

# 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アプローチのユーザ評価

奥 健太<sup>†</sup> 服部 文夫<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 立命館大学情報理工学部 〒525-8577 滋賀県草津市野路東1丁目1-1

E-mail: <sup>†</sup>oku@fc.ritsumei.ac.jp, <sup>††</sup>fhattori@is.ritsumei.ac.jp

あらまし 情報推薦において、推薦システムがいかにか意外かつ有用なアイテムをユーザに提示できるかを測る尺度であるセレンディピティが重要視されている。我々はこれまでにセレンディピティ指向情報推薦を目指したフュージョンベース推薦システムを提案してきた。提案システムは、ユーザによる二つの入力アイテムの特徴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新しい考えに基づく。これまでの研究では、セレンディピティに関して、データセットに予め付与されている評価値に基づいた客観的評価を行った。本稿では、ユーザの観点からセレンディピティの評価を行う。

キーワード 情報推薦, セレンディピティ指向情報推薦, フュージョンベース

Kenta OKU<sup>†</sup> and Fumio HATTORI<sup>†</sup>

<sup>†</sup> College of Information Science and Engineering,

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

E-mail: <sup>†</sup>oku@fc.ritsumei.ac.jp, <sup>††</sup>fhattori@is.ritsumei.ac.jp

## 1. はじめに

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 [1] [2]。

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』[3]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 [4]。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、ユーザの前に現れる「偶然」とユーザによる「察知」という入力から「思いがけない発見」を出力する、という機構をもつインタフェースをシステムに取り込むことが重要であると考えられる。

さらに、文献 [4] では「偶然」には「やってくる偶然」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」[5] 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

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

(c) 外発的偶然および内発的偶然からユーザが価値に結び付ける（察知する）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る。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ィアに基づく、フュージョンベース推薦システムを提案する。ここで、セレンディピティなアイテムを思いがけず価値のあるアイテムと定義する。具体的には以下のアイテムがセレンディピティなアイテムに該当する。

- 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
- 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
- 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。

提案システムであるフュージョンベース推薦システムを利用するユーザは、二つのアイテムを混ぜ合わせるという操作を行う。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。

a) 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。b) の特徴は、ユーザが手元の材料の中から価値を見出した材料を選択することが、察知するという機構につながる。

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」、「検索」、「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



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

Fig.1 Interface of fusion-based recommender system.

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（察知）し、ベース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いくという仕組みである。

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、5.章で、本稿をまとめる。

## 2. 関連研究

Herlocker ら [1] 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 [6] [7] 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 [8] 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。

Hijikata ら [9] や Murakami ら [2] は、発見性や意外性を予測する推薦手法を提案している。Hijikata ら [9] 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 [2] 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。これらの手法が個々のユーザのモデルやプロフィールを必要とするのに対し、我々の提案システムではそれらを必要としない。提案システムではユーザがその場で選択したアイテムを基にセレンディピティなアイテムを推薦することを目指す。

### 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）。

- (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
- (c) 外発的偶然および内発的偶然からユーザが価値に結び付ける（察知する）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、ユーザがベースとしたいアイテム（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

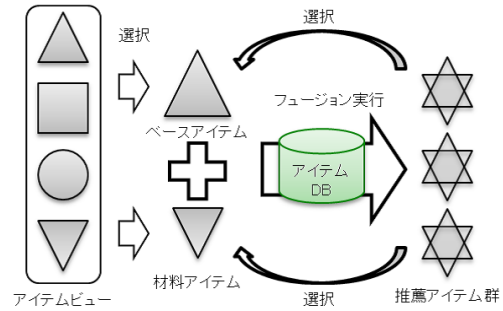


図 2 ベースアイテムおよび材料アイテムに基づくフュージョン実行の概念図

Fig. 2 Concept of fusion based on base-item and material-item.

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
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

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<sup>(注1)</sup>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 API<sup>(注2)</sup>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、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<sup>(注3)</sup>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

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

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

(注3): <http://chasen.naist.jp/hiki/ChaSen/>

表 2 各ボタンによる検索処理  
Table 2 Search processing by each button.

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
検索	テキストボックスに入力されたキーワードを title もしくは sub_title に含む書籍集合の中から、ランダムに最大N件検索される。	入力アイテムビューII
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III
新刊	発売日が現在より1ヵ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III

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。

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

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), (c) を実装したインタフェースについて、それぞれ説明する。

#### (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」「検索」「人気」「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, II, III に提示される。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  $\theta$  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、ベースアイテムに提示された書籍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、書籍を右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、ダブルクリック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、ベースア



図 3 各フュージョンの実行例  
Fig. 3 Example of each fusion.

アイテム上にドラッグ&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。

#### (c) 外発的偶然および内発的偶然からユーザが察知する機構

(b) の機構において、ユーザは提示されている書籍群の中から気になる書籍を選択し、ベースアイテムおよび材料アイテムを決定する。このように偶然提示されている書籍群の中から、それぞれ一つずつの書籍にユーザが価値を見出し選び出すという行為が察知するということにつながる。なお、ここでのアイテム選択基準はユーザ任意となる。ユーザは、特に自身の嗜好に合うアイテムを選択する義務はなく、提示された中で気になったアイテムをベースアイテムまたは材料アイテムとして選択することができる。

### 3.3 フュージョン方式

3.2(b) で述べた機構において、ユーザがベースアイテム上に書籍をドラッグ&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*:『博士の愛した数式』と *bookB*:『人生がときめく片づけの魔法』をフュージョンした例を示している. この例では, *bookA* の「博士」と *bookB* の「人生」の両方が, *book.title* または *book.sub\_title* に含まれる書籍として,『マリス博士の奇想天外な人生』が提示されている.

*phrase-phrase* フュージョンのアルゴリズムを Algorithm1 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, IDF が高い順に語句がソート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.

#### 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』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.

なお, 詳細なアルゴリズムは本稿では割愛するが, アルゴリズム上では, *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 *M* 件検索する. ただし, ジャンルは階層構造になっており, 検索書籍数が *M* 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*:『言語の脳科学』と *bookB*:『茂木健一郎の科学の興奮』をフュージョンした例を示している. この例では, *bookA* の「脳科学」が *book.title* または *book.sub\_title* に含まれ, かつ *book.author* が *bookB.author* (「茂木健一郎」) に一致する『世界一受けたい「脳科学」の授業』が提示されている.

なお, 詳細なアルゴリズムは本稿では割愛するが, アルゴリズム

### 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 + 2)
5:     bookList.add(list)
6:     if bookList.size > M + 2 then
7:       break
8:     end if
9:   end for
10:  if bookList.size > M + 2 then
11:    break
12:  end if
13: end for
14: bookList.remove(bookA)
15: bookList.remove(bookB)
16: return bookList

```

---

上では, *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 *M* 件検索する.

## 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を Java および Processing 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. 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. 実験は, 1 グループを 3 名とした 3 グループに分けて行った.

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

表 3 推薦書籍に対する質問

Table 3 Questions for recommended books.

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

Table 4 Questions for overall recommender systems.

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	このシステムは私の読書の興味を刺激するのに十分な情報を提供してくれた。
Q4	透明性	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	知覚的便性	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	知覚的有用性	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	私は全体的に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。

システムを利用することに飽きた場合は、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、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。これらの質問事項は、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 [10] 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。

## 4.2 比較システム

提案システムの比較対象として、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 Amazon<sup>(注4)</sup> を選び、(A-RS)Amazon 検索・推薦、(A-Rank)Amazon ランキングの 2 種類のシステムをベースラインシステムとした。また提案システムは、(F-P) 個人利用、(F-G) グループ利用による 2 種類の利用形態を想定した。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。

(A-RS) Amazon 検索・推薦

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 [11] により実装されている。

(A-Rank) Amazon ランキング

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。

(F-P) 個人利用による提案システム

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。

(F-G) グループ利用による提案システム

1 グループの構成メンバである 3 名の被験者に、大型ディスプレイ上で一つのフュージョンベース推薦システムを操作してもらい、タスク「次の休日に読みたい本を 3 冊探して下さい」を遂行してもらった。各被験者には、個人実験と同様に、タスクを遂行している過程において見つかった、主推薦書籍および副推薦書籍のタイトルを記録してもらった。なお、推薦書籍の記録は被験者ごとに行うものであり、グループで共有する必要はない。実験中は、3 名の被験者のうち誰がシステムの操作を行っても良く、被験者同士の相談も許可している。

## 4.3 実験結果

### 4.3.1 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、どのような副推薦書籍が記録されたか、その傾向を分析する。図 4 は、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 4 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-P および F-G が、A-RS および A-Rank を上回った。F-P と A-RS および A-Rank 各々の平均の差、F-G 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-P および F-G 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いといえる。特に、個人利用時よりもグループ利用時の方がその効果は大きいといえる。ユーザにとって新しい分野の書籍を発見したいときには、本システムの利用が適しているといえる。

ただし、1. 章で示したセレンディピティなアイテムの定義

(注 4): amazon.co.jp : <http://www.amazon.co.jp/>

のうち「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4には、副推薦書籍のうち「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を「1」、それ以外の書籍を「0」としたとき、推薦システムごとにその平均を示している。t検定を行った結果、F-G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、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「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」の観点で評価を行った。ここでは、「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4には、副推薦書籍のうち「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を「1」、それ以外の書籍を「0」としたとき、推薦システムごとにその平均を示している。t検定を行った結果、F-PとA-RSの平均の差、F-GとA-RSおよびA-Rank 各々の平均の差に、それぞれ有意水準1%で有意差がみられた。またF-PとA-Rankの平均の差に有意水準5%で有意差がみられた。

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、ユーザが既に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。

さらに、フュージョンベース推薦システムは、個人利用時よりもグループ利用時の方がセレンディピティの観点から優位であったといえる。グループ利用時には、ユーザが他のメンバの影響を受けて、自分自身では見つけられないような書籍を発見する機会も向上し、結果的にセレンディピティなアイテムが提示される機会も向上することが要因として挙げられる。このようにグループ利用時の有用性が示されたことから、今後はグループ利用も想定したシステム設計について検討していく。

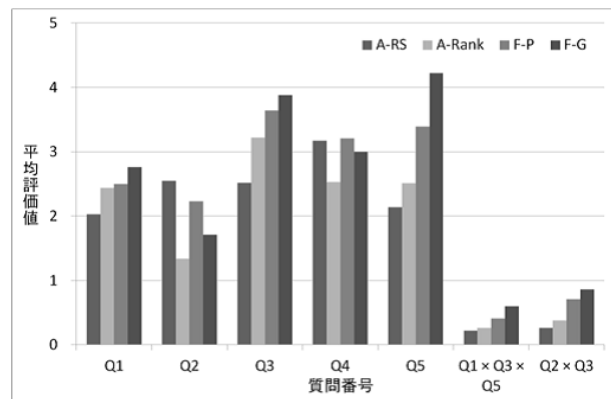


図4 副推薦書籍の個別評価

Fig. 4 Separate evaluation of sub recommended book.

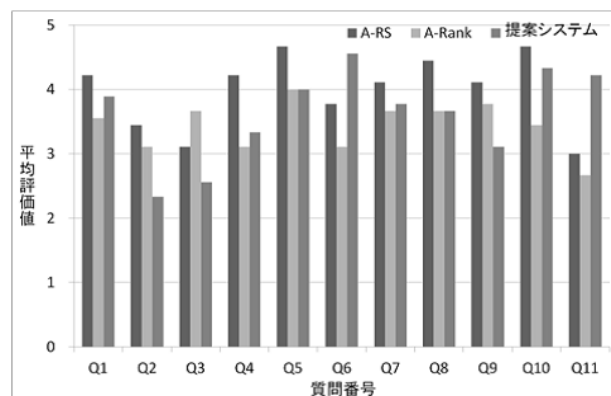


図5 システム全体の評価

Fig. 5 Evaluation of overall system.

#### 4.3.2 システム全体の評価

図5は、A-RSおよびA-Rank、提案システムについて、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。なお、提案システムについては、個人利用時の場面を想定して回答してもらった。

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、提案システムが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「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」を提案システム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てくれていると感じた。」に対しても、提案システムが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、被験者は提案システムの方が制御性があると感じている傾向がある。これは、提案システム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となっていると考えられる。Puらの文献[10]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、今後提案システムの改善が必要である。たとえば、提案システムにおいて、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、提案システム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、提案システム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、提案システム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。

## 5. おわりに

本稿では、セレンディビ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。フュージョンベース推薦システムは、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、セレンディビティなアイテムを発見するというアイデアに基づく。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ビティの観点で優位であることを示した。特に、提案システムをグループで利用することにより、その効果が高まることも示した。

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。

## 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。

## 文献

- [1] 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.
- [2] Tomoko Murakami, Koichiro Mori, and Ryohei Orihara. Metrics for evaluating the serendipity of recommendation lists. *New Frontiers in Artificial Intelligence*, pp. 40–46, 2008.
- [3] Elizabeth Jamison Hodges (原著), 真由子・ヴァンサン プレシニャック (翻訳) et al. 『セレンディップの三人の王子』. パベルプレス, 2004.
- [4] 澤泉 重一 (著) and 片井 修 (著). 『セレンディビティの探求 その活用と重層性思考』. 角川学芸出版, 2007.
- [5] Royston M. Roberts (原著) and 安藤 喬志 (翻訳). 『セレンディビティ 思いがけない発見・発明のドラマ』. 化学同人, 1993.
- [6] Cai-Nicolas Ziegler, Georg Lausen, and Lars Schmidt-Thieme. Taxonomy-driven computation of product recommendations. In *Proceedings of the Thirteenth ACM conference on Information and knowledge management - CIKM '04*, p. 406, New York, New York, USA, 2004. ACM Press.
- [7] C.N. Ziegler, S.M. McNee, J.A. Konstan, and Georg Lausen. Improving recommendation lists through topic diversification. In *Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web*, pp. 22–32, New York, New York, USA, 2005. ACM.
- [8] Badrul Sarwar, George Karypis, Joseph Konstan, and John Reidl. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. In *Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*, pp. 285–295, New York, New York, USA, 2001. ACM.
- [9] Y. Hijikata, T. Shimizu, and S. Nishida. Discovery-oriented collaborative filtering for improving user satisfaction. In *Proceedings of the 13th international conference on Intelligent user interfaces*, pp. 67–76. ACM, 2009.
- [10] 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*, pp. 157–164. ACM, 2011.
- [11] G. Linden, B. Smith, and J. York. Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. In *IEEE Internet Computing*, vol. 7, no. 1, pp. 76–80, 2003.