

法政大学学術機関リポジトリ

HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

PDF issue: 2025-05-21

フレーム型ファジィ推論エキスパートシステム

Hirota, Kaoru / Watanabe, Akihiko / 渡辺, 彰彦 / 廣田,
薫

(出版者 / Publisher)

法政大学工学部

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学工学部研究集報 / 法政大学工学部研究集報

(巻 / Volume)

23

(開始ページ / Start Page)

123

(終了ページ / End Page)

133

(発行年 / Year)

1987-03

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00003963>

フレーム型ファジィ推論 エキスパートシステム

廣 田 薫*・渡 辺 彰 彦*

Frame Based Fuzzy Expert System

Kaoru HIROTA* and Akihiko WATANABE*

Abstract

Fuzzy frame based knowledge representation, matching of two fuzzy sets, and sequential conflict resolution method are proposed. Fuzzy frame based knowledge representation is introduced from ordinary frame based knowledge representation by adding concept of membership and vagueness. Matching of two fuzzy sets and sequential conflict resolution method are applied to inference procedure. A decision support system, which is a questions and answers system concerning classification of plants, especially azalea family, is implemented to confirm the availability of the proposed idea.

§ 1. 緒 言

エキスパートシステムでは計算機上に構築された知識が重要な働きをする。知識を計算機上に構築する際問題となるのは、エキスパートの持つ知識を言葉を介して構築しなければならないことである。言葉にはそれぞれニュアンスがあり、構成された知識にはあいまいさが含まれている。ここでは、エキスパートシステム構築におけるあいまいさの取り扱いに関する考察を行った。計算機上に構築しなければならないのはエキスパートの持つ知識概念であり、そのあいまいさは、知識概念を特定の言葉で表現することの適合性と知識概念自体の不確実性から生じると解釈した。あいまいさの取り扱いとして、従来から用いられているファジィ理論の membership 概念¹⁾と共に確率集合論の拡張ファジィ表現で提案された vagueness 概念²⁾を用いることにより、フレーム型知識表現を拡張した知識概念の表現方法を提案する。これは特定の言葉で表現する際の適合性を membership で、また知識概念の不確実性を vagueness で表すことにより、個々の知識概念を1つのファジィ集合で表現するものである。

推論方法は2段階に分かれる。第1段階では、知識の探索および、知識と質問の両概念を表す2つのファジィ集合のマッチングを行う。ここでは共通ファジィ集合の包含度により、照合度という尺度を新たに定義した。第2段階では、活性化された知識の競合解消を行う。競合解

消には様々な考え方があるが、競合数と競合出現順序を考慮した逐次的手法を提案する。

最後に実際のエキスパートシステムへの適用例を示す。構築したエキスパートシステムは、ツツジ科の植物についての質問応答による分類支援システムである。機器構成としては、汎用16ビットパーソナルコンピュータを、言語としてはLISPを用いた。

§ 2. 知識表現

人間の持つ知識の表現方法には、認知心理学、知識工学の分野でいくつかの手法が提案されており、その代表的なものの1つにフレーム型知識表現がある。フレーム型知識表現は、ある特定の状況において予期される典型的な対象や出来事に関する知識を実現するのに優れており、また膨大な量の知識を容易に組織化することができる。ここでは人間が有する知識を言葉で表現する際のあいまいさや、知識それ自身のあいまいさを考慮して、知識のファジィフレーム型表現を提案する。

2.1 ファジィフレーム型知識表現

人間は様々な知識を蓄積している。エキスパートシステムでは、人間、特にエキスパートの持つ知識を計算機上で構築しなければならない。その際、言葉を介して構築しなければならないことが問題になる。

人間同士の情報交換では、知識を限られた言葉で表現している。そしてその表現する言葉にはあいまいさが含まれている。例えば、“バラの花の色”の知識を考えてみる。これを“赤”、“白”2つの限られた言葉でのみ表現することにすれば、例えば“バラの花はとても赤い”、“バラの花には白いものもある。”等が考えられる。これには、“とても赤い”、“白いものもある”といったあいまいな表現が含まれている。この2つのあいまいさの意味は異なっている。前者は色の分布範囲のあいまいさであり、後者は知識自体のあいまいさである。これらのあいまいさは、限定された言葉を用いて述べる際の適合性と、知識の不確実性とに起因していると考えた。

あいまいさの取り扱い方法はいくつか提案されているが、従来から用いられているファジィ理論のmembership概念¹⁾と共に、確率集合論の拡張ファジィ表現で提案されたvagueness概念²⁾を用いると分かりやすい。確率集合論の拡張ファジィ表現²⁾では、membership関数を1次モニターと呼び、その確実性を示す指標として2次モニターのvagueness関数が用いられる。またmembership概念、vagueness概念は、マン・マシン・システムにおけるデータの高信頼入力方法にも利用されている³⁾。membershipを特定の言葉を用いて表現する際の適合性、vaguenessを知識の不確実性と解釈し、知識概念の近似を行うことにする。先の例では、バラの花の色の知識概念があいまいである上に、限られた言葉で表現しなければならないことでさらにあいまいになってしまった。これは、エキスパートシステムを構築する上でよくあることである。

以上は個々の知識について言える。従ってこのような状況を表す知識表現として、各知識を個別に扱うフレーム型知識表現が適している。通常のフレーム型知識表現は、個別の知識を1つのフレームとして扱う。1つのフレームで表された各知識にはそれを特徴づける複数の属性“スロット”が存在し、各属性は複数のデータで埋められている。このフレーム型知識表現を拡張して、membership概念、vagueness概念を用いたファジィフレーム型知識表現を提案する。これは各属性の後に、属性を構成する複数の成分“エレメント”を導入し、このエレメントを、データ、membership、vaguenessの3つ組で定義す。通常のフレーム型知識表現と異なる点は、通常のフレーム型表現の各エレメントがデータのみから成り立っていることである。

Fig. 1に、先に述べた“バラの花の色”の知識のファジィフレーム型表現の1例を示す。“バラ”のフレームの中に“花の色”がスロットの1つとして存在する。このスロットは、2つのエレメントから構成されている。最初のエレメントは、データが“赤”で、membershipとvaguenessは“Very-True, Clearly”である。2番目のエレメントは、データが“白”で、membershipとvaguenessが“True, Roughly”である。

```
( ROSE
  frame      data      membership  vagueness
  (COLOR (RED      VERY-TRUE  CLEARLY)
  slot
    (WHITE  TRUE      ROUGHLY) )
    element
  (TIME (SPRING VERY-TRUE ROUGHLY)
        (FALL  VERY-TRUE ROUGHLY) )
  ( ... ( ... ) ) )
```

Fig.1 An example of fuzzy frame based knowledge expression

このようにmembership、vaguenessを用いて知識概念を表現することには、次に述べるいくつかの利点がある。

- I) membership概念、vagueness概念を導入して、あいまいな知識概念をファジィ集合として扱える
- II) vagueness概念を導入したことにより、知識の不確実性が客観的に表現可能となる
- III) 従来からのフレーム型表現の特徴を生かしたまま知識を表現することができる

I)により、あいまいな知識情報がファジィ論理演算やファジィ推論で扱えることになる。また演算に物理的意味を持たせることもできる。membership概念を、エキスパートシステムで最近よく使われるようになった確信度(certainty factor : CF値)と対応させて考えると、II)でvagueness概念まで扱うことにより、データに関する情報不足あるいは認識不足に起因する不正確な知識を表現する“後ろめたさ”を解消でき、あいまいな知識のデータとしての信頼性がかなり高くなる。III)は推論方法がフレーム型知識表現の場合とほとんど同じであり、既に構築

されたフレーム型知識表現エキスパートシステムでは、部分修正で対応がとれることを示している。

2.2 あいまいさの表現

マン・マシン・システムにおいて一般に、人間にとって入出力は自然言語で行うことが望ましい。あいまいさの程度を表現するにも、数値よりはむしろ言語値による方が表現し易くかつ馴染み易い。しかし計算機にとっては、数値化された情報の方が取り扱い易い。そこで言語値で表現された情報を数値化されたいくつかの状態数で表現し直すことにする。その状態数は、無限多値よりも有限値の方が理解し易くかつ正確に表現できる。また状態数が多くなればきめの細かい評価が可能になるが、反面隣同士の評価値の明確な区別がつきにくくなり、評価そのものがあいまいになってしまう。主観エントロピーの概念⁴⁾を用いて、最適な状態数の考察をすると、Fig. 2に示す様に、状態数が3値のとき最適であって情報量が最大となり、5値のときにもある程度良好な結果が得られることが知られている³⁾⁵⁾。エキスパートシステムにおいて、特定の知識を限定された言葉で表現するときの適合性をmembershipで、また知識自身の不確実性をvaguenessで表すことにする。vaguenessよりも、membershipの方をより詳しく表現することにし、membership, vaguenessの状態数をそれぞれ5値、3値とし、言語値で表現することにした。

membership, vaguenessは、言語値(τ)で与えられるが、計算機上で推論を行わせる為には数値化した方が都合がよい。ファジィ集合論に準じて $[0, 1]$ の数値を用い、状態数に応じたスケールで数値化したものがTable 1である。

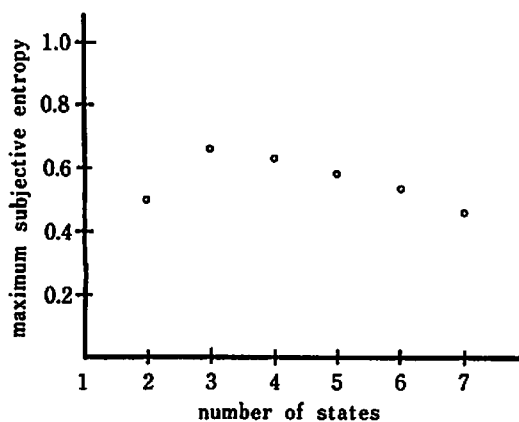


Fig. 2 Relation between maximum subjective entropy and number of states

Table. 1 Correspondence of numerical truth value t and its linguistic expression τ

| membership τ | t |
|----------------------|------|
| Unknown :UK | 0 |
| More or Less True:ML | 0.25 |
| True :TR | 0.5 |
| Very True :VT | 0.75 |
| Completely True :CT | 1 |

| vagueness τ | t |
|------------------|------|
| Clearly :C | 0 |
| Roughly :R | 0.50 |
| Vague :V | 1 |

2.3 ファジィ集合の同定

membership, vaguenessを用いて表された個々の知識概念は、ファジィ集合として表現できる。扱う対象物の全体空間を

$$X = \{ x \} \tag{2-1}$$

とすると、X上のファジィ集合は、

$$\begin{array}{ccc} \mu : X & \longrightarrow & [0, 1] \\ \Psi & & \Psi \\ x & \longmapsto & \mu (x) \end{array} \tag{2-2}$$

なるメンバーシップ関数 μ によって定義される。vagueness概念はそのメンバーシップ関数の広がりの規定するものと解釈する。membership, vaguenessのとり値をそれぞれ数値 m, v とするとメンバーシップ関数の広がり mL と上限 mH は

$$mL = m - m \times v \tag{2-3}$$

$$mH = m + (1 - m) \times v \tag{2-4}$$

と定義でき、Fig. 3のようなファジィ集合が形成される。(ここで一般には、メンバーシップ関数の形は必ずしも三角形でなくても構わないが、簡単のために三角形とした。)メンバーシップ関数は、ファジィ論理関数の論理和(\vee)、論理積(\wedge)の演算を用いて

$$\mu (x) = \left(\frac{x - mL}{m - mL} \wedge \frac{mH - x}{mH - m} \right) \vee 0 \tag{2-5}$$

と表される。

membership, vaguenessの状態数はそれぞれ5値、3値であるから合計15(=5×3)通りのファジィ集合が生成される。なお、特にvaguenessが“Clearly”の場合には、数値に変換すると

$$v = 0 \tag{2-6}$$

すなわち、

$$mL = mH = m \tag{2-7}$$

となり、シングルトンになることに注意しよう。

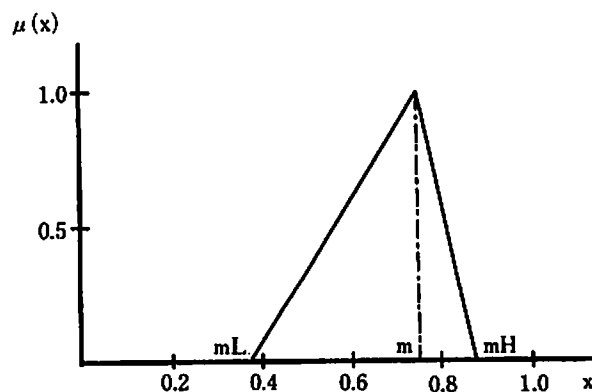


Fig. 3 a fuzzy set induced by membership and vagueness

§ 3. ファジィ集合のマッチング

ファジィフレーム型知識表現を用いた推論の第1段階では、適用される知識概念の探索と、マッチングが行われる。知識概念の探索は、質問事項の要素と同じデータの要素を含む内部知識を探す作業であり、マッチングはこの2つの要素に対して行う。各要素は、それぞれ1つのファジィ集合を形成している。ここでは、2つのファジィ集合のマッチング方法について述べる。

3.1 マッチングの評価

2つのファジィ集合をA, Bとする。そのAとBの照合度を、両者がどの位似ているか否かを表す尺度として導入する。

ファジィ集合AとBの共通ファジィ集合Cをメンバーシップ関数で

$$\mu_C = \mu_A \wedge \mu_B \quad (3-1)$$

で表すと、照合度は共通ファジィ集合Cがファジィ集合Aに含まれるのか、あるいはファジィ集合Bに含まれるのか、その両者を併せて評価した尺度と考えることができる。

共通ファジィ集合Cとファジィ集合Aのメンバーシップ関数の面積をそれぞれ S_C , S_A とすると(Fig. 4参照),

$$m_{AC} = \frac{S_C}{S_A} \quad (3-2)$$

なる $[0, 1]$ 実数値により、AのCに対する包含度を表現することができる。同様に共通ファジィ集合Cとファジィ集合Bとの包含度も、

$$m_{BC} = \frac{S_C}{S_B} \quad (3-3)$$

により表される。

照合度 m_{AB} を $[0, 1]$ 実数値で表すことにし、共通ファジィ集合Cとファジィ集合AおよびBの包含度を平等の重みで評価したもので定義する。

$$m_{AB} = \frac{m_{AC} + m_{BC}}{2} \quad (3-4)$$

ただし、2つのファジィ集合のうち一方がシングルトンである場合には、共通ファジィ集合とシングルトンとの包含度を長さの比で定義する。

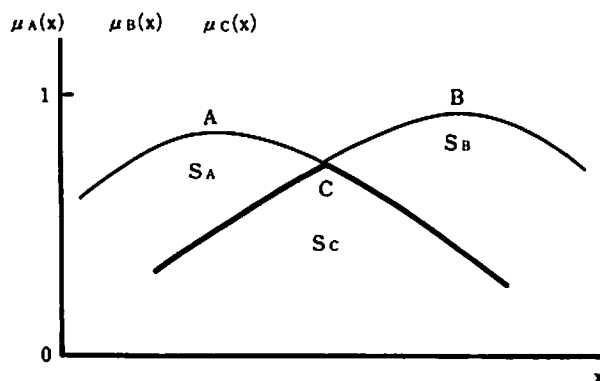


Fig. 4 intersection of two fuzzy sets

§ 4. 競合解消

推論の第1段階で属性の入力データに関する各エレメントと、内部知識(フレーム)の各属性(スロット)の各エレメントに対する照合度が求められている。推論の第2段階では、内部知識の各属性(スロット)全体の照合度を求め、次に個別知識(フレーム)全体の照合度を求める。この様に、ある1つの結論に複数の評価が得られ、それらからその結論に対する総合評価を求めることを競合解消という。競合解消には様々な考え方があるが競合数と競合出現順序を考慮した逐次的手法を提案する。

4.1 競合の評価

競合解消では、一般に競合する評価値の個数により評価が異なってくる。ここでは、さらに競合する評価値の出現順序によっても評価が異なると考えた。

評価値がN個あった場合、その最大値と最小値の間に真の最終評価値があり、また評価値の順序については、最後に現れるものほど信頼度が高いと考えた。

例えば、Table 2の(A)および(B)の2通りの3個の評価値系列では、最終評価値が異なる。(A)の場合、3番目の“0.0”はそれまでの2つの“1.0”に対して、何かの間違え、あるいは勘違いの可能性があると解釈することもできる。(B)の場合、3番目の評価値“1.0”により、最初の2つの相反する評価値“0.0”と“1.0”の解釈における、“1.0”の重みが増すと考えられる。ここでは、一般に評価値がN個のときの競合解消における最終評価値 f_N は、評価値の個数がN-1個のときの最終評価値 f_{N-1} を基準とし、その最終評価値 f_{N-1} とN番目の評価値 m_N との差、および競合数Nの関数hの和によって決定されると考えた。すなわち、

$$f_N(m_1, m_2, \dots, m_N) = f_{N-1}(m_1, m_2, \dots, m_{N-1}) + h(m_N - f_{N-1}(m_1, m_2, \dots, m_{N-1}), N) \quad (4-1)$$

$$f_0 = 0 \quad (4-2)$$

さて、ここで関数hの必要条件として、以下の要請を考えることにする。

【公理 I】 h は $(m-f)$ について連続,

単調増加

【公理 II】 h は N について単調減少

【公理 III】 $\lim_{N \rightarrow \infty} h(m-f, N) = 0$ (4-3)

$\lim_{(m-f) \rightarrow 0} h(m-f, N) = 0$ (4-4)

【公理 IV】 $h(m-f, 1) = m-f$ (4-5)

Table.2 Example of two conflict sequences

| | 1 st | 2 nd | 3 rd |
|--------|------|------|------|
| CASE A | 1.0 | 1.0 | 0.0 |
| CASE B | 0.0 | 1.0 | 1.0 |

$$h(m-f, 2) = \frac{1}{2} (m-f) \quad (4-6)$$

公理 I の連続性は安定な尺度としての要請であり、単調増加性は評価の差が大きいほど最終評価値の変化分も大きくなることを意味している。また公理 II は、競合数 N が大きいほど、最後の評価値 m_N の、それまでの評価値 f_{N-1} に対する影響が少ないことを要請している。公理 III の (4-3) 式は、競合数が無限に大きくなれば、最後の評価値はそれまでの評価値に影響を与えないことを、(4-4) 式は、最後の評価値がそれまでの評価値と同一ならば、最終評価値も同じにすることを意味する。公理 IV の (4-5) 式は、 $N=1$ のとき、その評価値自身が最終評価値であることを、

$$f_1(m_1) = m_1 \quad (4-7)$$

(4-6) 式は、 $N=2$ のとき最終評価値の 2 つの評価の平均値

$$f_2(m_1, m_2) = \frac{m_1 + m_2}{2} \quad (4-8)$$

で与えることを意味する。

以上の 4 つの要請に基づき関数 h を同定しよう。最終評価値の増分 Δf と評価の増分 Δm の比は、

$$\frac{\Delta f}{\Delta m} = \frac{f_N - f_{N-1}}{m_N - f_{N-1}} \quad (4-9)$$

で与えられる。これは競合数 N に依存する関数と考えられる。その変化の割合は、人間の心理的な要因が大きい。心理学的尺度構成としてべき法則を導入すると、パラメータ k 、 p を用いて

$$\frac{\delta}{\delta N} \left(\frac{\Delta f}{\Delta m} \right) = k p^{-N} \quad (4-10)$$

と表現できる⁶⁾。(4-10) 式を解くと

$$\frac{\Delta f}{\Delta m} = - \frac{k}{\log p} p^{-N+c} \quad (4-11)$$

となる。積分定数 c は公理 III (4-3) 式より

$$c=0 \quad (4-12)$$

と求まる。また公理 IV から導かれる (4-5) 式、(4-6) 式を用いてパラメータ p 、 k が求まる。

$N=1$ のとき

$$\frac{\Delta f}{\Delta m} = \frac{f_1 - f_0}{m_1 - f_0} = \frac{m_1}{m_1} = 1 = - \frac{k}{\log p} p^{-1} \quad (4-13)$$

N=2のとき

$$\frac{\Delta f}{\Delta m} = \frac{f_2 - f_1}{m_2 - m_1} = \frac{(m_1 + m_2) / 2 - m_1}{m_2 - m_1} = \frac{1}{2} = - \frac{k}{\log p} p^{-2} \quad (4-14)$$

よって

$$p = 2, \quad k = -2 \log 2 \quad (4-15)$$

すなわち

$$\frac{\Delta f}{\Delta m} = \frac{1}{2^{N-1}} \quad (4-16)$$

となり

$$f_N(m_1, m_2, \dots, m_N) = f_{N-1}(m_1, m_2, \dots, m_{N-1}) + (m_N - f_{N-1}(m_1, m_2, \dots, m_{N-1})) \times \frac{1}{2^{N-1}} \quad (4-17)$$

を得る。

§ 5. 実システムへの適用例

提案したファジィフレーム知識表現, ファジィ集合のマッチングおよび逐次的競合解消を, 16ビットパーソナルコンピュータとLISP言語を用いた実際のエキスパートシステム構築に適用し, その有効性を確かめた。知識ベースは, ツツジ科の11種類の植物の花の名前である。本システムでは, 花の名前についてユーザと質問応答をし, 花の分類決定の支援をする。

ユーザは, 月単位の花の開花時期, 花の色(白, 赤, 緑, 黄, 紫, オレンジの6色), 木の高さ(高低2種類)等のデータを, わかる範囲内でmembershipおよびvaguenessと共に2.1で述べた“エレメント”の形式で入力する。システムでは, 入力されたエレメントに属性情報を付加してスロットにまとめる。そして, これらのスロットの各エレメントと, システム内部に存在しているファジィフレーム型知識データベースの各エレメントとマッチングをとり, 照合度を求める。得られた照合度をもとに各スロットの照合度を求め, さらにフレームの照合度を求める。こうしてユーザの問い合わせからツツジ科の植物の各種類に対する照合度の一覧表が得られる。ここでは [0, 1000] 整数値を, 前に述べた照合度 [0, 1] 実数値に対応させている。

Fig. 5に実行例を示す。16ビット汎用パーソナルコンピュータ(NEC PC-9801Vm)とmuLISP-86で構成し, そのメモリーサイズはTable 3に示すとおりである。ユーザは, 木の高さ, 花の色, 開花時期をそれぞれ次のように知っているものとする: “木の高さは, 明らかに低い”, “花の色は, 多少赤っぽい”, “およそ6月頃に咲く”。これら入力された3つのエレメントから内部知識の個々のエレメントの照合度を求め, 競合解消の結果が表示されている。推論結果は, “バイカツツジ”か“ゴヨウツツジ”である。この例では11個の品種に対して合計19個

の照合度が求まり、競合解消を行って最終競合評価値を得ている。質問事項が入力し終わってからの処理時間は約2秒である。

```

:Please input SLOTS. [(slot1 slot2 ...)];
(HEIGHT COLOR TIME)
(HEIGHT COLOR TIME)
:Please input ELEMENTS. [( (DATA MEMBERSHIP VAGUENESS) )];
(HIGH LOW)
((LOW CT C))
:Please input ELEMENTS. [( (DATA MEMBERSHIP VAGUENESS) )];
(WHITE RED PURPLE GREEN YELLOW ORANGE)
((RED ML V))
:Please input ELEMENTS. [( (DATA MEMBERSHIP VAGUENESS) )];
(JAN FEB MAR APR MAY JUN JUL AUG SEP OCT NOV DEC)
((JUN VT R))

***** INFERENCE *****
***** SEARCH *****
***** FUZZY_MATCHING *****
((KOMETSUTSUJI 450) (KOMETSUTSUJI 656) (HAKUSANSHAKUNAGE 0) (HAKUSANSHAKUNAGE
1000) (HAKUSANSHAKUNAGE 1000) (SHAKUNAGE 1000) (SHAKUNAGE 656) (KIBANASHAKUNAGE
399) (BAIKATSUTSUJI 1000) (UNZENTSUTSUJI 399) (SATSUKI 500) (SATSUKI 1000) (
SATSUKI 483) (YAMATSUTSUJI 167) (YAMATSUTSUJI 399) (MOCHITSUTSUJI 656) (
RENGETSUTSUJI 1000) (RENGETSUTSUJI 167) (GOYOUTSUTSUJI 1000))
***** CONFLICT_RESOLUTION *****
***** RESOLUTION *****
FIRED_KNOWLEDGE   MATCHING_VALUE
KIBANASHAKUNAGE   399
BAIKATSUTSUJI     1000
UNZENTSUTSUJI     399
MOCHITSUTSUJI     656
GOYOUTSUTSUJI     1000
KOMETSUTSUJI      553
HAKUSANSHAKUNAGE  625
SHAKUNAGE          828
SATSUKI            683.25
YAMATSUTSUJI      283
RENGETSUTSUJI     583.5

INFERENCE TIME = 0:0:2.0
***** E N D *****
    
```

Fig. 5 Sample output of experiments

Table.3 Memory size of implementation result

| | |
|------------------|-------|
| Inference Engine | 12 KB |
| Knowledge Base | 3 KB |

§ 6. 結 言

ファジィフレーム型知識表現、ファジィ集合のマッチングおよび逐次的競合解消法を提案した。またツツジ科の植物分類支援エキスパートシステム構築を目標として、その基本部分のインプリメント例を示した。Fig. 5からもわかるとおり、入力データによって推論結果が1つに定まらない場合がある。今後の研究目標として、多段階推論を行い、唯一の結論を得ることと、知識ベースの学習を検討している。本論文の結果は、知識のあいまいさを積極的に扱うエキスパートシステム構築への、1つの指針を与えたものである。

参 考 文 献

- 1) L.A.Zadeh : Outline of a New Approach to the Analysis of Complex System and Decision Process, IEEE Trans. SMC-3, pp. 28/44,(1973).
- 2) K.Hirota : Extended Fuzzy Expression of Probabilistic Sets, Advances in Fuzzy Set Theory and Applications, M.M.Gupta et al. eds., North Holland, pp. 201/214,(1979).
- 3) 廣田, 中嶋 : 濃度概念・主観エントロピーによるMMS新データ入力方式の提案と検討, 法政大学工学部研究集報第21号, pp. 43/53,(1985).

- 4) K.Hirota : Ambiguity based on the concept of subjective entropy, M.M.Gupta and E.Sanchez eds., *Fuzzy Information and Decision Processes*, North Holland, pp. 29/40,(1982).
- 5) 廣田, 飯島 : 単一確率集合の主観エントロピーによる解析, 電子通信学会論文誌, Vol. 62-D No. 2, pp. 81/88, (1979).
- 6) P.H.Lindsay, D.A.Norman : 「情報処理学入門 I」, サンエンス社, pp. 259/279.