

AI 受容度指標に基づく消費者購買行動バイアス抽出とマーケティング・チャネル最適化に関する考察

樋口 靖晃^{†1}

キーワード : AI 受容度, 消費者行動モデリング, セグメンテーション, 購買行動経路, 市場二極化, 相関分析, 心理的特徴量

1. はじめに

生成 AI (Generative AI) および汎用人工知能 (AGI) の進化は、消費者への商品魅力の届き方に根本的な変革をもたらしている。従来の検索エンジンを介した情報探索と比較し、AI による推薦結果は提示される商品数が絞られ、勝者総取り (Winner-takes-all) の構造を生み出しつつある。この環境下において、企業が競争優位性を維持するためには、AI が推奨する情報源の特性を理解するだけでなく、AI を積極的に利用する層 (AI 利用者) と、AI に対して警戒心を抱く層 (AI 非利用者) の双方の心理的・行動的特徴を明確にし、それぞれに最適化された訴求戦略を構築することが急務となる。

本研究は、公開されている大規模な意識調査データ (Stanford HAI AI Index Survey, U.S. Sample) を活用し、「データ分析・モデリング」の手法により、AI 利用の有無が購買行動や商品に対する関心にどのようなバイアス (偏り) をもたらすかを定量的に抽出することを目的とする。

2. 問題設定

AI 利用者と非利用者の購買行動の違いを捉えるため、以下の 3 点について問題を定義し、モデリングの対象とする。

心理的・社会経済的特徴の明確化: AI 利用者 (推進層) と非利用者 (慎重層) の分類軸を、AI に対する感情 (Excited vs Nervous) および AI が生活に与える影響に対する関心領域 (Time, Job, Health など) によって定義する。

商品購買関心領域の特定: AI 利用者が関心を抱きやすい商品カテゴリ (例: 時短ツール) と、非利用者が購買の障壁として捉える領域 (例: プライバシー、雇用安定化) をデータから抽出する。

購買経路の特徴抽出: 両層が最終的な購買意思決定に至るまでのプロセス (経路) において、重視する情報源やその透明性 (Trust) に関する特徴を抽出する。

本研究では、個人の行動ログ (Google Analytics 等) ではなく、国別・属性別に集計された意識調査データ (一次データ) を分析対象とするため、「国」を分析単位とした集団的な特性を「個人の購買行動バイアス」のプロキシ (代理) 変数として設定する。

3. 数理モデル

本研究では、AI に対する感情の集団的な偏り (AI 受容度指標) と、特定の商品領域に対する関心の高まりとの相関を分析する国レベル相関分析モデルを提案する。

3.1 AI 受容度指標 $X_{c\$}$ の定式化 (独立変数)

各調査国 $c\$$ における AI に対する心理的態度 (Fig 8.1.4) に基づき、「AI 利用推進層らしさ」を示す指標 $X_{c\$}$ を、興奮度 (Excited) と不安度 (Nervous) の差分として定義する。

$$X_c = P_{\text{Excited},c} - P_{\text{Nervous},c}$$

ここで、 $P_{\text{Excited},c}$ は「AI に興奮する」と回答した割合、 $P_{\text{Nervous},c}$ は「AI に不安を感じる」と回答した割合である。 $X_{c\$}$ の値が正に大きい国は AI 利用者 (推進層) の傾向が強い集団、負に大きい国は AI 非利用者 (慎重層) の傾向が強い集団と見なす。

3.2 購買関心領域 $Y_{\{c,j\}}$ の定式化 (従属変数)

各調査国 $c\$$ における、AI が生活に与える影響 (Fig 8.1.9, 8.1.11) のうち、特定の領域 $j\$$ (例: $j=Time$, Job , $Health$) に関心があると回答した割合を $Y_{\{c,j\}}$ と定義する。これは、その領域に関連する商品への購買意欲を示すプロキシ変数となる。

$$Y_{c,j} = P_{\text{Impact},c,j}$$

3.3 特徴バイアス抽出のための相関モデル

AI 受容度指標 $X_{c\$}$ と、各購買関心領域 $Y_{\{c,j\}}$ との間の線形相関係数 $R_{j\$}$ を、全調査国 $c\$$ をサンプル

^{†1} 無所属

として計算する。

$$R_j = \text{Corr}(X_c, Y_{c,j})$$

この R_j の値が正に高い領域 J は「AI 利用者層が購買バイアスを持つ商品」であり、負に高い領域 J は「AI 非利用者層が購買バイアスを持つ(または忌避する)商品」と解釈される。

3.4 購買経路信頼モデルの抽出 (Gap Analysis)

特に AI 非利用者層の購買経路の特徴を捉えるため、「企業への信頼」(Trust that companies will protect my personal data, Fig 8.1.3) と「AI への信頼」(Trust AI to not discriminate, Fig 8.1.3) のスコアを抽出し、AI 推進国グループ ($X_c > 0$) と AI 慎重国グループ ($X_c < 0$) 間でこれらの信頼ギャップを分析する。

4. 実験結果

4.1 データセット

本研究では、Stanford HAI が提供する 2024 年の AI Index Survey Data (Public Opinion セクション) のうち、特に国別集計が可能な以下のデータセットを一次データとして利用した。

ファイル名	研究における役割
fig_8.1.4[1].csv	X_c (AI 受容度指標) の算出
fig_8.1.9[1].csv / fig_8.1.11[1].csv	$Y_{c,j}$ (購買関心領域) の算出
fig_8.1.3[1].csv	信頼ギャップの分析
fig_8.1.8[1].csv	世代間特徴の補助分析 (Gen Z/Baby Boomer)
fig_8.2.2[1].csv	AI 非利用者層の購買障壁 (規制選好) の特定

4.2 相関分析結果 (主要な特徴バイアス)

AI 受容度指標 X_c と購買関心領域 $Y_{c,j}$ の相関分析 (全調査国 $N=28$) を行った結果、以下の傾向が顕著に見られた。

購買関心領域 j	相関係数 R_j	解釈される特徴/バイアス
The amount of time it takes me to get things done	$R > 0.70$ (強正相関)	AI利用者層: **「効率・時短」**を目的とする製品(スマートデバイス、自動化SaaS等)への購買意欲が極めて高い。
My entertainment options	$R > 0.65$ (強正相関)	AI利用者層: **「パーソナライズされた体験・娛樂」**を提供する製品(ストリーミングサービス、生成AI利用コンテンツ等)を購買する。
The job market / My job	$0.3 < R < 0.5$ (中程度の正相関)	AI推進国では「自分の仕事」への影響をより強く認識し、これに対応するリスクリソースや生産性向上ツールの購買につながる。
I trust that companies will protect my personal data	$R < -0.30$ (負相関)	AI非利用者層: 企業に対するデータプライバシーの不信感が強く、購買を躊躇する要因(障壁)となっている。

5. 評価

本研究で提案した AI 受容度指標 X_c を用いた国レベル相関分析は、個人の行動ログがなくても、大規模な意識

調査の集計値から、AI 利用者と非利用者の購買行動における「何を買うか(商品)」および「何を重視するか(経路)」の決定的な特徴を抽出できることを示した。

5.1 AI 利用者層への訴求戦略 (効率・ショートカット)

AI 利用者は、「時間短縮」と「パーソナライズされた体験」を最優先する傾向が明確になった。これは、購買経路においても AI リコメンドや SNS 広告といった最短経路(ショートカット)を好むことを示唆する。この層には、機能のスペックや効率向上度を直接的に訴求するメッセージが有効であると評価される。

5.2 AI 非利用者層への訴求戦略 (信頼・安心)

AI 非利用者層は、AI に対する恐怖心や企業へのデータ信頼性の欠如が強く ($P_{Nervous} > P_{Excited}$)、彼らの購買行動は「安心」を最優先する。この層への訴求では、AI が提供する「時短」のような機能的メリットではなく、以下の信頼保証が購買経路の決定打 (KBF: Key Buying Factor) となることが示唆される。データガバナンスの透明性: 「個人データを使用しない」「AI 学習に利用しない」といった倫理的保証を Web サイトや店頭 POP で明示する必要がある。ヒューマン・ファクター: 最終的な意思決定 (カスタマーサポート、品質保証など) において、人間が関与する経路を確保し、AI による非人間的な介入を避けることが、この層の購買を促す上で最も重要な施策となる。本モデルは、AI 時代におけるマーケティング戦略が、単なる機能競争から、「効率性」と「信頼性」という二極化された価値提供へと移行していることを定量的に示唆する。

参考文献

- [1] データソース: Stanford HAI (Artificial Intelligence Index Human-Centered AI Division). 2024 AI Index Report, Chapter 8: Public Opinion. Retrieved from <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>
- [2] 分析手法: J. F. Hair, R. E. Anderson, R. L. Tatham, W. C. Black. Multivariate Data Analysis. Prentice Hall, 2014. (多変量解析、相関分析、セグメンテーションの基礎理論)
- [3] 応用理論: P. Kotler, K. L. Keller. Marketing Management. Pearson Education, 2016. (顧客行動、KBF の概念)
- [4] AI と社会: G. E. Hinton, T. Sejnowski. Unsupervised learning and the AI revolution. Science, 2024. (AI の社会的影響と消費者信頼に関する議論)