

マーケティングデータから見る 消費者評価の予測

東京理科大学 経営学部 ビジネスエコノミクス学科 助教 なかざと 仲里 しんじ 慎司

・はじめに

マーケティングデータを扱うデータアナリストにとって、消費者が実際の商品・サービスからどの程度の満足度を得られたかを定量的に把握することは肝要です。満足度を高精度で定量化できれば、商品の生産量の決定や広告戦略の最適化など、生産者側のマーケティング施策の効率化に寄与することは想像しやすいでしょう。また、消費者にとっても、他の利用者が得た満足度を数値情報として入手することができれば、その比較を通じて、自身の購買行動において失敗するリスクを大幅に低減できると考えられます。

現代において、消費者の満足度を可視化した情報として最も身近に利用されるものの1つに、各種通販サイトなどで見られるカスタマーレビューが挙げられます。典型的な満足度定量化のアプローチは、こうしたレビュー等から得られるデータを、アナリストが構築した数理モデルに教師データ（正解のデータ）として与え、入出力の関係性を学習させることです。とりわけ、昨今のAI技術に関連する進展は目覚ましく、その推定精度も現在進行形で着実に向上を遂げております。

しかしながら、これら分析手法を利活用するためには留意すべき点があります。

本稿では、経済学とデータサイエンスの観点から、近年、人間行動のモデリング手法として注目されているバンディット問題について紹介し、自身の研究内容の一部を概説します。

・効用最大化アプローチによるモデリング

経済学の領域においては、人間が抱く満足感という概念を「効用」として定義し、合理的な人々は、商品選択や戦略決定といった多様な選択行動を入力とし、それに対する評価や満足度を出力とする効用関数を内面に有する存在として位置づけられます。ここで注目すべきは、伝統的な経済学において、人々が自己の有する効用関数に従い、獲得する効用の最大化を志向し

て意思決定を行い、行動を選択するという前提にたっている点です。この解釈は直観的ではありますが、人間の意思決定の本質をよく捉えていると思われます。例えば、コンビニで多様な商品群の中から購入する品を選ぶ際、多くの消費者は、より自分が満足する、もしくは満足度が高くなると期待される商品を最終的に手に取るでしょう。

効用最大化をベースとしたフレームワークは、人間行動の数理モデル化の研究においても有用です。なぜなら、効用関数について何らかの関数形を仮定することで、最適化問題への帰着を可能にするからです。実際、これまでの研究で多様な効用関数が提案・検証されてきました。特に著名なのは、ノーベル経済学賞の受賞にも貢献した Daniel Kahneman と Amos Tversky によるプロスペクト理論でしょう。こうした研究成果は、データから人間行動を抽出することを目指すアナリストにとって、行動予測モデルの構築や選択行動のメカニズム解明の基盤として機能します。

しかしながら、この手法によりデータから行動モデルを推定する際には留意すべき点があります。それは、最適化問題に基づくモデリングが「人間の選択は常に最適である」という仮定を前提としていることです。すなわち、行動履歴データを常に効用最大化の結果であると見なして、モデルのパラメータを決定してしまうのです。先ほど挙げた商品選択の例を考えてみましょう。私たちは買い物をする際、果たして常に自身にとって最善の選択をしているのでしょうか？「新商品が出たから試しに買ってみよう」と思ったり、「満足度は多少下がるけれども、節約のために少し安いものを選ぼう」と判断したりすることがあります。このように、私たちの選択は必ずしも短期的な効用を最大化するものとは限りません。しかし、データを用いた典型的なモデルフィッティングでは、こうした最適でない選択も含めたデータセットに対して、目的関数が最大または最小となるようにパラメータを推定します。その結果、推定されたモデルは、実際には最適でない行動も最適なものとして扱っているため、予測精度や正答率が低下することが少なくありません。

この問題への対処法として、比較的シンプルな解決方法が1つ考えられます。それは、数理モデルやその制約条件に、効用以外の評価項目を組み込むことです。先ほどの例では、未知であることを評価する項を採用したり、予算制約を条件式に組み込んだりする方法が挙げられます。また、状況に応じて関数の形式が切り替わるようにモデルを設計することも一案です。

・バンディット問題と探索行動

こうした方向性での効用関数の拡張は、現代の意思決定モデリング研究の中核をなすアプローチへと発展しています。心理学の知見を反映した理論的枠組みの構築、ベイズ推定や深層学習を駆使したデータサイエンス手法の導入、fMRIによる神経科学的エビデンスの獲得や認知コストの定量化などが相互に関連しながら進化を続けており、学際的な研究分野としての性格を強めています。

このような潮流の中、近年、人間の意思決定モデルとして注目を集めているフレームワークがあります。それが強化学習と関連づけられる、バンディット問題です。バンディット問題とは、複数の選択肢の中から「どれを選ぶと一番得をするか」を試行錯誤しながら見極め、最終的に得られる報酬の合計を最大化することを目指す課題です。たとえば、いくつかのスロットマシンが目の前に並んでいる場面を思い浮かべてみてください。最初は、どのマシンからのリターンが最も高いのか分かりません。しかし、あなたは何度もマシンを選んでプレイし、できるだけ多くのコイン（報酬）を獲得したいと考えます。そのたびに、「これまで最も当たりが多かったマシンを繰り返し使うべきか、それとも、まだあまり試していないマシンを新たに試すべきか」と迷うことになるでしょう。

バンディット問題のポイントは、未知の選択肢を試して新たな情報を得る「探索」と、これまでの経験をもとに最も有望な選択肢を選ぶ「活用」をいかにバランスよく行うかにあります。探索ばかりに偏ると、高い報酬が期待できる選択肢を逃してしまい、一方で活用ばかりに偏ると、より良い選択肢を発見する機会を失うリスクが高まります。バンディット問題は、不確実な環境下での意思決定をシンプルにモデル化したものと考えられます。

この考え方は、人間の日常的な購買行動にも当てはめて理解することができます。例えば、初めて訪れた土地で外食をする際、最初はどのレストランが美味し

いかわからないため、さまざまな店を試して情報を集めます。そうして徐々にその土地の飲食店に関する知識が増え、やがてお気に入りの店が見つかるでしょう。「探索」と「活用」のプロセスは、バンディット問題の現実的な応用例の1つと言えます。

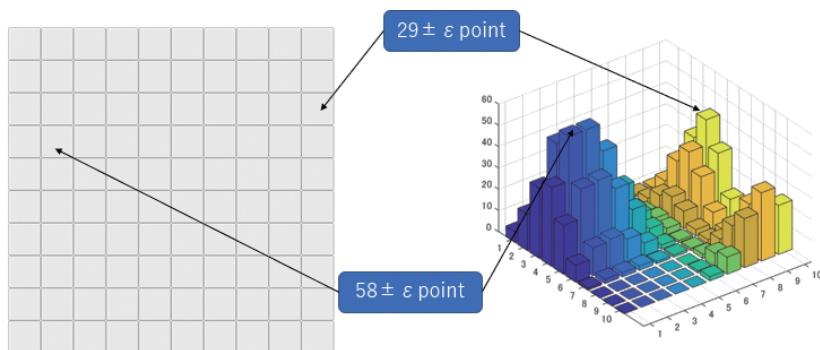
バンディット問題を人間行動に応用する従来の研究は、選択肢数が2〜4個程度の比較的少数な場合に限定されていました。これは現実世界で人が直面する選択肢の数を考えると、大きな制約と言えます。これに対しWu et al. (2018)の研究は、多数の選択肢を持つバンディット問題でも人間の期待形成をモデル化できる可能性を示しました。特に注目すべきは、主要な行動モデルの中で、ガウス過程回帰(GPR)を用いた手法が、最も優れた精度を示すことを報告した点です。

GPRの核心は、似た特徴を持つ選択肢から「類推する」仕組みにあります。このため、たとえ選択肢の属性が高次元で複雑であっても、また観測データが十分に揃っていないなくても、既存の情報から合理的な期待値を推定することが可能です。さらに、GPRではベイズ統計の枠組みに基づいているため、新しいデータが得られるたびに評価値を柔軟に更新できます。これらの性質は、人が実際に未知の選択肢を評価する際に、過去の類似した経験を手がかりに推論し、学習をするという認知的なプロセスをうまく捉えていると言えるでしょう。GPRの成果は機械学習の分野だけでなく、人間の意思決定や学習のメカニズムを理解するうえでも非常に重要な意義を持っています。

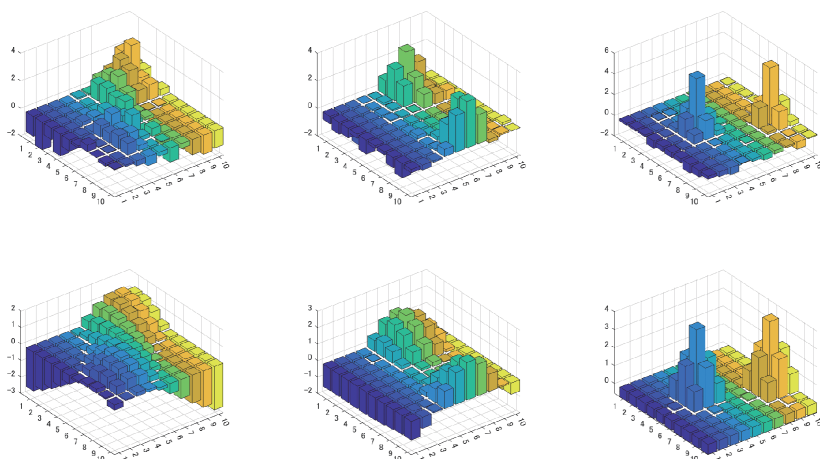
その後の応用研究では、Schulz et al. (2019)がフードデリバリーサービスのデータ分析にWuらの報告したモデルを適用し、同モデルが消費者の購買行動を含む様々な経済活動に使用できる可能性を示しています。

・意思決定モデリングにおけるボトルネック

本稿のテーマは「消費者評価の予測」です。ここまでの文脈から考えると、まず消費者の購買データを収集し、Wuらが提案したモデルなどを用いることで、ある程度の予測が可能だと考えられます。しかし、データアナリストが実際に分析を行う際には、これだけでは十分とは言えません。実は、ここに大きな問題が潜んでいます。それは、消費者の選択行動から得られる「効用」というデータが、データアナリストの視点から見ると、一般的には容易に取得できるものではないということです。



【図1】 10×10 のボタン（選択肢）と各ボタンに設定された報酬分布の一例



【図2】 推定された報酬分布（上段）と真の報酬分布（下段）の比較

最初にカスタマーレビューを満足度の可視化の一例として挙げましたが、現実にはユーザー評価を体系的に収集できるケースは依然として限られています。具体的な状況を想像してみましょう。例えば、レジであなたの前に並んでいた人は、その商品からどれほどの効用を得たのでしょうか。また、同じレストランで食事をしている他のお客様は、その食事体験にどれだけ満足しているのでしょうか。

より精緻な数理モデルの構築に注力しがちですが、人間行動のモデル化における本質的な課題の1つに、人間の心を直接観測することが不可能であるという点が挙げられます。私たちが観測できるのは、精々、有限個の選択肢の中からどの選択肢が選ばれたかという行動履歴のみです。実際、Schulz et al. (2019) の研究では、ユーザーの購買履歴データはあるものの、それらに対するフィードバックがデータセットの中に含まれていなかったために、分析の対象から外さざるを得なかったデータもあります。

消費者の評価や効用を直接観測することは困難ではあるものの、分析にはこれらのデータが不可欠です。こうした状況において、観測可能な行動データから間接的に消費者心理を推定する手法や、より多様なデータソースの活用が重要となっています。これらの課題

を背景に、我々の研究についてご紹介します。

・消費者が抱く効用の推定

我々が報告した直近の研究では、消費者が各選択肢に対して抱く主観的評価値を、選択行動の履歴データから推定する新たな手法を提案いたしました。具体的には、意思決定主体が Wu らによって提唱された行動モデルに従って選択を行うと仮定し、行動履歴から得られる選択確率のオッズ比を用いて評価値の分布を推定した結果、その分布が主体の真の評価値分布に確率的に収束することを示しました。

本手法の最大の意義は、比較的取得が容易な購買履歴データから、逆推論的に消費者の主観的評価を推定し得る点にあります。例えば、選択肢 A が選択肢 B をよりも高い確率で選ばれている場合、A の評価値は B よりも一定程度高いと推察されます。この直観的な考え方を数学的に反映した点こそが本手法の貢献です。

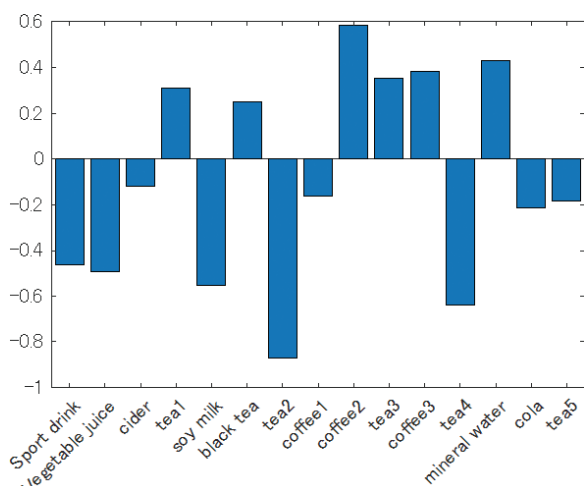
・シミュレーションによる提案手法の検証

提案手法の検証では、未知の評価値分布の再現性を測定するため、人工的な消費者（エージェント）を対象としたシミュレーション実験を設計しました。具体的には、10×10 の計 100 個の選択肢（ボタン）を配置し、各選択肢を選択した際に設定された数値にノイズを加えた報酬を得るバンディット問題を実施しました【図1】。

エージェントはこの環境下で、計 T 回の選択を通じて累積報酬の最大化を目指して行動します。シミュレーションの目的は、Wu らの行動モデルに基づくエージェントの選択履歴から算出した推定値と実際の報酬分布を比較し、提案手法の有効性を定量的に評価することです。

【図2】は、エージェントの選択履歴から推定された報酬分布（上段）と実際に設定された報酬分布（下段）を示しています。

図から確認できますように、提案手法によって推定された報酬分布は、実際の報酬分布を高い精度で再現



【図3】 提案手法で推定された各ブランドの評価値の比較

し得ることが示唆されました。さらに、報酬に加わるノイズの大きさや、報酬分布の滑らかさ／粗さといった環境的要因に加え、エージェント数や意思決定回数など観測可能なデータ量を操作し、多様な条件下で包括的な検証を行いました。その結果、多くの条件下で提案手法は一貫して優れた性能を示し、手法のロバスト性が確認されました。

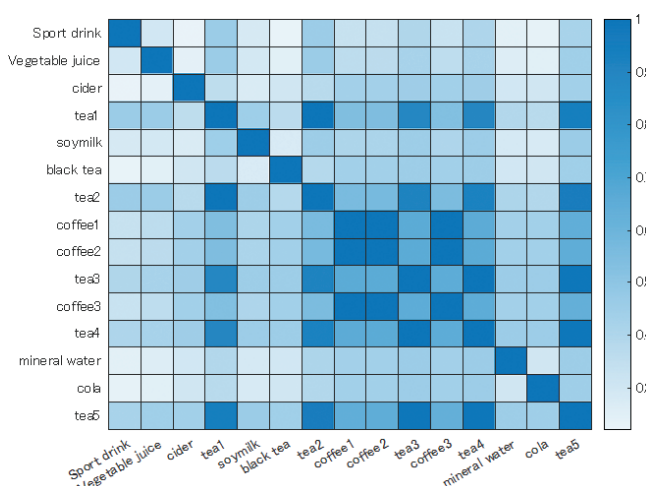
この成果は、現実の購買データのように多様かつ複雑な要因が絡み合い、主観的評価値が観測できない状況であっても、十分な選択履歴データが蓄積されれば、消費者の潜在的評価を比較的高い精度で推定できる可能性を示唆しています。

・マーケティングデータへの応用例

最後にマーケティングデータでの一例として、POS (Point of Sales) データへ提案手法を適用した結果についてご紹介します。

使用したPOS データは700名の消費者が1年間にわたって計15の飲料ブランドの購入履歴を集約したものです。各ブランドは、スポーツドリンクや野菜ジュース、コーヒーなどの9カテゴリーに分類され、さらに価格情報等を含めた10次元からなる属性ベクトルによって定義しています。重要なのは、このPOS データにおいても購入頻度については把握可能ですが、消費者が個々の商品に対して抱いた主観的評価は計測されていないという点です。

【図3】は全消費者の購買履歴を基に推定された、ブランド間の相対的な評価を標準化したグラフであり、市場における各ブランドの評価値として解釈できます。縦軸は推定された評価値を、横軸は各ブランドをそれぞれ表しています。



【図4】 モデル内で計算された各ブランド間の類似性

提案手法を適用した結果、各ブランドにおける消費者の主観的評価を個別に推定可能となっただけでなく、同一カテゴリー内の商品間における評価差異の検出にも成功しました。

加えて、本手法の大きな特徴は、GPRによる類推の機構を包含していることです。これにより、データセットに購入履歴が存在しない新規ブランドであっても、属性ベクトルを適切に定義すれば、類似性に基づく評価値推定が実現します。【図4】では消費者の購買履歴から算出されたブランド間類似性を可視化しており、縦軸と横軸が各ブランドを、色調の濃淡が類似度の高低を表しています。色調が濃い部分ほど両ブランドの類似性が高く、淡い部分は互いの差異が大きいと消費者が認識していることを意味します。

このようにして購買履歴のみから、消費者が無意識下で抱くブランド間の類似性も推定でき、これらの知見を活用すれば、新商品など未知の選択肢に対する需要予測などへの応用も期待されます。

・最後に

本稿では、消費者の評価値予測をテーマに、人間の意思決定モデリングに関する研究の潮流と、我々の研究の一部についてご紹介いたしました。本稿の執筆にあたり、貴重な助言を賜りました同学部の下川哲矢教授に、この場を借りて厚く御礼申し上げます。

【参考文献】

- 1) Wu, Charley M., et al. "Generalization guides human exploration in vast decision spaces." *Nature human behaviour* 2.12 (2018): 915–924.
- 2) Nakazato, Shinji, Bojian Yang, and Tetsuya Shimokawa. "Analyzing human search behavior when subjective returns are unobservable." *Computational Economics* 63.5 (2024): 1921–1947.