

# アドネットワークにおける内的コンバージョン価値を用いた広告主利益の最大化モデル

Maximization of advertisers' profit in AdNetwork using intrinsic value of conversion

河本 哲

Satoshi Kawamoto

株式会社アイモバイル 技術本部

Technical Department, i-mobile Co.,Ltd.

CPA(Cost Per Acquisition) is a crucial indicator for internet advertising. Generally, ad serving systems accept target CPA for advertising campaigns, and systems adjust bid prices according to their target CPA. But, when inputted target CPA are too low, advertisers will not be able to get enough conversions. In contrast, when target CPA are too high, advertising costs will be too high. In this study, we aim to construct a model to optimize advertisers' profits. At first, we expressed the nonlinearity between prices and conversions using Poisson regression model. Next, we derived a model to maximize advertisers' profits. And then we investigated the behavior of the model by evaluating profits of advertisers and media.

## 1. はじめに

インターネット広告の成果指標のひとつに、CPA(Cost Per Acquisition)が存在する。CPAの定義はコンバージョン(広告を経由して、商品購入などの成果地点に到達すること)あたりにおける広告費を意味するが、指標としての重要性は極めて高い。多くのインターネット広告配信システムは、広告キャンペーンの目標CPAの入力を受け付け、目標CPAに追随するように、広告の入札金額を自動調整する機構を備えている。

本研究の対象となるクリック課金型のアドネットワークの特性として、必ずしもRTB(Real Time Bidding)のようなセカンドプライス型のオークション形式を取らない広告配信形式であることが挙げられる。実際にクリックが発生したときは、広告主は入札クリック単価(あるいはセカンドプライス)を広告費として支払う必要があるが、入札クリック単価の最も高い広告が無条件でメディアに表示される訳ではない。アドネットワークの配信最適化は西林が言及している通り、メディアのeCPM(effective Cost Per Mille, 広告1000回表示あたりのメディアの収益)の最大化も要請されているため、CTR(Click Through Rate, クリック確率)もメディアに対する広告表示確率に影響する[西林 17]。

また実運用上、目標CPAの数値が過度に大きければ1コンバージョンあたりのコストが過大になり、目標CPAを過少に設定してしまうと入札競争に勝てないという問題がある。そこで本研究では、広告キャンペーンに設定される目標CPAとは別に、内在的なコンバージョン価値の存在を仮定し、広告主利益とメディア収益を適正化するモデルを検討した。その際、前提としてクリック発生時は広告主は入札クリック単価を支払うものとする。

具体的には、まずメディア(広告掲載枠)に対する入札単価と獲得コンバージョン件数との関係を、ポアソン回帰モデルを用いて表現するモデルを導出した。次に、導出された非線形曲線を利用して、広告掲載枠に対して広告主利益を最大化するような目標CPAを割り当てるモデルを考案した。また、考案されたモデルによって広告主の利益およびメディアの収益性がどのように変動したかをシミュレーションにより評価した。

## 2. 関連研究

基本的にアドネットワークにおける最適化は、広告キャンペーンの目標CPAを満たしつつ、メディアのeCPMを最大化することを目標としている。

アドネットワークはDSP(Demand Side Platform)とは異なり、一般的にはセカンドプライスオークションモデルを用いない。クリック課金のアドネットワークの場合、広告主はクリック発生時に、入札金額を支払う必要がある。また、メディア側はeCPMの最大化を目標とするため、入札単価自体が高くてもCTRが低ければインプレッションを獲得出来ない。

これらの前提の上で例えば Thomson Sampling により、eCPMを最大化するモデルが用いられたりする[西林 17]。また、契約CPAを1コンバージョンあたりの報酬額とみなし、線型最適化問題から広告主報酬を最大化するモデルも提案されている[高野 2014]。またマルコフ決定過程により、CPMを最大化するメディアと広告の組み合わせを選択するモデルも提案されている[Truzzi 2012]。

## 3. 広告主の利益を最大化する目標CPA

### 3.1 「入札単価 $\propto$ 獲得コンバージョン」の関係が満たされるときに広告主の最大利益

ここではコンバージョン数と入札単価の間に正比例の関係が成り立つと仮定したときのキャンペーン  $c$  の利益  $\Psi_c$  を最大化するモデルを定式化する。

ある広告キャンペーンが配信可能なメディア(掲載枠)の集合を  $S$  とする。 $S$  に属する掲載枠  $s$  で発生する広告主利益を  $\Psi_{cs}$  とすると、広告キャンペーン  $c$  で発生する広告主利益は  $\Psi_c = \sum_{s \in S} \Psi_{cs}$  となる。ここでコンバージョンの生み出す価値を  $Y_c$  とし、掲載枠  $s$  に対する目標CPAを  $X_{cs}$  とし、見込みコンバージョン件数を  $N_{cs}$  とすると、 $\Psi_c$  は次のように変形される。

$$\Psi_c = \sum_{s \in S} \Psi_{cs} \quad (1)$$

$$= \sum_{s \in S} N_{cs}(Y_c - X_{cs}) \quad (2)$$

連絡先: 河本 哲, 株式会社アイモバイル, Email:kawamoto@i-mobile.co.jp

ここで「入札単価と獲得コンバージョン件数は正比例している」という仮定を導入する。キャンペーンの目標 CPA を  $X_c$  として、 $X_{cs} = r_{cs}X_c$  とおくと (すなわち掲載枠  $s$  に対して、キャンペーンの目標 CPA に見合う単価よりも  $r_{cs}$  倍の単価で入札している)、 $\Psi_c$  は下式で示される。

$$\Psi_c = \sum_{s \in S} r_{cs} N'_{cs} (Y_c - r_{cs} X_c) \quad (3)$$

ここに  $N'_{cs}$  は、 $r_{cs} = 1$  のときの  $s$  における見込みコンバージョン件数である。 $\Psi_c$  を  $r_{cs}$  で偏微分すると

$$\frac{\partial \Psi_c}{\partial r_{cs}} = -2N'_{cs} X_c r_{cs} + N'_{cs} Y_c \quad (4)$$

となるため、極値を取るとき  $r_{cs}$  は

$$r_{cs} = \frac{Y_c}{2X_c} \quad (5)$$

となる。キャンペーンの目標 CPA が適切に (広告主利益を最大化するように) 設計されている場合、 $r_{cs} = 1$  となる。すなわち、目標 CPA をコンバージョン価値の 0.5 倍の値に設定することで、広告主効果を最大化することが出来る。

以上の議論により「入札単価と獲得コンバージョン件数は正比例している」状況であれば、 $Y_c = 2X_c$  が広告主効果を最大化する目標 CPA となる。

### 3.2 入札単価とコンバージョン件数の非線形性

前節では、入札単価とコンバージョン件数との間に正比例の関係が成り立つ上での、最適な目標 CPA の定式化を行った。しかしながら、実際には入札単価とコンバージョン件数との間には非線形な関係であるため、掲載枠  $s$  に対する最適な目標 CPA は、必ずしもコンバージョン価値の 0.5 倍とはならない。また、一般的にコンバージョンの発生確率は低いため、説明変数を入札 CPC として、被説明変数をコンバージョン件数とするモデルを直接構築することは困難である。そこで、掲載枠  $s$  の CVR は時間経過で変動しないと仮定して、説明変数を  $r_{cs}$  とし、被説明変数をクリック数  $y_{cs}$  としたモデルを構築することを考える。具体的なモデルは下式の通り。

$$\widehat{y}_{cs} = e^{a_{cs} + b_{cs} \log r_{cs}} \quad (6)$$

パラメータ  $a_{cs}, b_{cs}$  は、ポアソン回帰モデルを用いた最尤推定法で求める。まず、一般化線形モデルにおける線型予測子を  $a_{cs} + b_{cs} \log r_{cs}$  とする。また、リンク関数を  $g(\mu_{cs}) = \log \mu_{cs}$  とする。ここに  $\mu_{cs}$  は  $r_{cs}$  の期待値である。リンク関数の逆関数は  $g^{-1}(\mu_{cs}) = e^{\mu_{cs}}$  であるため、クリック回数の期待値は下式で表現される。

$$\mu_{cs} = e^{a_{cs} + b_{cs} \log r_{cs}} \quad (7)$$

これはポアソン分布のパラメータとなるため、ポアソン回帰の尤度は下式の通りとなる。

$$L_{cs} = \prod_{t=1}^n \frac{\mu_{cs}^{y_{cst}}}{y_{cst}!} e^{-\mu_{cs}} \quad (8)$$

$t$  は日付であり、過去  $n$  日分の入札データとクリック数データを用いて尤度を求めている。対数尤度を最大化する  $a_{cs}, b_{cs}$  を求めることで、回帰モデルを推定出来る。具体的な推定方法として、ニュートン法を用いることとする。

ニュートン法のパラメータ更新式は式 (9) で示される通りである。ここに  $a'_{cs}, b'_{cs}$  は更新後の  $a_{cs}, b_{cs}$  であり、十分に収束したときに計算を終了する。本研究では、収束の閾値は  $1.0 \times 10^{-7}$  とした。また、 $a_{cs}$  および  $b_{cs}$  の初期値はそれぞれ  $a_{cs} = 5.0, b_{cs} = 1.0$  とした。

$$\begin{bmatrix} a'_{cs} \\ b'_{cs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{cs} \\ b_{cs} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \log L_{cs}}{\partial a_{cs}^2} & \frac{\partial^2 \log L_{cs}}{\partial a_{cs} \partial b_{cs}} \\ \frac{\partial^2 \log L_{cs}}{\partial a_{cs} \partial b_{cs}} & \frac{\partial^2 \log L_{cs}}{\partial b_{cs}^2} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{\partial \log L_{cs}}{\partial a_{cs}} \\ \frac{\partial \log L_{cs}}{\partial b_{cs}} \end{bmatrix} \quad (9)$$

以上の手順により式 (6) のパラメータ  $a_{cs}, b_{cs}$  が求められる。ここで、掲載枠  $s$  に対して広告キャンペーンが配信される際、CVR は一定であると仮定すると、 $N_{cs}$  は下式のような比例関係が得られる。

$$N_{cs} \propto e^{a_{cs}} r_{cs}^{b_{cs}} \quad (10)$$

これを用いると、広告主利益  $\Psi_c$  は

$$\Psi_c \propto \sum_{s \in S} e^{a_{cs}} r_{cs}^{b_{cs}} (Y_c - r_{cs} X_c) \quad (11)$$

と表現される。

### 3.3 非線形性を考慮した広告主利益最大化

広告主利益は式 (11) で示されるような比例関係を持っていることを前節の議論で述べた。ここで  $\Psi_c$  を  $r_{cs}$  で偏微分すると

$$\frac{\partial \Psi_c}{\partial r_{cs}} \propto e^{a_{cs}} r_{cs}^{b_{cs}-1} (Y_c b_{cs} - X_c (b_{cs} + 1) r_{cs}) \quad (12)$$

となるため、極大値を取るとき  $r_{cs}$  は

$$r_{cs} = \frac{b_{cs}}{b_{cs} + 1} \frac{Y_c}{X_c} \quad (13)$$

となる。これにより、広告主利益を最大化するような掲載枠  $s$  への入札クリック単価  $z_{cs}$  は、CVR の推定値  $\theta_{cs}$  を用いて

$$z_{cs} = \left( \frac{b_{cs}}{b_{cs} + 1} \frac{Y_c}{X_c} \right) X_c \theta_{cs} = \frac{b_{cs}}{b_{cs} + 1} Y_c \theta_{cs} \quad (14)$$

となる事が分かる。また、式 (5) は  $b_{cs} = 1$  となった場合の解であることも分かる。

## 4. 広告主利益最大化シミュレーション

### 4.1 シミュレーション概要

前章での議論で、広告主利益を最大化する  $r_{cs}$  の求め方が分かった。この章ではシミュレーションにて、 $r_{cs} = 1$  と固定した場合と比べて広告主利益がどのように変化したかを評価し、メディアの収益変化についても考察を加える。

今回のシミュレーションでは、目標 CPA および CTR, CVR の異なる 10 個の仮想的なキャンペーンを作成し、ある特定の掲載枠ひとつに対して広告配信が行われている状況を想定する。この掲載枠の総インプレッション数は 1 日あたり 1000000 件であるとし、広告の配信期間は 60 日間とする。仮想的なキャンペーンの目標 CPA, CTR, CVR の特性を表 1 に示す。また、各広告キャンペーンは、CTR および CVR の真値を持つものとしてシミュレーションを行っているが、キャンペーンおよびメディア側から真値を直接知ることは出来ないものとする。また、メディア側は eCPM が高くなるようなキャンペーンの選択を行うとする。

今回は、インプレッションが発生するごとに、メディア側は下式で示されるようなSoftMax関数を用いてキャンペーン選択処理を行うものとする。キャンペーン選択後のクリックおよびコンバージョン判定はCTR, CVRの真値(キャンペーンごとに固定)を用いて行うこととする。温度パラメータは $\tau = 163$ とした。

$$P(c) = \frac{\exp\left(\frac{R_c}{\tau}\right)}{\sum_{l=1}^{10} \exp\left(\frac{R_l}{\tau}\right)} \quad (15)$$

ここに、 $P(c)$ は掲載枠 $s$ にインプレッションが発生した際に、キャンペーン $c$ が選択される確率である。また $R_c$ は、キャンペーン $c$ のeCPMであり、下式で求められる。

$$R_c = 1000 \times w_{cs} \theta_{cs} \quad (16)$$

ここに $w_{cs}$ はキャンペーン $c$ の掲載枠 $s$ に対する推定CTRである。また $b_{cs}$ の範囲は $0.5 \leq b_{cs} \leq 3.0$ に収まるように制約を加えた。 $b_{cs}$ が小さすぎると、メディア側が採用しているバンディットアルゴリズムにより、キャンペーンが殆ど選択されなくなってしまう。 $b_{cs}$ があまりに大きくなってしまうと、入札単価を少し高くしただけでもインプレッションを大幅に(過度に)多く獲得可能であるという推定になってしまう。

表 1: 広告キャンペーンの特性

キャンペーン ID	目標 CPA	CTR	CVR
1	213 円	1.95%	3.78%
2	222 円	3.11%	1.37%
3	996 円	1.71%	3.50%
4	862 円	1.25%	4.83%
5	341 円	0.85%	3.78%
6	1174 円	1.16%	1.99%
7	962 円	2.14%	4.16%
8	542 円	1.44%	4.21%
9	697 円	3.49%	4.13%
10	395 円	2.60%	2.99%

## 4.2 学習データ作成方法

式(6)の係数 $a_{cs}, b_{cs}$ を求めるには、 $r_{cs}$ および $y_{cs}$ の学習データを与える必要がある。被説明変数の学習データには、過去の日付 $t$ におけるクリック数 $y_{cst}$ を与えれば良いが、説明変数の学習データ $r_{cst}$ の作成方法が問題となる。本研究では $r_{cst}$ は過去の入札単価 $z_{cst}$ を用いて、下式で導出されるものとした。

$$r_{cst} = \frac{z_{cst}}{\theta_{cs} X_c} \quad (17)$$

すなわち「(過去の)日付 $t$ で、単価 $z_{cst}$ で入札が行われた」事実を、「(日付 $t$ 時点で)掲載枠 $s$ に対して、キャンペーンの目標CPAに対して $r_{cst}$ 倍の単価で入札した」と解釈し直していることになる。

また、 $w_{cs}$ および $\theta_{cs}$ の値はベータ分布 $Beta(\alpha, \beta)$ を事前分布としてバイズの定理により推定した。例えば $u_c$ 回のインプレッションの内、 $v_c$ 回クリックが発生したとすると、CTRの事後分布は $Beta(\alpha + v_c, \beta + u_c - v_c)$ となるため $w_{cs}$ はベータ分布の期待値を用いて

$$w_{cs} = \frac{\alpha + v_c}{(\alpha + v_c) + (\beta + u_c - v_c)} = \frac{\alpha + v_c}{\alpha + \beta + u_c} \quad (18)$$

となる。また、 $x_c$ 件のコンバージョンが得られたとすると、 $\theta_{cs}$ も同様に $Beta(\alpha + x_c, \beta + v_c - x_c)$ の期待値で求められる。ベータ分布の事前パラメータは $\alpha = 1, \beta = 49$ とした。

## 4.3 シミュレーション手順

本研究で実施したシミュレーションの手順は、具体的には下記の通りである。

1. 日付を $t = 1$ として初期化する。
2.  $w_{cs}, \theta_{cs}$ を各キャンペーンごとに求める。
3. 現在の日付 $t$ 以前の、(最大で)過去14日分のデータを用いて $r_{cst}$ を求める。(ただし、 $t \leq 6$ であるときは $r_{cst} = 1$ とする)
4. 式(14)を用いて各キャンペーンの入札単価 $z_{cst}$ を決定する。
5. 各キャンペーンのeCPMを求める。
6. 1000000回のインプレッションを発生させ、SoftMax関数によりキャンペーン選択を行う。インプレッション発生後、クリックおよびコンバージョンが発生するかどうかはCTR, CVRの真値をもとに判定する。
7. 日付 $t$ をインクリメントして、 $t \leq 60$ である場合は手順2.に戻る。

## 4.4 シミュレーション結果

まずは、 $r_{cs} = 1$ と固定して入札した場合(最適化無し)と、式(13)で示される $r_{cs}$ を用いて入札した場合(最適化有り)の、広告主利益およびメディアのeCPMに関するシミュレーション結果についての議論を行う。簡単のため、eCPMを計算する際、手数料などの控除は無いものとする。

図1および図2では、シミュレーション期間中(60日間)における、10キャンペーンを合計した広告主総利益と最も利益を得たキャンペーンの利益(勝者利益とする)を示した。 $r_{cs} = 1$ と固定していた場合(図1)、広告主利益の総額(10キャンペーンの合計)は1日あたりおおよそ950,000円程度の金額となった。しかし式(13)にて導出される $r_{cs}$ を用いたとき、広告主利益の総額は500,000円前後に収束していった。また勝者利益と広告主利益の総額が近い値となっている。この現象が発生する理由として、学習の過程で $b_{cs}$ の値が大きくなり(すなわち高い単価で入札するほど大幅にインプレッションを獲得可能になる、という学習をする)多くのキャンペーンの入札単価が高騰してしまうことが挙げられる。

メディア視点で考えると、収益性が向上し、eCPMがメディア本来の価値に収れんしていったと解釈できる。図3のeCPMの差を見ても分かる通り、メディアの収益性は向上している。

表 2: 入札の高さと非線形性の評価

キャンペーン ID	$r_{cs}$	$b_{cs}$
1	1.062	1.132
2	0.667	0.500
3	1.500	3.000
4	1.500	3.000
5	0.667	0.500
6	1.013	1.025
7	1.500	3.000
8	1.362	2.137
9	1.484	2.876
10	1.303	1.869

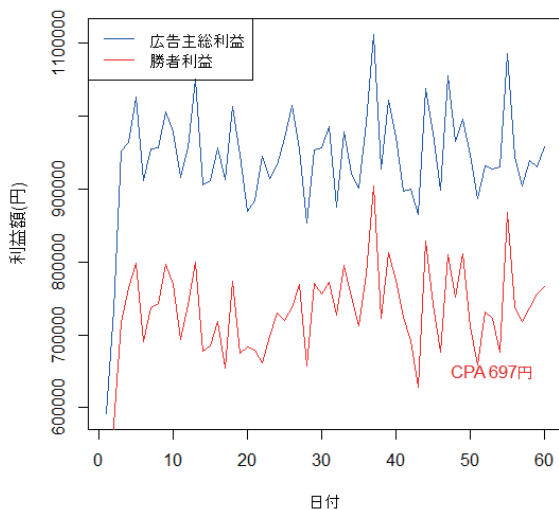


図 1: 広告主利益 (最適化無し)

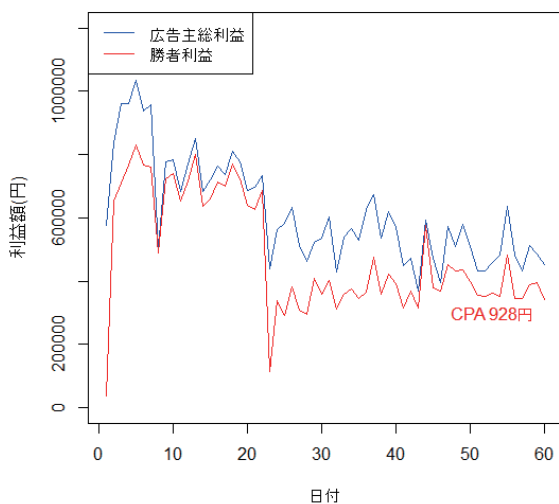


図 2: 広告主利益 (最適化有り)

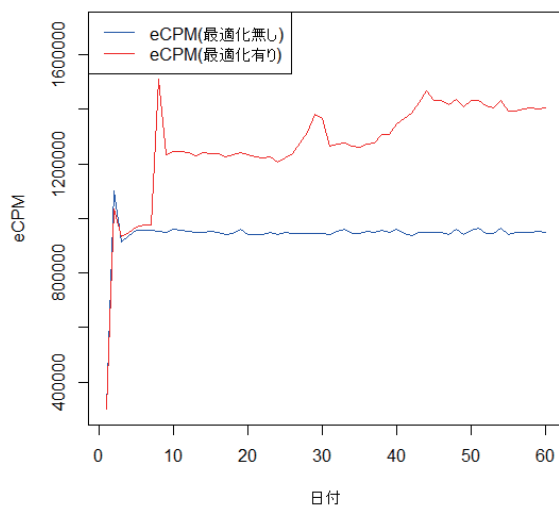


図 3: 最適化の有無による eCPM 比較

## 5. 結論

### 5.1 まとめ

本研究では、コンバージョンが持つ内在的な価値の存在を仮定して、クリック課金型のアドネットワークを対象とした広告主利益の最大化モデルの定式化を行った。また定式化したモデルを、アドネットワーク配信システムを模したシミュレーションコードにより、広告主利益およびメディア収益の観点から評価した。具体的な結果としては、表 2 に示すように多くのキャンペーンが  $r_{cs}1$  となり、入札競争が激化することとなった。

そのため広告主視点で見ると入札競争の激化による全体的な広告主の利益低下が発生している。

しかしメディア側の視点で判断すると、eCPM を効果的に高めることに成功していることになる。今回検討したモデルを用いない場合、すなわち広告主の内在的なコンバージョン価値を考慮せずに目標 CPA のみをキャンペーンのパラメータとして与えた場合、 $Y_c = 2X_c$  が成り立つ条件下ではメディアの持つ実質的な価値よりもインプレッションが安く買われてしまっていると解釈出来る。

### 5.2 今後の課題および展望

本研究では、コンバージョンの価値は目標 CPA の 2 倍であると仮定してシミュレーションを行った。これは広告運用者が、「広告配信によって得られるコンバージョン件数はクリック単価に比例する」と想定していると仮定し、かつ「運用者は目標 CPA を手動で適正に設定している」ことを前提としたシミュレーションである。しかし  $Y_c$  の値は、広告稼働開始時には不明であることが一般的であり (ユーザーがコンバージョンしたとしても、どの程度の利益を生み出すのか広告開始前の時点では分からない)、目標 CPA を妥当に設計することには大きな困難が伴う。しかしながらキャンペーンの稼働期間が長くなれば、顧客単価などの指標でコンバージョン価値を推測出来る可能性がある。

今回は、各キャンペーンの CTR および CVR の真値は固定値であるとみなしてシミュレーションを行った。しかし、インプレッションが過大になるとユーザーが同一広告を何度も見ることになり CTR や CVR が低下することも想定され得る。そのため、CTR や CVR の時系列的な変化予測や、変化を前提としたシミュレーションモデルの構築が課題である。

また本研究では、配信先の掲載枠が 1 つしか存在しない状況を想定したが、実際のアドネットワークでは配信先の枠数は数十万程度の規模になる。c, s の組み合わせによって CTR や CVR が異なってくる状況下で、キャンペーンのコンバージョン件数や CPA などの評価を行うことが課題である。

## 参考文献

- [西林 17] 西林 孝:アドネットワークにおける広告配信計画の最適化, 人工知能学会誌, Vol.32,pp487-493 (2017)
- [高野 14] 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, No.35,pp1-17 (2015)
- [Truzzi 12] Truzzi FS, Freire V, Costa AHR, Cozman FG:Markov decision processes for Ad Network optimization, Encontro Nacional de Inteligencia Artificial(ENIA) (2012)