

顧客行動の観測に基づく顧客の重視する商品属性の推定

奥澤美佳^{†1} 加藤俊一^{†2} 数藤恭子^{†3} 谷口行信^{†3}

本稿では、実店舗での購買行動に基づいて各顧客が重視する商品属性を暗黙的に推定する手法を提案する。実店舗を模した環境にてセンサー観測した購買行動から重視属性を推定し、推定された重視属性を考慮して商品推薦を行うシステムを試作した。実験の結果、被験者4人中3人の重視属性の推定に成功し、推薦商品に対し高評価を得られた。

Estimation of Dominant Attributes of Product for Each Customer through Behavior Observation of Shopping

MIKA OKUZAWA^{†1} TOSHIKAZU KATO^{†2}
KYOKO SUDO^{†3} YUKINOBU TANIGUCHI^{†3}

Our goal is to make a recommendation system based on taste of products for each customer estimated by observing their behavior in a retail store. The dominant attributes in customer's taste are estimated by Conjoint analysis of the attributes of product and the degree of interest in product estimated from customer's behavior. We achieved success 3 of 4 customers, in the experiment in the trial retail store. The products recommended by the system also were shown to be better suit for customers.

1. はじめに

近年、O2O (Online to Offline) によるウェブと実店舗の連携が注目されている[1]。スマートフォンや PC を通してクーポンや商品情報を配信して顧客を実店舗へ誘導したり、オンラインストアのデータを基に実店舗の品揃えを改善したりすることで、実店舗の来客数や売上の向上を図る取り組みである。ユニテッドアローズでは、同社のオンラインストアと実店舗を併用する顧客の客単価の平均は、実店舗のみを利用する顧客の 2.2 倍であるという調査結果が報告されている[2]。

このように実店舗の活性化が注目されているにも関わらず、実店舗では一人一人の顧客に合わせた効果的な商品推薦がなされていない。なぜなら、POS データには商品を購入する前の顧客行動の過程が残らないからである。商品購買チャネルの併用の仕方は顧客によって異なり、オンラインストアで商品を把握して実店舗で購入する顧客もいれば、実店舗でショールーミングしてオンラインストアで購入する顧客もいる。POS データには後者のタイプの顧客のデータは残らない。また前者のタイプの顧客でも、顔見知りになるほどの常連客でない限り店員が過去の購入商品や行動を覚えていることは不可能である。

そこで我々は、実店舗において顧客一人一人に最適な商品を推薦することを目指し、顧客の購買行動を通して暗黙的に商品への興味を推定する研究を行っている。購買行動をリアルタイムに反映した商品推薦システムが店員を手助

けしたり、顧客一人一人の行動をオンラインストアに活用したりすることにより、ウェブと実店舗の連携を強化し、顧客が実店舗へ来店する付加価値を高めることができると考えられる。

本研究は、実店舗で得られる少量の行動データや限られた商品在庫のなかで顧客一人一人の購買意図に合った商品推薦を行うことを目指している。我々は、顧客が重視する商品属性の違いに着目し、仮想のアパレルショップ空間 (Smart Shop) での購買行動から属性重視度を推定した。また、推定された属性重視度を考慮して商品推薦を行う試作システムを作成し、本研究の推定に対して評価実験を行った。

2. これまでの研究と問題点

2.1 購買行動観測に基づく商品の好みの推定

我々は、実店舗における顧客一人一人の購買行動の違いに着目し、商品を見る動作を「Look」、商品に触る動作を「Touch」、商品を手取る動作を「Take」と定義している。これらの動作を観測するために、研究室内に Smart Shop を構築している。店内には観測するためのセンサーとして、店内の床下と棚上に RFID、商品と顧客会員カードに IC タグ、棚の奥にウェブカメラを設置し、得られたデータから商品推薦を行う媒体としてデジタルサイネージを設置している。そして、顧客が棚の前に立ち床下の RFID が会員カードの IC タグを認識すると「Look」、ウェブカメラが棚上の顧客の手を画像の差分によって認識すると「Touch」、顧客が商品を手取ることで棚上の RFID が商品の IC タグを認識なくなると「Take」の時間値の観測を始める。

我々のこれまでの研究では、Smart Shop で観測された 3 種類の動作の時間値を説明変数、5 段階評価のアンケート

^{†1} 中央大学大学院理工学研究科
Graduate School of Science and Engineering Chuo University

^{†2} 中央大学理工学部
Faculty of Science and Engineering Chuo University

^{†3} NTT メディアインテリジェンス研究所
NTT Media Intelligence Laboratories

から得られた商品の好みを目的変数として、重回帰分析を行った。得られた重回帰式をその顧客の行動パターン重回帰式として、商品の好みを回帰推定した。その結果、購買行動観測から顧客の好みを約70%の精度で回帰推定することに成功している[3]。

2.2 好みの属性値のルール化

これまで、2.1章の手法を用いて推定された好みの商品の特徴をルール化して商品推薦を行うために、ラフ集合やナイーブバイズの機械学習方法を用いて好みの商品属性をルール化する研究を行った[4]。これらの手法を用いる利点はサンプル数が少なく未整理の状態でも分析可能なことである。

しかし、例えば「白色とクルーネックとボーダー柄が好き」のような具体的な属性値を用いて好みがルール化された場合、同じような組み合わせの商品が店内に多く存在しなければルールに当てはまる商品を推薦することができない。オンラインストアに比べ、店頭に並べることのできる商品数には限りがあることから、同じような属性値を持つ商品を多量に並べることは現実的ではないと考えられる。

2.3 オンラインストアにおける重視属性推定

また、顧客の購買意図を把握することを目的として、オンラインストアを想定した、商品推薦時に属性重視度を考慮する研究を行ってきた[5]。この研究では、属性重視度を求める方法として、コンジョイント分析を用いた。直交表に基づいて商品のイメージ画像を用意し、商品属性を説明変数、5段階評価のアンケートから得られた商品の好みを目的変数として数量化理論I類で分析を行った。得られた各属性の|t|値の最大値を属性重視度とし、属性重視度が最大である属性を重視属性として定義した。コンテンツベースアルゴリズムの商品推薦において、顧客の重視する属性に重みをつけた計算を行うことにより、一般的なコンテンツベースアルゴリズムの商品推薦と同程度の満足度を維持しながら、似たような商品ばかりが推薦されやすいというコンテンツベースアルゴリズムの問題点を緩和することに成功している。

しかし、属性重視度を推定するまでの段階で、多量の商品サンプルを用いた5段階評価のアンケートに回答しなければならない。これは手軽にオンラインストアを利用した顧客にとって、大きな負担であると考えられる。

3. 実店舗における重視属性推定の提案

本研究では、実店舗において商品推薦を行うためのアプローチとして、2.1章の購買行動観測に2.3章のコンテンツベースアルゴリズムを用いた重視属性推定を組み合わせることで、実店舗において重視属性を推定する手法を提案する。

実店舗における商品推薦では、オンラインストアに比べて顧客数が集まり難いことや、店頭に並ぶ商品数に限りがある

あり在庫の入れ替わりが激しいことを考慮する必要がある。オンラインストアで多く導入されている協調フィルタリングは、ある程度のデータ数が集まらないと満足な推薦ができないコールドスタート問題により、実店舗の規模の商品推薦には向かない。一方、コンテンツベースアルゴリズムでは、顧客や商品数が少なくても商品推薦が可能であるため、実店舗にも応用しやすい。また、属性重視度の推定を行うことで、2.2章に述べた属性値のルールを完全一致させなければならない問題の解決を期待できる。さらに、購買行動観測を用いて暗黙的に商品の好みの評価値を得ることにより、顧客が5段階評価アンケートに回答する負担をなくし、明示的に5段階評価させる場合よりも詳細な商品の好みの順位付けが可能になると考えられる。

我々は、提案手法の検証のために、Smart Shopで得られた購買行動観測値を基に暗黙的に重視属性を推定し、その後の購買行動において重視属性を考慮した商品推薦を行うウェブシステムを試作した。Smart Shopと試作システムを用いて評価実験を行い、提案手法の効果を検証した。実験では、

- (A) 購買行動観測値を用いる手法が明示的に5段階評価させる手法と同じ結果を得ることができるか
- (B) 異なる結果になった場合、商品推薦においてどちらの手法で得られた重視属性の満足度が高いかの2点を検討事項とした。

4. 購買行動観測に基づく重視属性推定手法

4.1 提案手法の概要

重視属性の推定方法は、2.3章と同様にコンジョイント分析を用いている。少ないサンプル数で分析可能であり、質的データを量的データに変換可能であることから、実店舗にも比較的導入しやすいと考えられる。重視属性の推定手順は以下の通りである。

- ① 直交配列表を用いて作成したコンジョイント分析用の商品サンプルをSmart Shop内に配置し、商品サンプルに対する顧客の購買行動を観測する。
- ② 顧客の行動パターン重回帰式（あらかじめ過去の顧客の購買行動から推定しておく）の変数 x_{Look} 、 x_{Touch} 、 x_{Take} にそれぞれの動作時間値を代入し、商品サンプルの評価値を推定する。
- ③ 商品サンプルの各属性値をダミー変数として扱い（属性の各水準に対して x_{red} 、 x_{blue} 、 x_{green} 、…、 x_{solid} 、 x_{border} 、…のように変数を用意し、各商品が各水準に該当すれば変数の値を1、該当しなければ0とする）、②の推定評価値を数量化理論I類により分析する。
- ④ 算出された各水準の|t|値において、同属性の中の最大値を顧客の属性重視度とする。さらに属性重視度が最大の属性を、顧客の重視属性とする。

4.2 重視属性推定の精度評価実験

実験は以下の手順で行った。

- ① Smart Shop 内に配置した商品に対して被験者に自由に購買行動をしてもらった。使用した商品は無作為に選んだユニクロのトップス 18 着である[a]。行動終了後、これらの各商品に対して好みを 5 段階評価 (+2~-2) で回答してもらった。この評価値と Look, Touch, Take の行動時間値を用いて重回帰分析し、被験者の行動パターン回帰式を求めた。
- ② Smart Shop 内で分析用の商品サンプルに対して被験者に再び購買行動を行ってもらい、4.1 章に従って属性重視度及び重視属性を推定した。分析用の商品サンプルとして使用した属性と水準を表 1 に示す。これを基に L18 直交表を作成した。本研究では 2.3 章に述べたこれまでの研究と推定精度の比較をするために、素材や価格など、画像から違いを判断し難いと考えられる属性は除外した。また、少ないサンプル数の中に特徴的な色や柄を用いることによって被験者の好みが変わる可能性を避けるために、モノトーンの配色と、ワンピースの柄を用いた。柄は被験者が全員男性であることから、男性用の服のデザインとして一般に使われているイラストを使用した。
- ③ 試作システム上でアンケートを行い、③と同じ分析用の商品サンプルに対して、被験者に各商品の好みを 5 段階評価 (+2~-2) で回答してもらった。この評価値を用いて同様に数量化 I 類の分析を行い、属性重視度及び重視属性を推定した。

4.3 結果と考察

まず、行動パターン回帰式から推定した分析用商品サンプルの評価値の推定率を表 2 に示す。得られた評価値を「好き」「嫌い」で 2 値化し、5 段階評価で回答してもらった評価値と一致した割合を推定率とした。ここで、アンケートにおける「どちらでもない」は被験者によって捉え方が異なる可能性があるため、評価値 0 を好きに含む場合と嫌いに含む場合の両方を算出した。被験者 A, B についてはどちらの場合も 61%以上の推定精度を得られたが、被験者 C, D については評価値 0 を「好き」に含めた場合、推定精度が 50%を下回る結果となった。

次に、4.1 章の手順②③それぞれから推定された各被験者の重視属性度を表 3 に示す。被験者 A, B は、属性重視度が最大となる属性が 2 つの推定手法の結果において一致した。特に被験者 A は「柄>形>色」の順で重視しているという大小関係についても一致した。被験者 B は手順②で「柄>形>色」、手順③で「柄>形=色」となった。これは、5 段階評価値が整数であるのに対し、購買行動観測では小数単位の差が反映されることが原因である。購買行動観測の推

定手法が妥当であれば、5 段階評価よりも詳細に計算できているといえる。一方、被験者 C, D については重視属性が不一致であった。彼らは表 2 の評価推定率が被験者 A, B に比べて低かったため、購買行動観測による好みの推定の精度が低い、あるいは被験者の 5 段階評価が正しく重視属性を反映できていないことが原因であると考えられる。

表 1 分析用商品サンプルの属性

Table 1 Attributes of product samples for analysis.

色	柄	形
白	無地	クルーネック
グレー	ハート	V ネック
黒	クマ	ポロシャツ

表 2 購買行動観測による評価推定率

Table 2 Estimated rate of taste by behavior observation.

被験者	好き: 2~0 嫌い: -1~-2	好き: 2~1 嫌い: 0~-2
	A	0.722
B	0.611	0.833
C	0.389	0.667
D	0.500	0.833
平均	0.556	0.764

表 3 各被験者の属性重視度 (|t| 値)

Table 3 Dominant attribute rates of each subject (|t| value).

被験者	推定手法	色	柄	形
		A	0.434	2.288
B	行動観測	1.691	2.938	1.756
	5 段階評価	3.232	3.555	3.232
C	行動観測	2.084	0.849	1.443
	5 段階評価	2.410	2.410	8.677
D	行動観測	2.932	4.962	2.039
	5 段階評価	6.978	3.806	8.881

5. 重視属性を考慮した推薦商品の算出

5.1 利用手法と試作システムの概要

重視属性の推定後、実店舗において顧客が見たり触ったりした商品に対してデジタルサイネージから商品推薦を行うことを想定し、試作したウェブシステムでは商品一覧からクリックした商品と重視属性を用いて推薦商品を算出し、動的に推薦商品の提示を行う。画面表示の一例を図 1 に示す。本研究では 4 章で求めた重視属性の精度を検証するため、2.3 章の研究での推薦商品算出と同じ手法を用いた。算出手順は以下の通りである。

a) ユニクロ, www.uniqlo.com/

- ① 商品の選択回数を用いて属性内での各水準の嗜好度を求める。

$$(\text{属性内での各水準の嗜好度}) = \frac{(\text{属性内の水準数}) \times (\text{各水準の選択回数})}{(\text{商品選択回数累計}) \times (\text{各水準の存在数})}$$

- ② ①と4章で求めた属性重視度の積を各水準の総合嗜好度とする。ここで、重視属性のみを優先するために、重視属性にならなかった他の属性の重視度は0として計算する。

$$(\text{各水準の総合嗜好度}) = (\text{属性内での各水準の嗜好度}) \times (\text{属性重視度})$$

- ③ 各商品が該当する水準の総合嗜好度の和を求め、各商品の嗜好度とする。

$$(\text{各商品の嗜好度}) = \sum (\text{該当する水準の総合嗜好度})$$

- ④ ③の嗜好度が高い順に商品を整理し、上位の商品を推薦商品とする。なお、今回の試作システムでは上位6～10位の商品を推薦している。1～5位は、計算前に顧客がクリックした商品が含まれやすいため除外した。

5.2 商品推薦の精度評価実験

実験は以下の手順で行った。

- ① 推薦用の商品サンプル100着から無作為に選んだ30枚の商品一覧画面に提示し、被験者に商品を自由に選択（画面上でクリック）してもらった。推薦用の商品サンプルには、Tシャツストアグラニフのオンラインストアに掲載されている商品画像から無作為に選んだ100着の商品を用いた[b]。属性数と水準数は表4に示すように揃えず、計算過程において出現頻度を考慮している。
- ② 5.1章の手順に従い、4章で求めた属性重視度を用いて、購買行動観測と5段階評価値の2手法から推薦商品を算出した。
- ③ 2手法の商品推薦を被験者に提示し、各商品に対する好みを5段階評価（+2～-2）で回答してもらった。
- ④ ①～③の作業を3回繰り返し、合計で各手法15着ずつの推薦商品を評価してもらった。なお、2回目以降の①では、無作為ではなく前回算出された商品嗜好度の上位順に、推薦商品以外の30着を提示した。

5.3 結果と考察

各重視属性に基づいて推薦された商品に対し、被験者が5段階評価で0以上を付与した割合を表5に示す。5段階評価を用いた商品推薦では、全被験者において60%以上の高評価率を得ていることから、本推薦手法が各被験者に安定した満足度を提供できることを確認できる。被験者A, Bは2つの手法で同じ重視属性が推定されたために同じ商品が推薦され、高評価率となった。購買行動観測と5段階評価の各手法で同じ重視属性を推定できた場合、被験者の選択商品に対して、同じ属性が一定の重視度で優先されるため、必ず全て同じ商品が推薦される。一方、被験者C, Dは重視

属性が不一致であったため、2つの手法で高評価率が異なる結果となった。被験者Dは、5段階評価よりも購買行動観測の商品推薦の方が6.7%高評価であったが、被験者Cは約30%下回る結果となった。この結果から、被験者Cについては購買行動観測による好みの推定の精度が低く、行動パターン回帰式を見直す必要があると考えられる。



図1 試作ウェブシステム画面表示例

Figure 1 Screen display example on trial web system.

表4 推薦用商品サンプルの属性

Table 4 Attributes of product samples for recommendation.

	色	柄	形
水準数	11	25	4

表5 各手法の商品推薦における高評価率

Table 5 Good evaluation rate in the recommendation.

被験者	行動観測	5段階評価
A	0.800	0.800
B	0.667	0.667
C	0.333	0.600
D	0.667	0.600

6. 最適な行動パターン回帰式による再推定

6.1 変数選択による行動パターン回帰式の最適化

4章及び5章において被験者Cに関して良い精度の結果が得られなかったため、全被験者の行動パターン回帰式を見直し、それぞれ自由度調整済み決定係数が最大となるように変数選択を行った。表6, 表7より、被験者A, B, Cの行動パターン回帰式はそれぞれ有意でない変数を除外することによって自由度調整済み決定係数が向上した。

6.2 再推定結果と考察

最適化された行動パターン回帰式を用いて、評価推定率と属性重視度の再推定を行った。その結果、評価推定率（表8）には大きな変化が見られなかったが、重視属性の推定率（表9）では、被験者Cの購買行動観測から求めた重視属性が5段階評価から求めたものと一致した。また、被験者A, Bについては変数選択後も重視属性が一致した。

b) デザインTシャツストアグラニフ, www.graniph.com/

被験者 C の重視属性が一致したことにより、被験者 C には購買行動観測を用いて、5 段階評価と同じ精度（表 5 より 60% の高評価率を得られている）で商品推薦が行えることがわかる。被験者 D は行動パターン回帰式の変数が削除されなかったため、重視属性は変数選択後も不一致であった。しかし、5 章の結果において購買行動観測を用いた商品推薦の方が高評価を得られていることから、購買行動観測を用いて推定した重視属性の方が被験者にとって適確であったと考えることができる。

表 6 行動パターン回帰式（変数選択前）

Table 6 Regression equation of shopping behavior.

被験者	行動パターン回帰式 ($y_{Item} = \dots$)	補正 R2
A	$-1.796 + 0.087x_{Look} + 0.618x_{Touch} - 0.007x_{Take}$	0.430
B	$-2.720 + 0.622x_{Look} + 0.626x_{Touch} + 0.0237x_{Take}$	0.497
C	$-1.868 + 0.195x_{Look} + 0.109x_{Touch} + 0.219x_{Take}$	0.722
D	$0.202 - 0.216x_{Look} + 0.466x_{Touch} + 0.123x_{Take}$	0.712

表 7 行動パターン回帰式（変数選択後）

Table 7 Suitable regression equation of shopping behavior.

被験者	行動パターン回帰式 ($y_{Item} = \dots$)	補正 R2
A	$-1.274 + 0.587x_{Touch}$	0.505
B	$-2.818 + 0.656x_{Look} + 0.682x_{Touch}$	0.532
C	$-1.952 + 0.221x_{Look} + 0.248x_{Take}$	0.741
D	$0.202 - 0.216x_{Look} + 0.466x_{Touch} + 0.123x_{Take}$	0.712

表 8 購買行動観測による評価推定率（変数選択後）

Table 8 Estimated rate of taste (re-estimate).

被験者	好き: 2~0	好き: 2~1
	嫌い: -1~-2	嫌い: 0~-2
A	0.667	0.667
B	0.556	0.778
C	0.389	0.667
D	0.500	0.833
平均	0.528	0.736

表 9 各被験者の属性重視度（変数選択後）

Table 9 Dominant attribute rates of each subject (re-estimate).

被験者	推定手法	色 柄 形		
		色	柄	形
A	行動観測	0.283	1.794	1.794
	5 段階評価	0.569	3.128	2.560
B	行動観測	1.693	3.093	1.685
	5 段階評価	3.232	3.555	3.232
C	行動観測	1.659	0.857	1.671
	5 段階評価	2.410	2.410	8.677
D	行動観測	2.932	4.962	2.039
	5 段階評価	6.978	3.806	8.881

以上の実験結果より、本研究の提案手法の精度について、3 章に述べた 2 つの検討事項から以下のようにまとめることができる。

- (A) 購買行動観測値を用いる手法は、明示的に求める方法と同じ重視属性を 75% の精度で暗黙的に推定することができた。
- (B) 異なる結果になった場合、購買行動観測で推定した重視属性を用いた商品推薦の方が高い満足度を得られた。

7. まとめと今後の展望

本研究では、実店舗での顧客の購買行動観測に基づいて、それぞれの顧客が重視する商品属性を推定する手法を提案した。また、購買行動において顧客が行動を起こした商品に対し、推定された属性重視度を考慮して商品推薦を行うことを想定したシステムを試作した。そして提案手法により、明示的な 5 段階評価アンケートから属性重視度を求めた場合と同じ結果を取得し、同等以上の商品推薦を行うことを目指した。

評価実験の結果、被験者 4 名中 3 名に対して同等の精度を得ることができ、残りの 1 名は商品推薦において 6.7% 満足度を向上することができた。また、この結果を得るまでに、各顧客の行動パターン回帰式をそれぞれ最適化する必要性が考察された。

今後の課題は、分析用サンプルへの購買行動に用いる属性の再吟味を行うことと、重視する商品属性が動的に変化していく場合の手法を検討することである。本研究では、購買行動時に顧客が重視する商品属性は一定であるという前提のもとで手法の提案を行ったが、実際には顧客の重視属性は動的に変化していくものであると考えられるため、その対応方法について研究を行っていく。

また、今回試作したシステムの商品推薦は実店舗での購買行動を想定したものであったが、今後 Smart Shop 内にこれを構築し、実際に顧客の購買行動に合わせて商品推薦を行うシステムを実装したい。

参考文献

- 1) 総務省 O2O に係る利活用の先進事例に関する調査研究, http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/link/link03_h24.html
- 2) 株式会社ユナイテッドアローズ アニュアルレポート 2012, http://www.united-arrows.co.jp/ir/lib/data/annual_report.html
- 3) 今村直生, 鈴木啓章, 永易健史, 荻野晃大, 加藤俊一: 商品に対する来店者の好みを推測するスマートショップの開発 パッシブ観測・アクティブ観測の有用性の考察, 日本感性工学会大会予稿集(CD-ROM), 11th, ROMBUNNO.2E1-3(2E1-4) (2009).
- 4) 仁居智也: 購買履歴分析のためのベイズ推論を用いたラフ集合分類器の考案と実装, 中央大学大学院理工学研究科経営システム工学専攻修士論文 (2012).
- 5) 四方絢子, 加藤俊一, 数藤恭子, 森本正志: 商品属性の重視度を把握することによる嗜好推定及び商品推薦手法の開発, 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション(HCI), 2012-HCI-147, 20 号, pp.1-8 (2012).