

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

佐藤 智行^{†1} 小川 祐樹^{†2}
諏訪 博彦^{†2} 太田 敏澄^{†2}

本研究では、インディーズアーティストに着目した推薦システムの検討を行う。既存の推薦システムにおいて、メジャーアーティストの推薦精度は高いと考えるが、視聴機会が少ないインディーズアーティストの推薦精度は相対的に低いと考える。我々は、インディーズアーティストの推薦精度向上のために、ソーシャルネットワークにおける内集団の形成に着目し、この内集団のリンク関係による推薦手法を提案する。提案手法を実装するために、MySpace における日本国内のアーティストのリンク構造を解析し、その特徴を明らかにする。また、従来の協調フィルタリングによる推薦手法と提案手法の比較を行い、推薦システムとしての有用性を評価する。結果として、提案手法が、既存手法よりも 1. メジャーアーティストに偏らない、2. 未知のアーティストを推薦できる、3. ユーザが推薦結果に満足する手法であることを示した。

A Recommendation System for Independent Label Artists Using Artist Networks

TOMOYUKI SATO,^{†1} YUKI OGAWA,^{†2} HIROHIKO SUWA^{†2}
and TOSHIZUMI OHTA^{†2}

Our goal is to develop a recommendation system that matches independent label artists to audiences. Current recommendation systems work well for major recording artists, but they do not seem adequate for independent label artists. We used social networks among artists on MySpace, a self-categorization theory, and a balance theory to analyze link structures among domestic artists on MySpace. We compared the proposed method with collaborative filtering. Results indicate that our system's unique approach to matching artists with audiences by utilizing friends information on MySpace may be more effective than the conventional systems.

1. はじめに

近年、システムがユーザの嗜好を推測し、ユーザへアーティストを推薦するシステムが実現されている。たとえば、Last.fm¹⁾ という SNS では、ユーザの音楽の視聴履歴をもとに、ユーザの好みのアーティストを推薦するサービスが実装されている。このようなアーティストを対象とした推薦システムは、ユーザにとって好みのコンテンツをフィルタリングするシステムとして機能すると同時に、ユーザにとって未知のアーティストを推薦するという点において、ユーザ、アーティスト双方にとって互いの接触機会を生むシステムとしても機能する。

しかし、ユーザの行動履歴だけをもとにした既存の推薦システム（協調フィルタリングなど）は、インディーズなど認知度の低いアーティストが推薦されにくいといった問題がある。この推薦の偏りは、メジャーアーティストに評価が集中することが要因となっている。そのため、このような推薦アーティストの偏りの問題は、システムによって推薦されにくいインディーズアーティストへの接触機会を減少させ、ユーザへ未知のアーティストを推薦することを阻害していると考えられる。ユーザの満足の観点において、未知のコンテンツを推薦することが重要であるということはこれまでも指摘されている²⁾⁻⁴⁾。インディーズアーティストの立場においても、推薦システムはユーザへアピールする機会を生むと考えられ、ユーザ、インディーズアーティストの両者にとって、推薦の偏りを解消することにメリットがあると考えられる。

本稿では、このような偏りの問題に対し、ソーシャルネットワークを用いた推薦手法を提案し、その有用性を評価する。ユーザは、自分が好きなアーティストと交流を持っているアーティストに関心を持つと考えられる。アーティスト同士の交流関係は、今まで観察できなかったが、SNS によって「見える化」されつつある。そこで我々は、アーティスト間の交流関係を基にしたネットワークの情報を推薦に用いることで、既存の協調フィルタリングなどの推薦よりもメジャーアーティストに偏らず、かつユーザが満足できる推薦が実現可能と考える。現在、アーティスト自身が参加する SNS として MySpace⁵⁾ と呼ばれる音楽 SNS が存在する。この MySpace はアーティスト同士が交流関係を基にソーシャルネットワーク

^{†1} 日本ヒューレット・パカード株式会社
Hewlett-Packard Japan, Ltd.

^{†2} 電気通信大学大学院情報システム学研究所
Graduate School of Information Systems, The University of Electro-Communications

を形成しているという特徴を持っている。

我々は、日本国内の MySpace のアーティスト間フレンドネットワークを用いた推薦システムを構築し、評価を行うことで、アーティスト間フレンドネットワークを用いた推薦の有用性を明らかにする。本稿では、上記の目的に対し以下の2点を行う。

1. アーティスト間フレンドネットワークを用いた推薦手法を提案する。
2. 提案手法によりシステムを実装し、評価を行う。

以降2章では関連研究における問題点を指摘し、3章で本研究の提案手法の説明とシステムの実装を行う。4章では本研究で用いる SNS, “MySpace” の特徴を述べ、5章、6章で提案手法の評価を行う。7章で評価に対する考察を行い、8章で結論と今後の課題に言及する。

2. 関連研究

現在、協調フィルタリング(以下、CF)⁶⁾が主流な推薦手法として多くのサービスに取り入れられているが、主に2点の問題があげられている。1つは Cold-Start 問題と呼ばれ、ユーザがある程度の数のアイテムを評価付けしないと精度の高い推薦が得られないという問題である⁷⁾。もう一方は評価値疎ら問題である。新規もしくは未評価アイテムは、評価が得られない限り推薦候補にあがらない。そのため、推薦されるアイテムはより推薦され、推薦されにくいアイテムとの格差を生じさせている^{8),9)}。音楽推薦においても、同様の推薦手法を採用する限り、認知度の高いメジャーアーティストはより多くの推薦が行われ、認知度の低いインディーズアーティストは推薦されにくいといった問題が考えられる。認知度の高いアーティストに推薦が集中した場合、ユーザに対する未知のコンテンツの推薦数は低下すると考えられる。しかし、未知のコンテンツの推薦は、ユーザの満足度の向上において重要な課題であることが指摘されている²⁾。この点に関して、CFの中でもユーザベースのCFが、アイテムベースのCFに比べて、多様なコンテンツを推薦できることが指摘されている¹⁰⁾、Cold-Start の問題は残っている。このことから、ユーザの評価情報が少ない状況においても、ユーザの興味に適し、かつ未知のコンテンツを推薦する推薦システムについて検討する必要があると考える。

このほか、最近では SNS を用いた推薦システムも提案されている。ソーシャルネットワークを利用した推薦システムの例として、mixi¹¹⁾ のおすすめマイミクシィがあげられる。しかし、この SNS を用いた推薦手法がユーザにとってどれほど有用なものかといった点については十分に評価されていない。本研究では、アーティスト間フレンドネットワークを用いることで、既存の協調フィルタリングなどの推薦手法よりも、メジャーアーティストに偏ら

ず、かつユーザが満足できる推薦が実現可能と考える。具体的には、既存の推薦手法での問題に対し、MySpace のリンク構造をベースにした推薦手法を用いることで、ユーザに対し、未知であり、かつ満足度の高い推薦を提供することを目標とする。そこで、我々は推薦システムの有用性を以下のように定義し、これを実現できる推薦システムの構築を検討する。

- ① メジャーアーティストに偏らない推薦が可能である。
- ② 未知のアーティストを推薦できる。
- ③ ユーザが推薦結果に満足する。

次章で要件を達成する提案手法について検討する。

3. 提案手法

本章ではアーティスト間フレンドネットワークを用いた推薦手法を提案し、システムの実装方針について述べる。

3.1 アーティスト間フレンドネットワークを用いた推薦手法

我々は、アーティスト間フレンドネットワークを用いた推薦手法を提案する。提案手法の理論的背景としては、自己カテゴリ化理論¹²⁾、バランス理論¹³⁾を用いる。自己カテゴリ化理論では、自分と他者との類似性を検討し、そのメタ・コントラスト比に基づいて自分の所属する内集団と外集団を峻別する。この際、内集団が持つ特徴を自分自身が強く持つことが指摘されている。この理論から、あるアーティスト A (または B) とフレンド関係を持つアーティスト B (または A) は、互いに類似性を持つと仮定できる。

提案手法では、これらの理論的背景をもとに、図1に示すようなネットワークの関係性から推薦を行うことを考える。バランス理論では、User が A を好み (+)、かつ A から B (または B から A) が友好的な関係 (+) であるとき、User から B の関係も友好に保たれることを指摘している。よってユーザが好むアーティスト A (または B) の内集団に B (または A) がいるとき、その類似性により、ユーザはアーティスト B も好むと考えられる。そこで、アーティスト間フレンドネットワークのソーシャルネットグラフ上で接続されているインディーズに注目し、これを推薦するシステムを提案する。この推薦によって、先行研究にあげられるような Cold-Start 問題、評価値疎ら問題を回避することができ、ユーザの認知度にかかわらず露出の機会を創出することが可能であると考えられる。

提案手法では、(1) ユーザの好むアーティスト (Seed アーティスト) が好むアーティストだけでなく、(2) Seed アーティストを好むアーティストも推薦対象としている。たとえば、図2のように、ある Seed を検索した場合には Seed が好むアーティスト A, C, E の

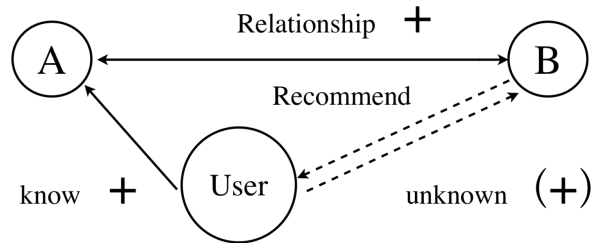


図 1 社会的関係からの推薦

Fig.1 Recommendation scheme based on social relationship.

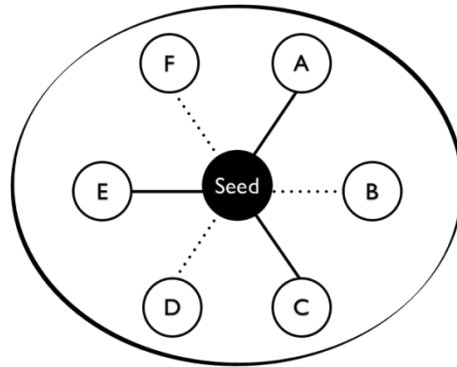


図 2 推薦対象となるアーティスト

Fig.2 Artists of the recommendation target.

ほかに、Seed を好むアーティスト B, D, F も推薦結果として反映される。

このような推薦方法によって、ユーザの好みのアーティストの推薦が可能であり、かつ、認知度の高いアーティストを検索したときでも、そのアーティストをフレンド登録するアーティストが推薦対象になるために、認知度の高い特定のアーティストに推薦が偏るという問題を改善できると考える。

3.2 システムの実装方針

本節では、提案手法に基づいたシステムの実装を検討する。本研究では、ユーザが好きなアーティストの好きなアーティスト、またはユーザが好きなアーティストを好きなアーティ

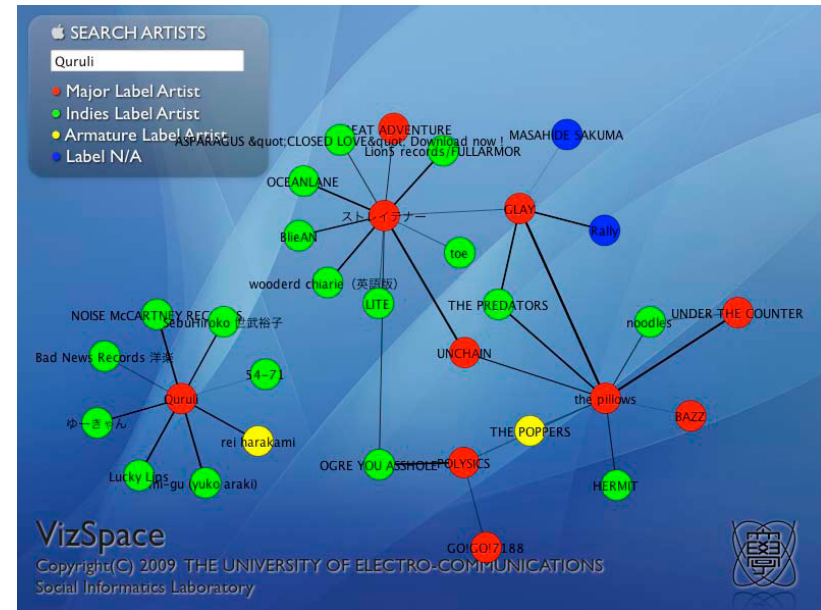


図 3 提案手法による実装システム

Fig.3 Links among artists in our recommendation system based on proposed method.

ストを推薦する手法を採用している。ここで、好きなアーティストとは、アーティスト同士が行うフレンド関係とし、MySpace 上におけるトップフレンド機能（「4.1 節 MySpace の概要」で後述）を用いるものとした。

また、推薦の提示方式に関しては、ソーシャルグラフがフレンド関係をユーザに認識させるという点で適していることから、ソーシャルグラフによる可視化を用いて推薦システムの実装を行った。

実装したシステムを図 3 に示す。システムは JavaApplet として実装を行い、Web ブラウザ上で動作するシステムとなっている。このシステムでは、初期ノードをユーザが任意に決定し、その初期ノードからリンクしているトップフレンドのアーティストを提示するシステムとなっている。ユーザは左上の検索ボックスから任意にアーティストを検索し、推薦結果を閲覧可能となっている。ノードに付いているラベルは各アーティスト名である。検索結果は画面上に保持され、次に検索したアーティストが既存のネットワークとリンクしていな

47 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

ければ、単独の島として画面上に追加される。

また、ユーザが任意のノードをダブルクリックすることで、さらに先のリンクを展開することが可能となっており、シードに対して推薦数が少なかった場合、ユーザは任意に次のシードを選択できる。ノードを右クリックすることで該当アーティストの MySpace ページへジャンプし、試聴を可能としている。ここで、各ノードの色はレーベルタイプ(「4.1 節 MySpace の概要」で後述)を表し、赤色はメジャーアーティスト、緑色はインディーズアーティスト、黄色はアマチュアアーティスト、レーベル情報がないものを青色としている。

画面の見やすさの観点から、Seed アーティストからの推薦対象アーティストが多すぎる場合には推薦対象をフィルタリングすることとする。具体的には、「Seed アーティストがトップフレンドとしているアーティスト」、「Seed アーティストヘトップフレンド登録を行っているアーティスト」という優先順で推薦対象アーティストを選定し、10 件を超える場合には、Seed アーティストのジャンル(アーティスト自身が登録する 3 つのジャンル)と一致数が最も大きいアーティストを優先的に選定することで、ユーザの好みに合ったジャンルのアーティストが推薦されるようにフィルタリングを行うこととする。

4. アーティスト間フレンドネットワーク

本章では、本研究で用いる MySpace の概要と、データセットの特徴に言及する。

4.1 MySpace の概要

提案手法を実装する際、我々は SNS “MySpace” を利用した。MySpace では一般ユーザとアーティストであるユーザが存在し、一般ユーザをフィルタリングすることでアーティストのフレンド関係を抽出可能である。またアマチュア、インディーズ、メジャーのレーベル情報(アーティスト自身が登録)が付与されている。アーティスト登録をした場合、自らの楽曲をプロフィール上で公開できる機能を持つ。表 1 にレーベルタイプを示す。また図 4 に MySpace のアーティストページ例を示す。

MySpace は、英語ウェブサイト限定した場合、世界で 5 番目に人気があり、言語を限定しない場合、世界で 8 番目に人気のあるウェブサイトである(2006 年 3 月 Alexa Internet 調べ)。登録者数は 2 億人以上、登録アーティスト数は約 50 万件、うち日本人アーティストは約 6 万件と公表されている(http://jp.myspace.com: 2008 年 12 月)。

また、MySpace 上においては、アーティスト自身が任意のアーティストとフレンド関係を指定する機能が、「フレンド」と「トップフレンド」の 2 種類存在している。ここで、「フレンド」は登録数の制限なし、「トップフレンド」は「フレンド」の中から指定(最大 40 件

表 1 レーベルタイプ
Table 1 Label type.

メジャー	日本レコード協会に加入しているレコード会社に所属するアーティスト
インディーズ	日本レコード協会に加入していないレーベルに所属するアーティスト
アマチュア	レーベルに属さず、自主制作により制作を行うアーティスト
分類無し	MySpace 上にレーベル情報が無いものを本研究では分類無しとして扱う



図 4 MySpace のページ例 (出典: http://jp.myspace.com/) Fig. 4 Example of artist profile in MySpace.

のアーティストまで指定)するようになっている。本研究では、通常の「フレンド」の関係よりも「トップフレンド」の関係の方が、よりアーティスト間の親密さを表していることから「トップフレンド」の関係のみを可視化対象(推薦のリンク)として用いる(図 5)。

4.2 データセットの特徴

本研究では、ユーザがメジャーアーティストから検索を開始することを想定している。そこで、メジャーとインディーズの間にフレンド関係が見られない場合、提案手法は適用不可能となる。ここではクロールしたデータセットを用い、アーティスト間の可視化を行うことでリンクの存在を確認する。本研究では 2008 年 12 月にクロールしたデータを用い分析を行う。クロールした国内アーティストのデータは全 61,159 件であり、うちメジャーは 4,889 件、インディーズは 18,126 件、アマチュアは 4,357 件、MySpace 上に分類情報がないもの(分類なし)は 33,787 件である。各レーベルにおける次数分布を図 6 に示

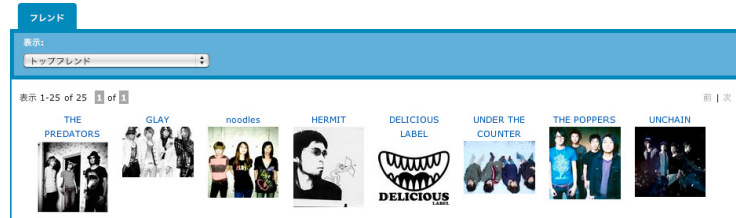


図5 トップフレンドの表示例 (出典: <http://jp.myspace.com/>)
Fig. 5 Example of top friends in an artist.

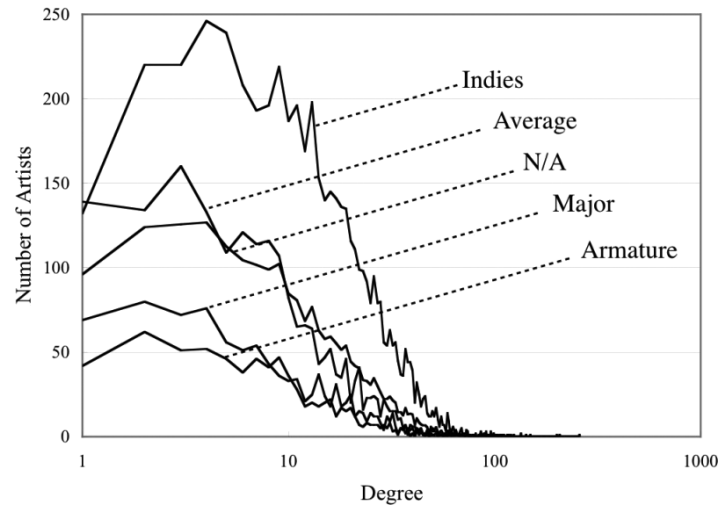


図6 各レベルにおける度数分布
Fig. 6 Distribution of degree in each label.

す。また、レベルのグループ化による可視化を図7に示す。図7におけるグループ対グループのリンク関係の可視化の結果により、各レベル間で密なリンクが存在することが確認できる。

また、図7におけるグループ関係に基づき、グループ間の数値解析を行った。表2に各レベルタイプにおける解析対象の有効ノード数を示す。また、同表に各グループにおける内部リンク(同一レベルどうしのリンク)と外部リンク(他のレベルへのリンク)数を

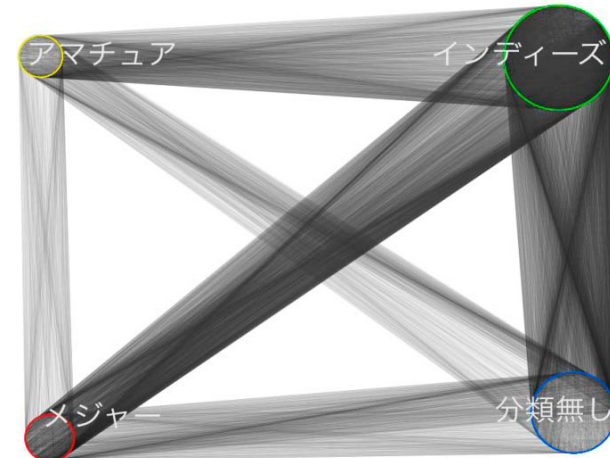


図7 グループ化による可視化
Fig. 7 Visualization of relations among groups.

表2 各リンク数
Table 2 Number of each link.

	メジャー	インディーズ	アマチュア	分類無し
外部リンク	16107	32948	9948	23232
内部リンク	1573	35546	623	3910
全リンク	17680	68494	10071	27142

表3 平均入次数
Table 3 Average in degree.

from/to	メジャー	インディーズ	アマチュア	分類無し	TOTAL
メジャー	1.21	4.88	0.69	1.8	8.58
インディーズ	0.66	5.16	0.49	1.39	7.7
アマチュア	0.33	1.86	0.5	0.9	3.59
分類無し	0.38	1.83	0.32	0.92	3.45

示す。

表3, 表4では、各レベルから他のレベルへ向けての平均入次数, 平均出次数を算出してあり, 行のレベルから列のレベルへの次数となっている。次数の計算には有向リンクを用いており, 表3のメジャー行, インディーズ列の4.88という数値は, メジャーに

表 4 平均出次数
Table 4 Average out degree.

to/from	メジャー	インディーズ	アマチュア	分類無し	TOTAL
メジャー	1.45	4.17	0.35	1.33	7.3
インディーズ	1.21	6.69	0.41	1.37	9.68
アマチュア	1.24	4.45	0.81	1.84	8.34
分類無し	1.20	4.68	0.53	1.91	8.32

対してインディーズからリンクされた数値である。トップフレンドに対して分析を行っているため、入次数と出次数には差異が見られる。

5. 提案手法と既存手法の比較分析

本章では、推薦結果の特徴を明らかにするために、提案手法と既存手法（協調フィルタリング：CF）について比較を行う。

5.1 分析概要

提案手法と既存手法各々の特徴を明らかにするため、メジャーアーティストに偏らない多様なアーティストが推薦可能かという観点から、以下の2点について分析する。

- メジャーに偏らない推薦ができていないか。
- 異なるシードからの推薦結果が重複しないか。

具体的には、シードアーティストからの次数展開によるレーベル分布と展開数の分析を行う。ここで次数展開とは、シードからのアーティスト接続のことであり、距離が1であれば1 Hop、距離が2であれば2 Hop と呼称する。レーベル分布は、各次数展開におけるレーベルの割合であり、展開数とは累積接続アーティスト数である。

(1) メジャーに偏らない推薦ができていないかを明らかにするために、各ホップのレーベル分布を調べる。(2) 異なるシードからの推薦結果が重複しないかを明らかにするために、各 Hop における展開数、各手法における Hop 別アーティスト重複率を調べる。

なお、本章における比較分析と6章の被験者実験に関しては、MySpace 上のデータをそのまま利用することとし、レーベルごとのアーティスト数を揃えるなどのデータ統制は行わないこととした。これは、本研究での提案手法はアーティスト間のフレンド関係をベースとした推薦手法となっており、実験においてレーベルのアーティスト数を同一にするなどの統制を行ってしまうと、正確なフレンド関係が推薦に反映されなくなってしまうためである。

今回は任意のシードとして、被験者実験時（後述）に被験者が選定した30アーティストを用い、各シードを30 Hop まで次数展開した。各 Hop の値は30シードの平均値を用いる。

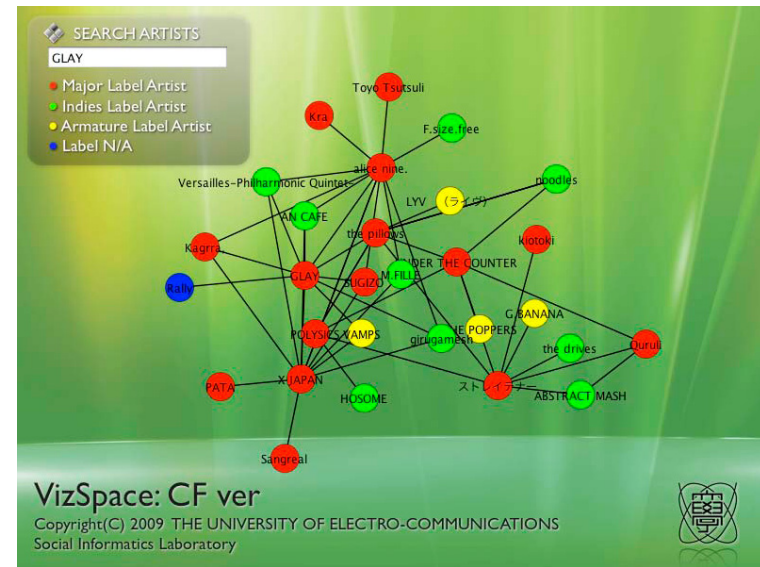


図 8 協調フィルタリングによる実装システム

Fig. 8 Links among artists in recommendation system by collaborative filtering.

また、比較対象である CF は、提案手法と同様にウェブブラウザ上で動作する推薦システムとして実装した（図 8）。CF には、MySpace 内における 989,967 人の一般ユーザの情報をもとに、既存の EC サイトで多く利用されているアイテムベースの CF を用い、アーティスト間の類似度閾値には、交差検証法（Cross Validation）により 0.01 を設定した。また、可視化においては、類似度閾値でフィルタリング後、1 アーティストからの推薦アーティストが 10 件を超える場合には類似度の上位 10 件のみを表示するようにした。

5.2 分析結果

展開数に関する分析結果を図 9 に、レーベル分布に関する分析結果を図 10、図 11 に、アーティスト重複率を図 12 に示す。図 9 における縦軸はアーティスト数を示し、横軸はホップ数を示す。図 10、図 11 における縦軸はレーベルの占有割合を示し、横軸はホップ数を示す。図 12 における縦軸はアーティスト重複率を示し、横軸はホップ数を示す。

図 9 の結果から、提案手法の方が展開数の立ち上がり早く、CF は立ち上がり遅いことが分かる。この要因として図 12 に示す手法別のアーティスト重複率の分析結果から、提

50 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

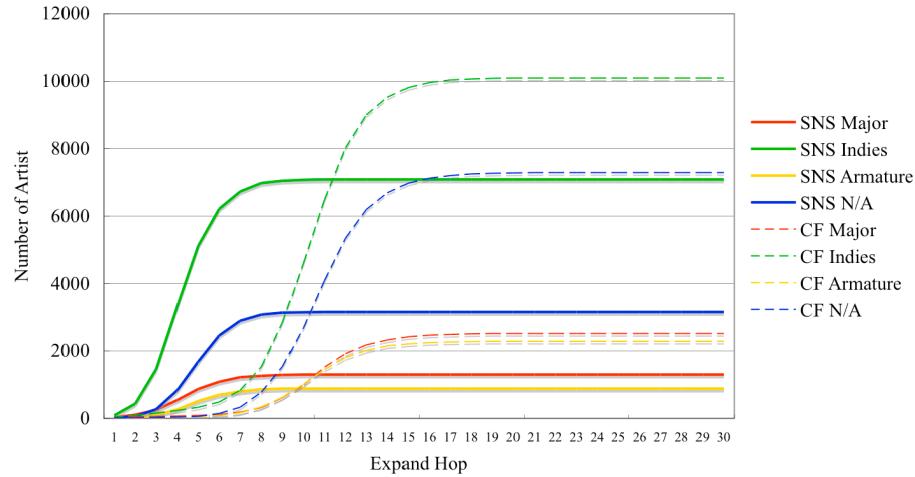


図 9 展開数に関する分析結果
Fig. 9 Number of artists by hops of degree.

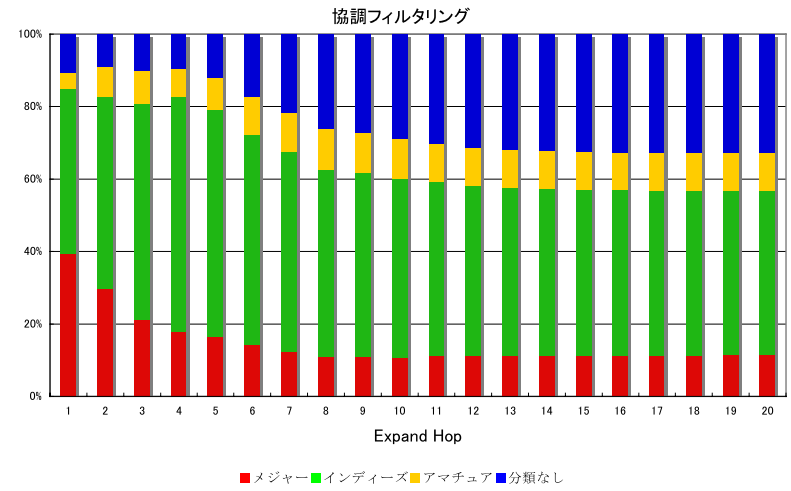


図 11 CF による推薦結果のレーベル分布
Fig. 11 Proportion of each label in CF recommendation method.

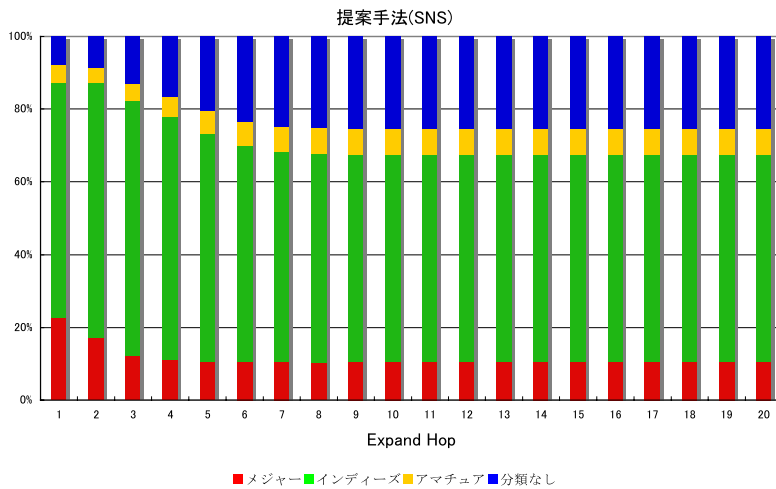


図 10 提案手法による推薦結果のレーベル分布
Fig. 10 Proportion of each label in our proposed recommendation method.

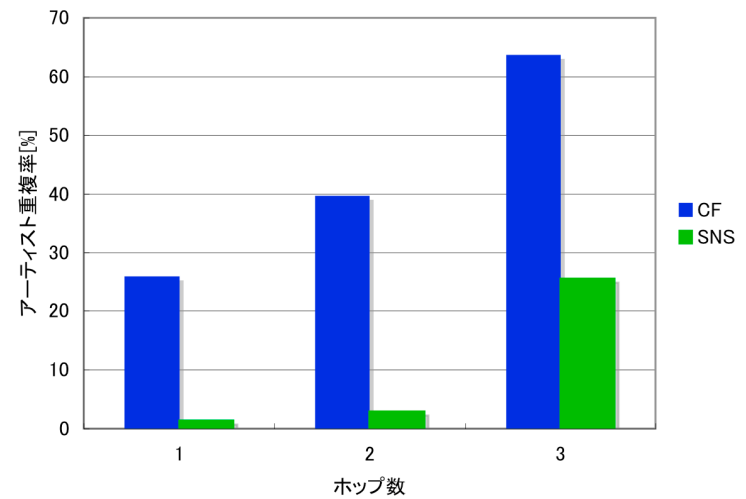


図 12 アーティスト重複率の算出結果
Fig. 12 Artist duplication rate by hops of degree.

51 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

案手法と比較した場合のアーティスト重複率の高さが関係していると考えられる。CF における 1-3 ホップの重複率は平均 40% であり、存在するアーティストが互いにリンクを張り合っている状態であることが分かる。特に次数展開の初期段階では認知度の高いアーティスト同士が互いにリンクしていることが考えられる。このことから提案手法はシードを変更したときに推薦結果が重複しない推薦が可能と考える。

次に、図 10、図 11 におけるレベル分布の 1Hop 目に着目すると、CF のメジャー比率は 40% 程度なのに対し、提案手法では 20% 程度である。このことから、提案手法は CF と比較して、メジャーに偏らない推薦が可能であるといえる。

以上よりレベル分布、展開数および重複率に基づく比較分析から、提案手法は、メジャーに偏らない推薦ができること、異なるシードからの推薦結果が重複しないことが確認された。提案手法は、メジャーアーティストに偏らず、多様な推薦が実現できることから、インディーズも十分に推薦可能と考える。

6. 実装システムの被験者実験

本章では、CF との比較を行うことにより、提案手法の有効性を明らかにするために被験者実験を行う。

6.1 実験方法

利用者の満足度を明らかにするために、実装システムを実際に被験者に利用してもらうことで利用者の視点から以下の 4 点について評価を行う。

- (1) 推薦結果がユーザの嗜好に適合するか。
- (2) ユーザにとって未知や意外なアーティストを推薦できるか。
- (3) 推薦結果のレベル割合は適切か。
- (4) 推薦システムに満足したか。

具体的には、被験者（異なる複数の研究室に在籍する学生 11 名）に対しシステムを利用してもらい、利用後にアンケート調査を行う。被験者には事前に好みのアーティスト 5 組のヒアリングを行った。被験者からヒアリングしたアーティストのレベルタイプを表 5 に示す。被験者はメジャーアーティストをよく聴く傾向があることが分かる。今回はこの 5 組を初期シードとして実験を行う。実験の流れを以下に示す。

実験の流れ

i. ヒアリング

被験者から好みのアーティスト 5 組のヒアリングを行う。

表 5 被験者のレベルタイプ別占有率
Table 5 Ratio of each label in subjects.

レベルタイプ	メジャー	インディーズ	アマチュア	分類無し
占有率 (%)	87.2	9.1	0	3.7

ii. 操作方法の説明

PC の画面上に提案手法、CF それぞれの画面を表示し、利用者に対し画面の説明、操作方法、ノードの色の説明、CF と提案手法の違いを説明する。違いを説明した意図は、我々の提案手法は自己カテゴリ化理論やバランス理論に基づいたものであり、リンク関係が自分の好きなアーティストが好きなアーティストであると認識させる必要があったためである。

iii. システムの利用

被験者に実際にシステムを利用してもらう。画面の初期状態として、提案手法（図 3）と CF（図 8）の画面が 2 つ並んでいる状態から実験を開始する。さらに被験者から事前に好みのアーティストを 5 組ヒアリングし、提案手法、CF とともに推薦結果が表示されている状態から実験を開始する。この際、利用時間は CF、提案手法合わせて最低 15 分以上とし、それ以外の制限は行わない。

iv. アンケート記入

利用後にアンケート用紙の記入を行ってもらう。

アンケートの内容は、推薦結果についての質問とシステム自体に関する質問に大別される。推薦結果についての質問には、(1) 推薦結果がユーザの嗜好に適合するかについて、全体、メジャーアーティストのみ、インディーズアーティストのみ、に分けて嗜好の適合度を 5 段階（1：嗜好に合っていない～5：嗜好に合っている）で回答を得ている。また、(2) ユーザにとって未知や意外なアーティストを推薦できるかについて、未知のアーティストの推薦度合いを 5 段階（1：既知が多い～5：未知が多い）で、意外な推薦の度合いを 5 段階（1：推薦されていない～5：推薦されている）で回答を得ている。さらに、(3) 推薦結果のレベル割合は適切かについて推薦バランスに関する評価を、(4) 推薦システムに満足したかについて満足度に関する評価をそれぞれ 5 段階（1：不満～5：満足）で回答を得ている。また、満足・不満足の原因について自由記述で回答を得ている。

システム全体に関する質問では、1. システムの利用にストレスを感じたか、2. システムの利用方法は簡易で使いやすいものだったか、3. 画面構成は分かりやすいものだったか、4.

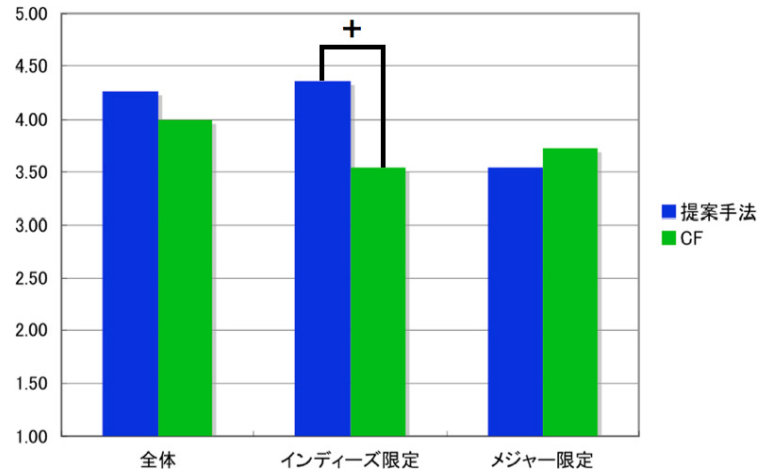


図 13 嗜好性についてのアンケート結果

Fig. 13 Level of fitness to individual taste.

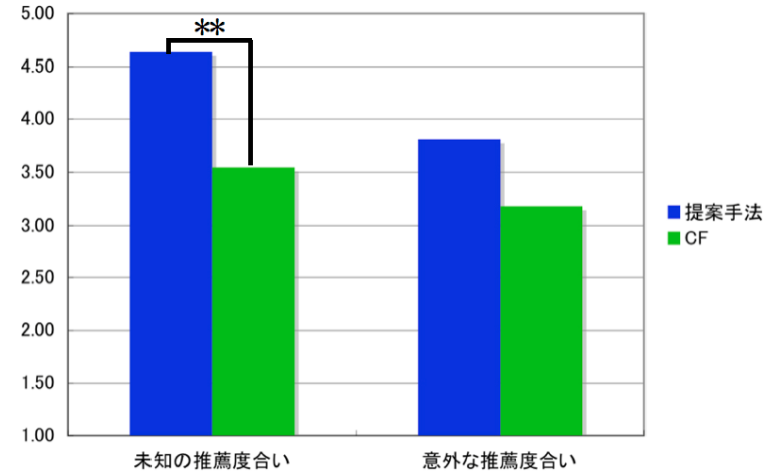


図 14 未知や意外なアーティストについてのアンケート結果

Fig. 14 Level of unknown artists and unexpected artists.

ソーシャルグラフの可視化によってアーティスト関係理解の支援につながったか、について5段階による回答を得た。同時に自由記述による回答を得ている。

6.2 実験結果

図 13 に (1) 嗜好の適合度に関する結果、図 14 に (2) 未知のアーティストと意外なアーティストの推薦度合いに関する結果、図 15 に (3) 推薦バランスと (4) 満足度に関する結果を示す。横軸は各質問項目であり、縦軸は評価値の平均値である。

対応のある差の検定 (以後 t 検定と記す) の結果を表 6 に示す。図 13 の結果から、推薦結果とユーザの嗜好の一致度においては、全体の傾向として提案手法と CF では差は見られなかった。しかし、インディーズアーティストの推薦結果においては、提案手法に対する被験者の評価が高い傾向があり、t 検定の結果有意傾向が確認されている。このことから提案手法では CF より高い精度でインディーズアーティストが推薦可能であることが示されている。メジャーに注目した場合は、有意差は確認されないものの、平均評価値が逆転している。

図 14 の結果から、未知の推薦度合いにおいては、提案手法が高い値を示し、t 検定における 1% 有意差が確認されている。また意外な推薦度合いについては、有意差は確認されなかった。

図 15 の結果から、推薦バランスにおいては提案手法と CF では差は見られなかった。満

足度においては、提案手法が高い値を示し、t 検定における 1% 有意差が確認されている。表 7 は、推薦結果に対する自由記述をまとめたものである。これらのコメントからも、提案手法において多様な推薦がなされていること、CF においてランキング上位のメジャーアーティストに偏った推薦がなされていることが指摘されている。また、多くの被験者が CF は既知のアーティストが推薦されている印象があると回答したのに対し、提案手法では多様な未知のアーティストが推薦されたと回答している。

システム全体に関する回答結果として、システムの利用にストレスを感じたかという質問に関しては、多くの被験者が「ややストレスを感じた」、「どちらともいえない」という評価であった。システムの利用方法は簡易で使いやすいものであったか、という質問に対しては、多くの被験者が「やや使いやすい」、「使いやすい」と回答している。画面構成は分かりやすいものだったか、という質問に関しても、多くの被験者が「やや分かりやすい」という評価を行っている。ソーシャルグラフの可視化に関して、アーティストの友人関係の理解について「やや理解につながった」という意見が多い結果となった。

以上より、提案手法は協調フィルタリングと比較し同等の嗜好性の一致を示し、インディーズにおいて高い嗜好性の一致傾向が確認された。また、提案手法において、未知のアーティストが多く推薦されることが確認された。

53 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

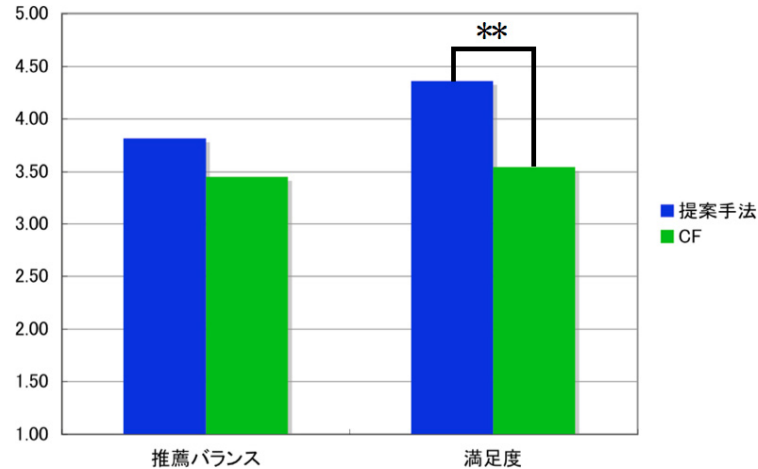


図 15 推薦バランスと総合満足度についてのアンケート結果
Fig. 15 Level of balanced recommendation and total satisfaction.

表 6 被験者実験の結果

Table 6 Results of questionnaire.

		提案手法		CF		p 値
		mean	SD	mean	SD	
嗜好性	全体	4.27	0.45	4.00	0.85	0.341
	インディーズ限定	4.36	0.48	3.55	0.99	0.055 +
	メジャー限定	3.55	0.66	3.73	0.75	0.553
未知の推薦度合い		4.64	0.48	3.55	1.16	0.010 **
意外な推薦度合い		3.82	1.03	3.18	0.72	0.132
推薦バランス		3.82	1.03	3.45	1.23	0.341
満足度		4.36	0.64	3.55	0.66	0.001 **

+ p<0.1, ** p<0.01

また被験者の利用行動について、平均ホップ展開数は 2.9 であり、平均利用時間は 27 分 20 秒であった。またノードの平均クリック数は表 8 のような結果となった。この結果から、メジャーのクリック数は各手法間で同様であるが、インディーズのクリック数では提案手法の場合により多くクリックされたことが分かる。

表 7 推薦結果に対する意見

Table 7 Opinions to the results of recommendation by subjects.

提案手法でアーティスト間の友人関係が見られるのは面白く、多様なアーティストが推薦されていた
提案手法は意外と興味のあるものが多かった。
提案手法はジャンルの類似性が明確だった
提案手法ではインディーズからでも検索結果が出る
嗜好が広い人には提案手法が適していると感じた
CF は知っているアーティストが多い印象だった
CF はノードがあまり広がり面白くなかった
CF ではインディーズから検索すると推薦結果が出ない
CF はランキング上位のアーティストに偏っているように見える。
音楽に詳しくない人には CF が適していると感じた。
元々インディーズに興味はなかったが、嗜好に合うアーティストを見つける事が出来た
1-3 ホップまでのアーティストが嗜好に合っていた。

表 8 ノードの平均クリック数

Table 8 Average click times of several nodes.

	メジャー	インディーズ	アマチュア	分類無し	合計
SNS	1.36	3.63	0.09	0.27	5.35
CF	1.36	1.90	0.18	0.63	4.07

7. 考 察

本章では 5 章の提案手法と CF との比較分析および 6 章の被験者実験の結果から、提案手法の有効性、理論的背景の妥当性、提案システムと他のシステムとの比較、提案システムの応用可能性について議論する。

CF との比較検討の結果、提案手法は、インディーズにおいて高い嗜好性の一致傾向があること、未知の推薦が可能であることが示されている。CF では、メジャーアーティストに推薦結果が偏る性質があり、結果として、ユーザが既知であるアーティストが推薦される可能性が高くなってしまふと考えられる。提案手法においては、メジャーに偏らない推薦が可能であり、その結果として多様でありかつ未知の推薦が可能となったと考える。このことから、提案手法は、一般的に認知度の低いインディーズアーティストを推薦するシステムとし

て有効であると考えられる。

インディーズアーティストを推薦するシステムとして、ランダムにインディーズアーティストを推薦することも考えられるが、その場合嗜好と一致するかが問題となる。我々は、提案手法における理論的背景として自己カテゴリ化理論¹²⁾とバランス理論¹³⁾を用いた。被験者による“提案手法はCFと比較しジャンルの類似性が明確”という意見は、自己カテゴリ化理論の類似した集団が形成されるという主張と一致する。また、“知っているアーティストの友人のアーティストに関心が湧いた”、“もともとインディーズアーティストに興味はなかったが、嗜好に合うアーティストを見つけることができた”という意見は、バランス理論の好みの友人が好む友人を好むという主張と一致する。このことから、上記の理論で主張されているメカニズムが、推薦システムのメカニズムとして有効に機能していると考えられる。しかし友人関係を利用して推薦を行う以上、友人関係を持たないアーティストは推薦対象にはならない。よって推薦されないインディーズが存在する。この点が提案手法の限界であると考えられる。

認知度の高いメジャーアーティストの推薦に関しては、提案手法よりもCFが有効であると考えられる。ユーザの推薦の利用用途や知識量を考慮すると、インディーズの推薦だけでなく、メジャーの推薦も必要であると考えられる。被験者からも、“音楽に詳しくない人にはCF、詳しい人には提案手法が適している”との意見が得られたため、より有用な推薦システムを考えたい場合には、提案手法による推薦だけでなく、CFやコンテンツベースなどの推薦と合わせた相補的な利用が有効であると考えられる。

8. 結論と今後の課題

本稿では、推薦の偏りの問題に対し、SNSによって「見える化」されたアーティスト同士の交流関係を用いた推薦手法を提案し、有用性を評価することを目的とした。提案システムの要件は以下の3点であった。

- ① メジャーアーティストに偏らない推薦が可能である。
- ② 未知のアーティストを推薦できる。
- ③ ユーザが推薦結果に満足する。

まず①メジャーアーティストに偏らない推薦が可能であるという要件に対しては、推薦結果のレーベルの分布の結果から、提案手法においてメジャーアーティストに偏らない推薦ができることを示している。また、②未知のアーティストを推薦できるという要件に対しては、被験者実験に基づく未知の推薦度合いのアンケート結果より、提案手法において未知の

アーティストをより多く推薦できることを示している。最後に、③のユーザが推薦結果に満足するという要件に対しても、被験者実験に基づく推薦システムの満足度アンケートの結果より、提案手法においてより高い満足が得られることを示している。よって3点の要件を満たしたと考える。

今後の課題として、システムの操作性向上があげられる。被験者へのアンケート調査の結果、実装システムのストレス性に関して評価が低く、アーティスト検索の快適さ、表示画面の見やすさなど、多くの改善点が指摘された。また、今回の実装では、ソーシャルグラフを用いた可視化手法を採用しているが、可視化した際、CFにおいてユーザの認知の高いアーティスト同士がリンクを張り合う結果となってしまう、「画面が見にくい」「選択できるアーティストがすぐ飽和してしまう」などの問題が指摘された。ユーザインタフェースに関しては、今後さらなる検討が必要であろう。また、推薦の意外性という側面ではGranovetter¹⁴⁾の“The Strength of Weak Ties (弱い紐帯の強さ)”にあるように強い関係(本研究で扱ったトップフレンド)よりも、それ以外の弱い関係(通常のフレンド)に着目することが考えられる。このような推薦手法に対しても、推薦の意外性という観点からユーザの満足度を向上させる方法として検討していきたいと考えている。

謝辞 本研究の一部は、科研費(20500222)の助成を受けたものである。ここに記し、感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) Last.fm. <http://www.lastfm.jp>
- 2) 神鷹敏弘：推薦システムのアルゴリズム，人工知能学会誌，Vol.22, No.6, pp.826-837 (2008).
- 3) McNee, S.M., Riedl, J. and Konstan, J.: Being accurate is not Enough: How Accuracy Metrics have hurt Recommender Systems, *A Work-In-Progress paper in the Extended Abstracts of the 2006 ACM Conf. on Human Factor in Computing Systems (ACM SIGCHI)*, pp.1097-1101 (2006).
- 4) Adomavicius, G. and Tuzhilin, A.: Toward the Next Generation of Recommender Systems, A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions, *IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering*, Vol.17, No.6, pp.734-749 (2005).
- 5) MySpace. <http://www.myspace.com>
- 6) Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstorm, P. and Riedl, J.: GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews, *Proc. ACM Conf. on Computer Supported Cooperative Work*, pp.175-186 (1994).
- 7) Schein, A., Popescul, A., Ungar, L. and Pennock, D.: Methods and metrics for

cold-start recommendations, *25th Annual ACM SIGIR Conf.*, pp.253–260 (2002).

- 8) Claypool, M., Gokhale, A., Miranda, T., Murnikov, P., Netes, D. and Sartin, M.: Combining Content-Based and Collaborative Filters in an Online Newspaper, *Proc. Recommender Systems Workshop at ACM SIGIR* (1999).
- 9) Lee, W.S.: Collaborative learning for recommender systems, *18th International Conf. on Machine Learning*, pp.314–321 (2001).
- 10) Ziegler, C., McNee, S.M., Konstan, J.A. and Lausen, G.: Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification, *WWW2005*, pp.22–32 (2005).
- 11) mixi. <http://mixi.jp>
- 12) Turner, J.C. and Oakes, P.J.: Self-categorization theory and social influence, *The psychology of group influence*, Paulus, P.B. (Ed.), pp.233–275 (1989).
- 13) Heider, F.: *The Psychology of Interpersonal Relation*, John Wiley & Sons (1958).
- 14) Granovetter, M.S.: The Strength of Weak Ties, *American Journal of Sociology*, Vol.78, No.6, pp.1360–1380 (1973).

(平成 22 年 3 月 31 日受付)

(平成 22 年 10 月 4 日採録)



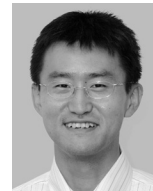
佐藤 智行

2008 年前橋工科大学工学部情報工学科卒業。2010 年電気通信大学大学院情報システム学研究科博士前期課程修了。現在、日本ヒューレット・パカード株式会社勤務。



小川 祐樹 (学生会員)

2006 年大分大学工学部知能情報システム工学科卒業。2008 年電気通信大学大学院情報システム学研究科博士前期課程修了。現在、同大学院情報システム学研究科社会知能情報学専攻博士後期課程在学中。推薦システム、社会シミュレーションの研究に従事。



諏訪 博彦 (正会員)

1998 年群馬大学社会情報学部卒業。2006 年電気通信大学大学院情報システム学研究科博士後期課程修了。博士 (学術)。現在、電気通信大学大学院情報システム学研究科社会知能情報学専攻社会情報システム学講座助教。ソーシャルメディアに関する研究に従事。



太田 敏澄

1947 年生。1970 年東京工業大学経営工学科卒業。1972 年同理工学研究科工学修士，1977 年工学博士。電気通信大学大学院情報システム学研究科教授。社会情報システム学，組織知能工学。『社会の中の企業』(共著)，『都市と環境の公共政策』(共著)，『環境としての情報空間』(共著)，『社会情報システム学・序説』(共著)，『Creative and Innovative Approaches to the Science of Management』(共著)，日本社会情報学会 (JASI)，日本ソフトウェア科学会，経営情報学会，日本 OR 学会等各会員。