

インターネット広告オークションにおける仲介業者の入札戦略に関する研究

経営システム工学専攻 白石 諒

1 研究背景と目的

近年、インターネットの普及に伴いインターネット広告市場は拡大の一途を辿っている。その理由として、企業にとっ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、広告掲載による配信者への効果を測定しやすい、広告を掲載することが簡単に出来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、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、運用が上手いかず、予算の涸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がある。

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だったのかといった内容を直接知ることが出来ない。今回オークション市場を仲介業者の立場で考えた際に、まず対象ユーザー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たためインプレッション数の推定を行う。

2 データ概要及び分析内容

本節では分析で使用するデータの概要及び、分析内容について説明を行う。

2.1 データ概要

対象とするデータは、以下のとおりである。

- 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といった日毎の出稿した結果)
- 掲載された広告キャンペーン数: 106 件
- 広告主数: 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)

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広告の最終出稿日のデータしか取得できない。本来は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、システム上は上書きされてしまうといった理由でデータが保存されていない。今回使用するデータでは、ターゲティングの設定に関しては変更が少ないため、期間内においては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から推定を行い分析を進める。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。

2.2 分析内容

本研究で進める分析手順を図 1 に示す。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

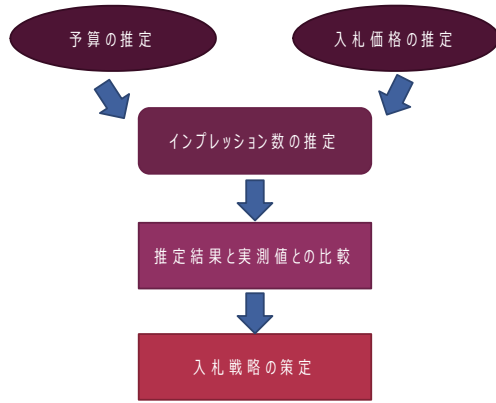


図 1: 分析方法

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、こうした補完が必要と考えたためである。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。学習用データと検証用データはデータ期間の中間で二分した 2016 年 9 月 19 日で分けた。その結果は以下のとおりである。

- 学習用データ件数: 8706
- 検証用データ件数: 3913

2.3 使用する手法

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回帰モデルを用いた。回帰モデルは説明変数が目的変数に対してどの程度説明できるかを定量的に評価することが出来るため、結果に対して要因が与える影響を容易に考察することが可能になることからである。

採用モデルの候補とした回帰モデルは積乗型モデル [2] と比較のために重回帰モデルを採用した。積乗型回帰モデルは、推定値が常に正の値となるため、正の変数を推定する場合に相性が良いとされている [1]。本研究で推定する変数は全て非負の値をとるため今回積乗型回帰モデルを候補とした。以下に積乗型モデルの式を示す。

$$y = \exp(\beta_0) \prod_i x_i^{\beta_i} \quad (1)$$

ここで y は目的変数、 x は説明変数、 i は説明変数の個数である。式 1 から両辺の対数をとると、式 (2) になり、線形式として表せる。

$$\ln y = \beta_0 + \sum_i \beta_i \ln x_i \quad (2)$$

本研究ではこの式から連続変数となるものは対数を取り、0-1 変数は対数をとらない式として変形を行った。ターゲティングの設定は 0-1 変数が多くあるため、対数変換が行えない。そのため、連続変数のみを対数に取ることで積乗型モデルに適用した。ただし、連続変数で 0 になるデータについては、1 を足して対数変換を行えるようにした。変形した式は、式 (3)、式 (4) として表すことができる。

$$y = \exp(\beta_0) \times \prod_{i: x_i \text{ が連続変数}} x_i^{\beta_i} \times \prod_{i: x_i \text{ が 0-1 変数}} \beta_i^{x_i} \quad (3)$$

$$\ln y = \beta_0 + \sum_{i: x_i \text{ が連続変数}} \beta_i \ln x_i + \sum_{i: x_i \text{ が 0-1 変数}} x_i \ln \beta_i \quad (4)$$

ここで y は目的変数、 x は説明変数である。

3 分析結果

3.1 予算の推定について

予算の推定に使用した説明変数は、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。予算を推定した結果、重回帰モデルでは全体的に推定値との残差が大きいが、積乗型モデルでは対数に変換しているため、指数変換すると値が大きくなるにつれ推定値との残差が大きくなるが、値が小さいときの残差は小さいことが分かった。また自由度調整済み決定係数を見ても回帰モデルが 0.66、積乗型モデルは 0.70 であったため、重回帰モデルよりも積乗型モデルの当てはまりが良いと判断し、以下の分析では重回帰モデルではなく今回使用した積乗型モデルの結果を用いる。

3.2 入札価格の推定について

入札価格の推定に使用した変数は、予算の推定で使用した変数と同様の変数を用いた。前節と同じく重回帰モデルでは全体的に推定値との残差が

大きい、積乗型モデルでは対数に変換しているため、指数変換すると値が大きくなるにつれ推定値との残差が大きくなるが、値が小さいときの残差は小さいことが分かった。また自由度調整済み決定係数を見ても重回帰モデルが0.69、積乗型モデルは0.89であったため、重回帰モデルよりも積乗型モデルの当てはまりが良いと判断し、以下の分析では重回帰モデルではなく今回使用した積乗型モデルの結果を用いる。

3.3 インプレッションの推定について

インプレッションの推定に使用した説明変数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。また、予算と入札価格の推定の際、過去7日間の平均値を採用したため、各広告の出稿期間のうち最初の7日間を除いたデータで推定を行った。学習用データを用いて推定を行った結果、重回帰モデルではdesktop（デスクトップに配信するかの有無）やrecent（ユーザーが対象配信エリアに最近訪れたかの有無）等の変数の係数はマイナスに働いているが、積乗型モデルではプラスに働いているといった違いがみられた。重回帰モデルの推定では、実測値よりも推定値が低く評価されてしまい、積乗型モデルでは指数に変換したために値が大きいところでは推定値との残差が大きくなり、実測値と推定値が大きく離れているしまった。自由度調整済み決定係数を見ると重回帰モデルが0.61、積乗型モデルは0.77であったため、積乗型モデルの当てはまりが良かったため次節では積乗型モデルを用いて評価を行う。

3.4 本モデルの評価

検証用データを使用して本モデルの評価を行う。図2に検証用データにモデルを当てはめた際の、積乗型モデルの推定値を指数に変更した値と実測値との散布図を示す。

図2を見ると、実測値の値が大きい領域では推定値が大きく評価されてしまった。この残差が何に影響を受けているか評価するため、インプレッションの推定に使用した変数を用いて重回帰モデルで検証を行った。その結果、残差は業界がECのものや課金発生タイミングがLINK_CLICKSの時に大きくマイナスに働き、配信地域がの設定や、配信対象が女性の時にプラスに働くことが分かった。

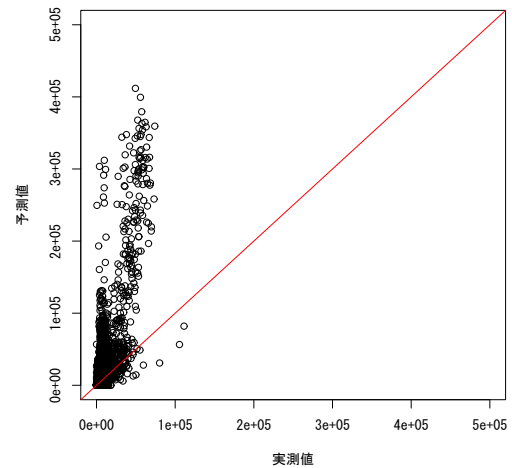


図 2: 検証用データの実測値と推定値の散布図

次に、これまで推定を行ってきた予算、入札価格、インプレッション数を時系列のグラフで表した。図3に一例として業界6: 不動産のある広告におけるグラフを示す。

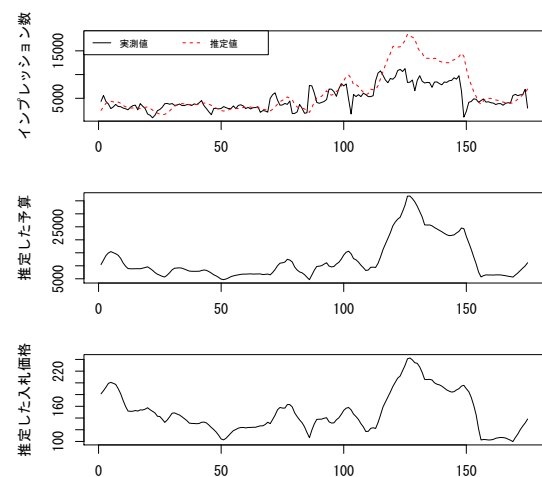


図 3: 推定した値の時系列グラフ

図3から、推定した予算と入札価格は同じような波形をしており相関がある。インプレッション数の推定値は、予算と入札価格が上がった期間は同じように上がることが分かる。また、インプレッション数の実測値に対して推定値の波形はわずかながら右にずれているように見られる。

3.5 入札戦略の策定

入札戦略の策定のため、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35000前後、入札価格:を5000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。予算と入札価格の上限を変化させてみると、結果は表 1 になった。

表 1: 予算の上限と入札価格の上限を変化させたインプレッション数の推定値の結果

| 予算 | 推定値 | 入札価格 | 推定値 |
|-------|---------|-------|-----------|
| 31000 | 742.43 | 1000 | 202518.84 |
| 32000 | 796.80 | 2000 | 20321.09 |
| 33000 | 853.29 | 3000 | 5294.82 |
| 34000 | 911.92 | 4000 | 2039.05 |
| 35000 | 972.70 | 5000 | 972.70 |
| 36000 | 1035.64 | 6000 | 531.29 |
| 37000 | 1100.77 | 7000 | 318.62 |
| 38000 | 1168.09 | 8000 | 204.60 |
| 39000 | 1237.62 | 9000 | 138.43 |
| 40000 | 1309.37 | 10000 | 97.60 |

表 1 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。

4 考察

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て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り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。実際の広告オークションでは、業界などによって入札価格の相場はある程度範囲が決まっており、その相場に対していくらで入札を行うべきか考える必要があるため、少しの金額でも獲得できるインプレッション数に影響があることを考えると、本モデルの有用性はあると考えられる。

予算の推定および入札価格の推定では積乗型モデルの当てはまりが良かったが、インプレッションの推定に対する積乗型モデルの当てはまりは実測

値よりも大きい推定値を出してしまった。その理由として、積乗型モデルは積による回帰式のため指数的に上昇してしまい、実測値が大きな時は推定値が大きく上回ってしまったと考えられる。実際に推定した結果を時系列のグラフで見ると、予算と入札価格が上がる時には推定値も同様に上がることで、インプレッション数の推定結果は実測値に対して遅れた波形であることが分かった。前者は、インプレッション数の推定値は予算と入札価格が変動すると大きく影響を受けやすいと考えられ、後者は、過去のデータの平均を変数に使用したため、影響を受けてしまったのではないと思われる。

5 結論と今後の課題

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時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出来たと考える。

ただし、今回作成したモデルでは、同じ業界内で同期間に広告を出稿していた場合の競合状態については考慮しておらず、競合状態をモデルに取り入れる必要があると考える。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モデルや状態空間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] 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.
- [2] 岡太彬訓, 守口剛, 木島正明（著）, 「マーケティングの数理モデル」, 朝倉書店, 2001.