# MALL:ライフログに基づく推薦機能を備えた ポータブル音楽プレイヤー

字野 愛\*1 伊藤 貴之\*1

MALL: Portable music player for recommendation system with life log

Ai Uno\*1, Takayuki Itoh\*1

Abstract -聞きたい曲を選ぶ際に、タイトルやアーティスト名などのメタデータから選ぶだけでなく、状況や環境(例えば、その日の出来事や天気、時間帯、場所など)に合った曲を選びたいときがある。これらの多くはライフログデータとして記録可能である。そこで本報告では、Android 端末を用いて収集したライフログデータから個人の選曲の傾向を把握し、それに従って楽曲を自動推薦するポータブル音楽プレイヤー MALL (Music Adviser with Life-Log) を提案する。本手法では前処理として、既に再生した楽曲のライフログ情報と特徴量を照合し、その相関性ルールを導出する。そして様々な状況において相関性ルールに該当する楽曲を抽出し、推薦を行う。また選曲傾向の把握を行うため、推薦結果を階層型データ可視化手法「平安京ビュー」を用いて一覧表示する。

Keywords: visualization, life log, music recommendation, association rules

#### 1 はじめに

音楽を選曲するときに多くの人は、タイトルやアーティスト名、ジャンルといったメタデータを読んでいる。それに対して、音楽の聞き方に関するアンケートを大学生236人に実施した結果、現在聞いている曲が季節や時節に合っていると感じることがあると回答した人は71%、時間帯に関しては62%、場所や天候に関しても半数以上であった。これらの結果から、選曲の際にその場の状況や環境に適合した楽曲を選びたい、という状況はよくあると考えられる。

しかし一方で、ポータブル音楽プレイヤーやスマートフォンの普及、それらのメモリの大容量化に伴い、個人が持ち歩く楽曲の数は増大している。それにより、鑑賞時の状況に合わせた楽曲のみを手早く探し出すのは必ずしも簡単ではないと考えられる。また、楽曲の数が膨大になると、どのような状況にどういった楽曲を選んだか、といった選曲傾向も把握しづらいと考えられる。

そこで我々は、状況や環境に適合した楽曲を自動推薦するシステムがあれば便利であると考える. 状況や環境の変化に作用するものとして、その日に起こった出来事はもちろん、天気や時間帯、

場所、その日のスケジュールなどが挙げられる.これらのほとんどは、ライフログデータとして記録することが可能である.そこで本研究では、ライフログから選曲の傾向を把握し、楽曲を自動推薦するシステムを構想する.このシステムが実現することで我々は、状況に合わせた楽曲の自動推薦はもちろん、今まで気づかなかった選曲傾向の把握や、他の人と特徴を見せ合うことで新たなコミュニケーションツールの一つになると期待する.

本報告ではライフログデータの収集機能を搭載した Android 用のポータブル音楽プレイヤーを紹介する. これは、ライフログを記録するうえで欠かせない外出時に音楽を聞く際、多くの人が使用しているものがスマートフォンやポータブル音楽プレイヤーであることから、そのようなポータブルデバイスで動作する Android アプリケーションでの実装を選んだ.

本研究のアイディアの妥当性を検証するための一手段として、収集したライフログに基づいた楽曲推薦結果の一覧可視化を行うことにより、これを用いて楽曲の自動推薦傾向を視覚的に把握した結果についても議論する.

<sup>\*1</sup> お茶の水女子大学大学院

<sup>\*1</sup> Ochanomizu University

### 2 関連研究

# 2.1 ポータブル音楽プレイヤー

ポータブル音楽プレイヤーはコンピュータと 比べてハードウェア上の制約が大きいため、選曲 のためのユーザインタフェースにも制約が大き い. そのような制約の中で、蓄積された大量の楽 曲の中からの選曲を支援する手法は活発に研究 されている.

その一例として Lyricon[1]は、歌謡曲を複数ア イコンで表現し、それを音楽プレイヤーのプレイ リスト等に表示することで, ビジュアルから直感 的に聴きたい音楽を選択させるユーザインタフ ェースである. Lyricon では歌詞を A メロ, サビ などのブロックごとに分割して形態素解析を適 用し,あらかじめ登録されたキーワードを歌詞か ら抽出する. そして, ブロックの内容を端的に表 現する単語に対応付けられたアイコン候補内か ら楽曲特徴に基づいて,候補画像の一つをアイコ ンに選ぶ. 以上の処理を全ブロックに適用し, 複 数のアイコンで 楽曲のイメージを表現する. ア イコン選択結果を図1に示す.このアイコン選択 結果を見ることで、ユーザは大量の曲の中から気 分に合った曲の選択を視覚的に実現できると考 えられる一方, 歌詞の無い楽曲, 例えばクラシッ ク楽曲などに対しては適用することができない という問題点もある.



図 1 Lyricon の実行結果(文献[1]より引用) Fig. 1 Lyricon (quoted from [1])

# 2.2 ライフログと連携した情報提示

ライフログを用いた研究は活発であるが、その中でも本報告に関連したものとして、スマートフォンから様々なライフログ情報を収集し、それらの関連性に基づいて情報を提示する手法[2]があ

る.この手法は例えば、よく行く場所から重要度 の高い場所を表示させる、といった用途に有効で ある.この場所の推薦を行った結果を図2に示す. 本研究はこの手法のような考え方を選曲支援に 特化したものと考えられる.

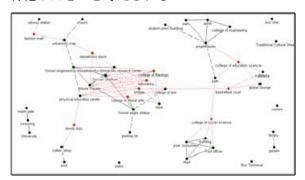


図2 場所の推薦例(文献[2]より引用)

Fig. 2 Recommendation of places (quoted from [2])

#### 2.3 平安京ビュー

本研究では、「平安京ビュー」[3]を用いてライフログによる楽曲推薦結果を可視化する. 図 3に平安京ビューでの可視化結果の一例を示す.

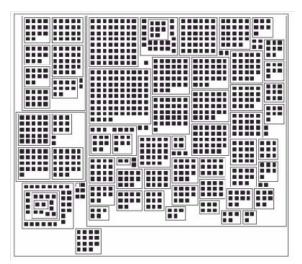


図 3 平安京ビューの可視化例 Fig. 3 HeiankyoView

平安京ビューは大規模階層型データに対する空間充填型の可視化手法である。平安京ビューでは、階層型データの葉ノードを長方形のアイコン、親ノードを長方形の枠で描画し、階層構造を長方形の枠とアイコンでの入れ子構造によって表現している。これらの長方形群を空間充填モデルに基づいて配置することで、階層型データ全体を一画面に表示する。

平安京ビューは、階層型データの葉ノードと親 ノード間の親子関係よりも、葉ノード群全てを一 画面表示することに主眼を置いた可視化手法で ある.

## 3 提案手法

提案手法では前処理として、各楽曲に対して音楽特徴量を抽出する.本報告ではこれを楽曲情報と呼ぶ.そして Android 端末で収集したライフログデータと楽曲情報から相関性ルールを導出し、このルールに沿って楽曲を推薦する.また推薦傾向把握のために、楽曲の推薦結果を可視化する.以下それぞれの手順について詳細を述べる.

#### 3.1 楽曲特徴量抽出

本研究では楽曲情報にオーディオファイルを想定し、全ての楽曲は音響処理による特徴量抽出が可能であることを前提とする. 現時点での我々の実装では、楽曲特徴量抽出ソフトウェアMIRtoolbox[4]を用いて、各楽曲に対して以下の8つの特徴量を抽出している.

抽出した特徴量をもとに,所持している曲に対して,曲名,その曲のアーティスト名,ジャンル,8つの楽曲特徴量を楽曲情報として csv ファイル形式で記録する.

表 1 本研究で用いる楽曲特徴量 Table 1 Musical features used for this study

楽曲特徴量	特徴量の意味
RMS energy	音量の平均値(二乗平均平方根)
Tempo	テンポ
Rolloff	全体の 85%を占める低音域の
	割合
Brightness	高音域(1500Hz 以上)の割合
Roughness	不協和音の多さを示す値
Spectral irregularity	曲の変化の大きさ
Inharmonicity	根音に従っていない音の量
Mode	major と minor の音量の差

# 3.2 ライフログデータ収集

本研究では、ポータブル音楽プレイヤー等で音楽を鑑賞している人が、その曲が現在の状況に合っていると感じたら所定のボタンを押し、システムはその時点でのライフログ情報と一緒にその

曲を記録する、というような処理手順を想定する. 家の中のみならず、外出時も含めた環境の中で、 我々が日常的に音楽を聞く際に使っているデバ イスとして、ポータブル音楽プレイヤーやスマー トフォンが考えられる. そこで我々は、ライフロ グ情報を収集するために使用するデバイスとして Android 端末を選択した. そしてライフログ情 報の収集を Android 端末上で動作するアプリケーションとして開発した.

このアプリケーションの動作例を図4に示す. このアプリケーションは,起動させると最初にアルバムを選択する画面が現れ,そのうちの一つを選択すると今度はそのアルバムに含まれる楽曲のリストを表示する.そして,その楽曲のリストの中から選択することで特定の楽曲を再生するという仕組みになっている. GUI として再生・一時停止,早送り,巻き戻しのボタンに加え,楽曲の再生位置を示すバーを設置した.



図4 Android アプリケーションの動作例

Fig. 4 Snapshot of the Android application

ここまではよくある音楽プレイヤーのアプリケーションとなんら変わりないが、本研究ではこれにライフログ情報を収集するための機能を付加させている。図4の右下にある鉛筆のマークがついたボタンがライフログ情報を記録するためのボタンである。このボタンを音楽再生中に押すことによって、押した瞬間の日付、曜日、時間、その時聞いていた曲名、その曲のアーティスト名を記録することができる。現段階の我々の実装ではライフログ情報記録ボタンにより場所と天気を記録することができないが、今後追加する予定である。

記録されたライフログ情報は Android 端末のSD カード内に csv ファイル形式で自動的に保存

され、記録が蓄積されるようになっている.

#### 3.3 相関性ルールの発見

続いて本手法では、3.1 節、3.2 節で収集した楽曲情報とライフログ情報との間の相関性ルール  $(A \rightarrow B)$  を求める。ここで、A は時間帯や季節といったライフログに関する等式または不等式を含む条件式を、B は楽曲特徴量やメタデータに関する等式または不等式を含む条件式を表す。相関性ルールを決めるにあたって以下の二つの数値、支持度と確信度をもとに計算する。

## • 支持度(support)

ライフログ条件と楽曲特徴量やメタデータの全ての組み合わせの中から A, B を含むルールが登場する頻度を以下の確率で算出する.

# P(A,B)

#### 確信度(confidence)

支持度だけでは、ルールの組み合わせの中に A が頻出する場合において値の信頼性が低くなるため、確信度を設ける. 確信度は A の条件のもと B が起こる確率を以下の式で算出する.

# P(B|A)

そして,支持度と確信度の双方が高い A,B の 組み合わせを相関性ルールとして選出し,この相 関性ルールに該当する楽曲をライフログ条件ご とに推薦する.現時点での我々の実装では経験的 に,支持度0.05以上,確信度0.7以上としている.

3.2 節で述べたライフログ情報を Android アプリケーションで音楽を聞きながら収集することが可能になったことから, リアルな相関性ルールの発見に役立てることができた.

## 3.4 楽曲の一覧可視化

相関性ルールの選出結果に基づき,平安京ビュー[3]を用いて楽曲を一覧可視化する.これにより,ライフログに記録された曲はもちろん,ライフログに記録されなかった曲も含めて,相関性ルールに合致した曲,合致しなかった曲を一覧表示できる.

楽曲の一覧可視化は,個人で収集したデータの

みを使えば個人の選曲傾向の把握に役立つ.また, 複数のユーザのライフログ情報を合体して選出 した相関性ルールを適用することもできる.これ により,複数のユーザによる選曲傾向の把握にも 役立てられる.複数のユーザからの可視化結果は 例えば,夜にライブを実施する際に夜にどのよう な楽曲を聞いている人が多いかを知りたい,ある いはヒーリング CD など特定の環境下で聞くよ うな CD を作る際に,その状況に好まれやすい楽 曲を入れたい,といったような場合に役立つと考 えられる.

## 4 実行結果

本章では、3.2 節で提案した Android アプリケーションを用いて個人で記録したライフログ情報に基づき、相関性ルールを算出し、可視化した結果を示す。

現段階での本研究の Android アプリケーションは音楽プレイヤーとして最低限の機能しか備えていないため、ライフログデータ収集のためには十分であるが、広く普及している他のアプリケーションを利用してきたユーザにとっては少々物足りないかもしれない、今後より多くのユーザにユーザテストを実施する際には機能の拡張を検討したい.

平安京ビューによるユーザ A の楽曲の一覧可 視化結果を図 5(左)に示す.この図では一番外側 の長方形の大きな枠で囲まれた中に小さな枠が あり、その中に楽曲を表す多数のアイコンが表示 されている.一番外側の枠はライフログ上で聞い た楽曲や相関性ルールによって推薦された楽曲 全てを含む枠である.その中の小さな枠はライフ ログ条件を表し、その条件ごとに曲が分類されて いる様を示す.ライフログ条件の枠の中にさらに 入れ子状で枠があり、これはライフログ条件ごと に選出された相関性ルールを示している.一覧可 視化結果の一部拡大図を図 5(右)に示す.

図 5(右)での外側の枠がライフログ条件,その 内側の枠が選出された相関性ルールを示している.その中に相関性ルールとマッチした楽曲がア イコンとして表示されている.ライフログに記録 されたものの、相関性ルールに合致しなかった、 という楽曲は内側の枠の外に表示されている.合 致したルール以外の特徴量で色分をすることで、 ルール内の楽曲を複数の特徴量間で比較することができる.

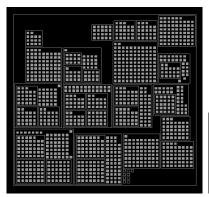




図 5 (左)一覧可視化結果 (右)一部拡大図 Fig. 5 (Left) Visualization result (Right) Enlarged part

楽曲を示すアイコンは楽曲特徴量やメタデー タで色分けが可能である. RMS energy で色分け した例を図6に示す.図6の左下部にピンクの太 線で示した2つの大きな枠の中のアイコンは,他 の枠の中のアイコンが赤から青まで散らばって いるのに比べ,水色から青色のアイコンでほとん どが構成されていることが一目でわかる.この青 色に近いというのは RMS energy の値が低いこと を表している.この値が低いと音量の変化に富ん でいることを意味し、アコースティックな楽器で 演奏された楽曲である可能性が高い.この二つの ライフログ条件を見てみると、"夕方"と"水曜" であった. ユーザAの生活リズムとして実際に, 夕方には落ち着いた楽曲を好んで聞いていたり, 水曜は所属楽団の練習日程の関係でクラシック 楽曲をよく聞いていたことから,このような結果 になったと考えられる.また、図6の真ん中の段 に紫色の太線で示した 2 つの枠は赤から緑のア イコンで構成されていることから, RMS energy が比較的高い楽曲が多い.この値が高いと音量が 大きい状態で一定であることを意味し,エレクト リックなポップスやロックの楽曲である可能性 が高い. この2つのライフログ条件は"朝"と"金 曜"であった. ユーザ A は金曜特有の選曲に関 して意識していなかったので、今まで気づかなか った選曲傾向の可能性の一つであると考えられ る.

他にもライフログ条件ごとに一つずつ見ていくだけでなく、朝から夕方にかけて複数の枠を順に見ていくと、時間がたつにつれ青色のアイコンが増えていく傾向も読み取れた。このことから、朝にはポップスのような楽曲を聞いていたのが、

夕方には次第にクラシック楽曲のような落ち着いた楽曲を好んで聞くという,時間変化に伴う選曲傾向も読みとることができ,可視化結果から様々な読み方が可能である.

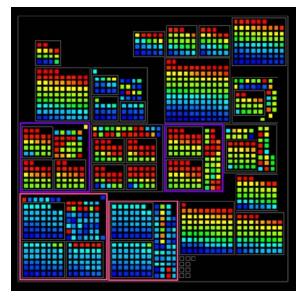


図 6 RMS energy で色分け Fig. 6 Colored by RMS energy

他に Tempo や Brightness で色分けした様子を 図 7, 図 8 に示す. RMS energy, Tempo, Brightness の3種類の特徴量での色分けを見ると"夕方"と "水曜"はどの場合においても色分けが似ている ことから,選曲傾向がよく似ていると推測するこ とができる. 実際に、"夕方"と"水曜"に合致 した相関性ルールを見てみると,複数のルールが 被っていたことから,この二つのライフログ条件 の選曲傾向が似ていることは数値からも示され た.他にも図7で強調された2つの部分も色の分 布がよく似ていたので,条件を調べてみると"秋" と"10月"であった.このことから,あるライ フログ条件を含むライフログ条件には,きちんと その中の傾向が反映されていることが分かった. このように,膨大な数の楽曲を一画面に可視化す ることで,ライフログ条件ごとの選曲傾向の把握 だけでなく,複数のライフログ条件間の選曲傾向 の把握を数値に頼らず視覚的に把握することが 可能になった.これにより,一日や一週間,また 季節の移り変わりなどでどのように選曲傾向が 変化していくかを読み取ることができるように なったと考えられる.

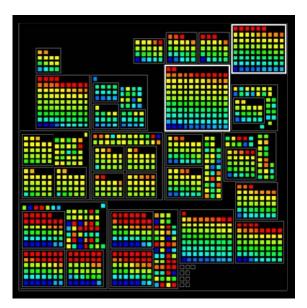


図7 Tempo で色分け

Fig. 7 Colored by Tempo

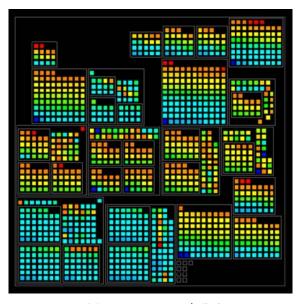


図 8 Brightness で色分け

Fig. 8 Colored by Brightness

また、別のユーザ B に約 2 か月間ライフログ情報を収集してもらい、そのデータを可視化した結果を図 9 に示す.この図は色分けを Brightness で行っている.図 8 と図 9 を見比べてみると、明らかにユーザ B のほうが全体的に明るい色のアイコンが多いことがわかる.ユーザ A は全般的に Brightness の値が様々な楽曲を聞いている、つまり Brightness の値が図 7 のユーザの選曲にとってあまり重要な意味を持たないといえる.これに対し、ユーザ B は Brightness の値が比較的高い曲

ばかりを聞くことから、ユーザ B の選曲には Brightness の値が重要であると考えられる. 実際、ユーザ A の聞いていた楽曲はジャンルや他の特 徴量の値も様々であったが、ユーザ B の聞いていた楽曲はほとんどがポップス曲であったり、RMS energy の値が中間の値をとる楽曲が多いことからユーザ A の選曲スタイルとは大きく異なっていた. この他にもユーザ B との差異は多く見受けられ、それぞれが重視している特徴量や選曲傾向を読み取ることができた.

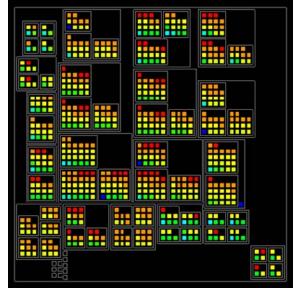


図9 Brightness で色分け(ユーザBの場合)

Fig. 9 Colored by Brightness (Result of User B)

## 5 まとめ

本報告では、ライフログに基づいて状況・環境に合う楽曲を自動推薦する手法と、そのためのライフログ情報収集を目的としたポータブル音楽プレイヤーを提案した。本手法により、Androidアプリケーションとして音楽を聞きながらボタンを押すという簡単な操作のみでライフログ情報を記録することが可能になった。これにより収集されたライフログ情報は、リアルな相関性ルールの発見に役立てることができた。

また自動推薦結果の一覧可視化結果について も議論した.これによる可視化結果から,今まで 気付かなかったような多様な選曲傾向や,他人の 選曲傾向を発見できたことを示した.

本研究のタイトル MALL は Music Adviser with Life-Log の略で、個人の生活に基づいてショッピングモールのように様々な音楽を提案するとい

うイメージに基づいて命名した.

今後の課題として,以下の機能の実装に着手したい.

- 相関性ルール選出のための支持度・確信度 の閾値の決定方法の改良.
- 場所と天気もライフログ情報記録ボタン により記録されるようにすること.
- 相関性ルールに基づいて推薦された楽曲 を,ライフログ条件ごとにプレイリストと して音楽プレイヤーに返す機能を付加す ること.

また、さらに多くのユーザに本研究の Android プリケーションを使ってもらい、収集したライフログ情報をもとにした楽曲推薦結果についても検証を進めたい.

一方で、1章に示したアンケートでは、現在聞いている曲が自分の感情に合っていると感じることがあると回答した人が93%にも達している。そこで長期的な課題として、感情に関する情報収集手段についても検討し、より多くの人が推薦結果に満足するシステムの構築を目指したい。

# 参考文献

- [1] 町田, 伊藤, Lyricon-複数アイコンの自動選択による楽曲構成の可視化-, 情報処理学会第 81 回音楽情報科学研究会, MUS81-18, 2009.
- [2] H. Yin et al. (Eds.): Extracting Meaningful Contexts from Mobile Life Log, IDEAL 2007, LNCS 4881, pp. 750-759, 2007.
- [3] 伊藤,山口,小山田:長方形の入れ子構造による 階層型データ可視化手法の計算時間および画面 占有面積の改善,可視化情報学会論文集,Vol.26, No.6, pp.51-61, 2006.
- [4] O. Lartillot, "MIRtoolbox", available from \(\lambda\ttp://www.jyu.fi/hum/laitokset/musiikki/en/researc\) h/coe/materials/mirtoolbox\(\rangle\) (accessed 2012-08-02).