

スマートフォンでの効率的な商品選別を目的とした ユーザの振舞いに基づく閲覧リスト最適化手法

顔 洪¹ 牛尼 剛聡²

受付日 2015年6月21日, 採録日 2015年10月8日

概要: 近年, スマートフォンによるオンラインショッピングの利用者が増大している. オンラインショッピングでは, ユーザが興味を持たない商品も含む大量の商品から構成される商品リストを閲覧して, 購入する商品を決定することが多い. しかし, スマートフォンは画面が小さく, 操作性が高くないため, このリストから商品を効率的に選別できないという問題がある. 本論文では, ユーザによるスマートフォン上の効率的な商品選別を支援することを目的に, スマートフォン上で閲覧する際の振舞いに基づいて, 商品リストの未読部分を動的に最適化する手法を提案する. 本手法では, 商品リストの最適化を実現するために, (1) ユーザの閲覧時の振舞いを利用して既読商品に対するユーザの評価を自動的に推定し, (2) 推定された評価に基づいてユーザの購買意図を推定し商品リストの未読部分においてユーザの興味がある可能性が高い商品を優先的に提示する. 開発したプロトタイプシステムを用いた被験者実験に基づき, 本手法の有効性を評価した結果, 商品リストの未読部分の最適化において, 提案手法は既存手法よりも効率的にスマートフォン上で商品を選別可能であることが示された.

キーワード: スマートフォン, 暗黙的フィードバック, 適合フィードバック, 振舞い分析, 商品リストの最適化

An Optimization Method for Browsing List to Support Effective Product Selection Based on Behaviors on Smartphone

HONG YAN¹ TAKETOSHI USHIAMA²

Received: June 21, 2015, Accepted: October 8, 2015

Abstract: Recently the number of the users who use online shopping sites on their smartphones has been increasing. When a user searches items in online shopping, the user has to browse the long item list that may contain items that do not interest him/her. One of the important problems is that the user sometimes has difficulty in finding items that can satisfy the user because the display of the smartphone is too small to select his/her prefer items effectively. This paper proposes a method for supporting a user to select his/her prefer items from an item list on an online shopping site with his/her smartphone. For efficient selections of prefer products on a smartphone, we propose a method to dynamically optimize the unread part of a product list, based on the browsing behaviors on the read part. Our methods consists of the following functions: (1) automatically estimating the user's interests on a product by utilizing the user's browsing behaviors; (2) estimating the user's intention of shopping based on the estimated interests on the browsed products, and reconstruct the unread part of the list for effective selection. The experimental results with our prototype system show the performance of the proposed method is better than the baselines.

Keywords: smartphone, implicit feedback, relevance feedback, behavior analysis, list optimization

¹ 九州大学大学院芸術工学府
Graduate School of Design, Kyushu University, Fukuoka
815-8540, Japan

² 九州大学大学院芸術工学研究院
Faculty of Design, Kyushu University, Fukuoka 815-8540
Japan

1. はじめに

近年, Web サイト上で商品を購入するオンラインショッピングが一般的に行われるようになった. 特に, スマートフォンの普及によって, スマートフォンを利用したショッ

ピングサイトの使用が大幅に増加している。たとえば、平成 26 年度版の情報通信白書 [1] によると、スマートフォンの利用者のうち、48.9%以上がオンラインショッピングの使用経験を有している。

オンラインショッピングサイトでは、莫大な商品集合からユーザの意図に適合した商品を選別可能とするために、検索機能を提供することが多い [2]。検索機能を利用すれば、ユーザはシステムにクエリを与えることにより、特定の条件を満足する商品のみを対象を絞り込むことができる。ユーザがあらかじめ目的とする商品が明確になっている場合には、適切なクエリを考えることができるため検索機能により効率的に商品を選別可能である。しかし、目的とする商品が明確になっていない場合には、適切なクエリを与えることができないため、効率的に商品の選別が行えない場合が多い。たとえば、現在利用している洗剤と同一商品を購入するような場合には、希望する商品の名称や性能等をクエリとして検索することにより、効率的に商品を選別できる。しかし、購入する商品が明確になっていない場合には、商品のカテゴリ等により、大まかな絞り込みを行い、候補とする製品に関する個々の属性や評判等を確認しながら、選別を行わなければならない場合が多い。

一般に、このような場合に、検索結果として返される商品は数百～数千となることが多く [3]、ユーザがすべての商品の詳細を確認することは現実的でない。そのため、価格や人気度等の基準によって、検索結果となる商品を順序付けしたリストをユーザに提示することが一般的である。このようなリストには、ユーザにとって興味が低い商品が混在する場合が多い。特に、スマートフォンの小さい画面上で、商品の情報を確認する際には、1つ1つの商品の情報を閲覧するコストが大きく、ユーザの購買意図に合致しない商品が多く混在すると、ユーザの購買意欲を低下させる可能性が高い [4]。

この問題を解決するためには、ユーザが商品リストを閲覧する際に、ユーザの購買意図に適合する商品を優先的に提示することによって、商品を効率的に選別できるようにすることが重要である。そこで、本研究では、ユーザの購買意図に基づいて、スマートフォン上で効率的に商品の選別が可能となるような商品リストの最適化手法を開発することを目的とする。

上記の目的を実現するためには、ユーザの購買意図を把握する必要がある。そこで、本研究では、すでに確認した商品に対するユーザの評価を取得して、ユーザの購買意図を推測する。それにより、商品リストの未閲覧部分において、ユーザの購買意図が高いと予想される商品を上位に提示することにより、ユーザが効率的に商品を選別できるようにするアプローチを採用する。

しかし、上記を実現するためには、ユーザが閲覧した商品に対する評価を取得することが必要である。ユーザが閲

覧した個々の商品を明示的に評価するのはユーザに負担がかかるため、現実的ではない。そこで、本研究では、ユーザが閲覧した商品に対する暗黙的な評価を自動的に推定する。具体的には、閲覧している商品に対するユーザの評価は、ユーザのスマートフォンに対する操作時の振舞いに反映されると考え、閲覧した商品に対する評価を推定するための指標として振舞いを利用する。

一般に、ユーザが対象に対する明示的な評価を行わずに、ユーザの振舞いに基づいて、対象に対する評価を推定することは、暗黙的フィードバック [5] と呼ばれる。たとえば、Web ページの検索結果リストにおいては、ウェブページのタイトルとスニペットが提示される。ユーザがクリックしたページはユーザが興味を持っている内容を含んでいる可能性が高いと考えられる。本研究では、スマートフォン上での商品リストを対象に、ユーザが商品リスト閲覧時の暗黙的フィードバックを利用して、ユーザの購買意図を推定することを目指す。暗黙的フィードバックとして利用可能な振舞いには様々なものが考えられる。たとえば、ユーザにとって興味が低い商品には、閲覧時間が長くなる傾向があると予想される。本手法では、ユーザの閲覧時間とスクロール速度を利用して商品に対するユーザの評価を推定する。

上記の背景の下、本論文では、スマートフォンを利用したオンラインショッピングを対象として、閲覧時の振舞いに基づいて閲覧した商品に対する評価を推定し、推定された評価に基づいて、商品リストの未閲覧部分を最適化する手法を提案する。そして、被験者実験を通じて、提案手法の有効性を評価する。

本研究で対象とする、商品リストの未閲覧部分の最適化という問題は、一種の商品推薦の問題であると考えられる。なぜなら、ユーザが明示的なクエリを与えることなしに、ユーザに適した商品を推定する問題であると考えられるからである。商品推薦に関しては、これまでにも多くの手法が提案されてきた。しかし、従来提案されてきた推薦手法 [6], [7], [8] の多くは、ユーザの嗜好が不変であることを前提とし、過去の購買履歴等からユーザの嗜好を推定し、推定した嗜好に適した商品を推薦する。しかし、今回対象とするような商品の効果的な選別のための商品リストの最適化では、ユーザ自身の嗜好に適した商品が必ずしも適切であるとは限らない。たとえば、ユーザが友人へのプレゼントを選択する場合、ユーザの嗜好に基づいて商品を推薦されてもユーザの効率的な商品選別には貢献しない [9]。そこで、本研究では、ユーザが1つの商品リストを閲覧している間は、ユーザの購買意図は不変であると考え、すでに閲覧した商品に対するユーザの購買意図を推定し、未読部分に含まれる商品の適合度を推定する。

本研究の目的は、ユーザの閲覧する商品リストを最適化することである。最適化のために、ユーザの購買意図をモデル化し、何らかの方法で購買意図を推定するというアプ

ローチを採用する。本研究では、商品リストを上位から閲覧する操作に注目し、すでに閲覧した商品に関する評価が推定できれば、それにより、その買い物におけるユーザの興味を推定できると考えた。つまり、本手法の基本的なアイデアは、商品リスト閲覧時に、既読商品に関するフィードバックを利用してユーザの購買意図を推定し、リストの未読部分の順番の最適化を行うというものである。本研究では、ユーザのフィードバックを利用した対象オブジェクトのランキング手法として、適合フィードバック [10] を利用することを考えた。適合フィードバックとは、情報検索においてユーザが与えたクエリに対する検索結果に対して、ユーザの検索意図に適合する正例と適合しない負例を明示することによって、ユーザの検索意図に適したクエリを構成する手法である。適合フィードバックは、リストの未読部分の最適化を目的とするものではないが、我々は、ユーザの購買意図をクエリと考えると、適合フィードバックのアプローチを利用してフィードバックからユーザの意図を推定できると考えた。

適合フィードバックの代表的な手法として Rocchio のアルゴリズム [10] が知られているが、この手法を商品リストの最適化に適用した場合、すべての属性に対してユーザが同等の興味を有することを前提として、評価された商品の特徴から、ユーザの購買意図を推定することになる。しかし、ユーザが商品を選別するとき、素材、機能、値段等、何らかの特徴にこだわった場合が多い [11], [12], [13], [14]。そこで、本論文では、ユーザが注目する商品の特徴を考慮して、ユーザの購買意図を推定する手法を提案する。

以下は次のような構成になっている。2章では関連研究について述べる。3章では本研究の位置付けを述べ問題を形式化する。4章では閲覧時の振舞いに基づいて閲覧した商品に対するユーザの評価を推定する手法について述べる。5章では、すでに閲覧した商品に対するユーザの評価に基づいて、商品リストの未読部分を最適化する手法について述べる。6章では評価実験の結果により、提案手法の有効性を評価する。7章は本論文のまとめを述べる。

2. 関連研究

2.1 適合フィードバックに関する研究

情報検索の分野では、ユーザのフィードバックを利用して、適切な情報を提供するために、これまでもいくつかの手法が提案されてきた。閲覧した際のユーザからの反応を用いて、クエリを修正したり [15]、より適していると考えられるクエリに変更したりする [16] 等、ユーザの検索意図を反映するようにユーザに提供する情報を最適化する手法が提案されている [17], [18], [19]。代表的な手法として、Rocchio のアルゴリズム [10] が知られている。この手法では、ユーザが検索結果の一部を手動で分類し、分類されたクラスごとに、そのクラスに含まれるオブジェクトの特徴

ベクトルの重心を求める。そして、新しいオブジェクトを分類するときは、分類対象となるオブジェクトの特徴ベクトルと、各クラスの重心ベクトルとの距離を計算し、その値が最も小さいクラスに分類する。Rocchio の手法に基づいて、過去のフィードバックの影響を低減するために、減衰率を使用した手法 [20] が提案されている。Wang ら [21] は、適合フィードバックにおいては負のフィードバックの数が多く、それらが類似度計算に多大な影響を与えることが多いことに注目し、適合フィードバックの改良手法を提案している。

一方、適合フィードバックを、確率理論に基づいた分類問題として扱っている手法も存在する [22], [23], [24]。これらの手法では、ベイズ理論をもとに、ユーザからのフィードバックを通じ、クエリに対する検索対象の適合度を条件付き確率として計算する。

これらの手法は、情報検索を対象としており、商品リストの最適化に適用した場合、すべての属性に対してユーザが同等の興味を有することを前提とし、評価された商品の特徴から、ユーザの購買意図を推定することになる。しかし、オンラインショッピングにおいては、ユーザは多くの特徴を総合的に判断するのではなく、注目する少数の商品属性にこだわりを持ち、それらに基づいて商品の選択を行う場合が多い。したがって、ユーザが注目していない商品の属性が、注目する商品属性と同等に扱われてしまい、不適切な商品を提示する可能性がある。本研究では、商品選択の際に、ユーザが興味を持つ属性の偏りに注目し、ユーザの購買意図を推定し、商品リストの最適化に利用する。

2.2 暗黙的フィードバックに関する研究

これまでも、情報検索や情報推薦の分野において暗黙的フィードバックに関して多くの研究が行われている [5], [25], [26], [27], [28], [29], [30], [31], [32], [33], [34], [35]。

松尾ら [26] は、Web ページアクセス履歴を利用してユーザの興味を推定する手法を提案している。この手法では、長期的に不変な興味は推定可能であるが、本研究で対象とするような、オンラインショッピングのリストの最適化を対象とした場合、ユーザの購買意図は過去とは異なる可能性があるため不適切である。

Morita ら [27] は、ネットニュースの記事を対象に、個々のニュースの閲覧時間を利用して、ユーザの興味を推定する手法を提案した。しかし、それらの研究は Web ページ等、ある程度の長さの文書を含むオブジェクトを対象としている。文書を読むのに必要とされる時間は予測できるため、ユーザの興味を推定に、文書の閲覧時間は有効であると考えられる。しかし、本研究で対象とするオンラインショッピングにおける商品リスト中の商品情報のように、写真を中心としていくつかの特徴が記されているオブジェクトに対して、ユーザの評価の推定に閲覧時間が有効であ

るかは検証されていない。

Fox ら [5] は、閲覧時におけるマウス操作、すなわち、スクロール要素とマウスクリックが、明示的な評価の予測に有効であることを示している。また、土岐ら [28] は、SNS ストリームの閲覧時の、マウスのホイールを利用したスクロールの履歴を利用して、ユーザの興味を推定する手法を提案している。これらの手法は、PC 環境におけるマウスの利用を前提としているため、本研究で対象とするスマートフォンでは適用が困難である。

文献 [29] は、スマートフォン固有の振舞いを暗黙的フィードバックに利用することを提案した最初の論文であり、モバイル検索が成功したかどうかを判断するために、ズーム操作やスクロール操作の回数が有用な特徴量となる可能性を示している。さらに、文献 [30] では、スマートフォン上で行われた Web 検索結果に対する満足度と、視線計測装置を利用して計測した視線の情報および検索結果リスト上での表示領域の移動の特徴との関連を分析している。これらの研究では、対象が通常の Web ページや検索結果一覧のページであり、オンラインショッピングにおける商品リスト中の個々の商品に関する評価を推定していない。オンラインショッピングにおける商品情報は一般的な Web ページと比較して情報量が少なく、表示領域の移動等を利用することが困難である。また、これらの研究では、すでに閲覧したオブジェクトに対する評価を推定することのみを目的としているのに対して、本研究では、推定した結果を利用して、ユーザが未読の対象に対する評価を推定して効率的な商品選別を支援することを目的としている。

3. 研究の目的

3.1 スマートフォンを利用した商品選別

一般的に、スマートフォンでのオンラインショッピングサイトで商品を選別する際には、ユーザは下記の手段に従うと考えられる。

- (1) 検索によって大まかに商品を絞り込む。
- (2) 商品リストを閲覧して候補となる商品を選別する。ここで必要ならば再度検索を行うこともある。
- (3) 候補となる商品集合の中から購入する商品を決定する。

一般的なオンラインショッピングサイトでは、検索で得られる商品集合は数百~数千件に及ぶ。スマートフォンの画面は狭いため、1つの画面に表示できる商品の数が少なく、ユーザは商品リストの先頭から個々の商品を順番に閲覧する必要がある。これは、PC 等の大型の画面で閲覧するよりもユーザに対する負担が大きく、効率が悪い。このような状況で、ユーザが興味のない商品を多く閲覧すれば、ユーザの購買意欲が減少する可能性がある。

一般的に、ユーザは検索によって得られた商品リストに含まれるすべての商品を閲覧するわけではない。多くの場合、ユーザはリストの途中で閲覧をやめて、購入商品の決

定を行う。しかし、商品リストの未閲覧部分に、購入候補となる商品が存在する可能性がある。そのため、ユーザの購買意図に一致した商品がリストの上位に現れることが望ましいと考えられる。そこで、本研究では、すでに閲覧した商品に対する評価からユーザの嗜好を推定し、未閲覧の商品リストにおいて、ユーザの嗜好に適した商品が上位になるようにリストを最適化する。商品リストの上位にユーザの興味に応じるものが多く含まれれば、候補商品を発見する時間が短縮化され、ユーザの負担が軽減され、効率的に商品の選別が可能となる。

3.2 提案手法の全体像

提案手法では、ユーザはスマートフォン上で商品リストの閲覧時の振舞いに基づいて、既読部分に含まれる商品に対するユーザの評価を推定する。そして、推定した評価に基づいてユーザの購買意図に適する未読部分に含まれる商品への興味を推定し、ユーザにとって評価が高いと予想される商品から優先的に提示することにより、商品リストの未読部分を最適化する。これにより、ユーザの効率的な商品選別を支援する。この概念図を図 1 に示す。

提案手法では、商品を閲覧すると、商品リストを最適化し、ユーザに提示する。閲覧回数が多くなれば、正確にユーザの購買意図を推定でき、ユーザの購買意図により適した商品を優先的に提示可能となり、効率的な商品選別が可能となる。提案する最適化手法の概念図を図 2 に示す。

3.3 問題の形式化

ここでは、提案手法で対象とする問題を形式化する。

すべての商品からなる集合を Π とする。 $\Pi = \{p_1, p_2, \dots, p_{|\Pi|}\}$ であり、 $p_i \in \Pi$ は商品を表す。商品集合 Π は、複数の商品カテゴリ C_i に分割され $C_i \subseteq \Pi$ であるとする。

ユーザは興味がある商品カテゴリ C に含まれる商品か

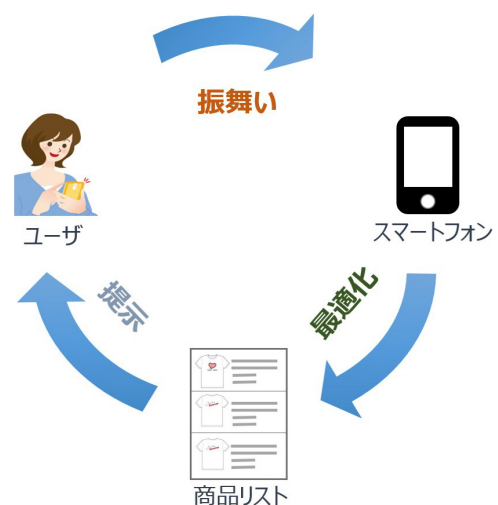


図 1 提案システムの概念図

Fig. 1 Concept of the proposed system.

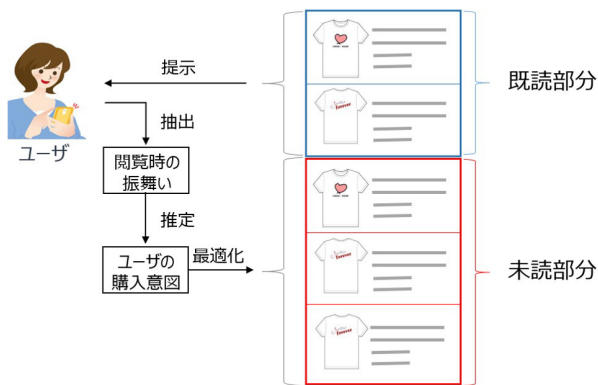


図 2 提案する最適化手法の概念図

Fig. 2 Concept of the proposed optimization method.

$$F = \begin{matrix} & a_1 & a_2 & a_3 & \dots & a_L \\ & \text{(通気性)} & \text{(ヒール)} & \text{(幅広)} & \dots & \text{(セール商品)} \\ p_1 & \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

図 3 靴を対象とした場合の特徴ベクトルの例

Fig. 3 Examples of shoes' feature vectors.

ら構成される商品リストを先頭から順番に閲覧する。商品リストを $List(C, order) = \langle p_1, p_2, \dots, p_N \rangle$ と表記する。ここで、 $p_i \in C$ であり、 $order$ は順序関係である。リスト中の商品に対して、 $i \leq j$ のとき、 $(p_i, p_j) \in order$ を満足するものとする。具体的な順序関係の例としては価格、登録日、レビュー数等が考えられる。いま、ユーザーの既読部分に含まれる商品集合を P_r とし、未閲覧の商品集合を P_u とする。このとき、 $P_u = C - P_r$ である。 $List(P_u, order)$ として未閲覧の商品リストを表現できる。本研究の目的は、ユーザーが効率的な商品選別が可能となるような未閲覧商品の順序付けの順序関係 $order$ を設定することである。

提案手法では、商品リスト閲覧中に既読部分に対するユーザーの振舞いからユーザーの購入意図を推定し、それに基づいて閲覧中の商品リストの未読部分を最適化する。そのために、商品リストを構成する商品の特徴をモデル化する必要がある。本手法では、商品の特性を特徴ベクトルで表す。具体的には、商品 p_i の特徴ベクトルを $f_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iL})$ と表現する。 L はすべての商品特徴の数を表す。ここで、 v_{ij} は商品 p_i の特徴 a_j の有無を表す。同一のカテゴリに所属する商品は、すべて同一次元の特徴ベクトルとして表現されるものとする。商品 p_i が特徴 a_j を有する場合は $v_{ij} = 1$ となり、有さない場合は $v_{ij} = 0$ となる。たとえば、靴を対象とした場合の特徴としては、「通気性」、「ヒール」「幅広」「セール商品」等がある。図 3 に靴を対象とした特徴ベクトルの例を示す。

なお、商品が有する特徴としては、上記のようなカテゴリカルな特徴のほかに、価格やサイズ等連続量で表現され

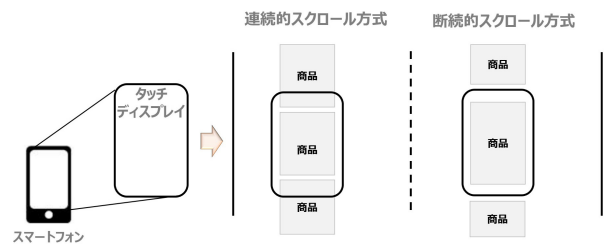


図 4 2 種類の商品リスト閲覧方式

Fig. 4 Two types of methods for browsing a product list.

る特徴が存在する。このような場合には、取りうる連続量を区間に分割(量子化)し、その区間に属する場合には 1、属さない場合は 0 として表現する。その際、区間をいくつに分割するべきかは重要な問題であるが、最適な区間の決定方法についての検討は今後の課題である。

4. ユーザの振舞いに基づいた評価の推定

本手法では、商品リストの既読部分に含まれる商品に対するユーザーの評価に基づいて、未読部分を最適化する。ユーザーの評価を取得するための最も単純な手法は既読部分に含まれる個々の商品に対して、ユーザーが明示的に評価を指定することである。しかし、この手法では、ユーザーに負担が大きく、現実的ではない。この問題を解決するため、本手法では、閲覧時の振舞いに注目する。我々は、ユーザーが商品リストをスマートフォン上で閲覧する際に、表示されている商品に対する評価の違いが、スマートフォンを操作するユーザーの振舞いに影響を与えると考えた。そこで、本研究では、機械学習を利用して、ユーザーの振舞いに基づいて既読部分に含まれる商品に対するユーザーの評価を推定する。

4.1 商品リスト閲覧インターフェース

スマートフォン上で商品リストを閲覧するためのインターフェースは、図 4 のように、大きく 2 種類に分類できる。1 つは連続的スクロール方式であり、もう 1 つは断続的スクロール方式である。連続的スクロール方式では、商品リストを構成する個々の商品情報を結合して 1 つの長い帯のようなページとして、そのページの注目部分をスムーズに移動させる手法である。それに対して断続的スクロール方式では、商品リストを構成する 1 つ 1 つの商品情報を 1 つのページとして、スマートフォンの画面上には、一度に 1 つのページだけを表示して、スワイプ操作によって、前後のページを表示させる方式である。連続的スクロール方式は、個々の商品に対する振舞いの区別が困難であるため、本研究では、断続的スクロール方式を採用する。

4.2 推定手法

ユーザーの振舞いに基づいて、商品の興味を推定する手法を説明する。

本手法では、閲覧した商品に対する価値を推定するために、代表的な教師あり学習モデルである SVM (Support Vector Machine) を用いる [36]. SVM のカーネルはガウシアンカーネルを利用する. 教師データを収集するため、ユーザがシステムを利用する前に、商品データリストを閲覧してもらい、その後に、それぞれの商品に対するユーザの評価を明示的に指示してもらい、それを教師用データとして SVM を生成する. そして、作成された SVM 分類器を利用して新しい振舞いデータから、閲覧した商品を分類することにより、商品に対するユーザの評価を推定する. ユーザが商品 p_i を閲覧する際のユーザの振舞いをベクトル $\mathbf{b}_i = (b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{in})$ として表す. ここで、 b_{ij} は、商品 p_i に対する振舞いの j 番目の特徴量であり、 n は、振舞いベクトルの次元数を表す. また、教師データ集合は、 $T = (\mathbf{b}_1, e_1), (\mathbf{b}_2, e_2), \dots, (\mathbf{b}_m, e_m)$ として表現できる. ここで、 (\mathbf{b}_i, e_i) における e_i は、商品 $p_i \in P_r$ に対するユーザが明示的に示した評価である. 商品が購買意図に合っている場合は 1、合っていない場合は 0 とする. また、 m は教師データ集合に含まれる振舞いベクトルの数である.

4.3 閲覧時の振舞いの特徴量

本研究で対象とするスマートフォンを利用したオンラインショッピングにおける商品リストに関して、商品リスト内の既読商品に関する評価を推定するために利用するユーザの閲覧の振舞いの特徴量について述べる.

Web ページを中心に、ユーザの閲覧時の振舞いから推定する暗黙的フィードバックに関してはこれまでも研究が行われてきた.

今回の対象とするオンラインショッピングの商品情報は、商品の画像が中心的な役割を果たし、それに付随する簡単な文字による特徴の記述から構成され、スクロールしなくても全体像が確認できることを想定する. 今回の対象に適した特徴として、閲覧時間とスワイプ速度を利用する. 閲覧時間を利用した理由は、これまでに多く研究されてきた文章を中心としたコンテンツにおいて、閲覧時間はユーザの評価を推定するのに効果的な特徴量であることが知られており、画像を中心とする商品情報においても同様な傾向があることが期待できるからである. また、スワイプ速度を利用する理由として、興味がある商品を閲覧する際には、商品の内容を確認しながら、次の商品に遷移するため、比較的緩やかなスワイプとなると予測されるが、一方、興味がない商品の場合、閲覧している商品に関心を持たず、次の商品に進むため、高速にスワイプすると予想されるからである. 以下にそれぞれの特徴量について、具体的に述べる.

4.3.1 閲覧時間

閲覧時間はスマートフォン上で商品情報を表示していた時間である. 一般的に、商品 p_i の表示開始時刻を st_i 、表

示終了時刻を et_i とする. このとき、時間 rt_i を以下の式で定義する.

$$rt_i = et_i - st_i \tag{1}$$

閲覧時間と閲覧した商品の購買意図との関連性については、関連が低い商品ほど閲覧時間が短くなり、関連が高い商品ほど閲覧時間が長くなると予想される.

4.3.2 スワイプ速度

スワイプ速度とは、スマートフォンでスワイプ操作をする際の指の移動速度のことである. 商品 p_i に対して、次の商品を表示することを目的として、スワイプの開始のためにユーザが指でタッチディスプレイに触れた画面上の座標を (sx_i, sy_i) とし、その時刻を sst_i とする. 同様に、指がタッチディスプレイから離れた画面上の座標を (ex_i, ey_i) とし、その時刻を set_i とする. このとき、スワイプ操作の移動距離 $dist_i$ を以下の式で定義する.

$$dist_i = \sqrt{(sx_i - ex_i)^2 + (sy_i - ey_i)^2} \tag{2}$$

また、スワイプ時間 dur_i を以下の式で定義する.

$$dur_i = set_i - sst_i \tag{3}$$

図 5 に示すように、商品 p_i に対するスワイプ速度 sv_i は、商品 p_i から次の商品を表示するためのスワイプ操作の際の指の移動距離 $dist_i$ (ピクセル) に要した時間 dur_i (ミリ秒) である. 商品 i に対するスワイプ速度 sv_i を以下の式で定義する.

$$sv_i = \frac{dist_i}{dur_i} \tag{4}$$

スワイプ速度と閲覧した商品に対する興味との関連性について、ユーザにとって興味が低い商品に対してはスワイプ速度が速く、興味が高い商品に対してはスワイプ速度が遅くなると予想される.

商品 p_i に対する振舞い $\mathbf{b}_i = (rt_i, sv_i)$ は、閲覧時間、スワイプ速度の組で表現する. なお、あるユーザのセッション中の振舞い集合 S に含まれる振舞い $\mathbf{b}_i \in S$ に対して、 rt_i, sv_i を以下のように正規化する.

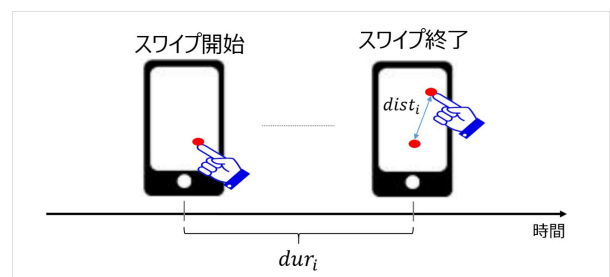


図 5 スワイプ速度の概念図

Fig. 5 Concept of swiping speed.

$$rt_i = \frac{rt_{oi} - \bar{r}}{\sigma_{rt}} \quad (5)$$

$$sv_i = \frac{sv_{oi} - \bar{v}_s}{\sigma_{sv}} \quad (6)$$

ここで、 rt_{oi} は rt_i の正規化前の値であり、 \bar{r} はそのユーザの教師データ集合 T に含まれる振舞いの閲覧時間の平均値を表す。式 (6) も同様である。 σ_{rt} 、 σ_{sv} はそれぞれ、教師データ集合 T に含まれる振舞いの閲覧時間とスワイプ速度の標準偏差を表す。

5. 閲覧リストの最適化

5.1 ユーザの購買意図のモデルと最適化

ユーザの購買意図を、特徴に対する重みのベクトルとして表現する。具体的には、対象とするユーザの購買意図を $\mathbf{r} = (w_1, w_2, \dots, w_L)$ と表記する。ここで、 w_i は、特徴 a_i に対する重みを w_i で表す実数である。商品 p_i のユーザの購買意図 \mathbf{r} に対する商品 p_i のユーザに対する適合度を $sim(\mathbf{f}_i, \mathbf{r})$ と表す。関数 sim は以下に示すコサイン相関値として定義される。

$$sim(\mathbf{f}_i, \mathbf{r}) = \frac{\mathbf{f}_i \cdot \mathbf{r}}{|\mathbf{f}_i| |\mathbf{r}|} \quad (7)$$

いま、ユーザの購買意図を表すベクトル \mathbf{r} が与えられたとする。また、商品リスト $List(P, order)$ に対して、既読部分の商品集合を P_r とする。このとき、未読部分に含まれる商品集合 $P_u = P - P_r$ から構成される商品リストを最適化することが必要である。本手法では、購買意図 \mathbf{r} と商品との適合度に基づいて P_u のリストを構成する。具体的には、上記の類似度に基づいて以下の順序集合 $order_{sim}$ を定義する。

$$order_{sim}(\mathbf{r}) = \{(p_i, p_j) \mid sim(\mathbf{f}_i, \mathbf{r}) \geq sim(\mathbf{f}_j, \mathbf{r})\} \quad (8)$$

これは直観的には、未読リストに含まれる商品に対して、購買意図 \mathbf{r} との適合度が高い商品がリストの上位にくるようなリストを構成することを意味する。

5.2 購買意図の推定

上記の手法で未読部分の最適化を行うためには、ユーザの購買意図を適切に推定する必要がある。本研究では、ユーザの購買意図を、ユーザが対象としている商品リストの既読部分に対するユーザの振舞いに基づいて推定する。

本手法では、まず、前節で述べたユーザ評価の推定手法を利用して、既読リストに含まれる商品集合 P_r を、ユーザの購買意図に適合したと推定される商品集合 $P_r^+ \subseteq P_r$ と購買意図に適合していないと推定される商品集合 $P_r^- \subseteq P_r$ に分類する。

5.2.1 閲覧した商品に対する評価に基づくユーザの購買意図の推定

本研究では、商品の特徴をベクトルとして表現し、ユー

ザの商品に対する評価に基づいて、購買意図を推定する。 P_r^+ と P_r^- を利用して、ユーザの購買意図を推定するための最も典型的な手法としては、ユーザの購買意図をクエリとしてとらえ、 P_r^+ を検索結果に対する正のフィードバック、 P_r^- を負のフィードバックとして、適合フィードバック手法を適用することである。具体的には、代表的な適合フィードバックアルゴリズムである Rocchio のアルゴリズムを利用すると、商品集合 P_r^+ と商品集合 P_r^- を用いて、ユーザの購買意図 \mathbf{r} を以下の式で求めることが考えられる。

$$\mathbf{r} = \frac{\alpha}{|P_r^+|} \sum_{p_i \in P_r^+} \mathbf{f}_i - \frac{\beta}{|P_r^-|} \sum_{p_j \in P_r^-} \mathbf{f}_j \quad (9)$$

ここで、 α と β は正のフィードバックと負のフィードバックの重みを表すパラメータであり、 α と β の和は1であるとする。

5.2.2 ユーザのこだわりを反映したユーザの購買意図の推定

一般的に、ショッピングにおいて、ユーザが商品を選別するときに、素材、機能、値段等、注目する属性には偏りがあることが知られている [11], [12], [13], [14]。上記の Rocchio のアルゴリズムを利用した推定手法では、商品の特徴ベクトルの次元が大きく、商品の属性が多い場合に、注目していない商品の属性の影響が、ユーザが注目している属性よりも大きくなり、不適切な商品を提示する可能性がある。

具体的な例を用いて、上記の現象を説明する。いま、5つの商品から構成される商品集合 $P = \{p_1, p_2, p_3, p_4, p_5\}$ を考える。これらに対する特徴として、5つの特徴「通気性」「ヒール」「幅広」「鏡面加工」「セール商品」を考える。それぞれの特徴の有無が図 6 の行列 F のように与えられるとする。

いま、商品リスト $\langle p_1, p_2, p_3, p_4, p_5 \rangle$ が与えられ、ユーザが上位3件を閲覧したとする。ここで、ユーザが通気性を有する靴に興味がある場合、閲覧した商品 $p_1 \sim p_3$ が特徴「通気性」があるために、 $P_r^+ = \langle p_1, p_2, p_3 \rangle$ 、 $P_r^- = \emptyset$ と推定

| | | 商品集合 | | | | |
|-------|-------|------|-----|----|------|-------|
| | | 通気性 | ヒール | 幅広 | 鏡面加工 | セール商品 |
| $F =$ | p_1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| | p_2 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| | p_3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | p_4 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| | p_5 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 |

| | | 興味がある商品集合 | | | | |
|-----------|-------|-----------|-----|----|------|-------|
| | | 通気性 | ヒール | 幅広 | 鏡面加工 | セール商品 |
| $F_r^+ =$ | p_1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| | p_2 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| | p_3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |

| | | 未読商品集合 | | | | |
|---------|-------|--------|-----|----|------|-------|
| | | 通気性 | ヒール | 幅広 | 鏡面加工 | セール商品 |
| $F_u =$ | p_4 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| | p_5 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 |

図 6 未閲覧商品を提示するための例

Fig. 6 Examples for presenting unread products.

されたとする。ここで、 P_r^+ に含まれる商品の特徴を図6の行列 F_r^+ に示す。ここで、上記の Rocchio の適合フィードバックに基づいた手法では、 $\mathbf{r} = (1, 0.66, 0.33, 0, 0)$ となる。なお、ここでは、 $\alpha = 1$ としている。

未読部分に含まれる商品 p_4 と p_5 を考えると、商品 p_4 は「通気性」の機能がなく、興味がある可能性が低い。一方、商品 p_5 は「通気性」があり、興味がある可能性が高い。しかし、未閲覧商品 p_4 と p_5 の優先順位を計算すると、 $\text{sim}(\mathbf{f}_4, \mathbf{r}) = 0.376$ 、 $\text{sim}(\mathbf{f}_5, \mathbf{r}) = 0.336$ となる。つまり、商品 p_4 は商品 p_5 より適合度が高く、商品 p_5 より上位になり、優先的に提示されることになる。つまり、興味がある可能性が高い商品 p_5 が優先されないことになってしまう。

いま、すべての特徴からなる集合を $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{|A|}\}$ とする。また、 A のすべての部分集合からなる冪集合 $AS = 2^A$ を以下のように定義する。

$$AS = \{as \mid \forall as \subseteq A\} \quad (10)$$

ここで、 $as \in AS$ を特徴集合と呼ぶ。いま、商品集合 P が与えられたとき、 P に対する特徴集合 as のサポート値 $\text{supp}(as, P)$ を以下の式で定義する。

$$\text{supp}(as, P) = \frac{\text{num}(as, P)}{|P|} \quad (11)$$

ここで、 $\text{num}(as, P)$ は、 P の要素である商品の中で、 as に含まれる特徴をすべて有するものの数である。

また、与えられた商品集合 P に対する頻出パターン集合 $FP(P)$ を以下の式で定義する。

$$FP(P) = \{as \mid as \in AS \text{ かつ } \text{supp}(as, P) \geq \text{min_supp}\} \quad (12)$$

ここで、 min_supp は、最小サポート値を表す閾値である。本論文では、頻出属性の抽出には、FP-growth アルゴリズム [37] を利用する。FP-growth アルゴリズムでは、Input と Output は下記となる。

- Input：商品の集合 P_r と最小サポート閾値 min_supp 。
- Output：頻出特徴集合 $FP(P)$ および $fp \in FP(P)$ に対するサポート値 $\text{supp}(fp, P)$ 。

$\text{rank}(as, P)$ は、商品集合 P に対して、特徴集合をサポート値の大きい順に並べたときの特徴集合 as の順位を表す。

我々は、既読リストに含まれる商品集合における頻出パターンに基づいて、ユーザの購買意図を推定する手法を提案する。

そのために、特徴集合 as に対する特徴ベクトル \mathbf{f}_{as} を以下のように定義する。

$$\mathbf{f}_{as} = (v_1, v_2, \dots, v_{|A|}) \quad (13)$$

ここで、

$$v_i = \begin{cases} 1 & (a_i \in as) \\ 0 & (a_i \notin as) \end{cases} \quad (14)$$

である。このとき、商品集合 P_r に対して、 P_r から頻出パターン集合 $FP(P_r)$ を用いて、ユーザの購買意図 \mathbf{r}' を式 (15) のように推定する。

$$\mathbf{r}' = \frac{\gamma}{|FP^+|} \sum_{as \in FP^+} \frac{1}{\text{rank}(as, P_r)} * \mathbf{f}_{as} - \frac{\delta}{|FP^-|} \sum_{as \in FP^-} \frac{1}{\text{rank}(as, P_r)} * \mathbf{f}_{as} \quad (15)$$

ここで、 γ と δ はパラメータを表し、 γ と δ の和は 1 とする。 FP^+ 、 FP^- は、それぞれ $FP^+ = FP(P_r^+)$ 、 $FP^- = FP(P_r^-)$ を表す。頻出属性パターンのサポート値 $\text{supp}(as, P_r)$ に基づいて、頻出属性パターンの順位 $\text{rank}(fp, P_r)$ を計算し、その順位に基づいて、頻出特徴の重みを決める。そのランクによって対応する頻出属性の値を与える。順位が高い特徴集合の値はより大きくなる。

たとえば、 $\gamma = 1$ とし、最小サポート値 min_supp が 40% の場合、式 (9) で例を計算すると、購買意図は $\mathbf{r}' = (0.5, 0.33, 0, 0, 0)$ となる。そして、未閲覧商品 p_4 と p_5 に対して興味 \mathbf{r}' との適合度を計算すると、 $\text{sim}(\mathbf{f}_4, \mathbf{r}') = 0.124$ および $\text{sim}(\mathbf{f}_5, \mathbf{r}') = 0.168$ となる。このことから、ユーザの未読部分の最適化により、ユーザのこだわりである「通気性」の靴 (商品 p_5) が優先して表示されるようになる。

6. 評価実験

提案手法の有効性を検証するために、提案手法のプロトタイプシステムを実装し、それを用いて評価実験を行った。

オンラインショッピングサイトにおいて、ユーザの最初の動作は、クエリを入力することではなく、商品カテゴリを選択する機会が多い。そのため、提案するシステムはクエリを入力して得られる検索結果を対象としないことを前提とする。

評価実験として 3 種類の実験を行った。第 1 の実験は、振舞いに基づいた商品の評価の推定手法の有効性の検証である。第 2 の実験は、ユーザが明示的に商品の価値を指定した場合の提案手法の有効性の評価である。第 3 の実験は、既読部分に対して、ユーザが明示的な評価を指定せず、提案した振舞いからの評価を利用して、最適化を行った場合の評価である。それぞれの実験の詳細は以下に述べる。

スマートフォン上で動作するプロトタイプシステムの実行画面を図 7 に示す。本システムのインタフェースでは、商品ページが 1 件ずつ表示され、ユーザはスワイプ操作で、次の商品ページを表示する。使用したスマートフォンの CPU は 1.6 GHz であり、メモリは 2 GB である。なお、表示用のディスプレイサイズは、4.8 インチである。OS は Android™4.3 である。



図 7 プロトタイプシステムの実行画面

Fig. 7 A snapshot of the prototype system.

今回の実験では、靴とバッグを対象として実験を行った。靴に関しては、靴を対象としたオンラインショッピングサイトの1つである Shoes-Street [38] 上で販売されている紳士靴を対象とした。このサイトに掲載されている 536 件の紳士靴と 63 個の商品特徴をデータセットと設定した。また、バッグ・ケースを対象としたオンラインショッピングサイトの1つである Youshida-kaban [39] 上で販売されている PC バッグを対象とした。このサイトに掲載されている 593 件の PC バッグと 69 個の商品特徴をデータセットと設定した。

被験者は日常的にスマートフォンを使用する大学生および大学院生 20 名である。その中で、10 名の被験者には、靴を対象とした評価実験行ってもらい、残りの 10 名の被験者には、バッグを対象とした評価実験を行ってもらった。

なお、商品特徴の抽出に関しては、商品の説明文、レビュー等から自動的に収集することが考えられるが、本研究の焦点ではないため、手動で抽出する方式で行った。

6.1 振舞いからの評価の推定

本論文では、スマートフォンで商品リストを閲覧した際の振舞いに基づいて、閲覧した商品に対するユーザの評価を推定する手法を提案した。この手法の有効性を評価するために以下の実験を行った。

6.1.1 実験手法

被験者に対して、事前に準備した 100 件の商品をスマートフォンで閲覧してもらい、個々の商品に対して閲覧時の振舞いを計測した。さらに、閲覧後、被験者には閲覧したすべての商品それぞれに関して、「興味がある」か「興味がない」の 2 種類の評価を行ってもらった。まず、今回利用した閲覧時間とスワイプ速度という 2 種類の特徴量と、ユーザの評価にどのような関係があるかを分析する。次に、さらに、提案する SVM を利用した推定手法を評価す

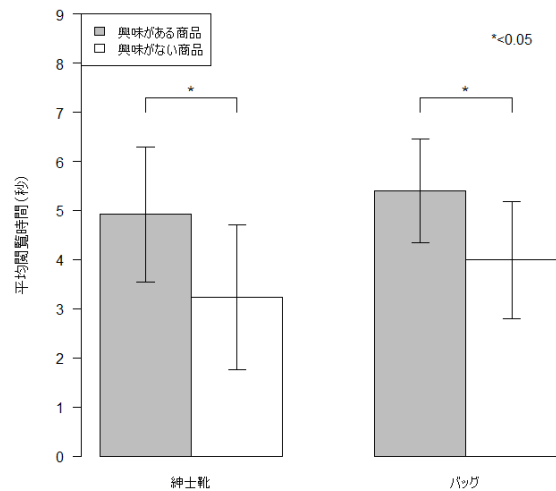


図 8 閲覧時間と興味の関係

Fig. 8 The relationship between browsing time and interest.

るために、実験で得られたデータに対して、K-Fold Cross Validation を行い、分類性能を分析する。

6.1.2 結果と考察

今回の実験では紳士靴とバッグを対象とした。紳士靴を対象とした実験において、10 名の被験者が興味があった商品の数は 237 件であり、興味なかった商品の数は 763 件であった。一方、バッグを対象とした実験において、10 名の被験者が興味があった商品の数は 251 件であり、興味なかった商品の数は 749 件であった。

紳士靴とバッグのそれぞれのカテゴリについて、興味がある商品と、興味がない商品に対する閲覧時間の違いを図 8 に示す。

紳士靴を対象とした場合、興味がある場合には、平均閲覧時間は 4.95 秒 (SD = 1.38) であったのに対して、興味がない場合には、3.23 秒 (SD = 1.47) であった。一方、バッグを対象とした実験において、興味がある場合には、平均閲覧時間は 5.40 秒 (SD = 1.05) であったのに対して、興味がない場合には 3.99 秒 (SD = 1.19) であった。また、それぞれの商品カテゴリにおいて、興味がある場合とない場合、各被験者の平均閲覧時間に有意差が存在するかどうかを判断するために t 検定を行ったところ $p < 0.05$ となり、有意水準 5% で有意差が存在することが分かった。

一方、閲覧した商品に対する被験者の評価によるスワイプ速度の違いを図 9 に示す。紳士靴を対象とした場合、興味がある場合には、平均スワイプ速度は 0.62 pixel/ms (SD = 0.28) であったのに対して、興味がない場合の、平均スワイプ速度は 1.12 pixel/ms (SD = 0.45) であった。一方、バッグを対象とした場合、興味がある場合には、平均スワイプ速度は 0.67 pixel/ms (SD = 0.26) であったのに対して、興味がない場合には、平均スワイプ速度は 1.05 pixel/ms (SD = 0.41) となった。また、それぞれの商品カテゴリにおいて、興味がある場合とない場合、各被

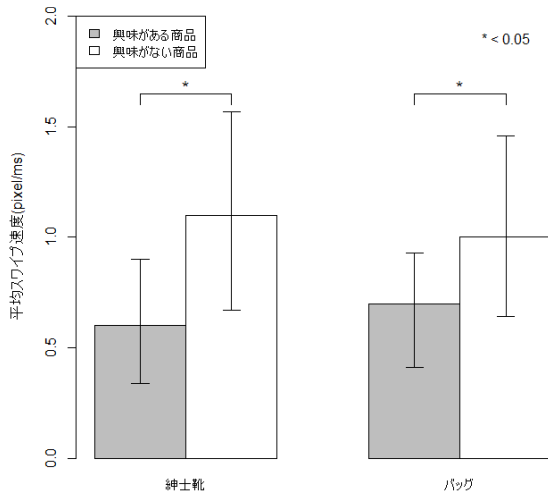


図 9 スワイプ速度と興味の関係

Fig. 9 The relationship between swiping speed and interest.

験者の平均スワイプ速度に有意差が存在するかどうかを判断するために t 検定を行ったところ $p < 0.05$ となり、有意水準 5% で有意差が存在することが分かった。

上記の結果から、今回対象とした 2 種類の商品カテゴリーの商品では、閲覧時間やスワイプ速度は、興味がある場合と興味がない場合とでは有意差が存在していることが明らかになった。さらに、興味がある商品を閲覧する際には、興味がない商品を閲覧するよりも閲覧時間が長くなり、スワイプ速度は遅くなる傾向にあることが明らかになった。上記の特徴量を利用して、ユーザの評価を推定する手法の評価を行う。評価のためには 5-Fold Cross Validation を用いた。すなわち、100 個のサンプルデータを 5 分割し、4 ブロックを訓練データ、1 ブロックをテストデータに利用し、それぞれをすべての組合せで行った。性能を評価するための指標として、閲覧時間とスワイプ速度を特徴量として利用した場合の SVM による評価の分類の性能を評価する。評価指標として正解率 (Accuracy)、適合率 (Precision)、再現率 (Recall) および F 値 (F-Measure) を利用する [2]。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (16)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (17)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (18)$$

$$F-Measure = \frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}} \quad (19)$$

ここで、 TP (True Positive) は興味がある商品と正しく分類した数であり、 FP (False Positive) は興味がある商品と誤って分類した数である。また、 FN (False Negative) は興味がない商品と誤って分類した数であり、 TN (True Negative) は興味がない商品と正しく分類した数である。

実験の結果を表 1 に示す。紳士靴を対象とする場合、正解率が 0.71、F 値が 0.69 であり、バッグを対象とする場合、

表 1 閲覧時の振舞いによる推定結果

Table 1 The estimation results based on browsing behaviors.

| | 正解率 | 適合率 | 再現率 | F 値 |
|-----|------|------|------|------|
| 紳士靴 | 0.71 | 0.73 | 0.66 | 0.69 |
| バッグ | 0.74 | 0.76 | 0.66 | 0.71 |

正解率が 0.74、F 値が 0.71 であり閲覧時の振舞いからユーザの評価をある程度正確に推定できることが分かった。また、被験者によって個人差があった。最良の結果であった被験者の正解率は 8 割 (0.81) 以上であったが、最も低い結果であった被験者の正解率は 7 割弱 (0.67) であった。

6.2 ユーザの明示的な評価に基づく最適化

ユーザがあらかじめ目的とする商品が明確になっていない状況において、ユーザの既読部分の商品に対する正確な評価が取得可能な場合に、提案した未読部分の最適化手法の有効性を実験により評価した。

6.2.1 実験手法

実験用のデータセットから、20 個のサンプル商品をあらかじめ選択し、被験者に閲覧してもらった。閲覧する前に、被験者に自分の好みの商品を購入する場合を想定するようにと指示した。閲覧後、閲覧したサンプル商品に対して、個別に人手で「興味がある」か「興味がない」を評価してもらった。そして、提案手法を用いて商品リストの未閲覧部分の最適化を行い、商品リストの上位 30 件の商品それぞれに対して、ユーザの好みに対する主観的な適合度を 1~5 の 5 段階で評価してもらった。それぞれ、1:まったく適合しない、2:適合しない、3:どちらでもない、4:適合する、5:非常に適合するに対応している。提案手法に対するベースラインとして、オンラインショッピングの閲覧時に広く利用されていると考えられる人気順による順序付けと、単純な適合フィードバック手法である Rocchio のアルゴリズムを利用した順序付けによる結果と比較した。

なお、各手法で用いたパラメータとしては、Rocchio の手法では $\alpha = 0.75$ 、 $\beta = 0.25$ とし、提案手法では、 $\gamma = 0.85$ 、 $\delta = 0.15$ とした。このパラメータは予備実験を行い、それぞれの手法において nDCG の値が最も高くなる値を調査して決定した。

6.2.2 結果と考察

ランキング等の多段階の適合度を考慮できる尺度として一般的に利用されている nDCG (normalized Discount Cumulative Gain) の値を計算した。リスト上位 30 件の場合の nDCG 平均値を図 10 (靴)、図 11 (バッグ) に示す。それぞれの商品カテゴリーに対する nDCG@30 の場合において、提案手法は、ベースライン 1 やベースライン 2 と比べると、良好な結果を得ることができた。提案手法では、紳士靴を対象とした場合、nDCG@30 の結果は 0.69 (標準偏差 $SD = 0.04$) であり、バッグを対象とした場合、nDCG@30

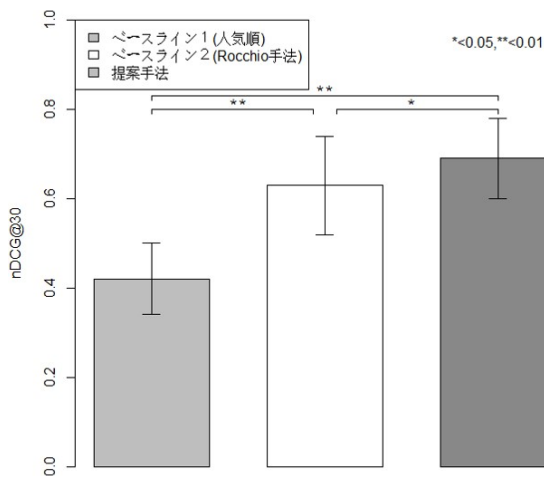


図 10 靴を対象とした商品リストの上位 30 件に対する nDCG の平均値

Fig. 10 The average of nDCG for the upper 30 products in a list of men's shoes.

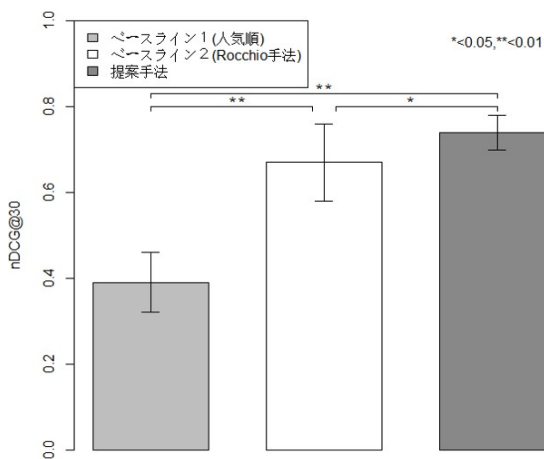


図 11 バッグを対象とした商品リストの上位 30 件に対する nDCG の平均値

Fig. 11 The average of nDCG for the upper 30 products in a list of PC bags.

の結果は 0.75 (SD = 0.05) であった。一方、ベースライン 1 では、紳士靴を対象とした場合、nDCG@30 の結果は 0.42 (SD = 0.08) であり、バッグを対象とした場合、nDCG@30 の結果は 0.39 (SD = 0.07) であった。ベースライン 2 では、紳士靴を対象とした場合、nDCG@30 の結果は 0.63 (SD = 0.10) であり、バッグを対象とした場合、nDCG@30 の結果は 0.67 (SD = 0.09) であった。提案手法とベースラインそれぞれの結果に対して、コルモゴロフ・スミルノフ検定を用いて、それぞれが正規分布に従うかどうかについて検定を行った結果、それぞれの商品カテゴリにおいて、提案手法やベースラインでは検定値は 0.05 より大きく、ともに正規分布に従うという仮説が採択できた。また、t 検定により、nDCG@30 の結果において、提案手法がベースライン 1 の間に有意差 ($p < 0.01$)、またベースライン 2 の間に有意差 ($p < 0.05$) があることが確認された。

6.3 振舞いを利用した評価推定に基づいた商品リストの最適化手法の評価

ユーザが既読部分に対する明示的な評価を与えずに、既読部分に対する振舞いからユーザの購買意図を推定し、未読部分の最適化を行った場合の評価を行った。

6.3.1 実験手法

被験者に、提案手法と 2 種類の比較手法それぞれを用いて、30 個の商品から構成される商品リストを閲覧してもらった。閲覧後に、それぞれの商品に対する興味の有無を回答してもらった。比較手法としては、人気順 (ベースライン 1)、および Rocchio 手法 (ベースライン 2) を利用した。なお、提案手法において、振舞いに基づく評価の推定を行うための SVM の学習には、6.1 節で述べた振舞いからの評価の実験において取得した 100 件分のデータを教師データとして利用した。

さらに、被験者の主観的な満足度を調査する目的で主観評価を行ってもらった。被験者に対して、それぞれの手法で閲覧した商品リストに対する 7 段階の評価値を回答してもらった。選択肢は「0: まったく満足していない」、「1: 満足していない」、「2: ちょっと満足していない」、「3: どちらともいえない」、「4: ちょっと満足している」、「5: 満足している」、「6: とても満足している」である。

6.3.2 結果と考察

提案手法の性能を評価する尺度として、すでに閲覧したリストの平均適合率 (リスト中に含まれるユーザが興味を持つ商品の割合) を比較した。

紳士靴と PC バッグそれぞれに対して、10 件閲覧した時点での平均適合率 ($p@10$)、20 件閲覧した時点での平均適合率 ($p@20$)、30 件閲覧した時点での平均適合率 ($p@30$) および、分散を表 2 に示す。実験結果から、紳士靴に関しては、 $p@10$ 、 $p@20$ 、 $p@30$ すべての場合で、提案手法はベースライン 1 およびベースライン 2 よりも高い値となった。紳士靴を対象とした実験では、 $p@10$ の場合、適合率が 0.40 (SD = 0.09) であり、 $p@20$ の場合、適合率が 0.39 (SD = 0.08) であり、 $p@30$ の場合、適合率が 0.42 (SD = 0.08) であった。提案手法とベースラインそれぞれの結果に対して、コルモゴロフ・スミルノフ検定を用いて、それぞれが正規分布に従うかどうかについて検定を行った結果、提案手法やベースラインでは検定値は 0.05 より大きく、ともに正規分布に従うという仮説が採択できた。また、 $p@10$ 、 $p@20$ 、 $p@30$ の場合、t 検定を行ったところ、提案手法がベースライン 1 による結果との間に有意差 ($p < 0.01$)、ベースライン 2 による結果 (表 3) との間に有意差 ($p < 0.05$) が存在していた。また、バッグを対象とした実験でも、同様に提案手法はどちらのベースラインよりも高い適合率となった。

次に、閲覧した商品の数とそのときの適合率の関係を調べた。閲覧した 1~30 件の適合率の平均値を図 12、図 13

表 2 振舞いに基づいたリストの最適化の結果

Table 2 The results of optimized list based on behaviors.

| 適合率 | 紳士靴 | | | PC バッグ | | |
|------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
| | 人気順 | Rocchio 手法 | 提案手法 | 人気順 | Rocchio 手法 | 提案手法 |
| p@10 | 0.18 (SD = 0.11) | 0.31 (SD = 0.12) | 0.40 (SD = 0.09) | 0.17 (SD = 0.13) | 0.30 (SD = 0.11) | 0.41 (SD = 0.11) |
| p@20 | 0.15 (SD = 0.09) | 0.32 (SD = 0.06) | 0.39 (SD = 0.08) | 0.20 (SD = 0.09) | 0.36 (SD = 0.08) | 0.44 (SD = 0.06) |
| p@30 | 0.15 (SD = 0.08) | 0.36 (SD = 0.06) | 0.42 (SD = 0.08) | 0.21 (SD = 0.08) | 0.37 (SD = 0.04) | 0.44 (SD = 0.07) |

表 3 提案手法と Rocchio 手法の t 検定の結果

Table 3 The results of t-test on the proposed method and Rocchio method.

| | p@10 | p@20 | p@30 |
|-----|-------|-------|-------|
| 紳士靴 | 0.045 | 0.027 | 0.014 |
| バッグ | 0.029 | 0.011 | 0.015 |

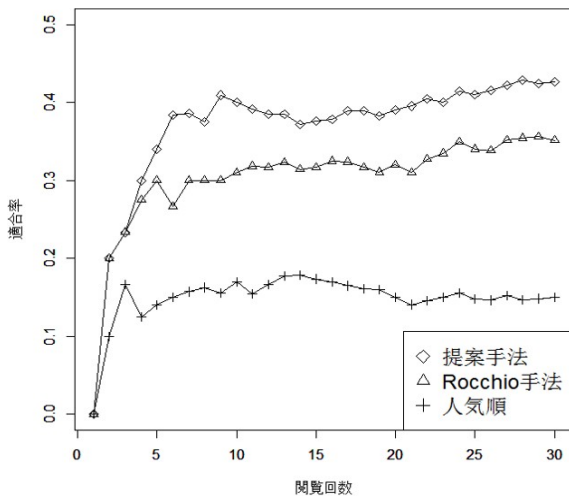


図 12 閲覧した商品の数と適合率 (紳士靴)

Fig. 12 The relationships between the precision rate and the number of browsed products (men's shoes).

に示す。図 12 に紳士靴に対する結果を表すグラフ、図 13 にバッグに対する結果を表すグラフを示す。提案手法は、ベースライン 1 およびベースライン 2 よりも良好な結果となっていた。提案手法はベースライン 1 よりもつねに高い性能を示していた。提案手法はベースライン 2 に対して、被験者が閲覧開始後数件は、それほど違いはないが、5 件を超えたあたりからつねにベースライン 2 よりも高い性能を示していた。これらの結果から、提案手法は、ベースラインよりも効率的に商品閲覧できることが分かる。

実験後の、被験者満足度に対する主観評価のアンケート結果を図 14 に示す。主観評価の平均値は、提案手法が最も高く、次にベースライン 2、ベースライン 1 の順番であった。t 検定を行ったところ、提案手法とベースライン 1 およびベースライン 2 の間には有意差 ($p < 0.01$) が存在することが確認された。この結果から、提案手法が Rocchio 手法や人気順に比べて満足度が高いことが明らかになった。

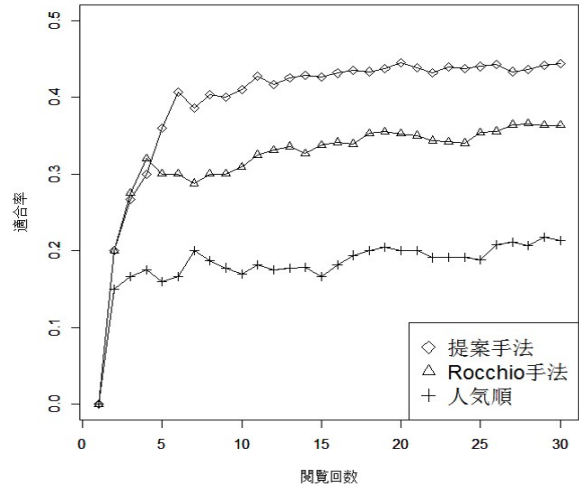


図 13 閲覧した商品の数と適合率 (バッグ)

Fig. 13 The relationships between the precision rate and the number of browsed products (PC bag).

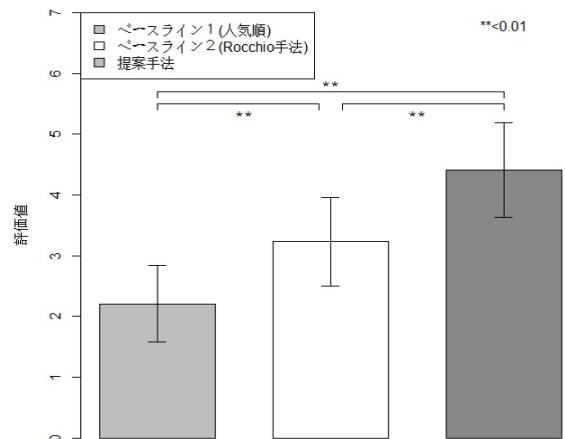


図 14 手法に対する満足度

Fig. 14 The degree of satisfaction on each method.

6.4 議論

本論文で提案した最適化手法は、適合フィードバックと同様な考え方である。我々は、ユーザが商品選択の際に、興味を持つ属性に注目し、提案手法では、頻出特徴パターンを利用して、ユーザの購買意図を適切に推測することを目指した。実験の結果、提案手法が採用したアプローチが効果的であったと考えられる。

実験では、図 12 と図 13 において、実験対象の違いにもかかわらず、提案システムが同じように有効に働いているように示されている。被験者に提示する商品情報が異なっ

表 4 提案手法と他の手法との比較

Table 4 Comparison of the proposed method and other methods.

| 手法 | アプローチ | 対象 | 推定対象 | 環境 |
|--------------|-------------|---------|----------|------------|
| 松尾ら [26] | アクセス履歴 | web ページ | 長期的な嗜好 | PC |
| 土岐ら [28] | 表示時間 | SNS | 長期的な嗜好 | PC |
| Fox ら [5] | マウスの動き | web ページ | 短期的な満足度 | PC |
| Lagun ら [30] | 視線&表示領域 | web ページ | 短期的な満足度 | smartphone |
| 提案手法 | 閲覧時間&スワイプ速度 | 商品 | 短期的な購買意図 | smartphone |

でも、被験者の振舞いから、閲覧する商品に対する評価は有効であることが分かった。

提案手法では、ユーザの購買意図を推定し、購買意図との適合度の度合いによって、商品リスト中の提示順を決定した。この手法では、購買意図が正しく推定できれば、効率的に商品を選別できる可能性がある。しかし、この手法では、提示する商品の網羅性と多様性を低下させる可能性がある。しかし、ユーザにとって興味がある商品が提示されなければ、多様性を導入してもユーザの満足度の向上が見られないことが報告されているため [14]、今回は提示する商品の適合度を向上させることを目標として研究を行った。今後、提示した商品の多様性を考慮して手法を改善する予定である。

2.2 節において提示した、これまでに提案されている暗黙的フィードバックと提案手法との比較を表 4 に示す。この表では、基本的なアプローチ、対象とするオブジェクト、推定する対象、想定する環境を示している。この表から明らかのように、スマートフォン上で短期的な属性を推定するのは Lagun らの手法 [30] と提案手法のみである。Lagun らの手法で利用している視線情報は、計測に特別なデバイスが必要となり実用的でない。また、Lagun らの手法で利用されている表示領域の変化は、本研究で対象としているように、1つの商品情報が一画面内で表示される状況では利用できない。したがって、本研究で対象としているような、スマートフォンの1画面で表示可能な商品情報を利用してスマートフォン上で短期的な購買意図を推定することは、従来手法では困難であると考えられる。

振舞いに基づいた推定の精度を確保するために、教師あり学習モデルを利用したが、ユーザの振舞いを学習することが必要であり、ユーザに教師データを用意してもらうことは、実用に向けての大きな問題となる。今後、教師なし学習モデルを活用し、ユーザによる教師データの提供を必要としない手法の開発を行いたいと考えている。

また、スマートフォンを対象とした場合、今回対象とした閲覧時間とスワイプ速度の他の特徴の利用も検討できる。我々は、スマートフォンに搭載される加速度センサによる加速度データに基づいて、閲覧したコンテンツに対する評価を自動的に推測する手法 [35] を検討している。この手法では、閲覧時に生じる加速度の時系列の周波数スペク

トルを利用する。

本論文では、対象とする商品カテゴリーの特徴ベクトルを構成する特徴はあらかじめ与えられたものとしていた。対象とする商品カテゴリーにおける特徴を手で決定する場合、その作業コストが大きい。Amazon のように多くの商品カテゴリーを持つサイトに適用することは現実的でない。しかし、商品の特徴の自動的な抽出に関しては、文献 [40] を始めとして近年活発に研究が行われており、それらの成果を利用することで、特徴決定に関するコストを削減でき、多くの商品カテゴリーを持つサイトにも適用できる可能性がある。

本論文で提案したユーザが重視する特徴を考慮したフィードバック手法は、機械学習の分野で行われる素性選択と類似した考え方であると考えられる [41]。しかし、素性選択では、相互情報量や情報利得等の特徴量は、素性のフィルタリングに利用するのに対して、本研究では特徴の出現頻度を利用して特徴の重み付けを行っている点が異なる。また、一般的に、相互情報量や情報利得等の確率値は、サンプル数が少ない場合に正確に推定できない可能性がある。これらの特徴量の適用可能性については今後検討していく予定である。

本論文では、商品リストの閲覧方式として、断続的スクロールを採用した。断続的スクロールは、適用可能領域は限定的ではあるが、連続的スクロールと比較して、個々の商品情報の閲覧時間を正確に取得できることと、スワイプ速度を商品情報に対する評価に利用できるという利点がある。本研究ではこれを利用して、我々が提案する、商品リストを閲覧するだけで、リストの未読部分が最適化される機能を実現し、プロトタイプシステムによって、この機能がユーザにとって有用性があることを示すことができた。本論文で提案した購買意図推測と、リスト最適化の手法は、断続的スクロールに特化したものではないため、連続的スクロールを用いた対象であっても、閲覧した商品の評価を推定可能な特徴量を設計できれば、適用できる可能性がある。今後、現在オンラインショッピングサイトで広く利用されている連続的スクロール方式を適用可能とする研究を行う予定である。

本論文では、スマートフォン上でのオンラインショッピングを対象に、研究を行った。今後の研究には、スマート

フォンだけではなく、スマートフォン以外の情報機器に対しても適用可能性のある手法を検討したいと考えている。

7. まとめ

本論文では、スマートフォン上でのオンラインショッピングを対象に、閲覧した商品に対する振舞いを利用して、購買意図を推定することによって、ユーザの商品選別を支援する手法を提案した。被験者試験により、提案手法は、単純な適合フィードバック手法よりも効率的であることが明らかになった。

参考文献

- [1] 総務省情報通信白書平成 26 年版, 入手先 (<http://www.soumu.go.jp/>).
- [2] Buttcher, S., Clarke, C.L.A. and Cormack, G.V.: *Information Retrieval: Implementing and Evaluating Search Engines*, MIT Press (2010).
- [3] Manning, C.D., Raghavan, P. and Schütze, H.: *Introduction to Information Retrieval*, Cambridge University Press, New York (2008).
- [4] Hearst, M.A.: *Search User Interfaces*, Cambridge University Press (2009).
- [5] Fox, S. et al.; Evaluating Implicit Measures to Improve Web Search, *ACM Trans. Inf. Syst.*, Vol.23, No.2, pp.147-168 (2005).
- [6] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. and Riedl, J.: Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms, *Proc. 10th International Conference on World Wide Web*, pp.285-295 (2001).
- [7] Liu, D.R. and Shih, Y.Y.: Hybrid Approaches to Product Recommendation based on Customer Lifetime Value and Purchase Preferences, *Journal of Systems and Software*, Vol.77, No.2, pp.181-191 (2005).
- [8] Resnick, P. and Varian, H.R.: Recommender Systems, *Comm. ACM*, Vol.40, No.3, pp.56-58 (1997).
- [9] 杉本雅則：情報収集システムにおけるユーザモデリングと適応的インタラクション, *人工知能学会誌*, Vol.14, No.1, pp.25-32 (1999).
- [10] Rocchio, J.J.: *Relevance Feedback in Information Retrieval, The SMART Retrieval System: Experiments in Automated Document Processing*, pp.313-323, Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA (1971).
- [11] Rokeach, M.: *The Nature of Human Values*, The Free Press, New York (1973).
- [12] Holbrook, M.B.: *Consumer Value: A Framework for Analysis and Research*, Routledge (1999).
- [13] Vinson, D.E., Scott, J.E. and Lamont, L.M.: The Role of Personal Values in Marketing and Consumer Behavior, *The Journal of Marketing*, Vol.41, No.2, pp.44-50 (1977).
- [14] Fishbein, M.: *Reading in Attitude Theory and Measurement*, John Wiley and Sons, Inc., New York (1967).
- [15] Gao, S., Cheng, X., Wang, H. and Chia, L.T.: Concept model-based unsupervised web image re-ranking, *Proc. IEEE International Conference on Image Processing*, pp.793-796 (2009).
- [16] Tian, X., Yang, L., Wang, J., Yang, Y., Wu, X. and Hua, X.S.: Bayesian Video Search Reranking, *Proc. ACM International Conference on Multimedia*, pp.131-140 (2008).
- [17] Hsu, W.H., Kennedy, L.S. and Chang, S.F.: Video Search Reranking through Random Walk over Document-Level Context Graph, *Proc. ACM International Conference on Multimedia*, pp.971-980 (2007).
- [18] Liu, Y., Mei, T., Wang, M., Wu, X. and Hua, X.S.: Typicality-based Visual Search Reranking, *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, Vol.20, No.5, pp.749-755 (2010).
- [19] Tian, X., Tao, D., Hua, X.S. and Wu, X.: Active Reranking for Web Image Search, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.19, No.3, pp.805-820 (2010).
- [20] Jing, F., Li, M., Zhang, H.J. and Zhang, B.: An efficient and effective region-based image retrieval framework, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.13, No.5, pp.699-709 (2004).
- [21] Wang, X., Fang, H. and Zhai, C.: A study of methods for negative relevance feedback, *Proc. 31st Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp.219-226 (2008).
- [22] Cox, I.J.: An optimized interaction strategy for Bayesian relevance feedback, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.553-558 (1998).
- [23] Cox, I.J., Miller, M.L., Minka, T.P., Papathomas, T.V. and Yianilos, P.N.: The Bayesian image retrieval system, PicHunter: Theory, implementation, and psychophysical experiments, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.9, No.1, pp.20-37 (2000).
- [24] Zhong, S., Zhang, H.J., Li, S.Z. and Ma, S.P.: Relevance feedback in content-based image retrieval: Bayesian framework, feature subspaces, and progressive learning, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.12, No.8, pp.924-937 (2003).
- [25] 土方嘉徳：情報推薦・情報フィルタリングのためのユーザプロファイリング技術, *人工知能学会論文誌*, Vol.19, No.3, pp.365-372 (2004).
- [26] 松尾 豊, 福田隼人, 石塚 満：ユーザ個人の閲覧履歴からのキーワード抽出によるブラウジング支援, *人工知能学会論文誌*, Vol.18, No.4E, pp.203-211 (2003).
- [27] Morita, M. and Shinoda, Y.: Information filtering based on user behavior analysis and best match text retrieval, *Proc. Research and Development in Information Retrieval*, pp.272-281 (1994).
- [28] 土岐真里奈, 牛尼剛聡：ソーシャルストリーム閲覧時の振舞いを利用したユーザプロファイル構成手法, *情報処理学会論文誌データベース*, Vol.6, No.4, pp.35-45 (2013).
- [29] Guo, Q. and Agichtein, E.: Beyond dwell time: Estimating document relevance from cursor movements and other post-click searcher behavior, *Proc. World Wide Web*, pp.569-578 (2012).
- [30] Lagun, D., Hsieh, C., Webster, D. and Navalpakkam, V.: Towards Better Measurement of Attention and Satisfaction in Mobile Search, *Proc. 37th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp.113-122 (2014).
- [31] Amini, S. and Li, Y.: Crowd Learner: Rapidly Creating Mobile Recognizers Using Crowdsourcing, *Proc. 26th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp.163-172 (2013).
- [32] Xu, Q., Erman, J., Gerber, A., Mao, Z., Pang, J. and Venkataraman, S.: Identifying Diverse Usage Behaviors of Smartphone Apps, *Proc. ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement*, pp.329-344 (2011).
- [33] Yan, H. and Ushijima, T.: Effective browsing technique based on behavioral collaborative filtering on social

- streams, *Procedia Computer Science*, Vol.35, pp.1702-1710 (2014).
- [34] Yan, H. and Ushiyama, T.: A Study on Estimation of Preference on a Product Based on User Behaviors on Smartphone, *Proc. International Conference of Asia Digital Art and Design Association*, B-144 (2014).
- [35] Yan, H. and Ushiyama, T.: Analysis of Relationships between Browsing Behaviors and Interests on Social Streams, *IEICE Technical Report*, Vol.114, No.101, pp.49-54 (2014).
- [36] Hofmann, T., Scholkopf, B. and Smola, A.J.: Kernel Methods in Machine Learning, *Annals of Statistics*, Vol.36, No.3, pp.1171-1220 (2008).
- [37] Han, J.W., Pei, J. and Yin, Y.: Mining Frequent Patterns without Candidate Generation, *Proc. 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, Vol.29 (2000).
- [38] Shoes-Street 商品情報, 入手先 (<http://www.shoes-street.jp/>).
- [39] Yoshida 商品情報, 入手先 (<http://www.yoshidakaban.com/>).
- [40] Ghani, R., Probst, K., Liu, Y., Krema, M. and Fano, A.: Text mining for product attribute extraction, *SIGKDD Explor. Newsl.*, Vol.8, No.1, pp.41-48 (2006).
- [41] 高村大也: 言語処理のための機械学習入門, コロナ社 (2010).



顔 洪 (学生会員)

1984年生。2013年名古屋大学大学院情報科学研究科社会システム情報学専攻博士課程前期課程修了。現在、九州大学大学院芸術工学府芸術工学専攻博士課程後期課程在学中。主として移動端末での閲覧支援インタフェースに関

する研究に従事。



牛尼 剛聡 (正会員)

1970年生。1999年名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程後期課程満了。1999年九州芸術工科大学芸術工学部助手。2011年九州大学大学院芸術工学研究院准教授。日本データベース学会, 電子情報通信学会

(シニア会員), ヒューマンインタフェース学会, ACM, IEEE-CS 各会員。

(担当編集委員 山田 泰寛)