

このようにして、ユーザ P の惹かれた興味を推測するが、ユーザ P と類似している人は同じ興味をもつ可能性があるため、 FI_X にある興味が多くなく、 UI_P との共通部分も多くない可能性がある。したがって、ユーザ P と類似している人 (15 人) から P の「関心がありそうな興味」を推測し、惹かれた興味を合わせてユーザ P を惹き付ける興味を推測する。

3.2 関心がありそうな興味を推測する手法

ユーザベース協調フィルタリングによって、ユーザ P と類似している人がもつ興味はユーザが好きになる可能性が高い。しかしながら、P にとって FI_X のすべてに興味があるわけではないと考えられる。そのため、まず、ユーザ P 自身の興味と惹かれた興味を FI_X から除いて、残った興味の重要度を計算し、重要度の高い興味は関心がありそうな興味としてユーザが好きになる可能性が高いと考える。また、ユーザ自身の興味を含まないので、意外性を感じると考えられる。そのため、セレンディピティにある二つの要素を同時に満足する。

式 (3) に従って FI_X に残った興味の重要度を算出し、重要度の最上位から 30 個までの興味を関心がありそうな興味にする。ここで、 \hat{r}_{Pj} は興味 j の重要度、すなわちユーザ P の興味 j に対して予測される評価値である。 $N_j(P)$ はユーザ P と類似している人の中で興味 j をもつユーザの集合である。 w_{PV} はユーザ P と V の類似度である。 r_{Vj} はユーザ V がもつ興味 j の評価値、すなわち TF-IDF 値である。つまり、類似している人がもつ興味の評価値 (TF-IDF 値) とユーザ P との類似度の両方を考慮した上で、ユーザ P の興味に対する予測の評価値、すなわち重要度を推測する。

$$\hat{r}_{Pj} = \frac{\sum_{V \in N_j(P)} w_{PV} \cdot r_{Vj}}{\sum_{V \in N_j(P)} |w_{PV}|} \quad (3)$$

3.3 惹き付ける興味を推測する手法

推測したすべての惹かれた興味 (Y 個) とユーザ P の関心がありそうな興味 (重要度上位 (30-Y) 個) を合わせて P を惹き付ける興味にする。さらに、惹かれた興味はユーザ P が従来からもつ興味なので、P の関心がありそうな興味よりユーザが好きになる可能性が高く、重要度も関心がありそうな興味より高くすべきであると考えられる。そのため、式 (4) によってユーザ P の惹かれた興味 $K(\hat{r}_{Pk})$ の重要度を算出する。ここで、 \hat{r}_{Pi} は推測したユーザ P の一番関心がありそうな興味 i の重要度である。 r_{Pk} は惹かれた興味 k の元の重要度、すなわちユーザ P の下位興味 k の TF-IDF 値である。つまり、惹かれた興味を関心がありそうな興味より重要度が高くするために、惹かれた興味の元

の重要度を一番関心がありそうな興味の重要度に加えて、惹かれた興味の新しい重要度にする。

$$\hat{r}_{Pk} = \hat{r}_{Pi} + r_{Pk} \quad (4)$$

3.4 惹き付ける興味をもつユーザを推測する手法

まず、ユーザ P と類似している 15 人がフォローしているユーザに対して、各ユーザの tweet と retweet を含む名詞の TF-IDF 値を計算する。次に、各ユーザの名詞に P を惹き付ける興味があれば、それを抽出した上で、計算した TF-IDF 値を重要度として、コサイン類似度によって P を惹き付ける興味 (30 個) との類似度を計算し、類似度の高いユーザ 50 人を惹き付ける興味をもつユーザにする。最後に、このようなユーザはセレンディピティのあるユーザとしてユーザ P に推薦する。

4. セレンディピティを評価する手法

本章ではセレンディピティを評価する手法を述べる。Geらは意外性と有用性を考慮した上で、セレンディピティという評価指標を定量的に評価する手法を提案している [4]。同じお薦めユーザに対して意外性を感じるかどうかは被験者によって異なるので、評価するのが難しいという問題があるため、客観的な評価のために、彼らは推薦されたユーザの中で予測の正確さを重視する手法によって推薦されないユーザは意外性のあるお薦めユーザであると指摘している。これに基づき、本研究では意外性を式 (5) によって評価する。ここで、 PM (Primitive Prediction Model) は予測の正確さ (Prediction Accuracy) を重視する推薦手法を用いて推測されるお薦めユーザの集合である。たとえば、ユーザが多くの歌手をフォローすれば、他の歌手を推薦することは PM である。また、 RS (Recommender System) は本研究の提案手法を用いて推測されるお薦めユーザの集合である。

$$UNEXP = RS \setminus PM \quad (5)$$

本研究におけるセレンディピティの定義では、意外性だけでなく、ユーザが興味があるかどうかを重視するので、セレンディピティは式 (6) に従って評価する。ここで、推薦するユーザに対して興味があるかどうかは実験者によって評価し、その集合を $USEFUL$ で表す。また、 N は RS に含まれるユーザ数である。

$$serendipity = \frac{|UNEXP \cap USEFUL|}{|N|} \quad (6)$$

5. 予備実験

5.1 実験のデータと前処理

本手法の有効性を確認するために、被験者一人を対象に簡易な実験を行った。この被験者がフォローしているユーザの一部はロックしている状態なので、結果として、被験者がフォローしているユーザ 83 人を抽出した。次に、被験者と被験者がフォローしているユーザの Timeline から最新の tweet と retweet を合わせて 200 件抽出した。また、惹かれた興味を推測するために、被験者の最新の retweet も 200 件抽出した。

抽出された tweet と retweet には様々なノイズとなる情報がある。例えば、イベントのページの URL やユーザ ID などのような分析できない情報はノイズとなる情報である。このようなノイズがあると、ユーザ間の類似度と各ユーザの興味をうまく推測できないと考えられる。そのため、抽出されたデータから以下の前処理によってノイズを除去する。

- URL を除去する
- EMOJI を除去する
- @user ID を除去する
- 単語は全部小文字に正規化する
- 半角に統一する
- 数字を全部 0 に置き換える
- SlothLib^{*4} を利用し、情報のない Stop-Word を除去する

5.2 実験の設定

前節で述べた前処理を行ったとしても、MeCab を用いて抽出した名詞にはまだノイズがある。たとえば、「笑」や「下」など興味ではない名詞が存在する。そのため、被験者と被験者と類似しているユーザ (15 人) に対して計算する名詞の TF-IDF 値によって、人手で最上位から興味ではない名詞を削除することによって、各ユーザの興味を抽出する。また、実験者の retweet にある名詞を TF-IDF 値によって最下位から興味ではない名詞を人手で削除することによって、実験者の下位興味を抽出する。

次に、抽出した被験者と類似している 15 人がフォローしているユーザの中で、被験者がフォローしているユーザを削除した上で、ランダムに 500 人を選ぶ。また、各人の最新の Timeline から tweet と retweet を合わせて 200 件を抽出し、提案するセレンディピティのあるユーザを推測する手法によって 500 人からお薦めユーザ 50 人を推測し、推薦リスト 1 を作成する。

最後に、本手法との比較対象として、安部らの提案手

法 [10] に基づいてお薦めユーザ 50 人を推測し、推薦リスト 2 を作成する。その後、二つの推薦リストにあるユーザの Timeline と自己紹介を実験者に見てもらった上で、アンケートに記入してもらう。アンケートには二つの質問がある。質問 1 は「推薦するユーザに対して興味ありますか?」である。回答には 5 段階評価を利用し、1 は興味なし、5 はとても興味ありとする。また、閾値を 3 に設定し、3 以上は被験者が推薦するユーザに対して興味をもつとみなす。質問 2 は「推薦するユーザに対して意外性を感じますか?」である。回答には 5 段階評価を利用し、1 は全く意外なし、5 はとてもびっくりするとする。また、閾値を 3 に設定し、3 以上は被験者が推薦するユーザに対して意外性を感じるとみなす。

5.3 評価方法

本研究では、Ge らによる意外性を評価する方法 (式 (5)) に加えて、アンケートで実験者から主観的な意外性を評価する手法を利用し、式 (6) に基づいて安部らが提案した手法と比較する。評価手法 1 は、式 (5) に従って客観的な意外性の評価値を用いてセレンディピティの評価値を算出する。式 (5) において、PM は前節で説明したランダムに抽出した 500 人の中で、被験者自身の興味と類似度の最上位からの 50 人である。USEFUL はアンケートにある質問 1 によって興味があるとみなされたユーザの集合である。

評価手法 2 は、アンケートの質問 2 によって被験者が意外性を感じたユーザを UNEXP とする。また、USEFUL は評価手法 1 と同じデータを利用する。

5.4 実験結果

図 3 に式 (5) を用いて二つの推薦リストにあるユーザの意外性を客観的に評価した結果を示す。横軸は推薦するユーザの人数である。縦軸は意外性を感じたユーザの人数である。

また、図 4 に客観的な意外性を利用してセレンディピティを評価した結果を示す。縦軸はセレンディピティの評価値である。

さらに、図 5 にアンケートによって意外性を評価した場合の結果を示す。最後に、図 6 に主観的な意外性を用いてセレンディピティを評価した結果を示す。

5.5 考察

図 3 に示されているように、式 (5) による意外性の評価では、既存研究ではユーザと類似していないユーザに着目しているため、推測するお薦めユーザと PM によって推測するお薦めユーザの共通部分はなく、意外性のあるユーザの集合が大きくなる傾向がある。しかしながら、お薦めユーザに対して興味がなければ、セレンディピティのあるユーザにならない。図 4 に示されているように、お薦め

^{*4} <http://svn.sourceforge.jp/svnroot/slothlib/CSharp/Version1/SlothLib/NLP/Filter/StopWord/word/Japanese.txt>

ユーザが 20 人の場合、二つの手法はセレンディピティの評価値は同じであるが、他の場合には提案手法の方が既存研究よりセレンディピティの評価値が高い傾向がある。そのため、意外性という一つの要素の評価値が大きくても、セレンディピティの評価値を向上させるわけではないと考えられる。

一方で、図 5 に示されているように、意外性を実験者によって評価した場合には、提案手法では既存研究より意外性のあるお薦めユーザが多くなる。ここで、ユーザ間の類似度は tweet と retweet から抽出した名詞によって推測するので、常に同じジャンルの情報を発信している公式アカウントでは抽出した名詞の多様性が少なく、様々な情報を発信する実験者との類似度が低くなる。既存研究は類似していないユーザに着目するので、抽出したお薦めユーザは個人ユーザではなくて公式アカウントになる可能性が高く、ユーザがすでに知っている可能性が高いと考えられ、主観的な意外性が低くなる。そのため、ユーザと類似していない人に着目してセレンディピティのあるユーザを推測する場合には、式 (5) に従って意外性のあるユーザを評価する手法は、セレンディピティの評価値を実際以上に上げてしまう可能性があると考えられる。さらに、図 6 に示されているように、提案手法は既存研究よりセレンディピティの評価値が高いことが見られる。また、二つの手法の結果には小さくない差が見られる。

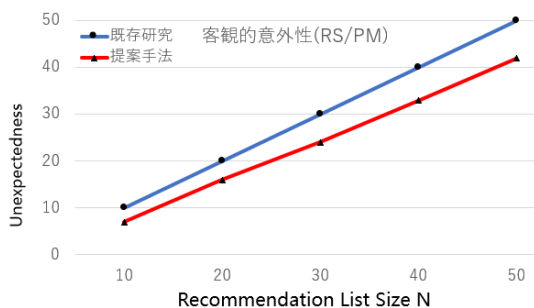


図 3 客観的な意外性

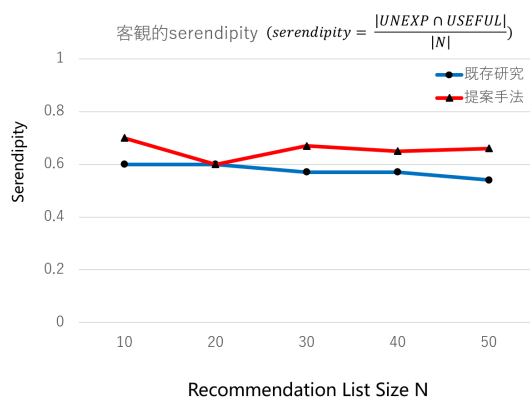


図 4 客観的なセレンディピティ

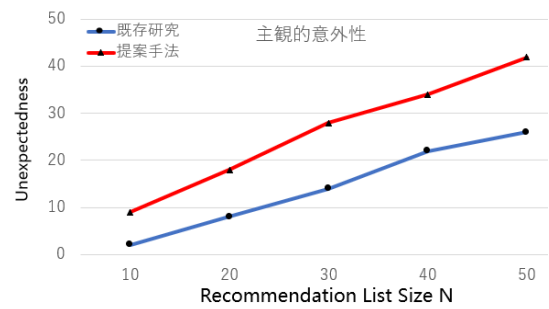


図 5 主観的な意外性

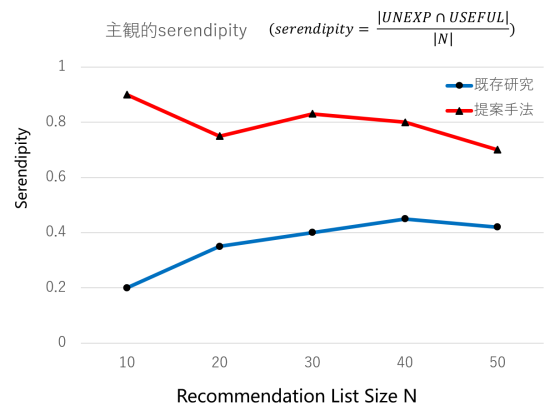


図 6 主観的なセレンディピティ

6. おわりに

本論文では、ユーザベース協調フィルタリングに基づいて、惹かれた興味と関心がありそうな興味という特徴を導入し、ユーザを惹き付ける興味を推測する手法を提案した。さらに、ユーザを惹き付ける興味に基づいて、ユーザと類似している人がフォローしているユーザの中で、セレンディピティのあるお薦めユーザを推測する手法を示した。また、提案手法によって推測されるお薦めユーザは、いずれの実験手法でも既存研究よりセレンディピティの評価値が高くなることが示された。

今後は、ユーザ間の類似度推定の性能を上げるために、コサイン類似度に加えてピアソンの相関係数を利用することを試みる、また、セレンディピティを評価する指標を吟味し、より多くの被験者により、実験を行う。

参考文献

- [1] Chiu Y S, Lin K H, Chen J S. A social network-based serendipity recommender system[C]//2011 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems (ISPACS). IEEE, 2011: 1-5.
- [2] Zheng, Qianru, Chi-Kong Chan, and Horace HS Ip. An unexpectedness-augmented utility model for making serendipitous recommendation. Industrial conference on data mining. Springer, Cham, 2015.
- [3] Kotkov, Denis, Jari Veijalainen, and Shuaiqiang Wang. A serendipity-oriented greedy algorithm for recommendations. WEBIST 2017: Proceedings of the 13rd

- International conference on web information systems and technologies. Volume 1, ISBN: 978-989-758-246-2. SCITEPRESS Science And Technology Publications, 2017.
- [4] Ge M, Delgado-Battenfeld C, Jannach D. Beyond accuracy: evaluating recommender systems by coverage and serendipity[C]//Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems. ACM, 2010: 257-260
 - [5] Herlocker J L, Konstan J A, Terveen L G, et al. Evaluating collaborative filtering recommender systems[J]. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2004, 22(1): 5-53.
 - [6] Tacchini E. Serendipitous mentorship in music recommender systems[J]. 2012.
 - [7] Sarwar B M, Karypis G, Konstan J A, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms[J]. Wwww, 2001, 1: 285-295.
 - [8] Said A, Fields B, Jain B J, et al. User-centric evaluation of a k-furthest neighbor collaborative filtering recommender algorithm[C]//Proceedings of the 2013 conference on Computer supported cooperative work. ACM, 2013: 1399-1408.
 - [9] Scott Piao, and Jon Whittle. A feasibility study on extracting twitter users' interests using nlp tools for serendipitous connections. 2011 IEEE Third International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing. IEEE, 2011.
 - [10] 安部高城, 佐藤哲司 (2015) 「ソーシャルメディアにおけるセレンディピティを考慮したユーザー推薦手法の提案」[DEIM Forum 2015], B2-61
 - [11] Su X, Khoshgoftaar T M. A survey of collaborative filtering techniques[J]. Advances in artificial intelligence, 2009, 2009.
 - [12] Kapoor, Komal, et al. I like to explore sometimes: Adapting to dynamic user novelty preferences. Proceedings of the 9th ACM Conference on Recommender Systems. ACM, 2015.
 - [13] Boyd D, Golder S, Lotan G. Tweet, tweet, retweet: Conversational aspects of retweeting on twitter[C]//2010 43rd Hawaii International Conference on System Sciences. IEEE, 2010: 1-10.