

IESS 分析レポート
2026年3月

社会課題解決に役立つメディアは何か？

「意思決定に社会課題が及ぼす影響に関する意識調査」2025年度の
潜在クラス分析

経済社会システム総合研究所 研究顧問 河越 正明

(日本大学経済学部)

要旨

- ・本稿は、（一社）経済社会システム総合研究所が実施した「意思決定に社会課題が及ぼす影響に関する意識調査」2025年度の調査結果データ（IESS2025）を用いてコンジョイント分析を行う際に潜在クラス分析を行うことが有効であることを明らかにすることを目的としている。

- ・分析の結果、以下の3点が明らかになった。
 - (1) I潜在クラス分析は、無関心の回答者の影響を除いて、関心のある回答者の評価を簡便に知ることができ、利便性が高い
 - (2) 各潜在クラスに属する確率は、回答者の情報収集元の変数を用いてモデル化でき、特にTV・ラジオまたはインターネットを利用するか否かがモデルの説明力を高める。
 - (3) こうした特定のメディアを利用する場合、社会的課題の解決に無関心なナイーブな潜在クラスに属する確率は、当該メディアを利用しない場合に比べ概ね半減する。

- ・本調査の実施に当たっては（一社）経済社会システム総合研究所が開催するKAITEKI未来研究会に報告し、ご意見をいただいた。メンバーの方々からのコメントに感謝するとともに、本研究レポートに誤りなどがある場合、すべて筆者個人の責任であることを明記する。また、本研究レポートには、筆者が令和6年度第1種海外派遣研究員として日本大学から補助を受けて行った研究の成果を活かしており、日本大学に対しても謝意を表す。

1. はじめに

外部効果が市場価格に反映されて内部化されれば、社会課題は市場取引を通じて解決可能となる。この内部化のためには、社会課題解決の取組に関する十分な情報が市場参加者に伝わり、彼らが賢明な判断をすることが必要である。

(一社)経済社会システム総合研究所(以下、IESSと呼ぶ)では、社会課題解決のための取組がどの程度製品価格に反映されるのかを明らかにするため、インターネット調査を行い、回答者の様々な製品の購入や、投資、就職、投票の機会において、どのような選択行動をするのか調査し、その調査結果を用いたコンジョイント分析を毎年行っている(例えば河越(2024))。本稿では、こうした例年の分析に加えて、新聞、雑誌、TV・ラジオ、インターネット、SNSの各メディアが、回答者の選択行動にどのような影響を及ぼしているか、一段掘り下げた分析を行う。具体的には潜在クラス分析を適用し、回答者には賢明な選択をするグループとナイーブな選択をするグループが存在し、それらのグループへの所属確率に回答者の利用メディアがどのように影響するか、を明らかにする。

メディアの活用は、マーケティングで伝統的に重要な研究課題であるが、特にインターネットやSNSの普及を受け、最近の教科書では1章がデジタル・マーケティングに割かれ(例えば現代マーケティング研究会, 2024)、また影響力のある個人(インフルエンサー)を活用したコミュニケーション戦略に関する研究が進んでいる。最近のサーベイ(松井, 2021; 安藤, 2025)が示すように、インフルエンサーが他者に与える効果のメカニズムや、インフルエンサー・マーケティングに費やす経費の費用対効果等で多くの研究がなされている。

政治学でもメディアは重要な研究分野であるが(例えば逢坂(2014))、2013年の参議院選挙からインターネットによる選挙活動が解禁されたことを受け、多くの研究が行われている。岡本・石橋・脇坂(2015)では候補者ウェブサイトへのアクセスの効果を2010年と2013年の2回の参議院選挙で比較し、アクセス先候補者への投票確率が後者でより大きく上昇したことを指摘している。岡本(2022)によれば、2021年の衆議院選挙において、候補者のウェブサイト等へのアクセスは「投票先を決めるのに役立った」とする回答が4割程度である。さらに白鳥(2025)は東京都知事選と兵庫県知事選が行われた2024年を「SNS選挙元年」と呼び、SNSの影響力の大きさが最近指摘されているが¹、直近の2026年2月の衆議院議員選挙でも同様の傾向がメディアでは取り上げられている。また、白崎(2017)は、選挙公示期間中にインターネットと既存のマスメディアでは違った政治意識が生み出されるのか否かを定量的に検討しており、興味深い。

このようにインターネットやSNSが購買行動や投票行動に与えた影響については研究が進んでいるが、特に本稿の関心である社会的課題の解決について、それが役立っているのか、既存のメディアの比較を視野に入れつつ定量的に検討したものはあまり

¹ アメリカではSNSと選挙について多くの研究が行われており、例えば、2016年の大統領選についてはAllcott and Gentzkow (2017)、2020年の大統領選についてはAllcott et al. (2024)などがある。

見当たらない。本稿は、こうした点への貢献を意図したものである。

本稿の構成については、次節で分析のフレームを概説し、第3節で調査概要を説明する。第4節で実証分析を行い、第5節は結びである。

2. 分析フレーム

本節では、第4節の実証分析で用いるコンジョイント分析 (Conjoint Analysis) 及び潜在クラス分析 (Latent Class Analysis) について概説する。コンジョイント分析とは、①ランダム効用理論、②選好を調べる調査の設計・実施、さらに③離散選択モデルによる調査結果データの推計という3つの総体を指す。このうち②は次節に譲り、①及び③を概説することとし、③には潜在クラス分析も含めて説明する。

(1) ランダム効用理論²

ランダム効用理論 (random utility theory) に基づくと、個人 n が商品 i から得られる効用 U_{in} は、確定的な部分 V_{in} と確率的な部分 ε_{in} に分かれる。

$$U_{in} = V_{in} + \varepsilon_{in} \quad (1)$$

そして、個人 n が商品 j ではなく商品 i を選ぶとは、

$$\begin{aligned} U_{in} - U_{jn} &= V_{in} - V_{jn} + \varepsilon_{in} - \varepsilon_{jn} > 0, \\ V_{in} - V_{jn} &> \varepsilon_{jn} - \varepsilon_{in} \end{aligned} \quad (2)$$

を意味する。ここで確定的な効用 V_{in} について、その決定要因として K 個の属性 x_{ik} の線形結合であると想定し、以下のようにあらわすことを考える³。

$$V_{in} = \sum_{k=1}^K \beta_{kn} x_{ik} = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}_n \quad (3)$$

すると個人 n が商品 j ではなく商品 i を選ぶ確率について、

$$\begin{aligned} \Pr(U_{in} > U_{jn}) &= \Pr(V_{in} - V_{jn} > \varepsilon_{jn} - \varepsilon_{in}) = \Pr((\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j) \boldsymbol{\beta}_n > \varepsilon_{jn} - \varepsilon_{in}) \\ &= \Pr(\mathbf{X}_{ij} \boldsymbol{\beta}_n > -\varepsilon_n) = \Pr(\varepsilon_n < \mathbf{X}_{ij} \boldsymbol{\beta}_n) \\ &= F(\mathbf{X}_{ij} \boldsymbol{\beta}_n) \end{aligned} \quad (4)$$

と表すことができ⁴、式(4)における F は累積確率分布である。

² 以下、本節の記述はGreene (2003), Aizaki et al. (2015), Yoo (2020)に基づく。

³ この確定的な効用は、財・サービスに基づく通常の効用理論ではなく、財・サービスの characteristics (特性) に基づく characteristic approach によるものである。本稿では社会課題の解決に資する characteristics の shadow price に注目していることになる。このアプローチの詳細は、例えばGorman and Myles (1987)を参照されたい。

⁴ 式(4)の2行目の変形では確率密度関数が対称であることを前提にしている。

(2) 離散選択モデル

ここで ε_{in} が互いに独立かつ同一のガンベル分布に従うと仮定し、商品 i が3つ以上の商品の集合 $S = \{1, 2, \dots, I\}$ のなかで一番高い効用をもたらすとすると、商品 i が選択される確率は以下の通りとなり、条件付きロジット・モデルとなる⁵。

$$P_n(i) = \frac{\exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}_n)}{\sum_{i=1}^I \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}_n)} \quad (5)$$

そして K 個の属性 x_{ik} のうち $K-1$ 個をダミー変数とし（例えば品質が優良なら1、普通ならゼロ）、最後の K 番目の x_{iK} は価格を表す連続変数とすると、ダミー変数 x_{ik} が1を取ることに對していくら支払ってもよいと思うかという金額評価、すなわち支払い意思額（WTP, willingness-to-pay）は以下の式(6)のように表すことができる。

$$WTP_n = -\frac{\beta_{kn}}{\beta_{Kn}}, \quad k = 1, \dots, K-1. \quad (6)$$

ここで我々の主たる関心は、社会課題の解決に資する属性（例えばプラスチック製品が自然生分解性をもつ）にかかるWTPの推定である。

(3) 選好の異質性の考慮

式(4)は、属性に与えるウェイト（部分効用） $\boldsymbol{\beta}_n$ が個々人によって違うことを前提としている。第4節では、まず $\boldsymbol{\beta}$ が全サンプルで共通であるという仮定の下で推計を行った後に、 $\boldsymbol{\beta}$ がクラス毎に異なることを想定して、潜在クラス分析を行う。

回答者が同一の選好をもつという仮定の下では、式(7)のように対数尤度を最大化するパラメータ $\boldsymbol{\beta}$ を推定する。

$$\max_{\boldsymbol{\beta}} LL(\boldsymbol{\beta}) \quad (7)$$

しかしここで n 個の潜在クラスそれぞれ独自の選好があると想定すると、最大化すべき尤度は以下のように書き換えられる。

$$\max_{p_i, \boldsymbol{\beta}_i} \sum_{i=1}^n p_i \cdot LL_i(\boldsymbol{\beta}_i) \quad (8)$$

ただし、式(8)ではクラス i に応じてパラメータ $\boldsymbol{\beta}_i$ が異なるが、当該クラスに属する確率は p_i で全回答者共通である。そこで個人 j がクラス i に属する確率 p_{ij} は、各人の個人特性 m_j に依存するとして、式(9)のようにメンバーシップ関数 $M(m_j)$ を想定する。以上のような定式化に基づき、式(8)及び(9)の同時推定を行った。

$$p_{ij} = M(m_j) \quad (9)$$

⁵ ここで商品の数が2つでどちらか一方を選択する場合には、式(5)がロジット・モデルを示すこととなる。

3. 調査概要

本稿では、IESSが2025年7月8～14日に実施した「意思決定に社会課題が及ぼす影響に関する意識調査」2025年度（以下、IESS2025と呼ぶ）の個票を利用した。同調査では、調査会社のモニター500人に対して、コンジョイント分析用の質問を行っている。食品や自動車などの製品に加え、就職先・投資先、選挙における投票先など14分野（属性）につき、各4問尋ねている。各質問は3択問題であり、うち2つの選択肢は、表1の示す各属性についてコンピュータがランダムに発生させた水準を組み合わせで作成し、残り1つは「どちらも選ばない」というものである⁶。

（表1）

さらにIESS2025は回答者個人の特性についても質問しており、その回答の概要は参考1にまとめている。本稿が特に注目するのは、各人の主たる情報収集元（複数回答可）である。ラジオ・テレビ（T）とインターネット（I）がそれぞれ6割、SNS（S）が3割、新聞・雑誌（P）が2割、その他（O）が6%という結果である⁷。

4. 実証分析：回答者の異質性への配慮

まず基本的な定式化である式(7)を、全回答者のデータを用いて推計した（結果は参考表2の一番左の列に記載）。ここから回答者の異質性を考慮し、潜在クラス分析を行うこととする⁸。そのためには、まず潜在クラス（LC）数 n を決める必要がある。そこでモデルのパフォーマンスをBIC（ベイズ情報量規準）で評価することとし、色々な n の値の下で式(8)を推計し、得られたBICを最小化する n を選ぶことを原則とした。ただし結果の解釈する際に、 n が大きすぎると考えられる場合は $n-1$ とした。この結果、最終的には表2の2列目に示すように、 $n=2$ が4問、 $n=3$ が9問、 $n=4$ が1問となった⁹。この選んだ n の値の下で得られた推定結果の詳細は、参考表2の2列目以降にまとめている。また、各問の結果の下から3行目には、各LCに所属する（全回答者共通の）確率を示している（最後の2行の結果は後述）。

（表2）

⁶ より詳細な説明は、河越（2021, p.6）を参照されたい。

⁷ 具体的には、「あなたは、日頃、主にどのような方法でニュースや情報を得ていますか。よく利用しているものを2つまでお選びください」と質問し、回答する選択肢として7つの媒体（1 新聞、2 雑誌・専門誌、3 ラジオ、4 テレビ、5 インターネット・ニュース、6 SNS、ソーシャル・メディア、7 その他）を挙げており、この回答を4つにまとめている。

⁸ 計算に当たっては、Yoo (2020)のlclglogit2パッケージを利用した。

⁹ 解釈上の問題から n を3から2に変更したのが2問（Q2, 14）、 n を4から3に変更したのが4問（Q6, 9, 11, 13）ある。

4.1 BICの比較

回答者の異質性を考慮した場合に特徴的なことは（参考表2の結果を参照）、各問でどの属性・水準に対してもプラスで有意の回答を示さないLCが1つ存在することである。こうした無関心なLCを、「ナイーブなLC」と呼ぶことにしよう。しかし他方で、多くの属性・水準に対して有意のWTPを示す（いわば意識の高い）LCも存在する。これを「賢明なLC」と呼ぼう。

ナイーブなLCが各問に現れることは、IESS2025の調査方法を考えればさほど不思議ではない。例えば店舗の来訪者を対象にアンケートをとる場合は、その店舗の商品に関心のある者しかそもそも回答者になりえない。しかし、IESS2025の調査対象は調査会社の登録モニターなので、調査会社からの報酬を得ることを主な目的に参加する者も含まれるであろうし、たとえ調査事項に関心がある参加者であっても、IESS2025の14の設問がカバーする多岐にわたる分野全てに関心がある者はまれであろう。ナイーブなLCが現れるのも実際上やむをえない。

こう考えると、幅広いテーマを不特定多数の者に尋ねるIESS2025のような調査では、ナイーブな者も含め異質な意見を明示的に取り込めるLC分析は、きわめて有用である。実際には存在しない平均値の意見ではなく、様々な意見をその構成比とともに知ることができるのである。しかも、分析者が例えば性別や年齢などの回答者の個人特性に着目してアプリアリにサンプルを分ける必要がなく、LC分析ではデータ自身に語らせることができるので大変利便性が高い。

LC分析によって異質性を考慮することの重要性を、BICの改善幅で数量化してみよう。全回答者における同質性を仮定した式(7)のBICに比べて、最終的に選んだnの下で推計した式(8)のBICの減少率を示したのが図1である。ここから、回答者の異質性を考慮することでBICは17~34%減少し、モデルのパフォーマンスが大きく改善したことがわかる。さらにその改善幅の大部分がn=2とした際に生じていることは、ナイーブなLCを設けることの重要性を示唆している。

(図1)

4.2 WTP推定値の比較

次に、回答者の異質性への考慮の有無でWTP推定値にどのような違いが生じるかみてみよう。このために、最終的にLC数n=2で推定した4つの設問（Q2, 3, 8, 14）の結果をとりあげる。

これらの設問について、横軸に異質性を考慮しない場合として式(7)のWTP推定値を取り、縦軸には異質性を考慮した場合として式(8)の賢明なLCのWTP推定値をとって、散布図を描いたのが図2である。なお、Q14ではWTP推定値（税負担増、%）をそのままプロットしているが、その他の設問ではWTPの推定値（円）を各設問の標準価格に対する比率（%）としてノーマライズしている¹⁰。

(図2)

図2からわかることは次の2つである。まず、全部で33の推定値のうち25が45度線より上方に位

¹⁰ 各設問で示す価格の水準の中央値を用いた。例えば、Q2では1000, 2000, 3000円という3つの水準を用いているので、その中央値2000円を標準価格とした。

置している。したがって、全回答者から求められた推定値には、無関心な回答者がいるために過小バイアスがあることになる。

次に、大きく上方に外れている4つの推定値があり、これらはいずれも4つの設問の切片から算出されたWTP（大きい順にQ3, 2, 14, 8）である。したがって、賢明なLCでは（属性・水準の違いを調整した上で）当該財・サービスを購入すること（Q14では投票すること）自体を、しないことと比べて高く評価する傾向があることになる。賢明なLCが、Q14で投票することをしない（すなわち棄権する）ことと比べて、前者を高く評価することはもっともらしいが、Q2でファミリーレストランに行くことを行かないことと比べて、果たして本当に高く評価しているのか、疑問が残る。推定の際に説明変数に用いた属性・水準が十分でないといった問題などから、バイアスが生じている可能性を示唆するものと考えられる。

5. 拡張：メンバーシップ関数

前節の実証分析に、さらに個人特性を明示的に取り入れよう。具体的には、各LCに属する確率が回答者の情報収集元から異なってくることを考え、式(8)と(9)の同時推定を行う。つまりメンバーシップ関数Mの引数 m_j を回答者jの情報収集元を示す変数とする。このダミー変数として、第2節で述べた（P, T, I, S, O）のほか、これらのうち2つを組み合わせたダミー変数も6つ作成した。例えばダミー変数PTは、「PまたはTのどちらかを情報元とする場合」に1の値をとる変数である。こうした計11のダミー変数 m_j をそれぞれ用いて推定を行った。

この結果をまとめたのが表2の3～13列である。同表の数値は、式(8)を単独で推定する場合に比べ、各列のダミー変数を m_j として用いた場合にBICが何パーセント（%）改善するのかという改善幅（プラスが改善、マイナスが改悪）である。色付けをしているセルは、各行（すなわち設問）で最も改善幅の大きいメディアは何かを示しており、これを以下では特定メディアと呼ぶ。TI（TV・ラジオまたはインターネットを利用）が特定メディアとなることが多く、全14問中10問を数える。例外は、投資先の選択（Q11～13）とゲーム・アプリ購入（Q6）の4問である。そして特定メディアを利用する場合としない場合、それぞれの各潜在クラスへの所属確率が、参考表2各問の最後の2行で示されている。

LC導入によるBIC改善幅（図1）に比べると、メンバーシップ関数MによるBICの改善幅（表2）は、かなり小さい。しかし、特定メディア利用の有無が各LCに属する確率に与える影響は、決して見逃せない。この点をナイーブなLCへの所属確率の変化で示そう。

図3が示すように、特定メディアの利用によってナイーブなLCに属する確率は、利用しない場合に比べ総じて半減する。これは特定メディアがもつ「啓蒙効果」と言えるであろう。この啓蒙効果が大きい場合（Q3）はナイーブなLCに属する確率は約1/4、小さい場合（Q12）でも約3/4となる。一般的な財・サービスの購入の場合は効果が大きく、投資先・就職先・選挙候補者の選択など判断事項が多岐にわたる複雑な選択の場合は効果が小さいように思われるが、こうした点は今後の精査が必要であろう。

(図3)

この啓蒙効果に着目する理由は、これが価格形成に大きな意味を持つからである。特定メディアが伝える情報によって消費者が、当該財・サービスの属性・水準を理解し評価するようになることは、概念的には当該財・サービスの需要曲線が上方にシフトすることを意味するが、効果の現れ方には2通り考えられる。一つは従来から高い評価をしていた者がその評価を一層高める（図4で需要曲線dがd'へシフトする）場合と、従来低い評価であった者がその評価を改める（dからd''へシフトする）場合である。そして均衡価格に与える効果が大きいのは、後者なのである¹¹。

(図4)

今回の分析において、メディア関数の引数として一番説明力があるのは、インターネットであった。ただしこれは単独ではなく、多くの場合TV・ラジオというオールドメディアとの組み合わせであった。SNSの影響力が大きいことが指摘されることが多いが、今回の分析ではインターネットとの組み合わせがQ6（ゲームアプリ）で大きな説明力が見出されたのみであり、やや意外な結果となった。また、新聞・雑誌という紙媒体も投資先の選択に関してのみ、インターネットと組み合わせで説明力があつた。

なお、回答者の学歴等の個人特性がメディアの活用状況と交互作用をもつ可能性も考えられるが、今回は分析できなかった。こうした点が、今後のIESSの調査に関する残された課題であろう。

6. 結び

本稿では、（一社）経済社会システム総合研究所が実施した「意思決定に社会課題が及ぼす影響に関する意識調査」2025年度（IESS2025）の調査結果データを用いてコンジョイント分析を行い、さらに潜在クラス分析を適用して回答者の異質性を考慮しつつ、社会課題に資する取組に対する消費者の支払意思額の推計を行った。そこから得られた結論は以下の3点である。

- (1) IESS2025のような広く一般に多岐にわたる質問を行う調査の場合は、潜在クラス分析により、無関心な回答者の影響を除き関心のある回答者の評価を簡便に知ることができ、利便性が高い
- (2) 各潜在クラスに属する確率を回答者の個人特性によるモデル化を試みると、回答者の情報収集元の変数が有効であり、特にTV・ラジオまたはインターネットを利用するか否かがモデルの説明力を高めることが分かった。
- (3) こうした特定のメディアを利用することにより、社会的課題の解決に役立つ属性・水準に対して無関心なナイーブな潜在クラスに属する確率は、当該メディアを利用しな

¹¹ この議論は供給者が価格差別化をしていないことを前提としており、もし（極端な想定として）供給者が完全価格差別を行い、各消費者一人一人違った価格付けをしているならば、需要曲線がdからd'にシフトする場合でも供給者は利益を得ることができる。

い場合に比べ概ね半減する。市場の均衡価格は、当該財・サービスの購入者の中で最も評価の低い限界的な消費者のその評価によって決定されることを想起すれば、このメディアがもつ啓蒙効果は大きな意味があると考えられる。

参考文献

- 安藤和代 (2025) 「インフルエンサー・マーケティングに対する消費者反応メカニズム研究の概観：エンゲージメントを促進する投稿の特徴」『千葉商大論集』第62巻第3号, 37-58.
- 逢坂巖 (2014) 『日本政治とメディア：テレビの登場からネット時代まで』中央公論新社.
- 岡本哲和 (2022) 「候補者と有権者はネットをどのように使ったのか：2021年衆院選調査による概観」白鳥浩編著『2021年衆院選：コロナ禍での模索と「野党共闘」の限界』法律文化社.
- 岡本哲和・石橋章市朗・脇坂徹 (2015) 「ネット選挙解禁の効果を検証する：2013年参院選での投票意思決定に対する影響の分析」『關西大學法學論集』第64巻第6号, 1-22.
- 河越正明 (2024) 「消費者は社会課題の解決のためにいくら払う用意があるのだろうか？ (2023年度調査)：『意思決定に社会課題が及ぼす影響に関する意識調査』」IESS分析レポート. (一社) 経済社会システム総合研究所.
- 河越正明 (2021) 「消費者は社会的課題の解決のためにいくら払う用意があるのだろうか？：『意思決定に社会課題が及ぼす影響に関する意識調査』の実施について」IESS分析レポート. (一社) 経済社会システム総合研究所.
- 現代マーケティング研究会編 (2024) 『マーケティング論の基礎』第2版, 同文社出版.
- 白崎護 (2017) 「公示期間における党派性を帯びたメディア環境が政治意識へおよぼす影響：インターネットとマスメディアの比較」『選挙研究』第33巻第2号, 21-40.
- 白鳥浩 (2025) 『SNS選挙の深層：日本人の政治の常識が全く変わる！』さくら舎.
- 松井彩子 (2021) 「SNSにおける他者の存在の影響」『マーケティング・ジャーナル』vol.40, no.3, 67-77.
- Aizaki, Hideo, Tomoaki Nakatani, and Kazuo Sato (2015) *Stated Preference Method Using R*. Boca Raton: Chapman & Hall and RC Press.
- Allcott, Hunt, and Matthew Gentzkow (2017) "Social Media and Fake News in the 2016 Election," *Journal of Economic Perspectives*, 31(2): 211-235.
- Allcott, H., M. Gentzkow, W. Mason, A. Wilkins, P. Barbera, T. Brown, J. C. Cisneros, A. Crespo-Tenorio, D. Dimmery, D. Freelon, S. Gonzalez-Bailon, A. M. Guess, Y. Mie Kim, D. Lazer, N. Malhotra, D. Moehler, S. Nair-Desai, H. N. El Barj, B. Nyhan, A. C. P. de Queiroz, J. Pan, J. Settle, E. Thorson, R. Tromble, C. V. Rivera, B. Wittenbrink, M. Wojcieszak, S. Zahediana, A. Franco, C. K. de Jonge, N. J. Stroud, and J. A. Tucker (2024) "The effects of Facebook and Instagram on the 2020 election: A Deactivation Experiment," *PNAS* vol.121(21) e2321584121 <https://doi.org/10.1073/pnas.2321584121>
- Gorman, W. M. and G. D. Myles (1987) "Characteristics," in John Eatwell, Murray Milgate and Peter, *The New Palgrave: A Dictionary of Economics*, 1st edition.
- Greene, William (2003) *Econometric Analysis*, 5th ed. New Jersey: Prentice Hall.
- Yoo, Hong Il. (2020) "lcclogit2: An enhanced command to latent class conditional logit models," *The Stata Journal* 20 (2): 405-425.

表1 質問票の概要：属性と水準

属性	水準				属性	水準			
(1) 商品・サービスの購入 (食品)					(2) 商品・サービスの購入 (ファミリーレストラン)				
ブランド	全国ブランド	地域ブランド	なし		味の良さ	味の良さが評判	普通		
美味しさ	美味	普通			メニュー豊富・健康	メニューが豊富	健康配慮メニューあり	普通	
調理の簡便・時短	調理簡便化可能・時短	普通			シェフ	優秀なシェフ	普通のシェフ		
健康要素	トクホ指定	体に良い栄養素多数	普通		接客	親切なスタッフの接客	ロボット等で接客	普通の接客	
環境(CO2・食品ロス)	CO2目標前倒し	食品ロス削減取組み	普通		環境(CO2・食品ロス)	CO2目標前倒し	食品ロス削減取組み	普通	
メーカーの人権配慮	努力	従来並み			地域社会への貢献	フードバンク等に協力	普通		
社会貢献	支出倍増	従来並み			価格	1500円	2000円	2500円	
価格	1000円	1500円	2000円						
(3) 商品・サービスの購入 (プラスチック製品)					(4) 商品・サービスの購入 (電気自動車)				
品質	優良な品質	普通			電池品質	高品質電池	普通		
環境(使用原料)	自然生分解性	リサイクル	植物由来	従来並み	組立メーカー	優良組立メーカー	普通メーカー		
トレーサビリティ	確保	確保せず			環境配慮(CO2)	製造CO2排出ゼロ	従来並み		
社会貢献	支出倍増	従来並み			社会貢献	支出倍増	従来並み		
価格	300円	450円	600円		価格	200万円	205万円	210万円	220万円
(5) 商品・サービスの購入 (書籍)					(6) 商品・サービスの購入 (ゲーム・アプリ)				
媒体	紙	電子書籍			コンテンツ	高い評価	普通		
出版社WLB	倍増	従来並み			個人情報保護	堅牢	平均レベル		
出版内容の人権配慮	努力	従来並み			中毒対策	十分に対応	平均レベル		
社会貢献	支出倍増	従来並み			若年者保護	内容制限	普通		
価格	1000円	1200円	1500円		環境配慮(CO2)	目標前倒し	国目標並み		
					コンテンツの人権配慮	努力	従来並み		
					月額料金	0円	250円	500円	
(7) 商品・サービスの購入 (生成AI利用ソフト)					(8) 商品・サービスの購入 (自動車保険)				
品質	優良	普通			品質(事故対応力)	高品質	普通		
個人情報保護	堅牢	普通			環境配慮(CO2)	目標前倒し	国目標並み		
著作権保護	厳守	普通			公益性	介護等兼営	しない		
環境配慮(再エネ電力)	再エネ電力使用	通常電力使用			社会貢献	支出倍増	従来並み		
回答における人権配慮	努力	従来並み			業界慣習	顧客目線	業界慣習		
月額料金	2000円	3000円	4000円		年間保険料	55,000円	60,000円	65,000円	
(9) 就職先の選択①					(10) 就職先の選択②				
安定雇用	正規拡大・非正規 処遇改善	普通			企業目的	明確化	していない		
WLB	優良	普通			従業員目的	重視	していない		
エンゲージメント	取組み増	従来並み			人材多様性	女性管理職	従来並み		
環境配慮(CO2)	目標前倒し	国目標並み			人材育成	ジョブ型雇用	デジタル人材育成	従来並み	
公益性	介護等兼営	しない			賃金	業種平均並み	1万円安い	2万円安い	
業界慣習	顧客目線	業界慣習							
賃金	業種平均並み	1万円安い	2万円安い						
(11) 投資先の選択①					(12) 投資先の選択②				
生産性-競争力	高い	普通			人的投資	賃上げ率倍増	研修費倍増	従来並み	
環境配慮	目標前倒し	国目標並み			研究開発投資	国内倍増	海外倍増	従来並み	
社会貢献	支出倍増	従来並み			設備投資	倍増	従来並み		
予想利益率	業種平均並み	-1%	-2%		雇用	安定雇用に注力	従来並み		
					増加利益の処分	配当に充当	投資(設備・人的・R&D)に充当		
					予想利益率	業種平均並み	-1%	-2%	
(13) 投資先の選択③					(14) 選挙候補者(政策)の選択				
生産性-競争力	高い	普通			物価高対応	国民全体に給付	低所得者層に給付	対応なし	
企業目的	明確化	していない			経済成長	成長強化	従来並み		
従業員目的	重視	していない			安全保障	GDP比倍増	従来並み		
公益性	介護等兼営	しない			環境配慮(CO2)	目標前倒し	国目標並み		
業界慣習	顧客目線	業界慣習			社会安定	格差半減	従来並み		
予想利益率	業種平均並み	-1%	-2%		次世代投資	出産・子育て増	高等教育-科学技術増	インフラ増	従来並み
					税負担増加	従来並み	5%増	10%増	

表2 メンバースhip関数Mとの同時推定によるBIC改善幅(%)
各情報収集元の効果

問番号	LC数	P	T	I	S	O	PT	PI	PS	TI	TS	IS
Q1	3	-2.9	-1.6	0.4	-2.9	3.8	-0.5	4.7	-2.2	5.9	-1.1	-2.1
Q2	2	-0.9	0.0	0.2	-2.0	2.2	1.0	2.7	-1.7	7.7	-0.9	-1.6
Q3	2	-1.9	-0.1	4.5	-1.8	4.1	0.0	6.0	-2.1	10.6	-0.8	0.5
Q4	3	-4.2	0.0	-1.3	-4.1	3.2	-0.4	0.7	-4.1	7.5	-1.2	-3.2
Q5	3	-3.7	-3.4	1.4	-3.0	0.2	-3.1	2.2	-3.6	2.3	-2.4	0.2
Q6	3	-2.1	-3.3	0.7	-2.5	-1.1	-2.6	-1.4	-4.0	-1.0	-2.3	1.0
Q7	3	-3.8	-3.9	2.4	-4.5	0.7	-3.7	2.9	-3.3	4.1	-3.3	0.2
Q8	2	-2.0	-1.9	-1.0	-2.2	0.7	-1.2	-0.6	-2.1	2.1	-2.2	-1.5
Q9	3	-2.4	-1.9	2.3	-3.0	1.7	-1.9	6.5	-3.1	8.5	-3.0	-1.9
Q10	4	-5.5	-2.4	-2.4	-5.5	-2.0	-2.5	-1.8	-5.4	1.1	-3.0	-5.1
Q11	3	-3.9	-2.8	1.7	-4.0	1.2	-1.3	5.9	-4.1	2.9	-3.4	-2.4
Q12	3	-3.2	-3.0	5.7	-3.9	2.2	-1.4	4.8	-3.7	3.3	-2.4	2.1
Q13	3	-3.9	-2.3	3.2	-4.1	-1.2	-1.5	4.0	-4.0	2.9	-3.6	-1.3
Q14	2	-1.1	-0.7	-1.5	-1.6	0.2	0.0	-0.5	-1.6	0.9	-1.1	-1.7

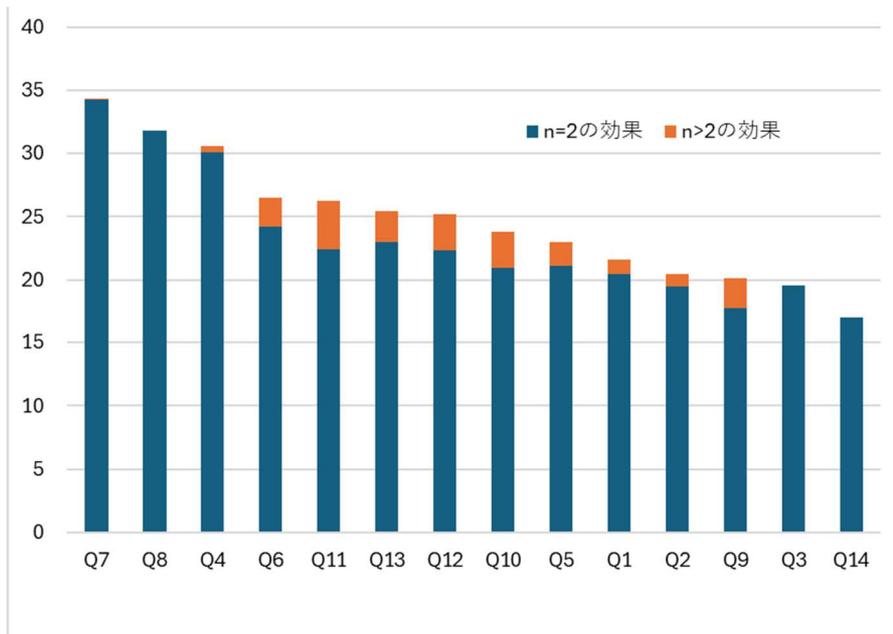
注：P:新聞、雑誌； T:テレビ、ラジオ； I:インターネット、S:SNS、O:その他

2文字を組み合わせたものは、少なくともどちらか一方の利用者であることを示す。

3列目より右の表中の数値は、情報収集元を示すダミー変数をメンバースhip関数の引数に用いて式(8)と(9)を同時推定した場合のBICが、式(8)を単独に推定した場合のBICと比べ、何パーミル改善したかを示す(プラスは改善、マイナスは改悪)。

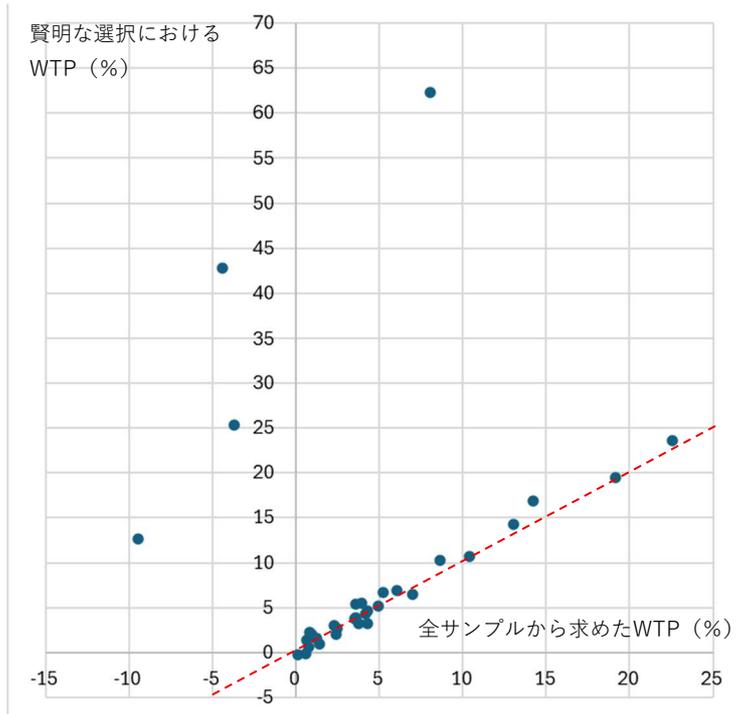
色のついているセルは、各行で改善幅が一番大きいことを示す。

図1 LC分析によるBIC改善効果



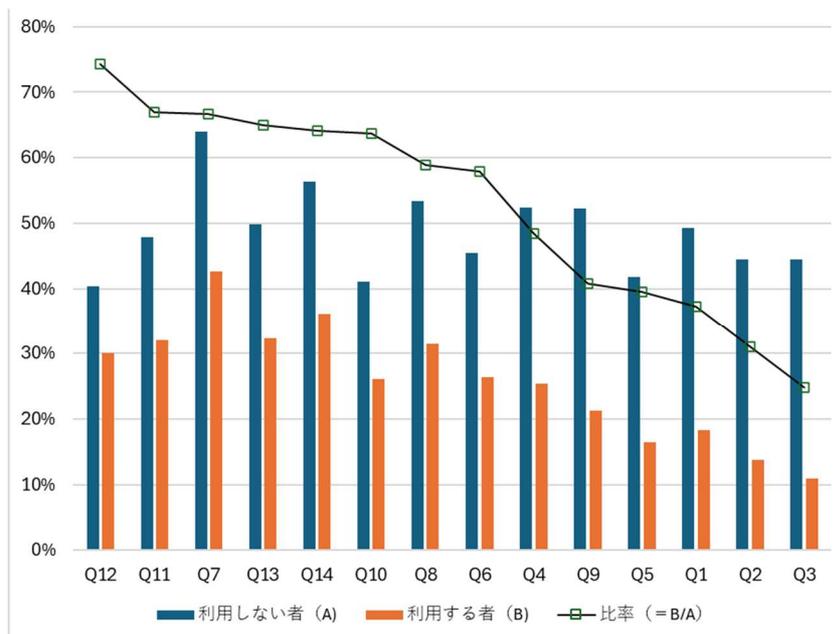
注：BICがLC分析を行うことにより、LCを考慮しない通常の条件付きロジット・モデルで推定した場合のBICに比べ、何パーセント改善したかを示す。全体の棒の高さはLC数nが最終的に選択されたn*の場合であり、その内訳としてn=2の場合を紺色で示している。オレンジの部分はn=3または4の場合の追加的な改善幅である。

図2 WTP推定値の比較：全回答者と「賢明な選択」



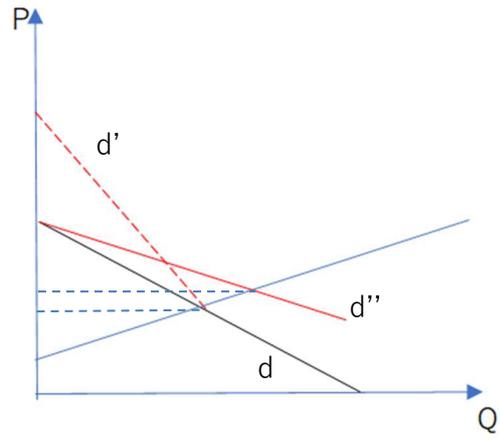
注：IESS2025の4問の設問に関して算出した33（Q2で10、Q3で7、Q8で6、Q14で10）の属性・水準について、2通り（全回答者及び賢明なLC）のWTP推定値をプロットしている。Q14についてはWTPの推定値そのものをプロットしているが、その他の問のWTPについては、Q2は2000円、Q3は450円、Q8は60,000円に対する比率（%）で表している。

図3 ナイープなLCに属する確率
特定メディアを利用する者とししない者の比較



注：棒グラフは、特定メディアを利用する者とししない者がナイープなLCに属する確率（参考表2に掲載）を示す。特定メディアとは、表2において、色のついたセルで示された情報収集元となるメディアである。

図4 価格は限界的な消費者で決定される：概念図



(参考1) 回答者の個人特性概要

no.	個人特性	内訳区分	サンプル数	no.	個人特性	内訳区分	サンプル数
1	合計		500	21		なし	142
2	性別	男性	250	22	転職	1～3回	184
3		女性	250	23		4回以上	86
4	年齢	24歳以下	92	24		最終学歴	中学校、高等学校
5		25～34歳	81	25	専門学校・短大・高専		97
6		35～44歳	71	26	大学、大学院		238
7		45～54歳	81	27	同居家族	1人	84
8		55～64歳	69	28		2人	147
9		65歳以上	106	29		3人	154
10	都市規模	政令指定都市	205	30		4人	72
11		その他の市	246	31		5人以上	43
12		町村	49	32	100万円未満	139	
13	職業	自営業	44	33	100～300万円未満	118	
14		正規雇用	141	34	個人年収	300～500万円未満	78
15		非正規雇用	81	35	500万円以上	89	
16		主夫・主婦	67	36	答えたくない	76	
17		学生	63	37	情報収集元	新聞、雑誌・専門誌	96
18		無職	104	38		ラジオ・テレビ	296
19	副業	なし	332	39		インターネット	308
20		あり	80	40		SNS	155
				41		その他	29
				42	マイナ バー・カード	既に持っている	425
				43		取得する予定	16
				44		持っていない・わからない	59

(参考2) 推計結果の詳細

	全回答者			潜在クラス1		潜在クラス2		潜在クラス3		潜在クラス4	
	推定値	CI下限	CI上限	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差
Q1 商品・サービスの購入（食品）											
切片	1330	1180	1482	-1460	934	3798	758 **	1758	91 **		
全国ブランド	208	105	318	657	349 *	527	225 **	150	45 **		
地域ブランド	228	123	339	551	357	777	285 **	104	43 **		
美味	285	207	370	310	240	945	283 **	135	34 **		
調理簡便化可能	84	6	167	19	210	234	150	16	31		
トクホ指定	97	-6	201	388	291	249	200	135	44 **		
体に良い栄養素多数	119	14	225	162	277	294	208	140	43 **		
CO2目標前倒し	111	11	218	162	278	531	258 **	-94	47 **		
食品ロス削減取組み	107	2	213	473	276 *	142	200	90	40 **		
メーカーの人権配慮	-13	-93	66	34	206	-278	172	112	30 **		
社会貢献	61	-18	139	-28	208	59	150	82	38 **		
確率				22.8%		43.3%		33.9%			
TV and/or ネット				18.3%		44.1%		37.6%			
使わない				49.2%		36.1%		14.7%			
Q2 商品・サービスの購入（ファミリーレストラン）											
切片	1912	1770	2059	469	515	2857	145 **				
味の良さが評判	384	303	470	166	230	389	41 **				
メニューが豊富	75	-25	173	-124	206	65	50				
健康配慮メニューあり	78	-22	180	-336	292	110	50 **				
優秀なシェフ	120	43	197	166	212	139	38 **				
親切的接客	98	-1	200	54	206	104	50 **				
ロボット等で接客	19	-82	120	-405	298	42	50				
CO2目標前倒し	85	-15	187	95	237	66	50				
食品ロス削減取組み	84	-15	182	99	235	87	50 *				
フードバンク等に協力	139	63	217	59	176	130	37 **				
確率				19.0%		81.0%					
TV and/or ネット				13.8%		86.2%					
使わない				44.4%		55.6%					
Q3 商品・サービスの購入（プレスチック製品）											
切片	486	447	527	-345	458	730	52 **				
優良な品質	102	79	127	74	162	106	12 **				
自然生分解性	64	28	101	-179	318	76	18 **				
リサイクル	39	3	75	144	237	46	18 **				
植物由来	59	24	95	140	205	64	17 **				
トレーサビリティ	47	23	71	-33	124	48	11 **				
社会貢献	4	-19	26	-182	168	10	11				
確率				15.7%		84.3%					
TV and/or ネット				11.0%		89.0%					
使わない				44.4%		55.6%					
Q4 商品・サービスの購入（電気自動車）											
切片	194	189	199	-77	443	249	10 **	226	10 **		
高品質電池	16	12	22	28	48	2	3	28	6 **		
優良組立メーカー	9	6	14	107	171	2	3	17	4 **		
製造CO2排出ゼロ	5	2	9	-35	60	7	3 **	2	2		
社会貢献	1	-2	5	31	53	5	3 *	-1	2		
確率				29.3%		39.6%		31.1%			
TV and/or ネット				25.4%		39.7%		34.8%			
使わない				52.4%		46.2%		1.4%			
Q5 商品・サービスの購入（書籍）											
切片	1298	1231	1372	335	352	3710	1596 **	1505	66 **		
紙媒体	86	34	137	192	135	-1334	951	291	41 **		
出版社WLB	80	30	133	-56	115	631	476	14	25		
人権配慮	59	8	112	-186	148	246	246	36	26		
社会貢献	55	4	106	68	113	360	287	-5	23		
確率				19.8%		31.0%		49.2%			
TV and/or ネット				16.5%		32.0%		51.5%			
使わない				41.8%		25.5%		32.7%			

	全回答者			潜在クラス1		潜在クラス2		潜在クラス3		潜在クラス4	
	推定値	CI下限	CI上限	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差
Q6商品・サービスの購入（ゲーム・アプリ）											
切片	44	-18	105	-2150	1242 *	109	36 **	1113	131 **		
コンテンツ	119	77	164	241	231	44	20 **	155	30 **		
個人情報保護	78	36	121	-45	199	32	23	103	29 **		
中毒対策	25	-15	66	400	300	-10	20	28	28		
若年者保護	45	4	88	16	188	32	22	44	27		
環境配慮	-12	-53	29	65	191	-16	23	-30	27		
人権配慮	17	-25	58	347	274	4	22	35	28		
確率				30.8%		15.4%		53.8%			
ネット and/or SNS				26.3%		17.7%		56.0%			
使わない				45.5%		8.8%		45.7%			
Q7商品・サービスの購入（生成AI利用ソフト）											
切片	1125	770	1441	-3689	2588	1518	363 **	6085	584 **		
品質	370	175	576	728	664	488	197 **	454	115 **		
個人情報保護	617	412	836	732	665	725	237 **	588	116 **		
著作権保護	298	103	505	63	546	127	187	249	107 **		
環境配慮	494	292	711	1050	720	396	193 **	440	112 **		
人権配慮	147	-56	352	149	553	240	182	142	111		
確率				42.3%		8.6%		49.1%			
TV and/or ネット				42.7%		19.6%		37.7%			
使わない				63.9%		22.8%		13.3%			
Q8商品・サービスの購入（自動車保険）											
切片	54333	52844	55683	3007	47532	67593	1068 **				
品質	2566	1593	3592	1579	6964	2811	453 **				
環境配慮	447	-523	1426	963	6576	401	431				
公益性(介護等兼営)	1443	517	2416	3456	7236	1252	426 **				
社会貢献	830	-150	1822	-1173	6877	594	437				
業界慣習とらわれず	2124	1143	3112	5167	8716	2252	443 **				
確率				34.5%		65.5%					
TV and/or ネット				31.4%		68.6%					
使わない				53.4%		46.6%					
Q9就職先の選択①											
切片	1.4	-1.8	4.5	-95.6	96.7	3.2	1.4 **	49.7	12.2 **		
安定雇用	3.5	1.5	5.7	-13.9	16.9	2.2	0.9 **	5.3	1.9 **		
WLB	4.1	2.1	6.3	18.1	19.0	2.0	1.6	5.9	2.0 **		
エンゲージメント	3.9	1.8	6.1	-19.5	25.3	0.2	0.9	6.4	2.1 **		
環境配慮	0.7	-1.3	2.9	11.0	16.5	0.3	1.0	0.3	1.8		
公益性(介護等兼営)	-1.3	-3.4	0.8	-10.1	16.9	0.2	1.1	-1.8	1.8		
業界慣習とらわれず	4.5	2.4	6.6	28.3	34.7	-0.4	1.0	9.3	2.5 **		
確率				23.8%		18.8%		57.4%			
TV and/or ネット				21.3%		41.2%		37.5%			
使わない				52.3%		1.7%		46.0%			
Q10就職先の選択②											
切片	-2.3	-5.7	0.7	-73.3	56.1	-70.2	32.4 **	4.8	1.3 **	26.9	12.6 **
企業のパーパス	5.7	3.6	8.0	-25.2	17.6	23.9	11.3 **	0.6	1.0	2.8	1.0 **
従業員のパーパス	4.6	2.5	6.9	-15.5	11.4	10.9	6.7	1.8	1.0 *	4.2	1.0 **
女性管理職	0.2	-1.9	2.3	0.8	6.5	15.9	10.1	-1.9	0.9 **	0.8	1.0
ジョブ型雇用	3.5	0.8	6.3	-26.5	17.5	7.6	8.9	-0.5	1.2	1.8	1.2
デジタル人材育成	3.8	1.1	6.5	-20.2	14.8	8.3	8.9	-1.4	1.2	3.5	1.2 **
確率				28.4%		29.2%		19.1%		23.3%	
TV and/or ネット				26.1%		26.2%		21.0%		26.7%	
使わない				41.0%		44.2%		9.8%		5.1%	

	全回答者			潜在クラス1		潜在クラス2		潜在クラス3		潜在クラス4	
	推定値	CI下限	CI上限	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差
Q11投資先の選択①											
切片	-0.25	-0.54	0.01	-13.19	12.00	0.41	0.11 **	9.86	2.17 **		
生産性	0.73	0.50	0.98	0.94	1.38	0.40	0.08 **	1.12	0.30 **		
環境配慮	0.15	-0.06	0.37	2.37	2.40	0.03	0.08	0.27	0.24		
社会貢献	0.47	0.26	0.70	1.05	1.47	0.10	0.08	1.12	0.31 **		
確率				33.9%		22.2%		43.9%			
新聞等 and/or ネット				30.5%		25.8%		43.6%			
使わない				50.0%		2.7%		47.3%			
Q12投資先の選択②											
切片	-0.24	-0.59	0.07	-21.37	27.45	0.11	0.14	5.22	0.95 **		
賃金引上げ率	0.46	0.21	0.72	1.72	3.03	0.33	0.11 **	0.56	0.23 **		
研修費	0.26	0.01	0.52	0.21	2.55	0.17	0.11	0.39	0.22 *		
国内R&D	0.18	-0.06	0.44	5.34	7.37	0.09	0.12	0.26	0.22		
海外R&D	0.22	-0.03	0.48	5.08	6.90	0.12	0.13	0.40	0.23 *		
設備投資	0.13	-0.06	0.33	3.98	5.29	-0.11	0.08	0.32	0.17 *		
安定雇用	0.46	0.26	0.67	0.31	1.99	0.35	0.09 **	0.67	0.18 **		
配当に充当	0.06	-0.14	0.26	0.69	2.68	0.10	0.10	0.05	0.16		
確率				32.2%		17.5%		50.3%			
ネット利用				30.0%		30.4%		53.8%			
使わない				40.4%		6.1%		48.3%			
Q13投資先の選択③											
切片	-0.78	-1.16	-0.45	-7.07	3.03 **	0.14	0.20	6.51	1.49 **		
生産性	0.14	-0.08	0.36	-0.16	0.53	0.13	0.10	0.32	0.25		
企業のバーパス	0.45	0.23	0.68	1.47	0.78 *	0.23	0.10 **	0.71	0.28 **		
従業員のバーパス	0.63	0.41	0.87	1.71	0.88 *	0.22	0.10 **	1.07	0.32 **		
公益性(介護等兼営)	0.20	-0.02	0.42	-0.10	0.56	0.24	0.09 **	0.10	0.24		
業界慣習とらわれず	0.36	0.14	0.59	2.32	1.30 *	0.05	0.11	0.75	0.30 **		
確率				36.7%		19.8%		43.5%			
新聞等 and/or ネット				32.4%		26.3%		41.4%			
使わない				49.8%		5.1%		45.1%			
Q14選挙候補者（政策）の選択											
切片	-3.73	-7.22	-0.86	-9.22	2.07 **	25.35	4.50 **				
国民全体に給付	5.23	3.22	7.64	0.95	1.11	6.70	1.61 **				
低所得者層に給付	3.55	1.58	5.77	1.68	1.06	3.94	1.44 **				
経済成長	2.47	0.94	4.16	1.66	0.89 *	2.68	1.08 **				
安全保障	1.21	-0.27	2.79	0.85	0.86	1.64	1.02				
環境改善	0.09	-1.47	1.59	1.05	0.85	-0.22	0.98				
社会安定	0.57	-0.91	2.10	1.44	0.88	-0.09	1.00				
子育て	2.31	0.01	4.73	-0.26	1.20	3.07	1.65 *				
科学技術	0.66	-1.64	2.99	-1.01	1.24	1.37	1.60				
インフラ	3.55	1.27	6.11	0.06	1.21	5.36	1.73 **				
確率				39.2%		60.8%					
TV・ネット併用				36.1%		63.9%					
使わない				56.3%		43.7%					

注：各問共通で潜在クラス1をナイーブな選択をするグループに設定している。

**は5%水準で有意、*は10%水準で有意。

各問の推定結果下から3行目の「確率」は、個人特性によらず各潜在クラスに属する全回答者共通の確率。最後の2行の確率は、情報収集元の利用状況に応じて各潜在クラスに属する確率を示す。