

ショッピングサイトにおける購入予測のための行動パターン分析

出縄 弘人[†] Young-In Song^{††} 酒井 哲也[†]

[†] 早稲田大学大学院 基幹理工学研究科 情報理工・情報通信専攻

〒 169-9555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{††} Wider Planet, Inc.

ソウル市江南区駅三洞 707-2 ビジョンタワー 11 F

E-mail: hi-denawa@fuji.waseda.jp, youngin@widerplanet.com, tetsuyasakai@acm.org

あらまし オンラインショッピングサイトにおける商品推薦のためのアルゴリズムとして、協調フィルタリングが広く知られている。より精緻なユーザーモデルを作成することは、協調フィルタリングを導入するにあたって非常に重要である。我々は、ユーザーと商品との間の複雑なネットワークを表現することを目指し、オンラインショッピングサイトにおけるユーザーの行動履歴から、どのような行動が購買行動に結びつくのかを時系列上の関係性に着目して分析した。その足掛かりとして、(RQ1) 高額商品を購入するユーザーは、今後も継続して高額商品を購入する確率が高い。(RQ2-1) 商品が高額であるほど、閲覧後の購入確率が低い。(RQ2-2) 閲覧数が低額商品と同程度でも、閲覧後の購入確率が低い高額商品が存在する。以上の3つの仮説を立て検証を行ったが、今回の分析では仮説を強く支持する明確な結果は得られなかった。

キーワード 情報推薦, e-コマース, データマイニング

1. はじめに

インターネットの普及にともない、オンラインショッピングサイト上で、多くの人々が商品を買うようになった。2014年度の国内市場規模はおよそ12.8兆円であり、前年度比で約14.6%ほど増大している[1]。こうした近年の著しい成長を支える1つの要因として、商品推薦技術の向上が挙げられるだろう。オンラインショッピングサイトへの推薦システム導入により、売上が8-20%変わるといった報告[2]や、Amazon.com^(注1)では、売上の3分の1が推薦システムによってもたらされている[3]ことなどからわかるように、オンラインショッピング市場には欠かせない技術となっている。

推薦システムのアルゴリズムとしては、協調フィルタリングが広く知られている。多くの協調フィルタリングは、ユーザーの行動を分析し、ユーザーとアイテムとの関係を何らかの形で抽出することで可能になっている。オンラインショッピングサイトに関していうならば、ユーザーの行動は、商品ページの閲覧、商品の仮想カートへの追加、もしくは商品の購入といった行動にあたり、アイテムは商品である。近年では、レビュー投稿に代表されるような、より充実したユーザーの行動データを得ることができる。それらを活用しつつより精緻なユーザー行動分析を行うことが、より良い推薦システムの構築において重要である[4]。

こういった事情から、ユーザーの行動分析は、オンラインショッピング市場において重要な分野となっている。しかし、多くの研究にも関わらず、何が実際にユーザーの消費行動を促すかは不明瞭な事が多い。Leeら[5]は、購入行動の推測にあつ

ては、商品の詳細情報などよりも商品の閲覧数やショッピングカートの使用状況などが有用であると主張している。しかし、ある商品へのユーザーの行動が他の商品への行動にどう影響を与えるかは、いまだ明らかではない。さらに、そういった影響がオンラインショッピングサイトの扱う商品群によって変化するのか、といったことも明らかにはされておらず、ユーザーと商品群の複雑な関係性は不明瞭なままである。

そこで本論文では、Leeら[5]と同様に、複数のオンラインショッピングサイトにおけるユーザーの行動履歴を分析する。加えて、同じオンラインショッピングサイト上での時間推移を追い、どのようにユーザーの行動が遷移するのかに着目して分析を行う。オンラインショッピングサイトにとっては、誰が何を買うのかということが重要である。そこで、ある商品の購入行動を促すのはどの商品に対するどのような行動か、ということを明らかにしたい。

分析が汎用的か、それとも商品群の違いによって差があるのか、ということも重要である。オンラインショッピングサイトによっては、幅広い種類の商品を扱う場合(Amazon.comなど)もあれば、特定の種類の商品しか扱わない(ZOZOTOWN^(注2)など)こともある。このような扱う商品の違いが、ユーザーの行動に与える影響も明らかにしていきたい。なお詳細は後述するが、データとして2つのオンラインショッピングサイト上の2週間(2015年12月7日から12月21日)にわたる行動履歴データを利用した。

2. 関連研究

この章では、ユーザーと商品の関係について、従来研究を紹

(注1) : AMAZON.com: <http://www.amazon.com/>

(注2) : ZOZOTOWN: <http://zozo.jp/>

介する。

協調フィルタリングには、大別してユーザーベースの協調フィルタリングとアイテムベースの協調フィルタリングがある。典型的な例として、似たユーザーのレーティングから別のユーザーのレーティングを推測したり、ユーザーが過去にレーティングした商品からその商品と類似した商品のレーティングを推測する、といった方法がとられる [7]。また、ユーザーと商品のレーティング関係を学習し、なんらかの確率モデルを導き出す研究も多く見られる。例えば LDA などを用いてモデリングを行った研究 [8] や、ベイジアンモデルを用いた研究 [6] などがある。ニューラルネットワークを利用した研究 [9] も、モデルを生成するという点では同様である。

上記のように、ユーザーが商品に付与したレーティングは、古くからユーザーと商品の関係を示すデータとして使われてきた。近年の研究では、レーティングのみならず、商品の閲覧や購入といった多くのインタラクティブな情報を扱うことが可能になってきている [4]。本論文で扱うような時間軸上の行動遷移について扱った研究としては、Koren ら [10] の研究があげられる。これは、リアルタイムに追加されるデータにどのように対応するかといった研究であり、本研究とはアプローチが異なっている。

ユーザーと商品の関係を別の視点からとらえた研究についても紹介しておきたい。Wang と Zhang [11] は、経済モデルに基づきユーザーの行動モデルを導き出している。彼らは、効用と呼ばれる、ユーザーの購入行動がどの程度満足感をもたらすかという指標を導入することで、ユーザーと商品の複雑な関係をシンプルな経済的なモデルに落とし込んでいる。このように理論からモデルを導くことも有用であるが、本研究ではこのようなアプローチはとらず、データからモデルやパターンを導き出すことを目指す。

ユーザーと商品との関係を、一種のグラフとして捉える研究もある。グラフベースの協調フィルタリングがその一例である。この手法では、ユーザーと商品をそれぞれ一つのノードと捉え、ノード同士がどのように結合するかによってユーザーと商品の関係性を表す。たとえば、先駆的な研究として、Konstans [12] の研究がある。この研究では、SNS などから抽出されるユーザー同士の交友関係を用いてグラフを生成しているが、一般のオンラインショッピングサイトには適応しにくいと考えられる。

また、ショッピングにおけるユーザーの行動分析についての研究も古くから行われている。どのようにオンラインショッピングサイトを利用しているか、どのような情報が購入行動の推定に役立つかなど多くの研究がなされているが、情報量が少なく一般化が難しいという問題点が指摘されている [5]。

時間推移に関連した研究としては、オフラインショッピングを対象としたものとして、Thiesing と Vornberger [13] によるニューラルネットワークを用いたスーパーマーケットの商品需要予測がある。また、Park ら [14] は、同様にオフラインショッピングを対象として、定期購入のパターン推定を行っている。前者では誰が購入するかわからず、今回のような推薦システムへの応用目的としては残念ながらあまり有効ではない。一方後

者は、誰が何を購入するかを特定できるが、購入していない商品や、別々の商品同士の関係については情報を得ることができない。

従来研究では、時系列データを分析やモデルに組み入れていなかったり、ユーザーと商品群との間に生ずる複雑な関係性を記述することが難しかった。本研究ではこれらの限界を踏まえ、膨大な時系列データを分析に組み込み、ユーザーが商品購入に至るまでの行動の特徴を分析する。これを異なる複数のオンラインショッピングサイトについて行い、異なる商品群を対象としたとき行動の特徴がどのように変化するかを調査し、特徴の一般性を検討する。

3. データセット

本研究で用いる全てのデータは、ターゲット広告を主として取り扱う韓国の企業、Wider Planet 社^(注3)より提供していただいた。

本研究で用いるのは、S1, S2 の 2 つのオンラインショッピングサイトのログデータである。なお、欠損の見られるデータは取り除いた。S1 は冬季アウトドアスポーツ用の服を販売するサイトであり、S2 はブランド服の販売サイトである。データは 2015 年 12 月 7 日から 2015 年 12 月 21 日の 2 週間にわたる、各オンラインショッピングサイトのユーザーの行動ログデータである。図 1 に示したとおり、1 つのレコードには、ユーザー ID、ショッピングサイト ID、セッション ID、アクセス日時、ユーザーの行動、商品 ID、値段、付加情報が含まれている。

図 2 は、オンラインショッピングサイト上でユーザーがとるであろう行動を示している。ユーザーは商品情報を得るため、まず外部サイトからオンラインショッピングサイトのトップ画面にアクセス (home 行動) または商品ページにアクセス (item 行動) する。トップ画面にアクセスしたユーザーは、そこから商品を選び商品ページに移動するか、再び外部サイトへとアクセスする。商品ページにアクセスしたユーザーは、その商品をショッピングカートに追加 (cart 行動) するか、外部サイトへアクセスしショッピングサイトから離れる。ショッピングカートに商品を追加したユーザーは、カート内の商品を購入 (purc 行動) するか、別の商品ページもしくはトップ画面にアクセスし再び商品を探す。最後に商品を購入したユーザーは、外部サイトへ離れるか、トップ画面もしくは別の商品ページにアクセスし次の商品を探すことになる。なお、home 行動以外のすべての行動において商品 ID は記録される。また、purc 行動が記録される時にのみ、値段は記録される。

表 1 は、それぞれのログデータの概要である。ユーザー数はそれぞれのログデータに含まれる重複なしの全ユーザーの数、商品数はそれぞれのログデータに含まれる重複なしの全商品の数、平均価格はそれぞれのログデータに含まれる全商品の平均価格、それ以外は各行動のログ数である。また、表 2 は、表 1 のデータから算出した各行動の遷移確率である。表中の purc/item は、ユーザーがある商品ページにアクセスしたとき、

(注3) : Wider Planet, co ltd.: <http://widerplanet.com/jp/main.php>



図1 レコードに含まれる情報

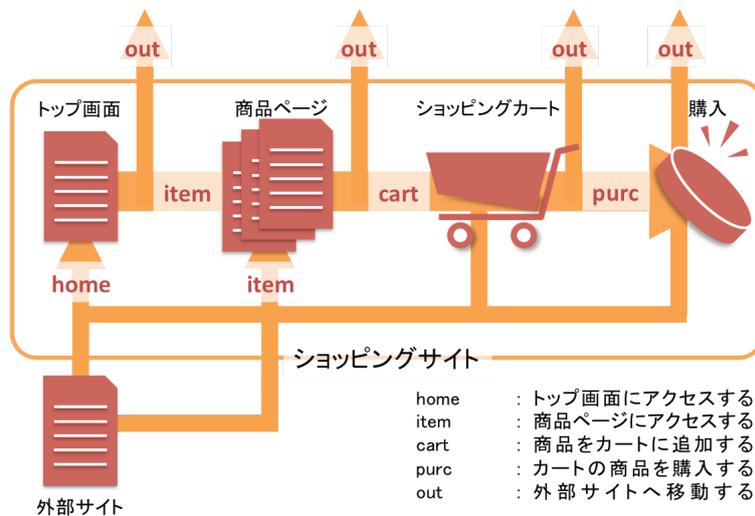


図2 ショッピングサイト上のユーザー行動の流れ

最終的にその商品が購入される割合を示している。cart/itemは、ユーザーがある商品ページにアクセスしたとき、最終的にその商品をショッピングカートに追加する割合である。cart/purcも同様に、ユーザーがある商品をカートに追加したとき、その商品が最終的に購入される割合を示している。

S1の全ユーザー数は878,032人、そのユーザーが何らかの行動をおこした商品は全部で2,163品。ユーザー数や商品数から見るとS1の方が規模が小さい。トップ画面へのアクセス数は4,323,784回。その他のユーザーの行動数は、商品の閲覧数が1,933,885回、カートへの追加数が386,374回、購入数が35,596回であるから、商品ページへのアクセスのうち1.8%は購入へとつながっている。また商品閲覧したら20.0%の割合でカートへ追加され、さらに9.2%の確率でそのまま購入されている。

S2は全ユーザー数が1,172,343人、そのユーザーが何らかの行動をおこした商品は全部で15,854品あり、S1に比べれば比較的規模の大きいサイトである。トップ画面へのアクセスは15,587,845回、その他のユーザーの行動数は、商品の閲覧数が6,059,193回、カートへの追加数が2,879,159回、購入数が21,044回であるから、商品ページへのアクセスのうち0.7%は購入へとつながっている。また商品閲覧したら821.9%の割合でカートへ追加され、さらに3.3%の確率でそのまま購入されている。

S1, S2は商品の閲覧からカートへの追加数に大きな差は無いものの、購入する割合に3倍の開きがあるのが特徴的である。

4. ユーザーや商品に関する分析と検証

この章では、検証対象とする仮説とその検証結果を示す。本論文の目的の一つは、時系列データを用いて、商品群が異なることで購入行動がどのように変化するかを分析することである。したがって、異なるショッピングサイトでの比較はもとより、まず、同じオンラインショッピングサイト上の異なるユーザー層が、異なる商品群を購入対象としているかどうかを確認しなければならない。商品群によってユーザー層が分かれるならば、ユーザー層ごとに分析することが望ましい。今回、ユーザーに関してはID以外の情報はなく、商品に関するID以外の情報は商品の金額のみである。そこで、異なる金額の商品に対し、ユーザーごとに購入行動が変化するかどうかを調査する。まず、金銭価値はユーザーによってまばらであるから、低額商品を買やすいユーザー、高額商品を買やすいユーザーといった、ユーザー層の分類ができる可能性がある。これを、以下のユーザーに関する仮説を検証することによって示す。

(RQ1) 高額商品を購入するユーザーは、今後も継続して高額商品を購入する確率が高い

また、同じユーザー層が購入する商品群の中でも、比較的高額な商品は購入されにくいと考えられる。ユーザーは、商品同

表 1 データの概要

サイト	Category	ユーザー数	アイテム数	平均価格 (won)	home	item	cart	purc
S1	スポーツ	878,032	2,163	55,329	4,323,784	1,933,885	386,374	35,596
S2	洋服	1,172,343	15,854	112,841	6,059,193	2,879,159	630,132	21,044

表 2 各行動の遷移確率

サイト	purc/item	cart/item	purc/cart
S1	1.8%	20.0%	9.2%
S2	0.7%	21.9%	3.3%

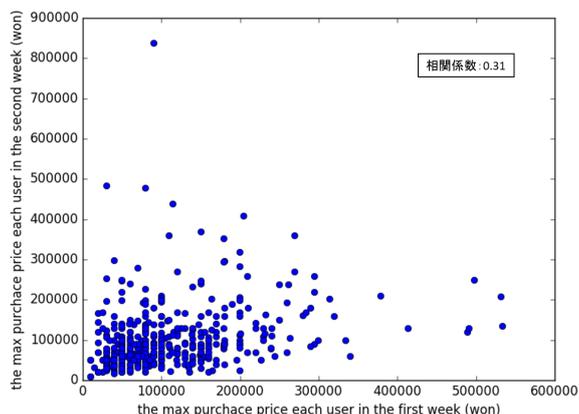


図 3 S1 上のユーザーの消費行動の変化

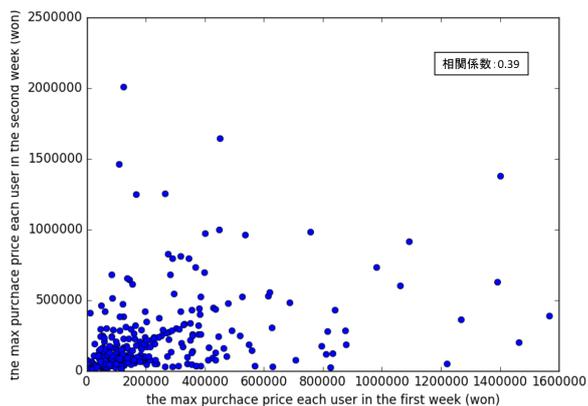


図 4 S2 上のユーザーの消費行動の変化

士の比較のために高額な商品も閲覧するだろう。そうなれば、閲覧数はより低額な商品と変わらないが、閲覧後の購入確率は低いような高額商品が存在する。これを、以下の商品に関する仮説を検証することによって示す。

(RQ2-1) 商品が高額であるほど、閲覧後の購入確率が低い

(RQ2-2) 閲覧数が低額商品と同程度でも、閲覧後の購入確率が低い高額商品が存在する

上記の通り、本論文ではユーザーと商品の両面から分析を行う。

4.1 RQ1 に関する分析と検証

まず、RQ1 の検証を行う。図 3 および図 4 は、それぞれ S1 と S2 の、2 週間のうち前半 1 週間の消費金額と後半 1 週間の消

費金額の変化を、ユーザーごとに示したものである。x 軸が前半 1 週間のユーザーの消費金額、y 軸が後半 1 週間のユーザーの消費金額を示している。消費金額は、それぞれのユーザーについて、購入した商品の金額をセッションごとに合計した。なお、前半と後半のどちらにおいても商品を購入したユーザーのみを対象とし、図 3 では $x = 3500000$ と他と比べ値が極めて大きいデータを 1 つ、図 4 では $x > 2500000$ や $y > 2500000$ となる極めて大きいデータを 5 つ省いている。

RQ1 が正しければ、 $y = x$ の付近に点が集中し強い正の相関がみられるはずである。相関係数に注目すれば、S1 では 0.31、S2 では 0.39 と、ある程度の相関が見受けられる。しかし、実際のグラフを見てみると、図 3 ではその傾向はほとんど見られない。図 4 においても、図 3 に比べれば低額商品に関してその傾向はあるものの、全体としての傾向とはいえない。したがって、今回用意した 2 週間のデータでは、購入金額によりユーザー層を分けることは難しいことがわかる。逆に言えば、データ内に単一のユーザー層しか存在しないとみなせるだろう。

4.2 RQ2 に関する分析と検証

つづいて、RQ2 の検証を行う。図 5 および図 6 は、それぞれ S1 と S2 の、商品の価格帯と閲覧後の購入確率の関係を示している。また、図 7 および図 8 は、それぞれ S1 と S2 の、商品の価格帯と閲覧回数および購入回数との関係を示した積み立てグラフである。なお、閲覧後の購入確率は、各商品ごとの閲覧回数に対する購入回数の比率、つまり、各商品ごとに購入回数を閲覧回数で割ることにより得た。また、図 6 および図 8 において、値が極めて大きい 2 商品を省いている。

RQ2-1 が正しければ、図 5 および図 6 において、x 軸の値が小さい範囲で高い比率に、x 軸の値が大きい範囲で低い比率になると考えられる。両図とも x 軸の値が大きい範囲では 0.1 を下回る程度の低い比率である。しかしその一方で、x 軸の値が小さい範囲においては、比較的高い比率のものも存在するが、0.1 を下回る程度の低い比率のものも数多く存在している。

したがって、仮説は部分的に正しく、高額であるほど閲覧後の購入確率は低い傾向にあるが、必ずしも低額ならば比率が高いわけではない。逆に言えば、比率が高いものは、低額商品である可能性が高いといえる。

また、RQ2-2 に関しては、図 7 および図 8 において、低額商品に閲覧と購入が集中しており、正しくないことが分かる。

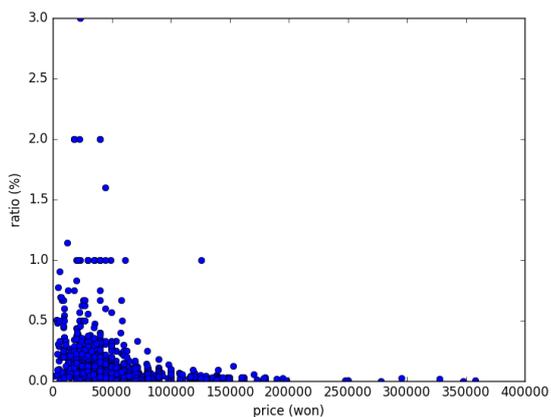


図5 S1上の商品価格と閲覧後の購入確率の関係

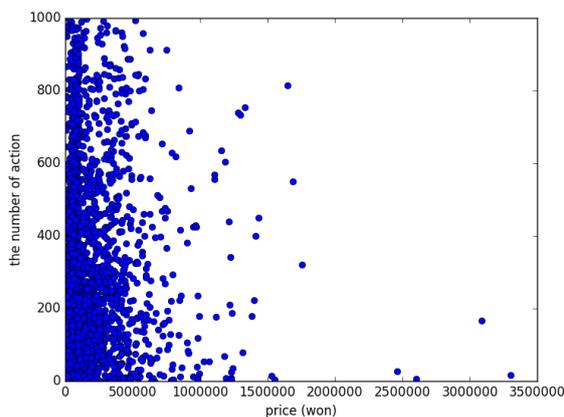


図8 S2上の商品価格と閲覧回数関係

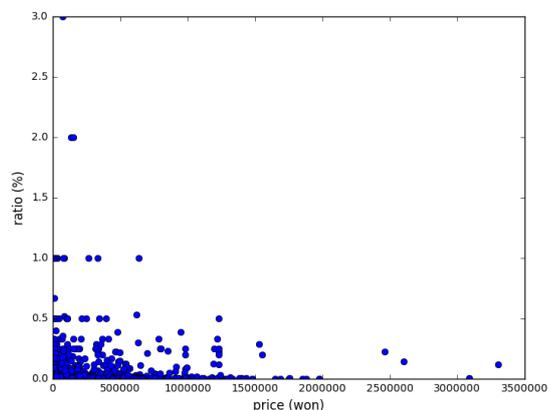


図6 S2上の商品価格と閲覧後の購入確率の関係

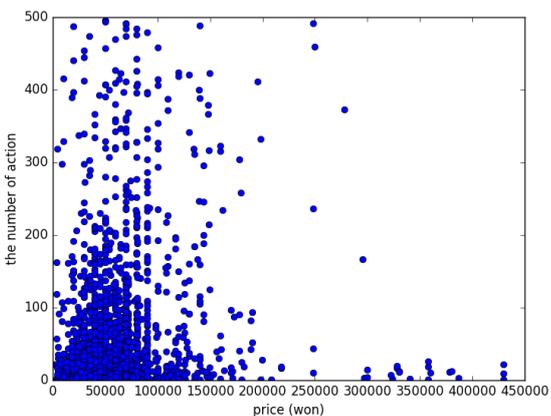


図7 S1上の商品価格と閲覧回数関係

5. 考察

第3章の表1, 表2のみから考えてみる。S1とS2では、閲覧した商品をカートに追加する割合は、ほぼ同じである。しかし、カートに入れた商品を購入する割合はS1のほうがおよそ3倍大きい。同じ衣服を扱うショッピングサイトでも、S1はウィンタースポーツ用の衣服という限られた用途でしか使われない。そのため、そもそも必要なものがある程度決まっており、事前

の購入意欲が高いのではないかと考えられる。

今度は第4章の検証結果から考察を行う。RQ1は正しいと示すことができなかったが、原因の1つとして、データの収集期間が短かったことがあげられる。S1とS2は衣服についてのオンラインショッピングサイトであり、衣服には、小物を含めれば、多くの価格帯に商品が存在している。同じシーズン内では、衣替えのため、小物を含めた様々な価格帯のものを購入する可能性がある。シーズンをまたいだ長期的な分析であれば、違った結果が得られた可能性があるだろう。また、ある程度の相関が見られたことや、図4の低額商品における傾向を見るに、分析する商品群を絞り込むことによっても違う結果を得ることができたであろう。これは今後の課題となる。

RQ2-1についても、仮説は完全に正しいと示すことができなかった。これは、主に平均価格帯付近に商品が多数存在し、そのためにユーザーの選択肢が広く、1つ1つの商品の閲覧後の購入確率が低くなったのではないかと考えられる。また、グラフから判断すると、商品を(a) 閲覧後の購入確率が高い低額商品、(b) 閲覧後の購入確率が低い高額商品、(c) 閲覧後の購入確率が比較的低い低額商品の3つの商品タイプに分けることができる。今後検証を進めていくにあたり、いずれかの商品タイプに的を絞れば違った結果を得ることができると考えられる。

RQ2-2では、仮説はほとんど成り立たないことが分かった。高額商品の多くは、ユーザーは閲覧すら行わないことが分かる。

6. 結論と今後の課題

本研究では、オンラインショッピングサイト上の購入行動パターンを明らかにするため、時系列データを用いて以下の3つの仮説を検証した。

(RQ1) 高額商品を購入するユーザーは、今後も継続して高額商品を購入する確率が高い

(RQ2-1) 商品が高額であるほど、閲覧後の購入確率が低い

(RQ2-2) 閲覧数が低額商品と同程度でも、閲覧後の購入確率が低い高額商品が存在する

RQ1に関しては、2週間という期間では購入金額についてユーザー間の大きな差異は見られず、仮説は成り立たなかった。

RQ2-1 に関しては、低額商品の中にも閲覧後の購入確率が低いものが存在する一方、高額商品の閲覧後の購入確率も確かに低いため、部分的には実証された。また、閲覧後の購入確率と値段によって、商品群を3つのタイプに分割できる可能性があることも分かった。

RQ2-2 に関しては、高額商品は閲覧する可能性がそもそも低く、仮説は成り立たなかった。高額商品を比較的閲覧数の多い商品とそうでない商品に分類するなどして再検討する必要があるだろう。

以上の通り、今回の分析では仮説を強く支持する明確な結果は得られなかった。一方で今後の課題としては以下のようなものがあげられるだろう。

(課題 1) 期間の長いデータの分析

今回扱ったオンラインショッピングサイトはいずれも衣服を扱っており、第5章で述べた通り、より長期間の調査データを分析すればRQ1の結果は変わる可能性がある。またRQ1の結果が長期と短期で変わるならば、他の分析も長期と短期のデータを別々に検証する必要が生じるかもしれない、今後取り組むべき課題である。

(課題 2) 特定の商品群へのフォーカス

何かを基準にして商品群を分割することが可能であれば、分割された商品群1つ1つにフォーカスし、商品群によってユーザーの行動が異なるかを確認すべきである。もしそれが確認できたのならば、その基準がユーザーの行動変化を促す要因を示しているからである。今回のケースでは、RQ2-1の検討を通じて商品群を分割できる可能性を考察した。また、図7に現れるようなピークに注目すれば、人気商品が属する価格帯の商品群にフォーカスすることができるだろう。引き続き考察を続け、まずは商品群の適切な分割を試みたい。

(課題 3) 特定の商品へのフォーカス

最終的に、ある商品への行動と他の商品への行動の関連性を調べたいので、特定の商品にフォーカスすることは大変有力である。閲覧後の購入確率が高い商品や、閲覧数が最も高い商品などに注目し、どのようなユーザーがどのような行動をとったのかを分析していきたい。

(課題 4) より多くのオンラインショッピングサイトの分析

RQ1の考察に顕著であるが、オンラインショッピングサイトが扱う商品群によって、ユーザーの購入行動は変わる可能性がある。より多くのオンラインショッピングサイトに対して、各課題の検討を進める必要があるだろう。

いまだ、どのような商品がユーザーの購入行動を促すかといった具体的な分析や、異なる商品群での比較は不十分である。課題を踏まえ、近くさらなる検証を進めていきたい。

7. 謝 辞

本研究を推めるにあたって、データの提供からはじまり、Wider Planet社に多大な協力をしていただきました。この場を借りて御礼申し上げます。

- [1] 経済産業省 商務情報政策局 情報経済課, “平成 26 年度我が国経済社会の情報化・サービス化に係る基盤整備 (電子商取引に関する市場調査),” 経済産業省 商務情報政策局 情報経済課, 2015
- [2] Thiago Belluf, Leopoldo Xavier, Ricardo Giglio, “Case study on the business value impact of personalized recommendations on a large online retailer,” Proc. 16th ACM Conf. Recommender systems, 2012
- [3] 高井 正三, “ビッグデータの活用事例と求められるデータ・サイエンティストとは,” 富山大学総合情報基盤センター広報,12:14-25, 2015
- [4] Yue Shi, Martha Larson, Alan Hanjalic, “Collaborative Filtering beyond the User-Item Matrix: A Survey of the State of the Art and Future Challenges,” ACM Computing Surveys (CSUR), v.47 n.1, p.1-45, 2014
- [5] Munyoung Lee, Taehoon Ha, Jinyoung Han, Jong-Youn Rha, Ted T. Kwon, “Online Footsteps to Purchase: Exploring Consumer Behaviors on Online Shopping Sites,” Proc. of ACM Web Science, 2015
- [6] Yung-Hsin Chien, Edward I. George, “A Bayesian Model for Collaborative Filtering,” Proc. 7th Int'l Workshop Artificial Intelligence and Statistics, 1999
- [7] Gediminas Adomavicius, Alexander Tuzhilin, “Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions,” IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering, v.17 n.6, p.734-749, 2005
- [8] Benjamin Marlin, “Modeling User Rating Profiles for Collaborative Filtering,” Proc. 17th Ann. Conf. Neural Information Processing Systems (NIPS '03), 2003
- [9] Daniel Billsus, Michael J. Pazzani, “Learning Collaborative Information Filters,” Proc. Int. Conf. on Machine Learning, 1998
- [10] Yehuda Koren, “Collaborative filtering with temporal dynamics,” Communications of the ACM, v.53 n.4, 2010
- [11] Jian Wang, Yi Zhang, “Utilizing marginal net utility for recommendation in e-commerce,” Proc. 34th Int. ACM SIGIR Conf. Research and development in Information Retrieval, 2011
- [12] Ioannis Konstas, Vassilios Stathopoulos, Joemon M. Jose, “On social networks and collaborative recommendation,” Proc. 32nd Int. ACM SIGIR Conf. Research and development in information retrieval, 2009
- [13] Frank M. Thiesing, Oliver Vornberger, “Sales forecasting using neural networks,” in Proc. Neural Networks, 1997.
- [14] Chang Hee Park et al., “A multi-category customer base analysis,” Journal of Research in Marketing, vol.31, no.3, pp.266279, 2014.
- [15] 気象庁, “アパレル・ファッション産業における気候リスク評価調査報告書,” 気象庁, 2013