

平成 22 年 6 月 10 日現在

研究種目：若手研究（スタートアップ）

研究期間：2008～2009

課題番号：20800084

研究課題名（和文）

能動的音楽鑑賞支援のための楽曲推薦技術に基づくソーシャルネットワーク構築

研究課題名（英文）

Development of Social Networks based on Music Recommendation Techniques for Assisting Active Music Listening

研究代表者

吉井 和佳（YOSHII KAZUYOSHI）

独立行政法人産業技術総合研究所・情報技術研究部門・研究員

研究者番号：20510001

研究成果の概要（和文）：

本研究の目的は、ユーザに対して高精度かつ優れたレスポンスで楽曲の推薦が可能な推薦技術、およびユーザがシステムとのインタラクションを通して能動的に推薦結果をコントロール可能にするための技術の開発である。まず、(1) 音楽音響信号の音楽内容を自動認識し、推薦の手がかりにするための研究を行った。その結果、音楽音響信号中に含まれる多重音の基本周波数を高精度に推定する手法を開発するだけでなく、推薦アルゴリズム自体の高精度化も達成することができた。さらに、(2) ユーザが重視する音楽内容へ重み付けができるようにしたり、同じ好みを持つユーザを発見できるようにしたりするなどソーシャルネットワークとしての機能を実現するための研究を行った。具体的には、推薦システムを WEB アプリとして実装することで、インタフェースの初期的な検証を行うことができた。今後、ソーシャルネットワーク機能の強化と WEB システムを実運用していくことが課題である。

研究成果の概要（英文）：

This research aims to develop techniques that can accurately recommend musical pieces to users at a low computational cost and enable users to actively control recommendation results through human-machine interaction. First, we have studied on automatic recognition of musical contents, which could be used for making recommendations. Consequently, we successfully developed a method that can accurately detect multiple fundamental frequencies from polyphonic musical audio signals, and significantly improved the accuracy of recommendations. Second, we have been working on development of social-network functions that enable users to selectively focus on musical contents in making recommendations and to discover other users who have the similar tastes. We implemented and examined a Web-based recommender system. Future work includes improvement of social networks and practical operations of the recommender system.

交付決定額

（金額単位：円）

	直接経費	間接経費	合計
2008 年度	1,110,000	333,000	1,443,000
2009 年度	1,000,000	300,000	1,300,000
総計	2,110,000	633,000	2,743,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学・知能情報学

キーワード：音楽情報処理、音楽推薦、機械学習、確率モデル、WEB アプリケーション

### 1. 研究開始当初の背景

近年、インターネットを通じて大量の情報が入手できるようになり、大衆の嗜好の多様化が急速に進んでいる。このような状況を受けて、e-commerce では「情報フィルタリング (パーソナライゼーション)」が最も重要な要素の一つになっている。これは音楽産業でも例外ではなく、もはや少数のヒット曲による寡占の時代ではない。かつてユーザは身近な CD ショップにあるわずかな楽曲 (多くのユーザが良いという楽曲・人気ランキングに入る楽曲) で満足するしかなかったが、今やデジタル配信される大量の楽曲群から自分の音楽的嗜好に合う楽曲との出会いを求めている (ロングテール効果)。今後は、従来の大衆協調型に代わり、個人個人の音楽的嗜好を重視した音楽鑑賞法が台頭することが考えられる。

産業分野では、情報フィルタリングの重要性が早くから認識されてきた。実際、iTunes Music Store などの e-commerce では大衆の楽曲評価を参考にユーザの嗜好にあった楽曲を推薦する手法 (協調フィルタリング) が用いられ、ユーザに広く受け入れられている。しかし、アルゴリズムの性質上、従来の大衆協調型の音楽鑑賞法からの脱却は限定的にならざるを得ない。

学術分野では、音響信号から自動抽出された音楽内容に基づく推薦や検索が主流である。しかし、これまで多くの手法が提案されてきたにもかかわらず、実運用されるまでに至った例はない。この原因は、アーティスト名やタイトル名が与えられていない音楽データを扱うための計算機による音楽理解に主眼が置かれ、適切な推薦や検索を行うために不可欠な人間の知識利用が軽視されてきたことにある。

### 2. 研究の目的

本研究の目的は、「能動的音楽鑑賞支援のための楽曲推薦技術に基づくソーシャルネットワーク構築」である。能動的音楽鑑賞とは、音楽選択や音楽再生においてユーザが自分の音楽的嗜好を積極的に反映させながら音楽を楽しむことを指す。これを実現するため、本研究ではきめ細かなパーソナライゼーションが可能な楽曲推薦技術とソーシャルネットワークとを融合する。最終的に「誰が (WHO)」、「何を (WHAT)」、「どのように (HOW)」推薦できればいいのかについて明らかにしておく。

WHO : システム・ユーザ

WHAT : 楽曲・ユーザ

HOW : 人間の楽曲評価を重視

音楽内容を重視

どちらも重視

第一の要件として、システムがさまざまな

情報を統合して真のユーザの音楽的嗜好を推定するだけでなく、どの情報を重視するかをユーザが能動的に指定できなければならない。なぜなら、好みの近い他の人が好む曲を聞きたいのか、好みの雰囲気を持つ楽曲を発見したいのかは場面によって異なる。

第二の要件として、音楽推薦や音楽鑑賞などの活動を活発にさせるような、音楽的嗜好を通じた人間同士のインタラクションを支援できるソーシャルネットワーク機能が必要である。インタラクションが活発化すれば有益なデータが豊富に得られるようになり、推薦システムが再学習することで、推薦精度が改善されるという循環が生まれる。

### 3. 研究の方法

本研究は「楽曲推薦技術開発」と「ソーシャルネットワーク開発」から構成され、トップダウンアプローチとボトムアップアプローチを併用して研究を進める。まず、現状の音楽推薦技術を用いてプロトタイプとなる WEB インタフェースを作成し、予備的運用を通じて音楽自動解析技術や推薦技術などの基礎的な改良へのフィードバックする。

一般的な研究の進め方であるボトムアップアプローチでは、まず基礎技術を実験室環境で十分に洗練した後、次に応用に向けた改良やユーザインタフェース開発を行う。一方、本研究では2つの開発フェーズが相互作用しながら互いを洗練化していくため、より効率的な研究が可能になると期待できる。

我々はこれまで、協調フィルタリングと内容に基づくフィルタリングの問題を解決するため、「協調的な情報」と「内容に基づく情報」とを同時に考慮するハイブリッド型楽曲推薦システムを考案し、継続的に高精度化を図ってきた。具体的には、「ユーザが付与した5段階評価スコア」と「音響信号から自動抽出した音響的特徴」とをベイジアンネットワークモデル (図1) を用いて確率的に統合した。さらに、評価データが変化してもモデルを逐次的に更新し推薦結果にすぐに反

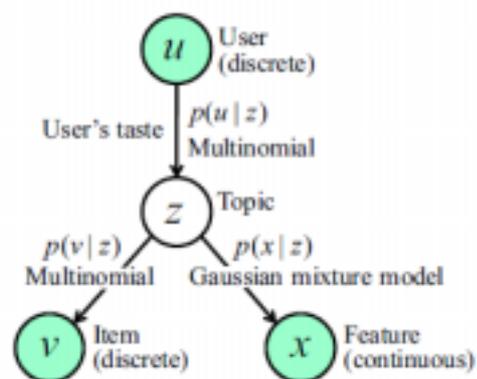


図1: ハイブリッド型音楽推薦のための確率モデル

映できる手法、および巨大なデータを現実的な時間内で扱うための手法も開発してきた。これはシステムの実用化を目指す上で極めて重要な進展であった。

本研究課題では、具体的には (1)音楽推薦手法を大規模データに対してさらに高精度化すること (2)基本的な音楽要素である基本周波数を高精度に推定する技術、(3) 推薦システムのWEB インタフェースの開発について取り組んだ。

#### 4. 研究成果

##### (1) 音楽推薦手法の高精度化

基礎的な研究成果として、音楽推薦手法の高精度化を達成することができた。図1で示した基本的な確率モデルは、学習データが大規模化すると過学習しやすいという問題があった。これを解決するため、我々は2つのスムージング手法、すなわち混合ガウス分布のパラメータタイピングおよびアーティストベースの楽曲クラスタリングを提案した。これらの手法により、確率モデルのパラメータの自由度や個数が適切に制限され、汎化性能を向上させることができた。

Amazon.co.jp からユーザ数 1872 人、楽曲数 1400 曲からなる 5 段階評価データを取得し、推薦精度および推薦楽曲の多様性に関する実験を行った。使用した楽曲は 2000 年 4 月から 2005 年 12 月までの週間シングル CD セールランキング上位 20 位以内に入ったもののうち、3 人以上のユーザから評価を受けていたものである。収集した評価データの内訳を表 1 に示す。最も好きであることを示す"5"の評価が 70%近くを占め、次点の"4"と合わせると 85%程度にのぼる。これは多くの e-commerce サイトに見られる傾向であり、ほとんどのユーザは好きであるという表明しか行わないことを示している。実験では、好きであることを示す"5"および"4"の評価データ 6794 個を用いた。この場合のユーザ楽曲評価行列の密度は 0.259%であった。

楽曲の音楽内容として、歌声の声質特徴量を抽出し、確率モデルの学習データとした。ユーザの楽曲の好みとボーカルの声質との間には、密接な関係があると考えられる。このとき、ポピュラー音楽のような複雑な混合音からメロディの基本周波数を推定し、歌声区間のみを同定することが課題であった。我々は、同じ研究グループで開発された藤原らの手法を用いてこれを実現した。

表 1: 実験に用いた 5 段階評価データの内訳

Score	5	4	3	2	1
Counts	5336	1458	457	211	333
Ratio	68.5%	18.7%	5.86%	2.71%	4.27%

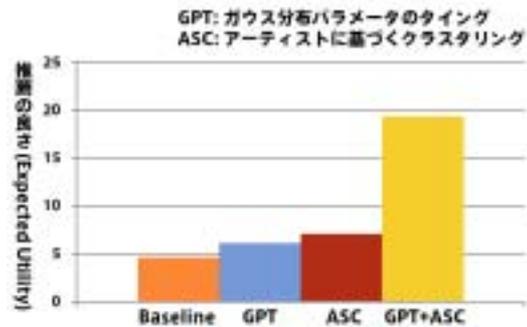


図 2: 推薦精度の比較実験

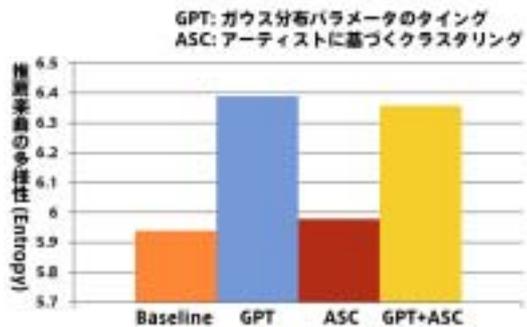


図 3: 推薦楽曲の多様性の比較実験

推薦結果は 5 段階評価データを 10 分割する交差検定で評価した。推薦精度と多様性の評価尺度として、それぞれ期待値効用 (Expected Utility) とエントロピー (Entropy) を利用した。推薦システムが出力した楽曲推薦順序が、実際にユーザが好む順序と完全に一致していれば期待値効用は 100 となる。ただし、このときユーザの過去の履歴を完全に再現したことになり、既知の楽曲ばかりを推薦していることになる。このような推薦は意味をなさないため、推薦された楽曲の多様性を合わせて評価することは重要である。

図 2 およ図 3 に実験結果を示す。提案する 2 つのスムージング手法により、推薦精度・推薦する楽曲の多様性ともに有意に改善されていることが分かる。特に、混合ガウス分布のパラメータタイピングの効果が顕著であり、いずれの評価尺度においても単独で大きな改善効果が見られた。

##### (2) 多重音に対する複数基本周波数推定

音楽推薦に利用する音楽内容として歌声をはじめ様々な楽器音の音色に着目しようとする、複雑な多重音に含まれる複数の基本周波数推定を精度よく行うことが重要である。従来の複数基本周波数推定手法は、あらかじめいくつかの楽器音が含まれているか (多重度) を指定して解析を行っていた。そのため、多重度を網羅的に変化させながらその都度音響信号を解析し、結果論的にある評価尺度のもとで最適となる多重度での解析結果を選ばなければならない、効率的ではないという問題があった。

我々は、ノンパラメトリックベイズという

最新の機械学習の枠組みを用いることで、事前に特定の多重度を仮定せずに、自動的に最適な解析が行える手法 iLHA (Infinite Latent Harmonic Allocation) を提案した。具体的には、後藤らや亀岡らによって従来提案されていた単一音に対する調波構造モデルを、ディリクレ過程を用いて可算無限個の倍音から構成されるよう拡張を行った。さらに、拡張した調波構造モデルを階層的ディリクレ過程を用いて可算無限個混合することで、多重音に対する確率モデルを定式化した。最終的に得られた確率モデルは、ネスト型無限混合ガウスモデルとなった。学習には、最新の手法である周辺化変分ベイズ法を利用することで、高速な収束を実現した。

実験には RWC 研究用音楽データベース: ジャズ音楽から 9 曲の冒頭 23 秒を用いた。提案手法 iLHA およびその有限混合バージョンである LHA を、後藤らの手法 PreFEst および亀岡らの手法 HTC と比較した。iLHA および LHA はすべて自動化されていてパラメータチューニングは必要ないが、PreFEst および HTC は正解データと照らし合わせつつ最終的に最も精度が良かったパラメータ設定を用いた。基本周波数精度の評価尺度として、フレームレベルにおける再現率と適合率の調和平均である F 値を用いた。

表 2 に実験結果を示す。提案手法 iLHA は完全に自動化されているにもかかわらず、十分にチューニングされた従来手法と同等かそれ以上の推定精度を達成することができた。一方、有限混合モデルに基づく LHA の推定精度は大幅に悪化した。LHA は MAP 推定に基づく PreFEst の単純なベイズ推定拡張であるので、十分なチューニングなしには性能が発揮できなかった。iLHA は階層ベイズ推定に基づいているため、事前分布のチューニングは行う必要がない利点がある。

表 2: 比較実験結果

Piece number	Optimally tuned		Fully automated	
	RWC-MDB- PreFEst [3]	HTC [5]	LHA	iLHA
J-2001 No.1	75.8	79.0	70.7	82.2
J-2001 No.2	78.5	78.0	69.1	77.9
J-2001 No.6	70.4	78.3	49.8	71.2
J-2001 No.7	83.0	86.0	70.2	85.5
J-2001 No.8	85.7	84.4	55.9	84.6
J-2001 No.9	85.9	89.5	68.9	84.7
C-2001 No.30	76.0	83.6	81.4	81.6
C-2001 No.35	72.8	76.0	58.9	79.6
Total	79.4	82.0	65.8	81.7

### (3) 推薦システムの WEB インタフェース

開発した推薦システムを実際に体験することができるように、Ruby on Rails を用いて WEB アプリケーションを実装した。従来までの協調フィルタリングや内容に基づくフィルタリングだけでなく、提案手法のハイブリッド型フィルタリングを用いた場合の推薦結果を並べて表示して、ユーザがどの情

報を重視したいかを比較検討しやすいようなインタフェースを実装した。

図 4 にインタフェースの概観および推薦例を示す。楽曲に対するユーザの評価と音楽内容とを同時に考慮することで、ユーザが好きなアーティストの楽曲ばかりを推薦するだけでなく、音楽的に近い雰囲気を持つ楽曲も推薦できていることが確認できた。

## 5. 主な発表論文等

[学会発表] (計 5 件)

**Kazuyoshi Yoshii, Masataka Goto:**  
“Infinite Latent Harmonic Allocation: A Nonparametric Bayesian Approach to Multipitch Analysis,” 11th International Society for Music Information Retrieval Conference (ISMIR), Utrecht, 2010/8.

吉井和佳, 後藤 真孝: “多重音基本周波数解析のための無限潜在的調波配分法,” 情報処理学会 第 86 回音楽情報科学研究会, つくば, 2010/7.

**Kazuyoshi Yoshii, Masataka Goto:**  
“Continuous pLSI and Smoothing Techniques for Hybrid Music Recommendation,” 10th International Society for Music Information Retrieval Conference (ISMIR), pp. 339-344, Kobe, 2009/10/28.

吉井和佳: “機械学習に基づく音楽情報処理,” 第 12 回情報論的学習理論ワークショップ (IBIS), 福岡, 2009/10/20.

吉井和佳, 後藤 真孝:  
“HybridRecommender: 安心感と意外性を兼ね備えた音楽推薦システム,” インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ (WISS), 神戸, 2008/11/27

[図書] (計 1 件)

吉井和佳, 後藤真孝: “音楽推薦システム,” 情報処理学会学会誌, Vol. 50, No. 8, pp. 751-755, 2009.

[その他]

吉井和佳 (研究代表者) ホームページ  
<http://staff.aist.go.jp/k.yoshii/>

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

吉井 和佳 (YOSHII KAZUYOSHI)  
独立行政法人産業技術総合研究所・情報技術研究部門・研究員  
研究者番号: 20510001

### (2) 研究分担者

なし

### (3) 連携研究者

なし

図 4: 推薦システムの WEB インタフェース

タイトル	アーティスト	あなたの評価
▶ ALARM	安室 奈美恵	○ Poor ○ Bad ○ Fair ○ Good ● Great 評価を削除
▶ WANT ME, WANT ME	安室 奈美恵	○ Poor ○ Bad ○ Fair ○ Good ● Great 評価を削除
評価を削除		

単語フィルタリング	内容に基づくフィルタリング	ハイブリッド型フィルタリング
▶ GIRL TALK / 安室 奈美恵	▶ REEWARD / M-FLO loves Crystal Kay	▶ DO THE MOTION / BoA
▶ Put 'Em Up / 安室 奈美恵	▶ Put 'Em Up / 安室 奈美恵	▶ GIRL TALK / 安室 奈美恵
▶ SO CRAZY / 安室 奈美恵	▶ SO CRAZY / 安室 奈美恵	▶ メリクリ / BoA
▶ I WILL / 安室 奈美恵	▶ To All The Dreamers / SOUL'd OUT	▶ VALENTI / BoA
▶ ALL FOR YOU / 安室 奈美恵	▶ Can You Keep A Secret? / 宇多田 ヒカル	▶ Shine We Are! / BoA
▶ DO THE MOTION / BoA	▶ 恋におちたら / Crystal Kay	▶ SO CRAZY / 安室 奈美恵
▶ SMILEY / 大塚 愛	▶ Far away / 浜崎 あゆみ	▶ REEWARD / M-FLO loves Crystal Kay
▶ メリクリ / BoA	▶ make a sensation / BoA	▶ miss you / m-flo loves melody. & 山本譲平
▶ LEGEND / 中島 美嘉	▶ QUINCY / BoA	▶ Put 'Em Up / 安室 奈美恵
▶ ♪ / 浜崎 あゆみ	▶ THE マンパフォー!!! / モーニング娘。	▶ YOUR NAME NEVER GONE / CHEMISTRY