特集 オペレーションズリサーチにおけるファジィ応用

オペレーションズ・リサーチにおける ファジィモデリング†

田中 英夫*

1. はじめに

オペレーションズ・リサーチの問題には良く知られているように、次の二つの問題がある：(i) 現実の問題を数学モデルに変換する問題(model building)と(ii) 数学モデルにおける評価関数を最適にする解を得る問題(model solving)とがある[1]。また現実問題とその数学モデルとは近似関係であり常にギャップが存在する。したがって、数学モデルから得られる解をそのまま用いるのではなく、感度解析などを用いて最適解を修正して現実問題の解としている場合が多い。

(i)と(ii)とは密接に関係している。すなわち、数学モデルを構成するときに、解が容易に得られるような数学モデルを作成しなければならない。たとえば、現実問題が非線形系であっても、解法の関係からこれを線形系で近似することが行われている。一般に、数学モデルを現実問題に限りなく近づければ、数学モデルが複雑になり、解を求めることが困難になる。また解が容易に得られる数学モデルは現実問題のあらい近似となり、数学モデルから得られる解が現実問題の有効な解とならないことが生じる。

以上のように(i)と(ii)との関係は矛盾的でありまた相互補完的である。したがって(i)と(ii)との問題を同時に考えることが必要であろう。

すなわち、methodology orientedだけでなく、また problem orientedだけでなく、この両方をうまく調和させることによってオペレーションズ・リサーチの問題の有効な解が得られるであろう。ここにファジィ概念を導入する必要性があると考えられる。

前述の(i),(ii)には次の三つの問題を含んでおり、これらの問題に対してファジィ理論が一つの解決の手段になっているのでこれについて述べる。

[1] 数学モデルにおけるあいまいさ

現実の問題におけるあいまいさはすべて確率によって処理されている。あいまいさが本来確率現象であれば、確率によって数学モデルを構成することは妥当である。しかし、確率分布は本来多量のデータまたは多量の実験を必要とし、状況変化が生じれば、過去のデータはあまり意味がなくなることが多い。また現実問題におけるあいまいさにも種々の様相がある。たとえば、データ数が少なく、現象に対する知識が十分でないなどの場合は、可能性によって表現することが考えられている。よく知られた例は期間見積であり、これは(楽観値, 最可能値, 悲観値)などの三点見積法である。これはエキスパートの知識を可能性分布によって表現しているといえる。また現象の部分的無知さは従来の確率では表現できないことから、Dempster-Shaferの証拠理論[2]が導出されている。また可能性理論[3]などのファジィ理論が確率的に処理し難いあいまいさを処理するための一つの手段になっているといえる。

† Fuzzy Modelling in Operations Research
Hideo TANAKA

* 大阪府立大学 工学部 経営工学科
Department of Industrial Engineering, University of
Osaka Prefecture

[II] 数学モデルにおける評価関数

最適解という概念は、評価関数を最大または最小にすることを意味している。たとえば、生産システムでは、利益関数を評価関数としている。しかし現実の生産システムの運営は利益最大化でなく、もっと多目的に運営されているのが現状である。一つの評価関数だけでシステムの良さを測ることは一つの原理だけで動作するシステムを構成することになり、これは多様な状況に対処できないシステムである。また、システムの良さを表す評価関数を決めることが一般に困難である。

この欠点を改良するのにファジィ if-then ルールがよく用いられている。このことをエレベータ群管理システム[4]の例によって説明する。通常のエレベータ群管理システムでは、平均待ち時間最小方式など固定した評価関数によってエレベータ群を管理していた。これに対して、ファジィ if-then ルールによって状況ごとに、その状況に適した管理方式を採用する柔軟な管理システムが構成されている。すなわち、ファジィ if-then ルールの前件部が状況に対応し、後件部がその状況に適した原理で動作するようになされている。これは多目的評価関数の通常概念とは大きく異なっている。すなわち、多目的評価関数を考えても、これは状況に対応したものではない。

[III] 最適解の概念

線形計画問題における最適解は制約集合の端点として得られる。また最短時間制御では、最適制御法則はバングバング制御になる。たとえば、車の例をとれば、最大加速を行ない、ある地点から最大ブレーキをかけるような制御法則が最適になっている。すなわち、極端な行動が最適になるが、これは単にある評価関数の極値になっているにすぎない。実際のシステムを考えると、このような極端な制御動作は好ましくない。たとえば、企業は利益を最大にするという行動をとるよりも、ある程度の利益があればよいという満足度基準にしたがっているといえる。実際、Dantzig ら[5]によ

ると、初期の線形計画問題では、評価関数(目的関数)がなかったといわれている。このことは評価関数は本質的なものでなく、解を一つに限定するために導入されたといえる。

またニューラル・ネットワークによる大規模な最適化問題では、実際の解は局小的最適解であればよいといわれている。すなわち、ニューラル・ネットワークから得られる解が現在用いられている解より好ましいものであればよいと考えている。これは最適解が求められない問題をそのまま放置しておくよりも、局小的最適解でも有用であることを示している。

以上のように、現実の問題では、最適解という概念よりも、妥当な解という概念の方が重要であると考えられる。たとえば、よく知られた倒立振子の制御問題において、垂れ下がった状態の振子を振り上げ、倒立状態にするまでの操作を最適に制御することは困難である。線形近似が成り立つ領域に入れば、最適制御法則を用いればよいが、垂れ下がった初期の状態では、数学モデルから最適解を求めるような複雑なことを行うことなく、人間が行うように振子を振り上げる動作で十分であろう。すなわち最適制御とファジィ if-then ルールによる制御とのコンビネーションで十分であろう。実際、石川島播磨重工業の「IRPX システム」はファジィと最適制御とを組み合わせたものである。

ファジィ if-then ルールによるファジィ推論の補間の原理は前述の妥当な解という概念に相当していると考えられる。

以上に述べた三つの問題に対処するファジィモデリングはオペレーションズ・リサーチの分野でも今後発展すると考えられる。ここでは、可能性分布とファジィ if-then ルールによるモデリングの考え方について説明する。これらが将来ファジィオペレーションズ・リサーチにおいて有用になるであろう。

2. 可能性分布によるファジィモデリング

通常、数学モデルにおけるあいまいさは確率分布によって表現されている。確率分布を推定するためには同一の状況における多量のデータが必要であるが、経営問題では、状況変化が激しく、過去のデータが役に立たないことが多い。したがって、確率分布よりもエキスパートの知識を表現している可能性分布によって、オペレーションズ・リサーチの問題を処理することが考えられている。すなわち、ファジィ数によって数学モデルを記述し、問題記述のあいまいさを反映した解を定義している。これらについては本特集号の他の解説に詳しく述べられている。

ここでは、筆者らの研究[6]である正規可能性分布について説明する。正規可能性分布は正規確率分布に対応しているので、今後オペレーションズ・リサーチの問題に応用できるであろう。

まず多次元上の正規可能性分布 $\Pi_A(x)$ を次のように定義する。

$$\Pi_A(x) = \exp \{-(x-a)^t D_A (x-a)\} \quad (1)$$

ただし、 A はファジィ概念を表し、 a は中心ベクトルであり、 D_A は対称な正定値行列である。この正規可能性分布のパラメータ表示を

$$\Pi_A(x) = (a, D_A)_e \quad (2)$$

と表す。また $(n+m)$ 次元上の結合可能性分布を表すと、次のようになる。

$$\begin{aligned} \Pi_A(x, y) \\ = \exp \{-(x-a, y-b)^t \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} \\ D_{12}^t & D_{22} \end{bmatrix} (x-a, y-b)\} \end{aligned} \quad (3)$$

ただし、 x, y はそれぞれ n 次元、 m 次元ベクトル、 a, b はそれぞれ n 次元、 m 次元空間 X, Y 上の中心であり、正定値行列 D_A が(3)式のように n, m 次元で分割されている。

X 上の周辺可能性分布 $\Pi_A(x)$ を次式で定義する。

$$\Pi_A(x) = \max_y \Pi_A(x, y) \quad (4)$$

この定義を用いると、周辺可能性分布 $\Pi_A(x)$ はパラメータ表示によって次のようになる。

$$\Pi_A(x) = (a, D_{11} - D_{12} D_{22}^{-1} D_{12}^t)_e \quad (5)$$

ただし、 $\Pi_A(x)$ は正規型になっている。証明は参考文献[6]に示されているので、証明はすべて省略する。

次に、条件付可能性分布を定義する。いま、結合分布が(3)式で与えられているとすると、 y が与えられたときの条件付可能性分布 $\Pi_A(x | y)$ を次のように定義する。

$$\begin{aligned} \Pi_A(x | y) \\ = k \exp \{-(x-a, y-b)^t \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} \\ D_{12}^t & D_{22} \end{bmatrix} (x-a, y-b)\} \end{aligned} \quad (6)$$

ただし、 k は

$$\max_x \Pi_A(x | y) = 1 \quad (7)$$

と正規化するための定数である。

$\Pi_A(x | y)$ は正規であり、次のように表すことができる。

$$\Pi_A(x | y) = (a - D_{11}^{-1} D_{12} (y-b), D_{11})_e \quad (8)$$

以上のように結合可能性分布から周辺および条件付可能性を定義すれば、これらが整合的であることが次のように示すことができる。

$$\Pi_A(x | y) \Pi_A(y) = \Pi_A(x, y) \quad (9)$$

(9)式の関係から

$$\Pi_A(x | y) \Pi_A(y) = \Pi_A(y | x) \cdot \Pi_A(x) \quad (10)$$

を導くことができ、したがって

$$\Pi_A(x | y) = \frac{\Pi_A(y | x) \cdot \Pi_A(x)}{\Pi_A(y)} \quad (11)$$

というベイズ定理と同じものが得られる。

(11)式において x を原因、 y を情報、 $\Pi_A(x)$ を事前可能性分布とし、情報 y が与えられたとき

の事後可能性分布が(11)式によって計算できる。これは可能性分布に基づく情報・決定問題であると考えられる。

また、可能性分布 $\Pi_A(\mathbf{x}) = (\mathbf{a}, D_A)_e$ とファジィ事象 $\mu_B(\mathbf{x}) = (\mathbf{b}, D_B)_e$ とが与えられたとき、ファジィ事象 B の可能性測度を次のように定義する。

$$\Pi_A(B) = \max_{\mathbf{x}} \Pi_A(\mathbf{x}) \cdot \mu_B(\mathbf{x}) \quad (12)$$

(12)式の定義から、 $\Pi_A(B)$ は次のように計算できる。

$$\Pi_A(B) = \exp \{ (D_A \mathbf{a} + D_B \mathbf{b})^t (D_A + D_B)^{-1} (D_A \mathbf{a} + D_B \mathbf{b}) - \mathbf{a}^t D_A \mathbf{a} - \mathbf{b}^t D_B \mathbf{b} \} \quad (13)$$

次に、ファジィ数の演算に対応したファジィベクトルの演算を定義する。一般に、ファジィ数は一次元上のファジィ集合であるが、ファジィベクトルは多次元上のファジィ集合である。まず、拡張原理を次のように定義する。

いま通常のベクトル関数 $z = f(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ とファジィベクトル $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ がそれぞれ X, Y 上で与えられたとする。ただし、ファジィベクトル $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ は(1)式の正規可能性分布として与えられているとする。このとき Z 上のファジィベクトル $f(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ を次のように定義する。

$$\Pi_{f(\mathbf{A}, \mathbf{B})}(z) = \max_{\{\mathbf{x}, \mathbf{y} \mid z = f(\mathbf{x}, \mathbf{y})\}} \Pi_A(\mathbf{x}) \cdot \Pi_B(\mathbf{y}) \quad (14)$$

ただし、ファジィベクトル $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ のメンバシップ関数はそれぞれ $\Pi_A(\mathbf{x})$, $\Pi_B(\mathbf{y})$ である。

(14)式の定義によってファジィベクトルの和を計算しよう。すなわち、

$$\mathbf{z} = \mathbf{x} + \mathbf{y} \quad (15)$$

とし、 X, Y 上にそれぞれファジィベクトル $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ が与えられたとする。このとき、 $\mathbf{A} + \mathbf{B}$ は

$$\mathbf{A} + \mathbf{B} = (\mathbf{a} + \mathbf{b}, (D_A^{-1} + D_B^{-1})^{-1})_e \quad (16)$$

となる。ただし、 $\mathbf{A} = (\mathbf{a}, D_A)_e$, $\mathbf{B} = (\mathbf{b}, D_B)_e$ である。

同様に、 $\lambda \mathbf{A}$ は

$$\lambda \mathbf{A} = (\lambda \mathbf{a}, \lambda^{-2} D_A)_e \quad (17)$$

となる。ただし、 λ は実数である。一般的に、通常の線形システム

$$\mathbf{y} = T\mathbf{x} \quad (18)$$

が与えられたとする。ただし、 T は $m \times n$ 行列であり、 $n > m$ とし、 $\text{rank}[T] = m$ とする。通常のベクトル $\mathbf{x}$ の代わりに、ファジィベクトル $\mathbf{A}$ が入力されたときのファジィ出力ベクトル $\mathbf{Y}$ を

$$\mathbf{Y} = T\mathbf{A} \quad (19)$$

と表現する。このとき、ファジィ出力ベクトル $\mathbf{Y}$ の可能性分布は正規型になり、次のように表すことができる。

$$\Pi_Y(\mathbf{y}) = (T\mathbf{a}, (TD_A^{-1}T^t)^{-1})_e \quad (20)$$

ただし、 $\mathbf{A} = (\mathbf{a}, D_A)_e$ である。

以上のように、指数関数による可能性分布を用いると、パラメータ演算すなわち、行列演算によって可能性分布の計算が容易に行える。また指数関数による可能性分布は全空間をおおっているので、次節で述べるように、これはファジィルールの前件部を表すのに適している。

3. ファジィ if-then ルールによるモデリング

ファジィ制御[7]はファジィ if-then ルールによるルール型の制御であり、多くのファジィ応用製品に用いられ、その有効性が示されている。ファジィ制御の対象はどちらかといえば、数学モデルを構築し難いが、エキスパートによって制御できる対象を取り扱っている。このエキスパートの知識をファジィ if-then ルールで記述している。

経営問題の対象は複雑であいまいな要素をもっているので、ファジィ制御と同じ考え方によって経営問題の意思決定を行うことが考えられる。たとえば、在庫管理にエキスパートの知識であるファジィ if-then ルールを適用することが試みられ

ている[8].

一般に、経営の決定問題は医療診断によく似ているので、ここでは医療診断の例によって、ファジィ if-then ルールによるモデリングを説明する。すなわち、医療診断は原因-症状モデルからなされるのではなく、症状から直接医者知識によって診断がなされる。この状況は経営診断とよく似ている。

医療データ、たとえば糖尿病における血糖値は165とか170など実数で計測されるが、医者が判断しやすいように、3～数個の区間に分けられている。すなわち、検査値それ自体を問題にするのではなく、検査値がどの区間に入っているかによって診断がなされる。いま、簡単な数値例として検査 q_1, q_2 が三つの区間に分けられ、これらを q_1 に対して E_1, E_2, E_3 また q_2 に対して F_1, F_2, F_3 として表1に示す。ただし、 C_1, C_2 は診断結果であり、 E_i, F_j は区間である。表1から、患者1と2、6と7、11と12において、医者の判断が対立していることがわかる。このように、データ構造と医者との判断とに矛盾があるものを取り除いて、表1を次のようなルール型に表すことができる。ただし、検査 q_1, q_2 の値をそれぞれ y_1, y_2 とし、 $y = (y_1, y_2)$ としている。

C_1 を推論するルール

if y_1 is E_2 and y_2 is F_1 , then y is C_1
 if y_1 is E_3 and y_2 is F_1 , then y is C_1
 if y_1 is E_3 and y_2 is F_2 , then y is C_1 (21)

C_2 を推論するルール

if y_1 is E_1 and y_2 is F_2 , then y is C_2
 if y_1 is E_1 and y_2 is F_3 , then y is C_2
 if y_1 is E_2 and y_2 is F_3 , then y is C_2 (22)

以上のルールを図1に示す。ただし、斜線部分は医者の判断とデータ構造とに矛盾があり、ルールから取り除かれたものである。すなわち、エキスパートの判断にも不確定要素があると考えている。実際の医療診断でも、このようなことが生じている。区間をどのように定義するかには問題があるが、区間を導入することによってデータ構造

とエキスパートの判断との整合性を検証できる。

Z.Pawlak[9] はこのような概念からラフ集合によって心臓病に関する医者判断と患者の検査データとの整合性の解析を行っている。

図1に示されているように、斜線部分に対するルールが取り除かれているので、(21), (22)式のルールだけでは全空間をおおえない。したがって、if-then ルールの前件部をファジィ化し、全区間をおおうようにしなければならない[10]。この前件部のファジィ集合を2.で述べた指数型の可能性分布にすれば、全空間をおおうことができる。い

表1 医療診断の例

患者	検査 q_1	検査 q_2	診断
1	E_1	F_1	C_1
2	E_1	F_1	C_2
3	E_1	F_2	C_2
4	E_1	F_3	C_2
5	E_2	F_1	C_1
6	E_2	F_2	C_1
7	E_2	F_2	C_2
8	E_2	F_3	C_2
9	E_3	F_1	C_1
10	E_3	F_2	C_1
11	E_3	F_3	C_1
12	E_3	F_3	C_2

	$q_2 \uparrow$		
F_3	C_2	C_2	
F_2	C_2		C_1
F_1		C_1	C_1
	E_1	E_2	E_3
	$q_1 \rightarrow$		

図1 推論ルールの説明

ま、多数の患者の検査データ $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2})$ から医者の判断に矛盾のないデータだけを取ってきたとする。ただし、 i は患者名とし、 $i=1, \dots, N$ とする。また C_1 と診断された人の数を N_1 とすれば、(21)式のルールの前件部は N_1 人の実際の数値 $\mathbf{x}_i$, $i=1, \dots, N_1$ を用いて、次のように正規可能性分布として同定できる。

データから2次形式の可能性分布を同定する方法はすでに文献[11]に述べられているので、ここでは正規可能性分布(1)式を同定する方法の概略だけを述べる。

いま、ある $\mathbf{x}_i$ が A に少なくとも度合 h_i ($h_i < 1$) 以上で属しているというデータが与えられるとする。すなわち、データを

$$(\mathbf{x}_i, h_i), i=1, \dots, N_1 \quad (23)$$

と表示し、 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})^t$ であり、 N_1 はデータ数である。 N_1 は次元 n より十分大きく、したがって $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{N_1}\}$ の中に n 個の独立なベクトルが存在すると仮定する。この独立なベクトルの集合を $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M\}$ とし n 個の独立なベクトルの添字の集合を

$$I = \{1, \dots, n\} \quad (24)$$

と表す。

ここでの問題は(23)式のデータが与えられたとき、(1)式の正規可能性分布を求めることである。文献[11]と同じように中心 $\mathbf{a}$ は $\mathbf{x}_i$ の h_i による重み付平均

$$\mathbf{a} = \sum_{i=1}^N (h_i \mathbf{x}_i / \sum_{i=1}^N h_i) \quad (25)$$

として求める。また、線形変換

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} - \mathbf{a} \quad (26)$$

によって(1)式は

$$\Pi_A(\mathbf{y}) = \exp \{-\mathbf{y}^t D_A \mathbf{y}\} \quad (27)$$

となる。したがって D_A をもとめる最適化問題は次のようになる。

$$\min \exp \left(- \sum_{i=1}^{N_1} \mathbf{y}_i^t D_A \mathbf{y}_i \right) \quad (28)$$

$$\text{subject to } \mathbf{y}_i^t D_A \mathbf{y}_i \leq \log h_i; i=1, \dots, N_1$$

$$\mathbf{y}_i^t D_A \mathbf{y}_i \geq 0 \quad ; \quad i=1, \dots, N_1$$

$$\mathbf{y}_i^t D_A \mathbf{y}_j = 0 \quad ; \quad i \neq j, i, j \in I \quad (29)$$

ただし、第2、第3番目の拘束条件は上述の線形計画問題の解 D_A が半正定値行列になることを保証している。

この最適化問題は次のように変形できる。

$$\max_{D_A} \sum_{i=1}^{N_1} \mathbf{y}_i^t D_A \mathbf{y}_i \quad (30)$$

subject to (29)

最適化問題(30)式の意味は文献[11]の場合と同じであるので、ここでは説明を省略する。

次の変換

$$\mathbf{x} = F\mathbf{y} \quad (31)$$

を考えると、中心が $\mathbf{a}$ である可能性分布は次のようになる。

$$\Pi_A(\mathbf{y}) = \exp \{ - (\mathbf{x} - \mathbf{a})^t (F^{-1})^t D_A F^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{a}) \} \quad (32)$$

ただし、 F は正則な行列である。このときのパラメータ表示は

$$\Pi_A(\mathbf{x}) = (\mathbf{a}, (F^{-1})^t D_A F^{-1})_e \quad (33)$$

となる。 F を単位行列にすれば、(1)式の可能性分布が得られる。

以上のように、(30)式の線形計画問題を解けば、 C_1 を推論するルールの前件部のファジィ集合 A_1 が得られる。すなわち、(21)式のルールが一つのファジィ if-then ルール

$$\text{if } \mathbf{y} \text{ is } A_1, \text{ then } \mathbf{y} \text{ is } C_1 \quad (34)$$

になる。ただし、 A_1 は2次元上のファジィ集合であり、そのメンバシップ関数は $\Pi_{A_1}(\mathbf{x})$ である。同様に C_2 を推論するルール(22)式は一つの次のファジィ if-then ルールになる。

if y is A_2 , then y is C_2 (35)

ただし、ファジィ集合 A_2 は C_2 と診断された患者のデータから正規可能性分布として同定されたものである。

以上のように、多数の検査データからまず(21)、(22)式のような通常の if-then ルールを構成し、矛盾のあるルールを取り除き、次に多次元上の正規可能性分布によってファジィ if-then ルールを構成している。このようにすることによって、ファジィ if-then ルールの個数は診断数になり、ルール数が減少する利点がある。

いま未知のデータ y が与えられたとすると、次のようなファジィ推論方式が考えられる。

if $\Pi_{A_1}(y) > \Pi_{A_2}(y)$, then y is C_1
 if $\Pi_{A_1}(y) < \Pi_{A_2}(y)$, then y is C_2 (36)
 if $\Pi_{A_1}(y) = \Pi_{A_2}(y)$, then y is C_1 or C_2

(36)式の前件部の可能性分布は一種の距離を表しており、 A_1 と A_2 とに対する未知データ y の距離がメンバシップ関数 $\Pi_{A_1}(y)$ と $\Pi_{A_2}(y)$ とによって規定されていると考えられる。すなわち、メンバシップ関数を調整することによって異なる距離を定義できる。

以上のように数値データとエキスパートの判断とを用いてファジィ if-then ルールが構成できる。図2に示すように、典型的な事例に関しては、エキスパートはかなりの的確な決定をなしうるが、図2の斜線部分の境界領域は決定1と決定2との補間的決定にならざるを得ないと考えられる。このような状況は経営診断においても多くみられる。

図2 ファジィ if-then ルールの考え方

4. おわりに

オペレーションズ・リサーチにファジィモデリングを必要とする理由を述べ、正規可能性分布によるファジィモデリングとファジィ if-then ルール型のモデリングとについて説明を行った。オペレーションズ・リサーチの種々の問題については他の解説に述べられているので、ここでは、主にファジィモデリングの考え方だけについて述べた。

経営問題に現われる現象は複雑であり、予測がかなり困難な場合が多い。したがって、過去のデータとエキスパートの知識とを複合したようなモデル化、すなわち3. で述べたようなファジィ if-then 型モデルが今後有効になるであろう。特に、経済現象から直接何らかの決定を導くファジィ if-then 型モデルが多く用いられるであろう。たとえば、山一証券のファンド・ファジィ 89-10 などの一つの試みである。

参考文献

- [1] 田中英夫, ファジィ数理計画問題, オペレーションズ・リサーチ, **26**, 12, 712-720, 1981.
- [2] G.Shafer, A mathematical Theory of Evidence, Princeton University Press, 1976.
- [3] D.Dubois and H.Prade, Possibility Theory, Prentice Hall, 1988.
- [4] 匹田, 駒谷, ファジィ・ルールベースを用いた新しいエレベータ群管理システム, 計測自動制御学会論文集, **25**, 1, 99-104, 1989.
- [5] Dantzig, 森口ら, グンツィヒ氏との懇談会記事, 経営科学, **3**, 3, 166-168, 1960.
- [6] 田中, 石淵, 正規可能性分布とその応用, 第7回ファジィシステムシンポジウム, 名古屋, 501-504, 1991.
- [7] 菅野, ファジィ制御, 日刊工業新聞社, 1988.
- [8] 和多田, 山本, 浅居, ファジィ学習制御を用いた在庫制御, 日本経営工学会春季大会予稿集, 96-99, 1991.

- [9] Z. Pawlak, Rough Classification, Int. J. of Man-Machine Studies, **20**, 469-485, 1984.
- [10] 田中, 石淵, 松田, ラフ集合による情報システムの縮小化とそのファジィ・エキスパート・システムへの応用, 計測自動制御学会論文集, **27**, 3, 357-364, 1991.
- [11] 田中, 石淵, 林, 可能性分布の同定とその判別分析への応用, システム制御情報学会誌, **5**, 1, 34-39, 1992.

(1991年 10月 10日 受付)

[問い合わせ先]

〒591 堺市百舌鳥梅町4-408
 大阪府立大学 工学部経営工学科
 田中 英夫
 ☎: 0722-52-1161
 ☎: 0722-59-3340

—— 著 者 紹 介 ——

田中 英夫 (たなか ひでお)

大阪府立工業大学 工学部経営工学科

神戸大学工学部計測工学科卒業、同年ダイキン工業株式会社総合研究所入社(1962), 大阪市立大学大学院工学研究科(電気専攻)博士課程終了, 同年大阪府立大学工学部経営工学科助手(1969), カリフォルニア大学電気・計算機学科研究員(1972-1973), フンボルト財団招へい研究員としてアーヘン工科大学 OR 学科に滞在(1975-1977), カンサス州立大学化学工学科研究員(1981-1982), 現在大阪府立大学教授。ファジィシステム理論の研究に従事。Fuzzy Sets and Systems, 米国オペレーションズ・リサーチ学会誌 Journal on Computing 編集委員, 日本ファジィ学会副会長, IE レビュー貢献賞授賞, 計測自動制御学会, システム制御情報学会, 日本経営工学会, 日本人間工学会などの会員。