複数接触センサによる材質識別のファジリアルゴリズム

非会員 李 徳勝 (佐賀大学) 正員 信太 克規 (佐賀大学)

Fuzzy Algorithm for Discrimination of Material Properties with Touch Sensors
Desheng Li, Non-Member, Katsunori Shida, Member (Saga University)

In this paper authors present the fuzzy algorithm of sensor fusion for discriminating material properties with touch sensors. The proposed algorithm is based on fuzzy theory, and there the notions of adaptation grade function, maximum similarity α and boundary value γ are introduced for expressing the categories of samples.

For verifying the algorithm, numerical simulation is performed. It resulted in good classification for discrimination of materials such as iron, aluminium, copper, bronze, gum, wood, styrene foam and etc. The database used here is based on the experimental results with our proposed touch sensors.

Our final target is to develop an artificial skin tactile sensing system.

キーワード：材質識別、アルゴリズム、センサフュージョン、パターン認識、接触センサ、多機能センサ

1. まえがき

人間の皮膚は生理的な面から見ると皮膚の表面から内部にかけて様々なセンサのような役割を有する受容器が存在している。特に手指は種々の触覚機能により、物体の有する熱伝導率、表面状態、硬さを判断し、その結果を利用して、物体の材質を推定する。

我々は皮膚のいくつかの感覚機能（温度感覚、硬さ感覚など）を人工的皮膚感覚機構という見地から工学的な手段で実現させると共に、皮膚にはない物理的な機能を加えることによって、工学的な手段で物体の材質を認識することを可能とする接触センサを試作し、実際にいくつかの物体表面に接触させることによって、その物体の材質認識を試みている^{1), 2), 3)}。そこで、複数センサから得られる情報データを融合して処理することにより、単一のセンサのみからは得られない新たな機能を期待し、よりインテリジェントな識別アルゴリズムを目指すことを意図している。

複数センサ情報の融合化すなわちセンサフュージョンに関しては、Luo⁴⁾、石川ら⁵⁾がいくつかの概念を提案した。また、高橋⁶⁾はCue signal法を提案して視聴覚融合型の知能化センシングシステムを試作した。さらに、坂口⁷⁾は能動的な認識の数理モデルを提案した。そのほか、複数センサの情報を処理するパターン認識法⁸⁾は種々考えられるが、現実には、対象が多様かつ複雑ゆえ、一般的なセンサフュージョンの手法は必ずしも整理されているとはいえない。

本論文はファジィ理論に基づいて、多種類の触覚センサ又は接触センサの情報を利用し、パターンの的に材質を識別

するアルゴリズムを提案する。さらに、キャパシティブな機能、インダクティブな機能及び温度センシングの機能を有する試作単一構造接触センサ^{1), 2)}及び材質識別用光センサ³⁾からのデータによる、このアルゴリズムの有効性を示す。今後、ここで提案したアルゴリズムをセンサフュージョンの一つの解析手法とすることをも目指している。

2. 識別アルゴリズム

2.1 データベース

もし、第j番のサンプル（基準材料）に対して、n個のセンサで、それぞれデータ $Y_{1j}, Y_{2j}, \dots, Y_{nj}$ をとる。そこで、m種類の材質の場合、表1に示されるデータベースが得られる。ここで、 Y_{ij} ($i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m$)はサンプルの表面粗さ、形状等の影響を受けずに材質に依存する特性データである。また、 Y_{ij} の理論値が得られない場合、センサ出力の平均値を Y_{ij} とする。

次に、決定したm種類のサンプルの一つ、または新しい

表1 データベース
Table 1 Database

	sa-1	sa-2	...	sa-m
sensor-1	Y_{11}	Y_{12}	...	Y_{1m}
sensor-2	Y_{21}	Y_{22}	...	Y_{2m}
...	...	...	...	...
sensor-n	Y_{n1}	Y_{n2}	...	Y_{nm}

識別対象（試料）に対して、 n 個のセンサで、それぞれ測定値 $y_1, y_2, \dots, y_n$ が得られたとすると、識別対象の番号あるいは材質を得られた測定値から識別することになる。通常、決めたサンプルでも、温度、接触状態などの影響により、この測定値がそのサンプルのデータベースと一致しない場合がある。そこで、何らかの識別関数を作って材質を判断することが必要となる。

2.2 ファジィ法の導入

2.2.1 適合度関数

本センサの出力は識別対象との接触から得られた値であり、識別対象表面の粗さ、接触状態あるいは温度などがセンサの出力に影響を与える。そこで、センサの出力をあいまい量として処理することを試みる。通常、ファジィ演算の場合、ファジィ変数を表わすメンバーシップ関数には色々な形がある。ここでは最も一般的な三角型を用いるが、メンバーシップ関数は図 1 (a)に示すように、この幅の大きさは $2rY_{ij}$ で表れされる。また、 n 個のセンサの場合、 n 番目の m 種類のサンプルに対してのメンバーシップ関数を図 1 (b)に示す。

図1 m 種類サンプルのメンバーシップ関数
Fig. 1 Membership Functions for m Kinds of Samples

従来のファジィ推論法^{9), 10)}に従う場合、後件変数を数字とし、ファジィ推論を行うが、例えば、Cuを1、Alを3、Styreneを2、...としての推論は必ずしもうまく行かない。本研究では、後件変数を数値変数とし、いわゆる m 種類のサンプルに対して m 個の適合度関数 z_j （前件部変数のグレードの関数、 $[0-1]$ の間に变化）を作り、これらの中から最も適合度の高い材料を選ぶ、つまり、一回の識別では一つの結果しか得られないこととする。それゆえ、ファジィルール R^j は次のように表すことができる。

$$\left. \begin{aligned} R^1: & \text{ if } y_1=A_{11} \text{ and } y_2=A_{21} \text{ and } \dots \text{ and } y_n=A_{n1} \\ & \text{ then } z_1=f_1(y_1, y_2, \dots, y_n) \\ R^2: & \text{ if } y_1=A_{12} \text{ and } y_2=A_{22} \text{ and } \dots \text{ and } y_n=A_{n2} \\ & \text{ then } z_2=f_2(y_1, y_2, \dots, y_n) \\ & \dots \dots \dots \\ R^m: & \text{ if } y_1=A_{1m} \text{ and } y_2=A_{2m} \text{ and } \dots \text{ and } y_n=A_{nm} \\ & \text{ then } z_m=f_m(y_1, y_2, \dots, y_n) \end{aligned} \right\} \dots \dots \dots (1)$$

$y_1=y_1^0, y_2=y_2^0, \dots, y_n=y_n^0$ の場合

$$\left. \begin{aligned} z_1^0 &= f_1(y_1^0, y_2^0, \dots, y_n^0) \\ z_2^0 &= f_2(y_1^0, y_2^0, \dots, y_n^0) \\ & \dots \dots \dots \\ z_m^0 &= f_m(y_1^0, y_2^0, \dots, y_n^0) \end{aligned} \right\} \dots \dots \dots (2)$$

また、適合度関数値の順番を最大から最小まで並べて、次のように表す。

$$Q = (z_a^0, z_b^0, \dots, z_j^0, \dots, z_i^0) \dots \dots \dots (3)$$

ここで、ファジィルールの間では推論せずに、 Q の情報による総合判断を行なう。ただし、設定条件の変更により、各センサの出力が複数となる場合についてのファジィルールの議論は附録に示す。

なお、後件部の関数 $f_j(y_1, y_2, \dots, y_n)$ はセンサの出力の j 番目サンプルへの適合度関数と呼ばれ、具体的な形については以下のいくつかが考えられる。

$$f_j(y_1, y_2, \dots, y_n) = U_j = \frac{\mu_{1j} + \mu_{2j} + \dots + \mu_{nj}}{n} \dots \dots (4)$$

$$f_j(y_1, y_2, \dots, y_n) = V_j = \mu_{1j} * \mu_{2j} * \dots * \mu_{nj} \dots \dots (5)$$

$$f_j(y_1, y_2, \dots, y_n) = W_j = \frac{U_j + V_j}{2} \dots \dots \dots (6)$$

$$f_j(y_1, y_2, \dots, y_n) = O_j = \mu_{1j} \cup \mu_{2j} \cup \dots \cup \mu_{nj} \dots (7)$$

$$f_j(y_1, y_2, \dots, y_n) = P_j = \mu_{1j} \cap \mu_{2j} \cap \dots \cap \mu_{nj} \dots (8)$$

$j=1, 2, \dots, m$

ただし、 $\mu_{ij} =$

$$\left[\begin{array}{ll} 0 & : y_i < (1-r)Y_{ij} \\ (y_i - Y_{ij})/rY_{ij} + 1 & : (1-r)Y_{ij} \leq y_i \leq Y_{ij} \\ -(y_i - Y_{ij})/rY_{ij} + 1 & : Y_{ij} < y_i \leq (1+r)Y_{ij} \\ 0 & : y_i > (1+r)Y_{ij} \end{array} \right] \dots \dots (9)$$

μ_{ij} : i 番目のセンサの測定値 y_i の j 番目サンプルへの適合度値、 $i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m$

r : メンバーシップ関数の広さ係数 かつ $0 < r < 1$

y_i : i 番目のセンサの測定値

Y_{ij} : i 番目のセンサによる j 番目のサンプルに対するデータベース。

ここで適合度関数のイメージを図形で表わすために、シミュレーションを行なった。2 個のセンサ出力 Y_1, Y_2 の場合、その適合度関数の値 Z を図 2 に示す。ただし、適合度関数間の関連性を見やすくするために、データベースは $Y_{11}=1, Y_{21}=1, Y_{12}=1.2, Y_{22}=1.3$ と仮定する。

a) $r=0.5$ の時(5)式のVの結果

b) $r=0.25$ の時(5)式のVの結果

c) $r=0.5$ の時(4)式のUの結果

d) $r=0.25$ の時(4)式のUの結果

図2 適合度関数図

Fig. 2 Adaptation grade function diagrams

2.2.2 考察

以上のことにより、以下のようなことが考えられる。

- 各センサの出力を材質の一つのパラメータとすれば、図1に示すように、そのメンバーシップ関数の重なり具合で各サンプル間の上述のパラメータが近いか離れるかがわかる。
- メンバーシップ関数はセンサの出力の誤差を表わしうることがわかる。また、センサの出力は、あるサンプルのデータベースに用いるセンサ出力の平均値に近いほど、その出力のサンプルへの適合度が高くなる。
- μ_{ij} が大きくなるほど、式(4)から式(8)に示したU, V, W, O, P のいずれも大きくなるゆえ、適合度関数とすることが可能である。なお、本論文ではU, V, W のみの特性を検討する。
- メンバーシップ関数の広さ係数 r が変わると適合度関数の値も変わるゆえ、 r による識別結果の変化を検討する必要がある。

2.2.3 相似度、境界値の定義

識別対象に対するセンサ出力が、それぞれサンプルに対するセンサ出力を予め求めたデータベースの値と一致するとき、いわゆる $y_1=Y_{1j}, y_2=Y_{2j}, \dots, y_n=Y_{nj}, j=1, 2, \dots, m$ の場合、一般性を失わずに式(5)による V_i を $v_{ij}(i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, m)$ と定義すると、表2に示すような一組の

データが得られる。これらのデータはデータベースと式(5)により決められ、ここでは相似度と呼ぶ。 1 が j と等しい時、相似度 v_{ij} を自相似度と呼び、常に 1 である。しかし、一般的に v_{ij} は 1 番サンプルの j 番サンプルへの互相似度と呼ぶ。ここで、表2中の最大の互相似度が v_{eh} とすると、その最大相似度を α と呼ぶことにする。なお、この時、相似度 v_{he} を β と呼ぶと、 α と β の値は近いが、必ずしも同値ではないことがシミュレーションの結果より明らかである。これはファジィ演算の非線性が原因であると考えられる。

また、 i 番目のセンサによる g と h 番サンプルのメンバーシップ関数の交差点の横座標は、計算によると、

$$y_{i,e} = 2 \frac{Y_{i,g} * Y_{i,h}}{Y_{i,g} + Y_{i,h}}, i=1, 2, \dots, n \quad (10)$$

である。このセンサ出力の場合、 f_e は f_h と同値となり、この値を境界値 γ と呼ぶ。なお、一般的には、 $\gamma \geq \alpha \geq \beta$ であり、図3に α と γ で表わされたサンプルの領域を示す。

図3から、ある条件を満たせば、 α (あるいは β)と γ で示すサンプルの領域は有限である。それゆえ、このことが材質識別の一つ方法となりうると考える。分析による式(4)を用いて推論する場合は、 α が $1/n$ より大きければ、 α, γ で示したサンプルの領域は有限である。式(5)を用いて推論する場合、 α が正数であればサンプルの領域は有限領域となる。また、式(6)の場合、 α は $1/(2n)$ より大きい。

表 2 m種類サンプルの相度表
Table 2 Samilarity table for m kinds of samples

	1	2	3	...	m
z_1	1	μ_{12}	μ_{13}	...	μ_{1m}
z_2	μ_{21}	1	α	...	μ_{2m}
z_3	μ_{31}	β	1	...	μ_{3m}
...	...	...	...	1	...
z_m	μ_{m1}	μ_{m2}	μ_{m3}	...	1

2.2.4 識別アルゴリズムの提案

図3より、 r を適当に設定すると、 α, γ で示すサンプルの領域は有限である。この場合、次の1)～7)の順に進めるような材質識別アルゴリズムを提案する。

1) n 個のセンサでそれぞれ $y_1, y_2, \dots, y_n$ をとる (図

- 1参照)。
- 2) 式(4)–(8)のいずれかで適合度関数を計算し、(3)式の Q を求める。
- 3) z_a^0 が γ より大きいとき、識別されたサンプルは a 番に認められる。その場合は7)にスキップする。
- 4) z_a^0 だけが α より大きいとき、識別されたサンプルは a 番の可能性が大きいことを示す。その場合は7)にスキップする。
- 5) z_a^0 と z_b^0 が共に α より大きいとき、図3のb)の $\times$ で示す領域に入り、識別しにくい。それゆえ、さらに他のセンサを加え、データを増やした状態で、もう一度1)から始める。
- 6) z_a^0 が α より小さいとき、識別された物はデータベースにない新材料であろうと考える。
- 7) 結果表示、終了。

a) $r=0.5$ の時(4)式の U の結果

b) $r=0.25$ の時(4)式の U の結果

c) $r=0.5$ の時(5)式の V の結果

d) $r=0.5$ の時(6)式の W の結果

図3 α, γ で示したサンプルの領域
Fig. 3 Categories of samples shown by α, γ

3. アルゴリズム検証実験

3.1 データベースの作成

本論文で提案したアルゴリズムを確かめるために、筆者らは試作した2種類の接触センサによる実験データをデータベースとする検証実験を行なった。センサの一つは3種類の機能を有する多機能接触センサ^{1), 2)}で、もう一つは光センサ³⁾である。そこで、実験用サンプルにはサイズ10×10×1cmの平面状の銅、アルミ、真鍮、鉄、木材、黒ゴム及び発泡スチロール材料を用いた。データベースは表3に示される。但し、 s_{1T} とは多機能接触センサの温度センシング機能を用いた場合のセンサ出力である。この場合、センサはヒータで室温より30℃高い一定温度状態に保ち、識別対象に接触させると同時にヒータの電源を切り、識別対象との接触によるセンサの温度低下を利用する。その温度低下速度はサンプルの熱伝導率に大きく依存している。実際には、最初の温度より15℃低下した時の時間をセンサの出力(単位秒s)とする。 s_{1L} はこのセンサのインダクティブな機能の場合のセンサ出力(mV)であり、試料材質の導電率及び透磁率に依存して定まる。 s_{1C} はこのセンサのキャパシティブな機能の場合のセンサ出力(mV)であり、材料の誘電率により決まると考える。一方、 s_{2P} は光センサの出力(V)であり、試料の表面光反射率に依存する。また、表3の s_{2P} のデータは実際のサンプルに対するセンサの出力である。

3.2 データベースに基づいた最大相類似度αと境界値γの算出

表2を参考にして、表3のデータを式(4)、(5)、(6)を用いて計算すると、7種類の材質の中で最大相類似度になるのはアルミと銅である。しかも、

$r=1$ の時、以下のような結果を得る。

$\nu_{13}=\alpha_u=0.947, \alpha_v=0.799, \alpha_w=0.873 \dots(11)$

$\gamma_u=0.973, \gamma_v=0.895, \gamma_w=0.934 \dots(12)$

但し、この $\alpha_u, \alpha_v, \alpha_w$ とは、それぞれ式(4)、(5)、(6)による計算時の最大相類似度である。

$r=0.5$ の時、

$\nu_{13}=\alpha_u=0.894, \alpha_v=0.620, \alpha_w=0.757 \dots(13)$

$\gamma_u=0.946, \gamma_v=0.796, \gamma_w=0.871 \dots(14)$

$r=0.25$ の時、

$\nu_{13}=\alpha_u=0.788, \alpha_v=0.328, \alpha_w=0.558 \dots(15)$

$\gamma_u=0.893, \gamma_v=0.615, \gamma_w=0.754 \dots(16)$

また、式(10)により、次の結果となった。

$y_{1c} = 1.585, y_{2c} = 61.85, y_{3c} = 11, y_{4c} = 0.602 \dots(17)$

3.3 誤差を含むシミュレーションの結果

次にセンサの出力が、

$y_i = Y_{ij}(1 + E\sigma_{ij}) \quad i=1,2,3,4 \quad j=1,2,\dots,7 \dots(18)$

の場合、各サンプルに対して1000回のシミュレーションを行ない正確な識別の割合を求める。但し、この場合のEはセンサ出力の誤差係数であり、 σ_{ij} は[-1,1]内のそれぞれ独立の一樣分布乱数である。また、正確な識別とはアルゴリズムの3)あるいは4)を満足することである。シミュレーション結果はそれぞれ表4、5、6に示される。

シミュレーションの結果によるセンサ出力のばらつきが小さい($E \leq 5\%$)場合、 r を(1~0.25)に変えても識別正解率は余り変わらないが。しかし、センサ出力のばらつきが大きい($5\% < E \leq 10\%$)場合、 r の小さいときには識別正解率は一般的にやや上がる。

一方、U,V,Wの中で、通常VはU,Wより正解率が少し大きいことがわかる。

表3 7種類の材料のデータベース
Table 3 Database of seven kinds of samples

材質 センサ		1	2	3	4	5	6	7
		アルミ	ゴム	銅	鉄	木材	真鍮	スチロール
1	s_{1T} (秒)	11	16	11	11	21	11	120
2	s_{1L} (mV)	1.695	10.75	1.489	13.55	10.75	2.198	10.75
3	s_{1C} (mV)	61.85	64.87	61.85	61.85	53.28	61.85	48.64
4	s_{2P} (V)	0.577	0.072	0.629	0.099	0.661	0.795	1.056

表 4 r=1時のシミュレーション結果
Table 4 Simulation results when r=1.

誤差 E %	材 質	1	2	3	4	5	6	7
		アルミ	ゴム	銅	鉄	木材	真鍮	スチロール
2.5	U	100	100	100	100	100	100	100
	V	100	100	100	100	100	100	100
	W	100	100	100	100	100	100	100
5	U	94.5	100	91.6	100	100	100	100
	V	94.2	100	91.6	100	100	100	100
	W	94.6	100	92.1	100	100	100	100
7.5	U	80.7	91.9	78.4	92.3	91.6	93.0	91.9
	V	82.2	93.1	80.4	93.9	93.6	94.0	94.6
	W	82.3	92.9	80.5	93.4	93.3	93.7	94.1
10	U	50.0	62.0	47.6	57.4	57.6	58.7	58.1
	V	52.4	64.6	50.6	60.0	60.5	61.5	61.5
	W	52.0	63.7	49.7	59.3	60.0	60.5	61.0

表 5 r=0.5時のシミュレーション結果
Table 5 Simulation results when r=0.5

誤差 E %	材 質	1	2	3	4	5	6	7
		アルミ	ゴム	銅	鉄	木材	真鍮	スチロール
2.5	U	100	100	100	100	100	100	100
	V	100	100	100	100	100	100	100
	W	100	100	100	100	100	100	100
5	U	94.5	100	93.4	100	100	100	100
	V	93.3	100	92.4	100	100	100	100
	W	93.7	100	92.9	100	100	100	100
7.5	U	80.1	92.9	78.3	92.6	91.9	92.1	92.5
	V	80.1	97.1	78.7	95.7	95.2	95.7	95.2
	W	80.1	96.5	78.8	94.9	93.8	94.8	94.7
10	U	50.5	58.0	48.9	58.3	57.7	58.3	58.4
	V	55.6	64.4	54.3	64.4	64.7	64.9	63.4
	W	54.4	62.7	52.8	63.0	63.1	63.0	62.3

表 6 r=0.25時のシミュレーション結果
Table 6 Simulation results when r=0.25

誤差 E %	材 質	1	2	3	4	5	6	7
		アルミ	ゴム	銅	鉄	木材	真鍮	スチロール
2.5	U	100	100	100	100	100	100	100
	V	100	100	100	100	100	100	100
	W	100	100	100	100	100	100	100
5	U	94.7	100	93.0	100	100	100	100
	V	92.0	100	91.0	100	100	100	100
	W	92.9	100	91.0	100	100	100	100
7.5	U	81.0	91.9	79.0	92.2	91.4	92.3	93.7
	V	81.5	98.8	79.6	99.1	98.4	98.3	98.9
	W	82.8	96.7	80.3	97.4	96.8	97.0	97.4
10	U	51.2	58.4	46.5	59.0	58.4	56.5	58.0
	V	59.7	73.5	56.6	74.5	73.8	70.5	73.6
	W	57.0	68.2	53.7	68.6	68.1	65.2	67.8

4. 結言

本論文は物体の材質識別用複数接触センサの出力を融合して材質識別を行なうための識別アルゴリズムを提案した。まず、ファジ理論に基づいて試料の適合度関数を定義した。さらに、試料間の最大相類似度 α 及び境界値 γ の概念を提案し、これらの α 、 γ で試料の領域をパターンの表すことによる材質識別を行った。数値実験において、基準試料としてのアルミニウム、銅、真鍮、鉄、黒色板ゴム、木材及び発泡スチロールに対して、センサ出力のばらつきが小さい($E \leq 5\%$)場合には、識別正解率は90%以上となり、 $5\% \leq E \leq 7.5\%$ の場合には、約78%以上の正解率が得られることを示した。本研究の最終的な目的である人工皮膚材質認識センシングシステムの実現にこれらの結果が有用と考える。なお、更に加えて本論文で提案したアルゴリズムと材質の物理的性質を関係づけることにより、センサを選択的に利用するならば、ある程度の知能識別アルゴリズムが可能ではないかと考える。例えば、まずインダクタンスセンサ(あるいは試作した多機能センサのインダクティブな機能)での材質測定の結果を用いて、非磁性金属、磁性金属あるいは絶縁物の3種類にグループ化する。さらに、分類したそのグループ内の試料のみに対してセンサを選択的に用いて、効率的に識別することも考えられ、これらは今後、さらに研究を進める予定である。

参考文献

- 1) 李 徳勝、信太 克規:「材質識別のための単一構造多機能接触センサ」、電気学会論文集C、July, 1995, Vol. 115-C, No. 7, 908/913
- 2) 李 徳勝、信太 克規:「容量一誘導形単一構造接触センサによる材質識別」、計測自動制御学会論文、Vol. 31, No. 9, 1995, 1252/1257
- 3) 信太 克規、李 徳勝:「人工皮膚感覚センシングシステムの試み」、SICE' 93, In Kanazawa, 37/38
- 4) R. C. Luo and M. Kay: Multisensor Integration and Fusion in Intelligent System, IEEE Trans. on SMC, Vol. 19, 901/931 (1989)
- 5) 石川 正俊:「センサフュージョンシステム」、JRSJ, Vol. 6 No. 3, 79/83 (1988)
- 6) 高橋 弘太:視聴覚情報の統合、日本ロボット学会誌、Vol. 8-6, 766/771 (1990)
- 7) 坂口 豊:「意図的触覚センシングシステム」、SICE' 92, July 22-24, in Kumamoto, 671/672
- 8) 長尾 真 編:「パターン認識と図形処理」、岩波書店 (1983)
- 9) 菅野 道夫:「ファジ制御」、日刊工業新聞社 (1991)
- 10) 電気学会編:「あいまいとファジィ」、オーム社 (1991)

附録:

一般的に、センサの設定条件(例えば、供給電流、周波数等)の変更により複数の出力が得られる。K個の出力の場合、ファジルールは次のように記述しえるであろう。

R^j :

R^{j1} : if $y_1=A_1^1$, and $y_2=A_2^1$, and ... and $y_n=A_n^1$
then $z_j=f_j^1(y_1, y_2, \dots, y_n)$

R^{j2} : if $y_1=A_1^2$, and $y_2=A_2^2$, and ... and $y_n=A_n^2$
then $z_j=f_j^2(y_1, y_2, \dots, y_n)$

.....

R^{jk} : if $y_1=A_1^k$, and $y_2=A_2^k$, and ... and $y_n=A_n^k$
then $z_j=f_j^k(y_1, y_2, \dots, y_n)$

$j=1, 2, \dots, m$

$y_1=y_1^0, y_2=y_2^0, \dots, y_n=y_n^0$ の場合、ここで、まずルール R^j 内部で z_{ji}^0 を推論しなければならない。菅野の推論法 3^0 により、 z_{ji}^0 を以下のように示す。

$$z_{ji}^0 = \frac{\sum_{i=1}^k \omega_{ji} * f_j^i(y_1^0, y_2^0, \dots, y_n^0)}{\omega_{j1} + \omega_{j2} + \dots + \omega_{jk}}$$

ただし、

$$\omega_{ji} = \mu_{1j}^i * \mu_{2j}^i * \dots * \mu_{nj}^i$$

$i=1, 2, \dots, k$

適合度関数値の順番を並べて、次式のように表す。

$$Q = (z_{a1}^0, z_{b1}^0, \dots, z_{j1}^0, \dots, z_{l1}^0)$$

李 徳勝

(非会員) 1962年2月23日生まれ。82年、中国湖南大学電気工学科卒業。88年ハルビン工業大学大学院(電磁気計測専攻)修了。90年11月、政府派遣留学生として来日。現在佐賀大学大学院工学系研究科博士後期課程在学中。知能計測、知能センサの研究に従事。計測自動制御学会学生員。

信太 克規

(正員) 1943年5月6日生まれ。70年、東北大学大学院工学研究科電子工学修士課程修了。同年、通産省工業技術院電気試験所(現電子技術総合研究所)入所。87年、電子技術総合研究所標準計測部電気標準室長。90年佐賀大学理工学部電気工学科教授、現在に至る。知能精密電気計測に関する研究に従事。工学博士。計測自動制御学会、応用物理学会、日本MEE学会、日本ロボット学会、IEEEなどの正会員。

(平成7年3月30日受付、同7年8月7日再受付)