

オンラインターゲティング広告におけるユーザ閲覧履歴入札の数理モデル

田口 勇翔^{a)} 菊池 浩明^{b)}

概要：オンラインターゲット広告は、ユーザの属性をウェブサイトの閲覧履歴等から分析し、広告効果の高い属性を持つユーザに対して広告を配信する。しかし、ユーザの閲覧履歴や個人情報によって配信される広告が大きく変わり、ユーザは自分のどの行動が標的になっているのか分からず、プライバシー上の不安や事業者に対する不信が生じている。本研究では、性別、収入、サイト訪問履歴の有無を説明変数として、ウェブサイトに訪問するユーザ属性ごとについての入札値と入札数を定量化することを試みる。各属性が広告価格 (CPM) に与える影響を明確にすることで、ユーザが自身の属性に基づく広告価値を把握し、広告配信の透明性を向上させることが期待される。実験結果により、特定の属性が CPM に大きな影響を及ぼす明確な根拠が示された。

Mathematical Model of Bidding of Users' Browsing Information in Online Targeted Advertising

1. はじめに

ターゲティング広告はユーザと広告業者の双方に利点があり、広く認められている。一方で、Web サイトにおいて広告業者やトラッキング業者により、ターゲティング広告を決めるために用いられる情報が、ユーザが気が付かない間に収集されることに対して、プライバシーに対する懸念が生じている。例えば、Blase ら [6] による米国の 48 人に対するインタビュー調査によると、85% のユーザはオンライン上のユーザの行動のトラッキングに対して、見えないところで何が行われているか分からない事に対する恐怖や不快感を覚えると回答している。また、ユーザトラッキングに用いられる 3rd Party Cookie はプライバシー上の懸念がたびたび指摘され [2][3]、Firefox や Safari といったブラウザでは、3rd Party Cookie がデフォルトで無効化されている。しかし、最もシェア率の高い [1] Chrome ブラウザを提供し、かつ広告業者である Google LLC は、3rd Party Cookie の廃止方針を撤回した [4]。3rd Party Cookie の廃

止計画の撤回は、プライバシー保護の取り組みを遅らせるものであるとして批判されている [5]。

この背景にあるのは、広く普及している Real Time Bidding (RTB) において、Data Management Platform (DMP) と呼ばれるシステムで、Web 上のユーザの行動データをトラッキングし集約管理することで、ユーザに見えないところでターゲットのセグメントが決められていた仕組みである [16]。こうした仕組みは、ユーザに透明性を欠いた形で広告が表示される一因となっている。

本研究では、オンライン広告の入札がどのように決定されるか、広告配信のロジックを明らかにすることを目的とし、オンライン広告業界の不透明さを改善することを試みる。特に、どのようなユーザの属性や行動がトラッキングされ広告配信に影響を与えるのかを定量的に分析する。この研究により、オンライン広告業界の不透明さを改善し、ユーザのプライバシーを向上させることを目指す。

しかしながら、本研究には以下のような課題がある。

問題点 1：RTB の仕組みにより、閲覧するユーザに対する入札額や入札者の情報が秘匿されている。

問題点 2：複数の入札者はそれぞれ独自の顧客層 (ペルソナ) を想定し、独自のアルゴリズムで入札を決めているため、それらの相互作用の結果決まる落札のメカニズムを誰

¹ 明治大学大学院先端数理科学研究科
Nakano, Nakano-ku, Tokyo 164-8525, Japan

² 明治大学総合数理学部
Nakano, Nakano-ku, Tokyo 164-8525, Japan

^{a)} cs232028@meiji.ac.jp

^{b)} kikn@meiji.ac.jp

も知らない。

問題点 1 を解決するために、本研究では Header Bidding(HB)[7] に着目する。HB においては、RTB と異なり、閲覧者に対する全ての入札値がブラウザに送信され、ブラウザ上で最高額の広告が落札される。従って、ブラウザ側で全ての入札を観測する事ができる。本研究では、この HB の仕組みを活用し、入札情報を分析することで、ユーザの属性や行動、時間帯などの環境的な要因が広告価値にどのように影響を与えるかを解明する。

問題点 2 を解決するために、本研究では DS.INSIGHT[14] に着目する。実際の広告主が利用している DS.INSIGHT のペルソナサービスを活用し、想定した属性の閲覧者が検索に使っているキーワードを用いて、閲覧履歴を再現する。これにより、本研究では、性別、収入、サイト訪問履歴の有無を説明変数として、ウェブサイトには訪問するユーザについての入札を定量化することを試みる。各属性が入札額に与える影響を明確にすることで、ユーザが自身の属性に基づく広告価値を把握し、広告配信の透明性を向上させることが期待される。

2. 先行研究

2.1 閲覧履歴が広告に与える影響および広告主とトラッカーのデータ共有に関する研究

Cook ら [7] は、OpenWPM を用いて HB の入札情報を解析し、閲覧履歴が入札価格に与える影響を調査した。また、広告を出稿する広告業者とトラッキング業者のデータ共有関係を明らかにした。ペルソナ、購買意欲によって入札額が変化することが分かった。ただし、閲覧行動を Alexa Top Sites の各カテゴリ上位サイトをクロールすることで再現しており、実際のユーザの検索行動との間で乖離があった。

2.2 実ユーザのブラウザ環境を用いた HB の入札情報の収集と分析

Eric ら [8] は、Chrome、Edge を利用している年齢、性別、民族等に統計的な偏りのない 186 人のアメリカ人参加者のブラウザ上で、HB 情報を収集し分析することで、ユーザの属性と広告の内容・価格の関係を調査した。その結果、性別や人種、サイトのカテゴリによって広告のカテゴリが変化することが分かった。ただし、実ユーザのブラウザを利用したことで、ユーザのどの行動が広告に影響を与えているか、理想的な環境で厳密に観測することは困難であった。そのため、リターゲティング広告の影響に関する分析は、定性的な評価にとどまった。

2.3 RTB におけるターゲティングの持続期間に関する調査

青山ら [9] は RTB によるターゲティング広告のターゲ

ティングが維持される期間について調査を行った。ターゲティング広告は 22 日間以上表示されることが分かったが、広告額や入札数の変化は定量的に示されていなかった。

2.4 本研究の位置付け

これらの研究ではユーザの行動や時間帯による影響が示されていなかった。一般に入札値はユーザの活動に大きく依存し、アルゴリズムが秘匿されており、それが不安を増幅させているため、ユーザの行動に関する広告内容決定のアルゴリズムを明らかにする必要がある。

3. 基本定義

3.1 ターゲティング広告

ターゲティング広告は、Cookie 等でユーザの Web 上の行動履歴をトラッキングし、ユーザの属性を推測することで、最適化された広告を配信する手法であり、オークションを通じて広告枠を自動的に取引する運用型広告の一種である [16]。ユーザがパブリッシャーを訪問すると、ユーザに配信する広告を決めるためのオークションが、アドエクスチェンジ上で行われる。

3.2 ステークホルダー

ターゲティング広告には、次のステークホルダーがいる [16]。

広告主

広告主は、広告を掲載したい企業や個人、あるいはその代理店のことである。広告主は DSP やアドネットワークに依頼することでターゲット広告を配信する。

パブリッシャー

Web サイト等に広告を表示することで収益を得ることを目的に、広告枠を提供する。(例：jmt.jp, eiga.com, cnn.com)

インプレッション・CPM

インプレッションは、広告が表示された回数である。Cost Per Mille(CPM) は、1000 インプレッションあたりの広告単価である。例えば、CPM が 100 円であった場合、1 インプレッションあたりの広告価格は 0.1 円となる。

SSP・DSP

Supply Side Platform(SSP) は、パブリッシャーが広告収入を最大化させるためのプラットフォームである。(例：Criteo, AppNexus, Ad Generation)

Demand Side Platform(DSP) は、広告主の利益を最大化させるためのプラットフォームである。広告主と契約を結び、要望する広告配信先情報を収集する。(例：Amazon DSP, MicroAd, MediaMath)

3.3 Real Time Bidding(RTB)

RTB は、パブリッシャーが単価の高い広告を得るため

の広告オークションの入札方式の1つである。インプレッションが発生するたびに広告枠に対するセカンドプライスオークション、すなわち、最も高い価格での入札者が二番目に高い金額で落札し、パブリッシャーによって決められた最低価格を上回っていた場合、広告を配信する。

3.4 Header Bidding(HB)

HBは、新しい広告オークションの一つであり、従来のRTBと違い、ファーストプライスオークションで落札する。複数のSSPに対し同時にリクエストを送るため、パブリッシャーの収益の増加を見込むことができる。RTBは落札された広告のみが配信されるのに対し、HBは落札者を含めた入札者全員の入札額や広告主のドメイン等がブラウザに送信される。

本研究では、最も利用されている、OSSのHBソリューションであるPrebid.js[10]を対象にする。Prebid.jsでは、JavaScriptのメソッド**pbjs.getBidResponses()**を実行することで、入札に関するオブジェクトを得る。Prebid.jsの各メソッドについて表1に示す。本研究では、このオブジェクトから入札額(cpm), 入札者(bidderCode)の値を参照する。ただし、ネイティブアドやRTBなど、他の方式で決まった広告が優先して表示される可能性がある。

3.5 ペルソナ

ペルソナは、特定の領域に関心を持つ架空の人物像である。広告主は自社のサービスのターゲットとなるペルソナを決め、そのペルソナと一致するユーザへの広告の配信を広告業者に依頼する。広告業者は、閲覧履歴などからユーザの関心を推定し、そのユーザへ広告を配信する。

3.6 DS.INSIGHT

DS.INSIGHTは、LINEヤフー社が提供するデスクリサーチツールであり、Yahoo! JAPANのユーザから収集された検索データ等を基に、オンライン上のユーザの興味・関心の分析を行うためのツールである[14]。本ツールにはPersona機能があり、設定したペルソナ群が頻繁に検索するワードを抽出することができる。

3.7 OpenWPM

OpenWPM[11]は、PythonライブラリのSeleniumをベースにFirefoxの上で動作するウェブサイト測定自動化フレームワークである。自動で複数のブラウザの制御をすることができ、ウェブ上の観測に有用なツールであるが、Benjaminら[12]によると、バニラのOpenWPMではnavigator.webdriverプロパティや画面解像度などのフィンガープリント等を通じてBot検知可能であること、および広告業界で多くBot検知ツールが使われていること、Bot検知を対策することでオンライン上のトラッキング目的の



図 1: HBCollector による HB 可視化の実行例

cookieの量が50%程度増加する事が知られている。そのため、本研究では、BenjaminらによるBot検知対策を施したOpenWPM.hide[15]を用いた。

4. HBCollectorの開発

HB観測のためのChromeブラウザの拡張機能HBCollector*1を開発した。アクセスしたサイトにPrebid.jsが採用されているか確認し、採用されていた場合HB情報を自動で記録する。収集されたHB情報はCSVファイルとして出力が可能である。これにより、HB入札情報の収集を効率的に行うことができる。また、サイト上のHBによる広告について、入札額と、広告枠に対する入札数を可視化する。

実行例を図1に示す。サイトアクセス時にPrebid.jsが使用されているかを確認し、使用されている場合HBのオブジェクトをコンソールに表示しChromeのストレージ上に保存する。downloadボタンを押すことで保存された入札情報をCSVに出力しダウンロードする。deleteボタンを押すことでストレージに保存されたHBのオブジェクトを削除する。viewボタンにより、HBの広告の上に、その広告の落札額(CPM)と枠に対する入札数を可視化する。

5. 提案数理モデル

5.1 概要

ユーザの属性や訪問履歴(リターゲティング)が入札額にどの程度影響を与えているかを示すために、非線形モデルを提案する。

5.2 モデル

次を仮定する。

- インプレッション i (ユーザの訪問)に対する入札額 v は、 i の属性 $x_1, \dots, x_m$ に依存する。
- v は、パブリッシャー(サイト)に依らず共通である。
- v は、パブリッシャーを訪問するユーザ数 u に依存する(u は利用時刻 t により変動する)。

*1 <https://www.kikn.fms.meiji.ac.jp/~yuto/code/HBcollector>

表 1: Prebid.js の主要なメソッドで得られるオブジェクト

メソッド	得られるオブジェクト
pbjs.getBidResponses()	全ての入札情報
pbjs.getAllWinningBids()	HB で落札しページに表示された広告の入札情報
pbjs.getAllPrebidWinningBids()	HB で落札したがページに表示されなかった広告の入札情報

表 2: ペルソナの検索ワード (一部)

ペルソナ	検索ワード
female_high($x_1 = 1, x_2 = 0, x_3 = 1$)	ヴァンクリーフアーベル, 一休 レストラン予約, パレスホテル東京, マックスマラ, エルメス バッグ, ブシュロン, 一休 ホテル, マンダリンオリエンタル東京, tasaki, ショーメ, ヴアレクストラ, ペニンシュラ東京, アレクサンドルドゥパリ, 近沢レース オンライン, ポメラート
male_low($x_1 = 0, x_2 = 1, x_3 = 0$)	エクスピデオ, ランクル 250, ワンピース ネタバレ, ドラクエウォーク, ランドクルーザー 250, デリカ d5, ウインターカップ 2024, 辻井ほのか, ブレイキングダウン 14, キングダム 最新刊, プロスピ a, メンズ 髪型 ショート, ランクル 300, ランクル 70, インターハイ 2024 サッカー
コントロール	検索ワードなし

表 3: モデルの係数, p 値, 定義域

係数		Estimate	p 値	定義域
β_0		1.013	9.2×10^{-15} ***	
性別	female β_1	0.304	0.0081 **	{0, 1}
世帯年収	low β_2	0.370	0.0084 **	{0, 1}
	high β_3	1.039	1.1×10^{-12} ***	{0, 1}
Retargeting	β_4	0.516	2.1×10^{-5} ***	{0, 1}

この時, インプレッション i に対する入札額 v は,

$$\log(v_i) = \alpha_n + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_m x_m$$

により決まる. ここで, $\alpha_u = \frac{1}{u}$ とする.

5.3 観測値からのあてはめ

節 6.2 での観測結果を基に, 入札額 v の対数を目的変数に, 性別 $x_1 = 0$ (male), 1 (female), 低世帯年収 $x_2 = 0$ (medium), 1 (low), 高世帯年収 $x_3 = 0$ (medium), 1 (high), リターゲティング $x_4 = 0$ (リターゲティングなし), 1 (リターゲティングあり) を説明変数に重回帰分析を適用し, 求められた次の線形モデルを提案する. ただし性別, 世帯年収, リターゲティングはカテゴリ変数であるため, ダミー変数に変換する. 世帯年収の基準カテゴリは medium とする.

$$\log(v) = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \beta_3 \cdot x_3 + \beta_4 \cdot x_4$$

係数, p 値, 定義域を表 3 に示す.

モデルへのあてはめを図 2, 図 3 および図 4 に示す.

5.4 ペルソナモデル

本研究では, DS.INSIGHT を用いて, ペルソナが Web 上で行う検索ワードを設定した. 本研究では性別 (男, 女), 世

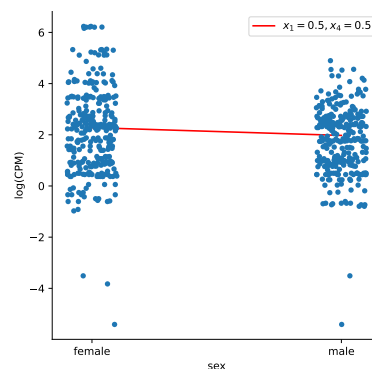


図 2: 提案モデルの性別へのあてはめ

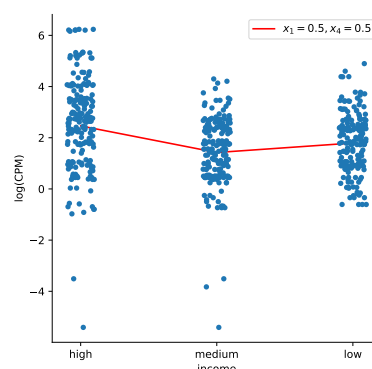


図 3: 提案モデルの世帯年収へのあてはめ

帯年収 (600 万~1000 万, 1000 万~1500 万, 1500 万以上) の組み合わせで, $2(\text{sex}) \times 3(\text{income}) = 6(\text{persona})$ のペルソナと, 閲覧履歴を持たないコンソールペルソナの, 計 7 つのペルソナを仮定し, それぞれの検索ワードを設定した.

なお, 性別については以下のように表記する:

- 女性: female

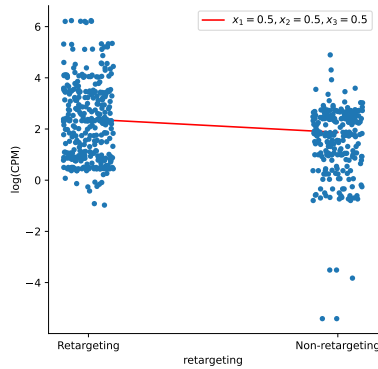


図 4: 提案モデルのリターゲティングへのあてはめ

- 男性: male
世帯年収については, 以下のように表記する:
- 1500 万以上: high
- 1000 万~1500 万: medium
- 600 万~1000 万: low

6. 評価実験

6.1 インプレッション数

時間帯による広告額の変化を明らかにするために, Open-WPM.hide による観測を行った.

- (1) パブリッシャーにアクセス.
- (2) HB 情報を収集.
- (3) 3 分間待機する.
- (4) 対象期間中 (1)-(2) を繰り返す.

実験結果を図 5 に示す. 総務省情報通信政策研究所 [13] は, 13 歳から 69 歳までの男女 1500 人を対象に, インターネット等のメディアの利用時間や時間帯等の調査を行った. 時間帯によるインターネットの閲覧の行為者率の変化を図 6 に示す.

図 5 の入札額とユーザ数のピアソン相関係数は, 平日のインターネットの閲覧の行為者率と CPM の中央値について-0.717, 休日のインターネットの閲覧の行為者率と CPM の中央値について-0.762 と算出され, アクティブユーザが少ないほど入札額が高くなる負の相関が観測された. 図 5 と図 6 を比べると, アクティブユーザの減少, つまりインプレッション数の減少が入札額の上昇に寄与している可能性が示唆される. 入札額とインターネットの閲覧の行為者率の散布図を図 7 に示す.

6.2 ペルソナ

実験方法

ユーザの属性別に入札データを収集する目的で, 7 種類のペルソナを作成し, それぞれのペルソナで HB を利用している表 4 にアクセスし, HB 情報を集めた. なお, 実ユーザの振る舞いに近づくために HBCollector による手動観測を行った. 実験は 2025 年 1 月 13 日に, Windows11 の PC

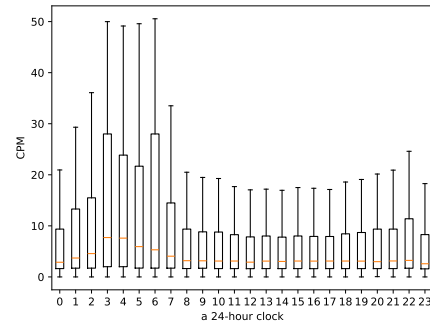


図 5: 時間帯ごとの入札額 (2024 年 6 月 3 日 0 時~6 月 10 日 0 時)

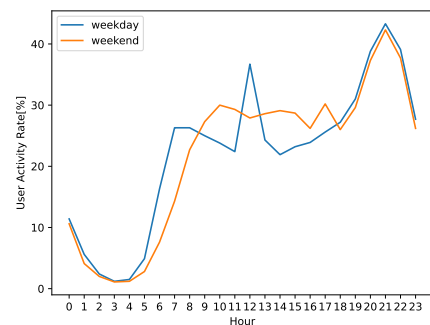


図 6: 時間帯ごとのインターネットの閲覧の行為者率の割合の変化 ([13] より筆者作成)

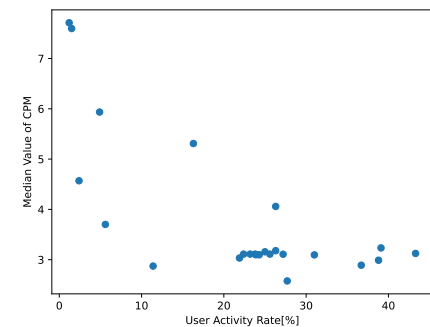


図 7: インターネット閲覧の行為者率と入札額の散布図

で, HBCollector を追加した Chrome ブラウザで行った.

- (1) Chrome ブラウザのプロファイル機能を用いて, 6 種類のペルソナと, 閲覧履歴を持たないコントロールペルソナの, 計 7 つのプロファイルを作成する.
- (2) 各プロファイルにおいて, コントロールを除く各ペルソナに関連するワードを Google.com で検索し, 上位 5 サイトにアクセスすることで閲覧履歴を持たせる. 検索ワードを表 2 に示す. Cookie 同意バナーが表示された場合同意する.
- (3) HB を利用している表 4 のサイトに 3 回ずつアクセスし, 各入札の入札値, 広告主のドメインを収集する.

表 4: 実験の対象サイト

	URL
1	kakuyomu.jp ^{*2}
2	trilltrill.jp ^{*3}
3	weathernews.jp ^{*4}
4	natalie.mu ^{*5}
5	eiga.com ^{*6}
6	jmtty.jp ^{*7}
7	full-count.jp ^{*8}
8	jprime.jp ^{*9}
9	fashion-press.net ^{*10}
10	jiji.com ^{*11}

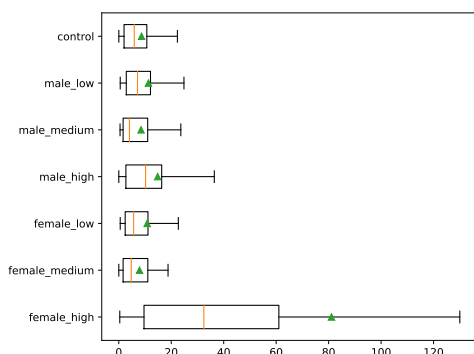


図 8: 各ペルソナの入札額

6.3 実験結果

リターゲティング広告は時間経過あるいは広告表示回数により影響が大きく変化するため、ペルソナ作成時から最も近い 100 件の入札情報を抽出する。

ペルソナ別に入札額の分布を図 8 に示す。ただし、図には $Q3 + 1.5 * IQR$ より大きい値または $Q1 - 1.5 * IQR$ 未満の値は表示しない。この結果を属性別に分け、表 9、表 10 に、性別、世帯年収ごとの分布を示す。

性別、世帯年収間に入札額の平均値に、コントロールペルソナとの有意な差があるかを確認するために、独立な 2 群の t 検定 [17] を行った。まず、t 検定を実行するにあたり、各属性とコントロールペルソナ間の分散の等質性の検定を有意水準 5% で行った。その結果、medium のみ分散の等質性が確認された。そのため、medium と control の比較では Student の t 検定を、その他と control の比較では Welch の t 検定を実施した。検定の結果を表 8 に示す。有意水準 5% を **, 1% を *** で記す。medium 以外で control との有意な

*1 <https://kakuyomu.jp/>
 *2 <https://trilltrill.jp/>
 *3 <https://weathernews.jp/>
 *4 <https://natalie.mu/>
 *5 <https://eiga.com/>
 *6 <https://jmtty.jp/>
 *7 <https://full-count.jp/>
 *8 <https://www.jprime.jp/>
 *9 <https://www.fashion-press.net/>
 *10 <https://www.jiji.com/>

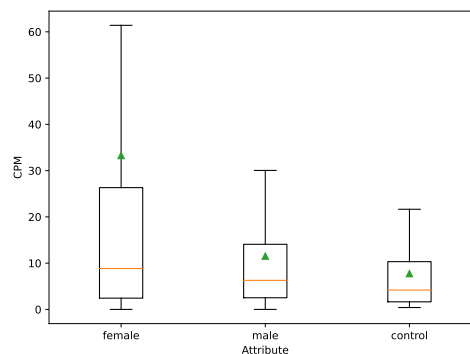


図 9: 性別ごとの入札額

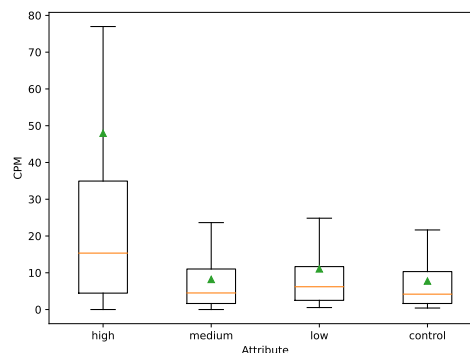


図 10: 世帯年収ごとの入札額

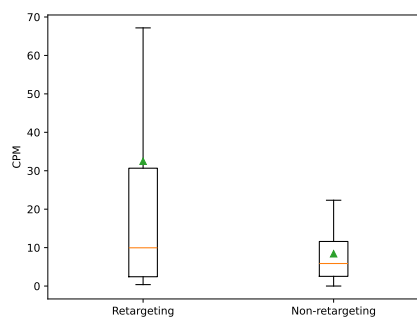


図 11: リターゲティングとその他の広告の入札額の分布

差が確認された。

ペルソナ作成時にアクセスしたドメインからの入札をリターゲティング広告であると定義し、表 9 に示す。また、リターゲティング広告による入札と、それ以外の入札の入札額の分布、統計量を図 11、表 10 に示す。

リターゲティング広告と、それ以外の入札の入札額の平均値に有意な差があるかを確認するために、独立な 2 群の t 検定を行った。有意水準 5% で分散の等質性の検定を行い、同質性が確認できなかったため Welch の t 検定を実施した。 $p = 1.5 \times 10^{-8} (***)$ であり、平均値の差に有意な差が確認された。

表 5: ペルソナごとの入札額の統計量

	female_high	female_medium	female_low	male_high	male_medium	male_low	control
count	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
mean	81.09	7.91	10.83	14.82	8.48	11.29	7.75
std	127.91	9.12	17.07	19.04	12.44	15.87	10.74
min	0.38	0.00	0.54	0.00	0.48	0.55	0.41
25%	9.61	1.65	2.44	2.71	1.65	2.86	1.65
50%	32.42	4.74	5.66	10.22	4.04	7.14	4.19
75%	61.03	11.06	11.13	16.36	11.01	12.08	10.33
max	510.48	50.58	99.56	95.46	73.52	133.70	72.91

表 6: 性別ごとの入札額の統計量

	female	male	control
count	300.00	300.00	100.00
mean	33.27	11.53	7.75
std	81.79	16.17	10.74
min	0.00	0.00	0.41
25%	2.44	2.52	1.65
50%	8.85	6.28	4.19
75%	26.33	14.08	10.33
max	510.48	133.70	72.91

表 7: 収入ごとの入札額の統計量

	high	medium	low	control
count	200.00	200.00	200.00	100.00
mean	47.95	8.20	11.06	7.75
std	97.07	10.88	16.44	10.74
min	0.00	0.00	0.54	0.41
25%	4.47	1.65	2.50	1.65
50%	15.35	4.51	6.20	4.19
75%	34.94	11.03	11.68	10.33
max	510.48	73.52	133.70	72.91

表 8: 各属性とコントロールペルソナの平均値に関する t 検定の結果

属性		p 値
性別	female	2.5×10^{-7} ***
	male	0.0083 ***
世帯年収	high	2.6×10^{-8} ***
	medium	0.74
	low	0.037 **

6.4 リターゲティング広告の影響検証実験

6.4.1 実験概要

6.2 節の観測結果の中で、入札の一部がリターゲティング広告によるものであることを確かめるために実験を行った。

male_medium ペルソナでは対象広告主 calloway-golf.jp^{*12}からの入札が多数観測された。そのため、ペルソナ作成時にこれらのドメインのサイトにアクセスした場合、アクセスしなかった場合を比較し、リターゲティングに

^{*12} <https://www.callowaygolf.jp/>

表 9: 各ペルソナのリターゲティング広告による入札数

persona	retargeting ads[/100]
female_high	88
female_medium	44
female_low	47
male_high	67
male_medium	48
male_low	45
全体	349

表 10: リターゲティングとその他の広告の入札額の統計量

	Retargeting	Non-retargeting
count	349.00	251.00
mean	32.47	8.40
std	76.43	11.30
min	0.38	0.00
25%	2.43	2.52
50%	9.95	5.87
75%	30.66	11.60
max	510.48	133.70

よる影響を検証した。

HB 情報を収集するパブリッシャーは、広告枠の数が多い trilltrill.jp, jiji.com とした。

6.4.2 実験方法

- (1) Chrome ブラウザで 2 つのプロファイルを作成する。
- (2) male_medium ペルソナにおいて、プロファイル P1 ではペルソナに関連するワードを Google.com で検索し、上位 5 サイトにアクセスする。プロファイル P2 ではワードを検索するが、検索結果の中で指定した広告主のドメイン以外のサイトのみにアクセスする。
- (3) 6 時間待機する。
- (4) trilltrill.jp, jiji.com にアクセスする。
- (5) (4) を 5 回繰り返す。

6.4.3 実験結果

広告主の分布を図 12 および 13 に示す。

いずれも、広告主のドメインのサイトにアクセスしたプロファイルは、そのドメインからの広告が入札されていた。一方で、広告主のドメインのサイトにアクセスしなかった

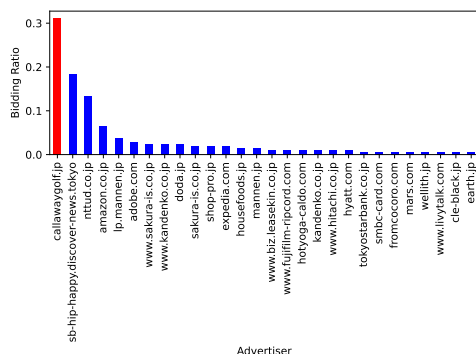


図 12: callawaygolf サイトアクセス有の広告主の分布

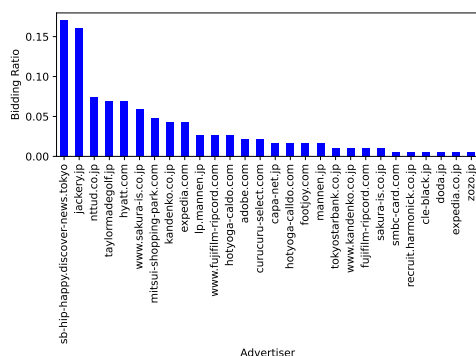


図 13: callawaygolf サイトアクセス無の広告主の分布

プロフィールでは、そのドメインからの入札は確認されなかった。したがって、6.2 節で観測された入札の一部はリターゲティング広告による影響であると考えられる。

7. まとめ

本研究では、ユーザの属性や訪問履歴の価値を定量的に示すために、数理モデルの提案を行った。数理モデルに使用する入札データの精度を高めるために、DS.INSIGHT を利用した検索ワードによるペルソナを作成した。その結果、各属性の平均値とコントロールペルソナの間に有意な差がみられた。

また、リターゲティング広告による入札が数多く観測され、その影響が大きいことを確認した。そのため、より正確にユーザの属性の価値を評価するためには、純粋なユーザのセグメントに対する入札を検証する必要がある。

参考文献

- [1] StatCounter, Browser Market Share Worldwide, (2025 年 1 月取得, <https://gs.statcounter.com/>).
- [2] 若江雅子, 森亮二, 吉井英樹, “オンライン広告におけるトラッキングの現状とその法的考察—ビッグデータ時代のプライバシー問題にどう対応すべきか”, 総務省 学術雑誌『情報通信政策研究』, 第 2 巻第 2 号, pp. 1-21, 2019.
- [3] Balachander Krishnamurthy, Craig Wills, “Privacy diffusion on the web: a longitudinal perspective”, Proceedings of the 18th international conference on World wide web, pp.541-550, 2009.

- [4] Google LLC, A new path for Privacy Sandbox on the web(2025 年 1 月取得, <https://privacysandbox.com/news/privacy-sandbox-update/>).
- [5] World Wide Web Consortium, Third-party cookies have got to go, (2025 年 1 月取得, <https://www.w3.org/blog/2024/third-party-cookies-have-got-to-go/>).
- [6] Blase Ur, Pedro Giovanni Leon, Lorrie Faith Cranor, Richard Shay, and Yang Wang. “Smart, useful, scary, creepy: Perceptions of online behavioral advertising”, Proceedings of the Eighth Symposium on Usable Privacy and Security, pp. 1-15, 2012.
- [7] John Cook, Rishab Nithyanand, and Zubair Shafiq, “Inferring Tracker-Advertiser Relationships in the Online Advertising Ecosystem using Header Bidding”, Proceedings on Privacy Enhancing Technologies, pp.65-82, 2020.
- [8] Eric Zeng, Rachel McAmis, Tadayoshi Kohno, Franziska Roesner, “What Factors Affect Targeting and Bids in Online Advertising? A Field Measurement Study”, Proceedings of the 22nd ACM Internet Measurement Conference, pp. 210-229, 2022.
- [9] Kikuchi Hiroaki, and Ayaka Aoyama. “Targeted Ads Analysis: What are The most Targeted Personas?”, 2023 IEEE International Conference on Big Data (BigData), pp. 5512-5518, 2023.
- [10] Prebid, What is Prebid.js?, (2024 年 5 月取得, <https://docs.prebid.org/prebid/prebidjs.html>).
- [11] Steven Englehardt and Arvind Narayanan, “Online tracking: A 1-million-site measurement and analysis”, Proceedings of the 2016 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security, pp.1388-1401, 2016.
- [12] Krumnow, Benjamin, Hugo Jonker, and Stefan Karsch. “How gullible are web measurement tools? a case study analysing and strengthening OpenWPM’s reliability”, Proceedings of the 18th International Conference on emerging Networking EXperiments and Technologies, pp. 171-186, 2022.
- [13] 総務省 情報通信政策研究所, 令和 5 年度情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査報告書, pp.16, 2024.
- [14] LINE ヤフー株式会社, ヤフー・データソリューション - 行動ビッグデータの活用サービス, (2025 年 1 月取得, <https://ds.yahoo.co.jp/>).
- [15] Krumnow, Benjamin, Hugo Jonker, and Stefan Karsch, OpenWPM_{hide}[15], (2024 年 5 月取得 https://github.com/bkrumnow/OpenWPM/tree/stealth_extension).
- [16] 広瀬信輔, アドテクノロジーの教科書, 翔泳社, pp. 2-59, 2019.
- [17] 山田剛史, 杉澤武俊, 村井潤一郎, R によるやさしい統計学, オーム社, pp. 109-158, 2014.