

## ●決定クラスの推定法

これまで説明してきた事例でもわかるように、ラフ集合を応用した事例研究では決定表の縮約である決定ルールを求め、その分析結果を考察することが主流である。これまでのラフ集合の応用研究を行っている中で、決定表の中の結論部である決定クラスを推定する方法が、求める対象の特徴を見出すために重要であることが明らかになっている。

そこで、本章では、その決定クラスの推定法として、感性工学で多く用いられている SD 尺度評価、つまり、アンケート調査の被験者（評価者）らの 5 段階評定尺度などの回答をもとにした推定方法について概説する。具体的には、度数分布と可変精度ラフ集合を用いた手法について言及する。なお、本末に、エクセル版ソフトの紹介もする。

### 1. 度数分布による方法

筆者らが用いていた決定クラスの推定方法は、これまで、平均値による 2 等分や均等 3 等分などの機械的な方法であった[1]。しかし、機械的な分類のため特徴が明確に得られない場合がいくつか生じた。そこで、さらに改良した方法、つまり、評価データの内容を反映した 5 段階評価の度数分布をもとに 3 種類のクラス ( $D(i)=1, 2, 3$ ) を推定する方法を考案した[2]。

具体的には、 $i$  個の製品（サンプル）に対する  $m$  名の評価者（被験者）による 5 段階評定尺度のデータ行列を、 $d(i, m)$  とする。例えば、「わかりやすい (5 点)」と「ややわかりやすい (4 点)」、「どちらでもない (3 点)」、「ややわかりにくい (2 点)」と「わかりにくい (1 点)」などの評価である。その被験者に関する 5 段階の度数分布 (Frequency Distribution)  $F$  を次の (1) 式とする。

$$F(i, j) \quad (1 \leq j \leq 5) \quad (1)$$

また、5 段階評価の典型的な度数パターンとその他の 2 種類の度数パターン  $P_k$  ( $1 \leq k \leq 7$ ) を次のように定義する。なお、 $P_1 \sim P_5$  は 5 段階評定尺度の典型的な度数パターンで、その他の 2 種類の度数パターンは、 $P_6$  が双峰分布で、 $P_7$  は均一分布である。

$$\text{度数} \cdot 1 : P_1(j) = (3, 2, 1, 0, 0)$$

$$\text{度数} \cdot 2 : P_2(j) = (2, 3, 1, 0, 0)$$

$$\text{度数} \cdot 3 : P_3(j) = (0, 1.5, 3, 1.5, 0)$$

$$\text{度数} \cdot 4 : P_4(j) = (0, 0, 1, 3, 2)$$

$$\text{度数} \cdot 5 : P_5(j) = (0, 0, 1, 2, 3)$$

$$\text{双峰分布} : P_6(j) = (0.5, 2, 1, 2, 0.5)$$

$$\text{均一分布} : P_7(j) = (1.1, 1.25, 1.3, 1.25, 1.1)$$

次に、前述の度数分布と上記の 7 種類の度数パターンとの相関行列  $R$  を次の (2) 式とする。

$$R(i, k) \quad (1 \leq k \leq 7) \quad (2)$$

そして、3つの決定クラス  $D_l$  ( $l=1, 2, 3$ ) を認定する条件を次に示す。なお、(2)式の最大値を  $a_i$  とする。また、 $-1 \leq \alpha \leq 1$  の値である。

$$a_i = \max_k R(i, k)$$

if  $R(i, 3) < \alpha$  and  $R(i, 4) < 0$  and  $R(i, 5) < 0$  and ( $a_i = 1$  or  $a_i = 2$ ) then  $D_1$

if  $a_i = 3$  or  $a_i = 6$  or  $a_i = 7$  then  $D_2$

if  $R(i, 1) < 0$  and  $R(i, 2) < 0$  and  $R(i, 3) < \alpha$  and ( $a_i = 4$  or  $a_i = 5$ ) then  $D_3$

表1 度数分布による計算過程の例題 ( $\alpha=0$ )

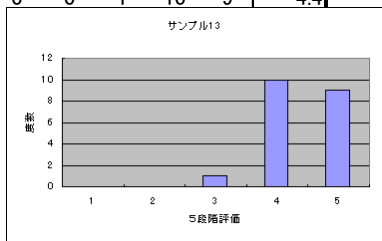
	1	2	3	4	5	平均値		度数1	度数2	度数3	度数4	度数5	双峰	均一	決定クラスの推定
1	12	5	1	2	0	1.65		0.91	0.63	-0.43	-0.67	-0.75	-0.20	-0.41	1
2	13	5	2	0	0	1.45		0.95	0.67	-0.39	-0.78	-0.78	-0.33	-0.42	1
3	9	6	2	3	0	1.95		0.92	0.76	-0.25	-0.71	-0.87	0.05	-0.19	1
4	1	7	4	3	5	3.2		-0.26	0.26	0.27	-0.09	0.09	0.44	0.36	2
5	2	1	3	8	6	3.75		-0.85	-0.92	-0.10	0.99	0.85	0.11	-0.05	3
6	11	9	0	0	0	1.45		0.94	0.87	-0.38	-0.83	-0.83	-0.03	-0.31	1
7	5	10	2	3	0	2.15		0.65	0.91	0.08	-0.65	-0.81	0.56	0.25	1
8	0	2	3	9	6	3.95		-0.92	-0.81	0.08	0.98	0.81	0.37	0.19	0
9	0	8	4	8	0	3		-0.19	0.19	0.60	0.19	-0.19	0.99	0.80	2
10	2	1	3	6	8	3.85		-0.85	-0.92	-0.31	0.85	0.99	-0.23	-0.32	3
11	2	2	4	8	4	3.5		-0.78	-0.78	0.24	0.94	0.63	0.40	0.33	0
12	0	1	2	6	11	4.35		-0.85	-0.80	-0.33	0.76	0.97	-0.18	-0.32	3
13	0	0	1	10	9	4.4		-0.87	-0.87	-0.24	0.95	0.91	0.10	-0.16	3
14								-0.80	-0.85	-0.07	0.97	0.76	0.25	0.03	3
15								-0.68	-0.47	0.33	0.78	0.42	0.76	0.51	0
16								0.75	0.38	-0.12	-0.45	-0.68	-0.19	-0.16	1
17								-0.90	-0.90	-0.13	0.98	0.90	0.14	-0.06	3
18								-0.59	-0.64	0.07	0.85	0.47	0.47	0.21	0
19								-0.61	-0.54	0.21	0.81	0.41	0.64	0.38	0
20								-0.67	-0.67	0.20	0.88	0.50	0.50	0.32	0
21								-0.84	-0.79	-0.27	0.70	0.97	-0.26	-0.31	3
22								-0.23	0.23	0.59	0.15	-0.15	0.97	0.79	2
23	5	6	3	5	1	2.55		0.58	0.67	0.15	-0.38	-0.77	0.66	0.33	0
24	5	9	4	2	0	2.15		0.74	0.96	0.26	-0.79	-0.90	0.44	0.35	0

平均値	3.15
-----	------

$F(i, j)$	$R(i, k)$	$D_l$
-----------	-----------	-------



$D_1$  と  $D_3$  は最大値  $a_i$  だけでなく、制約条件を追記されているので、すべてのサンプルの決定クラスを一義的に推定できない。したがって、パラメータ  $\alpha$  の値を大きくすることにより推定する作業が必要となる。なお、後述するエクセル版のソフトでは、決定クラス推定の考察のために、パラメータ  $\alpha$  を、区間[-0.7, 0.7]を 0.1 の間隔で計算したものを書き出している。

他方、表1に示すように、 $D_1$  と  $D_3$  が半分程度求められた場合は、表1の右端の「0」の部分  $D_2$  にするという全体の決定クラスの推定結果の状況による判断も行える。また、サンプル数が多い場合は、 $D_1$  と  $D_3$  の特徴が明確な決定ルールが求められるように、表1の右端の「0」のサンプルを削除することも方策として考えられる。

## 2. 可変精度ラフ集合による方法

1993年に Ziarko の提案した可変精度ラフ集合[3]のモデルは、集合の包含関係を拡張することで、ラフ集合において、ある程度の例外や矛盾を許す近似および決定ルールを扱うひとつの手法である。なお、決定行列[4]などの方法にもとづく、Pawlak のラフ集合（1982年）による決定ルール抽出では、データ間の矛盾をうまく扱うことができないことから考案された。

ところで、ラフ集合を用いた感性デザイン研究の事例においては、ほとんどが下近似のラフ集合を用いているので、ここで解説する可変精度ラフ集合の計算は、乾口雅弘提案による簡易な縮約計算方法[4]を改良した工藤・村井の下近似に関する方法を採用した[5]。その工藤・村井の方法を西野達夫の拡張決定表の考え方[6]を応用した筆者らの提案する決定クラス推定方法を用いた。なお、その詳細については次章で解説する。

まず、可変精度ラフ集合について概説すると、例えば、表 2 の決定表の中のサンプル  $S_4$  および  $S_5$ 、 $S_5$  は「キャビンとボディの関係」、「ヘッドランプ」、「バンパー」、「キャビン」の属性値がすべて同じでも「イメージ」が異なるため、 $S_4$ （決定クラス  $D_2$ ）と  $S_5$ 、 $S_5$ （決定クラス  $D_3$ ）は互いに矛盾するデータとなっている。Pawlak のラフ集合では、このような矛盾するデータを無視してルール抽出を行うため、表 2 から「ファミリー（決定クラス  $D_3$ ）」に関する決定ルールを抽出することができない。これに対して、可変精度ラフ集合によるルール抽出では、それを例外と見なすことで、例えば「ファミリー」に関する以下のルール（決定ルール）を抽出することができる。

If [ヘッドランプ：あり] and [バンパー：同色] then 「イメージ：ファミリー」

表 2 乗用車の決定表の例

Sample	キャビンとボディの関係	ヘッドランプ	バンパー	キャビン	イメージ (決定クラス)
$S_1$	一体化	無し	別色	普通	パーソナル
$S_2$	分離型	無し	同色	小さい	スポーツ
$S_3$	一体化	無し	同色	小さい	スポーツ
$S_4$	一体化	有り	同色	普通	スポーツ
$S_5$	一体化	有り	同色	普通	ファミリー
$S_6$	一体化	有り	同色	普通	ファミリー

以上の考え方をもとに、4つの製品に対する5名の簡単な感性評価データに適用すると表 3 に示すようになる。表 3 は、製品設計のための属性（条件属性）の集合、評価者による決定（例えば、1：好き、2：どちらでもない、3：好きでない）が、それぞれ、 $E=\{E_1, E_2, E_3, E_4\}$ 、 $A=\{a_1, a_2, a_3\}$ 、 $d$  である。そして、 $j$  番目の評価者の  $i$  製品への評価が  $x_{ji}$  である。つまり、例えば、表 3 の  $E_1$  の製品では5名の評価が、同じ製品に対して、3名の  $d=1$  と2名の  $d=2$  に評価が分かれている。

なお、条件属性集合  $A$  の任意の属性  $a_k$  は、その属性値の領域をもつ。 $a_k=\{1, 2\}$  で、例えば、 $a_1=\{曲$

線的, 直線的},  $a_2=\{\text{縦長, 横長}\}$ ,  $a_3=\{\text{ボタンが多い, ボタンが少ない}\}$ などが考えられる。また、決定クラスの集合は、 $D=\{D_1, D_2, D_3\}$ で、但し、 $D_j=\{x \mid d(x)=j\}$ ,  $j=1, 2, 3$ である。

なお、表 3 はこれまで説明してきた決定表とは異なり拡張された決定表である。この表からわかるように、同じ製品は同じ属性を持っているが、人間の評価によっては異なる矛盾を含んでいることが示されている。

表 3 感性データの矛盾を含む決定表の例

製品 ( $E$ )	評価者 ( $U$ )	属性			評価 ( $d$ )
		$a_1$	$a_2$	$a_3$	
$E_1$	$x_{11}$	1	2	2	1
	$x_{21}$	1	2	2	1
	$x_{31}$	1	2	2	1
	$x_{41}$	1	2	2	2
	$x_{51}$	1	2	2	2
$E_2$	$x_{12}$	2	1	2	2
	$x_{22}$	2	1	2	2
	$x_{32}$	2	1	2	2
	$x_{42}$	2	1	2	1
	$x_{52}$	2	1	2	3
$E_3$	$x_{13}$	1	2	1	2
	$x_{23}$	1	2	1	3
	$x_{33}$	1	2	1	3
	$x_{43}$	1	2	1	3
	$x_{53}$	1	2	1	3
$E_4$	$x_{14}$	2	2	2	1
	$x_{24}$	2	2	2	1
	$x_{34}$	2	2	2	1
	$x_{44}$	2	2	2	1
	$x_{54}$	2	2	2	2

この決定を行うために、前述の縮約計算手法を用いる。この手法では次の 4 つの段階からなっている。なお、 $\beta$ -決定表の取得が目的なので、本書では (4) の段階は省略する。

- (1) すべての条件属性を用いて同値類を作成する。
- (2) 得られた各同値類について、決定クラスの  $\beta$ -下近似  $\underline{C}_\beta(D_i)$  に含まれるかを調べる。
- (3) 判別結果を用いて、決定表を以下の通り書き換え、 $\beta$ -決定表を作成する。
- (4) 得られた  $\beta$ -決定表の相対縮約を求める。

表 2 の感性評価データでは各製品 ( $E_1 \sim E_4$ ) の評価に矛盾が含まれているので、上記の (1) と (2) の段階を製品毎に作成して検討する。

### 1) 製品 ( $E_1$ ) の場合

同値類は次のようになる。つまり、表 3 の  $[x_{11}]$  から  $[x_{51}]$  までの 5 つの同値類は、すべて同じで、 $\{x_{11}, x_{21}, x_{31}, x_{41}, x_{51}\}$  となる。

次に、得られた各同値類について、決定クラスの  $\beta$ -下近似  $\underline{C}_\beta(D_i)$  に含まれるかを調べる。

縮約計算手法 ( $L^\beta$ 縮約) では、 $\frac{\text{同値類と決定クラスの共通部分の要素の個数}}{\text{同値類の要素の個数}}$  の値が  $1-\beta$  以上で

あれば含まれるとみなされるので、ここでは、例えば、可変精度ラフ集合モデルで用いる精度 (誤りを許容する度合い)  $\beta$  を、 $\beta=0.3$  とする。まず、同値類  $[x_{11}]$  について、上記の公式を用いて計算すると次のようになる。

$$\begin{aligned} \frac{|[x_{11}] \cap D_1|}{|[x_{11}]|} &= \frac{|\{x_{11}, x_{21}, x_{31}, x_{41}, x_{51}\} \cap \{x_{11}, x_{21}, x_{31}, x_{14}, x_{42}, x_{14}, x_{24}, x_{34}, x_{44}\}|}{|\{x_{11}, x_{21}, x_{31}, x_{41}, x_{51}\}|} = \frac{|\{x_{11}, x_{21}, x_{31}\}|}{|\{x_{11}, x_{21}, x_{31}, x_{41}, x_{51}\}|} \\ &= \frac{|3|}{|5|} = 0.6 < 1-\beta \quad (=0.7) \end{aligned}$$

したがって、計算結果が  $0.6$  となるため、同値類  $[x_{11}]$  は、決定クラス  $D_1$  の  $\beta$ -下近似に含まれない。そして、その他の同値類  $[x_{21}]$  と  $[x_{31}]$  も同じの計算内容であるので、その結果から、決定クラス  $D_1$  の  $\beta$ -下近似に含まれない。

次に、同値類  $[x_{41}]$  の計算も同じようにして行う。

$$\begin{aligned} \frac{|[x_{41}] \cap D_2|}{|[x_{41}]|} &= \frac{|\{x_{11}, x_{21}, x_{31}, x_{41}, x_{51}\} \cap \{x_{41}, x_{51}, x_{12}, x_{22}, x_{32}, x_{13}, x_{24}, x_{54}\}|}{|\{x_{11}, x_{21}, x_{31}, x_{41}, x_{51}\}|} = \frac{|\{x_{41}, x_{51}\}|}{|\{x_{11}, x_{21}, x_{31}, x_{41}, x_{51}\}|} \\ &= \frac{|2|}{|5|} = 0.4 < 1-\beta \quad (=0.7) \end{aligned}$$

この場合も計算結果が  $0.4$  となるため、同値類  $[x_{41}]$  は、決定クラス  $D_2$  の  $\beta$ -下近似に含まれない。また、同値類  $[x_{51}]$  も同じ内容であるので、決定クラス  $D_2$  の  $\beta$ -下近似に含まれない。

## 2) 製品 ( $E_4$ ) の場合

表 2 の最後の製品の場合の同値類は、前述と同じように考えて、つまり、 $[x_{14}] \sim [x_{54}]$  までの同値類は、 $\{x_{14}, x_{24}, x_{34}, x_{44}, x_{54}\}$  と同じになる。

上記の製品 ( $E_1$ ) の場合と同じように計算をすると、次のようになる。なお、精度 (誤りを許容する度合い)  $\beta$  を  $\beta=0.3$  と上記と同じ値で計算する。

$$\frac{|[x_{14}] \cap D_1|}{|[x_{14}]|} = \frac{|\{x_{14}, x_{24}, x_{34}, x_{44}\}|}{|\{x_{14}, x_{24}, x_{34}, x_{44}, x_{54}\}|} = \frac{|4|}{|5|} = 0.8 > 1-\beta \quad (=0.7)$$

計算結果が  $0.8$  となるため、今度の同値類  $[x_{14}]$  は、決定クラス  $D_1$  の  $\beta$ -下近似に含まれる。そして、その他の同値類  $[x_{24}] \sim [x_{44}]$  も同様の計算結果で、決定クラス  $D_1$  の  $\beta$ -下近似に含まれる。次に、同値類  $[x_{54}]$  の計算も同じように行くと下記のようなになる。

$$\frac{|[x_{54}] \cap D_2|}{|[x_{54}]|} = \frac{|\{x_{54}\}|}{|\{x_{14}, x_{24}, x_{34}, x_{44}, x_{54}\}|} = \frac{|1|}{|5|} = 0.2 < 1-\beta \quad (=0.7)$$

計算結果が 0.2 となるため、同値類 $[x_{54}]$ は、は決定クラス  $D_2$  の  $\beta$ -下近似に含まれない。そこで、同値類 $[x_{54}]$ の決定クラス  $D_1$  の  $\beta$ -下近似を計算する。

$$\frac{|[x_{54}] \cap D_1|}{|[x_{54}]|} = \frac{|\{x_{14}, x_{24}, x_{34}, x_{44}\}|}{|\{x_{14}, x_{24}, x_{34}, x_{44}, x_{54}\}|} = \frac{|4|}{|5|} = 0.8 > 1 - \beta \quad (=0.7)$$

計算結果が 0.8 となるため、同値類 $[x_{54}]$ は、は決定クラス  $D_1$  の  $\beta$ -下近似に含まれる。

以上の計算を、製品 ( $E_2$ ) と製品 ( $E_3$ ) の場合も同じように計算をすると、その結果としては、製品 ( $E_2$ ) は製品 ( $E_1$ ) と同じで、決定クラス  $D_1$ 、 $D_2$ 、 $D_3$  のどれにも、 $\beta$ -下近似に含まれなかった。

一方、製品 ( $E_3$ ) は製品 ( $E_4$ ) と同じで、決定クラス  $D_3$  の  $\beta$ -下近似に含まれた。その結果を反映した表 4 を作成する。これは表 2 の結論部を書き換えたもので、前述の (3) の段階の  $\beta$ -決定表である。なお、「×」は決定クラスを確定できないことを示す。

さらに、可変精度ラフ集合モデルで用いる精度  $\beta$  を  $\beta=0.45$  として計算した結果を表 4 の右側端に示す。なお、 $0 < \beta < 0.5$  という制約条件がある。

このように、表 2 のような決定表のとき、可変精度ラフ集合モデルの精度  $\beta$  のパラメータの誤りを許容する度合いの値により、決定表の中の該当製品のサンプル数が減ることも伴いながら、そのサンプルの決定クラスが確定する。つまり、決定表の中のサンプル数が減るということは、抽出される決定ルールの数が減ることが予測される。また、 $\beta$  値が小さくなるということは、誤りを許容する度合いが厳しくなるため、より特徴が明確な決定ルールが得られる。

表 4 例題の  $\beta$ -決定表 ( $\beta=0.3$ 、 $\beta=0.45$ )

製品 ( $E$ )	評価者 ( $U$ )	属性			評価 ( $d$ )	
		$a_1$	$a_2$	$a_3$	$\beta=0.3$	$\beta=0.45$
$E_1$	$x_{11}$	1	2	2	×	1
	$x_{21}$	1	2	2	×	1
	$x_{31}$	1	2	2	×	1
	$x_{41}$	1	2	2	×	1
	$x_{51}$	1	2	2	×	1
$E_2$	$x_{12}$	2	1	2	×	2
	$x_{22}$	2	1	2	×	2
	$x_{32}$	2	1	2	×	2
	$x_{42}$	2	1	2	×	2
	$x_{52}$	2	1	2	×	2
$E_3$	$x_{13}$	1	2	1	3	3
	$x_{23}$	1	2	1	3	3
	$x_{33}$	1	2	1	3	3
	$x_{43}$	1	2	1	3	3
	$x_{53}$	1	2	1	3	3
$E_4$	$x_{14}$	2	2	2	1	1
	$x_{24}$	2	2	2	1	1
	$x_{34}$	2	2	2	1	1
	$x_{44}$	2	2	2	1	1
	$x_{54}$	2	2	2	1	1

### 3. エクセル版ソフトの使用法

紹介した度数分布と可変精度ラフ集合、確率的ラフ集合モデルによる決定クラスの推定手法のマイクロソフト社のエクセル（Excel2007）を用いたソフトの使用法を解説する。各手法について、次に操作画面を用いて具体的に説明する。なお、このソフトのプログラムは、VBA(Visual Basic Applications)によって制作されている。

#### (1) 度数分布

度数分布による推定法のプログラムが記載されているエクセルのブックを開くと、図1に示すようなデータが入力された「例題入力」のワークシートがある。この表1でも用いたデータで、24種類のサンプルに対して、評価者が5段階評定尺度で評価したものである。例えば、「高級な(5点)」と「やや高級な(4点)」、「どちらでもない(3点)」、「やや高級でない(2点)」と「高級でない(1点)」などのSD評価である。

まず、度数分布のプログラムを実行すると、図1に示す「評価データの入力」のダイアログが表示される。そこで、図1のD4からW27のセル範囲をマウスでドラッグして、「OK」ボタンを押すと、図1に示す「 $\alpha$ 値の入力」のダイアログが表示される。初期値では「0.1」が表示されているが、任意の値を入力できる。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
1																										
2																										
3				1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20			評価者
4		サンプル	1	2	1	4	1	2	2	1	2	1	4	1	2	3	1	1	1	1	1	1	1	1		
5			2	1	1	2	2	1	2	1	3	1	2	1	1	3	1	1	1	1	2	1	1			
6			3	1	1	2	1	1	2	1	2	2	4	4	4	2	2	1	3	1	1	3	1			
7			4	4	2	2	1	2	2	5	2	5	5													
8			5	4	3	2	4	4	3	5	4	5	5													
9			6	1	1	1	1	2	2	2	2	1	1													
10			7	1	1	2	1	4	2	2	2	2	4													
11			8	4	4	4	4	2	3	4	3	5	5													
12			9	4	2	4	3	2	4	2	2	4	4													
13			10	5	4	2	1	4	3	5	3	5	5													
14			11	4	4	2	1	4	3	5	3	4	4													
15			12	4	2	5	5	5	4	4	4	5	5													
16			13	4	5	4	5	5	3	4	4	5	5	5	4	4	4	5	4	4	5	5	4			
17			14	5	4	4	4	4	3	4	3	4	5	4	5	4	4	4	4	4	4	4	4			
18			15	4	4	2	4	4	4	4	2	5	4													
19			16	1	1	1	2	4	2	1	4	4	3													
20			17	4	4	1	4	2	3	4	2	1	5													
21			18	4	4	1	1	4	3	4	4	2	5													
22			19	4	4	4	4	2	4	4	4	4	5													
23			20	4	4	3	3	4	4	4	3	2	5													
24			21	5	4	4	4	3	3	5	2	4	5													
25			22	2	4	2	2	1	3	2	3	4	3													
26			23	2	2	2	2	3	2	1	3	1	3													
27			24	1	2	2	2	4	3	2	2	1	2	2	3	3	2	1	1	1	3	4	2			
28																										
29																										

図1 度数分布の入力画面

なお、このVBAプログラムを実行する前に、その設定方法は専門書に譲るが、マクロセキュリティのレベルを実行可能なレベルに設定しておく必要がある。また、VBAプログラムの実行方法は、リボンメニューの「開発」を選択して、そのメニュー一覧の左端の2番目の「マクロ」をク

リックすると、「マクロ」のダイアログが表示される。その中にある「決定クラス推定法\_度数分布」のマクロ名がリストに載っているので、それを選択して実行ボタンを押すと、図1の「評価データの入力」のダイアログが表示される。

次に、VBAプログラムの実行が終わると、図2に示す「出力」のワークシートに計算結果（一部）が表示される。図2の左側が「度数分布と度数パターンの相関係数」の結果で、中央の「決定クラスの推定」の値は、前述の「α値の入力」のダイアログで入力した値の結果である。そして、右側は区間[-0.7, 0.7]を0.1間隔で計算したものが出力されている。その中の「0」の値の箇所は決定クラスが推定できないことを示している。

図2からわかるように、α値が右側の「0.7」に近づくほど、決定クラスの制約条件が緩くなる。図2の例題では、D<sub>2</sub>の数が少ないので、比較的推定が厳しい「α値=0」のときの「0」の値をD<sub>2</sub>のクラスにすることも方策のひとつとして採用可能である。また、10番のサンプルのように、「α値=-0.3」の推定が厳しい段階からD<sub>3</sub>のクラスに確定しているということは、そのクラスを代表するような特徴をもったサンプルとも言える。このように、区間[-0.7, 0.7]の一覧結果から度数分布の状況が把握できる。

	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE	AF	AG	AH	AI	AJ	AK	AL	AM	AN	AO	AP	AQ	AR	
1																												
2		[度数分布と度数パターンの相関係数]																										
3		度数										決定クラスの推定																
4		1	2	3	4	5	双峰	均一																				
5		1	0.91	0.633	-0.43	-0.67	-0.75	-0.2	-0.41																			
6		2	0.953	0.671	-0.39	-0.78	-0.78	-0.33	-0.42																			
7		3	0.922	0.759	-0.25	-0.71	-0.87	0.047	-0.19																			
8		4	-0.26	0.257	0.267	-0.09	0.086	0.442	0.359																			
9		5	-0.85	-0.92	-0.1	0.987	0.855	0.113	-0.05																			
10		6	0.937	0.868	-0.38	-0.83	-0.83	-0.03	-0.31																			
11		7	0.855	0.906	0.078	-0.65	-0.81	0.563	0.246																			
12		8	-0.92	-0.81	0.085	0.976	0.813	0.373	0.189																			
13		9	-0.19	0.192	0.598	0.192	-0.19	0.989	0.802																			
14		10	-0.85	-0.92	-0.31	0.855	0.987	-0.23	-0.32																			
15		11	-0.78	-0.78	0.244	0.939	0.626	0.404	0.327																			
16		12	-0.85	-0.8	-0.33	0.762	0.974	-0.18	-0.32																			
17		13	-0.87	-0.87	-0.24	0.949	0.911	0.098	-0.16																			
18		14	-0.8	-0.85	-0.07	0.974	0.762	0.255	0.03																			
19		15	-0.68	-0.47	0.325	0.783	0.417	0.763	0.509																			
20		16	0.752	0.376	-0.12	-0.45	-0.68	-0.19	-0.16																			
21		17	-0.9	-0.9	-0.13	0.981	0.899	0.141	-0.06																			
22		18	-0.59	-0.64	0.066	0.847	0.466	0.473	0.207																			
23		19	-0.61	-0.54	0.211	0.813	0.407	0.641	0.378																			
24		20	-0.67	-0.67	0.196	0.879	0.502	0.504	0.321																			
25		21	-0.84	-0.79	-0.27	0.704	0.968	-0.26	-0.31																			
26		22	-0.23	0.226	0.586	0.15	-0.15	0.97	0.786																			
27		23	0.578	0.671	0.149	-0.38	-0.77	0.659	0.334																			
28		24	0.735	0.961	0.284	-0.79	-0.9	0.437	0.355																			
29																												

図2 度数分布の出力画面（左半分）

## (2) 可変精度ラフ集合

可変精度ラフ集合による推定法のプログラムが記載されているエクセルのブックを開くと、図1に示すようなデータが入力された「例題入力」のワークシートがある。この例題は、表3のデータを図2と同じように、行側にサンプル、列側に評価者の3段階評価の結果を記したものである。

前回と同じように、まず、可変精度ラフ集合のプログラムを実行すると、図3上側に示す「評価データの入力」のダイアログが表示される。そこで、図3のC4からG7のセル範囲をマウスでドラッグして、「OK」ボタンを押すと、図3上側の右に示す「β値の入力」のダイアログが表示



される。初期値では「0.3」が表示されているが、前回と同様に任意の値を入力できる。

次に、VBA プログラムの実行が終わると、図 3 下側に示す「出力」のワークシートに計算結果が表示される。図 3 下側の左側が、前述の「 $\beta$  値の入力」のダイアログで入力した値の結果である。そして、その右側は区間[0.05, 0.49]を 0.05 間隔（0.49 の場合の間隔は 0.04）で計算したものが出力されている。その中の「0」の値の箇所は決定クラスが推定できないことを示している。この区間[0.05, 0.49]の一覧表でも  $\beta$  値が右側の「0.49」に近づくほど、決定クラスの制約条件が緩くなる。

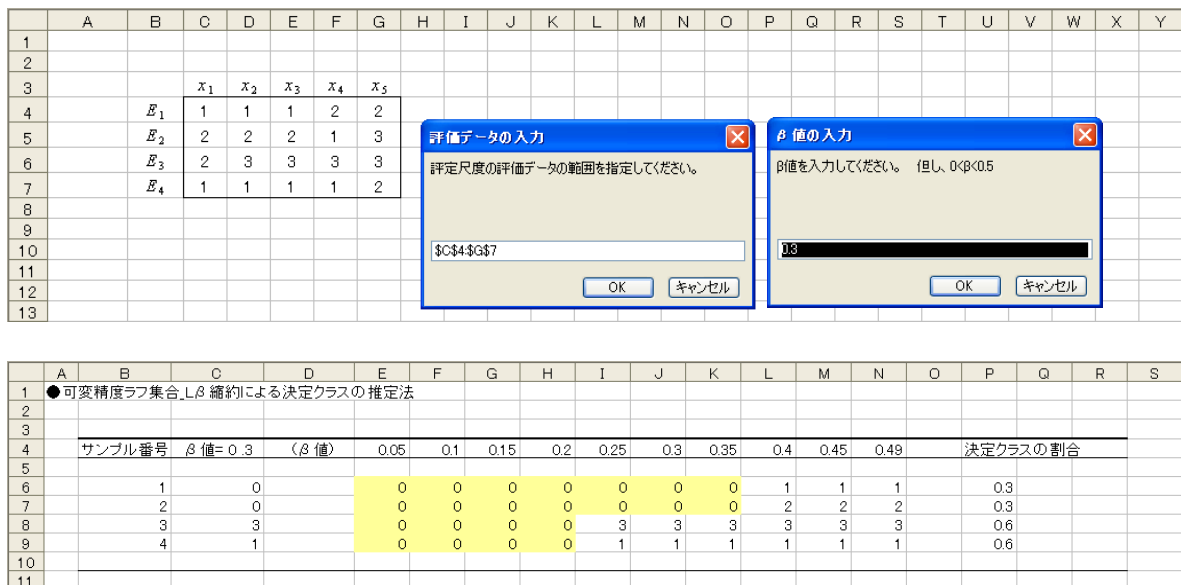


図 3 可変精度ラフ集合・ $\beta$  縮約の入力(上側)と出力画面(下側)

## 参考文献

- [1] 木下祐介、井上勝雄、酒井正幸：携帯電話機デザインの男女差の調査分析、日本感性工学会論文誌、第 7 巻 3 号（通号 019 号）、pp. 449～460、2008
- [2] 広川美津雄、井上勝雄、酒井正幸、伊藤弘樹：製品デザインコンセプト策定手法の提案（その 2）、日本感性工学会論文誌、第 7 巻 3 号（通号 019 号）、pp.525～535、2008
- [3] Ziarko, W.: Variable Precision Rough Set Model, *Journal of Computer and System Science*, Vol. 46, pp. 39-59, 1993
- [4] Inuguchi, M.: Several approaches to attribute reduction in variable precision rough set model, *Proceeding of MDAI 2005*, Springer, 215-226, 2005
- [5] 工藤康生、村井哲也：可変精度ラフ集合モデルにおける簡便な縮約計算方法、第 23 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、TD1-3, pp.481～486、2007
- [6] 西野達夫：感性工学分析技術としてのラフ集合モデルとその応用（特集 感性の数理的アプローチ）、日本感性工学会論文誌、第 8 巻 1 号（通号 021 号）、pp.24～30、2008

（注）上記の内容は「ラフ集合の感性工学への応用、海文堂出版、2009」から抜粋。