

世帯特性と素材特性を考慮した 階層的メニューレコメンデーションシステム

中村 友哉, 清水 美和, 藍原 雅一, 安藤 晋, 関 庸一

1. はじめに

本研究では、食事メニュー選択のための推奨システムを提案する。一般に、推奨システムのアルゴリズムには大きく2つのアプローチがある。1つは、対象アイテムの特徴ベクトルを利用者のプロファイルと比較し推薦対象を選ぶ、内容ベースフィルタリングであり、もう1つは、多くの嗜好選択結果を集積したデータベースと、当該利用者の嗜好データとの類似に着目し、推薦対象を選ぶ協調フィルタリングである[3]。

現行の食事メニューの推奨システムにおいて用いられているアプローチは、主に前者の内容ベースフィルタリングである(例えば文献[6])。これは、メニューの持つ属性以外のデータの集積が難しいためと考えられる。本研究では、1年間の食卓を連続的に記録した194世帯分のデータを用いることで、モデルベースの協調フィルタリング[3]の要素を含むハイブリッド型の食事メニュー推奨システムを提案する。これにより、世帯ごとにメニューへの嗜好の相違や、食卓を取り巻く状況に配慮した推奨を可能とする方法を与えることを目的とする。

メニューの推奨を行うに当たっては、利用者がメニュー選択に考慮する要因のうち、システムが把握できる内容に限界があるため、推奨リストを提示するものとした。そのリストも、具体的なメニューを最初から提示すると、ユーザが希望する内容を含むようにするために、長大なリストが必要と予想される。そこで、

最初にメニューカテゴリをいくつか推奨し、それをユーザに選択させたのち、選択されたメニューカテゴリ内の具体的なメニューを推奨する2段階の階層的アプローチを提案する。以上のアプローチにより、ユーザが整理された短いメニューリストを確認することで、選んだメニューカテゴリが好みであるか判断したり、好ましいメニューを確認したりすることを可能とし、ユーザの意志決定を支援する。

それぞれの段階での具体的な方法論としては、次の方針をとる。まずメニューカテゴリ推奨では、各メニューカテゴリが、夫の食卓参加などその食卓状況で出現する確率を推定し、出現確率の高いものから推奨リストとして提示する。確率の推定モデルとしては多項ロジットモデルを用い、メニューカテゴリ、夫の食卓参加、休日であるかなどを説明要因としてとりあげ、日々変化する食卓の状況を考慮したモデルベースの協調フィルタリングを行う。メニューカテゴリが決まった下での個々のメニューの推奨リストは、メニューの嗜好マップ[2]を作成した上で、家庭ごとの理想ポイントや理想ベクトルに従って作成するものとする。

なお、提案システムでは主婦に夕食卓の主菜を推奨するものとした。これは、対象データのモニターが主婦であり、主婦のメニュー選択結果が対象データであること、また、主婦が最も支援を必要とするのは参加者の多い夕食卓であり、その食卓の主菜が決まれば、副菜は従属的に決まると考えたからである。

本論文は以下のように構成される。2節で対象データの特徴を解析し、システムに用いる特徴量を作成する。3節で提案する推奨の方法論と確率モデルを述べ、対象データでの推定結果を示す。4節では提案手法の実装結果について述べ、5節で結論と今後の課題を述べる。

なかむら ともや, あいはら まさかず,
あんど う しん, せき よういち
群馬大学 大学院工学研究科情報工学専攻
〒376-8515 桐生市天神町 1-5-1
しみず みわ
㈱エヌ・アイ・デイ
〒160-0023 新宿区西新宿 7-6-4
受付 09.7.27 採択 09.11.10

2. 食 MAP データの特徴解析

本研究では、平成 20 年度データ解析コンペティションで提供された食 MAP データ [8][9] を用いる。利用データの概要を表 1 に示す。データは、参加モニタや食卓状況について、次の 5 つのデータセットから構成されていた。まず、モニタに関しては、主婦の食に対する意識や食品の購入等に関する意識調査 (180 設問) とモニタ世帯のデモグラフィックな要因 (27 要因) が与えられていた。また、各食卓については、食卓への参加メンバーやイベント日かどうかなどの食卓状況 (40 項目) と調理した全メニュー (平均 5.9 メニュー/夕食卓) とそれに用いられた食材 (平均 13.7 食材/夕食卓) が与えられていた。なお、本論文では 1 回の食事のことを食卓と呼んでおり、その食卓を構成する一つ一つの料理をメニューと呼ぶこととする。表 2 に一つの食卓を例示する。

2.1 メニュー履歴の整備

本研究では、推奨対象を夕食卓としたので、メニュー履歴のうち夕食卓 (55,664 食卓、夕食メニュー数: 330,161 メニュー) に限定してメニュー履歴を利用した。与えられたメニュー履歴中のメニューに対し、メニューコードから再現した中分類、大分類に加え、大分類を統合したメニューカテゴリを付与して用いた。メニューカテゴリとその出現頻度を後述の表 6 に示す。これを第 1 段階での推奨対象とする。

2.2 主菜の決定

1 食卓の夕食は主菜、副菜、さらに、ご飯などの主食、飲料など多くのメニューの集合となる。このうち主菜が何であるかは、食卓のメニューを作成した側でも判断不能なことがあると思われるが、本研究では、食卓の状況に対し単一の“主菜”を推奨するとしたので、1 食卓の中から主菜と考えられるメニューを各食卓から 1 つ選択する。なお、ここで主菜とは、そのメニューがあるから夕食として成立したと考えられる最も重要なメニューとする。つまり、丼ものや麺類などのおかずと主食が一体となったメニューを含むものとする。

表 1 食 MAP のデータ概要

調査年月日	2006/1/1~2006/12/31(365 日間)
参加世帯数	194 世帯
食卓数	154,040 食卓
総メニュー数	760,275 メニュー

このため、まず、各食卓から、明らかに主菜には成り得ないメニューを除外した。汁物、サラダ、デザートなどは大分類カテゴリ単位で、主食であるご飯やパンはメニュー名で除外した。さらに、“市販の弁当類”を食した食卓は推奨する対象ではないと決め、これが登場した食卓は食卓ごと除外した。

以上により残されたメニュー集合から主菜を決定するために、**主菜度**という指標を提案する。主菜度とは食卓ごとにメニュー数の逆数を各メニューに割り当て、それを対象データ全体においてメニューごとに平均したものである。つまり、1 品での存在感を指標にしたものとなる。食卓 t の構成メニューの集合を M_t とし、 $T_j = \{t | j \in M_t\}$ とすると、メニュー j の主菜度 m_j を次式で定義することとなる。なお、集合 A に対し $|A|$ は、 A に含まれる要素数としている。

$$m_j = \frac{1}{|T_j|} \sum_{t \in T_j} \frac{1}{|M_t|} \quad (1)$$

各食卓で最も主菜度が高いメニューを主菜とする。以上の例を表 2 に示す。

2.3 世帯の嗜好特性

世帯の嗜好特性を抽出するために、表 3 に示す世帯特性 96 項目を主成分分析した。世帯ごとに観測された主婦の意識調査結果についてはそのまま、また、食卓ごとに観測された食卓動機イベントについては、世帯ごとに年間平均を求めて用いた。この結果を解釈し、表 4 の 5 つの主成分を採用した。利用特性が多様性に富む 96 項目と多いため、5 主成分で累積寄与率が

表 2 ある食卓 (ID 4002, 1 月 5 日) のメニュー集合

メニュー ID	メニュー名称	大分類名
05001003	ナポリタンスパゲティー	パスタ
21007003	水餃子	ひき肉料理
37001001	冷奴	豆腐
41007001	野菜のおひたし	野菜料理
55009001	*緑茶・煎茶・番茶	ソフトドリンク
56009001	*焼酎	お酒

注:この食卓から主菜となりえないメニュー(*)を除去すると、4 品あるので 1/4 をそれぞれに割り当てることとなる。以上を全対象食卓について行い、(1) 式で主菜度を決定する。本データの場合、ナポリタンスパゲティー: 0.4850、水餃子: 0.3436、冷奴: 0.2770、野菜のおひたし: 0.2797 となり、この食卓では、主菜度が最も高い「ナポリタンスパゲティー」を主菜とする。

表 3 主成分分析の対象データ

調査項目	数	利用方法
問 01. 食生活全般に対する意識	31	4 段階の回答を (1,2,3,4) として利用
問 02. 食品の購入について	16	
問 03. メニューづくりで心がけている事	22	
食卓動機 (ex. 主人の好きな料理を出した)	17	0, 1 の回答の 365 日の平均
食卓イベント (ex. 客を夕食に招いた)	10	

表4 主成分分析の結果

主成分	因子の解釈	因子負荷量の高い項目		寄与率累積	
		質問項目	負荷量	(%)	寄与率
第1	健康志向度	使用食材数を多くする	0.182	12.9	12.9
		天然、自然の味を大切に調理	0.180		
		旬の材料を利用	0.178		
		健康増進	0.172		
		体に良い食品、料理に関心がある	0.172		
第2	ちゃっかり度	支度に手間のかからない食卓	0.237	7.7	20.6
		メニューの数が少なくすむ食卓にした	0.233		
		家族全員が喜ぶ料理を出した	0.229		
第3	外食好き	面倒な時は、外食で済ませる	0.243	5.3	25.8
		休日に家族揃って外食する	0.239		
		CMの食品を買いたくなる	0.220		
		外食は食生活を豊かにする	0.219		
第4	料理嫌い	調理をするのはおっくう	0.223	4.8	30.7
		メニューを考えるのはおっくう	0.201		
		料理を作るのは好きだ	-0.221		
		新しい料理作りに関心がある	-0.230		
第5	ベテラン度	チラシを見て買うものを決める	0.273	3.7	34.4
		生鮮食品の特売があるとよく買う	0.256		
		評判のお店に食べに出掛ける	-0.274		

34.4%と高くないが、それ以降の主成分の解釈が困難であったため、5主成分を採用した。これらの主成分得点を世帯の嗜好特性を代表するものとして、メニューカテゴリの選択確率推定モデルの説明変数として用いる。

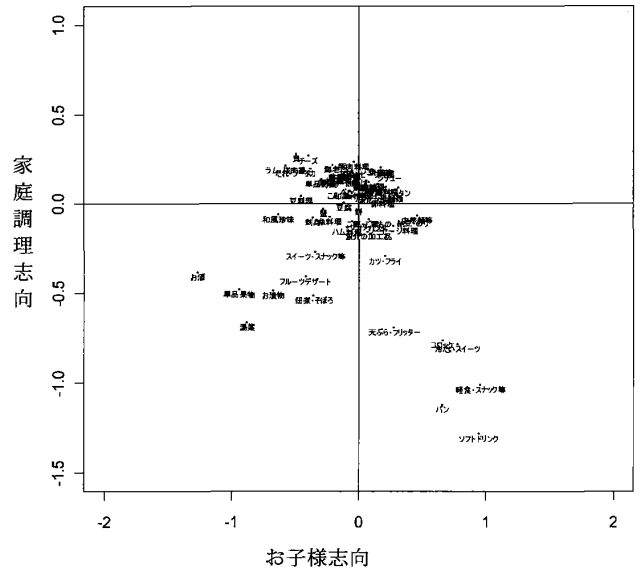
2.4 メニュー特性

2.4.1 素材特性の算出

メニューに対し、その特性指標を与えるため、各メニューに用いられた調理素材に戻って、素材特性の平均としてメニューの特性指標を与える。これは、メニューの類似関係の本質が、それがどんな素材や調味料から調理されたかで理解され、より本質的なメニュー特性を構成できると考えたからである。

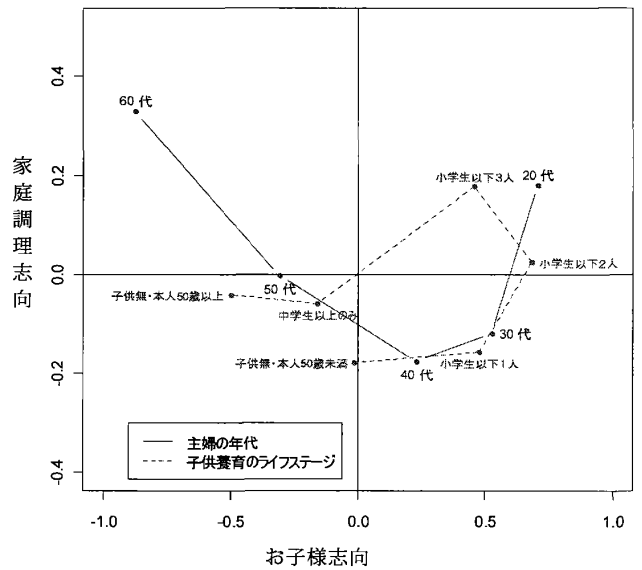
素材に対し得点を与えるには、双対尺度法(対応分析)[1][7]を用いた。対象データ中に調理素材は1,931種類あったが、これを夕食卓で10回以上使用された素材1,304種に限定し、さらに、菓子類と離乳食、栄養補助食品と特定の家庭のみで大量に使用されていた「トマトジュース」、「缶・樽ビール(輸入、発泡酒を含む)」は除外した。以上について、194世帯×1,219素材の共起頻度を要素とする2元分割表を作成し、双対尺度法で算出した4軸の世帯得点、素材得点を採用した。メニューに対しては、利用された素材の得点の平均で得点を与えた。なお、今回の場合、異なった素材が使われた同一メニューがあっても、当該メニューに対し用いられたことのある全素材の出現頻度で平均得点を与えているため、世帯とメニューの共起頻度で出発する得点とメニュー得点は同じとなる。

採用した4軸までの累積寄与率は10.6%と高くなかったが、解釈可能性と指標群としての利便性を考え、4軸で打ち切っている。しかし、2.4.2節で説明する



第1軸の正側に「シチュー」や「グラタン」、「パスタ」などの子供向きのメニューが、負側に「魚料理」を始めとした魚介系、漬物や珍味等の大人向きのメニューが位置している。第2軸の負側には、「カツ・フライ」などの小売店の惣菜売場で買い物をしてそのまま食卓に出せるものが、正側には家庭で調理を加えるメニューが位置している。

図1 大分類ごとのメニュー得点(1-2軸)



第1軸正の方向に小学生以下の子供のいる家庭と主婦の年齢の若い家庭が、負の方向に小学生のいない家庭と主婦の年齢の高い家庭があらわれる。

図2 世帯属性ごとのモニタ得点(1-2軸)

ように194世帯の素材利用傾向は、概ね把握できる指標となったと考える。

2.4.2 素材特性軸の解釈

メニュー得点を大分類ごとに1-2軸に関してプロットした結果を図1に示す。これを、世帯属性ごとに世帯得点の平均を取った結果(図2)や、意識調査への回答ごとに世帯平均を取った結果から解釈し、第1軸

をお子様志向, 第2軸を家庭調理志向と解釈した。また, 第3軸は(軽食, デザート, 酒類等)と(納豆, 蒟蒻, 麺類等)が両極となり, 第4軸は(海藻料理, フルーツデザート等)と(パスタ, グラタン, コンビフ料理等)が両極に表れた。第1, 2軸と同様に他の指標との関連もみて, 第3軸をイベント志向, 第4軸をダイエット志向と解釈した。

これらの素材特性を, 選択されたメニューカテゴリから個別のメニューを選択する際に利用者を支援するための, メニューの嗜好マップの次元として用いる。

3. 提案する推奨方法

3.1 メニューカテゴリの予測モデル

メニューカテゴリを推奨する1段階目では, メニューカテゴリの選択確率を食卓の状況から多項ロジットモデル[2][4][5]によりモデル化し, その日の食卓の状況から算出した選択確率を推定し, 推奨度合とする。

メニューカテゴリ選択に影響を与える食卓状況の要因としては種々のものが考えられるが, 本研究では, 対象データから算出できる要因を取り上げ, 食卓 t の状況におけるメニューカテゴリ $j(j=1, \dots, 14)$ の効用 U_{tj} を次式として定式化する。

$$U_{tj} = \beta_{0j} + \beta_{1j}j_t + \beta_{2j}l_t + \beta_{3j}h_t + \sum_{k=1}^5 \beta_{4jk}x_{tk} \quad (2)$$

ここで, 以下の記号を用いている。

- β_{0j} : メニューカテゴリ j の効果
 $\beta_{01}=0$ とする
- j_t : 食卓 t の前日のメニューカテゴリ
- β_{1j} : 前日のメニューカテゴリ j' がメニューカテゴリ j に与える効果
 $\beta_{11j}=0, \beta_{1j1}=0$ とする
- l_t : 食卓 t への夫の食卓参加の有(1)無(2)
- β_{2j} : 夫の食卓参加の有無のメニュー j への効果
 $\beta_{2j2}=0, \beta_{211}=0$ とする
- h_t : 食卓 t は休日か(1)平日か(2)
- β_{3j} : 休日のメニュー j への効果
 $\beta_{3j2}=0, \beta_{311}=0$ とする
- x_{tk} : 食卓 t の世帯の第 k 主成分の得点
- β_{4jk} : 第 k 主成分得点のメニュー j への効果の係数
 $\beta_{41k}=0$ とする

なお, 対象データの夕食卓の添字 t は, 日付と世帯の組合せで定まる。したがって, j_t, l_t はすべての t で異なりうるが, h_t は同一日付の t で共通の値となり, x_{tk} は同一世帯の t で共通の値となることになる。

以上の効用を用い, 食卓 t の状況におけるメニューカテゴリ j^* の選択確率を以下のようにモデル化し, パラメータベクトル $\beta_s(s=0, \dots, 4)$ を最尤推定した。

$$P_{tj^*} = \frac{\exp U_{tj^*}}{\sum_j \exp U_{tj}} \quad (3)$$

推定には, R のパッケージ `nnet` の関数 `multinom` を用いた。

3.2 予測モデルのモデル選択

各項の効果を評価するため, 上記のパラメータ $\beta_s(s=0, \dots, 4)$ を, モデルに逐次追加した際の対数尤度と AIC[10]の改善を検討した結果を表5にまとめる。まず, メニューの前日効果がない ($\beta_{1j}=0$) とし, その他の(2)式の各項を左から追加した場合がモデル1~4である。次に, 前日のメニューが影響を持つかを検討するため, β_{1j} を追加した上で, 同様に他の効果を追加した場合がモデル5~8である。

すべての追加効果に関して, モデルに投入した結果,

表5 モデルの最大対数尤度と AIC

k	追加効果	対数尤度 l_k	p_k	AIC	$-2\Delta l_k$	Δp_k
1	メニュー効果	-101939.1	13	203904.3		
2	+夫の食卓参加 効果	-101392.7	26	202837.3	1092.9	13
3	+休日 効果	-101026.0	39	202130.0	733.4	13
4	+嗜好特性 効果	-100405.1	104	201018.1	1241.8	65
5	メニュー効果 +前日メニュー効果	-101348.9	182	203061.4	1180.4	169
6	+夫の食卓参加 効果	-100821.8	195	202033.6	1054.2	13
7	+休日 効果	-100480.1	208	201376.2	683.4	13
8	+嗜好特性 効果	-99909.0	273	200364.0	1142.2	65

注: モデル2~4は, その直上のモデルに追加効果を追加したモデルとなる。モデル6~8も同様。 p_k はモデルのパラメータ数。 $-2\Delta l_k = -2(l_k - l_{k-1})$, $\Delta p_k = p_k - p_{k-1}$ ($k=2, \dots, 4, 6, \dots, 8$), $-2\Delta l_5 = -2(l_5 - l_1)$, $\Delta p_5 = p_5 - p_1$ で, $-2\Delta l_k \sim \chi^2(\Delta p_k)$ と近似した場合, 全ての差分が高度に有意である。cf. $\chi_{0.05}^2(13) = 22.36$, $\chi_{0.05}^2(65) = 84.82$, $\chi_{0.05}^2(169) = 200.33$

表6 モデルの推定精度

メニュー カテゴリ	総出現 頻度	モデル4		モデル8	
		件数	%	件数	%
肉料理	13468	13468	100.00	13468	100.00
魚介料理	6255	5593	89.42	5879	93.99
総菜	4779	3802	79.56	4272	89.39
麺類	3534	3534	100.00	2879	81.47
ご飯もの	2733	765	27.99	479	17.53
お鍋	2719	1124	41.34	1295	47.63
カレーライス	2348	0	0.00	341	14.52
揚げ物	2200	0	0.00	0	0.00
丼もの	2177	0	0.00	0	0.00
イタリアン	1835	0	0.00	11	0.60
寿司	1341	0	0.00	0	0.00
シチュー	681	0	0.00	0	0.00
簡易食	567	0	0.00	6	1.06
お好み焼き	456	0	0.00	0	0.00
合計	45093	28286	62.73	28630	63.49

注: モデル4, 8のカラムには, 各メニューカテゴリが登場した状況で, 当該カテゴリが4位までに推奨された件数と登場した件数に対する割合(%)を示している。

その直前のモデルに対し対数尤度が有意に改善し、AICも改善することが、表5よりわかる。つまり、今回考慮した効果をすべて含むモデル8が最良であり、今回のシステムでは、モデル8を利用することとする。

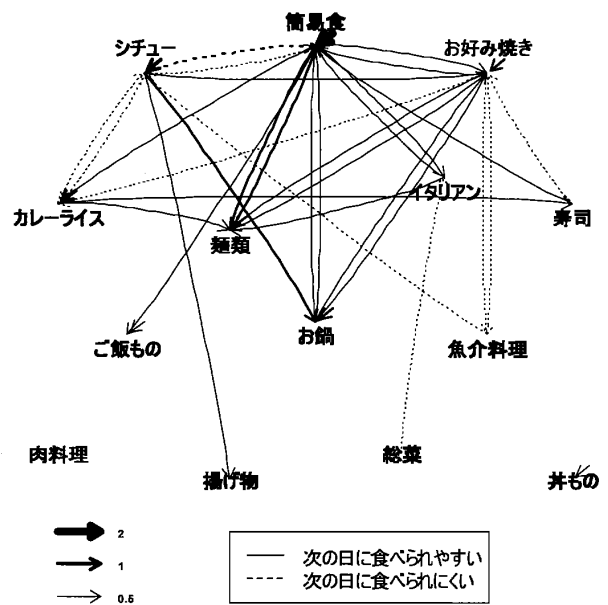
また、表6に推定したモデルの推定精度を示す。ここでは、モデル4と8で実際に食されたメニューカテゴリが、モデルにより4位までに推奨するメニューカテゴリに含まれていたかを、3-foldのクロスバリデーションで示している。なお、クロスバリデーションでは、前日メニューの欠測のない全夕食卓45,093件をランダムに3分割して行っている。後述の実装では、4位までのメニューカテゴリを提示しているので、本システムが提供する推奨リストからユーザーが実際に食したメニューを選択できたかはこの推定精度により評価できることとなる。表6より、モデル8では、14種のメニューカテゴリから選んだ4種で、63.49%強をカバーしており、モデル4と比較して0.76%増であるが、モデル8が優れていることが分かる。

なお、メニューごとにみると、最も高い精度で推奨が行えたのは「肉料理」の100%で、これは、推奨リスト4位までに必ず肉料理が含まれるからである。また、食卓への登場回数が少ないメニューカテゴリでは推奨の頻度も少ないため、推奨に成功しなかったものも5カテゴリ生じている。

3.3 モデルの推定結果

表7は、採用したモデル8の前日効果以外の推定結果を示したものである。メニューは、メニュー効果の大きい順に並べてある。夫の参加効果をみると、お鍋や揚げ物などの行事食、肉や魚などメインディッシュとなるものが高い値となり、簡易食が低くなっている。

また、休日効果は、お鍋、お好み焼き、寿司など、家族で食卓を囲む料理が高い値となっている。世帯の嗜好特性の効果については、健康志向度のパラメータ解釈が難しかったが、ちゃっかり度はカレーライスやイタリアンなど簡単に子供が好みそうな料理が高く、揚げ物や魚介料理など手間がかかりそうな料理が低くなっている、外食好き度は一皿で済む料理が低いなど、理解できる結果となっている。なお、簡易食は、餅、パン類などの軽食であり、ベテラン度の高い（食品の価格に敏感な）世帯で、利用されやすくなっている。



矢線の向きは前日から当日への遷移の向きを、太さは遷移のしやすさ: $\beta_{1jj'} + c_{j'}$ を表している。これが負の場合、点線としている。ここで $c_{j'}$ は、前日メニュー j' を指定したもとの効用 U_{tj} の相対値の基準化定数で、 $\sum_j \beta_{1jj'} + c_{j'} = 0$ となる値を求めて用いている ($j' = 1, \dots, 14$)。

図3 前日メニュー効果

表7 パラメータの推定値

メニュー j	メニュー効果	夫の参加効果	休日効果	世帯の嗜好特性効果				
				健康志向度	ちゃっかり度	外食好き度	料理嫌い度	ベテラン度
肉料理	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
総菜	-0.701	-0.304	-0.253	-0.010	-0.004	0.011	-0.050	0.050
魚介料理	-0.716	0.058	-0.105	-0.032	-0.022	0.012	-0.046	0.093
麺類	-0.772	-0.938	0.304	0.031	0.044	0.032	0.004	0.043
ご飯もの	-0.816	-1.033	0.181	0.020	0.056	-0.057	0.021	0.021
イタリアン	-1.372	-0.831	0.200	0.035	0.072	-0.073	0.045	0.053
丼もの	-1.348	-0.621	0.064	0.018	-0.005	-0.066	0.000	-0.022
カレーライス	-1.543	-0.378	0.229	0.020	0.064	-0.035	0.011	-0.001
揚げ物	-1.974	0.151	0.070	-0.003	-0.026	0.007	-0.018	0.071
寿司	-2.120	-0.499	0.715	-0.024	-0.003	-0.051	-0.009	0.093
お鍋	-2.190	0.269	0.749	0.010	-0.020	0.014	0.005	0.069
簡易食	-2.489	-1.246	0.315	-0.052	0.023	-0.090	-0.065	0.160
シチュー	-2.651	-0.255	-0.280	0.034	0.026	-0.046	-0.004	-0.001
お好み焼き	-3.105	-0.867	1.002	0.054	0.055	-0.003	0.080	-0.029

注:本文中で指摘した極端な値を太字にしている。

図3は前日メニューの効果を矢線図で表したものである。カレーライスの翌日にシチューを食さないなど、理解できる流れもあるが、麺類、カレーライス、簡易食など、自分自身や類似カテゴリへの遷移に、正の大きな効果がある場合が多く、前日と類似したカテゴリを避けるより、その世帯の習慣を説明する効果になっている部分も多いと解釈できる。前日の残り物を食べている可能性もあるが、残り物としてもそれを主菜として食べる傾向は、世帯の特徴と考えられる。世帯ごとのメニューカテゴリへの嗜好特性は、世帯意識調査の主成分得点で説明しようとしていたが、これが不十分であり、世帯ごとのメニュー傾向を履歴から直接把握して、メニューカテゴリ推奨モデルに取り込む必要があった可能性がある。

3.4 個別メニューの推奨法

個別メニューを推奨する第2段階目では、1段階目で選択されたメニューカテゴリに属すメニューを推奨順に列挙する。この推奨順については、メニューの嗜好マップとして、2.4節で作成したお子様志向、家庭調理志向、イベント志向、ダイエット志向の4指標に加え、主菜度の5次元の空間を選好マップとして用い、その上でユーザの指定する選好モデルに従って順位づけすることとした。具体的には、アイデアル・ベクトル・モデルとアイデアル・ポイント・モデルの2つのモデルとそのパラメータを選択させて、総合評価得点を

を算出し、提示することとした。

アイデアル・ベクトル・モデルでは、メニュー j の第 k 指標の得点を y_{jk} とすると、モニタ i のメニュー j の総合評価得点 S_{ij} を式(4)で与える。ここで、 β_{ik} はモニタ i の第 k 指標への評価の重みである。

$$S_{ij} = \sum_{k=1}^5 \beta_{ik} y_{jk} \quad (4)$$

一方、アイデアル・ポイント・モデルでは、モニタ i の総合評価得点 S'_{ij} を式(5)で与える。ここで、 $\alpha_i = (\alpha_{i1}, \dots, \alpha_{i5})$ はモニタ i の理想点 (アイデアル・ポイント) である。

$$S'_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^5 (\alpha_{ik} - y_{jk})^2} \quad (5)$$

4. システムの実装

使用ツールとして、Microsoft Office ExcelとVBA (Visual Basic Application) を用いてシステムを実装した。システムを起動すると、モニタ世帯番号 i 、昨日の夕食のメニューカテゴリ、今晚の夫の所在、休日であるかの入力選択肢が表示される。これらを入力し、検索ボタンをクリックすることで、メニューカテゴリの推奨リストが上位4位まで提示され、推奨されたメニューカテゴリのいずれかを選択すると、そのメニューカテゴリのメニューが、選好マップ上での推奨順に提示されるシステムとした (図4)。

選好マップ上での推奨順は、初期状態としては、ア



図4 システムの実装図

イデアル・ポイント・モデルで与えるものとした。この際のイデアル・ポイントとしては、モニタ世帯 i の全夕食卓でのお子様志向，家庭調理志向，イベント志向，ダイエット志向，主菜度の値の平均値 α_i を事前に算出しておき用いた。

また，イデアル・ベクトル・モデルに対しては，重み β_{ik} を指標ごとに $(-2, -1, 0, 1, 2)$ の5段階で選択できるようにした。この入力によって，そのときのユーザの選好に合わせた出力を可能とした。重みを入力後，メニューカテゴリを再度選択すると，システムは各メニューの総合評価得点を算出し，その降順に推奨リストをユーザに提示する。なお，すべての β_{ik} を0に指定した場合には，イデアル・ポイント・モデルでの推奨順の表示となるようにした。

図4にイデアル・ベクトル・モデルでの推奨を例示する。ここでは，お子様志向の低い場合を肉料理で示す。馬刺，牛肉のたたき，ハムのマリネなど大人向きのメニューが筆頭となっている。なお，お子様志向が高い場合には，ミートボール，チキンナゲット，フライドチキンなどが筆頭となる。

今回の実装では，体系的なユーザー評価を行わなかったが，数名の主婦に利用してもらい評価を受けたところ，メニューの多様性などには不満があったが，利用手順や表示方法については，概ね有用との評価を得た。

5. おわりに

主婦に使いやすいシステムとして，世帯特性と素材特性を考慮した階層的メニューレコメンデーションを実装することができた。本システムの特徴としては，その日の状況を考慮したメニューカテゴリの推奨を可能とした点，選好マップを事前に作成しておくため，ユーザにわかりやすい個別メニューの提示を可能とした点にある。今回は実装しなかったが，ユーザーインターフェースとして，選好マップをユーザに提示できる

ようにし，その日のイデアル・ポイントを指定できるようにすることを可能とすれば，より理解しやすい対話型の推奨システムとなると考える。

さらに，本システムは双対尺度法による総合評価得点の算出に素材の得点を用いているので，新しい素材が使われない限り新しいメニュー（レシピ）に得点を割り当て，選好マップに追加することができるという意味で，拡張が容易となっている。

今後の課題としては，システムを実用的なものとするために，メニュー履歴の収集機能や現在日時の検出と連動した休日判定機能などの追加が考えられる。また，メニュー履歴の収集機能との連携ができれば，モデルパラメータの更新などの学習機能を追加し，その世帯に適した推奨も可能となると考える。

参考文献

- [1] B. エヴェリット：「RとS-PLUSによる多変量解析」，シュプリンガー・ジャパン（2007）。
- [2] 片平秀貴：「マーケティング・サイエンス」，東京大学出版会（1987）。
- [3] 神篤敏弘：“推薦システムのアルゴリズム（2）”，人工知能学会誌，Vol. 23, No. 1, pp. 89-103（2008）。
- [4] 北村行伸：「マイクロ計量経済学入門」，日本評論社（2009）。
- [5] McCullagh, P. and Nelder, J. A.: *Generalized linear models*, 2nd Ed., Chapman & Hall, London（1989）。
- [6] おいしい！ かんたん！ コープのお料理レシピ，<http://recipe.coopnet.or.jp/>
- [7] 西里静彦：「質的データの数量化—双対尺度法とその応用—」，朝倉書店（1982）。
- [8] 斎藤隆：「365日の食卓マーケティング」，(株)NTTデータライフスケープマーケティング（2003）。
- [9] 斎藤隆：「ニッポンの食卓の新・常識」，日経BP出版センター（2005）。
- [10] 坂元慶行，石黒真木夫，北川源四郎：「情報量統計学」，共立出版（1993）。