

集合知に基づくオンライン小説の ランキング手法の提案と評価

清水 一憲^{†1,a)} 伊東 栄典^{1,b)} 廣川 佐千男^{1,c)}

概要: 膨大な数の小説が投稿されている利用者投稿型オンライン小説サイトから、求める小説を見つけるには高品質な検索・推薦システムが必要である。サイトが提供する人気に基づくランキングでは、埋もれた名作や、新規投稿小説を探しにくい。我々は読者のお気に入り登録情報を持って、将来人気になる小説を予測する手法を提案している。本発表では提案手法を複数データで評価した結果を述べる。

キーワード: 集合知, ランキング, 利用者投稿型コンテンツ, オンライン小説, ブックマーク, HITS

Evaluation of collective intelligence based online novel ranking method

Abstract: A large number of novels are being uploaded as online novels. The present paper proposes a ranking algorithm based on the users' favorite lists (bookmarks). Empirical evaluation has been conducted with respect to each genre of novels. In several genres, it is confirmed that the top ranked novels in July are predicted from the bookmarks of May.

Keywords: collective intelligence, ranking, user generated contents, online novel, bookmark, HITS

1. はじめに

膨大なコンテンツを持つ投稿型コンテンツサービスで、利用者が求めるコンテンツを探すためには検索や推薦システムが重要である。コンテンツを高い品質で検索するには、コンテンツの品質（面白さ）評価尺度と、コンテンツのカテゴリ分類の、2つの機能が必要である。この二つの機能を実現するため、我々は、閲覧者がコンテンツに付与するタグやコメントを集合知として用いる検索および推薦手法を検討している [1], [2], [3]。

利用者投稿型コンテンツサービスでは、YouTube、ニコニコ動画、YouKu などの動画が人気がある。近年では、オンライン小説が徐々に人気になっている。中国の「起点」[4] や、日本の「小説家になろう」[5] ではコンテンツ数や利

用者数が増加している。これらのオンライン小説サイトに投稿された小説が、普及しつつある Amazon Kindle などの ebook 端末用の電子書籍として販売される可能性もある。

我々はランキングおよびカテゴリ分け手法の研究 [1], [2], [3], [6] している。これらの成果を用いて、日本の小説サイトである「小説家を読もう」のオンライン小説を対象として、ランキング手法やカテゴリ分け手法を検討している [7], [8], [9], [10]。現在は、コンテンツの品質（面白さ）評価尺度である人気ランキングに注目している。

投稿型コンテンツサービスの人気ランキングは評価の蓄積値でランク付けされるため、ランキングの変動が少ない問題がある。人気ランキング内のコンテンツは高品質であるが、サイトを高頻度で利用する人々においては既知のものが多く、そのため高頻度利用者においては現在の人気ランキングでは満足できない。そこで利用者のフィードバック（ブックマーク）を用いたランキング手法を提案する。この提案手法の狙いは重度利用者（サイトに常駐し先に新しいコンテンツを評価する利用者）の評価（ブックマーク）を増幅させることで、将来人気になるコンテンツ（将来人気ランキングに入るコンテンツ）を予測することにあ

¹ 九州大学情報基盤研究開発センター
福岡市箱崎 6-10-1, Research Institute for Information Technology, Kyushu University

^{†1} 現在、九州大学システム情報科学研究府
Presently with Kyushu University

^{a)} 2IE11061G@s.kyushu-u.ac.jp

^{b)} ito.eisuke.523@m.kyushu-u.ac.jp

^{c)} hirokawa@cc.kyushu-u.ac.jp

る。我々は、現在までに、提案ランキング手法の提案と簡単な評価を「小説を読もう」のデータを用いて行なっている [7], [9], [10]。本研究では、提案ランキング手法のより詳細な評価を同じく「小説を読もう」のデータを用いて行う。

本稿の構成を述べる。第 2 節で関連研究について述べる。第 3 節で syosetu.com の構成について述べる。第 4 節では、我々が本論文で提案する、お気に入り登録のリンク構造に基づく小説ランキング手法について述べる。第 5 節で、提案手法の適用結果と評価を行う。最後に第 6 節でまとめと今後の課題を述べる。

2. 関連研究

Ido Guy らは、SNS などのソーシャルメディアについて、商品・人・タグの関係に基づく、商品推薦について研究している [11]。現在、オンライン小説の推薦を対象とした研究やサービスも著者が知る限りではない。また映画や音楽などの商品では、商品数が利用者数よりも圧倒的に少ないため、一つの商品に対して評価が集まりやすい。しかしながら、利用者投稿型サービスでは人々が無料でコンテンツをアップロードできるため、表 1 にあるように利用者数とコンテンツ数が近い。そのため一つコンテンツに対して評価が集まりにくく、人々の評価を用いた推薦（協調フィルタリング等）を行うことが困難である。

利用者が任意にアイテム（コンテンツ）へを付与できるタグは、Web2.0 において重要な情報源であるものの、利用者が付与するためノイズが多く含まれている。Huizhi Liang らは、ノイズタグを除くために、タグに重み付けをしてアイテムと関係性のあるタグや、各利用者の好みタグを決定する手法を提案している [12]。「小説家になろう」においても、著者が著作小説に 15 個以内のキーワードをタグのように付与することができるが、用いるキーワードは好みで選択できるのでカテゴリ分類等が困難という同様の問題がある。小説・キーワード・読者の三分グラフとして考えることもできるが、本稿では小説・読者の二分グラフとして考えた。これには 2 つ利点がある。1 つ目は、単純化して見ることができ、小説・読者の関係性がわかりやすい。2 つ目はリンク数が減ることにより、計算量が少なくなることである。もし、実際のサービスに我々の手法が組み込まれることになると、計算量が小さいことは大きな利点である。

従来の協調フィルタリングによる推薦方法では、推薦の精度を最適化することに重点を置いているが、すでに知っているアイテムが多く推薦されるという問題がある。Hijikata らは、新しいものを推薦する尺度として novelty の概念を提案し、それらを実現する 3 つのアルゴリズムを提案・評価した [13]。Hijikata らの研究では、利用者にとって新規性があり興味のあるコンテンツの推薦を行うことに重点を置いており、時間軸のことは考えていない。本研究

は、コンテンツ推薦とも言えるが未来予測とも言える。時間軸で novelty の良いコンテンツを推薦することに焦点を当てており、言い換えれば未来のランキング予測をするものである。

3. 基礎分析

この節では、本研究が対象とするオンライン小説サイト「小説家になろう」について、大まかなサイト構造の説明と、小説数や作者数、また小説に付与されたキーワードの出現頻度分析結果を述べる。

3.1 データ構造

「小説家になろう」[5] はヒナプロジェクト社が提供するオンライン小説の投稿・閲覧サービスである。表 1 に 2012 年 5,7,9 月の小説数、読者数、著者数を示す。読者の一部が著者として小説を著作し、最低で 1 つは著作している。小説をお気に入り登録している読者数をマイページ数としている。マイページについては、後で述べる。2012 年 5 月から 2012 年 7 月にかけて、小説数および著者数が減少しているのは、二次創作の小説が削除されたためである。

表 1 小説・読者・著者の数

時期	2012/05	2012/07	2012/09	2012/11	2013/01
小説数	159,090	168,396	137,730	156,826	164,729
読者数	240,730	258,478	272,512	288,445	302,377
著者数	53,396	56,214	44,585	54,600	57,048
マイページ数	92,418	-	-	-	-

図 1 に、作者の小説投稿と、小説に対する読者からのフィードバックを示す。一つの小説は単数あるいは複数のセクションから構成される。セクションが一つしかない場合、短編小説となり、それ以外は連載小説となる。連載小説の場合、作者は完結済みと指定することができる。小説投稿の際には、タイトル、著者名、ジャンル、キーワード、あらすじをメタデータとして一緒に投稿する。ジャンルはサイト運営側で指定された 15 個の単語から選ぶ。キーワードは最大文字数以下であれば、自由に作者が付与できる。あらすじも最大文字数はあるが自由に記述できる。

投稿された小説は、利用者登録をしなくても読むことができる。サイトに利用者登録をすると、小説に対してスコア付けと、コメント送付といったフィードバック機能を利用することが出来る。また、登録した利用者は、小説のお気に入り登録（ブックマーク）、お気に入り作者の登録ができる。登録した情報は、マイページと名付けられたページで閲覧できる。図 2 にマイページの構造を示す。マイページを使うと、お気に入り登録した連載小説の更新情報や、お気に入り登録した作者の新作案内通知などの便利な機能を使うことが可能になる。

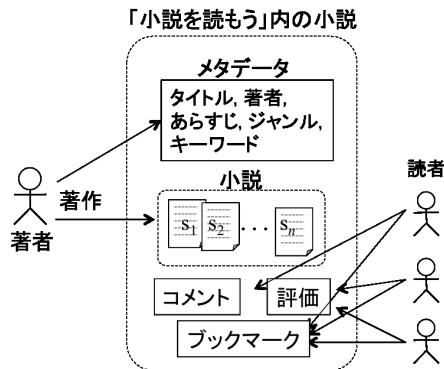


図 1 データモデル

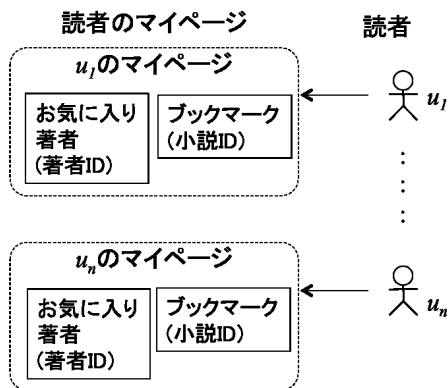


図 2 利用者のマイページ

4. リンク構造に基づくランキング

4.1 定式化

各データを記号として扱うため、 U, C, A, C_u, U_c を次の様に定義する。

- U : 利用者 (user) 集合、 $u (u \in U)$ は各利用者。
- C : 小説 (contents) 集合、 $c (c \in C)$ は各小説。
- A : 作者 (author) 集合、 $a (a \in A)$ は各利用者。
- C_u : 利用者 u のお気に入り小説集合。
- U_c : 小説 c をお気に入り登録した利用者集合。

利用者、小説、読者は3部グラフとして表現できる。3部グラフの節点集合は、 U, C, A である。 u が小説 c をお気に入り小説に登録した場合、枝 $\langle u, c \rangle$ が出来る。また、 u が a をお気に入り作者として登録した場合、枝 $\langle u, a \rangle$ が出来る。最後に、作者 a の作品 c は、枝 $\langle a, c \rangle$ として表現する。全利用者、小説、作者の間に枝をつないだ場合の様子を、図 3 に示す。

4.2 既存ランキング手法の問題点

多くの利用者投稿型コンテンツサイトでは、二種類の検索結果のランキング手法が用いられている。一つは人気によるランキングで、もう一つは新しさによるランキングである。人気ランキングには、閲覧者数、評価点数、ブックマーク数などが尺度として用いられる。

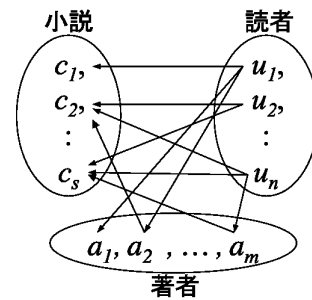


図 3 利用者、小説、作者間の三部グラフ

本論文が対象とする「小説家になろう」では、人気ランキング手法として、次の式 1 が導く値に基づく手法を用いている。

$$p(c) = (2|U_c|) + \sum_{u \in U} (t_{u,c} + s_{u,c}) \quad (1)$$

ここで $|U_c|$ は小説 c へのブックマーク数、 $t_{u,c}$ は文章評価 (1..5 点)、 $s_{u,c}$ はストーリー評価 (1..5 点) である。 $p(c)$ は、それらの値による小説 c の総合評価点である。

この式で上位となる小説は、多くの読者に読まれ、高い評価点と、お気に入り登録者が多いものである。この人気ランキング手法で用いる値は累積値であるため、古くからある良質の小説が上位となる。新しい小説は、たとえそれが良質の小説であっても上位になることが困難である。^{*1}

人気ランキングは、初心者やライトユーザには適している。初心者やライトユーザは、殆どの小説を見ていないため、上位にある古くからある名作を順に見ることで高い満足度を得られる。新しさに基づくランキングは、ヘビーユーザに適している。ヘビーユーザは、コンテンツサイトに長時間を費やし、多数のコンテンツを閲覧する。オンライン小説サイトのヘビーユーザは、既に高い人気となっている小説は、全て読んでいであろう。そこで、ヘビーユーザは投稿される新しい小説を読み漁る。そのためには新しいものを上位にする手法が適している。

人気ランキングが適さないのは中級利用者である。中級利用者は小説が好む人達であるが、長時間を費やして多数の小説を読み漁るほどの時間は無い。現在のシステムには中級利用者に適した検索手法が存在しないため、ここを対象にランキングや推薦手法を検討する。

4.3 提案手法の背景

我々は、読者のブックマークをリンク構造と考え、Kleinberg の HITS アルゴリズム [14] を援用した手法を考える。HITS は Hypertext Induced Topic Selection の略で、リンク構造から、Hub と Authority の値を計算し、その結果から重要性の高い Web ページを抽出する。

^{*1} 累積値では新しいコンテンツが上位になりにくい。多くのサイトでは、期間を限定した人気ランキングを提供している。本論文が対象としている「小説家になろう」でも、国内の「ニコニコ動画」でも、日間・週間・月間だけのランキングを提供している。

我々は次の仮説を立てている．多数の小説を読み漁るヘビーユーザの中に，少数の目利きの読者が居る．彼らは他の読者に先駆けて，最近投稿された小説のなかから高い品質の小説を選び出す能力を持っている．中級利用者でも，偶然良い小説を見つければ，それをお気に入り登録するであろう．

小説ノードを HITS の Authority，読者ノードを HITS の Hub と考えれば，良い小説にリンクするのが目利きの読者，目利きの読者からリンクされるのが良い小説という循環定義に合うであろう．しかし，HITS の手法をそのまま適用すると，人気ランキングと同じ順位になると思われる．

我々は，少数の目利き読者の評価値を増幅するランキングを考えたい．増幅するには，初期値の与え方を变化させるか，HITS の Hub 度，Authority 度の計算を，収束するまで行わなければ良いと考えている．

図 4 に読者ブックマークに基づく，読者と小説の 2 グラフを示す．これは図 3 から作者に関する部分を除いたものである．

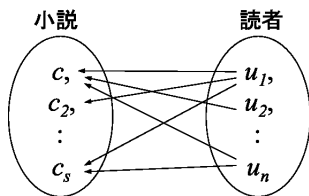


図 4 ブックマークによる読者と小説の二部グラフ

4.4 提案手法 (SHIP)

我々が提案するランキングアルゴリズムについて説明する．提案する重み付け手法を，とりあえず，SHIP と名付ける．この手法は少数の目利き読者の小説への評価値を増幅するものと考えている．

SHIP の詳細を述べる． $w(u)$ を利用者 u の重み (Hub 度)， $w(c)$ を小説 c の重み (Authority 度) とする．また， n を重み $w(u)$ ， $w(c)$ の更新回数とし， $w_n(u)$ ， $w_n(c)$ を n 回目の更新後の重みとする．初期値 $w_0(u)$ ， $w_0(c)$ には様々な与え方が考えられる．次節で述べる実験では，全て定数値を与えている．小説のランキングは，重み $w(c)$ の降順で行う．

SHIP における $w_n(u)$ ， $w_n(c)$ の計算方法を以下に示す．

```
// 初期化
1 for each user u in U do
2   w(u) = 1
3 for each content c in C do
4   w(c) = 1

// 重みの計算
5 function SHIP(U,C)
6   for step from 1 to n do
7     norm = 0
8     for each user u in U do
9       w(u) = 0
10      for each content c in C_u do
11        w(u) += w(c)/|C_u|
12      norm += square(w(u))
```

```
13   norm = sqrt(norm)
14   for each novel c in C do
15     w(u) = w(u)/norm
16   norm = 0
17   for each content c in C do
18     w(c) = 0
19     for each u in U_c do
20       w(c) += w(u)/|U_c|
21     norm += square(w(c))
22   norm = sqrt(norm)
23   for each page c in C do
24     w(c) = w(c)/norm
```

5. 実験・評価

この章では，提案するランキング手法を実験した結果と評価について述べる．提案するランキング手法で上位になる小説は，将来において普通の人気ランキングで上位になると考えている．そこで，現在のお気に入り登録やコメント付与情報に基づくランキングが，将来の通常ランキング (人気ランキング) に近いかどうかを測定する．我々の手法に基づくランキングと未来のランキングを比較し，評価する．

5.1 データセット

対象サイト (syosetsu.com) より，2012 年 7 月の小説メタデータおよび読者ブックマーク情報と 2012 年 7 月の小説メタデータを集めた．詳細を表 2 に示す．

表 2 データセット

	2012/05	2012/07	2012/09	2012/11	2013/01
$ C $	159,090	168,396	137,730	156,826	164,729
$ C' $	64,519	-	-	-	-
$ U $	240,730	258,478	272,512	288,445	302,377
$ U' $	92,418	-	-	-	-
枝数	5,435,508	-	-	-	-

表 2 で， U は全利用者の集合， U' は 1 つ以上の小説へお気に入り登録をしている利用者である．また， C は全小説の集合で， C' は 1 人以上からお気に入り登録された小説の集合である．枝数は，全てのお気に入り登録数 (利用者から小説へのリンク数) である．

4.4 節で説明した提案するランキング手法を U ， C でも適用しても， U' ， C' に限定して適用したものと同じになる．全集合 U ， C と，限定された集合は U' ， C' は，数の違いは大きい．しかし，ランキングに関しては限定された集合は U' ， C' で考えて問題無い．利用者投稿型コンテンツの場合，お試しで投稿したコンテンツが膨大に存在する．このようなコンテンツは，お気に入り登録もされず，スコアの評価もされないため，人気ランキングの膨大な数を占める下位コンテンツになる．本研究の対象は，誰かの読者が評価する程度の品質を持つコンテンツである．そのため，少なくともお気に入り登録される品質を持つものに限定して問題ない．

また、7月から9月にかけて小説数が減少している。これは、サイト側が2次創作である小説を削除したためである。このまま SHIP ランキング (5 月データ使用) を将来のランキング (7,9,11,1 月) と比較・評価を行うと、削除された小説の影響で適切な評価を行えない。そこで、SHIP ランキング小説群と将来ランキング小説群との尺度を合わせる。|MayNovel $\wedge$ FutureNovel| の SHIP ランキングを求め評価する。

5.2 実験と評価

次にランキングの比較方法を述べる。我々が提案するランキング手法は、将来の人気が出る小説 (人気ランキングで上位になる小説) を、少し先に見つけることが出来ると考えている。そこで、過去の時点のデータと、将来の時点のランキングを比較する。具体的には、2012 年 5 月時点のデータと、2012 年 7 月時点のデータ、2012 年 9 月時点のデータ、2012 年 11 月時点のデータ、2013 年 1 月時点のデータを比較する。

「小説家になろう」では、式 (1) の値を降順に並べる、人気ランキングを提供している。我々のランキングは、4.4 節で提案した SHIP における、各小説の重み $w_n(c)$ を降順に並べたものである。元サイトの提供する人気ランキングと、SHIP によるランキングの上位 k 位について、代表として全ジャンルおよび推理、ファンタジーのジャンルにて評価する。

記号を以下に定義する。

P_5 : 2012/05 の人気ランキングで上位 k 個の小説集合

P_7 : 2012/07 の人気ランキングで上位 k 個の小説集合

P_9 : 2012/09 の人気ランキングで上位 k 個の小説集合

P_{11} : 2012/11 の人気ランキングで上位 k 個の小説集合

P_1 : 2013/01 の人気ランキングで上位 k 個の小説集合

S_5 : 2012/05 の SHIP ランキングで上位 k 個の小説集合

上記 $k = 100$ 位まで、SHIP における更新回数 n 毎の比較結果を図 5 10 に示す。横軸：更新回数 n 、縦軸：下記 (2) を図 5, 7, 9 に、横軸：更新回数 n 、縦軸：下記 (3) を図 6, 8, 10 に示す。

(1) 5 月の人気ランキングには上位に入らず、7 月、9 月、11 月、1 月に上位になった小説の数。

$|\overline{P_5} \wedge P_7|$ と同じ。

(2) 5 月の SHIP ランキング上位で、かつ 5 月の人気ランキングには上位に入らず、7 月に上位になった小説の数。

$|S_5 \wedge \overline{P_5} \wedge P_7|$ と同じ。的中数。

(3) 上記 (2) と (1) の割合。的中率。

まず全ジャンル、図 5,6 について見る。全ジャンルについて、提案手法 SHIP で将来人気になる小説を高的中率で予測できている。期間毎に見ると、多少であるが期間が立つ程、的中率は悪くなっている。これは、人気小説の流

表 3 (1) 期間毎のランクイン小説数

ジャンル	7 月	9 月	11 月	1 月
全ジャンル	14	17	13	13
推理	3	5	5	4
ファンタジー	15	14	15	11

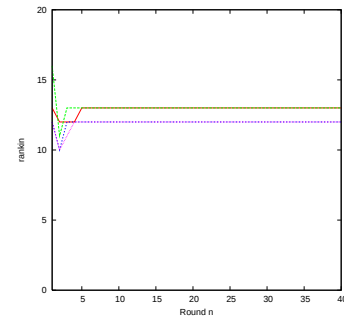


図 5 (2) 全ジャンル

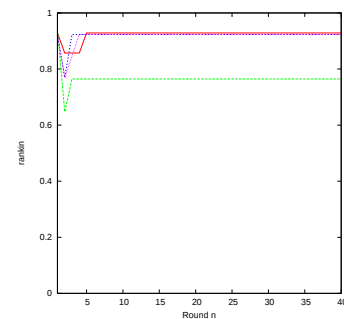


図 6 (3) 全ジャンル

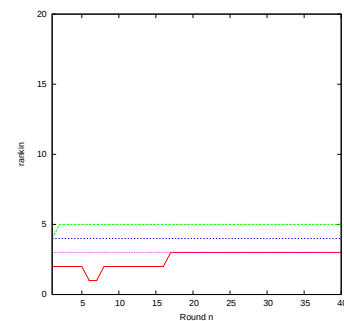


図 7 (2) 推理

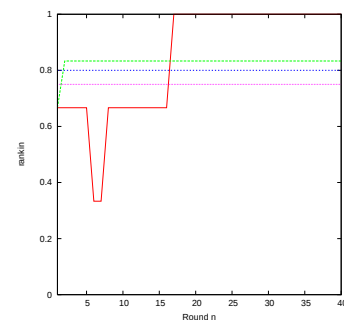


図 8 (3) 推理

行が影響している。また更に将来のランキングと比較すると、的中率は下がると思われる。更新回数 n について見る。

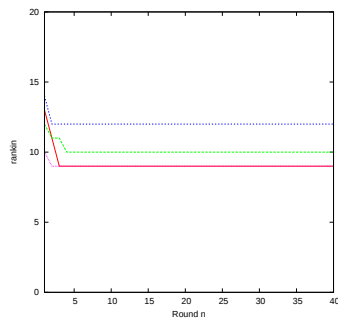


図 9 (2) ファンタジー

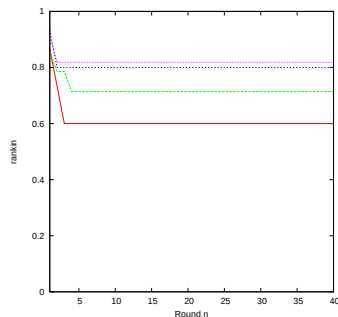


図 10 (3) ファンタジー

全ジャンルにおいては関係性が見て取れない。

次に推理ジャンル，図 7,8 について見る．推理ジャンルについても，提案手法 SHIP で将来人気になる小説を高い的中率で予測できている．期間毎に見ると全ジャンルと同じく的中率は悪くなっている．全ジャンルよりも的中率の下降が大きいことが見て取れる．これも全ジャンルと同じく，人気小説の流行が影響している．推理ジャンルは他ジャンルと比較して，読者数，小説数が少なく狭い分野のため，流行り廃りの流れが早く，他ジャンルよりも的中率の下降が大きい．更新回数 n について見る．更新回数 n を増加させる程，的中数，的中率ともに増加している． n が小さい程，一部読者のお気に入り強く影響しており， n が大きい程，多数読者のお気に入り影響する．短い期間 7 月との比較において n が多い時，的中率の高い増加があり 100% の的中率が見られる．これは推理ジャンルが狭い分野のためである．また短い期間で良い小説が，多数の人にお気に入り登録されやすい傾向を示している．

最後にファンタジージャンル，図 9,10 について見る．ファンタジージャンルについても，提案手法 SHIP で将来人気になる小説を高い的中率で予測できている．期間毎に見ると上記の 2 つと違い的中率は良くなっている．これも上記の 2 つと同じく，人気小説の流行が影響している．ファンタジージャンルは他ジャンルと比較して，読者数，小説数が多く広い分野のため，流行り廃りの流れが遅く，そのため期間が立つ程的中率は良くなった．しかしながら更に将来のランキングと比較すると，的中率は下がると思われる．更新回数 n について見る．更新回数 n を増加させ

る程，的中数，的中率ともに減少している．熱狂的なファンタジーファンの読者が多いためである．短い期間で一部の熱狂的読者は良作ファンタジー小説をお気に入り登録し，そのお気に入り登録された小説は徐々に周りに広がる．そのため，更新回数 n が少ないときに的中率は良い．

全ての結果において，提案手法 SHIP 高い的中率で将来の人気になる小説を予測できている．SHIP が信頼出来る将来予測のアルゴリズムであることがわかる．更新回数 n について，分野の規模を判断し定めると更に予測の精度が上がることもわかった．

6. おわりに

膨大な数のコンテンツが蓄積されている，利用者投稿型コンテンツサイトから，利用者に有用なコンテンツを探すことは大変困難である．そのためコンテンツの検索や推薦が重要である．本稿では，日本のオンライン小説サイト「小説家になろう」を対象に，読者のお気に入り登録（ブックマーク）のデータを用いたランキング手法を提案した．提案手法は HITS アルゴリズムを援用したものである．提案手法でのランキング結果と，基のサービスサイトで提供されている人気ランキング手法を比較した．その結果，我々の提案手法が将来の人気コンテンツ予測に対して，一部 100% になる程高い的中率を示し，十分に効果的であることがわかった．

今後は分野の規模において，どの更新回数 n で予測的中率が良くなるかを詳細に調べる予定である．今回は 3 つのジャンルで評価を行ったが，更に多くのジャンルについて評価を行いたい．

謝辞

本研究は JSPS 科研費 2350099 の助成を受けたものである．

参考文献

- [1] 村上直至，伊東栄典：動画投稿サイトで付与された動画タグの階層化，情報研報 2010-MPS-81(17)，情報処理学会，pp. 1-6 (2010).
- [2] Murakami, N. and Ito, E.: Emotional video ranking based on user comments, *Proc. of ACM iiWAS2011*, ACM, pp. 499-502 (2011).
- [3] Baba, K., Ito, E. and Hirokawa, S.: Co-occurrence Analysis of Access Log of Institutional Repository, *Proc. of JCAICT2011*, pp. 25-29 (2011).
- [4] : 起点, <http://www.qidian.com/>.
- [5] ヒナプロジェクト社：小説家になろう, <http://www.syosetu.com/>.
- [6] Yin, C., Hirokawa, S., Yau, J. Y.-K., Nakatoh, T., Hashimoto, K. and Tabata, Y.: Analyzing Research Trends with Cross Tabulation Search Engine, *International Journal of Distance Education Technologies*, Vol. 11, No. 1 (2013).
- [7] Ito, E. and Shimizu, K.: Frequency and link analysis

- of online novels toward social contents ranking, *Proc. of SCA2012 (The 2nd International Conference on Social Computing and its Applications)*, IEEE, pp. 531–536 (2012).
- [8] Ito, E., Hirokawa, S. and Shimizu, K.: Introducing faceted views in diversity of online novels, *Proc. of ICDIM2012 (Seventh International Conference on Digital Information Management)*, IEEE, pp. 145–148 (2012).
- [9] 清水 一憲・伊東栄典・廣川左千夫：集合知に基づくオンライン小説のランキング手法に関する検討，電子情報通信学会，信学技法，pp. 107–112 (2012).
- [10] Shimizu, K., Ito, E. and Hirokawa, S.: Predicting Future Ranking of Online Novels based on Collective Intelligence, *Proc. of ICDIPC2013 (The Third Int'l Conf on Digital Info. Processing and Communications)*, IEEE, pp. 263–274 (2013).
- [11] Guy, I., Zwerdling, N., Ronen, I., Carmel, D. and Uziel, E.: Social Media Recommendation based on People and Tags, *Proc. of SIGIR 2010*, ACM, pp. 194–201 (2010).
- [12] Liang, H., Xu, Y., Li, Y., Nayak, R. and Tao, X.: Connecting Users and Items with Weighted Tags for Personalized Item Recommendations, *Proc. of HT2010*, ACM, pp. 51–60 (2010).
- [13] Hijikata, Y., Shimizu, T. and Nishida, S.: Discovery-oriented collaborative filtering for improving user satisfaction, *Proc. of IUI2009*, ACM, pp. 67–76 (2009).
- [14] Kleinberg, J. M.: Authoritative sources in a hyperlinked environment, *Journal of ACM*, Vol. 46, pp. 604–632 (1999).