

令和2年度卒業論文

Webリスティング広告のコンバージョン分析

所属ゼミ 吉田ゼミ

学籍番号 1171100316

氏名 東口美睦

大阪府立大学

現代システム科学域 マネジメント学類

要約

近年、Web 広告の広告費が広告業界を牽引するまでに急成長している。そこで、本研究は、Web リスティング広告の中の特に Google ショッピング広告に着目し、CV（コンバージョン。本研究では、購入数）が増加するためには、広告基本データのどの指標が影響を及ぼしているのかを明らかにした。

分析には株式会社フィードフォースの保有する 318 社のデータ（分析対象の業界は食品、ファッション、日用品他多岐に亘る）を用い、トービット手法で、全データの分析と、食品業界・ファッション業界に絞った分析を行った。

推定結果として、全データでは、クリック数が最も CV 増加に影響を与えていると観測された。Google ショッピング広告は画像による広告のため、クリックする前と後で商品の情報にギャップが少なく、クリックがそのまま購入に繋がりと推定される。業界別では、食品業界ではクリック数の増加、ファッション業界では平均 CPC（Click Per Cost の略。クリック単価。）の増加が及ぼす影響が大きいことが観測された。まず、食品は視覚による訴求が一番効果的であるため、画像をみてクリックしそのまま購入に繋がりと推測できる。次に、平均 CPC は市場規模の代理変数となっている面がある（競合シェア率が高くなると平均 CPC は上昇する）ことから、ファッション業界に関しては、EC（electric commerce、電子商取引）における市場規模が購入数に正の影響を与えていると推測できる。

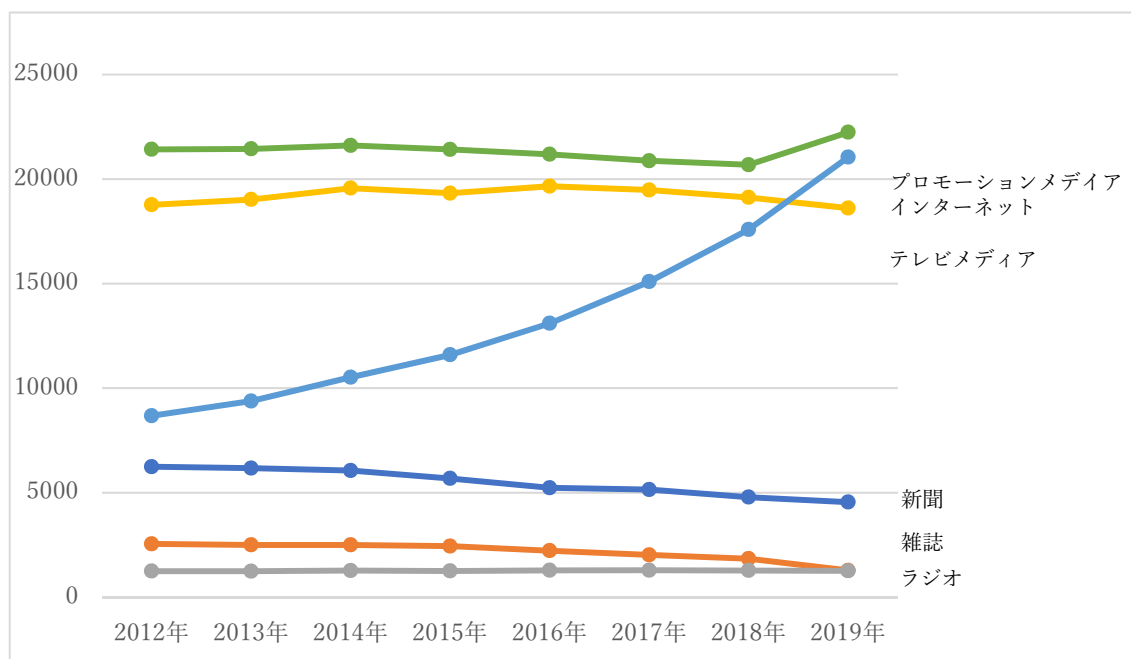
目次

第 1 章 序論	2
1.1 研究の背景と目的	2
1.2 Web リスティング広告の概要	3
第 2 章 関連研究と本研究の方針	6
2.1 関連研究	6
2.2 本研究の方針	6
第 3 章 使用データと解析手法	7
3.1 使用データ	7
3.2 解析手法	9
第 4 章 分析結果	10
4.1 全データのトービット分析	10
4.1.1 使用モデルと仮説	10
4.1.2 分析結果	11
4.2 業界別のトービット分析	14
4.2.1 使用モデルと仮説	15
4.2.2 分析結果	15
4.3 考察	17
第 5 章 まとめと今後の課題	19
謝辞	20
参考文献・参考 WEB サイト	21

第1章 序論

1.1 研究の背景と目的

近年、Web 広告の広告費が広告業界を牽引するまでに急成長している。2019年の日本の媒体別広告費で、新聞・雑誌・ラジオ・テレビのマスコミ4媒体広告費の合計が2兆6,094億円だったのに対し、Web 広告は2兆1,048億円とほとんど変わらないほどまで伸びていて、前年度からの成長率も約20%と高い率になっていることが分かる。新型コロナウイルスによって、オンラインによるショッピングが激増していることも考えると、Web 広告の広告費は2020年も伸びていくと考えられる。



(出所)『2012~2019年度 日本の広告費 | 媒体別広告費』(株式会社電通)より著者作成。

図1 日本の媒体別広告費の推移

Web 広告の中でも、Web リスティング広告はオンライン広告の柱となっている。Web リスティング広告とは、検索連動型広告とも呼ばれ、ユーザーが Google や Yahoo!で検索したワードに連動して表示される、テキストや画像付きの広告

である。この広告の特徴は、各検索キーワードに対して毎回入札が行われ、オークションで掲載順位が決まり、実際にユーザーがクリックした際に、広告主に課金されるクリック課金型であることである。

本研究では、Web 広告のデータフィード自動運用を行うプロダクトを販売している会社に来春から就職し、現在も内定者インターンとして業務に携わっている著者が、Google ショッピング広告の事業において、2020 年 8 月 1 日～10 月 31 日の期間内の 318 社の広告基本データを用いて、どの指標が広告目的達成（CV：コンバージョン。本研究では、購入数）に大きく影響を及ぼしているのかを明らかにした。なお、分析に用いた 318 社の業界は、分析対象の業界は食品、ファッション、日用品他多岐に亘る。また、食品業界とファッション業界に焦点を当て、業界ごとに影響を及ぼす指標が変わるのかについても明らかにした。こうした本研究の分析を通じて、Web リスティング広告、特に Google ショッピング広告において、CV 予測に重要な指標を明らかにし、個人 EC（electric commerce、電子商取引）サイト運営者が費用対効果を上げることに繋げるための知見を得ることができると考えられる。

本稿の構成は次のとおりである。まず、第 1 章で研究背景と Web リスティング広告の概要について述べる。第 2 章では、関連研究と本研究の方針について述べる。第 3 章では、本研究で使った広告基本データの説明と分析手法について提示する。第 4 章では、全データの分析のモデル・仮説・推定結果と、業界別の分析のモデル・仮説・推定結果を示し、考察をする。第 5 章では、本研究のまとめと今後の課題について述べる。

1.2 Web リスティング広告の概要

Web 広告には、従来から存在する特定の Web サイトの広告枠を買い取って掲載する純広告や、アフィリエイトサイトに登録している広告を通して CV が発生した際に広告を掲載している媒体主に対して報酬が支払われるアフィリエイト広告など様々な種類が存在する。本稿では、Web 検索エンジンを媒体としたリスティング広告について説明する。

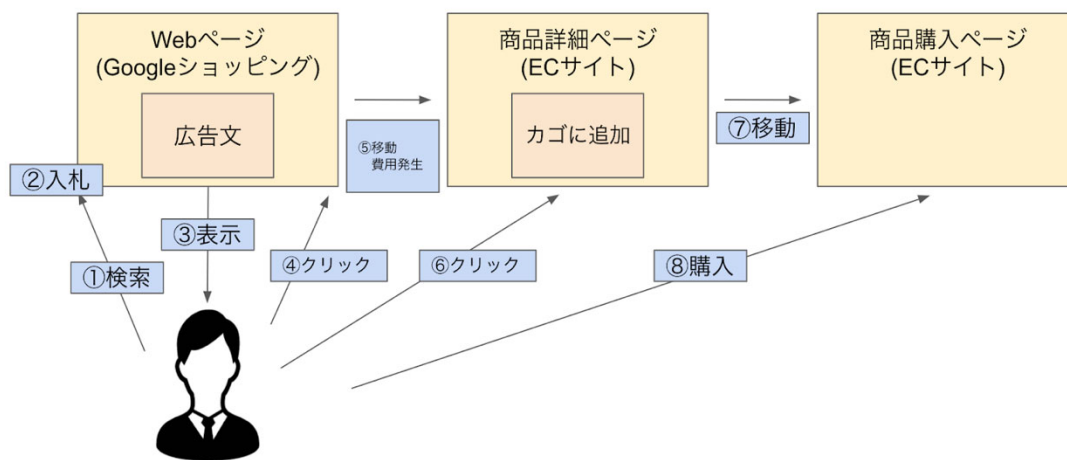
Web リスティング広告では、広告主・ユーザー（消費者）・広告媒体主という

三種類のプレーヤーが存在する。本稿では、広告主は商品を買っている EC サイトの運営者とし、CV は商品の購入とする。ユーザーが検索サイトで検索を行うと、広告主が事前に出稿準備をしていた広告が、検索結果に表示される。その広告をユーザーがクリックをすることで、広告主が設定したサイトに移り、ユーザーはそこで購入するかどうかの判断をして、購入をしたら広告主の CV となる。リスティング広告の課金形態はクリック課金型であるので、広告が表示をされたのちにユーザーがクリックをするときに費用が発生し、広告主が広告媒体主に支払うというビジネスモデルである。広告が掲載されること自体には費用は発生しないが、広告主はあらかじめ上限クリック単価を設定しており、毎回の検索結果で、広告媒体主が検索キーワードの関連性や上限クリック単価などを判断した上でオークションが行われ、広告掲載の順位が決められる仕組みである。

ユーザーは購入をするまでに、インプレッション・クリック・コンバージョンの三段階を経る。Web リスティング広告の場合、インプレッションは検索結果に応じて広告が掲載され、実際にユーザーのディスプレイに表示されることである。クリックは、表示された広告をクリックすることで、コンバージョンは遷移サイト先で商品を購入することである。

本稿では、Web リスティング広告の中でも、Google ショッピング広告に絞っている。Google ショッピング広告とは、Google の検索結果画面に画像つきで出てくる EC サイトの広告のことである。

ユーザーから見たこれらの経路は、図 2 に表した通りである。ただし、本稿で扱うクリックは、すべて広告をクリックした数とする。



(出所) 著者作成。

図 2 Web リスティング広告の模式図

ユーザーは Web ページで検索し、ページ上に画像つきで掲載された広告を閲覧する。ユーザーが広告をクリックすると広告主の商品の詳細が記載された EC サイトのページに遷移する。そこで、ユーザーがさらに興味をもてば、ショッピングカートに追加して、そこで購入するかどうかの意思決定を行う。商品購入ページに遷移して、実際に購入をすると、コンバージョンが発生する。

第 2 章 関連研究と本研究の方針

2.1 関連研究

Web リスティング広告のコンバージョン分析と予測は、石川他(2017)が Yahoo!プロモーション広告の、ある 1 つの商品に関する広告データで研究されている。石川他 (2017) は、CV の有無を予測するために、基本広告データを決定木・ランダムフォレスト・ロジスティック回帰・K 近傍の 4 つの手法を用いて解析した。

石川他 (2017) によると、CV 発生に重要な基本広告データは 6 種類あり、そのうち品質インデックスと呼ばれる広告の質を図る定量指標と入札価格が特に広告主が注力すべき指標であった。

2.2 本研究の方針

石川他 (2017) は、1つの商品に関するデータを用いて CV の有無に対する予測を行ったが、本研究では、広告主の運営している EC サイトの全体のデータを用いて、CV がより多く発生するには、どの指標が重要かを明らかにする。また、広告の媒体が異なるため、基本的広告データを変更している。

第3章 使用データと解析手法

3.1 使用データ

本節では、本研究において使用したデータの種類とその説明をする。本研究では、株式会社フィードフォースが保有する、Google ショッピング広告を運用している 318 社の 2020 年 8 月 1 日～2020 年 10 月 31 日までのデータを用いる。該当データの内容は、Google ショッピング広告が各アカウントに公開している情報で、運営管理上で指標となりうる以下の基本広告データである。なお、分析期間は、2020 年 1 月から世界的に大流行した新型コロナウイルスによる日本での外出自粛期間の影響や季節性の影響を含まないように設定した。また、表 1 に各変数の記述統計量を示した。

基本広告データ

① CV (購入数)

ユーザーが Google ショッピング広告を経由して実際に商品を購入した数。ただし、広告で実際に見た商品以外にも、広告をクリックした先のサイト内で閲覧した商品の購入も含める。本研究の被説明変数(第4章参照)であり、CV が増加するにはどの説明変数がどのように影響を与えているかを分析する。

② imp(インプレッション、表示回数)

ユーザーが検索した語句に連動して、Web ページ上に広告が掲載された数。impression の略。imp は日予算とクリック単価によって決まる。imp が増加することは、ユーザーに広告が見られている回数が増加することであるので、購入数が多くなると推測できる。

③ クリック数

その広告がクリックされた回数。クリックすると商品の詳細ページに遷移し

ユーザーは購入をするかどうかの意思決定をするため、クリック数が増加するとコンバージョンが増加すると推測できる。また、Google ショッピング広告は画像による広告のため、ユーザーのクリックには画像の質とタイトル文が大きく影響していると考えられる。よって、クリック数を増加するためにはユーザーのニーズを満たす画像と惹きつけるタイトル文であることが重要だと考えられる。

④ 平均 CPC(クリック単価)

広告を 1 回クリックするごとに発生する広告掲載料金の平均をとったもの。Click Per Cost の略。Google 広告では、毎検索時に広告のオークションが行われるので、広告掲載料金はクリックごとに変化する（その結果、CPC も変化する）。オークションの判断基準は、推定クリック率や広告と商品の関連性で決まる広告の品質、上限クリック単価、広告ランクの下限值、オークションにおける競争力など様々な要因がある。中でも、広告の品質によって CPC が低落することは Google 広告の仕組みとして知られているので、CPC が低落するとユーザーにとって見やすく効果的な広告であり、購入数が増加すると予測できる。

⑤ 合計コスト

期間内に広告を掲載することにかかった総費用。本研究では、各広告主が 2020 年 8 月 1 日～2020 年 10 月 31 日に広告媒体主に実際に支払った費用である。Google ショッピング広告の仕組みとして、広告主は日ごとに広告掲載にかかる予算を決定し、その予算上限分を使用するように広告が掲載される。合計コストは広告主が操作して決定する指標である。日予算は広告主が広告運用の戦略によって変更することが多く、日予算を増加させることは imp を増加させようとすることが多い。前述したように、imp が増加すると購入数が多くなると推測できるので、合計コストが増加することも、購入数の増加に影響を与えると推測できる。

⑥ 配信可能商品数

広告主の掲載する広告の数。Google ショッピング広告は、商品ごとの広告のため、広告主は自社 EC サイトで販売している商品の数とほぼ等しく、掲載する広告の数を保有している。つまり、配信可能商品数が増加することは、EC サイトが販売する商品が増加することである。ユーザーは広告に興味をもちクリックした商品詳細ページ先で、広告でみた商品のほかにも購入を検討する商品があることになるので、購入数が増加すると推測できる。

表 1 記述統計量

	平均	標準偏差	最大値	最小値	サンプル数
CV	66.5	143.837	1,669	0	318
imp	1,041,447	1,039,857.001	6,679,477	4,344	318
クリック数	8,332	9,240.982	80,932	4	318
平均 CPC	16.6	10.718	75	6	318
合計コスト	107,602	114,781.271	999,583	215	318
配信可能商品数	187.50	6,861.925	117,460	1	318

3.2 分析手法

本研究では、トービット分析の手法を用いた。トービット分析とは、被説明変数の値の分布がゼロで切断されており、サンプルの一定割合がゼロに集中しているデータを分析するときに使用される手法である。打ち切りデータで OLS (最小二乗法) を用いると、予測値が負になってしまったり、誤差項が正規分布しなかったりするため、推定結果に偏りが生じる。そのため、潜在変数を用いてモデル化し、潜在変数がゼロより大きい場合は実現値と一致させ、ゼロより小さい場合はゼロとして観察する。しかし、トービットで得られた係数は潜在変数における限界効果であるので、OLS と比較するためには、実現値における限界効果を示す必要がある。そのため、トービットの推定係数に調整係数をかけることで、限界効果を得る。本研究では、調整係数をかけた結果をもとに検証している。

第4章 分析結果

4.1 全データのトービットモデル

4.1.1 使用モデルと仮説

本節では、株式会社フィールドフォースが保有する318社のデータを利用して、トービット分析を行い、CVに有意に影響を与えている変数を調べる。モデルは、以下を使用した。

$$y_i^* = \alpha + X_i' \beta + u_i$$
$$y_i = \begin{cases} y_i^* & \text{if } y_i^* > 0 \\ 0 & \text{if } y_i^* \leq 0 \end{cases}$$

ここで、 y は CV の実現値を表し、 y^* は y の潜在変数を表す。 α は定数項である。 X は説明変数のベクトルであり、本研究では、imp、クリック数、平均CPC、合計コスト、配信可能商品数、クリック数（対数）、平均CPC（対数）、配信可能商品数（対数）である。ただし、説明変数は分析モデル毎に異なる（4.1.2節参照）。 β は説明変数に関する係数ベクトルを表す。 u は誤差項である。 i は社を表すインデックスである。

著者は、CVに最も影響を与えている指標は、平均CPCが低落することであると考える。前章で挙げたように、CPCは様々な要因によって決定されるが、主に商品タイトルや画像・推定クリック数などで判断される広告の質が高くなれば、平均CPCは低落すると考えられている。石川他(2017)の研究では、Yahoo! 広告では品質インデックスがCVの発生に影響を与えていると検証されたことより、広告の質はCVに影響があると考えられるため、Google ショッピング広告においても、広告の質を表す平均CPCが影響を与えると推測される。¹

¹ トービット分析の概要については、例えば、筒井他(2011)第7章等を参照されたい。

4.1.2 分析結果

分析結果を表 2 に示した。

表 2 全データの推定結果

	分析①	分析②	分析③
定数項	-38.97565***	-46.78849***	-841.1255***
	(14.00878)	(13.54436)	(123.7706)
imp	-0.000061***	-0.0000452***	
	(0.0000161)	(0.0000142)	
クリック数	0.159775***	0.0171982***	
	(0.0017309)	(0.0016345)	
平均 CPC	0.6382753	1.14722**	
	(0.6172178)	(0.5662193)	
合計コスト	0.0002444**		
	(0.0001189)		
配信可能商品数	-0.0054154**	-0.00629904**	
	(0.0026436)	(0.0026239)	
クリック数(対数)			93.84123***
			(9.052299)
平均 CPC(対数)			53.00509**
			(20.97057)
配信可能商品数 (対数)			-7.796755*
			(4.573184)
尤度	-1814.8352	-1816.9387	-1896.7916
サンプル数	318	318	318

注) 1) () 内は標準誤差

2)***, **, * はそれぞれ有意水準 1%, 5%, 10%で帰無仮説が棄却されたことを示す。

分析①は、説明変数に imp、クリック数、平均 CPC、合計コスト、配信可能商品数を用いた。分析に用いた変数間の相関関係は表 3 の通りである。

表 3 分析①の説明変数間の相関行列

	CV	imp	クリック数	平均 CPC	合計コスト	配信可能商品数
CV	1.0000					
imp	0.6409	1.0000				
クリック数	0.7368	0.9290	1.0000			
平均 CPC	-0.1621	-0.2796	-0.3527	1.0000		
合計コスト	0.6638	0.8927	0.8664	-0.1041	1.0000	
配信可能商品数	-0.0231	0.0126	0.0132	-0.0897	-0.0205	1.0000

また、各説明変数の限界効果の推定結果を表 4 に示す。

表 4 分析①の推定結果

	限界効果	P 値
imp	-0.0000451***	0.000
クリック数	0.0118063***	0.000
平均 CPC	0.4716426	0.302
合計コスト	0.0001806**	0.040
配信可能商品数	-0.0040016**	0.039

注) 1. 限界効果は説明変数の平均値で推計している。

2. ***, **, * はそれぞれ有意水準 1%, 5%, 10%で

帰無仮説が棄却されたことを示す。

当該表からは、平均 CPC 以外の変数がほぼ有意であるといえる。中でも、CVが増加するためには、クリック数が増加することが最も効果的であるとされる。

しかし、合計コストが他の変数との相関関係が高いため説明変数から外して再度分析を行う。

分析②は、説明変数に imp、クリック数、平均 CPC、配信可能商品数を用いた。分析に用いた変数間の相関関係は表 5 の通りである。

表 5 分析②の説明変数間の相関行列

	CV	imp	クリック数	平均 CPC	配信可能商品数
CV	1.0000				
imp	0.6409	1.0000			
クリック数	0.7368	0.9290	1.0000		
平均 CPC	-0.1621	-0.2796	-0.3527	1.0000	
配信可能商品数	-0.0231	0.0126	0.0132	-0.0897	1.0000

また、各説明変数の限界効果の推定結果を表 4 に示す。

表 6 分析②の推定結果

	限界効果	P 値
imp	-0.000333***	0.002
クリック数	0.0126737***	0.000
平均 CPC	0.8454069**	0.044
配信可能商品数	0.0045355**	0.016

注) 1. 限界効果は説明変数の平均値で推計している。

2. ***, **, * はそれぞれ有意水準 1%, 5%, 10% で
帰無仮説が棄却されたことを示す。

当該表からは、全ての変数がほぼ有意であるといえる。中でも、CV が増加するためには、平均 CPC が増加することが最も影響があるといえる。

しかし、相関関係に着目すると、imp が特に他の変数と相関が高いことが挙げられる。要因として、imp は広告主が決定した予算を使い切るように調整される指標であるので、クリック数や平均 CPC に依存すると考えられる。また、

これまでの分析は実際の値を使用していたが、各変数の単位が異なる。よって、比率で計算するために、各変数の対数をとって分析する。ただし、被説明変数の CV は、0 を含むため対数をとれないので、実際の値を使用した。

分析③は、説明変数にクリック数、平均 CPC、配信可能商品数を用いた。分析に用いた変数間の相関関係は表 7 の通りである。

表 7 分析③の説明変数間の相関行列

	CV	クリック数(対数)	平均 CPC(対数)	配信可能商品数(対数)
CV	1.0000			
クリック数(対数)	0.4413	1.0000		
平均 CPC(対数)	-0.1773	-0.6608	1.0000	
配信可能商品数(対数)	0.0739	0.4264	-0.5794	1.0000

また、各説明変数の限界効果の推定結果を表 8 に示す。

表 8 分析③の推定結果

	限界効果	P 値
クリック数(対数)	63.67716***	0.000
平均 CPC(対数)	35.96727**	0.012
配信可能商品数(対数)	-5.290587*	0.088

注) 1. 限界効果は説明変数の平均値で推計している。

2. ***, **, * はそれぞれ有意水準 1%, 5%, 10% で
帰無仮説が棄却されたことを示す。

当該表からは、全ての変数がほぼ有意であるといえる。中でも、CV が増加するためには、クリック数が増加することが最も影響があるとされる。

4.2 業界別のトービットモデル

4.2.1 使用モデルと仮説

本節では、4.1 節使用したデータの中で、食品業界とファッション業界に絞ってトービット分析を行い、全データと比較して業界ごとに CV に影響を与える指標に変化があるのかを調べる。業界別の分析では、食品業界とファッション業界の 2 業界に絞って分析するため、ファッション業界ダミーを用いた。ダミー変数を使用することで、業界ごとに係数が異なる可能性を考慮した推計が可能となる。モデルは以下の通りである。

$$y_i^* = \alpha + \mathbf{X}_i' \boldsymbol{\beta} + \gamma D_i + D_i \mathbf{X}_i' \boldsymbol{\delta} + u_i$$

ここで、D はファッション業界ダミー（食品業界のとき 0、ファッション業界のとき 1 をとる）である。γ は定数項ダミーに関する係数、δ は説明変数と係数ダミーの交差項に関する係数ベクトルをそれぞれ表す。その他の変数の意味は 4.1.1 節のモデルと同じである。

著者は、業界ごとに CV に影響を及ぼす指標は変化すると考え、食品業界はクリック数、ファッション業界は配信可能商品数が最も CV の増加に影響すると推測する。食品は視覚の良し悪しで購入を判断する可能性が高く、Google ショッピング広告は画像による広告のため、クリックする前後での情報のギャップが少ないと考えられる。そのため、クリックするとそのまま購入に繋がりと推測される。ファッションは、ユーザーの検索ワードが抽象的なことが多く、広告をクリックしても、EC サイト内で再度商品を探す可能性が高い。そのため、配信可能商品数、つまり、EC サイトで販売している商品の点数が多いとユーザーはより好みの商品を見つけやすくなり購入に至ると推測できる。

4.2.2 分析結果

分析結果は表 9 に示した。

表 9 業界別の推定結果

	推定値	標準誤差
定数項	-661.7821	181.8044
ダミー	-500.645*	262.3776
クリック数	74.56253***	12.56698
平均 CPC	34.24862	34.09949
配信可能配信数	1.3415	8.916389
クリック数*ダミー	34.40016*	17.87732
平均 CPC*ダミー	85.06986*	34.09949
配信可能配信数*ダミー	-6.914921	8.916389
尤度	-865.57282	
サンプル数	153	

(注) 1)***, **, * はそれぞれ有意水準 1%, 5%, 10%で

帰無仮説が棄却されたことを示す

2)説明変数は全て対数に変換している

分析に用いた変数間の相関関係は表 10 の通りである。

表 10 業界別分析の説明変数間の相関行列

	CV	クリック数	平均 CPC	配信可能商品数
CV	1.0000			
クリック数	0.5576	1.0000		
平均 CPC	-0.1593	-0.6113	1.0000	
配信可能商品数	0.0784	0.4050	-0.5146	1.0000

また、各説明変数の限界効果の推定結果を表 11 に示す。

表 11 業界別の推定結果（調整後）

	限界効果	P 値
ダミー	-379.3737*	0.058
クリック数	56.50124***	0.000
平均 CPC	25.95257	0.315
配信可能配信数	1.016548	0.880
クリック数*ダミー	26.06741*	0.056
平均 CPC*ダミー	64.46337*	0.077
配信可能配信数*ダミー	-5.239918	0.555

注) 1. 限界効果は説明変数の平均値で推計している。

2. ***, **, * はそれぞれ有意水準 1%, 5%, 10%で

帰無仮説が棄却されたことを示す。

食品業界に関しては、クリック数は有意であるが、配信可能商品数と平均 CPC は有意ではない。ファッション業界に関しては、クリック数と平均 CPC は有意であるが、配信可能商品数は有意ではない。

4.3 考察

まず、全データでの分析では、分析③の結果を基に考察する。CV の増加に最も影響を与えている指標はクリック数である。この結果の要因は、画像による広告である Google ショッピング広告は、ユーザーからするとクリックをする前と後の情報の差が比較的少ないので、クリック後購入に至りやすく、クリック数の増加が CV の増加にそのまま影響を与えていると推測される。また、平均 CPC が増加することも、CV の増加に影響を与えている。CPC は様々な要素が組み合わさって決定しているが、CPC が増加する主な要因として、広告が検索上位に掲載される場合や、競合シェア率が高いことが挙げられる。競合シェア率とは、同じ業界や同じカテゴリーの商品を売っている他の広告主がどれだけ多いかを

示す指標である。つまり、競合シェア率の高さはその商品の市場が大きいことを表していると考えることができる。広告が検索上位に掲載される場合は、よりユーザーの目に留まりやすく、人気のある商品だと認識されるため、より購入に繋がりがやすくなると考えられる。また、競合シェア率が高く市場が大きいということは、検索をするユーザーが多いため購入が増加すると推測できる。

次に、業界別のデータについて考察する。食品業界において、CVの増加に最も影響をしているのはクリック数である。仮説であげたように、食品は視覚による訴求が一番効果的であるため、画像をみてクリックしそのまま購入に繋がりがやすいと推測できる。また、検索型広告の特性上、食品を検索するユーザーは、他のカテゴリーよりも元々インターネットでの購入を考えている場合が多いのではないかと考える。そのため、興味をもった商品があるとクリックをして、購入に繋がりがやすいと推測できる。

ファッション業界において、CVに影響を与えているのはクリック数と平均CPCである。クリック数については全データでの推測が当てはまると考える。平均CPCが食品業界では有意でなかったが、ファッション業界では有意だった。これは、ECにおける、ファッション業界市場の大きさに依るものであると推測できる。

第5章 まとめと今後の課題

本研究では、Google ショッピング広告における CV の増加には、他の広告基本データのどの指標が影響を与えているかを明らかにした。結果、クリック数が増加することが CV に最も影響を与えることが判明し、他にも平均 CPC、配信可能商品数も関係があることがわかる。この結果の要因は、Google ショッピング広告は画像による広告のため、クリックする前と後での情報の差が比較的少ないので、クリック後購入に至りやすいためであると推測できる。また、業界別にもこれらの指標の影響が異なることも確認された。食品業界では、CV の増加に最も影響を与えているのはクリック数で、ファッション業界ではクリック数に加えて平均 CPC も有意であった。食品は視覚による訴求が一番効果的であるため、画像をみてクリックしそのまま購入に至りやすいと考える。一方、ファッション業界では、EC における、ファッション業界市場の大きさが購入数に正の影響を与えているものと考えられる。

最後に今後の課題を示す。本研究で使用したデータは、相関が高く変数も少なかったため、他の指標を増やす必要性があげられる。また、業界別に分けて分析を行ったが、全データの中の食品業界とファッション業界だけを抜き取って分析をしたため、結果に偏りが生じている可能性がある。そのため、全データをそれぞれの業界にわけて、全ての業界について、業界毎の分析を実施する必要性があると考えられる。

謝辞

本論文を作成するにあたって、株式会社フォードフォースの保有するデータをお借りしました。特に、Google ショッピング広告掲載のためのデータフィードを自動で作成し、運用するサービスを提供している、EC Booster の川田さん・小幡さんを始め、チームメンバーの皆様のおかげで、本研究を行うことができました。心より御礼申し上げます。今回の分析が少しでもお役に立てれば幸いです。

私は、現在株式会社フィードフォースで内定者インターンを行っており、4月から入社いたします。未熟者ではございますが、「働くを豊かに」というビジョンのもと、会社はもちろん社会に貢献できるように自分らしく全力で働いていきますので、どうぞよろしく願いいたします。

また、指導教員である吉田教授にも大変お世話になりました。お忙しい中、本論文の作成にあたり、助言を何度もいただきました。ゼミでは、計量経済学の知識はもちろん、論理的に考え、世の中に溢れる情報と向き合うことの大切さを教わりました。この場を借りて、心より御礼申し上げます。

結びとして、携わっていただいた皆様へ、心より感謝の気持ちと御礼を申し上げます。謝辞にかえさせていただきます。

参考文献・WEB サイト

- 石川善一郎・奥牧人・河野崇(2017) 「Web リスティング広告における基本広告データを用いたコンバージョン分析と予測」 DEIM Forum 2017 (第15回日本データベース学会年次大会) 論文集。
- 筒井淳也・平井裕久・水落正明・秋吉美都・坂本和靖・福田亘孝 (2011) 『Stataで計量経済学入門 (第2版)』第7章 ミネルヴァ書房。
- 株式会社電通「日本の広告費 (2012年～2019年)」
https://www.dentsu.co.jp/knowledge/ad_cost/
(2020年12月2日閲覧)