

補償型購買意思決定と非補償型購買意思決定

－誰がいつどこで？－

星野 崇宏

名古屋大学 大学院経済学研究科

要旨：マーケティングにおいてこれまで研究されてきたヒューリスティックとしての非補償型意思決定についてレビューする。また、どのようなタイプの消費者がどのような状況でどのようなタイプの非補償型意思決定を行うかを調べるために、複数のコンジョイント測定データに対して潜在クラスのあるコンジョイント分析モデルを適用した結果を報告する。

キーワード：辞書編纂型意思決定、連結型コンジョイント測定、

消費者が複数の製品やサービスから特定のものを選択し購入する購買意思決定はマーケティングにおいてもっとも重要な問題である。特に新製品開発を行う際には、消費者が製品やサービスのどのようなベネフィットを重要視するのか、価格にどう反応するかなどを理解することが必要になる。このような関心を満たすための方法論として、数理心理学のモデルとして Luce & Tukey(1964)によって提案されたコンジョイント測定があり、近年ではマーケティングのみならず政策評価などでも利用されている。

合理的な意思決定者は対象ごとに価値（効用と呼ばれる）を評価し、効用が高い対象を選択すると考えられるが、コンジョイント測定では一般に各対象の効用（全体効用と呼ばれる）を、その対象の持つ様々な便益・属性別の価値（部分効用）の関数であると考えられる。

コンジョイント測定の中でも特によく利用される分解型アプローチでは、人々の選好・選択データを用いて各便益・属性の全体効用への影響度や部分効用を推定し、最適な便益・属性の値の組み合わせを調べることで、消費者にとって最も需要のある製品・サービスを探ることができる。

コンジョイント測定において利用される解析方法は選択データの取得方法によって異なるが、効用のモデルは単純な線形モデルを仮定することが多い。具体的には、第 j 選択肢（製品）の全体効用を U_j とし、属性が p 次元あり、 p 番目の属性がどのような値であるかを表す変数を X_p 、第 j 選択肢の p 番目の属性の値を X_{pj} とし、その部分効用を $v(X_{pj})$ とすると、

$$U_j = \sum_{p=1}^P v(X_{pj})$$

と表現される。属性の値（水準）が離散的であれば、その製品が各水準を満たすかどうかという観点からのダミー変数化を行えば、これは通常の重回帰分析モデル

$$(1) \quad U_j = \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^{K_p} \beta_{pk} Z_{pkj}$$

として表すことができる。ただしここで Z_{pkj} は商品 j が p 番目の属性の第 k 水準を満たすかどうかを表す 2 値変数である。

実際に得られる評定・選択データは(1)完全プロファイル評定型(Full profile rating)の質問法(1 つずつ製品を提示し、好ましさを採点させる)、(2)ペアワイズ評定型(Pairwise rating)の質問法(対比較をさせる。但し通常は強制選択ではなくどちらが好ましいかを 7 件法などで採点させる)、(3)選択型の質問法(複数の製品を提示し、最も好ましいものを選択させる。選択しないという選択肢を設ける場合もある)、(4)ランキング型の質問法(複数のプロファイルに好ましさの順位を付けさせる)などがあり、たとえば選択型の質問法では条件付きロジットモデル

$$\Pr(j \text{ が選択される}) = \frac{\exp \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^{K_p} \beta_{pk} Z_{pkj}}{\sum_{j=1}^J \exp \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^{K_p} \beta_{pk} Z_{pkj}}$$

を利用して係数の推定並びに部分効用の算出ができる。

さて、上記のコンジョイント測定モデルは「消費者が補償型意思決定を行っている」、つまりすべての属性についての評価を行っていることを前提としたモデルである。

ここで、補償型というのは、ある属性での低い評価を別の属性の高い評価が補償することが可能であるという意味であり、補償型でない（＝非補償型である）場合には限界代替率が無限大になってしまい、効用関数を構成することはできないため、非補償型意思決定を行っているということは消費者が合理的な意思決定を行っていないことが示唆される。

複数の実験研究からは、選択肢や属性（およびその水準）の数が増えると補償型意思決定が行われないことが知られており (Jacoby, Speller and Kohn, 1974)、処理すべき情報が多すぎると情報処理容量を超えることによるとされる。

さらに、消費者はすべての購入意思決定を同じ方略で行っているわけではない。具体的には「関与」や「エンゲージメント」と呼ばれるような関心の強さが購入の対象とする製品の 카테고리によって異なっており、関心のある場合には時間と思考のコストをかけて精密な意思決定を行い、関心がない場合にはコストをかけずに意思決定を行うために何らかのヒューリスティクスを利用する可能性が高いことが知られている (Bettman, 1979)。

消費者が行う意思決定のヒューリスティックには様々なものが存在するが、これまでの実証研究からは特に「辞書編纂型(Lexicographic rule)」「連結型(conjunctive rule)」「分離型(disjunctive rule)」などの特定のタイプの決定方式が頻出することが知られている。連結型は各属性に対して一定の充足基準があり、全ての属性で基準をクリアした製品が選ばれるという方式であり、 p 番目の属性への閾値を T_p とすると、

$$Z_{pj} = \begin{cases} 1, & \text{if } v(X_{pj}) \geq T_p \\ 0, & \text{if } v(X_{pj}) < T_p \end{cases}$$

となるインディケータを設けると、 j 番目の製品が選択されるのは

$$\prod_{p=1}^P Z_{pj} = 1$$

となる時である。

一方、分離型モデルでは各属性に対する基準としてある程度高いものを想定して、どれかの基準を満たすならば購入すると考える

$$\min\left(\sum_{p=1}^P Z_{pj}, 1\right) = 1$$

ものである。また、辞書編纂型ルールは属性や水準を重要度順に並べ、製品を重要な属性または水準においてすぐれた順に辞書型に並べるルールであり、様々なバージョンが存在する。たとえば **Lexicographic by features(LBF)** は属性順で並べる通常の辞書編纂ルールである。また除外型規則(**Elimination by aspects, EBA**)では辞書型に並べる際に充足基準を満たさないと除外されるというものである。一方、**Lexicographic by aspects(LBA)** は水準順で並べる場合のものである。具体的にデジタルカメラのブランド選択の場合、考慮すべき属性が価格・画素数・起動時間であるとしよう。この場合に **LBF** では特定の消費者が画素数 (500・800・1000 万画素の 3 水準)・価格 (4 水準)・起動時間 (3 水準) の順に重要であると思っている場合にはこの順で辞書編纂型ルールが適用されるが、**LBA** では画素数が「800 万画素であるかどうか」「1000 万画素であるかどうか」という形で水準を満たすか否かについての重要順に並べる場合も考えることができる。したがって **LBA** は **LBF** や、**LBF** において充足基準を満たすかどうかで除外する **EBA** も包含することができる一般的なルールである(Yee ら 2007)。

辞書編纂型の意思決定のうち、**LBF** については、事前に消費者の属性の重要度が得られている場合には入れ子ロジットモデル(Nested logit model)など階層型モデルとして表現す

ることができることが知られている。但し、このような階層型モデルは属性の重要度が既知の場合にのみ利用できるものであり、そもそも属性の重要度がどのような順序であるかを定める問題は、属性数や水準数が多い場合には組み合わせ爆発によるNP困難(NP-hard)な問題となる(Martignon and Hoffrage, 2002)。従って通常はデータから属性の各水準の部分効用を計算し、その情報から各属性の重要度を計算するという目的には対応できない。

この問題に対して Yee ら(2007)は Greedy algorithm の一種である Greedoid-Languages によって、NP 困難な問題を多項式時間での近似アルゴリズムで置き換えることが可能であることを示し、半数以上の消費者において補償型モデルよりも非補償型モデルの方が（推定に利用していない）Hold-out サンプルでの予測力が高いことが示された。

一方、非補償型モデルは補償型モデルによって十分な精度で近似できることが指摘されてきたが、具体的な条件は知られてこなかった。この問題に対して、Kohli and Jedidi(2007)は、属性の水準が離散的であれば、辞書編纂型的意思決定がパラメータについて制約を有する線形モデル（式（1））によって表現することができることを示した。具体的には、式（1）において重要な属性が降順に並んでいるとする。このときには

$$\sum_{k=1}^{K_q} \beta_{qk} > \sum_{p=q+1}^P \sum_{k=1}^{K_p} \beta_{pk}$$

といった制約があれば、辞書編纂型的意思決定が成立することになる。

特に LBA の時には、重要な水準順にならべかえて

$$\beta_m > \sum_{l=m+1}^L \beta_l \quad \text{但し } L = \sum_{p=1}^P K_p \text{ は総水準数}$$

の制約があれば辞書編纂型的意思決定であるといえる。上記の議論は属性の順序が既知の場合の話であるが、補償型モデルを用いて推定を行い、係数が上記の基準を満たすようであれば、辞書編纂型的意思決定が行われていることが示唆できるといえる。

本研究ではこれらの知見を踏まえ、複数のコンジョイント測定データに対して補償型および非補償型モデルを適用した。結果の詳細は学会発表時に報告する。

参考文献

- Bettman, J.R. (1979). *An Information Processing Theory of Consumer Choice*, Addison-Wesley, Reading, MA.
- Jacoby, J., D.E. Speller, and C.A. Kohn. (1974). Brand Choice Behavior as a Function of Information Load. *Journal of Marketing Research*, 11, 63-69.
- Kohli, R., and Jedidi, K. (2007). Representation and Inference of Lexicographic

- Preference Models and Their Variants. *Marketing Science*, **26**, 380-399.
- Luce, R.D. & Tukey, J.W. (1964). Simultaneous Conjoint Measurement: A New Scale Type of Fundamental Measurement. *Journal of Mathematical Psychology*, **1**, 1-27.
- Martignon, L., and Hoffrage, U. (2002). Fast, Frugal and Fit: Simple Heuristics for Paired Comparisons. *Theory Decision*, **52**, 29-71.
- Yee, M., Dahan, E.D., Hauser, J.R., and Orlin, J. (2007). Greedoid-Based Noncompensatory Inference. *Marketing Science*, **26**, 532-549.