

【論文】

オケージョン効果を考慮した清涼飲料水カテゴリーの ジョイント・スペース・マップ

土田 尚弘*

Abstract

The increased availability of individual consumer panel data make market researchers interested in using personalized models. However, consumer preferences change across occasions, because the benefits sought by consumer change. In this paper, a statistical method model using scanner panel data is proposed for mapping products associated with their attributes and ideal points that differ across occasions. An empirical application is made to products in vending machines for illustration. The findings suggest that promotion activity and new product development that are appropriate for each occasion are needed in marketing of vending machines. In addition, there is the difference in importance of attributes between demographic segments.

1 はじめに

近年、マーケティング・サイエンスの分野において消費者の異質性を考慮した研究が発達してきた。それは消費者の選好の異質化に伴い、Smith (1956) の提案したマーケット・セグメンテーションの有効性が実務上で確かめられ、近年 One-to-One マーケティングを支える情報技術が発達し、個人別の購買履歴データをモデル構築に活用できるようになってきたからである。例えば、Rossi et al. (1996) は、スキャナー・パネル・データを用いて価格や広告感度のパラメーターに関して消費者の異質性を考慮する選択モデルを構築している。しかし個人の異質性を考慮したモデリングをしても、消費者は時間や場所の条件によって購買行動を変化させている。つまりある製品に対しての個人の選好は一定の値を取るのではなく、現実にはオケージョンによって特異な変動をするということが知られている。

消費者行動や広告の研究などにおいて、オケージョンは購買・消費行動に結びついていることは、これまでも指摘されている。例えば、Fennell (1978) では使用状況に応じて消費者のモチベーションを分類し、ブランド・ポジショニングに役立てるべきだと述べて

* 首都大学東京大学院社会科学部経営学専攻博士後期課程

いる。Dubow (1992) はユーザーのベネフィットの異質性によるセグメンテーションとオケージョンに注目したセグメンテーションを、ワインを用いたケースで対比させクラスタの質が異なる結果を結論付けている。また Pascale and Smart (1998) では、消費のシチュエーションによってワインの属性の部分効用が異なる場合があることを述べている。しかしオケージョンに着目した購買行動の分析はマーケティング・サイエンス分野ではまだ少ない。代表的な例としては客観的な環境とモチベーション状況という個人の主観状態に着目したオケージョンによって消費者への質問紙による調査によって階層サイズによるビールのブランドの選択モデルを構築した Yang et al. (2002) がある。また上田・藤居 (2002) はコンジョイント分析を用いてオケージョンの違いによる機能性飲料の選好分析を行っている。個人内の効用関数の変動の測定を行う研究として、マルコフ連鎖モンテカルロ法によるサイズ推定を用いて所属セグメントの変動を動的にモデリングした里村 (2004) や、前回の購買が次の購買に影響を与えると仮定し、理想点モデルを用いた杉田 (2005) などがある。製品の中でも特にコンビニエンス・ストアや自動販売機で買える非耐久財においては、利便性を追求する消費者に対応するために、オケージョン効果を把握するのは重要であろう。ここで購買オケージョンを定義し各オケージョンについて特徴的な選好を解析するモデルを提案する。

本研究においては分析対象を自動販売機における清涼飲料水の購買行動とし、オケージョン効果を理解するモデルをスキャナー・パネル・データから構築する。2007 年の日本における自動販売機および自動サービス全体の売上金額は 6 兆 9337 億円 ([資料出所] 日本自動販売機工業会, 2007) であり CVS の全体の売上 (約 7 兆円) とほぼ同額である。また日本における自動販売機の台数は 540 万 5300 (2007 年度) 台であり 20 人に一台の割合になる。アメリカにおける台数は約 782 万台であり、それと比較すると日本より約 200 万台も多いが売上金額は 5 兆 3843 億円 (1 ドル = 115 円) であり、日本の二倍以上の人口を持つものにもかかわらず日本の売上の約 80 % である。このことから日本はアメリカよりも自動販売機による購買行動が多い国といえるであろう。自動販売機で購買される清涼飲料水 (缶・もしくはペット・ボトル入りの飲料、紙パックやカップ式の飲料は含まれない) のデータを見ると売上金額は 2 兆 4202 億円であり、自動販売機による売上の約 4 割を占める。また台数は 226 万台であり、これは全自動販売機の 4 割を占め、清涼飲料水は自動販売機チャネルにおいて主力の製品といえるであろう。最近までの自動販売機は比較的画一的であった。しかしながら現在では、携帯電話で購入できる自動販売機、FSP (Frequent Shoppers Program) を搭載した自動販売機、そして菓子類などを併売している自動販売機が登場している。このような変動的市場環境の中で自動販売機の購買行動を研究することは清涼飲料水のメーカー、自動販売機の供給業者双方にとって有益であろう。

Morris (1968) は、なぜ消費者はオケージョンによって自動販売機による購買を変化させるのかを問題としてとりあげ、それは購買状況に依存した社会的、心理的な要因があるからだと述べた。例えば消費者は、朝は眠気を払拭するための缶コーヒーの購買し昼は弁当との無糖飲料の組み合わせなどオケージョンによって購買飲料カテゴリーを変化させて

いる。自動販売機を研究対象にあげた理由として、自動販売機の購買行動の研究例は少なく、購買行動研究をする必要性があることがあげられる。オペレーションの観点から、自動販売機の製品の品切れの場合の需要をEM アルゴリズムを用いて推定し、ポアソン到着を仮定してシミュレーションを行った Anupidi et al. (1998) などがあるが、マーケティングの分野では先行研究は少ない。本研究において自動販売機のオケージョンに合致した選好を分析することより、オケージョン別の自動販売機の設置やカテゴリー・マネジメントなどマーケティング戦略に有用な示唆となりえるだろう。さらには Suica や Edy など電子マネーの普及によって自動販売機で個人の購買行動をトラッキングできる技術も進展しており、適応可能性を増している。自動販売機の購買行動をモデル化することは重要である。また時間別のメールなどによるクーポン戦略や時間別の新製品開発、時間帯によって表示広告などのリコメンデーションが変化する自動販売機が開発された場合にも本研究が有用になりえるであろう。

以上の研究動機からオケージョン効果を組み込んだモデルを構築する。まずモデルの目的と方向性を挙げる。本研究では、どのオケージョンでどのカテゴリーを購入したかわかる新しいスキャナー・パネル・データによって、オケージョンの行動の違いを説明することを目的としたモデルを構築することにする。Yang et al. (2002) では質問紙調査によってオケージョンによって違う主観的なモチベーションをモデルに組みこんで、それらによってブランド間の効用が違うことを説明した。McFadden (1986) が述べるように、行動のメカニズムを理解するには購買データより心理データのほうが精緻に消費行動の理解ができるであろう。しかし実際には逐次、消費者の心理を測定するのは容易ではなく、かつ消費者の回答には安定性が欠ける場合がある。従って行動基準のスキャナー・パネル・データを用いてモデルを構築することは有益である。そこで本研究ではオケージョンによる選好効果のモデルを構築する。このモデルはセグメントによって異なる自動販売機の清涼飲料水のカテゴリーのポジショニングを把握し、オケージョンにフィットした自動販売機の

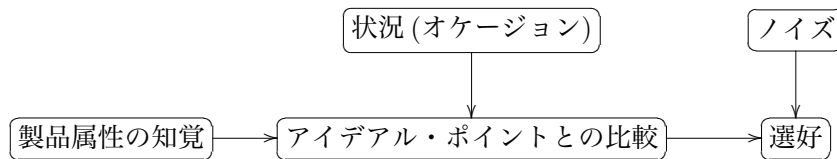


図 1: モデルの概念図

設置や新製品開発や広告のマネジメントに役立てようとするものである。

2 モデル

このモデルは、第一にオケージョンに対応したカテゴリーのポジショニングを、マーケティング戦略に役立つように Cooper and Inoue (1996) のモデルをもとにして属性に関連付けて簡潔に理解できるようにすること、また第二にデモグラフィック変数を使用し、アプリアリなセグメンテーションで異なる理想点を仮定して動的なオケージョン効果をマップ上で簡潔に理解することを目的とする。まずはオケージョンの集合を、

$$A = \{A_1, \dots, A_p, \dots, A_P\}, \quad (1)$$

と分割し、 P 個あるオケージョンは互いに排反であると定義をする。例えば時間・場所などで区切る方法が考えられる。オケージョン間で消費者のカテゴリー選好が異なるかを理解するため、多項ロジット・モデルに基づく選択モデルを構築する。現行の確率的効用最大化理論に基づくモデルはオケージョンの違いを明示的な変数としてではなくノイズ(誤差項)として扱ってきた。しかし、本研究では時間や場所で区切られた客観的なオケージョンが選好に影響を与えることを理解できるモデルを構築することにする(図1)

モデルの仮定としてオケージョン p 下のデモグラフィック属性で区切られたアプリアリなセグメント $s(s = 1, \dots, S)$ の属する消費者 $i(i = 1, \dots, n)$ のカテゴリー $j(j = 1, \dots, J)$ に対する確率的効用 u_{isjp} を以下のように線形モデルで定義する。

$$u_{isjp} = OCC_{sjp} + \varepsilon_{isjp}, \quad (2)$$

ここで、 OCC_{sjp} はセグメント s のオケージョン p におけるカテゴリー j の確定的な効用である。 ε_{isjp} は選択肢ごとに独立に二重指数分布に従う確率変数である。通常の統計学では誤差項に正規分布を仮定するが、結果はあまり変わらないことが知られている(Hausman and Wise, 1978)。アプリアリなセグメントは互いに排反に分割されていることにより、オケージョン効果は消費者 i によって変化しないが、消費者 i の所属するセグメント s によって理想点を変化することを仮定している。そして X_{isjp} をセグメント s に属する消費者 i が、カテゴリー j を選択する場合に 1、それ以外に 0 をとる確率変数として、McFadden (1974) の確率的効用最大化理論における多項ロジット・モデルの導出に従って、カテゴリー j が選択される確率を以下のように定式化をする。

$$\Pr(X_{isjp} = 1) \equiv p_{isjp} = \frac{\exp OCC_{sjp}}{\sum_{j=1}^J \exp OCC_{sjp}}, \quad (3)$$

次にオケージョン効果 OCC_{sjp} の特定化をする。このモデルにおいては選好分析で使われる理想点を仮定する。この分析は、後で述べるように、カテゴリーの属性データが与えられたもとで理想点とカテゴリーをマップ空間上に同時に布置するので MDS のポジショニング分析としては内部分析となる(Carroll, 1972)。内部分析は、カテゴリーの布置を行っ

てから消費者の選好に従い理想点（または理想ベクトル）を埋め込むという二段階推定を行う外部分析とは異なり、一つの分析で二つの布置を行うことができる。そして各オケージョン間では理想点は異なっているとす。片平（1987）では理想点モデルにおいて、ひとりの消費者が理想点を2つ以上持ち得る可能性を指摘し、それに従って各セグメントがオケージョンによって異なる理想点を持つことを本モデルでは仮定する。まずマップ上のセグメント s のカテゴリー j とオケージョン p において理想点の距離を d_{sjp} とし、それを以下のようにユークリッド距離で表すことにする。

$$d_{sjp} = \sqrt{\sum_{r=1}^R (y_{jsr} - IP_{spr})^2}, \quad (4)$$

ここで、 y_{jsr} はセグメント s においてのカテゴリー j の r 次元上 ($r = 1, \dots, R$) の座標、 IP_{spr} はセグメント s のオケージョン p においての理想点の r 次元上の座標である。オケージョン p において、カテゴリー j と理想点との距離 d_{sjp} が小さいほどカテゴリー j が選好されやすいことをモデル上で考える。つまり、オケージョンの効用は距離 d_{sjp} の関数 $OCC_{sjp} = f(d_{sjp})$ である。ここで関数の規定として非負の値をとる距離 d_{sjp} が小さいほど選好されやすい単調関数を考える。それを以下の2通り考えることにする。まず、

$$OCC_{sjp} = \frac{1}{d_{sjp}}, \quad (5)$$

とする。この反比例モデルは、Takane et al. (1987) でロジット・モデルによるマッピングで使われた方法と同じである。マップ上の理想点とカテゴリーの布置との距離が短くなるほど、そのカテゴリーが選好されるので上記の条件を満たしている（図2）。また2つ目の方法として、次の対数変換を考える。

$$OCC_{sjp} = -\log d_{sjp}, \quad (6)$$

これは Katahira (1990) において LOGMAP-M でブランド対象間の非類似性を表す際に用いた方法と同じである。 d_{sjp} は距離を表すので正の値しかとらないが、対数変換によって実数空間をすべて表すことができることに加え、マイナスを付けることによって理想点か

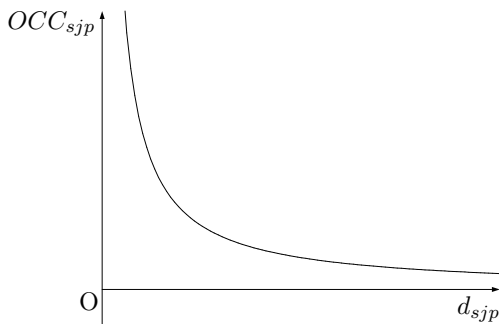


図 2: (5) の d_{sjp} と OCC_{sjp} の関係

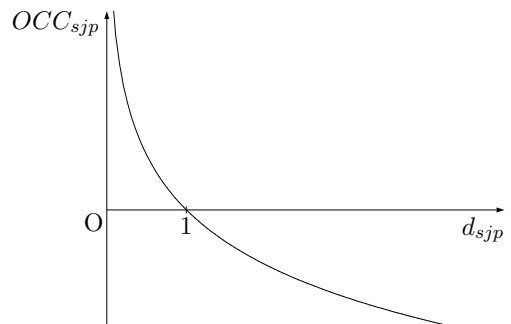


図 3: (6) の d_{sjp} と OCC_{sjp} の関係

らの距離 d_{sjp} が小さくなるとオケージョン効用 OCC_{sjp} が大きくなることを表すことができるので、上記の条件を満たしている (図3)。図2と図3から理解できるように、どちらの規定法も理想点の近傍、つまりは d_{sjp} が0に近い場合は非常に大きい効用を与えることとなる。もしカテゴリーの中に一つ d_{sjp} が0となる場合には、カテゴリー j の選好確率は1と定めることにする。

(4)におけるカテゴリーの布置 y_{jsr} を表すには、Cooper and Inoue (1996) の市場構造分析で用いられた固有の製品属性を取り込んだ方法を使うことにする。これによってどのカテゴリーの属性のオケージョンの選好に影響しているかが明白になり、マーケティング・ディシジョンに役立てることができるであろう。ここでこのマップの布置を決めるモデルも、先程同じように二通りの方法を考えることにする。まず第一に y_{jsr} を以下の線形和で表すことにする。

$$y_{jsr} = \sum_{k=1}^K w_{kr} z_{jk}, \quad (7)$$

ここで、 z_{jk} はカテゴリー j の属性 k ($k = 1, \dots, K$) の客観的評価値で観測値 (例えばカロリーやカフェインの含有量など)、 w_{kr} は属性 k についての r 次元空間上の重視度である。このモデルは属性の重みがセグメント間で同一であるモデルである。よってカテゴリー j の座標 y_{jsr} はどのセグメントに関しても同じである。このモデルの利点は儉約的であるのに加え、同一のマップにカテゴリーの布置と各セグメントのオケージョンの理想点の布置を同時にできることである。

第二に以下のモデルを考える。

$$y_{jsr} = \sum_{k=1}^K w_{skr} z_{jk}, \quad (8)$$

このモデルはパラメーターを多く使って選択行動を説明するモデルである。セグメントごとにカテゴリーの座標布置が異なるマップが得ることができる。しかし、(7)に比べてパラメーター数が儉約的ではない。

このカテゴリーの布置に対するモデルはカテゴリー固有の属性によって効用を規定することになる。これによってどの属性が効用に連結しているかを明示できる。またこの座標の決め方のモデルは属性間で効用を補償可能なことを仮定している。

ここで(5)と(7)の組み合わせをモデル1、(5)と(8)をモデル2、(6)と(7)をモデル3、(6)と(8)をモデル4とする。この四つの方法を推定におけるモデルの選択の際は情報量規準によって比較を行うことにする。

オケージョンごとのカテゴリーのポジショニング・マップを描くには、まずオケージョン p の理想点の座標ベクトル $IP_{sp} = (IP_{sp1}, \dots, IP_{spR})'$ をマップに布置する。そしてカテゴリー j の客観的評価値を以下のように表す。

$$\mathbf{Z} = \begin{pmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1K} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{J1} & z_{J2} & \cdots & z_{JK} \end{pmatrix}, \quad (9)$$

また、モデル2とモデル4の場合、セグメントごとのオケージョン p の属性の重みを以下のようにそれぞれ行列で表わす。

$$\mathbf{W}_s = \begin{pmatrix} w_{s11} & w_{s12} & \cdots & w_{s1R} \\ w_{s21} & w_{s22} & \cdots & w_{s2R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{sK1} & w_{sK2} & \cdots & w_{sKR} \end{pmatrix}, \quad (10)$$

そして各セグメント s におけるカテゴリー j の座標を以下のように表せばよい。

$$\mathbf{Y}_s = \begin{pmatrix} y_{1s1} & y_{1s2} & \cdots & y_{1sR} \\ y_{2s1} & y_{2s2} & \cdots & y_{2sR} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{Js1} & y_{Js2} & \cdots & y_{JsR} \end{pmatrix} = \mathbf{Z}\mathbf{W}_s, \quad (11)$$

モデル1とモデル3の場合はすべてのセグメントで属性の重みが同一であるので、カテゴリーの布置はセグメント間で同一である。

またマップ上のカテゴリーの布置に対して、次元上の範囲を制限しなければならないので各モデルに以下の制約式を課すことにする。まず一つのマップにカテゴリーの各セグメントの理想点の布置をするモデル1とモデル3には、

$$\sum_{j=1}^J y_{j sk}^2 + \sum_{p=1}^P \sum_{s=1}^S IP_{spr}^2 = 1, \quad (12)$$

表 1: カテゴリー別の頻度

カテゴリー名	購買回数
お茶飲料	751
コーヒー飲料	317
機能性飲料	202
ミネラルウォーター	202
炭酸飲料(コーラを除く)	188
果汁飲料	148
紅茶飲料	125
コーラ	103

として、またセグメントごとにカテゴリーの布置が異なるモデル 2 とモデル 4 には、

$$\sum_{j=1}^P y_{jsk}^2 + \sum_{p=1}^P IP_{spr}^2 = 1, \quad (13)$$

とする制約式をおく。

次に推定について述べる。本研究のモデル推定には最尤法を用いることにする。 $\{X_{isjp}\}$ の観測値を $\{x_{isjp}\}$ 、そして観測期間中にセグメント s の消費者がオケージョン p でカテゴリー j を選択した全回数を $\{n_{sjp}\}$ とする。またカテゴリーの属性データ $\{z_{jk}\}$ として、それらが与えられたもとの、各モデルについて対数尤度関数を最大化するように未知パラメータの集合 $\theta = \{\{IP_{spr}\}, \{w_{skr}\}\}$ を推定する。対数尤度関数は以下の式で与えられる。

$$LL(\theta; \{n_{sjp}\}, \{z_{ik}\}) = \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^J \sum_{p=1}^P n_{sjp} \log p_{isjp}, \quad (14)$$

ただし、モデル 1 とモデル 3 は (12) 式、モデル 2 とモデル 4 は (13) 式を満たすことにする。これを最大化するパラメーターを推定値として利用することにする。尤度比検定統計量は制約条件により、正則条件を満たさないため用いることができないが Cooper and Inoue (1996) と同じように AIC を用いて各モデルの比較検討を行うことにする。

3 実証分析

次にモデルの実証分析を行うことにする。データはインテージ(株)から提供された personal eye を使用した。分析対象は自動販売機の清涼飲料水で、観測期間で 50 回以上選択されたカテゴリーを対象とした。調査期間は 2006 年 7 月 1 日から 8 月 31 日である。選択集合はお茶、コーヒー、機能性飲料、ミネラルウォーター、炭酸飲料、果汁飲料、紅茶、コーラの 8 種類で選択データの観測数は 2434 回であった。表 1 にカテゴリーの頻度の記述統計量を記すことにする。

表 2: 各カテゴリーの標準化した属性値

カテゴリー名	容量	リキャップ	カフェイン	炭酸
お茶飲料	0.276	0.329	0.062	-0.192
コーヒー飲料	-0.464	-0.593	0.875	-0.192
機能性飲料	0.374	0.330	-0.185	-0.118
ミネラルウォーター	0.422	0.387	-0.185	-0.192
炭酸飲料(コーラを除く)	0.210	-0.098	-0.185	0.539
果汁飲料	-0.169	0.100	-0.185	-0.192
紅茶飲料	-0.109	-0.021	0.133	-0.192
コーラ	0.275	-0.250	-0.041	0.539

表1でカテゴリーについて見ると、コーヒーとお茶の購買が自動販売機では非常に多いことがわかる。そしてオケージョンの定義として時間帯と購入場所で分けることにした。時間帯は朝(4:00から10:00まで)、昼(10:00から15:59まで)、夜(16:00から3:59まで)と分け、購入場所を屋内と屋外で分けた。オケージョン集合は屋内朝、屋内昼、屋内夜、屋外朝、屋外昼、屋外夜の6つとした。セグメントの集合は男若年層(15から29歳まで)、男壮年層(30から44歳まで)、男中年層(45から59歳まで)、女性の4つとした。このセグメンテーションはアプリアリである。カテゴリー×オケージョン×セグメントの三元カイ二乗検定の結果、カイ二乗値641、自由度114であり有意水準1%で独立性の仮説が棄却されたことにより、それぞれの要因で購買頻度が異なることが支持された。よってこのセグメントで分析を行うことにする。そしてマップの次元数を2とする。使用した属性は各カテゴリーの違いを現す指標として容量、炭酸、リキャップ、カフェインの4つを使用した。しかしカテゴリー内のブランドによって属性の水準が異なるので選択されたブランドの平均値をそのカテゴリーの属性値として利用した。実際のデータを標準化を行い平均0、分散を1にして属性間の比較を容易にできるようにした。その値を表3に示す。そしてモデル1から4のパラメーターの推定を行い、それぞれについての対数尤度の値とパラメーターの数、そしてAICを表3に示した。すべてのセグメント間で属性の重視度が同じモデル1とモデル3より、セグメント間で属性の重視度が異なるモデル2とモデル4の方がAICが小さい。さらに理想点からの距離とオケージョンの効用を結びつける関数は $-\log d_{sjp}$ より、 $1/d_{sjp}$ の方がよいことが、モデル4よりモデル2のAICの方が小さいことより理解できる。そしてAICが一番小さくなったことに従いモデル2を受容することにする。今回の分析ではモデル2が受容されたが実際のモデル選択の際にはこのように情報量規準などによってモデルの比較を逐次行う必要があるであろう。そして図4から図7に各セグメントのマップを示す。

属性のベクトルは次元上におけるカテゴリーの布置の重視度を表している。各次元での属性ベクトルの重視度とカテゴリーの属性の値の積でその次元のカテゴリーの布置は表されているので、例えばもしカテゴリーの容量の属性の値が大きく、マップ上での属性ベク

表 3: モデルの推定結果比較

	モデル 1	モデル 2	モデル 3	モデル 4
OCC_{sjp} の関数形	$\frac{1}{d_{sjp}}$	$\frac{1}{d_{sjp}}$	$-\log d_{sjp}$	$-\log d_{sjp}$
y_{sjr} の関数形	$\sum_{k=1}^K w_{rk} z_{jk}$	$\sum_{k=1}^K w_{srk} z_{jk}$	$\sum_{k=1}^K w_{rk} z_{jk}$	$\sum_{k=1}^K w_{srk} z_{jk}$
対数尤度	-4279.6	-4192.9	-4277.5	-4232.4
パラメーター数	56	80	56	80
AIC	8671.2	8545.7	8667.0	8624.8

男性若年層(15~29歳)

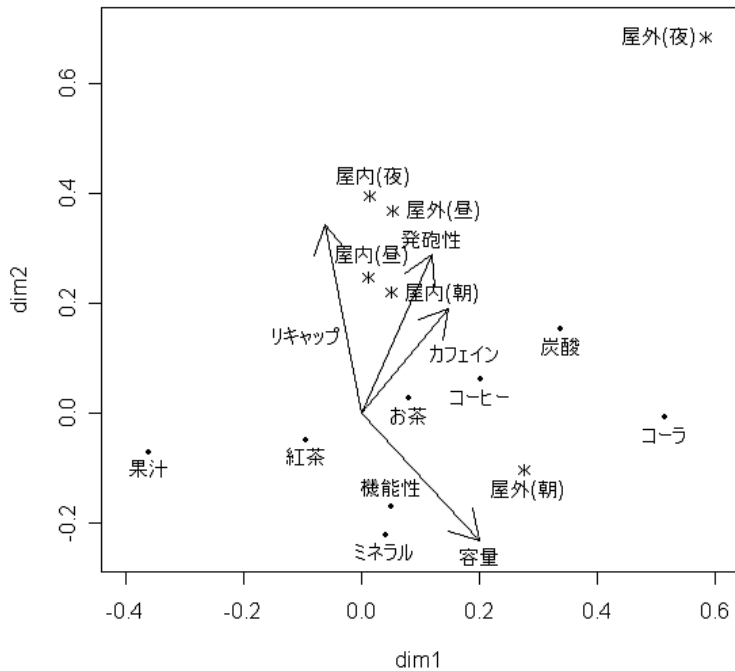


図 4: 男性若年層のカテゴリー・マップ

男性壮年層(30~44歳)

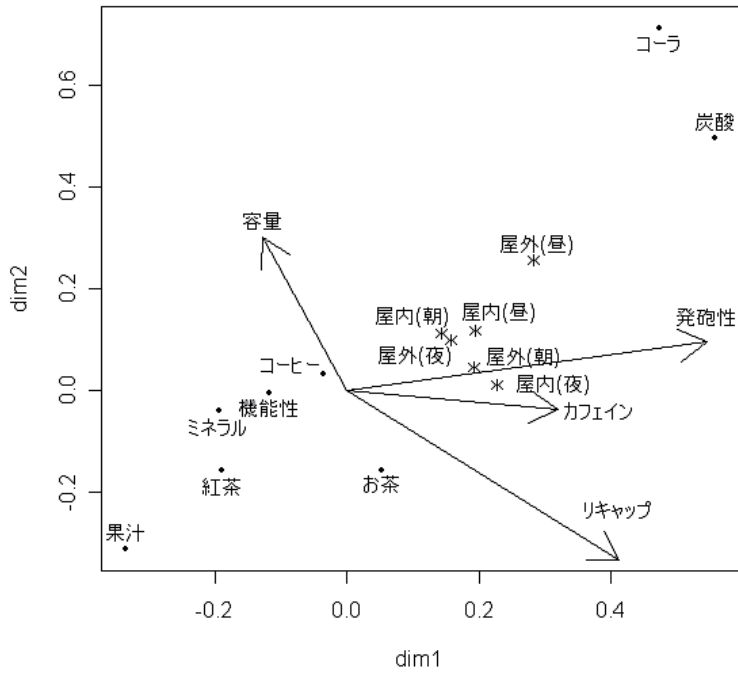


図 5: 男性壮年層のカテゴリー・マップ

男性中高年層(45~59歳)

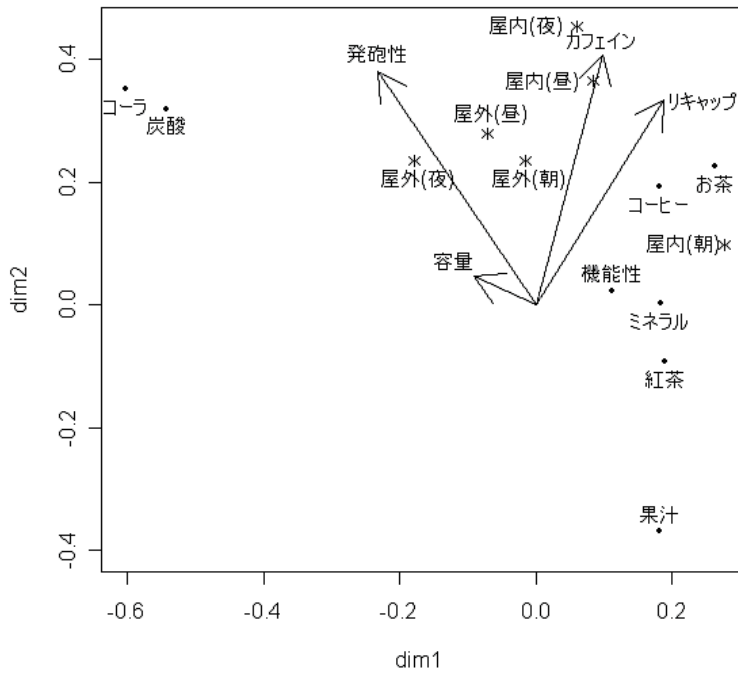


図 6: 男性中高年層のカテゴリー・マップ

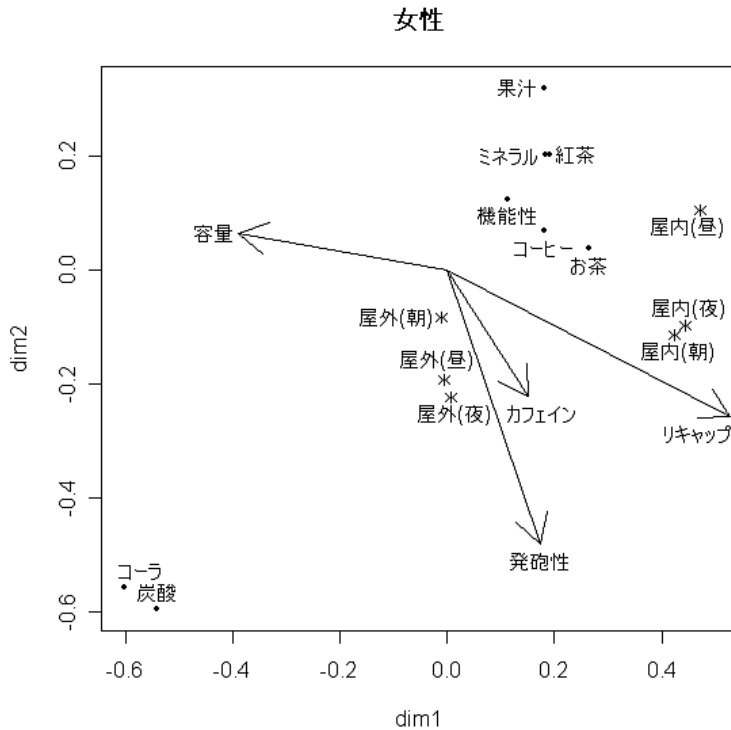


図 7: 女性の 카테고리・マップ

トルの値が大きいならばそのカテゴリーの布置の絶対値は大きくなる。

全体の傾向としては朝・昼とコーヒーやお茶の選好が高く夕・夜にかけて選択肢の幅が出てきている傾向があることが理解できる。またカテゴリーの布置がカテゴリーの属性の値に依存するにせよ、機能性飲料とミネラルウォーター、炭酸飲料とコーラがまとまった位置に布置されており、カテゴリーの類似性を示唆している。

まず図4を見ると男性若年層のセグメントは4つの属性を均等に重視していることがわかる。理想点の動きとして屋外の朝と夜以外は固まって近くにあることがわかる。朝昼のうちはお茶やコーヒーの近くに理想点があるが、夜の理想点がカテゴリーの集まりから離れておりカテゴリーの選好が均一になってきており、夜にはバラエティ・シーキングが起きていると推測される。マーケティング視点からは屋外の朝に容量の多い機能性飲料やミネラルウォーターがコーヒーやお茶と同等に選好されていることから屋外朝に通勤・通学前のコンセプトを持った飲料の開発などが示唆される。

次に図5を見ると男性壮年層のセグメントは、若年層が均等に属性を重視しているのに対して、発泡性とリキャップを少々他の属性より重視していることがわかる。一次元目の軸はカフェインと発泡性から作られ、このセグメントは刺激性の評価によってカテゴリーを評価していることがわかる。このセグメントの理想点は固まっておりオケーションによってあまり選好を変化させていない様子がわかるがこのセグメントは夜にもコーヒーを選好しており、残業や会社帰りの一服用などのコンセプトを持った製品やプロモーションが新

製品開発の際に有望の可能性がある。

また図6を見ると男性中高年層は他の属性より容量を重視していないことがわかる。また二次元の軸がカフェインと発砲性からなる軸で、このセグメントも刺激性の評価を持っている。若年層と同じく夜になるにつれてバラエティ・シーキングを持つことがわかる。これに対応すると、夜のオケージョンを考慮した機能性飲料や炭酸飲料も有望であるかもしれない。

最後に図7を見ると女性に関しては相対的にリキャップが重視されカフェインは重視されていないことがわかる。理想点は屋内と屋外で明確に布置が分かれていることがわかる。屋内ではお茶、紅茶やミネラルウォーターの無糖飲料が好まれており、屋外ではバラエティ・シーキングが大きくなっている様子が読み取れる。また第1次元の軸は容量が左の方へ、リキャップが右の方へ向いていることから携帯性を表す軸と解釈できる。携帯度の高いほうに屋外と比較して屋内の理想点が集まっていることから、女性の集まりやすい屋内の自動販売機の製品は携帯性を重視した製品を置くべきである。

4 討論

本稿ではスキャナー・パネル・データを用いて、これまで明示的に選好に影響すると述べられてこなかったオケージョンによって変化する選好を簡潔にジョイント・スペース・マップを用いて表す方法論を示した。この分析法は、セグメントごとの単なるクロス集計に基づく簡潔な分析や単なるコレスポネンス分析によるマッピングと比較して、カテゴリーの属性と関連付けられたポジショニングと動的な理想点モデルを包含しているので、より選好に関して明白な方法論であるといえる。

実証分析では自動販売機は同質的であるべきではなく、オケージョンに適切なレコメンデーションや製品開発の必要性あることを示した。特に自動販売機による清涼飲料水など即時消費の非耐久財の場合は、その有効性は大きいはずである。

最後に本稿の問題点、限界点と改善点を挙げる。まず実証分析では恣意的な属性とセグメントを用いた。この点は別の調査から得られたセグメント別のカテゴリー属性の評価変数を主成分分析や因子分析によって属性の重視度を考慮して属性に用いる変数を決めるべきであったであろう。本研究とは違った属性は容量やカフェインの具体的な属性を用いたがカテゴリーに対する消費者の心理的な評価基準、例えば「リフレッシュできる」や「疲れが取れそう」等の属性を用いれば新製品のコンセプト創案に大きく役立たせることができるはずである。さらに属性の評価もセグメント別にすることも有効である。またカテゴリーのマップ上の布置には各属性間で代替可能な線形補償型モデルを用いた。実証分析で用いた属性でカテゴリーの布置を、属性を調節することで理想点に近づけることは可能だが、各属性の非補償性を考慮に入れなかったため、それは実際的ではないのかもしれない。モデルの上の問題点としては用いるパラメーターが実証分析では80個と多くなってしまったことである。もっと簡潔に表現する工夫が必要であろう。本研究は広告露出等のマーケティ

ング変数を説明変数に使わなかったが本モデルに組み込むことは可能である。またオケーションはスーパーマーケットやコンビニエンス・ストアと自動販売機に設定してもよいであろう。そのことによって精緻な選好モデルを構築することができるであろう。

また分析において価格や広告などのマーケティング変数が考慮されていなかった。これらの変数を考慮することで、よりマーケティング・ディシジョンに役立つことができるであろう。また今回の分析は自動販売機における清涼飲料水の選択モデルであるが実務的には自動販売機の利用頻度を増やす方法論も関心が高いはずである。カフェなどの他の流通との競合状態も考慮した自動販売機の購買モデル構築も今後の課題とする。

謝辞

実証分析で用いた調査データを提供して頂いた(株) インテージには厚く御礼を申し上げます。また首都大学東京の朝野熙彦教授には研究に際して有益なコメントを頂いた。厚く御礼を申し上げます。

引用文献

- Anupidi, R., Dada, M., and Gupta, S. (1998) Estimation of consumer demand with stock-out based substitution: An application to vending machine products, *Marketing Science*, Vol. 17(4), 406–423.
- Carroll, J. D. (1972) Individual differences and multidimensional scaling, In R. N. Shepard, A. K. Romney, and S. B. Nerlove eds. “*Multidimensional Scaling: Theory and Applications in the Behavioral Science Vol.1*”, New York: Seminar Press, 100–155.
- Cooper, L. G. and Inoue, A. (1996) Building market structure from consumer preference, *Journal of Marketing Research*, Vol. 43(August), 8–19.
- Dubow, J. S. (1992) Occasion-based vs. user-based benefit segmentation: A case study, *Journal of Advertising Research*, Vol. 32(March/April), 11–18.
- Fennell, G. (1978) Consumers’ perceptions of the product-use situation, *Journal of Marketing*, Vol. 42(April), 38–47.
- Hausman, J. and Wise, D. (1978) A conditional probit model for qualitative choice: discrete decisions recognizing interdependence heterogeneous preferences, *Econometrica*, Vol. 46(2), 403–426.
- 片平秀貴 (1987) 「マーケティング・サイエンス」東京大学出版会。
- Katahira, H. (1990) Perceptual mapping using logit analysis, *Marketing Science*, Vol. 9(1), 1–17.

- McFadden, D. (1974) Conditional logit analysis of qualitative choice behavior, In Zarembka ed. “*Frontiers in Econometrics*”, New York: Academic Press, 105–142.
- McFadden, D. (1986) The choice theory approach to market research, *Marketing Science*, Vol. 5(4), 275–297.
- Morris, M. L. (1968) Growth parameters for automatic vending, *Journal of Retailing*, Vol. 44(3), 31–45.
- Pascale, G. Q. and Smart, J. (1998) The influence of consumption situation and product involvement over consumers’ use product attribute, *Journal of Consumer Marketing*, Vol. 15(3), 220–238.
- Rossi, P. E., McCulloch, R. E., and Allenby, G. M. (1996) The value of purchase history data in target marketing, *Marketing Science*, Vol. 15(4), No. 321–340.
- 里村卓也 (2004) マッピングを利用した市場反応の動的分析, *マーケティング・サイエンス*, Vol. 12(1・2), 1–23.
- Smith, W. (1956) Product differentiation and market segmentation as alternative marketing strategies, *Journal of Marketing*, Vol. 21(July), 3–8.
- 杉田善弘 (2005) スキャンパネル・データを用い文脈効果を考慮したアイデアル・ポイント・モデルによるジョイント・スペース分析, *学習院大学経済論集*, Vol. 42(1), 21–32.
- Takane, Y., Bozdogan, H., and Shibayama, T. (1987) Ideal point discriminant analysis, *Psychometrika*, Vol. 52(3), 371–392.
- 上田隆穂・藤居誠 (2002) オケージョンに注目した消費者選好分析, *学習院大学経済論集*, Vol. 39(1), 27–60.
- Yang, S., Allenby, G. M., and Fennell, G. (2002) Modeling variation in brand preference: The roles of objective environment and motivating conditions, *Marketing Science*, Vol. 21(1), 14–31.

