原著論文

完全プロフィール型コンジョイント分析の効果的活用

－ 最小プロフィールカードと不完全順位回答の試用 －

池本 浩幸*, 山岡 俊樹**

* (株)東芝 デザインセンター, ** 和歌山大学 システム工学部

A Study on the Effective Usage of Full-profile Conjoint Analysis

－ An Approach Using Minimum Profile Cards and Incomplete Rank Ordered Data －

Hiroyuki IKEMOTO* and Toshiki YAMAOKA**

* Design Center, TOSHIBA Corporation, 1-1-1 Shibaura, Minato-ku, Tokyo 105-8001, Japan

** Faculty of Systems Engineering, Wakayama University, 930 sakaedani, Wakayama-shi, Wakayama 640-8510, Japan

Abstract : Full-profile conjoint analysis is widely used method to examine consumers' preference in the development of consumer products. As the number of attributes and attribute levels increase, the number of profile cards grows exponentially and the full-profile conjoint analysis becomes more difficult to apply. This paper describes a method of full-profile conjoint analysis to minimize profile cards and to accept incomplete rank ordered data for the design development. To illustrate how the proposed method can be effective, an experimental survey was conducted for the evaluation of the method. The effectiveness of the method was confirmed by the results of the experimental survey, and it was found that the method improve the performance of full-profile conjoint analysis for industrial design and product development.

Keywords : Conjoint analysis, Full-profile approach, Industrial design, Incomplete rank ordered data

1. は じ め に

コンジョイント分析とは、顧客に好まれる商品コンセプトは何かを探索するために、商品全体の好き嫌いの程度をたずねることにより、その商品を構成する個別の要因ごとの効用を推定する調査・分析手法である [1-4]。計量心理学と統計学の分野で1960年代に開発され [5]、70年代以降はマーケティング調査の分野に応用されて発展し [6, 7]、現在では環境経済学や教育福祉分野など幅広い分野に応用されており [8, 9]、数多くの発展手法が存在する [10, 11]。

コンジョイント分析では、商品の価値を決定する要因を「属性」、属性の条件を具体的に示した内容を「水準」と呼び、各属性から1つの水準を選んで組み合わせた商品コンセプトをプロフィールカードとして回答者に提示する。機能、性能、価格など、水準が明確で定量的に扱うことのできる属性を対象とした調査にコンジョイント分析が多用されていることは周知の事実だが、感覚的な要素が強いと思われてきたデザインの定量評価や経済効果の調査でも、コンジョイント分析が利用されている [12, 13]。

定量化が難しいとされるデザインのような属性の効用を推定できるのは、コンジョイント分析が商品全体の効用から各仕様の効用を分解的に推定するからであり、各属性の重要度と各水準の好ましさを消費者に尋ね、属性の重要度と水準の好ましさの積和から合成的に商品全体の価値を推定する従来

型の方法（期待価値モデル）とは異なるからである [1]。属性や水準の魅力を直接問う自己申告型の調査手法は回答者の建前的な意見しか得られないという問題があり、コンジョイント分析はその欠点を解消し、回答者の本音を引き出すために考案された行動分析型の調査手法である [4]。

近年、消費者が商品選択においてデザインを重視する傾向が強まり、企業もデザインを重要な経営資源として活かそうとしている現状においては [14-16]、商品開発のためのマーケティング調査において、コンジョイント分析を用いてデザインの効用を測定する必要性がますます高まると思われる。しかし、コンジョイント分析を利用する現場では、プロフィールカードの数が多くなることにより回答者の負担が増えて回答精度が落ちることを回避するため、過度に属性や水準を絞り込まなければならない状況にしばしば直面する。

本論文では、消費者向け電気製品（家電、映像・情報・通信機器など）の開発で、デザインの受容性や方向性を探索するために行うコンジョイント分析に焦点を当て、目的に応じた分析精度を維持しつつ、回答者の負担を軽減しながら、より多くの属性・水準を調査で扱えるようにするための方法を提案し、その効果を実験により検証する。

2. デザイン開発のためのコンジョイント分析

2.1 コンジョイント分析

コンジョイント分析は大別して、伝統的（traditional）コ

ンジョイント分析, 選択型 (choice based) コンジョイント分析, 適応型 (adaptive) コンジョイント分析に分類される [17, 18].

伝統的コンジョイント分析では, 全ての属性の全水準を組み合わせるとプロフィールカードの数が多くなるため, 属性間に交互作用が無いことを前提に, 直交計画法を用いて, プロファイルカードの数が少なく, バランスの良い水準の組み合わせを決定する. このプロフィールカードを回答者に提示して, 選好順位や評定値を回答させ, 回帰分析 (最小二乗法) により各水準が選好に与える効用をパラメータ推定する. 各水準の効用を部分効用値と呼ぶ. また, 選好判断における属性の影響度を寄与率と呼び, 全ての属性における推定部分効用値の分散の合計を 100% としたときの, 各属性の推定部分効用値の分散の割合として求められる (各属性の推定部分効用値の最大値と最小値のレンジ幅の比率を指すこともある). 寄与率は, 商品価値を左右する個々の属性の重視度を表す. 分析結果から最適なコンセプトを判断する際は, 寄与率の大きな属性から順に着目し, 当該属性の中で部分効用値が最も大きい水準を最適とする. 各属性の中で最大の部分効用値を持つ水準を全て組み合わせたコンセプトを最適コンセプトと呼び, その商品の価値を最大限に高める企画となる.

伝統的コンジョイント分析は調査方法 (質問形式) の違いから, 完全プロフィール型と一対比較型に分類できる [8, 19].

完全プロフィール型は, 全てのプロフィールカードを提示し, 選好の順位や評定値を回答させて分析を行う. 回答者個別の分析が可能で, 個人の推定部分効用値などを利用して回答者を分類できる. しかし, 全属性を含む完全なプロフィールカードを用いるため, 属性や水準が増えるとカード枚数も増え, 回答者の負担が増加することによって, 調査効率や分析精度が低下するという問題がある. また, 完全プロフィール型の調査では, 一般に, 提示された全てのカードに選好順位を回答することが求められるが, 回答者が下位のカードに全く価値を感じない場合, それらに順位付けを強いることは, 回答者の負担を高め, データの精度低下を招く [20].

一対比較型は, 二つのプロフィールカードを提示して, どちらがどのくらい好ましいかの程度を回答させて分析を行うもので, 回答者個別の分析も可能である. 一対比較の質問では, 比較する2つのカードで異なる属性だけを示せば良く, 属性を多く扱える可能性があるが, 一対比較による質問は設問量が多くなること, 属性数が多い場合は重要な属性が過小評価される恐れがあること, 商品の一部の属性のみが異なる2つの商品から選ぶという形式が現実的でない, などの問題が指摘されている.

選択型コンジョイント分析は, 複数のプロフィールカードを同時に提示するが, 最も魅力のあるコンセプトを1つ選択するか, どれも選択しないことによって選好を回答させる手法である. 回答者個別の分析はできず, 条件付きロジットモデルや順序プロビットモデルによる解析 (最尤法) により, 回答者グループ単位の分析を行う [8, 21-24]. 複数の商品の中から一番好ましいものを1つ選ぶ調査方法は実際の消費

行動に近く, 魅力の無い商品を見捨てるため回答者の負担が少ない利点があるが, 回答者個別の分析ができない欠点がある.

適応型コンジョイント分析は, 回答者に属性と水準の魅力了自己申告させた後, 魅力が高いと申告された属性や水準に関してだけ枚数の少ないコンジョイント分析を行う手法である [25]. 回答内容に応じて個人ごとに設問が変わっていくため, 専用のソフトウェアが必要となる [26]. 属性数が30以上でも分析できる利点があるが, 属性や水準の魅力を直接問う自己申告型の調査を併用していることが欠点である.

コンジョイント分析の利用で最も注意しなければならないことは, 回答者の負担軽減である. あまりにも多くのプロフィールカードを提示することや, 回数が多い一対比較を繰り返させると, 回答に時間が掛かるだけでなく, 回答の合理性, 一貫性, 再現性を失い, データの質が低下して分析精度が落ちる [27, 28]. それを回避するため, カード枚数は20~30枚以内にすると [1], 属性の数を6以内 (2水準の属性だけでも10以内) にすると [2, 29], 属性数によって手法を選択する [17, 30], などの推奨事項が示されている.

2.2 デザイン開発で活用するための要件

コンジョイント分析において, 機能や価格などと並んでデザインを属性の一つとし, デザイン候補をその水準とすれば, デザインを含む商品コンセプトの効用を分析できる. 水準とする具体的なデザインには, 調査の目的や開発段階の違いにより, スケッチやレンダリングのような図や, 実際の製品やモックアップの実物や写真, などを用いる. 図や写真を利用する場合の実査はWebアンケート調査も可能であるが, 実製品やモックアップを使用する場合は会場調査が前提となる. これまでの経験から, デザインを対象に含むコンジョイント分析では, 前述の一般的なコンジョイント分析の諸注意に加え, 特に次の要件を満たす必要がある.

- 1) 実際の購買行動と同等のトレードオフが働くこと
デザインは記憶させておくことが難しいため, 店頭や通信販売のWebサイトのように, 全候補のデザインが一覧でき, いつでも比較できる状態で回答させること.
- 2) 個人ごとの選好を分析でき消費者を群分けできること
デザインに対する好みや価値観は多様であることが多く, 平均値で結果を見るのは危険である. ターゲットとする消費者像を見いだすために個人の効用値を分析できること.
- 3) デザインだけでなく製品全体の価値を評価させること
デザインだけの評価は感覚的な自己申告の分析に陥る恐れがある. デザインは製品の新しい価値や使用シーンを可視化したものであり, その意図が伝わるよう製品全体の評価から分解的にデザインの効用を分析すること.

以上の要件から, 消費者向け電気製品の開発でデザインを属性に含むコンジョイント分析を行う際は, 完全プロフィール型の伝統的コンジョイント分析を用いるのが良いと言える.

完全プロフィール型では、プロフィールカードの枚数が増えすぎないように属性や水準の数に配慮しなければならないが、消費者に訴求するために最適化したい機能や性能などの属性はたくさんあり、開発者の希望通りの属性と水準から直交計画を用いてプロフィールカードを作ると、回答が困難に思えるほどの枚数のカードとなる。かくして、実際にコンジョイント分析を利用する現場では、カード枚数が現実的な調査に耐えられる枚数以内に収まることを優先して、属性や水準を我慢して絞り込んでいるのが実情である。

そこで、回答者の負担を過度に気にすることなく属性や水準を少しでも多く盛り込めるよう、プロフィールカードを最小枚数にする方法を検討する。また、プロフィールカードの枚数が多い場合でも、魅力のある上位のカードだけに順位を回答するだけで良ければ回答者の負担は減る。上位の順位回答から全順位を回答したのと同様の分析結果を得るための方法についても検討する。

3. カード枚数を最小化する方法

コンジョイント分析のプロフィールカードを最小枚数にする方法を検討する。コンジョイント分析における部分効用値の推定は、 $\mathbf{Z} = \mathbf{DB} + \mathbf{e}$ を最小二乗法によって解くことによって得られる。 $\mathbf{Z}$ はカードに対する回答者の選好を示す選好ベクトルであり、サイズはカード数である。 $\mathbf{D}$ はデザイン行列と呼ばれ、カードに採用された水準の有無を示すダミー行列で、カード数 $\times$ 総水準数のサイズを持ち、行列の要素 d_{cjk} は、カード c の属性 j が水準 k に該当するとき1、そうでないとき0となる。 $\mathbf{B}$ は各水準の部分効用値を示す部分効用ベクトルであり、サイズは総水準数である。 $\mathbf{e}$ は誤差ベクトルである。

解法は重回帰分析と同じだが、コンジョイント分析の場合は、デザイン行列 $\mathbf{D}$ において $\sum_k (d_{cjk}) = 1$ が成立するため、カードの最小枚数は、総水準数-属性数+1となる [31, 32]。

また、この処理では、行列の退化（ $\mathbf{D}$ の列ベクトルが線型独立でなくなること）によって多重共線性が発生する場合がある。ゆえに、カード枚数を最小にする場合においても、デザイン行列のランクが、|総水準数-属性数|よりランク落ちしないことに配慮しなければならない [31]。

続いて、カードに出現する水準組み合わせの均等化について考察する。統計数理上は、任意に2つの属性を選んだとき、その2つの属性のすべての水準の組み合わせが均等に出現するようなカードの集合（ここでは強さ2の直交計画と呼ぶ）が最良であり、部分効用値の推定精度を最大にできるが [33, 34]、カードは相当な枚数となる。例えば、2水準からなる属性が3件と3水準からなる属性が2件で構成される5属性2～3混合水準のカード生成の場合、全ての水準を組み合わせた完全計画ではカード枚数は72枚、強さ2の直交計画では36枚となり、強さ1の直交計画（各属性において各水準が均等に出現するようなカードの集合）では6枚でよいが、分析するために最低限必要となる最小カード枚数は8枚である。

カード枚数の少なさと組み合わせる水準の偏りの少なさを

図1 カード枚数最小化アルゴリズム

両立させることは難しいが、カード枚数の増大によって回答者の負担が増加し、回答の一貫性や再現性を損なうことで発生する信頼性の低下と、提示する商品コンセプトの偏りによって発生する分析誤差を総合的に最小にできればよい。

コンジョイント分析は、属性間に交互作用が無いことを前提としてカードに水準を割り付ける。属性や水準を検討する際に、この点に十分な注意を払っているという前提に立てば、属性間の直交性ではなく、直交性よりやや弱い統計的独立性 [35] を確保するという方針の下で、強さ2の直交計画からの乖離を最小にすることで、この問題に対処できるものと考えられる。具体的には、次のような最適化問題を解くことにより、最小カード枚数で近似的に強さ2の直交計画を求める。

目的関数: $f = \text{Cond}(\mathbf{D}) \rightarrow \text{最小}$

制約条件: 属性間の統計的独立性を保つ

$\text{Cond}(\mathbf{D})$ は、デザイン行列 $\mathbf{D}$ の条件数であり、

$\text{Cond}(\mathbf{D}) = \mathbf{D}$ の最大特異値/ $\mathbf{D}$ の最小特異値

と定義される。この値が小さいほど良い計画であることを表す [36]。処理の流れを図1に示し、以下に説明する。属性数を n 、各属性の水準数を L_j ($j = 1 \sim n$) とすると、総水準数は $L = \sum_{j=1}^n L_j$ となり、最小カード枚数は $K = L - n + 1$ となる。

① 初期設定

直交配列 A (サイズ $K \times n$) に、ほぼ強さ1の直交計画になるような初期値を設定する。 $A = [a_{ij}^1]$ と表すことにすると、 $i = 1 \sim K$, $j = 1 \sim n$, a_{ij}^1 は1以上 L_j 以下の整数である。デザイン行列 $\mathbf{D}$ (サイズ $K \times K$) には A のダミー変数表現を設定する。また、目的関数 f の初期

値として ∞ （充分大きな値）を設定する。

② 更新箇所の探索

Aから nC_2 とおりの2列を走査して更新箇所を発見する。更新箇所は次の条件を満たす水準組合せの出現度数が最も不均等な場所である。

- i 列と k 列の水準組合せにおいて (a_j^i, a_k^i) の出現度数が最も多く、 (a_j^r, a_k^r) の出現度数が最も少ない
- (a_j^i, a_k^i) と等しい水準組合せ (a_j^r, a_k^r) において、仮に (a_j^r, a_k^r) を (a_j^i, a_k^i) で置き換えたとしても、属性間の統計的独立性は保たれ、目的関数値が真に減少する。

このときの位置 (a_j^r, a_k^r) が更新箇所であり、水準 (a_j^i, a_k^i) が更新値である。

③ 更新または終了

更新箇所が存在する場合は、最頻の水準組合せ (a_j^r, a_k^r) を最小頻度の水準組合せ (a_j^i, a_k^i) に書き換え、それにあわせてDを更新し、目的関数 $f = \text{Cond}(\mathbf{D})$ を更新して②に戻る。更新箇所が存在しない場合は、これ以上改善はできないので最適化処理を終了する。

4. 提案手法の有効性の検証

前述のカード枚数を最小化する方法によるコンジョイント分析が有効であることを確認するために、実際の消費者を対象にデジタルカメラの仮想の商品企画を題材としたコンジョイント分析の実験を行った。

4.1 有効性を検証するための実験

実験は2004年秋に行った。実験で扱う商品企画は手法の有効性を確認するための仮想のものであるが、デジタルカメラの市場動向に基づき[37]、トレードオフが働くような属性と水準を決定した。調査に用いた属性と水準を表1に示す。調査に供するデザインは4タイプで人気機種（当時）を参考にしながら、方向性の異なるデザインを独自に制作した。

4.2 プロファイルカードの設計

プロファイルカードを、直交計画によって作成した調査と、枚数最小化アルゴリズムによって作成した調査をそれぞれ準備した。通常直交計画によるカードは、SPSS Conjoint 11.5のORTHOPLANプロシージャを用い、表1に示す属性と水準を入力し、ホールアウトカードやシミュレーションカードを指定しないで出力されるカード16枚とした。このカードセットを表2(a)に示す。これとは別に前章で述べたアルゴリズムによってカード枚数を最小にしたところ、表2(b)に示すようにカード枚数は10枚となり、直交計画によるカードより6枚少ないカードセットとなった。

4.3 調査方法

回答者は、事前のスクリーニング調査で、デジタルカメラの購入意向があり、購入する際は自身で購入製品を決定する

表1 デジタルカメラの属性と水準

属 性	水 準	
画素数	300万画素	
	500万画素	
光学ズーム	3倍ズーム	
	8倍ズーム	
メモリーカード	SDカード	
	メモリースティック	
	コンパクトフラッシュ	
	xDピクチャーカード	
電池	リチウムイオン専用充電電池	
	単3型充電電池（乾電池OK）	
デザイン	G	L
	J	W

と回答した国内消費者1600名で、調査はWebアンケートで実施した。調査項目は、居住地や性別、年代などのデモグラフィック設問、各プロファイルカードに対する選好順位と購入意向とを問うコンジョイント分析用設問、そして、デジタルカメラのデザインに関する意見を問うデザイン設問からなる。

コンジョイント分析用設問では、プロファイルカードを、通常直交計画によって作成した16枚のプロファイルカードを用いた設問と、最小化アルゴリズムによって作成した最小枚数10枚のプロファイルカードを用いた設問、の二種類の設問形式を用意し、その他の設問は同じでコンジョイント分析用設問だけが異なる2つの調査に対し、1600名の回答者をそれぞれ無作為に800名ずつ割り当てて、調査を行った。

コンジョイント分析用設問で消費者に提示したプロファイルカードの例を図2に示す。デザインの方向性を他の重要な商品属性とともに調査することを念頭に置いているため、デザインはイラストではなく細部まで表現したスケッチを用い、カードの下部には上から見たときのシルエットを表示し、デザインの厚みが分かるようにした。また、デザイン以外の属性は、店頭で見られるような分かりやすいシンボル表現を用い、店頭で商品を見比べているのと同様の提示方法とした。Webアンケートの調査画面の表示において、標準的なブラウザの設定では、ディスプレイの解像度にもよるが、直交計画による16枚のプロファイルカードは、全てを閲覧し回答するために2～4回のスクロール操作が必要となった。一方、最小枚数10枚のプロファイルカードは、閲覧と回答のために0～2回のスクロール操作が必要であった。

4.4 調査結果

調査で得られた総回答1600件に対し、カードの選好順位

表2 コンジョイント分析に用いるプロフィールカード

(a) SPSSによる直交計画（16枚、ホールアウトを含まず）

番号	画素数	光学ズーム	メモリーカード	電池	デザイン
1	500万	8倍	コンパクトフラッシュ	リチウムイオン専用充電電池	L
2	300万	8倍	xDピクチャーカード	単3型充電電池（乾電池OK）	G
3	300万	3倍	コンパクトフラッシュ	単3型充電電池（乾電池OK）	W
4	300万	8倍	コンパクトフラッシュ	リチウムイオン専用充電電池	J
5	500万	3倍	xDピクチャーカード	リチウムイオン専用充電電池	J
6	500万	8倍	SDカード	単3型充電電池（乾電池OK）	J
7	500万	3倍	コンパクトフラッシュ	単3型充電電池（乾電池OK）	G
8	300万	8倍	SDカード	単3型充電電池（乾電池OK）	L
9	500万	8倍	メモリースティック	リチウムイオン専用充電電池	G
10	500万	8倍	xDピクチャーカード	単3型充電電池（乾電池OK）	W
11	300万	3倍	メモリースティック	単3型充電電池（乾電池OK）	J
12	300万	3倍	SDカード	リチウムイオン専用充電電池	G
13	300万	3倍	xDピクチャーカード	リチウムイオン専用充電電池	L
14	500万	3倍	SDカード	リチウムイオン専用充電電池	W
15	500万	3倍	メモリースティック	単3型充電電池（乾電池OK）	L
16	300万	8倍	メモリースティック	リチウムイオン専用充電電池	W

(b) カード枚数最小化アルゴリズムによる計画（10枚）

番号	画素数	光学ズーム	メモリーカード	電池	デザイン
1	300万	3倍	メモリースティック	単3型充電電池（乾電池OK）	J
2	300万	3倍	SDカード	リチウムイオン専用充電電池	G
3	500万	8倍	SDカード	リチウムイオン専用充電電池	L
4	500万	8倍	SDカード	単3型充電電池（乾電池OK）	W
5	300万	8倍	メモリースティック	リチウムイオン専用充電電池	J
6	500万	3倍	メモリースティック	リチウムイオン専用充電電池	L
7	500万	3倍	コンパクトフラッシュ	単3型充電電池（乾電池OK）	G
8	300万	8倍	コンパクトフラッシュ	単3型充電電池（乾電池OK）	L
9	500万	8倍	xDピクチャーカード	単3型充電電池（乾電池OK）	G
10	300万	3倍	xDピクチャーカード	リチウムイオン専用充電電池	W

図2 調査で提示したプロフィールカードの例

に抜けや重複が無い回答を有効回答とし、それ以外を無効回答とした。有効回答数（率）は1386件（86.6%）で、各調査における有効回答数（率）の内訳は、次の通りであった。

(1) 直交計画（カード16枚）

表3 コンジョイント分析による推定結果の比較

		部分効用値		寄与率	
属性	水準	直交 16枚	最小 10枚	直交 16枚	最小 10枚
画素数	300万	-1.203	-1.030	59.64	58.03
	500万	1.203	1.030		
光学ズーム	3倍	-0.890	-0.784	32.64	33.61
	8倍	0.890	0.784		
メモリー カード	SD	0.465	0.443	4.72	5.03
	MS	0.038	0.035		
	CF	-0.012	-0.070		
	xD	-0.490	-0.407		
電池	Li-ion	-0.036	0.015	0.05	0.01
	単3型	0.036	-0.015		
デザイン	G	-0.069	-0.070	2.94	3.32
	J	-0.030	-0.067		
	L	0.420	0.403		
	W	-0.321	-0.266		
部分効用値の定数項		8.500	5.419		

N=609 N=777

図3 コンジョイント分析による推定結果の比較

有効回答数609件（76.1%）〔総回答数800件〕

(2) 最小枚数（カード10枚）

有効回答数777件（97.1%）〔総回答数800件〕

この調査全体における、カード順位の抜けや重複による誤答の割合は13.4%であった。

各調査における平均回答時間は次の通りである。

(1) 直交計画（カード16枚）〔有効回答609件〕

平均回答時間17.96分（SD = 9.76, SE = 0.40）

(2) 最小枚数（カード10枚）〔有効回答777件〕

平均回答時間16.05分（SD = 9.26, SE = 0.33）

2つの調査の設問の違いは、コンジョイント分析のプロファイルカードの枚数が異なるだけで、他の設問は全く同一の内容であった。上記の平均回答時間は、コンジョイント分析以

外の設問を含む調査全体に対する回答時間であるが、最小枚数（10枚）の調査と、直交計画（16枚）の調査では平均回答時間が異なり、その差は1分27秒であった。2つの調査の回答時間をT検定（ $F(1384) = 1.946$, $t(1384) = -2.845$, $p = 0.005$ ）にて検定したところ、有意水準1%で回答時間に有意差があることが分かった。最小枚数（10枚）の調査データと直交計画（16枚）の調査データに対し、それぞれコンジョイント分析を行って回答者ごとの部分効用値を推定し寄与率を計算した。回答者全員の平均部分効用値と平均寄与率を表3に、両調査の平均部分効用値を比較するグラフを図3に、それぞれ示す。

最小枚数（10枚）の調査、および、直交計画（16枚）の調査が、カード枚数の違いによって分析結果に差がないことを判定するには、各調査でホールドアウトカードによる検証を行い、それぞれの分析結果が正しいことを示せばよい。ホールドアウトカードとは、他のカードと同様に調査で回答を得るが、それを部分効用値の推定には用いないでおり、ホールドアウトカードの推定効用値と実際に回答された効用値の一致度から推定結果の信頼性を調べるために用いられるものである[1]。しかし、プロファイルカードの枚数を最小化する今回の実験においては、ホールドアウトカードを設定することがカード枚数の増加となって結果に影響を及ぼすため、2つの調査で推定された部分効用値に統計的な有意差が無いことを示すことによって、最小枚数の調査でも直交計画と同等の調査結果が得られることを立証する。その前提として、無作為に分けた二群の回答者が同質であること示す必要があるが、それぞれの調査において選好態度に関する複数の同一の質問をし、それらの回答に有意差が無いことを以て二群の回答者を同じ母集団からのサンプルと判断した。

2つの調査で推定された部分効用値を多変量検定（SPSS）により検定したところ、もっとも検定力の強いとされるWilksのラムダ（Wilks' λ ）で有意な差が無い（ $F(9) = 1.607$, $P = 0.108$ ）ことが分かった。尚、この多変量検定において、Wilks' λ 以外の統計量である、Pillaiのトレース、Hotellingのトレース、Royの最大根、のいずれにおいても有意な差は検出されなかった。このため、カード枚数が異なる2つの調査の結果において、それぞれ推定された部分効用値には差が無いと言える。

この結果から、少なくとも今回の実験においては、カード枚数を最小にするアルゴリズムによって作成したプロファイルカードを用いたコンジョイント分析は、直交計画で作成したプロファイルカードを用いた調査と同等の推定結果を出すことができると言える。また、無作為抽出した2つの回答者群の回答態度に差がないとすれば、2つの調査の差は純粋にカード枚数だけにあるため、誤答率の差はカード枚数に起因するものと言える。16枚のカードセットの誤答率が23.9%であるのに対し、10枚のセットの誤答率は2.9%にとどまっており、カード枚数を少なくすることで回答者の負担を軽減できることを示している。

5. 不完全な順位回答を用いたコンジョイント分析の検討

5.1 部分順位回答を用いた部分効用値推定アルゴリズム

順位が不完全な回答を許す手法として、選択型コンジョイント[8, 21, 22, 24]やLOGMAP（LOGit approach to Multi attribute Analysis for Positioning）[38]などがある。選択型コンジョイントの解法は完全プロファイル型では利用できない。LOGMAPは優れた方法であるが、理論が難しく複雑な統計分析と、推定計算を収束させるための特別の配慮が必要であり、実務者が使いこなすのは容易ではない。そこで、最小二乗法を用いる通常のコンジョイント分析を拡張・発展させることでこの問題を解決する。

コンジョイント分析では、一般に、推定時の誤差項に系列相関と不均一分散がないことを想定し、通常の線形最小二乗法による推定を行うことが多い。部分順位によるコンジョイント分析を行うには、全順位の回答があった場合と同等の分析結果が得られるように未回答順位を扱い、未回答順位があることを前提とした推定を行う必要がある[39, 40]。

一般に、商品の選好の程度を順位で答えてもらう場合、選好順位が下位の商品の選好の分散は上位の分散よりも大幅に大きくなると考えられる[38]。そこで、推定精度を向上させるため、未回答順位の分散は順位回答のあった分散とは異なるもの、すなわち、推定時の誤差項に不均一分散があることを想定し、通常の線形最小二乗法ではなく一般化最小二乗法を用いて推定を行うことにする。線形最小二乗法は、誤差項の分散を均一として推定を行うため、推定された部分効用値が最小分散線形不偏推定量（BLUE: Best Linear Unbiased Estimator）にならないという問題をもたらす[40]。

M: 回答者数, L: 総水準数, n: 属性数

K: プロファイルカード枚数 ($L - n + 1$)

$N = K \times M$: カード枚数 $\times$ 回答者数

とすると、一般化最小二乗法によるパラメータ推定は、一般化回帰モデル

$$\mathbf{Y} = \mathbf{Ga} + \mathbf{e} \quad (1)$$

$$\mathbf{E}(\mathbf{e}) = \mathbf{0}_N, V(\mathbf{e}) = \sigma^2 \mathbf{W}^{-1}$$

によって部分効用ベクトル $\mathbf{a}$ の推定を行う。 $\mathbf{Y}$ は回答者から得られた効用ベクトル（ N 次列ベクトル）であり、その要素 y_i は回答者 i が答えた効用ベクトル（ K 次列ベクトル）である。 $\mathbf{G}$ はデザイン行列（ $N \times K$ 行列）で、要素は N 個のデザイン行列 $\mathbf{D}$ （ $K \times K$ 行列）からなり、行列 $\mathbf{D}$ のランクは K である。 $\mathbf{a}$ は部分効用ベクトル（ K 次列ベクトル）、 $\mathbf{e}$ は誤差ベクトル（ N 次列ベクトル）である。 $\mathbf{W}$ は下記の重み行列（ $N \times N$ 行列）であり、対角要素の W_{ii} は回答 y_{ii} の重みと考え、 y_{ii} が実際の回答のときは1、未回答順位のときは1以下の正の値とする。

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} W_1 & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & W_i & \\ 0 & & & \ddots \\ & & & & W_m \end{bmatrix} : \text{重み行列 (} N \times N \text{ 行列)},$$

$$W_i = \text{diag} [W_{i1}, \dots, W_{ir}, \dots, W_{ik}] : (K \times K \text{ 行列})$$

$V(\mathbf{e}) = \sigma^2 \mathbf{W}^{-1}$ は対角行列であるので、誤差に系列相関は無いが分散が不均一であることを想定している。(1)式の展開は省略するが、ガウス・マルコフの定理の前提条件を満たしており[40]、次式の一般化最小二乗推定量(GLSE)は、 $\mathbf{a}$ の最小分散線形不偏推定量になる。

$$\hat{\mathbf{a}} = (\sigma^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{W}^{1/2} \cdot \sigma^{-1} \mathbf{W}^{1/2} \mathbf{G})^{-1} \sigma^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{W}^{1/2} \cdot \sigma^{-1} \mathbf{W}^{1/2} \mathbf{Y} \\ = (\mathbf{G}^T \mathbf{W} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{W} \mathbf{Y} \quad (2)$$

(2)式において、分散 $V(\mathbf{e}) = \sigma^2 \mathbf{W}^{-1}$ は未知であるから、部分効用値を推定する反復計算の中で逐次的に求める。未回答順位の扱いは、部分効用推定のための最適化計算内において、順位と回答の重みを、目的関数を最大化するような値として決定する。ただし、順位は実際に回答のあった順位より下の位の順位から選び、回答の重みは1以下の正値から選ぶ。

この推定アルゴリズムを導出するために、デジタルカメラの調査データを用いてシミュレーションを行った。これらの調査データに対して通常の線形最小二乗法によるコンジョイント分析を行って部分効用値、属性の寄与率を推定しておき、全順位回答の下方順位の回答を削除して部分順位とみなしたデータを使用して、一般化最小二乗法による推定結果が全順位回答の最小二乗法による推定結果との差が最小になるような推定アルゴリズムを決定する。推定結果の差は、全順位と部分順位の各データによって得られた全属性の分散比寄与率に対し、順位相関係数(Spearman's ρ) [帰無仮説 $\rho = 0$ の検定]と積率相関係数(Pearson's r) [帰無仮説 $r = 0$ の検定]にて判断する。シミュレーションでは、部分効用値を推定する際に最大化すべき目的関数として、以下の候補、および、以下の候補の任意の2～3項目の積を検討した。

- ①重相関係数
- ②部分効用値の分散の和
- ③行列 $\mathbf{W}\mathbf{G}$ の1/条件数

これら目的関数の候補の意味するところは、①はモデルの当てはまりの良さを指標(重相関係数の最大化のみを行うのが通常の最小二乗法である)、②は属性の寄与率としてどれだけ多くの情報を取り出したか、すなわち、部分効用にできるだけ差を付けるための指標、③は多重共線性の起こりにくさの指標、①から③の任意の組合せはこれらの複合指標である。また、部分効用を推定する際に、未回答データの影響を強く受けないように、未回答順位データを回答のあった順位データより低い重みで推定することとした。誤差の標準偏差が推定できればその逆数を重みとできるが、推定できないため、未回答順位に与える重み($\mathbf{W}$)として、

- ④目的関数を最大化する重みを設定
- ⑤回答のあった順位と同じ扱い($\mathbf{W} = 1$)

の2つの方式を検討した。

さらに、未回答の順位($\mathbf{N}$)を決定する方法として、

- ⑥目的関数を最大化する順位を設定
- ⑦全順位の和が一定になるように順位を設定
- ⑧順位和が一定で順位の差が整数となるよう順位を設定
- ⑨最終順位(カード枚数)を設定

の4つの方式を検討した。

未回答順位($\mathbf{N}$)の扱いは、⑥では回答された最大順位+1から最終順位(=カード枚数)の範囲で順位が設定されることになり、⑦では、例えば、順位が(1, 2, 未回答, 未回答)の場合は、(1, 2, 3.5, 3.5)のように順位の和(1+2+3+4=10)が一定となるよう設定され、⑧では、例えば、順位が(1, 2, 未回答, 未回答)の場合は、(1.25, 2.25, 3.25, 3.25)のように順位の和(1+2+3+4=10)が一定で、且つ、各順位の差が常に整数となるよう設定される。

シミュレーションの結果を図4と表4にそれぞれ示す。図4から分かるように、シミュレーションにおいては、回答さ

表4 シミュレーション結果

	平均値	
	順位相関係数 Spearman's ρ	積率相関係数 Pearson's R
最大化する目的関数		
● ②×③： 部分効用の分散の和×(1/条件数)	0.767	0.810
②：部分効用の分散の和	0.765	0.803
①×②×③：重相関係数×部分効用の分散の和×(1/条件数)	0.762	0.804
①×②： 重相関係数×部分効用の分散の和	0.757	0.796
③：1/条件数	0.742	0.783
①×③：重相関係数×(1/条件数)	0.703	0.740
①：重相関係数	0.608	0.622
未回答順位に与える重み		
● ⑤：重みなし	0.755	0.789
④：重み最適化	0.703	0.741
未回答順位の決定		
● ⑨：最終順位	0.753	0.786
⑦：和保存順位	0.733	0.769
⑥：最適化	0.736	0.765
⑧：和差保存順位	0.694	0.740

図4 シミュレーション結果

れた部分順位が全順位に近づくほど、推定結果の一致度（相関係数）が高まること、全順位の50%以上の部分順位を分析に利用すれば、全順位の分析結果に近い推定結果が得られることが分かった（手法は異なるが知見は片平の報告と一致[38]）。

一方、推定の目的関数、未回答順位の重み、推定順位などの計算条件と、全順位の分析結果との相関係数を検討したところ（表4）、以下の計算条件が全順位の回答データの推定結果に最も近い結果となることが分かった。

- (1) 目的関数：部分効用の分散の和 $\times(1/\text{条件数}) \rightarrow$ 最大化
- (2) 重み (W)：回答のあった順位と同じ扱い（重みなし）
- (3) 順位 (N)：最終順位

この推定アルゴリズムは、統計的推論の厳密性は持たないが、単純で理解しやすく[41]、収束性に関する配慮も不要な実用的手法であると思われる[42]。但し、部分順位を用いたコンジョイント分析は、順位回答データが不足しているため、回答者個別の分析を行うことができない。コンセプトを修正した後に行う確認のための再調査など、回答者個別の分析を重視しない調査などで活用することが前提となる。

5.2 デジタルカメラの調査事例での分析結果と考察

最小枚数（10枚）の調査データ、および、直交計画（16枚）の調査データは、それぞれ、各プロフィールカードに1位から10位、および、1位から16位の順位が回答されている。これらのデータに対し、所定の順位までの回答データしかなく、所定順位以下の順位データは回答には含まれないものと仮定し、全ての順位までの回答データがある状態から徐々に順位回答を減じて（無かったものとして扱い）、最小で1位だけの回答データしかないとしたものまでの部分順位回答データを準備する。準備する回答データの最下位順位をここでは順序深さと呼ぶこととし、例えば、直交計画（16枚）の調査データにおいて、1位から16位までの全ての順位回答データは順序深さを16のデータと呼び、1位から8位までの順位回答だけを利用し9位から16位までの回答は空欄であったと扱う場合は順序深さ8のデータと呼ぶ。

最小枚数（10枚）の調査データに対しては、順序深さ9から順序深さ1までの順位回答データを作成し、一方、直交計画（16枚）の調査データに対しては、順序深さ15から順序深さ1までの順位回答データを作成し、前節で決定した分析アルゴリズムを用いて、部分順位によるコンジョイント分析を行った。順序深さに対する推定部分効用値の変化の結果を図5に示す（最小枚数のみ、直交計画は割愛）。尚、最小枚数（10枚）の調査データでは順序深さ10、直交計画（16枚）の調査データでは順序深さ16、であるような全ての順位回答を利用した推定部分効用値は、通常の分析アルゴリズムでコンジョイント分析を行って得られた推定部分効用値である。

図5から分かるように、順序深さが小さくなるに従って、推定部分効用値が全順位回答を利用して得られた当初の推定部分効用値から離れていく傾向にある。直交計画（16枚）の方が最小枚数（10枚）よりも、水準間の推定部分効用値

の順序関係を維持したまま変化していくが、最小枚数（10枚）のデータの場合は順序深さ9で、直交計画（16枚）のデータの場合は順序深さ12で、それぞれ水準間の推定部分効用値の順序関係が崩れはじめる。属性の寄与率の順序関係が崩れはじめるのは、最小枚数（10枚）は順序深さ5前後で、直交計画（16枚）は順序深さ8前後からである。

上記の結果を詳細に考察するため、それぞれの分析における各水準の推定部分効用値とその順位、および、全順位との相関、並びに、各属性の寄与率とその順位、および、全順位との相関、を表5に示す（最小枚数のみ、直交計画は割愛）。

最小枚数（10枚）のデータでは、順序深さを7とした時に、一部の水準で属性内での部分効用値の順位が変わり（「メモリーカード」属性で「カードMS」と「カードCF」の部分効用値の順位が変わる）、順序深さ5～1で最適コンセプトも変わってしまう。

直交計画（16枚）のデータでは、部分順位を用いたコンジョイント分析の結果、得られる最適コンセプトは順序深さにかかわらず同じであるが、順序深さを11とした時に、一部の水準で属性内での部分効用値の順位が変わる（「メモリーカード」属性で「カードMS」と「カードCF」の部分効用値の順位が変わる）。これは、商品企画において、最適ではないが、より大きな価値を持つコンセプトを選定しようとする際に問題になる。

以上の結果から、商品企画の際に間違った判断をしない推定結果を出すためには、直交計画（16枚）では12位までの順位回答データが、最小枚数（10枚）では8位までの順位回答データが、それぞれ必要であることが分かる。また、ここまでの結果と考察に矛盾しない範囲での検討では、全てのカー

図5 順序深さと部分効用値（最小枚数のデータ）

表5 最小枚数での順序深さと、部分効用値の順位と全順位との相関、および、属性寄与率の順位と全順位との相関

		コンジョイント分析に利用する順位の深さ									
		10位(全順位)	9位	8位	7位	6位	5位	4位	3位	2位	1位
属性寄与率	画素数	58.028①	58.050①	59.277①	60.297①	63.952①	63.426①	55.845①	35.453②	32.332②	30.838②
	光学ズーム	33.606②	33.682②	32.935②	33.016②	27.923②	21.592②	23.910②	39.617①	42.345①	3.922④
	メモリーカード	5.034③	4.973③	4.537③	3.864③	4.124③	7.559③	11.071③	12.838③	12.796③	29.667③
	電池	0.013⑤	0.014⑤	0.025⑤	0.103⑤	0.013⑤	0.225⑤	1.358⑤	2.325⑤	2.116⑤	0.068⑤
	デザイン	3.320④	3.280④	3.226④	2.720④	3.988④	7.198④	7.815④	9.766④	10.411④	35.505①
	全順位との相関	—	1.000**	1.000**	0.999**	0.990**	0.962**	0.975**	0.893*	0.832	0.113
水準の部分効用値	画素：300万	-1.030②	-1.030②	-1.084②	-1.172②	-1.247②	-1.268②	-1.214②	-1.065②	-1.157②	-1.282②
	画素：500万	1.030①	1.030①	1.084①	1.172①	1.247①	1.268①	1.214①	1.065①	1.157①	1.282①
	ズーム：3倍	-0.784②	-0.785②	-0.808②	-0.867②	-0.824②	-0.740②	-0.794②	-1.126②	-1.324②	-0.457②
	ズーム：8倍	0.784①	0.785①	0.808①	0.867①	0.824①	0.740①	0.794①	1.126①	1.324①	0.457①
	カード：SD	0.443①	0.440①	0.425①	0.395①	0.531①	0.732①	0.864①	0.615②	0.321②	1.499①
	カード：MS	0.035②	0.033②	0.027②	-0.004③	-0.165③	-0.366④	-0.312③	0.658①	1.040①	-1.864④
	カード：CF	-0.070③	-0.069③	-0.030③	0.049②	-0.072②	-0.306③	-0.569④	-0.737④	-0.610③	-0.335③
	カード：xD	-0.407④	-0.405④	-0.422④	-0.440④	-0.294④	-0.060②	0.017②	-0.536③	-0.751④	0.700②
	電池：Li-ion	0.015①	0.016①	0.022①	0.048①	0.018①	-0.076②	-0.189②	-0.273②	-0.296②	-0.060②
	電池：単3型	-0.015②	-0.016②	-0.022②	-0.048②	-0.018②	0.076①	0.189①	0.273①	0.296①	0.060①
	デザイン：G	-0.070③	-0.072③	-0.098③	-0.145③	-0.239③	-0.408③	-0.388③	0.188②	0.149②	-1.614④
	デザイン：J	-0.067②	-0.062②	-0.035②	-0.016②	0.112②	0.260②	0.118②	-0.687④	-0.902④	1.816①
	デザイン：L	0.403①	0.400①	0.410①	0.408①	0.458①	0.566①	0.694①	0.805①	0.927①	0.806②
	デザイン：W	-0.266④	-0.266④	-0.277④	-0.246④	-0.330④	-0.419④	-0.424④	-0.306③	-0.173③	-1.008③
	定数項	5.419	5.420	5.324	5.135	4.842	4.448	4.303	5.317	5.628	3.186
	全順位との相関	—	1.000**	1.000**	0.998**	0.993**	0.977**	0.968**	0.972**	0.960**	0.700**

**：相関係数は1%水準で有意（両側） *：相関係数は5%水準で有意（両側）

ドに順位を付けた結果と同等の分析精度を維持するための部分順位のコンジョイント分析では、直交計画では全枚数の75%以上の順位回答データが、最小計画では全枚数の80%以上の順位回答データが、それぞれ必要となる可能性が示唆された。

上記の考察を補足する目的で、回答者が各プロファイルカードに対して回答した順位と購入意向の関係を分析した。各プロファイルカードの選好順位の回答欄の横に「とても買いたい、買ってもいい、どちらともいえない、あまり買いたくない、買いたくない」の五段階で購入意向を選択させた。

直交計画（16枚）の場合は、第13位のカードで約48.6%の回答者が、第14位のカードで約50.9%の回答者が、「あまり買いたくない」または「買いたくない」と回答している。一方、最小枚数（10枚）の場合は、第8位のカードで約46.3%の回答者が、第9位のカードで約56.9%の回答者が、「あまり買いたくない」または「買いたくない」と回答している。消費者が「あまり買いたくない」または「買いたくない」と思うような商品は、店頭での商品選択の場合は、購入の意志決定の早い段階で、候補から除外されてしまう可能性があるものであり、魅力の乏しい選択肢に対し優劣を判断して順位を回答することは、回答者にとっては負担が大きく、判断の結果も信頼性の低いものになる可能性がある。その意味で、最小枚数のプロファイルカードに対し、全順位の75～80%程度の上位順位を回答するだけで、全順位を回答した場合とほぼ同等の分析結果が得られることは、回答者の負担軽減に役立ち、調査ボリュームを大幅に増やすことなくコンジョイ

ント分析を導入できるなど、コンジョイント分析の応用範囲を拡大できると思われる。

6. お わ り に

消費者向け電気製品（家電、映像・情報・通信機器など）の開発で、デザインの受容性や方向性を探索するために行う完全プロファイル型のコンジョイント分析に焦点を当て、回答者の回答負担を軽減し、開発者らが過度に属性や水準を絞り込む必要がないよう、以下の手法を考案し、消費者を被験者とした実験により、その有効な使用法と効果とを確認した。

1) プロファイルカード枚数の最小化手法

最小枚数のプロファイルカードは、カード枚数を分析ができる最も数の少ない枚数（総水準数－属性数＋1）とし、属性間の統計的独立性を保ちつつ、デザイン行列Dの条件数（Dの最大特異値÷Dの最小特異値）を最小にする最適化問題を、水準の組み合わせの出現回数をできるだけ均等にする繰り返し処理で解くことで得られる。この方法は、回答者ごとの推定のあてはまりの良さの情報を失うため、調査そのものの精度や有効性が問題となるようなシビアな状況には向かないが、そうでない場合は、プロファイルカードを最小枚数にすることで回答者の負担を過度に気にすることなく、属性や水準を増やすことができる。

デジタルカメラの仮想企画を用いた調査実験により、カード枚数の最小化手法によって作成したカード10枚を用いた調査は、直交計画で作成したカード16枚を用いた調査の結

果と同等の推定結果を出すことができた。また、カード枚数を少なくすることで、回答時間を短縮させ、誤答率を下げることができ、回答者の負担を軽減できることが分かった。

2) 不完全順位回答を許容する分析法

一般化最小二乗法を用いて部分効用値を推定するが、その際、未回答の順位には最下位の順位を当てはめ、回答のあった順位とそうでないものを同等に扱い（重みなし）、「部分効用の分散の和×(デザイン行列の条件数の逆数)」が最大となるよう繰り返し処理を行う。この方法は、回答者ごとの個人分析はできないが、それを必要としない（対象とする消費者の絞り込みができていない）場合は、プロファイルカードを増やすことも含め、回答者の負担を必要以上に気にすることなく、属性や水準を増やす検討ができる。

デジタルカメラの仮想企画を用いた実験データを使ったシミュレーションにより、魅力のある上位8割程度のカードに順位を回答することによって、全順位を回答した場合と同等の推定結果が得られることが確認できた。

これらの手法は、過去に経験のない新商品開発で行う調査のように、コンジョイント分析を用いることの妥当性、属性や水準の設定の適切さ、推定結果の信頼性などが問題になる場合には利用しない方がよい。カード枚数が増え、回答者の負担も増えるが、ホールドアウトカードを含めた直交計画によるプロファイルカードを利用すべきである [1]。

ここまで、消費者向け電気製品の開発でデザインの受容性や方向性を探索するために行うコンジョイント分析に焦点を当て、回答者の負担を軽減しながら、より多くの属性・水準を調査で扱えるようにするための方法を提案したが、本論文の提案や考察は、完全プロファイル型のコンジョイント分析を行う様々な調査・分析に有用であると思われる。

最後に、筆者の一人は企業のデザイン部門に所属し、消費者向け電気製品の開発に長く従事しており、本論文で提案したこれらの手法のアルゴリズムを2004年に考案してから、4年以上にわたり必要に応じて業務で利用してきた。これら手法を十数件の製品開発に適用した現在でも、本論文の結論に変わりはないことを申し添えておく。

デザインベンチマーク手法など、今後も一般消費者向けの製品デザイン開発に役立つ手法の開発を進めていく。

参考文献

- [1] 岡本眞一：コンジョイント分析 SPSSによるマーケティングリサーチ，ナカニシヤ出版，1999。
- [2] 神田範明ほか：商品企画七つ道具－新商品開発のためのツール集，日科技連出版社，pp.177-210，1995。
- [3] 岡太彬訓，今泉忠：パソコン多次元尺度構成法，共立出版，pp.100-114，1994。
- [4] 朝野熙彦：マーケティング・リサーチ工学，朝倉書店，pp.140-151，2000。
- [5] Luce, RD; Tukey, JW: Simultaneous conjoint measurement: A new type of fundamental measurement. *Journal of Mathematical Psychology* 1(1): pp.1-27, 1964.
- [6] Green, PE, Rao, VR: Conjoint Measurement for Quantifying Judgmental Data. *Journal of Marketing Research* 8(3): pp.355-363, 1971.
- [7] Green, PE, Srinivasan, V: Conjoint Analysis in Consumer Research: Issues and Outlook. *The Journal of Consumer Research* 5(2): pp.103-123, 1978.
- [8] 大野栄治編：環境経済評価の実務，勁草書房，pp.105-132，2000。
- [9] 真城知己：SPSS によるコンジョイント分析（教育・心理・福祉分野での活用法），東京図書，2001。
- [10] Hauser, JR; Rao, VR: Conjoint Analysis, Related Modeling, and Applications, 2002.
<http://web.mit.edu/hauser/www/Papers/GreenTributeConjoint092302.pdf>
- [11] Boyle, KJ; Holmes, TP; Teisl, MF; Roe, B: A Comparison of Conjoint Analysis Response Formats, *American Journal of Agricultural Economics* 83(2), 2001.
- [12] 三留修平：デザイン価値の定量化と経営指標－投資効果を明確化する方法論とは（オフィス，工場，製品を例に），日経デザイン1994年6月号，pp.44-50，1994。
- [13] 三留修平：デザイン価値評価の試み－デザインの経済的価値を測る，日経デザイン1997年4月号，pp.60-67，1997。
- [14] 日比恒平：製品デザインの重要性についての考察，MEIJI University Department of Business Administration, NISHIMOTO Seminar Graduation Theses 2005 [No.1]。
- [15] 紺野登：デザイン・マネジメント－経営のためのデザイナーデザイン資源による創造的企業創造への序章，日本工業新聞，1992。
- [16] 佐渡山安彦：デザインマネジメントとは，情報処理学会研究報告，GN，[グループウェアとネットワークサービス] 2002 (97)：pp.1-4，2002。
- [17] Hair, JF; Anderson, RE; Tatham, RL; Black, WC: Multivariate data analysis, 5th Ed. Upper Saddle River, New Jersey, Prentice-Hall International, pp.401-419, 1998.
- [18] Lockhart, D; Knain, M: An overview of alternative conjoint approaches, *The Research Report*, Maritz Marketing Research Inc., Vol.11, No.1, 1998.
- [19] 鷲田豊明，栗山浩一，竹内憲司：環境評価ワークショップ－評価手法の現状，築地書館，1999。
- [20] 木村健太郎，岡村敏之：コンジョイント分析を用いた観光地道路の事業評価：（財）道路経済研究所，2002。
http://www.ins-hwy-eco.or.jp/024prize/024prize14/024prize14_paper.pdf
- [21] Huber, Joel, D. R. Wittink, R. M. Johnson, and R. Miller: Learning Effects in Preference Tasks: Choice-Based Versus Standard Conjoint, *Sawtooth Software Conference Proceedings*, pp.275-282, 1992.
- [22] 栗山浩一，石井寛：リサイクル商品の環境価値と市場競争力－コンジョイント分析による評価，環境科学会誌12(1)，pp.17-26，1999。

- [23] 寺部慎太郎, 屋井鉄雄: プロビットモデルによるコンジョイント分析に関する考察, 土木計画学研究・論文集, No.14, pp.67-70, 1997.
- [24] Sawtooth Software, Inc.: The CBC System for Choice-Based Conjoint Analysis, Choice-based Conjoint Technical Paper, Sawtooth Software Technical Paper Series, 1999.
<http://www.sawtoothsoftware.com/download/techpap/cbctech.pdf>
- [25] Johnson, Richard: Accuracy of Utility Estimation in ACA, Working Paper, Sawtooth Software, Sequim, WA, 1987.
- [26] Sawtooth Software, Inc.: ACA SYSTEM Adaptive Conjoint Analysis Ver.5.0, ACA 5.0 Technical Paper, Sawtooth Software Technical Paper Series,
<http://www.sawtoothsoftware.com/download/techpap/acatech.pdf>
- [27] Keller, KL; Staelin, R: Effects of Quality and Quantity of Information on Decision Effectiveness, The Journal of Consumer Research 14(2), pp.200-213, 1987.
- [28] 佐藤真行: 表明選択法による情報過負荷の測定とその制御, 活動状況と成果: CAEA ディスカッションペーパーシリーズ No.089, 2005.
<http://www.kier.kyoto-u.ac.jp/coe21/dp/81-90/21COE-DP089.pdf>
- [29] Green, PE; Srinivasan, V: Conjoint Analysis in Marketing: New Developments with Implications for Research and Practice, Journal of Marketing 54(4), pp.3-19, 1990.
- [30] North, E; de Vos, R: The use of conjoint analysis to determine consumer buying preferences: A literature review, Journal of Family Ecology and Consumer Sciences, Vol.30, 2002.
- [31] 林知己夫監修, 駒沢勉: 数量化理論とデータ処理, 朝倉書店, pp.10-36, 1982.
- [32] 竹内啓監修, 高橋行雄・大橋靖雄・芳賀敏郎: SASによる実験データの解析, 東京大学出版会, pp.307-333, 1989.
- [33] S. Moriguti: Optimality of Orthogonal Designs, Res. Stat. Appl. Res., JUSE, Vol.3, 1954.
- [34] 高橋盤郎: 組合せ理論とその応用, 岩波書店, pp.67-145, 1979.
- [35] 坂元慶行, 石黒真木夫, 北川源四郎: 情報量統計学, 共立

出版, pp.92-96, 1982.

- [36] 岩崎学: 混合実験の計画と解析, サイエнтиスト社, 朝倉書店, p.111, 1994.
- [37] 日経マーケットアクセス: 別冊デジタル家電市場総覧, pp.33-61, 2004.
- [38] 片平秀貴: 新しい消費者分析 LOGMAP の理論と応用, 東京大学出版会, pp.99-140, 1991.
- [39] George A. F. Seber, Alan J. Lee: Linear Regression Analysis, Wiley, 2002.
- [40] 佐和隆光: 回帰分析, 朝倉書店, p.187, 1979.
- [41] 今野浩・山下浩, 非線形計画法, 日科技連, 1978.
- [42] 上田徹: オペレーションズ・マネジメント, 牧野書店, p.158, 2005.

池本 浩幸 (正会員)

1985 年広島大学工学部第一類卒業。同年, (株)東芝入社, 現在に至る。この間, システム工学, ヒューマンインタフェース, 人間中心設計, 感性工学に関する研究・開発に従事。2009 年和歌山大学大学院システム工学研究科博士後期課程システム工学専攻単位取得退学。日本感性工学会, 電子情報通信学会, 情報処理学会, ヒューマンインタフェース学会, デザイン学会など各会員。

山岡 俊樹 (正会員)

1971 年千葉大学工学部工業意匠学科, 同年東京芝浦電気(株)入社, 1991 年千葉大学自然科学研究科博士課程修了, 1998 年和歌山大学システム工学部デザイン情報学科教授(学術博士), 現在にいたる。専門: 人間工学(日本人間工学会認定 人間工学専門家), ユーザインタフェース, 工業デザイン, 製品開発, サービス工学, 観察工学, ユニバーサルデザイン, デザインマネジメント, 米国人間工学会(HFES), ISO・TC159(人間工学)委員, Universal Access in the Information Society(UAIS) Journal の editor, 他を担当。