

コンテンツ投稿型 SNS における未知性と意外性を考慮した 推薦エージェントの提案

住元宗一郎^{†a)} 中川 博之[†] 田原 康之[†] 大須賀昭彦[†]

A Recommender Agent Providing Novelty and Serendipity on Social Media SNS
Soichiro SUMIMOTO^{†a)}, Hiroyuki NAKAGAWA[†], Yasuyuki TAHARA[†],
and Akihiko OHSUGA[†]

あらまし 近年増加したコンテンツ投稿型 SNS では日々膨大にコンテンツが増え続けるため、嗜好には合っているもののユーザが見逃してしまうようなコンテンツは少なくない。また、多くの推薦技術では精度を重視するあまり、その推薦結果に面白みがないという課題がある。本論文では、主に音楽、イラスト、詩等の創作者向けであるコンテンツ投稿型 SNS における未知性、意外性を考慮した推薦手法について述べる。未知性に関しては、質の高いコンテンツを投稿する投稿者（有力投稿者）に注目し、コンテンツの質を確保しつつもロングテールのテール部分に属する、ユーザがまだ知らないコンテンツを推薦する。意外性に関しては、多くのコンテンツ投稿型 SNS で利用されている Folksonomy を利用する。以上の二つの推薦部からなる推薦エージェントを提案し、イラスト投稿型 SNS である Pixiv の実データを用い、未知性、意外性に関する評価実験を実施した。その結果、推薦リストの 6 割に未知性、意外性のあるコンテンツが含まれ、本研究の有効性が確かめられた。

キーワード 推薦システム、フォークソノミー、未知性、意外性

1. ま え が き

近年、Flicker [1], YouTube [2], ニコニコ動画 [3], Pixiv [4] といった、不特定多数のユーザが自分の作品を自由に投稿し、閲覧できるコンテンツ投稿型 SNS が普及している。しかし、これらのサービスでは、日々爆発的にコンテンツが増え続けるため、ユーザの好みにあったコンテンツ全てを把握し、見つけ出すのが困難になってきている。このような問題を解決するため、ユーザの嗜好に合ったコンテンツを提示するための推薦システムが、多くのサービスで利用されている。多くの Web サービスでは、ユーザと似た嗜好をもつ他のユーザ群が共通して評価を行っているコンテンツを推薦するユーザベースの協調フィルタリングを採用している。しかしながら協調フィルタリングでは、嗜好の似通ったユーザの履歴を用いるため、推薦リストが似

通ったものになってしまうことと、既知のコンテンツが含まれてしまうという問題がある。コンテンツベースでの推薦も同様であり、似通ったコンテンツを多く推薦してしまう傾向にある [5]。音楽や映画のような、娯楽に関するコンテンツの推薦においては、推薦されたコンテンツをユーザが視聴して不満だったときの損失よりも満足だったときの利得の方が大きいといわれており、ユーザが発見しがたいコンテンツを推薦するシステムが求められているといえよう [6]。

推薦システムのこれらの問題を踏まえ、本論文では、コンテンツ投稿型 SNS における、未知性、意外性を考慮した推薦手法の提案を行う。本論文ではコンテンツ投稿型 SNS の中でも、動画や写真といった投稿ユーザのコンテンツ創作力に差が現れにくいコンテンツを扱うものよりも、音楽、イラスト、詩といった、投稿ユーザのコンテンツ創作力に差が現れやすい、創作的なコンテンツを扱うようなものを主な対象とする。創作的なコンテンツを扱うようなコンテンツ投稿型 SNS では、利用ユーザが増え続けることにより投稿者各々によってコンテンツ創作力の差も現れやすく、その結果、質の良いコンテンツ、質の悪いコンテンツが混在して

[†] 電気通信大学大学院情報システム学研究所, 調布市
Graduate School of Information Systems, The University
of Electro-Communications, 1-5-1 Chofugaoka, Chofu-shi,
182-8585 Japan

a) E-mail: sumimoto@ohsuga.is.uec.ac.jp

いくことになる。このように質の良い、質の悪いコンテンツが混在する中から、単に見たことがない、推薦されて意外であるようなコンテンツを推薦しても、コンテンツの質の観点から考えた場合、ユーザの満足度は決して高まらなると考える。本論文では未知性、意外性のあるコンテンツを推薦すると同時にコンテンツの質というものを考慮していく。以後、本論文ではコンテンツ投稿型 SNS という言葉を創作的なコンテンツを扱うものとして定義し、未知性、意外性の推薦手法の提案を行う。未知性に関しては、コンテンツ投稿型 SNS における投稿者のレベルに着目し、評価の高いコンテンツを投稿する投稿者は、そうでない投稿者に比べて質の高いコンテンツを閲覧するという傾向から、「質の高いコンテンツを投稿する投稿者（有力投稿者）のブックマークコンテンツは同様に質が高い」という仮説を立てる。本研究ではこの仮説に基づき、コンテンツの質を確保しつつもロングテールのテール部分に属する、ユーザがまだ知らないコンテンツを推薦する。意外性に関しては、多くのコンテンツ投稿型 SNS で利用されている Folksonomy を利用する。コンテンツベースのタグの類似度とユーザベースのタグの類似度を利用することで、ユーザの認知する嗜好に対して意外だと感じるタグを抽出し、コンテンツを推薦する。

本研究ではイラスト投稿型 SNS である「Pixiv」を題材にする。Pixiv は 2007 年にサービスが開始され、2010 年 8 月現在で登録ユーザ数約 200 万人、投稿コンテンツ数約 1200 万枚という大規模なコンテンツ投稿型 SNS であり、日々膨大にコンテンツが増加するという点、イラストのプロからアマチュアまで幅広いレベルのユーザが存在するという点において、本研究が想定するコンテンツ投稿型 SNS としての条件に合致している。大まかなサービス内容として以下のようなものが挙げられる。

- ユーザによるイラストの投稿、閲覧
- ユーザによるイラストへの評価（1～10 点）
- 気に入ったイラストのブックマーク
- 「タグ」によるイラストのジャンル分け

本論文では、図 1 に示すこれらの Pixiv のデータを利用する。Pixiv の実データを用いて未知性、意外性に関する評価実験を実施した結果、推薦リストの 6 割に未知性、意外性のあるコンテンツが含まれ、本研究の有効性が確かめられた。

以降、本論文では、2. で本論文における未知性と意外性を定義し、それらの関連研究について述べる。3.



図 1 Pixiv のインターフェース。イラストの閲覧数、評価回数、総合得点がイラストページ右上部分に表示される。

Fig.1 Interface of Pixiv. Number of inspection of illustrations, evaluation frequency and score are displayed in the top right of the page.

でコンテンツ投稿型 SNS における未知性、意外性のあるコンテンツ推薦手法を説明し、推薦インターフェースを紹介する。4. でそれぞれの提案手法の評価実験について述べ、5. で考察、6. で結論と今後の課題を述べる。

2. 未知性と意外性

2.1 未知性

推薦リストにおける未知性 (Novelty) とは、一般的に「嗜好に合致しているがユーザがまだ知らないコンテンツ」を指す。本研究でも同様に、ユーザの嗜好の範囲内でまだ知られていないようなコンテンツを未知性のあるコンテンツとして定義する。我々はコンテンツの閲覧数に着目し、閲覧数の少ないコンテンツはユーザがまだ知らない可能性が高いと考え、いわゆるロングテールのテール部分に属するようなコンテンツから、ユーザの嗜好に合ったコンテンツを推薦する。図 2 に示すように、Pixiv では閲覧数 500 未満のコンテンツがその大部分を占めており、このようなロングテールのテール部分に属するコンテンツはユーザにまだ知られていない可能性が高く、推薦リストの未知性を向上することができると考えられる。

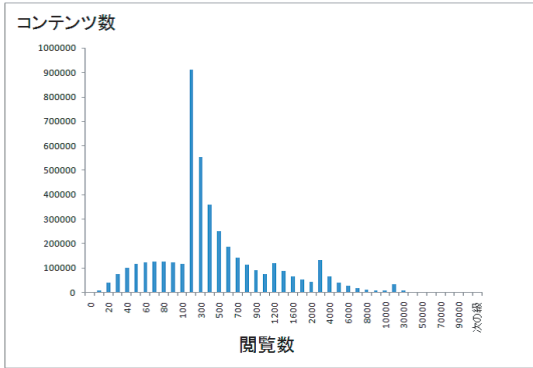


図 2 Pixiv の閲覧数のヒストグラム

Fig. 2 Histograms of number of inspection.

推薦システムにおける未知性、ロングテールに関する関連研究として [7]~[10] がある. [7] では、推薦リストの未知性の向上のため、ユーザから明示的に与えられる、コンテンツに対する既知、不既知のプロファイルを用いて、ユーザに推薦されるコンテンツが既知である確率を計算し、推薦リストの未知性の向上を図っている. [8] では、コンテンツ投稿型 SNS におけるフレンドユーザの投稿したコンテンツに推薦対象を絞り、それらの中で最新でかつユーザの嗜好に合致したコンテンツを新奇性のあるアイテムとして定義し、未知性の向上を図っている. 一方、ロングテールに属するコンテンツの推薦における関連研究として、[9] では、動画推薦を対象にし、ユーザの嗜好に合ったコンテンツの他に発見性（本研究における未知性）のあるコンテンツの推薦も必要であると述べており、評価として、推薦されたコンテンツがロングテールのテール部分に属するものかどうかを調べている. また、[10] では、ロングテールのテール部分に位置するコンテンツをクラスタリングし、推薦精度の向上を行っている. 本研究でも未知性向上のため、ロングテールのテール部分に属するコンテンツを推薦する.

2.2 意外性

推薦リストにおける意外性 (Serendipity) とは、推薦されたコンテンツに対してユーザが意外であると感ずることであるが、意外性とは非常に主観的な性質であるため、システムにおいてそれを把握することは困難であるとも指摘されている [11]. 意外であると感じるコンテンツは、ユーザがこれまでに選択、視聴したコンテンツと類似していないが、ユーザの興味を惹くコンテンツであると考えられる. しかしながら、ユー

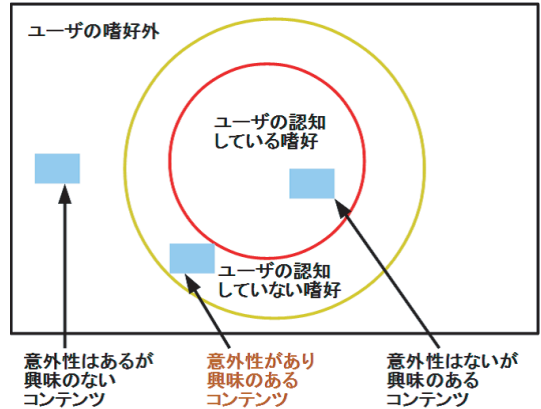


図 3 意外性のあるコンテンツの定義

Fig. 3 Definition of serendipity.

ザの興味からあまりに遠ければ、ユーザの興味のないコンテンツを推薦することになる. そこで本研究では図 3 のように「ユーザの認知している嗜好の範囲からは離れているが、興味があり、推薦されるとは思わなかった（嗜好として認知）コンテンツ」を意外性のあるコンテンツとして定義する.

推薦リストの意外性に関する関連研究として [12] では、テレビ番組を対象とし、ユーザが認知している嗜好の中心からある程度離れた領域に意外性のあるコンテンツが存在し、その領域から更に離れると興味がなくなるという仮説を立て、その仮説を検証している. 本研究の意外性の定義は [12] における定義に近い. また、[13], [14] では、推薦リストの多様性を高めるという手法を提案している. [13], [14] では、Taxonomy によりコンテンツの類似性を求め、推薦リスト内の全コンテンツの類似性を “intra-list similarity” という指標で定義している. 類似度の高いコンテンツは推薦リスト内に現れにくくすることで、多様性を高める手法を提案し、適合率や再現率は低下するものの、多様性が向上すると同時にユーザ満足度も向上することを示している. [15] では、サービスの利用全体には人気のないコンテンツであってもユーザの嗜好に合っているコンテンツであれば、それらを優先して推薦することで意外性を向上させる可能性があると述べている. 本研究でも推薦リストの多様性は重要であると考え、ユーザが推薦されるとは思わなかったコンテンツのリストを作成し、同時に多様性も考慮する.

2.3 本論文と既存研究の違い

未知性を対象としている既存研究の多くでは、ショッ

ピングサイトや動画サイト等、ある程度コンテンツの質が確保されたサービスを対象としている。本研究では、音楽、イラスト、詩等、コンテンツの作り手によってそのコンテンツの質が大きく変わってくるような創作的なコンテンツを扱うコンテンツ投稿型 SNS において、未知性を高めることを目的としている。多くの既存研究が、推薦されたコンテンツが単に未知かそうでないか、またはロングテールに属しているかどうかを評価しているのに対して、本研究ではコンテンツの質も考慮することで、ユーザ満足度の向上を目指す。

意外性を対象としている既存研究に関して、意外性というものは非常に定義が曖昧なため、論文によって意外であるコンテンツの定義がそれぞれ違っている。意外性に関する論文では、本 [13] やテレビ番組 [12] など、そのドメインを限定しているものが多く、対象とするサービスによってテレビ番組のメタデータ、本の階層的なジャンル等、その推薦手法で扱うデータ等も大きく変わってくる。本研究では多くのコンテンツ投稿型 SNS で採用されている Folksonomy に着目し、タグ情報を用いた興味を拡大を行うことによって「ある側面においてユーザの認知している嗜好に類似しているが、推薦されるとは思わなかったコンテンツ」を意外性のあるコンテンツとして定義し、意外性のあるコンテンツを推薦する。

3. 提案エージェント

提案する推薦エージェントは、未知性のあるコンテンツを推薦する Novelty 推薦部と意外性のあるコンテンツを推薦する Serendipity 推薦部の二つの推薦部からなる (図 4)。本章ではそれぞれの推薦部について説

明し、更に、二つの処理部から最終的に得られる推薦リストを効果的にユーザに提示するインタフェースについて述べる。

3.1 Novelty 推薦部

Novelty 推薦部では、ユーザに対して嗜好に合致しているがまだ知らないコンテンツを推薦する。基本的な考え方としては、ロングテールのテール部分に属するような閲覧数の少ないコンテンツの推薦を行う。しかしながら、単に閲覧数の少ないコンテンツを推薦するだけではコンテンツの質の問題が発生する。コンテンツ投稿型 SNS では投稿者のレベルの差が存在するため、膨大なコンテンツ中に質の高いもの、低いものが混在する。これは Pixiv でも同様であり、Pixiv ではイラストの素人からプロまで幅広いユーザ層が利用しているため、閲覧数の少ないコンテンツというのはどうしても質の低いコンテンツになりがちである。知られていないコンテンツであってもある程度の質がなければユーザの満足度は高まらない。しかしながらコンテンツ投稿型 SNS で扱う音楽、イラスト、詩等のコンテンツの質を、音楽データ、イラストの画像解析などから判断することは非常に困難である。このような問題を解決するため、評価の高いコンテンツを投稿する投稿者は、同時にコンテンツ投稿型 SNS におけるコンテンツ (音楽、イラスト等) に対して見る目があるという考えから、筆者らは「質の高いコンテンツを投稿する投稿者 (有力投稿者) のブックマークコンテンツは同様に質が高い」という仮説を立てる。この仮説に基づき、有力投稿者のブックマークを推薦候補とすることによってコンテンツの質を確保する。ここで、「有力投稿者」とは、以下のような条件を満たす投稿者である。

- ユーザと嗜好が似ている
- 投稿コンテンツに対する評価が高い
- ブックマーク数が多い

ユーザの好みのジャンルを多く投稿する投稿者は、ブックマークしているコンテンツの傾向も似ていると考えられ、またブックマークの多い投稿者はまだあまり知られていないコンテンツをブックマークしている可能性が高い。したがって、上記のような条件を満たす有力投稿者群のブックマークを対象にすることで、閲覧数は低いがある程度の質をもったコンテンツの推薦ができると考えられる。ここで、有力投稿者 (質の良いコンテンツを投稿するユーザ) は全ユーザに対してわずかな割合しか存在せず、ユーザに対する推薦が満足

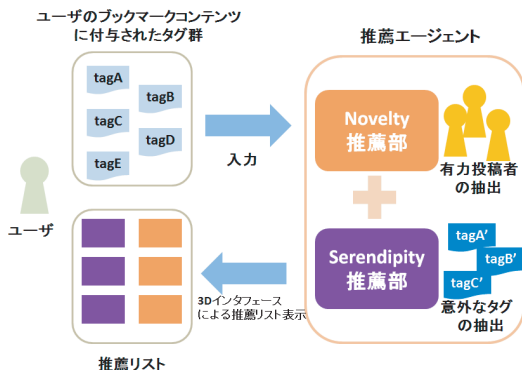


図 4 エージェントの概要図
Fig. 4 Outline chart of Agent.

に行われない可能性が指摘できるが、有力投稿者とは、全ユーザに対して決められた少数のユーザというわけではなく、利用ユーザ個々の嗜好を反映するため、その利用ユーザ個人に対しての有力投稿者というものを複数抽出する。また、本論文ではユーザ数、コンテンツ数共に大規模なコンテンツ投稿型 SNS を想定しているため、個々のユーザに対して十分な推薦候補を抽出できると考えている。提案手法の流れは以下のとおりである。

- (1) ユーザ間類似度の測定
- (2) 投稿者の有力度測定
- (3) 有力投稿者群の決定、ブックマーク抽出
- (4) ブックマーク集合からのイラスト推薦

ユーザの嗜好に合ったイラストを多く投稿している投稿者を抽出するために、イラストに付与される「タグ」の情報を用い、ユーザ A のブックマークしている全イラストのタグとその出現頻度を要素としたベクトル $t_A = (t_{A1}, t_{A2}, \dots, t_{Am})$ と、投稿者 B が投稿している全イラストのタグ $t_B = (t_{B1}, t_{B2}, \dots, t_{Bm})$ とその出現頻度を要素としたベクトルの類似度を求め、ユーザ A, B 間の類似度とする。ベクトルの類似度測定には Cosine 類似度を用い、ユーザ A と投稿者 B のユーザ間類似度を式 (1) を用いて算出する。

$$Sim(u_A, u_B) = \frac{\sum_{i=1}^m t_{Ai} t_{Bi}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m t_{Ai}^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m t_{Bi}^2}} \quad (1)$$

次に投稿者の有力度を投稿者の投稿しているイラストに対する評価と、投稿者のブックマーク数を用いて定義する。Pixiv ではイラストに対して 1~10 点の得点を付与することができ、イラストページには、閲覧数、評価回数、総合評価点の三つが情報として付与されるが、評価を行うユーザは大半が良い評価を付ける傾向にあるため、本研究では「総合評価点」ではなく「評価回数」をイラストに対する評価として用いることにした。有力度 U_P を投稿者の投稿している全てのイラストに付与される「評価回数」の平均値 V_{avg} 、投稿者のブックマーク数 C_{bm} を用いて以下のように定義する。

$$U_P = \alpha \log(1 + V_{avg}) + (1 - \alpha) \log(1 + C_{bm}) \quad (2)$$

α は重み付け定数である。類似度 $Sim(u_A, u_B)$ と有力度 U_P を用い、ユーザ A に対する投稿者 B の有力度 $Power_{AB}$ を以下のように定義する。

$$Power_{AB} = Sim(u_A, u_B) U_P \quad (3)$$

有力度が算出されると、有力度の上位の投稿者を抽出し、彼らのブックマーク集合を候補としてユーザにイラストを推薦する。ブックマーク集合に対して、閲覧数が少ないものから推薦を行うが、有力投稿者であっても質の低いイラストをブックマークしている可能性はある。したがって、イラストの質を「評価した人数のうちのブックマークした人数の割合」として定義する。有力投稿者のブックマーク集合から以下に定義する $C_{novelty}$ の値が高いものを順にユーザに推薦する。

$$C_{novelty} = \frac{1}{\log(\text{閲覧数})} \frac{\text{ブックマーク数}}{\text{評価回数}} \quad (4)$$

3.2 Serendipity 推薦部

Serendipity 推薦部では、ユーザが推薦されて意外だと思えるコンテンツを推薦する。本研究では意外性を、「ユーザの認知している嗜好の範囲からは離れているが、興味があり、推薦されるとは思わなかった（嗜好として認知していない）コンテンツ」として定義する（図 3）。本研究ではコンテンツベースのタグ類似度と、ユーザベースのタグ類似度を用い、ユーザが認知していないが興味をもちそうな嗜好の範囲（タグ）を抽出することによって、意外性のあるコンテンツを推薦する。提案手法の流れは以下のとおりである。

- (1) 意外性があると思われるタグ候補の抽出
- (2) タグ候補の中から関連度の高いタグを削除
- (3) 意外性のあるタグを抽出、コンテンツ推薦

まずユーザのブックマークしているイラストに最も多く付与されているタグをユーザの最も興味のあるタグとして抽出する。ユーザの興味のあるタグと全タグ間のユーザベースのタグ類似度を算出し、類似度が皆無（類似度 = 0）なもの以外を意外性のあるタグ候補（認知していない興味の範囲）として抽出する。ユーザベースの類似度を用いることで、あるジャンル（タグ）のイラストを投稿する投稿者群が他に興味をもっている、ユーザが認知していない興味の候補（タグ）を抽出することが可能になると考える。ユーザベースのタグ類似度は全ユーザが投稿している全イラストのタグの共起頻度によって算出する。共起度の尺度には Cosine 係数を用い、タグ t_A の総数 $|t_A|$ 、タグ t_B の総数 $|t_B|$ 、タグ t_A とタグ t_B の両方を使っているユーザの総数 $|t_A \cap t_B|$ とし、タグ t_A とタグ t_B のユーザベース類似度 $Sim_u(t_A, t_B)$ を式 (5) により算出する。

$$Sim_u(t_A, t_B) = \frac{|t_A \cap t_B|}{\sqrt{|t_A| |t_B|}} \quad (5)$$

ユーザベースの類似度は非常に関連度の高いタグ、例えば「風景」というタグに対して「海」、「空」等も同時に抽出してくるため、意外性のあるタグを抽出するためにはユーザベースの類似度リストから関連度の高いタグを除去していく必要がある。本研究では関連度の高いタグを除去するために、コンテンツベースのタグ類似度を用いる。コンテンツベースのタグ類似度は、一つのイラストに付与されるタグの共起頻度によって算出する。ユーザベースのタグ類似度では一つのタグについて関連度の高いものから低いものまで非常に広い範囲のタグ群を抽出してくるが、コンテンツベースの類似度では一つのタグについて関連性の高いタグ群のみが抽出される。コンテンツベースのタグ共起度の尺度には Simpson 係数を用い、タグ t_A の総数 $|t_A|$ 、タグ t_B の総数 $|t_B|$ 、タグ t_A とタグ t_B の両方が付けられているイラストの総数を $|t_A \cap t_B|$ とし、タグ t_A とタグ t_B のコンテンツベース類似度 $Sim_c(t_A, t_B)$ を式 (6) により算出する。

$$Sim_c(t_A, t_B) = \frac{|t_A \cap t_B|}{\min(|t_A|, |t_B|)} \quad (6)$$

意外性のあるタグリストの抽出方法を例を用いて示す (表 1)。ユーザの最も興味のあるタグと全てのタグについてユーザベースの類似度を算出し降順に並べたリストから、ユーザのブックマークに付与されたタグとそれらと関連性の高いタグ (コンテンツベースにより算出) を除去したリストを taglistA とする。まず、tag1 をベースタグ (base) とし、それより下に位置するタグとのコンテンツベース類似度 (cSim) を全て算出する。あるしきい値 (例えば 0.1) を超えたタグをリストより除去し、taglistB を得る。taglistB において tag1 の次に位置するタグを新たな base とし、同様に類似度を計算し、しきい値以上のタグを除去する。

表 1 意外性のあるタグリストの抽出方法の例
Table 1 Example of extraction method of serendipity tag list.

taglistA	cSim	taglistB	cSim	taglistC	cSim	taglistD
tag1	base	tag1	-	tag1	-	tag1
tag2	0.9	-	-	-	-	-
tag3	0.6	-	-	-	-	-
tag4	0.02	tag4	base	tag4	-	tag4
tag5	0	tag5	0.8	-	-	-
tag6	0	tag6	0.2	-	-	-
tag7	0	tag7	0	tag7	base	tag7
tag8	0.4	-	-	-	-	-
tag9	0	tag9	0	tag9	0.8	-
tag10	0	tag10	0	tag10	0	tag10

taglistC に対しても同様にこれを繰り返し、最終的に taglistD の tag1, tag4, tag7, tag10 を意外性のあるタグとして抽出する。この結果、リスト内のタグ同士はどれも類似度の低いものとなり、意外かつ多様性のあるタグリストを得ることができる。

得られたタグ上位 10 個に関するイラストをユーザに推薦する。推薦するイラストに関しては、そのジャンル (タグ) においてまだユーザがあまり知識がないものと仮定し、興味を促す目的で、ブックマークの多いイラストを人気のイラストとして順に推薦する。

3.3 推薦インタフェース

最終的に得られる Novelty 推薦部, Serendipity 推薦部の推薦リストの表示インタフェースについて述べる。推薦画面インタフェースは、Flex と PaperVision3D により実装されており、イラストを三次元的に表示することにより見た目の楽しさとともに興味を惹くイラストを見つけやすいよう、推薦リスト全体を見渡しやすくしている。また、三次元の奥行を利用することにより、ユーザに対するイラストの推薦度合を直観的に理解しやすいようにした。

インタフェースは Gallery Mode (図 5), Recommend Mode (図 6) の主に二つのモードに分けられる。Gallery Mode では、Novelty 推薦部, Serendipity 推薦部両方の推薦リストを閲覧することができる。推薦リストを幅広く閲覧し、ユーザの興味のあるイラストを見つけやすい画面にしている。円形に並べら



図 5 Gallery Mode の画面。上段の円が Serendipity 推薦部による推薦リスト、下段の円が Novelty 推薦部による推薦リストとなっている。

Fig. 5 Screen of Gallery Mode. Top circle is recommended list by serendipity recommender agent. And bottom circle is recommended list by novelty recommender agent.

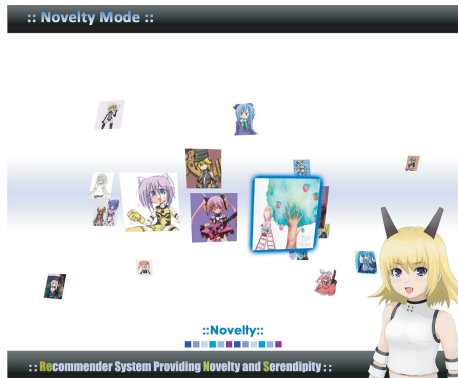


図 6 Recommend Mode の画面。手前にあるイラストほどユーザに対する推薦度が高い。

Fig. 6 Screen of Recommend Mode. By the forward display, recommendation score is high.

れたイラスト群が上下に二つ表示され、上段の円は Serendipity 推薦部、下段の円は Novelty 推薦部からそれぞれ出力された推薦リストである。Recommend Mode では、画面内にイラストが三次元的にバラバラに配置されるような表示である。奥行を利用することによって、ユーザに対する推薦度が高いイラストほど手前に表示され、ユーザが一番推薦されているイラストを直感的に分かりやすく表示する。Gallery Mode, Recommend Mode の切替は、画面右下に表示されているヒューマンエージェントインタフェースが表示するメニューを利用する。

4. 評価実験

まず Novelty 推薦部における筆者らの仮説を検証するため、予備実験を行った。次に本論文で提案する手法がコンテンツ投稿型 SNS における未知性、意外性の向上に有効であるかを検証した。

4.1 予備実験

「質の高いコンテンツを投稿する投稿者（有力投稿者）のブックマークコンテンツは同様に質が高い」という仮説を検証するため、予備実験を行った。

4.1.1 予備実験方法

予備実験では投稿者を、投稿したコンテンツに付与される得点の平均値によりランク分けし、そのブックマークコンテンツを被験者に得点付けしてもらい評価した。投稿者のランク分けは表 2 のとおりである。評価してもらうブックマークコンテンツは 2.1 の分析に基づき、閲覧数 500 未満のものを対象とし、7 名の被験者によって Pixiv 同様 1~10 点の得点付けにより質

表 2 予備実験における投稿者のランク分け
Table 2 The contributor's classification at exploratory experiment.

投稿者ランク	条件
ランク A	投稿コンテンツの平均得点が 1000 以上
ランク B	投稿コンテンツの平均得点が 500 以上 1000 未満
ランク C	投稿コンテンツの平均得点が 100 以上 500 未満
ランク D	投稿コンテンツの平均得点が 0 以上 100 未満

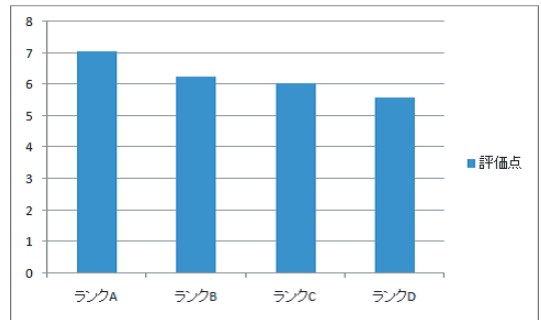


図 7 被験者による各ランクの投稿者ごとのブックマークコンテンツの平均得点

Fig. 7 Average score of bookmark contents aggregated by contributor's ranking.

表 3 各ランクの平均値に対する t 検定による p 値 (5% 有意水準)

Table 3 P value of t-test to mean value of each rank.

投稿者ランク	ランク B	ランク C	ランク D
ランク A	0.0075	0.00013	0.000073
ランク B		0.043	0.00027
ランク C			0.00017

を評価した。不公平さをなくすため、A~D それぞれのランクの投稿者のブックマークコンテンツを閲覧数によって四つのクラスに分類し、各クラスそれぞれ五つのブックマークコンテンツ、つまり各投稿者ランク四つ分の計 80 個 (4 ランク × 4 クラス × 5 コンテンツ) のブックマークコンテンツに対して被験者 1 人ずつに評価してもらった。

4.1.2 予備実験結果

各ランクの投稿者のブックマークコンテンツに対して被験者が付けた得点の平均値を求めた。結果を図 7 に示す。図 7 より、ランクの高いユーザほど、そのブックマークコンテンツに対する平均値が高いことが確認できる。また、各ランクの平均値それぞれにおいて 5% 有意水準にて有意な差が確認できた。それぞれの p 値を表 3 に示す。これらの結果より、投稿者のランクとそのブックマークコンテンツの質には相関があるといえ、「質の高いコンテンツを投稿する投稿者（有

力投稿者)のブックマークコンテンツは同様に質が高い」という仮説を証明できた。

4.2 評価実験 (Novelty 推薦部)

本論文で提案する手法がコンテンツ投稿型 SNS における未知性の向上に有効であるかを検証するため、アンケートによる Novelty 推薦部の推薦リストに対する評価実験を実施した。実験データとして、Pixiv における 2007 年 9 月～2010 年 3 月までの、全ユーザのイラスト情報、ブックマーク情報を株式会社ピクシブより提供頂き利用した。データサイズとして、イラスト数 614 万 5631 枚の ID、閲覧数、評価回数、総合得点、付与されたタグ、イラスト投稿ユーザ数 23 万 5792 人の ID と投稿したイラストの ID、ブックマークデータ 1 億 775 万 553 レコードの実データを用い、実験を行った。なお 2010 年 3 月時点の Pixiv におけるタグの総種類は 197 万 8940 個であったが、今回は出現数 10 回以上のもを使い、10 未満のものはノイズとして使用しなかった。その結果 9 万 1750 個のタグを用いて、ユーザベクトルの作成などを行った。

12 名の被験者を用いて実験を行った。12 名のうち 6 名は Pixiv を 1 年以上日常的に利用し続けているヘビーユーザであり、残り 6 人に関しては Pixiv の利用経験は浅いものの、イラストに関心のある知識豊富な者をそろえた。被験者 12 名のうちヘビーユーザでない 6 名に関しては約一日の間、Pixiv を利用してもらい、30 件のブックマークを行うように示唆した。被験者 12 名のうちヘビーユーザ 6 名に関しては、既にブックマークしているイラストの中から特に気に入っているイラストを 30 件提出してもらった。30 件のブックマークをもとに推薦リストを作成し、Novelty 推薦部、Serendipity 推薦部のそれぞれの推薦リストに対するアンケート調査を実施した。以下で Novelty 推薦部、Serendipity 推薦部の実験方法について詳細に説明する。

4.2.1 実験方法 (Novelty 推薦部)

推薦された上位 10 件のイラストに対して質を評価してもらうため、被験者 12 名に Pixiv 同様に 1～10 点 (全く良くない～非常に良い) のイラストの質に関して評価してもらった。また、被験者 12 名のうち、ヘビーユーザ 6 名のみ未知のイラストであるかどうかの評価 (1:見たことがある, 2:見たことがない) の 2 通りで評価してもらった。また、質の評価とは別に、イラストに対する興味について (1:非常に興味がある, 2:どちらかといえば興味がある, 3:どちらかといえば興味がない, 4:全く興味がない) の 4 通りの評

価を付与してもらった。手法の比較対象として、オーソドックスな協調フィルタリング、ランダムサンプリングの二つを用いた。一般的な推薦システムと比べ、本手法が未知性、意外性を向上できているかどうかを検証するために多くのサービスで利用されている推薦手法である協調フィルタリングを比較対象として選んだ。また、無作為にコンテンツを選び、それらを提示するという方法でも、見たことがなかったり、推薦されるとは思わなかったコンテンツは推薦されるが、これは非常に偶発的なものである。論理的に未知性、意外性を向上させる本手法の優位性を検証するため、ランダムサンプリングを比較対象として選んだ。なおランダムサンプリングで抽出するイラストは本研究との不公平さをなくすため、Pixiv の全イラストを対象に、被験者の嗜好に合致しており最低でも 1 回はブックマークされているものから閲覧数の低いものをランダムに 10 件抽出した。ランダムサンプリングにおける嗜好についてはユーザのブックマーク群に付与されているタグ情報と、コンテンツに付与されているタグ情報を用いて抽出を行った。

4.2.2 実験結果 (Novelty 推薦部)

Novelty 推薦部において、未知性とユーザ満足度を両立させるため「閲覧数が少なくも、ある程度の質のあるコンテンツ」の推薦ができたかは重要な評価項目である。そこで式 (7) のような指標 N_{Score} を定義し、推薦リストのイラストに対してそれぞれ値を求めた。

$$N_{Score} = \frac{\text{被験者による得点}}{\log(\text{閲覧数})} \quad (7)$$

この指標は閲覧数が少なく、ユーザによる得点が高いほどそのイラストの評価を高くする指標である。閲覧数は低いものと高いものの差が大きいため、分母に \log を用いた。本手法、協調フィルタリング (CF)、ランダムサンプリング (Random) の三つの推薦リストの各イラストの N_{Score} の平均値を求めた。結果を図 8 に示す。図 8 より本手法が CF、Random の値を上回っており、また 5% 有意水準において、CF ($p = 0.0412$)、Random ($p = 0.0010$) に対し共に有意な差が確認された。CF では多くのユーザが良い評価を付けているイラストを推薦対象とするため、質は高いが閲覧数も高いものが多く推薦される。そのため、今回の実験では被験者による得点は高いものの、閲覧数が多いため、 N_{Score} の値はそれほど高くないという結果になった。一方 Random では閲覧数は非常に低いものの、イラストの質を考慮していないため被験者による得点も低

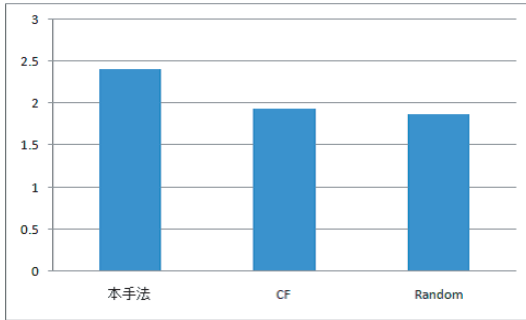


図 8 イラストに対する質の評価 (各推薦リストにおけるイラストの N_{Score} の平均値)

Fig. 8 Evaluation of quality of illustration.

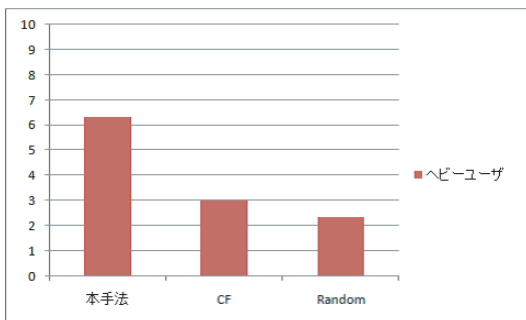


図 9 イラストに対する未知性の評価 (各推薦リスト 10 件中のヘビーユーザが「見たことない」かつ「興味がある」と答えたイラストの平均個数)

Fig. 9 Evaluation of novelty of illustration.

くなる傾向にある。そのため、結果として N_{Score} の値はかなり小さくなっている。本手法では、有力投稿者のブックマーク群から閲覧数の低いコンテンツを推薦対象とし、その結果、閲覧数は低く、被験者による得点も高いものが多かった。そのため、比較手法 CF, Random よりも N_{Score} の値は高く、特に Random に対してはその差 1 と、大きく上回る結果となった。この結果より本手法が「閲覧数が少ないが、ある程度の質のあるコンテンツ」の推薦が可能であることを示せた。

次に、実際に未知性のあるイラストが推薦できているかどうかを評価した。今回の実験では被験者 12 名中、6 名が Pixiv の使用経験が浅い者であるため、どの手法に対しても見たことがないイラストの割合が高くなる傾向にある。そこで、Pixiv 使用歴 1 年以上のヘビーユーザ 6 人に対象を絞り、「見たことがない」かつ興味の評価において、1:非常に興味がある、2:どちらかといえば興味がある、と答えたイラストの平均個数を調べた。結果を図 9 の各項目の右に示す。図 9

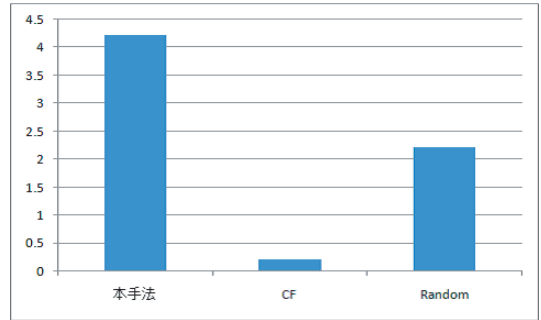


図 10 各推薦リスト 10 件中の「ロングテールに属し、かつユーザが興味のある」イラストの平均個数

Fig. 10 Average number of illustration that belongs to a long tail and the user is interested.

より、本手法が CF, Random よりもヘビーユーザが知らなくて興味のあるイラストを推薦できていることが分かる。Random では推薦リスト 10 件中平均約 2 個、CF では約 3 個、本手法では約 6 個と他手法と比べて高い割合で知らないイラストを推薦できた。CF では興味のあるイラストは推薦されるものの、既にヘビーユーザが見たことのあるイラストが多く推薦される傾向にある。逆に Random では見たことのないイラストが多く推薦されるものの、質の問題からユーザの興味を惹くイラストがあまり推薦されない。本手法でユーザがまだ見たことがなく、かつ興味を惹くイラストが推薦されることが示せた。

次に、各手法の推薦リストにどれぐらいロングテールに属するイラストが存在するのかを評価した。2.1 での分析に従い閲覧数 500 未満のイラストをテール部分に属するものとし、かつ被験者が興味の評価において、1:非常に興味がある、2:どちらかといえば興味がある、と回答したイラストの推薦リスト 10 項目中の平均個数を求めた。結果を図 10 に示す。図 10 より比較手法と比べて本手法がテール部分に属し、かつユーザの興味のあるイラストを推薦できていることが分かる。CF ではそもそもテール部分に属するようなイラストがほとんど推薦されないため、非常に低い値となっている。Random ではテール部分に属しているものがほとんどであるが、やはり質を考慮していないため被験者の興味を惹くようなイラストがあまり推薦されない。10 件中約 4 件という決して高くはない値だが、テール部分に属しておりユーザの興味のあるイラストが本手法では推薦できているといえる。

4.3 評価実験 (Serendipity 推薦部)

本論文で提案する手法がコンテンツ投稿型 SNS に

における意外性の向上に有効であるかを検証するため、アンケートによる Serendipity 推薦部の推薦リストに対する評価実験を実施した。実験データ、被験者共に Novelty 推薦部と同様の実験データを使用した。

4.3.1 実験方法 (Serendipity 推薦部)

提案エージェントにより推薦された上位 10 件のイラストに対してイラストとともにそのイラストを表すジャンル (タグ) を表示し、意外性について 1: 推薦されて当然だと感じる, 2: 知っているジャンルであるが推薦されるとは思わなかった, 3: 知らないジャンルである, の 3 通りと、イラストの興味について, 1: 非常に興味がある, 2: どちらかといえば興味がある, 3: どちらかといえば興味がない, 4: 全く興味がない, の 4 通りの評価を付与してもらった。手法の比較対象として、オーソドックスな協調フィルタリング、ランダムサンプリングの二つを用いた。なおランダムサンプリングで抽出するイラストは本研究との不公平さをなくすため、Pixiv の「人気のタグ」の項目からランダムにタグを選び、そのタグに関して人気の高いイラストを推薦した。

4.3.2 実験結果 (Serendipity 推薦部)

Serendipity 推薦部の評価について、実際にユーザが意外 (推薦されるとは思わなかった) と感じるイラストが推薦リスト 10 件中にどれぐらいの割合で存在するかを調べた。推薦されたイラストが意外であっても、そのイラストがユーザの興味を惹かなければ意味のある推薦とはいえない。イラストに対する意外性の評定において被験者が、2: 知っているジャンルであるが推薦されるとは思わなかった, 3: 知らないジャンルである, のどちらかに評価し、かつイラストに対する評定が、1: 非常に興味がある, 2: どちらかといえば興味がある, のどちらかであったイラストを「意外性があり興味のあるイラスト」とし、推薦リスト 10 件中の平均個数を調べた。結果を図 11 に示す。また、2: 知っているジャンルであるが推薦されるとは思わなかった, 3: 知らないジャンルである, のどちらかに評価したものを「意外性がある」イラスト, 1: 非常に興味がある, 2: どちらかといえば興味がある, のどちらかに評価したものを「興味のある」イラストとし、それぞれの平均個数を調べた (図 11)。図 11 より、推薦リスト 10 件中のユーザが意外かつ興味があるイラストの平均個数は Random が約 2 個, CF が 0.3 個, 本手法が約 6 個と他手法に比べて本手法が高い割合で意外かつ興味のあるイラストを推薦できていることが

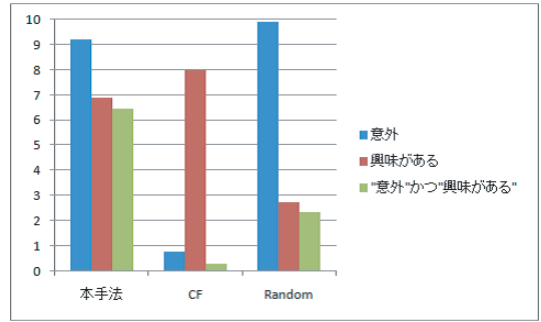


図 11 イラストに対する意外性の評価 (各推薦リスト 10 件中のユーザが「意外」かつ「興味がある」と答えたイラスト、「意外」であると答えたイラスト、「興味がある」と答えたイラストのそれぞれの平均個数)

Fig. 11 Evaluation of serendipity of illustration.

分かる。興味のあるイラストの個数は CF が最も多く、次いで本手法、Random の順となった。意外性があるイラストでは Random が最も多く、次いで本手法、Random の順になっている。CF では類似ユーザ群らが共通して評価しているイラストを推薦するため、ユーザの興味に非常に近いものが推薦されるが、意外と思えるイラストがほとんど推薦されてこない。Random では意外性のあるイラストは非常に高い割合で推薦されるものの、そのイラストに対しての興味は低い傾向にある。本手法が意外性があり、ユーザの興味を惹くイラストを推薦できることが示せた。

5. 考 察

本論文では大規模コンテンツ投稿型 SNS である Pixiv を対象にしたが、これに限らず、以下のような要件を満たすような創作的なコンテンツを扱うコンテンツ投稿型 SNS に対し本手法は適用可能である。

- 投稿したコンテンツに対する評価がある
- コンテンツにタグ付けができる
- ユーザが気に入ったコンテンツを登録できる

全てのコンテンツ投稿型 SNS が上記のような条件を満たしているとはいえないが、今現在存在する多くのコンテンツ投稿型 SNS では、少なくとも、ユーザがコンテンツを投稿し、それに他のユーザによるなんらかの評価 (得点付, ブックマーク, コメント等) が与えられるような仕様になっている。本論文で示した Novelty 推薦部における有力投稿者抽出アルゴリズムは閲覧数, 評価値等, Pixiv における項目を利用してはいるが、これらの代替になる項目を利用することに

よって応用可能である。サービスによってそのアルゴリズムは変化すると思われるが、閲覧数は低いが、ある程度の質を保持したコンテンツを推薦するために、有力投稿者のブックマークを対象にする（音楽、イラスト、詩等、といったコンテンツは定量的に質を計ることは困難であると考えられるため）という考えは一般的な手法として適応可能であると考えられる。特にコンテンツの数が膨大でありロングテール化が著しく、投稿者のレベルの差が現れやすいような創作的なコンテンツ（音楽、イラスト、詩等）を扱うコンテンツ投稿型 SNS において、Novelty 推薦部の手法は有効であると考えられる。Serendipity 推薦部に関しては、コンテンツに付与されるタグとユーザが使用するタグの二つの共起頻度のみを用いてユーザの嗜好の拡大を行うため、Folksonomy を採用しているサービスであれば、創作的なコンテンツを扱うコンテンツ投稿型 SNS に限らず、適用可能である。

6. む す び

本論文ではコンテンツ投稿型 SNS における推薦システムに対するユーザの満足度向上を目的として、嗜好に合致しているがユーザがまだ知らないコンテンツを推薦する Novelty 推薦部、意外性のあるコンテンツを推薦する Serendipity 推薦部をもつ推薦エージェントを提案した。

Novelty 推薦部では、コンテンツ投稿型 SNS 特有の「投稿者のレベル」に着目し、質の高いコンテンツを投稿する投稿者（有力投稿者）はブックマークも同様に質が高いという考えのもと、閲覧数が低いがある程度の質のあるコンテンツを推薦する手法を提案した。4.2 の実験結果より、閲覧数が低くてもユーザが満足するコンテンツの推薦ができることが確認できた。ロングテールのテール部分に属するようなコンテンツが推薦されていることも確認され、テール部分の底上げにも貢献できたといえる。また、未知性のあるコンテンツの推薦に関しては普段から Pixiv を頻繁に利用するユーザに対して有用性を確認することができた。しかしながら本手法では推薦リストの候補が有力投稿者のブックマークに依存するため、意図しないコンテンツが推薦されることも多々ある。そのため有力投稿者の抽出方法にはまだ改善の余地がある。また、閲覧数の低いものを優先的に推薦するため、登録されて間もないがゆえに閲覧数が低いコンテンツが推薦されることもある。そのため、投稿日時等のコンテンツ情報を

アルゴリズムに追加するなどの課題が挙げられる。

Serendipity 推薦部ではユーザの認知している嗜好には類似しているが、ユーザが推薦されるとは思わなようなものを意外性のあるコンテンツと定義し、多くのコンテンツ投稿型 SNS で利用されている Folksonomy を用い、ユーザの嗜好に類似している意外なタグを抽出することによって意外性のあるコンテンツを推薦した。結果としてユーザが推薦されるとは思わなかったがユーザの興味を惹くコンテンツを高い割合で推薦することができた。しかしながら抽出されたタグには非常に一般的なタグが上位にくることもあったため、今後は TF-IDF などを用いて頻出タグの重みを下げるなどして対応していきたい。

謝辞 本研究における実験には株式会社ピクシブよりデータ提供を頂きました。特に実験協力の機会を設けて下さいました濱吉様、開発統括の青木様に感謝を申し上げます。また、本研究を遂行するにあたり、研究の機会と議論・研鑽の場を提供して頂き、御指導頂いた国立情報学研究所/東京大学本位田真一教授をはじめ、活発な議論と貴重な御意見を頂いた研究グループの皆様へ感謝致します。

文 献

- [1] Flickr, <http://www.flickr.com>
- [2] YouTube, <http://www.youtube.com>
- [3] ニコニコ動画, <http://www.nicovideo.jp>
- [4] Pixiv, <http://www.pixiv.net/>
- [5] C. Basu, H. Hirsh, and W. Cohen, "Recommendation as classification: Using social and content-based information in recommendation," 15th AAAI, pp.714-720, 1998.
- [6] 神島敏弘, "推薦システムのアルゴリズム (1)," 人工知能誌, vol.22, no.6, pp.826-837, 2007.
- [7] Y. Hijikata, T. Shimizu, and S. Nishida, "Discovery-oriented collaborative filtering for improving user satisfaction," 14th ACM IUI 2009, pp.67-76, 2009.
- [8] A. Gursel and S. Sen, "Producing timely recommendations from social networks through targeted search," International Conference on Autonomous Agents 2009, 2009.
- [9] X. Wu, Y. Zhang, J. Guo, and J. Li, "Web video recommendation and long tail discovering," 2008 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pp.369-372, 2008.
- [10] Y. Park and A. Tuzhilin, "The long tail of recommender systems and how to leverage it," ACM RecSys 2008, 2008.
- [11] S.M. McNee and J. Riedl, "Being accurate is not always good: How accuracy metrics have hurt recommender systems," ACM Special Interest Group on

- Computer Human Interaction, pp.1103–1108, 2006
- [12] 秋山高行, 小原清弘, 谷崎正明, “Serendipity のある推薦システムの方式提案と検証,” 信学技報, LOIS2009-52, 2009.
- [13] C.N. Ziegler, G. Lausen, and L.S. Thieme, “Taxonomy driven computation of product recommendations,” 2004 ACM CIKM Conference on Information and Knowledge Management, pp.406–415, 2004.
- [14] C.N. Ziegler, S.M. McNee, J.A. Konstan, and G. Lausen, “Improving recommendation lists through topic diversification,” World Wide Web Conference, pp.22–32, 2005.
- [15] J. Herlocker, J. Konstan, L. Terveen, and J. Riedl, “Evaluating collaborative filtering recommender systems,” ACM Trans. Inf. Syst., vol.22, no.1, pp.5–53, 2004.

(平成 23 年 1 月 13 日受付, 5 月 23 日再受付)



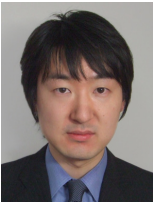
大須賀昭彦 (正員)

1981 上智大・理工・数学卒. 同年 (株) 東芝入社. 同社研究開発センター, ソフトウェア技術センターなどに所属. 1985～1989 (財) 新世代コンピュータ技術開発機構 (ICOT) 出向. 2007 より, 電気通信大学大学院情報システム学研究科教授. 工博 (早稲田大学). 主としてソフトウェアのためのフォーマルメソッド, エージェント技術の研究に従事. 1986 年度情報処理学会論文賞受賞. 情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会, 人工知能学会, IEEE CS 各会員.



住元宗一朗

2009 電通大・電気通信・システム卒. 現在, 同大学院情報システム学研究科修士課程社会知能情報学専攻在学.



中川 博之 (正員)

1997 阪大・基礎工・情報工学卒. 同年鹿島建設 (株) に入社. 2007 東京大学大学院情報理工学系研究科修士課程了, 2008 同大学院博士課程中退. 同年より電気通信大学助教, 現在に至る. エージェント及び自己適応システム開発手法の研究に従事. 情報処理学会, IEEE CS 各会員.



田原 康之

1991 東京大学大学院理学系研究科数学専攻修士課程了. 同年 (株) 東芝入社. 1993～1996 情報処理振興事業協会に出向. 1996～1997 英国 City 大学客員研究員. 1997～1998 英国 Imperial College 客員研究員. 2003 国立情報学研究所入所. 2008 より電気通信大学准教授. 博士 (情報科学) (早稲田大学). エージェント技術, 及びソフトウェア工学などの研究に従事. 情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会各会員.