

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

明治大学大学院 先端数理科学研究科 田口勇翔, 菊池浩明

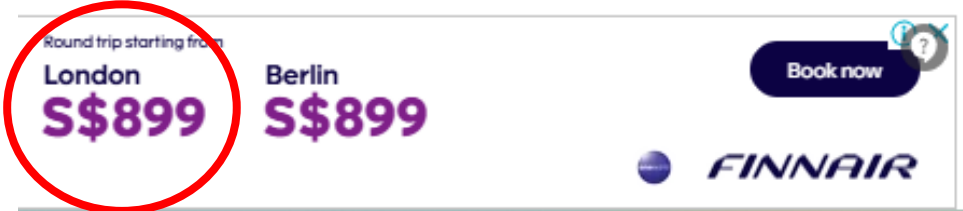
cs232028@meiji.ac.jp

プライバシーを侵すターゲティング広告

1

現在のオンライン広告

- 現在のオンライン広告は、ユーザの趣味・趣向をWebサイトの閲覧履歴等から分析し、広告効果の期待できるユーザ層に配信するターゲティング広告が主流



なんでロンドン
に行くの
知っているの？



明治大学の方必見

【PC買取×データ消去】で実質無料のパソコン処分

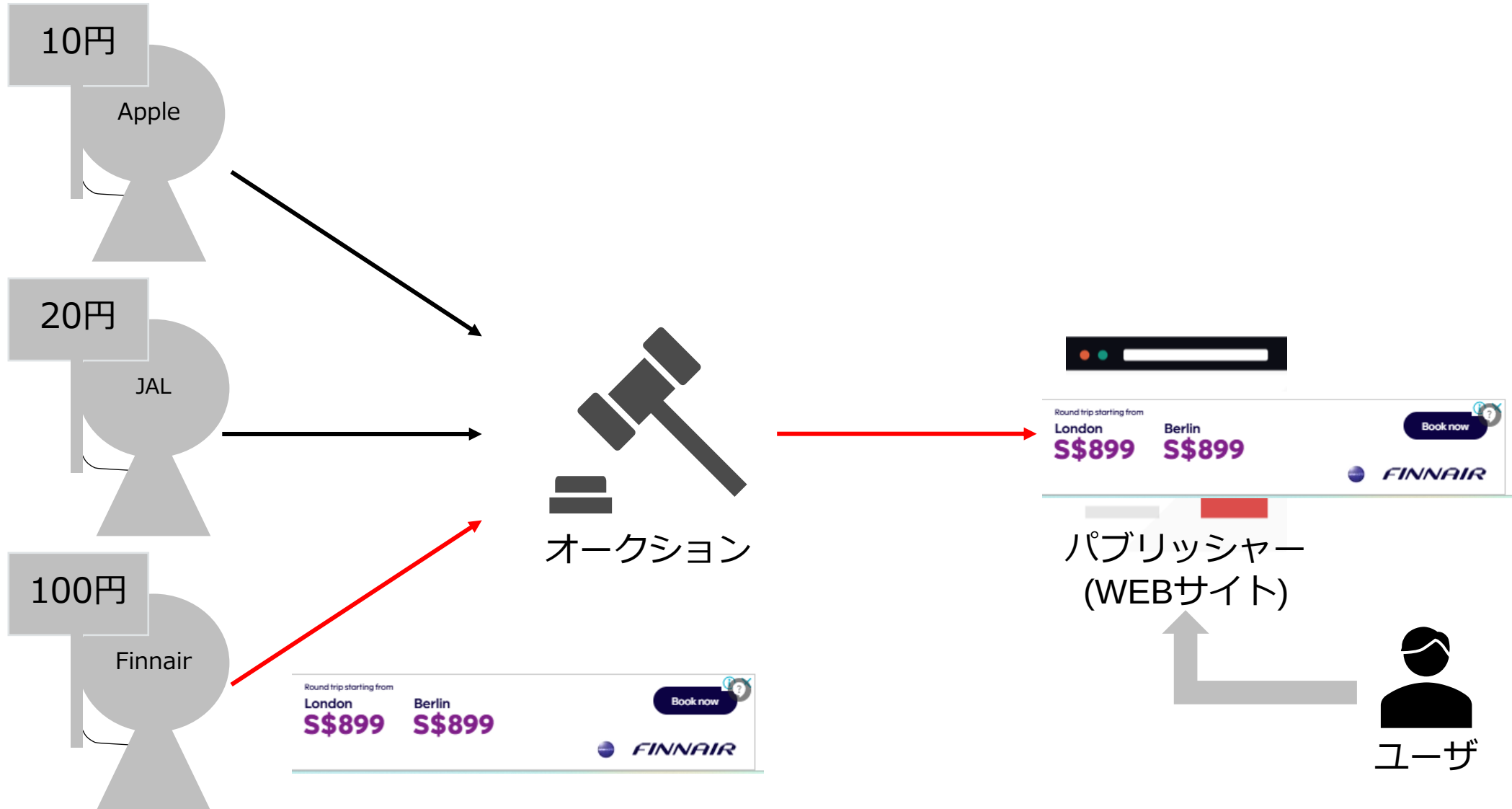


明治大学教職員

プログラマティック広告

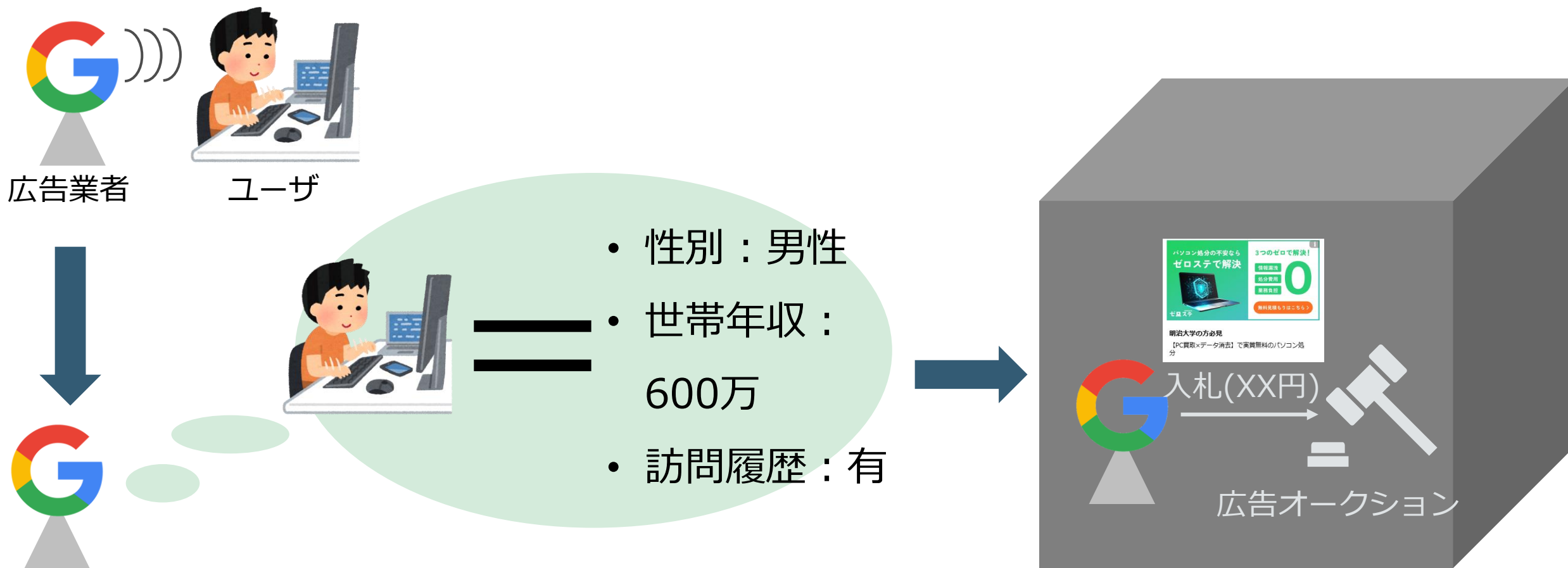
2

ユーザがサイトを閲覧するごとに広告枠を巡ったオークションが行われる



問題：標的アルゴリズムのブラックボックス

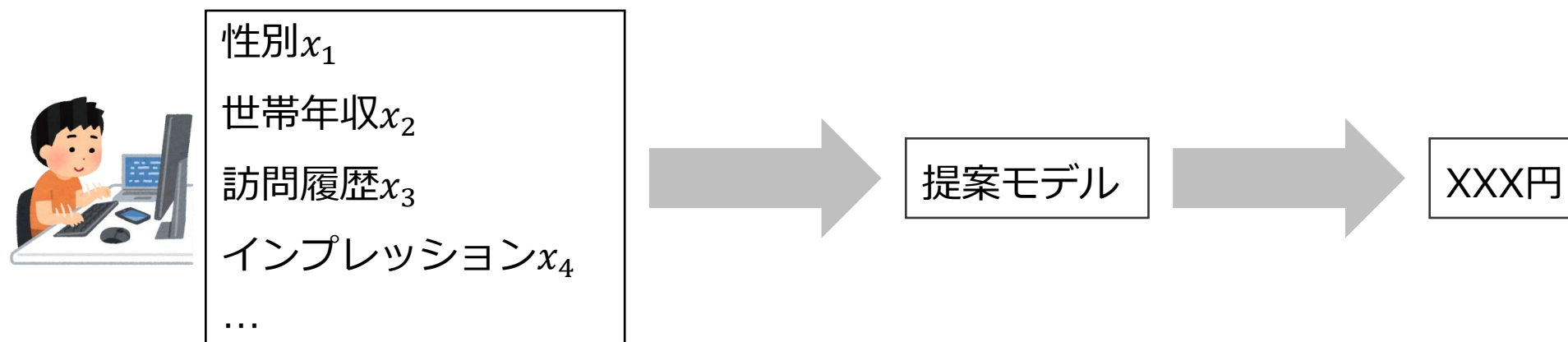
ターゲティング広告の入札アルゴリズムに透明性がなく、プライバシーに対する懸念



オンライン広告の入札額をモデルにより定量化する

➡ 自身への広告がいくらで取引されているか把握し, 自分のデータの価値への理解に繋げる

- 自分が広告を見ると, いくらサイトに支払われる？

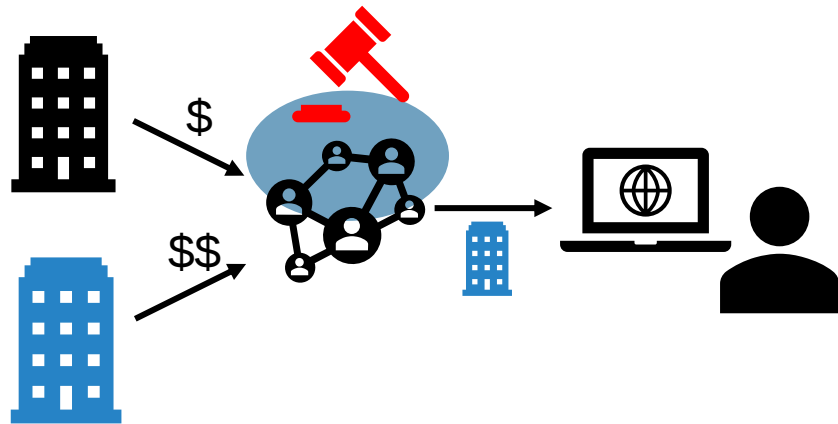


入力：ユーザ属性等

出力：入札額(CPM)

1. 非公開の入札

Real-time bidding(RTB)



オークションはサーバ上で行われ、
入札の詳細が分からない

2. ペルソナの行動モデルの作り方

女性
世帯年収1500万以上



男性,
世帯年収600万
~1000万



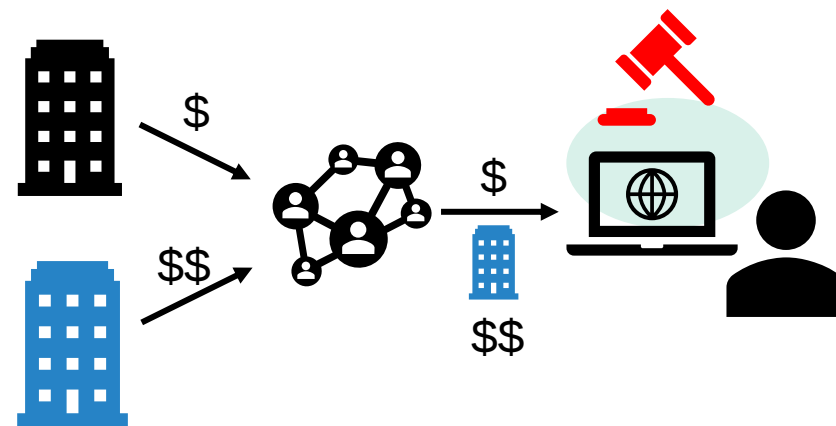
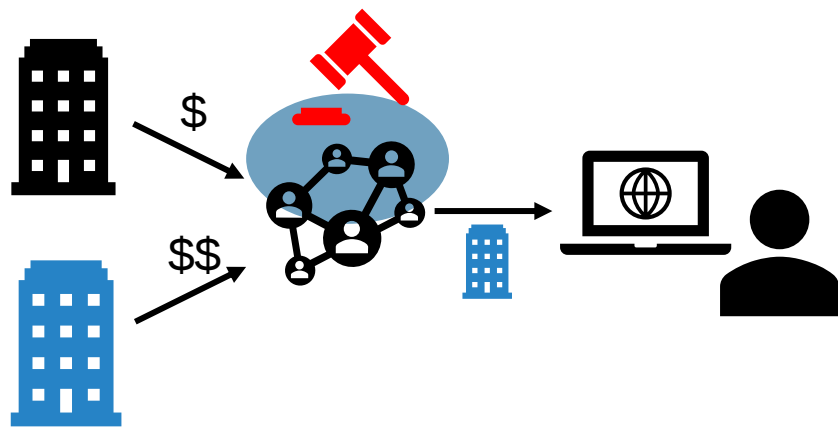
この人たちが普段見ているサイト
が分からない

解決1：Header Bidding(HB)

6

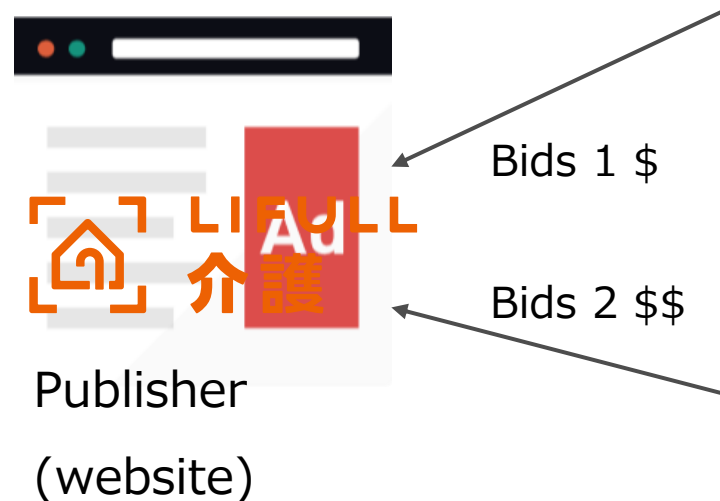
2つのオークション方式

- Real-time bidding(RTB)
- Header Bidding(HB)



入札の詳細(HB情報)を解析する

- 最も利用されている, OSSのHBソリューションであるPrebid.jsを対象
- pbjs.getBidResponses()をクライアントで実行することで, 入札に関するオブジェクトを得る
- 本研究では広告単価(CPM)を参照



advertiserDomains : kirinbeer-en.co.jp
bidderCode : pubmatic
CPM : 10
currency : JPY
...



advertiserDomains : kaigo.homes.co.jp
bidderCode : criteo
CPM : 11.03
currency : JPY
...

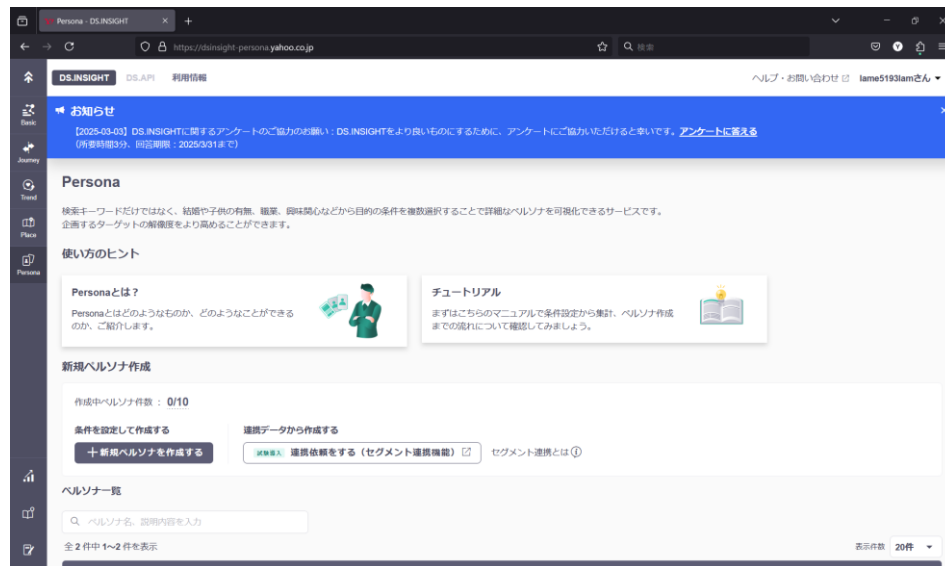


bids
= 2

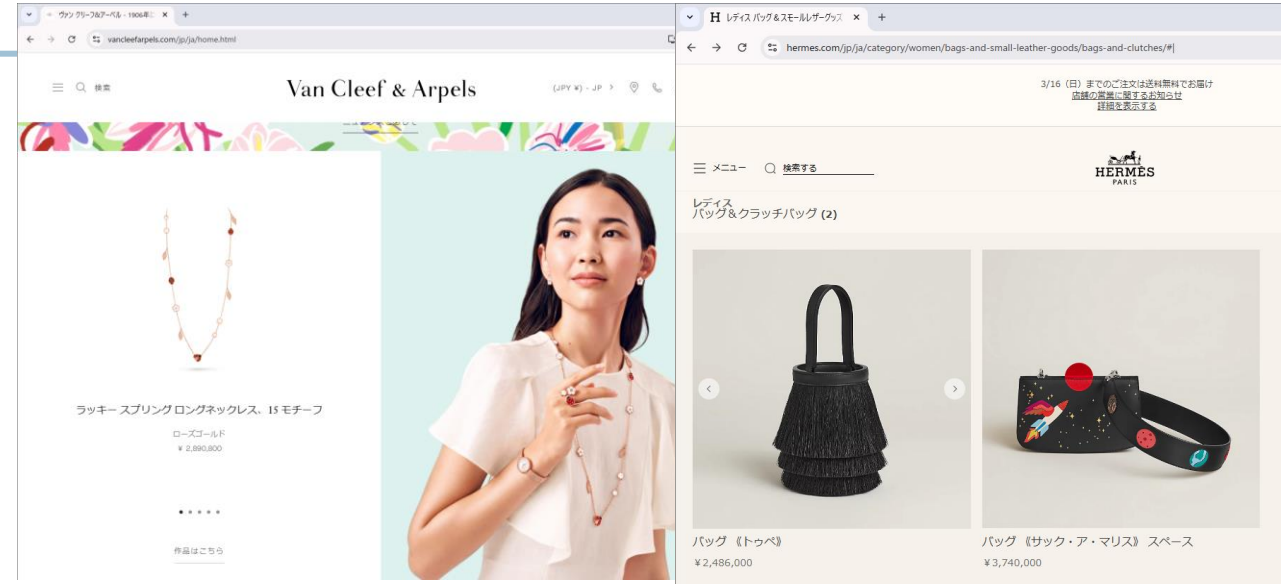
解決2：DS.INSIGHT

DS.INSIGHTとは？

- LINEやフー社が提供する広告主向けのデスクトップリサーチツール
- ペルソナが頻繁に検索するワードを抽出できる



DS.INSIGHT「Persona」画面



ペルソナ

検索ワード

女性,
世帯年収
1500万以上



- ヴァンクリーフアーペル
- 一休 レストラン予約
- パレスホテル東京
- マックスマラー
- エルメス バッグ
- ブシュロン
- tasaki

女性, 世帯年収1500万以上ペルソナの検索キーワード例

先行研究

Cookら(PoPETs 2020)

- OpenWPMによるHBの入札情報の収集と分析
- ペルソナ, 購買意欲により入札額が変化することを明らかにした

Ericら(ACM IMC 2022)

- 186人のアメリカ人参加者のブラウザでHB情報を収集
- 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を示した

青山ら(IEEE BigData 2023)

- 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

本研究では, 新規のブラウザプロフィールと, 広告主向けリサーチツール「DS.INSIGHT」を使用することで, 理想的な環境下での観測を行った

先行研究	入札	対象	モデル
青山ら	RTB	架空ペルソナ	なし
Ericら	HB	186名現実	なし
Cookら	HB	架空ペルソナ	なし
本研究	HB	DS.INSIGHTモデル	対数モデル

入力

1. ユーザ数 u
2. 属性 $x_2, x_3, \dots$

出力

入札額 v は

$$\log(v) = \alpha_u + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_m x_m$$

により決まる

ここで α_u はインプレッション数 u により決まる

観測実験の結果をあてはめる

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

$$\beta_0 = 1.0 \quad \beta_1 = 0.3 \quad \beta_2 = 0.37 \quad \beta_3 = 1.03 \quad \beta_4 = 0.51$$

性別 $x_1 = 0(\text{male}), 1(\text{female})$

世帯年収 $x_2 = 1(\text{low}), x_3 = 1(\text{high})$

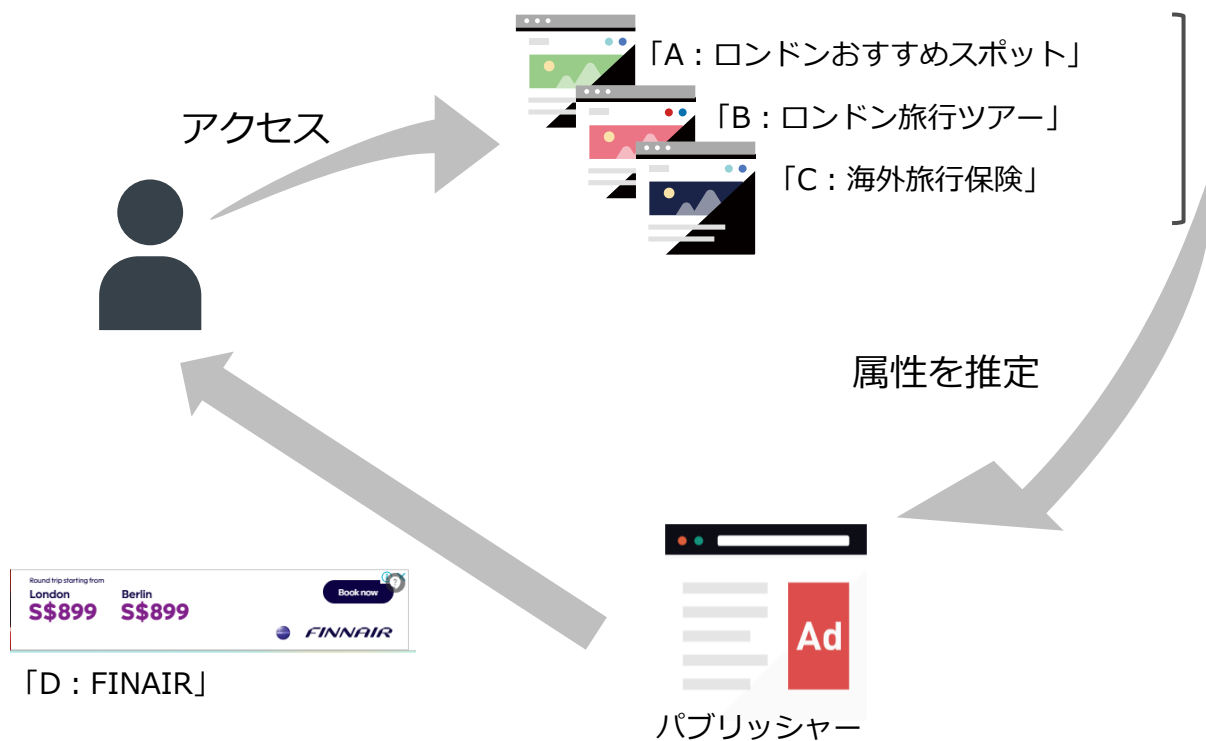
リターゲティング(訪問履歴) $x_4 = 0(\text{無}), 1(\text{有})$

リターゲティング広告の定義

ターゲティング広告の種類

$$x_4 = 0$$

属性に対するターゲティング広告



$$x_4 = 1$$

リターゲティング広告



ユーザの閲覧履歴が広告に与える影響を評価

実験方法

ペルソナのセットアップ

- 性別(男, 女), 世帯年収(1500万以上, 1000~1500万, 600~1000万)の組み合わせと, コントロールの7種類のペルソナを作成

1. Chromeブラウザのプロファイルを作成
2. 設定した15種類のワードをGoogle.comで検索
3. 上位5サイトにアクセス

観測

4. パブリッシャーのサイトでHB情報を収集



ペルソナ「女性,
1500万以上」

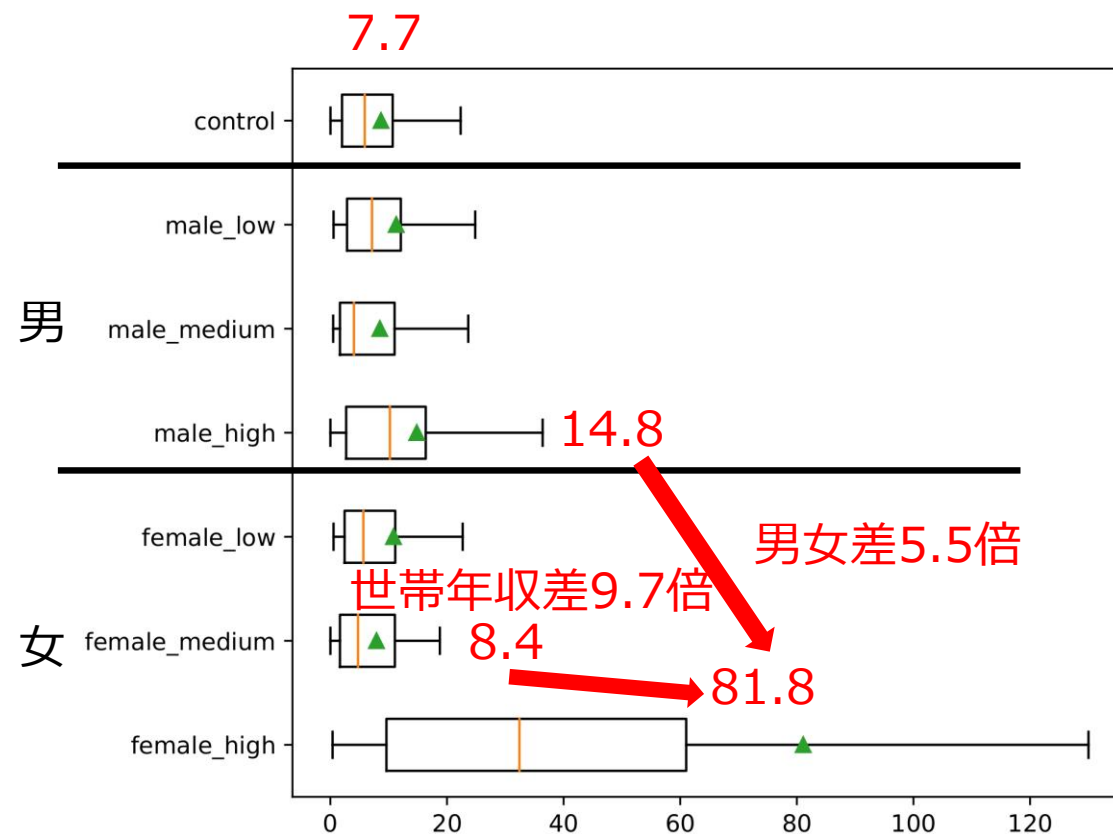


結果1

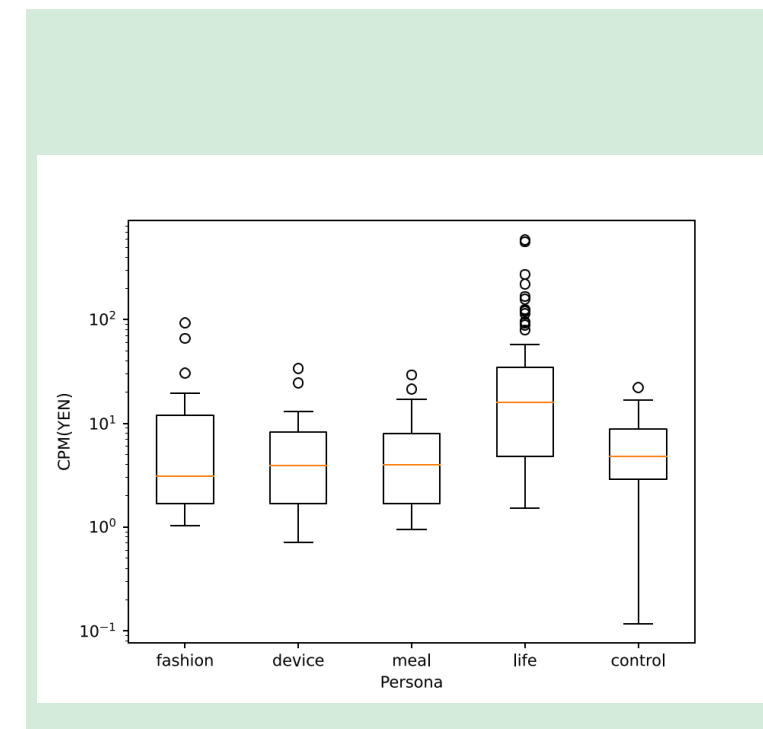
14

実験結果

- ペルソナ作成時から近い100件の入札情報を分析



ペルソナによって入札額は大きく変化する



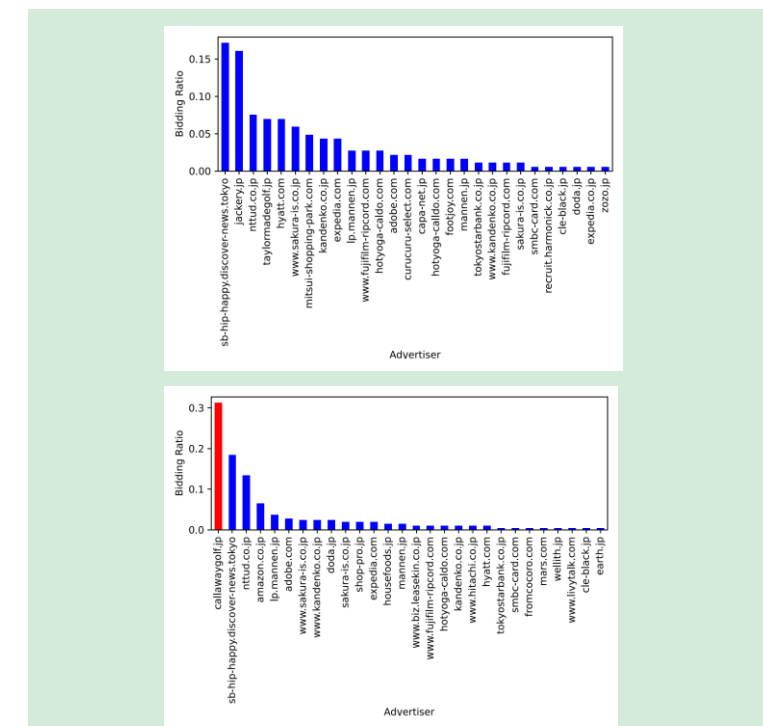
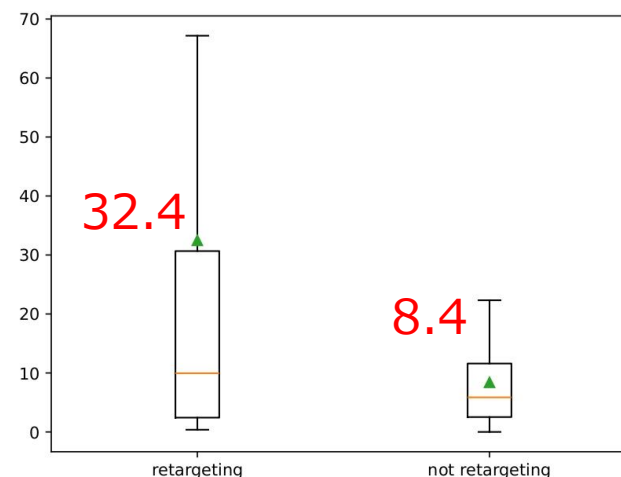
※参考

以前の研究での結果

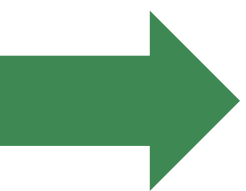
実験結果 リターゲティング広告

- ペルソナ作成時にアクセスしたドメインからの広告を, リターゲティング広告とする

persona	retargeting ads
female_high	88/100
female_medium	44/100
female_low	47/100
male_high	67/100
male_medium	48/100
male_low	45/100
全体	349/600



リターゲティング広告の数 リターゲティング広告のCPMの分布



リターゲティング広告は平均値3.8倍程度入札額が高い

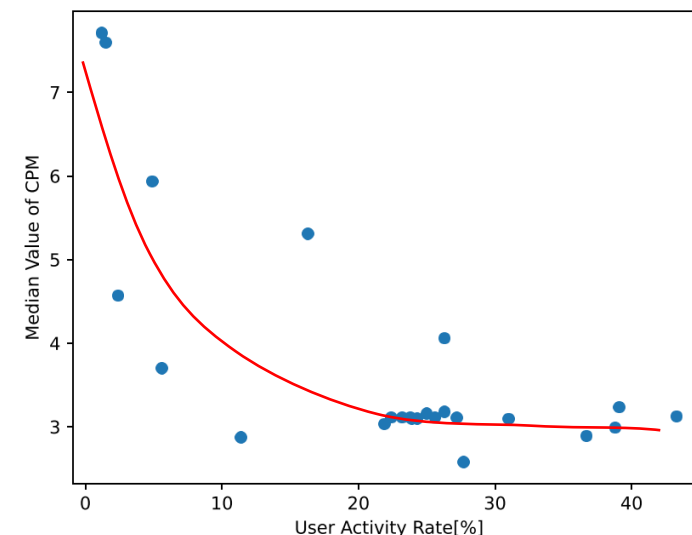
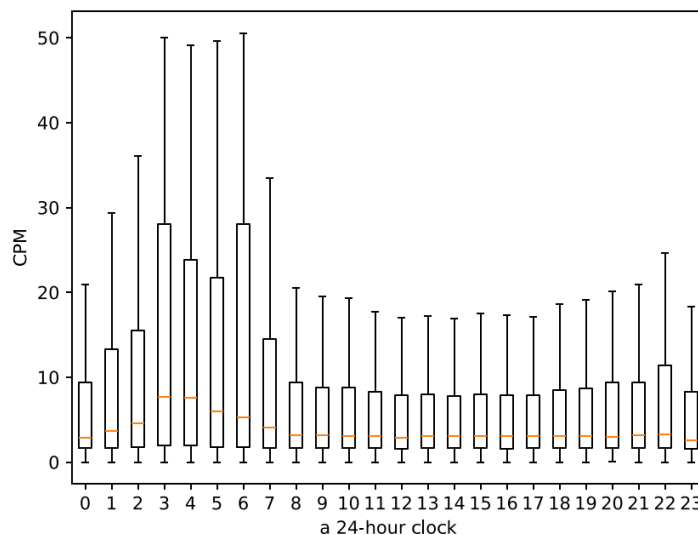
※参考

リターゲティング広告の入札数への影響

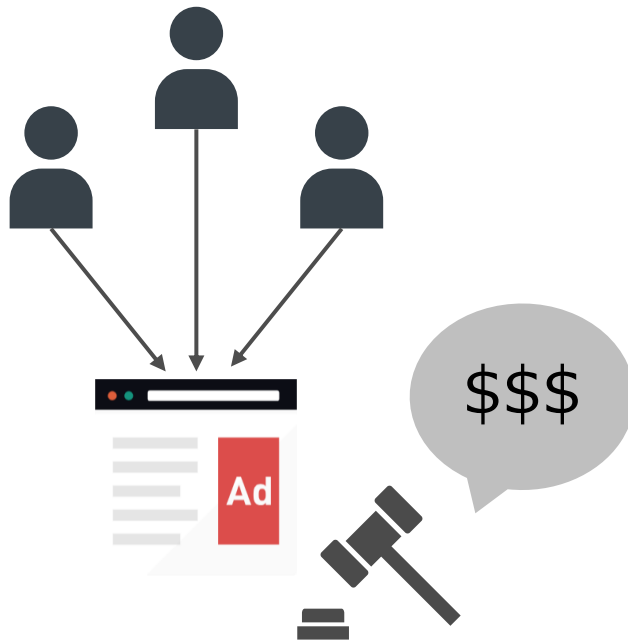
インプレッションと広告額の関係

インプレッションとCPM

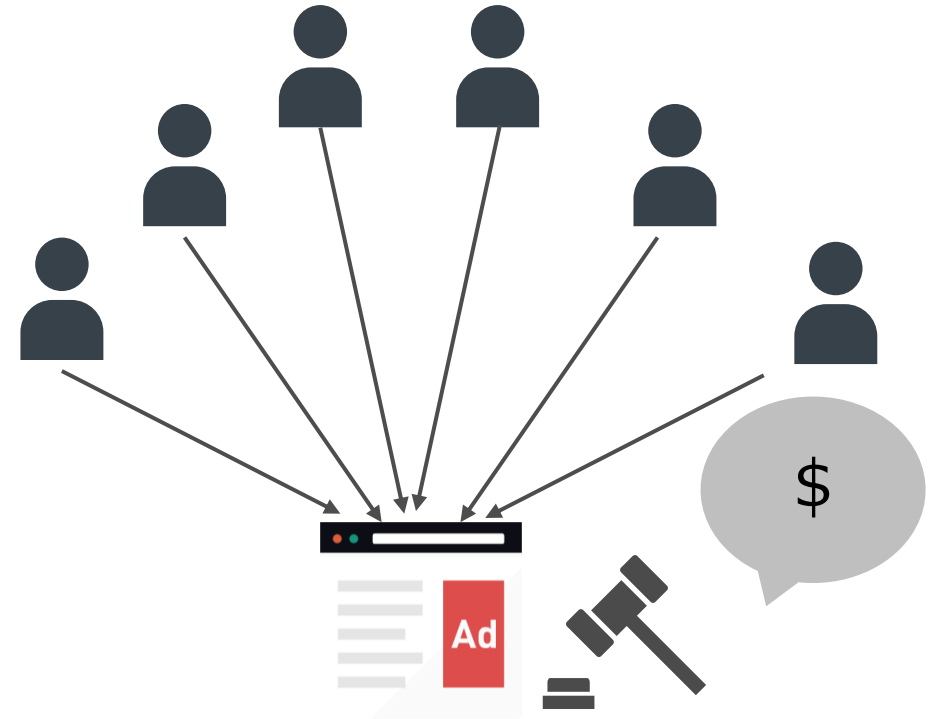
- 2024年6/3 0時～6/9 0時に, 3分に一度HBを使用しているサイトにアクセス, 入札を観測し時間帯ごとの入札額を観測
- 総務省による時間帯ごとのインターネットアクティユーザの割合の調査と比較
 - 相関係数-0.76
- $\alpha_u = \frac{1}{u}$ により表せる



$u = 30[\%](小)$



$u = 60[\%](大)$



- オンライン広告の入札に関する数理モデルを提案し, ユーザの属性や訪問行動 (リターゲティング) の価値を定量的に示した
- リターゲティング広告の影響を除いた観測
- インプレッション数による影響のあてはめ
- 観測データの分析だけでなく, シミュレーションなどによる理論的な分析
- 再現性を検証するために, 長期的な観測