

Header Bidding 情報を用いたペルソナに応じたターゲティング広告の調査

田口 勇翔¹ 菊池 浩明²

概要: ターゲティング広告はユーザーと広告業者の双方をつなぐ販売促進の手段として広く普及している。その一方、その標的を絞るアルゴリズムに透明性がなく、ユーザーのプライバシーが不当に侵害されているとする懸念が生じている。そこで本研究では、ユーザーの入札値にアクセスする為オンライン広告オークション方式の新しい入札方式である Header Bidding(HB) に注目する。HB では、落札値だけでなくすべての入札値がブラウザに送られてから、落札が決定するため、従来の Real Time Bidding(RTB) に比べて観測が容易である。本研究では、HB における入札情報を解析することで配信するターゲット広告を決定するアルゴリズムと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。閲覧履歴、時間帯、広告クリックの有無が、広告の入札価格、および入札数へ及ぼす影響を報告する。

Analysis on Targeted Advertisement to Particular Persona Using Header Bidding

YUTO TAGUCHI¹ HIROAKI KIKUCHI²

1. はじめに

近年オンライン広告市場は大きく成長している。例えば、電通グループは、デジタル広告の高い市場成長率予測と、総広告費に置くデジタル広告の割合が 2026 年に 60%に達する見込みを報告している [1]。とりわけ、広告の効果を高めるために、ユーザーの趣味・趣向をユーザーの Web サイトの閲覧履歴などから分析し、広告効果の期待できるユーザー層に配信する、ターゲティング広告が主流である。

ターゲティング広告はユーザー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、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、ユーザー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 [2] 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%のユーザーはオンライン上のユーザー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気味の悪さな

ど、プライバシーへの懸念を指摘した。例えば、広く普及している Real Time Bidding(RTB) では、Data Management Platform(DMP) と呼ばれるシステムで、ウェブオーディエンスデータが集約管理されてユーザー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。しかも、RTB の広告配信には多くの事業者と多くの閲覧者の振る舞いによる不確実性があるため、観測のたびに結果が変動し、自動観測が困難であった。

これらの広告配信の仕組みに対して、我々は次の問題を考える。

RQ1: ユーザーの閲覧履歴が広告に与える影響は?

RQ2: ユーザーの広告クリックが広告に与える影響は?

RQ3: 広告配信の自動観測は可能か?

そこで、本研究では、オンライン広告業界の不透明さを改善し、ユーザーのプライバシーを向上させることを目的にする。そのために、Header Bidding(HB)[3] 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。HB を用いて、次の手順で観測を行う。まず、ペルソ

¹ 明治大学大学院 先端数理科学研究科

² 明治大学 総合数理学部

ナと呼ばれる特定の趣味・趣向を持った複数の仮想のユーザを用意し、該当する Web サイトにアクセスして履歴を残す。作成したペルソナで HB を用いている Web サイトにアクセスし、趣味に応じた広告と入札値の分布を観測し分析する。更に、ウェブプライバシー研究において広く用いられているオープンソースである OpenWPM を用いて、これらの観測を自動的に行い、手動による結果と比較する。

これにより、広告を掲載している Web サイトを対象に、広告クリックなどのユーザの行動、ユーザの趣向、サイトの内容、サイトの人気度や広告業者の種類、時間帯などの要素が広告の内容・価格にどの程度影響を与えているかを明らかにすることを試みる。

2. 準備

2.1 前提

オンライン広告には、次のステークホルダーがいる [11].
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: jmtj.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。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: critico, appnexus, adgeneration)

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: microad, GMO DSP)

2.2 RTB と HB

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。

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 は落札者とその価格のみが公開されるのに対し、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。

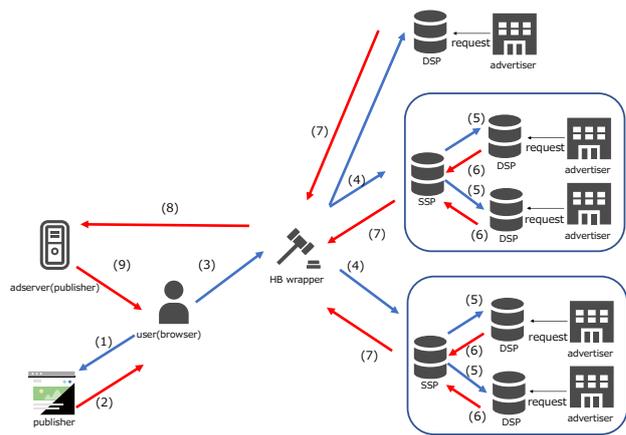


図 1 オンライン広告オークションのフロー

RTB と HB は混在して用いられることが多く、典型的な処理フローを図 1 に示す。

- (1) ユーザがパブリッシャーのサイトにアクセスする。
- (2) パブリッシャーがユーザに、コンテンツと HB wrapper (JavaScript による function) をレスポンスする
- (3) ユーザは HB wrapper を実行する
- (4) HB wrapper は複数の Demand partners (SSP, DSP など) に同時に入札リクエストを送る
- (5) SSP は DSP に入札リクエストを送る
- (6) DSP は SSP に入札する
- (7) Demand partners は HB wrapper に全ての入札を送る
- (8) HB wrapper はアドサーバにすべての入札を送る
- (9) 最終的に表示する広告をユーザに送る

2.3 HB 情報

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 [6] 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。本研究では、このオブジェクトから CPM (cpm)、入札者 (bidderCode) の値を参照する。オブジェクトの一部の例を図 2.3 に示す。

また、`pbjs.getAllWinningBids()` を実行することで、HB の落札者かつ広告が正しく表示された入札のオブジェクトを得る。`pbjs.AllPrebidWinningBids()` を実行することで HB の落札者であるが最終的に広告が表示されなかった入札のオブジェクトを得る。

2.4 OpenWPM

ウェブサイト測定自動化フレームワークである OpenWPM [7] による自動観測を試みる。OpenWPM は、Python ライブラリの Selenium をベースに Firefox の上で動作する。ただし、Benjamin ら [8] によると、バナラの 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

```

{
  "bids": [
    {
      "bidderCode": "pubmatic",
      "width": 300,
      "height": 250,
      "statusMessage": "Bid available",
      ...
      "mediaType": "banner",
      "source": "client",
      "cpm": 3.1148,
      "creativeId": "413049021",
      "currency": "JPY",
      ...
      "meta": {
        ...
        "advertiserDomains": [
          "kirinbeer-en.co.jp"
        ],
        ...
      },
      "adapterCode": "pubmatic",
      "originalCpm": 0.02,
      "originalCurrency": "USD",
      ...
      "bidder": "pubmatic",
      "adUnitCode": "div-gpt-ad-1498036666257-1",
      "timeToRespond": 211,
      ...
      "size": "300x250",
      "status": "rendered",
      ...
    }
  ]
}

```

図 2 HB オブジェクトの例

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 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}[9] を用いた。

2.5 先行研究

Cook ら [3] は、OpenWPM を用いて HB の入札情報を解析し、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ている。Eric ら [4] 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ている。しかしながら、Cook や Eric らによる研究では広告のクリックなどユーザの行動や時間帯による影響が示されていない。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。

青山ら [5] は RTB によるターゲット広告のターゲティン

表 1 ペルソナの検索ワード

| ペルソナ | 検索ワード |
|---------|-------------------|
| meal | 宅配サービス, 生協 |
| device | iphone, mac apple |
| life | 健康サプリ, 老人ホーム |
| fashion | コーデ, パンプス |
| control | 検索ワードなし |

表 2 実験の対象サイト

| 実験 \ サイト | jmtj.jp | eiga.com | jiji.com | kakaku.com |
|----------|---------|----------|----------|------------|
| 実験 1 | ○ | ○ | ○ | ○ |
| 実験 2 | ○ | ○ | × | ○ |
| 実験 3 | ○ | ○ | ○ | ○ |

グが維持される期間について調査を行った。しかし、ユーザの行動によるターゲット広告の内容への影響は示されたが、広告の価格や入札数などへの影響が定量的に示されていない。

3. 提案方式

3.1 実験概要

本研究ではユーザの行動や、時間帯、閲覧履歴の広告への影響を定量的に示すことを目的に、3つの観測実験を行った。

3.2 実験 1：手動によるペルソナの影響の観測

閲覧履歴による広告の単価及び入札数に対する影響を調べるために、表 1 に示す 5 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 2 に示すサイトにアクセスし、広告単価や入札数を調査する。青山らによる先行研究と同様の手法でペルソナを作成した。実験は 2024 年 4 月 25 日の 12 時から、Windows11 の 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、4 つの趣味・趣向に関するペルソナと閲覧履歴を持たないペルソナ (control) の、計 5 つのペルソナと、HB を使用しているパブリッシャーの 5 サイトについての 25 のプロファイルを作成する。 ($5[person] \times 5[site] = 25[profile]$)
- (2) 各プロファイルにおいて、control 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 1 に示す。ただし、Amazon や楽天などの総合オンラインショッピングサイトは除いた。
- (3) HB を利用している表 2 のサイトにアクセスし、各入札の入札値、広告枠名、広告業者、広告主のドメインを収集する。
- (4) (3) を 3 回繰り返す。

3.3 実験2：広告クリックによる広告価格への影響調査

広告がクリック前後の広告単価への影響を明らかにするために、次の手順で観測を行う。実験は2024年4月29日の13時から、Windows11のChromeブラウザで行った。なお、jiji.comでは落札されたにもかかわらず広告が表示されなかったため実験の対象外とした。

- (1) 閲覧履歴を持たないcontrolペルソナで、HBが有効に機能している3サイト分のプロファイルを作成する。
- (2) 表2のサイトにアクセスし、HBによる広告が表示されるまでリロードを繰り返す。広告が表示された際の、各入札の入札値、広告枠名、広告業者、広告主のドメインを収集する。
- (3) 表示された広告をクリックする。
- (4) 広告クリック直後の各入札を同様に収集する。
- (5) 以降30分おきに各入札を同様に収集する。これを3時間行う。

3.4 実験3：自動によるペルソナの影響の観測実験

bot検知対策を施した、OpenWPM_{hide}で、実験1と同様の手法で、HB情報を3分に1度収集し、広告価格とペルソナの影響を調べた。実験は2024年4月30日の13時から24時間行い、OSはUbuntu 22.04 LTSを使用した。

3.5 実験結果

実験1の統計量を表3、表4、入札数とCPMの分布を図3(入札数)、図4(CPM)に示す。lifeペルソナは入札数、広告価格(CPM)共に高くなった。入札数はcontrolペルソナが最も少なく、CPMはfashionペルソナが最も安くなった。図5に、広告業者ごとに集計した入札数とCPMの散布図を示す。入札価格が大きく異なり、入札数が少ないがCPMが高い、入札数が多いがCPMが低いなど、業者によって入札傾向の違いがみられた。入札数と入札値(CPM)の間には緩やかな正の相関がある。相関係数は0.26である。

実験2の広告クリック前後のCPMの変化と時間変化を、図6、図7に示す。図8、図9は、CPMと入札数の分布を示す。広告クリックによりjmtj.jp、kakaku.comではCPMは大きく上昇したが、eiga.comでは変化が少なかった。1時間程度で元のCPMに戻ることが分かった。

実験3の2024年4月30日の13時から24時間の全ペルソナのCPMおよび入札数を図10、図11に示す。時間帯によって差が出ることが分かった。図12、図13に、手動とOpenWPMによる自動観測のCPMと入札数の比較を示す。手動での観測値を真値としたときの、OpenWPMの観測値の誤差率を表5に示す。

3.6 考察

各ペルソナによって入札数、CPMが異なることから、閲覧履歴が広告に影響を与えられ、また、サイト

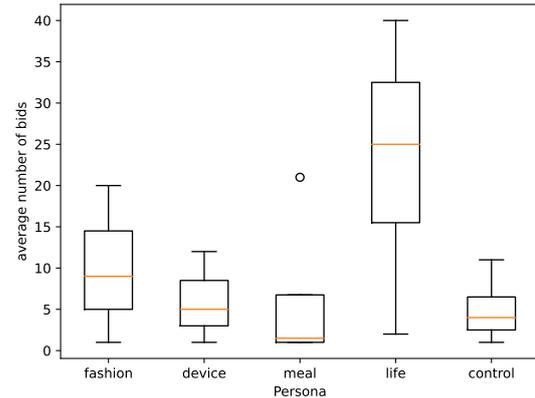


図3 各ペルソナの入札数平均

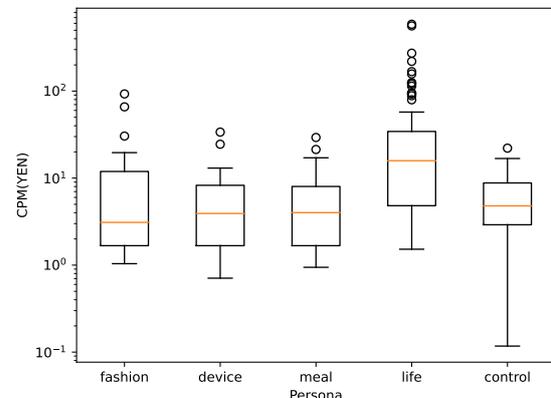


図4 各ペルソナのCPM

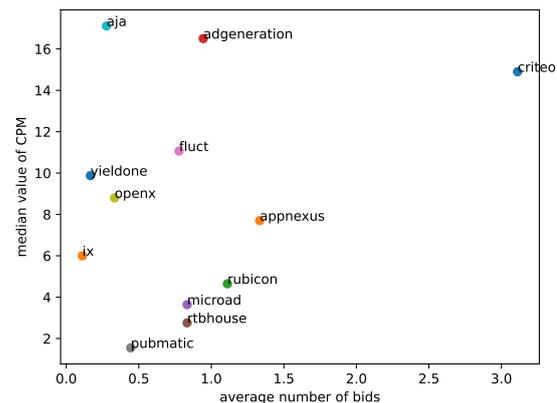


図5 広告業者の入札回数とCPM

によって広告の入札数や価格が異なることから、広告枠のサイズやサイトの内容・人気度などにより入札価格が変化すると考えられる。ただし、広告主の予算状況、時間帯による閲覧者の変動、閲覧者による閲覧頻度の変動などの様々な影響があり、広告は常日頃変化する点を考慮する必要がある。

表 3 実験 1 の CPM の統計量

| | persona | | | | | site | | | |
|------|---------|--------|-------|--------|---------|---------|----------|----------|------------|
| | fashion | device | meal | life | control | jmtj.jp | eiga.com | jiji.com | kakaku.com |
| mean | 11.50 | 7.15 | 6.35 | 45.13 | 6.57 | 10.04 | 17.95 | 38.79 | 6.64 |
| std | 20.05 | 8.83 | 6.90 | 92.70 | 5.51 | 11.65 | 17.37 | 91.45 | 7.96 |
| min | 1.04 | 0.71 | 0.94 | 1.52 | 0.12 | 0.12 | 1.67 | 0.71 | 1.67 |
| 25% | 1.67 | 1.67 | 1.67 | 4.82 | 2.91 | 1.67 | 6.20 | 3.10 | 2.41 |
| 50% | 3.10 | 3.92 | 4.01 | 15.86 | 4.80 | 3.43 | 9.88 | 7.88 | 2.65 |
| 75% | 11.92 | 8.27 | 8.02 | 34.37 | 8.80 | 14.74 | 28.88 | 24.26 | 6.99 |
| max | 92.79 | 33.78 | 29.30 | 586.60 | 22.10 | 57.43 | 79.42 | 586.60 | 22.10 |

表 4 実験 1 の入札数の統計量

| | persona | | | | | site | | | |
|------|---------|--------|-------|-------|---------|---------|----------|----------|------------|
| | fashion | device | meal | life | control | jmtj.jp | eiga.com | jiji.com | kakaku.com |
| mean | 10.00 | 6.00 | 6.25 | 23.00 | 5.00 | 9.60 | 6.60 | 19.60 | 1.20 |
| std | 9.54 | 5.57 | 9.84 | 16.21 | 4.32 | 11.72 | 7.83 | 12.05 | 0.45 |
| min | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 2.00 | 1.00 | 2.00 | 1.00 | 11.00 | 1.00 |
| 25% | 5.00 | 3.00 | 1.00 | 15.50 | 2.50 | 3.00 | 1.00 | 12.00 | 1.00 |
| 50% | 9.00 | 5.00 | 1.50 | 25.00 | 4.00 | 4.00 | 5.00 | 14.00 | 1.00 |
| 75% | 14.50 | 8.50 | 6.75 | 32.50 | 6.50 | 9.00 | 6.00 | 21.00 | 1.00 |
| max | 20.00 | 12.00 | 21.00 | 40.00 | 11.00 | 30.00 | 20.00 | 40.00 | 2.00 |

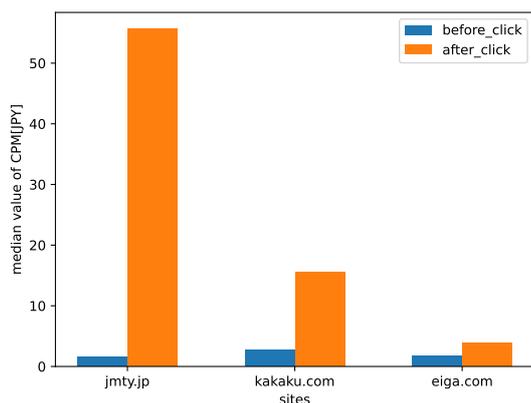


図 6 広告クリック前後の CPM の変化

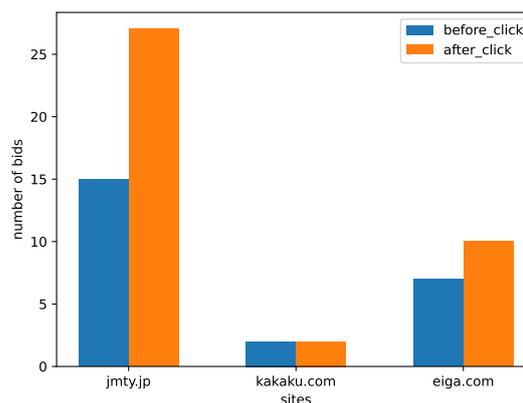


図 8 広告クリック前後の入札数の変化

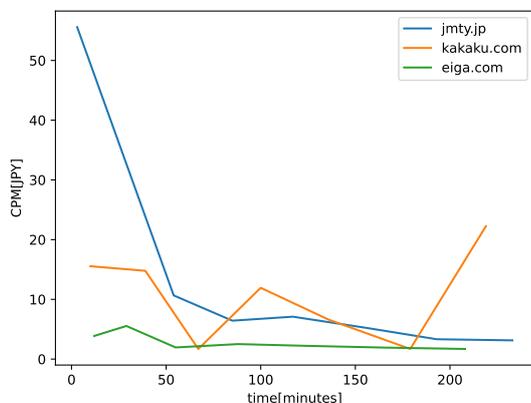


図 7 広告クリック後の CPM の時間的変化

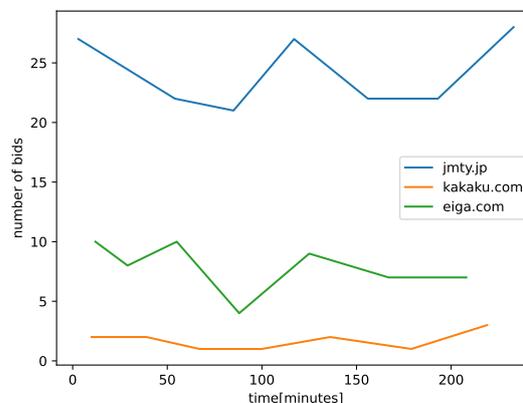


図 9 広告クリック後の入札数の時間的変化

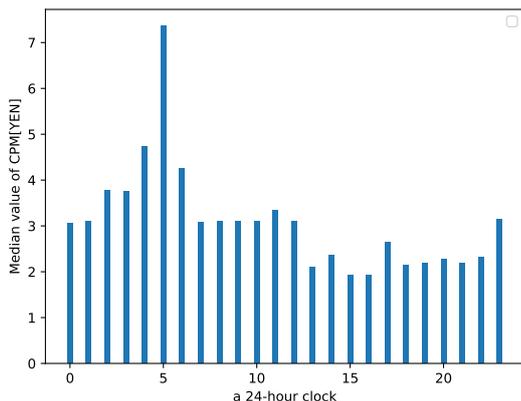


図 10 OpenWPM における 2024 年 4 月 30 日の 24h の CPM 中央値

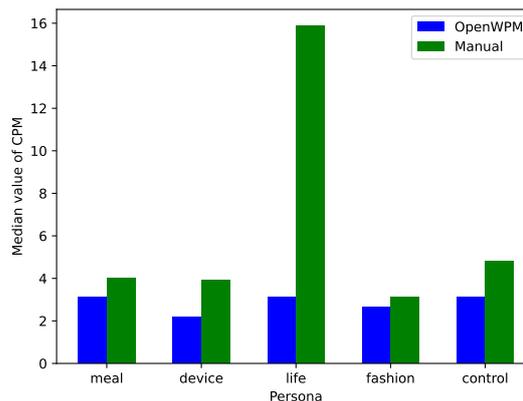


図 13 OpenWPM における各ペルソナの CPM 中央値

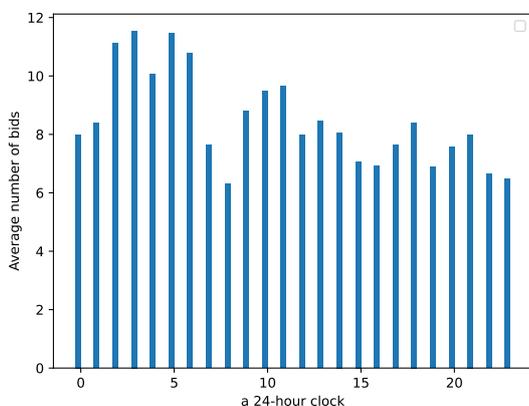


図 11 OpenWPM における 2024 年 4 月 30 日の 24h の入札数平均

表 5 OpenWPM の誤差率

| persona | cpm | bid |
|---------|------|-------|
| meal | 0.28 | 0.25 |
| device | 0.8 | 1.1 |
| life | 4.05 | 1.05 |
| fashion | 0.16 | -0.56 |
| control | 0.55 | 0.0 |

れる。しかし、図 12 によると、OpenWPM の方が手動よりも入札数が多いサイトが多い。ポットと検知されたら、入札数が減るはずなので、更なる調査が必要である。

本研究では、ペルソナの作成時にアクセスしたサイトからのリターゲティング広告が多く観測された。そのため、リターゲティング広告だけでなく、ユーザの趣味趣向にあった他の広告主からの広告を観測するために、より実際のユーザの行動に近いペルソナの作成方法を検討する必要がある。

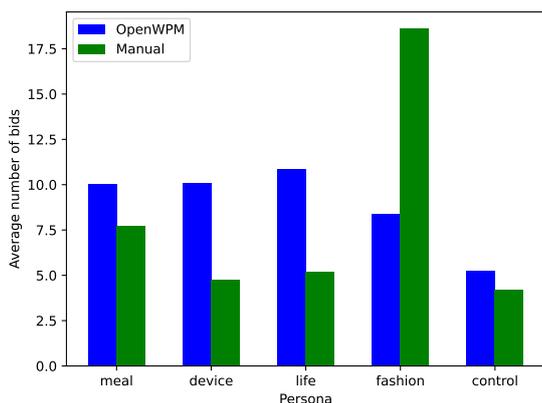


図 12 OpenWPM における各ペルソナの入札数平均

広告クリックにより入札額は上昇したが、上がり幅に差があり、業者によってユーザの行動に対する評価が異なることが分かった。

OpenWPM を用いた観測の自動化は、手動の観測と入札数、入札価格が異なった。原因として、User-Agent が異なること、bot 検知により入札がされていない可能性が考えら

4. おわりに

本研究では各ペルソナによって入札数、CPM が異なることから、閲覧履歴が広告に影響を与えることを定量的に示した。また、サイトによって広告価格が変わること、広告をクリックにより大きく広告価格や入札に影響が出ることが分かった。

より実際のユーザの行動に近いように、ペルソナの作り方を改善する必要がある、また、オンライン広告市場は日々変化するために、今後より大規模な観測実験を行う必要がある。そのため、自動化ブラウザによる大規模な観測を手動と同じ程度の結果になるように調整する必要がある。入札者の振る舞いを表す数理モデルにより、広告のどの要素がどれほど広告価格に影響を与えているかを定量的に示すことができると考える。

参考文献

- [1] 株式会社電通グループ、2023、電通グループ、「世界の広告費成長率予測（2023～2026）」を発表、(2024 年

3 月取得, <https://www.group.dentsu.com/jp/news/release/001091.html>).

- [2] Blase Ur, Pedro Giovanni Leon, Lorrie Faith Cranor, Richard Shay, and Yang Wang. “Smart, useful, scary, creepy: Perceptions of online behavioral advertising”, In Proc. SOUPS, 2012.
- [3] John Cook, Rishab Nithyanand, and Zubair Shafiq, “Inferring Tracker-Advertiser Relationships in the Online Advertising Ecosystem using Header Bidding”, Proceedings on Privacy Enhancing Technologies, 2020.
- [4] 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.
- [5] Kikuchi, Hiroaki, and Ayaka Aoyama. “Targeted Ads Analysis: What are The most Targeted Personas?”, 2023 IEEE International Conference on Big Data (BigData). IEEE, 2023.
- [6] Prebid, What is Prebid.js?, (2024 年 5 月取得, <https://docs.prebid.org/prebid/prebidjs.html>).
- [7] Steven Englehardt and Arvind Narayanan, “Online tracking: A 1-million-site measurement and analysis”, Proceedings of ACM CCS 2016, 2016.
- [8] 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. 2022.
- [9] Krumnow, Benjamin, Hugo Jonker, and Stefan Karsch, OpenWPM_{hide}^[9], (2024 年 5 月取得 https://github.com/bkrumnow/OpenWPM/tree/stealth_extension).
- [10] 柴山 りな, 草野 蘭之介, 菊池 浩明, “アドネットワークにおける広告効果指標の調査”, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2021) シンポジウム, 2021.
- [11] 広瀬信輔, アドテクノロジーの教科書, 翔泳社, pp. 2-59, 2019.