

院生発表

同一空間にいるユーザーを対象とした
グループ楽曲推薦

2016/2/17 M2 鈴木潤一

目次

- 概要
- 関連研究
- 推薦手法
- 実験手法
- まとめ

目次

□ 概要

□ 関連研究

□ 推薦手法

□ 実験手法

□ まとめ

お詫びと訂正

❑ 修士論文に掲載した数式に誤りがありました。

発表スライドには訂正した数式で実験をやり直した
結果を反映させております。

概要

同一空間にいるユーザーを対象とした グループ楽曲推薦

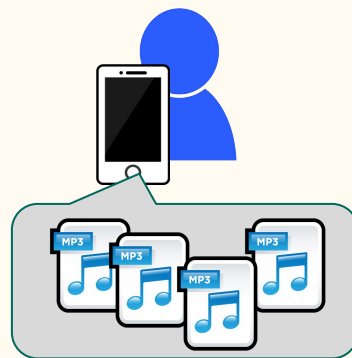
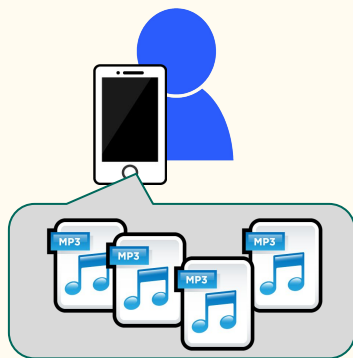
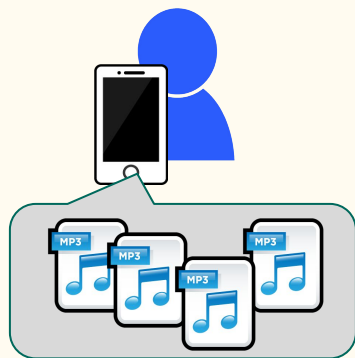
想定しているシチュエーションと目的

- 同じ場所に集まって音楽を楽しむ(ドライブ, パーティー)
- 個々の所有するデバイスから全員の嗜好を考慮した楽曲リストの生成, 自動再生

概要

複数人が集まるシチュエーション

- ユーザーそれぞれ聴きたい楽曲をデバイスに格納している
- デバイスには**楽曲データ**や**楽曲の再生回数**が記録されている



選曲をする際はスマートフォンから**楽曲**を再生

概要：問題点

パーティーやドライブにおいて

主に使用する楽曲は複数のデバイスに格納された楽曲



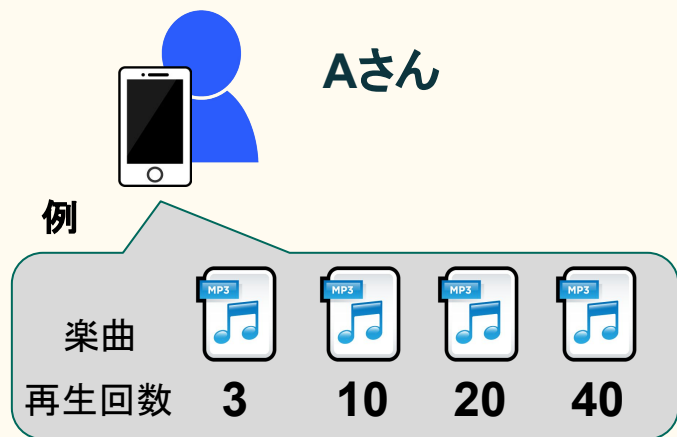
ユーザーによって音楽の嗜好が異なる

個々人聴きたい曲やアーティストがある

全員の嗜好を満たす選曲は手間や時間を要する
自動的に行われるのが望ましい

概 要：本研究のアイデア

仮説1：ユーザーの再生回数が多いと期待度が高い



期待度

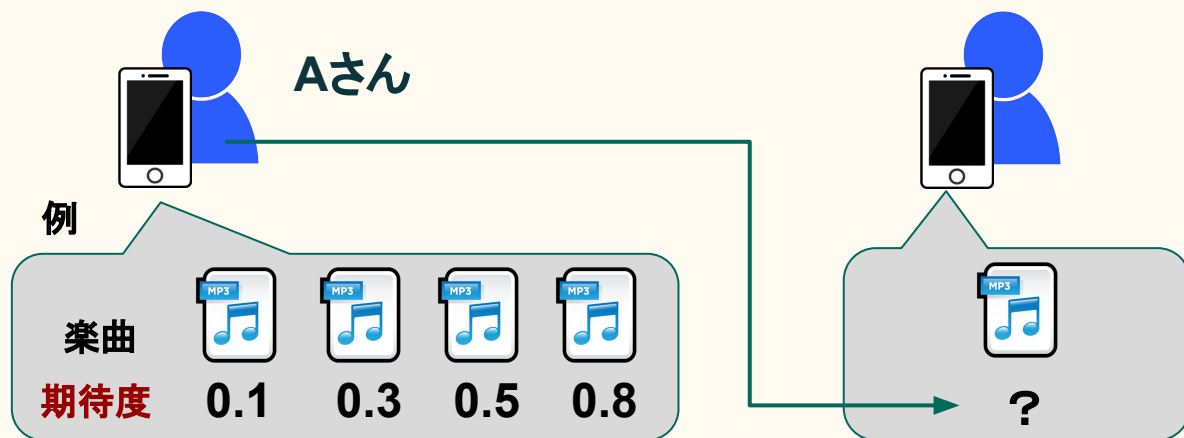


再生されたら嬉しい度合い

再生回数に応じて「楽曲が再生されたら嬉しい」度合い**期待度**を推測

概 要：本研究のアイデア

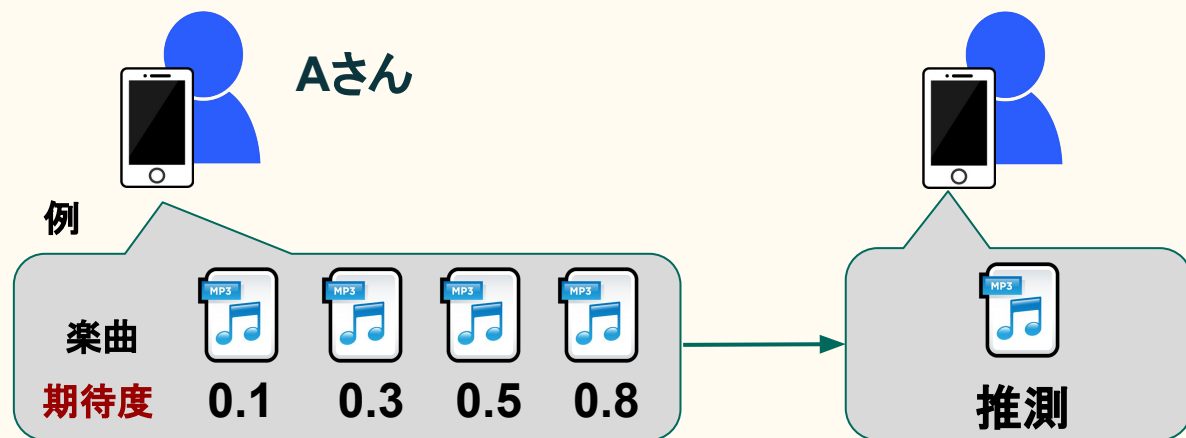
Aさんの所持していない楽曲について



Aさんの再生回数が付与されていない楽曲は
Aさんに対して「どの楽曲が再生されたら嬉しい」か**分からない**

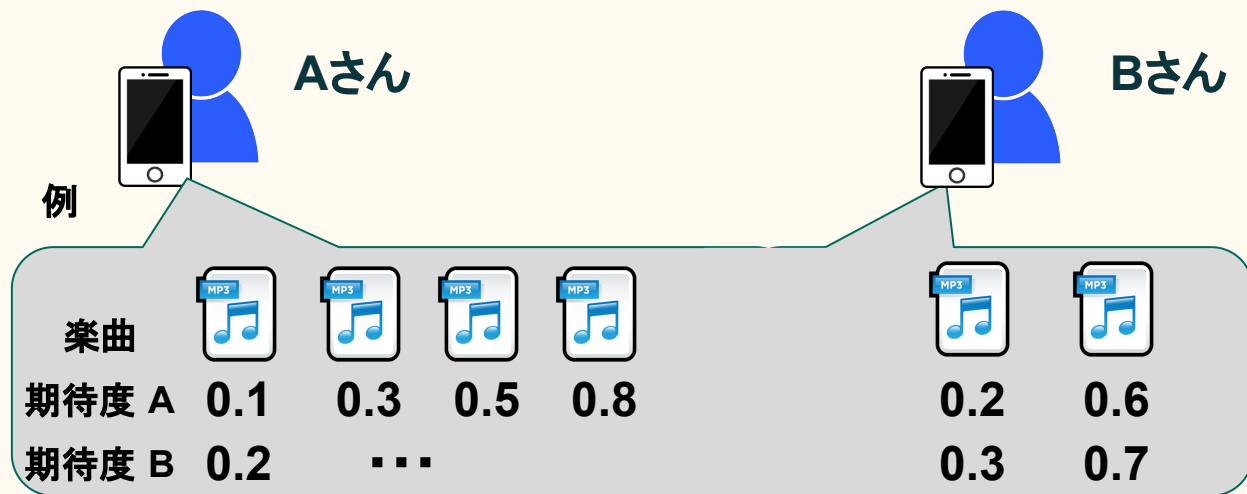
概 要：本研究のアイデア

仮説2：類似する曲は期待度も類似する



楽曲間の似ている度合いからAさんの所持していない楽曲に対して期待度を推測する

概要：本研究のアイデア



全員のデバイスに記録されているデータから
全員の期待度が高い楽曲リストの生成ができる

関連研究

- 概要
- **関連研究**
- 推薦手法
- 実験手法
- まとめ

関連研究: グループ楽曲推薦

More than the Sum of its Members: Challenges for Group Recommender System

A.jameson [**ACM, 2004**]

- ❑ PCやサーバなどの1箇所に全員の楽曲を統合
- ❑ 一人ひとり再生された楽曲を評価 & 嗜好情報を蓄積
- ❑ 蓄積データからプレイリストの生成

関連研究: グループ楽曲推薦

MusicFX: An Arbiter of Group Preferences for Computer Supported Collaborative Workouts

Joseph F. McCarthy [ACM, 2000]

- ❑ フィットネスジム内にいる複数ユーザーの音楽嗜好を考慮した選曲
- ❑ ユーザーの楽曲の嗜好を事前に調査
- ❑ 蓄積データからプレイリストの生成

関連研究: グループ楽曲推薦

Democratic Music Choice in a Public Space Kenton O'Hara Matthew Lipson

jukola [2004 ACM]

- ❑ パーティーやBARの店内において客がサーバーに楽曲をアップロード
アップロードされた楽曲が店内で再生される
- ❑ 再生された楽曲に「好き、嫌い」を投票
- ❑ 投票データを基にリアルタイムにプレイリストを変化させる

関連研究 : まとめ

関連研究では

楽曲評価データを蓄積・事前調査してから推薦

事前調査が困難な場合や

複数人が集まってから評価の蓄積を行う事は時間を要する

本研究では

以下のデータから期待度を推測する

- デバイス内の楽曲再生回数
- 楽曲間の類似度

推測した期待度を基にグループ推薦

推薦手法

- 概要
- 関連研究
- 推薦手法**
- 実験手法
- まとめ

推薦手法

複数ユーザーの期待度の推測

推測手順は大きく分けて2つ

自身の所持楽曲

端末内の再生回数から
期待度の推測



未所持楽曲

所持楽曲の期待度と類似度から
期待度の推測

仮説1を用いて推測

仮説2を用いて推測

推薦手法

複数ユーザーの期待度の推測

推測手順は大きく分けて2つ

自身の所持楽曲

端末内の再生回数から
期待度の推測

仮説1を用いて推測

未所持楽曲

所持楽曲の期待度と類似度から
期待度の推測

仮説2を用いて推測

仮説1: ユーザーの再生回数が多いと期待度が高い

推薦手法:所持楽曲の期待度

仮説1:ユーザーの再生回数が多いと期待度が高い

ユーザー u_i が v 曲所持している時 u_i の所持楽曲を $M_{(u_i)} = \{m_{(u_i,1)}, m_{(u_i,2)}, \dots, m_{(u_i,v)}\}$

楽曲 $m_{(u_i,n)}$ の再生回数を $F(m_{(u_i,n)})$ 、所持楽曲の期待度 $W(m_{(u_i,n)})$ について

正規化を行う2式を提案する

式(1)
$$W(m_{(u_i,n)}) = 1 - \frac{1}{F(m_{(u_i,n)})^\alpha}$$

式(2)
$$W(m_{(u_i,n)}) = \left(\left(\frac{1}{1 + e^{-\beta \times F(m_{(u_i,n)})}} \right) - 0.5 \right) \times 2$$

推薦手法

複数ユーザーの期待度の推測

推測手順は大きく分けて2つ

自身の所持楽曲

端末内の再生回数から
期待度の推測



未所持楽曲

所持楽曲の期待度と類似度から
期待度の推測

仮説1を用いて推測

仮説2を用いて推測

推薦手法

複数ユーザーの期待度の推測

推測手順は大きく分けて2つ

自身の所持楽曲

端末内の再生回数から
期待度の推測

仮説1を用いて推測



未所持楽曲

所持楽曲の期待度と類似度から
期待度の推測

仮説2を用いて推測

仮説2：類似する曲は期待度も類似する

推薦手法: 楽曲間類似度

楽曲間の類似度の計測

1. 音響類似度 : 楽曲データによる楽曲単位の類似度

メル周波数ケプストラム係数 (MFCC) を用いた楽曲間の類似度を求める

E. Pampalk: Computational Models of Music Similarity and their Application in Music Information Retrieval
Doctoral Thesis, Vienna University of Technology, Austria, March 2006.

2. アーティスト類似度 : アーティスト情報によるアーティスト単位の類似度

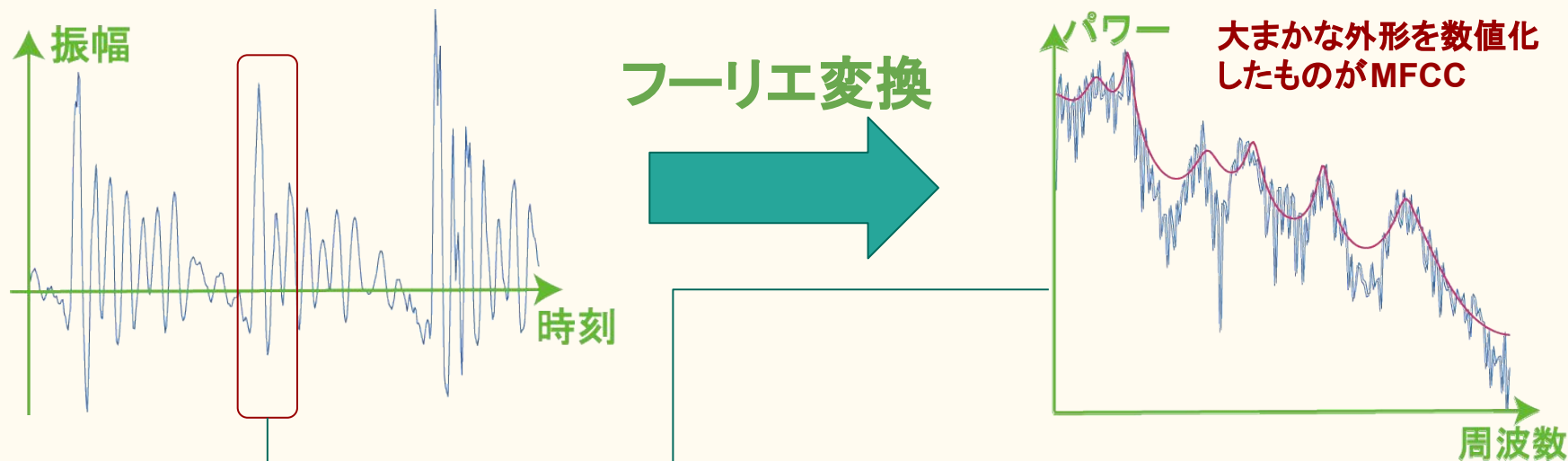
アーティスト間の類似度

Last.fm API を使用

推薦手法: 楽曲間類似度

1. 音響類似度

MFCC: スペクトルの概形を表すパラメータ→音色

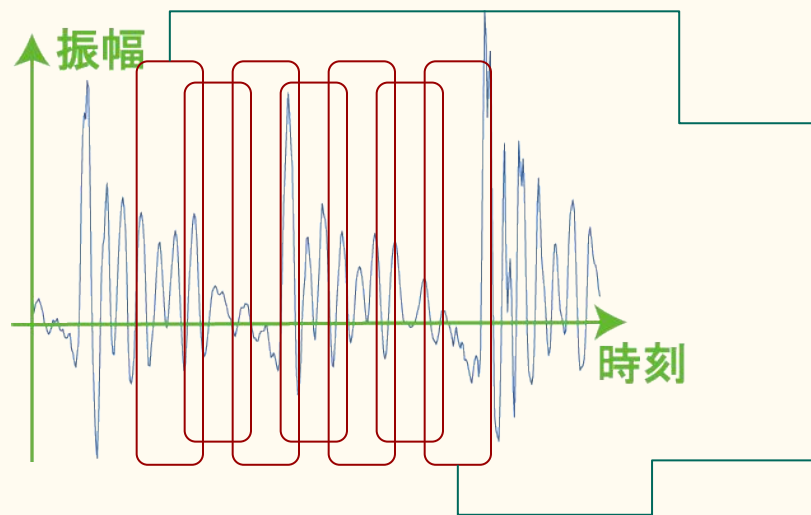


推薦手法: 楽曲間類似度

1. 音響類似度

MFCC

スペクトルの概形を表すパラメータ→音色



曲の中間30秒部分のMFCC抽出

1	2.03	...	...	0.13	80
:					
:					
:					
3000	1.02	...	...	0.31	91

推薦手法: 楽曲間類似度

1. 音響類似度

MFCCが似ていたら楽曲の音色も似ている

EMD(Earth Mover's Distance)を用いて楽曲間距離を計算

楽曲1 mfcc

1	2.03	...	...	0.13	80
:					
:					
:					
3000	1.02	...	...	0.31	91

比較



楽曲2 mfcc

1	-3.11	...	...	0.07	61
:					
:					
:					
3000	4.28	...	...	2.98	70

推薦手法: 楽曲間類似度

1. 音響類似度

楽曲 $m_{(u_i,k)}$ 、 $m_{(u_i,l)}$ 間の楽曲間距離を $D(m_{(u_i,k)}, m_{(u_i,l)})$
類似度を $\underset{MFCC}{\text{Similarity}}(m_{(u_i,k)}, m_{(u_i,l)})$ とするとき

音響類似度を以下の様に定義する

$$\underset{MFCC}{\text{Similarity}}(m_{(u_i,k)}, m_{(u_i,l)}) = \frac{1}{1 + D(m_{(u_i,k)}, m_{(u_i,l)})}$$

推薦手法: 楽曲間類似度

2. アーティスト類似度



Last.fm API

- 指定したアーティストの類似アーティストを100件取得
 - アーティスト名
 - アーティスト類似度(0~1の値)

Last.fm APIを用いてアーティスト間の類似度を決定する

推薦手法: 楽曲間類似度

2. アーティスト類似度

楽曲 $m_{(u_i,k)}$ 、 $m_{(u_i,l)}$ のアーティストをそれぞれ $A(m_{(u_i,k)})$ 、 $A(m_{(u_i,l)})$

$m_{(u_i,k)}$ の類似アーティスト100件を $\mathcal{S}(A(m_{(u_i,k)}))$

類似度を $L(A(m_{(u_i,k)}), A(m_{(u_i,l)}))$ とするとき

アーティスト類似度 $\underset{\text{Artist}}{\text{Similarity}}(A(m_{(u_i,k)}), A(m_{(u_i,l)}))$ を以下の様に定義する

$$\underset{\text{Artist}}{\text{Similarity}}(A(m_{(u_i,k)}), A(m_{(u_i,l)})) = \begin{cases} 1 & A(m_{(u_i,k)}) = A(m_{(u_i,l)}) \\ L(A(m_{(u_i,k)}), A(m_{(u_i,l)})) & (A(m_{(u_i,l)})) \in \mathcal{S}(A(m_{(u_i,k)})) \\ 0.01 & (else) \end{cases}$$

推薦手法: 楽曲間類似度

楽曲間類似度

楽曲 $m_{(u_i, k)}$ 、 $m_{(u_i, l)}$ について

音響類似度 $\underset{MFCC}{\text{Similarity}}(m_{(u_i, k)}, m_{(u_i, l)})$

アーティスト類似度 $\underset{Artist}{\text{Similarity}}(A(m_{(u_i, k)}), A(m_{(u_i, l)}))$

楽曲間類似度 $\text{Similarity}(m_{(u_i, k)}, m_{(u_j, l)})$ とするとき

以下のように統合する

$$\underset{MFCC}{\text{Similarity}}(m_{(u_i, k)}, m_{(u_j, l)}) = \underset{MFCC}{\text{Similarity}}(m_{(u_i, k)}, m_{(u_j, l)}) \times \underset{Artist}{\text{Similarity}}(m_{(u_i, k)}, m_{(u_j, l)})$$

推薦手法:期待度の推測

未所持楽曲に対する期待度の推測

ユーザー U_i が v 曲所持している時 U_i の所持楽曲を $M_{(u_i)} = \{ m_{(u_i,1)}, m_{(u_i,2)}, \dots, m_{(u_i,v)} \}$

ユーザー U_j が z 曲所持している時 U_j の所持楽曲を $M_{(u_j)} = \{ m_{(u_j,1)}, m_{(u_j,2)}, \dots, m_{(u_j,z)} \}$

ユーザー U_i の楽曲 $m_{(u_j,q)}$ に対する期待度 $R(u_i, m_{(u_j,q)})$ について

$m_{(u_j,q)} \notin M_{(u_i)}$ を満たすとき

$$R(u_i, m_{(u_j,q)}) = \frac{\sum_{k=1}^n W(m_{(u_i,k)}) \times \text{Similarity}(m_{(u_i,l)}, m_{(u_j,q)})}{\sum_{l=1}^n \text{Similarity}(m_{(u_i,l)}, m_{(u_j,q)})}$$

$m_{(u_j,q)} \in M_{(u_i)}$ を満たすとき

$$R(u_i, m_{(u_j,q)}) = W(m_{(u_j,q)})$$

推薦手法: アプリケーション

提案する手法について Android端末上で動作するアプリケーションを作成

一人で音楽を聴くシチュエーション

- 日常的に音楽をAndroidデバイスで聴取, 再生回数が記録されている
- 楽曲類似度の特徴量MFCCと類似アーティストの取得はその際に取得しておく

推薦手法: アプリケーション

提案する手法について Android端末上で動作するアプリケーションを作成

複数人が同じ場に集まり音楽を聴くシチュエーション

- ❑ 周辺の同一アプリケーションを最大6端末までBluetoothでグループ化
- ❑ 自動でグループ化し、データのやり取りが可能な状態にしておく
- ❑ 一台が親機となり所持楽曲情報や、類似楽曲特徴量を収集する
- ❑ 親機は収集したデータから楽曲リストを生成し楽曲の再生を行う

3分程のデモ

実験

- 概要
- 関連研究
- 推薦手法
- 実験**
- まとめ

実験: 仮説1の検証

仮説1: ユーザーの再生回数が多いと期待度が高い

仮説1の検証の為に収集したデータセット(Last.fm)

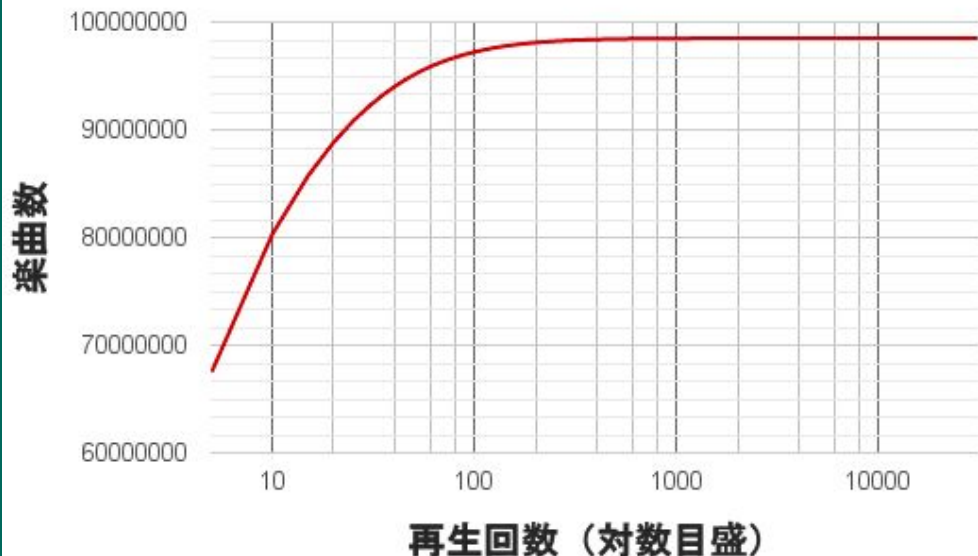
- ❑ 対象ユーザー: 楽曲評価経験のある10,201ユーザー
- ❑ ユーザーの再生履歴データ
再生履歴に出現した楽曲の回数を再生回数とする
- ❑ ユーザーの楽曲評価データ
「無反応」と「好き」の2段階評価データ

データセット例

楽曲	再生回数	評価
A	34	
B	2	好き

実験: 仮説1の検証

再生回数に対する楽曲数の累積度数分布



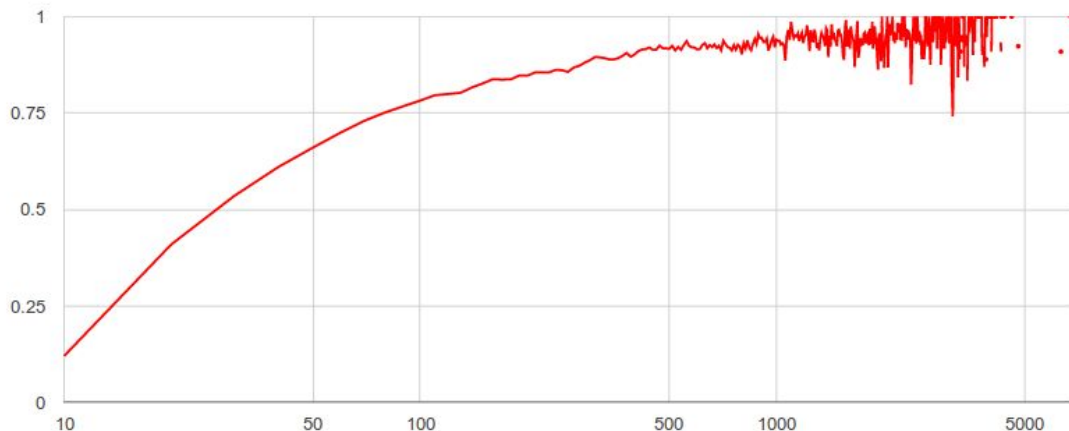
データセット(Last.fm)の詳細

- グラフ: 楽曲の再生回数に対する累積度数分布
Min 1 : Max 30,145
- 対象ユーザー: 10,201人
- 再生楽曲数: 98,504,128曲
- 最大再生回数: 30,145回

再生回数100を超える楽曲は極めて少ない

実験: 仮説1の検証

評価の割合



再生回数(対数目盛)

再生回数100を超えると評価率が75%に達する
再生回数1000を超えると評価率が80%に達する

楽曲に対する評価の割合は単調増加で100%に近似していく
仮説1は正しかったと結論付ける

検証結果

グラフ:

10再生区切りにした楽曲に対する評価の割合
10再生区切りの母数が10曲以下は不採用

対象ユーザー: 10,201人

再生楽曲数: 98,504,128曲

最大再生回数: 30,145回
内、母数10曲以上の場合 6720回

実験:仮説2の検証

仮説2：類似する曲は期待度も類似する

Music Recommendation Datasets for Research(500人の楽曲の再生履歴データ)を用いて再生楽曲が300曲以上の共通曲を所持する3人から成る118グループを用意

※仮説1で用いたデータとは異なる

例 1グループ目 楽曲 M1,M2,M3に対するユーザー A,B,Cの再生回数

	A	B	C
M1	20	42	424
M2	34	543	49
M3	234	13	54

※楽曲に対して全員の再生回数が既知なデータ

実験: 仮説2の検証

1. ユーザーの再生回数を期待度に変換(正解データ)
 2. 共通楽曲をランダムに3等分にし期待度をマスク
 3. ユーザーの期待度を推測(推測データ)
- ❑ ユーザーの正解データと推測データの期待度の相関を調べる
 - ❑ 相関関係があるならば仮説2は正しかったと言える

例 1グループ目 ユーザー A, B, C の楽曲 M1, M2, M3に対する期待度

正解データ

	A	B	C
M1	0.43	0.8	0.4
M2	0.54	0.22	0.6
M3	0.235	0.31	0.36



推測データ

	A	B	C
M1	0.43	推測0.7	推測0.2
M2	推測0.8	0.22	推測0.5
M3	推測0.1	推測0.2	0.36

実験:仮定 2の検証

1. ユーザーの再生回数を期待度に変換(正解データ)
 2. 共通楽曲をランダムに3等分にし期待度をマスク
 3. ユーザーの期待度を推測(推測データ)
- ❑ ユーザーの正解データと推測データの期待度の相関を調べる
 - ❑ 相関関係があるならば仮説2は正しかったと言える

例 1グループ目 ユーザー A, B, C の楽曲 M1, M2, M3に対する期待度

正解データ

	A	B	C
M1	0.43	正解0.8	正解0.4
M2	正解0.54	0.22	正解0.6
M3	正解0.23	正解0.31	0.36



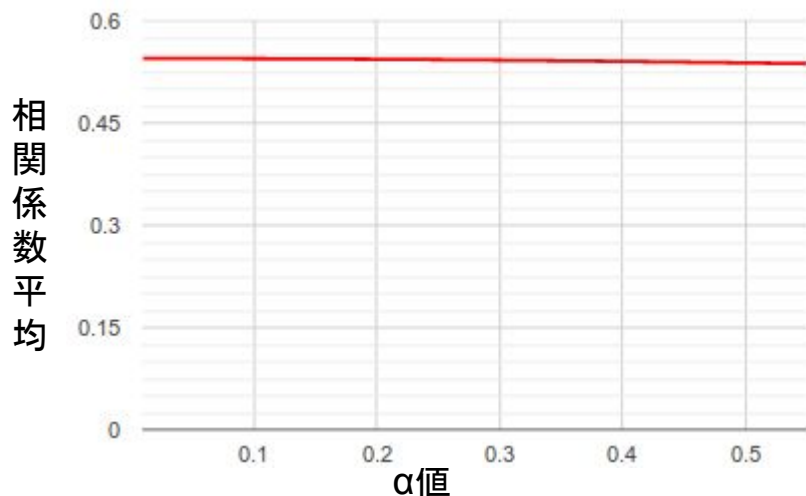
推測データ

	A	B	C
M1	0.43	推測0.7	推測0.2
M2	推測0.8	0.22	推測0.5
M3	推測0.1	推測0.2	0.36

実験結果:式(1)を用いた場合

$$\text{式(1)} \quad W(m_{(u_i,n)}) = 1 - \frac{1}{F(m_{(u_i,n)})^\alpha}$$

ユーザー毎の推測データと正解データの相関係数の平均



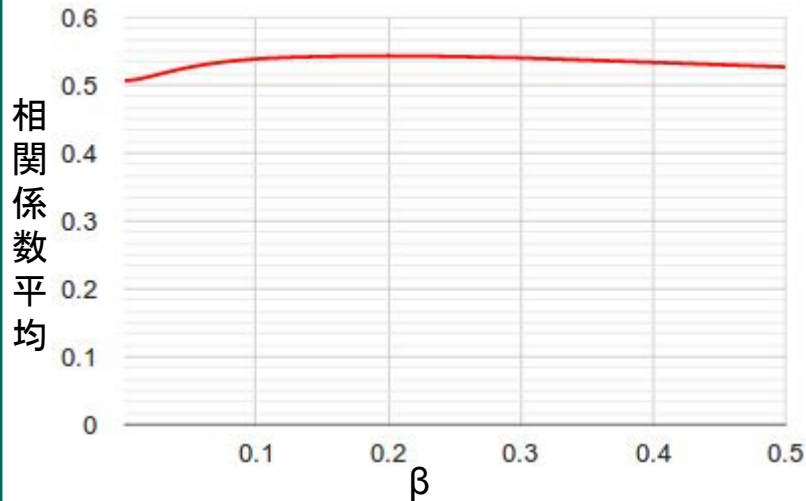
グループ数	ユーザー数	推測した期待度と正解データとの相関係数平均(最大値)
		α=0.01
118	354	0.544

式(1)の場合α値が0.01の時
相関係数平均が0.544と最も高い

実験結果:式(2)を用いた場合

$$\text{式(2)} \quad W(m_{(u_i,n)}) = \left(\left(\frac{1}{1+e^{-\beta \times F(m_{(u_i,n)})}} \right) - 0.5 \right) \times 2$$

ユーザー毎の推測データと正解データの相関係数の平均

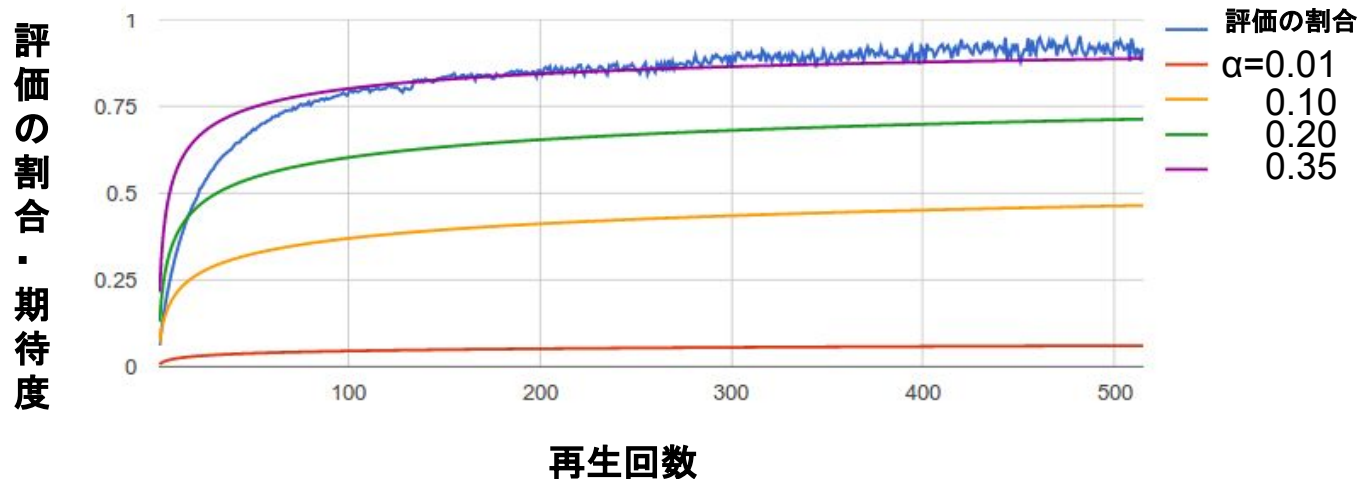


グループ数	ユーザー数	推測した期待度と正解データとの相関係数平均(最大値)
		$\beta=0.205$
118	354	0.543

式(2)の場合 β 値が0.205の時
相関係数平均が0.543と最も高い

実験: 仮定 2 についての検証

1再生回数に対する評価の割合と式(1)によるカーブフィッティング



α 値	0.01	0.1	0.2	0.35
相関係数平均	0.54473	0.54443	0.54356	0.54134

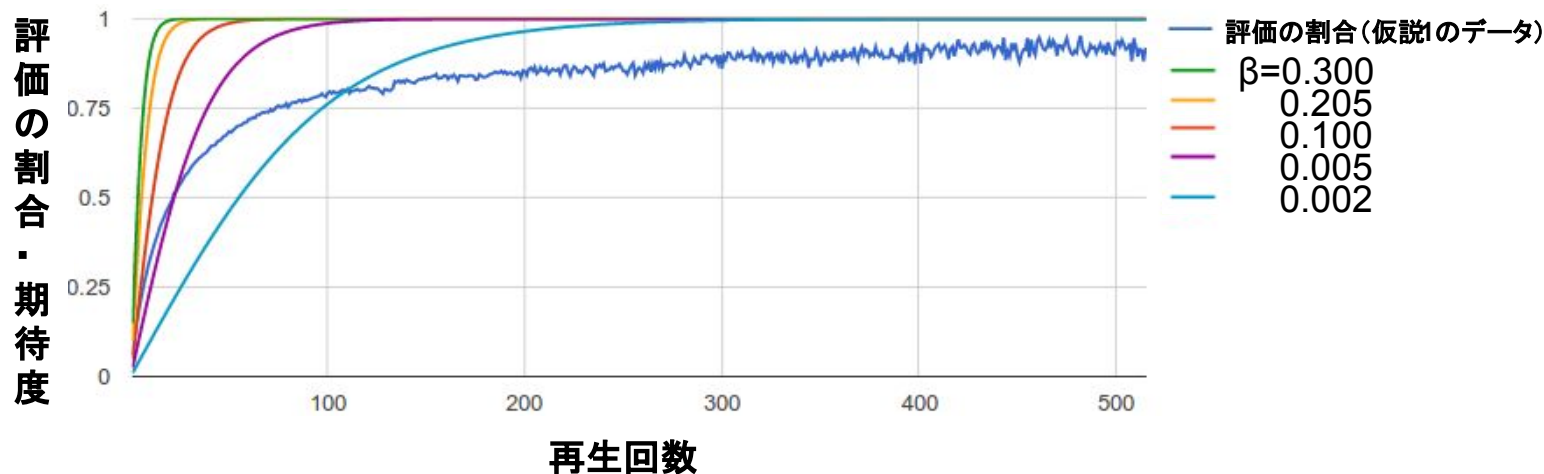
式(1)
 1再生回数毎の評価
 ついて、楽曲数の
 減少により、楽曲
 で打ち切るとする

α 値が**0.01**の時
 最も精度が良い

$$I = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (u_i, n)$$

実験: 仮定 2 についての検証

再生回数に対する評価の割合と式(2)によるカーブフィッティング



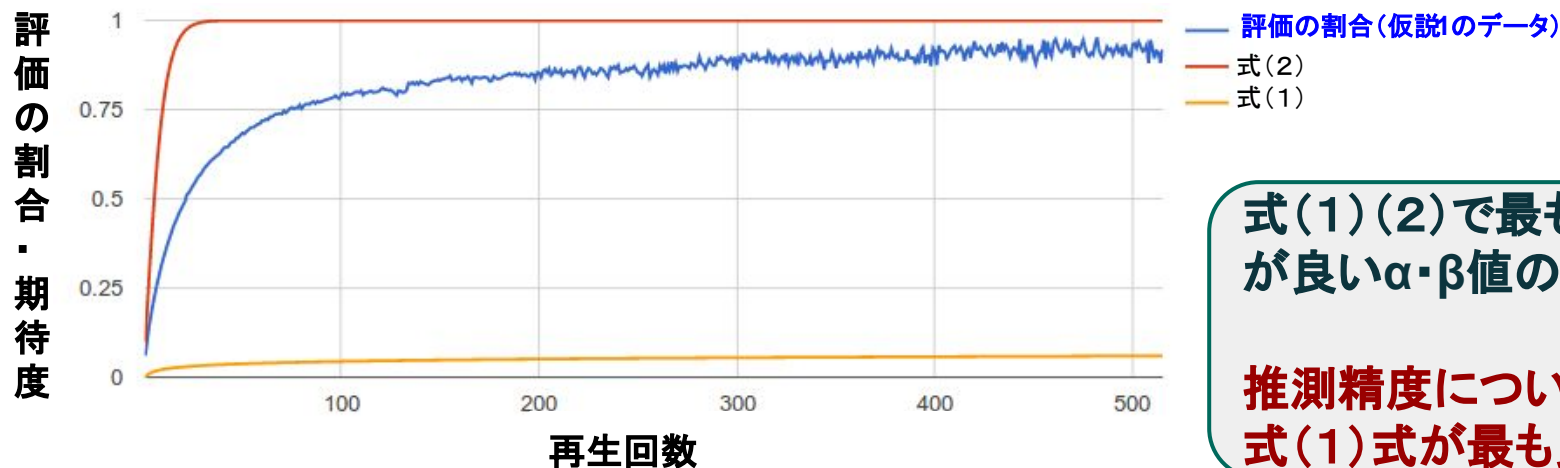
β 値	0.3	0.205	0.1	0.05	0.02
相関係数平均	0.5399	0.54295	0.5383	0.5261	0.5124

式(2)

$$W(m_{(u_i, n)}) = \left(\left(\frac{1}{1 + e^{-\beta \times F(m_{(u_i, n)})}} \right) - 0.5 \right) \times 2$$

実験手順:仮定 2 についての検証

再生回数に対する評価の割合と式(1)(2)によるカーブフィッティング



式(1)(2)で最も精度
が良い $\alpha \cdot \beta$ 値のグラフ

推測精度について
式(1)式が最も良い

式	(1) $\alpha=0.001$	(2) $\beta=0.205$
相関係数平均	0.5399	0.54295

式(1)

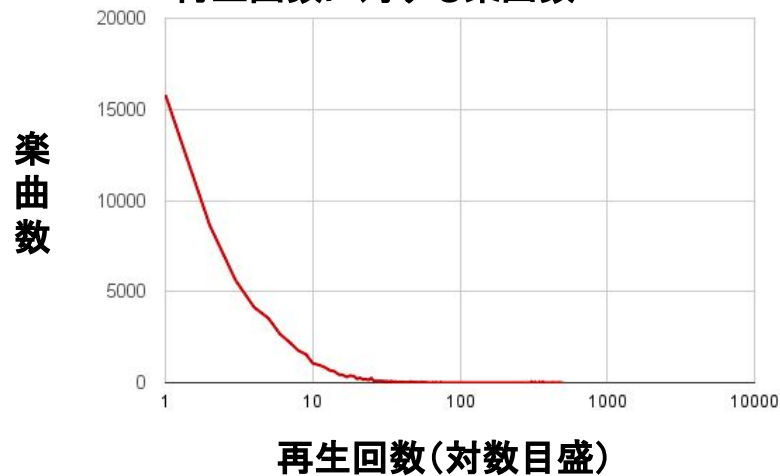
$$W(m_{(u_i,n)}) = 1 - \frac{1}{F(m_{(u_i,n)})^\alpha}$$

式(2)

$$W(m_{(u_i,n)}) = \left(\left(\frac{1}{1 + e^{-\beta \times F(m_{(u_i,n)})}} \right) - 0.5 \right) \times 2$$

実験手順:仮定 2 についての検証

グループ生成後のユーザーの
再生回数に対する楽曲数

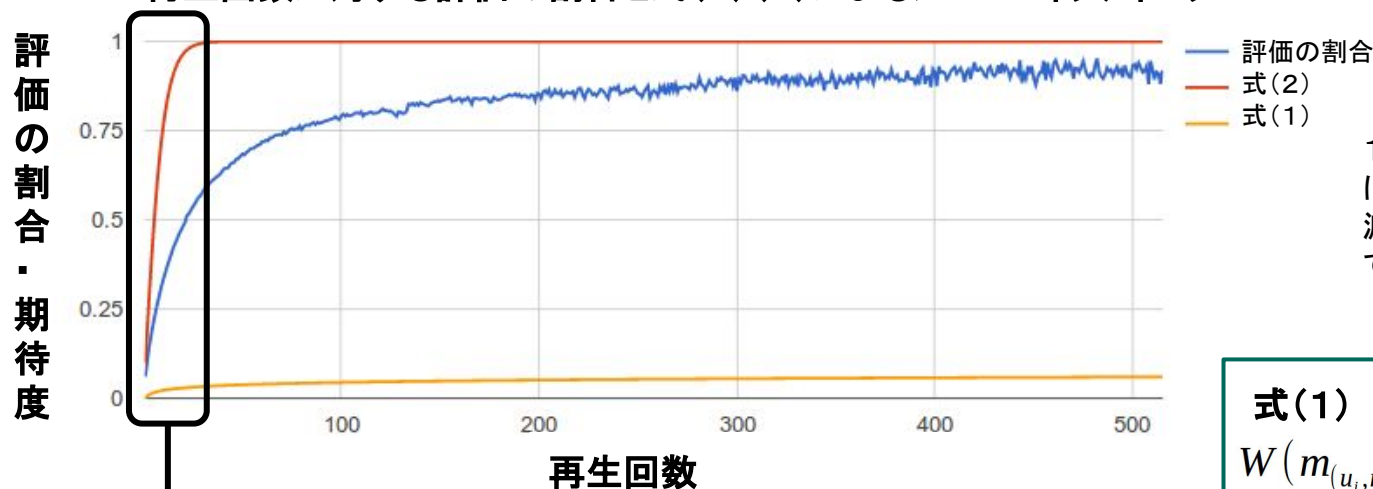


3ユーザーのグループの生成について

- ❑ グループは300曲以上楽曲が共通なユーザー
- ❑ 再生回数が10再生回数を超えると楽曲数が極端に少なくなる

実験手順:仮定 2 についての検証

再生回数に対する評価の割合と式(1)(2)によるカーブフィッティング



1再生回数毎の評価の割合について、楽曲数の母数の減少により、楽曲数の500回で打ち切るとする

式(1)

$$W(m_{(u_i,n)}) = 1 - \frac{1}{F(m_{(u_i,n)})^\alpha}$$

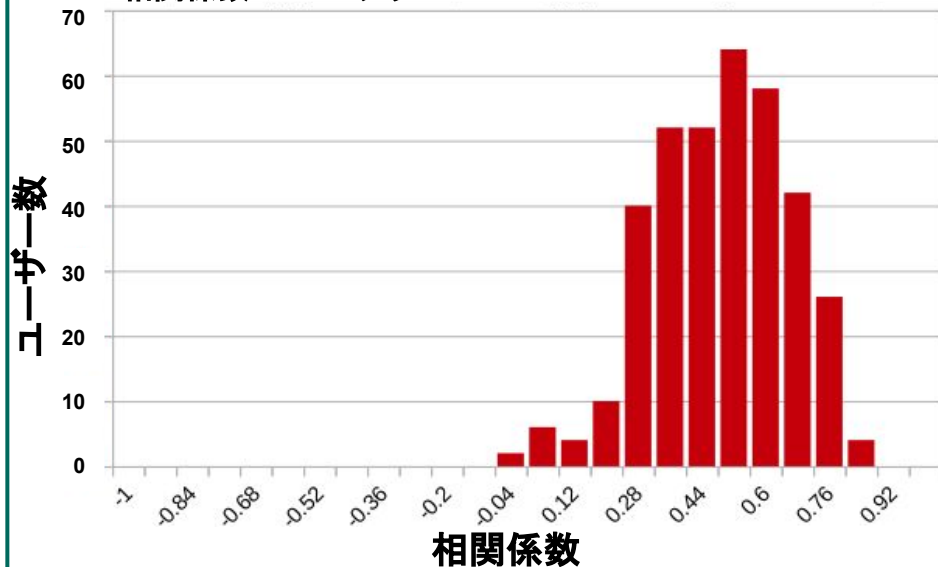
再生回数が1~15回の楽曲に対して正規化が大きく反映されている

式(2)

$$W(m_{(u_i,n)}) = \left(\left(\frac{1}{1 + e^{-\beta \times F(m_{(u_i,n)})}} \right) - 0.5 \right) \times 2$$

実験手順: 仮定 2 についての検証

ユーザー毎の推測データと正解データの
相関係数のヒストグラム



仮説2：類似する曲は 期待度も類似する

最も精度が良かった式(1)について

118グループ354ユーザー毎の正解データと
推測データの相関係数に対するヒストグラム

正の相関関係があるユーザーは 346人

負の相関関係があるユーザーは 8人

正の方法に相関関係があるといえる

仮説2について**類似する曲は期待度も類似する**傾向がある

音楽嗜好の推測

- 概要
- 関連研究
- グループ推薦の下準備
- グループ推薦
- 実験手法
- まとめ**

今後の課題

推薦手法の検討とアプリケーションの開発を行った

以下の内容については今後の課題である



所持楽曲に対する
期待度の推測



未所持楽曲に対する
期待度の推測



期待度の統合



楽曲リストの生成
楽曲の再生

1. 推薦手法について

ユーザー期待度の統合は積で行っている
他の手法は未検討

2. 曲順を考慮したプレイリストの検討

期待度の統合し値が大きい順に選曲している
曲の繋がりや、テンポ等を考慮も考慮すべき

3. アプリケーションのユーザビリティ評価

アプリの操作性、使い易さについて検討すべき

今後の課題

推薦手法の検討とアプリケーションの開発を行った

以下の内容については今後の課題である



所持楽曲に対する
期待度の推測



未所持楽曲に対する
期待度の推測



期待度の統合



楽曲リストの生成
楽曲の再生

1. 推薦手法について

ユーザー期待度の統合は積で行っている
他の手法は未検討

2. 曲順を考慮したプレイリストの検討

期待度の統合し値が大きい順に選曲している
曲の繋がりや、テンポ等を考慮も考慮すべき

3. アプリケーションのユーザビリティ評価

アプリの操作性、使い易さについては未検討

今後の課題

推薦手法の検討とアプリケーションの開発を行った

以下の内容については今後の課題である



所持楽曲に対する
期待度の推測



未所持楽曲に対する
期待度の推測



期待度の統合



楽曲リストの生成
楽曲の再生

1. 推薦手法について

ユーザー期待度の統合は積で行っている
他の手法は未検討

2. 曲順を考慮したプレイリストの検討

期待度の統合し値が大きい順に選曲している
曲の繋がりや、テンポ等を考慮も考慮すべき

3. アプリケーションのユーザビリティ評価

アプリの操作性、使い易さについては未検討

今後の課題

推薦手法の検討とアプリケーションの開発を行った

以下の内容については今後の課題である



所持楽曲に対する
期待度の推測



未所持楽曲に対する
期待度の推測



期待度の統合



楽曲リストの生成
楽曲の再生

1. 推薦手法について

ユーザー期待度の統合は積で行っている
他の手法は未検討

2. 曲順を考慮したプレイリストの検討

期待度の統合し値が大きい順に選曲している
曲の繋がりや、テンポ等を考慮も考慮すべき

3. アプリケーションのユーザビリティ評価

アプリの操作性、使い易さについては未検討

まとめ

ユーザーの再生履歴と楽曲間類似度を用いて期待度の推測を行った

仮説1:「**ユーザーの再生回数が多いと期待度が高い**」

- ・再生回数に対して単調増加で評価率が増加

仮説1は正しい事が分かった

仮説2:「**類似する曲は期待度も類似する**」

- ・推測データと正解データに正の相関関係がある

仮説2についてはまだ完全の余地がある結果となった

修士業績一覧

2016年10月 Knowledge and Systems Engineering (IEEE-KSE 2016) 口頭発表

「A Bluetooth-Networked Music Player for Playing Musical Pieces Stored in Separate Devices」

鈴木 潤一, 北原 鉄朗(日本大学)

2016年6月 情報処理学会論文誌 エンタテインメントコンピューティング 特集 - テクニカルノート (日本語) 採録

「複数人が同一空間で音楽を聴くための選曲・再生システム」

鈴木 潤一, 北原 鉄朗(日本大学)

2016年3月 情報処理全国大会 口頭発表

「友人同士で好みの楽曲を聴かせ合うスマートフォン用ミュージックプレイヤー: 楽曲推薦手法の一改善」

鈴木 潤一, 北原 鉄朗(日本大学)

2015年10月 The International Society of Music Information Retrieval ポスター発表

「A Music Recommender for a Group of People」

鈴木 潤一, 末次 尚之, 北原 鉄朗(日本大学)

2015年9月 エンタテインメントコンピューティング2015 ポスター発表

「友人同士で好みの楽曲を聴かせ合うスマートフォン用ミュージックプレイヤー」

鈴木 潤一, 末次 尚之, 北原 鉄朗(日本大学)