

ソーシャルメディアを利用したセレンディピティな情報推薦 Recommender System that enhances Serendipity by Analyzing Social Media

福島 良典^{*1}
Fukushima Yoshinori

大澤 幸生^{*2}
Yukio Ohsawa

^{*1} 東京大学
The University of Tokyo

^{*2} 東京大学
The University of Tokyo

There have been many researches about recommender system. Most of them were constructed to fit the result of recommendation and user's interests, but these systems don't always satisfy users, because they don't want only fitting interests but also novelty, unexpectedness, diversity. In this paper, we propose a recommender system that enhances serendipity by analyzing social media. This system is based on assumption that there is bias when they search information, so they get only very restricted information. The basic idea is that it is possible to speculate hidden interests by analyzing user's bias. In our system, we firstly find user's bias by analyzing social media, and then speculate user's interests hidden by this bias. We define these hidden interests as serendipity. We finally make recommendation list by calculating similarity between hidden user's interests and item's property. We verify the effectiveness of the proposed system through news recommendation.

1. はじめに

インターネットの登場以降、情報の流通量が急増している。さらに、近年ではブログやソーシャルメディアなどの普及により、個人が気軽に情報発信を行うようになった。このため情報の流通量は加速度的に増加している。また、そういった個人が発信する情報はフィードという形で取得されるのが一般的だ。フィードとは、お気に入りの個人、またはサイトを登録し、その更新があるたびに情報を取得するという手法である。情報が爆発的に増える中で、このフィードという手法で情報を取得することは、利用者に情報の取捨選択を強いるため、情報を探す上で大きな負担とストレスになっている。また時間は有限である以上、どうしても自分にとって都合の良い情報や、嗜好に近い情報を優先的に取得してしまう傾向があり、取得する情報が過度に偏ってしまうという問題もある。

インターネットの登場以降の情報の急増という問題に対して、情報検索や、情報検索の手法を応用した情報推薦という分野での研究が活発に行われている。初期の情報推薦の研究では、利用者の過去の行動履歴から利用者の嗜好に一致するような情報を推薦するという研究がなされていた。しかしそういった推薦は、推薦結果が偏ってしまう、利用者の嗜好に一致した推薦を行うことが必ずしも、利用者満足度を向上させるわけではないという問題を抱えている。そのため近年では、推薦結果に**目新しさ(novelty)**や目新しさに思いがけなき、予見のできなさ、または**意外性**などの要素が加わった概念である**セレンディピティ(serendipity)**を加えることで利用者満足度を向上させるという試みがある[Kamishima 07]。

本論文では、ソーシャルメディアにたまった行動履歴の性質に注目し、セレンディピティな要素を加えた推薦システムを提案する。提案手法では、まずソーシャルメディア上に溜まった行動履歴を取得する。ソーシャルメディアでは上記のように、利用者にとって都合の良い情報や、嗜好に近い情報が優先的にたまるという性質がある。その性質を利用して、利用者の嗜好と、行動や興味の偏りを分析する。次に、その行動や興味の偏りから、

本来ならば興味を持ちそうな内容を推測することで、現在の行動習慣では取得できないような隠れた興味を推測する。本論文で、その隠れた興味をセレンディピティであると定義し、そういった隠れた興味に関連する情報を推薦することで、推薦リストの新規性や意外性の向上をねらう。

本論文は以下のように構成される。2章では情報推薦に関する関連研究の紹介をする。3章では、セレンディピティな情報推薦を実現するための提案手法について説明する。4章ではWeb上にあるニュースの推薦における提案手法の評価実験について述べる。5章では結論と今後の展望について述べる。

2. 関連研究

推薦システムには、大きくわけて協調フィルタリングと内容ベースフィルタリングの2つの手法がある[Kamishima 07]。協調フィルタリングは、利用者の行動履歴を取得し、行動履歴が類似している他の利用者群を抽出し、その利用者群に共通して好まれるアイテムを推薦するという仕組みである。このため協調フィルタリングは、利用者間で共通のアイテムの評価が多く行われる必要があり、アイテム数 M に対して、十分に大きな利用者数 N の行動履歴が必要である。この時、 M が N に対して十分大きいと推薦システムはあまり機能しなくなってしまう。Web ページを考えた時、Web ページは無数にある一方、マイニング対象となる利用者の数は限られ、利用者間で同じ Web ページを評価している数は少ない。このため Web ページの推薦では協調フィルタリングは機能しにくいと考えられる。一方、内容ベースのフィルタリングとは、利用者の行動履歴からユーザープロファイルを作成し、アイテムも同様に特徴抽出を行い、その両者の類似度を求め、類似度が高いものを推薦するという手法である。初期の研究では、利用者の嗜好に一致したアイテムを推薦することが研究の主眼であった。このときの問題として、推薦の結果が偏ってしまう、利用者の嗜好に一致した推薦を行うことが必ずしも、利用者満足度を向上させるわけではないといったものがある。このため近年では、嗜好に一致するだけでなく、推薦結果に目新しさや意外性などを加えようとする試みがある[Kamishima 07]。

推薦システムの目新しさや意外性を向上させる方法として、推薦リストの多様性を高めるという手法が多く提案されている。

Ziegler らは多様なアイテムで構成される推薦リストが利用者満足度を高めると仮定して、推薦リスト内の多様性を向上させる手法を提案した[Ziegler 05]。推薦リスト全体としてのもつ多様性を intra-list similarity と定義し、アイテム同士の類似度を定量的に求め、類似度の低いアイテムを推薦リストに追加していく手法を提案した。書籍の実験のもとこの手法で多様性を向上させることに成功している。その他にも多様性を高めることで間接的に推薦の新規性や意外性を向上させるという試みが多く行われている[Smyth 01, Hellocker 04, McNee 06]。また、多様性という客観的な指標ではなく、意外性という主観的な指標を定義し、直接的に意外性を向上させるという試みも行われている[Murakami 09]。Murakami らは、嗜好モデルと習慣モデルという2つのモデルを導入し、嗜好モデルと習慣モデルのずれを意外性と定義する手法を提案した。この手法はテレビ番組の推薦で意外性を向上させることに成功している。

最後に本論文の研究的位置づけを説明する。本論文は、推薦の新規性や意外性を向上させることで利用者満足度を向上させることを目指す点で、Ziegler らの流れを組むものといえる。Ziegler らは推薦リストの多様性を高めることで間接的に推薦の新規性や意外性を高める手法を提案した。一方、本論文では本来、主観的である意外性や新規性という指標を、利用者の行動履歴から、興味や行動の偏りを解析して定義し、意外性を直接的に向上させることを目指すという点で異なる。また、本論文は意外性を直接的に定義するという点で Murakami らの研究と同じコンセプトである。ただし、Murakami らは興味のありかつ普段習慣的にみないコンテンツを意外性のあるコンテンツと定義している。これはテレビ番組の推薦という、限られたチャンネル数とコンテンツ数であれば機能するが、Web のようなチャンネルやコンテンツ数が人間の時間に対して膨大に大きい場合、あまり機能しないと考えられる。そこで、本提案では上記のコンセプトを Web 上にある記事全体に適用するために、利用者の行動履歴から行動や興味の偏りを解析し、その偏りから利用者が本来ならば興味をもちそうな内容を推定することで、意外性を向上させる手法を提案しているという点で異なっている。

3. 提案手法

3.1 提案手法の概要

本論文の提案手法の概要について説明する。まずは提案手法の基礎となる仮説とアイデアに関して説明する。本提案では、利用者の行動に**偏り(bias)**があると仮定している。どういうことかというと、例えば新しい Web サービスに強い興味を持っている人は頻繁にそういった情報を取得したり、Apple ファンの人は Apple 製品の情報だったり、Apple に関するニュースを積極的に取得したりするだろう。こうした傾向は twitter や facebook などのソーシャルメディアが普及するに従い、ますます強くなっている。自分の志向性に近い情報を発信する人のフィードを積極的にフォローできるようになったからだ。さらにこういったソーシャルメディアの特徴として、自分の志向性にあわないフィードを垂れ流す人は積極的にフォローを外されるため、前者の性質を持ったフィードばかりあつまる傾向がある。このような状態を本論文では偏りが生じていると表現している。そこで提案手法ではこういった偏りをソーシャルメディアに蓄積された利用者の行動履歴を分析することで発見し、さらにその偏りから利用者が本来ならば興味を持ってほしいような**隠れた興味(hidden interest)**を推測する。本論文では、この隠れた興味をセレンディピティと定義し、この隠れた興味に基づいて推薦を行うことで、推薦内容の新規性や意外性を向上させることを目指す。

次に本提案の具体的なステップの概要を説明する。本提案ではまず利用者の行動履歴と記事データを収集する。その後、行動履歴を元にユーザープロフィールを作成する。ここでは Niwa らが提案した Folksonomy マイニングに基づく Web ページ推薦システムでの、ユーザープロフィールの作成の方法を適用した[Niwa 06]。その後、作成したユーザープロフィールと、集めた記事データについてのタグの共起グラフから利用者が本来ならば興味を持つ内容であるが、ユーザープロフィールにはあらわれていない特徴を抽出する。この特徴が隠れた興味と考えられる。最後にその抽出された特徴と記事データの類似度を求め、推薦結果を出力する。

3.2 各ステップの詳細

(1) データ収集

利用者の行動履歴と記事データを収集する。利用者の行動履歴は、twitter, facebook, はてなブックマークより収集する。記事データははてなブックマークのホットエントリ、新着エントリの RSS フィードから収集する。

(2) ユーザープロフィールの作成

Niwa らが提案した Folksonomy マイニングに基づく Web ページ推薦システムでの、ユーザープロフィールの作成の方法を適用する[Niwa 06]。この手法は以下のように行われる。まず、利用者の行動履歴に含まれる記事へのリンクを取得する。はてなブックマークの API を通じて記事のリンクに付与されているタグとその数を取得する。利用者 A とタグ T の親和度を $rel(A,T)$ と定義する。このとき、その前段階としてページ P とタグ T の親和度を以下のように計算する。

$$rel(P,T) = TF(P,T) \times IDF(T)$$

$$TF(P,T) = \frac{w(P,T)}{\sum_{T_i \in TAGS} w(P,T_i)}$$

$$IDF(T) = \log \frac{\sum_{P_j \in PAGES} \sum_{T_i \in TAGS} w(P_j,T_i)}{\sum_{P_j \in PAGES} w(P_j,T)}$$

ここで $w(P,T)$ はタグ T のページ P に対する多重度である。TF(P,T) はページ P に関連付けられているタグに対するタグ T の割合であり、IDF(T) はタグ T の希少度を表す。以上を用い、 $rel(A,T)$ は以下のように定義される。

$$rel(A,T) = \sum_{P_i \in User'sPages} rel(P_i,T)$$

ここで、定義されるユーザーとタグの親和度とは、そのユーザーがどのような話題をソーシャルメディア上で積極的に発信、入手しているかを表すものであり、これは本論文における行動の偏りに該当するものと考えられる。

(3) 隠れた興味の推定

(2) で求めたユーザープロフィールをもとに利用者の隠れた興味を推定する。まずは収集した記事全体で各々の記事についてのタグの共起関係を集計し、共起グラフを作成する。(2) で求めた利用者との親和度が高いタグ上位 100 を抽出する。この上位 100 タグがもつ共起関係から利用者が本来ならば興味を持つはずが、興味や行動の偏りのために気付いていない、もしくはあまり頻繁に調べないようなタグを抽出する。ここでは、共起しているタグは概念として近いものであるという仮定をおいている。この

時,このようなタグ ST と利用者 A の親和度を $rel(A,ST)$ と定義する. $rel(A,ST)$ は次のように計算する.

$$rel(A,ST) = \sum_{T_i \in TAGS} rel(A,T_i) \times TF(T_iG,ST) \times IDF(ST)$$

ここで TAGS は(2)で求めた利用者との親和度の高いタグ上位 100 タグの集合であり, TF, IDF はステップ(2)の定義と同様である. ここでの $TF(TG,ST)$ は, タグ T がもつ共起グラフ TG に出現する全てのタグの総和に対するタグ ST の出現する割合であり, $IDF(ST)$ はタグ ST の希少度を表す. これをすべてのタグに適用すると, (2)と同様に, 利用者が本来ならば興味を持つはずが, 興味や行動の偏りから気付いていない, もしくはあまり頻繁に調べないようなタグの種類と親和度で表された特徴が抽出される. これは本論文における隠れた興味に該当するものと考えられる.

(4) 推薦リストの出力

(3)で抽出した特徴は, その利用者との新規性や意外性を感じやすいと推測されるタグとの親和度である. この親和度の集合はその利用者の特徴を表すベクトルとして表すことが可能である. そこで利用者のこの特徴と記事の特徴の類似度を求め, その類似度で降順にソートしたリストの上位 30 件を推薦リストとする. ベクトル間の類似度を表す指標は様々なものがあるが今回は, ベクトルの重みを考慮するためにコサイン類似度を採用した.

4. 実験

4.1 ニュース記事の推薦

本論文では, 提案手法が, 推薦内容の新規性や意外性を向上させるのかの検証を行うために, ニュース記事の推薦による実験を行った.

4.2 データ

推薦するニュース記事は 2012 年 4 月 10 日のニュースである. このニュース記事は 2012 年 4 月 10 日に, はてなブックマークのホットエントリー, 新着エントリーの RSS により出力された記事を収集したものである. 収集できた総記事数は 969 記事であった.

3 章で説明した手法のステップ(2),(3)で利用する TF・IDF 値を求める際の IDF の算出や共起グラフの算出に利用した記事データは 2011 年 8 月 26 日から 2012 年 4 月 10 日の間に収集した記事であり, 総数 220,319 件である. これらのデータから提案手法を実装した.

4.3 実験方法

実験では推薦リストを用意し, 利用者実際に推薦リストを評価してもらうという実験を 5 人の被験者に対して行った. 推薦リストは 3 種類用意し, 各々の推薦リストの記事数は 30 である. 推薦リストは以下のような, 3 種類の推薦リストを用意した. (A)ランダムな推薦(B)3 章でのステップ(2)で求めたユーザープロフィールと記事データの cosine 類似度を降順にソートした推薦リスト(C)提案手法である. 実験は推薦リストを html ファイルに出力し, ブラウザ上で閲覧してもらいながら, 事前に用意したアンケートに答えてもらうという手順で行った. アンケート内容は, 以下の内容である. まずは(1)記事を読みたいと感じたかに対して「はい」「いいえ」の形式で答えてもらった. その後, 「はい」と答えた記事に関しては追加の質問を 3 つおこなった. (a)一般的な記事であり知る必要があると思った. (b)普段自分がよく見たり調べている興味範囲に近い記事だった. (c)普段自分からはなかなか

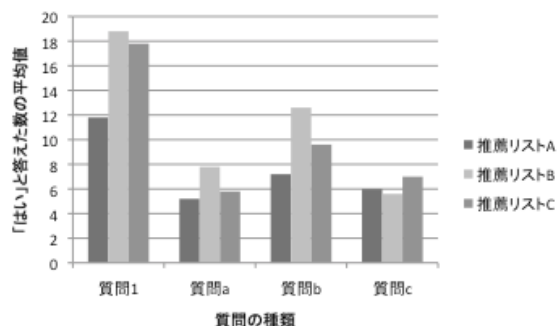


図 1 アンケートによる実験結果

か調べないが, 自分にとって新規性があったり, 意外性があったりする記事だと思った, の 3 つの質問に「はい」「いいえ」の形式で答えてもらい評価を行った. これらのアンケートは 3 種類の推薦手法に対してそれぞれ行った. この実験の目的はシステムが推薦する推薦リストが, 利用者にどれくらいうけるかということ, 実際に読みたいと感じた記事がどのような性質を持つかということ, 絶対評価によって調べ, 提案システムが本当に新規性や意外性のある情報を推薦できているかを検証することである.

4.4 実験結果

図 1 は質問毎に被験者が「はい」と答えた数の平均値を集計したものである. 図の見方であるが一つの質問ごとに左から順に推薦リスト A, B, C の集計値の平均が並んでいる. 推薦リスト A はランダムな推薦, B はユーザーの行動履歴情報に似た情報を推薦する手法, C は提案手法である. 質問 1 は読みたいと感じた記事の数であり, 推薦結果の適合率に相当する. 質問 a は記事の一般性を問う質問であり, 質問 b は記事が自分が普段良く見ている興味範囲に属するかどうか, 質問 c は記事に新規性, 意外性を感じるかという質問である. この実験では, 質問 1 の記事数を減らすことなく, 質問 b の記事数を減らし, 質問 c の記事数を増やすことができれば推薦の新規性や意外性が向上できたといえる.

図の結果より, 提案手法によって推薦結果の適合性を大きく下げることなく, 推薦の新規性や意外性が高められることが確認できた. 図からもわかる通り, 推薦リスト C の結果は, 推薦リスト B の結果に比べて, 普段良く見ている興味範囲に近い記事の数が減り, 新規性や意外性を感じる記事数が増えている. さらに, 推薦リスト A との結果を比較すると, 提案手法(推薦リスト C)が適合率を大きく下げることなく, 推薦の新規性や意外性を高めていることがわかる. 推薦の適合性と意外性を向上させることはトレードオフの関係にある[Murakami 09]が, この方法では推薦リスト A と提案手法を比較した場合と比べて, 推薦の適合性を大きく下げることなく, 意外性を向上させることに成功している. また推薦精度の一般的検証であるが, Web 推薦システムにおいて適合率が 60%という値は突出しているといえないまでも既存のインターネット全体を対象にした Web 推薦システムと比べても遜色のない値である[Niwa 06]. ここで推薦リスト C の適合率は 59.3%であり, 推薦の精度としてまずまずの水準であると言える.

5. おわりに

実験結果より, 適合率を既存の方法とくらべて大きく落とすことなく, 推薦の意外性や新規性を向上させることに成功した. また推薦リストの推薦精度の水準として, 一般的な指標である適

合率があるが、その適合率も提案手法では 59.3%という値が導き出された。インターネット全体を対象とした Web 推薦システムとして、これは遜色のない数値であり[Niwa 06], 加えて、既存のシステムは利用者になんらかの負荷(事前のアンケートなど)を課す場合が多いが、提案手法では利用者はソーシャルメディアのアカウントを登録するだけでよく、利用者の負担軽減にもつながる。

また実験結果から、情報収集において行動の偏りがあるという証明につながる結果も得られた。実験結果の質問 a(記事が一般的であるかどうかに関する質問)に注目すると推薦リスト B のときだけ突出して高い。普通記事が一般的であるかどうかは、どのような推薦アルゴリズムを使おうが、ランダムに、はいつてくるものであり、一般的な記事を抽出してくるというような特殊なアルゴリズムを使わない限り、それほど大きな差は出ないと考えられる。しかし推薦リスト B(自分の行動履歴に近いものが推薦される)では一般的であると思われる記事が多かった。これは普段自分が興味を持っている記事は一般的であると思う傾向を示唆しているのではないだろうか。このためこの結果から、行動の偏りが実証される可能性があるように思われる。

最後に今後の課題であるが、隠れた興味をより精度良く抽出することができれば、さらに推薦リストの新規性や意外性を向上させることができると思われるので、さらに手法の改善を重ねて生きたい。また今回の提案では推薦の多様性というものを考慮しなかった。多様性を考慮することで、新規性や意外性をさらに向上させることができるかどうかを検証していきたい。

参考文献

- [Kamishima 07] 神嶋 敏弘: 推薦システムのアルゴリズム(1), 人工知能学会誌, vol22 no.6,2007.
- [Murakami 09] 村上知子: 推薦の意外性向上のための手法とその評価, 人工知能学会誌, vo24 no.5 , 2009.
- [Niwa 06] 丹羽 智史: Folksonomy マイニングに基づく Web ページ推薦システム, 情報処理学会論文誌, vol47 no.5 , 2006.
- [Ziegler 05] C. N. Ziger, S. M. Mcnee, J. A. Kostan and G. Lausen: Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification, In proc. of World Wide Web Conference , pp.22-32 , 2005.
- [Smyth 01] B. Smyth and P. McClave: Similarity vs. Diversity, In proc. Of the 4th International Conference on Case-Based Reasoning(ICCBR), pp.347-361 , 2001.
- [Hellocker 04] J. Hellocker, J. Kinstan, L. Terveen and J. Riedl: Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems, J. of ACM Transactions on Information Systems, Vol.22, No.1, p5-53 , 2004.
- [McNee 06] S. M. MacNee, J. Riedl and J. A. Kostan: Making Recommendations Better: An Analytic Model for Human- Recommender Interaction, In proc, of ACM Special Interest Group on Computer-Human Interaction(ACM SIGCHI) , pp. 1103-1108, 2006.