

ソーシャルブックマークにおける 早期ブックマークユーザの傾向調査とその利用

太田 飛鳥[†] 松澤 智史[†] 武田 正之[†]

[†] 東京理科大学 理工学部 情報科学科 〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641

E-mail: task@mt.is.noda.tus.ac.jp

あらまし ユーザの行動を用いた推薦システムによって示される情報には、自身を強化するような枠組みが含まれている。本研究ではユーザの傾向の調査を行い、その枠組みの外にいる情報に対する判断能力の高いユーザを情報推薦に利用することを目的に「早期ブックマークユーザ」として定義し、取り出す手法について考察した。

キーワード 情報推薦, ユーザ抽出, 早期ブックマーク, アーリーアダプタ

Research for a peculiarity of early bookmarker in social bookmark system

Asuka OHTA[†], Tomofumi MATSUZAWA[†], and Masayuki TAKEDA[†]

[†] Tokyo University of Science Yamazaki 2641, Noda-shi, Chiba, 278-8510 Japan

E-mail: task@mt.is.noda.tus.ac.jp

Abstract Recommendation system that using user's behavior contains self-reinforcing framework. In this paper, we investigate user's peculiarity, define the user who did the bookmark at the early stage as 'early bookmarker', and consider the method for taking it out.

Key words recommendation system, user filtering, early bookmark, early adopter

1. はじめに

情報爆発を控えた今日、情報推薦の枠組みには大きな期待が寄せられている [1].

本研究ではソーシャルブックマークを利用した情報推薦について、早期にブックマーク行動を行うユーザである「早期ブックマークユーザ」に注目し、「早期ブックマークユーザ」について推薦における利用を念頭に置いた調査と実験を行った。

ソーシャルブックマークによる情報推薦では、情報の有益性を他のユーザの行動情報から考える。その基本的な発想は「より多くのユーザが閲覧したサイトほど他のユーザにとっても有用である」とするものである。この考えは正当であるが、若干の問題をはらんでいる。

情報推薦が存在する場合、ユーザの行動には情報推薦によるバイアスがかかけられていると考えることができる。たとえばブックマーク数によるランキングをとれば、その上位に現れるコンテンツはよく注目されたコンテンツであるが、同時に上位にあるということによって「よく注目されやすい立場にある」コンテンツでもある。他のランキングに登場しないコンテンツとそのコンテンツとを比べると、ブックマークされる機会の不平等が存在していることになる。このようにユーザ行動を基にした情報推薦のシステムは自己の結果を参考にした多くのユー

ザの行動を参照して新しい結果を返すことになる。その枠組みは自己強化的であり、たまたま始めによく人目についたものを定番として定着させてしまうようなことも考えられる。

本研究では情報推薦がこうした自己強化の構造を持つと想定し、ソーシャルブックマーク上で人気であると推薦されたコンテンツについて情報推薦以前のブックマークに着目し、推薦以前のブックマーク行動を切り出すことを考えた。これによる利点は次の二つである。

- バイアスのかからないブックマークの取り出し
- 早い段階での情報推薦

そのうえでさらに個々のユーザに注目する。他の研究においても早期のブックマークを行うユーザは注目されており、特にその傾向の高いユーザを用いた推薦などが考案されている [2]. 本研究でも同様に他のユーザと比べ、情報推薦されるような有用なコンテンツに早期にブックマークしている傾向の高いユーザを「早期ブックマークユーザ」として想定している。そうした「早期ブックマークユーザ」は情報に対する感度が高く、自ら情報を集めてその価値を判断する能力の高いユーザだと考えられるので、推薦のための有用な情報源になるはずである。

本研究の目的は、そうした「早期ブックマークユーザ」を見つけることであり、そのために以下のことを求めるための実験を行った。

- 早期ブックマークユーザの定義
- 早期ブックマークユーザの存在確認
- 早期ブックマークユーザの抽出法の考察

2. 実験内容

実験にはソーシャルブックマークサービスとして日本最大規模のものであるはてなブックマークを用い、それに対して本研究の目的から想定される手法によってユーザ抽出、分析を行うことで結果を得ることとした。

本研究でははてなブックマークの「人気エントリー」に注目する。「人気エントリー」とははてなブックマークに存在する推薦サービスであり、主に1日程度の期間に多くブックマークされたエントリー（URL, Web ページ）が推薦され[4]、過去にさかのぼって閲覧する場合には、1日単位のものを取得可能である。はてなブックマークで「人気エントリー」に推薦されるためには多くのユーザのブックマークを1日程度の間に集めることが条件になる。「人気エントリー」に推薦されたエントリーは今流行しているコンテンツであり、またソーシャルブックマーク上の自己強化の構造の中にあるコンテンツでもある。

2.1 早期ブックマークユーザの定義

我々が注目し発見したい早期ブックマークユーザとは、早期ブックマークをよく行う傾向の高いユーザのことである。この「早期ブックマーク」と「傾向」を定義することによって早期ブックマークユーザが定義される。そこでそのそれぞれについて候補を用意し、それによって取り出されるユーザを評価することとした。

実験において比較し考察する早期ブックマークの定義について、本研究では二つの候補を考えた。

(1) そのコンテンツが「人気エントリー」に登場するよりも早くに行ったブックマーク

(2) そのコンテンツがソーシャルブックマークに登場してから最初の n 人目までのブックマーク

定義2における n は任意の値であり、実装に依存するものとした。ただし、本研究では実装時の指針を得る目的で、この n を推移させた際のユーザと早期ブックマークの推移について別に調査した。

実験においてユーザ抽出に用いる「傾向」として、さらに三つの指標を考えた。

(1) ユーザの早期ブックマーク数

(2) ユーザの早期ブックマーク数対期間内総ブックマーク数の比

(3) 期間内「人気エントリー」集合とユーザの早期ブックマーク集合の共起度

指標3の共起度には DICE 係数を用いた。DICE 係数は式1で定義される二つの集合 X, Y 間の共起度の指標である。

$$dice(X, Y) = \frac{|X \cap Y|}{(|X| + |Y|)/2} \quad (1)$$

以上の組み合わせにより取り出されたユーザ群を推薦における有用性から評価し、各定義、指標を評価した。評価の基準は取り出されたユーザ群が早期ブックマークユーザとして要求さ

れる次の二つの要件を満たすかである。

(1) ユーザの持つ早期ブックマークが多い

(2) ユーザの持つ早期ブックマーク以外のブックマークが少ない

以上が早期ブックマークユーザの定義と実験の概要である。以下2.2項、2.3項でその詳細について述べる。

2.2 定義1:「人気エントリー」との比較 による早期ブックマーク

各ユーザの「人気エントリー」への各ブックマーク B を式2で示すデータの組として扱う。

$$B = (p, u, d_p, d_u) \quad (2)$$

- p :「人気エントリー」を示す URL
- u : ユーザを示す個別名
- d_p :「人気エントリー」入りした日
- d_u : ユーザ u がブックマークした日

あるブックマーク1件は p, u の組によって一意に特定される。また各 URL は日をまたいで複数回「人気エントリー」になることができるので、その場合は期間内で最も早く「人気エントリー」入りした日を d_p として採用することとした。

あるユーザー u_i のブックマーク B_i は式3のように表される。

$$B_i = (p, u_i, d_p, d_{u_i}) \quad (3)$$

また早期ブックマーク B' は式4のように表される。

$$B' = (p, u, d_p, d_u) \quad (d_p > d_u) \quad (4)$$

式3、式4からあるユーザ u_i の早期ブックマークは式5のように表される。

$$B'_i = (p, u_i, d_p, d_{u_i}) \quad (d_p > d_{u_i}) \quad (5)$$

B'_i に合致するブックマークを数え上げることにより、 u_i の早期ブックマークを数え上げることができる。これにより各ユーザの早期ブックマークの頻度が得られる。

また、各ユーザについて個別のブックマークリストを取得しているの、「人気エントリー」と別に期間内の全ブックマークを取得することができる。

以上により得られる各ユーザ u_i の情報は次の二つである。

- a_i : ユーザ u_i の期間内ブックマーク数
- e_i : ユーザ u_i の早期ブックマーク B'_i の数

この二つの情報 a_i, e_i を用い、て2.1項であげた傾向の三指標を定義する。

(1) 早期ブックマーク数: e_i

(2) 早期ブックマーク対総ブックマーク数比: e_i/a_i

(3) 共起度: $\frac{e_i}{(a_i + pnum) \div 2}$ ($pnum$: 人気エントリー数)

こうして定義されたこれら3つの指標を用いてユーザをランキングする。それぞれのランキングにおいてその上位になるユーザが早期ブックマークユーザである。実験ではその上位100人を取り出し、早期ブックマークユーザとしての要件を満たすユーザであるかを評価する。

2.3 定義2：閾値 n との比較 による早期ブックマーク

各ユーザの「人気エントリー」への各ブックマーク Br を式6のデータの組として扱う。

$$Br = (p, u, r) \quad (6)$$

- p :「人気エントリー」を示す URL
- u :ユーザを示す個別名
- r :そのエントリの何番目のブックマークか

あるブックマーク一件は p, u の組によって一意に特定される。特定された r について閾値 n との比較によりそのブックマークが早期であるのかないかを判断する。また、あるユーザー u_i の早期 n 件以内のブックマークについては式7で表される。

$$Br'_i(n) = (p, u_i, r_i) \quad (n \geq r_i) \quad (7)$$

Br'_i に合致するブックマークを数え上げることにより、 u_i の早期ブックマークを数え上げることができる。また、各ユーザについて「人気エントリー」と別に期間内の全ブックマークを取得することも可能である。

以上により得られる各ユーザ u_i の情報は次の二つである。

- a_i :ユーザ u_i の期間内ブックマーク総数
- e_{in} :ユーザ u_i の $Br'_i(n)$ の個数

この二つの情報 a_i, e_{in} を用い、て2.1項であげた傾向の三指標を定義する。

- (1) 早期ブックマーク数: e_{in}
- (2) 早期ブックマーク対総ブックマーク数比: e_{in}/a_i
- (3) 共起度: $\frac{e_{in}}{(a_i + pnum) \div 2}$ ($pnum$:人気エントリー数)

こうして定義されたこれら3つの指標を用いてユーザをランキングする。それぞれのランキングにおいてその上位になるユーザが早期ブックマークユーザである。実験では $n = 3$ としてその上位100人を取り出した。

2.4 その他の実験

他に研究の対象となっている部分に対して以下の実験を行った。

- 早期ブックマークユーザの存在確認：早期ブックマークユーザとして望ましいユーザが存在していることを確認する。早期ブックマーク数の分布を取得し、その分布から他のユーザと切り分け可能な特徴的な早期ブックマークユーザの存在を言うことが可能であるか評価した。

- 閾値 n によるユーザの早期ブックマーク推移：閾値 n は実装に依存して任意に実装できるとするので、その実装のための指針を得るために n を推移させた際の各ユーザの早期ブックマーク数の推移を調査した。

- 閾値 n による「人気エントリー」網羅率と必要人数推移：ユーザ数と推薦すべきコンテンツの抽出量との関係についての実験をこで行った。詳細については以下で述べる。

三番目の実験の詳細について述べる。

2.1項でユーザ抽出の手法をあげたが、それとは別にここで「人気エントリー」を網羅するために最低限必要なユーザ数を知ることにより、2.2項、2.3項によって取り出したユーザ群

が先天的にユーザ群の規模として「人気エントリー」を十分に網羅することができないのか、不適当なユーザを取り出したことにより「人気エントリー」を網羅できないのかを知ることができる。「人気エントリー」の規模は手法によって変化しないが、必要なユーザ群の規模は手法により変化がある。それぞれ2.2項で取り出した全ユーザの e_i 、2.3項で取り出した全ユーザの e_{in} により「人気エントリー」を網羅させるために必要なユーザ数を求めることになるが、特に2.3項では e_{in} が閾値 n により変化するため、必要なユーザ数も変動する。そこで実験では2.3項における閾値 n により必要なユーザ数の推移を追うこととした。

実験では、早期ブックマークユーザであるユーザ集合 $faster(n, d)$ を考える。

$faster(n, d)$ は、2.3項における $Br'_i(n)$ を元に定義される。 $faster(n, d)$ はユーザ集合であり、そこに含まれる全ユーザの $Br'_i(n)$ を合わせたときに「人気エントリー」の割合 $d(0 \leq d \leq 1)$ 以上を網羅する。

この定義による $faster(n, d)$ の取り方は複数考えられるが、調査目的から $faster(n, d)$ は考えられるものの中でも特に小さな集合であるべきである。そこで次のような手法で $faster(n, d)$ を取得する。

- (1) $Br'_i(n)$ を最も多く持つユーザを採用する
- (2) 今までで採用したユーザが持たない $Br'_i(n)$ を最も多く持つユーザを採用する
- (3) 採用したユーザの持つ全 $Br'_i(n)$ により「人気エントリー」量 $\times d$ 以上を網羅するまで2を繰り返す

2.5 実験に用いたデータ

本研究で用いる解析用データとして、まずはてなブックマークにおける2008年8月分の「人気エントリー」を取り出した。個々のエントリーは複数回「人気エントリー」になることができるので、この重複を取り除いて全部で1206件であった。

はてなブックマークでは、個々のエントリーについてそのエントリーをブックマークしているユーザとブックマーク日をブックマーク順に列挙したリストが存在する。さらに個別のユーザごとのブックマークリストも取得可能である。それらを用いて「人気エントリー」にブックマークしている全ユーザー13623名を取り出し、13623名の各々について2008年8月分の個別のブックマークリストを取り出した。

3. 結果と分析

3.1 定義1：「人気エントリー」との比較 による早期ブックマーク

結果は図1, 図2, 図3のようになった。

図1の多くユーザは定義からもわかるように e_i の高いユーザである。しかしこの中に非常に多くの a_i と、それと比較すると少ない e_i を持つようなユーザが存在する。そのユーザをここで u_m と呼称することにする。この u_m の e_m は他のユーザと比較すると多いものと判断されるためにこの条件下では有力な早期ブックマークユーザ候補である。しかしこのユーザはそれ以上に a_m が多すぎるために、早期ブックマークユーザに期

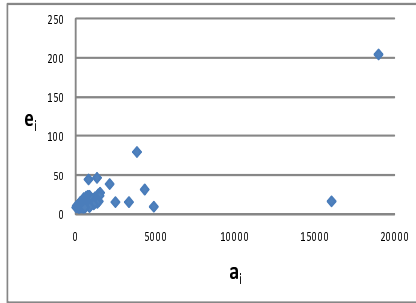


図 1 e_i 順のユーザ分布

待される第 2 の要件「ユーザの持つブックマーク中の早期ブックマークでないものの数が少ない」という点を満たさない。そのためこのユーザは早期ブックマークユーザとしてはふさわしくないが、指標 e_i ではそのユーザは頻度の高いユーザとして判断され、抽出されてしまう。

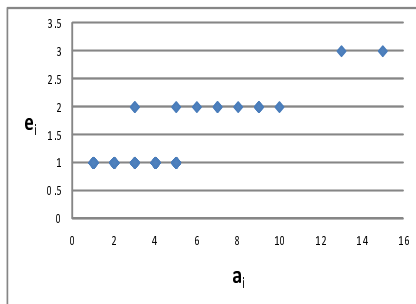


図 2 e_i/a_i 順のユーザ分布

図 2 では指標 e_i/a_i の高いユーザを取り出したが、彼らは総じて a_i が低いが、それ以上に e_i が低い傾向にある。ここであげた 100 人のユーザは全て早期ブックマークユーザに期待される第 1 の要件「ユーザの持つ早期ブックマークの数が多い」という点を満たさないユーザである。そのため全てのユーザは早期ブックマークユーザとしてふさわしくないが、指標 e_i/a_i ではこれらユーザは比の高いユーザとして判断され、抽出されてしまう。

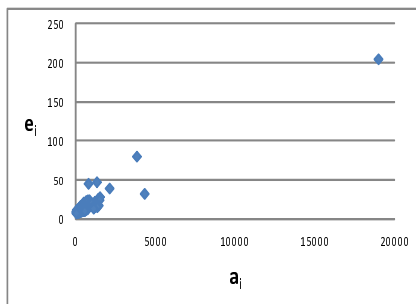


図 3 共起度順のユーザ分布

図 3 と図 1 を比較すると、図 3 では図 1 同様に多くの e_i を持つユーザが現れているが、図 1 に現れていた e_i が多いがそれ以上に a_i が多くなってしまうような、早期ブックマークユーザの要件 2 にそぐわないユーザが消えていることがわかる。

従ってこの共起度による手法は、早期ブックマークユーザに期待される第 1 の要件「ユーザの持つ早期ブックマークの数が多い」こと、第 2 の要件「ユーザの持つブックマーク中の早期ブックマークでないものの数が少ない」という点を共に満たすものであると言うことができる。

まとめると表 1 のようになる。

表 1 各指標による結果

	要件 1	要件 2
頻度順取得	満たしている	満たしていないものがある
比順取得	満たしていない	満たしている
共起度順取得	満たしている	満たしている

3.2 定義 2：閾値 n による早期ブックマーク

結果は図 4, 図 5, 図 6 のようになった。

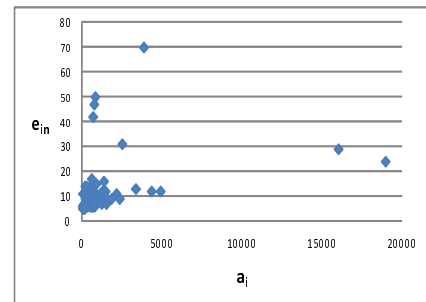


図 4 e_{in} 順のユーザ分布

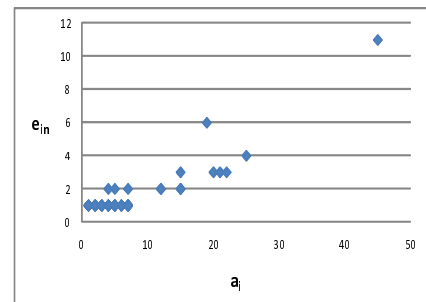


図 5 e_{in}/a_i 順のユーザ分布

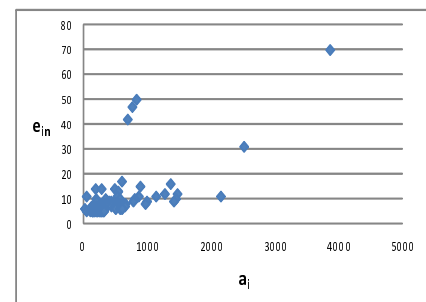


図 6 共起度順のユーザ分布

結果はほぼ 3.1 と同様である。

表 2 各指標による結果

	要件 1	要件 2
頻度順取得	満たしている	満たしていないものがある
比順取得	満たしていない	満たしている
共起度順取得	満たしている	満たしている

3.3 早期ブックマークユーザの存在

早期ブックマークユーザとして他のユーザと分離されるユーザ群の存在を確かめた。図 7 は本実験で取り出した全ユーザの早期ブックマーク数の分布である。定義には早期ブックマーク定義の一つ目として述べた「人気エントリー」との比較による定義を用いた。

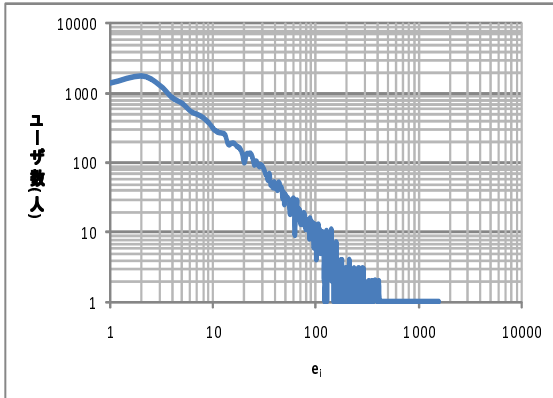


図 7 早期ブックマーク数分布 (両対数)

図 7 から、ソーシャルブックマークの早期ブックマークには多数の少しの早期ブックマークしか持たないユーザと少数の多量の早期ブックマークを持つユーザが存在する、一種のスケールフリー性が存在することがわかる。ここから我々の求めたい早期ブックマークを多く持つユーザが少数であること、他のユーザと分離可能であることがわかる。

また、3.1 項で見た図から多量のブックマークを持つユーザの中にも精度の高い者と低い者がいることがわかるので、我々が求めたい早期ブックマークユーザは分離可能な形で存在していると言える。

3.4 閾値 n によるユーザの早期ブックマーク推移

図 8, 図 9 は $n = \infty$ としたときの e_{in} 数上位 100 名を取り出し、それらの $n = 1, 2, \dots, 200$ までの e_{in} の推移を追ったものである。図 8 には非常に多くのブックマークを持つユーザの存在が表れており、それが他のユーザと比べて大幅にブックマークを増やす点が $n = 3$ から $n = 10$ の間にあることがわかる。

$n = 1, 2, \dots, 10$ の間の推移を見ると図 9 のようになる。 $n = 3, n = 4$ 以降でそれぞれ特に大きな変化を起こしているユーザが存在することがわかる。さらにその両ユーザに注目すると、 $n = 4$ から伸びているユーザはそれ以前には目立たないのに比べ、 $n = 3$ から伸びるユーザはそれ以前にも上位であることもわかる。

3.5 閾値 n による網羅率と必要人数推移

図 10 は早期ブックマークの閾値 n , 人気エントリー網羅率 d

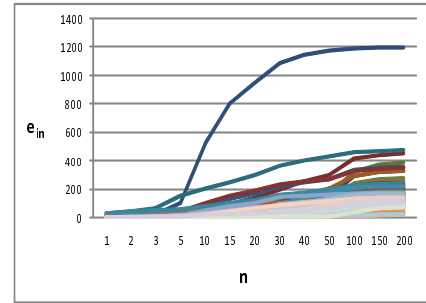


図 8 n を 1~200 まで推移させたグラフ

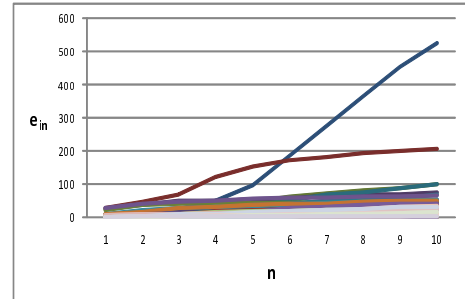


図 9 n を 1~10 まで推移させたグラフ

を推移させた、 d を満足する $faster(n, d)$ のサイズ推移のグラフである。

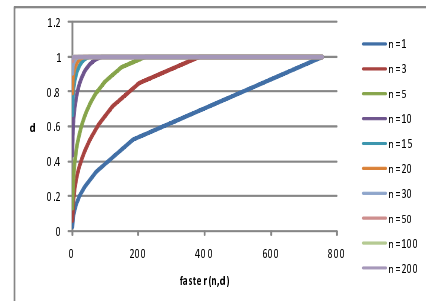


図 10 n, d を推移させた $faster(n, d)$ のサイズ

図 10 から、ユーザ集合 $faster(n, d)$ のサイズが d の増加に応じて大きくなること、 n の増加に応じて小さくなることわかる。特に $d = 0.9$ として全体の 9 割を検知するために必要なユーザ数を取り出すと、その結果は表 3 のようになる。

表 3 $d = 0.9$ での $faster(n, d)$

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$faster(n, d)$	635	391	263	169	125	91	71	57	43	34

$n = 1$ では 635 名が必要であり、このサイズは n の増加により大きく減少する。 $n = 2$ で 391 名と半減し、 $n = 10$ では 34 名までに小さくなる。

4. 考 察

4.1 傾向の指標について

早期ブックマークユーザ取得のために三つの指標を用意し、それらによって得られるユーザの評価を行った。評価として最

もよいものは共起度を指標とした手法であった。本手法で用意した共起度は一般によく推薦や検索の評価の指標として用いられる、F 値と呼ばれる指標と同一のものである。この F 値は適合率と再現率の二つの指標の調和平均であり、三つの指標の中で最もよい結果を示すのは十分予見可能なことであった。

実験結果の中で共起度を指標とした結果は早期ブックマーク数を指標としたものの結果とよく似た結果を示し、早期ブックマーク数を指標にしたもののうちで適合率の悪いものを一部取り除くことでほぼ共起度を指標とした結果と同等のものが得られると考えられる。

早期ブックマーク数と共起度をそれぞれ得るために必要な情報は次のようになる。

- 早期ブックマーク数:「人気エントリー」へのブックマークリスト
- 共起度:「人気エントリー」へのブックマークリスト、ユーザのブックマークリスト

早期ブックマーク数を得るための情報量の方が非常に少ないため、何らかの手法で早期ブックマーク数の高いユーザ群から適合率の低いユーザを取り除くことができれば、共起度を得ることができ、実装上のコストを下げる事が可能であると考えられる。

4.2 早期ブックマークの定義について

早期ブックマークの定義を二つ用意した。二つの定義によらず各指標による取り出されたユーザの傾向は変わらなかった。取り出される早期ブックマークユーザは傾向の指標に依存し、二つの定義は実装による都合によって選択可能である。それぞれ以下のような利点が考えられる。

- 定義1 (「人気エントリー」との比較): 定義2と比べて多くのブックマークを早期ブックマークとして扱えるため、豊富な情報量を元に推薦を行うことができる。
- 定義2 (閾値 n との比較): 定義1と比べて早期の情報を得ることが可能であり、 n を推移させることで「どの程度早い情報なのか」を自由に決定することができる。

4.3 閾値 n と網羅率

閾値を推移させることである種の特異なユーザが現れた。このユーザは非常に多くのブックマーク数を持ち、今回取り出されたユーザでは月間に 20000 件程度のブックマーク数を持ち、計算上 2 分に 1 回のペースでブックマークを行っている非人間的なユーザである。おそらくは機械的に何らかの条件を設定してブックマークを行っていると思われるこのユーザは、推移を見ると早期 $n = 4, 5$ 人目以降に急にブックマーク数を増やしているため、今回の実験のように $n = 3$ として抽出を行うと取り除くことができる。

ただしこのようなアドホックな方法は本質的解決にならないのみならず、推薦のための情報量を大きく損なう点でも好ましくない。 $n = 3$ という条件でとったユーザ群を用いて推薦を行う場合、9 割の「人気エントリー」の情報を得るためだけでも 263 名ものユーザが必要であった。さらに早期ブックマークユーザとしての絞り込みを行った上でユーザの取り出しを行え

ばこのユーザ数はさらに必要であると考えられる。必要ユーザ数は閾値 n の推移によって減少するため、閾値 n はある程度必要であり、ここで現れたようなユーザには別のアプローチから取り除くことが必要であると考えられる。

5. おわりに

本研究ではソーシャルブックマークに存在するランキング等の情報推薦効果のあるシステムに注目し、それらの存在が自身の結果に自己強化的な影響を及ぼすと想定した。実験においては、その想定の上で定義した早期ブックマーク行動にはユーザごとにばらつきが見られることが確認された。

ソーシャルブックマークにおいては早期ブックマークを行う早期ブックマークユーザとしての傾向の高いユーザが存在し、本研究であげた早期ブックマーク定義と傾向指標を用いることで彼らを含んだユーザ群を取り出すことが可能である。

早期ブックマーク定義は本研究では二種類に対して調査を行ったが、主立った違いはなく、実装によって選択が可能であった。

指標は、本論文で上げた手法では DICE 係数による共起度を用いたものが最もその目的に合ったものであった。ただしより少ない情報の取得で可能な早期ブックマーク数による指標でも共起度によって取り出されたユーザと同質のものを多く取り出すことができ、工夫によって共起度による結果に近づけることのできる可能性が伺われた。

6. 今後の課題

本研究によって得られた結果は以上の事柄であった。今後この結果を元に次の二つの形で本研究を発展させていくことが可能である。

ソーシャルブックマーク上においてここで得た定義と指標を用いて情報推薦を行うことが可能である。早期ブックマークユーザのブックマーク情報を用いて、早期に情報を提供することのできる情報推薦システムを構築し、その評価を行うことで早期ブックマークユーザによる推薦システムを評価する。

本研究によって得られた見地をソーシャルブックマーク外のシステムへ適用することが考えられる。本研究の中で注目した自己強化の構造や早期行動を行うユーザの有用性は、ソーシャルブックマーク以外にもユーザ行動を用いたランキング等の推薦では同様に生じるものだと考えられる。それらのシステムに対して調査し、同様の枠組みであるシステムに対しての統一的な見地を得ることで、少数のユーザを用いた統一的な情報推薦の枠組みを求めていくことが可能である。

文 献

- [1] 市川裕介, 中村美穂, 畑恵介, 中川哲也: サイト横断でユーザ個々の嗜好に合ったサービス提供を実現するパーソナルサービス基盤技術, NTT 技術ジャーナル, Vol.20 No.1, pp.67-70, 2008.
- [2] 大力慶祐, 大向一輝, 武田英明: ソーシャルブックマークにおけるイノベータに注目した情報推薦手法の提案, 人工知能学会全国大会 (第 22 回) 論文集, No. 2D3-03
- [3] はてなブックマーク, <http://b.hatena.ne.jp>
- [4] 最近の人気エントリーとは — はてなキーワード, <http://d.hatena.ne.jp/keyword/最近の人気エントリー>