論文

ニューラルネットで統合するファジィ逆推論を用いた自動車デザイン支援システム[†]張 育銘^{*1} 森 典彦^{*2}

デザイナーの負担を軽減し、さらにデザイナーの発想を刺激するため、いろいろな造形支援システムが研究されている。システムはデザイナーの思考過程をモデル化し、そのモデルを用いて推論する。しかし往々にしてこれらのシステムはつぎの二つの問題を含むことが多い。すなわち、1) 変数に計測尺度と感覚尺度が混在する、2) 推論過程がデザイナーの思考のような柔軟性に欠ける。

これらの問題に対して、筆者らは本研究において、1) 造形対象の形態要素に関する計測尺度変数をファジィ集合によって感覚尺度化、2) 推論過程にファジィ逆推論を利用して造形解に幅をもたせた柔軟なモデルを提案する。さらに、デザイン問題の性質としてのファジィ関係式のあいまい性を包括するために、ニューラルネットワークモデルによる推論をシステムに導入する。本研究では自動車の外観イメージからスタイルの造形解を求める過程を事例に選んで造形支援システムを構築し、実際のデータを使ってモデルの有効性を確かめた。

キーワード：ファジィ逆推論、ニューラルネットワーク、感覚尺度、造形、自動車、デザイン

1. 研究の目的と概要

1.1 研究の背景と目的

近年、デザイナーの作業負担を軽減し、効率を向上させるために、コンセプト設定からスタイルの造形に至るまでのデザイン作業を支援するシステムが必要になり、これをテーマにした研究も増えている。これらの研究には、だいたい2種類がある。

その1は、ある形態要素の組み合わせのとき、どのようなイメージになるかを推論する。従って、デザインのための支援モデルというより、デザイン後の評価予測モデルというべきものである。

その2は、イメージの組み合わせとしてのあるコンセプトに対して形態要素の最適な組み合わせを推論する、いわばデザイン支援モデルである。しかし、これらのモデルは一般につぎの問題を含

む。

1) これらのモデルにおける[形態要素対イメージ用語]は[計測尺度対感覚尺度]で表される変数を用いるのがふつうであるが、異種の尺度の混在がモデルの妥当性に問題をもたらす。

2) あるコンセプトがイメージ用語の組み合わせとして提示されるときに、形態からのイメージの評価をそのまま逆にしてイメージから形態を推論しているため、特化された形態要素のみが解となり、デザイナーの行う思考のような柔軟性に欠ける。

本研究はこれらの問題に対処することを目的とする。すなわち形態要素を表す変数として、形そのものの計測値でなく、人の認知の程度を示す感覚的尺度を用いることで、[形態要素対イメージ用語]を[感覚尺度対感覚尺度]とし、異種の尺度の混在を避ける。次にイメージ用語から形態要素の推論に、ファジィ逆推論を用いる。形態からイメージを評価するのを順推論とみなすことに対する逆推論であり、ファジィ逆推論により幅のある柔軟な解を与え、デザイナーの思考に近いモデルとする。

[†] A Design Support System For Cars Using Fuzzy Inverse Reasoning Integrated by Neural-Network
Yu-Ming CHANG, Norihiko MORI

^{*1} 千葉大学大学院

Graduate School of Chiba University

^{*2} 千葉大学

Chiba University

また自動車の外観をサンプルとして実際のデータを調べたところ、形態要素対イメージ用語のファジィ関係はサンプル間で不定性を示し、かなりあいまいであった。これはデザイン問題がもつ一般的な性質と思われる。そこでサンプルごとにファジィ逆推論するとともに、全体をまとめる手段としてニューラルネットワークモデルで推論を行うようなモデルを提案した。

1.2. 研究対象

本研究は事例として一般乗用車の外観シルエットを対象とした。サンプル車は表 1.1 に示す 40 市販車を選んだ。

形態要素については、文献 1) を参考にしながら以下の 11 項を本研究では代表として選んだ(図 1.1)。

- ①全高／全長比(D/A)。
- ②フロント長／全長比(B/A)。
- ③リヤ長／全長比(C/A)。
- ④A ピラーの傾斜度(=H)。
- ⑤C ピラーの傾斜度(=I)。
- ⑥バンパーの突出度(=E/B)。
- ⑦バンパーの厚さ(=F/B)。
- ⑧丸み。
- ⑨ウエストライン高／全高(G/D)。
- ⑩ウエストラインの傾斜度(=J)。
- ⑪フロントの傾斜度(=K)。

表1.1 サンプル車一覧表

1. ベルツァ	21. ベンツ 560 SEL
2. オペルベクトラ (紺色)	22. BMW 735 i
3. サープ 9000 CD	23. セルシオ
4. レジェンド	24. フェアレディ Z
5. マキシマ	25. RX-7
6. オペルオメガ	26. セリカ
7. アウディ 80	27. ルノーアルビース
8. アコード	28. MR-2
9. プリメーラ	29. ボルシェ 911
10. カムリ	30. プジョー 405・MI 16
11. プジョー 405・SRI	31. スカイライン
12. コンチェルト	32. マーク II
13. スプリンター	33. オペルベクトラ (金色)
14. サニー	34. セフィーロ
15. シビック	35. カリーナ ED
16. ジェミニ	36. BMW 535 i
17. カローラ	37. ファミリア
18. ディムラー XJ 40	38. ローレル
19. リンカーンコンチネンタル	39. ギャラン
20. インフィニティ Q 45	40. パサート GT

ここで⑧「丸み」だけは計測できないので感覚的に判定することになるが、以後の感覚尺度化の過程を他の項目と揃えて行うため、一旦疑似計測値として 1 から 9 までの整数値を写真判定によってサンプル車に与えた。

コンセプトに用いるイメージ用語については、互いに違う意味をもつ 7 個のイメージ用語を本研究では代表として選んだ。

- ①先進的な感じ。
- ②シャープな。
- ③おしゃれな。
- ④洗練された感じ。
- ⑤知性を感じさせる。
- ⑥オーソドックスな魅力。
- ⑦大人の落ちついた魅力。

1.3. 研究の流れ

本研究の過程を図 1.2 に示す。全体に 3 大段階に分ける：準備段階、構成段階と検証段階。それぞれの概要は以下の通りである。

1) 準備段階の目的は、研究に用いるデータの作成である。形態要素の抽出とイメージ用語の選択、さらに、形態要素をメンバーシップ関数を使い感覚尺度に変換する。

2) 構成段階の目的は、推論モデルの構成である。前段階で得られたデータから、サンプル車ごとにファジィ関係式のファジィ同定を行うとともに、

図1.1 乗用車における各形態要素

同定された関係式によりサンプル車ごとのファジィ逆推論で逆解を求める。最後に、パーセプトロン型のニューラルネットワークモデルを導入し、このサンプル 40 車の逆解についての学習をする。

3) 検証段階の目的は、モデルの有効性の検証である。デザインに適用するモデルの有効性を事例の推論結果により検証する。

2. 形態要素のファジィ変換

2.1. 変換の目的及び方法

この節では、計測尺度の形態要素をいかに感覚尺度へ変換するかの考え方と方法を述べる。

[計測尺度対感覚尺度]とは、例えば[この車の高さが0.32(計測値)なので、ややシャープな感じ(感覚値)がする]であり、[感覚尺度対感覚尺度]とは[この車の高さがやや低いので(感覚値)、ややシャープな感じ(感覚値)がする]という考え方である。後者の方が人間の認知の実態を表すと思われる。形態要素に関するこの変換のためにメンバーシップ関数を導入する。

人間の感覚値は[大・中・小]の3種が最も一般的で認識しやすいと思われる。従って、各形態要素をそれぞれ3個の感覚尺度に変換して、例えば、車高については、[大→背の高い車、中→どちらともいえない高さの車、小→背の低い車]として、さらに、中間的な値を形容詞の[やや]などとして、メンバーシップの形式で表現する方法を考察して本モデルに取り込んだ。

形態要素は11個であるので感覚的形態要素すなわち形態に関するファジィ集合は33個である。

2.2. メンバーシップ関数の考え方と決定

形態に関するファジィ集合のメンバーシップ関数(以下 MF で表す)を決める。関数式については指数関数を用いて、図 2.1 に示すような連続的釣り鐘型を導入した。三角形や台形型のような不連続点の不自然さを避けるためである。指数関数の数式を式(2.1)に示す²⁾³⁾。

$$\mu_{\bar{r}}(x) = e^{-a(|(x-r)/d|^b)} \quad (2.1)$$

$\bar{r}$: 形態要素のファジィ集合

x : 形態要素の計測値変数

r : $MF=1$ の x 値

b : 乗変数 a : 倍数変数 d : 変換係数

まず r すなわち $MF=1$ の x 値を決める。例えば車高については感覚尺度化したファジィ集合の[どちらともいえない車]に対しては全サンプル車の車高の平均値とするのが妥当であろう。同様に[背の高い車]と[背の低い車]に対してはそれぞれ

図1.2 研究の流れ

図2.1 MFの形

全サンプル車の車高の最大値と最小値とする。

さらに x のとり得る範囲については、本研究の目的である推論の可能範囲を考えると、サンプル車の範囲では不足であろう。そこで本研究で使用した40サンプル車の各形態要素の x の分布を調べ、仮に正規分布で近似してみる。すると最小値～平均値及び平均値～最大値の範囲は概ね 2σ (σ は標準偏差)であり、乗用車母集団の95.4%が含まれると考えられる。ここでは各形態要素とも上下 1σ ずつ拡張してほぼ母集団全体が含まれる(99.7%)よう、 x の範囲を拡大する。以上のことを図2.1に模式的に示す。

つぎに b (乗変数)と a (倍数変数)を決める。関数の形がこれらによって具体的に定める。

考え方として、本システムを使って形態要素を推論したときの出力値はファジィ集合でなく、計測値と同様の確定値としたいので、推論後になんらかの方法で非ファジィ化しなければならない。非ファジィ化で得られる値が妥当かどうかは、試みに例えば車高についてのある計測値 x を[背の高い車]、[どちらともいえない高さの車]、[背の低い車]の3個のファジィ集合へのメンバシップで表した(感覚尺度化)とき、それがイメージの組み合わせからのなんらかの推論結果である3個のファジィ集合への適合度であるとして、それを非ファジィ化(計測尺度化)したときに元の計測値 x に一致するかどうかの一つの評価法である。それは関数の形と非ファジィ化の方法に関わる。

ここでは推論結果は各ファジィ集合の適合度による頭切り法で求め、非ファジィ化はそれらの和に対する重心法で求めるものとし、そのときに上記の意味で妥当であるような関数の形を a 、 b の操作によって求める。以上の考え方を図2.2に模式的に示す。

非ファジィ化で求めた値と元の計測値との一致度を a と b を変えて調べる。図2.3はその一部である。横軸に非ファジィ化で求めた値、縦軸に元の計測値を示す。

いずれも完全には一致せず、大・中・小の3個所で非ファジィ化の値が膨らんだ傾向を示す。し

ある計測値 x をファジィ集合のメンバシップで表し、それを推論結果の適合度とみなして頭切り法/重心法で非ファジィ化した値が x に近似するかを評価している。

図2.2 非ファジィ化の模式図
(関数の形を評価する)

図2.3 非ファジィ化の値と元の計測値の比較

かしこの傾向は、少しの程度ならば問題ないと思われる。なぜなら筆者らの考えでは人の認知は恐らく感覚量を認知することによりややカテゴリーカル(大・中・小)にバイアスがかかり、連続とカテゴリーカルの間で認知すると思われるので、例えば0.25近辺は[小寄り]と[中寄り]にずれて認知するのが真相に近いと思われる。従って推論結果としてこのような傾向を有する非ファジィ化の値をもって元の計測値に代えて差し支えないであろう。

以上のほか、関数の形が不自然になるような a , b の値を避けるということも確かめながら(図2.4), $a=3, b=2.5$ として式(2.2)を用いることにした。(図2.3では網掛け枠で囲って示してある)

$$\mu_{\tilde{r}}(x) = e^{-3(|(x-r)/d|^{2.5})} \quad (2.2)$$

尚、変換係数 d は形態要素ごとに尺度が異なっているため、計測した実寸法 x を基準化するための係数であって、 x が平均値より大きい場合は $d = [\text{最大値} - \text{平均値}]$ となり、平均値より小さい場合は $d = [\text{平均値} - \text{最小値}]$ となる。

2.3. 形態要素のファジィ変換の結果

11個の形態要素の値を写真から測り、その平均値及び最小値、最大値を表2.1に示す。さらに、式(2.2)を用いて、作成した11形態要素の変換MF形状図を図2.5に示す。

図2.4 b, a の変化と関数の形

表2.1 各形態要素の平均、最大、最小値

形態要素	単位	平均値	最大値	最小値
①	比率	0.309	0.336	0.278
②	比率	0.282	0.342	0.251
③	比率	0.143	0.193	0.051
④	角度	30.425	34.685	23.624
⑤	角度	28.778	39.428	8.425
⑥	比率	0.054	0.130	0.000
⑦	比率	0.251	0.318	0.101
⑧	比率	5.550	9.000	1.000
⑨	比率	0.659	0.692	0.570
⑩	角度	1.517	2.831	0.000
⑪	角度	9.708	14.821	5.056

図2.5 11形態要素の関数形状図

3. イメージ用語から形態要素への逆推論

3.1. 考え方

デザイナーのデザイン過程は一種の逆推論過程といえる。一般に人が物を見たとき、その形態要素の組み合わせに対してイメージを感じる。逆に、デザイナーはあるイメージに対して形態要素の組み合わせを求めなければならないので、デザインワーク中に常に逆推論を行っている。本支援システムはその逆推論に沿ったものでなければならない。さらに、提示する解は、デザイナーの発想が一つの決定的な解を推論するのではなく、ある程度の自由を持たせた柔軟な解を推論することをふまえ、ここでも決定的な単独解よりも幅のある柔軟な解を求められるシステムが適当と思われる。従って、ファジィ逆推論法を用いる。

形態要素の組み合わせとしてのサンプル車から得られるイメージに関するデータは、サンプル車40車の写真を被験者80人に見せ、各イメージ用語とも[全く感じない]から[非常に感じる]までの7段階でアンケート調査をして人について平均値をとり、それを[0, 1]に比例変換した数値である。これを各イメージの感覚尺度上の確信度とした。

この章は、ファジィ関係式の同定問題とこのファジィ関係式に基づく逆推論の問題について触れる。

前章のファジィ集合化された形態要素とアンケート調査から得られたイメージ確信度を用いてファジィ関係式を同定する。

$$\tilde{A} \circ \tilde{R} = \tilde{B} \quad (3.1)$$

(3.1)式をファジィ関係方程式とする。 $\tilde{A}$ は各形態要素を3個のファジィ集合で表現したものを要素とするベクトル、 $\tilde{B}$ はイメージ用語を確信度で表現した数値を要素とするベクトルであり、 $\tilde{R}$ はファジィ関係の行列である。

$$\tilde{A} = [a_1, a_2, \dots, a_i]$$

$$\tilde{B} = [b_1, b_2, \dots, b_j]$$

$$\tilde{R} = [r_{ij}] \quad i=1, \dots, 33, j=1, \dots, 7$$

ここで、全40サンプル車を1個のファジィ関係式にするのは無理があることが分かった。サンプル車全体では現実には形態要素ベクトルもイメージ用語ベクトルもパターンとしての種類が多彩であり、従って両者間の関係も極めて複雑だからである。あえて1個の関係式にまとめると非常に幅広い可能性を与えるのみで本研究の目的である支援システムにならない。そこでまず40サンプル車のファジィ関係式を別々に求める。

3.2. ファジィ関係式の同定法

$\tilde{A}$ と $\tilde{B}$ が既知で、 $\tilde{R}$ を求める問題は同定問題である。文献4)により、式(3.1)を満たす $\tilde{R}$ は一般にただ一つではなく複数個存在する。ここではそれらの解を代表する解、最大解と極小解を求める方法を用いた。なお、 $\tilde{R}$ が存在するならば、極小解 $\subset \tilde{R} \subset$ 最大解の条件を満たす。

同定のアルゴリズムは、文献4)の α -合成(最大解)、 σ -合成(極小解)を利用している。

α -合成演算は次に示すような演算規則：

$$a_i \alpha b_j = \begin{cases} 1 & \text{if } a_i \leq b_j \quad (3.2) \\ b_j & \text{if } a_i > b_j \quad (3.3) \end{cases}$$

σ -合成演算は次に示すような演算規則：

$$a_i \sigma b_j = \begin{cases} 0 & \text{if } a_i < b_j \quad (3.4) \\ b_j & \text{if } a_i \geq b_j \quad (3.5) \end{cases}$$

これらの α -合成、 σ -合成を利用して40サンプルについて $\tilde{R}$ を求めた。その一例を表3.1に示す(部分)。

この $\tilde{R}$ を眺めると、以下の問題がある：1)後の逆推論とそれを用いるデザイン作業の便宜を考慮するとここでの $\tilde{R}$ の幅は大きすぎ、できれば一つの関係式 $\tilde{R}$ に絞りたい。2) $\tilde{R}$ には形態要素のファジィ表現 a の数値が反映されてないが、デザイン上の実際として形態要素の組み合わせによりイメージが決まるので、できれば a の数値も反映したい。

これらの問題に対して[双方向同定法]を提案す

る。双方向同定法は、順同定と逆同定との2つをまとめたもので、順同定とは上述 aab 、逆同定とは baa である。同定のアルゴリズムは以下に示す。

(1) aab により一つの関係式 $\tilde{R}_1$ を求める、その一例を既に表 3.1 に示した。

(2) baa により、もう一つの関係式 $\tilde{R}_2$ を求める、

その一例を表 3.2 に示す。

(3) 上述2つの関係式 $\tilde{R}_1$ と $\tilde{R}_2$ における相対位置の積集合をとって、一つの関係式 $\tilde{R}$ を求めた。

この双方向同定法で得られた関係式 $\tilde{R}$ は上述最大解と極小解の間にあるという条件を満足し、式

(3.1) も満足していることを確認したので、妥当性

表3.1 同定後の $\tilde{R}_1$ (部分)

		用語① 0.576	用語② 0.712	用語③ 0.414	用語⑥ 0.459	用語⑦ 0.630
形態①	0.061	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	0.999	[0.576]	[0.712]	[0.414]	[0.459]	[0.630]
	0.039	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
形態②	0.016	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	0.996	[0.576]	[0.712]	[0.414]	[0.459]	[0.630]
	0.084	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
形態③	0.001	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	0.320	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	0.839	[0.576]	[0.712]	[0.414]	[0.459]	[0.630]
形態④	0.792	[0.576]	[0.712]	[0.414]	[0.459]	[0.630]
	0.374	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	0.001	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]

注：1. 表中の列はイメージ用語（7個）、行は形態要素のMF（33個）の一部分を示す。
 2. 形態要素についての3行はそれぞれその形態要素の「小・中・大」に対応する。
 3. 括弧内の数値はその範囲の上限（ α 合成）と下限（ σ 合成）を示す。

表3.2 同定後の $\tilde{R}_2$ (部分)

		用語① 0.576	用語② 0.712	用語③ 0.414	用語⑥ 0.459	用語⑦ 0.630
形態①	0.061	[0.061]	[0.061]	[0.061]	[0.061]	[0.061]
	0.999	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	0.039	[0.039]	[0.039]	[0.039]	[0.039]	[0.039]
形態②	0.016	[0.016]	[0.016]	[0.160]	[0.160]	[0.160]
	0.996	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	0.084	[0.084]	[0.084]	[0.084]	[0.084]	[0.084]
形態③	0.001	[0.001]	[0.001]	[0.001]	[0.001]	[0.001]
	0.320	[0.032]	[0.032]	[0.032]	[0.032]	[0.032]
	0.839	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
形態④	0.792	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	0.374	[0.374]	[0.374]	[0.374]	[0.374]	[0.374]
	0.001	[0.001]	[0.001]	[0.001]	[0.001]	[0.001]

注：1. 表中の列はイメージ用語（7個）、行は形態要素のMF（33個）の一部分を示す。
 2. 形態要素についての3行はそれぞれその形態要素の「小・中・大」に対応する。
 3. 括弧内の数値はその範囲の上限（ α 合成）と下限（ σ 合成）を示す。

があると思われる。

従って、40 サンプル車をこの双方向同定法を利用して求めた。その一例を表 3.3 に示す(部分)。

3.3. ファジィ関係式による逆推論法

$\tilde{R}$ と $\tilde{B}$ が既知で、 $\tilde{A}$ を求める問題が逆問題(逆推論)である。これにより、幅のある解が得られる。計算は、塚本⁵⁾⁶⁾⁷⁾の ω -合成(上限値)、 $\tilde{\omega}$ -合成(下限値)を利用している。

尚、下述の演算における r , a , b は 3.1 節と同じ意味である。

ω -合成演算は次に示すような演算規則：

$$r_{ij}\omega b_j =$$

$$\begin{cases} b_j & \text{if } r_{ij} > b_j \end{cases} \quad (3.6)$$

$$\begin{cases} [b_j, 1] & \text{if } r_{ij} = b_j \end{cases} \quad (3.7)$$

$$\begin{cases} \phi & \text{if } r_{ij} < b_j \end{cases} \quad (3.8)$$

$\tilde{\omega}$ -合成演算は次に示すような演算規則：

$$r_{ij}\tilde{\omega} b_j =$$

$$\begin{cases} [0, b_j] & \text{if } r_{ij} > b_j \end{cases} \quad (3.9)$$

$$\begin{cases} [0, 1] & \text{if } r_{ij} \leq b_j \end{cases} \quad (3.10)$$

塚本の方法は以下のアルゴリズムに従う。

(1) $i \times j$ 行列 $U = \{u_{ij}\}$, $\tilde{U} = \{\tilde{u}_{ij}\}$ を求める

$$\begin{cases} U = r_{ij}\omega b_j \\ \tilde{U} = r_{ij}\tilde{\omega} b_j \end{cases}$$

(2) $i \times j$ 行列 $W = \{w_{ij}^q\}$ を求める

$$w_{ij}^q =$$

$$\begin{cases} u_{ij} & \text{for } \exists i_j \{i | u_{ij} \neq \phi\} \\ \tilde{u}_{ij} & \text{for other } i\text{'s} \end{cases}$$

ここに $\exists i_j$ は、 $\tilde{R}$ の行に対応するインデックスで $u_{ij} \neq \phi$ を満足するものの中からただ一つだけ取り出すことを意味する。

(3) 逆推論解は次のように与えられる

$$a_i^p = \bigcap_{j=1}^n w_{ij}^p, \quad i=1, \dots, i$$

$$\forall p \in P,$$

但し、 P はつぎのインデックス集合である。

$$P = \{p | \forall i, (\bigcap_j w_{ij}^p \neq \phi)\}$$

このアルゴリズムに従って 40 サンプル車について行列 W を求めた。その一例を表 3.4 に示す(部分)。筆者らは解の上限値の 1 を少し変更し、

表3.3 同定後の $\tilde{R}$ (部分)

		用語① 0.576	用語② 0.712	用語③ 0.414	用語⑥ 0.459	用語⑦ 0.630
形	0.061	[0.061]	[0.061]	[0.061]	[0.061]	[0.061]
態	0.999	[0.576]	[0.712]	[0.414]	[0.459]	[0.630]
①	0.039	[0.039]	[0.039]	[0.039]	[0.039]	[0.039]
形	0.016	[0.016]	[0.016]	[0.016]	[0.016]	[0.016]
態	0.996	[0.576]	[0.712]	[0.414]	[0.459]	[0.630]
②	0.084	[0.084]	[0.084]	[0.084]	[0.084]	[0.084]
形	0.001	[0.001]	[0.001]	[0.001]	[0.001]	[0.001]
態	0.320	[0.032]	[0.032]	[0.032]	[0.032]	[0.032]
③	0.839	[0.576]	[0.712]	[0.414]	[0.459]	[0.630]
形	0.792	[0.576]	[0.712]	[0.414]	[0.459]	[0.630]
態	0.374	[0.374]	[0.374]	[0.374]	[0.374]	[0.374]
④	0.001	[0.000]	[0.000]	[0.000]	[0.000]	[0.000]

注：1. 表中の列はイメージ用語(7個)、行は形態要素のMF(33個)の一部分を示す。
 2. 形態要素についての3行はそれぞれその形態要素の[小・中・大]に対応する。
 3. 括弧内の数値はその範囲の上限(α 合成)と下限(σ 合成)を示す。

表3.4 求めた行列 W (部分)

		用語① 0.576	用語② 0.712	用語③ 0.414	用語⑥ 0.459	用語⑦ 0.630
形態①	小	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	中	[0.576, 1.000]	[0.712, 1.000]	[0.414, 1.000]	[0.459, 1.000]	[0.630, 1.000]
	大	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
形態②	小	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	中	[0.576, 1.000]	[0.712, 1.000]	[0.414, 1.000]	[0.459, 1.000]	[0.630, 1.000]
	大	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
形態③	小	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	中	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	大	[0.576, 1.000]	[0.712, 1.000]	[0.414, 1.000]	[0.459, 1.000]	[0.630, 1.000]
形態④	小	[0.576, 1.000]	[0.712, 1.000]	[0.414, 1.000]	[0.459, 1.000]	[0.630, 1.000]
	中	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]
	大	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]	[0.000, 1.000]

注：1. 表中の列はイメージ用語（7個），行は形態要素のMF（33個）の一部分を示す。
 2. 形態要素についての3行はそれぞれその形態要素の【小・中・大】に対応する。
 3. 括弧内の数値は推論範囲の上限と下限を示す。

表3.5 変更後の行列 W (部分)

		用語① 0.576	用語② 0.712	用語③ 0.414	用語⑥ 0.459	用語⑦ 0.630
形態①	小	[0.000, 0.061]	[0.000, 0.061]	[0.000, 0.061]	[0.000, 0.061]	[0.000, 0.061]
	中	[0.576, 0.899]	[0.712, 0.899]	[0.414, 0.899]	[0.459, 0.899]	[0.630, 0.899]
	大	[0.000, 0.039]	[0.000, 0.039]	[0.000, 0.039]	[0.000, 0.039]	[0.000, 0.039]
形態②	小	[0.000, 0.016]	[0.000, 0.016]	[0.000, 0.016]	[0.000, 0.016]	[0.000, 0.016]
	中	[0.576, 0.996]	[0.712, 0.996]	[0.414, 0.996]	[0.459, 0.996]	[0.630, 0.996]
	大	[0.000, 0.084]	[0.000, 0.084]	[0.000, 0.084]	[0.000, 0.084]	[0.000, 0.084]
形態③	小	[0.000, 0.001]	[0.000, 0.001]	[0.000, 0.001]	[0.000, 0.001]	[0.000, 0.001]
	中	[0.000, 0.320]	[0.000, 0.320]	[0.000, 0.320]	[0.000, 0.320]	[0.000, 0.320]
	大	[0.576, 0.839]	[0.712, 0.839]	[0.414, 0.839]	[0.459, 0.839]	[0.630, 0.839]
形態④	小	[0.576, 0.792]	[0.712, 0.792]	[0.414, 0.792]	[0.459, 0.792]	[0.630, 0.792]
	中	[0.000, 0.374]	[0.000, 0.374]	[0.000, 0.374]	[0.000, 0.374]	[0.000, 0.374]
	大	[0.000, 0.001]	[0.000, 0.001]	[0.000, 0.001]	[0.000, 0.001]	[0.000, 0.001]

注：1. 表中の列はイメージ用語（7個），行は形態要素のMF（33個）の一部分を示す。
 2. 形態要素についての3行はそれぞれその形態要素の【小・中・大】に対応する。
 3. 括弧内の数値は推論範囲の上限と下限を示す。

解の幅を狭めて実際のデザイン作業をやりやすくすることを検討したが，その結果，解の幅は妥当と思われた。変更後の合成演算を以下に示し，それを用いて演算した行列 W の結果の一例を表3.5(部分)に示す。求められた行列 W を用いて，多数の解が求められる。

$$r_{ij} \omega b_j (\omega - \text{合成演算}) =$$

$$\begin{cases} [b_j, a_i] & \text{if } r_{ij} = b_j \\ \phi & \text{if } r_{ij} < b_j \end{cases} \quad (3.11)$$

$$\begin{cases} [b_j, a_i] & \text{if } r_{ij} = b_j \\ \phi & \text{if } r_{ij} < b_j \end{cases} \quad (3.12)$$

$$r_{ij} \omega b_j (\omega - \text{合成演算}) =$$

$$\begin{cases} [0, b_j] & \text{if } r_{ij} > b_j \\ [0, 1] & \text{if } r_{ij} \leq b_j \end{cases} \quad (3.13)$$

$$\begin{cases} [0, b_j] & \text{if } r_{ij} > b_j \\ [0, 1] & \text{if } r_{ij} \leq b_j \end{cases} \quad (3.14)$$

3.4. 推論解の性質

前節で得られた解は，1個ではなく多数存在する場合が多い。これらの解に対して積集合と和集合の方法で[必然解]と[可能解]をそれぞれ求めた。すなわち，どの解の範囲に対しても共通な解として[必然解]，全部の解で得られた最小値と最大値を含む解として[可能解]を定義した。これに従って，各車の逆推論解を[必然解]と[可能解]に分解した。

4. ニューラルネットによる学習

4.1. 考え方

ファジィ関係方程式の逆計算(逆推論)を使って幅のある逆推論解が得られるが、デザイン問題の一般の性質として本論の場合もファジィ関係式がサンプルごとにかなり相違する。つまり関係の構造があいまいかつ不定である。しかも変数間の独立性も保証されていないという問題があるために、逆推論結果は信頼性に欠ける。このような場合においては、構造を問題にしないで複雑な関係をモデル化するニューラルネットワークモデル(以降 NN と略す)でサンプルの逆推論をまとめて推論するのが有効と思われるので、逆推論の過程に NN を導入した。

4.2. NN の構造及び学習パターン

各解の上下限を二つのパーセプトロン型の NN に分けて、学習及び推論を行う⁸⁾。NN の概要は以下の通り(図 4.1)：

入力数：7 個(イメージ用語対応)

出力数：33 個(形態要素のメンバーシップ値対応)

中間層：2 層(ユニット数：25 と 17)

学習パターン：40 個(40 サンプル車の逆推論解)

図4.1 NNの概略図

学習アルゴリズム：誤差逆伝播法

NN の数：3 個(それぞれ必然解の下限、可能解の下限と両解の上限に対応)

NN を 40 学習パターンにより学習した、40 パターンの総誤差はそれぞれ 0.53, 0.51, 0.17 まで落とした。

4.3. 推論データの解釈法について

学習後の NN を用いて推論をして、その推論結果をデザイナーに提示する際、デザイナーの必要に応じて、文献 9) により、以下の 3 種の提示法がある：

- (1) 言語レベル提示法
- (2) 確信度の数値レベル提示法
- (3) 非ファジィ化の数値レベル提示法

仮に、形態要素①(全高/全長)に対する推論結果が、[全高が低い]のメンバーシップ値は 0.2, [全高が高い]のメンバーシップ値は 0.5, [どちらでもない]のメンバーシップ値は 0.8 とする(図 4.2)。

方法(1)の言語レベル法では、3 個のファジィ集合に対するそれぞれの言語レベルで表す。すなわち、0.8 を「形容詞なし」として、0.2 を「ほとんど・ない」として、0.5 を「すこし」として言語化する。従って上記結果は

「高くも低くもないが、少し高めにしなさい、低くしてもほとんど意味ありません」

方法(2)の確信度数値法では、3 個のファジィ集合への帰属度(0.2, 0.5, 0.8)のようなメンバーシッ

→車高計測値

図4.2 推論結果の例

プ)を確信度として表す,

「平均的な車を基準としたとき[低い]に対して0.2, [高い]に対して0.5, [どちらでもない]に対して0.8の確信度」

方法(3)の非ファジィ化数値法では, 推論メンバーシップ値を前述の非ファジィ化方法を用いて, 非ファジィ化した後の数値を提示する.

[全高対全長の比は約0.31(全高はほぼ全長の1/3弱位にしない)]

どの方法でもデザイナーに対して有用と思われる.

5. 構築されたモデルの有効性検証

5.1. 学習に用いたデータによる検証

有効性の検証に当たっては, まず既知データで検証するため学習に用いた40サンプル車の中からランダムに4車(日本車2車, 外車2車)を選んで, 試推論の対象とした. 前章で述べた学習後のNNでメンバーシップ値を推論し, 非ファジィ化後の推論値と実車の値の比較を表5.1に示す. 各

実車は解の一つであることに違いないからその値は推論幅に入るはずであるが必ずしも推論幅に入らない. しかし全体としてはほぼ妥当な推論ができたと思われる.

5.2 仮データによる検証—その1

次に, あるコンセプトがイメージ用語値の組み合わせとして立案されたとき, それを入力データとして推論し, その結果から検証を行う. 入力データはランダムに何組かを選び, その中から例えば先進的とオーソドックスの両方ともに強く求められるというような矛盾がないことが確認された組の中から一つを選び出して試推論をした. 入力データとその結果を表5.2に示す.

5.3 仮データによる検証—その2

上述の仮データ以外に, あるイメージ用語が[ふつう→強い]に変化する際, 対応する形態要素がどのような変化を示すかを調べることで検証を行う.

表5.1 推論解と実車の値との比較

形態要素	写真より測った実車寸法	推 論 解	
		必 然 解 [下 限 , 上 限]	可 能 解 [下 限 , 上 限]
①	0.318	[0.303 , 0.317]	[0.303 , 0.318]
②	0.282	[0.284 , 0.301]	[0.283 , 0.303]
③	0.094	[0.061 , 0.101]	[0.063 , 0.101]
④	29.688	[28.200 , 30.020]	[27.956 , 30.052]
⑤	24.336	[20.219 , 26.496]	[19.395 , 26.496]
⑥	0.040	[0.043 , 0.071]	[0.041 , 0.072]
⑦	0.309	[0.233 , 0.309]	[0.223 , 0.309]
⑧	6.000	[4.510 , 5.784]	[4.389 , 5.860]
⑨	0.649	[0.623 , 0.644]	[0.620 , 0.644]
⑩	1.799	[1.218 , 1.753]	[1.178 , 1.793]
⑪	8.757	[8.721 , 10.517]	[8.534 , 10.661]

形態要素	写真より測った実車寸法	推 論 解	
		必 然 解 [下 限 , 上 限]	可 能 解 [下 限 , 上 限]
①	0.317	[0.308 , 0.316]	[0.306 , 0.321]
②	0.269	[0.269 , 0.290]	[0.269 , 0.303]
③	0.127	[0.104 , 0.134]	[0.088 , 0.137]
④	31.124	[29.173 , 30.836]	[28.523 , 31.759]
⑤	27.109	[20.720 , 26.589]	[17.234 , 27.333]
⑥	0.065	[0.055 , 0.080]	[0.049 , 0.094]
⑦	0.255	[0.211 , 0.241]	[0.188 , 0.256]
⑧	6.000	[4.371 , 5.851]	[3.680 , 6.438]
⑨	0.643	[0.621 , 0.644]	[0.606 , 0.647]
⑩	1.301	[1.097 , 1.636]	[0.828 , 1.802]
⑪	11.710	[10.613 , 11.743]	[9.960 , 12.719]

形態要素	写真より測った実車寸法	推 論 解	
		必 然 解 [下 限 , 上 限]	可 能 解 [下 限 , 上 限]
①	0.320	[0.313 , 0.321]	[0.310 , 0.322]
②	0.275	[0.255 , 0.290]	[0.259 , 0.294]
③	0.135	[0.110 , 0.135]	[0.106 , 0.136]
④	28.615	[30.041 , 33.974]	[29.611 , 34.016]
⑤	33.477	[24.900 , 29.040]	[24.694 , 29.605]
⑥	0.078	[0.080 , 0.093]	[0.075 , 0.098]
⑦	0.255	[0.222 , 0.310]	[0.213 , 0.307]
⑧	5.000	[4.131 , 5.615]	[3.908 , 5.722]
⑨	0.630	[0.576 , 0.603]	[0.576 , 0.608]
⑩	1.180	[1.210 , 1.868]	[1.157 , 1.934]
⑪	10.383	[9.151 , 10.912]	[9.028 , 11.120]

形態要素	写真より測った実車寸法	推 論 解	
		必 然 解 [下 限 , 上 限]	可 能 解 [下 限 , 上 限]
①	0.282	[0.282 , 0.298]	[0.281 , 0.308]
②	0.291	[0.289 , 0.308]	[0.286 , 0.319]
③	0.071	[0.057 , 0.091]	[0.058 , 0.116]
④	24.052	[24.151 , 26.875]	[24.154 , 28.878]
⑤	18.147	[16.074 , 19.788]	[13.033 , 23.969]
⑥	0.056	[0.053 , 0.078]	[0.045 , 0.092]
⑦	0.254	[0.208 , 0.241]	[0.179 , 0.260]
⑧	2.000	[1.459 , 3.499]	[1.280 , 4.966]
⑨	0.648	[0.618 , 0.645]	[0.602 , 0.645]
⑩	0.671	[0.669 , 1.110]	[0.441 , 1.460]
⑪	7.943	[8.104 , 9.589]	[7.198 , 10.415]

ここでは、デザイナーの知識と比較しやすくするために、イメージ用語は「シャープな」として、対応する形態要素は「車高・ウエストラインの傾斜度・フロントの傾斜度」をとり上げた。「シャープな」の程度を増分0.05で、0.5から1.0までの11個のデータとした。その推論結果の必然解を図5.1に示す、図中の2本線はそれぞれ必然解の上限と下限を示す。

すなわち、「シャープさ」を強くしたいときには、最も重要なのは「フロントを大きく傾斜する」こと、同時に「ウエストラインもすこし傾斜する」が解で

表5.2 未知仮データの推論結果

形態要素	推 論 解	
	必 然 解 [下 限 , 上 限]	可 能 解 [下 限 , 上 限]
①全高/全長比	[0.301 , 0.314]	[0.284 , 0.332]
②フロント長/全長比	[0.286 , 0.306]	[0.287 , 0.300]
③リヤ長/全長比	[0.107 , 0.135]	[0.078 , 0.152]
④Aピラーの傾斜度	[28.283 , 30.633]	[29.281 , 32.521]
⑤Cピラーの傾斜度	[17.781 , 26.560]	[17.757 , 38.411]
⑥バンパーの突出度	[0.037 , 0.073]	[0.027 , 0.082]
⑦バンパーの厚さ	[0.207 , 0.267]	[0.141 , 0.251]
⑧丸み	[3.874 , 7.486]	[3.525 , 7.317]
⑨ウエストライン高/全高	[0.614 , 0.642]	[0.614 , 0.642]
⑩ウエストラインの傾斜度	[1.161 , 2.189]	[1.185 , 2.302]
⑪フロントの傾斜度	[10.553 , 12.306]	[9.588 , 10.866]
入力データ:		
①先進的な感じ: 0.255	⑤知性を感じさせる: 0.368	
②シャープな: 0.474	⑥オーソドックスな魅力: 0.778	
③おしゃれな: 0.625	⑦大人の落ちついた魅力: 0.677	
④洗練された感じ: 0.238		

図5.1 仮データによる検証グラフ
(図中の2本線は推論必然解の上・下限を示す)

あるが、特に強く「シャープさ」を求める、すなわち図の右方においては、フロントを大きく傾斜するにつれて、車のデザインの実際の問題として、ウエストラインの傾斜の余地がなくなる(先端のスペースがなくなる)ので、その対応方法として、「ウエストラインの傾斜を戻す」とともに「僅かだが、全高を高くする」が解であることが図からも読み取れる。すなわち、本モデルは単に単独の形態要素に対して推論するのでなく、全形態要素を考慮して上述のような形態要素間における相互関係も学習パターンから学習して総合的に推論していることが分かった。これにより、本モデルの有効性が示された。

6. 結論

本研究は、デザインの支援のためにニューラルネットで推論する方法を利用してファジィ逆推論を行うモデルを提案した。このようなモデルを「ニューラルネットで統合するファジィ逆推論モデル」と名付け、自動車デザインのために外観イメージからスタイルの造形解を求める過程についてシステムを構築した。システムを考察した結果、モデルの特徴は以下の2点にある：

(1) ファジィメンバーシップ関数を用いて、モデルを一層人の認知に近いものにした。(2). ニューラルネットを用い、ファジィ関係式があいまいな場合においても、逆推論できるようにした。構築されたシステムをデザインへ応用する際、その有効性が数値例によって示された。

参 考 文 献

- 1) 森 典彦, 杉山 和雄, 他: "工業デザインにおける外観イメージ用語と形態要素の関係に関する研究", 千葉大学工学部工業意匠学科工業意匠研究室研究報告書, p.2-p.6, 1986
- 2) 本多 中二, 大里 有生: "ファジィ工学入門", 海文堂, p.62-p.65, 1989
- 3) 田中 一男, : "応用をめざす人のためのファジィ理論入門", ラッセル社, P.29-P.35, 1991
- 4) 同2)p.48-p.54

- 5) 塚本 弥八郎, 田代 勤: "Fuzzy 逆問題の解法", 計測自動制御学会論文集, Vol.15, No.1, p. 21-p.25, 1979
- 6) 野本 弘平, 大橋 由昌, 広瀬 保嘉, 古川 裕之: "逐次型ファジィ後向き推論を用いた目標類別", 電子情報通信学会論文誌, Vol.J74-D-I, No. 2, 1991
- 7) 電気学会: "あいまいとファジィ", オーム社, p.155-p.181, 1991
- 8) 本研究に用いた計算ソフトは, ブレンズ社の[網力太]で, 構築及び計算できるサイズの制限により, 各解の上下限を二つの NN に分けて学習及び推論を行う.

- 9) 森 典彦: "デザインの工学", 朝倉書店, p.191-p. 214, 1991

(1992年12月12日 受付)

(1993年 5月10日 再受付)

[問い合わせ先]

〒260 千葉市稲毛弥生町1-33

千葉大学工学部工業意匠学科

デザインシステム計画研究分野

張 育銘

TEL: 043-290-3100

FAX: 043-290-3099

著者紹介

張 育銘 (チャン ユウミン)

千葉大学大学院自然科学研究科

1982年 台湾国立成功大学工業設計学科 卒業. 1973年退役後 台湾松下電器(株)に入社, 洗濯機/乾燥機等の商品企画・デザインに従事. 1988年より千葉大学へ留学. 1990年同大学大学院工業意匠学専攻修士課程を卒業, 現在は同大学博士課程に在学中. デザインに関する研究に興味を持つ. 日本ファジィ学会, 日本デザイン学会会員.

森 典彦 (もり のりひこ)

千葉大学工学部

1955年 東京大学工学部応用物理学学科 卒業. 同年 プリンス自動車設計部. 1962年 JETRO 派遣研究員としてドイツ/ウルム造形大学. 帰国後日産自動車造形部の後, 同社商品開発室総合計画部主管. 1984年 千葉大学工学部教授(工業意匠学科). 自動車および一般デザインの工学的方法を研究. 著書「デザインの工学」(朝倉書店), 「左脳デザイン」(海文堂, 編著)等. 日本デザイン学会, 日本ファジィ学会, 計測自動制御学会, 自動車技術会会員.

A Design Support System For Cars Using Fuzzy Inverse Reasoning Integrated by Neural-Network

Yu-Ming CHANG

Graduate School of Chiba University

1-33, Yayoichou, Inageku, Chibashi, 260 Japan

Norihiko MORI

Chiba University

1-33, Yayoichou, Inageku, Chibashi, 260 Japan

In order to reduce the workload of designers and to help them stimulate ideas, several support systems for car styling design have been investigated. These systems are aimed at changing the designer's thinking process into objective models and then reasoning other cases from this model.

However, many of these models have two problems; firstly, variables of the formative styling elements combine subjective scales and measurable scales, and secondly the reasoning process lacks the flexibility of that of the designer. In this paper, therefore, in order to solve these problems, the authors propose a more flexible model which improves the formative element variables, changing these variables from measurable scales to subjective scales by the use of fuzzy sets. Additionally, by the use of fuzzy inverse reasoning, broad styling solutions can be produced.

A problem of the design process is that the fuzzy relational matrix contains ambiguities, and therefore a reasoning method using a neural network was introduced into the system. The process of evolving the styling from conceptual images of cars was used as a sample study in order to demonstrate the design support system developed in this paper, and by the use of practical data, the efficiency of this model was confirmed.

Keywords : Fuzzy Inverse Reasoning, Neural Network, Subjective Scales, Styling, Cars, Design