

日本行動計量学会第52回大会 (大阪経済大学, 2024/09/12)
2024/09/15 誤字訂正

web調査における刺激への適応的割付と母集団特性の推定

株式会社インサイト・ファクトリー

小野 滋

目次

本研究のモチベーション

本発表の概要

背景と目的

提案手法

適用例

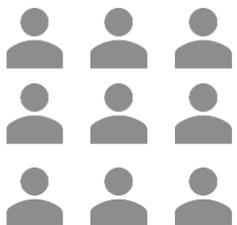
まとめと今後の課題

引用文献

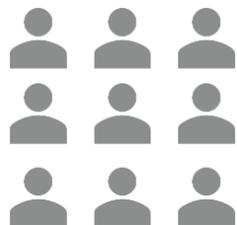
ブランドAの現ユーザ、Bの現ユーザ、Cの現ユーザに対して調査します。
各ブランドのユーザを500人以上集めてください。



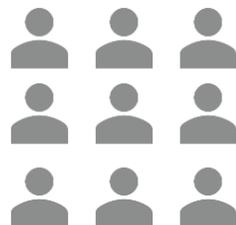
ブランドAの
ユーザ



ブランドBの
ユーザ



ブランドCの
ユーザ



おかしい…



どのブランドのユーザも、ブラン
ド・ロイヤルティが妙に高い…

どのブランドのユーザも、この製品
カテゴリについての知識レベルが妙
に低い…

- 広範な調査状況において、**刺激への割付に伴うバイアス**が生じているおそれがある
- バイアスを取り除くためには割付確率を知る必要がある
- しかし、特にweb調査において、割付確率がわからない場合が多い
- バイアスに対処するため、統一的な枠組みのもとで**割付確率を推定する**方法を提案する

背景と目的

注目する状況

本発表では、次の状況に焦点を当てる：

複数の刺激について、刺激ごとに設定された条件を満たす人々から回答を集め、各刺激の性質を調べたい

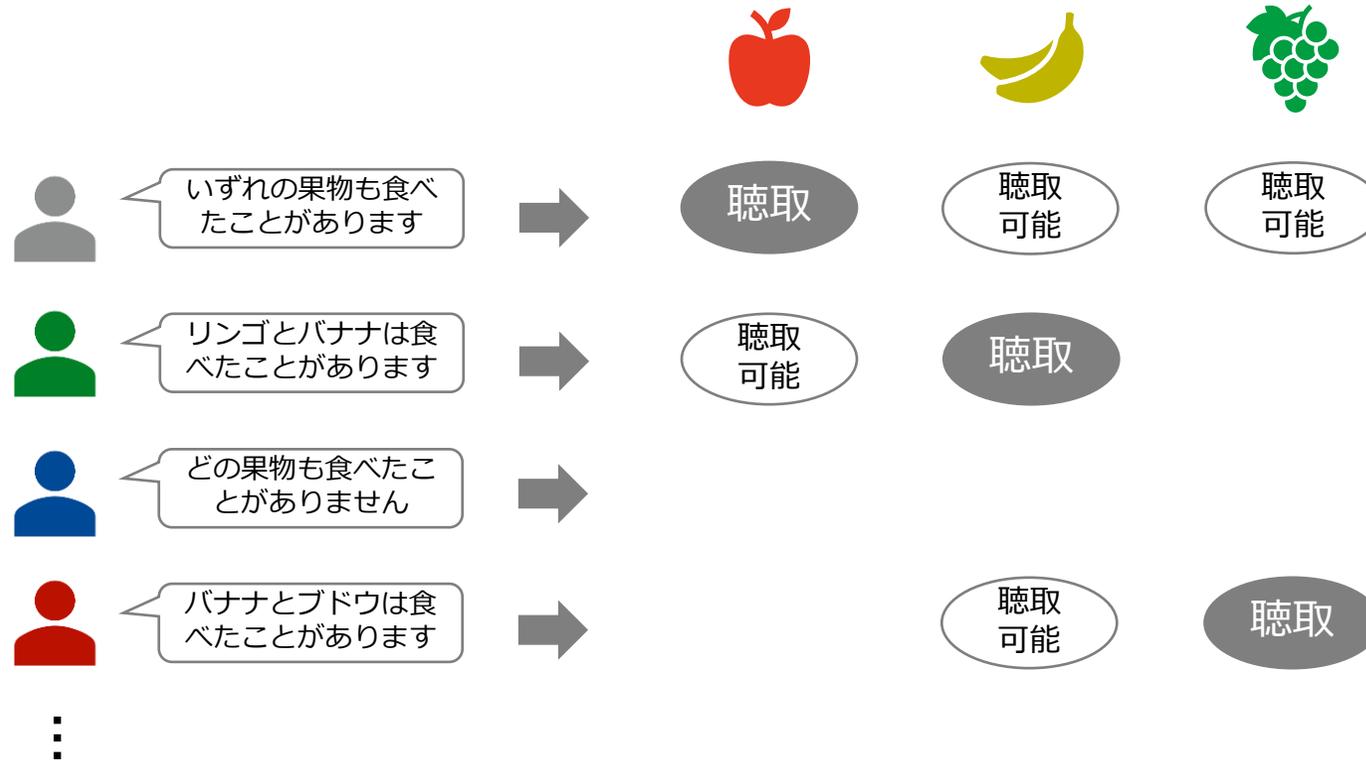
制約条件: 各調査対象者に回答を求める刺激の数に上限を設けたい

最適化条件: 各刺激について、できるだけ多くの回答者を得たい

例: {リンゴ、バナナ、ブドウ}のそれぞれについて、食べたことがある人から回答を集め、その果物に対する人々の態度を調べたい

制約条件: それぞれの対象者に聴取する果物はひとつまでとする

最適化条件: それぞれの果物について、できるだけ多くの回答者を得たい



事例

このような状況は、調査において広範に生じている

例1: マーケティング・リサーチにおけるブランド・イメージ調査

- ある製品カテゴリにおける各ブランドについて、消費者にイメージを聴取したい。ただし、そのブランドを人には聴取できない
- ひとりの人に聴取するブランドの数は3個以下にしたい
- 各ブランドについて、できるだけ多くの回答を得たい

| | ブランド1 | ブランド2 | ブランド3 | ブランド4 | ブランド5 | ... |
|-------------|-------|-------|-------|-------|-------|-----|
| 回答者数 | 100 | 120 | 130 | 90 | 80 | ... |
| イメージ項目1 反応率 | 69% | 40% | 10% | 20% | 18% | ... |
| イメージ項目2 反応率 | 20% | 30% | 10% | 15% | 20% | ... |
| イメージ項目3 反応率 | 15% | 20% | 80% | 5% | 35% | ... |
| イメージ項目4 反応率 | 30% | 10% | 50% | 10% | 15% | ... |
| ... | | | | | | |

例1のアウトプット・イメージ

例2: 公的統計調査における職種別賃金調査 (Tille, 2016)

- 企業に対し、その企業に存在する職種について従業員の賃金の分布を聴取したい
- ある企業に聴取する職種の数は一定個以下にしたい
- 各職種について、できるだけ多くの企業から回答を得たい

| | 職種1 | 職種2 | 職種3 | 職種4 | 職種5 | ... |
|----------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 回答企業数 | 50 | 40 | 30 | 40 | 50 | ... |
| 従業員における、年収xx~xxの人の割合 | 20% | 10% | 5% | 40% | 30% | ... |
| 従業員における、年収xx~xxの人の割合 | 20% | 30% | 10% | 15% | 20% | ... |
| ... | | | | | | |

例2のアウトプット・イメージ

実験計画からみた捉え方

実験計画の観点から見ると、この状況は要因の**割付**の特殊ケースとして捉えることができる

- 対象者によって割付可能な水準が異なる

無作為割付 (1要因3水準)

| | 水準A1 | 水準A2 | 水準A3 |
|------|------|------|------|
| 対象者1 | 割付 | 割付可能 | 割付可能 |
| 対象者2 | 割付可能 | 割付可能 | 割付 |
| 対象者3 | 割付可能 | 割付 | 割付可能 |
| ... | ... | ... | ... |

本発表が注目する状況

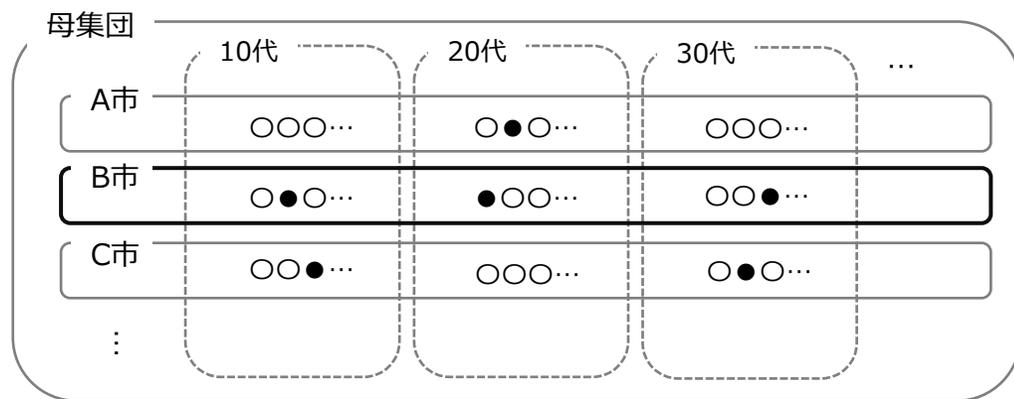
| | 刺激1 | 刺激2 | 刺激3 |
|------|------|------|------|
| 対象者1 | 聴取 | | 聴取可能 |
| 対象者2 | 聴取可能 | 聴取可能 | 聴取 |
| 対象者3 | | 聴取 | |
| ... | ... | ... | ... |

標本抽出からみた捉え方

標本抽出から見ると、この状況は二段抽出の特殊ケースとして捉えることもできる

- 一次抽出単位と直交する層があり、一次抽出単位と層との組み合わせについて、二値抽出単位が0~1個ある
- 母集団全体の性質ではなく、各層の性質に関心がある

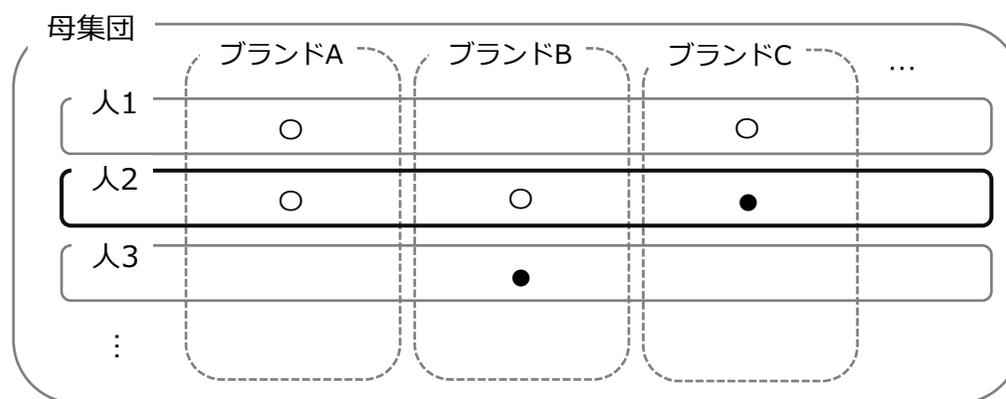
二段抽出



○: 住民
●: 抽出された住民

- 一段目の抽出
 - なんらかの抽出デザインにより、自治体を抽出する
- 二段目の抽出
 - 抽出された自治体のそれぞれにおいて、住民を抽出する

本発表が注目する状況



○: その人が○ブランド
●: その人に対して聴取するブランド

- 一段目の抽出
 - なんらかの抽出デザインにより、対象者を抽出する
- 二段目の抽出
 - 各対象者について、聴取するブランドを決める

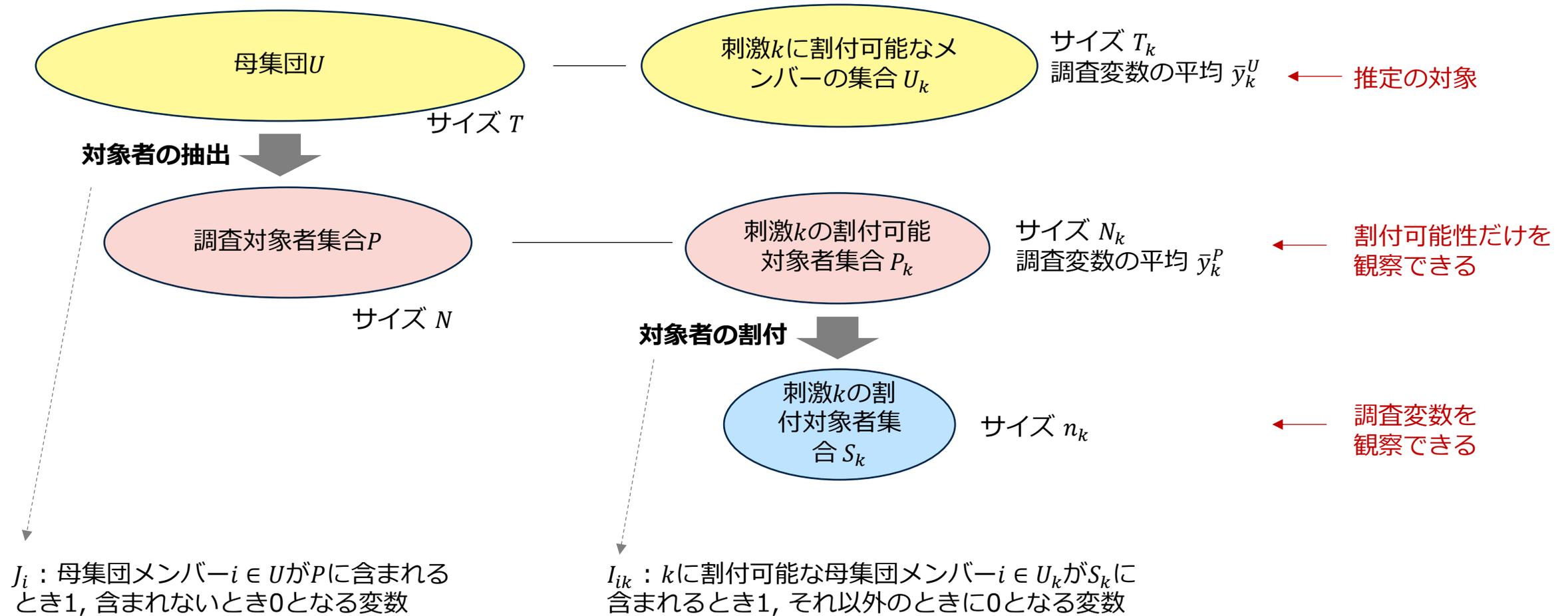
用語

以下では、本発表で注目する状況を「対象者の刺激への割付」と捉え、以下の用語を用いる：

| 用語 | 説明 | |
|---------|---|---|
| 刺激 | 各対象者に提示され、それについての聴取がなされる、異なる設問や提示物 | p.6の例1. (ブランド・イメージ調査)では ブランド |
| 割付 | 各対象者に提示・聴取する刺激を決めること | 各対象者にどのブランドについて聴取するかを決めること |
| 割付可能対象者 | 刺激ごとに設定された条件を満たす対象者。この対象者の回答にのみ関心が持たれる | そのブランドを知っている対象者 |
| 割付対象者 | その刺激を実際に提示し聴取する対象者 | そのブランドについて聴取する対象者 (目標100人) |
| 割付可能刺激 | 各対象者からみて、設定された条件を自分が満たしている刺激 | その対象者が知っているブランド |
| 割付刺激 | 各対象者に実際に提示・聴取する刺激。その数に上限が設定されている | その対象者に聴取するブランド (上限3個) |
| 割付確率 | ある対象者がある刺激に割付可能であるとき、その対象者にその刺激を提示・聴取する確率 | ある対象者があるブランドを知っているとき、その人にそのブランドについて聴取する確率 |
| 調査変数 | 刺激を提示した下で聴取する、私たちにとって関心ある変数。ひとつないし複数 | ブランド・イメージ項目への回答 |

表記

本発表では下図の表記を用いる：



典型的な割付デザイン

すべての調査対象者の、すべての刺激への割付可能性が既知であるとき、各対象者をどの刺激に割り付ければよいか。割付を決定する方法 (**割付デザイン**) として、4つの典型的な例を挙げる。

| | 刺激 1 | 刺激 2 | 刺激 3 | 刺激 4 | 刺激 5 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 対象者1 | ○ | | ○ | ○ | ○ |
| 対象者2 | | ○ | | ○ | |
| 対象者3 | ○ | ○ | ○ | ○ | |
| 対象者4 | | | ○ | | ○ |
| 対象者5 | ○ | ○ | | ○ | |
| 対象者6 | | | | | ○ |
| 対象者7 | | ○ | | ○ | |
| 対象者8 | ○ | ○ | | ○ | |
| 対象者9 | | | ○ | | |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 対象者T | | ○ | | ○ | |



割付可能性
(○:割付可能刺激)

例1. 各対象者を、各割付可能刺激に対して、互いに独立に確率 π ($0 < \pi \leq 1$)で割り付ける

- 標本抽出の観点からは、二段目の抽出でベルヌーイ抽出を行っている
- → 制約条件が満たされない(ある対象者の割付刺激数が上限を超えることがある)

| | 刺激 1 | 刺激 2 | 刺激 3 | 刺激 4 | 刺激 5 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 対象者1 | ○ | | ○ | ○ | ○ |
| 対象者2 | | ○ | | ○ | |
| 対象者3 | ○ | ○ | ○ | ○ | |
| 対象者4 | | | ○ | | ○ |
| 対象者5 | ○ | ○ | | ○ | |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 対象者T | | ○ | | ○ | |

割付可能性
(○:割付可能刺激)



$\pi = 0.5$

| | 刺激 1 | 刺激 2 | 刺激 3 | 刺激 4 | 刺激 5 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 対象者1 | ○ | | ○ | ● | ○ |
| 対象者2 | | ○ | | ○ | |
| 対象者3 | ● | ● | ● | ● | |
| 対象者4 | | | ● | | ● |
| 対象者5 | ○ | ● | | ○ | |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 対象者T | | ○ | | ○ | |

割付の結果
(●:割付刺激)

← 運悪く、多くの刺激に割り付けられる人が生じる

例2. 各対象者の割付可能刺激数が上限Mを超えないときはすべてに割りつけ、Mを超えるときはそのうちM個を無作為に選んで割り付ける

- 調査実務において、暗黙的に用いられていることが多い
- 最適化条件の観点からみて、効率が悪い。特に割付可能率が低い刺激があるときに深刻

| | 刺激 1 | 刺激 2 | 刺激 3 | 刺激 4 | 刺激 5 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 対象者1 | ○ | | ○ | ○ | ○ |
| 対象者2 | | ○ | | ○ | |
| 対象者3 | ○ | ○ | ○ | ○ | |
| 対象者4 | | | ○ | | ○ |
| 対象者5 | ○ | ○ | | ○ | |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 対象者T | | ○ | | ○ | |

割付可能性
(○:割付可能刺激)



| | 刺激 1 | 刺激 2 | 刺激 3 | 刺激 4 | 刺激 5 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 対象者1 | ● | | ○ | ● | ○ |
| 対象者2 | | ● | | ● | |
| 対象者3 | ○ | ● | ○ | ● | |
| 対象者4 | | | ● | | ● |
| 対象者5 | ○ | ● | | ● | |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 対象者T | | ● | | ● | |

割付の結果
(●:割付刺激)

↑ 割付可能率が低い刺激は、なかなか割付対象者を得られない

例3. 事前に各刺激の“サイズ”を設定。各対象者について、割付可能刺激から上限個をサイズ比例確率抽出 (pps抽出) (Tille, 2016)

- 調査実務においてはほとんど用いられていないと思われる
 - 各対象者について非復元pps抽出を行う必要がある
- 刺激の“サイズ”が刺激の割付可能率の逆数と比例している限りにおいて、効率がよい
 - しかし、刺激の割付可能率 (例, ブランド認知率) は事前にはわからないことが多い

| | サイズ | s_1 | s_2 | s_3 | s_4 | s_5 |
|------|-----|-------|-------|-------|-------|-------|
| | 刺激 | 刺激 | 刺激 | 刺激 | 刺激 | 刺激 |
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | |
| 対象者1 | ○ | | ○ | ○ | ○ | |
| 対象者2 | | ○ | | ○ | | |
| 対象者3 | ○ | ○ | ○ | ○ | | |
| 対象者4 | | | ○ | | ○ | |
| 対象者5 | ○ | ○ | | ○ | | |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 対象者T | | ○ | | ○ | | |

割付可能性
(○:割付可能刺激)



| | 刺激 | 刺激 | 刺激 | 刺激 | 刺激 |
|------|-----|-----|-----|-----|-----|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 対象者1 | ● | | ○ | ○ | ● |
| 対象者2 | | ● | | ● | |
| 対象者3 | ● | ○ | ● | ○ | |
| 対象者4 | | | ● | | ● |
| 対象者5 | ● | ● | | ○ | |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 対象者T | | ● | | ● | |

割付の結果
(●:割付刺激)

↑ “サイズ”を大きくすれば
割付対象者数が増える

例4. 各対象者を、その対象者が参加するまでに得られている割付対象者数が少ない刺激に優先的に割り付ける

- 特にweb調査において、広範に用いられている
 - web調査の持つ逐次性と即時性を生かした手法
 - 割付確率が他の対象者の割付に依存するという意味で、**適応的 adaptive** 割付デザインと呼ぶことができる (Sever & Salehi, 2013)
- 最適化条件の観点からみて、効率がよい

| | 刺激 1 | 刺激 2 | 刺激 3 | 刺激 4 | 刺激 5 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 対象者1 | ○ | | ○ | ○ | ○ |
| 対象者2 | | ○ | | ○ | |
| 対象者3 | ○ | ○ | ○ | ○ | |
| 対象者4 | | | ○ | | ○ |
| 対象者5 | ○ | ○ | | ○ | |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 対象者T | | ○ | | ○ | |

割付可能性
(○:割付可能刺激)



M = 2

| | 刺激 1 | 刺激 2 | 刺激 3 | 刺激 4 | 刺激 5 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 対象者1 | ● | | ○ | ● | ○ |
| 対象者2 | | ● | | ● | |
| 対象者3 | ● | ○ | ● | ○ | |
| 対象者4 | | | ● | | ● |
| 対象者5 | ● | ● | | ○ | |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 対象者T | | ● | | ● | |

割付の結果
(●:割付刺激)

すでに2人割り付けられて
いるので、割り付けない

まだ誰も割り付けられてい
ないので、優先的に割り付
ける

割付に伴うバイアス

例2,3,4では、「ある刺激に対する割付可能対象者が、その刺激に割り付けられる確率」（割付確率）が、対象者によって異なっている

| | 刺激 1 | 刺激 2 | 刺激 3 | 刺激 4 | 刺激 5 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 対象者1 | ● | | ○ | ● | ○ |
| 対象者2 | | ● | | ● | |
| 対象者3 | ○ | ● | ○ | ● | |
| 対象者4 | | | ● | | ● |
| 対象者5 | ○ | ● | | ● | |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 対象者T | | ● | | ● | |

この対象者が刺激3に割り付けられる確率は 2/5

この対象者が刺激3に割り付けられる確率は 2/4

この対象者が刺激3に割り付けられる確率は 1

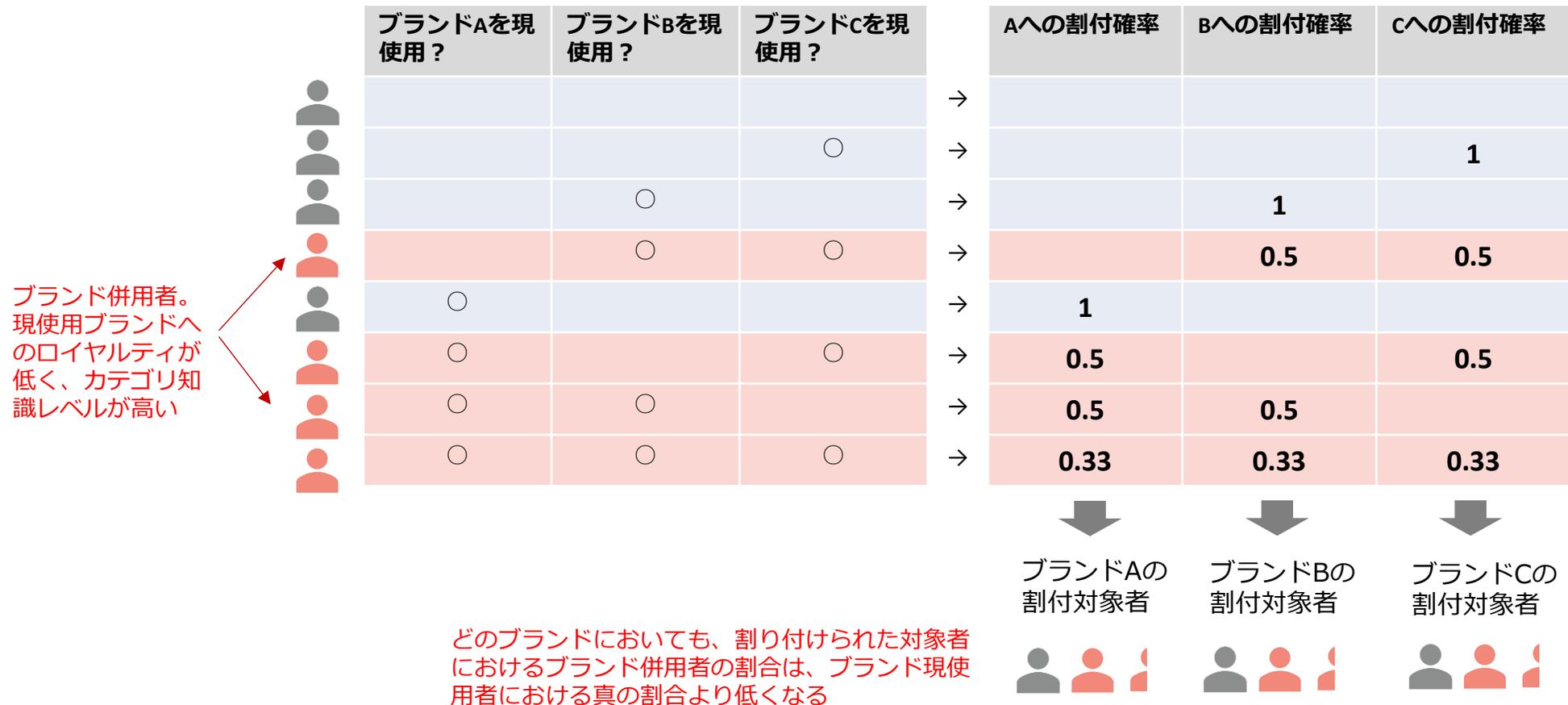
例2.における割付の結果

これらの割付デザインの下では、ある刺激への割付対象者における調査変数の分布には、**割付に伴うバイアス**を含んでいるおそれがある

- 割付確率が調査変数と相関するとき、バイアスが生じる。調査変数の分布は割付確率が高い側へと偏る
- 多くの場合、対象者の各刺激への割付可能性は調査変数と関連する。したがって、**割付に伴うバイアスは深刻であることが多い**

冒頭の例でも、割付に伴うバイアスが生じていたものと考えられる

- おそらく実査時に (1)カテゴリユーザにブランドA,B,Cの現使用有無を聴取し、(2)いずれかのブランドの現使用者をその人の現使用ブランドのうちひとつに割り付けている。無作為に割り付けているならば、例2($M = 1$)に相当する



割付に伴うバイアスに対するデザイン・ベース・アプローチ

標本抽出論において、2つの伝統的アプローチがある：

- **デザイン・ベース・アプローチ**

- 調査変数の値を定数と捉える
- 標本抽出の不均一性に伴うバイアスに対処する際には、主に標本包含確率に依拠する
- 多くの調査変数を同時に扱うことができる

- **モデル・ベース・アプローチ**

- 調査変数を確率変数と捉え、その生成メカニズムをモデル化する
- 標本抽出の不均一性に伴うバイアスに対処する際にも、このモデルに依拠する
- 調査変数ごとにモデル化が必要となる



刺激への割付に関しても、この2つのアプローチを考えることができる

本発表ではデザイン・ベース・アプローチの立場をとる

- 割付に伴うバイアスに対処するために、**割付確率**を利用する

割付に伴うバイアスへの対処

- **割付確率** π_{ik}^U を次のように定義する：

- 刺激 k に割付可能な対象者 $i \in P_k$ が刺激 k に割り付けられる確率
- 所与の標本抽出・割付デザインの下でありうるすべての調査対象者集合・調査参加順序・割付を通じた期待値を $E[\cdot]$ として

$$\pi_{ik}^U = Prob(i \in S_k | i \in P_k) = E[I_{ik} | i \in U_k, J_i = 1]$$

- 集計・分析の際、割付確率 π_{ik}^U を用いて、**割付に伴うバイアスを取り除くことができる**

- 調査対象者集合 P は母集団 U からの単純無作為標本であると仮定する
- 調査変数の平均についての、 π_{ik}^U を用いたHorvitz-Thompson推定量

$$\hat{y}_k^{HT} = \frac{1}{N_k} \sum_{i \in S_k} \frac{y_{ik}}{\pi_{ik}^U} = \frac{1}{N_k} \sum_{i \in U_k} J_i I_{ik} \frac{y_{ik}}{\pi_{ik}^U}$$

は \bar{y}_{ik}^U の不偏推定量である。なぜなら

$$E[\hat{y}_k^{HT}] = \frac{1}{N_k} \sum_{i \in U_k} E[J_i I_{ik} | i \in U_k] \frac{y_{ik}}{\pi_{ik}^U} = \frac{1}{N_k} \sum_{i \in U_k} E[J_i | i \in U_k] E[I_{ik} | i \in U_k, J_i = 1] \frac{y_{ik}}{\pi_{ik}^U} = \frac{1}{N_k} \sum_{i \in U_k} \frac{N_k}{T_k} y_{ik} = \frac{1}{T_k} \sum_{i \in U_k} y_{ik} = \bar{y}_{ik}^U$$

- 実際には、Horvitz-Thompson推定量の代わりにHajek推定量が用いられることが多い (Sarndal,, Swensson, & Wretman, 1992):

$$\hat{y}_k^{Hajek} = \left(\sum_{i \in S_k} \frac{y_{ik}}{\pi_{ik}^U} \right) / \left(\sum_{i \in S_k} \frac{1}{\pi_{ik}^U} \right)$$

本研究の目的

現代の調査実務においては、刺激の割付に際してさまざまなデザインが用いられている

- 割付デザインは、コストや実装上の容易さの観点から選択されている
- Web調査においては適応的な割付デザインも広く用いられている

多くの割付デザインにおいて、ある刺激の割付確率が対象者によって異なっており、割付に伴うバイアスが生じるおそれがある

- 集計・分析において、割付確率を考慮する必要がある

しかし、割付デザインによっては、**割付確率が自明でない**

- 特に、適応的割付デザインでは割付確率がわからないことが多い



さまざまな割付デザインのもとでの割付確率を、一貫した枠組みの下で推定する方法を提案する

提案手法

調査の終了後に、割付確率をシミュレーションによって事後的に推定する

- 先行研究：標本包含確率のシミュレーションによる事後的推定
 - 複雑な標本抽出デザインを採用し、個体の標本包含確率を解析的に導出できない場合の手法
 - 枠母集団からの標本抽出を仮想的に繰り返し、標本包含確率を経験的に推定する
 - Fattorini (2006): 系統的抽出についての適用例
 - Thompson & Wu (2008) : 回答拒否者の代替を通なう多段抽出に対する適用例

仮定

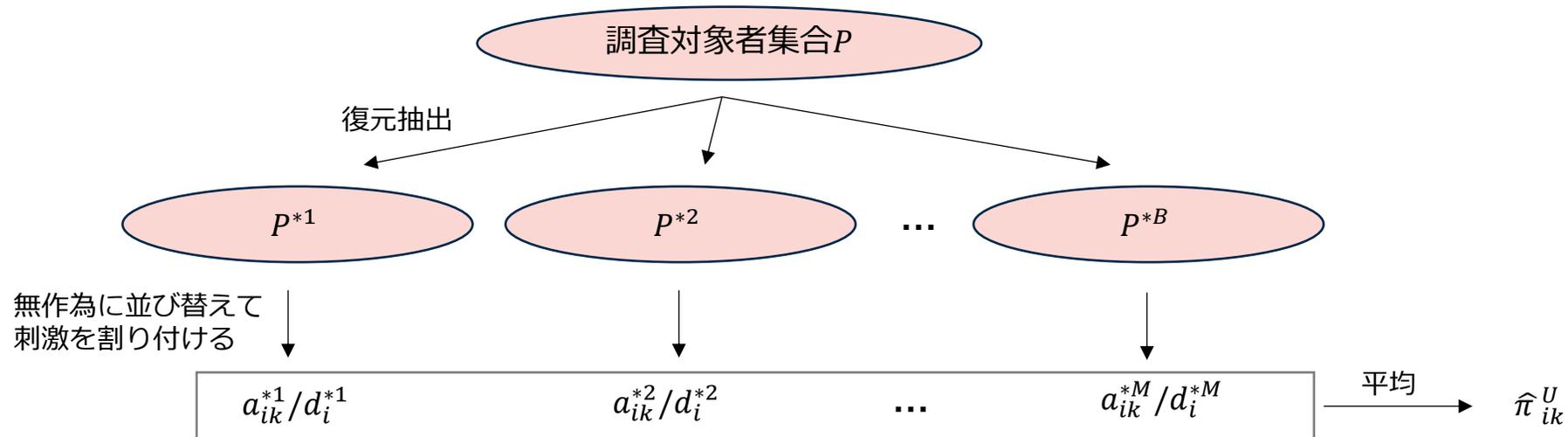
- 調査対象者集合 P は、母集団 U からの単純無作為標本である
 - 多くの調査、特に任意参加型webパネルを用いたweb調査において、現実的な仮定ではない
 - しかし、本研究では割付に伴うバイアスのみに注目するため、このように仮定する。標本抽出に伴うバイアスについては別途の考慮が必要である
- 調査対象者集合のサイズ N は固定されている
- 刺激 k への割付対象者集合 S_k は、調査対象者集合 P とその調査参加順序 o のもとで、確率的に決まる
- 調査参加順序 o は確率的な現象であり、ありうる調査参加順序 ($N!$ 通り) が等しい確率で実現する

提案手法

割付確率 π_{ik}^U を母集団 U の特性とみなし、**ブートストラップ推定** する。すなわち、

- 調査対象者集合 P (サイズ N) から N 人を復元無作為抽出し P^{*1} とする
 - P^{*1} を無作為に並び替え、調査実施時と同じ割付デザインによって刺激を割り付ける
 - すべての k 、すべての $i \in P_k$ について、 i が P^{*1} にドロワーされた回数を d_i^{*1} 、うち k に割り付けられた回数を a_{ik}^{*1} とする
- 以上を1試行とし、十分に大きな試行数 B だけ繰り返す
- すべての k 、すべての $i \in P_k$ について以下を求める。 i が1回以上ドロワーされた試行の集合を L_i (サイズ B_i) として

$$\hat{\pi}_{ik}^U = \frac{1}{B_i} \sum_{m \in L_i} \frac{a_{ik}^{*m}}{d_i^{*m}}$$



提案手法の根拠

提案手法を、ブートストラップ推定についての一般的説明と比較する。提案手法がブートストラップ推定の一事例であることがわかる。

| ブートストラップ推定とは (Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2009) | 提案手法：割付確率のブートストラップ推定 |
|---|--|
| 母集団のある変数 X が未知の確率分布 F に従っており、私たちはそのなんらかの特性 θ に関心がある。 | 「もし母集団メンバー i が標本に含まれたら割付可能刺激 k に割り付けられるか」という変数 X が未知の確率分布 F に従っており、私たちはその期待値 π_{ik}^U に関心がある。 |
| そこで、母集団からの無作為標本 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ に基づく推定量 $\hat{\theta} = s(\mathbf{x})$ を考案した。 | そこで、母集団からの無作為標本 P に基づく π_{ik}^U の推定量 I_{ik} を考案した。 |
| このとき、次の方法(ブートストラップ推定)によって、 $\hat{\theta}$ の確率分布を推測することができる。 | このとき、次の方法によって、 I_{ik} の確率分布を推測することができる。 |
| \mathbf{x} から要素を復元無作為抽出し、 $\mathbf{x}^{*1} = (x_1^{*1}, x_2^{*1}, \dots, x_n^{*1})$ とする。ここから推定量 $\hat{\theta}^{*1} = s(\mathbf{x}^{*1})$ を得る。これを B 回繰り返し、 $\hat{\theta}^{*1}, \dots, \hat{\theta}^{*B}$ を得る。 B は十分に大きな値とする。 | P から要素を復元無作為抽出し、 P^{*1} とする。ここから π_{ik}^U の推定量 $I_{ik}^{*1} = a_{ik}^{*1}/d_i^{*1}$ を得る。これを M 回繰り返し、 $I_{ik}^{*1}, \dots, I_{ik}^{*B}$ を得る。 B は十分に大きな値とする。 |
| $\hat{\theta}^{*1}, \dots, \hat{\theta}^{*B}$ の分布は、 $\hat{\theta}$ の確率分布の近似と解釈できる。 | $I_{ik}^{*1}, \dots, I_{ik}^{*B}$ の分布は、 I_{ik} の確率分布の近似と解釈できる。 |
| $\hat{\theta}^{*1}, \dots, \hat{\theta}^{*B}$ の平均は、 $\hat{\theta}$ の期待値の推定量となる。 | $I_{ik}^{*1}, \dots, I_{ik}^{*B}$ の平均は、 I_{ik} の期待値 π_{ik}^U の推定量となる。 |

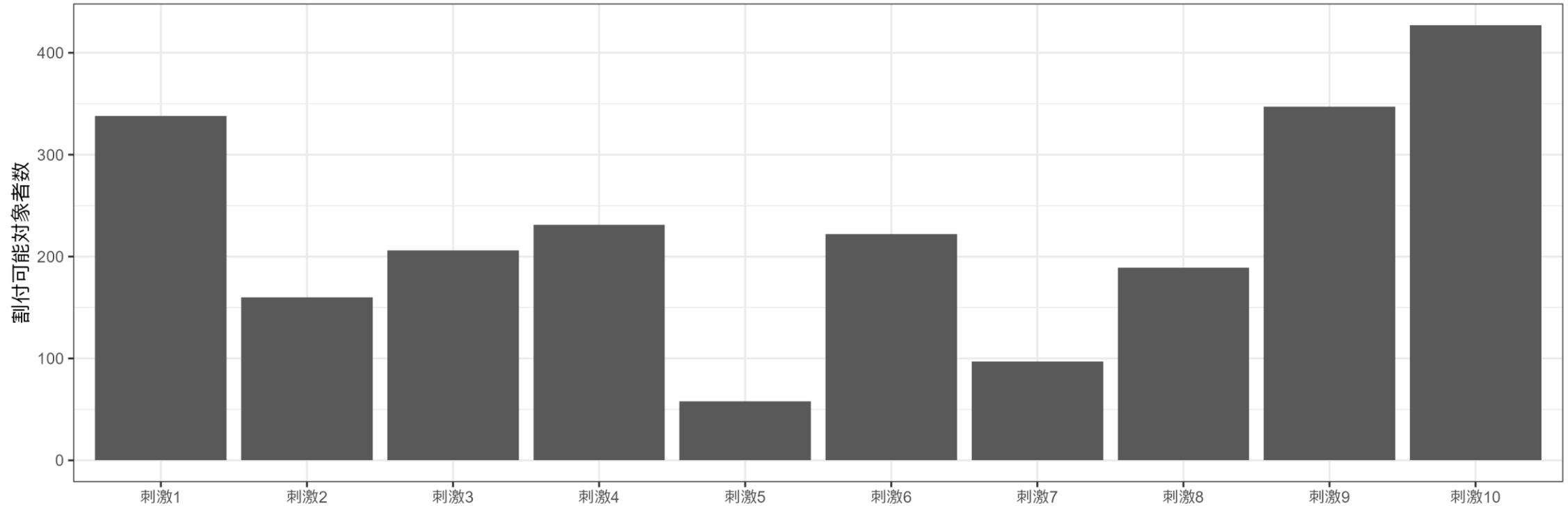
適用例

適用例1.

次の架空の調査対象者集合を用いる。

- 調査対象者数 N : 1000
- 刺激数 K : 10

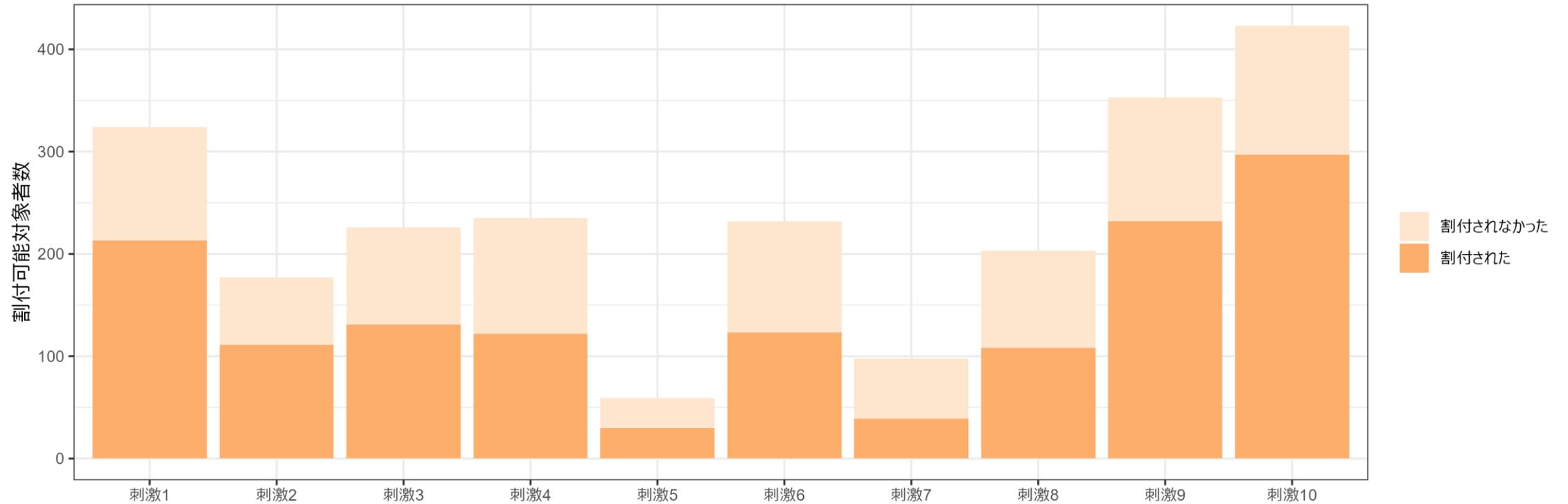
各刺激の割付可能対象者数を下図に示す。



調査参加順序を無作為に定め、下記の割付デザインによって刺激への割付を行った。

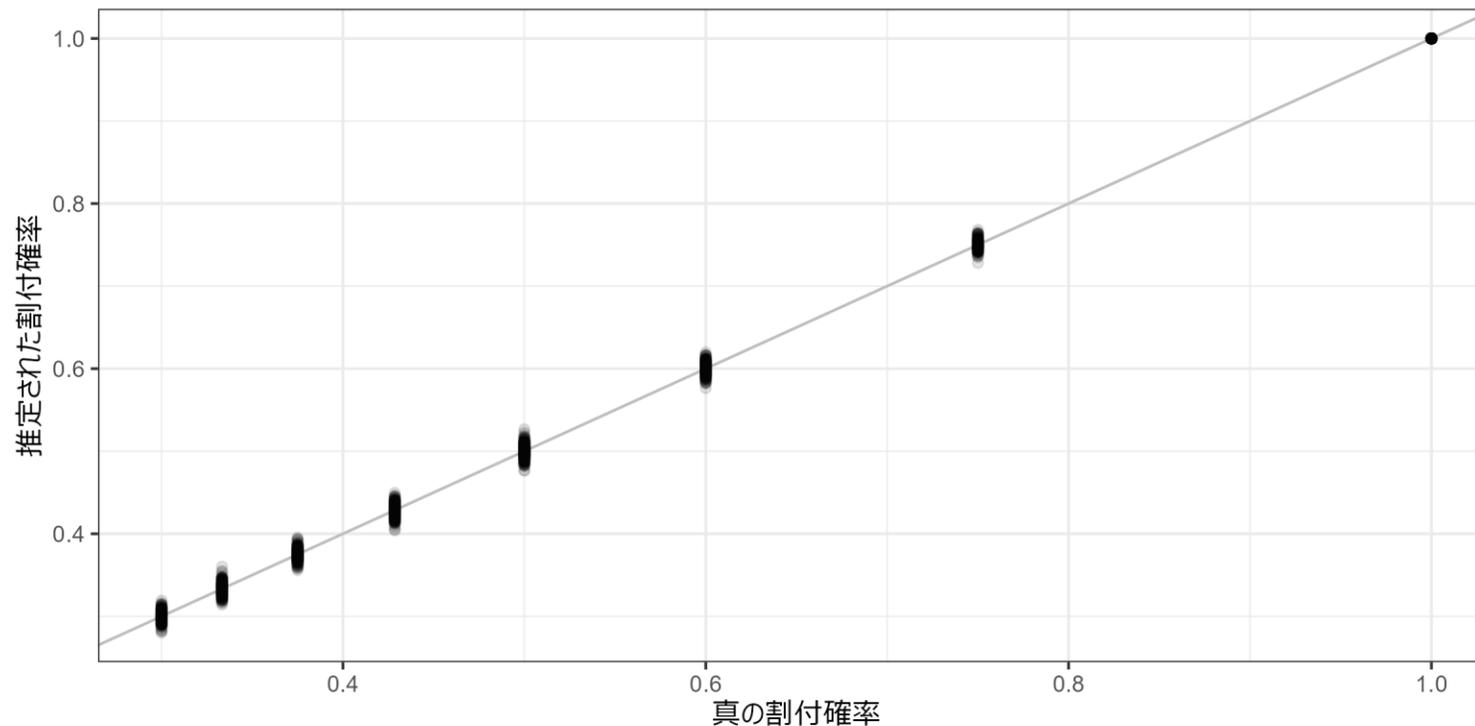
- 各対象者について、割付可能刺激のうち M 個までを無作為に選んで割り付ける
- 割付刺激数の上限 M : 3

各刺激への割付対象者数を示す。



提案手法により、割付確率 $\hat{\pi}_{ik}^U$ を事後的に推定した。 $B = 5000$ とした。

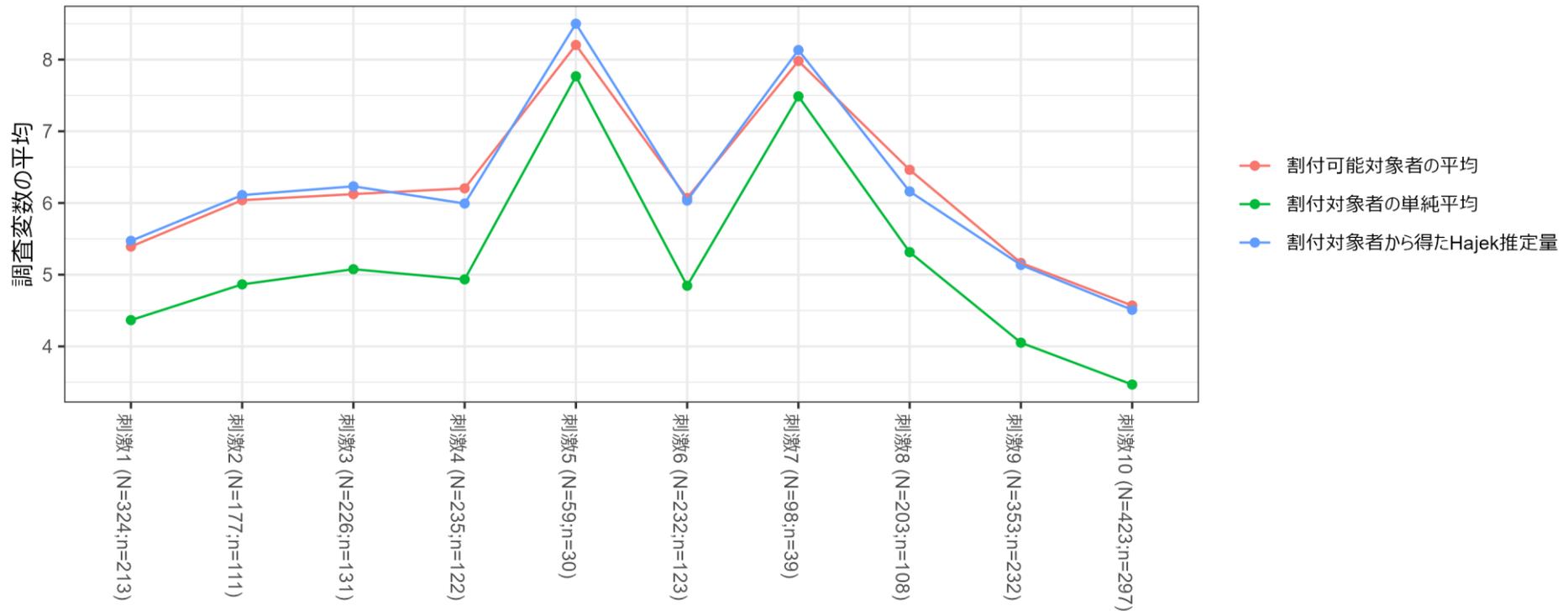
- この割付デザインの場合、真の割付確率がわかっている (割付可能刺激数が3以下の対象者では割付確率1, 4以上の対象者では3/(割付可能刺激数))。
- 真の割付確率と、提案手法によって推定された割付確率の関係を示す。RMSEは0.0064であった。かなり精度の高い推定が得られていることがわかる。



調査変数を「各対象者の割付可能刺激数」とする。母平均 \bar{y}_k^U は未知だが、調査対象者集合における平均 \bar{y}_k^P は既知である。

各刺激への割付可能対象者における調査変数の平均を、 $\hat{\pi}_{ik}^U$ を用いて推定した。

- 割付対象者から得た平均は著しい選択バイアスを受ける。調査変数が高いほど割付確率が低いため。
- しかし、割付確率の推定値 $\hat{\pi}_{ik}^U$ を用いたHajek推定量によって、選択バイアスを取り除くことができる。

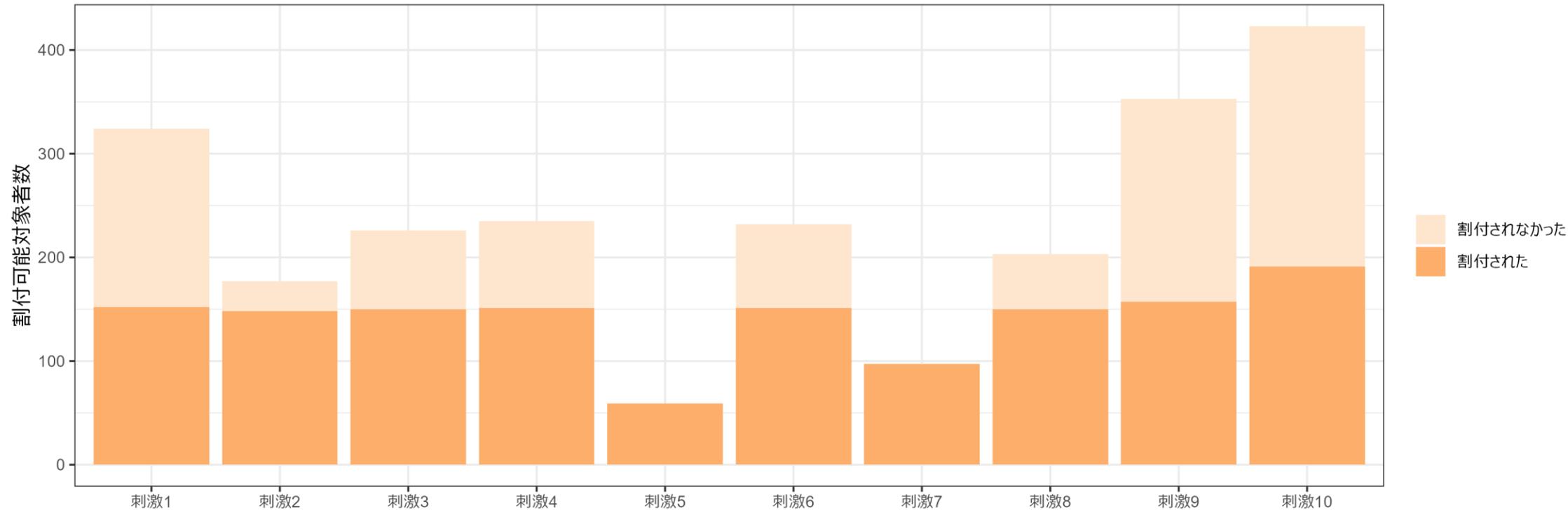


適用例2.

適用例1. と同じ調査対象者集合について、次の割付デザインにより割付を行った。

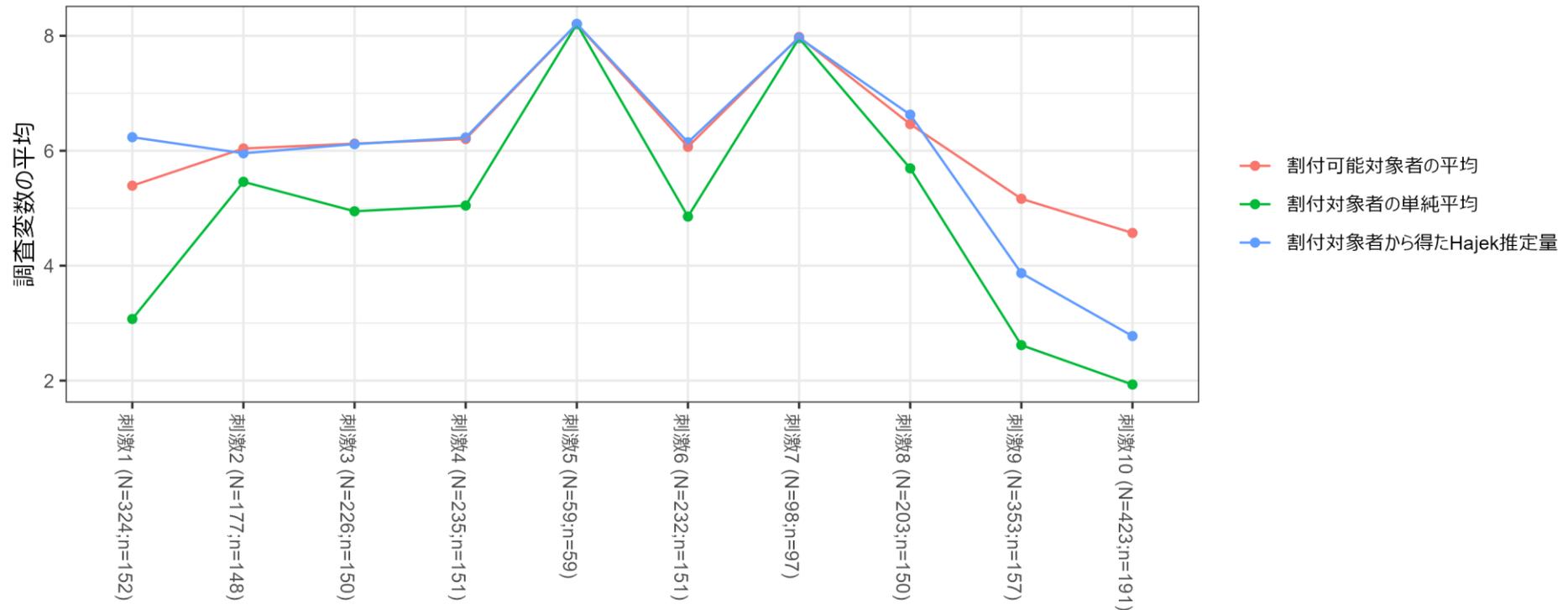
- 各対象者について、割付可能刺激のうちそれまでに得られた割付対象者数が少ない順に M 個まで選んで割り付ける (適応的割付)
- 割付刺激数の上限 M : 3

各刺激への割付対象者数を示す。適用例1よりも効率的な割付方法であることがわかる。



適用例1と同じく、提案手法により割付確率 $\hat{\pi}_{ik}^U$ を事後的に推定し($B = 5000$)、調査変数「各対象者の割付可能刺激数」の、各刺激への割付可能対象者における平均を $\hat{\pi}_{ik}^U$ を用いて推定した。

- 割付可能率が高い刺激1,9,10で、Hajek推定量の誤差が適用例1に比べて大きくなっている
- 適応的割付デザインは効率が良い反面、割付可能率が高い刺激において、割付対象者を通じた割付確率の分散が大きくなりやすく、そのためHajek推定量の分散が大きくなりやすい



まとめと今後の課題

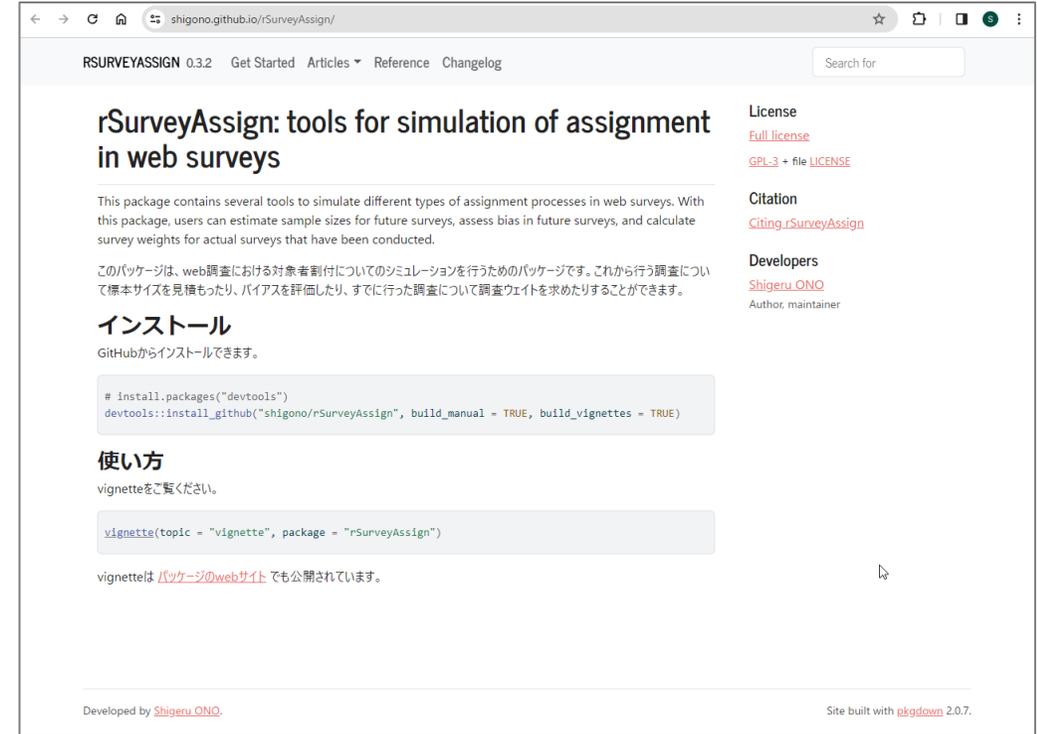
まとめ

本発表では：

- 広範な調査状況において、**刺激への割付に伴うバイアス**が生じているおそれがあることを示した
- **シミュレーションによって割付確率を事後的に推定し、バイアスを取り除く**方法を提案した

rSurveyAssign パッケージ

- 提案手法を実装したRパッケージ
- 主な機能
 - すでに行った調査について割付確率を推定する (提案手法)
 - これから行う調査について、必要な調査対象者数を推測する
 - これから行う調査について、割付確率の変動に伴う推定量の分散の増大を推測する
- 特徴
 - 24種類の割付デザインをカバー
 - 割付デザイン間の比較も容易
 - 刺激の階層構造をカバー
 - より複雑な割付デザインにも対応できる
 - 並列処理により、高速なブートストラップ推定を実現



The screenshot shows the GitHub repository page for rSurveyAssign. The page title is "rSurveyAssign: tools for simulation of assignment in web surveys". The page content includes a description of the package, installation instructions, and usage examples. The installation instructions are as follows:

```
# install.packages("devtools")
devtools::install_github("shigono/rSurveyAssign", build_manual = TRUE, build_vignettes = TRUE)
```

The usage example is as follows:

```
vignette(topic = "vignette", package = "rSurveyAssign")
```

The page also includes a search bar, navigation links (Get Started, Articles, Reference, Changelog), and a footer that reads "Developed by Shigeru ONO" and "Site built with pkgdown 2.0.7".

<https://shigono.github.io/rSurveyAssign/>

今後の課題

- 割付確率を推定する際の**ブートストラップ試行数**の決定
 - 割付確率の推定量のブートストラップ標準誤差を目安とすることができるだろう
- **割付確率の推定誤差**の評価と活用
 - 調査変数のHajek推定量は、割付確率の推定誤差の影響を受けるはずである
 - しかし、割付確率の推定誤差の評価を、Hajek推定量の推定誤差の評価の際に活用する方法がわからない
- **モデル・ベース・アプローチ**による対処との比較。特に、
 - ある対象者のある割付可能刺激への割付確率を、ほかの刺激への割付可能性によって予測するモデルを構築する
 - 傾向スコア調整に相当
 - ある刺激に対する調査変数を、ほかの刺激への割付可能性によって予測。調査対象者を割付可能性によって層別し、予測値を総サイズで重みづけて平均する
 - MRP (multilevel regression with poststratification; Gelman & Little(1997)) に相当
 - ただし、調査対象者数が少ない場合は、いずれの手法も提案手法より劣るものと思われる
- **逆抽出デザイン**への対応
 - 実務における適用例では、「すべての刺激について回答者数が目標に到達するまで調査対象者を増やし続ける」ことも多い
 - こうした逆抽出デザインにおいては、調査対象者を母集団からの無作為標本とみなすことができない
 - ただし、調査対象者数が大きいとき、逆抽出デザインであることの影響は軽微と思われる

引用文献

- Fattorini (2006) An adaptive algorithm for estimating inclusion probabilities and performing the Horvitz-Thompson criterion in complex designs. *Computational Statistics*, 24, 623-639.
- Gelman, A., & Little, T. (1997) Poststratification into many categories using hierarchical logistic regression. *Survey Methodology*. 23: 127-135.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009) *The Elements of Statistical Learning*. 2nd ed. Springer.
- Sarndal, C.E., Swensson, B., Wretman, J. (1992) *Model Assisted Survey Sampling*. Springer.
- Saber, G.A.F., & Salehi, M.M. (2013) *Adaptive Sampling Designs*. Springer.
- Thompson, M.E. & Wu, C. (2008) Simulation-based randomized systematic PPS sampling under substitution of units. *Survey Methodology*, 34(1), 3-10.
- Tille, Y. (2016) Unequal probability inverse sampling. *Survey Methodology*, 42(2), 283-295.