

日常生活と音響特徴量にもとづく音楽推薦システムとその相関に関する検証

理学専攻 情報科学コース 黒子なるみ

1 はじめに

我々は満足度の高い音楽推薦システムを開発するために、これまで3つの研究を行なった。3つの研究のうち、本要旨では日常行動と音響特徴量の相関を検証した結果について述べる。

情報推薦システムにおいてアイテムの推薦時にその推薦理由を提示することは、推薦アイテムに対して説明性を持たせることにつながり、システム全体に対する信頼度の向上を期待できることから重要視されている。そこで我々も根拠のある推薦理由を提示し、説明性の高い楽曲推薦システムを開発することを目標として音楽推薦の研究を進めている。本論文では、日常行動と音響特徴量の関係性とユーザ間の選曲傾向の差異を可視化によって検証した結果を示す。

2 提案手法

2.1 アンケート

アンケートでは各日常行動に対する選曲を調査した。各日常行動は昨今の新型コロナウイルスの影響を鑑みて活動の場所を家に限定した。我々が採用した日常行動と、想定しているシチュエーションを表1に示す。本アンケートでは、2012～2013年にCDの売り上げが高かった50曲と、7つの日常行動のマトリクス形式で実施した。マトリクス形式にすることによって「聴きたい曲、聴きたくない曲、どちらでもない曲」の3段階で、日常行動と楽曲の全ての組み合わせに対して評価をしてもらった。

表 1: 日常行動一覧

日常行動	シチュエーション
食事	1人でご飯を食べている
入浴	湯船に浸かっている
掃除	荷物を片付けている
料理	ご飯を作っている
音楽鑑賞	ゆったりとしている
勉強	レポートを書いている
運動	筋トレをしている

また、本研究では音響特徴量解析ツール Librosa[1]を用いて各楽曲の音響特徴量を算出している。現段階で我々が採用している音響特徴量は、「テンポ、音量、明るさ」の3値である。

2.2 可視化① -近似曲線-

ユーザの選曲と音響特徴量との全体的な傾向を把握するために、近似曲線を採用する。音響特徴量をテンポとした可視化画面を図1に示す。

この可視化では、楽曲を横軸に沿って並べている。音響特徴量の値によって楽曲を左から右へ順にソートすることで、視認性の向上を図っている。また、横軸のプロット幅は楽曲の音響特徴量を正規化することで調節している。縦軸はそれぞれの行動において、各楽曲に対してアンケートで「聴きたい」を選択した被験者の割合を表している。

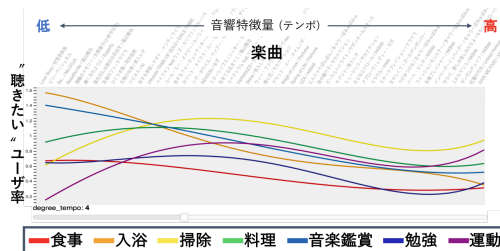


図 1: 近似曲線可視化画面

2.3 可視化② -Koala-

各ユーザの楽曲視聴傾向を把握するために、ネットワーク可視化手法 Koala[2]を拡張する形で採用する。日常行動を入浴とした可視化画面を図2に示す。

この可視化では、ユーザと楽曲の両方がノードとして描画されている。エッジは、2.1節で調査したアンケート項目のうち、可視化したい関係にもとづいて生成している。図2ではユーザが入浴中に「聴きたい」とした楽曲をエッジで結んでいる。また、Koalaはクラスタを単位として各ノードを画面に配置する。それぞれのクラスタは1) 選曲の共通性の高いユーザのノード、2) 鑑賞者の共通性の高い楽曲のノードで構成されている。さらに、ノードはユーザの属性および楽曲の音響特徴量で配色されている。

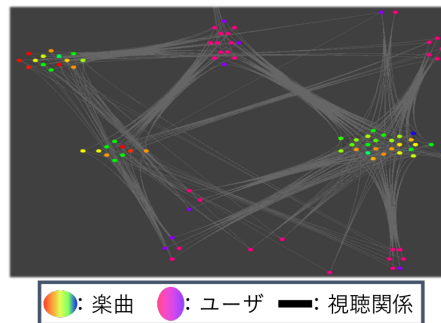


図 2: Koala 可視化画面

2.4 可視化③ -ヒートマップ-

各ユーザの選曲傾向を詳細に把握するために、ヒートマップを採用する。これによって、ユーザ間の選曲傾向の違いがあるのかを1曲単位で観察できる。日常行動を音楽鑑賞、音響特徴量をテンポとした可視化画面を図3に示す。

楽曲は横軸に沿って並べられている。2.2節の近似曲線と同様に、音響特徴量の値によるソートを適用している。ユーザは縦軸に沿って並べられている。ユーザに階層クラスタリングを適用することによって、選曲傾向が類似しているユーザが近くに配置されるように並び順を決定し、選曲傾向の視認性を向上させる。また、プロットの色には、2.1節のアンケート項目「聴きたい曲、聴きたくない曲、どちらでもない曲」の3段階の色を割り当てている。

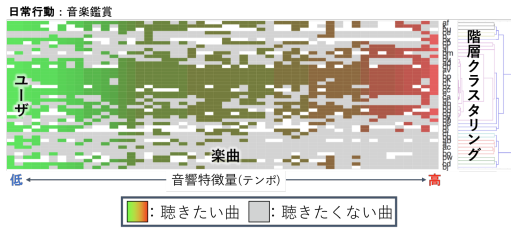


図 3: ヒートマップ可視化画面

3 実行例

3.1 近似曲線

2.2 節の手順で算出した曲線を用いて、各行動間の選曲傾向の類似性を分析した。次数を 1 にした可視化画面を図 4 に示す。1 つ目の選曲傾向は入浴と音楽鑑賞である。これらは、どちらも傾きが右下がりになっている。2 つ目の選曲傾向は食事と勉強と料理である。これらはいずれも傾きがなく水平である。3 つ目の選曲傾向は掃除と運動である。これらはどちらも傾きが右上がりになっている。

以上の分析を 3 つの音響特徴量の各々において施した結果、7 項目の日常行動は大きく 3 種類の選曲傾向に分類されることがわかった。入浴と音楽鑑賞には、スローテンポ・小音量・暗い曲調の楽曲が好まれる傾向にある。食事と勉強と料理には、音響特徴量による差異がほぼ見られない。掃除と運動は、アップテンポ・大音量・明るい曲調の楽曲が好まれる傾向にある。

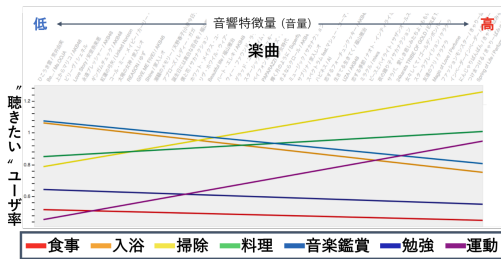


図 4: 次数 1 の近似曲線可視化画面

3.2 Koala

2.3 節の手順によって形成されたユーザーと楽曲のネットワークを観察し、ユーザーと楽曲の関係を分析した。ユーザーが「聴きたくない」とした楽曲をエッジで結んだ可視化画面を図 5 に示す。左図は日常行動を音楽鑑賞、音響特徴量をテンポ、右図は日常行動を運動、音響特徴量を音量を表している。左図の青丸部には、寒色系のプロットが集まっていることから、テンポが遅い楽曲がクラスタを形成していることを表している。日常行動が入浴、音響特徴量が明るさの場合も同様の結果が得られた。一方、右図の赤丸部には、暖色系のプロットが集まっていることから、音量が大きい楽曲のクラスタが形成されていることを表している。日常行動が掃除の場合も、同様の結果が得られた。

以上の分析結果から、日常行動によって重視されている音響特徴量に違いがあることがわかった。入浴と音楽鑑賞ではテンポと明るさを、掃除と運動では音量を選曲時に考慮する傾向にある。

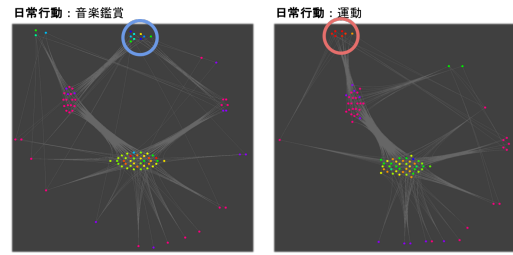


図 5: 音楽鑑賞・運動の Koala 可視化画面

3.3 ヒートマップ

2.4 節の手順で形成された階層クラスタリングとヒートマップをもとに、ユーザーの選曲について分析した。日常行動を音楽鑑賞、音響特徴量を音量とし、階層クラスタリングを適用した可視化画面を図 6 に示す。上側クラスターの可視化画面右側は、ユーザーが「聴きたい」とした楽曲が選択されていない。このようなクラスタは、入浴・音楽鑑賞・食事・勉強・料理の 5 つの日常行動において見られた。これらのクラスタに含まれるユーザー属性を調査した結果、楽器経験の有無と大きな関係があり、楽曲のテンポと明るさはどの日常行動を見ても楽器経験者の割合が非常に高いことがわかった。

以上の分析結果から、楽器経験者の選曲には、テンポ・明るさとの相関が高い傾向にある。

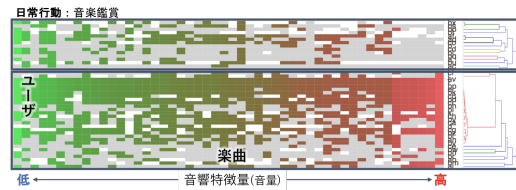


図 6: クラスタが二分したヒートマップ可視化画面

4 まとめ

本論文では、3 つの可視化システムを用いて、日常行動と音響特徴量の関係を分析した事例を述べた。この結果から、各ユーザーの選曲傾向を見極めて、楽曲推薦の優先度を定めることが重要となると考えられる。

今後の課題として、3 つの可視化システム間の連携強化を検討している。連携を強化するための一例として、ユーザーが好きなアーティストの楽曲を除外したデータで再度可視化することを想定している。

謝辞：本研究を進めるにあたり多大な助言を賜った、株式会社レコチョクの太矢隼士氏に感謝の意を表す。

参考文献

- [1] B. McFee, C. Raffel, D. Liang, D. P.W. Ellis, M. McVicar, E. Battenberg, O. Nieto, “librosa: Audio and Music Signal Analysis in Python”, Proc. of the 14th Python in Science Conf. (SCIPY), pp. 18-24, 2015.
- [2] T. Itoh, K. Klein, “Key-node-Separated Graph Clustering and Layout for Human Relationship Graph Visualization”, IEEE Computer Graphics and Applications, Vol. 35, No. 6, pp. 30-40, 2015.