

主査：東野 定律
副査：大久保 誠也
副査：藤澤 由和
指導教員・副査：池田 哲夫

User centric data を用いた
購入に寄与するオンライン情報探索行動に関する研究

学籍番号 1924503

高山 純人

令和4年1月28日

論文要旨

User centric dataを用いた 購入に寄与するオンライン消費者行動に関する研究

高山 純人

本論は、どのようなオンラインでの情報探索行動が購入に影響を与えるのかについて、実際の消費者の行動を記録したWEBアクセスログデータであるUser centric dataを用いた分析手法について検討と、考察を行うものである。

2000年代以降にオンライン上での情報探索行動に関する研究は多く行われているが、その多くがアンケート調査や、実験室で取得されたデータを用いており、アクチュアルデータによる研究は現在、発展途上であると言える。また、使用するデータという観点から見た場合、1つの企業のWEBサイトの行動ログデータであるSite centric dataによる研究は一定程度見られるが、消費者の全WEBアクセスログデータを記録したUser centric dataを用いた研究はまだ限定的なものであると言える。

そこで、本研究の目的は、複数のWEBサイトを横断して行われるオンライン情報探索行動について、User centric dataを用いた分析手法を検討し、実証分析を行うことによって、オンラインでのどのような情報探索行動が商品購入に影響を与えるのかを明らかにすることである。

詳細には、まずはUser centric dataについての分析手法について検討する。先行研究で得られた知見から、情報探索を行うWEBサイトを6種類に分類し、それぞれのカテゴリへのアクセス量と、情報探索を行うカテゴリの種類数を集計することで、情報探索行動と購入との関係を分析する手法を提案する。

次に、検討した手法を用いてUser centric dataでの実証分析を行う。パソコンからの情報探索行動についての分析では、自社ECサイトへのアクセス量と、情報探索に用いたカテゴリの種類数が購入に影響している。また、スマートフォンからの情報探索行動についての分析では、パソコンと同様に、自社ECサイトへのアクセス量と、情報探索のカテゴリ種類数が購入に影響している。

パソコンとスマートフォンの双方で購入に寄与するオンライン情報探索行動が明らかになったことにより、本研究の提案手法の有効性・有用性が確認された。

Abstract

A study of online consumer behavior that contributes to purchase using user centric data

The purpose of this paper is to discuss what kind of online information-seeking behavior influences the purchase of a product, and to examine the analysis method using user centric data, which is actual consumer behavior log data.

Since the 2000s, many studies have been conducted on online information seeking behavior, but most of them use questionnaires or data obtained in laboratories, and research using actual data is still in its infancy. In terms of the data used, there is a certain amount of research using site centric data, which is the behavioral log data of one company's website, but there is still limited research using user centric data, which records all the web access log data of consumers. The purpose of this study is to examine the relationship between the user and the site.

Therefore, the purpose of this study is to clarify what kind of online information-seeking behavior influences product purchases by examining analysis methods using user centric data and conducting empirical analysis of online information-seeking behavior across multiple websites.

In detail, we proposed a method to analyze the relationship between information-seeking behavior and purchases by categorizing websites into six categories for information-seeking based on the findings of previous studies, and aggregating the amount of access to each category and the number of categories for information-seeking.

Next, we will conduct an empirical analysis of user centric data using the proposed method. In the analysis of information-seeking behavior from PCs, the amount of access to the company's EC site and the number of categories used for information-seeking had an effect on purchases. In the analysis of information-seeking behavior from smartphones, the amount of access to the company's e-commerce site and the number of categories used for information-seeking had the same impact on purchases as for PCs.

The clarification of the online information search behavior that contributes to purchases for both PCs and smartphones confirms the effectiveness and usefulness of the proposed method in this study.

凡例

図表，索引などについては，日本感性工学会の規定に準拠する。

引用した図表については，出典元である参考文献の番号を[]内に記す。

目次

第1章 研究の位置づけと構成	
1.1 研究の背景と目的	1
1.2 本研究の目的と学術上の位置づけ	2
1.3 本論の構成	3
第2章 本研究の理論的枠組	
2.1 消費者の情報環境の変化	5
2.1.1 ラジオ・テレビ・新聞の普及とメディア接触時間	5
2.1.2 インターネットとデジタルデバイスの普及	7
2.1.3 デバイスの普及に伴う近年のメディア接触時間の変化	8
2.1.4 広告市場の変化	9
2.2 消費者行動研究の潮流	10
2.2.1 購買意思決定プロセスに関する先行研究	10
2.2.2 情報探索における外部探索に関する先行研究	13
2.2.3 外部探索におけるインターネットの影響	15
2.3 Click stream data を活用したオンライン消費者行動研究	17
2.3.1 WEBサイトの利用に関する研究	18
2.3.2 サイト内の閲覧行動のパターンに関する研究	18
2.3.3 WEBサイトの横断的な閲覧に関する研究	19
2.3.4 オンライン上の広告に関する研究	19
2.3.5 オンラインショッピングに関する研究	20
2.3.6 Click stream data を用いた研究の課題	21
2.4 オンライン上での商品購入に関する Click stream data を用いた研究	22
2.4.1 購入に寄与するオンライン情報探索行動に関する研究	22
2.4.2 日本国内におけるオンライン情報探索行動研究と活用データの現状	23
2.4.3 User centric data の現状に関する有識者インタビュー	24
2.5 総括	26
第3章 User centric data を用いたオンライン情報探索行動分析	
3.1 分析目的と設定と、分析手法の検討	29
3.1.1 研究対象とする商品カテゴリの検討	29
3.1.2 化粧品カテゴリの情報探索行動	32
3.1.3 Site centric data を用いた情報探索行動の分析手法の整理	34
3.1.4 User centric data を用いた情報探索行動の分析手法の検討	

3.2	本研究に使用するデータについて	37
3.2.1	使用する User centric data の検討	37
3.2.2	実験で使用するデータの詳細	38
3.3	分析結果	43
3.3.1	基本統計量	43
3.3.2	二項ロジスティック回帰分析	45
3.3.3	階層クラスタ分析	49
3.4	考察と示唆	53
第4章 スマートフォン上での User centric data を用いたオンライン情報探索行動分析		
4.1	分析目的と設定と、分析手法の検討	55
4.1.1	研究対象とする商品カテゴリーの検討	55
4.1.2	本研究に使用するデータについて	56
4.2	分析結果	58
4.2.1	基本統計量	58
4.2.2	二項ロジスティック回帰分析	60
4.2.3	階層クラスタ分析	63
4.3	考察と示唆	67
第5章 デバイス別情報探索行動の特徴		
5.1	分析目的と設定と、分析手法の検討	68
5.2	分析結果	69
5.2.1	基本統計量の比較	69
5.2.2	二項ロジスティック回帰分析の結果比較	70
5.2.3	カテゴリ種類の具体的な組み合わせの比較	73
5.3	考察	74
第6章 結論		
6.1	各章の実証分析結果	76
6.2	本論文の結論	84
6.3	今後の課題	85

第1章 研究の位置づけと構成

1.1 研究の背景と問題意識

近年、スマートフォンやタブレット型端末の普及は目覚ましい。通信利用動向調査によると、2020年のインターネット利用率は90%を超え、端末別での通信機器保有率はパソコンが70.1%に対して、スマートフォンが86.8%、タブレット型端末も38.7%となっており、インターネットは人々に生活にとって欠かせないものとなっている[1]。

インターネットやスマートフォンの普及に伴って、社会は大きな変化を遂げている。人々のコミュニケーション手段を例にとると、2000年代までは固定電話や携帯電話等を使用した音声コミュニケーションが中心だったが、2010年代からはスマートフォン上で使用するメッセージアプリが中心となっている。総務省のデータでも、1990年代までは固定電話の世帯保有件数は6000万世帯とほぼ全ての世帯に設置されており、2000年代には携帯電話の契約件数が固定電話の設置数を超えている。しかし2010年代になると、スマートフォンの普及によって音声コミュニケーションは徐々に減少し、LINEなどのメッセージアプリへと移行した。2018年にはLINEの利用率は86.9%となっており、ここ30年で人々のコミュニケーションは劇的な変化を遂げている。

変化しているのはコミュニケーション手段だけではない。商品の購買チャネルも同様にインターネット普及の影響を大きく受けている。前述の通信利用動向調査によれば、商品・サービスの購入・取引を目的としたインターネット利用は55.8%で半数を超えている。民間の調査でも86%がオンライン上で商品を購入したことがあると回答しており、電子商取引は一般化していると言える。BtoCの電子商取引は、2006年には4兆円だったが2019年には約20兆円と5倍に拡大しており、物販市場全体の8%を超えている。商品カテゴリ別で見ると、書籍・映像・音楽ソフトに関してはEC化率が43%となり、購入チャネルも急速なデジタルシフトが起きている。

このような購買チャネルや情報環境の変化に伴って、オンライン上での商品検討や情報探索の機会も増加している。神田らは商品カテゴリ別の購入情報源に関する調査を行った。インターネットが重要な情報源であるかという質問に対し、高価格帯商品ではほぼすべてのカテゴリで50%を上回った[2]。また青木らの研究では、消費者は商品の購入を検討する際に企業、ブランド、製品のWEBサイトから得る製品情報はもちろんのこと、家電カテゴリの「価格.com」や化粧品カテゴリの「@コスメ」などをはじめとするクチコミサイトの他、TwitterやFacebookでの購買経験や製品に関する使用感に関する書き込みなど、オンライン上の情報を起点に、これまで以上に多くの情報を手に入れながら意思決定を行うようになってきている[3]。

こうした変化に応じて、企業のマーケティング活動においてもインターネット上での情報発信や商品販売活動が重要となっているが、それと同時に取得したデータのマーケティング活動への利活用についても関心が高まっている。2020年3月の「デジタルデータの経済的価値の計測と活用の現状に関する調査研究」によると、企業活動において活用している

データの種類について、アクセスログデータを活用していると回答した企業は約 30%となっており、5年前の「ビッグデータの流通量の推計及びビッグデータの活用実態に関する調査研究」と比較してほぼ倍増となっている。また、EC サイトにおける販売記録データについても約 20%の企業が活用していると回答しており、こちらも5年前と比較して3倍以上となっている[4] [5]。

このように企業のマーケティング活動の観点でも、オンライン上での商品購入や情報探索行動に関する研究の重要性は高く、特に消費者のオンライン上での行動履歴であるアクセスログデータを用いた情報探索行動の解析へのニーズは高まっている。

消費者行動研究でも、オンラインでの行動に関わる研究は数多く見られる。たとえば池田はインターネットの登場により、消費者を取り巻く情報メディア環境はマスメディア中心の情報環境から、自ら情報を検索し処理するといった消費者の能動性が発揮できるメディア環境へと変化してきたと述べている[6]。清水は、消費者に購買や情報収集チャンネルの主導権が移動し、モバイルデバイスを活用して短時間で行き来する消費者行動は複雑化していると論じている[7]。

消費者行動研究でも、オンライン上での消費者行動が焦点となることが近年増加しているが、同時に新たな変化とそれに伴う問題意識も発生している。消費者行動研究における近年の変化について論じた青木は、その変化のひとつとして、WEB サイトの行動ログやソーシャルグラフなどの新たなデータソースが登場していることを挙げている[8]。オンライン上のメディアの独自指標であるクリックやサイト閲覧などはいずれも、サーバ内に膨大なログデータとして蓄積されており、主に実務領域において活用が進んでいる。一方、学術領域では、実験室環境において WEB サイトの情報を視聴させて態度変容効果を検証する実験室調査に偏重している。そして、実験室調査では WEB サイトが強制的に提示されるため、消費者の日常的なメディア接触環境と乖離する懸念が指摘されている [9]。

消費者のオンライン上での行動ログデータである click stream data の学術領域での活用については、2種類のデータが用いられている。1つは、1企業のWEB サイト内の行動ログで、Site Centric data と呼ばれている。もう一方は、ユーザー側のパソコンやスマートフォンから情報を収集する、複数の WEB サイトを経由した情報探索行動が分析可能なログデータで、User centric data と呼ばれている。オンライン上での情報探索行動の研究について、Site centric data を活用した研究は多く見られるが、User centric data を用いた研究については、数が限られている。その要因は、対象者を限定するとサンプルサイズの問題が発生してしまうという、分析結果の頑健性などの課題が指摘されている[10]。

1.2 本研究の目的と学術上の位置づけ

ここまで述べたとおり、消費者の情報環境はインターネットの出現によって大きく変化している。その影響から、商品の情報探索行動についてもインターネットでの探索機会が増加している。消費者行動研究においても、オンライン上での情報探索行動と購入の関係性に関する研究については、1つのWEB サイト内での情報探索行動と購入について明らかにした

研究は見られる。しかし、消費者は1つのWEBサイトのみで購入の意思決定を行っているわけではない。消費者は比較サイトやSNSなどを利用して意思決定を行っているが、その情報探索行動について、行動ログデータを用いて分析しているものはまだ見られない。

そこで本研究は、オンライン上でどのような情報探索行動が購入に寄与するかについて明らかにすることを目的とする。特にどのようなWEBサイトでの情報探索が購入に寄与するのかに着目する。これまで複数のWEBサイトを横断した情報探索行動については、データの収集やその複雑性から研究が少なかった。本研究では、国内最大級のUser centric dataを用いた情報探索行動の分析手法について提案し、実証分析を行う。

消費者行動研究はこれまでアンケート調査や、実験室での実験データを中心に行われてきた。近年では行動ログデータを活用したものも見られるが、オンライン上の情報探索行動の研究は一部のWEBサイトのログデータを用いた研究が多かった。本研究により、複数のWEBサイトを横断する情報探索行動について、User centric dataを用いて購入との関係を明らかにする分析手法への示唆を得ることができれば、消費者行動研究に対し、消費者の生活実態と近い新たな研究領域を開ける可能性がある。

1.3 本論の構成

本論の構成は次の通りである。はじめに第1章である本章では、本研究の目的と背景について説明した。続く第2章で、情報探索行動に関する先行研究のレビューと、オンラインでの情報探索行動が消費者にとってより重要となった背景である、消費者の情報環境の変化について説明を行う。第3章ではパソコン上での化粧品購入を分析対象に設定し、User centric dataを用いた分析方法の提案と、実証分析を行う。つづく第4章では、スマートフォン上での化粧品購入を分析対象に設定し、実証分析を行う。第5章では、第3章と第4章の結果の比較を行い、デバイスによるオンライン情報探索行動の相違に関する検証を行う。最後に第6章において、結論と課題について述べる(図1)。

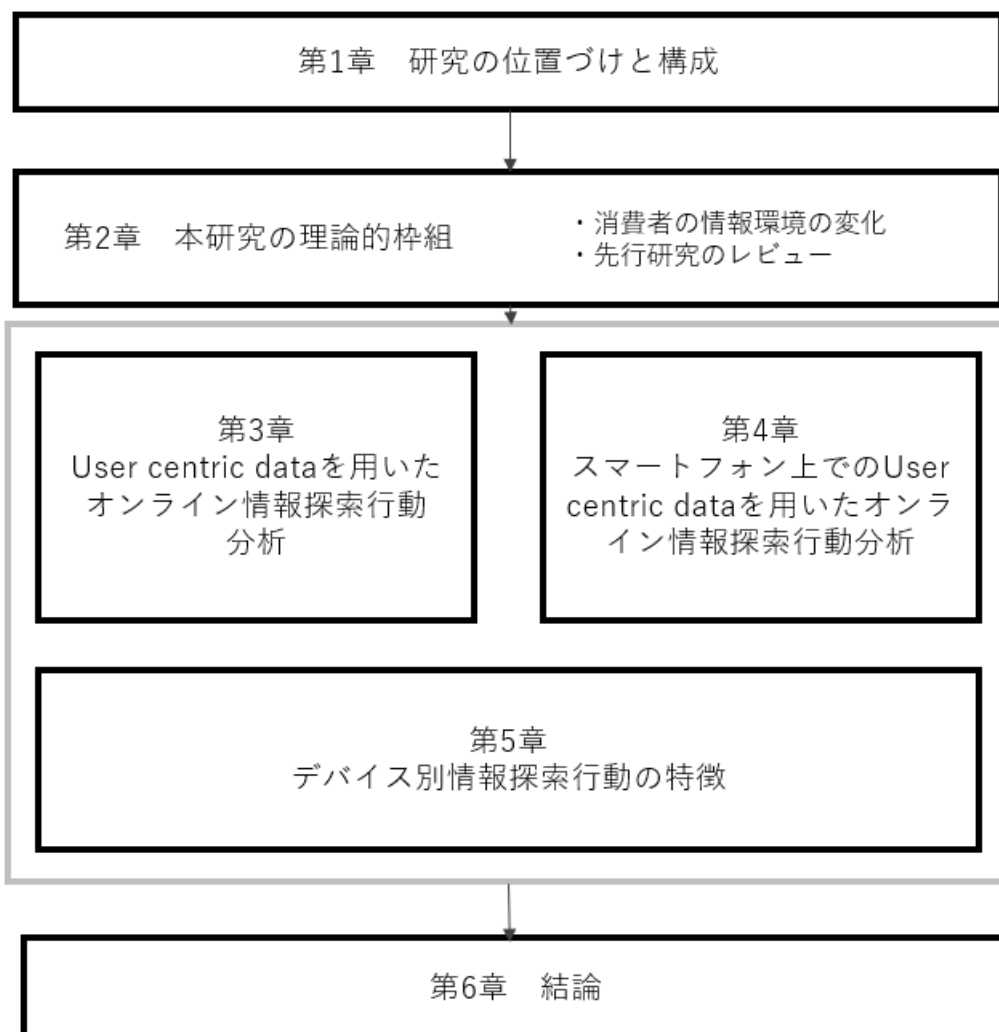


図1 本論の構成

第2章 本研究の理論的枠組

本章ではまず、消費者行動の変化の背景として、消費者の情報環境の変化について整理する(2.1)。次に、消費者行動研究の先行研究のレビューを行い、次章以降で行う実証分析の具体的な検証課題を設定する(2.2)。

2.1 消費者の情報環境の変化

消費者の情報環境は、戦後のテレビ普及と2000年代のインターネット普及によって大きく変化した。また、メディアの普及によって情報接触時間が大幅に増加し、消費者行動にも大きな影響を与えている。

本節では情報環境の変化について、4つの視点に分けて整理する。まず初めに、1990年代まで中心となっていたラジオ、テレビ、新聞の普及状況について整理する(2.1.1)。続いて、デジタルデバイスの普及とインターネット利用率の推移について整理する(2.1.2)。そして、2000年以降のメディア接触時間の変化について整理し(2.1.3)、最後に、消費者行動にも影響を与える広告市場の変化について整理し、今日に至るまでの情報環境の変化についてまとめる。

2.1.1 ラジオ・テレビ・新聞の普及とメディア接触時間

1950年代までに広く普及したメディアはラジオである。日本でラジオ放送が始まったのは1925年である。NHKの前身である東京放送局が、仮放送を始め、8年後の1932年に初めてラジオの聴取契約が100万台を超えた。1945年の際の敗戦により一時普及率は低下したものの、戦後の復興と共に再び普及率は回復・増加の一途を辿った。その後、NHK放送のヒット作品などの影響もあり、放送開始から35年の1958年にラジオの普及率が82.5%となっている[11]。

1960年代に入ると、テレビの普及率が大きく伸長している。販売開始当初はその価格の高さから世帯普及が進まず、1953年にモノクロテレビの販売が開始された当時の受信数はわずか866台である。その後、通商産業省(現経済産業省)のテレビ振興のための政策によりテレビの大量生産が図られ、5年後には受信数は100万を超えている。

世帯普及率を見ると、1954年当初0.3%だったが、10年後の1964年には80%を超える普及率となっている。テレビはわずか10年で世帯普及率が80%を超え、ラジオの3倍以上の速さで国民の生活に普及している。

さらに神武景気、岩戸景気など、当時の経済・社会背景がさらにテレビの普及を加速させ、洗濯機と冷蔵庫と共にテレビが3種の神器と呼ばれるようになり、一般家庭にも広く浸透している。

モノクロテレビの登場を追いかけるように、1960年にはカラーテレビが販売を開始した。当初は価格が40万円と、国民にとってかなりの高額な商品であったため、初期の頃は普及が進まなかった。その後の地方局での放送のカラー化、1964年の東京オリンピックでカラ

一放送がされたことなどが、カラーテレビの普及を後押しした。1971年には世帯普及率が50%を超え、1974年には90%となり、各家庭での情報接触の中心はテレビとなった。

視聴時間の視点でも、1960年代にテレビとラジオの関係は逆転した。NHKが実施している国民生活時間の調査では、1960年から5年ごとにテレビとラジオの視聴時間について聴取している。1960年時点では、ラジオの視聴時間が平日1日あたり1時間34分に対し、テレビの視聴時間は1日あたり56分だった[12]。

しかし、1965年になるとテレビの視聴時間が2時間52分に対して、ラジオの視聴時間が27分となり、家庭でのメディア視聴の主役はテレビとなった。テレビの視聴時間については、1970年には3時間を超え、それ以降は1日あたり3時間前後を推移しており、世帯普及が90%を超えた1970年以降には大きな変化は見られておらず、1995年に計測方法の変更があったものの、2010年も3時間28分となっている(図2)。

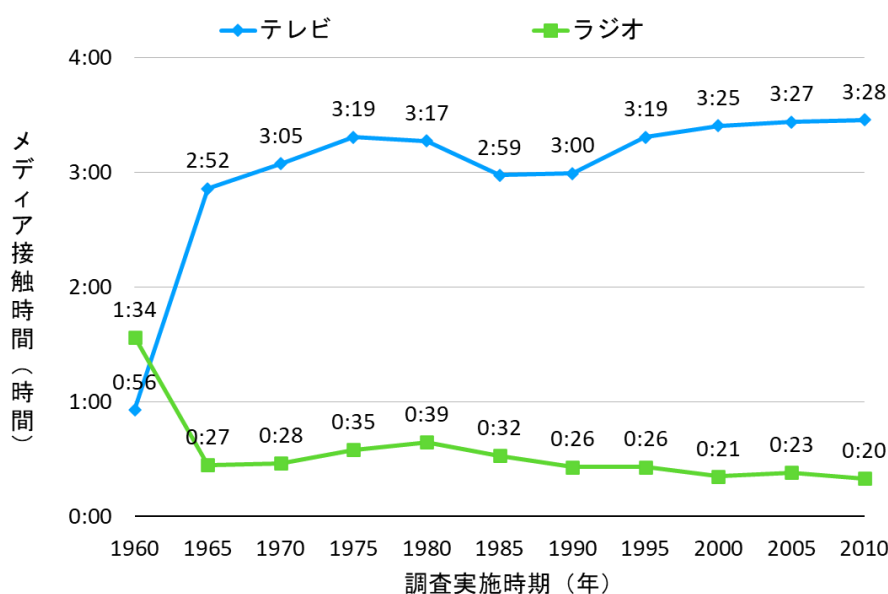


図2 テレビ・ラジオの視聴時間 [12]

テレビとラジオの合計の視聴時間の視点では、1960年には2時間20分だったが、1965年には3時間19分となり、新たなメディアの普及は、消費者のメディア接触時間全体を拡張する可能性が示されている。

新聞については、1950年代までは他のメディアと比較しても世帯普及が進んでいるメディアだった。総務省統計局の日本統計年鑑によると、戦時中から終戦にかけて情報統制の政策や紙資源不足で新聞総発行部数はやや減少の傾向にあったが、1950年代には発行部数が2,000万部を超え、1950年代に放送が開始されたテレビと比較すると、テレビよりも先に家庭に浸透したメディアだったと言える。その後も発行部数は順調な伸びを見せたものの、1980年代後半から成長率は鈍化している。1997年には5,377万部と最も発行部数が多かつ

たが、そこからは減少の一途をたどり、2020年にはピーク時と比較して1,500万部減少の約3,300万部となっている[13].

2.1.2 インターネットとデジタルデバイスの普及

インターネットは、携帯電話と共にここ30年間で急速に普及した。総務省の情報通信白書では、インターネットの発展・普及を、1994年頃までの「インターネット黎明期」、1995年から2000年頃までの「インターネット普及開始期」、2001年から2010年頃までの「定額常時接続の普及期」、2011年以降の「スマートフォンへの移行期」の大きく4つに区分している[14]。初期のインターネット黎明期には、一部のユーザーや技術者や研究者、学生など限られた人々の間のみで利用されていた。しかし1990年代後半には、主に個人等が作成するホームページやBBS（掲示板）の使用が増加し、数多くのサイトが開設され始め、一般の利用者が増加したとされている。

インターネット利用率は1990年代後半から大幅に伸長し、2009年には約80%となった(図3)。この10年で消費者のメディア環境は大きく変化し、情報接触にも変化が見られる。

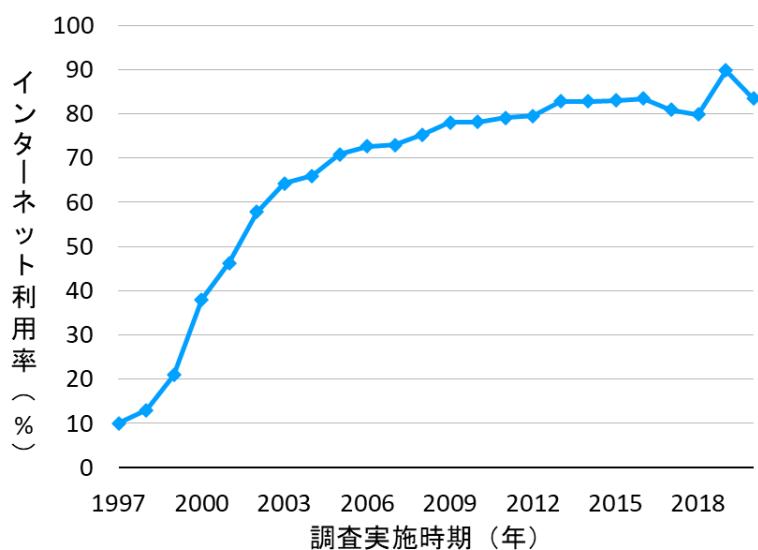


図3 インターネット利用率の推移 [14]

インターネットの利用率増加の要因として、消費者がいつでもインターネットを利用することを可能にしたデバイス普及が挙げられる。その中でも、特にスマートフォンの普及の影響が大きい。総務省の情報通信白書にデバイス別端末保有率のデータがある。その推移を見ると、2010年以前には、固定電話とパソコンの世帯保有率が約90%ほどだったのに対し、スマートフォンは2010年以降から急速に社会に普及した。2019年には普及率約83%まで伸びている。一方、以前は国民が主に使用していた情報通信機器であるパソコン・固定電話の世帯保有率は、どちらも約69%まで減少した。今まで消費者がパソコンや固定電話で行ってきた連絡・情報検索などの行為を、現在はスマートフォンで行っている可能性が示され

ている。

2.1.3 デバイスの普及に伴う近年のメディア接触時間の変化

スマートフォンデバイスの普及は、誰もが場所を選ばずにインターネットにアクセスすることを可能にした。そのため、スマートフォンを用いたインターネットへの接触時間は大幅に増加し、人々の情報環境を激変させた。

メディア接触時間の調査の代表的なものとして、博報堂DYメディアパートナーズのメディア環境研究所が実施している「メディア定点調査 2021」がある[15]。2006年から毎年1度、消費者がテレビやラジオ、スマートフォンなどの各情報メディアをどの程度利用しているかについて、その割合などを聴取した調査である。それによると、2006年においてはテレビへの接触が最も多く、1日当たり約171.8分視聴されている。しかし、テレビの接触時間は減少傾向にある。2006年から2021年までの15年間で、接触時間は約20分減少した。

一方で、急激な増加を見せているのが携帯電話/スマートフォンの接触時間である。記録初年の2006年時は11.0分と、各メディアと比較しても一番低い数値であったが、15年後の2021年では、約13倍の139.2分まで増加している。2021年のデータをメディア別に見てみると、テレビの接触時間は150分となっている。一方、インターネットの利用であるパソコン、タブレット端末、携帯/スマートフォンの合計接触時間は243.6分となり、人々のメディア接触は、テレビ中心の時代からインターネット中心の時代へと移行していることが明確になった(図4)。

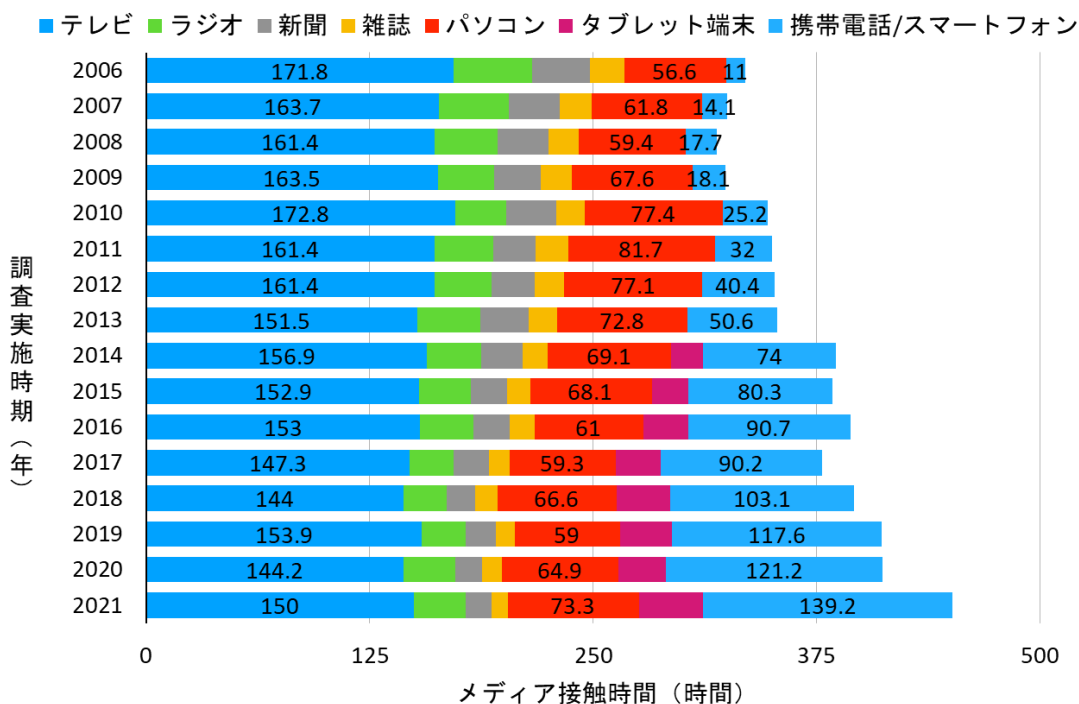


図4 消費者のメディア接触時間 デバイス別推移[15]

また、同調査の性年代別メディア総接触時間（1日当たり/平均）では、性別と年代別にメディア接触の傾向に違いが見られる。年代別に見ると、年代が若いほど携帯電話/スマートフォンを利用する割合が高く、テレビを視聴する割合が低い。40代まではパソコン、スマートフォン、タブレットの合計接触時間が、テレビ、ラジオ、新聞、雑誌の合計接触時間を上回っており、40代まではインターネットの利用が情報接触の50%以上を占めている。テレビ接触時間を年代別に比べてみると、20代以下のテレビ視聴時間は、60代の半分以下という短い時間になっている。近年は、年代の若い消費者はテレビよりも、スマートフォンなどのデバイスを利用する傾向にあることが見て取れる。

男女別に見ると、差異が見られるのはパソコンの接触時間である。男性はパソコンの接触時間が長く、女性は短いという傾向がどの世代でも見られる。

2.1.4 広告市場の変化

消費者のメディア接触の変化に伴い、広告の市場も大きく変化した。日本の代表的な広告代理店である株式会社電通が発表している「日本の広告費」によると、1958年の段階では新聞が525億円と最も多く、次いでラジオが157億円、テレビは105億円で3番目の規模だった。しかし翌年、ラジオは162億円とほぼ横ばいだったもの、テレビの広告費は238億円となり、2倍以上の伸びを見せて逆転した[16]。1960年代にテレビと新聞は、それぞれ広告費が2,000億円程度増加しており、1970年代に入るとテレビの広告費が新聞の広告費を上回り、テレビがトップとなった。テレビ及び新聞の広告費は1990年までは増加傾向となっていた。しかし、1990年代に入って引き続き増加したテレビの広告費に対して、新聞は減少傾向となった。2000年代に入ると、テレビの広告費は頭打ちとなり、それ以降新聞とともに減少傾向にある(図5)。

対照的に、インターネット広告費は2005年から急激な増加傾向を示している。2009年には新聞広告費を上回り、2018年にはテレビ広告費を上回り、広告市場でもインターネットが最も重要なメディアとなった。インターネット広告の中でも、大半を占める広告種別では、インターネット広告媒体費全体の1兆6630億円のうち、「検索連動型広告」が40.2%の6,683億円と最も多くの割合を占めた。検索連動型広告とは検索エンジンと連動したタイプの広告であり、GoogleやYahoo! JAPANなどの検索エンジンにユーザーが検索したキーワードに連動して表示される広告である。人々のメディア環境がインターネット中心となり、スマートフォンデバイスでのメディア接触が増加した結果、従来のマスメディアと呼ばれるテレビや新聞は衰退し、インターネット広告の重要性がより高まった。

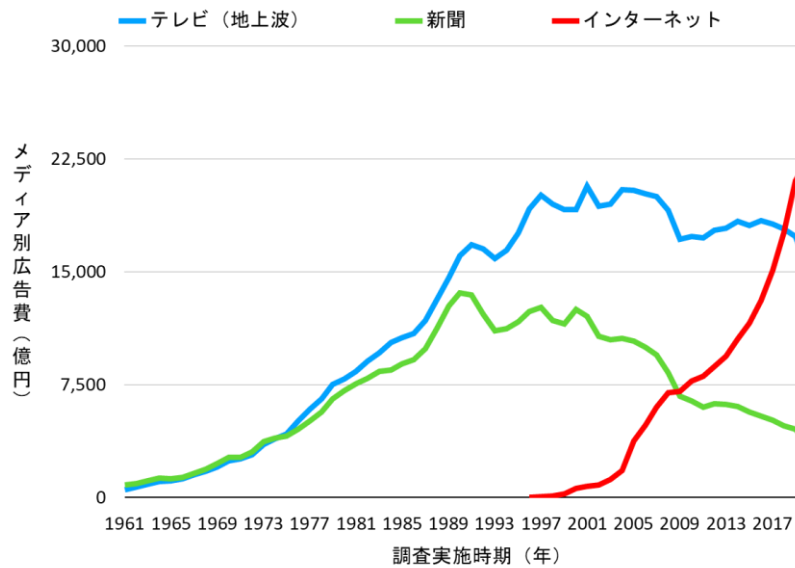


図5 日本の広告費・メディア別推移 (テレビ・新聞・インターネット) [16]

2.2 消費者行動研究の潮流

消費者の情報環境の変化によって、購入に至るまでの購買意思決定プロセスも変化した。本説ではまず、代表的な購買意思決定プロセスの研究について整理し (2.2.1)、次に購買意思決定プロセスの中でも、特にインターネットの出現で変化の大きい情報探索に関する研究について整理する (2.2.2)。最後に、情報探索の中でも記憶の外部の情報を探る外部探索に関して、インターネットによる影響を整理する。

初期の代表的な消費者意思決定の概念モデル (CDP モデル) としては、Engel らのモデル [19] や、Howard らのモデルが挙げられる [20]。Howard らのモデルでは、消費者意思決定のプロセスを、「問題認識」「情報探索」「選択肢評価」「選択」「購入後評価」という 5 段階で設定されている。Engel らによって提示されたモデルは EKB モデルと呼ばれている。EKB モデルでは、「問題認識」「外部探索」「選択肢評価」「購入プロセス」「購入後評価」という 5 段階を一連の購買プロセスとして捉えている。

2.2.1 購買意思決定プロセスに関する先行研究

購買意思決定プロセスの研究は 1960 年代に登場して以降、今日でも盛んに研究が行われている。その要因として、消費者の購買意思決定プロセスを理解することにより、製品の購入理由について考察できることや、消費者が欲している情報を効果的なフォーマットで提供できるといった、実務領域でのメリットが多いことなどが挙げられる [17, 18]。

CDP モデルにおける問題認識とは、理想的な状態と現在の状態のギャップを認識し、そ

の差異を埋めるために商品の購買を想起することを指す。つまり問題認識とは、ニーズの喚起を伴うのである。問題を認識すると、次はこの問題に対する解決策やその手段について情報を探索し始める。情報探索は記憶の中を辿って知識を引き出す内部探索と、友人や家族、市場やメディアから情報を探索する外部探索がある。情報探索で知識を形成していくと、次に選択肢の評価を行う。消費者が自ら獲得した様々な製品やブランドに関する知識に基づいて、様々な角度で選択肢を評価し、最終的な候補が決まるまで選択肢を絞り込んでいく過程である。

選択肢評価の次は購入段階である。購入段階はまず購入するかどうかを選択し、その後購入時期や購入チャネルを選択する。そして最後に、購入製品、購入量、支払い方法の選択がなされる。購入後は製品やブランドの使用経験や消費経験を通じて、その製品やブランドに対する再評価を行う。この一連の流れが、購買意思決定プロセスと呼ばれるものである。

2000年代以降にも CDP モデルについては多くの研究が見られる。Blackwell らのモデル [17]では、「ニーズ認識」「情報探索」「選択肢評価」「購入」「消費」「消費後評価」「処分」の7段階で設定されており、特に購入後の段階が細かく規定されている。Assael のモデルは「ニーズ覚醒」「消費者情報処理」「ブランド評価」「購入」「購入後評価」の5段階としており [21]、マーケティングの視点がより濃いモデルとなっている。これ以外にも、Peter らのモデルは「問題認識」「代替的解決策の探索」「選択肢評価」「購入」「購入後の使用・再評価」と5段階とされており [22]、Solomon は「問題認識」「情報探索」「選択肢評価」「製品選択」「結果」という5段階を設定している [23]。

いずれのモデルも、基本的なプロセスは「問題認識」「情報探索」「選択肢評価」「購入」「購入後評価」の5段階となっている (図6)。

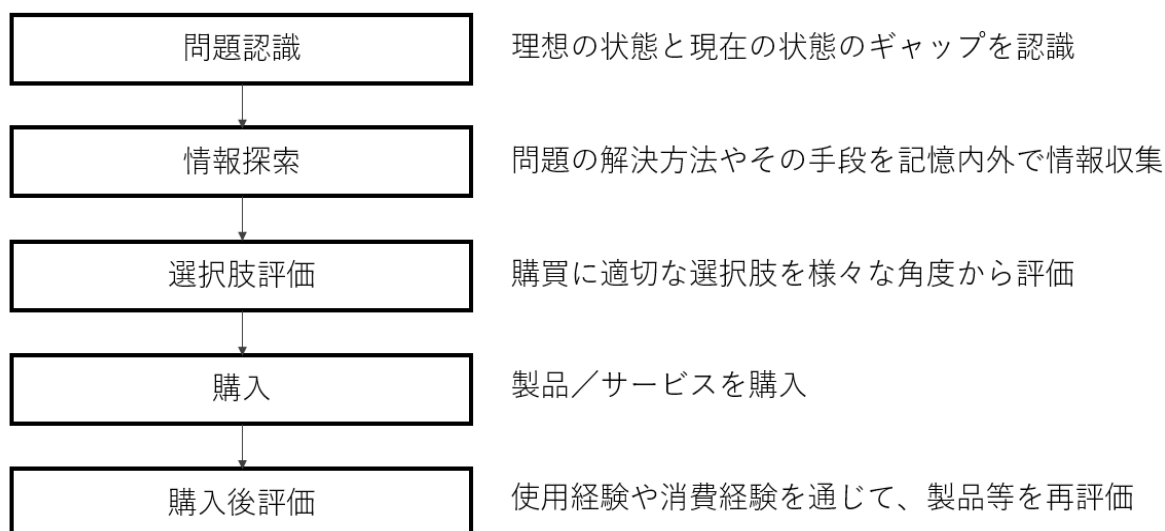


図6 基本的な消費者購買意思決定プロセス 一部修正 [19]

2.2.1.1 問題認識

問題認識のフェーズは、購買意思決定プロセスにおける起点であり、その後の全段階に影響を及ぼすため、購買意思決定プロセスを理解する上で非常に重要な段階である[24]。この問題認識の段階について、Solomonは現状が悪化することによって生じる「ニーズ認識」と、理想状態が上昇するなど変化することにより生じる「機会認識」に分類している。ニーズ認識は喉が渇いた、お腹が空いたなどの生理的理由や、在庫の不足が主な原因となる。一方の機会認識は、進学や就職などの環境の変化のような外的要因によって生じることが多い[23]。

ニーズ認識や機会認識と同時に、商品購入への動機づけが行われるが、Fennellは消費者の動機づけを「回復」「予防」「維持」「コンフリクト解消」「享楽」の5つに分類した[25]。回復はネガティブな状態から抜け出したいという動機づけであり、予防はその状態にならないようにするという動機づけである。コンフリクト解消はネガティブな結果を最小限に抑えたいという動機づけであり、享楽とは満足度を高めたいという動機づけであると述べている。

2.2.1.2 情報探索

情報探索とは、記憶の中でニーズの充足に関連すると思われる知識を活性化させる内部探索と、外部環境からニーズの充足に役立つと思われる情報を獲得する外部探索とがある[17]。一般に、まずは内部探索を行い、それでは不十分な場合に外部探索が行われるとされているが、過去の経験に満足度によって外部探索の量は変化する[26]。

内部探索量と外部探索量の関係性について、自動車の購入の情報探索に着目して行われた研究がある。内部情報が蓄積されていた消費者のグループは、内部情報が蓄積されていないグループと比較して、ディーラーへの訪問や訪問に費やした時間が半数以下であることを明らかにしている[24]。

また情報探索は、問題認識のパターンによっても変化する。商品カテゴリが洋服の場合、機会認識が消費者の場合はあらゆる情報源を重視する傾向にあり、特に非対人の情報源の重視度において有意差が見られた。また、ニーズ認識の場合は販売員からのアドバイスなど人的情報源を重視する傾向が見られた[27]。

2.2.1.3 選択枝の評価

選択枝評価の段階では、消費者は選択枝の一部についてのみ検討し購入を行う。購入を検討される製品群及びブランド群は、考慮集合ないしは想起集合と呼ばれる。代表的なモデルとして、Brisouxらのモデルがある[28]。選択枝は入手可能なブランド群の中で、知名集合と非知名集合に分けられる。認知されているブランド群である知名

集合はさらに、処理集合と非処理集合に分類される。処理集合とはあるブランドや製品に対して十分な知識がある状態を指す。その処理集合の中で、購入を検討されるブランドが想起集合と呼ばれる。またその段階で購入を避けるべきブランドは拒否集合、価格要因な

どで購入を思いとどまるような状態のブランドは保留集合とされている。

想起集合に含まれるブランド数は、考慮集合サイズと呼ばれる。考慮集合サイズは製品カテゴリによって差はあるものの、平均すると3前後であることが示されている[29]。

このように、情報が入手可能なブランドの中でも、全て購入の選択肢となるわけではない。消費者は問題提起や情報探索のプロセスを経て、消費者のニーズに合致する商品のみを選択肢として評価していくのである。

2.2.1.4 購入及び購入後評価

購入段階では、購入チャネルや購入製品の決定が行われる。購入チャネルの決定は店舗のイメージや特売などのプロモーション、その他店舗の機能などによって選好を形成する。

製品の購入に際しては、事前に計画していたものと異なる製品ブランドを購入する場合は、まったく購入する予定のなかった製品を購入することがある。製品カテゴリーレベル・ブランドレベルともに購入意向が形成されている場合は、完全計画購買と呼ばれる。また製品カテゴリーレベルまでは購入意向が形成されているが、ブランドレベルまでは購入意向が形成されていなかった場合を部分的計画購買、製品カテゴリーレベル・ブランドレベルともに事前に購入意向が形成されていなかった場合を非計画購買と規定している[17]。

購入後評価の段階では、製品の使用経験や消費経験の満足度が、次の購買意思決定プロセスに大きな影響を与える。既存顧客を満足させ維持することができれば、新規顧客を獲得するよりもコストを抑制することが可能となる[30]。

製品に対する満足度が高くとも、購買プロセスに不満足な場合、ネガティブなクチコミが生じる危険性もある[31]。購入後評価の動態性については、このようなクチコミが重要な視点となる。ネガティブな購入後評価は再購入率を低下させるだけでなく、他者にその評価が伝達される可能性がある。反対に満足した消費者は再購入の確率が高く、他者にその情報を伝達する推奨者となり、新規顧客の獲得にも貢献する可能性がある[32]。

2.2.2 情報探索における外部探索に関する先行研究

購買意思決定プロセスの情報探索は、前述の通り内部探索と外部探索に分かれる。内部探索に関する研究は、Bettman, Biehal, Punjなどの研究が挙げられるが、外部探索に関する研究と比較するとその数は少ない[24, 33, 34]。

内部探索に関する研究では、Hoyerらは、再生される情報や影響要因の識別を行った[35]。内部探索によって再生させる情報は、主にブランド、属性、評価、経験である。消費者はこの4つのタイプの情報を内部探索するが、記憶の不完全さや欠如、再生された情報間の矛盾を感じたときに、外部探索へと移行する。

外部探索についての研究は多くなされている。Blockらは外部探索をさらに购买前探索と、継続的探索の2種類に分類し、その目的について論じている[36]。购买前探索

(Prepurchase Search) は、特定の商品の購入をするための情報収集であり、その目的は優れた意思決定を行うことである。結果として製品や市場に関する知識の向上、また購買結果への高い満足度をもたらすとされている。購買前探索の情報源については、情報を発信する主体をメーカー、再販売者、個人の情報源に分類している[37]。その他の研究では、情報源を人的／非人的、独立／売り手主導、オンライン／オフラインというように分類している[38]。例えば販売員からのアドバイスについては人的・独立・オフラインの情報源である。一方、比較サイトなどの情報は非人的・売り手主導・オンラインの情報源である。

もう一方の継続的探索(Ongoing Search) については、日頃から関心のある製品カテゴリに関してニュースや広告などを見聞きするといった情報探索行動を指し、その目的は将来の購買に備えた知識の獲得や、快樂目的などがある。結果として他者への口コミなどを引き起こすことや、衝動買いの確率を高める可能性があり、探索自体から得られる満足感や問題解決スキルの上昇などをもたらしたりするとされる。パソコンと洋服のカテゴリにおける情報探索について調査を行い、継続的探索では情報獲得に対する機能的動機よりも、その行為自体に対する快樂的同期の方が強い。

Block らはさらに、購買前探索と継続的探索の主な影響要因が異なると述べている[36]。購買関与が高まっているとき、一般的に消費者は積極的に購買前探索を行う。一方で、継続的探索は主に長期的な製品への関与水準に影響される。特定の製品カテゴリへの関与が高い人ほど、当該カテゴリに関する情報を積極的に収集する。関与の他にも、市場要因や状況要因も探索行動に影響を与えると指摘している。製品カテゴリの情報量やそれに起因する情報収集の容易性などが市場要因として挙げられる。このような購買前探索と継続的探索の相違点を、以下にまとめる(図8)。

	購買前探索	継続的探索
目的	より優れた購買意思決定	主として快樂的目的 将来の使用に備えた情報取得
結果	より優れた意思決定 購買結果への満足度の向上 製品や市場に対する知識の増大	将来の購買効率性の向上 他人への影響力の増大 衝動買いの増加 探索行動自体への満足感
規定要因	購買関与 市場環境要因 状況要因	製品関与 市場環境要因 状況要因

図8 外部探索の分類 一部修正[36]

購買前探索の情報源については、情報を発信する主体をメーカー、再販者、個人の情報源に分類している。その他の研究では、情報源を人的／非人的、独立／売り手主導、オンライン／オフラインというように分類されている [38]。例えば販売員からのアドバイスについては人的・独立・オフラインの情報源である。一方、比較サイトなどの情報は非人的・売り手主導・オンラインの情報源である。

昨今のインターネットの普及により、外部探索の中心はオンライン上へとシフトしている。オンライン上での情報探索行動については、Catledge らが、インターネットの歴史の早い段階で、今日でも通用するウェブ上の行動タイプを3種類に分類して論じている [39]。1つ目は、検索ブラウジングで、明確な目的を持ったブラウジングである。検索ブラウジングの特徴は、指向性があり、具体的な検索語で、目的がはっきりしていることである。2つ目の行動タイプは、一般目的ブラウジングと呼ばれるもので、ブラウジングの目的に対するアイデアはあるが、ゴールへの道筋は特定されていないものである。一般目的ブラウジングでは、興味のあるアイテムが含まれている可能性が高いと思われる複数のページを閲覧することが典型的である。さらに、本当にランダムなブラウジング行動と表現される偶発的ブラウジングがある。ここまでに述べた購買意思決定プロセスと、情報探索や外部探索、オンライン行動タイプの関係を整理する(図9)。

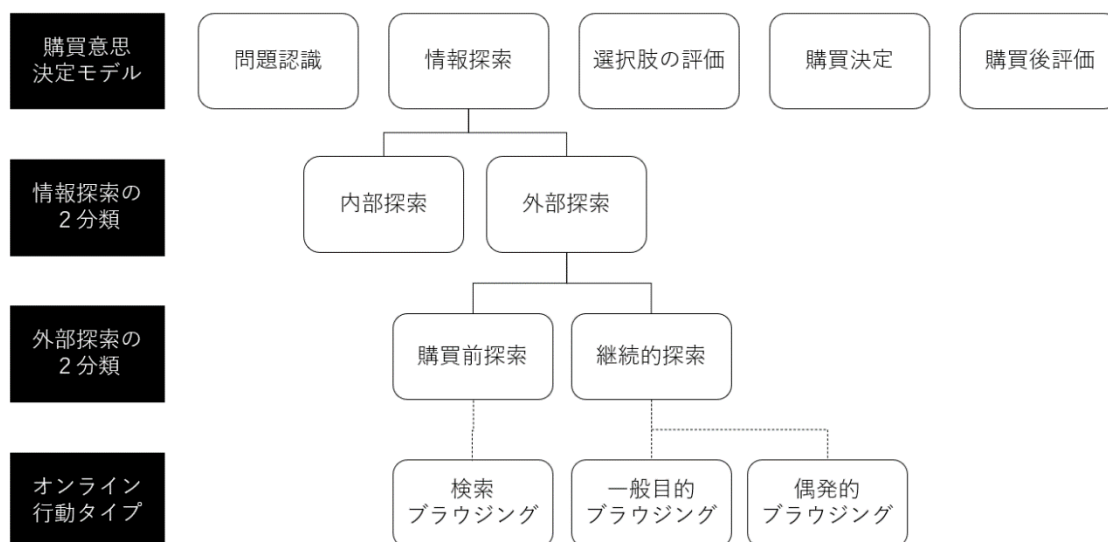


図9 購買意思決定モデルにおける情報探索の分類 一部修正 [36, 39]

2.2.3 外部探索におけるインターネットの影響

購買意思決定プロセスの中で特に情報探索は、2000年代のインターネットの普及によって影響を受けた。インターネットの登場による情報探索の変化で挙げられるのは、製品やサービスに関する情報の探索コストが低下した点である [40, 41, 42]。

Ratchford らは、インターネット上での情報探索行動に着目し、1990年と2000年に、

自動車購入者を対象として調査を行った[43]。インターネットは他の情報源と同程度の重要な情報源となっていること、また若い世代で、且つ教育水準の高い消費者で、情報探索にインターネットを用いる傾向が強いことが明らかになった。Ratchfordらは、インターネット検索とその他の情報源との関係性についても聴取している[44]。その結果、インターネットによる情報探索量の増加に伴い、ディーラーや印刷媒体を用いての情報探索量が減少していることが明らかになった。特にディーラーにおいての情報探索量は、1990年から2000年、2002年にかけて平均1時間減少しており、消費者の情報探索がオフラインからオンラインへ移行していることが明らかとなった。

国内においては、神田らが商品カテゴリ別に、購買時の重要情報源について大規模な調査を行った[2]。この調査では39の商品カテゴリについて、購入時に手がかりにした情報源を聴取している。この調査では、商品カテゴリによっては情報探索行動の中心が、オンラインに移行していることが明らかになっている。お菓子や清涼飲料、医薬品などの日用品を見てみると、依然として約70%が店頭を情報源としており、次いでテレビが重要な情報源となっている。食品や医薬品に関しては、インターネットでの情報探索は少ない傾向にある。一方で、例えばパソコンやデジタルオーディオプレーヤー、5万円以上の家電商品などは、実店舗よりもインターネットでの情報探索が多い、もしくは同程度となっている。高価格帯商品の情報探索はオンラインに移行している(表1)。

表1 商品カテゴリ別購買時の手がかりとした情報源 [2]

	カテゴリ	TVCM	TV番組	新聞広告・記事	インターネット	チラシ	カタログ・パンフ	DM	店頭	友人・知人	
低価格帯	メイクアップ用品	17.1	3.2	1.5	34.9	3.2	10.2	6.9	58.9	7.8	
	スキンケア用品	12.7	2.3	1.3	34.2	3.8	8.8	6.8	46.1	7.3	
	お菓子	17.7	2.8	1.2	4.8	6.1	0.6	0.2	66.6	3.2	
	清涼飲料水	16.1	2.1	1.2	4.7	5.4	0.6	0.3	64.6	1.8	
	ビール	21.6	2.9	2.0	5.8	4.9	0.5	0.8	64.5	2.4	
	低アルコール飲料	23.4	2.8	1.2	6.8	4.8	0.9	1.0	72.5	3.2	
	その他のお酒	11.9	2.3	1.5	7.0	3.9	1.0	0.9	69.6	2.8	
	洋服	4.8	1.8	1.2	22.2	6.4	5.4	2.6	70.0	2.0	
	ヘアケア用品	14.7	1.4	1.7	14.8	6.1	1.5	1.0	66.1	3.6	
	掃除・洗濯用品	14.5	1.5	1.5	6.5	7.2	1.5	0.7	68.1	2.2	
	カップ入りスープ	22.4	3.5	1.9	5.7	7.6	0.9	1.1	84.7	3.8	
	カップ麺	16.0	1.8	0.8	4.0	6.8	0.8	0.4	71.8	2.4	
	レトルト食品	12.1	2.0	1.1	4.7	6.9	1.6	1.0	72.4	2.0	
	健康食品/健康飲料	13.1	2.0	2.1	29.7	4.6	5.5	3.9	53.7	5.1	
医薬品	12.0	1.6	0.8	5.9	5.1	1.6	0.7	69.2	3.8		
中価格帯	デジタルオーディオプレーヤー	20.2	6.5	2.4	67.9	15.5	17.3	2.4	78.0	13.1	
	1万円未満の家電製品	7.8	2.2	3.4	42.1	10.0	7.6	2.7	66.3	6.8	
	ダイエット関連食品	16.3	6.5	5.4	59.4	8.0	5.7	5.7	54.0	8.4	
	携帯電話会社への加入	30.6	6.6	5.8	47.9	12.4	19.8	7.4	63.6	21.5	
高価格帯	携帯電話・スマートフォン本体の購入	21.1	3.6	3.6	49.5	9.8	21.5	3.3	76.7	15.3	
	カメラ	20.0	5.5	6.2	60.7	15.9	25.5	5.5	84.1	4.8	
	テレビ、HDD/DVDレコーダー	16.4	5.5	3.6	61.8	19.4	16.4	1.8	75.8	7.9	
	パソコン	15.2	4.1	4.1	85.3	15.2	14.2	2.5	77.7	10.2	
	5万円以上の家電製品	18.4	4.1	4.8	67.3	17.0	17.7	2.7	73.5	10.9	
	自動車	38.9	6.1	9.2	61.1	15.3	33.6	7.6	68.7	11.5	
	自動車・オートバイ製品	12.8	2.2	1.7	44.4	8.9	10.0	3.9	62.8	7.2	
	分譲住宅	17.2	7.8	10.9	60.9	26.6	10.9	15.6	42.2	18.8	
	サービス・その他	子供の通信教育	11.0	2.4	3.1	49.6	6.3	12.6	41.7	9.4	15.7
		生命保険/医療保険	17.0	5.4	4.1	53.1	8.8	19.7	15.8	15.6	18.4
損害保険		11.1	2.3	1.1	42.9	2.7	9.2	11.5	11.1	8.4	
金融商品		6.8	3.0	5.6	71.4	5.1	4.3	4.4	14.1	9.4	
病院利用		1.3	0.2	0.5	11.9	0.5	0.6	0.6	12.5	14.3	
フロードバンド		17.3	3.1	3.1	45.7	7.4	5.2	5.6	24.1	8.0	
飲食店		5.4	2.4	1.3	19.3	4.3	1.1	1.6	43.2	13.8	
宿泊施設		4.9	2.3	2.6	76.8	3.2	6.3	3.3	11.4	6.3	
海外ツアー/国内ツアー		9.1	4.5	5.0	82.2	8.3	23.1	7.4	20.7	12.8	
書籍、CD/DVDソフト		5.7	3.5	3.9	39.7	2.3	0.7	1.0	51.7	4.6	
ネットスーパーでの買い物		15.3	1.9	2.3	53.0	8.4	2.8	3.0	22.2	4.0	
スマートフォンのアプリ	9.1	3.4	2.3	53.6	4.2	2.7	0.0	27.0	12.2		

(単位：%)

2.3 Click stream data を活用したオンライン消費者行動研究

前節までの研究は、アンケート調査をベースとした消費者行動研究について整理した。本節では、オンライン上での消費者の行動を Click stream data を用いて行われた研究について整理する。

Click stream data とは、インターネット上でのユーザーの行動を電子的に記録したもので、ユーザーがウェブ上を移動する際にたどる経路を追跡したものである。Click stream data の解析では、どのページにどのくらいのアクセスがあったかというボリュームに関わる項目はもちろんのこと、パスと呼ばれる WEB サイト上でユーザーが実際に閲覧したページの順序について明らかにすることで、適切な情報発信への示唆を得ることができる。また、アンケートではなく実際の行動ログを分析できるため、オンラインでの情報探索については、アンケート調査より消費者の実態に近い行動を分析することが可能となった。

2000 年前後からのインターネットの爆発的な普及に伴って、消費者の情報探索行動は大きく変化した。その変化に応じて、消費者行動研究も Click stream data を使用した研究が徐々に増加した。最も早く発表された Click stream data 分析のひとつに、サイトの閲覧行動に関する Huberman らの研究がある[45]。それ以降に Click stream data の分析は頻繁に行われるようになった。

初期の Click stream data を用いた消費者行動研究について Bucklin らは、主な領域は、(1)サイト内での閲覧行動の選択、(2)EC サイトでの購買決定、(3)WEB サイト間の選択、(4)ショッピングボット(商品情報を自動的に収集して比較を行う検索エンジン)が関与する購買選択、の4領域だと述べている[10]。

サイト内での閲覧行動の選択とは、閲覧するページ数、ページ(またはサイト全体)の閲覧に費やす時間、特定のページでサイトに留まるか終了するかを選択などが含まれる。EC サイトでの購買決定は、テーマを明確にオンライン上の購入に絞ったもので、購買への転換の確率モデルの開発などが行われている。WEB サイト間の選択では、ユーザーがあるサイトと別のサイトのどちらを訪れるかを決定するモデルの提案が行われており、ショッピングボットが関与する購買選択では、ショッピングボットの購入への消費者の効用をモデル化する研究などが見られる。

このような研究で扱われる Click stream data は、Site centric data と User centric data の2種類である。Site centric data は1つのWEB サイトで収集されたデータであるため、訪問者が特定のサイトをナビゲートし、インタラクションする際の行動を非常に詳細に記録することができる。

一方 User centric data は、ウェブ使用中に要求されたすべてのページのユニバーサル・リソース・ロケータ(URL)を、ユーザーのコンピュータからパネル・データの提供者に送信することで取得し、複数のWEB サイトにまたがる活動を記録したデータである。ここからは、それぞれのデータの特徴とその代表的な研究について述べていく。

2.3.1 WEB サイトの利用に関する研究

WEB サイトの利用については、代表的な研究として Johnson らの研究が挙げられる[46]。これは、Media Metrix 社（現在は ComScore 社の一部）から入手した User centric data におけるサイト訪問者数と滞在時間のデータ等を用いて行われた。Johnson らは WEB サイトのユーザーは経験を積むことで、より効率的なサイトの使い方を学ぶことができるという仮説に基づき、その検証を行った。その結果、訪問者が同じ WEB サイトを訪問すればするほど、1 回のセッションに費やす時間が短くなるということが明らかになった。具体的には、WEB サイトへの訪問回数が 2 倍になると、1 回の訪問でサイトに滞在した時間が平均して 19%も減少するという結果を得ている。これは、ユーザーがサイトを再訪する際に、サイトの操作方法やコンテンツに慣れることで、より効率的な時間配分が可能になることを示唆している。

ユーザーが 1 つのサイトセッションに費やす総時間は、ページビューの数とそのページの滞在時間が変数となる。そのため、Johnson らの研究では学習効果や効率性の向上が、閲覧するページ数の減少によるものなのか、1 ページあたりの滞在時間の減少によるものなのか、あるいはその 2 つの組み合わせによるものなのか、という疑問が残る。その点に関して、Sismeiro らは、自動車関連サイトの Site centric data を用いた閲覧行動の研究において、同じユーザーが繰り返しサイトを訪問すると、ページビュー数は減少するが、ページの滞在時間には影響しないことが明らかになった[47]。この結果は、Johnson らが報告した複数回訪問したユーザーのセッション時間の短縮は、ページビューの減少の結果であり、各ページの閲覧時間の減少ではないことを示している。

WEB サイトの訪問時間に影響を与える要因については、Danaher らの研究で調査されている[48]。この研究では、ニュージーランドのパネリストが訪問した上位 50 の WEB サイトをカバーするネットレイティングス社の User centric data を分析している。その結果、訪問時間のばらつきは、主に状況によって左右され、個人の特性や WEB サイト自体の基本的な側面（テキスト、グラフィック、広告コンテンツ、機能性など）にはあまり影響されないことが示されている。

2.3.2 サイト内の閲覧行動のパターンに関する研究

行動ログデータの詳細を調べることで、訪問時間、滞在時間に加えて、訪問者ごとに異なるサイト利用のパターンを特定することも可能である。Moe は、あるオンライン小売り業者の Site centric data を用いて、WEB サイト内のページをタイプ別（ホームページ、商品情報の種類、購入など）に分類した[49]。そして、ユーザー固有サイト利用指標（ページビュー数、1 ページ当たりの平均利用時間など）を作成し、クラスタ分析を行った。その結果、訪問者は「購入目的」「検索・検討目的」「快樂目的」「知識構築目的」の 4 つのクラスタに分類されることが分かった。これらのクラスタはそれぞれ、ユーザーのサイト内での移動パターンや、サイトでの購入傾向と関連していることを明らかにしている。

Montgomery らが行ったモデリング研究でも、サイト内での行動パターンが注目されてい

る[50]. この研究では, Media Metrix 社の User centric data を用いて, Barnes and Noble 社の WEB サイトでの行動に焦点を当てた. 彼らは Moe と同様に, サイトページをいくつかの異なるページタイプのカテゴリ (ホームページ, 情報, 製品, ショッピングカート, 注文など) に分類し, そのカテゴリ間をどのように移行しているかについて研究した. この移行の選択をモデル化した結果, 熟考と閲覧という 2 つのサイト利用のモードを考慮することで, サイト内の回遊行動が最もよく説明可能だと示している. また, このモデルでは, ユーザーが 1 回のセッション中にこの 2 つのモードを切り替えることができることが示された. つまり, 少なくとも一部のユーザーはサイト訪問中に目的を変更している可能性がある」と述べている.

2.3.3 WEB サイトの横断的な閲覧に関する研究

サイト内での閲覧行動に加えて, User centric data を用いて, 複数の WEB サイトでの閲覧や検索を調査した研究も見られる. Park らは, 書籍と CD という 2 つの商品カテゴリについて, 競合する 2 つのサイトの比較を Media Metrix 社のデータを用いて行った[51]. そして, 競合サイト間の訪問行動におけるタイミングの予測モデルを開発した. その結果, 他のサイトへの訪問パターンの情報が, もう一方のサイトへの将来の訪問行動の予測を向上させることが明らかになった. 特に, ユーザーが既に競合サイトを訪問している場合, そのユーザーがもう一方のサイトを初めて訪問するタイミングを予測するために, この情報をどのように利用できるかを示している.

Johnson らは, 書籍, コンパクトディスク, 航空券等のコモディティ商品を購入した 10,000 世帯以上の User centric data を分析している[52]. その結果, CD や書籍の購入者の約 70% は, 1 つの WEB サイトを利用していることが分かり, 同様の結果が旅行カテゴリにも見られた. この結果は, Smith らのインターネット価格比較サービス「ショップボット」の研究でも裏付けられている[53].

2.3.4 オンライン上の広告に関する研究

オンライン上の広告については, いくつかの種類が存在する. まずはバナー広告に関する研究について整理する. バナー広告とは WEB サイト上に設置される画像の広告を指し, クリックしたユーザーを別のサイトに導き, そこで製品やサービスに関するより詳細な情報を与えることを目的としている. Chatterjee は, Site centric data を用いて, 現在のセッション中に広告がまだクリックされていない場合に, ユーザーがバナーをクリックする確率をモデル化した[54]. その結果, 消費者のクリック傾向が弱い場合には, バナーを繰り返し表示することでクリック率が上昇することが明らかとなった. また, Ilfeld らは, オンライン広告はサイト訪問者を惹きつけるのに有効であり, サイトの認知度やブランド・エクイティにも影響を与えると報告している[55].

バナー広告を評価するアプローチとして, 電子商取引の購買取引に与える可能性を見ることが挙げられる. Manchanda らは, 電子商取引サイトがスポンサーとなっているバナー広告へのユーザーの露出と購買取引を対応させたデータを用いて, バナー広告の露出度に応

じた購入タイミングを調査した[56]。その結果バナー広告は、既存顧客の購入タイミングを早めることが分かった。具体的には、バナー広告の露出回数、露出したWEBサイトの数、バナー広告が掲載されているページ数のいずれもが、既存顧客のリピート購入にプラスの効果を与えていた。

バナー広告への露出は、クリックや購入促進を誘発するだけでなく、WEBサイト内での消費者のその後の閲覧行動にも影響を与える可能性がある。Rutzらは、自動車関連のWEBサイトでバナー広告の露出が、その後の訪問者のページビュー選択にどのような影響を与えるかについて調査した[57]。データはSite centric dataを用い、バナー広告の露出後にユーザーが行う製品関連情報のページ選択をモデル化した。その結果、現在のセッションで配信されたバナー広告は、その後の閲覧行動に対してユーザー毎に異なるレスポンス効果があることが分かった。

バナー広告以外のオンライン上の広告で代表的なものは、検索連動型広告がある。検索連動型広告のマーケティングに関する研究として、Rutzらの研究がある[58]。この研究では、アメリカのある旅行業企業の検索広告に関する日次データを用いて、ブランド名関連の検索語と商品カテゴリ関連の検索語を含む、いわゆるビッグワードの役割を調査している。ビッグワードのクリック単価はブランド関連の検索語に比べてかなり高いのだが、ビッグワードの検索はブランド関連の検索に比べてクリックから購入に至るまでのユーザーのコンバージョン率が非常に低くなる。彼らは、ビッグワード検索の効果が、その後のブランド検索の効果に波及するモデルを開発した。検索エンジンの日次データを用いたこの研究では、波及効果はビッグワード検索にプレミアを付けることを正当化するのに十分な大きさであることが明らかになった。

インターネットにおけるもう一つの重要な広告ツールは電子メールである。ユーザーによって興味関心に違いがあるため、メール広告はユーザーごとにカスタマイズすることがクリック率の向上に有効であると考えられる。AnsariとMelaは電子メールコミュニケーションをカスタマイズするための2段階のアプローチを開発した[59]。第1段階では、電子メールのコンテンツとデザインの特徴の関数として、クリックスルー確率のモデルを開発した。第2段階では、確率モデルのパラメータ推定値を最適化モジュールへの入力として使用し、最適化モジュールは、受信者と時間に合わせてカスタマイズされた電子メール構成を推奨している。その結果、期待されるクリック数を62%改善したと述べている。

2.3.5 オンラインショッピングに関する研究

Click stream dataを用いた研究の中でも最も活発な分野の1つが、Eコマースサイトの訪問者のオンライン購買行動を理解し、モデル化することである。このモデル化の多くは、サイト訪問者が購買に至るかどうかが、それを予測する要因について焦点を当てている。この問題に対するアプローチについてはいくつかの研究が見られるが、いずれもClick stream dataを様々な方法で利用している。

購買コンバージョンは、いくつかのアプローチでモデル化されている。サイト訪問によるオンライン購入を予測するアプローチの1つとして、確率モデルが用いられている。この方

法は Moe らの研究で説明され、検証されている [60]。この研究では Media Metrix 社の User centric data を用いて、モール型 EC サイトへの訪問行動の変化について確率モデルを開発した。モデル化の結果、モール型 EC サイトへの訪問頻度が高いユーザーほど購入傾向が高いことを示した。

Sismeiro らは、購入プロセスをユーザーが購入するために完了しなければならない一連のタスクに分解している [47]。彼らは、インターネット上の自動車販売店の Site centric data を研究し、3つのユーザータスクをモデル化した。(1) 商品設定の完了、(2) 個人情報を入力、(3) クレジットカードによる注文確認である。Click stream data によると、サイト訪問者のうち、注文手続きを完了したのは約 2% であった。タスク毎に分解すると、購入プロセスはサイト訪問者のうちタスク (1) を完了した人の割合が 30%、そのユーザーが次にタスク (2) を完了した人の割合が 20%、タスク (1) と (2) を完了した人が次にタスク (3) を完了した人の割合が 34% であった。

Click stream data は、購入の記録と同時に、意思決定支援ツールの使用等、購入前のユーザーの行動も記録している。つまり、オンラインショッパーが検討候補を形成し、最終的な選択を行うまでの購買意思決定プロセスを知ることができる。Wu らは、オンライン食料品店「Peapod」のデータを用いて、液体洗剤の検討と選択をモデル化した [61]。この研究では、価格、プロモーション、製品の特徴に加えて、2つのオンライン意思決定支援ツール（個人リストとソート機能）の使用が確認できた。

さらに Moe は、栄養製品のオンライン小売業者における 2つの製品カテゴリ（減量補助剤と食事代替品）の製品閲覧と選択をモデル化した [62]。このモデルでは、任意の商品のオプションを見る過程を第 1 段階、購入決定を第 2 段階としている。この研究では価格と商品サイズはどちらか一方の段階でしか使われないのに対し、商品の成分に関する属性は両方の段階で重視される傾向があることなどが明らかになっている。このモデルをより一般的に適用することで、サイトデザインやプロモーション、商品表示などに役立つと考えられる。

2.3.6 Click stream data を用いた研究の課題

Bucklin らは Click stream data を用いた研究は有効であるとした上で、Site centric data と User centric data の研究にはそれぞれ課題があると述べている [10]。Site centric data は特定の WEB サイト内での行動については、非常に詳細に知ることができるが、個々の企業が収集しているため、その訪問者の外部での情報探索活動については、ほとんどデータを取得することができない。一方 User centric data は、参加したパネルのインターネット上での行動を追跡することができる。このようなデータを用いれば、競合サイトを含むユーザーのインターネット・サイト訪問をすべてカバーできるという利点があるものの、サンプル数の問題や、対象となる WEB サイト内でのユーザーの行動を正確に追跡することができないなどの課題が発生するとしている。また、Click stream data 研究全体の課題として、データ処理に時間がかかることや、マーケティングへの活用については方法論の確立がコンピュータサイエンスの分野に比べて遅れていることなどを挙げている。

2.4 オンライン上での商品購入に関する Click stream data を用いた研究

前節までは、オンライン上での消費者の行動について、Click stream data を用いて行われた研究について整理した。本節では Click stream data を用いた研究の中でも、購入に寄与するオンライン情報探索行動に関する研究に焦点を当て、その先行研究について整理する(2.4.1)。次に、日本国内におけるオンライン情報探索行動研究の先行研究について整理する(2.4.2)。最後に、日本国内の今後の Click stream data の発展可能性について、日本最大の User centric data を構築した国内大手調査会社に対してヒアリングを行った(2.4.3)。

2.4.1 購入に寄与するオンライン情報探索行動に関する研究

オンライン上での情報探索行動の研究として代表的なものとして、前述の Moe の研究が挙げられる[49]。ここではその研究方法と結果に焦点を当てる。この研究は、購入の予測がゴールではなく、あくまでもサイト内行動のパターンをユーザーの分類ごとに明らかにすることを目的としているが、Click stream data の研究の方法論において様々なことが示唆されている。

まず WEB サイト上のページをタイプ別(ホームページ、商品情報の種類、購入など)に分類したことは前節で述べているが、Moe はさらにサイトの閲覧行動を基にセッション尺度、多様性尺度などの一般的なカテゴリの変数を開発している。セッション尺度は製品ページやブランドページなどのページを閲覧したボリュームの尺度で、多様性尺度は閲覧しているカテゴリや製品の多様性を表す尺度と規定している。

これらの指標を基にクラスタ分析を行った結果が、前述の「購買目的」「検索・検討目的」「快楽的閲覧型」「知識構築目的」の4つの分類だが、この分類を行うにあたって、これらの尺度が重要であることも明らかになっている。たとえば、快楽的閲覧型ではカテゴリーページの閲覧比率が高く、幅広くカテゴリーページを閲覧している。購買目的型では閲覧するカテゴリが限られており、製品ページの繰り返し閲覧回数が多い。検索・検討目的型も似た特徴を持つものの、製品ページの繰り返し閲覧回数は購買目的に比べると少ない。また、購買目的クラスタのユーザーは最も購入する可能性が高く、知識構築クラスタのユーザーは最も購入する可能性が低いという結果も実証されている。

Huang らの研究では、対象となる商品を探索財と経験財に分類し、それぞれのオンライン上での情報探索行動の違いについて研究を行った[63]。探索財とは、購入前に情報探索を行うことでその品質を把握、評価できる商品やサービスであり、日用品や生活雑貨、電化製品をはじめとした耐久消費財、衣料品、鉄道乗車券や航空券などが該当する。一方経験財とは、購入して実際に消費することでその品質や価格を把握、評価できる商品やサービスのことで、食品やレストラン、ホテル、レジャー施設などが該当する。

この研究では、ComScore 社の User centric data を用いた。その結果、探索財と経験財では購入前のオンラインでの情報探索にほぼ同等の時間を費やしていることが明らかにな

った。しかし、この2つのタイプの商品をオンラインで探索し、購入する方法は異なる。具体的には、経験財では検索の深さ（商品ページごとの滞在時間）が大きいのに対し、探索財では検索の広さ（商品ページの閲覧数）が大きいことが明らかとなった。また、探索財の方がフリーライド（商品情報の主な入手先以外の小売店から購入すること）が多く発生することも明らかになっている。

2.4.2 日本国内におけるオンライン情報探索行動研究と活用データの現状

日本国内に焦点を当てると、オンライン上での情報探索行動や購入プロセスに関する研究は数が限られている。

植竹らは、デジタルカメラの購入に焦点を当てて、商品選択時におけるオンライン上の情報探索行動の類型化を試みている[64]。19歳～23歳の大学生55名（男性:34人、女性21人）を対象に、「デジタルカメラの購入」をテーマとして情報探索行動の調査のための実験を行った。実験は、デジタルカメラを買うとしたらどの製品を選ぶのか決めるという課題を与え、インターネット上での情報探索過程を記録したものである。

この調査では、探索プロセスで表示されたページについて分析を行った結果、(1)Google, Yahoo!等の検索サイト、(2)楽天, Amazon, ヨドバシカメラ, ビックカメラ等のECサイト、(3)日経トレンドネット, ITメディア, CNET, 教えてgoo等の情報サイト、(4)キヤノン, ソニー, パナソニック等のメーカーサイト、(5)価格.com, ECナビconeco.net等の比較サイト、(6)ブログ等の個人サイトの、合計6種類のWEBサイトで情報探索を行っていることを明らかにした。

Click stream dataを用いた情報探索行動の分析では、あるゴルフ関連商品を販売するオンライン店舗により収集されたSite centric dataを分析したウィラワンの研究がある[65]。この研究の中で使用されたデータの集計結果からは、平均購買単価が高いものほど購買までの閲覧時間が長くなることもわかっている。

オンライン上での商品購入に焦点を当てた情報探索行動の研究において、Site centric dataを活用した研究は見られるが、User centric dataを活用した研究は、日本国内ではまだ見られない。その原因については、研究に活用可能な規模のUser centric dataが日本ではまだ少ないことが考えられる。

User centric dataを用いた研究は消費者の行動実態に即しており、先行研究の結果からも、オンライン情報探索行動研究における有効性は高いと言える。しかし、日本国内では日本において研究に活用可能なUser centric dataが少ないのは、なぜなのか。その要因について、Bucklinらが述べているUser centric dataの課題を基に、3つの仮説を導出した[10]。

1つ目は、ユーザーの確保が難しいことである。例えば、1万人のデータ提供者を獲得できたとしても、日本国内のインターネット人口からの割合で考えると決して多いとは言えず、分析対象のサンプルサイズの問題が生じる可能性が高い。またECサイトの購入者などに対象を絞ろうとする場合は、更に対象者の数が少なくなるため、User centric dataは、分析に耐えうるサンプル数の確保が大きな課題となることが考えられる。

2つ目は、集計の困難性が挙げられる。特に User centric data の場合は Site centric data と比べて複数のサイトが分析の対象となるため、データの抽出や集約の工数が大きい可能性が考えられる。

3つ目の要因は、データ利用にかかる費用面である。クロス集計などに耐えうるサンプル数を確保しようとするれば、その費用はより高額になる。User centric data を構築している調査会社は少なく、研究者側の選択肢も少ないため、価格を指標として調査会社を選択することは難しい。

これらの課題やその要因仮説を解決していく方法はあるのか、実際に User centric data を構築、運用を行っている企業にインタビューを行い User centric data の研究における課題や要因仮説の確認することで、その解決へのヒントを探った。

2.4.3 User centric data の現状に関する有識者インタビュー

日本国内で 20 万人ほどの User centric data を構築している国内大手調査会社に対して、現状と今後の可能性についてインタビューを行った。当該企業は 2009 年に日本で設立され、インターネット行動ログ分析事業を中心にビッグデータ/AI/クリエイティブに関するコンサルティング事業などを展開している。現在の社員数は約 100 名。インターネット行動ログ分析事業は、約 20 万人程度の許諾を得てデータベースを構築した。2018 年からは 200 万人の会員を保有する事業者とも提携し、日本最大級の User centric data を保有している。今回は当該調査会社に所属するビジネスプロデューサーとカスタマー担当部署のリーダーの 2 名に対して、インタビュー調査を実施した。

2.4.3.1 運用者から見た User centric data の課題

テクノロジーが進化した現在においても、User centric data を構築、維持する難易度はいまだに高い。それには大きく 3 つの要因があると考えられる。1 つ目はユーザー数の確保の難しさ、2 つ目にデータ取得や集計処理などの難しさがある。

2 つの中でも大きな要因となっているのは、ユーザー数の確保の難しさである。現在大手クレジットカード会社と提携した User centric data のパネルは約 20 万人の登録があるが、日本のインターネット人口の 0.2% 程度となっているため、まだサンプル数が十分とは言えない。例えば、Site centric data で 10 万ユーザーが確認できている WEB サイトを対象とする場合、この国内大手調査会社のパネルでは約 200 人の分析用サンプルしか確保することができない計算となる。そこからさらにターゲットを絞り込んでクロス集計を行う場合には、さらにサンプルの確保が難しくなる。User centric data は 10 万人以上のパネルを確保できたとしても、分析に耐えうるとは言い難い。

また、オンライン上の行動データの提供を許可したパネルを 1 度に大量に確保する方法は無い。パネルをインターネット広告のプロモーションで獲得する場合、その費用は少なくとも 1 人のパネル獲得あたり 1,000 円以上となる。また、データベースの管理やモニター維持にも最低限 1 人以上のエンジニアが必要となるため、その人件費も含めると、そのコストは膨大なものとなる。

当該調査会社では、2018年に新たな事業会社と提携した。多くの会員を抱える事業会社との提携は、低コストでサンプル確保が可能な1つの方法ではあるが、会員のデータを提供することは個人情報保護なども障壁となるため、外部の事業者と提携しデータ事業を行うことに消極的な企業も少なくない。そのため、提携の障壁はまだ高いといえる。

現在の提携先であるクレジットカード会社の会員からのデータ取得方法は、専用の検索ツールバーをブラウザにインストールし、ツールをインストールされたブラウザに打ち込まれたURLを、サーバに記録していくという手法である。2009年の創業当時は、このデータ取得の技術を開発できるエンジニアが社内にはいなかったため、海外の企業と技術提携を行った。

また、Site centric dataの集計の場合には、URLの構造に共通のルールがある場合が多く、分析に際してもそのルールに則ってデータの集計を行うことが多いが、User centric dataの場合、ドメインやURLの構造も各サイトによって異なるため、集計処理にかかる工数も大きい。これについては、今後データの活用パターンや集計パターンが蓄積されていけば、データ処理の自動化範囲を広げる開発も行われる可能性がある。

2.4.3.2 User centric dataの機会

ここまで述べたように、User centric dataの運用や構築にはいくつかの課題があるため、新規で立ち上げることは難しく、データを提供する企業が急増することは考えにくい。一方で、昨今の環境変化によって、そのデータへの注目度は更に高まっている。

その要因の1つ目は、コロナ禍による人々の消費行動の変化である。新型コロナウイルス感染症の拡大により、人々の消費行動の中心がオンラインへと急速に移行した。そのため、消費者の全てのオンライン上の行動を捕捉することができるUser centric dataの分析は、消費者の購買行動を明らかにする上で、さらに重要度が増加している。

2つ目の要因はSite centric dataの取得に対する懸念がある。多くの場合、Site centric dataを取得しているツールは、cookieの技術を活用している。しかし、今後はcookieの利用制限などが行われるため、自社のサイト来訪者からのデータ取得にも許諾が必要となる可能性がある。Site centric dataの取得の難易度が高まると、企業はその分析をUser centric dataに頼らざるを得なくなる。このような要因で、User centric dataへの注目は、今後さらに高まっていくだろう。

2.4.3.3 インタビュー内容まとめ

User centric dataを実際に構築し、データ提供を行っている調査会社の視点から挙げられたUser centric data構築の課題は、ユーザー数確保の課題、集計処理などの技術の課題の2点であった。この課題を解決できなければ、分析に耐えうるUser centric dataを新たに立ち上げることは難しい。

また昨今の環境変化によって、Site centric dataの取得が難しくなるかもしれないという懸念が発生していることや、コロナ禍によって消費者の情報探索や商品購買のオンライン化が加速しているという状況もあり、User centric dataへの期待が一気に高まる可能性

があると指摘した。

2.5 総括

本章では、2.1で消費者のメディア環境の変化について概観した。2.2では消費者行動の購買意思決定プロセスに関する研究を概観した。特に消費者のメディア環境変化の影響を受ける情報探索フェーズ中の外部探索に焦点を当て、インターネットの出現でどのように外部探索が変化したのかについて整理した。2.3では情報探索行動の研究における、Click stream dataを活用した研究を概観した。2.4ではclick stream dataの中でもオンライン上での購買プロセスをテーマとした研究について概観し、User centric dataを用いた研究の希少性と重要性について論じた。その結果、以下のようなことが明らかになった。

消費者のメディア接触の中心は、テレビや新聞、ラジオなどのいわゆるマスメディアから、スマートフォンやパソコンを使用したインターネットへと移行した。特に2000年代中盤からのインターネット利用率の伸長は著しい。またインターネットでの情報探索は、様々なWEBサイトを横断して行われている。

消費者行動研究においては、購買意思決定プロセスの情報探索領域にインターネット普及の影響がある。自宅や職場、現在では場所を限らず接続できるインターネットの普及によって、製品やサービスに関する情報の探索コストが大きく低下し、インターネットでの情報探索が各商品カテゴリで増加していることが明らかになっている。ただし、これらの情報探索行動に関する研究は、アンケート調査をベースにしたものが多い。消費者の実際のオンライン上での行動ログであるClick stream dataを用いた研究については、2000年前後から盛んに行われるようになっていく。

Click stream dataを活用した情報探索行動における、オンラインでの商品購入に着目した研究は、Site centric dataを活用した1つのWEBサイト内の研究が多く行われている。一方で、複数のサイトを横断した消費者の情報探索行動について、購入との関係性を明らかにした研究は未だ見られない。

そこで本研究が目的とするのは、1章で述べたとおり、オンライン上でのどのような情報探索行動が購入に寄与するかについて明らかにすることである。特に、どのようなWEBサイトでの情報探索行動が購入に寄与しているかに着目し、User centric dataを用いた新たな分析手法についての検討を行う。

ただし、分析手法の提案において、以下の3つの点に注意しなければならない。1つ目はデータの抽出に関する留意点である。User centric dataを用いて研究を行う場合、調査の対象となるサンプル数の確保が最大の問題となる。そのため、情報探索行動と購入の関係性を示すためには、一定の購入が発生する商品カテゴリの購入者を対象とする必要がある。その場合、高単価商品よりも低単価商品の方が、購入頻度が高いことが想定されるため、対象となる商品カテゴリは低単価商品であることが望ましい。ただし低単価の商品カテゴリの場合は、商品への関与度が低くなる可能性があるため、情報探索を行わずに購入される可能性も高まる。本研究で対象となる商品カテゴリは、低単価で且つ関与が高い商品カテゴリで

あることが望ましい。

2つ目はデータの加工に関する留意点である。Click stream data はユーザーがページ表示をリクエストした URL の蓄積が主たるデータとなるため、データは文字列で蓄積されている。Site centric data の場合には1つの企業サイトや、1つのECサイト内のデータとなるため、文字列のルールが存在する場合が多い。一方User centric data の場合には、登録パネルがアクセスした全てのWEBサイトのURLが記録されているため、URLに一定のルールは存在しない。URLを集計しやすい状態にデータを加工するための方法を十分に検討しなければならない。

3つ目はオンライン上での情報探索行動の分析手法について、これまでは複数のWEBサイトでの横断的情報探索行動と、オンライン上での商品購入について着目した研究は少ない。ただし、Site centric data を用いたWEBサイト内行動と購入の関係に関する研究は先行事例が見られるため、Site centric data を用いた先行研究の分析手法を参考としながら、新しい分析手法について検討を行う。

先行研究から得られた知見や課題と、本研究の位置づけについて以下にまとめる(図10)。

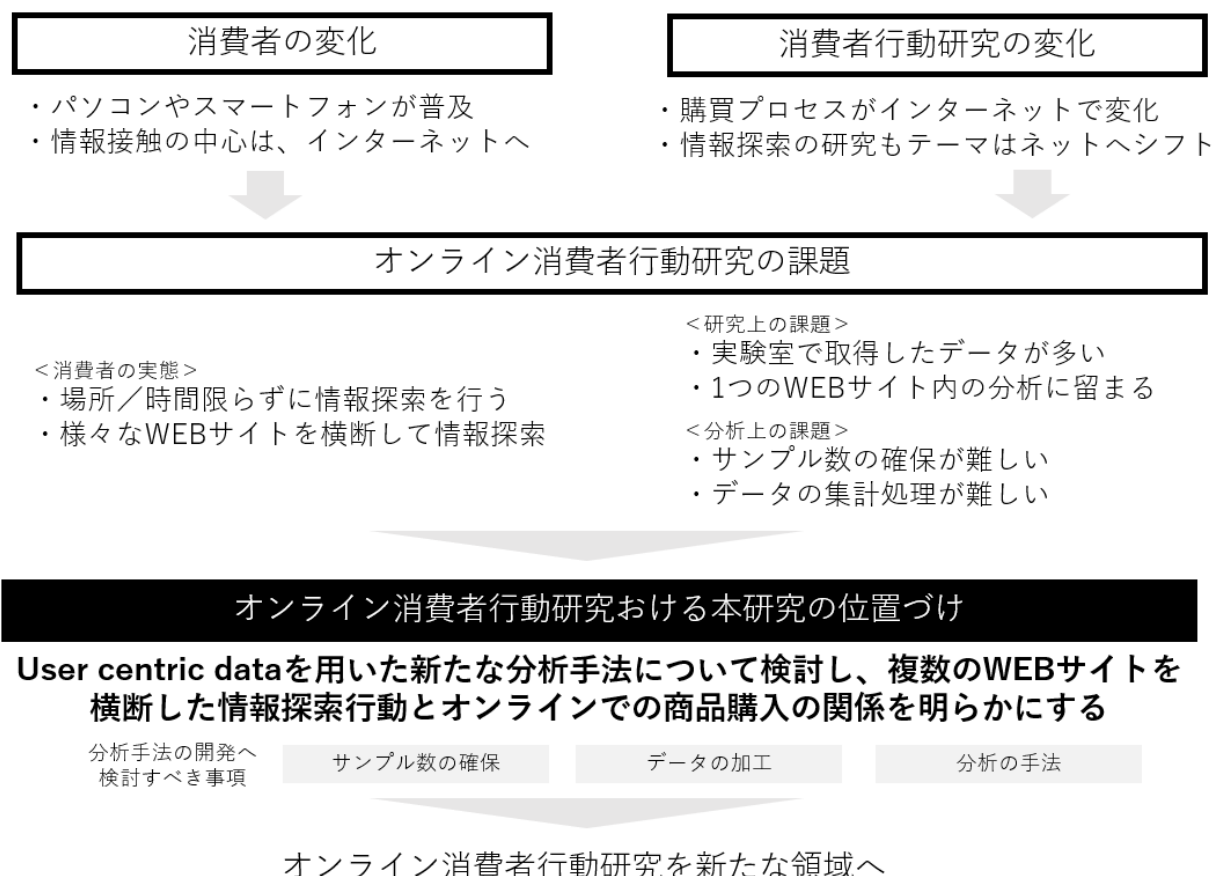


図10 本研究の位置づけ

以上の通り、本章ではメディア環境の整理と先行研究のレビューを行い、オンライン情報探索行動研究において残された課題を明確にして、第1章で設定した分析テーマに関して具体的な研究課題を設定した。本章で得られた知見に基づき、次章より、User centric dataを用いた分析手法の検討と、オンライン情報探索行動と購入の関係性についての実証分析を行う。

第3章 User centric data を用いたオンライン情報探索行動分析

3.1 分析目的の設定と、分析手法の検討

第2章で述べたとおり、オンライン情報探索行動に関する研究にはいくつかの課題がある。まずは研究の範囲として、これまでの研究は1つのWEBサイト内の情報探索行動に着目したものが多く見られる。しかしながら、消費者の情報探索行動は比較サイトやクチコミサイト、SNSなどを利用して購買意思決定を行っていると考えられるため、1つのWEBサイト内に限らない情報探索行動を研究範囲とする必要がある。

また、購入に寄与するオンライン情報探索行動を明らかにするためには、オンライン上で商品購入が可能な商品を対象とする必要がある。近年では、実店舗も含めた商品購入と、オンライン上の行動ログ、さらにテレビ視聴のログが1つになっているシングルソースパネルの開発も行われている。しかし、まだ開発の発展途上にあり、登録パネル数も不足する傾向がある。購入との関係性を明らかにするためには、オンライン上での購入者の出現が十分に担保される商品カテゴリを対象としなければならない。

さらに対象とした商品カテゴリについて、どのような情報探索行動が行われているかについて仮説を検討する必要がある。情報探索行動は多くのサイトを利用して行われることが推察される。購入に寄与する情報探索行動を明らかにするためには、情報探索行動で利用されるWEBサイトを類型化する必要がある。

また、分析手法についても検討しなければならない。これまでにUser centric dataを用いて情報探索行動と購入の関係性について研究した例は見られないため、新たな分析手法を検討する必要がある。

本章ではまず、本研究で対象とする商品カテゴリについて検討を行う。次に、対象とした商品カテゴリの情報探索行動について、類型化に向けた仮説の検討を行う。最後に、分析手法についての検討を行う。

3.1.1 研究対象とする商品カテゴリの検討

本研究では情報探索と購入の関係性を明らかにするため、対象とする商品カテゴリの選択は、購入者の出現を考慮しなければならない。一般的に商品単価が高額な場合、購入頻度は低下する。そのため、購入頻度の高い低価格帯商品の中でも、WEBサイトでの情報探索が多い商品カテゴリを選択する必要がある。また、実店舗ではなくECサイトでの購入量が多い商品でなければ、購入者の出現率は低下する。

研究対象となる商品カテゴリの選択にあたって、まずはオンラインでの情報探索の多い商品について検討を行った。神田らでは、商品カテゴリを価格帯別に分類し、それぞれの購入時の情報源に関する研究を行っている[2]。この研究では商品群を低価格帯、中価格帯、高価格帯、その他サービスに分類している。低価格帯商品の中での利用した情報源の割合をみると、ほとんどの商品が実店舗での情報探索が多いが、一部インターネットでの情報探索が多い商品カテゴリも見られる。インターネットを情報源として利用した人の割合がメ

イクアップ用品は 34.9%，同じくスキンケア用品は 34.2%となっており，化粧品関連商品がインターネット情報源利用率の上位となっている(表 2)。

表 2 低価格帯商品の商品購入時の情報源 [2]

カテゴリ	TVCM	TV番組	新聞広告・記事	インターネット	チラシ	カタログ・パンフ	DM	店頭	友人・知人
メイクアップ用品	17.1	3.2	1.5	34.9	3.2	10.2	6.9	58.9	7.8
スキンケア用品	12.7	2.3	1.3	34.2	3.8	8.8	6.8	46.1	7.3
健康食品/健康飲料	13.1	2.0	2.1	29.7	4.6	5.5	3.9	53.7	5.1
洋服	4.8	1.8	1.2	22.2	6.4	5.4	2.6	70.0	2.0
ヘアケア用品	14.7	1.4	1.7	14.8	6.1	1.5	1.0	66.1	3.6
その他のお酒	11.9	2.3	1.5	7.0	3.9	1.0	0.9	69.6	2.8
低アルコール飲料	23.4	2.8	1.2	6.8	4.8	0.9	1.0	72.5	3.2
掃除・洗濯用品	14.5	1.5	1.5	6.5	7.2	1.5	0.7	68.1	2.2
医薬品	12.0	1.6	0.8	5.9	5.1	1.6	0.7	69.2	3.8
ビール	21.6	2.9	2.0	5.8	4.9	0.5	0.8	64.5	2.4
カップ入りスープ	22.4	3.5	1.9	5.7	7.6	0.9	1.1	84.7	3.8
お菓子	17.7	2.8	1.2	4.8	6.1	0.6	0.2	66.6	3.2
清涼飲料水	16.1	2.1	1.2	4.7	5.4	0.6	0.3	64.6	1.8
レトルト食品	12.1	2.0	1.1	4.7	6.9	1.6	1.0	72.4	2.0
カップ麺	16.0	1.8	0.8	4.0	6.8	0.8	0.4	71.8	2.4

(単位：%)

化粧品カテゴリについては，情報探索だけではなく購入についても出現数を確保できる可能性がある。購入チャネルという視点で見ると，佐々木は，化粧品流通チャネルに関して，日本，中国，イギリスそれぞれ 500 名の女性に対して行った調査の中で，主な化粧品の購入チャネルについて聴取している[66]。日本人回答者の中で，購入チャネルの利用率が最も高かったのは，ドラッグストアの 43%であった。次に高かったのはインターネット・通信販売で，利用率は 30.6%となっており，オンライン上の購入チャネルが重要となっていることが示されている。

化粧品カテゴリにおいてオンライン上での商品購入が増加している影響もあり，化粧品の通信販売市場全体も拡大している。市場調査会社ある TPC マーケティングリサーチ株式会社が行った「通販化粧品の市場分析調査」の結果によると，2000 年には 1,700 億円だった市場規模が，2010 年には 3,250 億円となっており，10 年間で市場規模は約 2 倍に成長した[67]。また，直近の 2019 年の市場規模は約 4,500 億円となっていて，2000 年当時と比較して約 2.6 倍に成長している(図 11)。

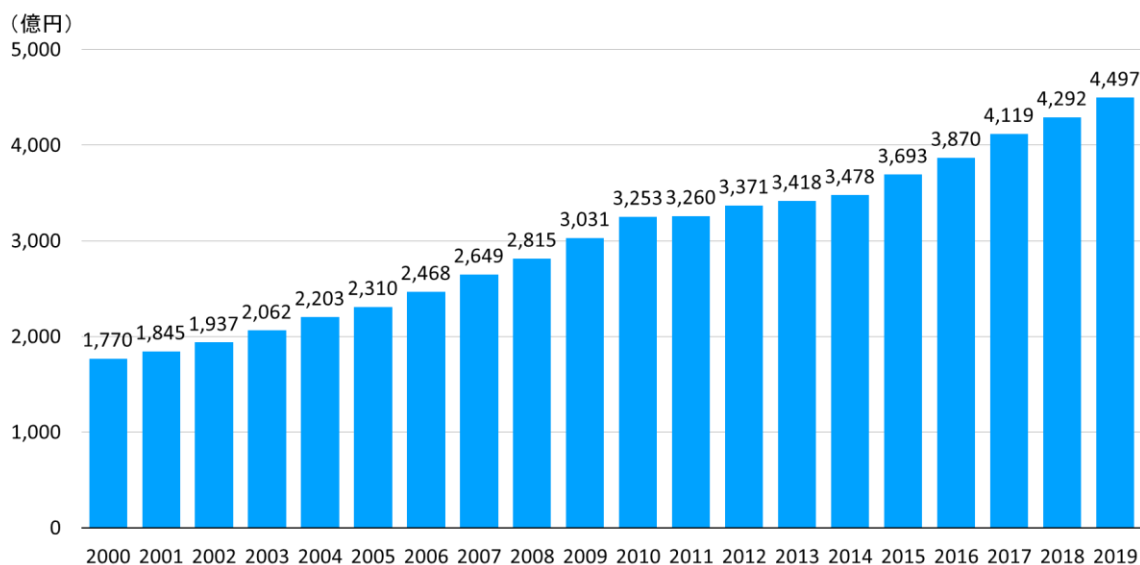


図 11 通販化粧品市場規模推移 [67]

ここまで述べてきた先行研究や調査結果を基に、化粧品カテゴリを本研究の対象として具体的に検討を行う。本研究で化粧品カテゴリを対象として、購入に寄与するオンライン情報探索行動を明らかにするためには、このデータ内での購入者の出現数を確認する必要がある。

オンライン上で商品を購入できる EC サイトは大きく 2 種類に分類される。1 つは楽天や Amazon のような 1 つのサイト内に複数の店舗が出店している EC サイトであり、モール型 EC サイトと呼ばれる。もう一方は、メーカーなどの企業が直接運営している EC サイトであり、企業直営型 EC サイトと呼ばれる。民間の調査会社である株式会社ネオマーケティングが行った調査によると、EC サイトの分類別利用経験率は、モール型 EC サイトでの購入経験が 94.2%、企業直営型 EC サイトでの購入経験が 40.9%となっている。楽天や Amazon などのモール型 EC サイトのみではなく、メーカー各社の EC サイトでの購入も一般化していることが示されている。

User centric data はユーザーがアクセスした URL の蓄積となるため、URL によって購入者を判別しなければならない。購入者の判別が可能かどうかについて確認するため、楽天や Amazon などのモール型 EC サイトと、化粧品メーカー各企業の EC サイトにおける購入完了ページの URL について調査した。

まずは利用率の高いモール型 EC サイトである楽天と Amazon について、実際に商品購入を行ったものの、購入完了ページの URL ルールを特定することができなかった。マーケットプレイス内で利用した店舗などにより、URL が変動している可能性がある。

次に化粧品メーカーの EC サイトの購入完了ページについて調査した。調査対象とした EC サイトは日本流通経済新聞が発表している「通信販売化粧品売上高」売上上位 10 社の EC サイトについて確認を行った[68](表 3)。

表3 通信販売化粧品売上高 上位10社 [68]

順位	会社名	売上高 (百万円)	本社所在地
1	ファンケル	59,478	神奈川
2	ディーエイチシー	50,087	東京
3	オルビス	45,000	東京
4	新日本製薬	30,575	福岡
5	再春館製薬所	30,000	熊本
6	ザ・プロアクティブカンパニー	25,000	東京
8	ドクターシーラボ	25,000	東京
8	資生堂	20,000	東京
8	ジュピターショップチャンネル	20,000	東京
8	QVCジャパン	20,000	千葉

上位10社の購入URLについて実際に商品購入を行った結果、購入完了ページのURLを各社特定することができた。また、今回使用するUser centric data内での出現数を調べたところ、オルビス社の購入者の出現が最も多く、ついでファンケル社の購入者の出現が多かった。国内大手調査会社から実験用に提供可能なサンプル数が400サンプルだったため、本研究の対象をファンケル社、オルビス社の商品購入者200名と、もう一方はファンケル社、オルビス社のWEBサイトに接触したが購入しなかった商品非購入者200名、合計400名を本研究の対象とした。

3.1.2 化粧品カテゴリの情報探索行動

消費者のオンライン情報探索行動について、全体的な傾向を把握するためには、購入につながる情報探索行動を類型化する必要がある。類型化にあたって、まずは化粧品の一般的な情報探索行動について整理する。

辻は、情報探索の際に使用する媒体による、購入検討の際の重視点について調査している[69]。この研究では消費者を主に使用する媒体ごとに4つに分類し、購入検討時の重視項目について、セグメントごとの特徴を明らかにした。1つ目は、美容雑誌やファッション雑誌といった紙媒体中心の情報探索を行うセグメント。2つ目は各メーカーのホームページや口コミサイトといったインターネット媒体で情報探索を行うセグメント。3つ目は、百貨店の化粧品売り場など店頭からの情報を信頼するセグメント。4つ目は、SNSや友人といった人からの情報を情報源とするセグメントである。

この4つのセグメントごとに購入時に重視される要素を得点化し、高得点項目と低得点項目に分類した(表4)。

表 4 情報探索に使用する媒体ごとの、購入検討時の重視要素 一部修正 [69]

使用する媒体	高得点項目	低得点項目
紙媒体	21) ブランド名が有名 27) 雑誌に載っている 28) ブランドだから安心できる	16) 軽い 31) 定番である 20) 無難である
インターネット	5) 価格が手頃 19) 日常用である 22) 売れ筋である 29) 今まで使い慣れている	1) 持っている则自慢できる
店頭	3) 匂いが好き 4) 色が好き 9) 素材が好き 14) 流行している 23) 変わっている	10) 服にあう 6) 長持ちする
口コミ	13) 皆が持っている 14) 流行している 30) 話題の人が持っている	24) 个性的である 12) 大きさが良い 2) 容器のデザインが好き

情報源が異なることによって、化粧品購入時の重視要素に違いが見られることが分かる。インターネットを中心とするセグメントでは、「価格が手頃である」、「売れ筋である」、「日常的である」、「今まで使い慣れている」という項目が高得点となっており、一方で低得点の項目をみると、「持っている則自慢できる」が挙げられている。この結果から、インターネット情報探索層は、機能面を重視して情報探索を行っていると考えられる。

また、化粧品カテゴリーの口コミの関する研究も盛んに行われている。姚らは、消費者が購入検討していた商品について、ポジティブな口コミはその商品の購買を促進し、逆に購入検討をしていなかった商品へのネガティブな口コミは、購買を阻害することを明らかにした [70]。

前節でも触れた、商品の価格帯と購入時の情報源について調査した神田らの研究では、情報源としてインターネットを参考にした回答者に対して、具体的にインターネットのどのような情報を参照したのかについても聴取している [2]。全商品カテゴリーを通してみると、商品や企業の公式 WEB サイトを参考としている割合が高いことがわかる。化粧品カテゴリーを見ると、公式 WEB サイトに次いでクチコミサイトの利用が高く、次にショッピングサイト、検索サイトの順に利用率が高くなっている (表 5)。

表 5 情報探索に利用した WEB サイト [2]

カテゴリ	商品・企業HP	クチコミサイト	ショッピングサイト	検索サイト	メールマガジン	ブログや個人HP	比較サイト	バナー広告	掲示板	オークションサイト
メイクアップ用品	52.4	42.7	28.6	13.6	9.7	5.8	4.9	3.4	2.4	2.4
スキンケア用品	56.7	36.1	29.3	11.8	10.6	5.3	4.6	6.5	0.8	2.3
お菓子	46.6	3.9	39.8	18.4	10.7	16.5	6.8	4.9	6.8	1.9
清涼飲料	42.2	2.9	43.1	18.6	8.8	10.8	7.8	2.9	7.8	2.0
ビール	45.9	2.7	28.4	17.6	17.6	10.8	8.1	8.1	5.4	2.7
低アルコール飲料	61.3	3.2	22.6	19.4	12.9	12.9	11.3	6.5	4.8	1.6
その他のお酒	34.4	1.6	51.6	23.4	6.3	17.2	6.3	1.6	6.3	3.1
洋服	43.3	3.0	54.9	14.3	11.6	5.1	6.3	2.1	2.1	8.4
ヘアケア用品	36.8	27.5	39.4	14.0	9.3	7.3	9.8	3.6	4.1	2.1
掃除・洗濯用品	26.1	10.2	46.6	21.6	4.5	4.5	14.8	2.3	6.8	2.3
カップ入りスープ	44.4	2.8	25.0	22.2	13.9	13.9	8.3	8.3	5.6	0.0
カップ麺	41.9	1.6	37.1	19.4	8.1	11.3	6.5	3.2	6.5	1.6
レトルト食品	41.4	1.7	50.0	24.1	6.9	8.6	5.2	3.4	8.6	1.7
健康食品/健康飲料	51.0	5.8	38.3	14.8	12.8	3.3	4.5	4.1	1.2	1.2
医薬品	40.8	7.0	36.6	22.5	4.2	15.5	11.3	1.4	8.5	2.8

(単位：%)

また、植竹らの調査では、対象となる商品はデジタルカメラだったものの、そこで商品検討に利用された WEB サイトは、検索サイト、EC サイト、情報サイト、メーカーサイト、比較サイト、個人サイトの 6 種類としている。

神田らの調査と、植竹らの調査の結果から、どの商品カテゴリにおいてメーカーの企業やブランドの公式 WEB サイト、クチコミサイト、EC サイト、検索サイトは共通して重要であるといえる [62]。

3.1.3 Site centric data を用いた情報探索行動の分析手法の整理

複数の WEB サイトを横断するオンライン情報探索行動について、User centric data を用いたアプローチは数が限られている。しかし Site centric data を用いた 1 つの WEB サイト内での情報探索行動と、購入の関係性についての研究は、先行研究が見られる。ここでは、Site centric data の分析の中で、本研究への示唆となる先行研究について取り上げる。

Site centric data の研究の代表的なものは、第 2 章で述べた Moe の研究である [49]。この研究では閲覧行動を分類するに当たって、セッション尺度、多様性尺度、取引尺度という 3 つの一般的なカテゴリの変数を開発している。

セッション尺度は訪問の概観を記述した変数である。PAGES はユーザーが閲覧した管理ページ以外のページの数である。管理ページを除外した理由は、いわゆる購入手続き関連ページが管理ページに含まれるため、管理ページの閲覧と購入との相関が高くなってしまいうためである。つぎに PGTIME は、ページごとの平均滞在時間を示したものである。HOME・INFOREL・SEARCH・CATPG・BRANDPG・PRODPG については、ユーザーが閲覧したページのカテゴリ、つまりホームページ、企業情報ページ、検索結果ページ、カテゴリページ、ブランドページ、製品ページを閲覧した割合を示している。

多様性尺度はページ閲覧行動の幅の広さについて記述した変数である。DIFFCAT・DIFFBRAND・DIFFPROD については、閲覧しているカテゴリや製品の多様性を表す尺度である。この尺度の数値が高いほど、閲覧している製品やカテゴリの多様性があるということになる。

また閲覧行動の幅広さについては PRODCAT、深さについては MAXREP が表している。また取引尺度については、セッション内で購買が行われているかどうかを PURCH で表している(表6)。

表6 WEB サイト内の分析に用いる尺度と各指標の要約 一部修正[49]

一般的な尺度	PAGES	閲覧したページの合計(管理関連ページは除く)
	PGTIME	ページごとの滞在時間の平均
セッション尺度	HOME	PAGESのうちトップページ閲覧の割合
	INFOREL	PAGESのうち情報関連ページ閲覧の割合
	SEARCH	PAGESのうち検索結果ページ閲覧の割合
	CATPG	PAGESのうちカテゴリーページ閲覧の割合
	BRANDPG	PAGESのうちブランドページ閲覧の割合
	PRODPG	PAGESのうち製品ページ閲覧の割合
多様性尺度	DIFFCAT	閲覧したカテゴリーページの幅/閲覧したカテゴリーページの数
	DIFFBRAND	閲覧したブランドの幅/閲覧したブランドページの数
	DIFFPROD	閲覧した製品ページの幅/閲覧した製品ページの数
	PRODCAT	カテゴリーごとにおける閲覧した製品ページの幅と平均値
製品ページ 閲覧尺度	MAXREP	個人が繰り返し製品ページを見た回数の最大値。どのページも1度しか見ていない場合、0となる。
購入完了尺度	PURCH	訪問セッションにおいて購買取引が完了した場合に対しての指標となる変数

K-means 法を用いてクラスタ分析した結果、5つの購買戦略に分類できることが明らかになった(表7)。以下の表には、クラスタごとの各尺度の平均値を記載している。

表 7 購買戦略クラスタごとの閲覧特徴 一部修正 [49]

	1 知識構築	2 快楽	3 購入	4 探索・検討	5 浅慮
N	78	1083	255	237	5185
PAGES	3.95	5.84	18.76	26.24	2.16
PGTIME	1698.01	68.5	116.88	86.86	42.82
INFOREL(%)	58.4	13.8	11.6	13.4	54.5
HOME(%)	33.1	11.9	8.7	6.2	38.8
SEARCH(%)	0.0	1.5	2.0	4.8	2.5
CAT(%)	1.9	38.5	28.1	30.6	0.2
PROD(%)	1.6	28.6	42.1	32.3	0.0
BRAND(%)	3.8	4.2	7.7	11.3	2.3
DIFFCAT(%)	7.7	72.9	30.7	22.7	0.3
DIFFPROD(%)	3.8	62.7	61.2	93.0	0.0
DIFFBRAND(%)	9.8	12.1	10.2	9.7	9.4
PRODCAT	0.04	0.62	1.51	2.83	0.00
MAVREP	0.00	0.00	1.62	0.34	0.11

クラスタ 1 は情報ページの閲覧が多く、商品やブランド関連ページはほとんど見ていない。これは購買戦略での「知識構築目的」に該当する。

クラスタ 2 は製品やカテゴリの探索を行っている。特にカテゴリーページの閲覧時間の方が製品ページよりも僅かに長い。特徴的なのは DIFFCAT や DIFFPROD など多様性の尺度が比較的高い値だったことである。様々なカテゴリや製品のページを見ていることになる。これは購買戦略での「快楽目的」にあたる。

クラスタ 3 は製品ページの閲覧に特徴がある。閲覧しているカテゴリの多様性は小さく、特定製品のページを繰り返し閲覧する回数が非常に多い。これらは購買戦略の「購入目的」にあたる。

クラスタ 4 は最も多くのページを閲覧している。購入目的型と同様、閲覧しているカテゴリの幅はとても狭い。しかし製品が定まっていないため、あるカテゴリの中で閲覧する商品は多い。さらに、まだ選択肢を絞り込んでいる段階であるため、特定製品のページを繰り返し閲覧することはほとんどない。これは購買戦略の「探索・検討目的」にあたる。

クラスタ 5 はサイトを訪問して製品に関連したページを約 2 ページだけ閲覧し、すぐにサイトを立ち去っていることが多い。

3.1.4 User centric data を用いた情報探索行動の分析手法の検討

本章でここまで論じたことを整理し、User centric data を用いた情報探索行動の分析手法の方向性について検討していく。

本研究では、商品カテゴリの対象を化粧品カテゴリとする。化粧品カテゴリはオンライン

ン上での情報探索行動と購入が多いため、本研究に適した商品カテゴリである。実際に実験で使用する User centric data でサンプル数の出現確認でも、一定数以上の購入者の出現が見られた。

化粧品のオンライン上での情報探索行動では、企業やブランドの公式 WEB サイト、クチコミサイト、EC サイト、検索サイト活用しており、近年では SNS を情報源として利用する傾向も見られている。Site centric data では、サイト内のコンテンツをいくつかのカテゴリに分類し、その幅の広さや深さによって情報探索行動を分析していく手法が見られる。本研究においても、情報探索で使用される WEB サイトを企業やブランドの公式 WEB サイト、クチコミサイト(比較サイト)、EC サイト、検索サイト、SNS に分類し、その深さや幅の広さを用いて購入との関係を明らかにしていく。具体的な視点として、以下の2点に着目する。

1つ目は情報探索行動の深さと商品購入との関係性についてである。特定の WEB サイトを繰り返し閲覧するという情報探索行動が、購入に寄与しているかについて検証を行う。1つの WEB サイト内での情報探索行動の分析では、購買目的のサイト閲覧ではアクセスするコンテンツカテゴリが限られており、製品ページの繰り返し閲覧回数が多いことが明らかとなっている。複数サイトを經由した情報探索行動場合にも、購入したブランドや企業の WEB サイトでの繰り返すという深い情報探索行動が、購入との関係があるか検証を行う。

2つ目は情報探索行動の幅の広さと商品購入との関係性についてである。複数の WEB サイトカテゴリを閲覧し幅広く情報探索行動を行うことが、購入に寄与しているかについて検証を行う。1つの WEB サイト内での行動分析では、商品について熟慮している場合は閲覧するページが多岐にわたることが明らかになっている。この場合、購入の確率は必ずしも高くはない。複数サイトを經由する幅広い情報探索行動は購入確率の低さに影響をしているのか、もしくは購入の可能性を高めているのかについて、検証を行う。

3.2 本研究に使用するデータについて

前節では、購入に寄与するオンライン情報探索行動について、User centric data を用いて明らかにしていくための分析手法を検討した。本節では研究に利用する User centric data についての詳細について述べる。

3.2.1 使用する User centric data の検討

User centric data を本研究で使用するに当たり、複数の調査会社が保有する User centric data について使用の検討を行った。具体的な候補は A 社、B 社、C 社の3社の中で検討を行った。

A 社は、海外でもテレビ視聴率やデジタル広告の効果計測などを行うグローバル企業の User centric data である。この企業は日本全国に4万名以上のオンライン視聴者パネルを構築し、データ収集を行っている。また家庭のみではなく、オフィスパネルも2,000名以上構築し、BtoBにおけるインターネット利用についても調査可能な User centric data

を構築している。

B社は、日本国内でテレビの視聴率調査などメディア関連調査を行う企業の、インターネットリサーチ部門が構築する User centric data である。日本の家庭内 PC インターネットユーザーを代表する約 12,000 名のデータベースを構築している。パネルの構成は、人口統計に基づき、日本のインターネット利用者の縮図となるように構築を行っている。

C社は、オンライン上の消費者行動の分析サービスを専門とする企業が構築する User centric data である。国内最大級の 20 万人のパネルを保有しており、パソコンとスマートフォンそれぞれの User centric data を構築している。会員のリクルーティングについては、データに偏りが出ないように、年齢や居住地は人口統計に合わせてパネル構築を行っている。

本研究では、パソコンとスマートフォン、それぞれでの情報探索行動について分析を行うため、C社に User centric data の提供を依頼し、まずはパソコンの実験用データを入手した。C社の構築している User centric data の特徴を以下に整理する。

この User centric data には 20 万人のパネルが登録されている。パネルのリクルーティングについては、会員数 1,000 万人を超えるクレジットカード会社と提携し、共同事業として展開している。クレジットカード会員のうち、データ使用について許諾した会員について、アクセスした全 WEB サイトの URL を取得し、User centric data を構築している。

データ使用を許諾した会員は、ブラウザに検索ツールバーをインストールすることを求められる。そのツールバーをブラウザにインストールすることにより、ブラウザに打ち込まれた URL を全て調査会社側のサーバに転送し、記録していくという手法で調査会社はデータの蓄積を行っている。

3.2.2 実験に使用する User centric data について

本研究で使用する User centric data の詳細について以下に示す。

本章で調査対象とするデータは、パソコンからのアクセスを蓄積したデータと、スマートフォンからのアクセスを蓄積したデータの 2 種類に分類されている。今回は、サンプル数確保の観点から、パネル数が多いパソコンからのアクセスログデータを使用する。さらに、化粧品メーカーの中でも事前調査で購入完了者の出現が多い、オルビス社とファンケル社の購入者を対象とする。さらに、購入完了ページ到達者の中から、データが欠損しているサンプルを除外した、185 名分のログデータを対象とする。また比較対象として、ファンケル社もしくはオルビス社のサイトに来訪し 10 ページ以上閲覧したが、購入をしなかった非購入者の中からランダムに抽出した 185 サンプルも本研究の対象とする。

実験用に提供されたローデータのサンプルを以下に示す(表 8)。

表 8 実験に使用したローデータ

sample id	sort key	access time	url
100091	1	2020090110	https://point-g.rakuten.co.jp/yamawake/henbai/ichiba_special_rpp_c/coupon/
.	.	.	.
.	.	.	.
100091	46	2020090115	http://www.orbis.co.jp/p/40001022/21932/
100091	47	2020090115	https://websearch.rakuten.co.jp/Web
100091	48	2020090115	https://www.fancl.co.jp/Order/Confirm/
100091	49	2020090115	https://www.fancl.co.jp/Order/Complete/
100091	50	2020090116	https://pointmall.rakuten.co.jp/game/bukubuku
100091	51	2020090116	https://event.rakuten.co.jp/area/oita/exhibition/
100091	52	2020090116	https://point-g.rakuten.co.jp/yamawake/henbai/ichiba_special_rpp_c/index.html
100091	53	2020090116	https://point-g.rakuten.co.jp/yamawake/henbai/ichiba_special_rpp_c/coupon/
100091	54	2020090116	https://point-g.rakuten.co.jp/yamawake/henbai/ichiba_special_rpp_c/index.html
100091	55	2020090116	https://get.luckypoint.rakuten.co.jp/entry/bc1b7c085532d41d09b67e5c0ea02772
100091	56	2020090116	https://get.luckypoint.rakuten.co.jp/invest/bc1b7c085532d41d09b67e5c0ea02772
100091	57	2020090116	https://point.rakuten.co.jp/club/grbirthday/
100091	58	2020090116	http://www.orbis.co.jp/p/40001115/48680/
100091	59	2020090116	http://www.orbis.co.jp/p/40001115/48680/
100091	60	2020090116	http://www.orbis.co.jp/p/40001022/21932/
100091	61	2020090116	http://www.orbis.co.jp/p/40001022/21932/
100091	62	2020090116	https://www.orbis.co.jp/help/
100091	63	2020090116	https://www.rakuten-card.co.jp/campaign/sales/ichiba_coupon/
100091	64	2020090116	https://www.rakuten-card.co.jp/campaign/sales/ichiba_recommend/
100091	65	2020090116	https://www.rakuten-card.co.jp/campaign/sales/ichiba_recommend/
100091	66	2020090116	https://item.rakuten.co.jp/afc/n8843x01/
100091	67	2020090116	https://checkout.rakuten.co.jp/merchant/watashiplus/
100091	68	2020090116	https://item.rakuten.co.jp/msd-shop/y9/
100091	69	2020090116	https://toolbar.rakuten.co.jp/intro/everyday/members/campaign1/
100091	70	2020090116	https://www.house-direct.jp/st/inner_cp/hb/2020/
100091	71	2020090116	https://websearch.rakuten.co.jp/Web
100091	72	2020090116	https://weather.goo.ne.jp/weather/latlon/E139.34.12.784N35.48.39.545/
100091	73	2020090116	https://weather.goo.ne.jp/weather/latlon/E139.34.12.784N35.48.39.545/3hours/
100091	74	2020090117	https://weather.goo.ne.jp/weather/latlon/E139.34.12.784N35.48.39.545/
100091	75	2020090117	https://weather.goo.ne.jp/weather/latlon/E139.34.12.784N35.48.39.545/3hours/
100091	76	2020090117	https://www.google.co.jp/
100091	77	2020090117	https://websearch.rakuten.co.jp/Web
100091	78	2020090117	https://websearch.rakuten.co.jp/Web
100091	79	2020090117	https://websearch.rakuten.co.jp/Web
100091	80	2020090117	https://www.homes.co.jp/cont/press/buy/buy_00664/
100091	81	2020090117	https://websearch.rakuten.co.jp/Web
100091	82	2020090117	https://websearch.rakuten.co.jp/Web
100091	83	2020090117	https://www.rakuten.co.jp/
100091	84	2020090117	https://kuji.rakuten.co.jp/ad1321af05
100091	85	2020090118	https://kuji.rakuten.co.jp/ad1321af05/lose
100091	86	2020090118	https://kuji.rakuten.co.jp/ad1321af05/already
100091	87	2020090118	https://www.rakuten.co.jp/
100091	88	2020090118	https://search.rakuten.co.jp/search/mall/Orbis/
100091	89	2020090118	https://www.rebates.jp/orbis-jp
100091	90	2020090118	https://www.rebates.jp/shopping/store/orbis-jp
100091	91	2020090118	http://www.orbis.co.jp/p/40001115/48680/
100091	92	2020090118	http://www.orbis.co.jp/p/40001115/48680/
100091	93	2020090118	http://www.orbis.co.jp/p/40001022/21932/
100091	94	2020090118	http://www.orbis.co.jp/p/40001022/21932/
100091	95	2020090118	https://websearch.rakuten.co.jp/Web
100091	96	2020090118	https://www.orbis.co.jp/
100091	97	2020090118	http://www.orbis.co.jp/p/40001022/21932/
100091	98	2020090118	http://www.orbis.co.jp/p/40001022/21932/
100091	99	2020090118	https://websearch.rakuten.co.jp/Web
100091	100	2020090118	https://item.rakuten.co.jp/afc/n8843x01/
100091	101	2020090119	http://www.orbis.co.jp/p/40001115/48680/
100091	102	2020090119	http://www.orbis.co.jp/p/40001115/48680/
100091	103	2020090119	http://www.orbis.co.jp/p/40001022/21932/
100091	104	2020090119	http://www.orbis.co.jp/p/40001022/21932/
100091	105	2020090119	https://www.orbis.co.jp/order/confirm/
100091	106	2020090119	https://www.orbis.co.jp/order/thanks/

ひとつのレコードは4つの項目からなっている。〈sample_id〉, 〈sort_key〉, 〈access_time〉, 〈url〉である。〈sample_id〉はパネル毎の固有の ID である。〈url〉はそのパネルがアクセスした url である。〈access_time〉はそのパネルがその url にアクセスした時間である。データ入手時の個人情報保護の観点から〈access_time〉は日付と時(h)しか入手できなかった。これではそのパネルの url のアクセス順を特定できないため、分秒の変わりにその時(h)にどの順序でアクセスしたかを示す〈sort_key〉を組込んだ。

各データの意味は以下の通りである、ID は 100091 は 2020 年 9 月 1 日の 10 時台に1つの〈url〉, <https://point-g.rakuten.co.jp/yamawake/henbai/>・・・にアクセスしていることを意味する。また、データ 46, 47 は 2020 年 9 月 1 日の 15 時台にはじめに〈url〉 <http://www.orbis.co.jp/p/40001022/21932> にアクセスし(〈sort_key〉が 46), 次にその 15 時台に〈url〉 <https://websearch.rakuten.co.jp/Web> にアクセスした(〈sort_key〉が 47)ことを意味する。

URL のデータは 1 サンプルに対して、商品購入の際のサイトアクセスで最初に訪れたページを 0 として、その手前の 100 ページ分の URL について提供を受けた。例えば表 8 では、sort_key101 から 106 までが購入時にアクセスしたページとなっており、その直前で訪れた外部サイトのアクセスから 100 ページ分の URL のデータとなっている。それ以上前のページアクセスの URL については、User centric data を所有する調査会社側のプライバシーポリシーに則り、個人情報保護の観点から、データを入手することができなかった。

次に、このデータを分析するために url の分類を行った。前節での化粧品における情報探索行動の整理を基に、6 種類に分類した(表 9)。

表 9 化粧品のオンライン情報探索における WEB サイトカテゴリ分類

url分類	サイトカテゴリ分類	例
a	自社ECサイト	orbisサイト/FANCLサイト
b	検索サイト	Yahoo!/Google/bing/msn
c	モール型ECサイト	rakuten/amazonなど
d	競合企業ECサイト	dhc/ci-laboなど
e	ソーシャルメディア	Facebook/Twitterなど
f	比較サイト	cosme.net/kakaku.comなど

はじめに、購入者のパネル毎にそのパネルの url100 個をこのカテゴリで分類し、その度数をもとめた(カテゴリ度数)。たとえば、panel-1 においては分類 a が 29 個、分類 b が 14 個、分類 c が 18 個、分類 d が 7 個、分類 e が 0 個、分類 f が 0 個、であった。以上の処理により、購入者 100 人についてどの分類の url を経て、さらに何種類の url を経て、最終的に購入に至ったのかを確認できる(図 12)。同様に非購入者についても、オルビス社またはファンケル社に最初に訪れたページを 0 とした、その手前の 100 ページ分の URL について、購入者と同様の処理を行った。これにより非購入者についてもどの分類の url, どの分類の

url の組合せでの非購入に至ったかを分析できる。また、購入者と非購入者とのカテゴリ度数の違いを確認すれば、カテゴリ度数と購入、もしくは非購入の関係を分析できる。また、a から f までの分類の中で何種類のサイト分類を閲覧したのか（カテゴリ種類数）についても、購入もしくは非購入の関係を分析を行う。

購入者(購入=Y)			
	panel-1	panel-2	panel-185
1	100001,1,2020090110,https://www.yahoo.co.jp/	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>
2	100001,1,2020090111,https://websearch.rakuten.co.jp/	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>
3	100001,2,2020090111,https://websearch.rakuten.co.jp/W	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>
.	.	.	.
.
.	.	.	.
100	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>

アクセスログ

url分類	サイトカテゴリ分類	例
a	自社ECサイト	orbisサイト/FANCLサイト
b	検索サイト	Yahoo!/Google/bing/msn
c	モール型ECサイト	rakuten/amazonなど
d	競合企業ECサイト	dhc/ci-laboなど
e	ソーシャルメディア	Facebook/Twitterなど
f	比較サイト	cosme.net/kakaku.comなど

aの度数 29	<aの度数>	<aの度数>	カテゴリ度数
bの度数 14	<bの度数>	<bの度数>	
cの度数 18	<cの度数>	<cの度数>	
dの度数 7	<dの度数>	<dの度数>	
eの度数 0	<eの度数>	<eの度数>	
fの度数 0	<fの度数>	<fの度数>	

カテゴリ種類数 4種類 <O種類> <O種類> カテゴリ種類数

組み合わせ a&b&c&d <O種類> <O種類> 組み合わせ

非購入者(購入=N)			
	panel-186	panel-187	s
1	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>
2	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>
3	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>
.
100	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>	<s_id>,<s_key>,<a_time>,<url>

アクセスログ

url分類	サイトカテゴリ分類	例
a	自社ECサイト	orbisサイト/FANCLサイト
b	検索サイト	Yahoo!/Google/bing/msn
c	モール型ECサイト	rakuten/amazonなど
d	競合企業ECサイト	dhc/ci-laboなど
e	ソーシャルメディア	Facebook/Twitterなど
f	比較サイト	cosme.net/kakaku.comなど

aの度数 <aの度数>	<aの度数>	<aの度数>	カテゴリ度数
bの度数 <bの度数>	<bの度数>	<bの度数>	
cの度数 <cの度数>	<cの度数>	<cの度数>	
dの度数 <dの度数>	<dの度数>	<dの度数>	
eの度数 <eの度数>	<eの度数>	<eの度数>	
fの度数 <fの度数>	<fの度数>	<fの度数>	

カテゴリ種類数 <O種類> <O種類> <O種類> カテゴリ種類数

組み合わせ O&O&O O&O&O O&O&O 組み合わせ

図 12 分析に使用した URL の分類とカテゴリ度数

3.3 分析結果

収集したデータを前節の手順にて、自社ECサイト(公式WEBサイト)、検索サイト、モール型ECサイト、競合サイト、SNS、比較サイト(クチコミサイト)に分類し、それぞれのサイトカテゴリの閲覧量や、情報探索に用いるサイトの幅と購入に関係があるか、仮説の検証を行った。サンプル数は購入者 185 サンプル、非購入者 185 サンプルの合計 370 サンプルで分析を行った。

3.3.1 基本統計量

それぞれのサイトカテゴリへのアクセス回数(カテゴリ度数)における基本統計量を以下に示す(表 10)。また、全体像を把握するためにカテゴリ度数の合計を購入者、非購入者別で集計した(図 13)。

表 10 カテゴリ度数の基本統計量

	全体			購入者 (Y)		非購入者 (N)		平均差	
	平均	標準偏差	購入との相関	平均	標準偏差	平均	標準偏差	(Y-N)差	(t検定)
a (自社ECサイト)	6.39	12.12	0.36	10.88	15.01	2.23	6.25	8.65	0.00 ***
b (検索サイト)	9.80	11.24	0.08	10.78	12.26	8.88	10.18	1.91	0.10
c (モール型ECサイト)	12.37	18.04	0.05	13.37	19.63	11.45	16.46	1.92	0.30
d (競合サイト)	0.67	4.95	0.07	1.01	6.73	0.35	2.28	0.67	0.19
e (ソーシャルメディア)	2.29	8.01	0.01	2.37	8.30	2.22	7.77	0.15	0.85
f (比較サイト)	0.35	2.49	0.02	0.41	2.50	0.30	2.50	0.11	0.66

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

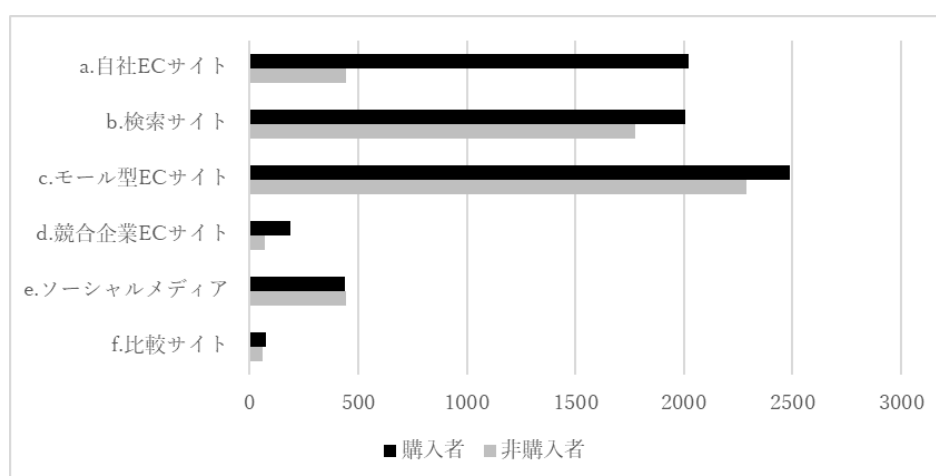


図 13 購入者、非購入者別カテゴリ度数集計グラフ

全体のカテゴリ度数を項目間で比較すると、モール型 EC サイトは 12.37、検索サイトは平均 9.80 とカテゴリ度数が高いが、競合 EC サイトは 0.67、ソーシャルメディアは 2.29、比較サイトについては 0.35 とカテゴリ度数が低かった。

次に購入者のカテゴリ度数を項目間で比較すると、自社 EC サイトは 10.88、検索サイトは 10.78、モール型 EC サイトは 13.37 とカテゴリ度数が高く、競合サイトは 1.01、ソーシャルメディアは 2.37、比較サイトは 0.41 と低かった。

非購入者のカテゴリ度数を項目間で比較すると、モール型 EC サイトは 11.45、検索サイトは 8.88 とカテゴリ度数が高く、その他のカテゴリ度数は低い結果が得られた。競合サイト EC サイトやソーシャルメディア、比較サイトは購入者、非購入者それぞれでカテゴリ度数は低く、購入検討には使用されていないと言える。

カテゴリ度数を購入者、非購入者で比較すると、自社 EC サイトは購入者と非購入者の度数の差が他の項目と比べて大きく、p 値は $p < 0.01$ であった。つまり、購入者の方が自社サイト EC に繰り返し訪れていると言える。自社 EC サイトのカテゴリ度数と購入との相関は 0.36 となっており、他の項目と比べて高い結果となった。

続いて、情報探索を行った幅の広さを表すカテゴリ種類数についてクロス集計を行った結果を以下に示す(表 11)。また、全体像を把握するためにサイト種類数を購入者、非購入者別で集計した(図 14)。尚、直前のページ閲覧 URL100 個の中に、サイトカテゴリ 6 分類に 1 種類も含んでいない 11 サンプルは除外し、合計 359 サンプルから集計した。

表 11 カテゴリ種類数別の購入者数、非購入者数

	購入者	非購入者	合計
カテゴリ種類数1	29	65	94
カテゴリ種類数2	66	73	139
カテゴリ種類数3	69	39	108
カテゴリ種類数4	20	12	32
カテゴリ種類数5	1	1	2

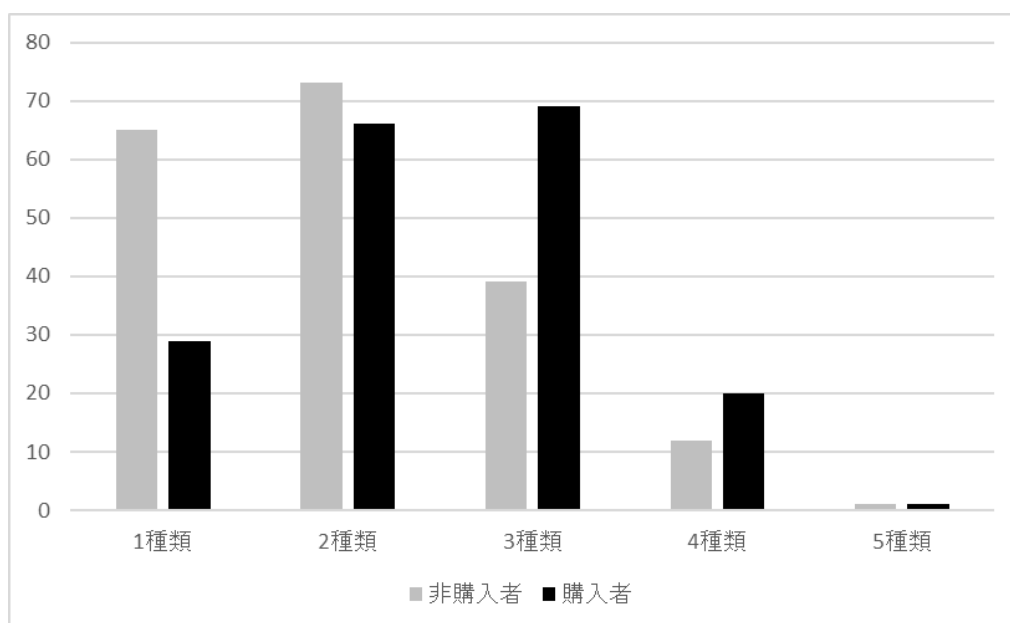


図 14 購入者，非購入者別カテゴリ度数集計グラフ

χ^2 二乗検定の結果は $p < 0.01$ と統計的に有意差があり，カテゴリ種類数と購入-非購入は関連していることがわかった．カテゴリ種類数 1 は非購入者の方が高い数値となった．カテゴリ種類数 3，カテゴリ種類数 4 においては，購入者が多い結果となり，情報探索で閲覧したサイトのカテゴリ種類数が多いほど，購入者の割合が高くなっている．つまり，購入者の方がより多くのカテゴリ種類を閲覧していると言える．

3.3.2 二項ロジスティック回帰分析

3.3.2.1 カテゴリ度数を変数とした二項ロジスティック回帰分析

カテゴリ度数と購入との関係を明らかにするため，購入有無を目的変数，カテゴリ度数を説明変数とした二項ロジスティック回帰分析を行った．強制投入法を用いて，全てのカテゴリ度数を変数とした(表 12)．

表 12 カテゴリ度数を変数とした二項ロジスティック回帰分析(強制投入法)

	偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
a (自社ECサイト)	0.089	1.09	0.00	***
b (検索サイト)	0.019	1.02	0.05	**
c (モール型ECサイト)	0.011	1.01	0.06	*
d (競合サイト)	0.024	1.02	0.42	
e (ソーシャルメディア)	0.008	1.01	0.57	
f (比較サイト)	0.030	1.03	0.48	
定数	-0.910	0.40	0.00	***

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

カテゴリ a の自社 EC サイトが偏回帰係数 0.089, オッズ比 1.09 となり, 他のカテゴリ変数より高い結果となった. p 値は $p < 0.01$ であり, $\alpha = 0.1$ で統計的に有意差があった. これは, 自社 EC サイトでの情報探索が購入に影響していると言える. また, 検索サイトとモール型 EC サイトは双方ともに偏回帰係数, オッズ比は高くないものの, p 値は検索サイトが $p = 0.05$, モール型 EC サイトは $p = 0.06$ となっている. 基本統計量を見ると, 検索サイトもモール型 EC サイトも, 全体としてカテゴリ度数が高く, 購入者と非購入者で比較を行うと, 購入者のカテゴリ度数の方がやや高い数値になっている.

3.3.2.2 カテゴリ種類数を変数とした二項ロジスティック回帰分析

次にカテゴリ種類数と購入との関係を明らかにするため, 購入有無を目的変数, カテゴリ種類数を説明変数とした二項ロジスティック回帰分析を行った. 強制投入法を用いて, サンプル数の少ないカテゴリ種類数 5 を除いた, カテゴリ種類数 1 からカテゴリ種類数 4 までを変数とした(表 13).

表 13 カテゴリ種類数を変数とした二項ロジスティック回帰分析

	偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
カテゴリ種類数1	0.898	2.45	0.26	
カテゴリ種類数2	1.604	4.97	0.04	**
カテゴリ種類数3	2.275	9.73	0.00	***
カテゴリ種類数4	2.216	9.17	0.01	**
定数	-1.705	0.18	0.03	

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

カテゴリ種類数 3 は p 値が $p < 0.01$ であり、またカテゴリ種類数 2 とカテゴリ種類数 4 は、 $\alpha = 0.01$ で統計的に有意差があった。偏回帰係数とオッズ比の値を見ると、偏回帰係数 2.275、オッズ比が 9.73 と共に最も高く、次いでサイト種類数 4 が偏回帰係数となっており、2.216、オッズ比が 9.17 となっており、カテゴリ種類数 1、カテゴリ種類数 2 に比べ、それぞれの値が大きくなっている。情報探索時に 3 種類以上のカテゴリのサイトを閲覧していると、購入の可能性が高まると言える。

3.3.2.3 具体的な組み合わせを変数とした二項ロジスティック回帰分析

どのようなカテゴリの組み合わせが購入に影響するかを明らかにするため、カテゴリの具体的な組み合わせを説明変数とした二項ロジスティック回帰分析を行った。組み合わせは 20 種類以上あり変数が多くなるため、変数選択はステップワイズ増加法にて行った。有意水準は $p < 0.05$ とした。尚、組み合わせの検証のため、カテゴリ種類数 1 のサンプル 87 サンプルと、6 分類のどれにも接触していない 11 サンプルは除外し、合計 272 サンプルで分析を行った(表 14)。

ステップ 1 からステップ 5 までで選択された変数を見ると、ステップ 1 では自社 EC サイトと検索サイトとモール型 EC サイトの組み合わせが選択されている。

ステップ 2 ではステップ 1 の変数に加え、自社 EC サイトと検索サイトとソーシャルメディアの組み合わせが変数として追加されている。偏回帰係数とオッズ比では、双方ともに自社 EC サイトと検索サイトとソーシャルメディアの組み合わせが高くなっている。

ステップ 3 ではステップ 2 で選択されている変数に加え、自社 EC サイト+検索サイトの組み合わせが変数に追加されている。偏回帰係数とオッズ比では、追加された組み合わせはどちらも数値も、他の変数と比較して低い数値となっている。カテゴリ種類数での二項ロジスティック回帰分析の結果と合わせると、2 種類のサイトでの情報探索では購入への寄与は小さい可能性がある。

ステップ 4 ではステップ 3 で選択されている変数に加え、自社 EC サイトと検索サイトとモール型 EC サイトとソーシャルメディア接触の組み合わせが変数に追加されている。偏回帰係数とオッズ比では、自社 EC サイトと検索サイトとソーシャルメディアの組み合わせが高くなっている。この組み合わせはどのステップでも偏回帰係数、オッズ比それぞれ最も高い組み合わせとなっており、購入確率が他の組み合わせと比較して高い可能性がある。

表 14 カテゴリの具体的な組み合わせを変数としたロジスティック回帰分析

			偏回帰係数	オッズ比	有意確率		
ステップ 1	-2対数尤度比	499.84	a+b+c	1.033	2.81	0.00	***
	モデル χ^2	13.09	定数	-0.170	0.84	0.14	
ステップ 2	-2対数尤度比	491.00	a+b+c	1.102	3.01	0.00	***
	モデル χ^2	21.92	a+b+e	1.945	6.99	0.01	**
			定数	-0.240	0.79	0.04	**
ステップ 3	-2対数尤度比	482.62	a+b	1.027	2.79	0.00	***
	モデル χ^2	30.30	a+b+c	1.235	3.44	0.00	***
			a+b+e	2.078	7.99	0.01	**
			定数	-0.373	0.69	0.00	***
ステップ 4	-2対数尤度比	476.01	a+b	1.116	3.05	0.00	***
	モデル χ^2	36.92	a+b+c	1.324	3.76	0.00	***
			a+b+e	2.167	8.73	0.01	**
			a+b+c+e	1.337	3.81	0.01	**
			定数	-0.462	0.63	0.00	***
ステップ 5	-2対数尤度比	469.17	a+b	1.176	3.24	0.00	***
	モデル χ^2	43.76	a+c	2.314	10.12	0.03	**
			a+b+c	1.385	3.99	0.00	***
			a+b+e	2.227	9.27	0.00	***
			a+b+c+e	1.398	4.05	0.01	**
			定数	-0.522	0.59	0.00	***

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

すべての組み合わせの変数に共通しているのは、自社サイト EC へのアクセスであるカテゴリ a が含まれていることである。カテゴリ度数による二項ロジスティック回帰分析でも自社サイトへのアクセスは購入に寄与していることを述べたが、カテゴリ種類数では 1 種類での情報探索では購入への影響が認められなかった。具体的な組み合わせの変数での分析結果からも、自社 EC サイトでの情報探索は、検索サイトやソーシャルメディアと組み合わせで情報探索が行われることで、購入との関係性が強くなる可能性があることが明らかになった。

また、具体的な組み合わせについてクロス集計を行った(図 15)。クロス集計においても、自社 EC サイトを含むカテゴリ種類の組み合わせの場合、非購入者より購入者が多いという結果が得られた。逆に自社 EC サイトでの情報探索を含まない場合には、非購入者の方が多くなっている。

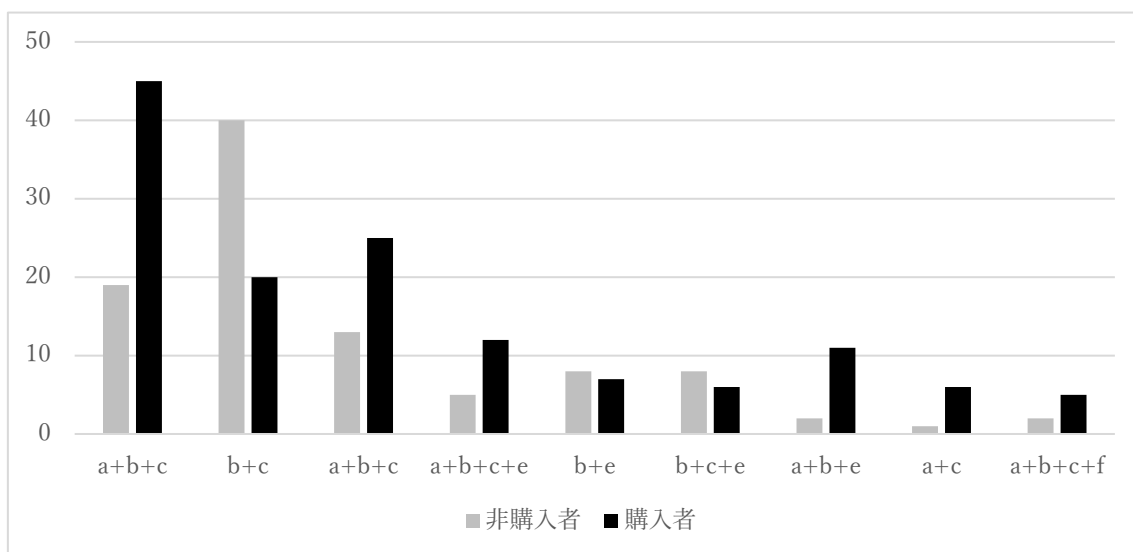


図 15 カテゴリの具体的な組み合わせの購入者、非購入者クロス集計

3.3.3 クラスタ分析

最後に、今回のデータは URL のみで属性情報がなく、ユーザーを深掘りすることが難しい。そこで、ユーザーを情報探索行動の類似性から分類することで、ユーザー像を深掘りすることを試みる。本項ではカテゴリ度数を用いた階層クラスタ分析 (Ward 法) により、ユーザーの分類を行った。距離の計算は、ユークリッド距離により算出した。クラスタ分析によるデンドログラム図を図 16 に示す。まずは今回の属性分類に最適なクラスタ数について検討を行った(図 17~20)。図 17 から図 20 のグラフは、それぞれ 3 クラスタ、4 クラスタ、5 クラスタ、6 クラスタに分類した際の各クスタの特徴を示したものである。

3 クラスタに分類した際の各クラスタの特徴を見ると、第 1 クラスタはモール型 EC サイトであるカテゴリ c の閲覧が多く、第 3 クラスタは自社 EC サイトであるカテゴリ a と、競合サイトであるカテゴリ d の閲覧が多い。

4 クラスタの分類で見ると、第 1 クラスタはモール型 EC の閲覧が多く、第 3 クラスタは検索サイトであるカテゴリ b の閲覧が多くなっている。また第 4 クラスタは自社 EC サイトと競合サイトの閲覧が多い。

5 クラスタの分類で見ると、第 1 クラスタはモール型 EC の閲覧が多く、第 3 クラスタはソーシャルメディアであるカテゴリ e の閲覧が多い。また第 4 クラスタは検索サイトの閲覧が多く、第 5 クラスタは自社 EC サイト及び競合サイトの閲覧が多い。

6 クラスタの分類で見ると、第 1 クラスタと第 2 クラスタが共にモール型 EC サイトの閲覧が多く、それぞれの特徴が規定しづらい分類になっている。

本節では 5 クラスタの分類を使用し、それぞれのクラスタの行動特徴について分析していく。

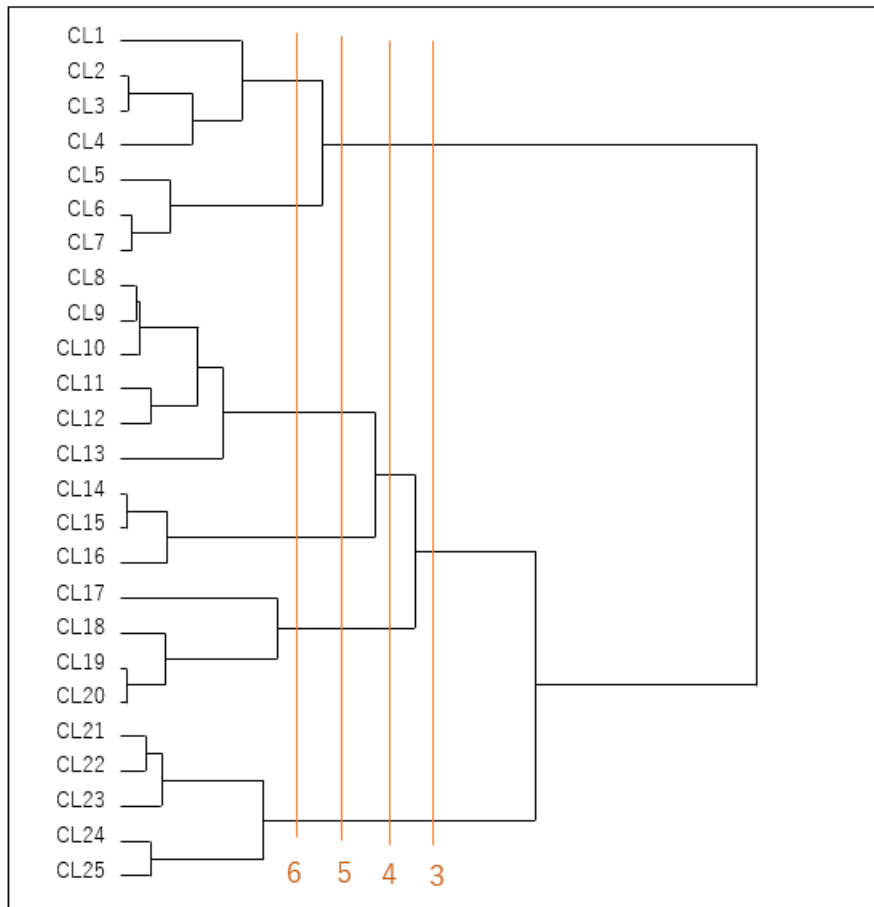


図 16 階層クラスタ分析によるデンドログラム図

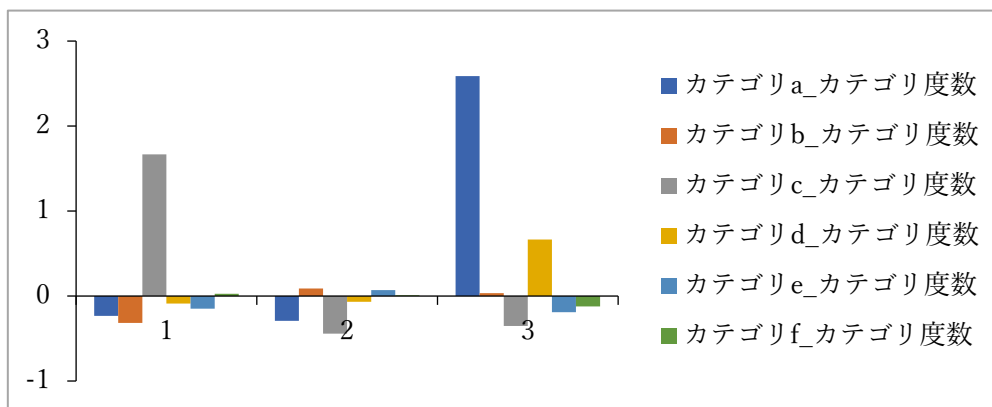


図 17 3 クラスターの各クラスターの特徴(得点は標準化得点)

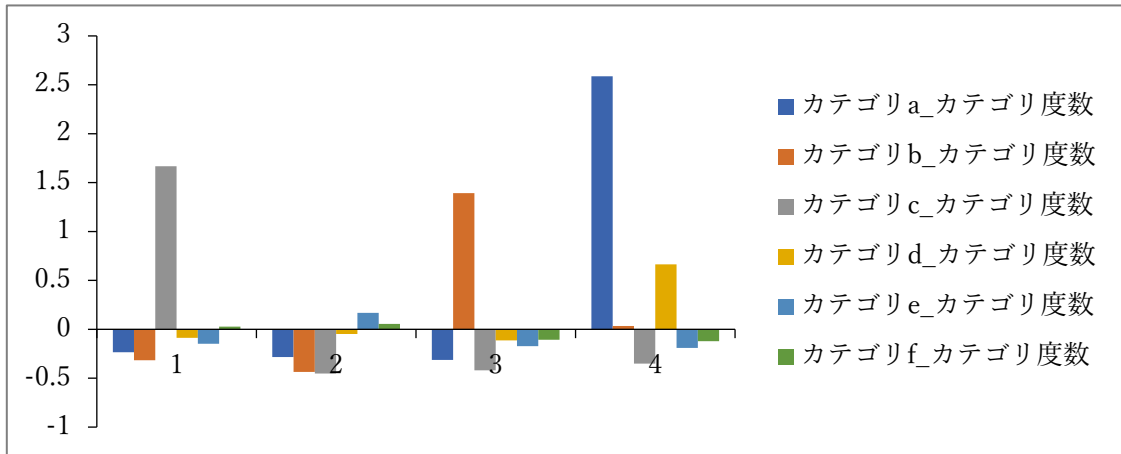


図 18 4 クラスターの各クラスターの特徴(得点は標準化得点)

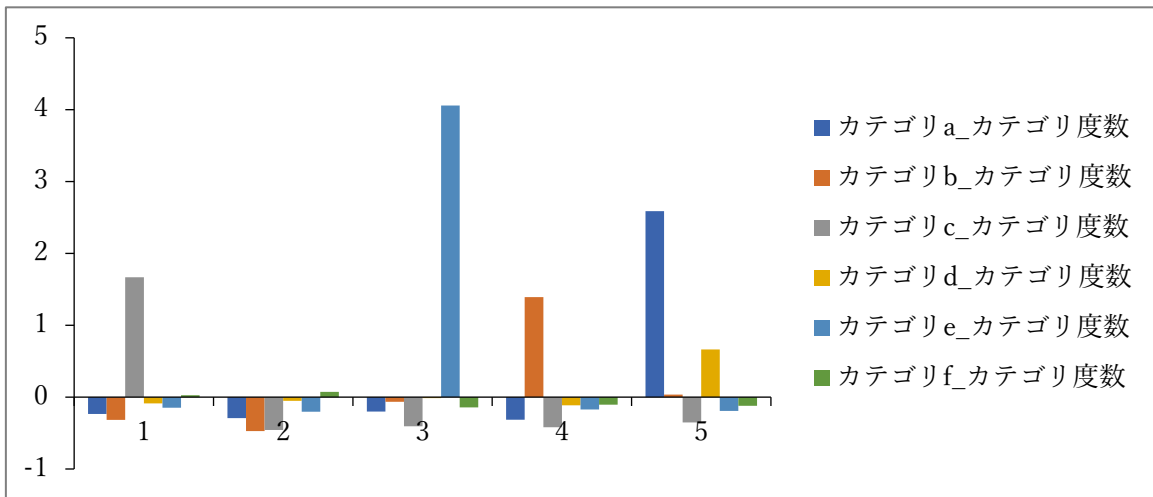


図 19 5 クラスターの各クラスターの特徴(得点は標準化得点)

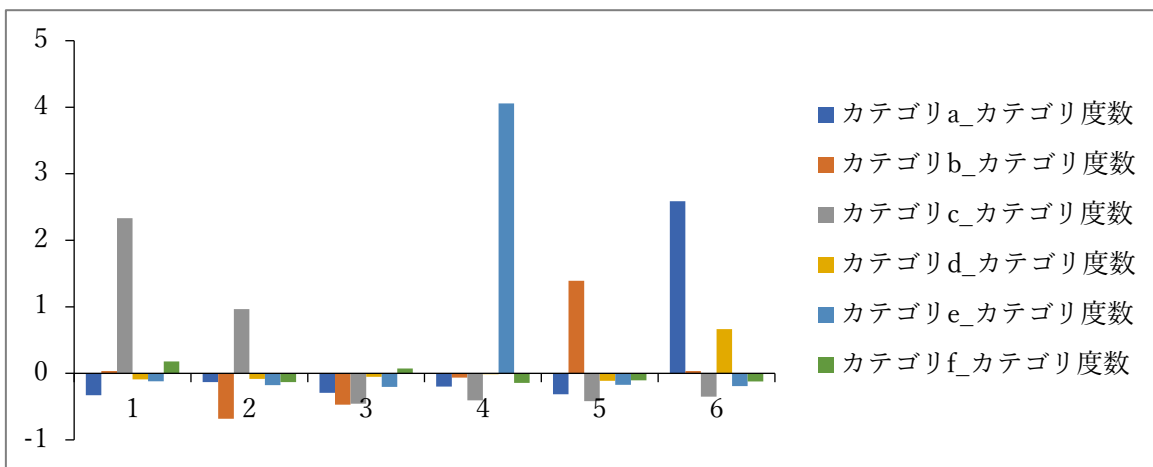


図 20 5 クラスターの各クラスターの特徴(得点は標準化得点)

それぞれのクラスタごとに、カテゴリ a から f までのカテゴリ度数とアクセスしたカテゴリ種類数の平均、そして購入者の比率を以下に示す(表 15)。

表 15 各クラスタのカテゴリ度数, カテゴリ種類数, 購入者率

	第1クラスタ	第2クラスタ	第3クラスタ	第4クラスタ	第5クラスタ
サンプル数	76	168	16	74	36
カテゴリa_度数 (自社ECサイト)	3.8	3.1	4.1	3.4	39.9
カテゴリb_度数 (検索サイト)	6.4	3.7	9.0	23.4	8.3
カテゴリc_度数 (モール型ECサイト)	42.8	4.7	5.0	4.0	6.7
カテゴリd_度数 (競合サイト)	0.3	0.4	0.6	0.1	4.6
カテゴリe_度数 (SNSサイト)	1.2	0.8	35.5	0.8	0.9
カテゴリf_度数 (比較サイト)	0.4	0.6	0.0	0.1	0.1
カテゴリ種類数	2.4	1.9	3.1	2.1	3.0
購入者比率	53.4%	39.2%	37.5%	54.9%	87.5%
探索型	モール型EC 探索	浅慮	SNS探索	検索サイト 探索	企業ECサイト 探索

第5クラスタは、自社ECサイトであるカテゴリ a の度数と、競合サイトであるカテゴリ d の度数が高く、且つカテゴリ種類数も他のクラスタに比べて高い。また、サンプル全数の中での購入者比率は 50%だが、第5クラスタ内での購入者比率は 87.5%と、他のカテゴリと比較しても最も高い数値となっている。このクラスタは各企業の EC サイトで情報探索行動を行う「企業 EC サイト探索層」と言える。

次に第1クラスタを見ると、モール型 EC であるカテゴリ c の度数が他のクラスタに比べて高いものの、カテゴリ種類数や購入者比率は平均的である。この層は「モール型 EC 探索層」と言える。化粧品カテゴリのオンラインでの商品購入の場合、企業型 EC サイトでの情報探索行動は購入に近く、モール型 EC での情報探索は必ずしも購入に寄与するとは言えない。

第4クラスタである「検索サイト探索層」も同様である。検索サイトを多く利用していることを除いては、特徴的な情報探索傾向は見られない。また、購入者比率やカテゴリ種類数についても平均的な数値となっている。

第3クラスタは、SNS サイトであるカテゴリ e の度数が他のクラスタに比べて高い。ま

た、カテゴリ種類数も 3.1 と、他のクラスタに比べて最も高い数値となっている。しかし、購入者率は 37.5% と、5 つのクラスタの中で最も低い。カテゴリ種類数が一定以上であると購入者比率が高かったことを考慮すると、「SNS 探索層」は非常に特徴的であると言える。SNS を中心に商品を探査する場合、様々なサイトで探査するものの、購入に至るケースは少なく、Moe が定義する「熟慮型」の情報探査行動と傾向に近い[49]。

最後に、どの数値も平均以下となっている第 2 クラスタは、168 サンプルと最も数の多いクラスタとなっている。こちらも Moe が定義している「浅慮型」と近く、深い商品検討段階には至っていないケースも多いと考えられる。

3.4 考察と示唆

インターネットメディアの普及によってオンラインで情報探査を行うことは一般化しているが、どのような WEB サイトを用いて情報探査を行っているかについて、実際のアクセスログを用いての検証は不十分な状況である。本研究では、先行研究から導かれた課題に基づき、User centric data を用いて購入に寄与する情報探査行動について、実証分析を行った。

本章で検証した点は主に 2 点ある。1 つ目は情報探査行動の深さが、商品購入に影響を与えるかという点である。1 つのサイト内での情報探査行動に関する先行研究では、製品ページへの繰り返しのアクセスが購入に寄与しており、情報探査の深さが購入と関係があることが示されている。

本研究では複数のサイトを横断したオンライン情報探査行動の分析を行うため、情報探査する WEB サイトを、先行研究から自社 EC サイト、検索サイト、モール型 EC サイト、競合サイト、SNS、比較サイトの 6 つに分類し、それぞれのカテゴリへのアクセスと購入との関係性を分析した。検証の結果、自社 EC サイトで繰り返し情報探査を行う深い情報探査行動と、購入との関係は統計的に有意差があった。

2 つ目は情報探査行動の幅の広さが、商品購入に影響を与えるかという点である。1 つのサイト内での情報探査行動に関する先行研究では、幅広い情報探査行動は、必ずしも購入率は高くはないことが示されている。本研究では情報探査で使用する WEB サイト 6 カテゴリのうち、いくつのカテゴリを閲覧しているかについて集計し、閲覧したカテゴリ種類数と購入との関係性について分析した。サンプル数が十分な「カテゴリ種類数 1」から「カテゴリ種類数 4」までの閲覧カテゴリ種類数と購入との関係を分析した結果、カテゴリ種類数 3 及びカテゴリ種類数 4 と購入との関係は統計的に有意差があった。

具体的に購入に影響のあるカテゴリの組み合わせについても検証を行った。その結果、自社 EC サイトの閲覧をベースとした、検索サイト、ソーシャルメディア、モール型 EC サイトとの組み合わせによる情報探査と購入との関係が、統計的に有意差があった。

最後に階層クラスタ分析により、ユーザー像の深掘りを行った。その結果、ユーザーを 5 つのクラスタに分類することができ、モール型 EC 探索層、検索サイト探索層、SNS 探索層、自社及び競合サイト探索層、浅慮型の 5 つに分類された。その中でも、自社及び競合サイト探索層は購入者比率が高く、SNS 探索層はカテゴリ種類数が多いにも関わらず、購入者率は

低いという結果となった。

以上の結果を踏まえて、購入に寄与するオンライン消費者行動について考察を行う。商品の購入がオンラインで行われる直前の情報探索行動では、購入する商品が既に確定されているケースと、購入する商品が未確定なケースが想定される。購入する商品が既にある程度確定している場合は、購入を想定するサイト、すなわち今回で言えば自社 EC サイトで最終的な確認をしているため、自社 EC サイトでの情報探索量が商品の購入に影響を及ぼす。また、オンラインでの情報探索を行う消費者の特徴は、価格や売れ筋についても重視しているため[69]、自社 EC サイトのみではなく、モール型 EC サイトや SNS など 3 種類以上のカテゴリで情報探索を行うことにより、購入の可能性がさらに高まる。

一方で情報探索の幅が広くても、SNS を中心として、自社 EC サイト以外で情報探索を行っている場合は、いわゆる先行研究における「探索／検討型」の行動と近しく、すぐには購入が発生しない可能性が高いことが明らかとなった。

本研究による学術的な意義は以下の 2 点である。第 1 に、複数サイトを横断したオンライン情報探索行動について、実際の行動ログデータを用いて実証分析を行ったことである。これまでに行われてきた、複数サイトを横断した情報探索行動と購入に関する研究では、アンケート調査をベースに行われた研究が多かった。このため、日常生活における自然な情報接触環境との乖離が懸念されている[9, 71]。

本研究では、User centric data を用いて検証を行った。加えて、先行研究に基づき、情報探索に用いられる WEB サイトを 6 つのカテゴリに分類し、情報探索のパターンと購入との関係性を分析する新たな手法の開発を試みた。これにより、消費者の日常生活下の情報接触環境における、オンライン情報探索行動に関して実証的な分析を行うことができた。今後の消費者行動研究において、新たなデータ活用の可能性を示せたことは意義深い。

第 2 に、複数サイトを横断したオンライン情報探索行動と商品購入の関係性について明らかにしたことである。これまでのオンライン情報探索行動の研究では、1 つの WEB サイト内での情報探索行動と購入に関する研究が多く、複数サイトを横断する情報探索行動と購入の関係性は十分に解明されていなかった。本研究では、自社 EC サイトでの情報探索のみではなく、さらに検索や SNS など情報探索を行うことで購入への影響が高まることが明らかになった。本研究はオンライン消費者行動の研究に対する実証の蓄積に貢献できた。

第4章 スマートフォン上での User centric data を用いたオンライン情報探索行動分析

4.1 分析目的と設定と、分析手法の検討

4.1.1 スマートフォンのショッピング利用の変化

人々のオンラインで商品購入を行うデバイスは、パソコンからスマートフォンへと移行した。視聴行動分析サービスを提供するニールセンデジタル株式会社が2019年に実施した「ニールセン デジタル・コンシューマー・データベース 2019 (Nielsen Digital Consumer Database 2019)」によると、2017年と比較して、各デバイスの利用目的の順位に大きな変化はなかったものの、利用する人の割合には変化が見られた[72]。2017年には約半数の人が「商品を購入するため」にスマートフォンよりもパソコンを利用していたのに対し、2019年にはパソコンが7ポイント減少、スマートフォンが4ポイント増加し、オンラインショッピングで利用するデバイスは、スマートフォンがパソコンを上回った。また、「買い物に関する情報を得るため」には2017年から既にスマートフォンの利用がパソコンを上回っているが、2年で更に3ポイント増加し、パソコンとの差が拡大している(図21)。

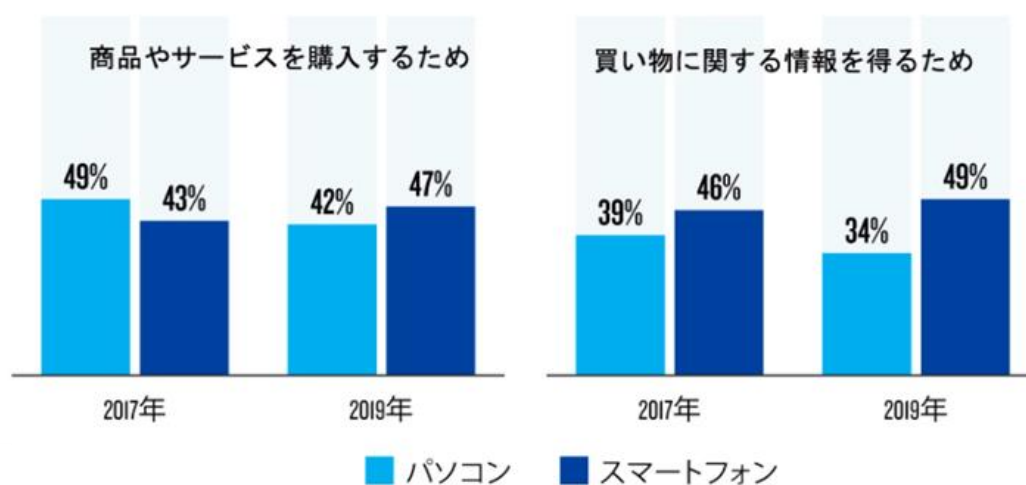


図21 デバイス別利用目的[72]

また、国内大手調査会社のマイボイス株式会社が2021年に実施した「オンラインショッピングの利用に関するアンケート調査(第17回)」によると、直近1年間に利用した通信販売の申込み手段に関する質問について、パソコンと回答した割合は82.5%だったのに対し、スマートフォンと回答した割合は40.2%となっている[73]。

経済産業省の「平成30年度我が国におけるデータ駆動型社会に係る基盤整備(電子商取引に関する市場調査)」には、BtoCのEC市場規模とスマートフォン比率に関する直近5年間の推移が記されている(図22)[74]。2018年と比較すると、2019年の市場規模は6,076

億円増加しており、増加率は 16.6%であった。物販系分野の BtoC の EC の市場規模は、前年比 7,523 億円増加、増加率は 8.09%であった。インターネット利用端末の推移から、電子商取引においては、市場規模が拡大する中で PC からスマートフォンへの移行が進んでいるものと見られる。当面は、スマートフォンを通じた電子商取引が物販系 BtoC-EC 市場規模拡大の要因になるものと考えられる。

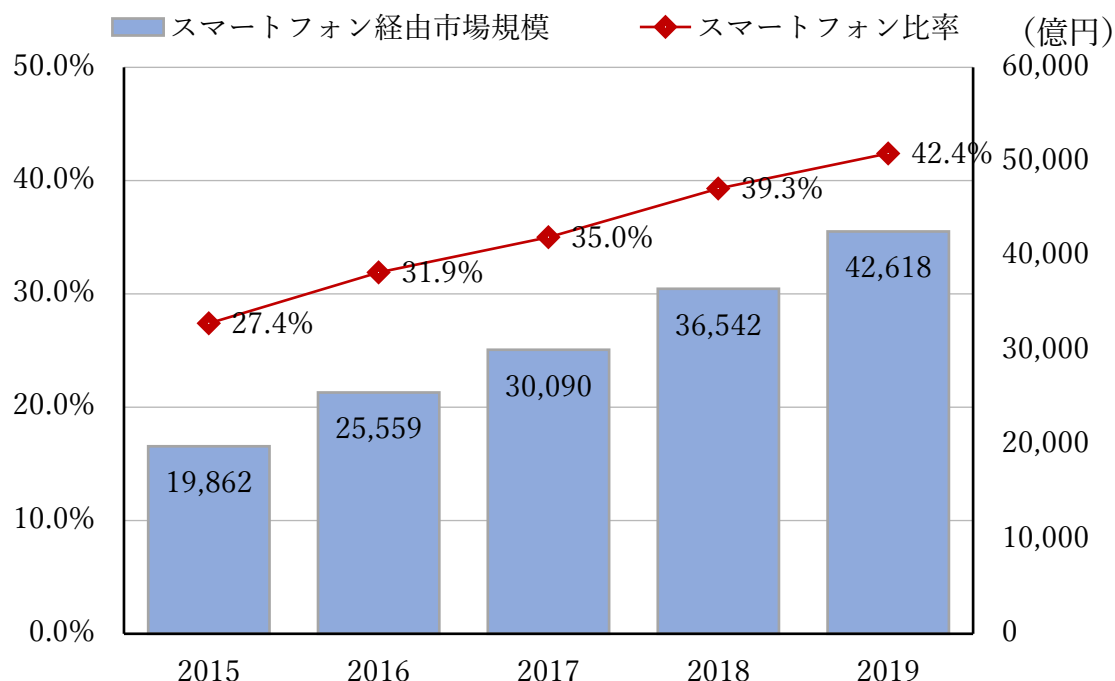


図 22 スマートフォン経由の BtoC EC 市場規模推移 一部修正 [74]

スマートフォンでのオンラインショッピングは、今後ますます成長されることが予想される。前章では行ったオンライン情報探索行動と購入の関係性について、パソコンのアクセスログデータを蓄積した User centric data を用いて、実証分析を行った。本章では、スマートフォンのアクセスデータを蓄積した User centric data を用いて、スマートフォンでの購入に寄与するオンライン情報探索行動について、分析を行う。

4.1.2 研究対象とする商品カテゴリーの検討

前章での商品カテゴリーの選択と同様に、対象とする商品カテゴリーの選択は、購入者の出現を考慮しなければならない。一般的に商品単価が高額な場合、購入頻度は低下する。そのため、購入頻度の高い低価格帯商品の中でも、WEB サイトでの情報探索が多い商品カテゴリーを選択する必要がある。また、実店舗ではなく EC サイトでの購入量が多い商品でなければ、購入者の出現率は低下する。

神田らの研究では、低価格帯商材の中でスキンケア用品、メイクアップ用品がインターネットでの情報探索が多いことが述べられている [2]。スマートフォン上での商品購入や情報

探索の傾向に関する調査では、国内大手調査会社の MMD 研究が 2018 年に実施した調査がある。それによると、スマートフォンでの商品購入率はファッション、本、酒類、化粧品の順で多い。ただし本研究では、スマートフォンとパソコンでの情報探索行動の差異についても考察を行うべく、本章では化粧品カテゴリのスマートフォンでの購入者を研究対象とする。

User centric data はユーザーがアクセスした URL の蓄積となるため、URL によって購入者を判別しなければならない。購入者の判別が可能かどうかについて確認するため、楽天や Amazon などのモール型 EC サイトと、化粧品メーカー各企業の EC サイトにおけるスマートフォンサイトの購入完了ページの URL について調査した。

楽天と amazon について、購入完了ページの URL ルールを特定することができなかった。次に化粧品メーカーの EC サイトの購入完了ページについて調査した。調査対象とした EC サイトは日本流通経済新聞が発表している「通信販売化粧品売上高」売上上位 10 社の EC サイトについて確認を行った[67]。

上位 10 社の購入 URL について、今回使用する User centric data 内での出現数を調べたところ、前章で用いたパソコンからのアクセスデータと同様に、オルビス社の購入者の出現が最も多く、ついでファンケル社の購入者の出現が多かった。国内大手調査会社より実験用に提供可能なサンプル数が 400 サンプルだったため、本研究の対象をファンケル社、オルビス社の商品購入者 200 名と、もう一方はファンケル社、オルビス社の WEB サイトに接触したが購入しなかった商品非購入者 200 名、合計 400 名を本研究の対象とした。

4.1.3 実験に使用する User centric data について

本研究で使用する User centric data の詳細について以下に示す。

本章で使用するデータは、国内最大級の User centric data を運用する調査会社が構築している、スマートフォンからのアクセスログデータのみを蓄積した User centric data を使用する。調査対象は前項で述べたとおり、化粧品メーカーの中でも事前調査で購入完了者の出現が多い、オルビス社とファンケル社の購入者を対象とした。さらに、購入完了ページ到達者の中から、データが欠損しているサンプルを除外した、190 名分のログデータを対象とした。また比較対象として、ファンケル社もしくはオルビス社のサイトに来訪したが、購入をしなかった非購入者の中からランダムに抽出した 190 サンプルも本研究の対象とした。

データについては、第 3 章で使用した User centric data と同様に、商品購入の際のサイトアクセスで最初に訪れたページを 0 として、その手前の 100 ページ分の URL について提供を受けた。このデータを分析するために、情報探索を行った 100 ページ分の URL について、カテゴリ a(自社 EC サイト)、カテゴリ b(検索サイト)、カテゴリ c(モール型 EC サイト)、カテゴリ d(競合サイト)、カテゴリ e(SNS)、カテゴリ f(比較サイト)の 6 種類に分類した。

その 6 種類の分類について、それぞれにどのくらい繰り返しの WEB サイトを使用したのか、その度数をもとめた(カテゴリ度数)。また、a から f までの分類の中で何種類のサイト分類を閲覧したのか(カテゴリ種類数)についても、購入もしくは非購入との関係につ

いて分析を行う。

4.2 分析結果

分析の手法については、第3章のパソコン版のデータ分析と同様である。本節ではスマートフォン上での情報探索行動と購入との関係について、明らかにする。パソコンでの分析結果と、スマートフォンでの分析結果の比較については、第5章にて行う。

情報探索に使用するWEBサイトの分類についても、第3章と同様に自社ECサイト(公式WEBサイト)、検索サイト、モール型ECサイト、競合サイト、SNS、比較サイト(クチコミサイト)に分類し、それぞれのサイトカテゴリへの情報探索の深さや、情報探索に用いるサイトの幅と購入に関係があるか、仮説の検証を行った。サンプル数は購入者190サンプル、非購入者190サンプルの合計380サンプルで分析を行った。

4.2.1 基本統計量

それぞれのサイトカテゴリへのアクセス回数(カテゴリ度数)における基本統計量を以下に示す(表16)。また、全体像を把握するためにカテゴリ度数の合計を購入者、非購入者別で集計した(図23)。

表16 基本統計量

	全体			購入者(Y)		非購入者(N)		平均差	
	平均	標準偏差	購入との相関	平均	標準偏差	平均	標準偏差	(Y-N)	p値 (t検定)
a (自社ECサイト)	3.72	9.46	0.17	5.07	10.75	2.22	7.57	2.84	0.00 ***
b (検索サイト)	5.52	13.40	0.05	6.28	13.62	4.68	13.18	1.60	0.25
c (モール型ECサイト)	5.19	11.71	-0.02	4.95	10.78	5.46	12.72	-0.52	0.67
d (競合サイト)	0.32	2.55	0.08	0.52	3.46	0.09	0.59	0.42	0.11
e (ソーシャルメディア)	0.48	2.85	-0.04	0.35	1.92	0.62	3.61	-0.28	0.34
f (比較サイト)	0.17	0.87	0.11	0.26	1.08	0.08	0.54	0.18	0.05 *

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

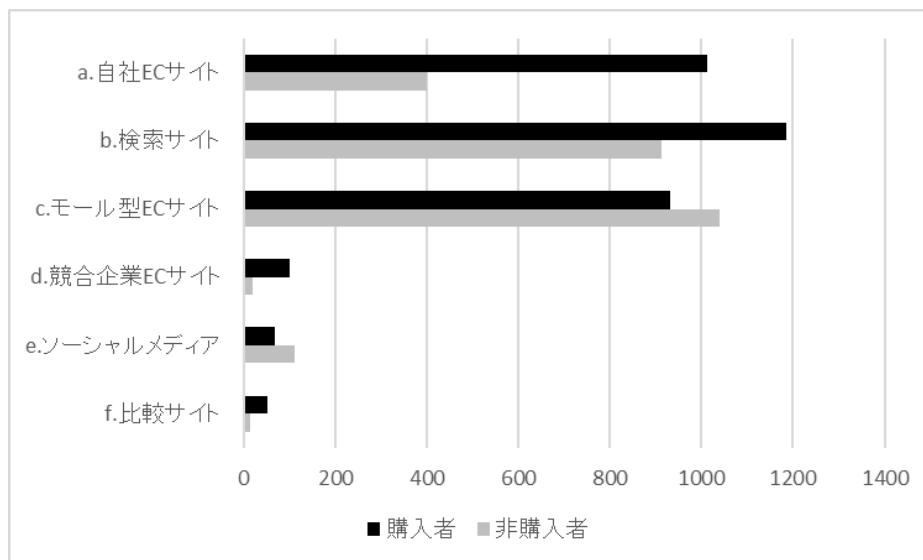


図 23 購入者、非購入者別カテゴリ度数集計グラフ

全体のカテゴリ度数を項目間で比較すると、検索サイトは平均 5.52、モール型 EC サイトは 5.19 とカテゴリ度数が高いが、競合 EC サイトは 0.32、ソーシャルメディアは 0.48、比較サイトについては 0.17 とカテゴリ度数が低かった。

次に購入者のカテゴリ度数を項目間で比較すると、自社 EC サイトは 5.07、検索サイトは 6.28、モール型 EC サイトは 4.95 とカテゴリ度数が高く、競合サイトは 0.52、ソーシャルメディアは 0.35、比較サイトは 0.26 と低かった。

非購入者のカテゴリ度数を項目間で比較すると、モール型 EC サイトは 5.46、検索サイトは 4.68 とカテゴリ度数が高く、その他のカテゴリ度数は低い結果が得られた。競合サイト EC サイトやソーシャルメディア、比較サイトは購入者、非購入者それぞれでカテゴリ度数は低く、購入検討には使用されていないと言える。

カテゴリ度数を購入者、非購入者で比較すると、自社 EC サイトは購入者と非購入者の度数の差が他の項目と比べて大きく、p 値は $p < 0.01$ であった。つまり、購入者の方が自社サイト EC に繰り返し訪れていると言える。また、比較サイトも p 値は $p < 0.05$ となっており、 $\alpha = 0.1$ で統計的に有意差があった。

続いて、情報探索を行った幅の広さを表すカテゴリ種類数についてクロス集計を行った(表 17)。また、全体像を把握するためにサイト種類数を購入者、非購入者別で集計した(図 24)。尚、直前のページ閲覧 URL100 個の中に、サイトカテゴリ 6 分類に 1 種類も含んでいない 88 サンプルは除外し、合計 292 サンプルから集計した。

表 17 カテゴリ種類数別購入者，非購入者数

	購入者	非購入者	合計
カテゴリ種類数1	75	76	151
カテゴリ種類数2	52	52	104
カテゴリ種類数3	17	11	28
カテゴリ種類数4	7	2	9

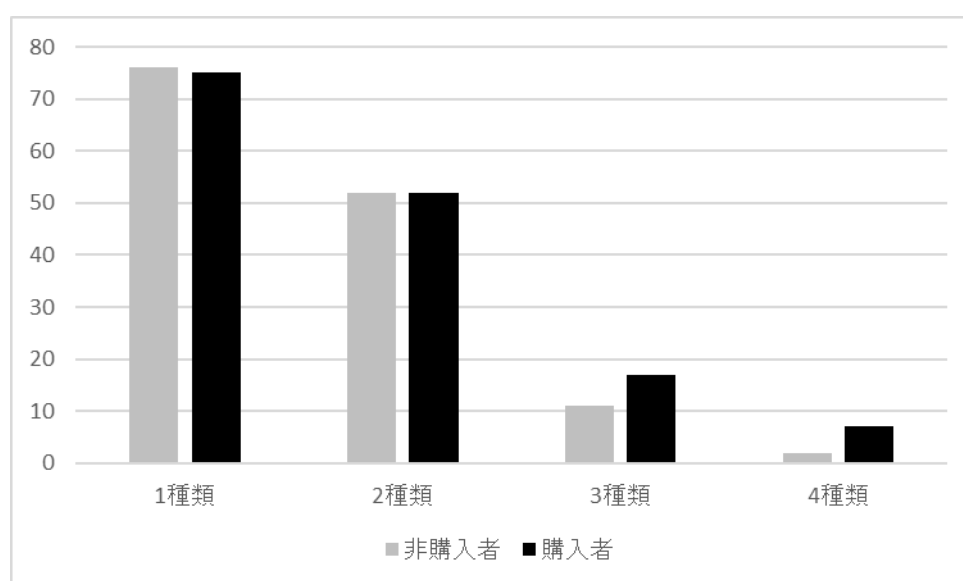


図 24 購入者，非購入者別カテゴリ種類数グラフ

χ^2 二乗検定の結果は $p=0.29$ となり， $\alpha=0.1$ で統計的に有意な差は認められなかった。クロス集計表のそれぞれの数値を見ると，カテゴリ種類数 1 と 2 は，購入者数と非購入者数が同等だが，カテゴリ種類数 3 と 4 まで購入者の方が高い数値となっている。それぞれのカテゴリ種類数における購入者の比率は，カテゴリ種類数 1 が 49.7%，カテゴリ種類数 2 が 50%，カテゴリ種類数 3 が 60.7%，カテゴリ種類数 4 が 77.8% と，種類数が多いほど購入者比率は高い結果となった。

4.2.2 二項ロジスティック回帰分析

4.2.2.1 カテゴリ度数を変数とした二項ロジスティック回帰分析

カテゴリ度数と購入との関係を明らかにするため，購入有無を目的変数，カテゴリ度数を説明変数とした二項ロジスティック回帰分析を行った。強制投入法を用いて，全てのカテゴリ度数を変数とした(表 18)。

表 18 カテゴリ度数を変数とした二項ロジスティック回帰分析 (強制投入法)

		偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
a	(自社ECサイト)	0.046	1.05	0.00	***
b	(検索サイト)	0.007	1.01	0.36	
c	(モール型ECサイト)	-0.004	1.00	0.64	
d	(競合サイト)	0.117	1.12	0.23	
e	(ソーシャルメディア)	-0.041	0.96	0.37	
f	(比較サイト)	0.295	1.34	0.06	*
	定数	-0.222	0.80	0.10	

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

カテゴリ a の自社 EC サイトが偏回帰係数 0.046, オッズ比 1.05, p 値は $p < 0.01$ となっており, $\alpha = 0.1$ で統計的に有意差があった。これは, 自社 EC サイトでの情報探索が購入に影響していると言える。また, 比較サイトが偏回帰係数, オッズ比の双方とも最も高く, p 値は $p = 0.06$ となっており, $\alpha = 0.1$ で統計的に有意差があった。基本統計量でも比較サイトは統計的に有意差があり, 購入と関係性があると言える。

4.4.2.2 カテゴリ種類数を変数とした二項ロジスティック回帰分析

次にカテゴリ種類数と購入との関係を明らかにするため, 購入有無を目的変数, カテゴリ種類数を説明変数とした二項ロジスティック回帰分析を行った。強制投入法を用いて, カテゴリ種類数 1 からカテゴリ種類数 4 までを変数とした(表 19)。

表 19 カテゴリ種類数を説明変数とした二項ロジスティック回帰分析

		偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
a	カテゴリ種類数1	0.215	1.24	0.42	
b	カテゴリ種類数2	0.228	1.26	0.43	
c	カテゴリ種類数3	0.664	1.94	0.13	
d	カテゴリ種類数4	1.481	4.40	0.07	*
e	定数	-0.228	0.80	0.29	

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

サイト種類数 4 が偏回帰係数 1.481, オッズ比が 4.40 と共に最も高く, p 値は $p = 0.07$

であり、 $\alpha=0.01$ で統計的に有意差があった。また、偏回帰係数とオッズ比の値を見ると、それぞれカテゴリ種類数が多いほど、それぞれの値が大きくなっているが、カテゴリ種類数 1 からカテゴリ種類数 3 については、統計的に有意差はなかった。

4.2.2.3 具体的な組み合わせを変数とした二項ロジスティック回帰分析

どのようなカテゴリの組み合わせが購入に影響するかを明らかにするため、カテゴリの具体的な組み合わせを説明変数とした二項ロジスティック回帰分析を行った。組み合わせは 20 種類以上あり変数が多くなるため、変数選択はステップワイズ増加法にて行った。有意水準は $p<0.05$ とした。尚、組み合わせの検証のため、カテゴリ種類数 1 のサンプル 151 サンプルと、6 分類のどれにも接触していない 88 サンプルは除外し、合計 141 サンプルで分析を行った(表 20)。

表 20 カテゴリの具体的な組み合わせを変数としたロジスティック回帰分析

			偏回帰係数	オッズ比	有意確率		
ステップ 1	-2対数尤度比	517.44	a+b	1.932	6.90	0.01	**
	モデル χ^2	9.35	定数	-0.060	0.94	0.56	

***= $P<0.01$, **= $P<0.05$, *= $P<0.1$

この分析では、変数が $p<0.05$ となったのは、ステップ 1 のみとなっていた。自社 EC サイトであるカテゴリ a と、検索サイトのカテゴリ b の組み合わせのみが購入と関係性があるという結果が得られた。

また、具体的な組み合わせについてクロス集計を行った(図 25)。クロス集計においても、自社 EC サイトを含むカテゴリ種類の組み合わせの場合、非購入者より購入者が多いという結果が得られた。逆に自社 EC サイトでの情報探索を含まない場合には、非購入者の方が多くなっている。

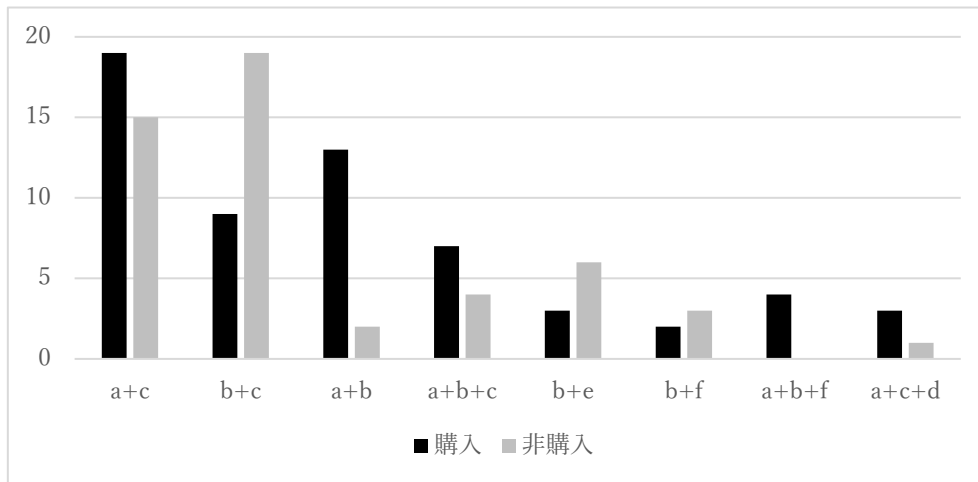


図 25 カテゴリの具体的な組み合わせの購入者、非購入者クロス集計

4.2.3 クラスタ分析

パソコンでのデータと同様に、今回のデータは URL のみで属性情報がなく、ユーザーを深掘りすることが難しい。そこで、ユーザーを情報探索行動の類似性から分類することで、ユーザー像を深掘りすることを試みる。本項ではカテゴリ度数を用いた階層クラスタ分析 (Ward 法) により、ユーザーの分類を行った。距離の計算は、ユーグリット距離により算出した。クラスタ分析によるデンドログラム図を図 26 に示す。まずは今回の属性分類に最適なクラスタ数について検討を行った。それぞれ 3 クラスタ、4 クラスタ、5 クラスタ、6 クラスタに分類した際の各クラスタの特徴を図 27~30 に示す。

3 クラスタに分類した際の各クラスタの特徴を見ると、第 2 クラスタはモール型 EC サイトであるカテゴリ c の閲覧が多く、第 3 クラスタは検索サイトであるカテゴリ b と、SNS であるカテゴリ e、比較サイトであるカテゴリ f の閲覧が多い。

4 クラスタの分類で見ると、第 2 クラスタは自社 EC サイトであるカテゴリ a の閲覧が多く、第 3 クラスタはモール型 EC サイトであるカテゴリ c の閲覧が多い。第 4 クラスタは検索サイトであるカテゴリ b と、SNS であるカテゴリ e、比較サイトであるカテゴリ f の閲覧が多い。

5 クラスタの分類で見ると、第 2 クラスタは自社 EC サイトであるカテゴリ a の閲覧が多く、第 3 クラスタはモール型 EC サイトであるカテゴリ c の閲覧が多い。第 4 クラスタは検索サイトであるカテゴリ b が多く、第 5 クラスタはカテゴリ b の他、SNS であるカテゴリ e、比較サイトであるカテゴリ f の閲覧が多い。

6 クラスタの分類で見ると、第 3 クラスタと第 4 クラスタが共にモール型 EC サイトの閲覧が多く、それぞれの特徴が規定しづらい分類になっている。

よって、本項では 5 クラスタの分類を使用し、それぞれのクラスタの行動特徴について分析していく。

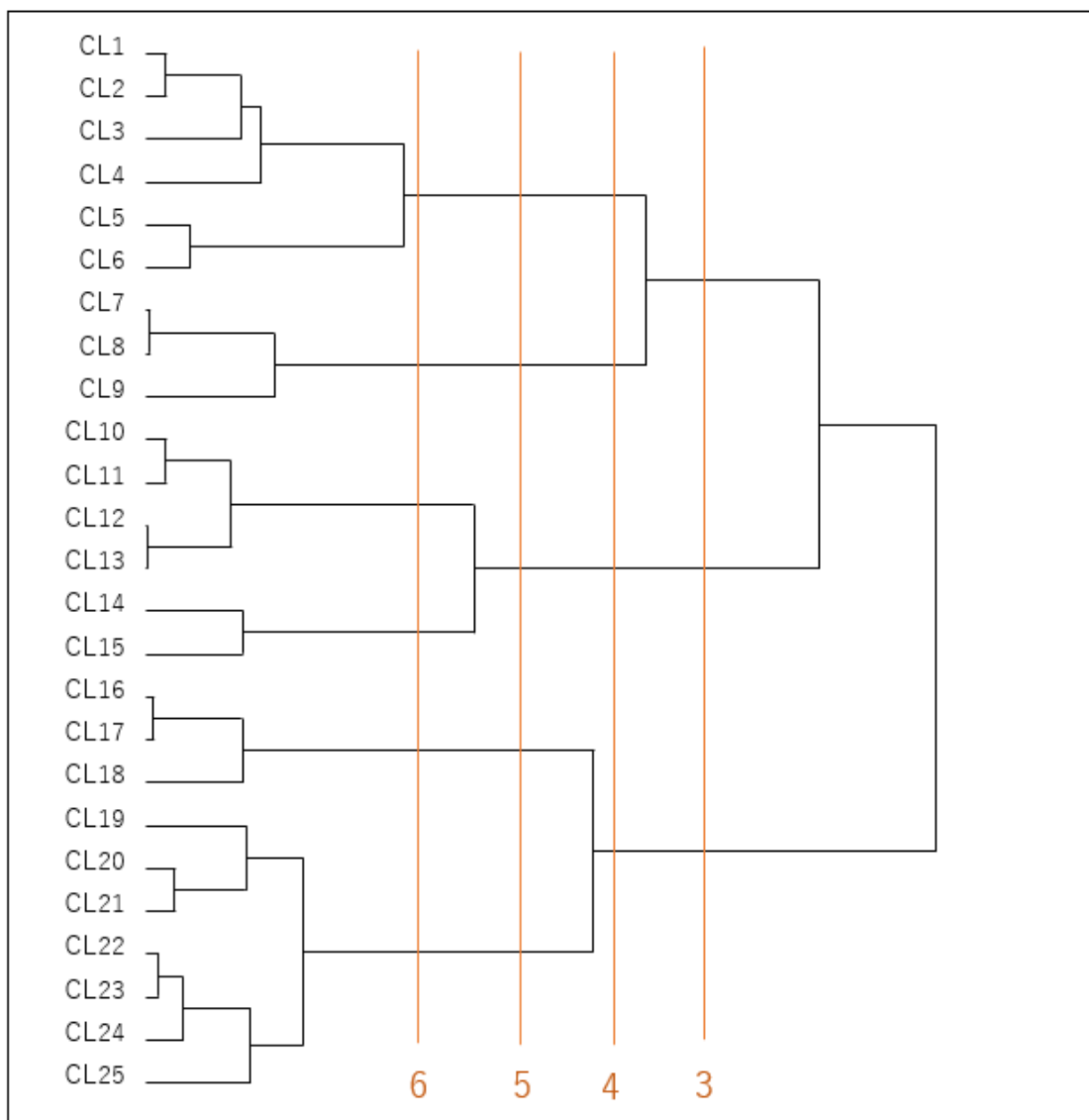


図 26 階層クラスタ分析によるデンドログラム図

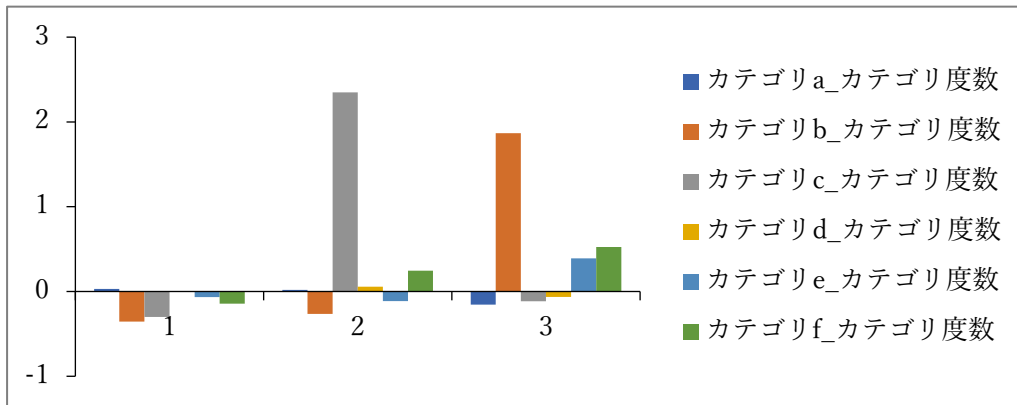


図 27 3 クラスターの各クラスターの特徴(得点は標準化得点)

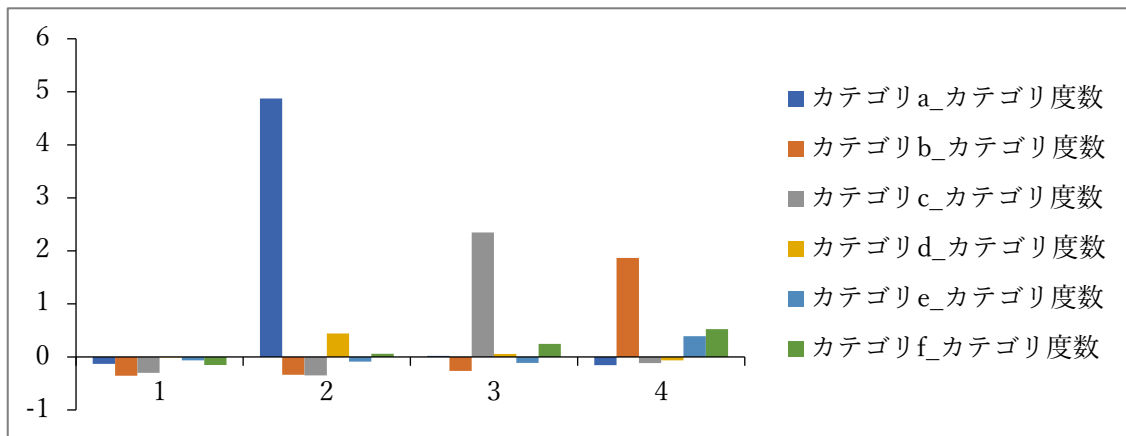


図 28 4 クラスターの各クラスターの特徴(得点は標準化得点)

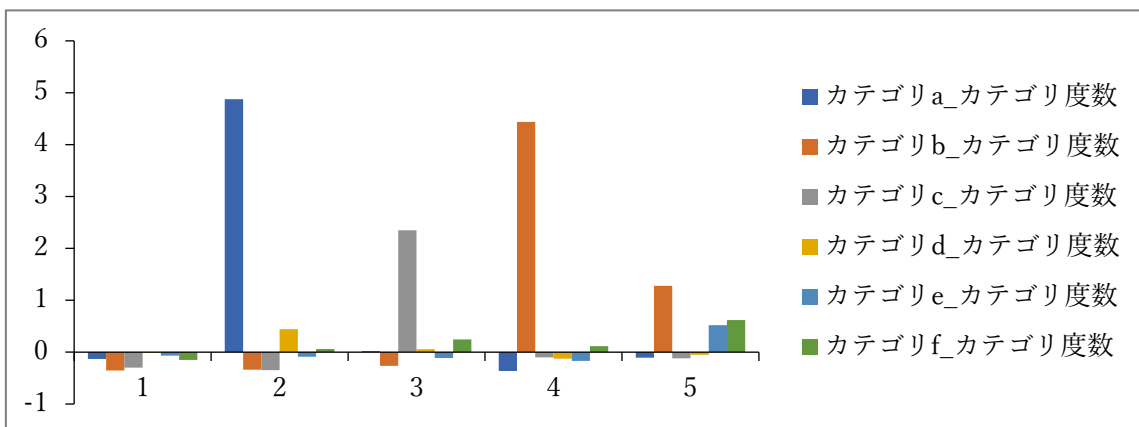


図 29 5 クラスターの各クラスターの特徴(得点は標準化得点)

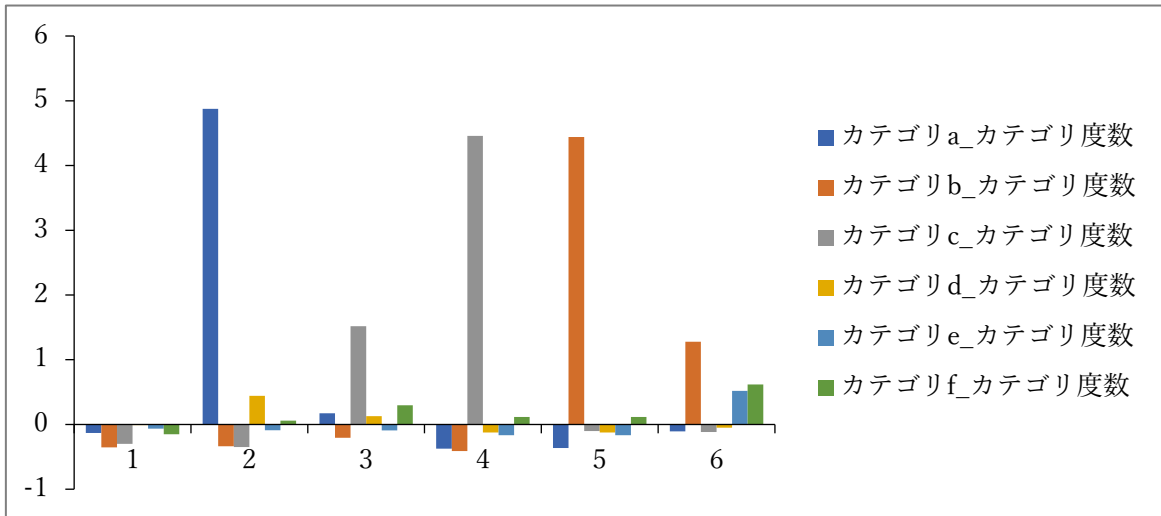


図 30 6 クラスターの各クラスターの特徴(得点は標準化得点)

それぞれのクラスターごとに、カテゴリ a から f までのカテゴリ度数と情報探索に使用した WEB サイトのテゴリ種類数の平均、そしてカテゴリ内の購入者の比率を以下に示す(表 21)。

表 21 各クラスターのカテゴリ度数, カテゴリ種類数, 購入者率

	第1クラスター	第2クラスター	第3クラスター	第4クラスター	第5クラスター
サンプル数	273	9	39	11	48
カテゴリa_度数 (自社ECサイト)	2.5	49.9	3.9	0.3	2.7
カテゴリb_度数 (検索サイト)	0.8	1.0	2.0	65.1	22.7
カテゴリc_度数 (モール型ECサイト)	1.7	1.1	32.7	4.0	3.8
カテゴリd_度数 (競合サイト)	0.3	1.4	0.5	0.0	0.2
カテゴリe_度数 (SNSサイト)	0.3	0.2	0.2	0.0	2.0
カテゴリf_度数 (比較サイト)	0.0	0.2	0.4	0.3	0.7
カテゴリ種類数	1.0	1.8	1.8	1.8	2.1
購入者比率	46.2%	88.9%	56.4%	54.5%	58.3%
探索型	浅慮	企業ECサイト 探索	モール型EC 探索	検索サイト 探索	検索サイト+ SNS+比較 サイト探索

第 1 クラスタは最もサンプル数が多いが、カテゴリ度数もカテゴリ種類数も他のカテゴリに比べて低く、購入者比率も低い。第 2 クラスタは、自社 EC サイトのカテゴリ度数が高く、購入比率が最も高い。第 3 クラスタは、モール型 EC のカテゴリ度数が高くっており、カテゴリ種類数や購入者比率は、他のクラスタと比較しても平均的な数値である。第 4 クラスタは検索サイトの利用率が高い。第 5 クラスタは検索サイトと SNS のカテゴリ度数が他と比較して高く、カテゴリ種類数も最も多い。購入比率は第 2 クラスタに次いで高い数値となっている。

4.3 考察

スマートフォンは人々の情報接触の中心となっている。場所と時間にとらわれずにインターネットに接続を出来る環境となり、いつでも情報探索や商品購入を手元で行うことができる。しかし、スマートフォン上での購買行動プロセスに関して、実際のアクセスログを用いての検証は不十分な状況である。本章では、スマートフォン上の行動を補足した User centric data を用いて、購入に寄与する情報探索行動について、実証分析を行った。

本研究では複数のサイトを横断したオンライン情報探索行動の分析を行うため、情報探索する WEB サイトを、先行研究から自社 EC サイト、検索サイト、モール型 EC サイト、競合サイト、SNS、比較サイトの 6 つに分類し、それぞれのカテゴリへのアクセスと購入との関係性を分析した。検証の結果、自社 EC サイトでの情報探索ボリュームと購入との関係は統計的に有意差があった。また、比較サイトへのアクセスについても、統計的に有意差があった。

また、情報探索行動の幅の広さが商品購入に影響を与えるかという点については、カテゴリ種類数が最も多い 4 種類のみ統計的に有意差があり、多くの WEB サイトでの情報探索が購入に寄与するという結果となった。

具体的に購入に影響のある組み合わせについては、自社 EC サイトと検索サイトの組み合わせのみが統計的に有意差があった。

最後に階層クラスタ分析により、ユーザー像の深掘りを行った。その結果、ユーザーを 5 つのクラスタに分類することができ、自社 EC サイト探索層、モール型 EC 探索層、検索サイト探索層、検索サイト・SNS・比較サイト探索層、浅慮型の 5 つに分類された。その中でも、自社サイト探索層は購入者比率が高いという結果となった。

本研究による学術的な意義は、スマートフォン上の情報探索行動において、実際の行動ログデータを用いて実証分析を行ったことである。本研究では、スマートフォンのアクセスデータを蓄積した User centric data を用いて検証を行った。加えて、前章と同様の手法を用いて情報探索に用いられる WEB サイトを 6 つのカテゴリに分類し、情報探索のパターンと購入との関係性を分析する新たな手法での分析を試みた。パソコンでの情報探索行動、スマートフォンでの情報探索行動での購入に寄与する情報探索行動がそれぞれ明らかとなり、検討した新たな分析手法の有効性、有用性が示された。今後の消費者行動研究において、新たなデータ活用の可能性を示した。

第 5 章 デバイス別情報探索行動の特徴

5.1 分析目的と設定と、分析手法の検討

第 3 章と第 4 章では、パソコンとスマートフォンそれぞれでのオンライン情報探索行動と購入の関係性について分析を行った。本章では、パソコンでの情報探索行動とスマートフォンでの情報探索行動の比較を行うことで、デバイス別での情報探索行動の特徴について明らかにすることを目的とする。

吉藤らの研究によると、スマートフォンでのメディア利用に関して、若年層はスマートフォンの普及や通信環境の向上とともに広がった動画や SNS といった、比較的新しいサービスを主に利用しており、中年層ではそれ以前から普及していたウェブを主に利用している [75]。その中で特に女性は、中年層でも SNS やアプリといったスマートフォンならではのメディア利用が男性より活発である。

若年層と中年層のスマートフォンの使い方と利用量には大きな違いがみられた。それは、従来パソコンで行っていたメールや WEB 検索などの行動をそのままスマートフォンに置き換えて利用することが多い中年層とは異なり、若年層が「SNS」や「動画」など比較的新しいサービスを活用して、多種多様なメディア利用行動を行っていることに起因する。

昨今、WEB サイトやスマートフォンアプリの数は年々増加し、消費者は商品情報の検索、商品の選択、決済までを低負荷で利用できるようになっている [76]。EC サイトの利用時間は PC の方がモバイルに比べて多い傾向であった。また、オンライン購買の説明力は PC での EC 利用の方がモバイルよりも強いことが確認された。デバイス特性に関する先行研究では、PC は多くの情報を入力・処理できる情報操作性に優れること、モバイルは手軽に素早く情報を処理できる効率性に優れることが示されている。

またスマートフォンなどのモバイルデバイスはチャネル選択の最適化を短時間で実現できる利便性を消費者にもたらしている。EC サイトはモバイルに比べて PC において多く使われる傾向にあるが、今後より多くの消費者がモバイルで EC サイトを利用する経験を積み重ねるにつれてモバイルの重要性も高まっていくことが予想される。

このように、スマートフォンの普及が進むにつれて、パソコンの利用者とスマートフォン利用者の傾向の違いが出てきている。そこで本章では、パソコンとスマートフォンでの上探索行動の比較を行うことで、情報探索行動の特徴があるのか、もしくは共通する部分があるのかについて検証を行う。検証については、第 3 章で得られたパソコンでの情報探索行動の分析結果と、第 4 章で得られた分析結果を基に、それぞれを比較し検証する。

5.2 分析結果

パソコンでの情報探索行動の分析に利用した User centric data と、スマートフォンでの情報探索行動の分析に利用した User centric data について、まずは基本統計量の結果を比較する。

5.2.1 基本統計量の比較

パソコンのUser centric dataの分析結果と、スマートフォンのUser centric dataの分析結果について、基本統計量の比較を以下に示す(表 22).

表 22 パソコンでの情報探索行動分析とスマートフォンでの情報探索行動分析の基本統計量比較

全体	パソコン	スマートフォン	差分	p値 (t検定)
a (自社ECサイト)	6.52	3.72	2.80	0.00
b (検索サイト)	9.72	5.52	4.20	0.00
c (モール型ECサイト)	12.22	5.19	7.03	0.00
d (競合サイト)	0.69	0.32	0.38	0.19
e (ソーシャルメディア)	2.36	0.48	1.89	0.00
f (比較サイト)	0.36	0.17	0.19	0.16

購入者	パソコン	スマートフォン	差分	p値 (t検定)
a (自社ECサイト)	10.92	5.33	5.59	0.00
b (検索サイト)	10.71	6.24	4.47	0.00
c (モール型ECサイト)	13.44	4.90	8.54	0.00
d (競合サイト)	1.02	0.53	0.49	0.38
e (ソーシャルメディア)	2.38	0.36	2.02	0.00
f (比較サイト)	0.41	0.27	0.14	0.47

非購入者	パソコン	スマートフォン	差分	p値 (t検定)
a (自社ECサイト)	2.12	2.11	0.01	0.98
b (検索サイト)	8.74	4.81	3.94	0.00
c (モール型ECサイト)	11.01	5.48	5.53	0.00
d (競合サイト)	0.37	0.11	0.27	0.13
e (ソーシャルメディア)	2.35	0.59	1.76	0.01
f (比較サイト)	0.32	0.07	0.25	0.20

まずは購入者と非購入者のデータを合計した全体の差を見みると、自社ECサイトへのアクセスであるカテゴリ a は、パソコンでのアクセスの方が平均 2.80 多い。同様に検索サイトへのアクセスであるカテゴリ b はパソコンの方が平均 4.20 多く、モール型 EC サイトのカテゴリ c は平均 7.03 パソコンのほうが多かった。カテゴリ d, e, f についても、パソコンの方が高い結果となった。

購入者のカテゴリ度数を見ると、全体的にパソコンの方が高い結果となっている。カテゴリ a はパソコンのほうで平均 5.59 高く、カテゴリ b はパソコンの方が平均 4.47 高い結果となっている。最も差が大きかったのがカテゴリ c で、パソコンのほうで平均 8.54 高い。カテゴリ d, e, f, についてもパソコンの方が高い結果となり、カテゴリ e のカテゴリ度数はパソコンの方が 7 倍ほど大きい結果となった。

非購入者のパソコンとスマートフォンのカテゴリ度数の差を見ると、自社 EC サイトへのアクセスであるカテゴリ a では差が見られなかった。それ以外のカテゴリについては、購入者と同様の傾向で、いずれのカテゴリでもパソコンの方がカテゴリ度数が高い結果となった。

次にカテゴリ間の傾向を見ると、全体では、パソコンでモール型 EC サイトであるカテゴリ c が最も度数が高いが、スマートフォンでは検索サイトであるカテゴリ b が最も度数が高くなっている。購入者でのカテゴリ間の傾向も、全体と同様にパソコンではカテゴリ c、スマートフォンではカテゴリ b の度数が最も高い。非購入者では、スマートフォンについてもモール型 EC サイトであるカテゴリ c が最も度数が高い結果となった。

5.2.2 二項ロジスティック回帰分析の結果比較

次に二項ロジスティック回帰分析の結果についての比較を行う。第 3 章、第 4 章で得られたパソコン、スマートフォンそれぞれの分析結果について再掲する(表 23, 24)。まず、カテゴリ度数についての二項ロジスティック回帰分析の結果の比較を行う。

表 23 カテゴリ度数を変数とした二項ロジスティック回帰分析
パソコンでの Use centric data の分析結果

		偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
a	(自社ECサイト)	0.089	1.09	0.00	***
b	(検索サイト)	0.019	1.02	0.05	**
c	(モール型ECサイト)	0.011	1.01	0.06	*
d	(競合サイト)	0.024	1.02	0.42	
e	(ソーシャルメディア)	0.008	1.01	0.57	
f	(比較サイト)	0.030	1.03	0.48	
	定数	-0.910	0.40	0.00	***

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

表 24 カテゴリ度数を変数とした二項ロジスティック回帰分析
スマートフォンでの Use centric data の分析結果

		偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
a	(自社ECサイト)	0.046	1.05	0.00	***
b	(検索サイト)	0.007	1.01	0.36	
c	(モール型ECサイト)	-0.004	1.00	0.64	
d	(競合サイト)	0.117	1.12	0.23	
e	(ソーシャルメディア)	-0.041	0.96	0.37	
f	(比較サイト)	0.295	1.34	0.06	*
	定数	-0.222	0.80	0.10	

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

どちらも購入有無を目的変数、カテゴリ度数を説明変数とした二項ロジスティック回帰分析を行った。その結果、パソコンからのアクセスのデータ分析では、自社ECサイトは $p < 0.01$ 、検索サイトは $p = 0.05$ 、モール型ECサイトは $p = 0.06$ となり、 $\alpha = 0.1$ で統計的に有意差があった。一方スマートフォンからのアクセスのデータ分析では、自社ECサイトが $p < 0.01$ 、比較サイトが $p = 0.06$ となり、 $\alpha = 0.1$ で統計的に有意差があった。

どちらのデバイスでも自社ECサイトでの情報探索は、購入に影響していると言える。一方で、検索サイトとモール型ECサイトでの情報探索はパソコンのみで、比較サイトは

スマートフォンのみで統計的に有意差があり、パソコンとスマートフォンで購入に寄与する情報探索の違いがあることが明らかになった。

次に、カテゴリ種類数を説明変数とした二項ロジスティック回帰分析の比較を行う。分析結果について、それぞれ以下に再掲する(表 25, 26)。

表 25 カテゴリ種類数を変数とした二項ロジスティック回帰分析
パソコンでの User centric data の分析結果

	偏回帰係数	オッズ比	有意確率
カテゴリ種類数1	0.898	2.45	0.26
カテゴリ種類数2	1.604	4.97	0.04 **
カテゴリ種類数3	2.275	9.73	0.00 ***
カテゴリ種類数4	2.216	9.17	0.01 **
定数	-1.705	0.18	0.03

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

表 26 カテゴリ種類数を説明変数とした二項ロジスティック回帰分析
スマートフォンでの User centric data の分析結果

	偏回帰係数	オッズ比	有意確率
カテゴリ種類数1	0.215	1.24	0.42
カテゴリ種類数2	0.228	1.26	0.43
カテゴリ種類数3	0.664	1.94	0.13
カテゴリ種類数4	1.481	4.40	0.07 *
定数	-0.228	0.80	0.29

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

どちらも購入有無を目的変数、カテゴリ度数を説明変数とした二項ロジスティック回帰分析を行った。その結果、パソコンからのアクセスのデータ分析では、カテゴリ種類数3が $p < 0.00$ 、カテゴリ種類数4が $p = 0.01$ 、カテゴリ種類数2が $p = 0.04$ で、それぞれ $\alpha = 0.1$ で統計的に有意差があった。一方スマートフォンからのアクセスのデータ分析では、カテゴリ種類数4が $p = 0.07$ 、 $\alpha = 0.1$ で統計的に有意な差があった。

偏回帰係数とオッズ比を見ると、パソコンとスマートフォン共にカテゴリ種類数1、カ

カテゴリ種類数 2 と比較して、カテゴリ種類数 3、カテゴリ種類数 4 が高い数値を示している。こちらはデバイスに関係なく、カテゴリ種類数が少ないほど購入への影響がないといえる。

5.2.3 カテゴリ種類の具体的な組み合わせの比較

次に、カテゴリ種類数が複数の場合に、どのようなカテゴリの組み合わせが購入に影響するかを明らかにするために行った、カテゴリの具体的な組み合わせを説明変数とした二項ロジスティック回帰分析の結果を比較する。変数選択はステップワイズ増加法を採用した。分析結果について、それぞれ以下に再掲する（表 27, 28）。

表 27 カテゴリの具体的な組み合わせを変数としたロジスティック回帰分析
パソコンでの User centric data の分析結果

			偏回帰係数	オッズ比	有意確率		
ステップ 1	-2対数尤度比	499.84	a+b+c	1.033	2.81	0.00	***
	モデル χ^2	13.09	定数	-0.170	0.84	0.14	
ステップ 2	-2対数尤度比	491.00	a+b+c	1.102	3.01	0.00	***
	モデル χ^2	21.92	a+b+e	1.945	6.99	0.01	**
			定数	-0.240	0.79	0.04	**
ステップ 3	-2対数尤度比	482.62	a+b	1.027	2.79	0.00	***
	モデル χ^2	30.30	a+b+c	1.235	3.44	0.00	***
			a+b+e	2.078	7.99	0.01	**
			定数	-0.373	0.69	0.00	***
ステップ 4	-2対数尤度比	476.01	a+b	1.116	3.05	0.00	***
	モデル χ^2	36.92	a+b+c	1.324	3.76	0.00	***
			a+b+e	2.167	8.73	0.01	**
			a+b+c+e	1.337	3.81	0.01	**
			定数	-0.462	0.63	0.00	***
ステップ 5	-2対数尤度比	469.17	a+b	1.176	3.24	0.00	***
	モデル χ^2	43.76	a+c	2.314	10.12	0.03	**
			a+b+c	1.385	3.99	0.00	***
			a+b+e	2.227	9.27	0.00	***
			a+b+c+e	1.398	4.05	0.01	**
			定数	-0.522	0.59	0.00	***

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

表 28 カテゴリの具体的な組み合わせを変数としたロジスティック回帰分析
スマートフォンでの User centric data

			偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
ステップ 1	-2対数尤度比	517.44	a+b	1.932	6.90	0.01 **
	モデル χ^2	9.35	定数	-0.060	0.94	0.56

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

パソコンのデータ分析では、いくつかの組み合わせで統計的に有意差があり、全てに組み合わせに自社ECサイトであるカテゴリ a が含まれていた。スマートフォンのデータ分析では、自社ECサイトと検索サイトの組み合わせのみが統計的に有意差があった。パソコンデータと比較して、スマートフォンの分析結果では、統計的に有意である結果が得られた組み合わせが少ない結果となった。

5.3 考察と示唆

スマートフォンが浸透したことによって、時間的制限や地理的制限なくインターネットのアクセスが可能となり、人々の情報接触の中心はスマートフォンにシフトした。インターネットにはパソコンからも、スマートフォンからもアクセスできる時代となり、どちらのデバイスでも情報探索やネットショッピングが行われるようになった。しかし、その情報探索や購買行動について、パソコンとスマートフォンでどのような違いがあるのかについて、実際のアクセスログを用いての検証は不十分な状況である。本研究では、パソコンでの情報探索と、スマートフォンでの情報探索を User centric data を用いて実証分析を行った上で、その違いについて明らかにした。

本章で検証した点は主に2点ある。1つ目はパソコンとスマートフォンで共通するオンライン情報探索行動はあるかという点である。2点目は、パソコンとスマートフォンでの情報探索行動の特徴で、異なる部分はあるのか、という点である。

パソコンとスマートフォンでの情報探索行動の比較で、共通する部分は、自社ECサイトでの情報探索行動が、購入に影響しているという点である。基本統計量においても、購入者と非購入者の間に統計的に有意差があり、二項ロジスティック回帰分析の結果でも自社ECサイトはパソコン、スマートフォン双方で統計的に有意差があった。さらに、具体的な組み合わせを説明変数とした二項ロジスティック回帰分析でも、パソコン、スマートフォン双方で自社ECサイトを含む組み合わせのみが統計的に有意差があった。

また、カテゴリ種類数の分析結果では、パソコンとスマートフォンで共通する部分は情報探索を行ったWEBサイトのカテゴリ種類が多い場合は、購入に対して影響があるという点である。購入者と非購入者の中でのカテゴリ種類数 1 からカテゴリ種類数 5 までの割合の比較を行うと、パソコンとスマートフォン共通で、購入者の方がカテゴリ種類数 3、カテゴリ種類数 4 の割合が高い。また二項ロジスティック回帰分析の結果でも、パソコンではカテ

ゴリ種類数 3, カテゴリ種類数 4 が統計的に有意差があり, 偏回帰係数やオッズ比も高く, 同様にスマートフォンでもカテゴリ種類数 4 で統計的に有意差があり, 偏回帰係数やオッズ比も高い結果となった.

一方で, パソコンとスマートフォンの情報探索行動で異なる点も見られた. 全体として, パソコンよりもスマートフォンでの情報探索が少ない. 購入者と非購入者を合計した全体の基本統計量の結果では, 全てのカテゴリにおいてスマートフォンよりもパソコンでカテゴリ度数が高く, 特にモール型 EC において, パソコンとスマートフォンでのカテゴリ度数の差が大きい結果となった.

以上の結果を踏まえて, パソコンでの情報探索行動と, スマートフォンでの情報探索行動の相違点についての考察を行う. 商品の購入がオンラインで行われる直前の情報探索行動では, 購入する商品が既に確定されているケースと, 購入する商品が未確定なケースが想定される. 購入する商品が既にある程度確定している場合は, 購入を想定するサイト, すなわち今回で言えば自社 EC サイトで最終的な確認をしているため, 自社 EC サイトでの情報探索量が商品の購入に影響を及ぼす. この傾向についてはパソコン, スマートフォンに共通して見られている.

また, 情報探索の幅が広い方が購入の可能性が高まる. 情報探索で価格や機能についての情報ニーズがあるため[67], 比較サイトやモール型 EC サイトなど, 幅広い情報探索を行うと, 購入の可能性が高まると考えられる.

一方で, スマートフォンとパソコンでは, オンラインショッピングや情報探索におけるブラウザの使用率が異なる可能性がある. 岡本らによると, 若年層はオンラインショッピングでアプリケーションを使用することが多い[77]. また検索についても, 吉藤らの研究では, 若年層は情報検索にも SNS を利用することが確認されている[75]. 本研究で使用した User centric data は, ブラウザでアクセスした URL のみを蓄積しているため, 情報探索をアプリケーション上で行うことで, スマートフォンにおいては, ブラウザでのモール型 EC サイトや検索サイトへのアクセスが減少した可能性がある.

本研究による学術的な意義は, パソコンとスマートフォン上の情報探索行動と購入との関係について, それぞれの行動ログデータを用いた実証分析の結果を比較し, その共通性や相違点を明らかにしたことである. オンライン情報探索行動という視点において, パソコンでの商品購入と, スマートフォンでの商品購入に寄与する情報探索行動は, いくつか共通する部分が明らかとなった. 一方で, 比較を行うことによって, デバイス間での異なる情報探索行動の特徴も明らかになった. 特にスマートフォンを使用した情報探索については, デバイスの利用特性や環境も考慮する必要があるという, 今後の研究への示唆を, 実証分析から得ることができた. 本研究はオンライン消費者行動の研究に対する実証の蓄積に貢献できた.

第6章 結論

6.1 各章の実証分析結果

本研究の問題意識は、オンラインでの消費者行動にテーマがシフトしている近年の消費者行動研究において、複数のWEBサイトで行われている横断的な情報探索行動に関し、実験室の調査や1つのWEBサイトに限定したものではない、実際の生活環境に近い行動データを用いて研究を行う必要があるのではないか、という点であった。

第2章では、消費者行動の変化の背景としての消費者の情報環境の変化について整理した後に、先行研究のレビューを行った。消費者行動研究について、これまでの消費者行動の研究の変遷と、インターネットの登場による消費者行動研究の変化について取り上げ、オンライン情報探索行動の課題を明確にすることを目的とした。レビューの結果、オンライン情報探索行動については、アンケート調査による研究や、1つのWEBサイト内での探索行動についての研究は行われているものの、複数のWEBサイトを横断した情報探索行動と購入の関係を、行動ログを用いて行われた研究は十分になされていないことが明らかになった。さらに、行動ログを用いた分析が限られている理由について、使用するデータの視点から、その要因を明らかにした。具体的には、WEBサイトを横断した情報探索行動を分析するには、登録者の全てのアクセスデータを蓄積したUser centric dataが必要となるが、その場合サンプル数の出現と、URLデータの集計について課題があることが明らかになった。

第3章では、オンライン情報探索行動について分析手法の開発と、実証分析を行った。まずは使用するデータについての検討を行い、オンラインでの購入と情報探索が多いことが明らかとなった。化粧品カテゴリを分析対象と設定した。また、出現数確保の観点から、登録パネル数の多いパソコンからのアクセスデータを蓄積したUser centric dataを使用することとした。

分析手法については、先行研究で行っていた実験室での調査や、アンケート調査によるオンライン情報探索行動分析の知見から、User centric dataを用いた新たな分析手法について検討を行った。具体的には、情報探索に使用するWEBサイトを自社ECサイト、検索サイト、モール型ECサイト、競合サイト、ソーシャルメディア、比較サイトの6つにカテゴリに分類し、それぞれカテゴリでの情報探索の量と、探索を行ったカテゴリの種類の幅について、購入との関係性を検証するという手法を用いることとした。

分析の結果(表29-31)、以下の点が明らかになった。情報探索の量の視点では、自社ECサイトでの情報探索が購入に寄与していることが明らかになった。また、情報探索の幅の視点では情報探索を行ったカテゴリの種類が多いほど、購入の可能性が高まることが明らかになった。具体的なカテゴリの組み合わせでは、自社ECサイトを軸として、検索サイトやモール型ECサイト、SNSなどで情報検索が購入に対して影響があることが明らかになった。

また、階層クラスタ分析を行った結果、WEBサイトを横断した情報探索行動は、企業ECサイト探索型、検索サイト探索型、モール型ECサイト探索型、浅慮型の5種類に分類でき、企業ECサイト探索型が最も購入者比率が高いことが明らかとなった(表32)。

表 29 カテゴリ度数を変数とした二項ロジスティック回帰分析
パソコンでの Use centric data の分析結果

	偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
a (自社ECサイト)	0.089	1.09	0.00	***
b (検索サイト)	0.019	1.02	0.05	**
c (モール型ECサイト)	0.011	1.01	0.06	*
d (競合サイト)	0.024	1.02	0.42	
e (ソーシャルメディア)	0.008	1.01	0.57	
f (比較サイト)	0.030	1.03	0.48	
定数	-0.910	0.40	0.00	***

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

表 30 カテゴリ種類数を変数とした二項ロジスティック回帰分析
パソコンでの User centric data の分析結果

	偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
カテゴリ種類数1	0.898	2.45	0.26	
カテゴリ種類数2	1.604	4.97	0.04	**
カテゴリ種類数3	2.275	9.73	0.00	***
カテゴリ種類数4	2.216	9.17	0.01	**
定数	-1.705	0.18	0.03	

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

表 31 カテゴリの具体的な組み合わせを変数としたロジスティック回帰分析
パソコンでの User centric data の分析結果

				偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
ステップ 1	-2対数尤度比	499.84	a+b+c	1.033	2.81	0.00	***
	モデル χ^2	13.09	定数	-0.170	0.84	0.14	
ステップ 2	-2対数尤度比	491.00	a+b+c	1.102	3.01	0.00	***
	モデル χ^2	21.92	a+b+e	1.945	6.99	0.01	**
			定数	-0.240	0.79	0.04	**
ステップ 3	-2対数尤度比	482.62	a+b	1.027	2.79	0.00	***
	モデル χ^2	30.30	a+b+c	1.235	3.44	0.00	***
			a+b+e	2.078	7.99	0.01	**
			定数	-0.373	0.69	0.00	***
ステップ 4	-2対数尤度比	476.01	a+b	1.116	3.05	0.00	***
	モデル χ^2	36.92	a+b+c	1.324	3.76	0.00	***
			a+b+e	2.167	8.73	0.01	**
			a+b+c+e	1.337	3.81	0.01	**
			定数	-0.462	0.63	0.00	***
ステップ 5	-2対数尤度比	469.17	a+b	1.176	3.24	0.00	***
	モデル χ^2	43.76	a+c	2.314	10.12	0.03	**
			a+b+c	1.385	3.99	0.00	***
			a+b+e	2.227	9.27	0.00	***
			a+b+c+e	1.398	4.05	0.01	**
			定数	-0.522	0.59	0.00	***

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

表 32 各クラスタのカテゴリ度数, カテゴリ種類数, 購入者率
 パソコンでの User centric data を用いた分析結果

	第1クラスタ	第2クラスタ	第3クラスタ	第4クラスタ	第5クラスタ
サンプル数	76	168	16	74	36
カテゴリa_度数 (自社ECサイト)	3.8	3.1	4.1	3.4	39.9
カテゴリb_度数 (検索サイト)	6.4	3.7	9.0	23.4	8.3
カテゴリc_度数 (モール型ECサイト)	42.8	4.7	5.0	4.0	6.7
カテゴリd_度数 (競合サイト)	0.3	0.4	0.6	0.1	4.6
カテゴリe_度数 (SNSサイト)	1.2	0.8	35.5	0.8	0.9
カテゴリf_度数 (比較サイト)	0.4	0.6	0.0	0.1	0.1
カテゴリ種類数	2.4	1.9	3.1	2.1	3.0
購入者比率	53.4%	39.2%	37.5%	54.9%	87.5%
探索型	モール型EC 探索	浅慮	SNS探索	検索サイト 探索	企業ECサイト 探索

第 3 章では新たに検討した分析手法によって, 購入に寄与する情報探索行動について明らかにした. 今後の消費者行動研究において, 新たなデータ活用の可能性を示せたことは意義深い.

第 4 章では, スマートフォンからのアクセスログを蓄積した User centric data を用いて, 実証分析を行った. 分析手法は, 第 3 章と同様の手法を用いた.

分析の結果(表 33-35), 以下の点が明らかになった. 情報探索の量の視点では, 自社 EC サイトでの情報探索が購入に寄与していることが明らかになった. また, 情報探索の幅の視点では情報探索を行ったカテゴリの種類が多いほど, 購入の可能性が高まることが明らかになった. 具体的なカテゴリの組み合わせでは, 自社 EC サイトと検索サイト以外の組み合わせでは, 統計的に有意差はなかった.

また, 階層クラスタ分析の結果, 第 3 章と同様に 5 つのクラスタに分類することが出来, 企業 EC サイト探索層が購入者比率が高いことも, 第 3 章と同様の結果となった(表 36).

表 33 カテゴリ度数を変数とした二項ロジスティック回帰(再掲)
スマートフォンでの Use centric data の分析結果

		偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
a	(自社ECサイト)	0.046	1.05	0.00	***
b	(検索サイト)	0.007	1.01	0.36	
c	(モール型ECサイト)	-0.004	1.00	0.64	
d	(競合サイト)	0.117	1.12	0.23	
e	(ソーシャルメディア)	-0.041	0.96	0.37	
f	(比較サイト)	0.295	1.34	0.06	*
	定数	-0.222	0.80	0.10	

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

表 34 カテゴリ種類数を説明変数とした二項ロジスティック回帰分析(再掲)
スマートフォンでの User centric data の分析結果

		偏回帰係数	オッズ比	有意確率	
a	カテゴリ種類数1	0.215	1.24	0.42	
b	カテゴリ種類数2	0.228	1.26	0.43	
c	カテゴリ種類数3	0.664	1.94	0.13	
d	カテゴリ種類数4	1.481	4.40	0.07	*
e	定数	-0.228	0.80	0.29	

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

表 35 カテゴリの具体的な組み合わせを変数としたロジスティック回帰分析(再掲)
スマートフォンでの User centric data

			偏回帰係数	オッズ比	有意確率		
ステップ 1	-2対数尤度比	517.44	a+b	1.932	6.90	0.01	**
	モデルχ ²	9.35	定数	-0.060	0.94	0.56	

***=P<0.01, **=P<0.05, *=P<0.1

表 36 各クラスタのカテゴリ度数, カテゴリ種類数, 購入者率
スマートフォンでの User centric data の分析結果

	第1クラスタ	第2クラスタ	第3クラスタ	第4クラスタ	第5クラスタ
サンプル数	273	9	39	11	48
カテゴリa_度数 (自社ECサイト)	2.5	49.9	3.9	0.3	2.7
カテゴリb_度数 (検索サイト)	0.8	1.0	2.0	65.1	22.7
カテゴリc_度数 (モール型ECサイト)	1.7	1.1	32.7	4.0	3.8
カテゴリd_度数 (競合サイト)	0.3	1.4	0.5	0.0	0.2
カテゴリe_度数 (SNSサイト)	0.3	0.2	0.2	0.0	2.0
カテゴリf_度数 (比較サイト)	0.0	0.2	0.4	0.3	0.7
カテゴリ種類数	1.0	1.8	1.8	1.8	2.1
購入者比率	46.2%	88.9%	56.4%	54.5%	58.3%
探索型	浅慮	企業ECサイト 探索	モール型EC 探索	検索サイト 探索	検索サイト+ SNS+比較 サイト探索

第 4 章では前章で新たに検討した分析手法によって、スマートフォンでの情報探索においても、購入に寄与する情報探索行動を明らかにすることができた。WEB サイトを横断する情報探索行動の新たな分析手法が、パソコンのみならず、スマートフォンからのアクセスログでも活用可能であることが実証された。

第 5 章では第 3 章でのパソコンでのアクセスログを蓄積した User centric data の分析と、第 4 章でのスマートフォンでのアクセスログを蓄積した User centric data の分析結果について、分析結果の比較を行うことで、それぞれの情報探索行動の違いについて検証した。

購入に寄与する情報探索行動については、自社 EC サイトでの情報探索量が商品の購入に影響を及ぼすという傾向は、パソコン、スマートフォンに共通して見られた。また、情報探索を行う WEB サイトのカテゴリ種類数についても、幅広い情報探索行動が購入に影響があるということが、パソコン、スマートフォンに共通して見られた。

一方で、購入者と非購入者を合計した全体の情報探索行動を見ると、それぞれのカテゴリの情報探索量を示すカテゴリ度数について、パソコンに比べてスマートフォンが低い傾向

があることが明らかになった(表 37)。これは、全てのカテゴリについて同様の傾向となった。特にモール型 EC については、パソコンとスマートフォンでのカテゴリ度数の差が大きく、スマートフォンでは PC と比べて、情報探索にモール型 EC サイトが使用されていないことが明らかになった。その要因を考察し、先行研究から、ブラウザではなくアプリケーションの利用が進んでいる、スマートフォンのデバイス特性が要因として考えられる。

本研究では、実際のアクセスログである User centric data を用いたオンライン情報探索行動と購入の関係性の実証的な分析において、その結果に共通点と相違点が確認された。その相違点から、今後のスマートフォンでの情報探索行動の研究においては、デバイス特性を考慮することが必要であるという示唆を得た。

表 37 パソコンでの情報探索行動分析とスマートフォンでの情報探索行動分析の基本統計量比較

全体	パソコン	スマートフォン	差分	p値 (t検定)
a (自社ECサイト)	6.52	3.72	2.80	0.00
b (検索サイト)	9.72	5.52	4.20	0.00
c (モール型ECサイト)	12.22	5.19	7.03	0.00
d (競合サイト)	0.69	0.32	0.38	0.19
e (ソーシャルメディア)	2.36	0.48	1.89	0.00
f (比較サイト)	0.36	0.17	0.19	0.16

購入者	パソコン	スマートフォン	差分	p値 (t検定)
a (自社ECサイト)	10.92	5.33	5.59	0.00
b (検索サイト)	10.71	6.24	4.47	0.00
c (モール型ECサイト)	13.44	4.90	8.54	0.00
d (競合サイト)	1.02	0.53	0.49	0.38
e (ソーシャルメディア)	2.38	0.36	2.02	0.00
f (比較サイト)	0.41	0.27	0.14	0.47

非購入者	パソコン	スマートフォン	差分	p値 (t検定)
a (自社ECサイト)	2.12	2.11	0.01	0.98
b (検索サイト)	8.74	4.81	3.94	0.00
c (モール型ECサイト)	11.01	5.48	5.53	0.00
d (競合サイト)	0.37	0.11	0.27	0.13
e (ソーシャルメディア)	2.35	0.59	1.76	0.01
f (比較サイト)	0.32	0.07	0.25	0.20

本研究で行った分析手法の検討や、実証分析の結果について、包括的に整理する(図 31)。

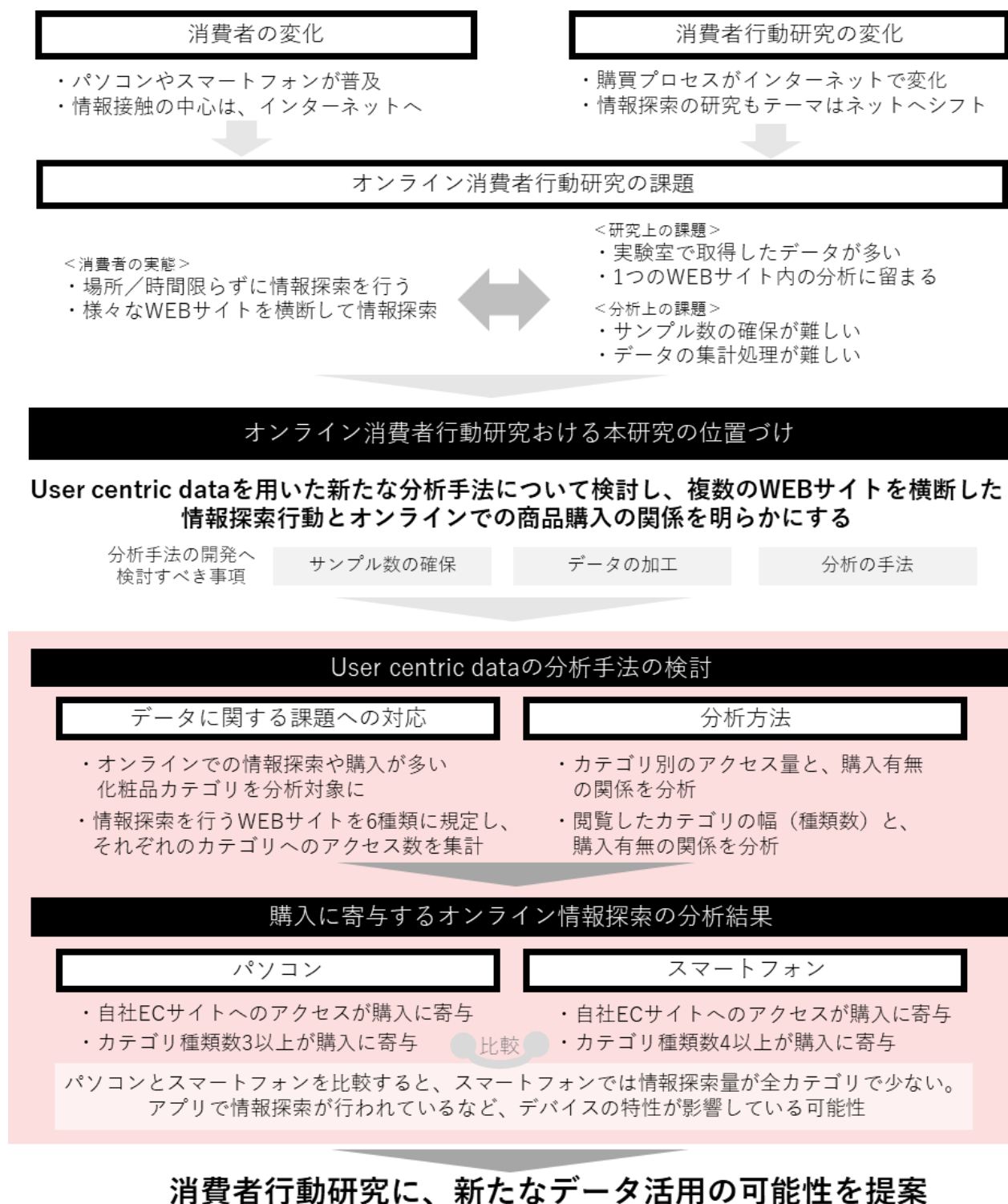


図 31 本研究における包括的な整理

6.2 本論文の結論

本研究の学術的意義は3つ考えられる。第1に、複数サイトを横断したオンライン情報探索行動について、実際の行動ログデータを用いて実証分析の手法を開発したことである。消費者の情報探索行動の幅は広がっており、消費者は様々なWEBサイトにアクセスをして、製品のスペックやクチコミなどの情報収集を行う[2]。このような変化がある中で、これまでに行われてきた、複数サイトを横断した情報探索行動と購入に関する研究では、対象が1つのWEBサイト内での情報探索行動のみとなっていることや、実験室でのデータやアンケート調査を中心とした研究になっているなど、消費者行動研究が消費者の生活実態とは異なる状態で行われているという大きな課題があった[9, 71]。本研究では、User centric dataを用いて検証を行った。加えて、先行研究に基づき、情報探索に用いられるWEBサイトを6つのカテゴリに分類し、それぞれのカテゴリへのアクセス量や、情報探索を行ったカテゴリの種類数と購入との関係性を分析する新たな手法の開発を試みた。これにより、消費者の日常生活下の情報接触環境における、オンライン情報探索行動に関して実証的な分析を行うことができた。

第2に、複数サイトを横断したオンライン情報探索行動と商品購入の関係性について明らかにしたことである。これまでのオンライン情報探索行動の研究では、1つのWEBサイト内での情報探索行動と購入に関する研究が多く、複数サイトを横断する情報探索行動と購入の関係性は十分に解明されていなかった。本研究では、自社ECサイトでの情報探索が購入への影響が強いことが明らかになった。また、情報探索を行うカテゴリの種類が多い場合に、購入への影響が強いことも明らかになった。具体的なカテゴリの組み合わせでは、特にパソコンにおいて、自社ECサイトへのアクセスに加え、検索サイトやSNSなどで情報探索を行うことで購入への影響が高まることが明らかになった。本研究はオンライン消費者行動の研究に対する実証の蓄積に貢献できた。

第3に、パソコンとスマートフォンでのオンライン情報探索行動と商品購入の関係について、デバイス間の特徴の違いを明らかにしたことである。パソコンとスマートフォンの購入に寄与する情報探索行動については、いくつかの部分で共通している。自社ECサイトへのアクセスが購入に影響することや、情報探索を行うカテゴリの種類が多い場合、購入への影響が強いことは、パソコンとスマートフォンの双方で共通していた。しかし、情報探索を行う量については、パソコンよりもスマートフォンの方が少なく、カテゴリによってはパソコンの半数以下しか情報探索時に閲覧されていない。要因として、スマートフォンでは商品購入時にアプリケーションが活用されることが多いことが考えられる[74]。今後のスマートフォンでの情報探索行動の研究における、デバイス特性を考慮することが必要であるという研究上の示唆を、実際のアクセスログデータであるUser centric dataを用いた実証分析から得ることができた。

本研究では、消費者の情報接触の中心となっているオンラインでの情報探索行動についての消費者行動研究に関して、新しい可能性を示すことができた。

6.3 今後の課題

上記で示したとおり，本研究ではいくつかの成果が得られると同時に，いくつかの課題も存在する．第1の課題は，特にスマートフォンの分析について，アプリ内での行動など，すべてを網羅できていない点が上げられる．本研究で使用した User centric data はブラウザでの閲覧行動のみが蓄積されているため，それ以外のアプリケーションを利用した場合の情報探索については研究することができなかった．

第2の課題は，パソコンとスマートフォンを横断した情報探索行動について，網羅できていない点である．スマートフォンで情報探索を行い，最終的な購入はパソコンで行うなど，デバイスを横断した情報探索については研究することができなかった．現在いくつかのモール型 EC サイトでは，パソコンとスマートフォンで ID 連携が行われており，スマートフォンで行った情報探索行動を基に，パソコンで商品レコメンドが行われるなど，データの連携が進んでいる．いくつかの User centric data ではスマートフォンとパソコンのデータ連携の取り組みが進められており，今後はデバイスを横断した消費者行動研究が実現できる可能性がある．

最後に，本研究ではオンラインでの情報探索行動に焦点を当てたが，今後はより多くのメディアを複合的に考慮する必要もある．オンライン情報探索は，様々な外的影響を受ける．例えばテレビ CM の閲覧などにより，情報探索が発生するなど，消費者の購買行動においても，さまざまなメディアが複雑に影響を及ぼしている可能性がある [78]．

今後はオンライン情報探索行動について，さらに幅広い視点で包括的に捉えていくことが望まれる．本研究で得られた知見を基に，対象とする情報探索行動の範囲を拡張し，購入へとつながる消費者行動を実証的に明らかにしていく必要がある．

謝辞

この博士論文の執筆にあたって、多くの方々のご指導ご支援を頂きました。この場を借りて御礼申し上げます。

はじめに主指導教員である池田哲夫教授に心より感謝申し上げます。2019年よりご指導頂き、2020年からは新型コロナウイルスの影響もあり、対面でご指導いただくことが難しい時期もありましたが、そのような中でも丁寧なご指導・ご助言を頂き、論文執筆までたどり着くことができました。私の能力不足で思うように進まぬ時が多く、沢山のご心配をかけたことと思います。また、研究が行き詰まり、こちらからの連絡が滞ってしまったときにも、池田先生から温かいご指導を頂きました。池田先生には、どんなに感謝差し上げても、感謝し尽くせぬ思いです。

また、副指導教員である東野先生、大久保先生、藤澤先生には、論文の進め方や全体構成についてなど、数多くのご指導を賜りました。博士論文執筆に際し、伝わりやすいストーリーや視点の部分について、貴重なご助言を頂き、深く感謝申し上げます。

この論文を提出することができたことを励みとして、今後も研究に精進していきたいと思えます。

最後に、どんなときでもあたたかく支えてくれた父に、心より感謝を送ります。

参考文献

1. 総務省：令和2年度通信利用動向調査，
https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/statistics/data/210618_1.pdf (2021/07/20 最終閲覧)
2. 神田晴彦，鳥山正博，清水聰：購入に影響を及ぼす情報源と情報発信の変化 -39 商品カテゴリの横断分析-，マーケティング・ジャーナル，128，pp.79-91，2013.
3. 青木幸弘，新倉貴士，佐々木壮太郎，松下光司：消費者行動論，有斐閣，2012.
4. 総務省：デジタルデータの経済的価値の計測と活用の現状に関する調査研究，
<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r02/pdf/n3200000.pdf> (2021/07/20 最終閲覧)
5. 総務省：ビッグデータの流通量の推計及びビッグデータの活用実態に関する調査研究，
https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/linkdata/h27_03_houkoku.pdf (2021/07/20 最終閲覧)
6. 池田謙一：社会心理学，有斐閣，pp.267-289，2010.
7. 清水聰：循環型マーケティングへの展開-新しい時代の消費者行動モデルの構築-，AD STUDIES，39，2012.
8. 青木幸弘：消費者行動研究における最近の展開 -新たな研究の方向性と可能性を考える-，日本商業学会，流通研究，16(2)，pp.3-17，2014.
9. Voorveld, H. and S. Valkenburg: The fit factor: The role of fit between ads in understanding cross- media synergy, Journal of Advertising, 44(3), 185-195, 2015.
10. Randolph E. Bucklin and Catarina Sismeiro.: Click here for internet insight: Advances in clickstream data analysis in marketing, Journal of Interactive Marketing, 23(1), pp. 35-48, 2009.
11. 北海道電波広告変遷史 第1章：<https://sapporo-jouhoukan.jp/d-kiroku/hensenshi/reki/001.html> (2021/12/16 最終閲覧)
12. NHK：国民生活時間調査，<https://www.nhk.or.jp/bunken/research/title/year/2014/pdf/001.pdf> (2021/12/16 最終閲覧)
13. 総務省：日本統計年鑑，<https://news.yahoo.co.jp/byline/fuwarai/20220110-00275844> (2021/12/16 最終閲覧)
14. 総務省：情報通信白書，
<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r01/html/nd111120.html> (2021/12/16 最終閲覧)
15. 博報堂 DY メディアパートナーズメディア環境研究所：メディア定点調査 2021，
<https://mekanken.com/mediasurveys/> (2021/12/16 最終閲覧)
16. 電通：日本の広告費，https://www.nhk.or.jp/bunken/research/history/pdf/20150401_1.pdf (2021/12/16 最終閲覧)
17. Blackwell, R. D., Miniard, P. W., & Engel, J. F.: *Consumer Behavior*, Texas Harcourt College Publishers, 2001.
18. Solomon, Michael R.: *Consumer Behavior: Buying, Having, and Being*, 7th ed., Prentice Hall, 2007.
19. Engel, J. F., Kollat, D. T. & Blackwell, R. D.: *Consumer Behavior*, Holt, Rinehart and Winston, 1968.
20. Howard, J. A. and Sheth, J. N.: *The Theory of Buyer Behavior*, John Wiley & Sons, 1969.
21. Henry, Assael: *Consumer Behavior - A Strategic Approach*. Boston, Houghton Mifflin Company, pp.88-119, pp.172-174, 2004.

22. Peter, J. P., & Olson, J. C.: *Consumer Behaviour and Marketing Strategy*, 7th ed., McGraw-Hill/Irwin, 2005.
23. Micheal R. Solomon: *Consumer Behaviour: And Marketing Communications*, Financial Times/Prentice Hall, 2007.
24. Girish Punj: Presearch decision making in consumer durable purchases, *Journal of Consumer Marketing* 4(1), pp.71-82, 1987.
25. Fennell, G.: *Motivation Research Revisited*, *Journal of Advertising Research*, 15(3), pp.23-28, 1975.
26. Kiel, Geoffrey C. and Roger A. Layton: Dimensions of Consumer Information Seeking Behavior, *Journal of Marketing Research*, 18(2), pp.233-239, 1981.
27. Bruner, J. S.: *Actual minds, possible worlds*, Harvard University Press, 1986.
28. Brisoux, J. E. , & Laroche, M.: A proposed strategy of simplification for categorizing brands, In J. D. Summey & R. D. Taylor (Eds.), *Evolving marketing thought for 1980*, Carbondale, IL: Southern Marketing Association, pp.112-114, 1980.
29. Chem L. Narayana, Rom J. Markin: *Consumer Behavior and Product Performance: An Alternative Conceptualization*, Sage Publications, 1975.
30. Claes Fornell, Birger Wernerfelt: Defensive Marketing Strategy by Customer Complaint Management: A Theoretical Analysis, *Journal of Marketing Research*, 24(4), pp.337-346, 1987.
31. 須永努: 消費者の購買意思決定プロセス-環境変化への適応と動態性の解明-, 青山社, 2010.
32. Marsha L. Richins: Negative Word-of-Mouth by Dissatisfied Consumers, A Pilot Study, 1983.
33. Bettman, J. R.: *An Information Processing Theory of Consumer Choice*, Adison-Wesley, 1979.
34. Biehal, G., & Chakravarti, D.: Information accessibility as a moderator of consumer choice, *Journal of Consumer Research*, 10(1), pp.1-14, 1983.
35. Wayne D. Hoyer, Deborah J. MacInnis: *Consumer Behavior*, Houghton Mifflin, pp.675, 1997.
36. Block, Peter H., Sherrell, Daniel L. and Ridgway, Nancy M.: Consumer Search: An Extended Framework, *Journal of Consumer Research*, 13(1), pp.119-126, 1986.
37. Schmidt, J. B., & Spreng, R. A.: A proposed model of external consumer information search, *Journal of theacademy of Marketing Science*, 24(3), pp.246-256, 1996.
38. Lisa R. Klein, Gary T. Ford: Consumer Search for Information in the Digital Age: An Empirical Study of Prepurchase Search for Automobiles, *Journal of Interactive Marketing*, 17(3), pp.29 - 49, 2003.
39. Lara D. Catledge, James E. Pitkow: Characterizing browsing strategies in the World-Wide web, *Computer Networks and ISDN Systems*, 27(6), pp.1065-1073, 1995.
40. J.W. Alba, John G. Lynch, Chris Janiszewski, Barton Weitz, *Interactive Home Shopping: Consumer, Retailer, and Manufacturer Incentives to Participate in Electronic Marketplaces*, *Journal of Marketing* 61(3), pp.38-53, 1997.
41. J. Yannis Bakos: Reducing Buyer Search Costs: Implications for Electronic Marketplaces, *Management Science*, 43(12), pp.1676-1692, 1997.
42. John G. Lynch, Jr. Dan Ariely: Wine Online: Search Costs Affect Competition on Price, Quality, and Distribution, *Marketing Science*, 19(1), pp.83-103, 2000.
43. Ratchford, B., Lee, M.-S. and Talukdar, D.: The Impact of the Internet on Information Search for Automobiles, *Journal of Marketing Research*, 40 (2) , pp.193-209, 2003

44. Ratchford, Brian T., Debabrata Talukdar, and Myung-Soo Lee.: The Impact of the Internet on Consumers' Use of Information Sources for Automobiles, *Journal of Consumer Research*, 34(1), pp.111-119, 2007.
45. Huberman, Bernardo A, Peter Pirolli, James E. Pitkow, and Rajan M. Lukose: Strong Regularities in World Wide Web Surfing, *Science*, 280(5360), pp.95-97, 1998.
46. Johnson, Eric J., S. Bellman, and G. L. Lohse.: Cognitive Lock-In and the Power Law of Practice, *Journal of Marketing*, 67(April), pp.62-75, 2003.
47. Sismeiro C, and Bucklin, R. E.: Modeling Purchase Behavior at an E-Commerce Web Site: A Task-Completion Approach, *Journal of Marketing Research*, 41(August), pp.306-323, 2004.
48. Peter J. Danaher, Guy W. Mullarkey, and Skander Essegaier: Factors Affecting Web Site Visit Duration: A Cross-Domain Analysis, *Journal of Marketing Research*, 2006.
49. Moe, W. W.: Buying, searching, or browsing: Differentiating between online shoppers using in-store navigational clickstream, *Journal of Consumer Psychology*, 13(1&2), pp.29-39, 2003.
50. Montgomery, A. L., Li, S., Srinivasan, K., & Liechty, J. C.: Modeling Online Browsing and Path Analysis Using Clickstream Data, *Marketing Science*, 23(4), pp.579-599, 2004.
51. Young-Hoon Park, Peter S. Fader: Modeling Browsing Behavior at Multiple Websites, *Marketing Science*, 23(3), pp. 280-303, 2004.
52. Johnson, E. J., Moe, W., Fader, P. S., Bellman, S., & Lohse, J.: On the Depth and Dynamics of Online Search Behavior, *Management Science*, 50(3), pp.299-308, 2004.
53. Michael D. Smith, Erik Brynjolfsson: Consumer Decision-making at an Internet Shopbot: Brand Still Matters, *The journal of industrial economics*, 49(4), pp.541-558, 2001.
54. Chatterjee, P., D. L. Hoffman, and T. P. Novak.: Modeling the Clickstream: Implications for Web-Based Advertising Efforts, *Marketing Science*, 22(4), pp.520-541, 2003.
55. Ilfeld, J. S. and Winer, R. S.: Generating Website Traffic, *Journal of Advertising Research*, 42(5), pp.49-61, 2002.
56. Puneet Manchanda, Jean-Pierre Dubé, Khim Yong Goh, Pradeep K. Chintagunta: The Effect of Banner Advertising on Internet Purchasing, *Journal of Marketing Research*, 43(1), 2006.
57. Rutz, Oliver J., and Bucklin, R. E.: Effects of Banner Ad Exposure on Internet Site Browsing Behavior, Working Paper, School of Management, Yale University, 2007.
58. Rutz, Oliver J., and Randolph E. Bucklin : From Generic to Branded: A Model of Spillover Dynamics in Paid Search Advertising, Working Paper, School of Management, Yale University, 2007.
59. Asim Ansari, Carl F. Mela: E-Customization, *Journal of Marketing Research*, 40(2), 2003.
60. Moe, W. W. and P. S. Fader: Capturing Evolving Visit Behavior in Clickstream Data, *Journal of Interactive Marketing*, 18(1), pp.5-19, 2004.
61. Wu, J., & Rangaswamy, A.: A Fuzzy Set Model of Search and Consideration with an Application to an Online Market, *Marketing Science*, 22(3), pp.411-434, 2003.
62. Moe, W.W.: A field experiment to assess the interruption effect of pop-up promotions, *Journal of Interactive Marketing*, 20(1), pp.34-44, 2006.
63. Huang, P, Lurie, N. H. & Mitra, S.: Searching for Experience on the Web: An Empirical Examination of Consumer Behavior for Search and Experience Goods, *Journal of Marketing*, 73 (2), pp.69, 2009.
64. 植竹朋文, 新井範子: 商品選択時における WWW 上の情報探索行動の類型化の試み, 専修大学情報科学研究所所報, 2009.

65. ウィラワン・ドニ・ダハナ:情報探索の目的を考慮した購買決定モデル, マーケティング・サイエンス, 25(1), pp.15-35, 2017.
66. 佐々木一郎:消費者ニーズの変化と化粧品流通チャネルに関する研究 -日本・中国・イギリスの3か国比較-, コスモロジー研究報, 2017.
67. TPC マーケティングリサーチ:通販化粧品の市場分析調査, 2019.
68. 日本流通経済新聞:通信販売化粧品売上高ランキング, 2021.
69. 辻幸恵:女性の化粧品へのこだわり, 神戸国際大学経済経営論集, 32(1), pp.11-31, 2012.
70. 姚 佳, 井戸田 博樹, 原田 章:インターネットのロコミが購買行動に及ぼす影響 女子学生の化粧品購買のアンケート調査から, 経営情報学会, 2014.
71. Liu-Thompkins, Y.: A decade of online advertising research: What we learned and what we need to know, Journal of Advertising, 48(1), pp.1-13, 2019.
72. Nielsen : ニールセン デジタル・コンシューマー・データベース 2019,
<https://www.nielsen.com/jp/ja/solutions/measurement/digital-consumer-database/>
(2021/12/16 最終閲覧)
73. MyVoice : オンラインショッピングの利用に関するアンケート調査(第 17 回),
https://myel.myvoice.jp/products/detail.php?product_id=27308 (2021/12/16 最終閲覧)
74. 経済産業省:令和元年度内外一体の経済成長戦略構築にかかる国際経済調査事業(電子商取引に関する市場調査), 2020.
75. 吉藤 昌代, 渡辺 洋子:若年層のスマートフォンによるメディア利用行動と利用意識「メディア利用の生活時間調査 2018」から②, 放送研究と調査, 70(1), 2020.
76. 中野 暁, 近藤 文代:消費者のオンライン購買に関する時系列変化とその要因-購買特性およびEC 利用デバイスの観点-, 46(1), pp.19-31, 2019.
77. 岡本隆, 八ツ橋治郎, 水谷直樹:オンラインショッピングにおけるスマートフォンアプリケーションの若者の利用, 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, 2018(0), pp.96-99, 2018.
78. Batra, R., & Keller, K. L. Integrating marketing communications: New findings, New lessons, and New ideas. Journal of Marketing, 80(6), pp.122-145, 2016.