

推薦理由を提示する情報推薦システム

User satisfaction to the recommendation systems with or without the reason

折原 レオナルド賢^{*1}

LeonardoKen Orihara

橋山 智訓^{*1}

Tomonori Hashiyama

田野 俊一^{*1}

Shun'ichi Tano

^{*1}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

The performance of recommendation systems is mainly measured by the accuracy how their results meet to the users' preference. User satisfaction is another index to measure their performance. In this paper, we assume that user satisfactions are getting higher when they know the reasons of the recommendations. In other words, we feel satisfactions when we are confident enough why these are recommended. A preliminary experiment has been carried out to measure the difference of the recommendations with or without showing the relevance to the users' preference.

1. はじめに

情報検索エンジンの発展とともに、必要なキーワードがあれば、Web に散在する関連情報を容易に入手可能となっている。キーワードを能動的に入力する検索に加え、ユーザの Web ページの閲覧履歴やリンクのクリックの様子などの行動履歴をもとにした情報推薦システムも発展している。情報推薦システムとは、ユーザの個々のプロフィールを学習し、ユーザの興味に近く、未発見である新しい情報を提供するシステムのことである [土方 06]。このように検索エンジンや推薦システムにより、ユーザが興味を持つ情報を容易に入手可能になっている。

近年では、情報推薦システムの精度だけでなく、新規性や意外性等を指標とした評価、提案も行われている [Herlocker 04]。また、McNee らは、推薦システムにおけるユーザ満足度とは、高い精度の推薦に常に相関するものではなく、その他多くの要因を考えることが重要であるとしている [McNee 06]。

Yan らによると、自己決定感が高まることで、仕事における満足度は上がるとされている [Yan 14]。自己決定感とは、Deci [Deci 80] が提唱している自己決定理論における内発的動機づけを構成する要素の 1 つであり、自己が何者にも拘束されず、自発的に行動している感覚のことである。文献 [Deci 80] によると、自己決定感を選択肢の有無によって決まるものではなく、たとえ他の選択肢がない場合でも自己決定に基づき行動すれば得られるとされている。情報推薦システムは、ユーザに対して情報を提示するシステムであるため、ユーザにとって得られる自己決定感は少ないと考えられる。そのため、情報推薦システムを設計するにあたり、自己決定感を与えることはシステムの満足度を上げるといって有効なのではないかと考える。

本研究では推薦する情報になぜ推薦されたかという理由を付与し、ユーザに提供を行う。付与された理由により、ユーザは推薦された情報を受動的に受け取るのではなく、自己決定感を持って受け取るようになることを考える。これにより、情報推薦システムの満足度向上を試みる。

2. 関連研究

2.1 情報推薦システムにおける満足度

初期の情報推薦システムでは、ユーザに適した情報を精度よく提供することが、ユーザの満足度を向上させる要因であると考えられていた。しかし、近年では、推薦システムとしての精度が高いことだけが、ユーザの満足度を決定する要因ではなく、新規性や意外性といった推薦精度以外の評価指標をもって満足度を決定する研究も盛んに行われている [Herlocker 04]。情報推薦システムにおける満足度についての研究では [Hijikata 12] の研究が挙げられる。文献では、情報推薦システムにおいてユーザの関与とユーザの満足度についての調査を行なっている。実験ではユーザが推薦過程に関与すればするほど、ユーザの満足度が向上することが確認されている。この研究のように、近年では単に情報を提示するだけの情報推薦システムではなく、なんらかの形でユーザ関与を組み込むことで、システムとしての満足度向上を目指した研究も増えてきている。

一方で、Sinha ら [Shinha 02] によると、情報推薦システムを設計する上で推薦理由を明確にすることは重要であるとしている。つまり、ユーザに対して与えられた推薦リストがなぜ推薦されたかを提示することが求められている。推薦理由を提示する情報推薦システムとしては、北村らの研究 [北村 13] が挙げられる。北村らは Youtube の動画を推薦するシステムを設計しており、ユーザに対して動画を推薦する際にタグを表示することで理由を提示している。これにより、ユーザは推薦された理由（概念）を容易に理解することができたとされている。

このように、近年では推薦の明確さや理由付けに関する研究が増加してきている。

2.2 自己決定理論

自己決定理論とは、動機付け理論の 1 つであり、様々な研究領域における動機付けを包括的に捉える理論的枠組を構築しているものである [Deci 80]。自己決定理論では、外発的動機付けと内発的動機付けが存在している。外発的動機付けとは、外的な報酬や罰に基づく動機付けである。一方で、内発的動機付けとは、外的な報酬や罰に基づかない動機付けである。内発的動機付けは、自己有能感と自己決定感によって構成されている。自己決定感とは、自己が何者にも拘束されず、自発的に行動しているという感覚である。自己有能感とは、自己が環境に効果的に影響を及ぼしているという感覚である。自己有能感と

連絡先: 折原 レオナルド賢, 電気通信大学大学院 情報システム学研究所, 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1, 042-443-5000, leonardo@media.is.uec.ac.jp

自己決定感が高まると、内発的動機付けは増加するとされている。Yanらの研究[Yan 14]では、この自己決定感が高い状況において、仕事での満足度が高まることを示している。これを受けて、情報推薦システムを設計する上で自己決定感を与えることができればユーザの満足度は向上するのではないかと考える。

2.3 納得するという事

推薦理由を明確にするということは、ユーザに対してなんらかの情報を提示することで、推薦されたコンテンツに対してユーザを納得させることである。山鳥[山鳥 02]は、情報に秩序が生まれることで人は「わかる」としている。この秩序とは、情報を別の視点から見たり、整理することで生まれる。また、山鳥は人が「わかる」という状態に落ちるプロセスを大きく4つに分類している。

2.3.1 直感的にわかる

わかるまでの筋道が自発的な心理過程に任されており、意識的にその過程が追いかけられない状態のことを「直感的にわかる」としている。これは、飛躍があつてわかっているのでは決してなく、心理過程において必然的な方法で疑問を処理しているため、意識的に過程を追うことが出来ないのである。

2.3.2 まとまることでわかる

人の思考には心像という働きがある。心像とは、概念同士の関係を作り上げる働きのことを言う。文章を読んだ時、知らない単語が羅列していると、その文章の意味は頭に入っていない。これは、知らない単語の心像を持ち合わせていないためである。山鳥は自分の持っている心像でわかるために、単語の意味を解きほぐすことで心像の数を減らし、わかると言っている。

2.3.3 ルールを発見することでわかる

情報を構成する要素に規則性があつた時、この規則がわかることで情報を理解でき、わかるとされている。例えば、2枚のトランプのペアがあつた時、描かれている数字が異なっていると、何故ペアになっているかわかることが出来ない。しかし、色が同じであったり、図形が同じであればペアとなる規則が把握でき、結果としてなぜペアになっているかわかることが出来る。

2.3.4 置き換えることでわかる

自分の持っている心像と他の心像が置き換えられた時、納得すると言った経験があるとされている。例えば、太陽と地球の距離は1億5千万kmであると言われても、どれくらい遠いかの理解は難しい。しかし、光の速さで8分20秒かかる距離と説明されれば、ある程度現実的となり、遠さがわかる。このようにわかる/納得するためにも様々な要因や過程がある。

3. 提案手法

本研究では、ユーザに対して情報を推薦する際、なぜその情報が推薦されてきたのかを明示的にする。今回は予備実験として、2.3.2節で紹介したプロセスを用いて、推薦した情報から心像を減らす手法を実験し、研究としての検討が可能か検証する。具体的には、推薦コンテンツにタグを付与して情報を推薦することで、情報から心像を減らして行う。推薦対象としては、Webのニュース記事を用いる。推薦リストの生成アルゴリズムは情報推薦システムに広く用いられているコンテンツベース・フィルタリングにて行う。

まず、用いる記事の集合 A を式 (1) のように示す。

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_N\} \quad (1)$$

式 (1) 中の a_i は記事 i を意味し、 N は全記事数である。記事 i (a_i) の詳細を式 (2) にて示す。

$$a_i = (w_{i,1}, w_{i,2}, \dots, w_{i,j}, \dots, w_{i,V}) \quad (2)$$

式 (2) 中の $w_{i,j}$ は記事 i に含まれる単語 j の重要度を意味し、重要度は $tf \cdot idf$ にて算出する。また、 V は全単語数である。これらを用いて式 (3) のようにユーザプロファイルを生成する。

$$u = \sum_A a_i^{c_i} \quad (3)$$

式 (3) 中の c_i は記事 i に対する興味を表すベクトルである。記事 i に興味があれば $c_i = 1$ となり、興味がなければ $c_i = 0$ となる。コンテンツベース・フィルタリングの推薦としては式 (4) にて類似度を計算し、降順に m 件推薦することで行う。

$$sim_k = \frac{u \cdot d_k}{\|u\| \|d_k\|} \quad (4)$$

式 (4) 中の d_k はユーザが閲覧していない記事の集合 D の記事 k 成分を表す。式 (5) に推薦に用いる推薦リスト R を示す。

$$R = \{r_1, r_2, \dots, r_k, \dots, r_m\} \quad (5)$$

また、推薦リスト R 内の記事それぞれに対して、単語の重み付けを式 (6) で行う。

$$r_{k,t} = u_t \times d_{k,t} \quad (6)$$

推薦に付与する理由は式 (7) にて特徴量を抽出し、推薦する記事 k に対して単語 t_k を付与することとする。

$$t_k = \arg \max_k (r_k) \quad (7)$$

4. 実験

実験は2段階に分けて行い、被験者は2名で行なった。まず、Webニュースから記事を無作為に50件用いてユーザに提供を行なった。このとき、ユーザにはタイトル・スニペットのみを提示し、読みたければ任意で全文を読んでもらうよう指示をした。その後、それぞれの記事を興味あり/なし/どちらでもないの3段階で評価をしてもらった。ここで、興味ありとした記事から式 (3) を用いてユーザプロファイルを生成した。次に、ユーザプロファイルから式 (4) を用いて記事を推薦した。このとき、記事に対して付与する推薦理由は式 (7) を用いて決定した。ここで推薦した記事は、ユーザが閲覧した記事とはまた別に50件用意し、そのうち30件 ($m = 30$) を推薦した。30件の内訳としては、推薦理由を付与して15件、付与せずに15件とし、これを用いて推薦理由を付与することについての検討を行なった。推薦した30件をそれぞれ、興味あり/なしで評価してもらい、また、この記事を他の人に薦める(シェアする)としたらどのくらいかを0から10までの11レベルで評価をしてもらった。加えて、タグの精度を5段階で評価をしてもらった。実験に用いたシステムを図1、図2に示す。

4.1 推薦システムの満足度の計測

推薦システムに対する満足度評価としては推奨者正味比率 (Net Promoter Score, NPS) [Reichheld 06] を用いて計測を行う。NPSはFred Reichheldによって提唱された指標であり、顧客満足度調査において顧客ロイヤリティや顧客の継続利



図 1: 興味あり記事の学習



図 2: 推薦理由の提示

用意向を知るために用いられるものである。製品やサービス、または企業そのものに対して用いられることが多い。NPS では、ユーザに対して「あなたは の製品（サービス）を友人に薦めますか？」と問い、0 から 10 までの 11 レベルで評価をしてもらう。評価をしたユーザは、この 0 から 10 のうち、10 ~ 9 を選択していれば、推薦する立場（プロモータ）とし、8 ~ 7 を選択していれば、推薦も批判もしない中立者、6 ~ 0 を選択していれば、批判的な立場と設定する。これを用いて、NPS は式 (8) によって算出される。NPS は-100%から 100%の間で表される。

$$NPS = \text{推薦する立場の割合} - \text{批判的な立場の割合} \quad (8)$$

5. 実験の結果と考察

NPS を用いて行なった計測結果を表 1 に示す。また、推薦システムの精度を表す、適合率・再現率の平均を図 3 に示す。

NPS の計測は、推薦理由を付与した 15 件でのものと、推薦理由を付与しなかった 15 件をそれぞれ別で算出を行なった。その結果、ユーザ 1 の推薦理由を付与した際の NPS は-86.67、推薦理由を付与しなかった際の NPS は-80.00 を示した。また、ユーザ 2 の場合では、推薦理由を付与した際の NPS は-42.86、推薦理由を付与しなかった際の NPS は-69.23 と、どちらも低い値を示した。推薦理由を示した際とそうでない際での差はユーザ 1、ユーザ 2 それぞれ-6.67、26.37 を示し、平均は 9.85 となった。NPS が低い理由としては、NPS を算出する際の推薦する立場を設定するしきい値が 9 以上と、高く設計されていることに起因すると考えられる。他人に薦めるかどうかという問いに対し、実際にユーザがつけた評価の平均は、ユーザ 1 が 4.33、ユーザ 2 が 3.36 と低く評価されている。しかし、推薦理由ありの場合と推薦理由なしの場合の差の平均は 9.85 とプラスの値を示している。今回の実験においては、推薦システムが提示する記事に推薦理由が付与してあるほうが NPS がある、つまりシステムに対しての満足度は上昇する結果となった。

推薦システムの精度を示す適合率と再現率では、再現率が 1.0 の時、適合率が 0.58 と高い値を示した。つまり、単純なコンテンツベース・フィルタリングを用いて設計した推薦システムではあるが、今回の実験に参加してもらった被験者の中では高い精度で推薦が行えていることがわかる。NPS が低い要因

として、推薦システムの精度が低いということは言えないと考えられる。

また、システムが付与した推薦理由の精度について 1~5 で評価をつけてもらったところ、ユーザ 1 は 3.40、ユーザ 2 は 1.68 と評価された。平均すると 2.54 となり、付与された推薦理由の精度はあまり高いとは言えない。この付与した推薦理由の精度が低いことにもかかわらず、推薦理由が付与されている場合の方が NPS が上昇している。このことから、精度が低い推薦理由だとしても、付与されていることでユーザの満足度が上昇する傾向が覗えた。

表 1: 2 人のユーザの NPS[%]

	推薦理由あり	推薦理由なし	ありとなしの差	差の平均
ユーザ 1	-86.67	-80.00	-6.67	9.85
ユーザ 2	-42.86	-69.23	26.37	

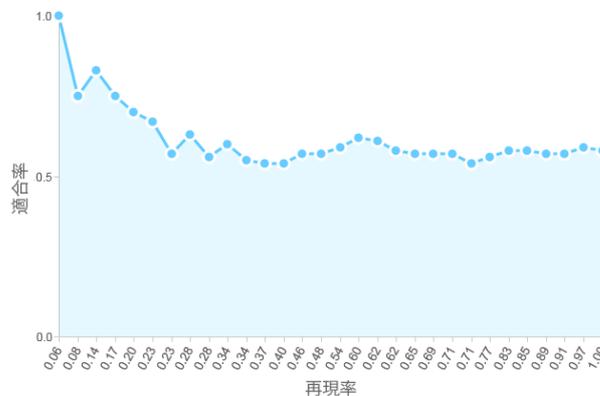


図 3: 再現率・適合率

6. まとめ

本論文では、情報推薦システムの満足度を向上させることを目的とし、近年普及している情報推薦システムは受動的であり、自己決定感が少ないことを指摘した。本提案手法では、情報推薦システムで情報を提示する際に、その情報がなぜ推薦されてきたのか、理由を付与することで自己決定感を高めることを試みた。満足度の測定には、顧客ロイヤリティや顧客の継続利用意向を調査する際に多く用いられている、推奨者正味比率 (Net Promoter Score, NPS) を用いて行なった。その結果、推薦理由を付与した場合、NPS が 9.85% 上昇することが確認できた。また、付与した推薦理由の精度を 1~5 段階で評価してもらったところ、平均で 2.54 となり、低い結果となった。このことから、付与する推薦理由の精度が低いとしても、推薦理由が付与されていることで、情報推薦システムの満足度が上昇する傾向があることが覗えた。今後はさらに被験者数を増やすことで、研究の信頼性を高めていきたいと考える。また、付与する推薦理由についても高い精度の理由が付与できるよう改良していきたい。

参考文献

[Deci 80] Deci, E, L.: The psychology of self-determination, D. C. Heath and company, pp. 5-53, 1980

- [Herlocker 04] Herlocker, J, L., Konstan, J, A., Terveen, L, G., and Riedl, J, T.: Evaluating collaborative filtering recommender systems, *ACM Transactions of Information Systems*, pp. 5-53, 2004
- [Hijikata 12] Y, Hijikata., Y, Kai., and S. Nishida.: The relation between user intervention and user satisfaction for information recommendation, *SAC '12 Proceedings of the 27th Annual ACM Symposium on Applied Computing*, pp. 2002-2007, 2012
- [McNee 06] McNee, S. M. and Riedl, J. and Konstan, J.A.: Accurate is not always good: How Accuracy Metrics have hurt Recommender Systems, *Extended Abstracts of the 2006 ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI 2006)*, 2006
- [Reichheld 06] Reichheld, F.: *The Ultimate Question: Driving Good Profits and True Growth*, Harvard Business School Pr, 2006
- [Shinha 02] Sinha, R., and Swearingen, K.: The role of transparency in recommender systems. , *CHI '02 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems (CHI 2002)*, pp. 830-831, 2002
- [Yan 14] Yan Lin.: 嗜在日留学生のアルバイト活動における動機づけと仕事満足感, *日本心理学会第 78 回大会*, 2014
- [北村 13] 北村 祐太郎, 澤勢 一史, 延原 肇.: 形式概念分析を用いた推薦理由を明示する動画推薦手法, *知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌)*, Vol. 25, No. 1, pp. 624-635, 2013
- [土方 06] 土方 嘉徳.: 嗜好抽出と情報推薦技術, *情報処理学会論文誌*, Vol. 47, No. 4, 2006
- [山鳥 02] 山鳥 重.: 「わかる」とはどういうことか-認識の脳科学, *ちくま新書*, 2002