

推薦システムとしてのビブリオバトルの評価

奥 健太^{*1}, 赤池 勇磨^{*2}, 谷口 忠大^{*3}

Evaluation of Bibliobattle as Recommender Systems

Kenta Oku^{*1}, Yuma Akaike^{*2}, and Tadahiro Taniguchi^{*3}

Abstract – Bibliobattle, which is a framework that supports information sharing by introducing books together among participants, has been spread all over Japan. We consider that the Bibliobattle possesses a filtering method that selects a recommendation book from enormous books by presenters. In this paper, we verify what kind of recommendation methods the Bibliobattle possesses when we regard it as a kind of recommender systems. Compared with baseline systems, including a keyword search system, a recommender system by content-based filtering, and that by collaborative filtering, the recommender system by the Bibliobattle is superior to them from the viewpoint of diversity, novelty, and overall satisfaction. In addition, this paper showed that it was superior to them from the viewpoint of explanation because of its characteristics of that the presenters introduce their favorite books together.

Keywords : ビブリオバトル, 推薦システム, ユーザ評価

1. はじめに

ビブリオバトル¹は、参加者が集まり書籍を紹介し合うことにより、情報共有を行う枠組みのことであり、谷口らにより提案された^[1]。当初は、特定の研究室において、従来の勉強会方式に代わる新しい形の書評として始められた企画であったが、その開催の手軽さや参加の敷居の低さから、現在では、口コミやメディアを通じて、日本全国的に普及するようになった。国内の大学の研究室や書店において開催されたり、さらには主要地区において公式の大会が開催されたりするなど、各地で盛んにビブリオバトルが行われている。

ビブリオバトルでは、書籍紹介者であるプレゼンタが紹介したい書籍を1冊持参し、それを内容およびプレゼンタの意見等を含め5分間で紹介する。一度の大会で4-8名程度のプレゼンタにより書籍が紹介され、最終的にプレゼンタ含む参加者がもっとも読みたくなった書籍をチャンプ本として、多数決により決定する。多様な興味をもつプレゼンタから多様な書籍が紹介されるため、参加者にとっては新しい書籍と出会う良い機会となる。ビブリオバトルでは、プレゼンタが膨大な書籍群の中から推薦書籍を選び出すというフィ

ルタリング処理を担っているとみなすことができる。特に、プレゼンタがチャンプ本を目指すことで、必然的に他の参加者の興味に合うような書籍を選ぶことになることから、参加者にとっては自身の興味に合った書籍を推薦してもらえするという仕組みになっている。このように、ビブリオバトルは推薦システムをゲームの形をもって実現したものとして解釈できる。

推薦システム^{[2][3]}は、膨大なアイテム群の中から対象ユーザの嗜好に合ったアイテムを見つけ出し、それを対象ユーザに推薦するというものである。推薦システムの基本的な実現方式としては、内容に基づくフィルタリングおよび協調フィルタリングが挙げられる^[4]。内容に基づくフィルタリングでは、アイテムをその内容に基づき特徴化しておくことで、対象ユーザの興味のあるアイテムや嗜好プロファイルに類似するアイテムが推薦アイテムとして選び出される。協調フィルタリングでは、対象ユーザと嗜好が類似する他ユーザを予め算出しておき、その類似ユーザが好むアイテムが対象ユーザへの推薦アイテムとして選び出される。

推薦システムの分野においては、従来から、ユーザの嗜好に合致するアイテムを多く推薦できるような、推薦精度の高い推薦システムが良い推薦システムであるとされてきた^[2]。しかしながら、近年、ユーザ満足度の観点から、推薦システムに対する評価尺度が多様化してきており、推薦アイテムの多様性^[5]や新規性、意外性、発見性、セレンディピティ^{[6][7][8]}なども重要視されるようになってきた。さらには、「なぜこのアイテムが推薦されたのか」をユーザに説明することが重要であるとして、推薦システムの説明性や推薦シス

*1: 立命館大学 情報理工学部

*2: 立命館大学 情報理工学部

*3: 立命館大学 情報理工学部

*1: Institute of Science and Engineering, Ritsumeikan University

*2: Institute of Science and Engineering, Ritsumeikan University

*3: Institute of Science and Engineering, Ritsumeikan University

1: <http://www.bibliobattle.jp/>

テム自体の信頼性なども近年では重要視されてきている^[9]。最終的に、これらを総合的に考慮した総合満足度により推薦システムの性能が評価される^{[10][11]}。

本研究では、ビブリオバトルを一種の推薦システムとして捉えたとき、ビブリオバトルが、どのように上記のような推薦システムの性能を有しているのかを検証する。本研究では、既存の基本的な推薦システムをベースラインシステムとして、ビブリオバトルによる推薦効果について、多様性や新規性、説明性、総合満足度などの観点から、被験者実験により比較評価を行う。推薦システムの被験者評価の方法としては、Puら^[11]が提案した評価フレームワークを参考にする。

従来の推薦システムでは、統計的手法などにより予測されたユーザの嗜好に合ったアイテムを自動的にユーザに提供するという方法が主流であり、機械的な要素が強く表れていた。一方で、ビブリオバトルでは、プレゼンタが紹介書籍へ抱く愛情をはじめ、その書籍を参加者に「どうしても読んでもらいたい」という熱意が含まれるなど、人間的な要素が強く表れる。このような人間的な要素をもつビブリオバトルを一種の推薦システムとして捉え、推薦システムの性能の観点から評価を行うことで、今後の推薦システムの新たなあり方を示唆することができると考えている。特に、近年、推薦システムの分野において注目されている、セレンディピティな推薦をユーザに提供するためには、機械的な要素だけでなく、人間的な要素をも推薦システムに取り入れることが重要であると考えられ、この点からも、ビブリオバトルを推薦システムの観点から評価することは意義があるといえる。

本論文の構成は次のとおりである。第2章では、関連研究として、推薦システムの基本的な実現方式について述べ、推薦システムの性能評価に関する文献を取り上げる。第3章では、ビブリオバトルの基本的事項について説明した上で、ビブリオバトルがもつ推薦機能について考察する。第4章において、評価実験について説明し、その結果と考察を述べる。最後に、第5章で、本論文をまとめる。

2. 関連研究

2.1 推薦システムの基本方式

1990年代半ばに初めて協調フィルタリングが導入されて以降、学界や産業界において多種多様な推薦システムが提案、開発されてきた^{[12][13][14]}。推薦システムの基本方式として、大きく分けて、内容に基づくフィルタリングおよび協調フィルタリングが挙げられる^[4]。

内容に基づくフィルタリング^[4]では、アイテムをその内容に基づき特徴化しておくことで、対象ユーザ

の興味アイテムや嗜好プロフィールに類似するアイテムが推薦アイテムとして選出される。アイテムの特徴は、アイテムの内容を表す説明文に含まれる語句や、アイテムの属性を次元の要素とした多次元特徴ベクトルなどにより表現される。また、ユーザの嗜好プロフィールは、ユーザが好むアイテムの特徴を表した同様の多次元特徴ベクトルや、アイテムに対する好き/嫌いを機械学習により学習されたモデルなどにより表現される^[15]。

協調フィルタリング^[2]には、ユーザベース方式とアイテムベース方式がある。ユーザベース方式では、対象ユーザと嗜好が類似する他ユーザを予め算出しておき、その類似ユーザが好むアイテムが対象ユーザへの推薦アイテムとして選出される。ユーザ間の嗜好の類似度の算出には、主にピアソンの相関係数が用いられる。アイテムベース方式では、ユーザによる評価付けの類似性からアイテム間の類似度を予め算出しておき、対象ユーザが興味のあるアイテムに類似するアイテムが対象ユーザへの推薦アイテムとして選出される。アイテム間の類似度の算出には、主にコサイン類似度が用いられる。協調フィルタリングを導入することで成功しているオンラインストアの一つであるAmazon.com²は、アイテムベース協調フィルタリングを採用している^[13]。

2.2 推薦システムの評価

推薦システムの性能を評価することも一つの重要な課題である。初期の推薦システムでは、ユーザの嗜好に忠実な情報を提供することがユーザ満足度向上に寄与するという考え方から、推薦精度を重視したものが多かった^[2]。一方で、近年、推薦精度の高い推薦システムが必ずしもユーザを満足させるものではなく、多様性や新規性、意外性、発見性、セレンディピティなどの推薦精度以外の評価指標により推薦システムを評価することが重要であると指摘されている^{[10][6][7][8]}。さらには、「なぜこのアイテムが推薦されたのか」をユーザに説明することが重要であるとして、推薦システムの説明性や推薦システム自体の信頼性なども重要視されてきている^[9]。

2.2.1 多様性に関する評価

Zieglerら^[5]は、推薦リスト内の多様性を高めることがユーザ満足度の向上に寄与すると考えている。彼らは推薦リスト内のアイテム間の類似度を低くすることで、推薦リストの多様化を行う手法を提案している。Sarwarら^[16]は、ユーザにとって自明なアイテムを推薦リスト内から排除することによって、多様なアイテムを推薦できる可能性があるとして述べている。

2: <http://www.amazon.com/>

多様なアイテムが提示されることにより、ユーザにとって選択の余地が残され、結果的に満足度の高い推薦が行われるといえ、多様性の観点から推薦システムを評価することは重要であるといえる。この点、ビブリオバトルによる書籍推薦では、その場に集まるメンバーの嗜好が多様であれば、それだけ多様な書籍や意外な書籍が推薦されることが期待できる。第4章では、多様性の観点からビブリオバトルによる推薦効果の評価を行っている。

2.2.2 新規性、発見性、意外性、セレンディピティに関する評価

Hijikata ら^[6]は、発見性を向上させることを目的とした協調フィルタリングを提案している。具体的には、ユーザから明示的に獲得された既知・不既知プロフィールを利用し、協調フィルタリングにより対象ユーザにとっての不既知のアイテムを予測する。そして、不既知のアイテムを提示することで、発見性の高い推薦を行うことを可能としている。

Murakami ら^[7]は、ユーザの行動履歴情報から暗黙的に意外性を推測する方式を提案している。ユーザが習慣的に選択するアイテムを予測する習慣モデルと、ユーザが好むアイテムを予測する嗜好モデルを導入し、嗜好モデルと習慣モデルそれぞれによる予測結果の差異を考慮することで、推薦アイテムの意外性を推定している。

Oku ら^[8]は、セレンディピティの原義から、セレンディピティの向上には、外発的偶然および内発的偶然を発生させる機構をインタフェースにもたせることが重要であると指摘している。これらのインタフェースを実装したフュージョンベース推薦システムを用いることで、セレンディピティな（思いがけず価値のある）アイテムを推薦できることを示している。

セレンディピティ含め、新規性や発見性、意外性のあるアイテムをユーザに提示することが、ユーザ自身にとって、これまでの経験の枠組みにとらわれず、興味の幅を多様に広げるきっかけとなり、そのユーザの人生をより豊かなものにすることができると考えている^[8]。ビブリオバトルにおいては、多様な嗜好をもつメンバーが集まることにより、参加者にとって思いがけない書籍が紹介されることも多く、参加者にとって新しい書籍を発見する機会が提供される。第4章では、これらの尺度をまとめて、新規性の観点からビブリオバトルによる推薦効果の評価を行っている。

2.2.3 説明性に関する評価

以上のような尺度に加え、推薦システムの説明性や推薦システム自体の信頼性なども近年では重要視されてきている^[9]。特に、新規性やセレンディピティなど、ユーザにとって既存の嗜好の枠組みから外れるような

アイテムを推薦する場合には、これら説明性や信頼性などはより重要なものとなる。

Tintarev ら^[9]は、推薦システムの説明性について、効果的な説明を生成するためには、以下の事項が重要であると述べている。

- (a) 説明を生成する側および説明を受け取る側の目的を定義すること。
- (b) 説明を受ける人のモデル（知識レベル）をもつこと。

Tintarev らの指摘を踏まえて、ビブリオバトルがもつ説明性について考える。まず、説明を生成する側（プレゼンタ側）は、自身の興味のある書籍を是非参加者に薦めたいという目的がある。このプレゼンタ側の目的は、特にチャンプ本（第3章で述べる）の設定により助長される。参加者が、「最も読みたくなった本」に投票するという明確なインセンティブが設定されていることにより、プレゼンタ側は、「勝ちたい」という強い思いから、参加者の知識レベルをよりよく推定し、さらにプレゼンの内容をよりよくする努力がなされる。従来のいわゆる書評会や読書会においては、プレゼンタ側にそこまでの努力がなされないため、参加者にとって良書に巡り合う可能性は低くなる。

一方で、説明を受け取る側（参加者側）は、自分にとって興味がもてそうな新しい書籍に出会いたいという目的がある。また、ビブリオバトルは基本的には研究室のメンバーなど、お互いよく知っている同士のコミュニティで行われることが多い。このようなコミュニティにおいては、受け手がどのようなことに興味があるのか、またその知識レベルがどの程度のものであるのか、よく理解しているものと思われる。以上の2点を踏まえて、プレゼンタが書籍の紹介を行うことで、参加者に対して十分な説明が行えるものと考えている。同時に、お互いよく知っている同士のコミュニティであれば、推薦者（プレゼンタ）に対する信頼度ももともと高いということがいえ、このことが参加者にとって新しい書籍が推薦されたときに、受け入れやすくなり、ビブリオバトル全体に対する満足度も高くなるといえる。第4章では、説明性を含め、総合満足度の観点から、ビブリオバトルの推薦効果について評価を行う。

3. ビブリオバトルの基本的事項と推薦機能

本章では、ビブリオバトルの基本的事項について説明した上で、ビブリオバトルがもつ推薦機能について考察する。

3.1 ビブリオバトルの基本的事項

ここでは、ビブリオバトルの基本的事項について、文献^[1]から抜粋しながら説明する。

ビブリオバトルの手順は大きく以下の流れとなる。

- (1) 事前準備
- (2) プレゼンタによる書籍の紹介
- (3) 相互投票

以下、各手順について説明する。

(1) 事前準備

まず、コミュニティにおいて、インフォーマルな集まりとして参加者を募る。ビブリオバトルにおいて書籍を紹介する人はプレゼンタとよばれる。プレゼンタは自らが適当であるとする書籍を1冊読んでくる。このとき、緩やかな制約としてテーマの設定を行うことで、プレゼンタにそのテーマに合った書籍を用意してもらうことも可能である。

(2) プレゼンタによる書籍の紹介

プレゼンタ（4-8名程度が望ましい）が、順番を決め、それぞれ読んできた書籍について5分でプレゼンテーションを行う。このとき、事前にレジюмеやスライドは準備せず、シンプルに5分間のカウントダウンタイマを回しながらプレゼンテーションを行う。その後、2, 3分間程度で参加者全員でざっくりばらんに議論を行い、プレゼンテーションに基づきながら、各書籍の価値を吟味する。

(3) 相互投票

全員の発表が終わった後に、参加者による無記名投票により「どの本が一番読んでみたくなったか?」という投票を行い、多数決でチャンプ本を決定する。これにより、そのコミュニティの価値判断基準に基づき、良い書籍が選ばれることになる。

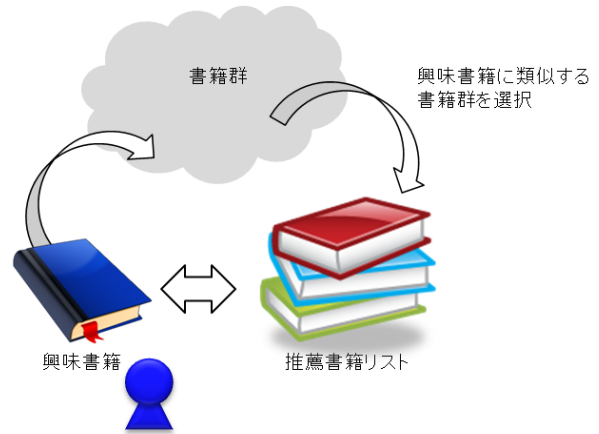
3.2 ビブリオバトルの推薦機能

谷口らは、ビブリオバトルには、以下の機能が含まれることを挙げている^[1]。

- (a) 書籍情報共有機能
- (b) プレゼンテーション能力開発支援機能
- (c) 良書探索機能
- (d) コンテンツ生成支援機能
- (e) インフォーマルコミュニケーション支援機能

本稿では、特に (c) 良書探索機能に着目する。文献^[1]に記述のとおり、ビブリオバトルは、世の中の膨大な書籍群からコミュニティにとっての良書を「探索」し、参加者との「出会い」をうむ機能をもつ。特に、コミュニティ内部でのチャンプ争いが、各参加者が「良書」を紹介することの報酬として機能する。これにより、他の参加者が興味をもってくれる良い書籍を紹介する方向に行動のバイアスがかかり、結果としてビブリオバトルそのものが良書を探してくる機能を担うことになる。これが、他の参加者にとっては思わぬ出会いを生むこととなる。

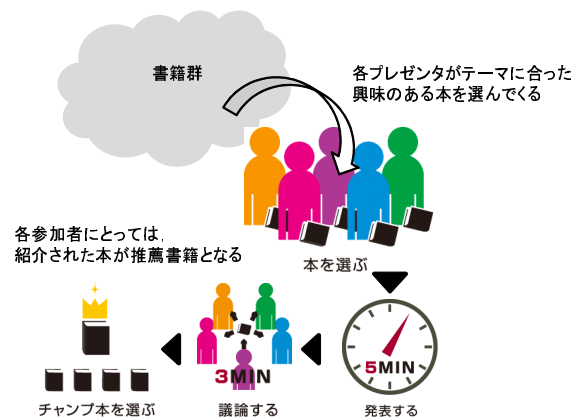
我々は、このビブリオバトルの良書探索機能が、膨大な書籍群の中からコミュニティメンバの嗜好に合っ



(a) 内容に基づくフィルタリング



(b) 協調フィルタリング



(c) ビブリオバトルによるフィルタリング

図1 各フィルタリングのイメージ

Fig.1 An image of each filtering.

た書籍を提供する、という推薦機能に相当するものである点に着目している。つまり、ビブリオバトル参加

推薦システムとしてのビブリオバトルの評価

者にとっては、各プレゼンタから紹介される各々の書籍が推薦されることになる。

第2章で述べたように、従来の推薦システムの実現方式として、代表的なものに、内容に基づくフィルタリングおよび協調フィルタリングが挙げられる。内容に基づくフィルタリングでは、対象ユーザの嗜好をプロファイル化することにより、膨大なアイテム群の中から対象ユーザのプロファイルに合致するアイテムが選出される。協調フィルタリングでは、嗜好が類似する他ユーザが好むアイテムが選出される。これらは、実際には機械学習手法などにより算出された対象ユーザの嗜好の予測値や、ピアソンの相関係数などにより算出されたユーザ間またはアイテム間類似度などに基き、アイテムのフィルタリング処理が実行される。

一方で、ビブリオバトルでは、プレゼンタがコミュニティメンバーの嗜好を考慮に入れながら、自身の興味や価値観に基づき書籍が選択される。つまり、各々のプレゼンタが、膨大な書籍群の中から一冊の良書を選び出すという、フィルタリング処理を担っていることになる。このようにビブリオバトルは、人間を介した書籍フィルタリング処理を有する、一種の推薦システムであるとみなすことができる。ここで、書籍の選び方は、プレゼンタそれぞれの価値判断基準に基づくため、プレゼンタの集まり方によっては、参加者にとって多様な書籍が推薦されることになる。

内容に基づくフィルタリング、協調フィルタリング、ビブリオバトルによるフィルタリングのイメージを図示すると、図1のようになる。(a)内容に基づくフィルタリングでは、あらかじめ定義された書籍間の類似度に基づき、膨大な書籍群の中から、対象ユーザが興味のある書籍に内容的に類似する書籍が推薦書籍として選択される。(b)協調フィルタリングでは、他ユーザの購入履歴に基づき、対象ユーザが興味のある書籍と共起して購入されやすい書籍が推薦書籍として選択される。(c)ビブリオバトルによるフィルタリングでは、各プレゼンタがテーマに合った興味のある書籍を選んでくる。つまり、ビブリオバトルでは、まず各プレゼンタにより興味のある書籍群が選択され、さらに、その中から参加者に興味をもたれそうな書籍を1冊選択する、という人間を介したフィルタリング処理が行われている。

4. 評価実験

本実験では、ビブリオバトルによる推薦効果を測るために、被験者実験により、後述する3種類のベースラインシステムとの比較評価を行う。被験者数は12名（男性10名、女性2名）であり、年齢層は21歳か

表1 書籍データの主な属性
Table 1 Principal attributes of book data.

属性	説明
isbn	ISBN
title	書籍タイトル
sub_title	書籍サブタイトル
author	著者名
publisher_name	出版社名
item_caption	商品説明文
sales_date	発売日
item_price	定価
item_url	商品 URL
medium_image_url	商品画像 128x128 URL
large_image_url	商品画像 200x200 URL
review_count	レビュー件数
review_average	レビュー平均
books_genre_id	楽天ブックスジャンル ID

ら24歳である。実験期間は2012年4月27日から5月17日である。

まず、4.1節において、評価実験に用いた書籍データベースについて説明する。4.2節において、実験方法を説明し、4.3節で、実験結果および考察を述べる。

4.1 書籍データベース

書籍データベースは、Okuらの先行研究^[8]で用いたデータベースを利用した。楽天ブックス³において販売されている書籍を対象とし、楽天ブックス書籍検索API⁴を用いて書籍データの収集を行った。データの収集期間は2011年12月27日から2012年2月10日までであり、期間中667,218件の書籍データを取得した。

書籍データには、主に表1に示す属性が含まれる。楽天ブックスにおいては、「小説・エッセイ」や「科学・医学・技術」など4階層カテゴリからなる全800個のジャンルが登録されており、ジャンルIDは各ジャンルに対応している。

4.2 実験方法

実験は以下の手順により行う。

- (1) テーマを設定する。
- (2) 被験者にテーマから連想されるキーワードおよび書籍を指定してもらう（以下、それぞれ入力キーワード、入力書籍とよぶ）。
- (3) 入力キーワードおよび入力書籍に基づき、4.2.1項で述べる3種類のベースラインシステムおよび4.2.2項で述べるビブリオバトルにより、各5件の推薦書籍を被験者に提示する。
- (4) 被験者は推薦書籍に対し、4.2.3項で述べる評価観点において評価を行う。

3: <http://books.rakuten.co.jp/book/>

4: <http://webservice.rakuten.co.jp/api/booksbooksearch/>

表2 推薦システムに対する評価尺度および質問

Table 2 Evaluation measures and questions for recommender systems.

評価尺度	質問
推薦精度	私の興味に合う本を推薦してもらえた.
推薦新規性	私にとって新しい本を推薦してもらえた.
推薦多様性	私にとって多様な本を推薦してもらえた.
説明性	本の推薦理由について十分に説明してもらえた.
透過性	私はなぜその本が推薦されたかを理解できた.
総合満足度	総合的に私はこの推薦され方、もしくは、検索の方法に満足している.

以下、ベースラインシステムによる推薦方法およびビブリオバトルによる推薦方法について述べた上で、被験者による推薦書籍に対する評価方法について述べる.

4.2.1 ベースラインシステムによる推薦

ビブリオバトルによる推薦効果の比較評価を行うため、推薦システムの基本的な手法^[3]として、以下のベースラインシステムを設計する.

(a) キーワード検索システム (KW)

入力キーワードを書籍タイトルまたは書籍サブタイトル、商品説明文に含む書籍を提示する. ここで、楽天ブックスにおけるレビュー件数が最も多い5件を推薦書籍として選択する.

(b) 内容に基づくフィルタリングによる推薦システム (CB)

入力書籍から、書籍の属性値 (書籍タイトル、書籍サブタイトル、著者名、出版社名、発売年、定価、書籍ジャンル) を取得する. 属性値を基に、付録1で述べる方法により、書籍データベース内の各書籍データとの類似度を算出する. その類似度が最も高い5件を推薦書籍として提示する. ここで、各パラメータは、経験的ではあるが、それぞれ、 $\beta_y = 5, \beta_g = 2, \alpha_t = 1, \alpha_a = 1, \alpha_{pub} = 0.3, \alpha_y = 0.5, \alpha_{pr} = 0.3, \alpha_g = 1$ とした.

(c) 協調フィルタリングによる推薦システム (CF)

入力書籍をAmazonのページ⁵により表示させる. ページ中には「この商品を買った人はこんな商品も買っています」として、協調フィルタリングによる推薦書籍リストが提示されるので、このリスト上位5件を推薦書籍として提示する.

4.2.2 ビブリオバトルによる推薦 (BB)

ビブリオバトルの公式ルール⁶に則り、以下のよう

楽天ブックスの書籍紹介ページ



推薦リスト

- 夢をかなえるゾウ [LINK]
- 私の履歴書 夢を力に [LINK]
- ダイヤのA [LINK]
- 30日で人生を変える「続ける」習慣 [LINK]
- 下町ロケット [LINK]

図2 被験者への推薦リスト提示
Fig.2 Showing recommendation list to subjects.

- (1) 被験者がプレゼンタとして入力書籍を持って集まる.
- (2) 順番に一人5分間で入力書籍を紹介する.
- (3) それぞれの発表の後に参加者全員でその発表に関するディスカッションを2-3分行う.

一度のビブリオバトルにおけるプレゼンタは6名とする. 本実験では、プレゼンタは被験者として扱われ、これにより、一人の被験者に対し5件の書籍が推薦されることに相当する.

4.2.3 推薦システムに対する被験者評価

以上のように、ベースラインシステムおよびビブリオバトルによる推薦を行うことにより、一つの入力キーワードまたは入力書籍に対し、各推薦システムにより、それぞれ5件の推薦書籍が提示される. 推薦書籍を基に、被験者に評価してもらうことで、ベースラインシステムによる推薦効果とビブリオバトルによる推薦効果について比較検証する.

推薦システムの被験者評価の方法として、Puら^[11]が提案した評価フレームワークを参考にする. Puらは、大規模ユーザ調査により収集されたデータに基づく心理的測定法により、推薦システムの評価モデルとして、15個の尺度およびそれを評価するための32個の質問を導出した. 本実験では、15個の尺度のうち、本実験における評価に関連する尺度として、表2に示す、6個の尺度 (推薦精度、推薦新規性、推薦多様性、説明性、透過性、総合満足度) を選んだ. また各

5: <http://www.amazon.co.jp/>

6: <http://www.bibliobattle.jp/home>

推薦システムとしてのビブリオバトルの評価

表3 各被験者のグループと入力キーワードおよび入力書籍
Table 3 Subject group and input key words and books.

被験者	グループ	入力キーワード	入力書籍
u1	A-a	夢のために今、出来ること	夢をかなえるゾウ
u2	A-a	エンジニア	私の履歴書 夢を力に
u3	A-a	夢と現実	完全なる首長竜の日
u4	A-b	自信と努力	ダイヤのA
u5	A-b	夢を実現するための習慣	30日で人生を変える「続ける」習慣
u6	A-b	夢と環境	下町ロケット
u7	B-a	老後	老いの才覚
u8	B-a	ゲームプランナー	ゲームシナリオの書き方
u9	B-a	生き方	ぐれる！
u10	B-b	夢	夢をかなえるゾウ
u11	B-b	将来にお金は大切か	金持ち父さん貧乏父さん
u12	B-b	幼少期の自分	大阪の民話

尺度を測るために、それぞれ表2に示す質問を用意した。被験者は各質問に対し、5段階（(1)強く同意しない、(2)同意しない、(3)どちらでもない、(4)同意する、(5)強く同意する）で回答する。たとえば、被験者に「推薦アイテムは私の興味に合っていた」という質問に回答してもらうことで、推薦システムの推薦精度を測ることができる。

BBを含め、KW、CB、CFにおいて、推薦インタフェースを統一するため、被験者へは、図2に示すような形で、各推薦システムによる推薦リストを提示した。推薦リストには書籍のタイトルのみが提示されているが、被験者は添付されたリンクを選択することで、楽天ブックスの書籍紹介ページにおいて、その書籍の詳細情報を確認することができる。なお、CFにおいては、協調フィルタリングの処理の部分はAmazonの機能を利用しているが、最終的な推薦リストは、図2の形で提示している。

4.3 実験結果と考察

4.3.1 各被験者のグループと入力キーワードおよび入力書籍

表3に、各被験者のグループと入力キーワードおよび入力書籍を示す。本実験では、ビブリオバトルのグループとして、6名を1グループとした2グループに分けた。表中のグループAとBがそのグループを表している。グループAの被験者は6名共、同一の研究室に所属する学部生および大学院生であり、被験者同士の新密度も高く、互いの嗜好もよく理解し合っている関係である。グループBの被験者は、一つの研究室に偏らず、同一の学部所属する学部生および大学院生である。したがって、グループAほど新密度が高いとはいえないが、同一の学部に所属することから、互いに面識がある程度関係である。

また、推薦システムに対する評価において順序効果を相殺するために、各グループをさらに3名ずつのサ

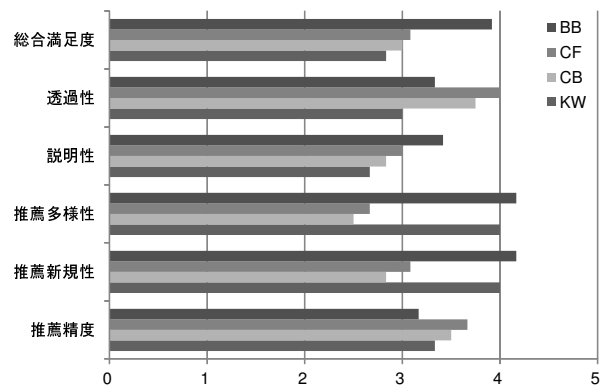


図3 推薦システムに対する平均評価値
Fig.3 The average ratings for each recommender system.

ブグループに分けている。つまり、サブグループaの被験者には、ビブリオバトル開催前に、ベースラインシステムの評価を行ってもらい、サブグループbの被験者には、ビブリオバトル開催後に、ベースラインシステムの評価を行ってもらった。

各グループのテーマとして、グループAには「夢」、グループBには「将来の私」というテーマをそれぞれ設定した。各被験者からは、それぞれのテーマから連想される入力キーワードおよび入力書籍として、表3に示すものが設定された。ここで、入力書籍はビブリオバトルにて紹介する書籍に相当する。

4.3.2 推薦システムに対する評価

図3に、推薦システムごとの各尺度による評価値を示す。図には、各尺度について全被験者により与えられた評価値の平均値を示しており、ビブリオバトルによる推薦（BB）、協調フィルタリングによる推薦（CF）、内容に基づくフィルタリングによる推薦（CB）、キーワード検索（KW）、それぞれに対する評価値を示している。

(a) 推薦多様性および推薦新規性

まず、推薦多様性および推薦新規性の尺度においては、BB が、CF および CB に対して有意に評価が高かった。推薦新規性については、 t 検定を行った結果、有意水準 5% で BB と CF との差に、同水準 1% で BB と CB との差に有意差がみられた。また、推薦多様性については、有意水準 1% で BB と CF および CB との差に有意差がみられた。BB では、CF および CB に対し、ユーザにとって多様かつ新しい書籍が推薦されたといえる。

CB では、書籍タイトルや著者名、書籍ジャンルなどの書籍の属性値の類似度に基づき推薦書籍が決定されるため、入力書籍との関連が強い書籍が推薦される。そのため、被験者にとっては、目新しさがなく、また提示される推薦リストも多様性がないと感じるといえる。たとえば、本田宗一郎（著）の『私の履歴書 夢を力に』を入力書籍とした被験者 u2 への推薦リストには、やはり本田宗一郎（著）の『得手に帆あげて』や『私の手が語る』、『俺の考え』などが含まれていた。本田宗一郎の著書でないものでも、『“ 売る力 ” を 2 倍にする「戦略ガイド」』や『話す力を鍛える「一日一話」』が推薦リストが含まれていたが、これらは入力書籍と同様、ビジネス書に該当するものであり、やはり被験者にとっては目新しさや多様性は感じられなかったといえる。

また、CF では、CB に比べ、新規かつ多様な書籍が推薦されることが期待されながらも、やはり目新しさおよび多様な書籍が推薦されたとはいえない。CF では、他者の購入履歴を参照することで、同時に購入されている書籍をユーザに推薦することになるが、同時に購入される書籍は、やはり関連性が高いものであることが多い。たとえば、『私の履歴書 夢を力に』を入力書籍とした被験者 u2 へは、本田宗一郎の著書や松下幸之助の著書など、内容的にも関連性が高い書籍が推薦されていた。このような傾向から、CF においても、被験者は目新しさや多様性は感じられなかったといえる。

これらに対し、BB では、多様かつ新しい書籍が推薦された。BB では、大きなテーマは与えられるものの、推薦対象被験者の入力書籍に依存せず、想定される全書籍の中から各プレゼンタにより任意に選ばれた 1 冊の書籍が推薦されるため、対象被験者にとっては、推薦される書籍の予測がほぼ不可能である。そのため、被験者にとっては目新しい書籍が推薦されたという印象をもつといえる。さらに、他の参加者 5 名が、与えられたテーマ以外には統一的な基準なしに、それぞれ独自の観点で書籍を紹介するため、推薦される書籍が多様なものであるという印象をもつといえる。実際に

は、たとえばグループ A における BB では、『夢をかなえるゾウ』、『私の履歴書 夢を力に』、『完全なる首長竜の日』、『ダイヤの A』、『30 日で人生を変える「続ける」習慣』、『下町ロケット』が紹介されるなど、多様な書籍が提示されたといえる。

一方で、KW においても、多様かつ新しい書籍が推薦されるという結果になった。KW においては、入力されたキーワードを書籍タイトルや説明文に含まれる書籍が推薦されるため、ユーザにとっては新規なものではなく、多様性もないものが推薦されると予想された。しかし、書籍の内容に基づき推薦書籍を決定する CB に対し、KW では単純にタイトルや説明文に入力キーワードが含まれる書籍が決定される。ある 2 冊の書籍において、表層的に共通のキーワードが含まれるからといって、必ずしもこれらが内容的に関連性の高い書籍であるとは限らない。たとえば、「エンジニア」を入力キーワードとした被験者 u2 へは、『理系の人々』や『小悪魔女子大生のサーバエンジニア日記』、『ぼく、オタリーマン。』、『Cisco CCNA/CCNET 教科書』、『ORACLE MASTER Bronze 11g SQL 基礎 1 問題集』が推薦された。これらはタイトルまたは説明文に「エンジニア」というキーワードが含まれるものの、漫画であったり、日記や教科書、試験問題集など、多様な書籍であるといえる。このようなことが、KW においても多様かつ新しい書籍が推薦されるという結果につながったといえる。

(b) 推薦精度および総合満足度

総合満足度については、KW に対し、BB が有意に高かった（有意水準 5%）。多様かつ新規な書籍が推薦された BB ではあるが、ある程度の被験者の興味への関連性は維持されているといえる。実際に、推薦精度について、BB に対する評価は、平均値こそやや劣るものの、CB、CF、KW に対しても有意な差はなかったことから、BB では、多様性かつ新規性を維持しつつも、CB、CF、KW 並みの推薦精度に匹敵する推薦ができていているといえる。

これは、BB の特性の一つであるチャンプ本による効果の影響があるといえる。プレゼンタはチャンプ本を獲得するために、なるべく参加者が興味をもちそうな書籍を選ぶ努力をする。そのため、プレゼンタの好みの書籍の中から、他の参加者の興味にも合う書籍が紹介されるため、参加者の興味度も維持できているものといえる。最終的に、対象ユーザの興味度を維持しつつ、多様かつ新規な書籍を推薦できる BB に対して、総合満足度が高くなっていることがいえる。

4.3.3 推薦システムによる推薦リストの多様性評価

各推薦システムにより、どの程度多様なアイテムが推薦されたか、その多様性を定量的に評価する。ここ

推薦システムとしてのビブリオバトルの評価

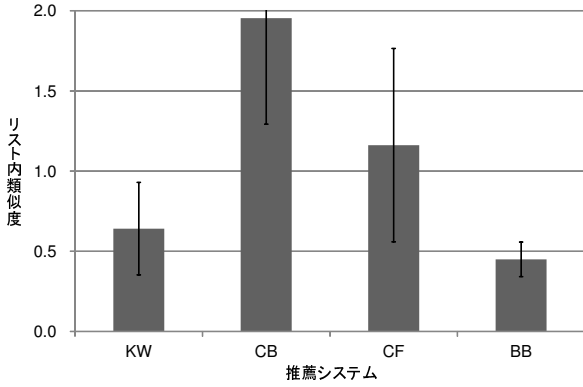


図4 各推薦システムによる推薦リストのリスト内類似度

Fig. 4 Intra-list similarity of recommendation list by each recommender system.

では、次式に示す、Castagnos ら^[17] が提案している推薦リスト内類似度 $ILS(C)$ を用いる。

$$ILS(C) = \frac{\sum_{p_i \in C} \sum_{p_j \in C} \text{sim}(p_i, p_j)}{\frac{n(n-1)}{2}} \quad (1)$$

ここで、 p_i, p_j は推薦リスト C 内のアイテム i, j を表し、 n は推薦リスト内のアイテム数を示す。また、 $\text{sim}(p_i, p_j)$ は p_i, p_j の類似度を表す。つまり、式 (1) は、推薦リスト内の全アイテム間の類似度の平均を表し、この値が高いということはリスト内の多様性が低いことを意味する。また、書籍間類似度 $\text{sim}(p_i, p_j)$ は、付録1で述べた式 (A-7) に基づいて算出する。類似度算出に用いるパラメータは、4.2.1 項 (b) で採用したものと同等の値を用いた。

図4は、各推薦システムによる推薦リストのリスト内類似度を表している。図のとおり、BBによる推薦リストのリスト内類似度は相対的に低いことがわかる。BBのリスト内類似度とCBおよびCFのそれとの差は、有意水準1%で有意差がみられた。このようにリスト内類似度の観点からも、BBでは多様な推薦ができていたということが確認できた。KWにおいてもリスト内類似度が低くなったという点は、4.3.2 項で述べたことと同様の理由によるものである。

4.3.4 ビブリオバトルのもつ説明性に関する定性的評価

これまでの実験結果から、ビブリオバトルによる推薦は、ベースラインシステムよりも、推薦多様性、推薦新規性、総合満足度の観点で上回ることが確認できた。本項では、推薦システムにおいて、もう一つの重要視されている尺度である説明性の観点からビブリオバトルについて定性的に評価する。

ビブリオバトルにおいては、各グループにおいて、表3に示す書籍が推薦された。4.3.2 項で述べたよう

に、被験者に対して多様な書籍が推薦されていることがわかる。ここで、被験者にインタビューしたところ、たとえば、ビジネス書を好む被験者 u2 は、ビブリオバトルで紹介された、『ダイヤのA』（漫画）や『下町ロケット』（小説）に対しても、興味ジャンルとは異なるものの、「購入したい」、「魅力的である」というように興味を示した。同様に、漫画を好む被験者 u4 は、『私の履歴書 夢を力に』（ビジネス書）や『完全なる首長竜の日』（小説）に対しても、興味を示した。また、上記の被験者は、それぞれ、これらの書籍は「自分自身では見つけられなかった」とも指摘している。このように、自身の既存の興味から外れている書籍であっても、ビブリオバトルにより推薦された書籍に対しては興味をもつ傾向にあるといえる。

このことは、ビブリオバトルのもつ説明性が関与するものと考えられる。実際に、被験者 u2 や u4 に、なぜこれらの書籍に興味をもったか質問したところ、「プレゼンタによるプレゼンに影響を受けた」や「友人が興味をもっているから」などの回答が得られた。実際に、ビブリオバトルにおけるプレゼンでは、プレゼンタが紹介本を読むきっかけとなった動機が述べられ、紹介本の概要やどのような人におすすめかといった内容が簡潔に説明されていた。このように単に書籍が提示されるだけでなく、同時にプレゼンタによる説明が添えられることにより、参加者がその書籍を受け入れやすくなり、その書籍に対して興味をもつきっかけになったといえる。さらに、今回の実験では、比較的親しい関係にあるコミュニティにおいてビブリオバトルを行った。そのため、「友人が興味をもっているから」という理由で、その書籍に興味をもつきっかけにもなったといえる。以上のように、ビブリオバトルでは、信頼性のあるコミュニティにおいて、十分な説明を添えて書籍が推薦されるため、ビブリオバトル全体に対する満足度も高いといえる。

なお、説明性に関しては、図3に示すように、有意差こそ現れなかったものの、ビブリオバトルによる推薦の方が他のベースラインシステムよりも上回ったことが確認できている。一方で、透過性に関しては、統計的な有意差は現れなかったが、CF および CB に比べ、ビブリオバトルによる推薦の方が下回っており、被験者にとっては、なぜその本が推薦されたのかは理解しにくかったといえる。このようなことにも関わらず、ビブリオバトルによる推薦に対する総合満足度が高かったということは、被験者が理解しにくかった推薦理由を、プレゼンにより十分に説明がなされたからであるといえる。

5. まとめ

本稿では、ビブリオバトルのもつ推薦機能に着目し、推薦システムとしてのビブリオバトルの評価を行った。比較対象のベースラインシステムとして、キーワード検索システム、内容に基づくフィルタリングによる推薦システム、協調フィルタリングによる推薦システムを取り上げた。これらベースラインシステムと比較した結果、ビブリオバトルによる推薦では、特に推薦多様性および推薦新規性の点で優れており、結果的に総合満足度も優れていることを示した。さらに、プレゼンタがお気に入りの書籍を紹介するというビブリオバトルの性質から、説明性の点でもビブリオバトルが優れていることを示した。

既存のキーワード検索システムや、内容に基づくフィルタリングおよび協調フィルタリングによる推薦システムでは、ユーザの要求する書籍が推薦されるものの、ユーザの既存の興味から大きく外れるようなセレンディピティな書籍が推薦される可能性は低い。一方で、ビブリオバトルでは、実験結果に示したとおり、多様かつ新規な書籍が推薦されやすく、ユーザにとってセレンディピティな書籍が推薦される可能性も高い。さらに、なぜその書籍が推薦されたかの説明が添えられるため、セレンディピティな書籍もユーザにとって受け入れられやすいものとなる。これは、人間が介在する推薦であるがゆえに参加者間の互いの嗜好に対する理解度が高いことが要因として挙げられる。特に、今回の被験者グループでは、同一研究室や同一学部に所属する学部生および大学院生であり、被験者同士の嗜好の理解度が高かったことから、セレンディピティな書籍も受け入れられやすかったといえる。今後、参加者間での嗜好の理解度の高さが、推薦に対する受け入れられやすさにどの程度影響を及ぼすか調査することも興味深い課題の一つである。以上のように、ビブリオバトルを一種の推薦システムとして捉えたとき、ビブリオバトルはセレンディピティや説明性を有する推薦システムであるといえる。

ただし、ビブリオバトルは、手軽に開催できるとはいえ、参加者は指定された日時・場所に集まる必要があるため、既存の推薦システムと比べても、明らかに効率の良いシステムであるとはいえない。しかし、この点に関しては、川上^[18]が提唱する不便益のシステム論に関連する。川上は、「便利なもの」が必ずしも「生活を豊かにするもの」ではないとし、不便なシステムが人間の生活を豊かにすると説いている。ビブリオバトルも不便益のシステムの一つとして取り上げており、参加者がわざわざ指定された日時・場所に集まることで、参加者にとってはこれまでの興味にとらわ

れない、セレンディピティな書籍に出会うという大きな益を得ることができる。

以上のように、従来の推薦システムが主に Web サイト上で利用され、誰に対してもほぼ自動的に推薦処理が行われるのに対し、ビブリオバトルは、特定の日時・場所に集まった参加者のみが、推薦を受けられるということになる。このようなビブリオバトルを一種の人間を介した推薦システムとしてみなすことで、一つの新しい推薦システムのあり方を示したといえる。

また、これまでの情報推薦技術では、推薦システム側がもつアイテムへの愛情や、「どうしても利用してもらいたい」などのような推薦対象ユーザへの熱意といった、人間的な要素は失われており、あくまでも機械的に推薦処理がなされるだけである。これに対し、ビブリオバトルにおいては、プレゼンタが抱く書籍への愛情は強く、その書籍を参加者に「どうしても読んでももらいたい」といった熱意が伝わるため、参加者にとっては、その書籍を読みたいくなるのだらうといえる。結果として、多少既存の興味から外れていても、興味を示すことができ、セレンディピティな書籍が推薦されることにつながるといえる。このように人間を介した推薦システムには、機械的な推薦システムに対して人間的な要素を盛り込むことができ、そのことが推薦システムのセレンディピティ、ひいては総合満足度の向上に寄与するものであると示唆している。今後、推薦システムに人間的な要素をどのように取り込んでいくかが重要となるといえる。

謝辞

本研究を行うに当たり、「不便の効用を活用したシステム論の展開」(平成 21 年度-25 年度、科学研究費補助金基盤研究(B))の一部支援を受けた。また、本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金若手研究(B)「コンテキスト限定価値を考慮した情報推薦方式」(研究代表者：奥健太、課題番号 23700132)による。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- [1] 谷口忠大, 川上浩司, 片井修, “ビブリオバトル: 書評により媒介される社会的相互作用場の設計,” ヒューマンインタフェース学会論文誌, vol. 12, no. 4, pp. 93-104, 2010.
- [2] P. Resnick and H. R. Varian, “Recommender systems,” Communications of the ACM, vol. 40, no. 3, pp. 56-58, 1997.
- [3] 田中克己, 角谷和俊 (監訳), 奥健太, 北山大輔, 手塚太郎, 牛尾剛聡, 中島伸介, 土方嘉徳, 湯本高行, 河合由起子, 原田史子, 木村文則 (訳), 情報推薦システム入門—理論と実践—, 共立出版, 2012.
- [4] 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.

- [5] C. N. Ziegler, S. M. McNee, J. A. Konstan, and G. Lausen, "Improving recommendation lists through topic diversification," in WWW '05: Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web, 2005, pp. 22-32.
- [6] Y. Hijikata, T. Shimizu, and S. Nishida, "Discovery-oriented collaborative filtering for improving user satisfaction," in IUI '09: Proceedings of the 14th international conference on Intelligent user interfaces, 2009, p. 67.
- [7] T. Murakami, K. Mori, and R. Orihara, "Metrics for evaluating the serendipity of recommendation lists," New Frontiers In Artificial Intelligence, Lecture Notes in Computer Science, vol. 4914/2008, pp. 40-46, 2008.
- [8] Kenta Oku and Fumio Hattori, User Evaluation of Fusion-based Recommender System for Serendipity-oriented Recommender System, Proceedings of the Workshop on Recommendation Utility Evaluation: Beyond RMSE (RUE 2012), at the 6th ACM International Conference on Recommender Systems (RecSys 2012), pp.Web (6 pages), Dublin, Ireland, 2012.
- [9] N. Tintarev and J. Masthoff, "Effective Explanations of Recommendations: User-Centered Design," in RecSys '07: Proceedings of the 2007 ACM conference on Recommender systems, 2007, pp. 153-156.
- [10] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, L. G. Terveen, and J. T. Riedl, "Evaluating collaborative filtering recommender systems," ACM Transactions on Information Systems (TOIS), vol. 22, no. 1, pp. 5-53, 2004.
- [11] P. Pu and L. Chen, "A User-Centric Evaluation Framework for Recommender Systems," in RecSys '11: Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender systems, 2011, pp. 157-164.
- [12] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl, "GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews," in CSCW '94: Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work, 1994, pp. 175-186.
- [13] G. Linden, B. Smith, and J. York, "Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering," IEEE Internet Computing, vol. 7, no. 1, pp. 76-80, Jan. 2003.
- [14] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, "Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions," IEEE transactions on knowledge and data engineering, vol. 17, no. 6, pp. 734-749, 2005.
- [15] 奥健太, 中島伸介, 宮崎純, 植村俊亮, 状況依存型ユーザ嗜好モデリングに基づく Context-Aware 情報推薦システム, 情報処理学会論文誌: データベース, Vol.48, No.SIG 11 (TOD34), pp.162-176, 2007 年 6 月.
- [16] M. Sarwar, G. Karypis, A. J. Konstan, and J. Riedl, Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms, In proc. of World Wide Web Conference, pp.22-32, 2001.
- [17] S. Castagnos, N. Jones, and P. Pu, "Eye-tracking product recommenders' usage," in RecSys '10: Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems, 2010, pp. 29-36.
- [18] 川上浩司, "不便の効用に着目したシステムデザインに向けて," ヒューマンインタフェース学会論文誌, vol. 11, no. 1, pp. 125-134, 2009.

付録

1. 書籍間類似度の算出

第4章の評価実験で述べる比較手法の一つである内容に基づくフィルタリングを実行するためには、予め書籍間の内容に基づく類似度を算出しておく必要がある。書籍データの属性値に基づき、書籍間の類似度を算出する。以下、属性ごとの類似度の定義を示し、最後に総合類似度の算出方法を示す。

書籍タイトル・サブタイトルの類似度

書籍タイトルおよび書籍サブタイトルに含まれる語句の類似性から、書籍タイトル・サブタイトルの類似度を算出する。

まず、書籍タイトルおよび書籍サブタイトルから語句を抽出する。語句抽出には、形態素解析器である茶筌⁷を用いる。本研究では、「名詞」、「動詞」、「形容詞」、「副詞」、「未知語」を抽出対象の品詞とした。ただし、「一般言語学」のような複合語に対応するため、連続する名詞や未知語は一つの語句として抽出している。

書籍 a 、書籍 b を、各抽出語句を要素とした集合（それぞれ T_a, T_b とする）として表現する。このとき、書籍タイトル・サブタイトルによる類似度は、Jaccard 係数を用いて次式により算出される。

$$\text{sim}_{\text{title}}(a, b) = \frac{|T_a \cap T_b|}{|T_a \cup T_b|} \quad (\text{A.1})$$

著者名・出版社名の類似度

書籍 a および書籍 b において、同一著者名が含まれているか否かにより、著者名の類似度を以下のように定義する。

$$\text{sim}_{\text{author}}(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{同一著者名あり} \\ 0 & \text{同一著者名なし} \end{cases} \quad (\text{A.2})$$

同様に出版社名による類似度を以下のように定義する。

$$\text{sim}_{\text{publisher}}(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{同一出版社名あり} \\ 0 & \text{同一出版社名なし} \end{cases} \quad (\text{A.3})$$

発売年の類似度

発売年が近い書籍ほど類似していると考え、発売年の類似度を算出する。書籍 a 、書籍 b の発売年を、それぞれ y_a, y_b としたとき、発売年による類似度は、次式から算出される。

$$\text{sim}_{\text{year}}(a, b) = \exp \frac{-|y_a - y_b|}{\beta_y} \quad (\text{A.4})$$

7: <http://chasen.naist.jp/hiki/ChaSen/>

ここで, β_y はパラメタであり, 実験的または経験的に定められる.

定価の類似度

二つの書籍の定価の比が1に近いほど類似していると考え, 定価の類似度を算出する. 書籍 a , 書籍 b の定価を, それぞれ p_a, p_b としたとき, 定価による類似度は, 次式から算出される.

$$\text{sim}_{\text{price}}(a, b) = \frac{\min(p_a, p_b)}{\max(p_a, p_b)} \quad (\text{A.5})$$

ここで, $\max(x, y), \min(x, y)$ は関数であり, それぞれ, x, y のうちの最大値, 最小値を返す.

書籍ジャンルの類似度

楽天ブックスでは書籍ジャンルは階層構造により表現されている. ここでは, その階層構造における距離の近さからジャンル間の類似度を計算する.

書籍 a , 書籍 b のジャンルの階層レベルをそれぞれ g_a, g_b とする. また, これらの共通親ジャンルの階層レベルを g_p とする. このとき, 書籍ジャンルの類似度は次式により算出される.

$$\text{sim}_{\text{genre}}(a, b) = \exp \frac{-(g_a + g_b - 2g_p)}{\beta_g} \quad (\text{A.6})$$

ここで, β_g はパラメタであり, 実験的または経験的に定められる.

総合類似度

以上の各類似度に基づき, 次式により書籍 a , 書籍 b の総合類似度を算出する.

$$\begin{aligned} \text{sim}(a, b) = & \alpha_t \text{sim}_{\text{title}}(a, b) \\ & + \alpha_a \text{sim}_{\text{author}}(a, b) \\ & + \alpha_{\text{pub}} \text{sim}_{\text{publisher}}(a, b) \\ & + \alpha_y \text{sim}_{\text{year}}(a, b) \\ & + \alpha_{\text{pr}} \text{sim}_{\text{price}}(a, b) \\ & + \alpha_g \text{sim}_{\text{genre}}(a, b) \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

ここで, $\alpha_t, \alpha_a, \alpha_{\text{pub}}, \alpha_y, \alpha_{\text{pr}}, \alpha_g$ は, 各類似度の重みを調整するためのパラメタである.

(2012 年 10 月 12 日受付)

著者紹介

奥 健太 (正会員)

立命館大学情報理工学部助教. 博士(工学). 2004 年大阪市立大学工学部土木工学科卒業. 2006 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了. 2009 年同大学院同研究科博士後期課程修了. 同年より現職. 主に情報推薦の研究に従事. 情報処理学会, 電子情報通信学会, 日本データベース学会, ACM, ヒューマンインタフェース学会, 土木学会, 地理情報システム学会, 観光情報学会, 日本知能情報ファジィ学会各会員.

赤池 勇磨

2008 年立命館大学情報理工学部入学. 2009 年同大学同学部知能情報学科に配属, 現在に至る. インフォーマルコミュニケーション, コミュニケーション場のメカニズムデザインがコミュニケーションの質的狀況に及ぼす影響に関する研究に従事.

谷口 忠大 (正会員)

2006 年京都大学工学研究科博士課程修了. 2005 年より日本学術振興会特別研究員 (DC2), 2006 年より同 (PD). 2007 年より京都大学情報学研究科にて (PD) 再任. 2008 年より立命館大学情報理工学部助教, 2010 年より同准教授. 個体と組織における記号過程の計算論的な理解や共生社会に向けた知能情報学技術の応用研究についての研究に従事. 京都大学博士(工学). 計測自動制御学会学術奨励賞, システム制御情報学会学会賞奨励賞, 論文賞, 砂原賞など受賞. 計測自動制御学会, 日本人工知能学会, システム制御情報学会, 日本神経回路学会などの会員.