

ベイジアンネットワークを用いたカラオケ楽曲推薦方式の検討

日大生産工 (院) ○中澤 佑紀
日大生産工 中村 喜宏

1 まえがき

近年,様々な推薦技術が利用され,その重要性も高まってきている.その中で,楽曲推薦技術においては,聞く事に重点を置いての推薦技術の研究は様々行われているが,歌う事に重点を置いた推薦技術の研究はあまり盛んではない.そこで,歌う事に重点を置いた楽曲推薦システムを検討している.そのために今回は,ユーザの好みを考慮した推薦システムにするため,ベイジアンネットワークを利用することとした.また,本研究では,もっとも利用場面が多いと考えられるカラオケでの利用を想定したシステムとする.

2 従来研究

これまでにユーザが欲するコンテンツを予測して推薦を行うシステムは,協調性フィルタリングという方式と内容ベース(コンテンツベース)フィルタリングという方式を用いて実装される方法が広く用いられている.代表的な例として,ネットショッピングサイトAmazon^[1]でもこの両方のハイブリット方式を使用したリコメンドシステムを採用している.

また,楽曲推薦の分野では米国Pandora社が開発した「Pandora」^[2]や,日本企業が開発した「FaRao」^[3]がある.これらは,「Pandora」が行なっているミュージックゲノムプロジェクトと呼ばれるテクノロジーが使われている.これは楽曲の音楽的要素をプロのミュージシャンが解析し,そのデータを蓄積.ユーザが選択した楽曲と似た情報を持った楽曲をリコメンドし,そのリコメンド結果にユーザがさらに評価することで精度を上げていくものである.基本的にはこの方法で楽曲リコメンドを行なっているのだが,「FaRao」と「Pandora」の大きな違いとしては,日本人独特の思考を加味したシステムとなっているのが「FaRao」となっている.具体的には日本人は他の国々の人々と違い,ジャンルによって音楽選択をしていないため,推薦方法としてそのまま使うには不自由が

あるからである.そこで,「FaRao」では音楽データに加え,趣向や傾向,ランキングデータベースに加え,アーティストの属性データも加えることで日本人向けのリコメンドの精度を上げるシステムになっている.

しかし,協調性フィルタリングを用いるためには,多くの評価履歴を蓄積する必要がある.このため,推薦システムに評価履歴がない場合や,少量しかなかった場合,推薦を行うことは極めて難しい.

コンテンツベースフィルタリングを用いた方式については,協調性フィルタリングで用いていた評価履歴に代わり,各アイテムやユーザのメタデータ等を入力データとして使い,アイテム間の類似性を計算することでユーザに対しリコメンドするシステムで,たとえまったく履歴を持っていない新しいコンテンツやユーザに対しても適用することができる.しかし,コンテンツやユーザを表現するための適切な属性を選ぶことは難しい.また,ユーザに合った個性的な推薦を行うことができないという欠点がある.

提案する状況に応じたユーザの好み,嗜好を考慮したリコメンドシステムを実現するためには,人間の思考のような不確実性の高い知的システムを実現するために変数間の複雑な関係を表現するモデル構築が重要となると考える.

3 ベイジアンネットワーク

ベイジアンネットワークとは,「原因」と「結果」を複数組み合わせることにより,「原因」「結果」がお互いに影響を及ぼしながら発生する現象をネットワーク図と確率という形で可視化したものである.「ベイズの定理」を用いており,「ベイズの定理」とは「事後確率」ともいわれる「原因の確率」を算出する手法で,具体的には,「原因」と「結果」の関係にある出来事に対して,『「原因」および「結果」が

A Study of Karaoke Music Recommendation System Using A Bayesian Network

Yuuki NAKAZAWA and Yoshihiro NAKAMURA

各々単独で発生する確率（単独確率）』と『各「原因」が起こった上で、ある「結果」が発生する条件付確率』を用いて、『ある「結果」が発生した場合に、考えられる各「原因」の確率』を算出する方法である。各々の各単独確率は人間の予想や思い込みといった主観的なもの（主観確率）でもよく、発生した事実を取り入れて各「原因の確率」を更新することもできる。これはベイズの定理から生まれたベイズ統計学の大きな特徴であり、実用性の根拠となっている。

ベイジアンネットワークでは、まず「原因」と「結果」の関係性をネットワーク図と条件付確率という形で仮に定義する。そして、実際に発生した「原因」や「結果」の入力を行うことで、以下の推測（確率の算出）が可能となる。

1. 「原因」と「結果」の繋がりの分析および推測
2. ある「原因」を仮定した場合に、そこから起こり得る「結果」の推測
3. 期待する「結果」を仮定した場合に、そこに繋がり得る「原因」の推測

さらに、ベイジアンネットワークの大きなメリットは、発生した「原因」「結果」を積み重ねる中で自ら学習する点が挙げられる。初めはあいまいな関係でも、利用を続ける中で推測の精度を上げることが可能になる。

このように、「原因」「結果」の入力が可能であれば対象となる出来事に制限はなく、意思や少し偏った判断など、主観的な情報も対象にすることができる。そのため、ほかの統計手法では困難な詳細な推測及び様々な目的のシミュレーションが可能であり適用範囲が広いのもベイジアンネットワークの特徴と言える。^[4]

4 予備実験

4-1 モデル構築

ベイジアンネットワークを用いるにあたり、まず楽曲推薦が正しく行われるかどうかを実験した。

ベイジアンネットワークを用いてユーザの嗜好をモデル化する場合、ユーザ情報や音楽の評価情報、状況情報等の依存関係をモデル化しなければならない。

検証用データを用いて、学習用データへの適合率を評価しながら依存関係を探索していく。評価構造は Fig1 のような評価構造を用

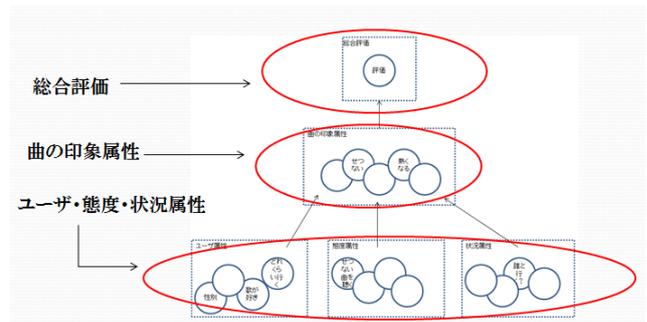


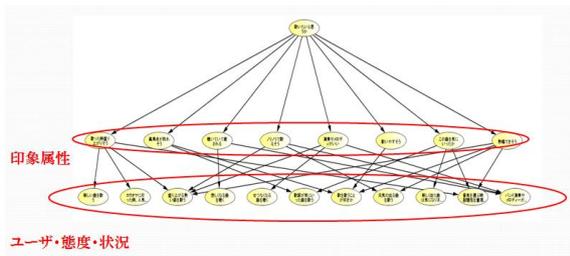
Fig. 1 想定した総合評価を求める評価構造
いた。

この評価構造は、ユーザ属性、態度属性、状況属性を入力として曲の印象属性を決定し、曲の印象属性を用いて、総合評価の値が決定するような構造となっている。このような構造にすることにより、曲をまったく知らないユーザ相手でもユーザのデータを用いることによって、ユーザが感じる曲に対する印象と評価を推測する事が出来るようになり、リコメンドシステムとして運用する際、現在の状況（しっとりした曲が歌いたい、熱唱したい等）を入力することによって、その状況にマッチした印象をもった曲を推薦することが可能になるのではと考えた^[5]

4-2 収集データ

学習用データ及び検証用データはアンケートにより収集した。

- 1) 被験者数: 37 人
- 2) 対象曲: 10 曲
- 3) 音楽の評価値: 被験者に 10 曲を一番まで聞かせ、7 段階評価で評価させた。
- 4) 項目
 - (a) ユーザ属性: 性別、歌うことが好きか、カラオケには行きますか、など
 - (b) 状況属性: 曲を選ぶ時、状況によって選ぶ曲に気を使いますか、カラオケに行った時人気の高い曲を選びますか? など
 - (c) 態度属性: カラオケで歌う時、どのような曲を歌いますか、音楽を聴く時、どのような曲を聴きますかなど
 - (d) 印象属性: 歌った時盛り上がりそう、歌いやすそう、高得点が取れそうなど
 - (e) 総合評価: 歌いたいと思うか? (7 段階評価)



Fig,2 作成した嗜好モデル

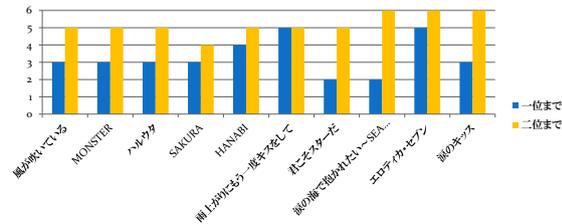


Fig3, 印象属性を入力とした実験結果

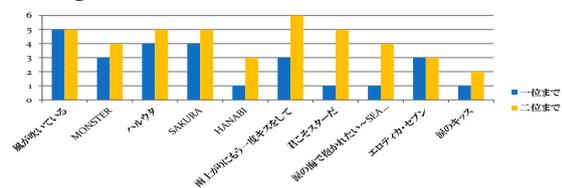


Fig4, ユーザ属性等を入力とした実験結果

楽曲は、熱狂的なファンがいるようなアーティストを使用すると嗜好データに偏りが生じてしまうのではと考えたためである。また、アンケートを作成する上で、歌う事への印象属性や状況属性の他に聞く事へのデータを一緒に取ることで、それぞれの依存関係があるのかどうかを検証するため、歌う事へ重点を置いたデータのほかに、聴く事に重点を置いたデータを収集することとした。

5 予備実験の検証

Fig 1 の評価構造を用いて、構築したモデルが総合評価を推測することができるのかを検証した。方法は、6 人分の検証用データを使用して各ユーザの楽曲の評価値を算出し、その値と基データとの一致度を検証した。

この時入力に使ったデータは、曲の印象属性のみの場合と、ユーザ属性等で推測した場合のそれぞれ二つで検証を行い、推測結果は上位 2 位までの推測結果を使って検証を行った。

5-1 印象属性を入力とした実験結果

まず、印象属性を入力データとし、Fig2 に示した評価構造を用いて各曲の総合評価が一致するかどうか検証した。Fig3 がその結果になる。

このグラフは縦が総合評価の評価値が一致

した人数を表しており、横が各曲を表している。また、各曲の左側の棒グラフが一位のみの一致率を表し、右側が二位まで含めた場合の一致率を示している。

このグラフを見ると、一番高い値で出力される総合評価（以下から一位とする）の一致率は平均 6 人中 3 人、パーセント換算すると約 50%、時点の確率で推測された総合評価（以下から二位とする）まで含めた場合の一致率は 6 人中 5 人で、パーセント換算すると約 80% の確率でユーザの総合評価を推測することができていると言える。このことから、印象属性の推測を正確に行うことができれば、総合評価の推測結果の一致率を高めることができると言える。

5-2 ユーザ属性等を入力とした実験結果

次に行ったのは、ユーザ属性、行動属性、状態属性を入力とし、印象属性を推測、その結果を用いて総合評価を推測した場合の総合評価の一致率を検証した。このことで、印象属性が正確に推測することができていれば、検証①で行った結果に近い一致率を出すことができると考えた。以下の Fig4 がその結果である。

このグラフは先ほどのグラフと見方は同様である。このグラフを見ると、一位のみの場合の総合評価の一致率はバラつきがあるものの、平均 6 人中 3 人約 40%、二位まで含めると平均 6 人中 4 人で約 70% になっている。このことから、今のままでは印象属性がうまく推測できていないために、最終結果である総合評価の一致率があまり高くなってしまっていると言える。

6 結果及び考察

この結果から、ユーザの嗜好を考慮した楽曲推薦において、ベイジアンネットの統計的学習が有効であるということが分かり、ユーザの嗜好を考慮した曲の評価をある程度予測することができると言える。しかし、今回の検証で、各曲での推測結果のバラつきや、印象属性の推測があまり上手く行っていなかった。考えられる理由としては、アンケートの取り方が悪かったために生じたユーザの嗜好の読み取りが上手くいかなかった、学習用データの不足などが理由として考えられる。これを踏まえ次の段階として、カラオケでの楽曲推薦を想定する。具体的には、ユーザの状況と嗜好を考慮した実用的な項目のデータを収集し、

収集時のアンケートも実用面を考えた場合に、項目数を減らすことでユーザが意欲的にアンケートに解答できると考える。従って、少ない項目でも一致率の高い評価構造を作成することを目指す。

7 実験

7-1 モデルの再構築

前回作成した Fig2 のモデルは、楽曲に対するユーザの総合的な評価を予測するためのネットワークモデル構造になっていた。

今回行う実験は、カラオケという状況においてそのユーザが選択する楽曲を予測し推薦することが目的となる。

そのためにまず、カラオケにおいて、ユーザ側がどのようなことを考え、楽曲を選択しているのか、どのような状況で、どのような印象の楽曲を選択するのかをアンケートを用いて調査した。そのデータを基にモデル構造を想定し、収集する項目データを決定する。

7-2 調査アンケート

今回は大学院生 6 名にアンケートを行った。

調査項目：音楽経験、カラオケに行く頻度と行く理由、音楽を聴く頻度、どのような時に音楽を聞くのか、普段どのようなジャンルの曲を聞くのか、ジャンル毎の好感度、等

7-3 調査結果

今回のアンケートの調査の結果、ほとんどの人が自分より前の曲の印象に合わせた楽曲を選択することが多いことが分かった。また、自分が普段聞いている曲、または知っている曲から選んでいることもわかった。ジャンルに関してだが、J-POP、アニメ・ゲーム・特撮、ボーカロイド、洋楽、演歌・歌謡、ヴィジュアルの 6 ジャンルに対し調査したのだが、J-POP、アニメ・ゲーム・特撮以外のジャンルに関しては、回答が少なかったため、今回の実験に関してはその二つのジャンルに対し行う方がより多くデータを収集できると考えた。

これらの結果を踏まえ、評価構造を予想したのが以下の Fig5 になる。

Fig5 の構造は、基本的に Fig1 で用いた評価構造で楽曲の印象、総合評価を推定する。これは、ユーザの前に歌われた楽曲の印象を推定し、これを状況属性として使用し、その結果とユーザ属性、態度属性を使用してユーザがその状況において各楽曲の総合評価を推定、そ

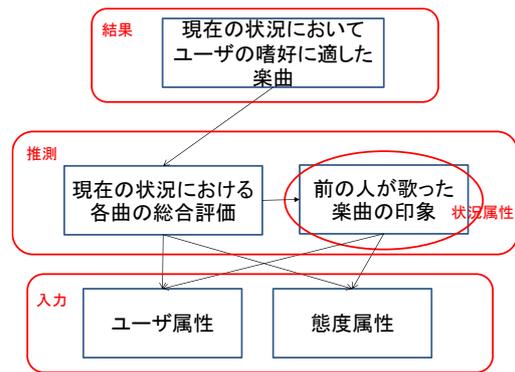


Fig5, 今回の実験で想定する評価構造

の結果から選択確率の高いものをリコメンドするといった構造となっている。前回と違うのは、前のユーザの曲の印象を元に現在の状況を推測し、その結果をその状況においてユーザの歌う楽曲の総合評価の推測に影響していることが変更点である。この評価構造を基礎とし、これからモデルを構築していく。

8 今後の予定

今後は収集したアンケートを元に実際の評価構造で用いるデータを選定し、そのデータをアンケートによって収集していく。その後、Bayonet [6]を用いてモデル構築を行っていかうと考えている。

また、推薦システムの設計が完了した後、ユーザのデータを用いて検証、評価を行っていかうと考えている。これにより、想定される状況においてユーザが選択するであろう推薦結果を得られるようにすることが目標である。

「参考文献」

- [1] 「Amazon」
<<http://www.amazon.co.jp/>>
- [2] 「Pandora」
<<http://www.pandora.com/restricted>>
- [3] 「FaRao」
<<https://www.faraoradio.jp/>>
- [4] 「株式会社日立総合計画研究所ベジアンネットワーク」
<<http://www.hitachi-hri.com/research/keyword/k52.html>>
- [5] 梶 克彦 平田 圭二 長尾 確, 嗜好に関するアノテーションに基づくオンライン楽曲推薦システム, 情報処理学会研究報告 2004-MUS-58, pp33-38, 2004
- [6] 「株式会社NTTデータ 数理システム BAYONET」
<<https://www.msi.co.jp/bayonet/>>.