

SNS 広告オークションにおける入札分析

白石 諒^{†1} 大竹 恒平^{†2} 生田目 崇^{†3}

概要：本論文では、近年急速な成長を遂げているインターネット広告の入札戦略について分析する。本論文においては世界的なソーシャルネットワーキングサービスである Facebook 上に表示される広告のオークションを対象とする。こうしたプラットフォームにおいては、入札条件の設定に合わせてシステムが自動的に入札を行い、その結果のみがクライアントに報告されるため、落札のメカニズムが明確には把握できない。本研究では、入札条件と入手可能な落札結果から、入札条件と落札状況の関係を評価する。こうした分析を通じて、より効果的な入札行動に寄与できる、もしくは落札のメカニズムを部分的にでも明らかにすることができると考えられる。

キーワード：インターネット広告、入札、積乗型回帰分析

1. はじめに

近年、広告業界においてインターネット広告市場が拡大し続けている [1]。その理由として、インターネット広告は、配信対象者を細かく設定したターゲティングが行えること、企業にとっては、広告掲載による配信者への効果を測定しやすい、また、広告の配信が簡単にできるといった利点が挙げられる。

インターネット広告の多くはリアルタイムオークションで取引されており、広告を出稿した効果の測定や入札金額等、日々の入札のための運用管理が重要になってくる。現状では、予算の配分や掲載効果を上げるといった日々の運用は広告担当者の経験則で行われていることが多いため、思い通りの運用ができず、予算の潤渇や思うような掲載効果が現れないといった問題の発生とともに、設定した入札価格や予算上限が必ずしも予想していた通りの結果を生む保証がないといったこともあり、インターネット広告における入札とその配信結果の関係を分析することは価値があると考えられる。

本研究では Facebook 広告を対象とした仲介業者における広告配信戦略について論じる。

本研究の目的は、Facebook 広告を対象に取得可能な広告出稿データから、取りうるデータの構造に合わせたインプレッション数(表示回数)を推定することである。さらに、そこから得られる知見を用いて広告仲介業者が運用していくための入札戦略の施策への提言を目指す。

インターネット広告の既存の研究ではコンバージョンに関して、予測やユーザーの特定が行われているが、広告プラットフォームを持っている企業による研究が多く、広告仲介業者の立場で行われている研究は多くない。

また、Facebook 広告はアドネットワーク広告などの入札に比べて入札設定は簡単にできるものの、配信結果のみが提

示され、なぜこれだけのインプレッションであったのかといった配信構造を直接知ることが出来ない。本研究では、オークション市場を仲介業者の立場で考えた際に、まず対象ユーザに表示されるように広告枠を獲得することが重要であると考え、インプレッション数の推定を行う。

2. 既存研究と本研究の位置づけ

インターネット広告配信に関する研究は主に、配信プラットフォーム側の研究と広告仲介業者側としての研究に分けられる。

前者の研究では Xinran ら [2] や田頭ら [3]、宮西ら [4] の研究がある。それぞれの研究は広告配信プラットフォームを持っている企業が行っている研究のため、コンバージョンするユーザに着目した研究であり、ユーザの情報や行動履歴、配信する広告の属性等から機械学習法を用いて予測を行っている。

後者における研究では高野ら [5] の研究や Saito [6] の研究がある。これらは広告仲介業者の立場から行われている研究であり、共にアドネットワーク広告を対象に広告仲介業者が得られるデータから広告オークション市場での入札戦略について論じられている。

本研究は後者に属するものの、これまでに対象とする SNS すなわち Facebook 広告における入札戦略に関する研究は少ない。その理由として、SNS 広告において広告プラットフォーム側から得られる情報が少ない、広告配信システムの自動化が進んでいる、one of them に向けた広告になっているといったことが挙げられる。

本研究でも用いる Facebook 広告を対象とした研究としては Liu ら [7] がターゲットのデモグラフィックデータと CPM (cost per mille) の関係を考察しているが、本研究のように実際の配信設定データを用いているわけではなく、リバース・エンジニアリングの考え方を使って、価格とデモ

†1 東日本電信電話 (株)

†2 東海大学

†3 中央大学 (連絡先: nama@indsys.chuo-u.ac.jp)

投稿: 2018 年 12 月 15 日

採択: 2019 年 2 月 28 日

グラフィック項目の関係について類推している。Liu らの研究と比較して本研究では、広告配信管理業者の協力を得て実際の入札設定データを用いて項目間の関係を考察する点が大きく異なる。ただし、次節で説明するように取得できるデータには限りがあるため、意思決定を行う情報も限られる。こうした条件の下で成果であるインプレッション数や配信評価の構造を明らかにすることは著者の知る限りはこれまで行われておらず、近年増加している SNS 利用頻度や、広告ターゲティングのことを考えると、配信構造や配信状況の解明は重要な研究テーマと考えられる。

3. データ概要

本節では、本研究の分析で使用するデータの概要及び、分析内容について示す。

- 広告プラットフォーム：Facebook
- データ期間：2015年10月1日～2017年10月29日
- データ件数：13361件(インプレッション数やクリック数など日毎の出稿した結果)
- 掲載された広告キャンペーン件数：106件
- 広告主の数：26
- 広告業界数：6業界（1: その他, 2: EC, 3: 旅行, 4: 自動車, 5: 人材, 6: 不動産）

なお、広告キャンペーンとは、ある企業によって配信される一定期間の同一広告である。広告業界、広告主、キャンペーン数については表1の通りである。

表1 広告主の概要

業界フラグ	業界名	広告主数	キャンペーン数	データ数
1	その他	4	10	995
2	EC	4	16	1727
3	旅行	5	17	1858
4	自動車	2	17	2323
5	人材	6	29	3799
6	不動産	5	17	2659

課金イベントはインプレッションすなわち配信時やクリック時などであるが、このうち本研究ではこのインプレッション数の推定を目的とした分析を通じた Facebook 広告について論じる。Facebook における広告配信の仕組みを図1に示す [8, 9]。

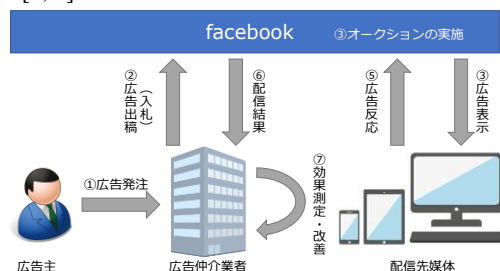


図1 Facebook 広告の仕組み

表2 ターゲティング設定項目

項目	説明
age_max	ターゲットの最高年齢
age_min	ターゲットの最低年齢
Desktop	表示する際のデバイスの設定の有無
Mobile	表示する際のデバイスの設定の有無
Facebook	Facebook に広告を表示させるかの有無
audience_network	audience_network に広告を表示させるかの有無
Instagram	instagram に広告を表示させるかの有無
Home	プロフィールの居住地情報がエリア内に含まれる利用者の有無
Recent	最近の位置情報が、選択されたエリアである利用者の有無
Japan	表示する地域の有無
KantoArea	表示する地域の有無
TokyoArea	表示する地域の有無
Feed	Facebook 上における広告の表示位置の有無
instant_article	Facebook 上における広告の表示位置の有無
right_hand_column	Facebook 上における広告の表示位置の有無
Classic	audience_network 上における広告の表示位置の有無
instream_video	audience_network 上における広告の表示位置の有無
rewarded_video	audience_network 上における広告の表示位置の有無
Male	男性に広告を表示されるかの有無
Female	女性に広告を表示されるかの有無

本研究で使用するデータのうち、インプレッション数や使用金額、クリック数といった広告の出稿結果については、出稿期間中のデータは日毎に取得できるものの、予算や入札金額、ターゲティング内容は日毎の広告設定内容に関してはシステム上書きされるため、広告の最終出稿日のデータのみが入手できた。これは、本来であれば広告設定内容は運用側が設定しているので把握できるはずであるが、配信済みデータを提供されたため、これらの設定項目については取得できなかった。

本研究で使用するデータでは、ターゲティングの設定に関しては入札期間中の変更はほとんど行われていないため、期間内のターゲティングは最終日の広告設定内容と同じと仮定し、予算や入札価格については最終日のデータをもとに推定し分析を進める。また、広告の出稿期間のデータが連続して欠損が存在している場合があったため、そのデータについてはリストワイズ除去を行って対応している。広告出稿データについては、出稿日、広告 ID の他、課金発生イベント、日予算額、入札額、ターゲティング設定、インプレッション数、費用、クリック数、が含まれる。このうち、ターゲティング設定については、表2に含まれる項目について設定が可能である。このうち、Feed はニュースフィード、instant_article はインスタント記事、right_hand_column は PC で閲覧する場合の画面右側の欄への表示位置を示す。また、Classic、instream_video rewarded_video は audience_network の指定であり、それぞ

れ通常の広告記事、インストリーム動画、クリックして閲覧したターゲットのみが報酬を得られるリワード動画である。

4. 入札と配信に関する分析

4.1 分析概要

前節で述べたように、本研究で用いるデータでは広告出稿結果はあるものの、広告設定内容については広告掲載最終日のデータしか残っていないため、はじめに最終日に残っている予算と入札価格のデータを用いて、各日における予算と入札価格の推定する。予算と入札価格を推定する理由として、実際の運用業務の中では日々の広告掲載結果から広告効果を測定し、次の予算や入札価格を設定していくといった運用サイクルを回していくため、この補完が必要と考えたためである。これにより日々の予算と入札価格を知ることが出来るため、各日の予算と入札価格のデータを補完する。

次に、補完したデータを学習用データと検証用データに分け、学習用データでインプレッション数を推定し、検証用データで推定した結果と実際の値について比較を行いモデルの評価を行う。これらの結果を元に、入札戦略を策定し、施策の提言を行う。

これらを図2にまとめる。

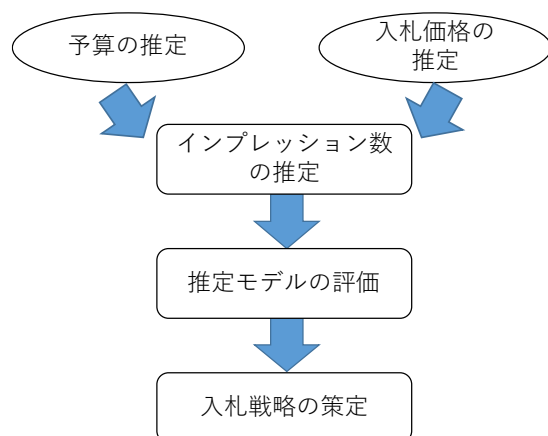


図2 分析フレームワーク

分析にあたり、汎化性能を担保するために、中間時点の2016年9月19日を境に前半を学習用データ(8706件)、後半を検証用データ(3913件)として分割する。

4.2 分析モデル

本研究では、提案する分析モデルの結果を通じた広告配信の施策の提言を目指すため、推定には変数の因果関係を考慮できる重回帰モデルを用いた。採用モデルの候補としては線形の重回帰モデルと積乗型モデルである[10]。

まず、重回帰モデルは以下のように定式化される。

$$y = \beta_0 + \sum_i \beta_i x_i \quad (1)$$

ここで、 y は目的変数、 x_i は説明変数である。

積上型モデルとしては、説明変数にパラメータを累乗して乗じたモデルが一般的であるが、本研究では説明変数候補として表2のデータを用いるため、0-1のバイナリ型の変数が含まれる。そこで、式(2)に示す形とする。

$$y = \exp\{\beta_0\} \times \sum_{i: x_i \text{が連続変数}} x_i^{\beta_i} \times \sum_{i: x_i \text{が0-1変数}} \beta_i^{x_i} \quad (2)$$

この式は、両対数変換をすることにより線形式とすることができ、変換された値を用いて、通常重回帰分析と同様にパラメータを推定することができる。なお、連続変数で0が含まれる場合は1を加えて対数変換している。

5. 分析結果と考察

以下において、まず学習用データによる推定結果をまとめ、その後、検証用データを用いたモデルの評価を行う。

5.1 予算の推定

予算の推定に使用した説明変数は表2の変数に表3を加えたものである。本研究で使用する出稿データとターゲティング設定データから変数を作成する際、出稿データからは過去7日間の平均インプレッション数と平均使用金額の変数とその交互作用項、ターゲティング設定データからは配信地域や配信年齢といったデータからデータ内で同じ値を取り相関が高いものを除いたデータである。

過去7日間の平均インプレッション数 (IMPRESSIONmean) と平均使用金額 (SPENDmean) を求めた理由は、当日の結果から当日の予算を推定するといったことは可能であるが、実運用上では当日の結果から次の日の広告設定を行うといった順序であるため、このような状況を回避するためにこのような処理を行った。平均インプレッション数と平均使用金額の交互作用項 (Imean × Smean)は、支払う金額が多いと広告を表示する回数は多くなるが、広告枠にも上限があるため支払う金額だけ高く表示回数が高止まりしてしまう可能性があると考え変数に加えた。

表3 予算推定の候補変数(表2以外のもの)

変数名	内容
BILLING.EVENT	課金イベント
業界_flg	どの業界か
youbi	どの曜日に投稿されたか
IMPRESSIONmean	過去7日間におけるIMPRESSIONの平均値
SPENDmean	過去7日間におけるSPENDの平均値
Imean×Smean	IMPRESSIONmeanとSPENDmeanの交互作用

重回帰モデル並びに積乗型モデルについて、AIC を基準とした変数選択を行い、検証用データによる評価を行った。自由度調整済み決定係数は、重回帰モデルで 0.66、積乗型モデルで 0.70 となったため、ここでは積乗型モデルを採用した。実際の予算と予測された予算の散布図（対数）を図 3 に示す。また、積乗型モデルで推定されたパラメータ値を表 4 にまとめる。なお、業界 flg は業界を表すダミー変数であり、各モデルに用いる際には、flg1 を除いてパラメータ推定をしている。

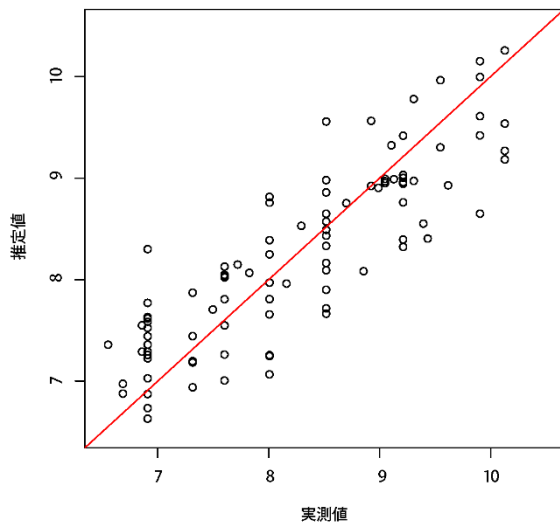


図3 積乗型モデルによる予算の実測値と推定値の散布図
(両対数)

表4 予算の積乗型モデルの結果

変数	係数	P 値
定数項	-0.24	0.94
log(age_max)	2.02	0.00
log(age_min)	0.88	0.19
mobile	-0.47	0.01
Japan	-0.53	0.09
KantoArea	-2.00	0.00
instream_video	0.28	0.14
log(IMPRESSIONmean)	-1.15	0.00
log(SPENDINGmean)	0.01	0.92
業界 flg2	-0.11	0.66
業界 flg3	-0.21	0.46
業界 flg4	-0.47	0.13
業界 flg5	0.33	0.14
業界 flg6	-0.25	0.39
log(IMPRESSIONmean)×log(SPENDINGmean)	0.12	0.00

5.2 入札価格の推定

入札価格の推定に使用した説明変数は、予算の推定で使った変数と同様であり、重回帰モデルと積乗型モデルで入札価格を推定しステップワイズ法で変数選択を行った結果、自由度調整済み決定係数について重回帰モデルが 0.73、積乗型モデルが 0.91 となったため、積乗型モデルを採用した。選択された変数とそのパラメータ値について表 5 にま

とめる。

表5 入札価格の積乗型モデル

変数	係数	P 値
定数項	-0.15	0.96
BILLING.EVENTIMPRESSIONS	0.32	0.46
BILLING.EVENTLINK_CLICKS	0.37	0.07
log(age_max)	1.53	0.01
log(age_min)	1.59	0.00
desktop	0.69	0.00
right_hand_column	-0.92	0.00
instagram	0.74	0.04
home	-2.45	0.00
recent	0.67	0.00
Japan	0.45	0.14
instream_video	0.54	0.00
male	-0.66	0.01
female	-2.94	0.00
log(IMPRESSIONmean)	-0.90	0.00
log(SPENDINGmean)	0.34	0.01
業界 flg2	-1.15	0.00
業界 flg3	0.15	0.59
業界 flg4	0.19	0.57
業界 flg5	0.86	0.00
業界 flg6	-0.20	0.56
log(IMPRESSIONmean)×log(SPENDINGmean)	0.04	0.00

5.3 インプレッションの推定

インプレッションの推定に使用した説明変数候補は表 2 のデータに表 6 のデータを加えたものである。ここでは、ターゲティング設定データから作成した変数のほかに、推定した予算と入札価格および、その交互作用項を変数に取り入れた。推定した予算と入札価格の交互作用項を候補とした理由は、広告運用を行う上で予算が多い場合、余裕が出来るため入札価格を大きくすることができるが、どこかのタイミングで予算に対する入札価格の上限が決まると考えたからである。

表6 インプレッション予測のための候補変数
(表2以外のもの)

変数名	内容
BILLING.EVENT	金額発生タイミング
業界 flg	どの業界か
youbi	どの曜日に投稿されたか
yosan_pre	指数変換した推定した予算
tanka_pre	指数変換した推定した入札価格
yosan_pre×tanka_pre	yosan_pre と tanka_pre の交互作用項

本分析においても上記 2 つの分析と同様に積乗型モデルが自由度調整済み決定係数において高い値 (0.61 対 0.77) となったため、積乗型モデルを採用した。この時のパラメータの値を表 7 に、また実際のインプレッション数と予測値 (対数) の散布図を図 4 に示す。

表7 インプレッションの積乗型モデル

変数	係数	p 値
定数項	1.56	0.18
BILLING.EVENTIMPRESSIONS	1.06	0.00
BILLING.EVENTLINK_CLICKS	1.51	0.00
log(age_max)	-0.81	0.00
log(age_min)	2.64	0.00
desktop	0.97	0.00
instant_article	-0.20	0.00
right_hand_column	-2.48	0.00
audience_network	1.37	0.00
instagram	2.05	0.00
home	-5.59	0.00
recent	2.33	0.00
male	-2.13	0.00
log(yosan_pre)	2.57	0.00
log(tanka_pre)	-2.90	0.00
業界_flg2	-3.10	0.00
業界_flg3	1.03	0.00
業界_flg4	2.02	0.00
業界_flg5	2.38	0.00
業界_flg6	0.51	0.00
log(yosan_pre)×log(tanka_pre)	-0.04	0.00

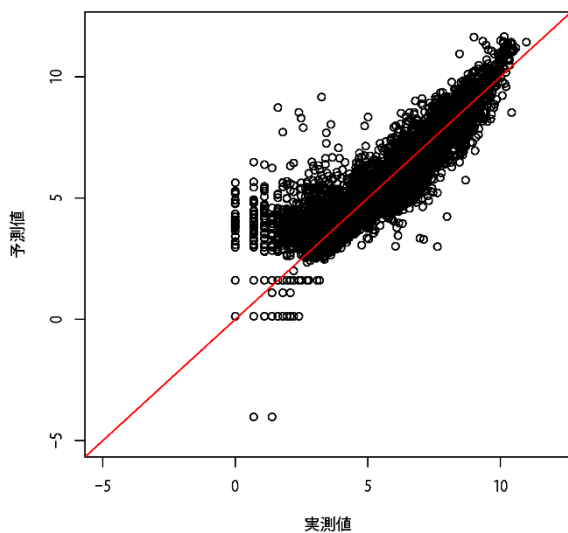


図4 積乗型モデルによるインプレッションの実測値と推定値の散布図 (両対数)

5.4 モデルの評価

前節までの分析によって得られたモデルについて、検証用データを用いた評価を行う。

まず、検証用データを採用されたモデルに当てはめた際のインプレッション数の実測値と推定値の散布図を図5に示す。

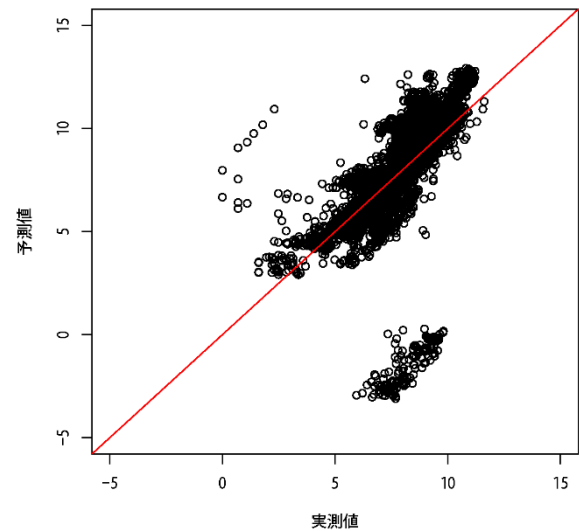


図5 検証用データの実測値と推定値の散布図 (対数)

この図を見ると、学習用データでは見られなかった、推定が大きく外れるデータのまとまりが右下の領域に見られる。この外れ値は検証用データの期間多くの広告を出稿されていた業界 (業界1: その他) に含まれている企業であったため、これについては今回使用した変数以外の別の要因が影響したものと思われる。ただし、これ以外のデータについてはおおむね学習用データと同様の当てはまりとなっている。

検証用データにおいて、予算、入札価格、インプレッション数の時系列グラフを実測値と比較した (図6, 図7)。図6は比較的精度の高かった例、図7は精度の低かった例である。いずれの場合も、予算と入札価格については、それらの予測モデルの説明変数の共通要素が複数あったため相関が高かった。特に、その他業界においては実測値との乖離が大きく業界ごとにインプレッションに影響を与える変数が異なっていることも考えられる。

ただし、Facebookのオークションにおいてはセカンドプライスオークションを基礎としたVCGメカニズム[11, 12, 13, 14]により課金が行われるため、課金イベントが発生した時に、入札した価格そのものが請求されるわけではなく、おおむね相当低い単価での請求が行われている。

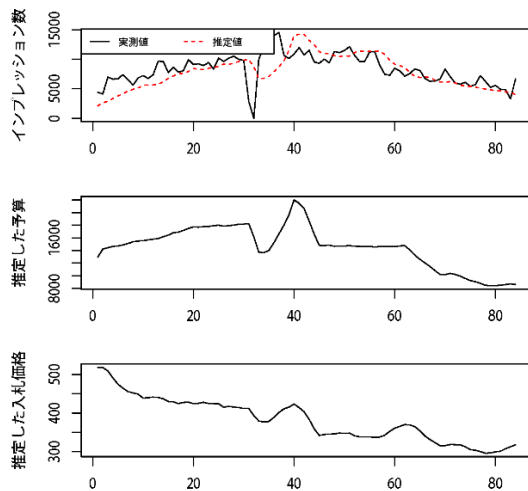


図6 予測精度の高かった例 (旅行)

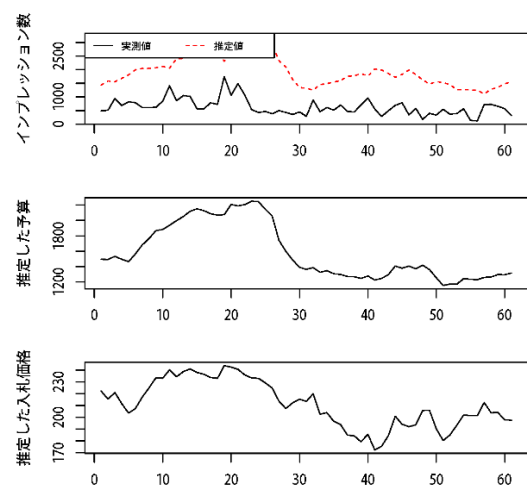


図7 予測精度の低かった例 (その他)

次に、検証用データにおけるインプレッション単価、すなわち SPEND/IMPRESSION について、予測値と実測値の残差を横軸、縦軸に実測値とした散布図を図8に示す。

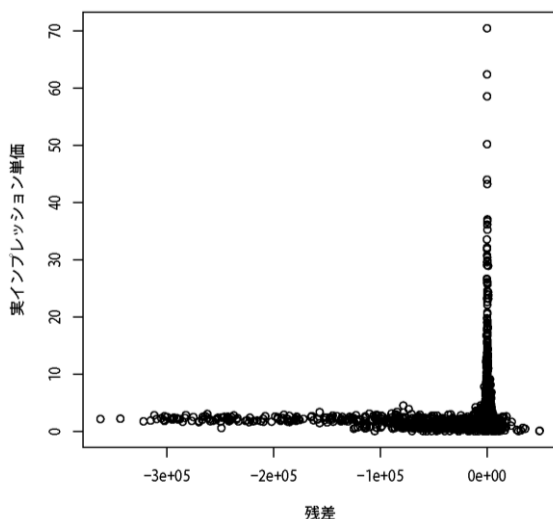


図8 インプレッション単価の評価

この図より、実インプレッション単価が高いほど残差が少ないことが分かるが、実インプレッション単価が低いと上手く推定が行えていないことが分かる。事前の集計から広告主の業界ごとにインプレッション単価が大きく異なることが分かっていたため、残差について業界ごとに集計したところ、インプレッション単価の安い自動車業界においては残差がほとんどマイナスであり、逆にインプレッション単価の高いECにおいてはほぼ0であった。このように、単価の違いが推定に影響を与えている可能性が示唆されたが、競合他社の状況やコンバージョン単価などの影響を考察する必要があるため、今後の課題とした。

5.5 入札戦略

本研究のモデルを用いた入札戦略の策定のために、ある

条件での予算と入札価格の上限設定について、本モデルを用いてシミュレーションを行った。

広告配信設定をここでは広告主の業界を旅行、配信曜日を月曜日、予算を35,000前後、入札価格を5,000前後、課金タイミングは広告表示時(インプレッション)、対象最高年齢は50、対象最低年齢は18、配信媒体先(mobile, audience_network, instagram)、配信エリア(home, recent, TokyoArea)、配信対象性別(female)を有として、予算と入札価格のインプレッション数との関係を示す。このシミュレーションでは、前節のモデルを用いているため、他社の入札戦略については直接考慮をしておらず、あくまで自身の設定したターゲットや予算、入札価格からのインプレッション数の予測を行っている。

予算と入札価格の上限を変化させた結果を表8に示す。

表8 シミュレーション結果

予算	インプレッション	入札価格	インプレッション
31,000	742.43	1,000	202518.84
32,000	796.80	2,000	20321.09
33,000	853.29	3,000	5294.82
34,000	911.92	4,000	2039.05
35,000	972.70	5,000	972.70
36,000	1035.64	6,000	531.29
37,000	1100.77	7,000	318.62
38,000	1168.09	8,000	204.60
39,000	1237.62	9,000	138.43
40,000	1309.37	10,000	97.60

表8から予算を増やすことで、インプレッション数は上がっていくものの、入札価格を変更することで獲得インプレッション数に大きな差が見られた。今回の広告設定の条件

における入札戦略では入札価格の設定が大きな要因であると考えられる。

シミュレーション結果から、入札価格がインプレッションに対し大きな影響を与えていた。予算を一定の状態のまま入札価格を上げると、オークションで広告枠を獲得することが出来るようになるものの、1回の入札価格が高くなってしまい予算を早く使い切ってしまうため、インプレッション数が下がると予測されたと考えられる。また、入札価格を下げた場合にインプレッション数が指数的に増える結果になっているが、これは本来想定される入札価格範囲を逸脱した状況になっている可能性もある。本来であれば、入札価格を下げるとほとんど落札できずインプレッション数は0に収斂していくはずであるが、パラメータ推定には時期などは考慮せずすべての該当データを利用しているため、競合が緩やかで落札しやすかった時期は価格も安く入札されており安く大量に落札できたということも考えられる。こうした状況は本モデルでは考慮できていない。

ただし、入札価格を操作すると獲得できるインプレッション数が変わる状況にあることを考えると、業界や時期などで入札価格の相場はある程度範囲は決まるとはいえ、その時点での適切な入札価格を決めるために、本論文のようにモデルによって状況を推察することは実務上有用性があると考えられる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、インターネット広告のうち Facebook 広告を対象とした入札戦略について論じた。広告仲介業者が取得可能な広告出稿データからインプレッション数を推定するモデルを作成し、推定値と実測値との比較を行った。また、ある条件で広告の予算と入札価格を、上限設定を変えた場合のシミュレーションを行った結果、本モデルでは入札価格を変動させることがインプレッション数へ大きな影響を与えることが分かった。本研究で得られた知見は、仲介業者が広告運用を行うための入札戦略に対する施策への提言ができたと考える。

本研究のモデルでは、直接的には競合状態については考慮しておらず、実際に競合した際の情報をモデルに取り入れる必要があると考える。カテゴリによっては時期により入札価格のトレンド変化がある場合も想定される。こうした競合状態をモデルに取り入れることが出来ればよりオークション市場の状態を考慮できるため、インプレッション数に対する予算や入札価格との関係性考慮したモデルを作

成することが出来ると思われる。また本研究では要因を把握するために回帰モデルを用いて推定を行ったが、広告の時系列のグラフを見るとインプレッション数が高い期間と低い期間で分かれていることがあるため、推定手法としては時系列的に状態を変化させたモデルによる解析も考慮する必要があると考える。

参考文献

- [1] 株式会社電通, 「2016 年日本の広告費」, http://www.dentsu.co.jp/knowledge/ad_cost/2016/, 2017. (2018 年 12 月 10 日アクセス).
- [2] Xinran, H., Pan, J., Jin, O., Xu, T., Liu, B., Xu, T., Shi, Y., Atallah, A., Herbrich, R., Bowers, S. and Quinonero Candela, J., "Practical Lessons from Predicting Clicks on Ads at Facebook," *International Workshop on Data Mining for Online Advertising (ADKDD)*, 9 pages (2014).
- [3] 田頭幸浩, 小野真吾, 田島玲, "オンライン広告における CVR 予測モデルの素性評価" 第 6 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, 7 pages (2014).
- [4] 宮西一徳, 高野雅典, 吉田岳彦, "大規模リワード広告システムにおける行動履歴と広告属性を利用したコンバージョン予測モデルの構築," 第 29 回人工知能学会全国大会論文集, 4 pages (2015).
- [5] 高野祐一, 和田悠太郎, 生田目崇, 村木正昭, "アドネットワークにおけるバナー広告入札戦略決定フレームワークの有効性の検証," 情報科学研究, Vol. 35, pp. 1-17 (2015).
- [6] Saito, Y., "A Bidding Strategy of Intermediary in Display Advertisement Auctions," *Department of Social Informatics Graduate School of Informatics Kyoto University, Master Thesis*, (2014).
- [7] Liu, Y., Kliman-Silver, C., Bell, R., Krishnamurthy, B., and Mislove, A., "Measurement and Analysis of OSN Ad Auctions," *Proceedings of the Second ACM Conference on Online Social Networks*, pp. 139-150, (2014).
- [8] 「Facebook Blueprint: Facebook 広告に関する無料オンライントレーニング」, <https://ja-jp.facebook.com/blueprint> (2018 年 12 月 1 日アクセス).
- [9] 「マーケティング API - Facebook for Developers」, <https://developers.facebook.com/docs/marketing-apis> (2018 年 12 月 1 日アクセス).
- [10] 粕谷栄一, 「R 一般化線形モデル」, 共立出版 (2015).
- [11] Vickrey, W., "Counterspeculation, Auctions, and Competitive Sealed Tenders," *The Journal of Finance*, Vol. 16, No. 1, pp. 8-37, (1961).
- [12] Clarke, E., "Multipart Pricing of Public Goods," *Public Choice*, Vol. 11, No. 1, pp. 17-33 (1971).
- [13] Groves, T., "Incentives in Teams," *Econometrica*, Vol. 41, No. 4, pp. 617-631 (1973).
- [14] Varian, H. R., and Harris, C., "The VCG Auction in Theory and Practice," *American Economic Review*, Vol. 104, No. 5, pp. 442-45, (2014).

Bidding Behavior Analysis in SNS Advertisement Auction

Ryo SHIRAISHI^{†1} Kohei OTAKE^{†2} Takashi NAMATAME^{†3}

Abstract: In this paper, we analyze the bidding strategy of Internet advertising which has been rapidly growing in recent years. In this paper, we focus on the advertisement auction displayed on Facebook which is a representative social networking service (SNS). In such a platform, the system automatically bids according to the setting of the bidding conditions and only the result of winning bids is reported to the client, so the mechanism of the bidding cannot be clearly grasped. In this research, from the bidding condition and the available bidding results, we evaluate the relationship between the bidding conditions and the bidding situation. Through such analysis, it is thought that it is possible to contribute to more effective bidding behavior, or to clarify the mechanism of the successful bid even partially.

Keywords: SNS Advertisement, Bidding, Multiplicative Regression Analysis

^{†1} Nippon Telegraph and Telephone Ease Corp.

^{†2} Tokai University

^{†3} Chuo University (Correspondence Author: nama@indsys.chuo-u.ac.jp)