

Title	実世界での利用を考慮した図書推薦モデルの提案と評価(コンテキスト・実空間支援とネットワークサービス, <特集>社会システムと向き合うネットワークサービス)
Author(s)	中田, 豊久; 金井, 秀明; 國藤, 進
Citation	情報処理学会論文誌, 48(1): 148-162
Issue Date	2007-01-15
Type	Journal Article
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/4564
Rights	社団法人 情報処理学会, 中田 豊久, 金井 秀明, 國藤 進, 情報処理学会論文誌, 48(1), 2007, 148-162. ここに掲載した著作物の利用に関する注意: 本著作物の著作権は(社)情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。 Notice for the use of this material: The copyright of this material is retained by the Information Processing Society of Japan (IPSJ). This material is published on this web site with the agreement of the author (s) and the IPSJ. Please be complied with Copyright Law of Japan and the Code of Ethics of the IPSJ if any users wish to reproduce, make derivative work, distribute or make available to the public any part or whole thereof. All Rights Reserved, Copyright (C) Information Processing Society of Japan.
Description	



実世界での利用を考慮した図書推薦モデルの提案と評価

中 田 豊 久[†] 金 井 秀 明^{††} 國 藤 進[†]

オンライン書店にはない実世界書店の特徴は、本を触って読むことができることである。このような行為は、本に対する興味を増加させ、購買を促進させると考えられている。そこで、多くの本をユーザに触ってもらうためには本の推薦が有効であると考え、その推薦モデルについて提案する。オンライン書店を対象とした本の推薦は、従来から様々なものが提案され、またすでに実現されている。その推薦モデルは、膨大な購買履歴や書籍量を効率的に扱うことを目的とした確定的なモデルがよく利用されてきた。しかし確定的なモデルではユーザの行動に応じてモデルが即座に改善されていくような、動的な振舞いを行うことはできない。本研究で提案する推薦モデルでは、確率モデルを用いてモデルを構築し、ユーザの行動に対して確率推論という形で動的に対応することが可能である。本稿では、提案するモデルについて述べ、そして実物の本を推薦できる実験システムによってそのモデルを評価した結果を示す。

A Book Recommendation Model for Ubiquitous Computing

TOYOHISA NAKADA,[†] HIDEAKI KANAI^{††} and SUSUMU KUNIFUJI[†]

The advantage of a real bookstore over an online bookstore is that user can touch and read books. In general, such behavior helps user to increase the magnitude of an interest of a book and enhance purchasing it. In order for user to touch and read many books, we focus a book recommender system for real bookstore and propose a recommendation model for the system. The recommendation model used on online bookstores is often deterministic during execution because the one of the main purpose of the recommendation model is to reduce computational complexity in order to handle huge amount of the book information and buying histories by users. However, the model cannot handle dynamic behavior of users. Our proposed model, in contrast, can handle it using probabilistic model. In the article, we describe our proposed model and show the results from experiments that is performed in real bookstore simulation environment.

1. はじめに

Amazon.com^{*}のようなオンライン書店が流行っている。Amazon.com 日本支社であるアマゾンジャパンの売上は、日本の最大手の書籍小売店にすでに並んだともいわれている¹⁾。この発展の理由には、日本の整備された物流網や一定金額以上の購入による配送料金の無料化などだけでなく、ホームページ上での高付加なサービスが起因していると思われる。膨大な量の書籍データベースは、ユーザが望む本の発見を手助けし、複数の本の比較検討を充実させてくれる。すでに購入した人の書評は、その本を購入するかどうかを決

定するにあたって役に立つ。関連する本を紹介してくれることにより、多くの本を比較検討できたり、新しい本との出会いの機会を与えてくれたりする。

オンライン書店の発展によって、店舗型の実世界書店は、市場占有率を落としていると思われる。多くの店舗が淘汰されるかもしれないという見方もあるが、我々は、この両者の形態は共存できると考えている。そのためには、実世界書店は、オンラインにはない特徴を生かすべきであると考え。その特徴とは、商品(本)に触れて試すことができることである。このような行為は、本に対する興味を増加させ、購買を促進させると考えられている²⁾。そして、多くの本を手にする機会を与える「本の推薦」に注目し、その推薦モデル(方法)について、本稿では提案する。

オンライン書店では、従来から本の推薦機能は実現されている。その推薦する本を決定するための推薦モ

[†] 北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科

School of Knowledge Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology

^{††} 北陸先端科学技術大学院大学知識科学教育研究センター

Center for Knowledge Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology

^{*} <http://www.amazon.co.jp/>

デルは、膨大な購買履歴情報や書籍情報を効率的に扱うことを1つの目的として、シンプルなモデルがよく利用されてきた(たとえば文献3), 4)). 一方, 実世界を対象とした場合には, 空間の制限により同時に扱える書籍数がオンラインに比べて少ないことや, 書店におけるユーザの振舞いを認識するセンサ技術の向上により, より複雑なモデルの利用が可能となってきた。そこで, 確率モデルを基盤として推薦モデルを構築することを試みる。

本書の構成を以下に示す。2章では顧客の購買行動モデルに沿って実世界の書店でどのような支援が可能であるかを議論し, なぜ本の推薦を提案するかを明らかにする。3章では提案するモデルについて説明する。4章ではモデルを評価するための実験システムについて述べる。実験システムは, 実世界の書店での本の推薦を, 限定された環境下で実現するものである。5章で実験とモデルの評価について述べる。6章では関連研究について言及し, 7章で今後の課題を整理する。最後に8章でまとめる。

2. 顧客の購買行動モデル

顧客の購買行動モデルには, 古くから AIDA モデルが知られている⁵⁾。顧客は, 商品に気づき (Attention), 興味を持ち (Interest), その商品を保有したいと思ひ (Desire), そして購買という行動を行う (Action), といった商品の購入までのプロセスの頭文字をとったものが AIDA モデルである。D と A の間に, 商品を記憶する (Memory) を入れて AIDMA というモデルもある⁶⁾。購買を支援する機能は, この AIDA モデルに照らし合わせてみると, AIDA の各状態を遷移させるためにある, とみることができる。そこで, AIDA の遷移という視点でオンライン, および実世界書店での計算機による購買支援機能を図1のように整理した。

(a) Attention への遷移

オンラインの場合は, ユーザの初期画面に表示される推薦本, ジャンルを指定してのブラウジング, ベストセラーの閲覧などがある。実世界の場合は, 本の陳列方法の工夫が支援機能である考えられる。また, ベストセラーなどを広告として店舗の入り口やレジの付近などの人がよく通るところに提示することによって, 本の存在をアピールすることもある。

(b) Attention から Interest への遷移

オンラインの場合は, 表紙の画像, カスタマーレビュー, その本の売上げランキングなどの付加

情報, 関連図書の推薦などがある。また近年では, 本文を数ページ読むことのできる機能もある。実世界の場合は, 平積みになされた表紙のデザインを見て, 興味を引くことがある。また, 本文を拾い読みすることによって興味を持つこともあるだろう。さらに, 平積みした本の表紙や, 配架する棚に, ポップなどと呼ばれたりする広告を貼り付けて, 本に対する興味を喚起させることもある。

(c), (d) Interest から Action までの2つの遷移

オンライン/実世界書店に関係なく, 興味を持っているだけの状態から, 所有したいと思ひ, 購買行動に至るまでの要因は様々である。たとえば, 知人が持っているのでも自分も欲しいと思ひ, 予算に余裕があるので購入する, などの店舗がコントロールしえない要因が少なくない。よって効果的な支援機能も限られてくると考えられる。そのようなこの遷移において店舗が行えることは, Attention から Interest への遷移支援を引き続き行うことだけであると思われる。

(e) Action からの遷移

この遷移は, 本を購入すると決定してから, 実際にその本を手に入れるまでの遷移と定義する。オンライン書店の場合には, 購入する本が明確に決まっているため, その本を検索して, 購入手順を行えばよい。つまり支援機能は, 本の検索機能が相当する。一方, 実世界書店の場合には, 店舗で本を見つけ出すことを手助けする機能が相当する。店内のマップを提示したり, 出版社別に配架したりすることによって, どこに本があるかを分かりやすくする工夫が行われている。また, 近年では, 計算機によって本を検索し, 配架されている棚の場所を教えてくれるサービスなどもある。

ここで重要なことは, それぞれの遷移の支援について, オンラインが優位な部分と, 実世界書店が優位な部分があることである。(a) の遷移については, ユーザが潜在的に興味を持っている本に対して, その本の存在に気づくことができるかどうか, 優位さを決定すると考えられる。実空間の場合には, 書籍を陳列するスペースの制限により, 取り扱う本の数は, オンラインに比べれば少ない。一方, オンライン書店では, 膨大な書籍量を提供することができる。近年, ロングテールの法則⁷⁾と呼ばれる, 売れ筋以外の本の売上げが, 全体の売上げに対して貢献する割合が増えている, という現象は, この膨大な書籍量を背景とした, より個別化した商品の提供が起因していると思われる。このような視点で見れば, (a) の遷移についてはオンラ

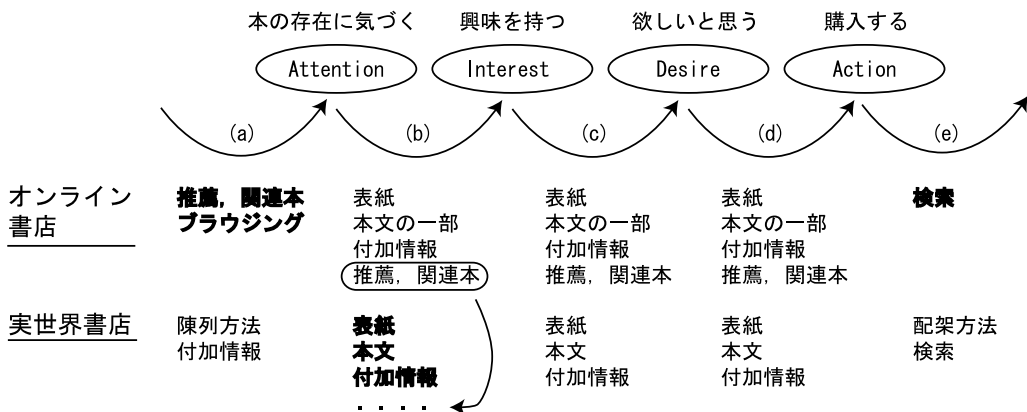


図1 AIDAモデルの各段階を遷移させるための購買支援機能

Fig. 1 Support functions for the transition from Attention to Action in AIDA model.

インの方が優位である。また、(e)の遷移についても、オンラインの方が優位であると思われる。(e)の遷移は、すでに購入したい本が明確に決まってい、それを購入するまでのプロセスのことである。オンライン書店では、著者名やタイトルから本を検索して、すぐに購入することができる。

一方、実世界書店では、(b)の実際に本を手にとって本文を読み、本に対する興味を増加させることに利点がある。近年の研究からも、顧客は商品に触ることによって購買意欲を高めていくと報告されている²⁾。ディスプレイ上でしか商品を確認できないオンラインよりは、見て触ることのできる実世界の方が優位であると考えられる。(c)、(d)については支援機能の効果が明らかでないため、ここでは議論しない。

以上のことから本研究では、実世界書店が優位な(b)の遷移に注目する。その中でオンラインにはあり、実世界書店にない機能は、「推薦・関連本」を提示する機能である。そこで、この機能を実世界書店で実現することを目標として、その中で最も重要と思われる、推薦モデル(方式)について検討する。

3. 図書推薦モデル

本章では、提案する実世界を対象とした図書の推薦モデルについて述べる。

3.1 推薦モデルの設計

3.1.1 確率モデルによるモデル構築

オンラインの書店などで用いられる従来の推薦モデルは、膨大な量の購買履歴情報や書籍情報を効率良く処理することを目的の1つとしてきたため、より簡素な確定的なモデルがよく利用されてきた(たとえば文献3)、4))。しかし確定的なモデルでは、たとえばユーザの振舞いに動的に対応する推薦を行うことはで

きない。そこで本研究では、確率的なモデルにより推薦モデルを構築することを提案する。これは、実空間の制約を受けるためオンラインに比べれば扱う書籍量が少ないこと、および、ユーザの状態を認識するセンシング技術の向上などが背景としてある。

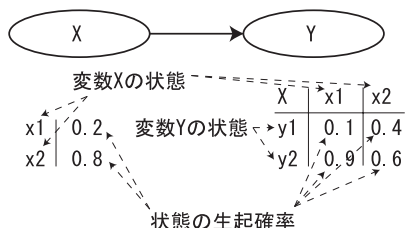
確率モデルとは、不確実性を含む事象を定式化して、予測や意思決定などに用いることのできるモデルのことである。これを図書の推薦に利用すると、たとえば、Aという本を手取るユーザは、Bという本に対して興味をいだく可能性がC%である、といったことをモデルとして表現できるようになる。先に述べた、ユーザの振舞いに動的に対応するとは、たとえばシステムを利用中のユーザの振舞いによって、このC%の数値が増加したり減少したりすることである。

本研究において提案する図書推薦モデルは、実世界での利用を前提としている。実世界指向インタフェース⁸⁾とも呼ばれるこの研究分野では、ユーザの状態を認識するための様々なセンサ技術が開発されてきた。しかし、ユーザ状態を確定的に推定することは依然として困難な状況である。そこで、センサからの情報を不確実情報としてとらえ、確率的にユーザの状態を推測することが試みられている。本研究では、図書推薦モデルを確率モデルで記述するため、このような確率的なユーザ状態の推測をモデルに取り込むことが容易となる。

3.1.2 「いつ」「何を」推薦するかを決定する2つのモデル

従来の推薦モデルでは、主に「何を」推薦するかをモデルにしてきた。しかし、推薦するタイミングについても議論されるべきであると考えられる。たとえば、書店などで本を探しているときに、店員が声を掛けてきてくれると助かることがある。しかし、集中して本を

非循環有向グラフにより変数間の依存関係を表す。



変数の取り得る状態を条件付き確率テーブルで表す。

図 2 ベイジアンネットワークの例

Fig.2 An example of bayesian network.

読んでいるときには、あまり声を掛けてほしくないと思うこともあるだろう。このように「いつ」推薦を実施するかを決定することも、良い推薦を実現するために考慮されるべきであると考え。そこで、本研究では、「何を」推薦するかだけでなく、「いつ」推薦するかを決定するモデルについても提案する。

3.1.3 ベイジアンネットワークの使用

確率モデルの実装には、開発支援ツールなどが豊富にあるベイジアンネットワーク⁹⁾を使用する。ベイジアンネットワークは、グラフ構造によって確率変数間の依存関係を表し、変数内の状態を条件付き確率で表したモデルである。その一例として、X が Y の原因であることを主張するモデルを図 2 に示す。モデルを作成するにあたり決定しなければならないことは、グラフ構造と、各変数の条件付き確率（依存する変数がない場合には、確率）である。図 2 では、変数 X には x1, x2 の状態があり、変数 Y には y1, y2 の状態があるとしている。そしてそれぞれの条件付き確率は、図中の表のように定義されている。この表を、条件付き確率テーブルと呼ぶ。

図 2 のモデルにおいて、たとえば変数 X の表す事象が観測されて x1 の状態にあると分かったとする。このことをモデルに反映するために、変数 X の x1 の事後確率を 1.0 とセットする。このときの変数 Y の個々の状態の確率は、すでに与えられた条件付き確率から $P(y1|x1) = 0.1$, $P(y2|x1) = 0.9$ と求めることができる。

また、変数 Y の表す事象が観測されて y1 状態であるとなったとする。変数 Y の y1 に 1.0 をセットしたときの変数 X の個々の状態の確率は、ベイズの定理より、 $P(x1|y1) = P(y1|x1)P(x1)/P(y1) = 0.0588$, $P(x2|y1) = P(y1|x2)P(x2)/P(y1) = 0.941$ と計算できる。

このように観測情報から未観測の変数の確率を求めることを、確率推論や確率伝播などと呼ぶ。この確率

推論を、変数の数が多くても計算できるようにしたのが、ジャンクションツリーアルゴリズムや Loopy BP と呼ばれる手法である。これらのアルゴリズムによって非循環有向グラフであれば、確率推論を計算できるようになった。

ベイジアンネットワークの確率変数は、図 2 のような離散値のものだけでなく、連続値を扱えるものもある。本稿では、図の中で変数が単線の楕円で示されているときには離散値の確率変数を、二重線で示されているときには正規分布による連続値変数を表すものとしている。また、図の中で表す離散値変数の条件付き確率については、変数の状態を行に、親変数の状態を列で表すこととしている。連続値変数の条件付き確率は、正規分布の平均値と分散を行に、親変数の状態を列で表す。

本研究では、ジャンクションツリーアルゴリズムによって確率推論を行う開発支援ツール Hugin^{*}を用いてベイジアンネットワークを実装した。

3.1.4 前提とする推薦システムの機能

推薦モデルには、モデルを利用するシステムが、どのような認識機能を持っているかに依存する部分がある。たとえば、ユーザが本を読んでいるときには推薦を実施しない、という方針は、システムが「ユーザが本を読んでいる」と認識できなければ実現できない。

本研究において提案するモデルは、4 章で述べる実験システムを前提としている。以下に、モデルの設計に影響を与えるシステムの機能について列挙する。

- ユーザは推薦を要求することができる。
- ユーザが本を読んでいることを推測できる。
- ユーザが推薦された本を手にとったかどうかを推測できる。
- ユーザを個別に認識できる^{☆☆}。

上の 3 つの機能については、モデルの中で 1 つないし複数の変数によって表される。実装するシステムにこれらの機能がない場合や、あっても機能を変更ないし改良する場合には、その対応する変数のみをモデルの中で削除、変更すればよい。

3.2 推薦タイミングの決定

3.2.1 コンセプト

まず第 1 に、ユーザが推薦してほしいと要求をしたときには、すぐにシステムが応答することが望まれる。これを以下のように定義する。

A-1 ユーザが推薦を要求すれば、すぐに推薦が実行

^{*} <http://www.hugin.com/>

^{☆☆} 4 章で述べるシステムの機能ではなく、評価実験の運用方法によって実現される。

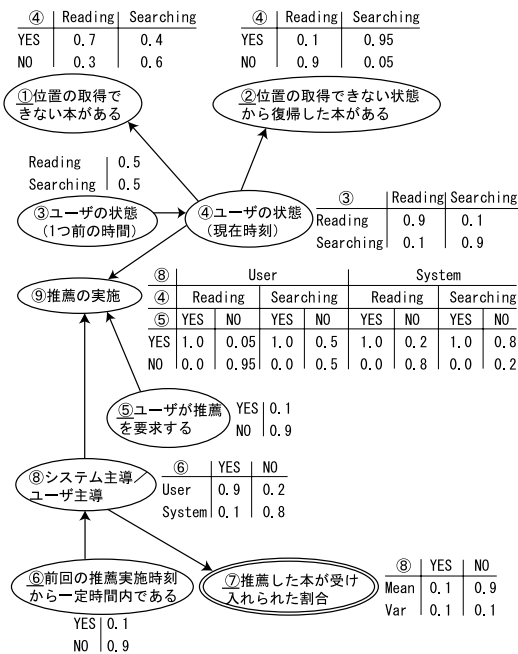


図 3 推薦するタイミングを決定するための確率モデル

Fig. 3 A probabilistic model for detecting timing of recommendation.

される。

また、ユーザーが推薦を明示的に要求しなくても、ユーザーの状態を見て、システムから自発的に推薦をすることもできるであろう。推薦システムの有している機能を前提として考えると、具体的には次のようなことが考慮されるべきであると考えられる。

- B-1** ユーザが本を読んでいるときにはそれを妨げないように、推薦をあまり実行しない。
- B-2** 推薦されることを好むユーザーには積極的に、そうでないユーザーには消極的に推薦する。
- B-3** 推薦が頻発（たとえば数秒の間隔で何度も推薦が実行される）しないようにする。

これらのことを考慮して、推薦タイミングを決定するモデルを設計した。

3.2.2 推薦タイミングを決定するモデル

設計したモデルを図 3 に示す。各変数には番号が割り振られており、条件付き確率テーブルでは、その番号によって親変数を示している。モデルは約 1 秒ごとに観測情報によって確率値が更新されることを想定している。観測情報が直接セットされる変数には、番号の下に線が書かれている。番号の下に線が書かれていない変数は、確率推論により各状態の確率値が計算される。そして、推薦はモデルが次のような確率状態となったときに実行される。

- ⑨ の YES 状態確率が規定値[☆]を超えたときに推薦は実行される。

図 3 の各変数の条件付き確率テーブルの値は、4 章の実験システムを用いた予備実験から経験的に決定した。

また、実装するシステムのユーザーを認識する機能に依存している部分は、①、②、⑤、⑦ である。

3.2.3 ユーザ要求による推薦の実現

設計時に考慮した A-1 については、⑤ によって表現されている。ユーザーが推薦を要求すると、その変数の YES 状態の事後確率が 1.0 となる。そして、確率伝播により ⑨ の YES 状態確率が規定値を超えて推薦が実行される。

3.2.4 ユーザが本を読んでいるときには推薦をしないことの実現

設計時に考慮した B-1 については、④ によって表されている。この変数は、①、② の 2 つの変数の親変数となっているため、この 2 つの変数にセットされる観測情報から確率伝播によって状態確率が変化することになる。

4 章で述べる実験システムは、ユーザーが本を読んでいるときには、その本の位置が取得できにくくなる、という特徴がある。そして、読んでいる本を戻したときに、位置が取得できるように戻ることが多い。前者の特徴を ①、後者を ② としてモデルの中で表している。このような特徴は、ユーザーの状態を原因として発生しているため、エッジの方向は、④ から 2 つの変数方向になっている。

また、④ は、③ を親に持つ。この ③ は、1 つ前の時刻における ④ の各状態の確率値を条件付き確率として持つ変数である。つまり ④ は、1 つ前の自分自身に依存することになる。このような時間軸を含めた確率伝播を表したベイジアンネットワークを、ダイナミックベイジアンネットワークと呼ぶ。このモデルでは、ダイナミックベイジアンネットワークにすることにより、ユーザー状態の確率を徐々に上げたり、下げたりすることを実現している。たとえば、ユーザー状態が Reading 状態（本を読んでいる）ことを裏付ける観測情報が得られたとしても、すぐには Reading 状態の確率値は大きな値をとらない。現在の Reading 状態の確率を、少し増加させるのみである。そしてその Reading 状態の確率は、次の時間の ③ の条件付き確率になる。次にまた同じ観測情報が得られれば、

[☆] 5 章で述べる実験においては、予備実験の結果から経験的に 0.69 と決めた。

④のReading 確率はさらに増加する．このようにしてReading 状態を裏付ける観測情報が連続して得られたときに初めて，Reading 状態の確率が高い値を取り，推薦の実施に大きな影響を与えるようになる．これは，観測情報からすぐにユーザ状態を推測し難い場合や，観測情報に突発的な誤差が含まれることがある場合に有効である．

3.2.5 推薦を好むユーザと好まないユーザへの対応の実現

設計時に考慮したB-2は，⑧によって表されている．システム主導とは，本研究では，システムが積極的に推薦を実施する状態のことを示す．逆にユーザ主導とは，システムはあまり推薦を実施しない状態を示すとしている．この主導状態は，推薦された本を手にする割合を示す⑦に影響を与えるとしている．システム主導であれば，システムが推薦する本をユーザはよく手に取り，ユーザ主導であれば，推薦を無視することが多いと考えた．そして，⑨のYES状態は，⑧のSystem 状態（システム主導）の確率が高いと，高くなるように設定されているため，推薦される本をよく手に取るユーザには，推薦を実施されやすくなる．また，あまり推薦された本を手にとらないユーザには，推薦をあまり実施しないようになる．

3.2.6 頻発しない推薦の実現

設計時に考慮したB-3については，⑥によって表している．推薦実施直後にこの変数のYES 状態の事後確率は1.0 となる．確率伝播によって⑧のUser 状態（ユーザ主導）の確率は高くなるため，推薦は実施されにくくなる．一定時間がすぎると，⑥のYES 状態の確率はクリアされる．

3.2.7 モデルの動作例

位置の取得できない本が存在せず，①のNO 状態の事後確率が1.0 にセットされたとする．それ以外の観測情報は得られていないとする．この観測状態が6 回連続して発生したときのモデル状態を図4 に示す．5 章で述べる実験において規定値とした0.69 を⑨のYES 状態確率が超えているため，推薦が実施される．

しかし，同じような観測情報が得られたとしても，システムがユーザに関する情報を持っている場合には，異なる動作をすることがある．たとえば，ユーザがある程度システムを使用して，⑦に推薦の受入率がセットされているとする．その値が0.4 の場合には，⑨のYES 状態確率は0.65 と求められ，規定値を超えずに推薦は実施されない．

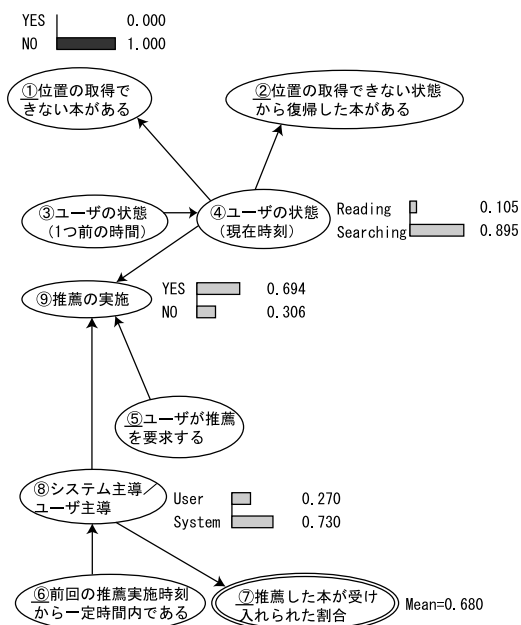


図4 6 回連続して①のNO 状態の事後確率が1.0 にセットされた場合のモデルの状態

Fig. 4 The value of probabilities when it was appeared that NO state in the variable ① in the model was set to 1.0 for six times.

3.3 推薦する本の決定

3.3.1 コンセプト

システムを初めて使うユーザが，どのような本に興味を持っているかは，システムでは分からない．そのような場合には，他の人の購買履歴情報などから作成した一般的なモデルにより推薦を行うしかない．そしてそのユーザがシステムを使い始め，興味などがある程度分かってくると，一般的なモデルから個別なモデルに徐々に変わっていくとより良い推薦ができるであろう．このようなことを考慮して推薦する本を決定するモデルを設計した．これを次のようにまとめる．

C-1 システムを初めて使用するユーザは，そのユーザに関する情報がないため，あらかじめ用意された購買履歴情報を用いて推薦する本を決定する．

C-2 ユーザがシステムを使用し続けると，そのユーザにあった推薦をするようになる．

3.3.2 推薦する本を決定するモデル

図5 に，2 つの本が関連していることを表すモデルを示す．モデルの中で1 冊の本は，その本に対する興味を表す変数とその本が推薦されたときに受け入れられた割合を示す変数の2 つによって表されている．そして本どうしの関係性は，ベイジアンネットワークでは双方向のエッジを作成することができないため，2

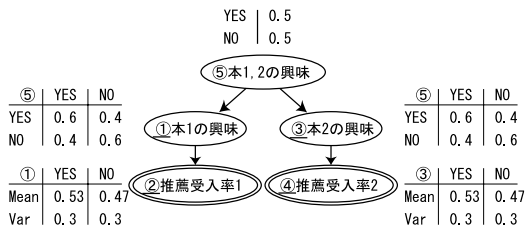


図5 推薦する本を決定するための確率モデルの一例

Fig. 5 An example of a model for detecting a book to recommend.

つの本に対する共通の興味という新たな変数を作成し、それに依存するとしている。①のYES状態の確率が高くなれば、⑤のYES状態の確率が上がり、その影響で、③のYES状態の確率が高くなるようになっていく。

3.3.3 一般的なモデルからの個別化

設計時に考慮したC-1については、①、③、⑤のグラフ構造を、購買履歴情報などから作成することによって実現することができる。その作成方法については、3.3.5項で述べる。

C-2については、②、④によって表している。これらはそれぞれ、本1、本2が推薦されたときに、その本を受け入れた（手にした）割合がセットされる。これらの変数からの確率伝播により、本の興味変数の確率値が影響を受けることになる。

3.3.4 モデルから推薦する本の決定

ユーザに推薦する本の決定は、本に対する興味以外にも、たとえばこれまでにそのユーザに対して実施した推薦回数などの他の要因もある。様々な戦略が検討されるべきであるが、本研究ではまず最も簡単な方法として、興味確率のみを用いて推薦する本を決定することを試すこととした。ただし、配架されていない本（たとえばユーザが手にかかえている本）は除外している。

この推薦する本の決定方法は、ユーザが本を指定して推薦を要求するときも、システムが自発的に推薦を実行するときも同じである。ユーザが本を指定するときは、一時的にその本の興味確率が高く設定されるため、その本に関連する本が推薦されやすくなる。

3.3.5 モデルの作成方法

推薦する本を決定するモデルは、購買履歴などから自動的に作成する。本研究では、購買履歴情報には、Amazon.comのWebサービス[☆]を使用して「この本を買った人はこんな本も買っています」と紹介される

5つの関連図書情報を使用した。その情報からまず、本をノード、本どうしの関係をエッジとした無向グラフ（以後、関連本ネットワークと呼ぶ）を作成する。そしてその関連本ネットワークから確率モデルを作成する。その手順を以下に示す。

- (1) 推薦対象のすべての本をノードとして関連本ネットワークに追加する。
- (2) 関連本ネットワークにある本の中で、関連する本の調査をまだしていないすべての本について、Amazon.comのWebサービスを利用して調査をする。
- (3) (2)において発見された関連する本をノードとして、また、その関連性をエッジとして関連本ネットワークに追加する。
- (4) (2), (3)をN回繰り返す^{☆☆}。
- (5) 推薦対象のすべての本について、興味を表す変数を確率モデルに追加する。また、その本が推薦されたときに手に取られた割合を表す変数も追加する。そして、興味確率の変数から受け入れ割合の変数にエッジを付ける。
- (6) 確率モデルにある本の興味変数のペアを1つ抽出して、関連本ネットワーク上での最短距離^{***}を求める。
- (7) 予備実験(5.1節で詳しく述べる)の結果を用いて、最短距離の値から2つの本の興味の共起性の大きさを決定する。
- (8) 共起性がある場合、その共起性を表す変数を2つの興味確率の変数の親変数として確率モデルに追加する。そして、共起性の大きさを2つの興味確率変数の条件付き確率テーブルに反映する。
- (9) 確率モデルにある本の興味確率変数のすべてのペアの組合せについて(6), (7), (8)を繰り返す。

以上のような手順で、自動的にモデルを作成する。

3.3.6 動作例

3つの本が図6のように関連しているとする。ユーザが本2の関連本の推薦を要求すると、本2の興味確率に1.0がセットされる。確率伝播によって、本1、本3の興味確率が図6のようになり、興味確率の高い本1が推薦される。しかしたとえば、ユーザがその

^{☆☆} Nは、システムが使用する本の数や計算機環境によって任意に決定される。たとえば、5章で述べる実験においては、Nは5に設定された。

^{***} ここでいう最短距離とは、ネットワーク上の2つのノードを接続する最小のエッジ数である。

[☆] <http://www.amazon.com/gp/aws/sdk/>

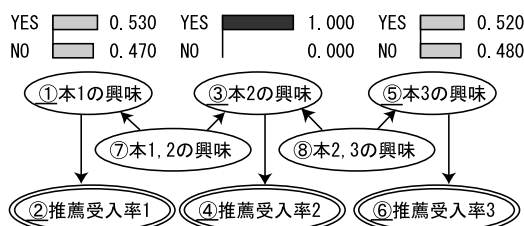


図 6 3つの本の関連性のモデル例

Fig. 6 An example of relations among three books.

本1を手にとらなかったとする。その情報は、②にセットされる。この状態で再度本2を使って関連本を要求したときには、本1の興味確率は0.51となり、本3が推薦される。

4. 実験システム

本章では、実世界を対象とした推薦モデルを検証するための実験システムについて述べる。

4.1 システムの概要

実験システムは、実物の本を使った本の推薦を限定された環境下で実現するためのシステムである。ユーザは特別な機器を身に付けず、手を使って本を扱うという書店での従来からのインタフェースを踏襲したシステムとなっている。ユーザは、選択した本を指定箇所にかざすことによって、システムからの推薦を受けることができる。また、システムが自動的に本を推薦することもある。システムは、推薦する本をスポットライトを用いてユーザに知らせる。

図7にシステム構成図を示す。システムは、本にスポットライトをあてるためと、本の動きからユーザの状態や興味を推測するための2つの目的で、本の位置情報を取得する。このために超音波位置計測器を使用する。また、ユーザが実物の本を使って推薦の要求できるように、Passive RFID タグをすべての本に装着している。スポットライトの照射には、舞台などで光の演出効果として利用される可動式ライト（ムービングライト）を使用する。そしてそれらを1つの計算機で制御する。

4.2 処理の概要

図8に処理の概念図を示す。計算機への入力情報は、ユーザが本をかざしたときに得られるPassive RFID情報と、本の位置情報である。出力はムービングライトが照射するスポットライトである。Passive RFID情報は、ID-ISBN DBによってISBNに変換されて推薦タイミングの決定、推薦する本の決定処理に送られる。本の位置情報は、位置DBに記録され、必要なときに各処理から参照される。推薦タイミングの決定処

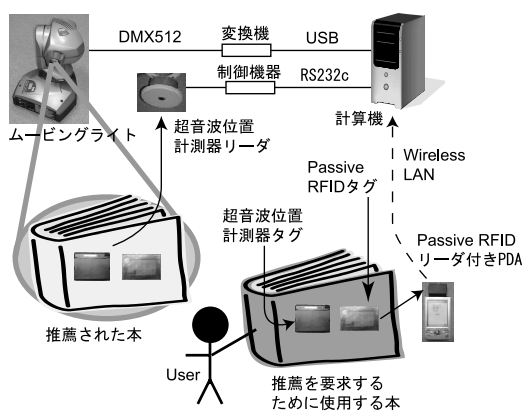


図 7 実験システムの構成

Fig. 7 Experiment system architecture.

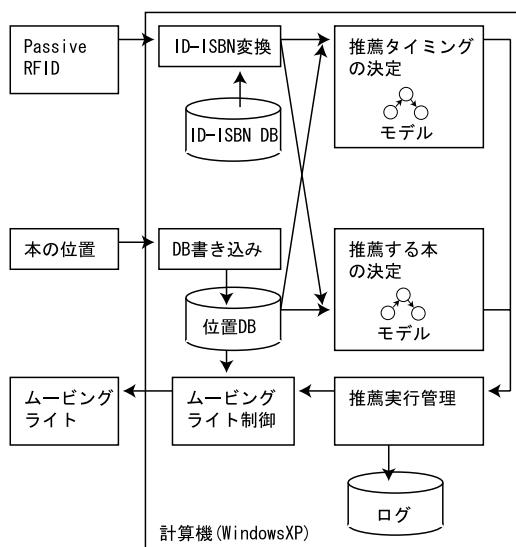


図 8 実験システムの処理の概念図

Fig. 8 Conceptual diagram of experiment system.

理、および推薦する本の決定処理では、それぞれ「推薦タイミングを決定するモデル」「推薦する本を決定するモデル」によってタイミングや推薦される本が決定される。それらの情報は、推薦実行管理処理に送られて実際に推薦が実施される。推薦実行管理処理では推薦の実行時に、ムービングライト制御処理に指示を送り、システム状態をログに記録する。ムービングライト制御処理では、本の位置情報からスポットライトの照射角度を計算し、照射する。

以降では、入力処理、出力処理に分けて詳しく述べる。

4.3 入力処理：Passive RFID と本の位置情報

Passive RFID（オムロン社）は、ユーザが推薦を要求するために本をかざす、という動作を認識するため

に使用する．様々なところに，かざす場所を設けられるように，Passive RFID リーダが PDA に装着できるものを使用した．これによって PDA の無線 LAN の電波の届く範囲内であれば，どこにでも容易にリーダを配置することができるようになる．タグは，本の裏表紙の内側に貼り付けている．本をリーダの上にかざすと ID が読み込まれ，PDA の無線 LAN 機能を使って計算機に送られる．計算機では，タグ ID と ISBN を関連付けるデータベースによって，どの本がリーダにかざされたかを知ることができる．

本の位置情報は，超音波位置計測器（古河産機システムズ社）によって取得する．使用した機器は，タグと環境側の装置で構成されている．環境側から 315 MHz 帯の微弱電波を発信し，それを受けたタグが中心周波数 40 KHz の超音波を発信する．その超音波を環境に複数配置された超音波リーダで検出する．最初の微弱電波の発信時間と，各リーダで超音波を受信した時間の差から，タグから各リーダまでの距離が算出される．3 つ以上のリーダによって超音波を計測することにより，3 次元上の 1 点としてタグの位置を求めることができる．測定誤差は，約 5 cm である．また，位置の更新間隔は，約 1 秒である．計算機で得られた位置情報は位置 DB に記録され，必要なときに各処理から参照される．この位置 DB には，本の 3 次元情報 (x,y,z) だけでなく，位置の変化から推測される本の状態も記録されている．本の状態は，(1) STAY：位置情報が変化しない状態，(2) MOVE：位置情報が変化している状態，(3) LOST：位置情報が計測できない状態，(4) FOUND：位置情報が計測できない状態から復帰した直後の状態，の 4 種類である．

4.4 出力処理：ムービングライトによるスポットライトの照射

推薦する本にスポットライトをあてるために，ムービングライト（マーチン社）という可動式ライトを使用する．ムービングライトは，一般的には舞台などで光の演出効果を作るために使用されている機器である．DMX512^{*}という標準のプロトコルで照射方向やスポットライトの径を制御することができるようになっている．計算機からは，USB 変換機を使って DMX512 信号を送っている．

本システムで使用した機器は，横回転（パン）と縦回転（チルト）の 2 つの回転軸によって照射方向を決めるようになっている．その構造は，2 軸ロボットアームと同じであるため，本の位置にスポットライトを照

射するようにパンとチルトを求める計算は，ロボット工学における逆運動学問題¹⁰⁾と等価になる．また，スポットライトを本に照射するためには，超音波位置計測器の座標系の中で，ムービングライトがどこに位置し，どのような向きになっているかをあらかじめ求めておく必要もある．本システムでは，一般的にキャリブレーションと呼ばれるこの処理を 1 つの伸縮関節と 2 つの回転関節としロボットアームの逆運動学問題に含めて考える．2 軸のムービングライトに 3 軸のキャリブレーションが加わるため，全体としては 5 軸のロボットアームと等価となる．

ムービングライトの座標系を T_m ，超音波位置計測器の座標系を T_l とすると，両者の関係は式 (1) となる．

$$T_l = A_{ry} A_{rz} A_t A_{rp}^{-1} A_{rt}^{-1} T_m \quad (1)$$

式 (1) は，ムービングライトが本を照射している状態からパンとチルトを 0 度に戻し，ムービングライトの設置された位置や向きを変換式として与えていくと超音波位置計測器の座標系となる，という式である．パンとチルトを 0 度にする変換は， A_{rp}^{-1} ， A_{rt}^{-1} によって与えられる．ムービングライトの設置位置に対する平行移動変換は A_t ，向きに対する回転変換は Y 軸周りの A_{ry} と，Z 軸周りの A_{rz} で与えられる．

次に，ムービングライト座標系での本の位置を P_m ，超音波位置計測器の座標系での同じ本の位置を P_l とすると，式 (1) から求められる両者の関係は，式 (2) となる．

$$P_m = A_{rt}^{-1} A_{rp}^{-1} A_t A_{rz} A_{ry} P_l \quad (2)$$

よって，本の座標からムービングライトのパンとチルトを求めるには，機器の設置後のキャリブレーションで求めた A_t ， A_{ry} ， A_{rz} と，システム実行中に観測情報として得られる P_m ， P_l から A_{rp} と A_{rt} を求めればよい．

一方，投射面にできるスポットライトの径の大きさは，ムービングライト内でランプの前に置かれる「ゴボ」と呼ばれるプレートを切り替えることによって制御される．このゴボの上での円の大きさと，実空間に照射されるスポットライトの径の関係は，式 (3) とする．

$$R_r = \frac{R_g D}{F} \quad (3)$$

式 (3) の R_r はスポットライトの半径， R_g はゴボ上の円の半径， D はムービングライトから照射する実空間の位置までの距離， F はムービングライトの機器によって一意に決まる焦点距離である．本システムでは，照射するスポットライトの径を本の表紙ほどにするために，式 (3) によって計算されたゴボ上の円の

^{*} <http://www.usitt.org/standards/DMX512.html>

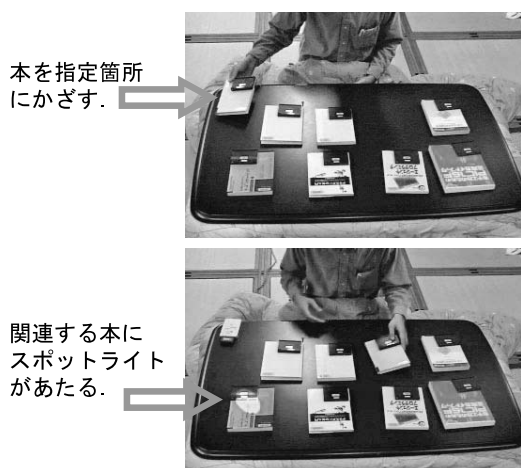


図 9 ユーザが選択した本を使って推薦を要求する場合

Fig. 9 User wants to be recommended using his/her selected bookx.

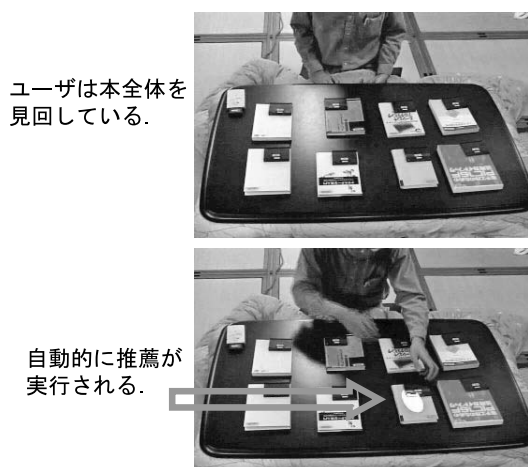


図 10 自動的に推薦が実行される場合

Fig. 10 System recommends a book automatically.

半径に最も近いゴボを選択して照射している。

4.5 システムの動作例

4.5.1 ユーザが選択した本を使って推薦を要求する場合

図 9 に動作例を示す。無造作に並べられた本を見回し、気になる本を手にとって中身を見る。そして関連する本を探すために、その本を指定された箇所にかざす(図 9 の上)。システムでは、推薦する本を決定し、その本に対してスポットライトを照射する(図 9 の下)。

4.5.2 自動的に推薦が実行される場合

図 10 に動作例を示す。ユーザはいろいろな本を手にとっては本文を読み、ある程度の時間が経過したと

ころで、持っている本をすべて机に戻して本全体を見回している(図 10 の上)。システムは、すべての本の位置情報が変化していないことから、ユーザが本を読んでいる状態ではないと推測し、自動的に推薦を実行する(図 10 の下)。

5. 実験によるモデルの評価

本章では、推薦モデルの評価のために行った実験とその結果について述べる。

5.1 予備実験：関連本ネットワークでの最短距離と本の興味について

「ある本に興味を持つユーザは、ある別の本に対しても興味を持つ可能性が高い」という興味の共起性は、本研究では、関連本ネットワーク上での本ノードの位置関係によって決まると定義している。そこで、どのような位置関係のときに興味の共起性があるかを調査した。ここではその実験について述べる。

関連本ネットワークでの本ノードの位置関係として、ノード間の最短距離(2つのノードを結ぶ最小エッジ数)を使用する。この最短距離を長さによって4分割し、短距離：エッジ数1~3、中距離：エッジ数4~6、長距離：エッジ数7~9、超長距離：エッジ数10~、と名付ける。15人の大学院学生を被験者として、この4種類の距離と、本が関連していることを被験者に伝えることで起こる本に対する興味の増減について調査した。

実験手順は次のようである。まず被験者は、あらかじめ用意された13冊の本のそれぞれに対して、興味度合いを回答する。興味度合いは、5段階で{5. とても興味ある, 4. 興味ある, 3. 分からない(普通), 2. あまりない, 1. まったくない}の中から選択する。すべての本に対する興味を回答してから、次の手順に移行する。次の手順では、関連本の推薦を受ける。13冊の中から被験者が選択した本に関連する本を、同じ13冊の本の中から実験システムが選択し提示する。これを何度も繰り返し、被験者が興味ある本に対してすべて関連本の推薦を受けたところで終了する。そして、13冊のすべての本に対して、実験前に回答した興味度合いからの変化を回答する。

どのような関連本の推薦が興味を増加させるかを調査するために、推薦の前後で興味の増加した本と、そうではない本との違いを調査した。結果は、推薦後に興味が増加する場合には、中距離の関連性の本に対する興味が高い場合であった(有意水準0.01で統計的有意差があった)。また、有意水準を0.05とすると、短距離の関連性に対する本の興味が高い場合に、推薦

後に興味を増加させることも明らかとなった。

このような結果を次のように考察する。長距離以上の関連性の場合には、本の関連性自体が不明瞭となり、なぜ推薦されたのかを被験者が理解し難かったと思われる。また、中距離ほどに短距離が効果を発揮しなかったのは、短距離の場合には関連性が高すぎて、推薦する前から、本どうしの関係を被験者がすでに気づいていたことが考えられる。被験者がすでに知っていることを推薦しても新たな興味を得ることはできない。一方、中距離の場合には、被験者が気づいていず、推薦してその関連性を理解できるほどの関連度であったことが、推薦後の興味の増加を生んだものと考えられる。

この結果から、関連本ネットワークで中距離であれば、推薦する本を決定するモデルにおいて強い興味の共起性があるとし、短距離であれば弱い共起性が、それ以外の距離であれば興味の共起性はない、とするようにした。具体的には、図5のモデルにおいて、片方の本の興味確率が1.00となったときに、強い興味の共起性の場合には他方の興味確率が0.53、弱い共起性の場合には0.52となるように条件付き確率テーブルを設定して以降の実験を行った。

5.2 実験の目的

提案する推薦モデルが、本に対する興味を増加させることができるかを検証するために実験を行った。まず、支援システムがない従来の書店での本の読み回り（以後、システムなしと呼ぶ）との比較により、実世界での本の推薦機能が有効であることを確かめる。しかしこの比較だけでは、たとえばシステムが無作為に選んだ本を推薦したとしても、何も被験者に働きかけない「システムなし」よりは、本に対する興味を増加させてしまうかもしれない、という懸念がある。そこで提案するシステムの、推薦する本を決定するモデルをランダムに作成したシステム（以後、ランダムシステムと呼ぶ）との比較も行う。この2つのシステムとの比較により、実世界における推薦は有効であるか、そして、ランダムではなく意図を持った推薦は、興味の増加に影響を与えるかを検証する。

5.3 実験の手順

被験者は大学院学生21人で実験を行った。1人の被験者に対して、提案するシステム、ランダムシステム、システムなしの3つを使用して本を読み回ってもらった。被験者はまず、それぞれのシステムの使い方の説明を受ける。そして用意された8冊で構成される1セットの本のそれぞれに対して、興味度合いを{7.とてもある, 6.ある, 5.少しある, 4.普通(分からない), 3.あまりない, 2.ない, 1.まったくない}の7

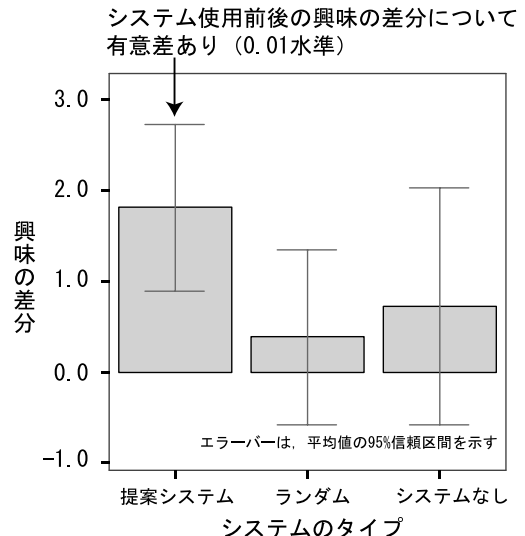


図 11 支援システム使用前と使用後の本に対する興味
Fig. 11 Interest of books and support systems.

段階で回答する。そしてシステムを10分間使用して本を読み回る。この10分間の間には、本を読む動機を与えるために、各本に対する簡単な説明を求める擬似テストを実施している。被験者には、本の取り扱い方について、たとえば、1冊ずつ本を手取るように、読み終わったら元の場所に戻すように、などの指示は与えていない。システム終了後に被験者は、再度、本に対する興味度合いを回答する。1人の被験者に対して、1つのシステムで1回、3システムで計3回、この手順を行った。また、使用した本の内容が被験者の興味度合いに偏って影響しないように、本のセットは3種類用意して、システムとランダムに組み合わせるようにした。また、各システムの実施順序についても、被験者によってランダムに変更して、影響が平均化するようにした。

5.4 結果

システム使用前後の本に対する興味の変化を平均化した結果を図11に示す。すべてのシステムで、システム使用後に興味が増加しているが、統計的有意差(0.01水準)のあるところは、提案システムのみであった。この結果から、提案する推薦モデルが、被験者の興味を増加させる効果があることが分かった。

また、被験者の感想としては、「優秀な店員が、本探しをサポートしてくれているようだ」、「実際に書店で使ってみたい」などの好意的なものや、「本を読むときに、超音波位置計測器のタグが邪魔になる」、「システムがなぜこの本を推薦するのか、理由を知りたい」などの今後の課題となる意見もあった。

5.5 推薦の受け入れ率と推薦タイミングについて

実験では、21人がそれぞれ10分間システムを使用して、合計で549回の推薦が実行された。そのうち約57%がユーザが要求して実行された推薦で、残りの約43%がシステムが自動で実行した推薦であった。ユーザが推薦された本を手にした割合は、ユーザ要求の推薦では約39%、自動推薦では約27%であった。

推薦された本を手にとらない理由は、システムが制御できる要素以外に、そのときの被験者から本までの距離や被験者の心理状態などの複雑な要因が考えられる。よって、たとえば、ユーザ要求の推薦受け入れ率39%を、単独で考察することは困難である。そこでここでは、個々の受け入れ率には言及せず、この2つの差についてのみ考察する。

実験で得られたログデータを、データマイニングツール¹¹⁾によって分析した。いろいろなアルゴリズムを適用したところ、枝切りしないディシジョンツリーアルゴリズムであるPART¹²⁾によって「推薦する本を手にとらないときは、2冊以上の本が動いている状態(STAY状態でない)のときに多い」というルールが導き出された。2冊以上の本が動いている状態とは、2つ以上の本を同時に開いているようなときである。今回の実験環境では、机の上に本を並べていたため、複数の本を同時に開くことに困難さはあまりなかった。このような2冊以上の本が動いている状態で推薦が実行された場合には、約76%の割合で、それ以外では約68%で無視されていた。この2つの値には統計的有意差はないが、推薦モデルを改善するための仮説としては受け入れられるだろう。

6. 関連研究

6.1 図書の推薦や付加情報の提示についての関連研究

従来から、Webなどのオンラインでの本の推薦を行う研究は多く行われてきた(たとえば文献3), 4)). これらの研究との相違点は、我々のシステムはユーザの状態をより意識したシステムとなっていることである。計算機のインタフェースであるマウス、キーボード、ディスプレイでは得ることが困難であったユーザの状態が、実世界を対象とすることでとりやすくなる。ユーザ状態に関する多くの情報が得られるため、システムの運用中にユーザモデルを調整することができるようになってきた。そのためにLindenらのItem-to-Item³⁾のような固定化されたモデルではなく、ユーザ行動をリアルタイムに反映できるベイジアンネットワークを使用した。このモデルによって、ユーザはシ

ステムを使っているうちに、自分にカスタマイズされた推薦を受けられるようになる。

実世界書店において本の付加情報を提示して、購買を支援するシステムがある。Amazon.comでは、実物の本のバーコードを読んで、Amazon.comのWebページへリンクしてくれる携帯電話用のアプリケーションを提供している¹³⁾。このサービスによって、実世界の書店で、売上げランキング、カスタマーレビュー、関連する本などを知ることができる。しかし関連する本については、その本が実空間のどこにあるか、または存在しないのか分からないため、書店の中で本を読み回することは支援されない。一方、我々のシステムでは、関連する本をスポットライトで照射するため、どの本が関連しているかだけでなく、その本の位置までも同時に教えてくれる。実物の本が推薦されるので、すぐにそれを手に取って読むことができる。このようにして本に触れることが、本に対する興味を増加させ、購買につながると考えている。

6.2 確率モデルについての関連研究

実空間をセンシングして状況を推定し、適切なサービスを提供しようとする試みは、Attentive User Interfaces (AUIs)¹⁴⁾と同じ考えである。このAUIsの考えに従って、マイクロソフトはNotification platform¹⁵⁾というユーザに親切的な通知システムを構築している。このシステムは、あるユーザに連絡を伝えるときに、ユーザが注目しているもの、曜日、時間、スケジュールなどを考慮して、電話などで割り込むか、またはメールなどで非同期で伝えるかを自動的に選択する。状況の推測には、我々と同様にベイジアンネットワークを使用している。我々のシステムとの相違点は、我々のシステムでは、推薦する本を決定するベイジアンネットワークについては自動で作成していることである。インターネット上の有益なデータベースを使い、膨大なトランザクションに基づいた最新のデータでつねにモデルを更新できることである。

6.3 実世界指向インタフェースについての関連研究

書店や図書館での本探しを支援するシステムには、外部から情報を照射する方法と、ユーザが身に付けた保持したりするデバイスを通して情報を受け取る方法がある。

外部から情報を照射する方法としては、Search-Light¹⁶⁾がある。このシステムは、本には光学式のタグを装着し、可動式ライトの上に付けられたカメラでそのタグを認識する。そして、タグを認識したときのパンとチルトを記録しておく。可動式ライトの照射方向とカメラの撮像方向が同じでともに動くため、3

次元位置を認識しなくても、パンとチルトだけで、そのタグにスポットライトを照射することができる。このシステムは、図書館のすべての本を認識するために、数時間の処理を必要とする。たとえば前日の夜に数時間かけて本をスキャンして、次の日に検索できるようにしておく必要がある。本の移動が少ないことを前提としていれば、簡易で使いやすいシステムであるが、我々の本の位置情報からユーザの状態を推測する目的には使用することはできない。我々のシステムでは、リアルタイムに本の位置情報を取得して、ユーザの状態や興味を逐次推測し、サービスを提供している。また、EveryWhere Display Project¹⁷⁾という可動式プロジェクタを利用した別の研究もある。この研究では、画像認識と可動式プロジェクタを利用した様々なシステムを提案している。その中で、たとえば、スーパーマーケットで購入したい商品まで案内をしてくれるシステムがある。床に矢印が表示されたり、目的の棚が光で照らされたりすることによってユーザは求める商品をすぐに見つけることができる。しかしこのプロジェクトでは、たとえば棚がどこにあるのかという位置情報については言及していない。一方、我々のシステムでは位置情報に着目し、その位置情報に応じてサービスを提供することを目的としている。

一方、ユーザが身に付けたり保持したりするデバイスを通して情報を受け取るタイプの支援には、HMDを利用したシステム¹⁸⁾がある。このシステムでは、ユーザが探したい本を指定すると、その本のある棚が、HMDを通してハイライトされる。棚の認識には、光学式のタグを使用している。また、RFID¹⁹⁾というシステムもある。ユーザの手に持つプロジェクタが、Passive RFIDによって認識した箇所に情報を照射するシステムである。書店などで使用すれば、本探しを支援することができる。この2つのシステムともユーザに特別な機器を身に付ける、または持たせる必要があり、ユーザの負担になると考えられる。一方、我々のシステムでは、ユーザは本を手を持つという従来の書店でのインタフェースから変わることはなく、ユーザの負担はない。

7. 今後の課題

ここでは、モデルの今後の課題と、実験システムの実用化に向けた課題について述べる。

7.1 推薦モデルについて

推薦タイミングを決定するモデル 2冊以上の本が動いているときに推薦受入率が低下する傾向があるという問題が明らかとなった。このよ

うな現象は、実験環境にも影響を受けるが、モデル自身の問題を含んでいる可能性もある。推薦タイミングを決定するモデルにおいては、個々の変数について詳細に検証していくことが必要であると考えられる。

推薦する本を決定するモデル 本研究では、モデルから推薦する本を決定する方法について、最も簡単に興味確率のみを見て決定していた。よって、モデルのグラフ構造によっては、同じ本が何度も推薦されるようなことも発生してしまう。今後は、推薦回数やそれ以外の指標を検討しなければならない。

7.2 実験システムの実用化に向けて

推薦モデルを評価するために使用した実験システムは、実用化を考えると、次のような課題を持っている。ここではそれを明らかにする。

スポットライトの照射精度について 実験システムが照射するスポットライトの照射位置の精度は、位置計測器の計測精度と、ムービングライトの照射精度に依存する。位置計測器の計測精度は、製品仕様から約5cmの誤差となっている。我々の実験環境においては約3cmの誤差で位置を取得できていた。一方、我々の使用したムービングライトは、パンとチルトの角度を最小で約0.00824度、約0.00412度で制御することができる。よって、ムービングライトから5m先のところでも約0.719mm単位でスポットライトの位置を制御することが可能である。これらのことから、我々の実験環境では、照射したい本に平均として誤差約3cmでスポットライトを照射することができていた。3cmよりも小さな本の表紙はあまりないと思われるが、3cmよりも薄い本の背表紙は珍しくない。よって特定の本の本の背表紙を照射することはできない。位置の精度を向上させるか、ユーザへの通知方法の再検討が必要であると考えられる。

スポットライトの視認性について 実験システムではユーザの位置を認識していなかった。よって、棚などに邪魔されてスポットライトが見えなくなることや、ユーザの後ろにスポットライトが照射されて気づかないようなことは考慮されていない。実用化に向けて、ユーザの位置や向きを画像解析により判断するなどの処理や、スポットライトの照射の仕方を検討する必要がある。

ユーザの個別認識について 推薦モデルは、ユーザの個別認識を前提としている。評価実験においては、実験の運用方法によってこの問題を回避した。現在の実験システムでは、複数人の同時使用を行うことはできない。実用化に向けて、ユーザを個別に認識できる機能をシステムに付加する必要がある。また、スポットライトのような通知方法についても、誰に対する通知であるかを分かるようにする必要がある。

書籍の配置方法について 書店では書籍は、ユーザに背表紙を向けたり、表紙を向けたり、同じ本が複数あったりする。実験システムでは、表紙を向けているときにのみ対応することができた。実用化するためには、背表紙の本や、同じ本が複数あったときの対応をする必要がある。

本に付けるタグについて 本に付けるタグは、大きさ、電池寿命の点から実用に耐えうるとはいいがたい。実用化に向けて今後は、たとえば Raskar ら¹⁹⁾ のような低電力、小型なタグの利用や、画像解析による本の認識を試みる必要があると考える。

同時に扱えるタグの量（書籍量）について 今回の実験システムでは、1つのタグの位置を取得するために最大で約1秒の時間を必要とした。制御機器が順番にタグに位置を問い合わせる形式であるため、タグの数が増えるとその分、位置の計測に時間がかかる。たとえば100個のタグをすべて位置取得するためには最大で約100秒かかる。書店などで自分の周りの本だけでもリアルタイムで位置取得するとしても、改良の必要があると思われる。

7.3 そのほか、システム全体として

推薦の理由について 評価実験の感想として、本の推薦を実施したときに、なぜその本を推薦するのかの理由を知りたい、というものがあった。また、ある技術分野を調査・勉強したいときには、その分野の権威が推薦する本を知りたいなどの意見もあった。今後は、本を推薦する目的をより細分化して、個々に対応していく必要があると考える。

8. おわりに

実世界書店を支援するための、本の推薦モデルについて提案し、評価を行った。2章では、オンラインと

実世界書店の違いを、支援機能の視点から議論して、関連本の推薦が、実世界を支援するために重要であることを示した。3章では、提案する推薦モデルについて述べた。「いつ」「何を」推薦するかを決定する2つのモデルを提案した。4章では、モデルを評価するための実験システムについて述べた。5章では、提案する推薦モデルによって行った本の推薦が、ユーザの興味を増加させることを実験により確認した。6章では、関連研究について述べた。7章では、現時点でのモデルの問題点や、実験システムの実用化に向けた課題について述べた。今後は、7章において示した課題について、取り組んでいきたいと考えている。

謝辞 有意義なコメントをいただいた、北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科三浦元喜助教に感謝いたします。また、評価実験に協力していただいた被験者の方々に感謝いたします。本研究の一部は文部科学省知的クラスター創成事業石川ハイテク・センシング・クラスターにおける「アウェアホーム実現のためのアウェア技術の開発研究」プロジェクトの一環として行われました。

参 考 文 献

- 1) 横田増生：アマゾン・ドット・コムの光と影，情報センター出版局（2005）。
- 2) パコアンダーヒル（著），鈴木主税（訳）：なぜこの店で買ってしまうのか—ショッピングの科学，早川書房（2001）。
- 3) Linden, G., Smith, B. and York, J.: Amazon.com Recommendations Item-to-Item Collaborative Filtering, *IEEE Internet Computing*, pp.76–80 (2003).
- 4) Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. and Riedl, J.: Item-based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms, *10th International World Wide Web Conference (WWW10)*, pp.285–295 (2001).
- 5) フィリップコトラー（著），木村達也（訳）：コトラーの戦略的マーケティング—いかに市場を創造し，攻略し，支配するか，ダイヤモンド社（2000）。
- 6) 産能大学マーケティング研究室（編）：新版マーケティングの実務知識，経営実務出版（1981）。
- 7) 菅谷義博：80 対 20 の法則を覆すロングテールの法則（2006）。
- 8) Rekimoto, J. and Nagao, K.: The World through the Computer: Computer Augmented Interaction with Real World Environments, *Proc. UIST'95*, pp.29–36 (1995).
- 9) 本村陽一，岩崎弘利：ベイジアンネットワーク技術ユーザ・顧客のモデル化と不確実性推論，東京電機大学出版局（2006）。

- 10) Paul, R.P.: *Robot Manipulators: Mathematics, Programming and Control (Artificial Intelligence)*, The MIT Press (1981).
- 11) Witten, I.H. and Frank, E.: *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*, 2nd Edition, Morgan Kaufmann, San Francisco (2005).
- 12) Frank, E. and Witten, I.H.: Generating Accurate Rule Sets Without Global Optimization, *Machine Learning, Proc. 15th International Conference*, Shavlik, J. (Ed), Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA (1998).
- 13) Amazon Scan Search.
<http://www.amazon.co.jp/exec/obidos/tg/feature/-/546374/ref=gw.lp.ct.4.1/250-7663706-2706614>
- 14) Vertegaal, R.: Attentive User Interfaces, *Comm. ACM*, Vol.46, No.3, pp.31-33 (2003).
- 15) Horvitz, E., Kadie, C.M., Paek, T. and Hovel, D.: Models of Attention in Computing and Communications: From Principles to Applications, *Comm. ACM*, Vol.46, No.3, pp.52-59 (2003).
- 16) Butz, A., Schneider, M. and Spassova, M.: SearchLight—A Lightweight Search Function for Pervasive Environments, *Proc. Pervasive Computing*, pp.351-356 (2004).
- 17) Pinhanez, C. and Podlaseck, M.: To Frame or Not to Frame: The Role and Design of Frameless Displays in Ubiquitous Applications, *Proc. Ubicomp'05*, pp.340-357 (2005).
- 18) Reitmayr, G. and Schmalstieg, D.: Location based applications for mobile augmented reality, *4th Australasian User Interface Conference*, pp.65-73 (2003).
- 19) Raskar, R., Beardsley, P.A., van Baar, J., Wang, Y., Dietz, P.H., Lee, J.C., Leigh, D. and Willwacher, T.: RFIG lamps: interacting with a self-describing world via photosensing wireless tags and projectors, *Proc. SIGGRAPH 2004* (2004).

(平成 18 年 5 月 29 日受付)

(平成 18 年 11 月 2 日採録)



中田 豊久 (正会員)

1970 年生。2006 年北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科博士課程修了。博士 (知識科学)。同年より北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科研究員。実世界指向インタフェース、データマイニングに関する研究に従事。人工知能学会、電子情報通信学会各会員。



金井 秀明 (正会員)

1969 年生。1996 年電気通信大学大学院電気通信学研究科博士後期課程単位取得退学。工学博士。同年同大学大学院情報システム学研究科助手。2000 年カナダ University of British Columbia 客員研究員, 2001 年オランダ Vrije Universiteit Amsterdam 研究員, 2003 年電気通信大学研究員。2004 年より北陸先端科学技術大学院大学知識科学教育研究センター助教授, 現在に至る。デジタル図書館等の Web 情報資源に関する研究に従事。現在, Semantic Web 技術のユビキタス環境への応用に興味を持つ。IEEE-CS, ACM 各会員。



國藤 進 (正会員)

1947 年生。1974 年東京工業大学大学院理工学研究科修士課程修了。同年富士通 (株) 国際情報社会科学研究所入所。1982~1986 年 ICOT 出向。1992 年より北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科教授, 1998 年より知識科学研究科教授。博士 (工学)。情報処理学会創立 25 周年記念論文賞, 1996 年人工知能学会研究奨励賞各受賞。日本創造学会理事長。人工知能学会, 計測自動制御学会, 電子情報通信学会等各会員。