

邦楽アーティストを対象とした文脈依存の 動的アーティストネットワーク生成方式

廣田 雅直[†] 岡田龍太郎^{††} 中西 崇文^{†††} 北川 高嗣^{††}

[†] 筑波大学情報学群情報科学類 〒305-8577 茨城県つくば市天王台 1-1-1

^{††} 筑波大学大学院システム情報工学研究科 〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1

^{†††} 国際大学グローバル・コミュニケーション・センター 〒106-0032 東京都港区六本木 6-15-21 ハークス六本木ビル 2F

E-mail: [†]{hirota, ryotaro}@mma.cs.tsukuba.ac.jp, ^{††}takafumi@glocom.ac.jp, ^{†††}takashi@cs.tsukuba.ac.jp

あらまし 本稿では、邦楽アーティストを対象とした文脈依存の動的アーティストネットワーク生成方式について示す。アーティスト推薦は、各アーティストの音楽ジャンルや交友関係、世代など多様な視点からのアーティスト間のつながりを提示している。しかしながら、その多様かつ膨大なつながりからユーザが意図するアーティストのつながりを提示することは困難である。このことから、アーティストのどのような特徴に起因するつながりであるかという文脈に着目する。本方式は、複数のアーティストを選択することで、どのような文脈でつながったものを要求しているか「例示」をすることができる。本方式が実現されることにより、ユーザの要求に応じて文脈依存の潜在的なアーティストのつながりを発見することができる。

キーワード 動的ネットワーク生成、テキストマイニング、アーティスト推薦、文脈依存、可視化

1. はじめに

近年、音楽コンテンツをめぐる、これまでの CD やダウンロード販売のようなパッケージ購入からストリーミング配信による視聴に移り変わり、音楽の楽しみ方が変化してきている。それによって、コアなファンでなくても、様々なアーティストの様々な音楽に触れる機会を得た反面、膨大なコンテンツから本当に気に入ったコンテンツを選び、楽しむ技術が重要となってきた。コンテンツ自体の検索だけでなく、ジャンル、アーティスト、しいてはユーザの嗜好と言ったつながりでのコンテンツ発見がこれまで以上に重要になってきている。

このような中、アーティストのつながりによる推薦を“AWA”^(注1) や “Apple Music”^(注2)、などが提供している。今提供されているこれらのアーティスト推薦は、アーティスト間の垣根を低くし、ユーザが様々なアーティストのコンテンツに触れる機会を増大させている。これらのアーティスト推薦は各アーティストの音楽ジャンルや交友関係、世代などの多様な視点からのアーティスト間のつながりを提示している。しかしながら、アーティスト間のつながりはその多様な視点によって、様々なつながり方が規定されるために膨大である。それにより、ユーザの意図と一致するアーティストのつながりを提示することが困難である。このことから、従来のアーティスト推薦システムは、推薦されたアーティストとユーザの意図の不一致が問題となっている。

ユーザから何らかの形で視点を限定するような文脈を与え、

システム上でその文脈に基づきアーティスト間の関係を動的に計算し、アーティスト間のつながりを導出することができれば、ユーザの意図に合致したアーティスト推薦が実現すると考えられる。

本稿では、邦楽アーティストを対象とした文脈依存の動的アーティストネットワーク生成方式について示す。本方式は、ユーザから与えられる 2 つ以上のアーティストからアーティストのつながりを導出するための文脈を推定し、その 2 つのアーティスト以外の関係のあるつながりを動的にアーティストネットワークとして生成するものである。

本方式では、指定された 2 つのアーティストが持つ共通の特徴集合を文脈として着目する。この文脈に着目した時の各アーティストが持つ特徴同士の類似度を求める。アーティスト間のつながりをこの類似度によって動的に生成することにより、この類似度が大きいものほど重みの大きいエッジを持つアーティストネットワークが生成される。本方式の実現によって、あるアーティストとユーザが指定するアーティストの 2 つのアーティストから文脈を求め、この文脈における他のアーティストのつながりを示すアーティストネットワークを描画する。

これにより、ユーザの要求に応じて文脈依存の潜在的なアーティストのつながりを発見することができる。また、本方式をアーティスト推薦や検索において適応されることにより、音楽ファンが効率的に新たなコンテンツを見つけるための方式となりうる。

本稿の構成は次の通りである。第 2 節では関連研究について述べる。第 3 節では本方式の基本モデルを示す。第 4 節では具体的な実現方式を述べる。第 5 節では本方式の実験を示す。最後に第 6 節で本稿をまとめる。

(注1) : <https://awa.fm>

(注2) : <http://www.apple.com/jp/music/>

2. 関連研究

本研究は、文脈依存の動的アーティストネットワーク生成方式について示しているが、この方式をアーティストに基づく音楽推薦として適用すると、新たな音楽推薦システムの1つと位置づけることができる。

情報推薦について多くの研究がされている[1]。この情報推薦の中に音楽推薦の分野がある[2]。この音楽推薦の分野で広く用いられる手法が、協調フィルタリングである[3][4][5]。この手法は、あるユーザに対して、好みの似た他のユーザが好む楽曲を推薦する。ただし、この手法はユーザの楽曲に対する評価データが必要である。よって、あまり評価されていない楽曲に対しては推薦されない場合や、有名なアーティストの楽曲ばかりが推薦されるといった問題がある。この手法の改善のために、推薦の根拠を示す試み[6]や、より正確にユーザの興味に関する情報を獲得する方法が提案されたり[7]と、より実用志向な研究がされてきた。

また、協調フィルタリング以外の楽曲推薦の様々な手法が提案されている。その他の手法として、音楽音響信号を用いた推薦[8]、ユーザが音楽を視聴する時の気温や季節、場所などの情報をその時の文脈として、この文脈を考慮した音楽推薦[9]、ユーザが悲しいや明るいといった楽曲の印象語を入力することでその時のユーザの気分にあった楽曲の推薦をするシステム[10]等が挙げられる。

楽曲ではなくアーティストを推薦の対象とした研究も行われている。アーティストの推薦手法として、ジャンルや楽器、地域等を音楽を説明する言葉とし、この説明語とアーティストを選択するとその説明語によって推薦アーティストが変化するシステム[11]、ニュース記事における共起情報を利用したアーティスト推薦[12]等が挙げられる。

アーティストのつながりを表現するアーティストネットワークの研究が行われている。このアーティストネットワークの研究として、バンドメンバーの変遷情報による手法[13]、アーティスト自身が参加するSNSであるMySpace^(注3)を用いたアーティスト間フレンドネットワークの生成[14]、Web上の情報から自動収集したメンバー情報によるバンドネットワークの構築[15]等が挙げられる。

実際の推薦サービスとして“AWA”や“Apple Music”などの音楽ストリーミングサービス上の音楽推薦や、協調フィルタリングによる推薦サービスの“Last.fm”^(注4)、音楽紹介ブログを専門家が選択し、そのブログで紹介された楽曲についてをまとめるサービスの“Hype Machine”^(注5)などがある。音楽ストリーミングサービスの推薦は、ユーザの聴取傾向やお気に入りをしている楽曲を分析し、似た傾向を持つ他のアーティストを推薦している。そのほかに、音楽推薦としてテーマが決められたプレイリストを提示するものもあるが、このプレイリストは

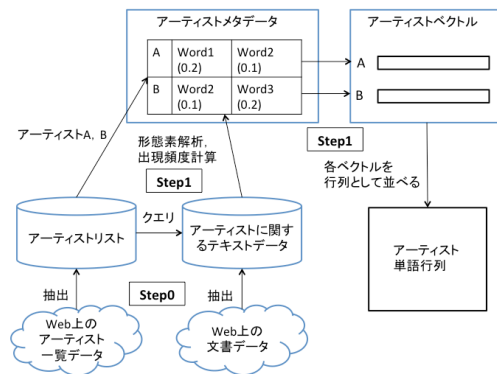


図1 アーティストベクトル作成の流れ

手動で作成をするため手間や費用がかかる。

上記の手法で用いられているアーティスト間をつなぐ文脈は、それぞれユーザの嗜好、楽曲特徴、視聴時のユーザの状況、ジャンルや楽器などの音楽を説明する言葉、アーティスト間の交友関係と考えられる。上記の手法において、文脈は各手法であらかじめ決めた文脈によってアーティストのつながりを求めている。提案する我々の手法は、上記の手法と異なりこれらの文脈も含めた膨大な文脈からユーザの意図した文脈を選択し、この文脈におけるアーティストのつながりを動的に提示する。さらに、人間が明示的に表すことができない潜在的な文脈によるアーティストのつながりを提示することができる。

3. 文脈依存の動的アーティストネットワーク生成方式の基本モデル

本節では、文脈依存の動的アーティストネットワーク生成方式の基本モデルを説明する。3.1節では本方式の概念モデルを示し、3.2節では具体的な処理の流れを示す。

3.1 概要

本方式におけるアーティストベクトル作成の流れについて図1に示す。

本方式では、各アーティストがベクトルで表現されている。このベクトルの各要素は、アーティストの特徴を表現する単語と対応している。アーティストの各特徴は、Web上のデータのそのアーティストに関連するテキストコンテンツから単語を抜き出し、出現頻度を重み付けした値である。アーティストについて書かれたコンテンツの中に含まれる単語は、アーティストの何らかの特徴を表すと考えられる。そのため、そのアーティストについて書かれたコンテンツを収集し、それらのコンテンツから単語を抜き出すことで得られる単語集合は、様々な視点から見たそのアーティストの特徴である。その単語と対応する要素からなるベクトルでアーティストを表現するアーティストベクトルは、アーティストの特徴を表現したベクトルであると考えられる。

ユーザが2つのアーティストを選択すると、アーティストの特徴のうち、2つのアーティストが共に大きな値を持つ特徴のみを選択し、それらの特徴群を文脈とする。ユーザが選択した2つのアーティストは文脈を表現するための「例示」と考

(注3) : <http://www.myspace.com>

(注4) : <http://www.last.fm/home>

(注5) : <http://hypem.com>

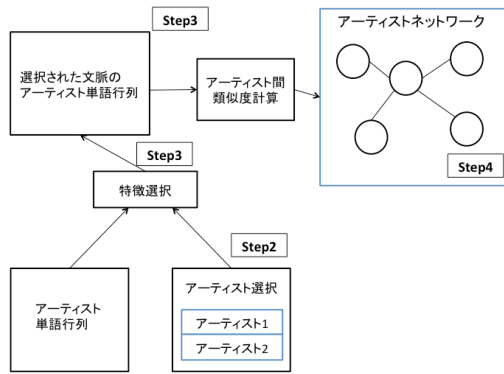


図 2 アーティスト選択からネットワーク描画の流れ

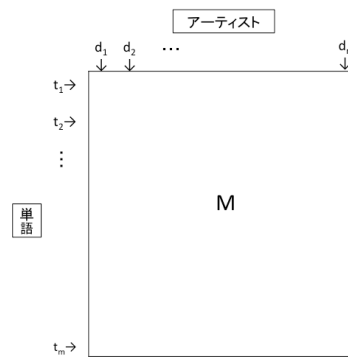


図 3 アーティスト単語行列の構造

える。この 2 つのアーティストがつながっているとした時に、つながっている要因は両アーティストベクトルの要素の値が高い時とする。なぜなら、両アーティストベクトルの高い値の共通要素は、両アーティストの特徴を表すものだからである。このような共通に高いアーティストベクトルの要素、つまりアーティストの特徴を表す単語の部分集合をその 2 つのアーティストをつなげる文脈としてみることができる。

既存のアーティストベクトルから、文脈を構成する対応要素のみで表される新たなアーティストベクトルをそれぞれ生成する。これにより全てのアーティストが文脈に限った特徴で表されることになる。その新たなアーティストベクトルを用いてそれぞれの類似度を計算する。類似度が大きいほどその文脈内においてつながりが大きいとみなす。この類似度が大きいほど、ノードとなるアーティスト間のエッジの重みが大きいネットワークを動的に生成することができる。このネットワークをアーティストネットワークと呼ぶ。

アーティストネットワークは、ユーザが選択した 2 つのアーティストのような他のアーティストのつながりを示すネットワークである。このネットワークを可視化することにより、「例示」した文脈内において他のアーティストがどのようにつながっているかを示すことができる。また、ユーザはユーザが興味のある 2 つのアーティストを入力することで、ユーザはユーザの意図したつながりを構成するための文脈を容易に入力することができ、ユーザの意図に合致した関係のあるアーティストを出力したアーティストグラフを提示することが可能である。

3.2 処理の流れ

本方式における処理の流れを図 2 に示す。本方式における処理は Step0 から Step4 の順で実行される。

- Step0. ベクトルの作成に用いるデータの取得

本方式では、アーティストベクトルを構成するために、本方式の対象とするアーティストリストのデータと各アーティストに関連するコンテンツからテキストデータを取得する。アーティストリストデータを取得するのに用いる Web 上のアーティスト一覧データは、対象となるアーティスト集合のカテゴリ分けがされており、アーティストリストの抽出が容易である必要がある。このアーティストのカテゴリとして、邦楽アーティスト、アメリカ合衆国のヘビィメタル・バンドなどが考えられる。

各アーティストに関連するテキストデータを取得するのに用いる Web 上のテキストコンテンツデータは、コンテンツ内の単語をアーティストベクトルの特徴として用いるため、ファンなどの意見が入っており、アーティストを特徴づけるような内容のテキストコンテンツである必要がある。また、アーティストごとにテキストコンテンツを取得しなければならないので、本方式で用いるテキストコンテンツは、アーティスト名を検索クエリとして検索を行なうとそのアーティストに関連するコンテンツを取得できる必要がある。

- Step1. アーティストを表現するベクトルの作成

Step0. で取得したアーティストリストのデータと各アーティストに関連するテキストデータからアーティストを表現するアーティストベクトルを作成する。あるアーティストに関連するテキストデータに含まれる単語はそのアーティストの何らかの特徴だと考えられる。つまり、あるアーティストに関連するテキストデータ中の単語集合は様々な視点から見たそのアーティストの特徴であると考ええる。この時アーティストベクトルとは、その単語と対応する要素からなるベクトルであり、アーティストの特徴を表現したベクトルである。

まず、各アーティストに関するテキストデータに形態素解析を行い、単語を抽出する。この単語がアーティストを表現する特徴となる。この単語の出現頻度を求め、重み付けをした値がその特徴の要素となる。この各アーティストが持つ特徴集合をアーティストメタデータとする。このアーティストメタデータから、特徴を要素とするアーティストベクトルを作成する。本方式では、作成したベクトルを並べたものをアーティスト単語行列とする。アーティスト単語行列は図 3 に示す。

- Step2. アーティスト間のつながりを示す文脈の選択

アーティスト間のつながりを示す文脈を選択するために、ユーザは 2 つ以上のアーティストを選択する。アーティストを選択することにより、そのアーティスト間をつなげる文脈を「例示」することができる。「例示」することによって、アーティストのジャンル、嗜好と言った人間が知覚できる文脈だけでなく、潜在的な文脈を選択することが可能である。ユーザが興味のある 2 つのアーティストを選択することによって、ユーザの意図したつながりを構成するための文脈を容易に入力することができる。入力されたこの文脈は、選択した 2 つのアーティストが共

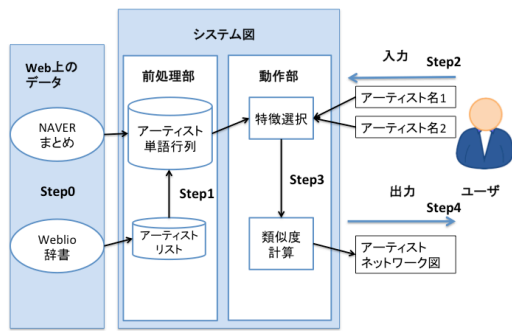


図 4 システム概要図

通に持つ特徴である。テキストコンテンツ中の単語群で表すことができる。

- Step3. アーティストの特徴選択と類似度計算

アーティスト単語行列とユーザによる複数のアーティストの入力から重要である特徴を選択する。選択された2つのアーティストベクトルの各特徴の要素の値の大きさからその特徴が重要な特徴であるかを決定する。2つのアーティストを選択した場合、共に大きな値を持つ特徴が選択される。この時選択された特徴は、2つのアーティストのつながりを表現する文脈だと考えることができる。既存のアーティストベクトルから、この文脈を構成する対応要素で表される新たなアーティストベクトルをそれぞれ生成する。このアーティストベクトルからアーティスト間の類似度を計算する。この類似度は、ユーザが選択した2つのアーティスト間をつなぐ文脈内における各アーティスト同士のつながりの大きさを示している。

- Step4. アーティストネットワークの描画

Step3. で計算したアーティストベクトル間の類似度から、ユーザが選択したアーティストを中心にアーティストネットワークを描画する。このアーティストネットワークは、ユーザが選択したアーティストとそのアーティストから見て大きな類似度を持つアーティストが繋がっているネットワークである。このネットワークを可視化することによって、Step2で「例示」した2つのアーティストをつなぐ文脈内において他のアーティストがどのように繋がっているかを示すことができる。また、ユーザは興味のあるアーティストを入力することで、ユーザの意図した文脈を容易に入力することができ、この意図した文脈内におけるアーティストグラフを提示することができる。

4. 文脈依存の動的アーティストネットワーク生成システムの実現

本節では、3節で説明した文脈依存の動的アーティストネットワーク生成システムの実装について示す。本方式のシステム概要図を図4に示す。

4.1 ベクトルの作成に用いるデータの取得 (Step0)

アーティストベクトルを構成するために、本方式の対象とするアーティストリストのデータと各アーティストに関連するテキストデータを取得する。各アーティストに関連するテキスト

データは、“NAVER まとめ”^(注6) から、アーティストリストは“Weblio 辞書”から取得した。

“NAVER まとめ”はWeb上の情報をユーザがそれぞれ収集して、1つのページに記事としてまとめるWebキュレーションサービスであり、アーティストについての記事もまとめられている。このサービスは、Web上に遍在しているファンの意見がよくまとめられているため、このテキストコンテンツ内の単語はアーティストの何らかの特徴を表していると考えられる。また、“NAVER まとめ”はサイト内でアーティスト名を検索クエリとして検索を行えば、そのアーティストに関連するテキストデータを取得できるため、アーティストリストから関連する文書の取得が容易である。今回アーティストに関連するテキストデータの取得に“NAVER まとめ”を使用したのは、これらの“NAVER まとめ”の特徴からアーティストベクトルの作成に適しており、アーティストごとに関連する文書の取得が容易だからである。

“Weblio 辞書”はカテゴリで検索を行なうことができる。そのカテゴリに日本のバンド一覧というカテゴリがある。今回アーティストリストの取得に“Weblio 辞書”を使用したのは、この日本のバンド一覧のカテゴリから抽出が容易だからである。

4.2 アーティストを表現するベクトルの作成 (Step1)

Step0で取得した各アーティストに関連するテキストデータから、アーティストを表現するベクトルの作成をする。このテキストデータにそれぞれ形態素解析を行い、文書中の単語を抽出する。この単語の出現頻度を求め、それを重み付けした値が各特徴の要素となる。この要素を順に並べたものがアーティストベクトルである。アーティストを $i(i = 1, \dots, n)$ 、単語を $j(j = 1, \dots, m)$ とする時の特徴の値を f_{ij} とする。アーティスト i のアーティストベクトル d_i は以下の式で表す。

$$d_i = (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{im}). \quad (1)$$

また、アーティストベクトルを並べたものをアーティスト単語行列 $\mathbf{M}$ として、以下の式で表す。

$$\mathbf{M} = (d_1, d_2, \dots, d_n). \quad (2)$$

4.3 アーティスト間のつながりを示す文脈の選択 (Step2)

アーティスト間のつながりを示す文脈を選択するために、ユーザは2つのアーティストを選択する。ユーザは、アーティストを $d_i(i = 1, \dots, n)$ から選択する。この時選択されたアーティストをそれぞれ $d_k, d_l(k = 1, \dots, n), (l = 1, \dots, n)$ とする。これによって、ユーザは d_k と d_l をつなぐ文脈を選択した事になる。この時、選択された文脈を C_{kl} とする。ある2つのアーティストを選択した時の文脈 C の数は、 $\frac{n(n-1)}{2}$ 個である。

4.4 アーティストの特徴選択と類似度計算 (Step3)

Step1で作成したアーティスト単語行列とStep2で選択された2つのアーティストから、選択されたアーティストを強く表現する特徴を選択する。特徴の選択にはしきい値 ϵ を用いる。この特徴の選択によって新たに得られる特徴の値を f'_{ij} とする。

(注6) : <http://matome.naver.jp>

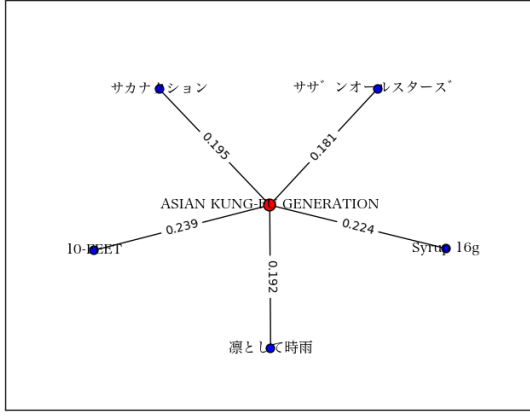


図5 アーティストネットワークの描画 (入力1つの場合)

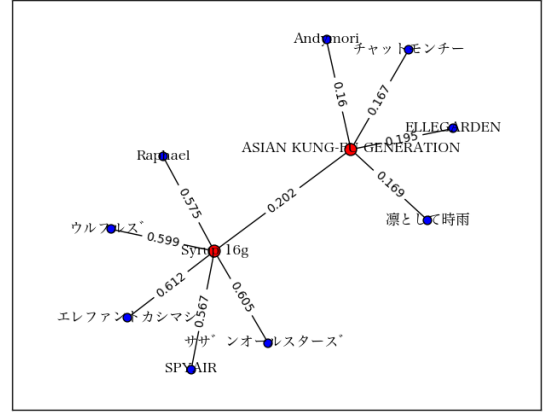


図6 アーティストネットワークの描画 (入力2つの場合)

選択されたアーティスト d_k , d_l についての特徴選択の式は以下の式で表す.

$$f'_{ij} = \begin{cases} f_{ij} & (f_{kj} \cdot f_{lj} > \epsilon) \\ 0 & (otherwise). \end{cases} \quad (3)$$

この特徴選択によって, 2つのアーティスト間をつなぐ文脈 C_{kl} が計算された. この時, 文脈 C_{kl} が特徴として持つ単語は, $f'_{kj} \neq 0$ と $f'_{lj} \neq 0$ を同時に満たす単語 j である. 文脈 C_{kl} を構成する特徴からなる新たなアーティストベクトル $d'_i (i = 1, \dots, n)$ をそれぞれ作成する. 新たに作成されたアーティストベクトル d'_i の式を以下の式で表す.

$$d'_i = (f'_{i1}, f'_{i2}, \dots, f'_{im}). \quad (4)$$

また, Step2 でアーティストを1つのみ選択した場合, アーティスト d_k の特徴選択の式は以下の式で表す.

$$f'_{ij} = \begin{cases} f_{ij} & (f_{kj} > \epsilon) \\ 0 & (otherwise). \end{cases} \quad (5)$$

この時特徴選択は, アーティスト d_k を強く表す単語のみを選択しており, 文脈を決定しない状態でのアーティストネットワーク作成に用いることができる.

次に, この文脈 C_{kl} におけるアーティスト間の類似度を計算する. この時類似度としてコサイン類似度を用いる. この時求めるアーティスト d_i と d_j の類似度 $sim(d_i, d_j)$ を以下の式で表す.

$$sim(d_i, d_j) = \frac{d_i \cdot d_j}{|d_i| \cdot |d_j|}. \quad (6)$$

実際に求める類似度は Step2 で選択されたアーティスト d_k , d_l と他のアーティスト d_i との類似度のみである.

4.5 アーティストネットワークの描画 (Step4)

Step3 で計算された類似度 $sim(d_i, d_j)$ を用いて, アーティストネットワークを描画する. このネットワークは Step2 で選択

された2つのアーティスト d_k , d_l が中心となって, それぞれ類似度が大きい他のアーティストとがつながっている. 実際のアーティストネットワークを描画した例を図5, 6に示す. エッジのラベルとして, つながれているアーティスト間の類似度を示している. 1つアーティストを選択した場合, アーティストのつながりを示す文脈を指定していない状態であるので, この時描画されるアーティストネットワークは, 文脈を考慮していないアーティストのつながりを示している.

5. 実験

本節では, 本方式を実際に実装し, 得られた結果の評価を行なう. 本方式の評価実験は実験1と実験2で行なう. 実験1は本方式を推薦システムとして適応し, 文脈の選択による推薦の変化例を示し, 実験2はこの推薦システムを用いてアーティストを1つ選択した場合と2つ選択した場合の推薦結果について被験者に評価してもらう.

5.1 提案方式の実装

本方式を R 言語, Python 言語を用いて実装した. データの収集を R 言語を, 本方式の処理, インターフェースは Python 言語を用いた.

第4節で示したように, “Weblio 辞書” と “NAVER まとめ” からデータを取得し, 各アーティストごとにテキストデータを取得する. “Weblio 辞書” で取得した邦楽アーティストリストを “NAVER まとめ” の検索クエリとして各アーティストに関連する記事を取得し, この記事の集合をそのアーティストのテキストデータとして用いる.

このテキストデータからアーティスト単語行列の作成に, R のパッケージである “RMeCab” を用いた. この時単語として使用する単語は全テキストデータの中で3回以上出現した単語である. “RMeCab” で形態素解析するときに用いた辞書は “mecab-ipadic-neologd” である. また, 要素の重み付けとして tf-idf 法を用いて, アーティストごとに正規化を行った. 特徴として使用する単語の中で “NAVER まとめ” によく出現する単語

表 1 ASIAN KUNG-FU GENERATION のみを選択した場合と、ASIAN KUNG-FU GENERATION と Andymori を選択した場合の ASIAN KUNG-FU GENERATION に近いアーティストのランキングと類似度の変化

1 目目のクエリ	ASIAN KUNG-FU GENERATION		ASIAN KUNG-FU GENERATION	
2 目目のクエリ	なし		Andymori	
順位	推薦アーティスト	類似度	推薦アーティスト	類似度
1 位	Andymori	0.251	ストレイテナー	0.496
2 位	10-FEET	0.238	Galileo Galilei	0.220
3 位	Syrup 16g	0.223	10-FEET	0.197
4 位	サカナクション	0.194	チャットモンチー	0.173
5 位	凜として時雨	0.191	Syrup 16g	0.168
6 位	サザンオールスターズ	0.181	サンボマスター	0.151
7 位	東京事変	0.166	ボルノグラフィティ	0.145
8 位	The telephones	0.165	サカナクション	0.134
9 位	Hi-STANDARD	0.164	キリンジ	0.133
10 位	ストレイテナー	0.162	9mm Parabellum Bullet	0.131

表 2 ASIAN KUNG-FU GENERATION のみを選択した場合と、ASIAN KUNG-FU GENERATION と黒猫チェルシーを選択した場合の ASIAN KUNG-FU GENERATION に近いアーティストのランキングと類似度の変化

1 目目のクエリ	ASIAN KUNG-FU GENERATION		ASIAN KUNG-FU GENERATION	
2 目目のクエリ	なし		黒猫チェルシー	
順位	推薦アーティスト	類似度	推薦アーティスト	類似度
1 位	Andymori	0.251	サカナクション	0.709
2 位	10-FEET	0.238	チャットモンチー	0.701
3 位	Syrup 16g	0.223	THE BAWDIES	0.682
4 位	サカナクション	0.194	THE YELLOW MONKEY	0.571
5 位	凜として時雨	0.191	GIRL NEXT DOOR	0.568
6 位	サザンオールスターズ	0.181	T.M.Revolution	0.566
7 位	東京事変	0.166	東京事変	0.555
8 位	The telephones	0.165	BUMP OF CHICKEN	0.554
9 位	Hi-STANDARD	0.164	Flumpool	0.548
10 位	ストレイテナー	0.162	Angela	0.545

等は除去を行った。よく出現する単語の例として，“matome”，“出典”などが挙げられる。本論文で用いるアーティスト単語行列は，アーティスト 171 個，単語 59,089 個の 171 × 59,089 行列である。このアーティスト単語行列の構造は，図 3 に示した通りである。

アーティストネットワークの描画には，“networkx”を用いた。出力されるアーティストネットワークは，図 5、6 に示した通りである。

5.2 実験 1 文脈の選択による推薦結果の変化について

5.2.1 実験 1 について

実験 1 では，アーティストを 1 つ選択した時の推薦アーティストとアーティストを 2 つ選択した時の推薦アーティストの結果を比較する。

アーティストを 1 つ選択した時の推薦アーティストは，選択したアーティストが持つ大きな値の特徴のみをベクトル要素として用いた時の選択したアーティストと他のアーティストの類似度を計算し，値が大きいものを順に 10 個推薦として表示したものである。

アーティストを 2 つ選択した時の推薦アーティストは，選択した 2 つのアーティストが共通に持つ大きな特徴のみをベクトル要素として用いた時の 1 つ目に選択したアーティストとその他のアーティストの類似度を計算し，値が大きいものを順に 10 個推薦として表示したものである。

5.2.2 結 果

アーティストを一つ入力した場合と，アーティストを 2 つ入力をした場合の推薦結果を比較した例を推薦のランキングの変化の例を表 1，2 に示す。この時，中心とするアーティストを 1 目目のクエリ，文脈の「例示」として 2 目目に入力するアーティストを 2 目目のクエリとする。

表 1 は，ASIAN KUNG-FU GENERATION のみを選択した場合と，ASIAN KUNG-FU GENERATION と Andymori を選択した場合の ASIAN KUNG-FU GENERATION に近いアーティストのランキングと類似度の変化を示している。表 2 は，ASIAN KUNG-FU GENERATION のみを選択した場合と ASIAN KUNG-FU GENERATION と黒猫チェルシーを選択した場合の ASIAN KUNG-FU GENERATION に近いアーティストのランキングと類似度の変化を示している。

5.2.3 考 察

表 1，2 の結果から，2 目目のアーティストを入力することにより推薦のランキングが変化していることが分かる。表 1 では，2 目目のクエリとして ASIAN KUNG-FU GENERATION のみを選択した場合に最も ASIAN KUNG-FU GENERATION と近いアーティストの Andymori を入力した。それに対し，表 2 では，2 目目のクエリとして ASIAN KUNG-FU GENERATION のみを選択した場合に ASIAN KUNG-FU GENERATION と比較的遠いアーティストである黒猫チェルシーを入力した。

表 1 と表 2 で示している類似度を比べると表 2 の類似度のほうが全体として大きな値を示している。これは，ASIAN KUNG-FU GENERATION と黒猫チェルシーが共通に持つ特徴が他のアーティストも多く持つような特徴であるからだと考えられる。よって，元々類似度が大きくないアーティスト同士 2 つをクエリとして入力するとあまり意味のない単語集合の文脈が求まると言える。このことから本方式による推薦システムは，文脈を指定しない場合においてある程度の類似度をもったアーティスト同士を選択しなければ推薦システムとして意図に合致した推薦を実行できないことが分かる。

表 1 より，2 目目のクエリとして Andymori を入力した場合と ASIAN KUNG-FU GENERATION のみを入力した場合とを比べると，ストレイテナーの類似度大きく上昇していることが分かる。他のアーティストの類似度はランキングの変化はあったが，類似度の値の大きな変化はなかった。この結果は，ASIAN KUNG-FU GENERATION と Andymori をつなぐ文脈中において ASIAN KUNG-FU GENERATION とストレイテナーは他のアーティストと比べ近くなっていることが言える。また，2 目目のクエリとして入力した Andymori は，ASIAN KUNG-FU GENERATION のみを入力した時は 10 位以内のランキングにあるが，2 目目のクエリを入力した時は 10 位以内のランキングにない。ASIAN KUNG-FU GENERATION のみをクエリとして選択した場合は，用いる特徴が ASIAN KUNG-FU GENERATION を強く表現する特徴のみであり，この場合も一つの文脈と考えると，ASIAN KUNG-GENERATION と Andymori は ASIAN KUNG-FU GENERATION を表現する

文脈中では近い関係にあるが、この2つの共通の特徴による文脈中では近い関係ではないと言うことが分かる。

このことから、アーティストを2つ選択することによる文脈の「例示」は、上記で示したような人間がすぐ分かるような文脈以外も含めた文脈の計算を行っていることが分かる。よって、本方式では、アーティストを2つ選択したことによる推薦結果が理解できない「例示」の組み合わせがありうると言える。

5.3 実験2 提案方式による推薦システムについての推薦評価

5.3.1 実験2について

本方式で実装したシステムの評価を行なう。実験2のために本方式をアーティスト推薦システムとして実装した。被験者にはまずアーティストを一つ選択してもらい、そのアーティストを入力とした時の推薦アーティストを10個表示する。この時選択してもらうアーティストは被験者が好きなアーティストに限定してもらった。

次に、その表示された結果を踏まえつつ、2つ目のアーティストを選択してもらう。この時2つ目に選択するアーティストは、被験者が好きなアーティスト、かつ1つ目に選択したアーティストと何らかのつながりがあると被験者が考えたアーティストに限定してもらった。2つ目のアーティストを選択したことによって、1つ目のアーティストと2つ目のアーティスト間の文脈を考慮した場合の1つ目のアーティストに近いアーティストを10個表示する。

この2つの結果を比較して、被験者にとってより好みを反映しており、選択したアーティストとのつながりを感じる結果がアーティストを1つ選択した場合か、アーティストを2つ選択した場合のどちらであるかを評価してもらった、この実験は、好みの2つのアーティストを入力したことにより被験者にとって1つのアーティストを選択するよりも自分の好みを表現しているかどうかを評価している。

被験者は、普段音楽をよく聴く10人の学生を対象にして、それぞれ5回異なった入力で評価を行った。評価実験のためのアーティスト選択において、実験回数が多いと被験者が入力できるアーティストがなくなる可能性が考えられるので、1人5回の評価とした。実際に実験2で用いたインターフェースを図7に示す。

5.3.2 結果

被験者10人にそれぞれ5回行った実験結果を表3に示す。全50件の評価の内、アーティストを1つ選択したほうが自分の好みに適している推薦と感じた場合が18件、アーティストを2つ選択したほうが自分の好みに適している推薦と感じた場合が32件であった。

これらの評価の内、1つ目のクエリが同じで2つ目のクエリが異なる入力をした場合で評価が異なった時の例として、アーティストランキングと類似度の変化を表4、5に示している。表4は、サカナクションのみを選択した場合と、サカナクションとUNISON SQUARE GARDENを選択した場合のサカナクションに近いアーティストのランキングと類似度の変化を示している。この時は、2つ入力したほうが良い推薦という評価



図7 実験2で用いたインターフェース

表3 実験2の評価の結果

アーティストを1つ選択	アーティストを2つ選択
18件	32件

表4 サカナクションのみを選択した場合と、サカナクションとUNISON SQUARE GARDENを選択した場合のサカナクションに近いアーティストのランキングと類似度の変化

1つ目のクエリ	サカナクション		サカナクション	
2つ目のクエリ	なし		UNISON SQUARE GARDEN	
順位	推薦アーティスト	類似度	推薦アーティスト	類似度
1位	Base Ball Bear	0.572	Base Ball Bear	0.466
2位	グルーブ魂	0.327	グルーブ魂	0.262
3位	サンボマスター	0.211	TRICERATOPS	0.205
4位	フジファブリック	0.194	フジファブリック	0.189
5位	DREAMS COME TRUE	0.181	ASIAN KUNG-FU GENERATION	0.175
6位	サザンオールスターズ	0.178	VAMPS	0.157
7位	VAMPS	0.175	サンボマスター	0.156
8位	いきものがかり	0.175	Coldrain	0.152
9位	ボルノグラフィティ	0.174	SAKEROCK	0.151
10位	Amazarashi	0.164	ボルノグラフィティ	0.158

表5 サカナクションのみを選択した場合と、サカナクションとねごとを選択した場合のサカナクションに近いアーティストのランキングと類似度の変化

1つ目のクエリ	サカナクション		サカナクション	
2つ目のクエリ	なし		ねごと	
順位	推薦アーティスト	類似度	推薦アーティスト	類似度
1位	Base Ball Bear	0.572	サザンオールスターズ	0.707
2位	グルーブ魂	0.327	DREAMS COME TRUE	0.689
3位	サンボマスター	0.211	いきものがかり	0.624
4位	フジファブリック	0.194	プリンセス・プリンセス	0.608
5位	DREAMS COME TRUE	0.181	RADWIMPS	0.558
6位	サザンオールスターズ	0.178	Dragon Ash	0.534
7位	VAMPS	0.175	ASIAN KUNG-FU GENERATION	0.533
8位	いきものがかり	0.175	HY	0.532
9位	ボルノグラフィティ	0.174	Flumpool	0.528
10位	Amazarashi	0.164	凛として時雨	0.513

であった。表5は、サカナクションのみを選択した場合と、サカナクションとねごとを選択した場合のサカナクションに近いアーティストのランキングの変化を示している。この時は、1つのみを入力したほうが良い推薦という評価であった。

5.3.3 考察

表4、5をみると、1つ目のクエリはサカナクションにして、2つ目のクエリにねごとを選択する場合の方が1つ目のクエリにサカナクション、2つ目のクエリにUNISON SQUARE

GARDEN を選択する場合よりも全体的に類似度が高くなっていることが分かる。このことから、サカナクションとねごとが共通して持つ特徴は他のアーティストも多く持つような特徴であることが言える。よってこの時のアーティストランキングはあまり意味を持たない文脈によるランキングであったと考えられる。それに対してサカナクションと UNISON SQUARE GARDEN が共通して持つ特徴による文脈は、被験者の意図に合致したものであったと考えられる。

その他の評価結果についても、1 つクエリのみを選択した場合の方が良いランキングと評価した時、2 つのクエリによる文脈では類似度が全体として高くなるが多かった、しかし、2 つのクエリを選択した場合の方が良いランキングと評価した時、類似度が全体として高い場合や、1 つのクエリのみを選択した場合のほうが良いランキングと評価した時、類似度が全体として高くない場合があった。

前者の場合は、あまり意味を持たない文脈によって提示されたアーティストランキングが被験者にとって好みのアーティストが偶然多いものがあった可能性が考えられる、もしくは、1 つのアーティストのみをクエリとして選択した時提示されるアーティストランキングが、被験者にとって良くないランキングであったため、比較した場合 2 つのクエリを選択した場合の方が良いランキングとなったと考えることができる。

後者の場合、2 つのアーティストを選択したことで求まる文脈は意味のある文脈であったが、被験者の好みを表現するような文脈ではなかったと考えられる。もしくは、1 つのアーティストのみをクエリとした時の文脈によるアーティストランキングの方が被験者の好みをより良く表現した結果であった可能性が考えられる。

6. 終わりに

本稿では、邦楽アーティストを対象とした文脈依存の動的アーティストネットワーク生成システムを実現した。本方式は、アーティストを 2 つ選択すると、その 2 つのアーティストのつながりを表現する特徴を選択する。この特徴をアーティスト間をつなぐ文脈と考え、この文脈によって動的に変化するアーティストネットワークを描画する。

本方式の実現により、ユーザの要求に応じて文脈依存の潜在的なアーティストのつながりを発見することができ、アーティストのつながりに関して人間が知覚できない潜在的な文脈による音楽推薦が可能になった。本方式による音楽推薦システムによって、音楽ファンは自分が気づくことのできなかった新たなアーティストを発見することができる。また、本方式は対象を音楽アーティストだけでなく、その他のコンテンツについても拡張することができると考えられる。その他のコンテンツに拡張することで本方式は、人間が発見することのできない新たなコンテンツの発見方式となりうる。

今後の課題として、本方式による推薦システムをよりよいものにするために、文脈の決定時の特徴選択に用いるパラメータの調整の検討。文脈の「例示」によってユーザの意図により合

致したアーティスト間のつながりを示す方式の実現、本方式をより大きな推薦システムに拡張するために用いるデータの再検討が挙げられる。

文 献

- [1] 土方 嘉徳. 嗜好抽出と情報推薦技術. Proc. of ACM SAC, pp.1050-1057 2006.
- [2] 吉井 和佳, 後藤 真孝. 音楽推薦システム. 情報処理 Vol.50 No8 Aug. 2009.
- [3] William W.Cohen, Wei Fan. Web-collaborative filtering: recommending music by crawling the web. Computer Networks, Volume 33, Issues 1-6, pages 685-698, 2000.
- [4] Yoshii, K., Goto, M., Komatani, K., Ogata, T. and Okuno, H. G. An Efficient Hybrid Music Recommender System Using an Incrementally Trainable Probabilistic Generative Model. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, Vol.16, No.2, pp.435-447, 2008.
- [5] Tiemann, M., Pauws, S. and Vignoli, F. Ensemble Learning for Hybrid Music Recommendation. Proc. of ISMIR, pp.179-180, 2007.
- [6] Herlocker, J., et al. Explaining Collaborative Filtering Recommendations. Proc. of CSCW '00, pp. 241-250, 2000.
- [7] 土方嘉徳, 青木義則, 古井陽之助, 中島周. マウス挙動に基づくテキスト部分抽出方式と抽出キーワードの有効性に関する検証. 情報処理学会論文誌, Vol.43, No.2, pp. 566-576, 2002.
- [8] Elias Pampalk, Arthur Flexer, Gerhard Widmer. IMPROVEMENTS OF AUDIO-BASED MUSIC SIMILARITY AND GENRE CLASSIFICATION. ISMIR 2005, 6th International Conference on Music Information Retrieval, 2005.
- [9] ja-Hwung Su, Hsin-Ho Yeh, Philip S. Yu, Vincent S. Tseng. Music Recommendation Using Content and Context Information Mining. Intelligent Systems, IEEE Volume.25, Issue.1, pp.16 - 26, 2010.
- [10] 小田川智, 児玉泰輝, 我山真一, 鈴木康悟, 松下文雄, 塩田岳彦. 楽曲レコメンドシステム. 電子情報通信学会技術研究報告, 応用音響, Vol.106, No.160, pp.49-53, 2006.
- [11] Elias Pampalk, Masataka Goto. MUSICSUN: A NEW APPROACH TO ARTIST RECOMMENDATION. In the Proceedings of the ISMIR International Conference on Music Information Retrieval (ISMIR'07), Vienna, Austria, 2007.
- [12] 松尾蘭, 正田備也. ニュース記事における共起情報を利用したアーティスト推薦アルゴリズムの検討. アカデミック・リソース・ガイド Web インテリジェンスとインタラクション研究会 No.1, 2012
- [13] Masatoshi Hamanaka, Mikito Yoshiya. BandNavi: Band-member Backtracker Based on Member History Information Journal of Communication and Computer, Vol.9, No.2, pp.234-241, 2012.
- [14] 佐藤 智行, 小川 祐樹, 諏訪 博彦, 太田 敏澄. アーティストネットワークを用いたインディーズアーティスト推薦システムの構築. 情報処理学会論文誌 Vol. 52, No1, pp44-55, 2011.
- [15] 古谷 幹人, 宇佐美 敦志, 浜中 雅俊. メンバー情報に基づくバンドネットワークの構築と利用. 研究報告音楽情報科学 Vol. 82, No5, pp1-6, 2009.