

# ショッピングアプリ使用傾向による 消費者の類型化

理工学群・社会工学類 経営工学専攻 氏名 永田 拓也

指導教員：近藤 文代 講師

## 研究背景・目的

近年の利用者の増加とともに消費者の購買行動の傾向も変化しつつあり、ネットショッピングを利用する世帯の割合が約15年で約20%増加している。また、消費者の商品嗜好の多様化により消費者一人ひとりのニーズに適った商品やサービスを提供することが重要となっている。現代ではWebサイトの利用状況を記録したアクセスログデータを集めることにより消費者の情報について集めることができるのでサイトに適切なタイミング、内容の広告を配信することでサイト訪問者が増加し、より多くのデータを集めることができ、その後のマーケティング戦略につなげることが可能になる。

先行研究ではアクセスログデータを用いてWebサイトにアクセスしたデバイスの違いを考慮した分析が行われているがスマートフォンからのアクセスについてWebブラウザ経由でのアクセスかアプリからのアクセスかについて考慮した研究はまだなされていない。また、先行研究ではサイト間での接触行動について説明しており、あるサイトに接触する対象者集団の中での個人の異質性を考慮することが重要であるとされている。ここで、個人の異質性はサイトに接触する時間帯に大きな影響を与えていると考えられ、サイトに接触する回数が一日のうちの時間帯によって異なってくる。しかし、サイト接触行動が時間帯によって異なるという「時間帯による異質性」については触れられていない。

本研究ではスマートフォンアプリ、特にショッピングアプリへの接触率と時間帯の関係に着目し、消費者のショッピングアプリへの接触行動を分析することにより消費者の類型化を行い、各類型がどのような特徴をもっているかの構造評価を行うことで、消費者一人ひとりに対して最適なマーケティング戦略を施行するための手法を提言することを本研究の目的とする。

## 方法

本研究はi-SSPデータ(インテージシングルソースパネルデータ)のモバイルアプリのアクセスログデータを使用する。対象者はショッピングアプリを月1回以上使用したことがある消費者のうち個人属性データにおいて職業と世帯年収が不明な人を除いた2398人である。これらの対象者をクラスター分析によって類型化する。クラスター分析は大きく分けると階層型クラスター分析、非階層型クラスター分析に分かれるが、大量サンプルデータを扱う際に有用だとされる非階層型クラスター分析でよく用いられるk-means法を用いる。その後各類型の構造評価をロジスティック回帰分析によって

行う。アプリ接触数についての波形を見て特徴のある時間帯である(0時、2~4時、6~8時、12~13時、17~18時、20~22時)とした。類型化の手法としては対象者ごとの上記の設定した各時間帯におけるアプリへの3カ月合計接触回数およびAmazon、楽天市場、Yahoo!ショッピングの3カ月合計接触回数の9つの変数を対象とし、k-meansを用いてクラスター分析を行う。

目的変数に分析1で得られたクラスター所属に関するダミー変数、説明変数に個人属性を用いたロジスティック回帰分析を行う。回帰分析は分析1で得られたクラスターの数だけ行う。

## 結果

クラスター分析の結果、6つのクラスターが抽出され、表3に各クラスターの構造と各変数の平均および全体の平均を示した。クラスター1は全体平均と比べて接触回数がどの時間帯においても小さく、各アプリの接触回数も偏りなく小さいため、クラスター名を「低頻度型」とする。クラスター2は、各アプリの使用状況に偏りはない。時間帯別の接触回数はどの時間帯も平均を下回っているが、クラスター1と比べるとそれほど大きく下回っているわけではないので「標準型」とする。クラスター3は各アプリの使用状況に偏りがなくどの時間帯も接触回数が多いため、「高頻度型」と名付ける。クラスター4は各アプリの使用状況がAmazonに偏っており、時間帯別の接触回数はどの時間帯も偏りがなく小さくなっているため「Amazon・低頻度型」とする。クラスター5は、各アプリの使用状況がかなりYahoo!ショッピングに偏っており、時間帯別が0時台や2~4時台、6~8時台で平均を大きく上回っているため「Yahoo・深夜午前型」とする。クラスター6は各アプリの使用状況がAmazon、楽天にかなり偏っており、どの時間帯でも接触回数が多いため「Amazon・楽天・高頻度型」とする。

表1 クラスターの構成とアプリ使用回数の平均値

	n	0時台	2-4時台	6-8時台	12時台	17-18時台	20-22時台	Amazon	楽天	Yahoo!
1.低頻度型	850(35%)	2.4	1.7	5.8	7.4	6.1	11.8	0.1	0.1	0.4
2.標準型	719(30%)	7.7	3.8	27.2	21.1	18.5	42.4	0.1	0.3	0.0
3.高頻度型	281(12%)	45.3	36.6	101.5	98.5	100.7	238.3	2.8	0.2	3.4
4.Amazon・低頻度型	240(10%)	4.5	2.9	10.9	12.7	12.1	23.9	55.1	6.3	0.7
5.Yahoo・深夜午前型	159(7%)	13.3	10.7	42.9	26.9	22.8	60.3	3.2	0.8	86.4
6.Amazon・楽天・高頻度型	149(6%)	27.7	21.3	87.6	70.2	64.0	131.3	115.8	109.2	36.3
全体	2398(100%)	11.5	8.3	31.5	27.9	26.2	59.4	13.3	7.6	8.6

次に各類型に対する構造評価をするために、類型毎に行ったロジスティック回帰分析の結果を表6、表7に示した。

表の中のβは各変数の係数の推定値、pは有意確率を示しており有意水準は0.1%、1%、5%、10%水準としている。

表2 ロジスティック回帰分析結果1

	非分散・低関与型		非分散・標準型		高関与型	
	β	p	β	p	β	p
(Intercept)	-0.564	0.042 *	-0.980	0.001 ***	-2.488	0.000 ***
～19才	-1.353	0.000 ***	0.273	0.494	1.291	0.022 *
20～29才	-0.492	0.039 *	0.033	0.896	0.905	0.036 *
30～39才	-0.574	0.010 **	0.003	0.991	0.491	0.245
40～49才	-0.527	0.018 *	0.051	0.831	0.163	0.704
50～59才	-0.367	0.110	0.025	0.920	0.087	0.846
女性	0.118	0.278	0.239	0.033 *	0.466	0.004 **
既婚	-0.065	0.582	0.107	0.388	-0.152	0.401
パート・アルバイト	0.139	0.326	-0.175	0.237	0.089	0.666
学生	0.375	0.114	-0.370	0.160	-0.555	0.094 .
自営業・個人事業主	0.000	0.999	0.179	0.437	0.434	0.210
専業主婦・専業主夫	0.104	0.524	-0.143	0.398	0.275	0.233
派遣社員・契約社員	0.162	0.357	0.005	0.978	-0.127	0.646
無職	-0.040	0.875	-0.054	0.839	-0.059	0.876
大卒	0.064	0.507	0.055	0.580	-0.234	0.119
家族人数1人	0.124	0.452	-0.133	0.439	-0.008	0.972
家族人数2人	0.394	0.002 **	-0.110	0.418	-0.354	0.095 .
家族人数3人	0.117	0.337	-0.047	0.704	0.077	0.662
家族人数4人	0.189	0.268	-0.200	0.267	0.082	0.741
家族人数6人以上	-0.231	0.372	0.428	0.074 .	-0.129	0.725
世帯年収400～549万	0.259	0.051 .	-0.055	0.689	0.009	0.960
世帯年収550～699万	0.352	0.014 *	0.075	0.613	-0.342	0.124
世帯年収700～899万	0.300	0.042 *	0.084	0.581	-0.212	0.346
世帯年収900万～	0.255	0.096 .	-0.029	0.855	-0.007	0.977

表3 ロジスティック回帰分析結果2

	Amazon		Yahoo		Amazon楽天	
	β	p	β	p	β	p
(Intercept)	-1.834	0.000 ***	-2.789	0.000 ***	-3.094	0.000 ***
～19才	0.934	0.078 .	-14.582	0.970	0.447	0.578
20～29才	-0.140	0.722	-0.404	0.567	0.817	0.212
30～39才	0.030	0.934	0.957	0.123	1.160	0.066 .
40～49才	-0.034	0.925	1.275	0.037 *	0.943	0.135
50～59才	0.190	0.606	0.884	0.160	0.612	0.352
女性	-0.783	0.000 ***	-0.790	0.001 ***	-0.106	0.617
既婚	0.045	0.816	-0.046	0.841	0.069	0.768
パート・アルバイト	-0.077	0.755	0.133	0.641	-0.036	0.899
学生	0.142	0.698	0.239	0.704	0.794	0.050 *
自営業・個人事業主	-0.644	0.118	-0.352	0.400	0.004	0.993
専業主婦・専業主夫	-0.444	0.196	0.260	0.461	-0.275	0.421
派遣社員・契約社員	0.114	0.686	-0.099	0.779	-0.815	0.093 .
無職	0.245	0.492	-1.719	0.095 .	0.659	0.106
大卒	0.080	0.609	-0.240	0.193	0.080	0.683
家族人数1人	0.194	0.423	0.312	0.303	-0.660	0.041 *
家族人数2人	0.035	0.873	-0.217	0.406	-0.491	0.073 .
家族人数3人	-0.107	0.602	-0.259	0.284	-0.053	0.809
家族人数4人	0.085	0.756	0.236	0.432	-0.605	0.108
家族人数6人以上	0.302	0.418	-1.142	0.122	-0.338	0.492
世帯年収400～549万	-0.088	0.672	-0.486	0.080 .	-0.244	0.324
世帯年収550～699万	-0.155	0.499	-0.102	0.706	-0.853	0.007 **
世帯年収700～899万	-0.384	0.119	-0.138	0.628	-0.426	0.138
世帯年収900万～	-0.299	0.226	-0.015	0.959	-0.373	0.205

各変数についての結果を述べると、「年齢」では非分散標準型以外で有意になっており、年齢が各クラスタ所属に影響している。「性別」では低頻度型、Amazon・楽天・高頻度型以外の4つのクラスタで有意になっており、特にアプリ使用がAmazon、Yahoo!ショッピングというように1つに偏っているクラスタでは男性の割合が大きい傾向があるという結果になった。「職業」についてはAmazon 楽天非分散高関与型で「学生」が正に有意になっており、学生が一日を通してAmazon 楽天を使用しやすい傾向があるという結果となった。「家族人数」については低頻度クラスタにおいて「1人」または「2人」が正に有意、高頻度クラスタにおいて負に有意となっているので、家族人数が少ない消費者はアプリ使用頻度が少ない傾向にあるという結果となった。「世帯年収」では低頻度型で全てのカテゴリが正に有意になっており、年収が平均よりも高い消費者はアプリ使用頻度が低いという結果となった。「大卒」、「未既婚」はどのクラスタにおいても有意になっておらず、クラスタ所属に影響していないと分かった。

## 考察

「特定のアプリを多く使用する時間帯は異なっている」という目的に対してであるが、今回分析対象とした Amazon、Yahoo!ショッピング、楽天市場に関してアプリの種類の違いによってアプリを多く使用する時間帯が異なるということが分かった。Yahoo・深夜午前型クラスタが形成されたことにより、Yahoo!ショッピングをかなり多く使用する人は深夜や午前といった時間帯にアプリ接触を行うという傾向が表れている。一方でAmazon 低頻度型やAmazon・楽天・高頻度型から分かるようにこれらのアプリに使用が偏っている人たちは特定の時間帯のみがアプリ使用頻度が高くなっているということはない。これらの結果よりAmazon・楽天とYahoo!ショッピングの利用者は「アプリを使用する時間帯」という観点で見た場合違った特徴を持っているといえるだろう。これより、Web マーケティング戦略立案のためにアクセスログデータを分析する際には消費者のアプリ接触の時間帯という観点において、自社の顧客データだけではなく、他の競合アプリや市場全体の傾向を考慮することが重要であるということが分かる。

「利用者類型と個人属性の間にはどのような関係があるか」という目的に対してであるが、各利用者類型では標準型以外が「年齢」が全て有意となり、標準型はアプリ使用頻度・使用時間帯において平均に近いので年齢が偏らなかつたと考えられる。「性別」では、アプリ使用が一つのアプリに偏っているYahoo 深夜午前型とAmazon・低頻度型では負に強く有意となっているため、男性の傾向が強くなっていると考えられる。Amazon 楽天・高頻度型では「学生」が正に有意になっているので学生がこの類型に属する傾向にある。このように、各類型に異なる職業の消費者がそれぞれ属する傾向があることが分かるので、各職業の購入しやすい商品等を把握することができれば、それぞれの類型に合ったマーケティング戦略を立てることが可能になると考えられる。

## 参考文献

- [1] 大杉巧, “Web上の閲覧行動が実店舗での購買行動に与える効果の検証”, 筑波大学システム工学研究科修士論文, 2016.
- [2] 中野暁; 近藤文代. マルチデバイス同時利用環境下での消費者アクセス向上を目指した類型化と構造評価: シングルソースのメディア接触ログを用いた実証分析. Direct marketing review: Journal of the Academic Society of Direct Marketing, 2017, 16: 18-36.
- [3] 星野崇宏. "継続時間と離散選択の同時分析のための変量効果モデルとその選択バイアス補正-Web ログデータからの潜在顧客への広告販促戦略立案-" 日本統計学会誌 43.1 (2013): 41-58.