

イベント情報推薦へ向けたスコアリング手法の比較と評価

小野良太^{†1} 山下晃弘^{†2} 川村秀憲^{†1} 鈴木恵二^{†1}

ユーザの閲覧履歴を元にイベント情報推薦を行う際の問題点やそれに対処可能な手法の検討、分析、評価を実際のイベント情報配信サイトのユーザ、イベント情報、閲覧履歴データを用いて行う。具体的な手法としてジャンル推薦、情報提供者推薦、人気推薦、ユーザベース協調フィルタリング、アイテムベース協調フィルタリングの5種類の推薦アルゴリズムの実装を行い比較した。その結果、イベント情報というユーザ-情報間の閲覧履歴関係が疎なデータにおいてもアイテムベース協調フィルタリングが良好な結果を示した。

Comparison and Evaluation of Scoring for Event Recommender System

RYOTA ONO^{†1} AKIHIRO YAMASHITA^{†2}
HIDENORI KAWAMURA^{†1} KEIJI SUZUKI^{†1}

This paper discusses about problems and solutions in event informations recommender system based on user's browsing history. This paper compares five methods, genre based scoring, provider based scoring, popularity based scoring, user-based collaborate filtering, item-based collaborate filtering. As a result, even in event information which user-item relation matrix is sparse, item-based collaborate filtering demonstrates superior performance.

1. はじめに

世の中には祭りやコンサートなどのイベントが様々な時期に様々な場所で開催されているが、例えば札幌だけでも月1000件単位[1]のイベントが開催されており、Web上にも大量の情報が掲載されている。このような情報は大量にあるがそれを適切に探す手段・知識がない(情報過多[2])状況においては、推薦システム[3]と呼ばれるユーザの過去の利用情報などから必要とする情報を推測し提示する仕組みが用いられAmazonやiTunesではユーザの興味に沿った有用な情報の発見に役立っている。本論文では未だ推薦システムの恩恵に預かるまでに至っていないイベント情報での情報推薦のあり方について検討・提案を行う。

2. イベント情報推薦サービス

一般にイベントを考えると、サービスの性質である無形性、同時性、消滅性、異質性を持つことからサービスの一種であると考えられる。

本論文では特定の時間に特定の場所で一時的に提供されるサービスをイベントとし、そのサービスを受けるために必要な日時、住所、内容をまとめたものをイベント情報と呼ぶ。

参考文献[4]によると、推薦システムとは「ユーザにとって有用なアイテム候補を提供するソフトウェア及び技術」とある。したがって、この定義に基づくと推薦は多数あるアイテムからユーザごとに適切なアイテムを選び出し、ユ

ーザが使いやすい形で提示するところまで含んでいる。

しかし本論文では問題を切り分けるため提示の部分は含まず、その前段階のユーザにとってのアイテムの有用性を数値化する部分(スコアリング)に焦点を当て、アイテムをユーザにとっての有用性の高さを表す評価値を算出することをスコアリングと呼び、ユーザの嗜好とマッチするようなイベント情報のスコアリング手法の実現を目標とする。

3. 課題

イベント情報推薦サービス実現において従来手法の適用を妨げる課題となる要素は次の4つである。

3.1 コールドスタート問題

GroupLens[3]は、嗜好が類似した他のユーザの評価値に基づいて推薦を実施する協調フィルタリングをベースとしたプロジェクトであり、推薦システムの先駆的研究として知られている。その後、内容ベース手法[5]や確率モデルによる手法[6][7]など様々なアルゴリズムが提案され現在も活発に議論されている。

協調フィルタリングは精度やセレンディピティなどの観点から優れているとされる手法であるがユーザの過去の利用状況(嗜好)が十分に集まっていない状態では類似度の計算がうまくできず推薦が有効に働かないケース(コールドスタート問題)があることも知られている。

イベント情報では終了したイベントに参加することはできないため過去の情報は基本的に無価値である。ゆえに情報推薦で良く扱われる映画、音楽、ニュース等に比べて情報の有効期間が短い。

そのため、イベント情報が有効である期間中に限られたユーザしか嗜好を獲得できず常にコールドスタートに近い形になる。

^{†1} 北海道大学
Hokkaido University
^{†2} 東京工業高等専門学校
Tokyo National College of Technology

内容ベース手法はユーザの年齢や性別、アイテム情報内の文章やジャンルなどユーザやアイテムの内容を使って行う推薦であり、新規アイテムでユーザの嗜好が集まる前にも推薦を行えるためイベント情報推薦との親和性が高い。しかし、例えば音楽や映画といったジャンルを使って推薦すると同じ音楽でもクラシックとロックどちらかだけが好きなユーザに対応できないといった問題があるようにこれだけではユーザの好みにマッチした情報を推薦することは難しい。

また、協調フィルタリングや内容ベース手法のような個人化推薦の他に、人気ランキングのような非個人化推薦も考えられる。ユーザ個人の情報を用いないため嗜好に沿った推薦結果は期待できない一方、新規ユーザにも対応できる。

イベント情報推薦ではこれらの手法をイベント情報の配信開始から終了までの時間軸に沿って上手く使い分けながら嗜好を獲得していき、精度の良い推薦を行っていく必要がある。

3.2 イベントのサービス性

情報推薦は様々な実システムへの応用も数多く検証され[8]、最近では Web での商品推薦だけでなく、録画機器や携帯アプリへの組み込み等も進んでおり、その例には枚挙にいとまがない。

これまで、推薦システムで扱うアイテムとしては、映画や書籍や商品といった商品価値そのものの時間的変化が比較的少ないものがほとんどであった。

我々の目的は、サービスとしての財の性質をもった「イベント」に対して効果的な推薦を実施することである。システムは、直接的な財ではなく、あるイベントに参加することをユーザに推薦する。

課題は、実施前のイベントに対して推薦に必要なデータを蓄積すること、およびそれらデータを活用して、適切なタイミングと適切なイベントを推薦するアルゴリズムの確立である。

従来研究では、推薦システムのアルゴリズム性能向上やその評価手法、実装手法や大規模化に主眼が置かれている[9]のに対し、我々の研究の着想は、イベントというサービスに対して推薦システムが持つ役割や価値の可能性を明確化し、実装手段やアルゴリズムについてフィージビリティスタディを通じて知見を得ることである。

これまで多様な推薦アルゴリズムが提案されてきた一方で、最適化分野の根底ではノーフリーランチ理論[10]が示唆するように、全てにおいて万能なアルゴリズムは存在しない。

とはいえ、これまでの研究成果により、ある程度一般的に効果が認められた推薦手法が存在することも事実である。本論文では、イベントというサービスコンテンツに対してこれまで推薦システムの分野で提案されてきたアルゴリ

ズを実装し、その可能性や効果について議論する。

3.3 嗜好獲得

ユーザの嗜好抽出手法としてユーザにアンケートを取るなどして直接答えさせる明示的嗜好抽出とアクセスログなどの利用状況から抽出する暗黙的嗜好抽出がある[11]。明示的嗜好を獲得するにはユーザに何らかのアクションをさせる必要があるため、ユーザビリティを下げずに多数の嗜好を獲得することは困難である。一方でユーザの視線[12]やマウス操作[13]をトレースして暗黙的嗜好として用いる研究もあるが、稼働中の Web サービスで一般利用者のデータを取る手法としては現実的ではない。Web サービスにおけるユーザデータの多くは誰がどのページを閲覧したかという単純なアクセスログ等の暗黙的嗜好である。明示的嗜好よりも圧倒的に数が多く、獲得も容易である暗黙的嗜好を活用することができれば大きな意義があるだろう。本論文では実サービスにおける暗黙的嗜好を用いたスコアリング手法について検討を行う。

ただし、暗黙的嗜好では「誰が何を見たか」という情報しか獲得できず、見ていない情報は興味がないから意図的に閲覧しなかったのか（不支持）、情報に辿りつけなかっただけなのか（未評価）という区別ができないという問題がある。

また、イベントが終了する日までいかに嗜好を獲得していくか、どのユーザに早い段階で推薦し、どのユーザに直前の嗜好が最大限まで集まった状態で推薦を行うべきかという時間軸を考慮した推薦アルゴリズムの設計も必要となる。

3.4 実サービスでの検証

本論文の目的は実際にイベント情報を閲覧するユーザの利便性向上であるため、架空に作られたユーザデータではなく実際に Web サイトを利用したユーザのアクセスログを使って実験を行わなければ本質的ではない。

過去のデータを用いたオフライン実験では、ユーザに提示済みの情報しか評価できないという問題点があるため、稼働中のサービスに導入してオンラインで実験するのがベストだが、一般利用者がいる都合上簡単に実験のためにサービスの変更を行うことはできない。したがって、オンラインとの相違点を加味した上で過去のデータを用いてオフラインで実験・検証を経てサービスに導入していく必要がある。

オンライン実験ではユーザに見せる情報自体が変わってしまうため A/B テストなどによりアルゴリズムの比較を行う必要がある。最後に、本論文では実サービスのユーザビリティが向上することが重要なので、推薦システムを導入した後、閲覧数の変動や問い合わせなどユーザからのフィードバックを見ながら再度推薦システムを調整していくというサービス工学的なサイクルが必要不可欠であると考えられる。

4. データセット及び閲覧履歴の形式

4.1 データ利用サイト概要

本論文ではイベント情報配信サービス「あなた情報マガジンびもーる札幌版」で札幌のイベント情報を一般市民に配信し、情報提供者から広告料を貰うことで収益を得るといビジネスを行っている株式会社調和技研と共同研究を行い、データを提供して貰うことで情報推薦アルゴリズムの改善を目指している。

びもーるはユーザ登録型イベント情報配信サービスとして札幌で最大規模の Web サイトで月間約 30 万 PV、約 10 万ユニークユーザを有している。

びもーる上のユーザ、イベント情報、閲覧履歴のデータを次に述べる形式でモデル化し、推薦に用いる。

4.2 データモデル

ユーザ集合 U 及びイベント情報集合 I を有限集合として下記の通り定義する。 n, m はデータセットのユーザ数及びイベント情報数を表す自然数である。

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_n | n \in \mathbb{N}\}$$

$$I = \{i_1, i_2, \dots, i_m | m \in \mathbb{N}\}$$

イベント情報、ユーザの持つ属性データを表 1、表 2 に示す。各属性の意味は下記の通りである。

イベント情報

- title: イベント名、概要を表すテキスト文章
- text: イベントの詳細内容を表すテキスト文章
- genre: イベントの内容種別
- date: イベント開催期間
- advertiser: イベント情報の情報提供者
- address: イベント開催場所

ユーザ情報

- address: 住所
- age: 年齢
- gender: 性別

なお、イベント情報をユーザに提示可能な配信期間はイベント開始日の 2 週間前からイベント終了日までとする。

各属性データを例えばユーザ u_j の address を $u_{j, \text{address}}$ 、イベント情報 i_k の genre を $i_{k, \text{genre}}$ のように表現することとする。

次にユーザ-イベント情報間の閲覧履歴行列を表 3 に示す。 r_{kj} はユーザ u_j がイベント情報 i_k を閲覧したかどうかを表しており、閲覧した場合は 1、そうでない場合は 0 をとる。

5. 比較手法

イベント情報集合 I の部分集合 S を学習用サンプルデータとする。

5.1 ジャンルによるスコアリング

ユーザが過去に閲覧したイベント情報のジャンルの分布を作成し対象イベント情報のジャンルに従ってスコアを付ける。スコアを降順にソートして推薦のための格付けを行う。ユーザ u_j に対する情報 i_k のジャンルによるスコア

表 1 イベント情報のデータセット形式(一部省略)

Table 1 Data set format of event information.

title	genre	text	date	advertiser
札幌祭り いよいよ 開催	祭り	50年の歴史を持つ札幌まつりがいよいよ開始...	2013/1/1 ~1/15	札幌まつり 実行委員
J-POP 音 楽感謝祭	音楽	今年は例年に増してビッグアーティストが大...	2013/1/1 ~1/15	JPOP レコー ズ
映画「札幌 史」上映開 始	映画	札幌開拓の歴史を追った感動ドキュメンタリ...	2013/2/1 ~2/16	シネマ札幌

表 2 ユーザのデータセット形式

Table 2 Data set format of users.

address	age	gender
札幌市北区北 14 条西 9 丁目	26	male
札幌市北区北 14 条西 3 丁目 2-21	40	male
札幌市北区北 18 条西 5 丁目	32	female

表 3 ユーザ-イベント情報関係行列

Table 3 User-event information relation matrix

	u_1	u_2	...	u_j	...	u_n
i_1	$r_{1,1}$	$r_{1,2}$...	$r_{1,j}$...	$r_{1,n}$
i_2	$r_{2,1}$	$r_{2,2}$...	$r_{2,j}$...	$r_{2,n}$
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots
i_k	$r_{k,1}$	$r_{k,2}$...	$r_{k,j}$...	$r_{k,n}$
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots
i_n	$r_{n,1}$	$r_{n,2}$...	$r_{n,j}$...	$r_{n,n}$

$G(u_j, i_k)$ を下記のように表現する。

$$G(u_j, i_k) = \frac{\sum(r_{j,s} | i_s \in S, i_{k, \text{genre}} = i_{s, \text{genre}})}{\{|i_s | i_s \in S, i_{k, \text{genre}} = i_{s, \text{genre}}\}}$$

5.2 情報提供者によるスコアリング

ユーザが過去に閲覧したイベント情報の提供者の分布を作成し対象イベント情報の提供者に従ってスコアを付ける。ユーザ u_j に対する情報 i_k の情報提供者によるスコア $A(u_j, i_k)$ を下記のように表現する。

$$A(u_j, i_k) = \frac{\sum(r_{j,s} | i_s \in S, i_{k, \text{advertiser}} = i_{s, \text{advertiser}})}{\{|i_s | i_s \in S, i_{k, \text{genre}} = i_{s, \text{genre}}\}}$$

5.3 人気によるスコアリング

他のユーザも含めた「びもーる」全体のクリック率(閲覧ユーザ数/全ユーザ数)。情報 i_k の人気によるスコア $M(i_k)$ は下記のように表現する。

$$M(i_k) = \frac{\sum(r_{j,k} | u_j \in U)}{n}$$

5.4 ユーザベース協調フィルタリング

協調フィルタリングでは類似度にピアソンの相関係数を用いるのが一般的だが、今回のケースでは未閲覧部分を用いるのは適切ではないので、集合間の類似度指標として一

一般的に用いられている Tanimoto 係数を利用した。ユーザ u_j とユーザ u_v の類似度 $u_sim(u, v)$ は Tanimoto 係数で下記のように表現される。 V_u はユーザ u がクリックした情報の集合である。

$$u_sim(u_j, u_v) = \frac{\sum(r_{s,j} \cdot r_{s,v} | i_s \in S)}{\sum(r_{s,j} + r_{s,v} - r_{s,j} \cdot r_{s,v} | i_s \in S)}$$

評価値の予測を下記の通り行って、それにより格付けをする。 $r_{u,i}$ はユーザ u の情報 i に対する閲覧履歴(閲覧時は 1, 非閲覧, 未閲覧時は 0), \bar{r}_j はユーザ u_j の平均閲覧率, T は近傍ユーザ集合であり、今回は前述の閲覧イベント情報数 100 件以上の 44 名のユーザである。

$$u_pred(u_j, i_k) = \bar{r}_j + \frac{\sum_{u_v \in T} (sim(u_j, u_v) \cdot (r_{v,i} - \bar{r}_v))}{\sum_{u_v \in T} sim(u_j, u_v)}$$

5.5 アイテムベース協調フィルタリング

ユーザベース協調フィルタリングのユーザと情報を入れ替えたものとなる。すなわち C_i を情報 i を閲覧したユーザ集合とすると、情報 i_k と情報 i_l の類似度 $i_sim(i_k, i_l)$ は、

$$i_sim(i_k, i_l) = \frac{\sum(r_{k,j} \cdot r_{l,j} | u_j \in U)}{\sum(r_{s,j} + r_{s,v} - r_{s,j} \cdot r_{s,v} | u_j \in U)}$$

となり、予測評価値は下記の通りになる。 \bar{s}_i は情報 i の平均被閲覧率, J は近傍情報集合であり、今回は被閲覧数が 100 件以上の 36 件の情報である。

$$i_pred(u_j, i_k) = \bar{s}_i + \frac{\sum_{i_l \in J} sim(i_k, i_l) \times (r_{j,l} - \bar{s}_l)}{\sum_{i_l \in J} sim(i_k, i_l)}$$

上記の 5 つにおいて、ユーザごとにどの推薦が最も良い推薦結果を得られるかを次に述べる評価方法を用いて調べる。

6. 実験

6.1 実験設定

- 実験に用いたデータ及び設定は下記の通りである。
- ・びもーる札幌版(<http://bemall.jp/sapporo>)のユーザ、イベント情報、閲覧履歴データ。
- ・データの期間は 2010/4~2013/10。
- ・イベント情報 8227 件中情報提供者が関連付けられている 5559 件を有効なイベント情報とした。
- ・全ユーザ 4893 人のうち重複無しで 100 件以上の有効なイベント情報を閲覧している 41 人を実験データに用いた。
- ・41 人それぞれのクリック済み情報 100 件を 10 件ずつ 10 個に分割しそのうち 9 個を学習用サンプルデータ、1 個を評価用データとして使った。
- ・評価用データとして使う 1 個を変えて 10 通りの試行を行いその平均をユーザごとに算出した。

6.2 評価方法

今回のデータは暗黙的嗜好を用いているため不支持と未閲覧の区別が付けられない。ゆえに未閲覧のイベント情報は興味が無いとは限らず、適合率や再現率は評価に適さない。そこで、評価値として相対ランクを次のように設計し

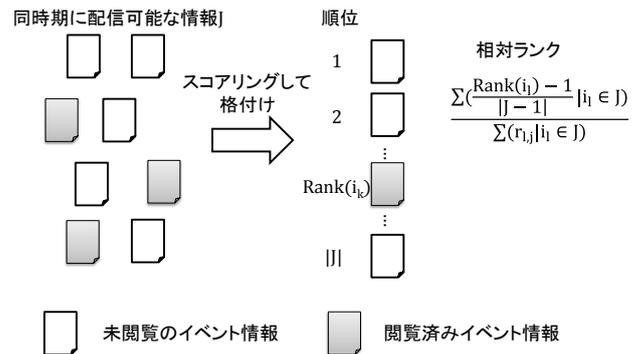


図 1 相対ランクの算出方法

Figure 1 Calculating method of relative rank.

た。格付けを行ったときに閲覧済みのイベント情報は高順位に未クリックのイベント情報は低順位に来るほど精度の良い推薦 と考える。今回は前述の理由から未閲覧の情報は評価に適さないため閲覧済みのイベント情報のみを評価対象とした。

評価対象のイベント情報 i_k 及び i_l の配信期間 $i_{k,date}$ と配信期間が重複しているイベント情報全ての集合を J とする。集合 J のイベント情報全てにスコア付けを行って、スコアの降順に格付け(ソート)する。その順位を $Rank(k)$ とする。 $Rank(k)-1$ を集合 J の要素数-1 で割ることで最上位を 0, 最下位を 1 とした値の平均を相対ランクの値とする[図 1]。閲覧済みイベント情報が最上位に近いほど良い推薦だと考えられるため 0 に近いほど良い。ユーザ u_j に対するイベント情報 i_k の相対ランク $P(j, k)$ は下記のように表される。

$$P(j, k) = \frac{\sum(\frac{Rank(i_l) - 1}{|J| - 1} | i_l \in J)}{\sum(r_{i,j} | i_l \in J)}$$

6.3 実験概要

イベント情報推薦へ向けたスコアリングで閲覧履歴の獲得が十分にできている状態でどの手法が有効であるかを明らかにするため、過去のデータを用いて各々のスコアリング手法の評価・考察をする。

ジャンルによるスコアリング、情報提供者によるスコアリング、人気によるスコアリング、ユーザベース協調フィルタリング、アイテムベース協調フィルタリングの 5 種の手法の比較を行う。各推薦手法での 41 人のユーザの相対ランクの平均、標準偏差、相対ランクが最小となるユーザ数の分布を求めた。

6.4 結果

平均及び標準偏差、最小となる手法の割合は図 2, 図 3 の通りになった。アイテムベース協調フィルタリングが最も平均相対ランクが小さくなり、0.17 程度となった。標準偏差も同じく最も小さくなっており、全ユーザに対して平均的に相対ランクが小さい値となったことがわかる。一方で内容ベースフィルタリングであるジャンル及び情報提供者によるスコアリングでは平均はアイテムベース協調フィ

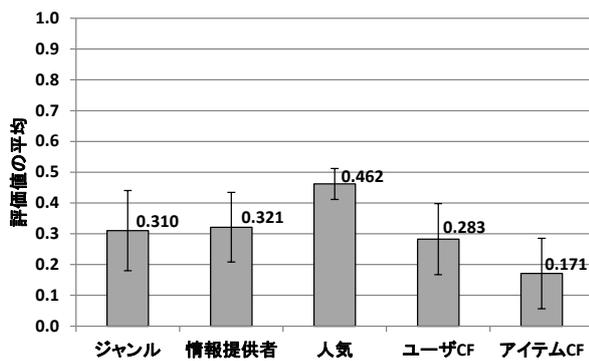


図 2 相対ランクの平均及び標準偏差

Figure 2 Average and standard division of relative rank.

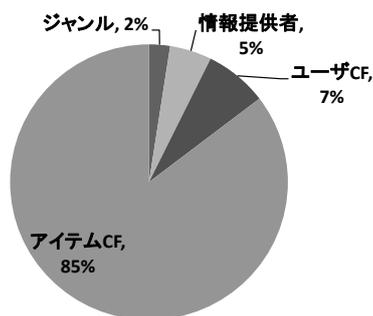


図 3 ユーザごとに相対ランクが最小となる手法の割合

Figure 3 Rate of methods minimizing relative rank.

ルタリングより大きいものの、標準偏差も大きくなっているとおりユーザによって値の差が激しかった。人気によるスコアリングはランダムにスコアリングした際に得られる相対ランクである 0.5 に近く、5つの手法の中では最も大きい値となった。

相対ランクが最小となるユーザ数の分布も同様の傾向を示しておりアイテムベース協調フィルタリングが 85%と最も多く、次いでユーザベース協調フィルタリング、情報提供者によるスコアリング、ジャンルによるスコアリングとなった。人気によるスコアリングが最小となったユーザは存在しなかった。

6.5 考察

評価値について具体的に実験の結果におけるアイテムベース協調フィルタリングの平均値である 0.17 という数値はどの程度の良さなのかというと、配信可能記事数の平均が 308.5 件であるのでユーザのクリックが期待される情報が少なくとも上位約 55 件に含まれることを意味する。メールマガジン上や Web 上での適切な表示件数を大体 10~30 件程度と考えると 0.1 程度の評価値を達成すると推薦されたイベントの中に 1 件は興味を持つ情報が存在するという状況が実現できる。そのため、ユーザにとって便利なイベント情報推薦システムにするためには更なる評価値の改善が必要となると言えるだろう。

人気による推薦結果が悪かった理由として、評価値が 0.5

を越えるユーザ、すなわち全体で人気の無い情報を多く見るユーザが何名かいたことが原因の一つと考えられる。このようなユーザに対しては逆に人気が無い情報ほど優先的に提示する手法が有効となるかもしれない。

アイテムベース協調フィルタリングが高い性能を示したが、今回は過去のデータを用いたので全ユーザの閲覧履歴を使うことができたためであり、オンラインでは嗜好が集まった状態で推薦を行えるユーザは限られており、その場合は今回の実験ほど良い結果は得られないだろう。

多くのユーザは閲覧履歴が少ない状態での推薦を行う必要があるため、協調フィルタリング関係の重み係数が小さい推薦でも良い結果が得られているユーザに対して新規の情報に対する閲覧履歴を必要としない推薦手法を用いて推薦を行い、それにより獲得した閲覧履歴を用いて協調フィルタリングを使った推薦を他のユーザに行うといった運用が考えられる。

また、逆に閲覧履歴が全く集まっていない新規ユーザに対しては、評価値は良くなかったが人気による推薦を使って閲覧履歴を集めてから他の推薦手法に切り替えていくといった流れが必要となってくるであろう。

いずれにせよ、イベント情報推薦においても協調フィルタリングが良好な性能を示すことが明らかとなったので、いかに閲覧履歴を効率的に獲得して多くのユーザに対して協調フィルタリングによる推薦を行なっていくかがイベント情報推薦アルゴリズム設計の鍵となる。

7. おわりに

本論文ではイベント情報推薦システムの実現に向けてイベント情報配信サイト「あなた情報マガジンびもーる札幌版」ユーザの過去のクリックデータを用いて、イベント情報に対して効果的な推薦手法を調べるためにジャンル、情報提供者、人気、ユーザベース協調フィルタリング、アイテムベース協調フィルタリングの 5 種類の推薦手法を実装し実験したところ、ジャンル及び協調フィルタリング 2 種が良好な結果を示すことがわかった。

実際に学習を用いた推薦の実サービスでのオンライン評価やイベント推薦に有効に働くことが期待される内容ベースフィルタリングとして地理データを用いた推薦も取り入れることで更に良い結果を得る余地がある。

謝辞

本論文は、総務省：戦略的情報通信研究開発推進事業「リアルタイム興味解析に基づく地域情報最適化フレームワークの提案」により実施しています。また、「あなた情報マガジンびもーる」の運営元である株式会社調和技研に実験に必要な情報の提供を頂きました。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) あなた情報マガジンびもーる札幌版
<http://bemall.jp/sapporo>
- 2) 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, Vol.22, No.6, pp. 826-837 (2007).
- 3) Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., and Riedl, J.: GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews, in Proc. of The Conf. on Computer Supported Cooperative Work, pp.175-186 (1994).
- 4) Ricci, Francesco, Lior Rokach, and Bracha Shapira: Introduction to recommender systems handbook, Recommender Systems Handbook, Springer, pp.1-35(2011).
- 5) Balabanovic, M. and Shoham, Y.: Fab: Content-Based, Collaborative Recommendation, Communications of The ACM, Vol.40, No.3, pp.66-72 (1997).
- 6) Breese, J. S., Heckerman, D., and Kadie, C.: Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering, in Uncertainty in Artificial Intelligence 14, pp. 43-52 (1998)
- 7) Hofmann, T.: Probabilistic Latent Semantic Analysis, in Uncertainty in Artificial Intelligence 15, pp. 289-296 (1999)
- 8) Ben Schafer, J., Konstan, J. A., and Riedl, J.: E-Commerce Recommendation Applications, Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 5, pp. 115-153(2001)
- 9) Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., and Riedl, J. T.: Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems, ACM Trans. on Information Systems, Vol. 22, No. 1, pp. 5-53 (2004)
- 10) Wolpert, D. and Macready, W.: No Free Lunch Theorems for Optimization, IEEE Trans. on Evolutionary Computation, Vol.1, No.1, pp.67-82 (1997)
- 11) 土方嘉徳: 嗜好抽出と情報推薦技術, 情報処理, Vol. 48, No. 9, pp. 957-965 (2007)
- 12) Sakagami, H. and Kamba, T.: Learning Personal Preferences on Online Newspaper Articles from User Behaviors, Proc. of WWW'97, (1997).
- 13) 大野 健彦: IMPACT: 視線情報の再利用に基づくブラウジング支援法, インタラクティブシステムとソフトウェア VIII (WISS 2000), 暦本純一編, 近代科学社, pp.137-146,2000