論文

複数のユーザが共有するファジィデータベース におけるメンバシップ関数のチューニング†

大木 直人*¹ 野村 恭彦*² 田代 秀夫*³
 亀倉 龍*¹ 横山 光男*¹ 松下 温*¹

あいまいな情報を、ファジィ理論を用いて処理するファジィデータベースシステム(FDBS)が数多く提案されている。しかし従来のFDBSにおいては、個々のユーザの主観的なあいまいさの相違については考慮されていなかった。一般にあいまいさは主観的な場合が多く、個人によって異なっているのが普通である。このため、従来のFDBSにおけるあいまいな情報処理では、全てのユーザのあいまいさに対応していたわけではない。そこで、それぞれのユーザのあいまいさを表すメンバシップ関数を自動的にチューニングするFDBSを提案する。さらにこのシステムでは、「若い」などの数値的尺度を持ったあいまいさだけでなく、従来のFDBSでは扱うことが困難だった「美しい」「美味しい」などの、数値的な尺度を持たないあいまいさをも処理することを可能とした。

キーワード：ファジィデータベース、主観的なあいまいさ、チューニング

1. はじめに

このところ、様々な分野で自然界や人間の感覚、あるいは感情などに観られるあいまいさに関する研究が盛んに行われている。それらの研究の中でも、多くの研究者が注目している分野が、本論文の主題であるファジィデータベースシステム(FDBS)である[Zemankova 87][馬野 89]。

FDBSでは、“young” “high”などの自然言語によるファジィ集合[Zadeh 65][Zadeh 75]をデータの属性値とすることによって、あいまいなデータを扱うことができる。これらファジィ集合は、ただ単にデータベースの文字属性値として扱われるのではなく、メンバシップ関数[Zadeh 65]によって定義され、それらの持つあいまいな意味を表現している。

このように、あいまいな情報を取り扱うことができるFDBSであるが、あいまいさを扱うが故の問題点が従来より数多く指摘されている。本論文では、それらの問題点の中でも、FDBSにおけるユーザ間の主観的なあいまい情報の相違に関する問題[Tashiro 92]について、その処理法、FDBSへの実装について述べる。さらに、その派生問題として、「美しい」「美味しい」などのように、数値的な尺度を持たないあいまいな属性についての考察を併せて行う。

2. 主観の相違に関する問題

人間は、十人十色と言われるように、ものの考え方や感じ方が個人によって異なるのが当然である。特にFDBSで扱うようなあいまいな情報においては、個人の主観によって、その情報の意味が異なる場合も多い。

例えば、20才のユーザと60才のユーザとでは、属性 *age* の *young* というファジィ集合を定義するメンバシップ関数が異なるであろうことは容易に推測できる(図1)。

† Tuning Methods of Membership Functions for Multi-User Fuzzy Database Systems
 Naoto OKI, Takahiko NOMURA, Hideo TASHIRO, Ryu KAMEKURA, Teruo YOKOYAMA and Yutaka MATSUSHITA

*1 慶應義塾大学理工学部

Faculty of Science and Technology, Keio University

*2 富士ゼロックス

Fuji XEROX

*3 オムロン

Omron

図1 ユーザ間のメンバシップ関数の相違

しかし従来の多くの FDBS では、個々のユーザによる主観的なあいまいさの違いは、考慮されていなかった。すなわち、あいまいさを定義するメンバシップ関数や可能性分布は、システムの設計者あるいは管理者が初めに設定したものであり、必ずしも個々のユーザの主観的なあいまいさとは一致していなかったのである。

このような問題は、ある一人のユーザが一つの FDBS を使っている場合には、システム管理者やユーザ自身がメンバシップ関数や可能性分布を設定し直せば解決してしまうだろう。だが、昨今の傾向としてデータベースは分散化、マルチユー

ザ化に着実に向かっており、このような環境では、あるユーザが登録した情報を別のユーザが検索するケースが頻繁に生じる。この場合、ユーザ間の主観の相違を考慮しないと、誤解が生じる可能性が大いにあり得る。例えば、35 才の人物 A について、A の実際の年齢を知らない 60 才のユーザ B が、“A is young”と登録したとする。このデータを 20 才のユーザ C が参照した場合、C は A が 35 才だとは考えにくい。C にとっての“young”とは 10 代後半からせいぜい 30 才ぐらいであろうから、C は A を 20 前後の人であると誤って判断してしまう可能性がある。

このようなユーザ間の主観の相違によって起こり得る問題を解決する方法として、個々のユーザそれぞれが、自分の主観に基づくメンバシップ関数を持つことによって解決するいくつかの手法が提案されている[藤代 91]。

これらの方法では、ユーザ毎にファジィ集合による属性値に対応したメンバシップ関数や、データの可能性分布を設定することにより、同じデータの属性値をユーザによって異なる自然言語で表現することが可能となる。このようなユーザ独自の属性値の表現は、主観的ビューと呼ばれている(図 2)。

図2 主観的ビュー

しかしこの場合、データの入力、特にメンバシップ関数の設定の手間の問題が生じる。データ入力における手間の問題は、FDBSに限らず、一般のデータベースシステムにおいても大きな問題点として取り上げられているが、FDBSの場合にはメンバシップ関数の設定という煩わしい手間を余計にかけねばならない。特に主観的ビューを実現するためには、ユーザー一人一人について、一個一個のファジィ集合に対応するメンバシップ関数を設定する作業が必要となる。このため、ユーザおよびデータ量の増加にともない、FDBS全体で使われるメンバシップ関数の数が増加し、もはやシステム管理者の手に余る事態が生じることは明白である。とはいえ、システム管理者以外の一般のユーザが、自分の主観的なあいまいな情報を、数多くのメンバシップ関数の形で表現するのは一段と難しい。アンケートなどの統計的な手法を用いて、一般のユーザの主観を考慮したメンバシップ関数を設定する手法[Turksen 91]も提案されているが、適切なメンバシップ関数を設定するためには、ユーザは数多くの質問に回答することが必要であり、極めて効率が悪い。

そこで、データベースシステム自身が個々のユーザの主観的なあいまいさを判断して、それに応じたメンバシップ関数をユーザの手を煩わせることなく自動的に、かつ簡便にチューニングする手法が必要であると我々は考え、その手法を以下に提案する。

3. 主観の相違に関する問題の解決

前章で述べた問題点に対し、対象ユーザをコンピュータの初心者を含む一般のユーザと想定し、メンバシップ関数チューニングのための特別な操作を必要としないという点に留意し、解決するための手法を開発した。ユーザに対してチューニングのための特別な操作を要求しないという前提に立てば、ユーザの主観を得ることができるほとんど唯一の情報源は、ユーザがFDBSに登録した主観的データである。そこで、この主観的データを基にして、そのユーザが「どんな傾向を持ってい

るか」を判断し、ファジィ表現のメンバシップ関数をチューニングする手法を開発した。

この手法の基本的な考えは、次の例で示される。個人情報に関するFDBSを各ユーザがそれぞれ持っていて、FDBS同士で相互にあいまい情報の参照ができる環境を仮定する。ここで、ユーザAがある人Bについての属性ageに対して *young* と登録したとする。このとき、A以外の大多数のユーザがBについて *middle-aged* であると登録していたならば、「Aの *young* という表現は、大多数の平均的な意見よりも *middle-aged* の方向にずれている」という傾向のあることが予想できる。この判断された傾向をもとにして、Aの *young* というファジィ表現に対応するメンバシップ関数を、6章で述べる手法を用いて *middle-aged* の方向にずらすようにチューニングを行う。この作業を、ユーザAがデータを新たに登録する度に行うことにより、ユーザAの主観を適切に反映したメンバシップ関数に近づいていく(図3)。

このようなチューニングを実現するためには、「大多数のユーザの平均的な意見」をシステムが把握している必要がある。属性値がクリスプな数値属性であれば、Bについての属性ageを登録しているユーザの属性値を、算術平均などの平均演算によって平均化することによって、具体的な数値として「大多数のユーザの平均的な意見」を求

図3 メンバシップ関数のチューニング例

めることができる。しかし FDBS では、データはクリスプな数値データのみならず、可能性分布によって表現されるあいまい情報をも扱うために、これらあいまい情報を平均化する方法が必要となる。これらチューニングのためのアルゴリズムの詳細については第 6 章で述べる。

4. 非数値あいまい属性の問題

前章までに述べてきたあいまい情報は、従来の FDBS がそうであったように、全て数値的な尺度が存在する属性を持つことを前提としている。しかし、我々が日常生活で何気なく使っているあいまいな情報には、数値的な尺度を持たないものが少なくない。例えば、“料理の「美味しさ」”や、“車の「スポーティさ」”などには明快な数値的尺度は存在しない。だが、あいまいな情報処理を実現するためには、このような非数値あいまい属性を数値あいまい属性と同等に扱えることが必要となっている。

数値で表すことのできない属性を FDBS の検索条件として用いるための一方法として、筆者らは複合ファジィ属性を用いる方法を提案した[野村 92]。この方法では、1つの非数値属性がいくつかの数値属性で構成されていると考え、それらを平均演算子[水本 88]によって1つの非数値属性にまとめあげる。例えば、“車の「スポーティさ」”という非数値属性が、“エンジンの最高出力が大きくて、車高が低くて、Cd 値(空気抵抗係数)が小さい”という各要素で構成されていると考える場合、数値属性である次のような各原初属性と、それらの複合ファジィ属性へのウェイトを与える。

原初属性	ウェイト
エンジンの最高出力	+1
車高	-1
Cd 値	-0.5

これら 3つの原初属性を、いくつかの平均演算子の中からユーザの主観に最も近いものを選択して平均化することにより、複合ファジィ属性“スポーティさ”を得ることができる。このように、

この手法はいくつかの数値ファジィ属性によって導くことができるような非数値ファジィ属性にのみ適用可能であり、数値ファジィ属性によって構成され得ない“美味しさ”などの非数値あいまい属性を処理することは難しい。

そこで、本研究では非数値あいまい属性を処理するための別の手法として、前章までで提案したメンバシップ関数のチューニング法を応用した。前章で提案した手法では、ユーザが FDBS に登録したデータを、他の大多数のユーザの平均的なデータと比較することによって、そのユーザのメンバシップ関数をチューニングする。ここで重要なのは、この作業はあくまでメンバシップ関数の相対的な比較であり、その絶対的な数値は必要ではないという点である。このため、この方法は非数値あいまい属性にも対応できる。

例えば、あるユーザ A 氏がある飲食店の属性“*taste*”について *delicious* と登録していたとする。このとき、従来のデータベースの場合には、属性“*taste*”は数値的な尺度を持たないため、ただ単に *delicious* という文字属性が登録されているのみである。しかし、本論文で提案する手法では、*delicious* というファジィ集合を、とりあえず初期状態のメンバシップ関数に割り当てておく。そして、大多数のユーザが *normal* であると登録している店について A 氏が *delicious* と登録していたならば、「A 氏の *delicious* という表現は、大多数の平均的な意見よりも *normal* の方向にずれている」という傾向のあることが、数値的尺度を持った情報と同様に判断できる。このような判断を繰り返すことによって、A 氏の *delicious* を表現するメンバシップ関数を生成し、非数値あいまい属性を扱うことができる。

5. アプリケーションシステム

5.1 システムの構成とインタフェース

以上に述べたような、ユーザによる主観の相違が重要な意味を持つ環境を実現する FDBS として、どのようなシステムが可能か考える。

ユーザの主観的な情報を登録し、検索するデー

データベースとは、電子手帳のようなユーザ専用のデータベースであると考えられる。このようなデータベースならば、ユーザ A は、「ふと入った飲食店 α がおいしかったので、また今度来よう」と思ったら、電子手帳にその店の住所と場所と電話番号、それに、*delicious* とデータを登録するだろう。このデータは A の全くの主観的な情報であるが、この情報は A の主観の中で閉じているので、A の好みが変わらない限りは主観の相違という問題は生じない。しかし、この電子手帳がネットワークによって多くの他の人の電子手帳と情報のやりとりができて、A 以外の人がこの α のデータを見るときには、主観の相違が発生する可能性がある。つまり、A 以外の人実際に α に行ったとしても *delicious* と思うかどうかは保証の限りではなく、この情報の価値は非常に低いと言わざるを得ない。

しかし、A の主観の傾向として「A はよほどまい店でないと *delicious* とは言わない」ということが分かっているならば、このデータは他の人からは「 α は *very delicious* である」と見ることができ、この情報の価値は高い。人間はこのような、あいまいな情報の処理を日常的に行ない、個人の主観的な相違を含むあいまい情報を共有しているが、FDBS がこのような機能をサポートすることにより、主観の相違を克服した情報共有環境を提供できる。

以上に述べたような機能を実現する FBDS として、図 4 のようなシステムを提案する。このシステムは以下のような構成を持つ。

図4 システムの構成

・個人データベース

ユーザのワークステーション上で実行され、ユーザが自分の主観で自由に情報を登録・検索できる FDBS である。この FDBS には数値データや「高い」「おいしい」などの自然言語によるデータが登録できる。自然言語によるデータは、対応するメンバシップ関数が次章で述べるアルゴリズムに従ってチューニングされ、保持されている。

・平均データベース

各個人データベースにそれぞれのユーザが登録した、全レコードの全属性についてのユーザ全体の平均的な“意見”を蓄積しておくデータベースである。各ユーザが個人データベースにデータを登録したと同時に、そのデータは平均データベースにも送られる。ファジィ集合によるデータについては、各ユーザのメンバシップ関数の形でデータが送られてくるが、複数のユーザが重複して登録している属性値があれば、後に述べる平均演算を用いてそれらのメンバシップ関数の平均を計算し、可能性分布の形式で更新される。

・データベース間を結ぶネットワーク

各ユーザの個人データベースは、ソケット通信を用いて平均データベースと情報の相互交換を行っている。また、個人データベース同士は平均データベースを介して相互に情報のやり取りを行うことができる。

5.2 データの登録

各ユーザのファジィ集合のメンバシップ関数、および、平均データベースの平均データは、ユーザがデータを登録した場合に、以下の手順で行われる。

1. ユーザが自分の個人データベースに情報を入力する(図 5)。入力できる情報は、数値情報・文字情報・画像情報などの、あいまいではない情報と、本論文の主題である *young, delicious* などのファジィ集合を用いたあいまい

な情報である。

- 個人データベースから平均データベースに *young, delicious* に対応するこのユーザのメンバシップ関数が送られる。
- そのデータが、平均データベースに登録されていない場合には、そのメンバシップ関数をそのまま平均データベースに登録する。既に平均データベースに登録されている場合には、送られてきたメンバシップ関数を加えて、6章で述べる平均演算を用いて平均データを更新する。これによって、このユーザの評価が、平均データベースに加味される。この更新された平均データを、個人データベースに送り返す。
- 個人データベースでは、平均データベースから送られてきた平均データと、このユーザの入力したデータを基にして、6章で述べるチューニングアルゴリズムを用い、メンバシップ関数を更新する。

5.3 データの検索

データを検索する場合は、データ登録の際にチューニングしたメンバシップ関数を用いて、以下の手順で行われる。データの検索の場合には、メンバシップ関数のチューニングは行われない。

図5 登録インタフェース

図6 検索インタフェース

1. ユーザが検索条件を入力する。あいまいな検索条件は、「*delicious* かつ *cheap* な店」のように自然言語によって入力される(図 6[a])。
2. まず、このユーザの個人データベースの中から、検索条件に適合するデータを検索する。
3. 次に、平均データベースに登録されているデータのなかで、個人データベースで検索されたデータ以外のデータについて同じ検索条件で検索を行う。メンバシップ関数の検索条件

図7 満足度の計算

に対する、可能性分布のデータの満足度については、図 7 に示す通り、可能性分布とメンバシップ関数の交わりの最大値とした。また、検索条件が複数の場合には、複数の満足度の最小値を検索条件全体の満足度とした [深海 89] [馬野 89-2]。

4. 個人データベースと平均データベースの両方の検索結果のなかから、満足度の高いデータが検索結果として満足度順に表示される(図 6[b])。
5. 検索結果のデータの詳細な情報(図 6[c])、そのデータの各属性のメンバシップ関数(図 6[d])を得ることもできる。

6. メンバシップ関数チューニングのアルゴリズム

この章では、平均データベースでのメンバシップ関数の平均演算、および、個人データベースでのファジィ集合に対応するメンバシップ関数のチューニングについて述べる。

図8 メンバシップ関数のチューニングアルゴリズム

6.1 平均データベースでの演算

平均データベースでの平均演算は、ユーザ全体の評価の中央値を表す可能性分布を求めるのが目的なので、異端値になるべく左右されない方法として、ファジィ集合に対する演算の拡張原理 [Zadeh 71] を応用して平均演算を行っている。この方法では、2つのメンバシップ関数の加算 $\mu(k) = \mu_1(i) \oplus \mu_2(j)$ を次のように定義し、この演算をファジィ加算と呼ぶ。

$$\mu(k) = \sup\{\min(\mu_1(i_1), \mu_2(i_2)) ; i_1, i_2 \text{ where } i_1 + i_2 = k\}$$

このファジィ加算では、ファジィ集合の数値的な意味の加算を行うことができる。例えば、“20 歳くらい”、“30 歳くらい”という2つのファジィ集合をファジィ加算すると、“50 歳くらい”という意味を持つファジィ集合を得ることができる。ファジィ加算を行った後、定義域に関して2で除算を行うと、2つのメンバシップ関数の平均を計算することができる。先ほどの例では、“25 歳くらい”というファジィ集合を得ることができる。

従って、 n 個のメンバシップ関数の平均 $P(k)$ は、以下のように定義される。

$$P(k) = \mu_1\left(\frac{i_1}{n}\right) \oplus \mu_2\left(\frac{i_2}{n}\right) \oplus \dots \oplus \mu_n\left(\frac{i_n}{n}\right)$$

6.2 個人データベースでの演算

個人データベースでは、ファジィ集合のメンバシップ関数の更新はデータを登録したときに、登録したデータのメンバシップ関数と、平均データベースに既に登録されている可能性分布との演算によって行われる。個々のメンバシップ関数の更新のための演算方法として、ファジィ加算平均法の他に、和演算法・メンバシップ値平均法の手法を用いた。

6.2.1 和演算法

メンバシップ関数と可能性分布の和集合を新たなメンバシップ関数とするのが、この方法である。例えば、あるユーザが、平均データベースで *middle-aged* ぐらい(平均化された意見であるため

middle-aged そのものではない)と登録されている A の年齢について、*young* と登録したとする。このとき、このユーザの *young* という概念は、平均的な *middle-aged* という概念をも含むと考えられ、よって、このユーザの *young* というメンバシップ関数は、平均的な *middle-aged* という概念を表すメンバシップ関数をも含むと考えられる。

和演算法はこのような考えに基づいており、以下のように定義される。

$$\mu_r(i) = \max\{P(i), \mu(i)\}$$

ここで、 $\mu_r(i)$ 、 $P(i)$ 、 $\mu(i)$ はそれぞれ更新後の個人データベースのメンバシップ関数、平均データベースに登録されている可能性分布、更新前の個人データベースのメンバシップ関数である。

6.2.2 メンバシップ値平均法

和演算法では、何回ものメンバシップ関数の演算を繰り返していると、広い定義域と大きなメンバシップ値を持ったメンバシップ関数になりかねない。そこで、メンバシップ値に対して平均演算を行い、これを防ぐのが、このメンバシップ値平均法である。

$$\mu_r(i) = \frac{1}{2}\{P(i) + \mu(i)\}$$

6.3 メンバシップ関数の評価

あるユーザの個人データベースと、平均データベースの双方に登録されている、あるデータについて考える。このとき、ユーザのメンバシップ関数が適切にチューニングされているならば、平均データベースのそのデータのある属性の可能性分布を、自分のメンバシップ関数群で評価したときに、その属性値は、このユーザの個人データベースに登録されている属性値と一致していると考えられる。そこで、この、平均データベースの属性値と、個人データベースの属性値とが一致する割合を評価の尺度として、前節で提案したメンバシップ関数のチューニングアルゴリズムの評価を、数値属性、非数値属性それぞれについて行った。

6.3.1 数値属性

前節で述べた一連のアルゴリズムでは、あるデータについての1人のユーザの評価とユーザ全体の評価とのずれを用いて、メンバシップ関数のチューニングを行う。このために、1つのデータに対してなるべく多くのユーザが評価していること、また、そのようなデータを多数集める必要がある。そこで、ある基準に従ってデータを評価する仮想的な被験者を作成し、その評価を用いて、各アルゴリズムでこの被験者のメンバシップ関数をチューニングし、評価することにした。この仮想的な被験者の判断基準は、ある属性のファジィ集合のメンバシップ関数に関して、いくつかの典型的な傾向をつくり、それらをランダムに若干変形することによって作成した。仮想的な被験者は、この

図9 典型的なメンバシップ関数群

基準となるメンバシップ関数群に従ってデータを評価することになるが、各アルゴリズムによってチューニングされたメンバシップ関数が、この基準となるメンバシップ関数に近くなるのが理想的な結果である。

データは、10種類の“車”に関するもので、数値属性“価格”、“大きさ”、“重量”、“馬力”について、“very low (bad)”, “low (bad)”, “moderately low (bad)”, “moderately high (good)”, “high (good)”, “very high (good)”という、6つのファジィ集合に対応するメンバシップ関数を用いた。

評価の手順は、以下に示す通りである。

1. 図9に示す3通りの典型的な傾向を持つメンバシップ関数群を用いて、100人分の仮想的な被験者の評価基準となるメンバシップ関数群を作成する。
2. あるデータについて、ある被験者の評価基準を用いて、個々の車の各属性についての属性値を決定する。
3. この属性値を用いて平均データベースを更新する。
4. 更新された平均データベースと、被験者の属性値を用いて、その属性値のファジィ集合に対応するメンバシップ関数を、各アルゴリズムで生成する。このとき、メンバシップ関数の初期状態は図9-[b]である。
5. 手順2~4を全てのデータ、被験者について行なう。
6. ある被験者が、平均データベースのある1つのデータのある属性値を自分のその属性のメンバシップ関数群で評価したときに、その属性値が、この被験者が評価した属性値と一致している割合を調べる。
7. 手順6の作業を、全ての被験者、および全てのデータの全属性について行ない、その平均をアルゴリズム別に算出した。

6.3.2 非数値属性

非数値属性に関しては、人間の主観が強く表れるであろうため、アンケートによってデータを集

め、これを基に評価を行った。多くの被験者が共通に知っているデータとして、非数値属性では、“スポーツ”に関してのデータを用いることにした。データは、被験者は中学生、高校生、大学生、大学院生 45 名に協力して頂き、収集した。

1. テニス、ゴルフ、野球など 9 種類のスポーツについて、“スピード感”、“楽しさ”、“難易度”、“人気”の数値的な尺度を持たないあいまい属性に関して、“very low(bad)”, “low(bad)”, “moderately low(bad)”, “moderately high(good)”, “high(good)”, “very high(good)”という、6 つのファジィ集合を用いて被験者が評価する。
2. ある被験者のあるデータの属性値を用いて、平均データベースを更新する。
3. 更新された平均データベースのデータと、被験者の属性値を用いて、その属性値のファジィ集合に対応するメンバシップ関数を、各アルゴリズムで生成する。このとき、各メンバシップ関数の初期状態は、図 9-[b]である。
4. 手順 2~3 を全てのデータ、被験者について行なう。
5. 数値属性の場合と同様の方法(手順 6~7)で各アルゴリズムの評価を行なった。

6.3.3 結果

表 1 は、上記の方法で各チューニングアルゴリズムを数値的尺度を持つあいまい属性、数値的な尺度を持たないあいまい属性の、それぞれについて評価した結果をまとめたものである。

結果としては、メンバシップ値平均法が数値あいまい属性、非数値あいまい属性ともに比較的高

い評価が得られている。また、数値的な尺度を持つあいまい属性に比べると、非数値あいまい属性については、どのアルゴリズムもあまり高い評価は得られていない。これは、非数値あいまい属性ではユーザの嗜好が深く関与するためであると考えられる。例えば、ユーザ A は“野球の楽しさ”を *very high* とし、ユーザ B は *very low* とするような、ユーザの意見が 2 分されるような場合が生じる可能性がある。このような場合、平均データベースにおける平均演算を和演算で行うことによって処理することは可能だが、平均データベースの“野球の楽しさ”の属性値は、「*very high* であり、かつ *very low* である」という一見矛盾したものとなる。さらに極端な場合、“野球の楽しさ”の属性値が「*very high* かつ *high* かつ *low* かつ *very low* である」となりかねない。このデータは、どんな検索要求にも適合して検索結果となり得るわけで、このようなデータが増えていくと、検索の意味がなくなってしまう。

各アルゴリズムにはそれぞれに一長一短があり、それぞれの良いところを生かした折衷案的なアルゴリズムも試してみたが、アルゴリズムが複雑になってしまい、また、期待したほどの改善は見られず、これは今後の研究課題となるであろう。

7. 結 論

今回提案したシステムによって、個人によって異なる主観に基づいたあいまいな情報の登録・検索に必要な不可欠なメンバシップ関数を自動的にチューニングすることが可能となった。また、従来不可能であった数値的尺度を持たないあいまいな情報もある程度扱えるようになった。現在、数種類のデータを持つ試作システムを SUN Sparc

表1 チューニングアルゴリズムの評価

	数値あいまい属性	非数値あいまい属性
和演算法	31%	19%
メンバシップ値平均法	66%	33%
ファジィ加算平均法	50%	29%

Station 上に構築し、これを用いてメンバシップ関数チューニングアルゴリズム、およびシステム全体の評価を行っている。

今後の大きな課題としては、メンバシップ関数チューニングアルゴリズムの改良がある。現在のメンバシップ関数のチューニングアルゴリズムでは、検索されるべきデータが検索されない場合が発生する。このため、課金システムへの応用にあたっては、クリस्पな検索要求を併用するなどの方法を用いて問題を解決する必要がある。

また、現在のシステムは、個人のデータベースを基にしたあいまい検索システムだが、他のアプリケーションにおいても、個人の主観の相違が重要となる場合があると思われ、現在検討中である。一例を挙げると、エキスパートシステムのためのルールベース構築の際には専門家からの知識獲得が必要になるが、主観の異なる複数の専門家のあいまいな知識を効率よく得る場合に本システムのコンセプトが応用可能であると思われる。

参 考 文 献

- [Zemankova 87] M.Zemankova-Leech, Abraham Kandel, (向殿訳)：“ファジィ・リレーショナル・データベース”，啓学出版，1987
- [馬野89] 馬野：“ファジィデータベースの現状と動向”，ADSS'89 Kyoto, pp.207-214, 1989
- [Zadeh 65] L.A.Zadeh: “Fuzzy Sets”, Information Control, Vol.8, pp.338-353, 1965.
- [Zadeh 75] L.A. Zadeh: “The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning”, Information Sciences, Vol. 8, pp.199-248 ; pp.301-357 ; Vol.9, pp.43-80, 1975
- [Tashiro 92] H.Tashiro, N.Ohki, R.Kamekura, T.Nomura, T.Yokoyama, Y.Matsushita, “A Fuzzy Database System Considering Each User's Subjectivity”, DEXA 92', pp231-236
- [藤代91] 藤代, 白井, 池辺, 國井：“個別化されたファジィデータ管理のためのグラフ指向スキーマ設計”，日本ファジィ学会誌, Vol.3, No.1, pp.86-96, 1991
- [Turksen 91] I.B.Turksen: “Measurement of membership functions and their acquisition”, Fuzzy Sets and Systems 40, pp.5-38, 1991
- [野村92] 野村, 大木, 小高, 横山, 松下：“ファジィ検索のための平均演算子による曖昧属性の生成”，日本ファジィ学会誌, Vol.4, No.2, pp.126-142, 1992
- [水本88] 水本, “最近のファジー理論”，情報処理学会誌, Vol.29, No.1, pp.11-22, 1988
- [深海89] 深海, 馬野, 水本, 田中, “Fuzzy データベース検索言語について”，信技報, Vol.78, No.233, pp.65-72, AL78-85, 1979
- [馬野89-2] 馬野, “ファジィ集合論とソフトウェア”，情報処理学会誌, Vol.30, No.8, pp.922-930, 1989
- [Zadeh 71] L.A.Zadeh, “Similarity Relations and Fuzzy Orderings”, Information Sciences, Vol. 3, pp.177-200, 1971

(1993年 3月11日 受付)
(1993年12月10日 受付)

[問い合わせ先]
〒223 横浜市港北区日吉3-14-1
慶應義塾大学 理工学部
計測工学科松下研究室
大木 直人
☎：045-563-1151(内)3568
☎：045-563-0322
Email : ohki@myo.inst.keio.ac.jp

著者紹介

大木 直人 (おおき なおと)

慶應義塾大学 大学院理工学研究科
後期博士課程1年在籍

1991年 慶應義塾大学理工学部計測工学科卒業。1993年 同大学院理工学研究科修士課程修了。ファジィ・データベースなど、感性的なコンピュータヒューマンインタラクションの研究に従事。情報処理学会会員。

野村 恭彦 (のむら たかひこ)

富士ゼロックス(株) システム・コミュニケーション研究所

1990年 慶應義塾大学理工学部計測工学科卒業。1992年 同大学理工学研究科修士課程修了。同年 富士ゼロックス(株)入社。現在同システム・コミュニケーション研究所に勤務。文書処理を中心とした、知識ベース、知的インタフェースの研究に従事。情報処理学会会員。

田代 秀夫 (たしろ ひでお)

オムロン(株)京都研究所

1991年 慶應義塾大学理工学部計測工学科卒業。1993年 同大学院理工学研究科修士課程修了。同年 オムロン(株)入社。現在、オムロン(株)京都研究所勤務。ファジィ推論を応用した画像処理、信号処理の研究に従事。情報処理学会、ファジィ学会各会員。

亀倉 龍 (かめくら りゅう)

慶應義塾大学 大学院理工学研究科
修士課程2年在籍

1990年 慶應義塾大学理工学部計測工学科卒業。ファジィ・データベース、ファジィ理論を用いた画像処理など、感性的な情報処理の研究に従事。情報処理学会会員。

横山 光男 (よこやま てるお)

慶應義塾大学 理工学部

1960年 慶應義塾大学工学部電気工学科卒業。1965年 同大学院博士課程中退。以来慶應義塾大学理工学部に勤務。専任講師。計算機アーキテクチャ、デジタル信号処理、パターン認識等の研究に従事。電子情報通信学会、情報処理学会、応用物理学会各会員。

松下 温 (まつした ゆたか)

慶應義塾大学 理工学部

1963年 慶應義塾大学工学部電気工学科卒業。同年 沖電気工業(株)入社。1968年 イリノイ大学大学院コンピュータサイエンス学科卒業。1989年 より慶應義塾大学理工学部計測工学科教授。工学博士。マルチメディア通信および処理に関するコンピュータネットワーク、分散処理、グループウェア、ヒューマンインタフェースなどの研究に従事。「コンピュータ・ネットワーク」(培風館)、「コンピュータ・ネットワーク入門」(オーム社)、「インテリジェント LAN 入門」(オーム社)、「人工知能の実際」(近代科学社)など著書多数。ファジィ学会、情報処理学会、電子情報通信学会、人工知能学会、IEEE、ACM 各会員。