

原著論文

セレンディピティ指向情報推薦のための フュージョンベース推薦システム†

奥 健太*・服部 文夫*

近年、推薦精度以外の評価尺度を重視した推薦システムに関する研究が注目されている。推薦精度以外の評価尺度の一つであるセレンディピティは、推薦システムがいかにユーザにとって意外かつ有用なアイテムを発見できるかを表す評価尺度である。本研究では、セレンディピティ指向情報推薦システムとしてフュージョンベース推薦システムを提案する。提案システムは、外発的および内発的偶然を発生させる機構をもち、ユーザがこれらの偶然の中から価値あるアイテムを察知できるような仕組みをもつ。我々は、セレンディピティ指向情報推薦においては、これらの機構をもつインタフェースを要件としたシステム設計が必要であるとする。提案システムは、ユーザが任意に選択した二つのアイテムを混ぜ合わせることで、セレンディピティなアイテムを発見するという、フュージョンベースアプローチの考え方に基づく。本研究の貢献は次のとおりである：セレンディピティ向上のためのフュージョンベースアプローチを適用した推薦システムを提案した。実際の楽天ブックスの書籍データセットを用いた被験者実験による推薦システムの有効性評価を行った。既存の推薦システムの一つであるAmazonとのセレンディピティの観点から比較評価を行った。

キーワード：情報推薦システム、セレンディピティ指向情報推薦システム、セレンディピティ、フュージョンベースアプローチ

1. はじめに

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[1, 2, 3]。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[1, 4]。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、新規性や多様性、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[5, 6]。

本研究では、推薦精度以外の評価指標の一つとして、セレンディピティに着目している。セレンディピティとは「偶然によって思いがけず価値あるものを発見する能力」を意味する。我々はセレンディピティな（思いがけず価値のある）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。我々は、セレンディピティについて解釈し、定義した上で、セレンディピティなアイテムをユーザに提示するセレンディピティ指向情報推薦の実現を目標としている。

セレンディピティを解釈するためには、その言葉の原義を理解する必要がある。セレンディピティの語源となった『セレンディップの3人の王子』[7]には、3人の王子たちが旅をする中で、さまざまな意外な出来事の中から新しい物事を発見し、それを幸運に結び付けていく様子が描かれている。この物語を読んだHorace Walpoleが、「王子たちは、いつも偶然に際した察知力で思いがけない発見をする」と指摘し、「偶然と察知による思いがけない発見をする能力」をセレンディピティと名付けたことが、セレンディピティという言葉が誕生するきっかけとなった[8]。このWalpoleの定義から、セレンディピティ指向情報推薦においては、ユーザが偶然の中から価値あるアイテムを察知できるような仕組みをシステムに取り込むことが重要であるとする。このうち察知はユーザ側が行う行為であり、システム側としては、ユーザが察知するきっかけとなるような偶然を発生させる機構が必要になると考える。

さらに、文献[8]では、「偶然」には、「やってくる偶

† Fusion-based Recommender System for Serendipity-Oriented Recommendations

Kenta OKU and Fumio HATTORI

* 立命館大学
Ritsumeikan University

然」と「迎えに行く偶然」の2種類があるとしている。たとえば、セレンディピティ的発見の事例としてよく取り上げられる、「ニュートンが、りんごが木から落ちるのを見て、万有引力の考えを思いつく。」「[9]というエピソードにおいては、「りんごが木から落ちる」という部分が「やってくる偶然」となる。つまり、「やってくる偶然」は主体者からの働きかけによらず生ずる偶然である。一方で、「迎えに行く偶然」は、主体者が何らかの期待をもって行動した結果として出会う偶然である。たとえば、2002年にノーベル化学賞を受賞した田中耕一の事例では、「試料として間違っアセトンの代わりにグリセリンを使用していたことに気付いたが、結果を確認するためにそのまま実験を続けた。結果として、それが未知の現象を観察することにつながった。」というエピソードがある。ここでは、誤りを認識していながらも、何らかの結果を期待し実験を継続するという行動をとった結果、出会った未知の現象が、「迎えに行く偶然」となる。また、上記いずれの事例においても、出会った偶然を価値に結び付けることが重要であり、この価値に結び付ける行為が「察知」となる。

本研究では、「やってくる偶然」を外発的偶然、「迎えに行く偶然」を内発的偶然と定義した上で、上記の考え方から、セレンディピティ指向情報推薦においては、

- (a) 外発的偶然を発生させる機構
- (b) 内発的偶然を発生させる機構

をもつインタフェースを要件としたシステム設計が必要であると考え、本稿では、この要件を満たすシステムとして、ユーザが任意に選択した二つのアイテムを混ぜ合わせることで、セレンディピティなアイテムを発見するというアイデアに基づく推薦システムを提案する。我々は、二つのアイテムを混ぜ合わせることで、推薦アイテム群を出力することを、フュージョンとよび、このアイデアに基づいた推薦システムを、フュージョンベース推薦システムとよぶ。ここで、セレンディピティなアイテムを以下のように定義する。

定義Ⅰ 未知で自力では発見できなかったであろうが、提示されて初めて興味をもったアイテム

定義Ⅱ 提示されるまでは興味がなかった(と思いついでいた)が、提示されて初めて興味をもったアイテム

定義Ⅲ 提示されることにより、自分自身の興味を広げるきっかけとなったアイテム

また、セレンディピティなアイテムを多く提示できる推薦システムがセレンディピティの高い推薦システムであると定義する。

提案システムにおいて着目している混ぜ合わせるという行為は、「色を混ぜ合わせる」、「料理の食材を混ぜ合わせる」、「音を混ぜ合わせる」など、日常的にも人間にとって身近な行為であり、既存の材料を組み合わせることにより新たなモノを創出することができる。さらに、この行為は次のような特徴をもつ。

- a) 混ぜ合わせる材料の組合せから、人間が直感的に混合後の結果を期待することができる。一方で、材料の組合せによっては、期待とは異なる思いがけない結果をもたらす可能性もある。
- b) 直感的な分かりやすさと思いがけなさから、人間の好奇心が引き出され、遊び心でいろいろな材料の組合せでの混合を試してみたいくなる。

これらの特徴は、人間が何らかの期待をもって材料を混ぜ合わせることで、思いがけない結果を発生させることから、内発的偶然を発生させる機構に相当する。提案システムであるフュージョンベース推薦システムは、この混ぜ合わせるという概念をシステムとのユーザインタラクションに取り入れたものであり、ユーザは二つのアイテムを混ぜ合わせるという操作を繰り返すことで、探索的にセレンディピティなアイテムを発見することを支援するシステムである。

図1に、書籍を推薦対象コンテンツとしたフュージョンベース推薦システムのインタフェースを示す。ユーザが、「ランダム」、「人気」、「新刊」ボタンをクリックすることにより、それぞれ書籍データベースからクリックされたボタンに対応した書籍がランダムに提示される。このランダム提示が外発的偶然を発生させる機構になる。また、ユーザはキーワードやジャンル、年代などにより書籍を検索することもできる。ユーザが提示された書籍群の中から気になる書籍を材料として選択し、混合の基本となる書籍にドラッグ&ドロップすることにより、二つの書籍の特徴を混ぜ合わせた特徴をもつ書籍群が提示される。ユーザは何らかの期待をもって混ぜ合わせる書籍を選択するわけであるが、書籍の選び方によっては思いがけない結果をもたらす可能性もあり、このことが内発的偶然を発生させることにつながる。ユーザは「それとこれを混ぜ合わせるとどのような結果になるか」というように、遊び心をもちながら納得がいくまで、本システムを繰り返し利用することが可能である。この過程において対話的にセレンディピティなアイテムが提示されて



図1 フュージョンベース推薦システムのインタフェース

いくという仕組みである。

なお、従来の推薦システムでは、ユーザの嗜好に合ったアイテムを、ユーザの負担がなく、効率良く提示することを目的としたものが多いが、提案システムでは、ユーザがシステムとのインタラクションを通じて、探索的にセレンディピティなアイテムを発見することを支援することを目的としている。提案システムでは、具体的に利用したいアイテムのイメージが定まっているユーザではなく、自分自身の興味を認識していないユーザや新しい分野への興味を開拓したいと思うユーザなどを想定している。

以降、第2章では、関連研究について述べる。第3章では、提案システムであるフュージョンベース推薦システムについて述べ、第4章で、評価実験について述べる。最後に、第5章で、本稿をまとめる。

2. 関連研究

Herlockerら[5]は、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、新規性やセレンディピティ、多様性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必要であると指摘している。

幾らかの研究者は情報推薦の枠組みの中でセレンディピティについて言及している。Zieglerら[10, 11]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[12]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、セレンディピティを向上させる可能性があるとして述べている。これらが推薦リストを自動的に編集するアプローチをとっているのに対し、本研究では、ユーザが積極的にシステムとインタラクションをとることで、セレンディピティなアイテムを発見することを目指す。

Hijkataら[13]やMurakamiら[6]は、発見性や意外性を予測する推薦手法を提案している。

Hijkataら[13]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・不既知プロファイルを利用し、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[6]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。

これらの手法は個々のユーザのモデルやプロファイルを構築し、ユーザの長期的な興味や嗜好、習慣に基づき、ユーザにとって知らないアイテムや習慣にないアイテムを提示することで、発見性や意外性の高い推薦を実現することを目指している。一方で、本研究では、ユーザの短期的な興味や嗜好に着目し、ユーザがシステムとのインタラクションを通じて、探索的にセレンディピティなアイテムを発見することを支援することを目指している。

3. フュージョンベース推薦システム

本章では、提案システムであるフュージョンベース推薦システムについて説明する。フュージョンベース推薦システムは、セレンディピティなアイテムを推薦するための機構として、以下の機構から構成されるインタフェースを備える(図1)。

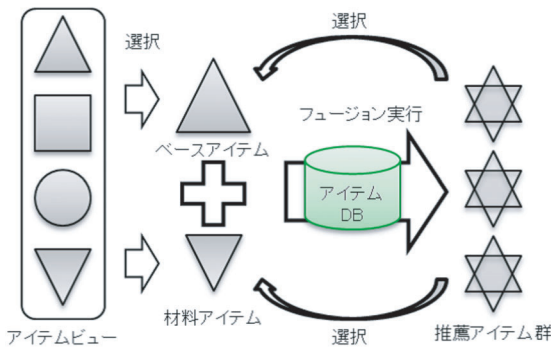


図2 ベースアイテムおよび材料アイテムに基づくフュージョン実行の概念図

- (a) 外発的偶然を発生させる機構
(b) 内発的偶然を発生させる機構

図1および図2のように、ビューに提示されたアイテム群の中から、ユーザが混合せの基本としたいアイテム(ベースアイテムとよぶ)を選択し、さらに混ぜ合わせたいアイテム(材料アイテムとよぶ)をそのベースアイテムにドラッグ&ドロップすることにより、二つのアイテムの特徴を併せもつアイテム群が推薦アイテム群としてビューに出力される。ここで、本稿では、二つのアイテムを混ぜ合わせることで、推薦アイテム群を出力することを、フュージョンとよぶ。ユーザは納得がいくまで、ベースアイテムの再選択や材料アイテムの再検索を行いながら、繰り返しフュージョンを実行することができる。この過程において対話的にセレンディピティなアイテムが提示されていく。

3.1節では、まず本稿で推薦対象コンテンツとした書籍データベースについて説明する。3.2節では、上記に示した各機構について、システムのインタフェースおよびユーザのインタラクションについて説明する。3.3節では、フュージョンの内部処理としてフュージョン方式について述べる。

3.1 書籍データベース

提案システムは、将来的には音楽や映画、料理レシピなどのさまざまなコンテンツへの適用を想定しているが、本稿では、書籍を推薦対象コンテンツとして検討する。楽天ブックス¹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API²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

表1 書籍データの主な属性

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
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

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、提案システムではこれらを属性としたbookテーブルを用意した。また、併せて以下のテーブルを用意した。

- *book-phrase* (*isbn*, *phrase*, *idf*)
- *book-author* (*isbn*, *author*)
- *book-genre* (*isbn*, *genre-id*)

ここで、*book-phrase*テーブルには、各書籍データの*book.title*と*book.sub-title*に含まれる語句を登録している。語句の抽出方法については3.1.1項にて述べる。*book-author*テーブルには各書籍データの著者を、*book-genre*テーブルには各書籍データのジャンルIDを登録している。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。

3.1.1 書籍データからの語句抽出

各書籍データの*book.title*と*book.sub-title*から、形態素解析器である茶筌³を用いて語句を抽出する。抽出対象の品詞は、経験的ではあるが、「名詞」、「動詞」、「形容詞」、「副詞」、「未知語」とした。ただし、「認知心理学」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。

また、語句の重みを考慮するため、各抽出語句について*IDF*を算出しておく。*IDF*は文書検索においてよく用いられ、語句 w_i の IDF_i は次式で表される。

¹ 楽天ブックス: <http://books.rakuten.co.jp/book/>

² 楽天ブックス書籍検索API: <http://webservice.rakuten.co.jp/api/booksbooksearch/>

³ 茶筌: <http://chasen.naist.jp/hiki/ChaSen/>

$$IDF_i = \log \frac{N}{n_i} \quad (1)$$

ここで、 N は文書の総数である。提案システムでは書籍データベース全体に対する IDF を求めるため、全書籍データ数である $N=667,218$ を用いる。 n_i は同データベース上において、*book.title*と*book.sub-title*いずれかに語句 w_i を含む書籍データ数である。

3.2 システムのインタフェース

図1は提案システムのインタフェースである。先述した各機構(a), (b)を実装したインタフェースについて、それぞれ説明する。システムは、これらの偶然をユーザの前に発生させることで、ユーザが偶然の中から価値あるアイテムを察知することを支援する。

(a) 外発的偶然を発生させる機構

外発的偶然を発生させるためのインタフェースとして、「ランダム」ボタン、「人気」ボタン、「新刊」ボタンを実装する。各ボタンをクリックすることで、書籍データベースから対応する N 件の書籍がランダムに検索される。検索された書籍群は、図1の入力アイテムビューIに提示される。また、ユーザは「検索」ボタンにより、テキストボックスに入力されたキーワードに基づき、書籍を検索することができる。さらに、「プリセット」ボタンをクリックすることで、手軽にシステムの動作を確認するために、システム設計者があらかじめ用意した書籍を表示させることもできる。表2に、各ボタンがクリックされたときに発生する処理を示す。ここで、表中の θ は、4章で述べる実験においては、 $\theta=1000$ としている。

なお、入力アイテムビューおよび推薦アイテムビューに提示された書籍やベースアイテムにマウスカーソルを重ねることにより、書籍情報(「タイト

ル」、「サブタイトル」、「著者」、「発売日」、「ジャンル」)がポップアップ表示される。また、書籍タイトルをクリックすることにより、外部のブラウザ上で楽天ブックスでの書籍情報ページが開かれる。

(b) 内発的偶然を発生させる機構

内発的偶然を発生させるためのインタフェースとして、フュージョン機構を実装する。

ユーザは、入力アイテムビューおよび推薦アイテムビューに提示されている書籍のうち一つを選び、ベースアイテムの枠内にドラッグ&ドロップすることによりベースアイテムを選択することができる。ベースアイテムはフュージョンを実行する際に、基準となるアイテムである。

また、入力アイテムビューおよび推薦アイテムビューに提示された書籍のうち一つを材料アイテムとして選び、材料アイテムの枠内にドラッグ&ドロップすることにより、ベースアイテムと材料アイテムに基づきフュージョンが実行される。フュージョンが実行された結果、出力されたアイテムが推薦アイテムビューに提示される。なお、フュージョン方式は3.3節で説明するように3種類の方式を定義している。各フュージョン方式により出力されたアイテム群が、それぞれ推薦アイテムビューI, II, IIIに提示される。

3.3 フュージョン方式

3.2節(b)で述べた機構において、ユーザがベースアイテムおよび材料アイテムをドラッグ&ドロップすることにより、ベースアイテムと材料アイテムに基づきフュージョンが実行される。提案システムでは、フュージョン方式として以下の3種類の方式を定義する。以降では、ベースアイテムを*bookA*、材料アイテムを*bookB*、推薦アイテムを*book*と表記して説明する。

(a) *phrase-phrase*フュージョン

*bookA*に含まれる語句リスト*bookA.phraseList*のうちいずれか一つの語句と、*bookB*に含まれる語句リスト*bookB.phraseList*のうちいずれか一つの語句を、*book.title*または*book.sub-title*に含む書籍を最大 M 件検索する。検索された書籍は、推薦アイテムビューIに提示される。図3(a)には、*bookA*:『やさしいJava第4版』と*bookB*:『基礎からのMySQL』をフュージョンした例を示している。この例では、*bookA*の「Java」と*bookB*の「MySQL」の両方が、*book.title*または*book.sub-title*に含まれる書籍として、『Java+MySQL+Tomcatで始めるWebアプリケーション構築入門』が提示されている。

表2 各ボタンによる検索処理

ボタン	発生する検索処理	検索結果の提示先
ランダム	書籍データベースからランダムに N 件の書籍が検索される。	入力アイテムビューI
人気	$review_count \times review_average \geq \theta$ の条件を満たす書籍集合の中から、ランダムに N 件の書籍が検索される。	入力アイテムビューI
新刊	発売日が現在より1カ月以内の書籍集合の中から、ランダムに N 件の書籍が検索される。	入力アイテムビューI
検索	テキストボックスに入力されたキーワードを含む書籍集合の中から、最大 N 件検索される。検索対象として、タイトル、ISBN、著者、出版社のいずれかを指定できる。またジャンルや年代により候補を絞り込むこともできる。	入力アイテムビューII
プリセット	手軽にシステムの動作を確認するため、あらかじめシステム設計者が用意した書籍集合の中から、ランダムに N 件の書籍が検索される。	入力アイテムビューIII



(a) phrase-phrase フュージョンの実行例



(b) phrase-genre フュージョンの実行例



(c) phrase-author フュージョンの実行例

図3 各フュージョンの実行例

phrase-phraseフュージョンのアルゴリズムをAlgorithm 1に示す。ここで、 $searchByPhrasePhrase(phraseA, phraseB, count)$ は、bookテーブルから、book.titleまたはbook.sub-titleに、phraseAとphraseBの両方の語句を含む書籍を最大count件検索する関数である。また、bookA.phraseListおよびbookB.phraseListには、3.1.1項で述べたIDFが高い順に語句が整列されているものとする。つまりIDFが高い語句から優先的に検索に用いられる。

たとえば、図3(a)の例において、bookA:『やさしいJava第4版』に含まれる各語句「やさしい」、「Java」、「第4版」のIDFは、式(1)から、それぞれ、5.60, 7.60, 6.47となる。同様に、bookB:『基礎からのMySQL』に含まれる各語句「基礎」、「MySQL」のIDFは、それぞれ、4.43, 9.91である。このとき、それぞれで最も高いIDFを示した「Java」と「MySQL」が優先的に今回の検索に用いられる。もし、該当の書籍が見つからなかった場合には、次の候補である、「Java」と「基礎」、

「第4版」と「MySQL」という順に再検索が繰り返される。

ただし、語句の重要度を表す尺度としてIDFを用いることの妥当性については、今後検討していく必要がある。また、あえて重要度が低い語句同士を検索に用いることで、ユーザにとって予期しない書籍を発見することにつながることもある。これらの点については、今後、ユーザ評価を行うことで、検索に用いる語句の適切な選び方について検証していく。

(b) phrase-genreフュージョン

bookAに含まれる語句リストbookA.phraseListのうちいずれか一つの語句をbook.titleまたはbook.sub-titleに含み、bookBが属するジャンルリストbookB.genre-idListのうちいずれか一つのジャンルがbook.genre-idに一致する書籍を最大M件検索する。検索された書籍は、推薦アイテムビューⅡに提示される。図3(b)には、bookA:『マネジメント』とbookB:『博士の愛した数式([小説・エッセイ-日本の小説])』をフュージョンした例を示している。この例では、bookAの「マネジメント」がbook.titleまたはbook.sub-titleに含まれ、かつbook.genre-idがbookB.genre-id([小説・エッセイ-日本の小説])に一致する『もし高校野球の女子マネージャーがドラッカーの『マネジメント』を読んだら』が提示されている。

phrase-genreフュージョンのアルゴリズムをAlgorithm 2に示す。ここで、 $searchByPhraseGenre(phraseA, genre-idB, count)$ は、bookテーブルから、book.titleまたはbook.sub-titleにphraseAを含み、かつbook.genre-idがgenre-idBに一致する書籍を最大count件検索する関数である。ここで、先述のphrase-phraseフュージョンと同様に、bookA.phraseListには、IDFが高い順に語句が整列されているものとする。また、ジャンルは階層構造になっており、検索書籍数がcount件に満たない場合は、genre-idBの親ジャンル(たとえば[小説・エッセイ-日本の小説]の親ジャンルは[小説・エッセイ]となる)によって再検索を行う。再検索は、本稿の書籍データベースの場合、階層レベル2まで行う。

(c) phrase-authorフュージョン

bookAに含まれる語句リストbookA.phraseListのうちいずれか一つの語句をbook.titleまたはbook.sub-titleに含み、bookBの著者リストbookB.authorListのうちいずれか一人の著者がbook.authorに一致する書籍を最大M件検索する。検索された書籍は、推薦アイテムビューⅢに提示される。図3(c)には、bookA:

Algorithm 1 *phrase – phrase* フュージョン

```

1: bookList = []
2: for phraseA in bookA.phraseList do
3:   for phraseB in bookB.phraseList do
4:     list = searchByPhrasePhrase(phraseA, phraseB, M +
5:       2)
6:     bookList.add(list)
7:     if bookList.size > M + 2 then
8:       break
9:     end if
10:   end for
11: if bookList.size > M + 2 then
12:   break
13: end if
14: bookList.remove(bookA)
15: bookList.remove(bookB)
16: return bookList

```

Algorithm 2 *phrase – genre* フュージョン

```

1: bookList = []
2: for phraseA in bookA.phraseList do
3:   for genre_idB in bookB.genre_idList do
4:     list = searchByPhraseGenre(phraseA, genre_idB, M +
5:       2)
6:     bookList.add(list)
7:     if bookList.size > M + 2 then
8:       break
9:     end if
10:   end for
11: if bookList.size > M + 2 then
12:   break
13: end if
14: bookList.remove(bookA)
15: bookList.remove(bookB)
16: return bookList

```

Algorithm 3 *phrase – author* フュージョン

```

1: bookList = []
2: for phraseA in bookA.phraseList do
3:   for authorB in bookB.authorList do
4:     list = searchByPhraseAuthor(phraseA, authorB, M +
5:       2)
6:     bookList.add(list)
7:     if bookList.size > M + 2 then
8:       break
9:     end if
10:   end for
11: if bookList.size > M + 2 then
12:   break
13: end if
14: bookList.remove(bookA)
15: bookList.remove(bookB)
16: return bookList

```

『三国志(1)』とbookB:『水滸伝(1(曙光の章))([北方謙三])』をフュージョンした例を示している。この例では、bookAの「三国志」がbook.titleまたはbook.sub-titleに含まれ、かつbook.authorがbookB.author([北方謙三])に一致する『三国志(1の巻)』が提示されている。

phrase-author フュージョンのアルゴリズムをAlgorithm3に示す。ここで、*searchByPhraseAuthor* (*phraseA*, *authorB*, *count*) は、bookテーブルから、

*book.title*または*book.sub-title*に*phraseA*を含み、かつ*book.author*が*authorB*に一致する書籍を最大*count*件検索する関数である。ここで、これまでと同様、*bookA.phraseList*には、*IDF*が高い順に語句が整列されているものとする。

4. 評価実験

本章では、フュージョンベース推薦システムの被験者評価実験について述べる。評価実験用システムとして、3章で述べたフュージョンベース推薦システム⁴をJavaServlet/JSPで実装した。また、本実験では推薦対象コンテンツを書籍とし、3.1節で述べた書籍データベースをMySQLにより構築した。

4.1 実験方法

被験者数は9名(男性8名、女性1名)であり、年齢層は20歳から23歳である。被験者は、著者が所属している学部(工学部)の学生から募集した。ただし、著者と関係のある学生は募集対象から外しており、被験者はいずれも、提案システムに対する予備知識はもっていない。いずれもコンピュータスキルに関しては自己評価で「平均的」であり、インターネットを利用する頻度は「定期的(毎日/ほぼ毎日)」である。また、Amazonを含めオンラインショッピングを利用する頻度は、「極まれに(これまでに数回程度)」から「まれに(月に数回程度)」といった内容である。読書する頻度は、「まれに(月に数回程度)」から「適度に(週に1-3回程度)」といった内容である。

以下に被験者実験の基本的な流れを示す。

- (1) 被験者に、利用してもらう推薦システムおよび「次の休日に読みたい本を3冊探して下さい。」というタスクを提示する。
- (2) 被験者は指定された推薦システムを用いたタスクを遂行する(時間は無制限)。
- (3) 被験者はタスクに合う書籍が見つければその書籍のタイトルを記録しておく(最大3冊)。この書籍を主推薦書籍とする。
- (4) 被験者は、主推薦書籍を探索する過程で、タスクに合わない書籍であっても気になった書籍があれば同様にその書籍のタイトルを記録しておく(0冊以上)。この書籍を副推薦書籍とする。
- (5) タスクに合う本が3冊に達した時点でタスクを終了する。ただし、3冊未満であっても被験者が満足した場合、またはシステムを利用することに飽

4 以下から試用可能である(2012年5月21日現在):
<http://taurus.okukenta.net/>

きた場合は、その時点で終了する。

- (6) 被験者は、タスク終了後、記録した各推薦書籍について個別に表3に示した各質問に回答する。
- (7) 他の推薦システムについて、同様の手順を行う。

ここで、(1)で提示したタスク設定の妥当性については、付録Bにおいて述べる。また、被験者に利用してもらう推薦システムについては4.2節にて説明する。なお、順序効果を相殺するため、利用してもらう推薦システムの順序は被験者によって変えている。

また、推薦書籍に関する個別質問事項は表3に示すとおりである。ここで、Q1については、3段階評価{3:知らなかった, 2:読んだことはないが知っていた, 1:読んだことがある}で、Q2からQ5については、5段階評価{5:強くそう思う, 4:そう思う, 3:どちらともいえない, 2:そうは思わない, 1:まったくそうは思わない}で回答してもらった。また、Q5における「自力」に関しては、被験者には、「既存の検索エンジン(GoogleやYahoo! など)やオンライン書店でのジャンル検索やキーワード検索を利用したり、実在書店や図書館に赴いたりするなどの手段によって、自分自身で容易に見つけられると判断できるものは「自力で見つけられるもの」とみなす」と説明している。

全タスク終了後、各システム全体について、表4に

表3 推薦書籍に対する質問

質問番号	質問
Q1	この本は知っていましたか？
Q2	システムから提示される前から、私はこの本に興味があった。
Q3	システムから提示されて初めて、私はこの本に興味があることに気付いた。
Q4	私はこの本がなぜシステムから提示されたかを理解できた。
Q5	私自身、自力※ではこの本は見つけられなかったと思う。

表4 推薦システム全体に対する質問

質問番号	関連尺度	質問
Q1	インタフェース妥当性	このシステムのインタフェースは分かりやすかった。
Q2	説明性	このシステムは私に本の推薦理由を説明してくれた。
Q3	情報充足性	このシステムは私が本の良し悪しを判断するのに十分な情報を提供してくれた。
Q4	透過性	このシステムにどのような入力を与えれば、どのような出力が提示されるか、分かりやすかった。
Q5	知覚簡便性	私はすぐにこのシステムの使い方が理解できた。
Q6	制御性	システム上で私が行った操作に応じて推薦内容を変えてくれていると感じた。
Q7	知覚有用性	このシステムは私に良い本を紹介してくれた。
Q8	総合満足度	私は全体としてこのシステムに満足している。
Q9	システム信頼度	このシステムは私にとって信頼できる。
Q10	システム利用意図	私はこのシステムをまた利用したい。
Q11	セレンディピティ	このシステムは私に新しい興味に気付かせてくれたり、新たな発見を与えてくれたりした。

示した各質問に先と同様5段階評価で回答してもらった。ここで、Q1からQ10の質問事項は、Puらの推薦システムにおけるユーザ評価フレームワークに関する文献[14]を参考にして作成した。表4の各質問は、併記してある各尺度に関連するものである。また、我々は独自に、セレンディピティに関する質問としてQ11の質問を追加した。

4.2 比較システム

提案システム(F-RS)の比較対象として、推薦システムを導入している大型オンラインストアであるAmazon⁵を選び、Amazon検索・推薦(A-RS)、Amazonランキング(A-Rank)の2種類のシステムをベースラインシステムとした。

本来であれば、提案システムと同等の目的をもった先行システムとの比較を行うべきではあるが、提案システムのように、探索的にセレンディピティなアイテムを発見することを支援することを目的とした研究は、著者の知る限りでは、現状では見当たらない。また、セレンディピティ(発見性や意外性含む)の向上を目的とした関連研究としては、第2章で取り上げたHijikataら[13]やMurakamiら[6]の研究があるものの、これらは長期的な興味や嗜好、習慣に基づいており、本研究のように短期的な興味や嗜好に着目したものではなく、想定する状況が異なる。特に、これらの先行研究が事前にユーザモデル等を用意しておく必要があり、それらを用意しない提案システムと比較することは公平ではないと判断した。

本実験の比較システムとしてAmazonを選んだ理由としては、Amazonが推薦システム(特に、協調フィルタリング[2])を実用化したサービスとして代表的な存在であり、一般ユーザにも広く認知されているという点に着目したからである。Amazon自体はセレンディピティを重視したものではないが、このようなAmazonと比較することで、少なくとも実用化されている推薦システムとしてAmazonとの目的の違いを明確にすると共に、新しい興味分野の開拓などAmazonではできないことが提案システムではできることを明確にできると判断した。

以下、実験におけるベースラインシステムおよび提案システムの利用方法について説明する。

Amazon 検索・推薦(A-RS)

被験者には、Amazonの検索機能としてAmazonサイトにおけるキーワード検索およびジャンル検索の利

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

用, 推薦機能として推薦リスト(「この商品を買った人はこんな商品も買っています」として提示されたリスト)の利用のみを行うことを許可した。また, 推薦リストの下位に意外なアイテムが含まれる可能性があることから, 被験者にはなるべく推薦リスト上位から下位まで幅広く参照するように促している。なお, Amazonの推薦機能は, アイテムベース協調フィルタリング[2]により実装されている。

なお, 付録Cに示したとおり, 被験者に「推薦リスト上位から下位まで幅広く参照するように」指示したことによる影響はほぼみられなかったため, この指示は参考程度といえる。

Amazonランキング(A-Rank)

被験者には, Amazonサイトにおけるベストセラーおよびニューリリースのランキングのみを参照することを許可した。ただし, 被験者にはカテゴリごとのランキングを参照しても良いということを伝えている。

提案システム(F-RS)

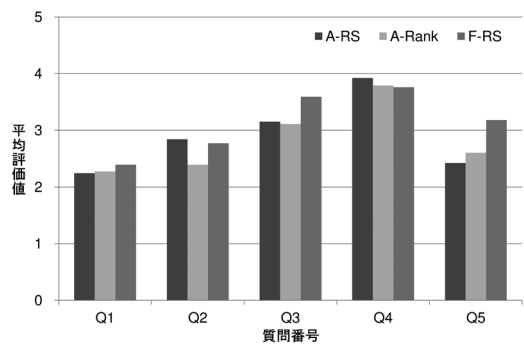
被験者には事前に, 3.2節に示したシステムのインタフェースおよび操作方法について説明している。ただし, 3.3節に示したフュージョン方式の詳細な内部処理については説明していない。これは, 利用者が試行錯誤をしながら, 徐々にシステムの内部処理を理解していくことができるようになっているか, 確認するためである。

4.3 実験結果

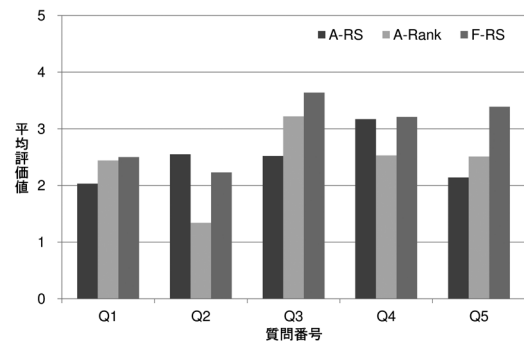
4.3.1 主・副推薦書籍の個別評価

被験者が与えられたタスクを遂行する中で, 各推薦システムにより, どのような主・副推薦書籍が記録されたか, その傾向を分析する。図4は, 主・副推薦書籍に関する質問Q1からQ5(表3)に対して得られた被験者からの評価値を集計したものである。図には, 推薦システムごとに評価値を平均したものを示している。図より, 全体的な傾向としては, 主推薦書籍および副推薦書籍共に同等の結果が得られたため, ここでは, 主推薦書籍の結果(図4(a))に着目して考察を行う。

図4(a)より, 「Q5: 私自身, 自力ではこの本は見つけられなかったと思う」については, F-RSがA-RSおよびA-Rankを上回った。F-RSとA-RSおよびA-Rank各々の平均の差, それぞれについてt検定を行った結果, それぞれ有意水準5%で有意差がみられた。このように, F-RSを用いることにより, 自力では見つけられないような書籍が発見されやすくなるという点で, フュージョンベース推薦システムの発見性が高



(a) 主推薦書籍の個別評価



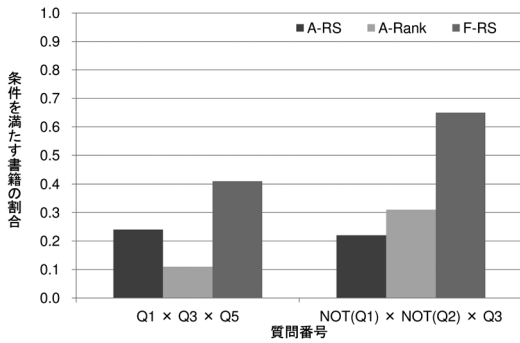
(b) 副推薦書籍の個別評価

図4 主・副推薦書籍の個別評価 (1)

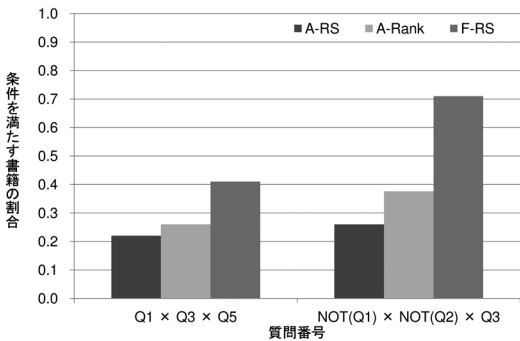
いといえる。

ただし, 第1章で示したセレンディピティなアイテムの定義のうち, 定義Ⅰ:「未知で自力では発見できなかったであろうが, 提示されて初めて興味をもったアイテム」の観点からは, 発見性だけでなく, 発見された書籍がユーザにとって興味をもてるものであったかという点も含めて評価することが重要である。そこで, セレンディピティに関する評価として, 「Q1: 知らなかった」かつ「Q5: 自力では見つけられなかった」書籍のうち, 「Q3: 提示されて初めて興味があることに気付いた」書籍が, 各推薦システムによりどの程度見つけられたか調べた。図5(a)左側には, 主推薦書籍のうち, 「Q1に対する評価値が3」かつ「Q5に対する評価値が4以上」かつ「Q3に対する評価値が4以上」の条件を満たす書籍の割合を示している。t検定を行った結果, F-RSとA-RSおよびA-Rank各々の平均の差に, それぞれ有意水準5%で有意差がみられた。

さらに, セレンディピティに関するもう一つの評価として, 第1章で示したセレンディピティなアイテムの定義のうち, 定義Ⅱ:「提示されるまでは興味がなかった(と思い込んでいた)が, 提示されて初めて興味



(a) 主推薦書籍の個別評価



(b) 副推薦書籍の個別評価

図5 主・副推薦書籍の個別評価 (2)

をもったアイテム」の観点で評価を行った。ここでは、「Q1：知っていた」もので「Q2：システムから提示される前は興味がなかった」が、「Q3：提示されて初めて興味があることに気付いた」書籍が、各推薦システムによりどの程度見つけられたか調べた。図5(a)右側には、主推薦書籍のうち、「Q1に対する評価値が2以下」かつ「Q2に対する評価値が2以下」かつ「Q3に対する評価値が4以上」の条件を満たす書籍の割合を示している。t検定を行った結果、F-RSとA-RSの平均の差に有意水準1%で有意差がみられた。またF-RSとA-Rankの平均の差に有意水準5%で有意差がみられた。

なお、図4(b)および図5(b)に示すように、副推薦書籍を対象としたときも、上記と同様の傾向がみられた。

A-RSの推薦機能では、アイテムベース協調フィルタリングにより、閲覧書籍に関連する書籍が提示されるが、その精度の高さから大きくユーザの既存の興味から外れる可能性は低い。また、A-Rankでは、一般的に人気のある書籍が提示されるため、ユーザにとって興味のあるジャンル内であれば、ユーザが既知っている可能性が高い。一方で、フュージョンベース推

薦システムでは、やや冒険的ではあるが、材料アイテムの選び方によってはユーザの既存の興味から外れる可能性もあり、そのことが発見性を高める要因となっているといえる。その上で、ある程度はベースアイテムとの関連性は維持されているため、提示された書籍に対しユーザが興味を示す可能性も高い。このことが、セレンディピティの観点で、フュージョンベース推薦システムの優位性が示された点であるといえる。

4.3.2 主・副推薦書籍リストの多様性評価

提示されたりストの中に多様なアイテムが多く含まれる方が、その中にセレンディピティなアイテムが含まれる可能性が高くなる[10, 11]。そこで、各推薦システムにより、どの程度多様なアイテムを見つけることができたか、その多様性を評価する。

ここでは、次式に示す、Castagnosら[15]が提案している推薦リスト内類似度 $ILS(C)$ を用いる。

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

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(2)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。ここでは、次式を多様性尺度として用いる。

$$\text{diversity}(C) = 1 - ILS(C) \quad (3)$$

diversity が高いほど、推薦リスト C の多様性が高いことを意味する。

また、書籍間類似度 $\text{sim}(p_i, p_j)$ は、付録Aに示した定義に基づいて算出する。ここで、類似度算出に用いるパラメタは、経験的ではあるが、 $\alpha_{\text{title}} = \alpha_{\text{author}} = \alpha_{\text{publisher}} = \alpha_{\text{year}} = \alpha_{\text{genre}} = 0.2$, $\beta_{\text{year}} = 1$, $\beta_{\text{genre}} = 2$ とした。

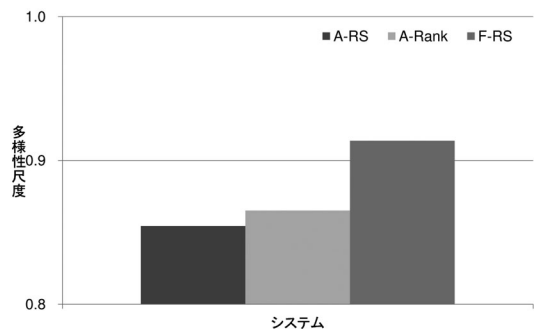


図6 主・副推薦書籍リストの多様性評価

図6は、推薦システムごとの主・副推薦書籍リストの多様性尺度を示している。ここでは、被験者9名の平均値を示している。図6より、F-RSがA-RSおよびA-Rankを上回った。F-RSとA-RSの平均の差についてt検定を行った結果、有意水準10%で有意差がみられた。

このように、F-RSを用いることにより、Amazonのような従来の協調フィルタリングを用いるのに比べて、多様な書籍が推薦される傾向にあることがわかる。

このことも4.3.1項で述べたことと同様の観点から考察できる。A-RSの推薦機能では、アイテムベース協調フィルタリングにより、閲覧書籍に関連する書籍が提示される。推薦リストの下位に着目することで多様な書籍も提示されるものの、やはり全体としては閲覧書籍から大きく外れる書籍が提示される可能性は低い。一方で、フュージョンベース推薦システムでは、材料アイテムの選び方によっては、ベースアイテムから外れた意外な書籍も提示される可能性があり、そのことが推薦リストの多様性を高める要因となっているといえる。

また、各推薦システムにおけるユーザの書籍選択意図の違いからも考察できる。A-RSでは、基本的にはユーザの興味に合う書籍が選択される傾向にある。一方で、フュージョンベース推薦システムでは、ベースアイテムや材料アイテムを選択する際に、必ずしもユーザの興味に合う書籍が選択されるとは限らない。ユーザは好奇心に基づいた遊び心で材料アイテムとして混ぜ合わせてみたいと思った書籍を選択することもある。このことがときに推薦書籍リストを発散させることにつながり、多様性を高める要因になっているといえる。

4.3.3 システム全体の評価

図7は、A-RSおよびA-Rank、F-RSについて、システム全体に関する質問Q1からQ11(表4)に対して得られた被験者からの評価値を集計したものである。

まず、セレンディピティに関する質問である「Q11: このシステムは私に新しい興味に気付かせてくれたり、新たな発見を与えてくれたりした。」に対しては、F-RSがA-RSおよびA-Rankに比べ、有意に高かった(有意水準5%)。この結果は、1章で示したセレンディピティなアイテムの定義のうち、定義Ⅲ: 「提示されることにより、自分自身の興味を広げるきっかけとなったアイテム」をF-RSにより提示できているということを示唆するものであるといえる。

また、システムの制御性に関する質問である「Q6: システム上で私が行った操作に応じて推薦内容を変え

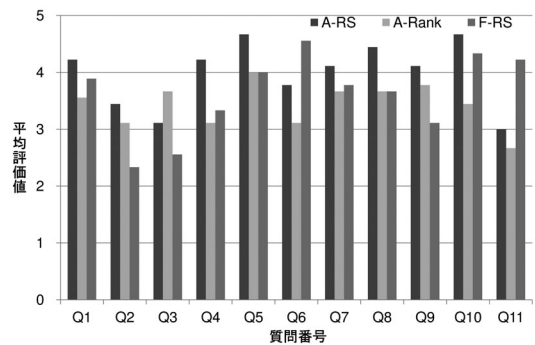


図7 システム全体の評価

てくれていると感じた。」に対しても、F-RSがA-RSおよびA-Rankに比べ高かった。A-RSやA-Rankにおいても、興味のある書籍の選択やキーワードの入力、ジャンルの選択など、ユーザがシステムに介入する機会があるものの、被験者はF-RSの方が制御性があると感じている傾向がある。これは、F-RSの核となるインタラクションである「混ぜ合わせる」という行為により、ユーザが能動的に情報を引き出しているという感覚が得られ、このことがユーザが体感的にシステムを制御していると感じる要因になっていると考えられる。Puらの文献[14]によると、この制御性がシステムに対する総合満足度や信頼度の向上に寄与するといわれ、推薦システムの設計においては重要な指標であるといえる。

一方で、説明性に関する質問である「Q2: このシステムは私に本の推薦理由を説明してくれた。」に対する評価、情報充足性に関する質問である「Q3: このシステムは私が本の良し悪しを判断するのに十分な情報を提供してくれた。」に対する評価、が共に低かった。説明性や情報充足性もシステムの総合満足度や信頼度に影響を及ぼすため、今後、F-RSの改善が必要である。たとえば、F-RSにおいて、フュージョンした結果を提示する際に、ベースアイテムおよび材料アイテムのそれぞれの要素が混合されたのか、といった情報を付加することで推薦理由の説明を添えることが考えられる。また、書籍の良し悪しを判断するための十分な情報を、システムのインタフェース上に表示させることが必要である。

さらに、F-RSの総合満足度に関する質問である「Q8: 私は全体としてこのシステムに満足している。」に対しては、評価値2を与えた2名の被験者を除いて4以上の評価値を与えていた。また、同2名は、F-RSの信頼度に関する質問である「Q9: このシステムは私にとって信頼できる。」に対しても、やはり評価値2を与えていた。ここで、同2名の被験者に着目すると、

いずれも透過性に関する質問である「Q4: このシステムにどのような入力を与えれば、どのような出力が提示されるか、分かりやすかった。」に対して評価値2を与えていた。実際に、Q4とQ8およびQ4とQ9に対する評価値の相関係数は、それぞれ0.781, 0.877であり、透過性がシステムに対する総合満足度および信頼度に影響を及ぼすということがわかる。今回の実験ではフュージョン方式の内部処理については被験者にはあえて説明をしなかった。実際に、内部処理の説明なしでもQ4に対して評価値4以上を与えていた被験者は、Q8およびQ9に対しても高い評価値を与えていた。つまり、説明なしで直感的にフュージョンのロジックが理解できるようフュージョン方式を改良することで、F-RSの総合満足度および信頼度の向上につなげることが可能であるといえる。

4.3.4 システムの利用場面に関する調査

図8に示した各利用場面において、A-RS、A-Rank、F-RS、実在店舗や図書館のうち、どれを利用したいか被験者に質問した。図8には、その各利用場面における、被験者の回答の割合を示している。被験者には各場面において最適と思うシステムを一つのみ選択するように指示している。図8のように、「探す本のタイトルや著者が具体的に決まっているとき」には、明らかにA-RSが最適であると考えていることがわかる。また、ある程度の興味が決まっており、その中で書籍を探したいときも、A-RSやA-Rankなどを利用したいという回答が多かった。

一方で、「新しい分野への興味を開拓したいとき」には、F-RSが大きな割合を占めた。また図8に示した利用場面以外では、「本を読みたいが、まったく興味ジャンルが決まっていないとき」や「読みたい本がわからないとき」、「読みたい本を読みつくしてしまったとき」など、自身が自分の興味を認識していない場合や

新しく興味を広げたいときに、F-RSを利用したいという回答があった。以上の結果から、読みたい書籍が具体的に決まっているユーザや、顕在的な興味の中で書籍を探したいユーザなどの場合には、Amazonなどの既存の推薦システムが有効であり、自分自身の興味を認識していないユーザや、新しい分野への興味を開拓したいと思うユーザなどの場合には、F-RSが有効であるといえる。この結果は、セレンディピティを重視した推薦システムの設計を目指す本研究の立場としては、期待どおりの結果であるといえる。

5. おわりに

本稿では、セレンディピティ指向情報推薦として、フュージョンベース推薦システムを提案した。提案システムは、ユーザが任意に選択した二つのアイテムを混ぜ合わせることで、セレンディピティなアイテムを発見するというアイディアに基づく。また、提案システムは、セレンディピティ指向情報推薦システムの要件である、

- (a) 外発的偶然を発生させる機構
- (b) 内発的偶然を発生させる機構

をもつインタフェースを備える。

被験者実験により、既存の大型オンラインストアであるAmazonに比べ、提案システムがセレンディピティの観点で優位であることを示した。具体的には、セレンディピティなアイテムの定義である、

定義Ⅰ 未知で自力では発見できなかったであろうが、提示されて初めて興味をもったアイテム

定義Ⅱ 提示されるまでは興味がなかった(と思い込んでいた)が、提示されて初めて興味をもったアイテム

定義Ⅲ 提示されることにより、自分自身の興味を広げるきっかけとなったアイテム

が提案システムにより多く提示できることを示した。提案システムは、自分自身の興味を認識していないユーザや、新しい分野への興味を開拓したいと思うユーザなどの場合に、特に有効にはたらくといえる。

今後は、提案システムのインタフェースおよびフュージョン方式を改良することで、ユーザがより直感的にシステムを操作できるようにすることで、システム全体の満足度および信頼度の向上を目指す。また、今回は書籍データを対象にした推薦システムを構築したが、フュージョンの概念を料理レシピや音楽

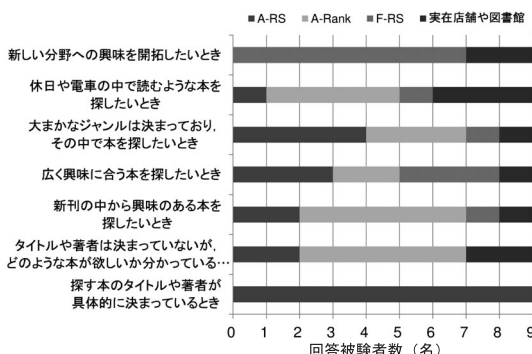


図8 システムの利用場面に関する調査

データなど、他のコンテンツへ適用することも検討する。たとえば、料理レシピの場合は、レシピに含まれる食材を属性として扱うことにより、対象の二つのレシピに含まれる食材を含む新たなレシピを推薦するなどを考えている。また、音楽データの場合は、アーティストや年代などといったメタデータに加えて、音楽データ自体の特徴(テンポや楽器、曲調など)なども属性として扱う必要があると考えられる。各対象コンテンツにおいて、どのような属性を用いると、今回のフュージョンの概念をより効果的に適用できるかについては、今後の課題とする。

謝辞

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] Paul Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, Peter Bergstrom, and John Riedl. GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews. In *CSCW '94: Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work*, pp.175-186. ACM, 1994.
- [2] 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, January 2003.
- [3] Gediminas Adomavicius and Alexander 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.
- [4] Paul Resnick and H.R. Varian. Recommender systems. *Communications of the ACM*, Vol.40, No.3, pp.56-58, 1997.
- [5] 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.
- [6] Tomoko Murakami, Koichiro Mori, and Ryohei 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.
- [7] Elizabeth Jamison Hodges. *Three Princes of Serendip*. Longman Young Bks, 1964.
- [8] Shigekazu Sawaizumi, Osamu Katai, Hiroshi Kawakami, and Takayuki Shiose. Use of Serendipity Power for Discoveries and Inventions. *Intelligent and Evolutionary Systems, Studies in Computational Intelligence*, Vol.187/2009, pp.163-169, 2009.
- [9] Royston M. Roberts. *Serendipity: Accidental Discoveries in Science*. Wiley, 1989.
- [10] Cai-Nicolas Ziegler, Georg Lausen, and Lars Schmidt-Thieme. Taxonomy-driven computation of product recommendations. In *CIKM '04: Proceedings of the thirteenth ACM international conference on Information and knowledge management*, p.406, New York, New York, USA, 2004. ACM Press.
- [11] C.N. Ziegler, S.M. McNee, J.A. Konstan, and Georg Lausen. Improving recommendation lists through topic diversification. In *WWW '05: Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web*, pp.22-32, New York, New York, USA, 2005. ACM.
- [12] Badrul Sarwar, George Karypis, Joseph Konstan, and John Reidl. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. In *WWW '01: Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*, pp.285-295, New York, New York, USA, 2001. ACM.
- [13] Yoshinori Hijikata, Takuya Shimizu, and Shogo Nishida. Discovery-oriented collaborative filtering for improving user satisfaction. In *IUI '09: Proceedings of the 14th international conference on Intelligent user interfaces*, p.67, New York, New York, USA, 2009. ACM Press.
- [14] Pearl Pu and Li Chen. A User-Centric Evaluation Framework for Recommender Systems. In *RecSys'11: Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender systems*, pp.157-164, 2011.
- [15] S. Castagnos, Nicolas Jones, and P.Pu. Eyetracking product recommenders' usage. In *Rec-Sys'10: Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems*, pp.29-36. ACM, 2010.

(2012年5月29日 受付)

(2012年11月8日 採録)

付録

A 書籍間類似度の算出

4.3.2項における推薦書籍リストの多様性尺度を算出するために必要な書籍間類似度の定義を示す。以下、書籍データの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。

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。

$$\text{sim}_{\text{title}}(a, b) = \frac{|T_a \cap T_b|}{|T_a \cup T_b|} \quad (4)$$

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。

$$\text{sim}_{\text{author}}(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{同一著者名あり} \\ 0 & \text{同一著者名なし} \end{cases} \quad (5)$$

同様に出版社名による類似度を以下のように定義する。

$$\text{sim}_{\text{publisher}}(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{同一出版社名あり} \\ 0 & \text{同一出版社名なし} \end{cases} \quad (6)$$

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。

$$\text{sim}_{\text{year}}(a, b) = \exp \frac{-|y_a - y_b|}{\beta_{\text{year}}} \quad (7)$$

ここで、 β_{year} はパラメタであり、実験的または経験的に定められる。

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。

$$\text{sim}_{\text{genre}}(a, b) = \exp \frac{-(g_a + g_b - 2g_p)}{\beta_{\text{genre}}} \quad (8)$$

ここで、 β_{genre} 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 の類似度を算出する。

$$\begin{aligned} \text{sim}(a, b) = & \alpha_{\text{title}} \text{sim}_{\text{title}}(a, b) \\ & + \alpha_{\text{author}} \text{sim}_{\text{author}}(a, b) \\ & + \alpha_{\text{publisher}} \text{sim}_{\text{publisher}}(a, b) \\ & + \alpha_{\text{year}} \text{sim}_{\text{year}}(a, b) \\ & + \alpha_{\text{genre}} \text{sim}_{\text{genre}}(a, b) \end{aligned} \quad (9)$$

ここで、 α_{title} 、 α_{author} 、 $\alpha_{\text{publisher}}$ 、 α_{year} 、 α_{genre} は、各類似度の重みを調整するためのパラメタである。

B 被験者実験におけるタスク設定の妥当性

4.1節の実験手順(1)で提示したタスク設定の妥当性について説明する。被験者には、本実験において、実際の自分自身の場面を想像しやすくすることで、書籍を選択することに対するモチベーションを与えるために、「次の休日に読みたい本を3冊探して下さい。」というタスクを提示した。ここで、単に「休日」ではなく、「次の休日」とすることで、より現実的に被験者自身がその場面を想像しやすくなると考えている。

また、提案システムはユーザの発見を支援するためのものであるため、具体的なタスクを設定するよりも、あえて漠然としたタスクを設定した方が良いと判断した。実際に、他のタスクとして、「研究で必要になる「統計」に関する参考書を3冊探して下さい。」および「ビジネス書に関する本を3冊探して下さい。」という、より具体的な検索対象を指定したタスクにより、同被験者により実験を行った。しかしながら、これら具体的なタスクを設定した際には、提案システムの主要な機能であるフュージョンの機能についてはほとんど使用されず、検索機能のみが利用された。つまり、被験者は、発見を楽しむことよりも、いかに効率良く、タスクに合った書籍を検索できるかを重視していた。

また、提案システムのそもそもの想定ユーザとしては、具体的に検索対象が決まっているのではなく、新しい分野への興味を開拓したいユーザを対象としていることから、具体的なタスクにおいて実験を行うことは、提案システムの想定場面とは異なるため、相応しくないと判断した。このような理由から、セレンディピティを測定するためには、具体的なタスクではなく、「次の休日に読みたい本を3冊探して下さい。」のように、ある程度漠然としたタスクを設定する方が妥当であると判断した。

C Amazonの検索・推薦機能に関する追加検証

Amazon検索・推薦(A-RS)について、「推薦リスト上位から下位まで幅広く参照するように」被験者に指示したが、その指示の有無により比較結果に影響が現れるか検証した。

被験者は、4.1節に示したとおり、著者が所属している学部から募集を行った。ただし、本実験に関する事前知識をもたないように、4.1節で示した被験者は対象から外している。募集した被験者数は計27名であり、コンピュータスキル等は、4.1節に示した

被験者と同等であった。各被験者には、「Amazonの検索・推薦機能を利用し、次の休日に読みたい本を3冊探して下さい。」というタスクを遂行してもらった。基本的な実験の流れは4.1節で示した流れと同様である。ただし、今回の実験では27名の被験者を9名ずつの三つの被験者グループA, B, Cに分け、各グループそれぞれ下記の異なる指示を与えた。

- (a) グループAへの指示：なし
- (b) グループBへの指示：「推薦リストは、なるべく上位から下位まで幅広く参照するようにして下さい。」
- (c) グループCへの指示：「推薦リストは、リストの下位10件のみ参照するようにして下さい。」

(b)および(c)の指示によって、特に指示を与えなかったグループAと比べたとき、A-RSのセレンディピティに影響を及ぼすか確認した。4.2節で示したA-RSでは、「推薦リスト上位から下位まで幅広く参照するように」指示していることから、上記のうち(b)に相当する。(a)と(b)による結果を比較することで、上記の指示の有無による影響を確認している。また、(a)と(c)による結果を比較することで、推薦リスト下位のアイテムがセレンディピティの向上に寄与しているかを確認している。

図9は、上記グループA, B, Cの被験者に対して行った実験結果を示している。図の見方は図5と同様であり、図9には、被験者が記録した主推薦書籍に対する評価を示している。A-RS(A), A-RS(B), A-RS(C)は、それぞれグループA, B, Cの被験者を対象としたときの、条件を満たす書籍の割合を示している。有意水準5%でt検定を行った結果、いずれの差にも有意差はみられなかった。つまり、(b)の指示による影響はほとんどなかったといえる。このことから、今回、被験者に対して「推薦リスト上位から下位まで幅広く参照するように」指示を与えたことは、あくまでも参考程度ということになる。

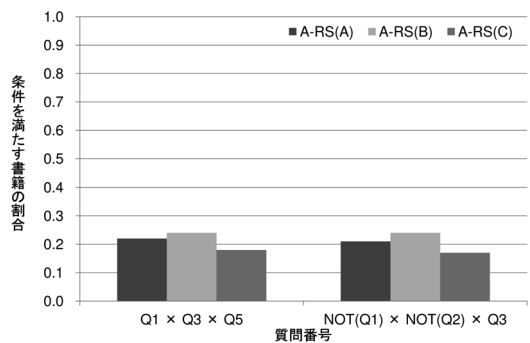


図9 Amazon検索・推薦機能に関する主推薦書籍の個別評価

また、(c)の指示による影響もほとんどなかった。ただし、平均値としては、A-RS(A)と比べ、A-RS(C)の方が若干減少した。もともとは推薦リスト下位には意外なアイテムが含まれるため、セレンディピティなアイテムが含まれると予想していたが、今回の実験からはその予想の逆の結果となった。たとえば、『ハリー・ポッターと賢者の石(1)』に対する推薦リスト下位に着目したところ、『きみの友だち』や『霧のむこうのふしぎな町』、『秘密』などといった小説が含まれていた。これらは、確かに意外ではあるものの、『ハリーポッター』に興味のあるユーザにとっては、興味の範囲から外れるため、結果的にセレンディピティの観点では低い評価につながったといえる。この結果からは、Amazonによる推薦リスト下位のアイテムがセレンディピティ向上に寄与しているとはいえないということが確認できた。

[問い合わせ先]
 〒525-8577 滋賀県草津市野路東1-1-1
 立命館大学
 奥 健太
 TEL: 077-561-3712
 E-mail: oku@fc.ritsumeai.ac.jp

著者紹介



おく けんた
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。



はっとり ふみお
服部 文夫 [非会員]

立命館大学情報理工学部教授、博士(情報学)。1973年早稲田大学理工学部電子情報通信学科卒業。1975年同大学院理工学部研究科修士課程修了。同年日本電信電話公社(現NTT)入社。2004年より現職。データベース、エキスパートシステム、エージェント通信等の研究に従事。情報処理学会、電子情報通信学会、人工知能学会、AAAI、ACM等会員。

Fusion-based Recommender System for Serendipity-Oriented Recommendations

by

Kenta OKU and Fumio HATTORI

Abstract :

In recent years, studies have focused on the development of recommender systems that emphasize criteria other than accuracy. One such measure, serendipity, is defined as a measure that indicates how the recommender system can find unexpected and useful items for users. In this study, we propose a fusion-based recommender system as a serendipity-oriented recommender system. Our system possesses mechanisms that can cause extrinsic and intrinsic cues, and it enables users to discover valuable items from such cues through their sagacity. We consider that such mechanisms are required for the development of the serendipity-oriented recommender system. The key idea of this system is the fusion-based approach, through which the system mixes two user-input items to find new items that have the mixed features. The contributions of this paper are as follows: providing a recommender system that adopts a fusion-based approach to improve serendipity; practically evaluating the recommender system through user tests using a real book data set from Rakuten Books; and showing the effectiveness of the system compared to Amazon that is one of the recommender systems on websites from the viewpoint of serendipity.

Keywords : Recommender systems, Serendipity-oriented recommender systems, Serendipity, Fusion-based approach

Contact Address : Kenta OKU

Ritsumeikan University

1-1-1, Nojihigashi, Kusatsu-city, Shiga, 525-8577, JAPAN

TEL : 077-561-3712

E-mail : oku@fc.ritsumei.ac.jp