

# 不誠実な回答と選好の異質性を識別するための 拡張ベイジアン自白剤を用いた SP 調査

原 祐輔<sup>1,2</sup>・西 智樹<sup>3</sup>

<sup>1</sup>正会員 東北大学准教授 大学院情報科学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)

E-mail: hara@tohoku.ac.jp (Corresponding author)

<sup>2</sup>東京大学次世代知能科学研究センター客員研究員

<sup>3</sup>非会員 豊田中央研究所 (〒 480-1192 愛知県長久手市横道 41-1)

E-mail: nishi@mosk.tytlabs.co.jp

現存しない商品や新規のサービスの需要を把握する手法として SP (Stated Preference) 調査が知られている。しかしながら実観測データを用いる場合に比べ、回答者の不誠実な回答や選好の異質性に起因するバイアスや不正確さが含まれるという課題がある。本研究ではこれらの課題を解決する方法論としてベイジアン自白剤を拡張した新たな調査デザインとして BTS-SP 調査を提案する。新たに擬似 BTS スコアとそれを用いたスパム回答除去型 2 層潜在クラス MNL モデルを提案し、移動店舗に対する SP 調査において本手法が回答者の不誠実な回答や選好の異質性に起因するバイアスや不正確さの除去に有効であることを示す。

**Key Words:** *Stated Preference Survey, Bayesian Truth Serum*

## 1. はじめに

新しい商品や交通サービスに対する需要を把握することは古くから重要なテーマであり、現代においても依然その重要性は変わっていない。このような課題に対するアプローチとして、SP (Stated Preference) 調査<sup>1,2)</sup>が知られている。SP 調査とは、仮想的な状況下での選好意思表示を観測する調査であり、SP 調査を行うことで、現存しない商品や新規のサービスの需要分析が可能である。また、単なる意向調査との違いとして、選択肢の属性間のトレードオフの影響を実験計画法に基づいてコントロールしていること、個々の回答はそのまま集計して用いられることは少なく、あくまで離散選択モデルのパラメータ推定のためのデータとして用いられることが挙げられる。

しかし、SP 調査は実行動として観測される RP (Revealed Preference) データと比較して、バイアスや不正確さが含まれてしまうことが知られている。1 点目の原因は対象の不確実性や実験デザインに起因する。仮想的な状況下での選好意思表示であるため、未知の財・サービスに対する曖昧性や不確実性が存在していることや仮想シナリオの妥当性・不適切性が原因と考えられる。この課題については、古くから実験設計について多くの研究が蓄積されている。2 点目の原因は回答者の異質性に起因する。各回答者が有している情報や知識がそれぞれ異なるだけでなく、個人ごとに選好の異質性も存在する。そのため、回答された選択結果が個

人の選好の違いを示しているのか、有している知識や情報の違いを示しているのかを判断することができないという課題がある。3 点目の原因は不誠実な回答に起因する。政策操縦バイアスや正当化バイアスなどの調査の信憑性だけでなく、回答疲労やコールドスタート問題などの調査の安定性もある。

本研究では 2 点目と 3 点目の課題を解決する方法論として、新たな SP 調査及び分析手法の構築を目指す。Prelec<sup>3)</sup> は通常の設問と他者の回答を予測する設問に対する回答結果から算出するスコアに基づく調査方法ベイジアン自白剤 (Bayesian Truth Serum; BTS) を提案した。BTS は、1) 調査結果の精度向上、2) 優れた回答者の特定、3) 回答行動の変容 (真実表明) を実現できると言われている<sup>4),5),6)</sup>。そこで、上記 2 点目、3 点目の課題を解決するために BTS を SP 調査へ援用を考える。SP 調査に対してベイジアン自白剤 (Bayesian Truth Serum; BTS) を拡張したアプローチにより、不誠実な回答と選好の異質性を陽にモデル化する潜在クラスモデルを構築し、他者選択割合を回答するアンケート調査から本潜在クラス選択モデルによる分析までを含めた一連の実験デザインとして BTS-SP 調査を提案する。移動店舗に対する選好を調査した SP 調査の結果に対して適用し、本手法の有効性を評価する。

本研究の貢献は以下の 3 点である。

- ベイジアン自白剤を援用した BTS-SP 調査の調査デザインを設計し、実際に移動店舗という未知のサービスに対する BTS-SP 調査を実施した。(3.(1),

## 4.(1)

- SP 調査特有の個人ごとに異なる SP 設問に対して BTS スコアを計算するためのアイデアとして、モデルベースでの BTS スコアを算出する擬似 BTS スコアを提案した。(3.(2), 4.(2), (3))
- 擬似 BTS スコアを有効活用して、SP 調査被験者に含まれる不誠実なスパム回答者を識別するスパム回答除去型 2 層潜在クラス MNL モデルを提案し、上記の BTS-SP 調査結果を用いて推定することで、既存のモデルと比較して大幅なモデル性能の向上を得ただけでなく、各被験者のスパム回答者確率も算出することができた。(4.(4), (5))

## 2. ベイジアン自白剤

ベイジアン自白剤 (BTS) は Prelec<sup>3)</sup> によって提案されたプロパー・スコアリングルール<sup>7)</sup> の一種である。プロパー・スコアリングルールとは主観的確率を回答させ、その回答に応じてスコアを与えるとき、回答が真の主観的確率であるときにスコアが最大化するルールのことである。

BTS は元々、通常の状態では回答しづらいこと、例えば「あなたは万引きをしたことがありますか?」、「あなたは人種差別者ですか?」などを明らかにするための調査のメカニズムデザインとして提案された。その調査フレームワークは Q1) 任意のカテゴリー質問、Q2) Q1 に対して他の人がどう答えるかを予測させる質問の 2 つによって構成される。まず、BTS において重要な役割を担う BTS スコアの計算方法について説明する。回答者  $i$  の Q1 に対する回答を  $x_{ik}$ 、Q2 への回答を  $y_{ik}$  とする。二項設問の場合、 $k \in \{0, 1\}$ 、 $x_{ik} \in \{0, 1\}$ 、 $y_{ik}$  は  $x_{ik} = 1$  である人々の割合を回答させ、 $0 \leq y_{ik} \leq 1$  である。この時、BTS スコアは以下で定義される。

$$\bar{x}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ik} \quad (1)$$

$$\log \bar{y}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log y_{ik} \quad (2)$$

$$BTS \text{ Score}_i = \sum_k x_{ik} \log \frac{\bar{x}_k}{\bar{y}_k} + \alpha \sum_k \bar{x}_k \log \frac{y_{ik}}{\bar{x}_k} \quad (3)$$

ここで、 $\alpha \in (0, 1)$  はハイパーパラメータである。BTS スコアの第 1 項は情報スコア (information score) と呼ばれ、第 2 項は予測スコア (prediction score) と呼ばれる。情報スコアは「実際の割合」が「予測平均」より高い時は選んだ人に高得点を与え、「実際の割合」が「予測平均」より低い時は選んでない人に高得点を与えるスコアであり、みんなの予想と比べて多数派の人が高得点を得られることを示す。予測スコアはその名の通り、

予測が実際の割合に近ければ近いほど高得点を与えられることを示す。

ベイジアン自白剤の特徴として、外的な「正解」を必要としないスコアリングであることが挙げられ、前述の例で言えば、各回答者が実際に万引きしたかどうかを調べる必要はない。また、回答の分布に依存しないスコアリングであり、少数意見であっても高いスコアを得る可能性がある。これはある少数の専門知識を持っている集団や実際の犯罪者集団が一般人よりも実情をよくわかっていることは往々にしてあるため、それらの知識を反映している。また三つ目の特徴として、インセンティブ整合性が挙げられる。BTS スコアをインセンティブに連動させることで、望ましい行動 (正直表明) を引き出すことができ、BTS スコアを高めるためには、自分に正直な選択を表明し、自分の主観確率をそのまま提示することが最もインセンティブ整合的であることをゲーム理論の観点から証明されている。

ベイジアン自白剤を用いた調査の精度向上の発展として、仮想的状況下におけるオークション入札の不誠実回答を除去する行動メカニズムデザインの研究<sup>8),9)</sup> がある。そこでは、自身の支払意思額と他者の支払意思額の平均値の双方を回答することで、不誠実回答の除去に成功している。ベイジアン自白剤とは異なるが、インセンティブ整合的調査の一つとして、マーケティング・サイエンスの分野では、Ding<sup>10)</sup> によるインセンティブ整合的コンジョイント分析 (Incentive-Aligned Mechanism for Conjoint Analysis) が提案されている。これも調査精度を向上させるためのメカニズムの一種であり、利用者意向調査の精度向上は分野を超えて重要な課題である。

## 3. 本研究のアプローチ：BTS-SP 調査

## (1) BTS-SP 調査の提案

本研究では正解のない SP 調査において、回答者の選択回答結果と他者予測回答結果の両者を用いて不誠実なスパム回答者を発見し、モデル構築に有用な回答者とスパム回答者を連続的に分離する。また、回答者間の選好の異質性をモデル化した上で、スパム回答と選好の異質性による回答を正確に識別する。上記を通して、モデルの予測性能を向上させるとともに、スパム回答者によるバイアスを除去した上で重要な変数に対する反応を明らかにする。本研究が提案する BTS-SP 調査では、通常の SP 調査のような選択肢に対する自身の選択回答に加えて、「あなたと同じ選択をする人は何%いると思いますか?」という質問を追加し、その他者予測回答を収集する。調査としての SP 調査との違いはこの 1 点のみである。

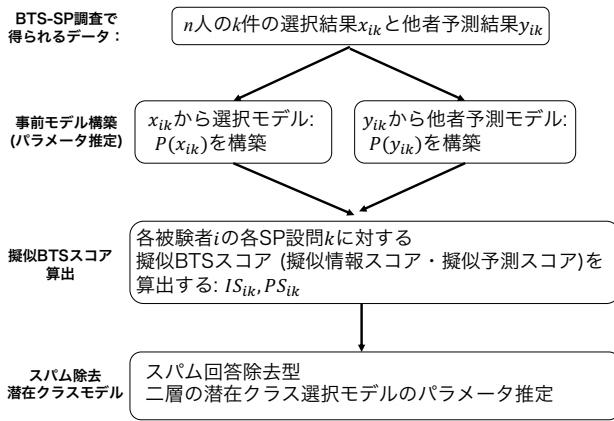


図-1 本研究のアプローチ

## (2) 擬似 BTS スコア

本アプローチの全体像を図-1に示す。SP調査では、オリジナルのBTSで想定しているような全員に共通の質問をするわけではない。そこで、回答者からの選択結果である $x_{ik}$ と予測結果である $y_{ik}$ を用いて、それぞれ選択モデル $P(x_{ik})$ と他者予測モデル $P(y_{ik})$ を構築し、パラメータ推定を行う。次に、各被験者 $i$ の $x_{ik}$ 、 $y_{ik}$ と集団に対して推定されたモデル $P(x_{ik})$ 、 $P(y_{ik})$ から計算されるモデル予測確率 $\hat{P}(x_{ik})$ 、 $\hat{P}(y_{ik})$ を用いて、各SP設問に対する擬似BTSスコア(擬似情報スコア、擬似予測スコア)を被験者ごとに算出する。擬似BTSスコアは次式で表される。

$$\bar{x}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{P}(x_{ik}) \quad (4)$$

$$\log \bar{y}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log \hat{P}(y_{ik}) \quad (5)$$

$$IS_i = \sum_k x_{ik} \log \frac{\bar{x}_k}{\bar{y}_k} \quad (6)$$

$$PS_i = \sum_k \bar{x}_k \log \frac{y_{ik}}{\bar{x}_k} \quad (7)$$

$$\text{pseudo BTS Score}_i = IS_i + \alpha PS_i \quad (8)$$

ここで、算出された個人ごとの擬似BTSスコア $IS_i$ 、 $PS_i$ を用いて、SP調査の課題である不誠実な回答と回答者の嗜好異質性を判別する離散選択モデルの構築を次章に行う。

## 4. 移動店舗 SP 調査への適用

### (1) 移動店舗 SP 調査の概要

本研究では、西ら<sup>11)</sup>によって実施された移動店舗に対するSP調査をケーススタディとして実施する。調査の目的は、店舗までの距離や価格などの属性が実店舗、移動店舗、オンラインサービスの選好に与える影響を

表-1 移動店舗に関する SP 調査の概要

調査期間	2022/02/15 ~ 2022/02/17
調査方法	ウェブスクリーニング調査
調査会社	楽天インサイト
サンプル数	1329名

明らかにすることである。サービスを利用する際の文脈も、選好に大きな影響を与える可能性があるため、いくつかの典型的な活動文脈を設定し、様々なサービス内容の移動店舗や実店舗、オンラインサービスに対する選好を尋ねるSP調査を行った。その調査ではBTS-SP調査として設計されており、自身の選択回答だけでなく、他者予測回答も併せて収集した。本調査では業種として、すぐに消費する商品を取り扱う飲食業、日常的に消費する商品を取り扱うスーパー、商品ではなくサービスを取り扱うフィットネスジムの3種類の業種を対象に実施したが、本論文ではフィットネスジムに関する回答データを用いる。

データは表-1に示すように、2022/02/15~2022/02/17の3日間に楽天インサイトにより収集された1329名の回答である。居住地、交通手段、性別および年齢のどの項目においても人口分布に合わせて被験者を抽出した。分析する際には、回答者12名の回答に不備があったため分析から除去し、1317名を対象とした。

移動ジム(自動運転車両で自宅等にやってくる移動型店舗によるジム)・店舗型ジム・オンラインジムの3種類のスポーツジムの利用に関して実験計画法に基づき文脈、料金、利用頻度、設備などサービス内容を変えた設問を作成し、1名の回答者から6つの設問に対する選択結果回答と予測回答を収集した。表-2にSP調査における活動文脈と店舗属性を示す。活動文脈としては、現在自宅にいいのか、外出中であるのかの2つ、ジム利用後の外出の予定があるのか、ないのかの2つである。各店舗の属性としては、店舗までの距離、料金(個別指導の有無で変化あり)、1週間あたりの利用回数、プール・サウナの有無、利用可能時間、駐車場の有無である。これらの設問の組み合わせパターンは1000パターン以上あり、1問目のみ共通の設問であるが、残りの5問はランダムであるため、被験者ごとに異なるSP設問への回答を行なわれている。

### (2) 選択モデル・他者予測モデルの構築

回答された選択結果、他者予測結果をもとに全く同一の構造で、潜在クラスモデルを構築する。利用するモデルはクラス数2の潜在クラスMNLモデルである。メンバーシップ関数に用いた変数は三大都市圏居住ダ

表-2 スポーツジムの活動文脈と店舗属性

活動文脈/属性	移動ジム	店舗ジム	オンラインジム
現在地		自宅, 外出中	
利用後の予定		あり, なし	
店舗までの距離 [km]	0.1, 0.5, 1.0	0.1, 1.0, 5.0	—
料金 (個別指導なし) [万円]	0.5, 0.7, 0.9	0.7, 1.0, 1.3	—
(個別指導あり) [万円]	1.0, 2.0, 3.0	1.5, 1.8, 2.1	0.5, 1.0, 1.5
利用回数制限 <sup>1</sup> [回/週]	1, 2, ∞	1, 2, ∞	1, 2, ∞
プール・サウナ	なし	あり, なし	なし
利用可能時間	9-22 時, 24 時間	9-22 時, 24 時間	9-22 時, 24 時間
駐車場の有無	—	あり, なし	—

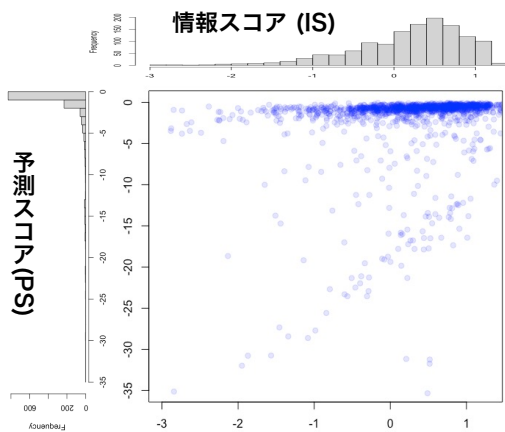


図-2 擬似情報スコアと擬似予測スコアの関係

ミー, 年齢 40 以上ダミー, 女性ダミー, 世帯年収 500 万円以上ダミーとクラス 1 の定数項である. 各クラスの MNL モデルに用いた変数は現在地からジムまでの距離, 月額料金, パーソナルトレーナーの有無, 利用可能頻度, 24 時間利用の可否, 駐車場の有無, 現在自宅にいる状況設定ダミー, この後の外出予定なしダミーである. 推定結果を表-3 に示す. クラス間でパーソナルトレーナーに正の効用, 負の効用とどちらも分かれており, 利用者間の異質性の存在が確認される. また, 0,1 の 2 値変数で与えられる選択結果による選択モデルと [0,1] の範囲を持つ他者予測結果による他者予測モデルでは, 同一個人による回答にもかかわらず, パラメータの傾向が異なることが示唆されている. この時点での選択モデルの最終尤度は -4384.219, 修正済み尤度比は 0.195 である. これを既存モデルによるベンチマークとし, 本研究が提案する BTS-SP 調査とスパム回答除去型 2 層潜在クラス MNL モデルを比較する.

### (3) 擬似 BTS スコアの算出

上記の推定されたパラメータをもとに, 選択確率と他者予測確率を算出し, 各回答から擬似 BTS スコアとしての情報スコアと予測スコアを算出した. 個人ごとに 6

表-3 選択モデルと他者予測モデルのパラメータ推定結果

変数	選択モデル		他者予測モデル	
	C1	C2	C1	C2
三大都市圏居住	-0.14	-	-0.0013	-
年齢 40 以上	0.19	-	-0.00040	-
女性	0.051	-	0.023	-
世帯年収 500 万以上	-0.08	-	-0.0035	-
クラス定数項	1.3	-	-0.45	-
距離 [km]	0.021	-3.8	-1.8	0.56
月額料金 [千円]	-0.25	4.6	0.25	-0.17
パーソナルトレーナー	0.04	-7.9	-0.44	0.072
毎日利用可	0.78	-1.1	0.30	0.23
オンライン毎日利用可	0.90	-6.16	0.80	-0.20
週に 2 回利用可	0.71	2.0	0.39	0.10
オンライン週に 2 回	0.28	-0.14	0.52	-0.22
24 時間利用可	-0.10	3.5	0.50	-0.15
駐車場有	0.84	4.2	0.45	0.23
現在自宅状況	-0.62	-6.9	-0.82	-0.20
予定なし状況	-0.18	-5.2	-0.85	-0.14
データ数	7902		7902	
初期対数尤度	-5477.249		-5477.249	
最終対数尤度	-4384.219		-5275.464	
修正済み尤度比	0.195		0.0319	

つの設問の擬似情報スコア, 擬似予測スコアを合計し, 両者の関係をプロットしたのが図-2 である. 図-2 は横軸に情報スコア, 縦軸に予測スコアを示しているが, 大きく 2 つの群に分かれていることがわかる. まず, 情報スコアと予測スコアを比較すると, 情報スコアのばらつきに比べて, 予測スコアのばらつきが著しく大きいことがわかる. 情報スコアが高い回答者はモデルが「当てやすい」回答者であることを, 情報スコアが低い回答者はモデルが「当てにくい」回答者であることを示しているに過ぎず, 情報スコアが低いからといって, 必ずしも予測スコアが低いわけではない. このことはこの二つのスコアが簡単な相関関係ではないことを示している.

#### (4) スпам回答除去型 2 層潜在クラス MNL モデル

上記の擬似 BTS スコアが表す意味を考察する。ある被験者の回答が多数派と同じであり、不自然な回答結果でないように思われても、予測スコアが著しく小さい場合、その回答はスパム回答者がランダムに答えた結果が偶然多数派と同じであったという推論が可能である。同様に、仮にある被験者の回答が少数派であり、一見、変な回答結果のように思われても、予測スコアが十分大きい場合、その回答はスパム回答者によるものではなく、その回答者の選好異質性によるものという推論が可能である。このように、擬似情報スコアと擬似予測スコアを用いて、確率的にスパム回答者か適切な回答者かを識別し、適切な回答者の中でさらに潜在クラスモデルを用いて利用者異質性を考慮した選択モデルを構築する。

個人  $n$  が選択肢  $i$  を選択する確率  $P_n(i)$  を以下の式で表す。

$$P_n(i) = Q_{i,spam} \cdot \frac{1}{2} + Q_{i,non\_spam} \cdot \sum_{s \in S} Q_n(s) \cdot P_n(i|s) \quad (9)$$

ここで、各潜在クラスを  $s$ 、潜在クラスの集合を  $S$ 、個人  $i$  がスパムである確率を  $Q_{i,spam}$ 、スパムではない確率を  $Q_{i,non\_spam}$  とする。第 1 項はスパム回答者であるとき、二肢選択時には  $1/2$  の確率で  $i$  を選択することを示している。第 2 項はスパム回答者ではないとき、通常の潜在クラス MNL モデルに従うことを示している。

第 1 項のスパム回答者か非スパム回答者であるかの判別を行うメンバーシップ関数に対応する  $Q_{i,spam}$  は次式で表される。

$$Q_{i,spam} = \frac{\exp(\beta_1 \cdot x_{i,IS} + \beta_2 \cdot x_{i,PS} + \beta_3)}{1 + \exp(\beta_1 \cdot x_{i,IS} + \beta_2 \cdot x_{i,PS} + \beta_3)} \quad (10)$$

ここで、 $x_{i,IS}$  は個人  $i$  の擬似情報スコアの総和を、 $x_{i,PS}$  は個人  $i$  の擬似予測スコアの総和を表している。そのため、擬似 BTS スコアが利用者の回答傾向を識別し、スパムか非スパムかを判断する機能を持つことがわかる。 $Q_{i,non\_spam} = 1 - Q_{i,spam}$  は常に成立する。第 2 項のメンバーシップ関数以降は前述の潜在クラスモデルと同様の構造とする。

#### (5) 推定結果

提案するスパム回答除去型 2 層潜在クラス MNL モデルの推定結果を表-4 に示す。前述の潜在クラスモデルによる選択モデルとのパラメータの違いはスパム識別メンバーシップ関数の中に含まれる擬似予測スコア、擬似情報スコア、スパム定数項の 3 つのみである。モデルのパラメータが 3 つ増加しただけにもかかわらず、モデルの最終尤度が潜在クラスモデルの  $-4384.219$  から  $-3935.282$  へ、修正済み尤度比も  $0.195$  から  $0.276$  と大幅に改善していることがわかる。この結果は、SP 調

表-4 スпам回答除去型 2 層潜在クラスモデルの推定結果

変数	選択モデル		
	スパム	C1	C2
擬似予測スコア	0.0034		
擬似情報スコア	4.62		
スパム定数項	-0.93		
三大都市圏居住	-	1.5	-
年齢 40 以上	-	1.8	-
女性	-	0.72	-
世帯年収 500 万以上	-	2.13	-
クラス定数項	-	4.9	-
距離 [km]	-	0.11	1.3
月額料金 [千円]	-	-0.30	-3.0
パーソナルトレーナー	-	-0.71	-0.15
毎日利用可	-	1.4	0.52
オンライン毎日利用可	-	2.1	0.61
週に 2 回利用可	-	1.5	-0.26
オンライン週に 2 回	-	1.7	0.62
24 時間利用可	-	-0.099	0.62
駐車場有	-	2.1	0.71
現在自宅状況	-	-0.93	-0.26
予定なし状況	-	-0.48	0.018
データ数		7902	
初期対数尤度		-5477.249	
最終対数尤度		-3935.282	
修正済み尤度比		0.276	

査回答者の中にスパム回答者及びスパム回答が含まれており、スパム回答と回答者の選好異質性を本モデル構造が適切に識別できていること、またその識別に擬似予測スコア、擬似情報スコアといった BTS スコアが有用であることの証左である。単純な MNL モデルで同一データのパラメータ推定を行った場合、最終対数尤度が  $-4456.009$ 、修正済み尤度比が  $0.184$  であった。MNL から潜在クラスモデルへ拡張した際のモデルの改善度合いと比較すると、潜在クラスモデルからスパム回答除去型 2 層潜在クラス MNL モデルへと拡張した際の改善度合いが遥かに大きいことが確認された。

次に、スパム識別メンバーシップ関数を詳細に考察する。擬似予測スコア、擬似情報スコアの符号はともに正であり、これらが大きければ大きいほど非スパム確率が高くなるのがわかる。これは直観に合う結果である。また、擬似情報スコアのパラメータのスケールが擬似予測スコアよりも大きいように思われるが、図-2 に示される通り、擬似予測スコアの幅は非常に大きい。そのため、擬似予測スコアが低いとスパム確率が高くなるという理解しやすい結果が得られている。このスパム識別メンバーシップ関数をもとに、被験者全体のスパム確率を計算し、ソートしたものが図-3 である。この結果より、被験者がスパム回答者である確率が  $0.8$  を超える回答者は全体の  $1/4$  程度と推定された。ただ、スパム識別メンバーシップ関数をロジット型にしている

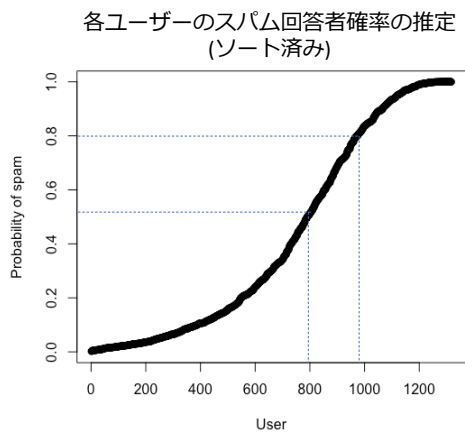


図-3 スпам回答者の検出

影響も大きいと考えられ、更なる解析が必要と考える。

## 5. おわりに

本研究の成果をまとめる。未知の財・サービスに対する需要予測は依然重要な課題である。その目的のために行われる古典的な SP 調査の課題のうち、不誠実な回答と選好の異質性を識別するための BTS-SP 調査という新しい調査デザインを提案した。個人ごとにオーダーメイドな SP 設問に対応するための擬似 BTS スコアを算出する方法を提案し、擬似 BTS スコアを用いたスパム回答除去型 2 層潜在クラス MNL モデルを提案した。本モデルを用いることで、不誠実な回答を行うスパム回答者と非スパム回答者の識別、非スパム回答者の中での選好の異質性による潜在クラス分けにより、ナイーブな多項ロジットモデルや潜在クラスモデルと比べて大幅に予測性能・説明力を向上したことを確認した。

今後の課題として、擬似 BTS スコアが利用者選好やスパム性の情報圧縮になっている要因の解析や、スパム・非スパム識別のモデル構造の再検討などを行いたい。

**謝辞：** 本研究は、東京大学 情報理工学系研究科 次世代知能科学研究センターと豊田中央研究所による社会連携研究部門「モビリティ知能社会デザイン」のプロジェクトとして実施した。

## 参考文献

- 1) Hensher, D. A.: Stated preference analysis of travel choices: the state of practice, *Transportation*, Vol.21, pp.107–133, 1994.
- 2) Bateman, I. and of Transport Großbritannien, D.: Economic valuation with stated preference techniques: a manual, Vol. 50, Edward Elgar Cheltenham, 2002.
- 3) Prelec, D.: A bayesian truth serum for subjective data, *science*, Vol.306, No.5695, pp.462–466, 2004.
- 4) John, L. K., Loewenstein, G., and Prelec, D.: Measuring the prevalence of questionable research practices with incentives for truth telling, *Psychological science*, Vol.23, No.5, pp.524–532, 2012.
- 5) Zhou, F., Zheng, Z., Whitehead, J., Perrons, R., Page, L., and Washington, S.: Projected prevalence of car-sharing in four asian-pacific countries in 2030: What the experts think, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.84, pp.158–177, 2017.
- 6) Howie, P. J., Wang, Y., and Tsai, J.: Predicting new product adoption using bayesian truth serum, *Journal of Medical Marketing*, Vol.11, No.1, pp.6–16, 2011.
- 7) Johnson, S., Pratt, J. W., and Zeckhauser, R. J.: Efficiency despite mutually payoff-relevant private information: The finite case, *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pp. 873–900, 1990.
- 8) Hara, Y.: Behavioral mechanism design for transportation services: Laboratory experiments and preference elicitation cost, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.115, pp.231–245, 2018.
- 9) 原祐輔: 選好誘出メカニズムがオークションの効率性に与える影響分析のための実験的アプローチ, *土木学会論文集 D3 (土木計画学)*, Vol.73, No.5, pp.L1119–L1128, 2017.
- 10) Ding, M.: An incentive-aligned mechanism for conjoint analysis, *Journal of Marketing Research*, Vol.44, No.2, pp.214–223, 2007.
- 11) 西智樹, 吉田広顕, 大. 原.: 活動文脈を考慮した sp 調査に基づく移動販売店舗の選択要因分析, *土木計画学研究・講演集*, Vol.65, No.CD-ROM, 2022.

(Received 2023. 3. 6)

(Accepted 2023. 3. 6)

STATED PREFERENCE SURVEY BASED ON EXTENDED BAYESIAN TRUTH  
SERUM

Yusuke HARA and Tomoki NISHI