意思決定モデルの一提案と そのファジィニューラルネットワークによる実現[†]

橋山 智訓* 古橋 武* 内川 嘉樹*

人間の感性や主観的判断をファジィ理論を用いてモデル化しようとする研究が近年盛んに行われている。筆者らは、人間の意思決定問題のモデルとして、評価対象の各属性の評価値をファジィ分割し、分割された各領域ごとに総合評価値を各属性の加重線形式で近似する方法を提案してきた。本論文ではこのモデルを拡張し、総合評価値を2本の線形式で包含するモデルを提案する。総合評価値を2本の線形式で挟むことにより、同じ評価対象に対しても異なる評価をするという、人間の評価のばらつきを表現できる。さらに、総合評価値の上側および下側の傾向を同定した線形式の係数により、人間の評価のばらつきを、各属性に対する重視度の変化として捉えることができる。本論文では、このモデルを実現できるファジィニューラルネットワークをあわせて提案する。上側および下側を同定する学習法には石渕・田中の手法を用いた。

本モデルの有効性を示すために、顔グラフの表情評価実験および、中古二輪自動車の選択実験を行い、それぞれの評価モデルの獲得を行った。得られた結果は、被験者の感覚と良く一致するばかりでなく、個人の特徴を表すものであった。

キーワード：多属性意思決定問題、ファジィニューラルネットワーク

1. はじめに

人間の感性の同定は、空間の配色、加工品の味付、デザインの評価等多くの工学的応用への道を開くため重要なテーマとなっている。人間の感覚はあいまいであり、この感性の表現にファジィ理論が有効であると期待され、種々の適用例が報告されている^{[1]~[10]}。文献[1]~[3]では、それぞれアプローチは異なるが、色彩感性をファジィ集合で表現し、ファジィ推論により人間の望む彩色を実現する手法が提案されている。文献[4]では、人間の感情表現にファジィ推論を適用し、単語の影響による感情の変化を表現している。以上の手法では、感性の定量化と合成の手法が経験的・試行錯誤

誤的であるのに対し、長沢はファジィ一対比較法により感性のファジィ構造モデルを得る手法を提案している^[5]。井上・安斎は、工業製品のデザイン評価に属性間に相関がある場合にも適用できる一対比較法であるファジィ AHP を応用している^[6]。ファジィ測度^[14]を用いて感性を表現する研究には他に、亀岡・松田による味覚と食品の成分の関係を同定する試みがある^[7]。また、それ以前にも、田中ら^[8]、市橋ら^[9]、泉谷ら^[10]らの研究がある。また、亀岡・松田は、文献[7]において、ファジィ測度による手法が味と成分の関係のように非線形な入出力関係を表現するには不十分であることを指摘し、ニューラルネットワークによる非線形多変量解析を試みている。石渕・田中はニューラルネットワークの学習法を工夫することにより非線形区間モデルを同定する手法を提案している^{[11]~[13]}。文献[11]では、同手法を射出成形品質の目視評価値解析へ応用している。しかしながら、ニューラルネットワークによる感性の同定手法では、ネッ

[†] A Proposal of a Decision Making Model and its Realization with a Fuzzy Neural Network
Tomonori HASHIYAMA, Takeshi FURUHASHI and Yoshiki UCHIKAWA

* 名古屋大学 工学部 電子機械工学科
Dept. of Electronic-Mechanical Eng., Faculty of Eng.,
Nagoya University

トワークがブラックボックスであり、内部の処理がわかりにくいという問題がある。

これに対し筆者らは人間の意思決定問題のモデルとして、評価対象の各属性の評価値をファジィ分割し、分割された各領域ごとに総合評価値を各属性の加重線形式で近似する方法を提案し、併せてこのモデルを実現するファジィニューラルネットワーク (Fuzzy Neural Network:FNN) を提案してきた^{[14][15]}。このモデルは、高木・菅野の提案した後件部が一次式で表わされる推論法^{[16]~[18]}において、一次式から定数項を除いたものとはほぼ同様である。人間の意思決定問題に適用した場合、このモデルの特徴はファジィ分割された各領域ごとに、属性に対する重視度合が変化することを可能とし、人間の複雑で非線形な評価過程を表現できるということにある。また筆者らの提案した FNN は、属性に対する重視度合を学習後の FNN の結合荷重から容易に把握できるものである。筆者らはこれまでに、この FNN を人間の顔の表情に対する評価モデルの同定に用い、目・眉・口のそれぞれが顔全体の印象に及ぼす影響度合がそれぞれの形とともに複雑に変化することを示してきた^[14]。また、耐火タイルであるありほぞタイルの評価モデルの同定に FNN を用い、タイルの属性であるはめあいの良さと堅固さに対する重視度合が各属性の程度に応じて変化することを示した^[15]。しかしながらこのモデルにおいても、人間の評価は同じ対象に対してもその時々によって微妙に変わるという、人間の評価過程における評価のばらつきを表現できない。

本論文では人間の評価におけるばらつきをも考慮した意思決定のモデルを提案する。本モデルは、筆者らがこれまでに提案してきたモデルの線形式に、ばらついたデータの上側および下側を近似する 2 つの線形式を加えることにより、人間の評価をその 2 つの線形式の間の区間として表現するものである。このモデルによれば、同じ評価対象に対して良い評価をする場合と悪い評価をする場合を重視度の違いとして表現できる。すなわち、良い評価をする場合の各属性に対する重視度は、デ

ータの分布の上側を近似する線形式が表現し、悪い評価をする場合の重視度はデータの分布の下側を近似する線形式が表現する。また、従来の線形式はデータの分布の平均的な傾向を表現していることになる。本論文では、ファジィ分割された各領域ごとに以上の 3 つの線形式を持つ意思決定のモデルを 1 つのネットワークにより同定できる FNN の構成を併せて提案する。本 FNN の上側および下側を近似する部分のネットワークの学習法には、石渕らの学習法を用いる^{[11]~[13]}。なお、文献[11]~[13]では、上限、下限という表現が用いられているが、これらは同定された区間モデルに対して用いられている。本論文では、データの分布に対して上側、下側という表現を用いていることを付言しておく。

本モデルの有用性を示すために、顔グラフの表情評価実験および中古二輪自動車の選択問題の同定実験を行った。本モデルにより得られたモデルは、被験者の感覚に合っているばかりでなく、個人の特徴をも表すものであった。

以下、本論文の第 2 章では本意思決定モデルの説明を行い、第 3 章では、本モデルを実現できるファジィニューラルネットワークの構成および学習法を示す。第 4 章では、同定実験の結果を示す。第 5 章はまとめである。

2. 意思決定モデル

意思決定問題においては、評価対象の評価項目である属性が複数個存在し、それらの各属性の評価値を統合して総合評価値を求める場合がある。この問題は多属性意思決定問題と呼ばれる。多属性意思決定問題へのファジィ理論の応用はさまざまであるが、例えば、総合評価値を属性の評価値の加重線形和で表し、そのウェイトにファジィ数を用いる手法がある^[19]。この手法は、属性に対する重視度合に幅を持たせることにより、あいまいさを記述しようとするものである。また、属性の重視度合にファジィ測度^[20]を用い、総合評価値をファジィ積分^[20]により求める手法などもある^{[8]~[11]}。これらの手法は、属性間の相互関係のあい

まいさをファジィ測度、ファジィ積分により記述しようというものである。これらの手法では、属性に対する重視度にあいまいさを持たせたり、属性間の相関関係のあいまいさを表現しようとするもので、重視度自体は属性に対する評価が変わっても変化しない。しかし人間が物事を評価する場合、属性の評価が変化するとともに属性に対する重視度が変化するということが考えられる。例えば、自動車の購入を考えると、車の候補の価格が十分予算以内に入っている場合には、価格以外の項目が選択を左右すると考えられる。この場合、価格に対する重視度合は低い。逆に、価格が予算ぎりぎりもしくはすこし超過している場合には価格が選択を大きく左右するであろうことは容易に想像がつく。この場合、価格に対する重視度は高い。また、人によっては、重視度の高低が全く逆になることも考えられる。すなわち、価格が予算を超えているからこそ他の属性を重視するということが起こり得る。このように、属性に対する重視度合が属性の評価値によって変化することは妥当な考察と思われるが、従来モデルではこの重視度の変化を表現できなかった。筆者らは、この重視度合の変化を表現できるモデルとして、評価対象の各属性の評価値をファジィ的に分割し、分割された各領域ごとに異なる重視度合を持つ加重線形式で総合評価値を近似する手法を提案してきた^{[14][15]}。しかし人間の評価は、同一の対象に対してその時々注目する属性が微妙に変化し、ばらつく。すなわち評価の良い属性に注目すれば総合評価値は良くなるであろうし、欠点に目が行けば総合評価値は下がる。このことは、一人の人間が短時間に行う評価実験においても起こり得ることは容易に想像される。従来モデルではこの評価のばらつきを表現できなかった。

本論文では、さらにこのモデルを拡張し、各属性に対する評価値が同一であっても総合評価値が異なるという、人間の評価のばらつきを表すことができるモデルを提案する。本モデルは、ファジィ分割された各入力空間においてばらつきのある人間の評価値の上側・平均・下側の各傾向を表す

3つの線形式を持つ。このモデルは、評価対象の属性が2つの場合次のように定式化される。

R^i : If x_1 is A_{i1} and x_2 is A_{i2}

$$\text{then } \begin{cases} y_i^+ = a_{i1}^+ x_1 + a_{i2}^+ x_2 & (1.1) \\ y_i^m = a_{i1}^m x_1 + a_{i2}^m x_2 & (1.2) \\ y_i^- = a_{i1}^- x_1 + a_{i2}^- x_2 & (1.3) \end{cases}$$

($i=1, 2, \dots, n$)

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i y_i^*}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (2)$$

($*$: +, m , -)

$$\mu_i = A_{i1}(x_1) A_{i2}(x_2) \quad (3)$$

ここで、 R^i は i 番目のファジィルール、 x_1, x_2 は属性の評価値、 A_{i1}, A_{i2} はファジィ変数、 y_i^+, y_i^m, y_i^- はそれぞれ i 番目のルールにおけるデータの分布の上側・平均値・下側を表す線形式からの推論値、 $a_{i1}^*, a_{i2}^* (*: +, m, -)$ は属性の評価値 x_1, x_2 に対するウェイト、 μ_i は R^i の前件部適合度を表している。 $y^* (*: +, m, -)$ は各ルールの推論値 $y_i^* (*: +, m, -)$ を統合した全体の推論結果を表す。その際、前件部適合度 μ_i はその総合が1になるように規格化されている。

これら3つの線形式において、データの分布の上側を同定する線形式(1.1)は対象に対して好意的な評価を、平均的な値を同定する線形式(1.2)は平均的な評価を表し、データの分布の下側を同定する線形式(1.3)は厳しい評価を表す。これら3つの線形式の各係数 $a_{i1}^*, a_{i2}^* (*: +, m, -)$ は各属性に対する重視度合に対応する。どの属性を重視すれば良い評価が得られ、また、悪い評価が得られるのかを表現できる。すなわち、本モデルは人間の評価のばらつきを属性に対する重視度の変化により表している。

3. 意思決定モデルのファジィニューラルネットワークによる実現

3.1 ファジィニューラルネットワークの構成

前章にて提案した意思決定のモデルを実現するファジィニューラルネットワーク(FNN)の構成を図1に示す。本FNNは筆者らが提案してきた

FNN^[21]のType IIの発展した構成となっている。図1は、評価対象の属性が2つ、すなわちネットワークの入力が2つ、各入力に対する前件部メンバーシップ関数がそれぞれ2つの場合である。図1のFNNは、前章の(1)～(3)式で表されるファジィ推論を実現できるように構成されている。図中の○・□印はユニットを表す。□印のユニットは1を出力するバイアスユニットである。ユニット間の記号 wc , wg , ws , wa^*_{i1} , wa^*_{i2} ($*$: +, m , $-$) および 1 は結合荷重を表す。 wc , wg , ws , wa^*_{i1} , wa^*_{i2} は学習によって変化するが、1 の結合荷重は固定である。また、 Σ の記号を持つユニットは入力の線形和を出力し、 Π の記号を持つユニットは入力の積を出力する。 $\hat{\Pi}$ の記号を持つユニットは入出力関係が次式で表される規格化ユニットである。

$$\hat{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum_k \mu_k} \quad (4)$$

(B)層における f の記号を持つユニットにおいては、その入力に対する出力 $f(x)$ が次式のシグモイド関数で定義される。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (5) \quad net = \sum_i x_i \quad (6)$$

記号のないユニットは単に入力を出力に分配している。図1において、(A), (B), (C)層がファジィルールの前件部に対応し、(D), (E)層が後件部に対応する。図1の構成により(B)層の出力 $o^{(B)}$ は次のようになる。

$$o^{(B)} = \frac{1}{1 + \exp\{-wg(x_j + wc)\}} \quad (7)$$

すなわち、結合荷重 wc , wg はシグモイド関数の中心および傾きを定めるパラメータである。これらを適当な値に設定すれば(B)層の出力として図2に示すような前件部メンバーシップ関数を実現することができる。(C)層においては異なる入力に対する前件部メンバーシップ関数同士の積が求められ、さらにそれらの総和が1になるように規格化された前件部適合度が出力される。後件部の線形式を実現するためには各ユニットは線形式で

よく、ユニット間の結合荷重 wa^*_{i1} , wa^*_{i2} ($*$: +, m , $-$) が(1)式の後件部のウェイト a^*_{i1} , a^*_{i2} に相当し評価対象の属性に対する重視度を表現すると期待される。そして(F), (G)層の構成により各ファジィルールの前件部適合度と後件部出力推定値が統合され、データの分布の上側・平均値・下側を表す推論値 y^+ , y^m , y^- が出力される。

図1 ファジィニューラルネットワーク

図2 前件部メンバーシップ関数

本 FNN は、前件部でファジィ分割された各領域において、後件部を線形式で同定している。本モデルが同定する上側もしくは下側のデータの分布の傾向は必ずしも最適というわけではない。しかし、本 FNN は学習結果から各属性に対するウェイトを得ることができるため、同じ対象に対する総合評価のばらつきを重視度の違いとして把握できる。すなわち、上側を同定したウェイトからは好意的な評価を下したときの重視度、下側を同定したウェイトからは厳しい評価を下したときの重視度が得られ、その重視度の違いにより総合評価の変化の様子が説明付けられる。

なお、本 FNN の学習はバックプロパゲーションアルゴリズム (BP 法)^{[21][22]} により各結合荷重 wc , wg , ws , wa^*_{i1} , wa^*_{i2} を同時に更新できるようにしている。

3.2 学習法

図 1 の FNN の前件部に対応する部分および図中の Mean Value の結合荷重の更新量は通常の BP 法を修正した文献[21]の BP 法により求めることができる。しかし、データの分布の上側および下側の傾向を同定する部分の学習はできない。そこで図 1 における Upper Side および Lower Side における結合荷重 wa^+_{i1} , wa^+_{i2} の更新には、石淵・田中の非線形区間モデルの上側および下側の学習法^{[11]~[13]}を用いた。以下に石淵・田中の学習法の概略を示す。以下において、 t_p は p 番目の教師信号、 y_p^+ および y_p^- はそれぞれ p 番目のデータに対する上側および下側のモデルを表すネットワークの出力である。

(1) 上側の学習

データの分布の上側を同定する問題は、次の評価関数 E を最小にするネットワークの結合荷重を求める問題であると考えることができる。

$$\text{Minimize } E = \sum_p E_p = \sum_p \frac{1}{2} \omega_p (t_p - y_p^+)^2 \quad (8)$$

ただし、 ω_p は教師信号 t_p とネットワークの出力 y_p^+ の大小関係により次のように設定されるもの

とする。

$$\omega_p = \begin{cases} 1, & t_p > y_p^+ \\ \omega, & t_p \leq y_p^+ \end{cases} \quad (9)$$

ここで、 $\omega \in [0, 1)$ とする。

(8) 式から出力層における誤差信号 δ_p は次のように計算される。

$$\delta_p = -\omega_p (t_p - y_p^+) \quad (10)$$

すなわち、ネットワークからの出力 y_p^+ が教師信号 t_p よりも大きい場合には ω により結合荷重の変更量は小さくなり学習はあまり行われぬ。それに対しネットワークからの出力 y_p^+ が教師信号 t_p よりも小さい場合には、文献[21]の BP 法による学習が行われる。従って、ネットワークは教師信号の上側の傾向を出力するように学習が行われる。

(2) 下側の学習

データの分布の下側の学習を行わせるには、(8) 式の ω_p を次式のように (9) 式と逆にすればよい。

$$\omega_p = \begin{cases} \omega, & t_p \geq y_p^- \\ 1, & t_p < y_p^- \end{cases} \quad (11)$$

ただし、 $\omega \in [0, 1)$ とする。

(9) 式の代わりに (11) 式を用いて上側の学習と同様にして、 wa^-_{i1} , wa^-_{i2} の結合荷重を更新する。

(3) 平均および前件部の学習

図 1 において Mean Value と書かれている部分の結合荷重 wa^m_{i1} , wa^m_{i2} は文献[21]の BP 法により変更量が求められる。また、前件部の結合荷重 wc , wg の更新量はこの Mean Value の部分の変更量のみ依存する。これは、上側・下側の評価関数としてパターンごとに変化するものを用いているため、前件部のファジィ分割のパラメータである wc , wg に良い影響を及ぼさない恐れがあるためである。なお、本 FNN の BP 法による学習において、前件部のファジィ分割のこのような調整の過程は、堀川らにより検討が進められ、学習データが入力空間に一樣に分布している場合には、

妥当な分割が行われることが示されている^[23]。

4. 実験

4.1 顔グラフによる表情評価実験

人間の評価モデルとして顔の表情に対する快－不快評価実験を行った。顔の表情を描く際に顔グラフ^[24]を使用した。顔グラフは、顔に対する人間の優れた識別能力を利用して、多変量データを顔の表情で表現する方法である。本実験で利用した顔グラフの例を図3に示す。図3(a)は目・眉・口・鼻・耳・髪を持つ全体の顔グラフの例である。本実験では、簡単のため鼻・耳・髪・顔の輪郭は固定とし、目・眉・口を変化させることにした。図3(b)は固定の部分に目・眉・口のいずれか一つを加えた部分顔グラフを示す。顔を描く際の日・眉・口の各パラメータを表1に示す。各パラメータは区間 $[0,1]$ を連続的に変化させることができる。図3(b)の目・眉・口のいずれか一つを持つ部分顔グラフの評価(部分評価)値と図3(a)の全体の顔グラフに対する評価(総合評価)値の関係を同定するために以下のような実験を行った。

図3に示すような顔グラフを乱数により多数発生させて被験者に提示し、快－不快軸上での評価を依頼した。顔グラフに対する評価値は、区間 $[0,1]$ を0.1間隔の11段階に等分割し、離散的な数値とした。つまり、顔グラフの表情で最も快とするものを1、最も不快とするものを0とした。実験の様子を図4に示す。実験は以下の2種類について行った。

4.1.1 実験内容

(1) 顔全体の表情に対する評価

図3(a)に示すような全体の顔グラフ88枚に被験者の評価の安定度を測るための重複分12枚を加えた100枚に対して評価実験を行った。

(2) 顔の構成要素に対する評価

図3(b)に示すような、目・眉・口のみの部分顔

図3 顔グラフの例

表1 顔グラフに用いたパラメータ

パラメータ	0.0	1.0
目の形	∪	∩
目の開き	●	—
目の傾き	↙	↘
眉の形	∪	∩
眉の傾き	↙	↘
口の形	∪	∩
口の開き	—	○

図4 顔グラフの表情評価実験の様子

グラフについて、目 64 枚、眉 36 枚、口 36 枚のそれぞれに対して評価実験を行った。

被験者は学生 20 名であった。これらの被験者のうち、重複させた同じ顔グラフに対する評価ランクが 2 段階以上離れているものが 35% 以上であった被験者 10 名を不安定な被験者として除外した。残りの安定な被験者 10 名が、同一の顔グラフに対して与えた評価値の標準偏差が 0.2 以下のものの 63 例を安定な顔グラフとして、その評価データ 630 (63×10) 個をモデルの同定に用いた。

学習を行うにあたって、FNN の教師信号には顔全体の評価値を用い、入力には目・眉・口に対するそれぞれの評価値を用いた。また、前件部メンバーシップ関数は、目・眉・口のそれぞれにつき「良い」(○)および「悪い」(×)のラベルを持った 2 つずつとした。また、(9), (11) 式の ω は、0.15 として学習を行った。 ω は学習の初期の段階では学習の速度を速めるため大きめに設定し、学習が進むにつれモデルの精度を向上させるため小さな値にするとよいとされている^[11]。しかし、 ω が小さすぎると上側、下側の極端なデータの影響を大きく受けてしまい良いモデルが同定できないことを考慮して決定した。1 回の学習は、上記 630 個のデータをそれぞれ 1 回ずつ FNN に提示することにより行なった。

4.1.2 FNN により同定されたモデル

同定実験を行なうにあたって、様々な学習率により学習を行なったが、平均のモデルには安定なものが得られなかった。ここで安定なモデルとは FNN の学習の際の学習率が多少変化しても、同定された重視度がほとんど変わらなかったモデルのことをいう。安定な平均のモデルが得られなかった理由として次のことが考えられる。今回用いたデータは、一つの顔グラフに対して被験者 10 人の評価データ 10 個を用いているため、同一の顔グラフに対して総合評価値がばらつくばかりでなく、部分評価値もばらつく。すなわち、一つの顔グラフに対する評価データが、異なったファジィ部分領域に散在するために、安定な平均のモデルが得

られなかったものと思われる。この平均のモデルの誤差を用いて、本 FNN における前件部メンバーシップ関数のパラメータ w_c, w_g を、調整するのは適当でない。そこで本論文では、文献[14]において得られた w_c, w_g の値を用い、 w_c, w_g の更新はしなかった。同文献では、各顔グラフごとに被験者 10 人の評価値の平均値を求め、計 63 個のデータにより平均のモデルに相当する FNN の学習を行ない、安定なモデルを得ている。

表 2 に 3000 回の学習後に本 FNN により同定された上側および下側のモデルにおける重みを示す。

表2 FNNにより同定された顔の各部位に対する重視度

属性			上側			下側		
目	眉	口	目	眉	口	目	眉	口
×	×	×	0.71	0.36	0.19	0.14	0.15	0.15
×	×	○	1.03	0.28	0.21	0.85	0.06	0.01
×	○	×	0.18	0.56	0.01	0.13	0.22	0.03
×	○	○	0.66	0.48	0.29	0.01	0.02	0.71
○	×	×	0.36	0.25	0.52	0.00	0.30	0.27
○	×	○	0.01	0.37	0.65	0.01	0.44	0.28
○	○	×	0.60	0.27	0.17	0.27	0.21	0.14
○	○	○	0.48	0.01	0.55	0.74	0.03	0.03

目に対する評価値が悪く、眉と口に対する評価値が良い領域における重視度の変化をしてみる。まず、データの分布の上側を同定した線形式の重視度は、目・眉に対してそれぞれ 0.66、0.48 と口に対する重視度 0.29 と比べて大きな値となっている。データの分布の下側を同定した線形式では逆に目および眉に対する重視度が小さくなっている。この領域においては、目および眉を隠して口に注目すると評価が低くなり、視線を上に移して顔全体を見ると印象が良くなり、目が最も全体の印象を左右することを示している。図 5 にこの領域に含まれる顔グラフの例を示す。左右の顔グラフでは口の形のみ変化している。図 5(a), (b) ともに口のみ注目して見た場合と顔全体を見た場合では、後者の方が印象が少し良くなることがわかる。また、この領域では口に対する重視度は上側よりも下側が大きな値となっている。つまり、口のみ注目した場合には口の変化により印象が大

大きく変わることを示している。図5の左右の顔グラフを口に注目しながら見比べると、口の変化により大きく印象が変わる。しかし、顔全体を見ていると口の変化による印象の変化は口のみを見たときほどではない。

今度は、目・眉・口それぞれに対する評価値が全て良い領域において重視度の変化を見てみると、先ほどの領域とは逆に上側より下側において口に対する重視度が0.55から0.03と下がっている。つまり、この領域においては、口を見ないで、目の辺りを見ていると顔の評価が悪くなることを示している。図6にこの領域に属する顔グラフの例を示す。確かに顔全体を見たときよりも口を隠したときの方が印象が悪くなるのがわかる。

図7に実際のデータの分布とFNNの入出力の関係の例を示す。横軸は眉に対する評価値、縦軸は総合評価値としている。図中の○印が実際のデータの総合評価値を示す。目の評価値および口の評価値はそれぞれ0.75、0.25に固定した。 y^+ 、 y^- が、データの上側および下側の傾向をよく捉えていることがわかる。

図5 顔グラフの例

(目：悪、眉：良、口：良)

図6 顔グラフの例

(目：良、眉：良、口：良)

なお、文献[14]のように各顔グラフごとの評価値の平均値を求めるような前処理を行わずに前データをそのまま用いて得た平均のモデルの例を表3に示す。表3左には全データを学習して得られた平均のモデルの一例を示す。同表の右側は文献[14]の平均のモデルである。図7からもわかるように、データが入力空間にかなり散在しているために前処理を行わない学習データで安定な平均のモデルが得られなかったものと思われる。これに対して、文献[14]では安定なモデルが同定された。また、上側・下側の傾向を表すデータは、比較的数量が少ないので安定したモデルが同定された。

4.2 中古二輪自動車選定の実験

中古二輪自動車選定の意思決定モデルの同定実験を行った。中古二輪自動車のデータは、市販の情報誌から得た。表4にデータの一部を示す。

図7 FNN の出力と実際のデータの関係

(目の評価値：0.75、口の評価値：0.25)

表3 平均のモデルにおける重視度

属性			今回の実験			文献[14]		
目	眉	口	目	眉	口	目	眉	口
×	×	×	0.48	0.17	0.18	0.02	0.01	0.54
×	×	○	1.06	0.24	0.02	0.66	0.12	0.07
×	○	×	0.13	0.37	0.02	0.44	0.13	0.56
×	○	○	0.48	0.16	0.56	0.01	0.01	0.83
○	×	×	0.14	0.17	0.30	0.05	0.76	0.01
○	×	○	0.05	0.32	0.47	0.02	1.68	0.26
○	○	×	0.50	0.15	0.22	0.75	0.00	0.54
○	○	○	0.64	0.07	0.29	0.03	0.75	0.25

表4 中古自動二輪車のデータ(抜粋)

車種(色)	価格(万円)	走行距離(km)	程度
AX-1(紺)	25.5	600	新同
RGV250G(黒)	29.8	8,297	極上
RZ250R(白・赤)	23.5	6,600	上
FZR250(黒)	23.8	11,942	中
・	・	・	・
・	・	・	・
・	・	・	・

中古二輪自動車には多くの評価すべき属性があるが、選定に大きくかわると思われる属性として、車種、色、価格、走行距離、程度を用いた。このうち程度とは、情報誌の表現をそのまま用いているが、外観およびエンジンの調子などの程度を表したものである。これらのデータを用い、当研究室の学生2人を被験者A,Bとして実験を行った。実験の手順を簡単に示す。

4.2.1 実験内容

(1)属性の評価

(a)走行距離、価格：被験者に走行距離および価格とそれぞれの評価値の関係を尋ねた。被験者Aについて得られた結果を図8に示す。被験者Aは予算の上側を25万円位に設定し、それを超えると価格の評価値を急に下げていることがわかる。ただし、予算オーバーであってもいいものであれば買う気もあるので評価値は0にはなっていない。また、15万円以下の中古車は、購入の対象としないこともわかる。走行距離に関しては、5,000km以上走った中古車はあまり好ましく思われていない。

(b)車種：被験者に車種を好みの順に並べてもらい、評価値を決定する。さらに、色により微調整を行う。

(c)程度：新同(新品同様)、極上などの項目に評価値を与えてもらう。

(1)価格

(2)走行距離

図8 価格・走行距離とその評価値

(2)総合評価

被験者に、買う／買わないの基準で5段階にクラス分けしてもらう。その5段階に対応する評価値として、0.95、0.75、0.50、0.30、0.10の値を割り振った。

前件部メンバーシップ関数は、それぞれの属性につき「良い」(○)および「悪い」(×)のラベルを持った2つずつとした。なお、(9)、(11)式における ω は次式で表される学習回数 n の関数を用いた。

$$\omega(n) = \frac{\omega_0}{1 + \left(\frac{n}{300}\right)^2} \quad (12)$$

ω_0 として0.3を用いた。 ω を学習回数とともに減少させるのは、文献[11]と同様に学習の初期の段階では、学習の速度を速めるために ω を大きめに設定し、学習が進むにつれモデルの精度を向上させるため小さな ω を用いるためである。本実験では、前節の例と異なり一人のデータを用いているために、極端に外れたデータがなく、学習が進むにつれ ω の値を0に近づけるこの方法が効果的

であった。なお前節における顔グラフの学習と同様に結合荷重 wg の学習は行わず、 wc のみを更新することとした。

4.2.2 FNNにより同定されたモデル

被験者2人にそれぞれ87個のデータの評価を依頼した。表5に3000回の学習を行ったFNNにより同定された重視度を示す。データの分布の上側を同定した重視度において、■部分はその属性に対する評価が良いことを示している。表5から

読み取れることは、まず、2人の被験者ともに、好意的な評価をした場合、すなわち上側のモデルにおいて、評価の良い属性(表中■)に高い重視度が同定されていることである。これは、好意的な評価は、良い属性に注目することであると考えられるので妥当な結果である。また、下側のモデルにおいては、重視度は属性の評価の良し悪しにあまり関係ない。各属性を満遍なく見ることで評価が厳しくなっているものと思われる。さらに興味深いことは、2章において指摘した、価格による重視

表5(a) FNNにより同定された各属性に対する重視度(被験者A)

属性の評価				上 側				平 均				下 側			
距	価	種	程	距離	価格	車種	程度	距離	価格	車種	程度	距離	価格	車種	程度
×	×	×	×	0.16	0.17	0.22	0.22	0.19	0.23	0.05	0.05	0.07	0.07	0.08	0.08
×	×	×	○	0.04	0.02	0.06	0.10	0.00	0.00	0.03	0.03	0.01	0.01	0.00	0.04
×	×	○	×	0.08	0.12	0.13	0.14	0.03	0.27	0.00	0.01	0.03	0.05	0.02	0.02
×	×	○	○	0.23	0.14	0.51	0.57	0.15	0.00	0.34	0.46	0.11	0.09	0.32	0.33
×	○	×	×	0.11	0.20	0.17	0.22	0.00	0.00	0.02	0.38	0.00	0.00	0.00	0.00
×	○	×	○	0.22	0.26	0.19	0.23	0.53	0.00	0.10	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01
×	○	○	×	0.11	0.29	0.32	0.23	0.07	0.00	0.34	0.00	0.00	0.00	0.07	0.00
×	○	○	○	0.21	0.48	0.36	0.48	0.32	0.67	0.54	0.62	0.05	0.20	0.21	0.23
○	×	×	×	0.50	0.28	0.12	0.30	0.15	0.97	0.00	0.00	0.01	0.08	0.01	0.01
○	×	×	○	0.41	0.16	0.10	0.33	0.50	0.30	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.01
○	×	○	×	0.48	0.18	0.43	0.28	0.28	0.86	0.45	0.00	0.27	0.10	0.27	0.16
○	×	○	○	0.30	0.15	0.49	0.28	0.00	0.37	0.87	0.00	0.06	0.00	0.33	0.01
○	○	×	×	0.34	0.22	0.13	0.27	0.00	0.00	0.18	0.77	0.08	0.00	0.00	0.05
○	○	×	○	0.22	0.31	0.23	0.32	0.38	0.10	0.42	0.00	0.18	0.12	0.04	0.11
○	○	○	×	0.30	0.25	0.33	0.20	0.36	0.00	0.57	0.17	0.21	0.06	0.20	0.07
○	○	○	○	0.28	0.28	0.29	0.33	0.39	0.00	0.51	0.04	0.28	0.20	0.25	0.23

表5(b) FNNにより同定された各属性に対する重視度(被験者B)

属性の評価				上 側				平 均				下 側			
距	価	種	程	距離	価格	車種	程度	距離	価格	車種	程度	距離	価格	車種	程度
×	×	×	×	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.01
×	×	×	○	0.02	0.02	0.02	0.04	0.04	0.04	0.01	0.05	0.01	0.01	0.01	0.02
×	×	○	×	0.01	0.01	0.05	0.04	0.04	0.03	0.00	0.00	0.01	0.01	0.07	0.05
×	×	○	○	0.07	0.03	0.18	0.18	0.24	0.05	0.38	0.36	0.04	0.03	0.12	0.11
×	○	×	×	0.08	0.04	0.03	0.01	0.18	0.10	0.04	0.00	0.05	0.09	0.04	0.03
×	○	×	○	0.12	0.11	0.08	0.19	0.11	0.00	0.00	0.03	0.02	0.02	0.02	0.04
×	○	○	×	0.29	0.22	0.27	0.07	0.77	0.00	0.08	0.00	0.09	0.00	0.00	0.00
×	○	○	○	0.10	0.30	0.36	0.42	0.14	0.02	0.39	0.62	0.02	0.07	0.14	0.27
○	×	×	×	0.48	0.35	0.09	0.38	0.08	0.65	0.00	0.14	0.07	0.05	0.01	0.06
○	×	×	○	0.07	0.29	0.00	0.05	0.00	0.56	0.00	0.07	0.05	0.07	0.00	0.06
○	×	○	×	0.39	0.03	0.30	0.26	0.11	0.00	0.14	0.21	0.03	0.00	0.05	0.05
○	×	○	○	0.06	0.14	0.51	0.24	0.01	0.51	0.34	0.01	0.00	0.12	0.08	0.03
○	○	×	×	0.30	0.12	0.29	0.41	0.00	0.00	0.49	0.13	0.00	0.05	0.01	0.03
○	○	×	○	0.32	0.06	0.40	0.59	0.07	0.00	0.42	0.41	0.07	0.00	0.00	0.02
○	○	○	×	0.17	0.22	0.36	0.36	0.00	0.00	0.26	0.65	0.00	0.02	0.05	0.02
○	○	○	○	0.26	0.17	0.41	0.35	0.06	0.00	0.78	0.27	0.20	0.20	0.31	0.25

度の変化が良く表されていることである。すなわち、表 5(a), (b) のそれぞれの平均のモデルにおいて、価格に対する評価が良い各領域では、価格に対する重視度が小さい傾向が見られる。逆に価格の評価が悪い各領域では、その重視度が大きい傾向が見られる。

次に個々の被験者について見てみる。被験者 A の上側のモデルの評価の良い属性の重視度は、各領域において大きな変化がなく、比較的各項目を均等に見ていることがわかる。被験者 A で特徴的なのは下側の重視度で、価格の評価が悪く、車種の評価が良く、程度が良い領域(表中下線部)では、走行距離の評価の良い方が悪い方よりも各重視度が下がり総合評価が悪くなっている点である。図 9 は価格の評価が悪く(評価値 0.25)、車種の評価が良い(評価値 0.75)ときの、走行距離および程度の評価値を入力とし総合評価値を出力とする入出力曲面を示す。程度と走行距離の評価値がともに良い領域の総合評価値が下がっていることからわかるように、総合評価値は距離の評価に対して単調増加ではない。データを詳しく調べ、さらに被験者 A にも質問したところ次のようなことがわかった。図 9 で注目している領域に属するデータにおいて価格の評価は、安すぎるために悪い値と

なっていた(図 8 参照)。すなわち、価格以外の面での評価の良さに対して価格が低すぎるために、情報誌のデータに対して疑問を持ち、その結果として総合評価が悪くなってしまったことが、被験者の感想からもわかった。

被験者 B の特徴は、表 5 の下側において小さな重視度の領域が、特に属性の評価値が比較的高い所で目立つことである。少しでも悪いところがあればそれにひっぱられて全体の評価が悪くなっていると思われる。この傾向は被験者 B の感覚と一致していることも確認できた。

5. まとめ

人間の意思決定問題のモデルとして、評価対象の属性の評価値をファジィ分割し、分割された各領域において上側・平均・下側を表す 3 つの線形式により同定するモデルを提案した。このモデルによれば、平均値を表すモデルからは平均的にどの属性を重視しているのかがわかるばかりでなく、上側・下側のモデルにより人間の評価のばらつきを表現できる。また、本モデルを実現するファジィニューラルネットワークを提案した。本 FNN を顔グラフの表情評価実験および中古二輪自動車選定の意思決定問題に適用し、その有効性を示した。得られたモデルは、意思決定者の感覚と一致するものであり、個人の意思決定における特徴を良く表すものであった。

参 考 文 献

- [1] 西山、他：ファジィ理論を用いた色彩計画、第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp. 307/310、1991
- [2] 源野、他：ビデオプリントシステムにおける感性画像処理、第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.403/406、1991
- [3] 寺野、他：イメージによる風景画の着色、第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.411/414、1991
- [4] 中村、他：ファジィ推論を用いた感情表現、第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.

図9 属性の評価値と FNN の出力 y' の関係
(価格の評価値: 0.25、車種の評価値: 0.75)

- 115/118, 1991
- [5]長沢：ファジィ構造モデルの官能検査への適用、第6回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.349/352, 1990
- [6]井上、安斎：非加法的測度を用いたデザイン評価研究、第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.521/524, 1991
- [7]亀岡、松田：機器分析により味覚の予測を行なうシステム(食味計)へのニューラルネットワーク、ファジィ理論の応用、第7回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.439/443, 1991
- [8]田中、他：カラー印刷画像の主観評価について、第4回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.229/234, 1988
- [9]市橋、他：ファジィ積分とその多属性意思決定問題への応用、計測自動制御学会論文集、Vol.22, No. 5, pp.557/562, 1986
- [10]泉谷、他：Fuzzy 積分を用いた顔グラフの表情評価モデル、システムと制御、Vol.28, No.10, pp.590/596, 1984
- [11]石淵、田中：ニューラルネットによるファジィ回帰分析とその応用、計測自動制御学会論文集、Vol. 28, No.1, pp.116/124, 1992
- [12]石淵、他：ニューラルネットによるメンバシップ関数の同定、信学論 D-II, Vol.J73-DII, No.8, pp. 1227/1232, 1990
- [13]石淵、田中：可能性と必然性の概念に基づくニューラルネットの学習アルゴリズム、システム制御情報学会論文誌、Vol.4, No.1, pp.1/10, 1991
- [14]T. Hashiyama, T. Furuhashi, Y. Uchikawa: A Face Graph Method Using a Fuzzy Neural Network for Expressing System Conditions, Trans.IEE Japan, Vol.112-D, No.2, pp.145/152, 1992
- [15]橋山、堀川、古橋、内川：ファジィニューラルネットワークの多属性意思決定問題への応用、日本ファジィ学会、Vol.4, No.4, pp.753/758, 1992
- [16]T.Takagi, M.Sugeno: Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control, IEEE Trans. on SMC, Vol.15, No.1, pp. 116/132, 1985
- [17]M.Sugeno, G.T.Kang: Structure Identification of Fuzzy Model, Fuzzy Sets and Systems, 28, pp.15/33, 1986
- [18]姜、菅野：ファジィモデリング、計測自動制御学会論文集、Vol.23, No.6, pp.106/108, 1987
- [19]寺野、他：応用ファジィシステム入門、オーム社、1989
- [20]菅野：Fuzzy 測度と Fuzzy 積分、計測自動制御学会論文集、Vol.8, No.2, pp.218/226, 1971
- [21]堀川、古橋、内川：ファジィニューラルネットワークの構成法とそのファジィモデリングへの応用、ファジィ/ニューラルネットの機械システムのダイナミクスと制御への応用シンポジウム講演論文集、pp.5/12, 1991
- [22]D. E. Rumelhart, et al: Parallel Distributed Processing, MIT Press, 1986
- [23]堀川、古橋、内川：ファジィニューラルネットワークによるファジィモデリング(II)、第8回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.197/200
- [24]H. Chernoff, The Use of Faces to Represent Points on K-Dimensional Space Graphically, Journal of the American Statistical Association, 68, pp.361/368, 1973

(1992年7月18日 受付)
(1992年12月21日 再受付)

[問い合わせ先]

〒464-01 名古屋市千種区不老町
名古屋大学 工学部電子機械工学科
内川研究室
橋山 智訓
☎：052-781-5111(内)2793
☎：052-781-9263
e-mail: tom@uchikawa.nuem.nagoya-u.ac.jp

著者紹介

橋山 智訓 (はしやま ともりの)

名古屋大学大学院 工学研究科博士課程後期課程電気工学, 電気工学第二及び電子工学専攻

平成3年3月名古屋大学工学部卒業。平成5年3月同大学大学院工学研究科博士課程前期課程修了。現在、同後期課程在学中。ファジィ意思決定問題の研究に従事。日本ファジィ学会、電気学会会員。

古橋 武 (ふるはし たけし)

名古屋大学 工学部電子機械工学科

昭和60年3月名古屋大学大学院博士課程修了。同年4月(株)東芝入社。府中工場においてGTO PWM インバータの研究・開発に従事。昭和63年4月から名古屋大学工学部助手、平成2年12月同助教授、現在に至る。工学博士。主として、制御システム・エキスパートシステムにおける知識獲得技術の確立を目指して、ファジィニューラルネットワークによる知識獲得、ファジィ推論による知識獲得に関する研究に従事。日本ファジィ学会、電気学会、計測自動制御学会、人工知能学会、日本 AEM 学会、IEEE の会員。

内川 嘉樹 (うちかわ よしき)

名古屋大学 工学部電子機械工学科

昭和44年名古屋大学大学院博士課程満了。同年、同大学工学部助手、昭和53年同助教授を経て昭和60年同教授、現在に至る。工学博士。主として、電子工学および、電子銃の計算機援用設計、SEM による半導体デバイス診断の研究に従事。昭和61年日本電子顕微鏡学会論文賞受賞。現在は、ニューラルネットワーク、ファジィ理論、遺伝アルゴリズムなどを利用したシステム技術の基礎および産業への応用に関する研究を行っている。日本ファジィ学会、IEEE、電気学会、日本電子顕微鏡学会、日本ロボット学会、精密工学会、計測自動制御学会、情報処理学会、日本 AEM 学会の会員、応用物理学会東海支部長。