

食卓メニューデータに基づくメーカー主導の タイミングを考慮した 販売促進のための分析フレームワーク

矢野 順子, 後藤 和宏, 桑田 修平, 恒松 直幸, 生田目 崇

1. はじめに

近年、食品メーカーによる「棚」の獲得競争が激化しており、食品メーカーは小売店に対して様々な支援活動を行っている。ここで、消費者に対して魅力のある売り場を作りたいという小売側のニーズに応える「売り場提案活動」は特に重要な要素の1つとなっており、具体的には、消費者へのメニュー提案とそれに合わせた棚割の提案などが代表的である。

また最近では、食の安全に対する消費者意識の高まりもあって、消費者側の手作り志向が強まっている。手作りの醍醐味は、何より自分の好みに合わせた調理や味付けができることであるが、その反面、「時間がかかる」「レシピを習得する必要がある」など、手作りを阻害する要因も同時に存在する。このような阻害要因は、各個人の食に対する意識や行動、スキルといったものが関連するため、人によって異なる。それゆえ、消費者へのメニュー提案を行う際には、個人の行動や意識に合わないメニュー提案をしても有用な情報とはならないため、各個人に合わせたメニュー提案をすることが重要となる。

食品に関する従来のデータ分析においては、主に、小売店のID付POSデータなど販売実績を元にした

分析が行われてきており、食品メーカーの小売支援にも活用されている。また、マーケティング・サイエンスの分野においても、ID付POSデータを活用した分析モデルの提案、知識の集積が古くから行われている[1][2]。

ただし、上記データは消費者の購買場面を把握することはできるが、メニューともっとも関連の深い消費場面については把握することができない。つまり、従来研究は主として消費者行動における購買場面のみ焦点を当てており、メニューの決定といった消費場面はほとんど考慮していない。

そこで本論文では、時系列に記録された各世帯のメニューと使用された食材、および世帯属性、意識調査データを元に、対象とする食材がどのように利用されているか、また、その消費のタイミングはいつであるかについて分析・考察する。

具体的には、食材の利用実態が類似していると考えられるセグメントに各世帯（モニタ）を分割し、それぞれのセグメントの世帯属性と食材利用実態を明らかにする。特に本論文では、食卓メニュー履歴を用いて、食材とそれを用いたメニュー、その食材・メニューに対するロイヤルティ、および、メニュー登場のタイミングに関する分析を通して、食品メーカーが小売店を通じて消費者へ適切な購買促進をするための情報を得る分析フレームワーク（食材提供メーカーにとっての新たなマーケティング戦略のための分析フレームワーク）を提案する。

なお、本論文は経営科学系研究部会連合協議会主催の平成20年度データ解析コンペティションの研究成果であり、当該コンペティションにおいて提供された、株式会社NTTデータライフスケープマーケティング¹の「食MAP[®]」の日々の食卓メニューに関するデ

やの じゅんこ, ごとう かずひろ, くわた しゅうへい
㈱NTTデータ 技術開発本部
〒135-8671 江東区豊洲3-3-9
つねまつ なおゆき
NTTデータマネジメントサービス㈱
〒135-6011 江東区豊洲3-3-3
なまため たかし
専修大学 商学部
〒214-8580 川崎市多摩区東三田2-1-1
受付09.7.27 採択09.11.10

ータを用いる。

2. 分析の手順

本論文における分析の目的は、食品メーカーがターゲットに合ったタイミングで適切なメニューなどの情報を提供することで販売促進を実施可能とすることである。そのために、世帯ごとの食材利用の実態を明らかにし、その上でタイミングを考慮したメニュー提案を行うための分析を行う。特に本論文では、分析対象の食材として、さまざまなメニューに広く用いられ、かつ、それ自身の使用の特徴が明確に分かりづらい「調味料」を取り上げ、以下の手順に沿って具体的に分析し結果を考察する（図1参照）：

- (1) ターゲット顧客の抽出
- (2) ターゲット・セグメントの特徴分析
- (3) メニューとタイミングの分析

以下、分析の詳細について述べる。

2.1 ターゲット顧客の抽出

まず最初に、ターゲットとなる顧客（優良顧客）を抽出する。ここで本論文では、食品メーカーにとってその企業が展開している食材への“支持度”が高い顧客を優良顧客と見なす。ただし、食卓は世帯差が大きい。単に利用回数が多ければ優良顧客と一概にいえわけではない。本論文では、対象食材を広く深く料理に利用している顧客を優良顧客と考え、これらの食材利用状況の多面性を考慮することとする。そこで、以下の3つの指標（支持度）に基づいて顧客を評価した上で、優良顧客を抽出する：

- (1) 食卓シェア：対象食材を含む一食あたりのメニュー数の多さ。つまり、一度の食卓機会の中で対象食材を使ったメニューの数。（食材利用の頻度）

- (2) 食材適用度：対象食材を含む一食あたりのメニューに使った食材数で、対象食材を除く食材数。(1)が対象食材を含むメニュー数であるのに対し、(2)は食材をどのぐらいの材料に対して利用しているかを表す。（食材利用の深さ）
- (3) 食材密着度：対象食材を含むメニューカテゴリの偏り。対象食材が使われているメニューのカテゴリを抽出し、各モニタごとにカテゴリ（59個）の偏り割合をメニューに関する Gini 係数により算出する。（食材利用の広さ）

これらの3つの指標は、値が大きいほど対象とする食材への支持度が高いと考える。本論文では、3つの指標を総合評価してターゲット顧客を抽出するため、包絡分析法（DEA：Data Envelopment Analysis）の概念を用いる²。ただし、(3)の Gini 係数については、登場メニューの偏りを表しているため、小さい方が望ましい値であり、そのとりうる値の範囲が区間 (0,1) であるので、1より Gini 係数を引いた値を用いる。まとめると、上記の3指標を DEA の出力項目として³、得られる結果の効率値から、各モニタの食材に対する支持度を測ることができ、その効率値の高いモニタをターゲット顧客とする。

2.2 ターゲット・セグメントの特徴分析

前節の分析により、顧客の優良度が効率値（スカラ一値）として求まるが、DEA は多面的な評価を行うため、どの項目を重視して効率値が算出されたかは、ターゲット顧客（効率値の高いモニタ）ごとに異なる。したがって、各ターゲット顧客の仮想出力値⁴のバランスによって、その顧客を特徴付けることが可能である。そこで仮想出力値を、各ターゲット顧客を表す特

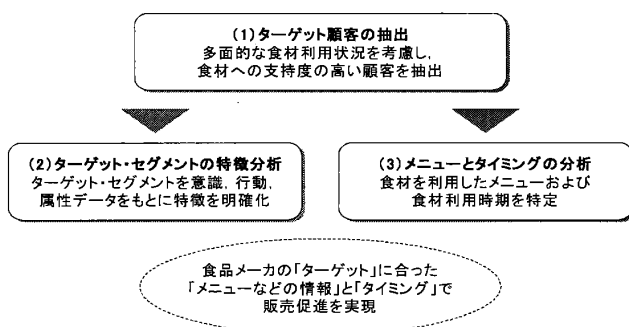


図1 分析フレームワーク

² DEA は複数の入力から複数の出力を得るようなシステムについて、入力から出力への変換効率を分数の形で表す。そして、複数の対象についてその相対的な効率性を数理計画問題を用いて解く手法である。対象 j の入力、出力ベクトルを x_j, y_j とし、入力、出力の係数ベクトルを v_j, u_j としたとき、対象 a の効率値 e_a を次の問題により得る。
$$\max e_a = u_a^T y_a / v_a^T x_a, \text{ s.t. } u_a^T y_j / v_a^T x_j \leq 1 \forall j, u_a, v_a \geq 0.$$
 DEA においては、すべての対象に対して一律のウェイト（基準）で評価するのではなく、対象ごとに効率値が最大になるようにウェイトを求める。最適目的関数値が効率値となり、値は大きいほど効率的であり、その最大値は制約条件から 1 である。詳しくは文献[3]を参照されたい。

³ 本分析では、効率性評価の際に、世帯そのものの属性は考慮せず、上記出力項目に関する分析を行うため、入力項目はすべての世帯に共通に 1 とした。

⁴ 各値に求められた最適ウェイトを掛け合わせたもの。

¹ 現・株式会社ライフスケープマーケティング

微ベクトルデータとしてターゲット顧客をクラスタリングし、得られたクラス（ターゲット・セグメント）ごとに顧客の特徴を把握する。具体的には、顧客の意識および属性データとの関係から、各ターゲット・セグメントに属する顧客像を把握する。

2.3 メニューとタイミングの分析

前節で作成したターゲット・セグメントにおいて、対象食材がどのように利用されているかを分析する。具体的には、ターゲット・セグメントごとに、各食卓機会においてどの程度対象食材が利用されているか、また、その利用タイミングにどのような違いがあるのかを分析する。ここで、対象食材を利用したメニューが食卓に登場するタイミングについて、ターゲット・セグメントごとに求めたTI (Table Index) 値⁵を、ターゲット・セグメント間で比較することにより特徴を把握する。また、前節で抽出した、対象食材を利用したメニューの食卓登場割合についても、セグメント間の比較を行う。

これらの分析結果を総合して、ターゲット・セグメントごとの対象食材の利用実態を明らかにするとともに、新たな食材利用機会・メニュー創出のための考察を行う。

3. 実証分析

3.1 利用データ

本論文では、分析対象として日本で昔から使われている調味料である「砂糖」、「塩」、「酢」、「しょうゆ」、「味噌」を取りあげる⁶。近年これらの調味料は、調味料そのものとしての消費量（支出金額ベース）が減少しており[5]、調味料メーカーにとっては、どのように消費者に調味料の魅力を訴求していくかが喫緊の課題となっている。

そこで、各モニタがこれらの調味料をどのように利用しているかその特徴を明らかにする。分析に利用したデータは、192世帯のモニタの属性データ、意識調査アンケートデータ、および総計154,040の食卓データである。食卓データには、日々のモニタ世帯別のメニューおよびそのメニューに使用された材料が含まれ

表1 各調味料のセグメントの特徴とモニタ数

調味料	セグメント	効率値	(1) 食卓シェア	(2) 食材適用度	(3) 食材密着度	モニタ数
砂糖	1	0.770	0.206	8.895	0.092	48
	2	0.803	0.306	6.782	0.086	31
	3	0.752	0.204	7.521	0.132	49
塩	1	0.771	0.229	8.499	0.125	17
	2	0.776	0.322	6.834	0.164	48
	3	0.780	0.199	7.059	0.193	63
酢	1	0.773	0.224	8.439	0.132	21
	2	0.773	0.320	6.819	0.164	49
	3	0.782	0.198	6.998	0.195	58
しょうゆ	1	0.819	0.254	7.679	0.157	45
	2	0.809	0.356	5.961	0.138	43
	3	0.782	0.242	5.877	0.193	42
味噌	1	0.707	0.167	7.226	0.028	44
	2	0.750	0.229	5.164	0.028	52
	3	0.751	0.170	6.197	0.059	34

る。なお、分析対象を夕食に限定し、事前に各調味料を用いたメニューとそのメニューに含まれる材料を特定した。

3.2 DEAによるターゲット顧客の抽出とセグメンテーション

前節で説明した方法により、各モニタの各調味料への総合的な支持度（優良度）を求める。DEAによる分析の結果、すべての調味料において各モニタの効率値は概ね0.5以上になったことと、モニタ数がそれほど多くはなかったという理由から、効率値のおおよそ上位2/3のモニタをターゲット顧客として抽出した。

また、特徴によりターゲット分類するために、DEAで得られる仮想出力値をデータとして、距離関数として余弦距離（cosine 距離）を用い k-means クラスタリングを行った。すなわち、セグメント i の平均ベクトルとモニタ j の仮想出力ベクトルをそれぞれ $\mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j$ としたときに、

$$d_{ij} = \frac{\mathbf{a}_i \cdot \mathbf{a}_j}{\|\mathbf{a}_i\| \|\mathbf{a}_j\|} \quad (1)$$

のとおり、セグメント i の中心値とモニタ j との距離を計算し、距離が最も近いセグメントにモニタ j を配分する。そして属するセグメント内のすべてのモニタの仮想出力ベクトルとセグメントの中心値との距離の合計が最小になるまで計算を繰り返す。なお、本論文では対象とする5つの調味料について、それぞれ3つのセグメントに分割した⁷。これら3つのセグメントについては、各仮想出力値の平均を表1に示す。各セグメントの特徴をみると、食材へ支持度を表す3つの指標のいずれかとの関係が強く、セグメント1は、食

⁵ 対象メニューの1,000食卓当たりの出現率（メニュー数 ÷ 食卓数 × 1,000）である。詳しくは文献[4]を参照いただきたい。

⁶ いわゆる日本の代表的な調味料である「さしすせそ」を取り上げた。

⁷ セグメント数の決定については、クラスタ内とクラスタ間の分散、クラスタの評価のしやすさ、クラスタに属するサンプル数から決定した。

材適用度の高く、セグメント2は食卓シェアの高く、セグメント3は食材密着度が高いモニタが集まっていることが分かった。

3.3 ターゲット・セグメントごとの属性・意識の特徴分析

次に、モニタの属性および意識調査アンケートを元に前節で得られたターゲット・セグメントごとの特徴を明らかにする。意識調査アンケートは、「食生活全般に対する意識」(31問)、「食品の購入について」(16問)、「メニューづくりで心がけている事」(22問)に関する質問に大別されて構成されている。

本分析では、質問項目数が多かったため、上記の3つの質問それぞれに因子分析を適用し、意識の次元縮約を行った。なお、因子分析では、最尤法を用いて推定し、バリマックス回転を行い、因子数は寄与率より決定した。そして、因子負荷量より名づけた因子を表2に示す。表2のとおり、意識の特徴を11因子に縮約した。

次に、各セグメントのモニタ像を明らかにするため

表2 抽出された因子

質問大項目	因子1	因子2	因子3	因子4	因子5	累積寄与率
食生活全般に対する意識	料理好き	家事嫌い	外食好き	お手軽派	関心が高い	45.9%
食品の購入について	品質重視	安さ重視	事前決定	—	—	44.2%
メニュー作りで心がけている事	ミネラル	控えめ	健康	—	—	45.5%

に、決定木分析を行った。決定木のアルゴリズムはCHAIDを利用している。決定木の目的変数はセグメントのクラスで、分岐のための変数候補は意識の因子得点および世帯属性である。なお、意識の因子得点は、表2の11因子の因子得点の正負により0,1に変換したものを利用した。世帯属性については、家族人数、家族形態(6カテゴリ)、主人年齢、主婦年齢、主婦就業(6カテゴリ)、幼児有無、小学生有無、高齢者有無、長子のライフステージ(8カテゴリ)、末子のライフステージ(8カテゴリ)の変数を利用した。なお、主婦年齢および主人年齢は、40歳未満、50歳未満、60歳未満、60歳以上とカテゴリ化し、これらを4つの順序変数とみなした。

以下の分析では、もっとも特徴的だった味噌を例に分析結果を詳述する。なお、全体の考察については最後にまとめる。味噌に関する決定木分析の結果を図2に示す。

図2の第一分岐をみると、セグメント1は、50歳未満の比較的若い主婦層であることが分かる。また、食品を購入する際に安さを基準にせず、家事も嫌いではないのが特徴である。セグメント2も同様に、第一分岐から主婦年齢は低いが、第二分岐では食品を購入する際に安さを重視している点でセグメント1とは異なることがわかる。また、主婦年齢が50歳以上の場合は、第二分岐から外食が好きではないという特徴が

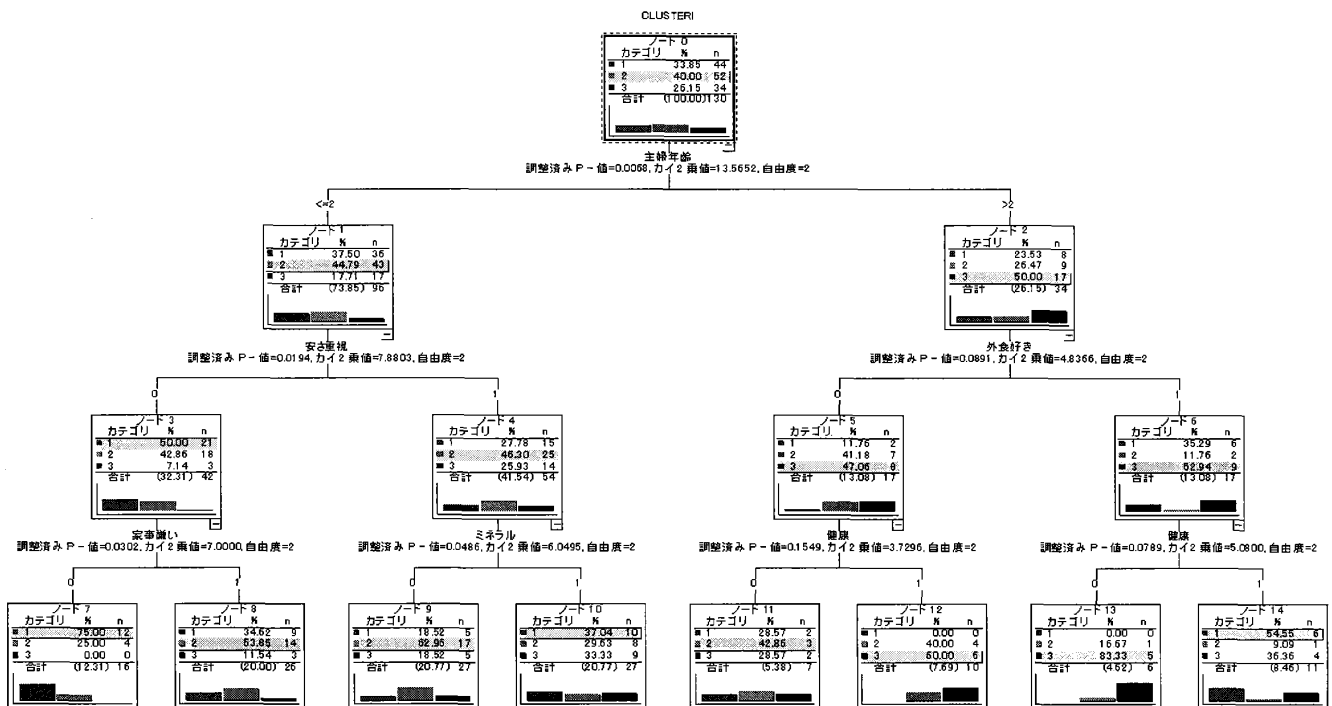


図2 決定木分析の結果(味噌)

出ている。セグメント3は、主婦の年齢が50歳以上の比較的高年齢の主婦層であるという傾向が出ている。表1に示した各セグメントの特徴と以上の結果より、食材適用度の高いセグメント1の顧客層は、材料をたくさん使った味噌メニューを作っている若手の主婦であることが推測でき、食卓シェアの高いセグメント2の顧客層は、若手の主婦で味噌料理が好きな層と考えられる。セグメント3は、味噌の食材密着度が高い。つまり味噌を使って多くの食材を料理しているので、料理の熟練度が高い、高年齢層の主婦層であると考えられる。

3.4 メニューとタイミングの分析

セグメントごとに味噌の利用実態を比較するために、日別の味噌TI値を求め比較する。TI値は食卓機会における、ある食材もしくはメニューの登場割合を指標化したものである。なお、日ごとのTI値はデータの散らばりが非常に大きいため、7日間移動平均を求めた。図3に結果を示す。

グラフより、全体傾向としては、1月から3月にかけて味噌メニューの食卓登場頻度が高くなり、真夏

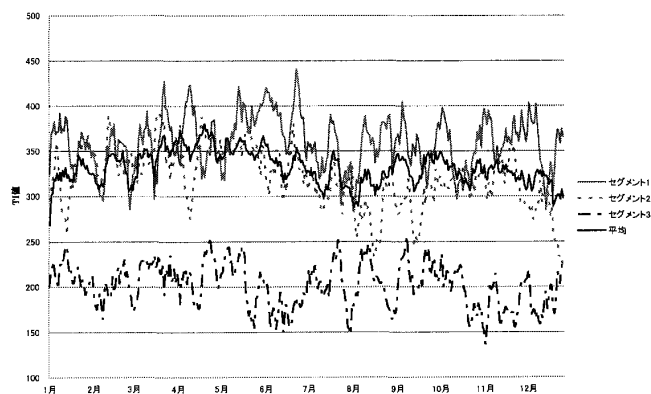


図3 TI値の推移(7日移動平均：味噌)

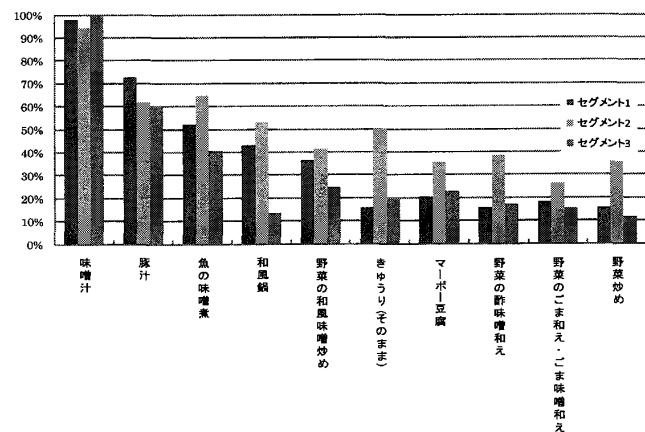


図4 各味噌メニューが登場するモニタ世帯の割合

(7~8月)になると低くなるのがわかる。セグメント1の特徴は、味噌メニューの登場頻度が平均以上であり、春(3~5月)から夏(6~8月)にかけてピークとなり、冬(12~2月)もそれほど衰えない。一方、セグメント2は、年末にかけて食卓頻度が極端に低くなる。セグメント3は平均的に低いが、他のセグメントと比較すると、真夏の食卓頻度が高いことがわかる。セグメントにおけるTI値の変動は、セグメント間で登場するメニューの違いが影響すると考えた。そこで、セグメント間で登場するメニューがどのように異なるかを比較するために、味噌を利用したそれぞれのメニューの登場回数をセグメントごとに集計し比較した。分析対象期間に登場した味噌を利用したメニュー数は137種類であった。そのうち一世帯当りの登場回数が多い10メニューを図4に示す。グラフの縦軸は、各セグメントに属するモニタの中で、分析対象期間中に各メニューが一度でも食卓に登場したモニタ世帯の割合を示している。

さらに、10メニューのうち1年間で、ばらつきが大きかったメニューについて、食卓に登場するタイミングを分析する。月別メニューのTI値を描いた結果を図5、6に示す。

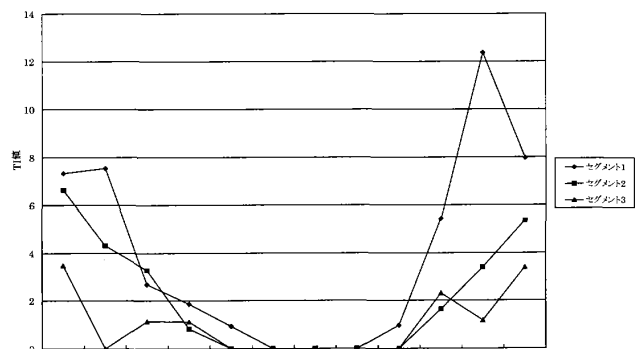


図5 味噌メニュー(和風鍋)

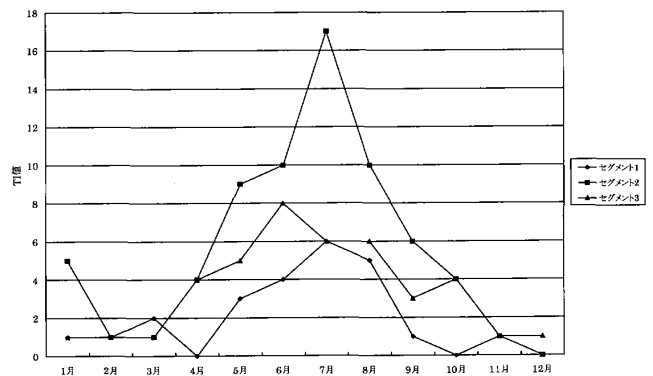


図6 味噌メニュー(きゅうり)

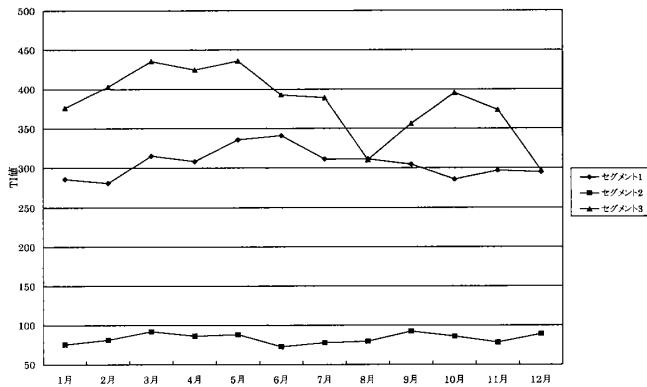


図7 味噌メニュー（味噌汁）

図5のグラフをみると、セグメント1の食卓には9月から和風鍋が登場し、11月がピークである。一方、セグメント2とセグメント3は1月がピークである。また、図6をみると、全体的に夏の時期に食卓登場のピークを迎え、特にセグメント2は最も高い山を作ることが分かった。また、図7より、セグメント2はTI値が非常に低いことが分かった。

3.5 結果の考察

引き続き味噌についての分析結果を元に考察する。

図4の結果を見ると、日本人の定番である味噌汁はセグメント間で大きな差がない。同様に図4より、セグメント2は、セグメント1とセグメント3と比較すると、味噌汁以外のメニューが登場モニタ世帯の割合が多く、バラエティに富んだメニューが食卓に登場していることが観察される。図3からセグメント1とセグメント2を比較すると、TI値に大きな差はないが、図4より登場メニューについては、偏りが大きい。また、秋から冬にかけてセグメント1はセグメント2よりもTI値が高く、この時期にセグメント1の味噌の利用が他と比べて多いことが伺える。そこで、味噌を利用したメニューのTI値に着目した結果、図5より、セグメント1は冬の代表的な料理である鍋料理といった温かい料理については、セグメント2よりも早く食卓に登場し始めることがわかる。したがって、セグメント1とセグメント2については、秋ごろから同時に鍋メニューを推奨することもできよう。

セグメント3は全体的にTI値が低く、図4の味噌を利用したメニューの登場回数をみても決して多くはないが、味噌汁、豚汁という定番メニューについては他のセグメントと比較して遜色はない。さらに、図7から味噌汁の登場回数は、5月が最も多く8月が少ないことがわかる。この特徴は他のセグメントに比べて顕著に出ている。以上の結果から、特に春にピークが

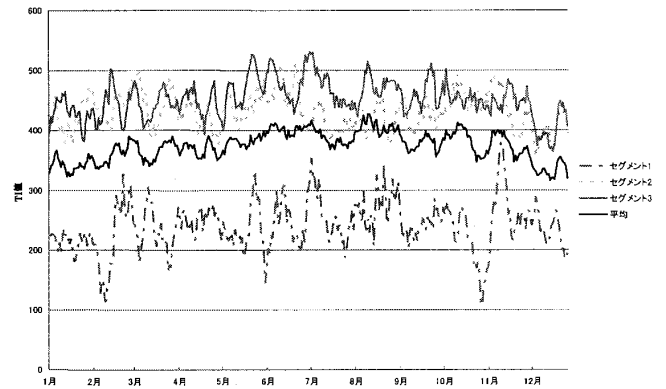


図8 TI値の推移（7日移動平均：塩）

くるセグメント3に対しては、ピーク前の1月から2月頃のタイミングで味噌汁メニューを推奨し始めることで、より味噌汁全体の登場回数を増やすことができるのではないかと考えられる。

4. 分析結果の概要

本論文でとりあげた5種類の調味料の結果の概要を表3に示す。これは、味噌以外の調味料についても同様の分析を行い、セグメントごとに、メニュー当たりの世帯数上位3個のメニューと決定木分析の結果から得られるモニタ世帯の意識や属性の特徴、年間を通じたTI値の大きさとその変動をまとめたものである。

これらを見ると、各セグメントによって、食卓への登場頻度の高いメニューやそのタイミングが異なることがわかる。さらにセグメントごとの意識や属性にも違いが見られる。紙面の都合上、全調味料についての特徴の詳述は省略するが、分析結果の一部について説明すると、セグメント1のモニタの特徴としては、ミネラルを重視し、カロリーや塩分控えめといった意識を持っている。またメニューを事前に決定して買い物に行くタイプではないが、外食を好むわけでもない。このような意識と実際の食卓行動の関係をみてみると、最も食べられているメニューは、野菜炒め、魚の塩焼き、茹で枝豆といった低カロリーなヘルシーメニューであり、また図8より、年間を通してTI値も低いことが分かった。一方、ミックス野菜サラダはヘルシーメニューにもかかわらず、セグメント1では、あまり登場していないことが分かる。さらに図9をみると、セグメント1は3月ごろが最も多いが、他のセグメントでは、夏に良く食べられているのが分かる。したがって、塩を使ったミックス野菜サラダを夏ごろにセグメント1の世帯に向けたプロモーションすることなどが考えられるだろう。このように、提案するフレーム

表3 分析結果の概要

調味料	項目	セグメント1	セグメント2	セグメント3
砂糖	メニュー当たりの世帯数TOP3	①肉じゃが ②かぼちゃの煮物・含め煮 ③煮魚	①かぼちゃの煮物・含め煮 ②肉じゃが ③大根の煮物・含め煮	①かぼちゃの煮物・含め煮 ②煮魚 ③肉じゃが
	意識	「事前決定しない」 「外食嫌い」	「事前決定しない」 「外食嫌い」 「ミネラル重視」	「事前に決定」 「外食好き」
	属性	「高齢者無」	-	「高齢者有」
	TI値の大きさ	中	低	高
	タイミング (TI値の変動)	夏に下降, 春・秋に上昇	夏に下降, 春に上昇	春と秋に上昇
	塩	メニュー当たりの世帯数TOP3	①野菜炒め ②魚の塩焼き ③茹で枝豆	①魚の塩焼き ②ハンバーグ ③野菜炒め/ポテトサラダ
意識		「事前決定」 「ミネラル重視」 「控えめ」 「外食嫌い」	「ミネラル重視しない」 「事前決定しない」 「外食好き」	「事前に決定」 「料理好き」
属性		-	「主婦年齢50歳未満(若い)」	「主婦年齢50歳以上」
TI値の大きさ		低	中	高
タイミング (TI値の変動)		夏に上昇	春上昇, 夏・年末年始下降	春・夏に上昇
酢		メニュー当たりの世帯数TOP3	①焼き餃子 ②酢豚 ③中華風サラダ	①野菜の酢の物 ②焼き餃子 ③ミックスサラダ
	意識	「事前決定」	「ミネラル重視」	「ミネラル重視しない」 「外食好き」
	属性	「主婦年齢50歳以上」	-	「主婦年齢50歳未満(若い)」
	TI値の大きさ	中	低	高
	タイミング (TI値の変動)	春に上昇, 夏に下降	夏から秋にかけて上昇	夏に上昇
	しょうゆ	メニュー当たりの世帯数TOP3	①魚介の刺身・たたき ②焼き餃子 ③豚肉のしょうが焼き	①魚介の刺身・たたき ②冷奴 ③豚肉のしょうが焼き
意識		-	「品質重視」	「料理好き」
属性		「中学生の子ども有」	「主婦年齢50歳未満」 「子ども無」 「小・高生の子ども有」	「主婦年齢50歳以上」 「乳児の子ども有」 「子ども無」
TI値の大きさ		中	低	高
タイミング (TI値の変動)		-	-	-
味噌		メニュー当たりの世帯数TOP3	①味噌汁 ②豚汁 ③魚の味噌煮	①味噌汁 ②豚汁 ③魚の味噌煮
	意識	「安さ重視しない」	「家事嫌い」	-
	属性	「主婦年齢50歳未満(若い)」	「主婦年齢50歳未満(若い)」	「主婦年齢50歳以上」
	TI値の大きさ	高	中	低
	タイミング (TI値の変動)	春に上昇, 夏に下降	夏と冬に下降	夏と冬に上昇, 春と秋に下降

※ - : 明確な特徴なし

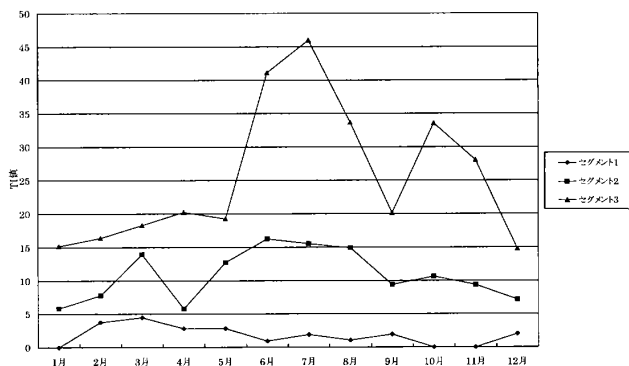


図9 塩メニュー (ミックス野菜サラダ)

ワークを用いることにより、各セグメントの属性や意識に合ったメニューを食卓に登場するタイミングに合わせて販促活動を実施が可能であると考えられる。

また、調味料の使用について調味料を横断して考察するために、モニタごとの各調味料のセグメントをデータとして、文献[7]のモデルを多項分布モデルに拡張した共クラスタリング⁸[8]手法によって、クラスタリングを行った。共クラスタリングにより、変数とサンプルの両者について類似しているものを近くに配置することができる。

その結果、塩と酢のセグメント番号が一致する大きなクラスターが構成された。また砂糖と醤油についても同様の結果が得られた。一方、味噌については、食卓での登場の仕方が他の調味料とは異なることが考察された。詳しくは、5つの調味料ごとのセグメント番号が一致するのはセグメント2が最も多く、ついでセグメント1であった。セグメント3については、塩と酢がセグメント3であっても、他の調味料がセグメント3となる場合が少ない。これらの結果から、代表的な5つの調味料の組み合わせとして考えやすいのは塩と酢であり、それぞれの利用者も類似していることがわかった。また、塩と酢を利用したメニューのうち、それぞれ登場したモニタ世帯割合が高い上位10メニューの中から共通のメニューとして、ミックス野菜サラダが挙げられた。このように、今回提案したフレームワークは、同じメニューで利用される調味料や、利用者が共通しているメニューを見つけ出し、新メニュー

⁸ サンプルを行、変数を列としたデータ行列に対して、行と列の両方向にクラスタリングを行う手法である。共クラスタリングにより、互いに類似したサンプル群と、互いに類似した変数群からなる“ブロック”が得られる。

を協同で提案していくことにも活用できると考えられる。

5. 結論と今後の課題

本論文では、食卓メニューデータを用いて、食材の利用実態とその特徴を明らかにするための分析を行った。本論文で行った分析結果をもとに、食品メーカーにとっては消費者への訴求方法をメニューとタイミングの両方で図ることができる。また、消費者セグメントを元に、それぞれのセグメントにあわせた販売促進を考えることも可能であろう。

今回のデータでは、購買データは提供されなかったため、購買と消費のタイミングの差異については分析することができなかった。購買データも併せることで、売り場と食卓のギャップを埋めるような分析をすることもできよう。また、今回は調味料に限ったが、季節食材や通年食材、食材そのものがメニューになるもの、嗜好の差の激しい食材など、食材によりさまざまな特徴を持っているため、調味料以外の食材について分析、検討することも今後の課題として挙げられる。

参考文献

- [1] Guadagni, P. M. and Little, J. D. C.: "A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data," *Marketing Science*, Vol. 2, No. 3, pp. 203-238 (1983).
- [2] Chintagunta, P. K., Jain, D. C. and Vilcassim, N. J.: "Investigating Heterogeneity in Brand Preferences in Logit Models for Panel Data," *Journal of Marketing Research*, Vol. 28, pp. 417-428 (1991).
- [3] 刀根薫：経営効率性の測定と改善，日科技連（1993）。
- [4] 齋藤隆：ニッポンの食卓の新・常識，日経BP社（2005）。
- [5] 総務省総務局：家計調査 <http://www.stat.go.jp/data/kakei/>
- [6] 齋藤隆：食MAPが創る新次元マーケティング，日刊経済通信社（1998）。
- [7] Kemp, C., Tenenbaum, J., Griffiths, T., Yamada, T. and Ueda, N.: "Learning Systems of Concepts with an Infinite Relational Model," *Proc. of the 21st National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-06)*, pp. 381-388 (2006).
- [8] 桑田修平, 山田武士, 上田修功: "ディリクレ過程混合モデルに基づく離散データの共クラスタリング," 情報処理学会研究報告, Vol. 128, pp. 9-12 (2007).