

# ファッション EC サイトにおける季節を考慮した消費行動分析

山田 紗弥<sup>\*1</sup>, 朝日 弓未<sup>\*2</sup>

## Consumption Behavior on Fashion EC site Considering Seasonality

by

Saya YAMADA<sup>\*1</sup>, and Yumi ASAHI<sup>\*2</sup>

(received on Sep. 28, 2017 & accepted on Jan. 11, 2018)

### あらまし

近年日本では、インターネットの利用が急激に進んでいる。日本のICTサービス利用状況で、インターネットショッピングは、多くの年代で広く使われている。このことから、インターネットを利用したネットショッピングが身近な世の中になったと言える。また、インターネットショッピングの市場規模について、物販系の分野が全体の半分以上を占め、その中で最も大きい市場の「衣類関係」に着目し、分析対象をファッションECサイトとする。また、購買時期について、アンケート結果から季節に関することがわかった。季節区分から商品の売れ行きを分析し、季節に合った商品の種類の売り出し方の提案をする。

### Abstract

Using of the Internet is progressing more recently. In the usage situation of ICT services in Japan, online shopping has been widely used for many ages. The internet shopping became a familiar world. We attention to "clothing" of the largest in the field of merchandising in the Internet shopping market. And we made the analysis subject a fashion EC site. About the purchase timing, it was found from the questionnaire result that it relates to the season. Therefore, from the seasonal classification, we analyze the sale of products. Then, we propose how to sell the kind of goods or items that match the season.

**キーワード:**マーケティング, 共分散構造分析, ビッグデータ, インターネットビジネス, ショッピングサイト

**Keywords:** Marketing, Covariance Structure Analysis, Big data, Internet business, shopping site

## 1. はじめに

近年日本では、インターネットの利用が急激に進んでいる<sup>1)</sup>。2015年、日本でインターネットの利用率は83%を超えた<sup>2)</sup>、2011年から広く使用され始めたiPhoneやAndroid携帯のようなスマートフォンの普及率は64%を上回った<sup>3)</sup>。日本のICTサービス利用状況で、ネットショッピングの利用は、2011年と2015年ではどちらとも3番目に多い使われ方であるが、利用率に大きな違いがある<sup>4)5)</sup>。2つの年を比べて、20代は2015年の利用率は3.7%のみの増加にとどまるが、40代と50代では10.0%以上高くなっている。特に60代以上の上昇率は38.0%となった。このことから、インターネットを利用したネットショッピングが身近な世の中になったと言える。また、インターネットショッピングの市場規模について、物販系の分野が52.6%と全体の半分以上占め<sup>6)</sup>、中でも衣類・服装雑貨等の分類が最も大きい市場となっているため「衣類関係」の分類

に着目する。市場規模が大きいということは競合他社が多いということであり、大手ECサイト、アパレル特化型のECモール、メーカーの直販サイトなど顧客にとっての選択肢が多くある状況である。しかし、大手メーカーのECサイトや日本の大手ECサイトの売上は伸び悩んでいる<sup>7)</sup><sup>8)</sup>。かつ、2012年に誕生したフリマアプリの市場規模の成長率が著しく<sup>6)</sup>、脅威になりうる状況である。本研究では、上昇傾向にあるインターネットショッピングの分野においてレコメンドによる購買数や金額の向上を目的とする。

人々がモノを買うタイミングや動機について、某インターネットショッピングサイト(以下、適宜「某ECサイト」とする)が行ったアンケート調査によると、「いい洋服を目にしたとき」という回答が92.8%と最も多かった。しかし「いい洋服」という定義は人により差異があり、商品のカテゴリやジャンルを固定し分析することは難しいため、分析の軸には不適切であると判断した。そこでそれぞれ、高い回答率の「洋服が安く買えるとき」(88.7%)と「季節が変わるべき」(87.3%)に着目する。前者の「安く買える」主な時期は各季節に行われるセール期間だと考えられる。どちらも購入時期が季節に関する回答が多い結果であった。なお、季節の定義は気象庁の定める季節区分から、3~5月が春、6~8月が夏、9~11月が秋、12~2月が冬と分類する<sup>9)</sup>。

\*1 情報通信学研究科情報通信学専攻 修士課程  
Graduate School of Information and  
Telecommunication Engineering, Course of  
Information and Telecommunication  
Engineering, Master's Program

\*2 情報通信学部経営システム工学科 教授  
School of Information and Telecommunication  
Engineering, Department of Management  
Systems Engineering, Professor

先行研究では、インターネットと実店舗での消費者の衣料品の購買行動を明らかにする試みがされており、この研究では目的や状況などで両方を使い分けると結論付けている<sup>10)</sup>。また、ネットショッピングの際のリスクの1つとして、画像で見た商品と実際に購買して届いた商品の印象が違うという問題点が挙げられる。多くの消費者が实物を実際に見ることができないなどのマイナス面があるとしつつも、ネットショッピングの満足度は高いという研究結果がある<sup>11)</sup>。他には商品購入時の抵抗感に着目し、類型化した研究では、商品本体の魅力や機能ではなく、価格やクチコミなど商品に付随する情報の影響によって、購買行動を説明している<sup>12)</sup>。いずれもアンケート調査を元にしたネットショッピング自体の利用に関する研究であり、商品を顧客へアプローチするという考え方を見られなかった。消費行動の分析を踏まえて顧客へ勧める商品を考察することは、今後ネットショッピング市場はさらに拡大すると考えられるため、有用であると考える。そして、インターネットショッピングの利用に関して男女別や年代別での調査結果はされているが<sup>13)</sup>、季節という区分で調査・分析しているものはない。寒暖差がある季節という区分から消費行動を分析することも有益であると考える。

本研究は「季節」という分類に着目して、某ECサイトの服飾関係の購買履歴を抽出・分析する。その結果から、季節ごとの購買傾向や特徴を把握し、季節に沿った商品の売り出し方の提案を目的とする。

## 2. 使用データ概況

本研究で使用するデータは2015年4月1日から2016年3月31日の某ECサイトの利用顧客の購買履歴とアンケート調査の顧客ID付きPOSデータである。本研究では某ECサイトに会員登録している顧客を対象としている。

データは会員情報、商品情報、注文日時、注文内容の4つのデータセットで構成されている。会員情報は顧客ID・性別・年代、商品情報は商品番号・商品カテゴリ、注文日時は顧客ID・注文番号・購買日時、注文内容は注文番号・商品番号・購買金額・注文数である。

某ECサイトの登録会員は557,475名であった。続いてデータ構造を確認するために基礎集計を行う。某ECサイト内で商品別年間売上割合では、トップスが32.15%と最も多く、続いてショーズカテゴリ12.56%，パンツカテゴリ10.21%であり、売上上位3つで約55.0%と全体の売上の約半分を占める結果(Fig.1)となった。季節別での売上を見ると、冬が最も売れ、次は夏、春と秋は売上が低い結果となり、売れる商品の順位は季節間で大きな差は無い(Fig.2)。

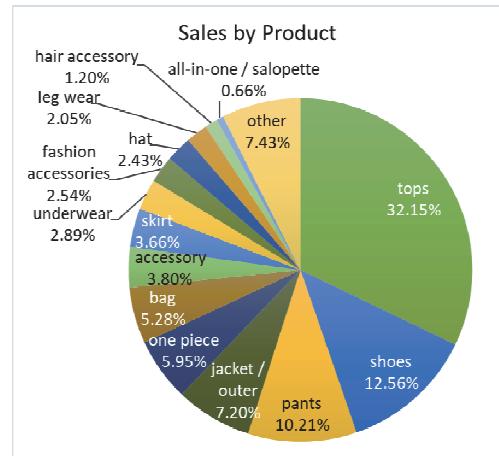


Fig.1 Annual sales percentage by product

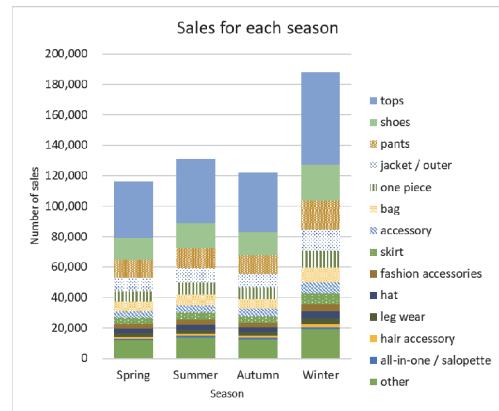


Fig.2 Annual sales by season

## 3. 分析の概要

本研究の分析手順を述べる。始めに売上全体の内訳と季節ごとの売上実績並びに内訳の集計を行った。次に顧客IDと購買データを季節ごとに抽出し、購買された商品間の関連性を見るため季節ごとに相関分析を行った。その後、各季節で因子分析を行い、得られた因子群を参考に共分散構造分析を行い、結果から季節に適した商品の売り出し方の提案を男女別で行う。

共分散構造分析の潜在変数を設定した経緯を説明する。購買データより商品間の関連性を把握するために季節ごとで行った相関分析の結果の一つである春のものをTable1に示す。「2. 使用データ概況」で述べた売上上位のトップス・パンツ・シューズの3商品はすべての季節で相関係数が比較的高い商品数が多かった。トップスに着目すると各商品で相関係数が0.3を超えるものは5商品ある。そのため1つ目の潜在変数は、各商品と相関があるものが多いトップス・パンツが軸のPopular Itemsを設定した。前述3商品に影響され、他の相関が見づらくなっているため、上位3商品を除いた項目で季節ごとに因子分析を行った。例として春の購買データの因子分析の結果を示す(Table2, Table3)。基本的にこの因子群をもとに潜在変数

を決定していく。2つ目の潜在変数は第1因子(Table3の赤部分)のワンピース、オールインワン・サロペットをもとに Woman's Items とし、3つ目の潜在変数は第2因子(Table3の黄色部分)のバッグ等より Fashion goods とした。4つ目の潜在変数は第3因子(Table3の青部分)で春・夏・秋に共通するアクセサリーとヘアアクセサリーを含んだ Accessories とした。冬のみレッグウェアなどを含めた Goods at the feet とした。

Table1 Correlation analysis

Correlation coefficient of Pearson													
	Shoes	Tops	Accessory	All-in-one / Salopette	Jacket / Outer	Skirt	Bag	Pants	Fashion items	Hair Accessory	Leg ware	Hat	Dress
Shoes	1	.314 <sup>*</sup>	.145 <sup>*</sup>	.162 <sup>*</sup>	.201 <sup>*</sup>	.303 <sup>*</sup>	.236 <sup>*</sup>	.352 <sup>*</sup>	.135 <sup>*</sup>	.144 <sup>*</sup>	.201 <sup>*</sup>	.147 <sup>*</sup>	.265 <sup>*</sup>
Tops		1	.181 <sup>*</sup>	.281 <sup>*</sup>	.368 <sup>*</sup>	.370 <sup>*</sup>	.254 <sup>*</sup>	.569 <sup>*</sup>	.209 <sup>*</sup>	.168 <sup>*</sup>	.258 <sup>*</sup>	.183 <sup>*</sup>	.465 <sup>*</sup>
Accessory			1	.092 <sup>*</sup>	.071 <sup>*</sup>	.091 <sup>*</sup>	.154 <sup>*</sup>	.112 <sup>*</sup>	.121 <sup>*</sup>	.186 <sup>*</sup>	.119 <sup>*</sup>	.097 <sup>*</sup>	.097 <sup>*</sup>
All-in-one / Salopette				1	.116 <sup>*</sup>	.157 <sup>*</sup>	.116 <sup>*</sup>	.241 <sup>*</sup>	.062 <sup>*</sup>	.081 <sup>*</sup>	.120 <sup>*</sup>	.059 <sup>*</sup>	.384 <sup>*</sup>
Jacket / Outer					1	.116 <sup>*</sup>	.241 <sup>*</sup>	.330 <sup>*</sup>	.157 <sup>*</sup>	.042 <sup>*</sup>	.091 <sup>*</sup>	.079 <sup>*</sup>	.277 <sup>*</sup>
Skirt						1	.214 <sup>*</sup>	.263 <sup>*</sup>	.126 <sup>*</sup>	.090 <sup>*</sup>	.083 <sup>*</sup>	.061 <sup>*</sup>	.381 <sup>*</sup>
Bag							1	.191 <sup>*</sup>	.165 <sup>*</sup>	.136 <sup>*</sup>	.145 <sup>*</sup>	.100 <sup>*</sup>	.232 <sup>*</sup>
Pants								1	.153 <sup>*</sup>	.101 <sup>*</sup>	.189 <sup>*</sup>	.157 <sup>*</sup>	.346 <sup>*</sup>
Fashion items									1	.086 <sup>*</sup>	.105 <sup>*</sup>	.106 <sup>*</sup>	.139 <sup>*</sup>
Hair Accessory										1	.169 <sup>*</sup>	.106 <sup>*</sup>	.122 <sup>*</sup>
Leg ware											1	.130 <sup>*</sup>	.151 <sup>*</sup>
Hat												1	.069 <sup>*</sup>
Dress													1

\*\*. Correlation coefficient is significant (1-%level) (two - sided).

Table2 Total of the variance described

Factor	Initial eigenvalues		extraction		Sum of sum of bads after rotation	
	Total	Percent of variance	Cumulative percent	Total	Percent of variance	Cumulative percent
1	2.309	23.085	23.085	1.663	16.633	16.633
2	1.214	12.143	35.228	.485	4.851	21.485
3	1.024	10.243	45.472	.293	2.930	24.415
4	.931	9.312	54.783			
5	.863	8.634	63.417			
6	.854	8.544	71.961			
7	.803	8.032	79.994			
8	.756	7.558	87.552			
9	.720	7.199	94.750			
10	.525	5.250	100.000			

Table3 Factor matrix after rotation

	Factor		
	1	2	3
Dress	.793	.304	.091
All-in-one / Salopette	.0435	.071	.140
Jacket / Outer	0.146	.530	.055
Skirt	.309	.393	.082
Bag	.114	.392	.271
Fashion items	.041	.263	.220
Hair Accessory	.09	.022	.432
Accessory	.05	.096	.377
Leg ware	.119	.085	.352
Hat	.019	.106	.263

#### 4. 顧客の購買行動の分析

共分散構造分析で参考にした指標について、GFI (Goodness of Fit Index)と AGFI (Adjusted GFI)をもとにモデルの当てはまり度を判断した。GFIはデータの件数の影響を受けない指標であり、0~1の間で表現される。一般的に0.9以上であると説明力があるとされている。AGFIは1に近いほどデータの当てはまりがいいとされ、GFIに比べAGFIが著しく低下するモデルは好ましくないとされている。

Fig.3~6に関して、四角に囲まれている上下2段の数値は相関を表し、1に近づくほど相関が強いとされている。上段の青色の数値は男性

モデルの値を表し、下段の濃いピンク色の数値は女性モデルの値を表している。数値を囲っている四角の色に関して、色が赤に近いほど相関関係が強く、黄緑色に近いほど相関関係が薄いことを表現している。潜在変数から観測変数へ引かれているパスにも関係性を現した数値が本来はあるが、本研究で重要視する部分は潜在変数間の関係性であるため、今回は割愛した。

#### 4.1 春の分析結果 (Fig.3)

GFI=0.953, AGFI=0.927であり、モデルの当てはまりが良いといえる。男女双方のモデルでAccessories と Fashion goods の組み合わせが購入されている。男性モデルでは Popular Items と Woman's items も相関が高く、女性モデルでは Popular Items と Fashion goods が最も相関が高い結果となった。

Male model value 0.99~ 0.89~ 0.79~ 0.69~ 0.59~  
Female model value

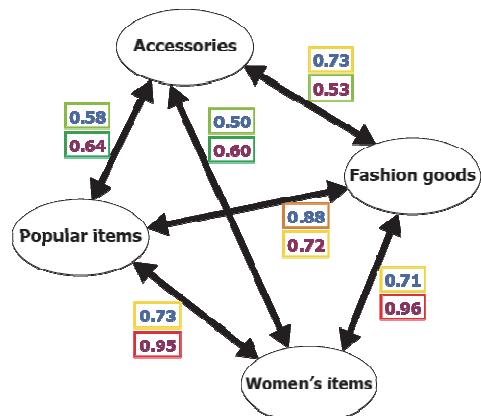


Fig.3 Analysis result (Spring model)

#### 4.2 秋の分析結果 (Fig.4)

GFI=0.920, AGFI=0.885であり、モデルの当てはまりが良いといえる。男性のモデルでは、Popular Items と Fashion goods の相関が高い。一方、女性のモデルは Fashion goods と Woman's Items の相関が最も高く、次いで Popular Items と Woman's Items が高い結果となった。

Male model value 0.99~ 0.89~ 0.79~ 0.69~ 0.59~  
Female model value

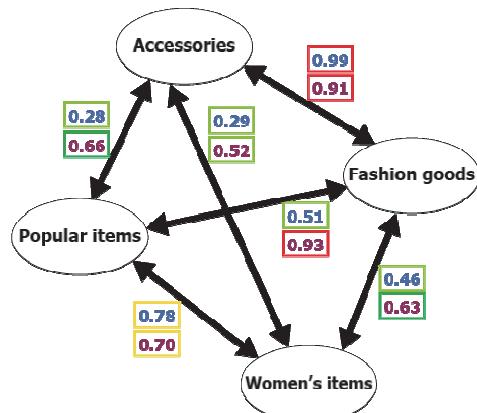


Fig.4 Analysis result (Autumn model)

#### 4.3 夏の分析結果(Fig.5)

GFI=0.909, AGFI=0.867 であり、モデルの当てはまりが良いといえる。男性モデルは Woman's Items と Fashion goods の相関が最も高い。女性モデルでは全体的に高い相関を示していて、特に Popular Items と Fashion goods の相関が高い。

Male model value 0.99~ 0.89~ 0.79~ 0.69~ 0.59~  
Female model value

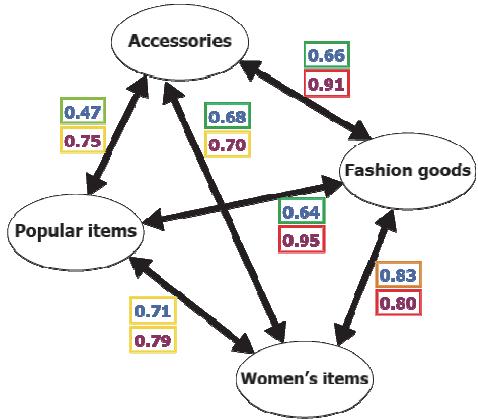


Fig.5 Analysis result (Summer model)

#### 4.4 冬の分析結果(Fig.6)

観測変数が前述3モデルと一部違う点について、他の季節と似たように潜在変数と観測変数を配置した場合だと分析ができず、結果が求められない。そのため、冬のみモデルが異なると判断し、Fig.6のようなモデルに変形させた。

GFI=0.931, AGFI=0.883 であり、モデルの当てはまりが良いといえる。男性のモデルでは、Popular Items と相関が高いグループは Fashion goods である。他に比べて 0.95 と最も高い値になったが、女性のモデルでは 0.43 と相関がない。Popular Items と Woman's Items は共通して相関が高く、男性は 0.74、女性は 0.76 である。

Male model value 0.99~ 0.89~ 0.79~ 0.69~ 0.59~  
Female model value

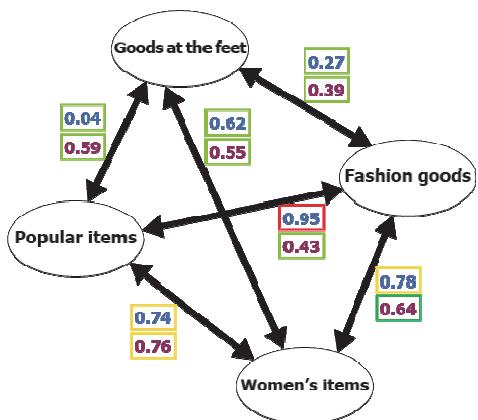


Fig.6 Analysis result (Winter model)

#### 4.5 分析結果のまとめ

年間を通して男女ともに Popular Items と Woman's Items の相関が高く、Fashion goods と Woman's Items の相関は冬のみ男性が上回る。

基礎統計(Fig.2)より、冬は四季の中で最も売上が大きいにも関わらず、他の季節に比べてグループ間の相関が薄い。加えて、秋は女性のモデルの潜在変数間の相関が全体的に高いことに対して、男性のモデルは Fashion goods と Accessories 間、Popular Items と Woman's Items 間の2つ以外は低い。このことから、相関が全体的に低い季節は1種類を1回購入するのみか同じグループ内のものを複数購入している顧客が多いのではないか(例えば、Popular Items 内のトップス2着とパンツ1本を購入など)と予測する。また Woman's Items は、男性とは関係の薄いファッションカテゴリであると思われるが、Fashion goods や Popular Items との関係性が高いため、女性へのプレゼントとして Woman's Items と Fashion goods または Popular Items をセットで買う状況や、女性が彼氏や夫に頼んで彼らが彼らのアカウントを使用して代理で購入するなどの状況が考えられる。

### 5. 顧客へのアプローチの提案

2. 使用データ概況より、トップス・パンツ・シューズのカテゴリの売上が圧倒的に多かったため、春・秋・夏は前述3商品、冬のみ前述2商品と合わせてまたは同時期に購買されやすい商品を男女別で提案する。

Fig.7~10に関して、矢印の色は勧める度合いを示しており、赤は相関が高く、勧め度合いが高いことを表し、濃い緑色の矢印までが顧客に勧める度合いが高めであることを表している。黄緑色の矢印は相関が低く、勧め度合いが濃い緑色より高くなきることを表している。

#### 5.1 春の提案(Fig.7)

男性が Popular Items を購買時、又は買い物かごに入れたとき、Fashion goods を勧めると最も購買につながりやすいと考えられる。Woman's Items も相関関係がやや強いが、購買者が男性であるため、女性ものの Popular Items を購買時に勧めると、より購買につながるのではないかと考える。Popular Items と Accessories の直接の相関はあまりないが、Popular Items の商品を購入後 Fashion goods の商品を購入した人に、さらに勧める場合、間接効果が 0.64 になるため、Popular Items の商品のみの購入者に勧めるより購買につながる確率が高くなる。

女性の場合は Popular Items 購買時に Woman's Items を勧めると最も購買につながりやすい。Fashion goods も相関が高いため購買につながりやすいと考えられるが、Woman's Items を買った顧客に、Fashion goods を勧めると推定値は 0.91 になり、Popular Items のみの購買者よりも買ってもらいやすい。Accessories のカテゴリはいずれのカテゴリとも相関が薄く、顧客に勧め

ても合わせて・同時に買う可能性はあまりない。

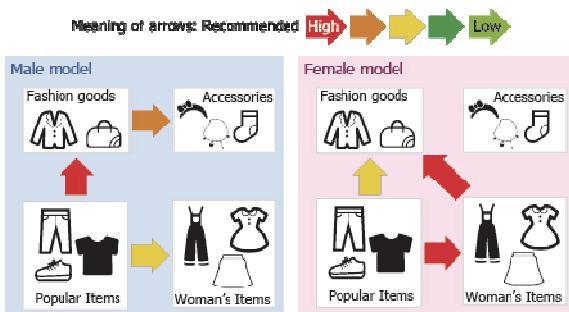


Fig.7 Recommended for users who buy popular products (Spring)

## 5.2 秋の提案(Fig.8)

男性のモデルは、Popular Items と他の商品を合わせて勧められるカテゴリは少ない。唯一、やや相関があるカテゴリは Woman's Items のため、女性もののトップスやパンツを購入時には勧めると良いだろう。他のカテゴリ間でも相関が薄い傾向だが、Fashion goods と Accessories の相関が非常に高い。一方のカテゴリ内の商品の購入者にもう片方のカテゴリ内の商品を勧めると購買につながりやすいと考えられる。

女性のモデルは、すべてのカテゴリに対して高めの相関がある。帽子やレッグウェアといった Fashion goods のカテゴリの相関が特に高いため、勧めた時の同時期購入が見込める。Popular Items と Accessories の相関は 0.74 であるが、Fashion goods を経由した間接効果は 0.84 となり値が上昇するため、Popular Items 購入後さらに Fashion goods を購入した顧客に勧めると、Popular Items のみの購入者よりも購買の確率が見込めると考えられる。

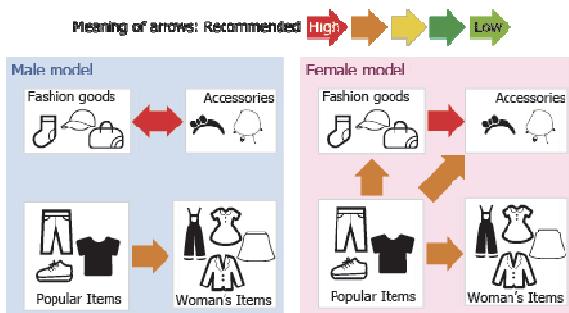


Fig.8 Recommended for users who buy popular products (Autumn)

## 5.3 夏の提案(Fig.9)

男性のモデルでは Popular Items を購入時には、Fashion goods を勧めると購買につながる可能性が高い。また、Woman's Items も相関の値が高いため、女性ものの Popular Items の購入者には同様に勧めると良い。他には Woman's Items と Fashion goods 間の相関が高い。女性向け商品のバッグやジャケット・アウターウェアなどの Fashion goods 購入者にはスカートやワンピースといった Woman's Items を勧めると同時期購入につながりやすく、逆も同じことがいえる。

女性のモデルではすべてのカテゴリに対して高めの相関がある。特に Fashion goods の相関が強いため、バッグやジャケット・アウターウェアなどの Fashion goods カテゴリ内の商品を勧めるべきであると考える。Woman's Items も 0.82 と 2 番目に相関が高く、合わせ買いが期待できる数値である。Accessories の相関は 0.76 と高めの値であるが、Fashion goods を経由した間接効果は約 0.85 になり値が増加する。よって、Popular Items のみの購入者に勧めるよりも Popular Items 購買後に Fashion goods を購入した顧客に勧めるほうが、購入が見込める。



Fig.9 Recommended for users who buy popular products (Summer)

## 5.4 冬の提案(Fig.10)

男性のモデルでは、Popular Items と相関が強いものは Fashion goods である。他のカテゴリに比べ群を抜いて高いため、最も勧めるべきだと考える。特にジャケット・アウターウェア、次にバッグは、合わせて購買される期待が大きい。逆に Goods at the feet のカテゴリはいずれの観測変数との相関が薄いため、全面的に勧めなくてもよいと考えられる。

女性のモデルでは全体的に相関が薄い。その中でもやや相関があると言えるものは、Popular Items と Woman's Items 間である。トップスやパンツを購入した顧客にはワンピースやスカートを勧めるとよい。Fashion goods のカテゴリに関して、Popular Items 購買後 Woman's Items も購入した顧客に勧める場合、間接効果が 0.49 と Popular Items のみの購入者に勧めるときの値よりわずかに微増する。よって、Fashion goods のカテゴリを顧客に勧めるタイミングは Popular Items と Woman's Items を購入したときである。



Fig.10 Recommended for users who buy popular products (Winter)

## 5.5 提案まとめ

実店舗の場合では、店員が顧客との会話を通じて商品を勧める方法や店頭にお勧め商品をディスプレイする手法がある。前者は来店するすべての顧客に対応できるとは限らないため、来店者全員にレコメンドすることは不可能である。後者はそれぞれの顧客に沿ったレコメンドではない。しかしながら、インターネット上ではショッピングサイトを訪れたすべての顧客に即座に柔軟に対応することができる。会員登録している顧客には、商品の購買記録から季節と性別を考慮し、購買につながるレコメンドすることが可能になった。会員登録せずに利用している顧客やショッピングサイト初訪問の顧客などに対しても、性別等のパーソナルな情報が不明なため勧める商品の幅はやや広くなってしまうが、季節性を考慮してレコメンドすることができる。例えば、季節は春でトップスをショッピングカートに入れた場合は、男女ともに相関がある Fashion goods のカテゴリ内のものを勧めればよいと考えられ、さらにトップスが女性ものである場合には Woman's Items をレコメンドすることも有効だと考えられる。

## 6. おわりに

本研究では、購買データを季節別かつ性別で分析を行った。等値制約を課し各季節の性別間では、同じモデルで顧客の購買行動を説明することができた。性別が違うことで購買されるものの違いを証明することができた。このことから、購買履歴がない新規の顧客や会員登録をせずに某 EC サイトを利用している顧客などにも複数購入を期待することができ、売上向上に貢献できると考えられる。

課題として日本ではセールが、冬は 4 回、夏は長期間で 1 回、春と秋は小規模のものが 2 回と季節ごとに開催される<sup>14)</sup>。今回は前述のようなセールの影響を考えていなかったため、これを考慮したモデルも考える余地がある。また気象庁による季節区分に着目して分析を行ったが、近年は地球温暖化などの影響を受け、季節ごとの気温も変化してきている<sup>15)</sup>。50 年前に比べ気温はすべての月で上昇傾向にある。特に春と秋の期間が短くなっているように感じ、春や秋の洋服を買ってもすぐに季節が変わると体感するため、買い渋りが起き、売上が伸びないのでないかと推測する。今後は四季以外で、気温に着目したモデルの考慮が必要かもしれない。

## 参考文献

- 1) 総務省：急増するネットショッピングの実態を探る，  
<http://www.stat.go.jp/data/joukyou/topics/pdf/topi920.pdf>, 2017/09/25 参照
- 2) 総務省：平成 27 年通信利用動向調査の結果，  
[http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/statistics/data/160722\\_1.pdf](http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/statistics/data/160722_1.pdf), 2017/09/25 参照
- 3) 総務省：平成 27 年度版情報通信白書 第 3 部 基本データと政策動向 第 2 節 ICT サービスの利用動向，<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h27/html/nc372110.html>, 2017/09/25 参照
- 4) 総務省：平成 24 年度版情報通信白書 第 2 部 情報通信の現況と政策動向 第 3 節 インターネットの利用動向，  
<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h24/html/nc243130.html>, 2017/09/25 参照
- 5) 総務省：平成 27 年度版情報通信白書 第 1 部 ICT の進化を振り返る 第 2 節 年代を超えた ICT 利活用の普及，  
<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h27/html/nc122200.html>, 2017/09/25 参照
- 6) 経済産業省：平成 28 年度 我が国におけるデータ駆動型社会に係る基盤整備，  
<http://www.meti.go.jp/press/2017/04/20170424001/20170424001-2.pdf>, 2017/09/25 参照
- 7) 通販通信：楽天 2015 年決算は増収減益、国内 EC 伸び悩み <https://www.tsuhannews.jp/21873>, 2017/11/28 参照
- 8) 日経 MJ(2016/5/18)：GU、ネット販売で割引、EC 伸び悩みに危機感、実店舗から送客狙う  
<https://messe.nikkei.co.jp/js/news/133672.html>, 2017/11/28 参照
- 9) 気象庁：時に関する用語  
[http://www.jma.go.jp/jma/kishou/know/yougo\\_hp/toki.html](http://www.jma.go.jp/jma/kishou/know/yougo_hp/toki.html), 2017/09/25 参照
- 10) 中村雅章：インターネット・ショッピングと実店舗を利用したファッショング衣料の購買行動，*Chukyo Business Review*, Vol. 12, pp29-61, 2016
- 11) 中村雅章, 矢野健一郎；服のインターネット・ショッピングと消費者の知覚リスクに関する実態調査研究；中京企業研究, 35 号, pp31-57, 2013
- 12) 渡部和雄, 岩崎邦彦；ネット購買における消費者意識にもとづく商品類型化；東京都市大学環境情報学部紀要 (1-1), pp5-13, 2010
- 13) アサヒホールディングス 青山ハッピー研究所：第 527 回ネットショッピングで何を買う？，  
<http://www.asahigroup-holdings.com/company/research/hapiken/maian/201411/00527/>, 2018/01/29 参照
- 14) MATCHA - JAPAN TRAVEL WEB MAGAZINE：あの商品はいつ激安に？知っておきたい日本のセール時期一覧，  
<https://matcha-jp.com/jp/1929>, 2017/07/05 参照
- 15) 気象庁：過去の地域平均気象データ検索，  
<http://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/index.php>, 2017/07/05 参照