ファジィ理論とニューラルネットワークを用いた2次元画像の認識

HASEGAWA, Jun / 廣田, 薫 / 生駒, 哲一 / 片貝, 学 / 赤沼, 正俊 / 川上, 智也 / 鈴木, 一也 / 竹村, 幸治 / 長谷川, 純 / 久松, 智 / HIROTA, Kaoru / IKOMA, Norikazu / Katakai, Manabu / AKANUMA, Masatoshi / KAWAKAMI, Tomoya / SUZUKI, Kazuya / TAKEMURA, Koji / HISAMATSU, Satoshi

(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)
27

(開始ページ / Start Page)
65

(終了ページ / End Page)
76

(発行年 / Year)
1991-02

(URL)
https://doi.org/10.15002/00003897

ファジィ理論とニューラルネットワークを用いた 2次元画像の認識

廣田薫*・生駒哲一**・片貝学**・赤沼正俊*・川上智也*
鈴木一也*・竹村幸治*・長谷川純*・久松智*

Recognition of 2-Dimensional Images by using Fuzzy Logic Method and Neural Network Method

Kaoru HIROTA* Norikazu IKOMA** Manabu KATAKAI** Masatoshi AKANUMA*
Tomoya KAWAKAMI* Kazuya SUZUKI* Koji TAKEMURA*
Jun HASEGAWA* Satoshi HISAMATSU*

Abstract

Recognition of 2-dimensional images by using fuzzy logic method and neural network method is proposed. Multi-layer perceptron is used to extract linerity features by direct scaning of the image. The series, output of perceptron, are simplified based on a similarity measure by using fuzzy algorithm. The simplified data represent an ambiguous image weighted by membership values. By making a fuzzy matching between the ambiguous image and standard patterns, results of recognition are obtained with membership values. Experimental results on traffic sign recognition is also presented.

§1. 緒　言

ニューラルネットワークの1つであるパーセプトロンモデル[1]は、強力な学習アルゴリズムであるバックプロパゲーション法[2]を用いることで、学習に用いなかった入力についても他の学習データによって汎化するという特徴を持つ。この特徴を画像処理に利用すると、原画像に対する処理を大幅に簡略化することが可能である。

＊工学部電気工学科計測制御専攻
＊＊大学院工学研究科システム工学専攻

画像の表わす図形は、どのカテゴリに属するかの判断が不明確になる場合もある。明確に判断できないにもかかわらず1つの判断を下してしまった場合、後の処理における文脈でつじつまの合わないことが起きた場合の回復が困難となる。よって、判断のつきかねる場合には、ファジィ理論[3]におけるメンバーシップ値による重み付きの判断をしておき、その結果を後の処理に使用することが有効であると考えられる。これらファジィ理論とニューラルネットワークを用いた2次元線図形画像の認識が、すでに筆者らにより提案されている[4]。その方法では、まず原画像に対し多層パーセプトロンをスキャンさせることにより、線図形を構成する線分を追跡し、その系列を出力する。出力された系列を、その直線性に基づいてファジィアルゴリズム[5]により縮約する。縮約されたデータは、メンバーシップ値により重み付けされた多義的図形を表わし、その多義的図形を標準パターンとファジィマッチングすることでメンバーシップ値付きの認識結果を得るというものである。筆者らの提案した方法では、認識対象は簡単な幾何図形に限られ、また一般画像から認識対象を抽出することはできないという問題がある。

本論文では、色のファジィ集合により特定色の領域を抽出し、抽出された画像を2値化して用いる。はじめに対象物の概形によるマクロ的形状の認識を行う。その後に、対象物の内部図形を抽出しミクロ的形状を認識する。これら認識結果の集合を認識対象カテゴリの文脈とマッチングすることで認識結果を得るという一連の処理を提案する。また、その有効性を確認するために交通標識の識別に適用した実験結果も述べる。

§2.　ファジィ理論とニューラルネットワークを用いた2次元線図形画像の認識

ファジィ理論とニューラルネットワークを用いた2次元線図形画像の認識の概要について述べる[4]。この手法は、おおまかに以下の三つの手順に分けることができる。

① 多層パーセプトロンにより原画像から線分を抽出する。

② ファジィアルゴリズムにより、①のデータ系列を縮約する。

③ ②の出力を標準パターンとファジィマッチングすることにより認識結果を得る。

以下において、これらを順に述べる。

2.1　多層パーセプトロンモデルを用いた原画像からの線分抽出

2.1.1　多層パーセプトロンによる線分の方向性抽出器の構成

多層パーセプトロン[1]を用い、バックプロパゲーションアルゴリズム[2]による結合係数の学習により、入力面の線分の方向性を抽出するネットワークを構成する。ネットワークの学習に用いる教師パターンは、入力を原画像に出現する線分の代表的な物の集合とし、出力はチェインコード[6]と呼ばれる図-1に示すような方向を表わすコードを用いる。入力パターンの方向性と出力パターンとの組を表-1に示す。

表-1 線分の方向性検出器に用いる
学習教師パターン

方　向	出力希望値
上－下	0 1 0 0 　 0 0 1 0
左－右	0 0 0 1 　 1 0 0 0
左上－右下	1 0 0 0 　 0 0 0 1
右上－左下	0 0 1 0 　 0 1 0 0

3	2	1
4		0
5	6	7

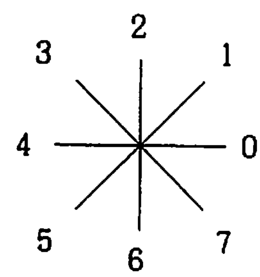


図-1 チェインコードによる方向の表現

多層パーセプトロンモデルは以下のように記述される"。
第ℓ層第iニューロンの出力を次のように表わす。

$$u_i^l=f(s_i^l) \tag{1}$$

この値は以下の式によって求められる。

$$f(s)=\frac{1}{1+exp(-s)} \tag{2}$$

$$s_i^l=\sum_{j=1}^{N_{l-1}} w_{ij}^{l-1}\cdot u_j^{l-1}-\theta_i^l \tag{3}$$

入力の面の座標（i, j）の入力は、第1層のニューロンに以下のように対応する。ただし、%は除算の余りを、／は商を表わすものとする。

$$u_i^1=x(i\%W, i/W) \tag{4}$$

教師パターンの第i番目のニューロンの値をy_iとするとき、評価関数を以下のように定義する。

$$E=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N_L}[u_i^L-y_i]^2$$

2.1.2　多層パーセプトロンによる2次元線図形画像の線分追跡

線分の方向性を抽出するように学習された多層パーセプトロンを用いて、2次元線図形の画像を直接処理することにより，図形の線分を追跡する。多層パーセプトロンの入力層は原画像の1部分

に対応する入力面である。入力面は原画像に対し可変的な比率を持つ。その比率は原画像の暗ピクセルの明ピクセルに対する面積比によって決定される。また、暗ピクセルの重心が入力面の中央付近になるように、入力面の原画像に対する位置の微調整が行われる。

入力の重心のx座標G_x及びy座標G_yは以下のように計算される。

$$G_x=\frac{\sum_{j=1}^{H}\sum_{i=1}^{W}x(i,j)\cdot i}{H\cdot\sum_{i=1}^{W}x(i,j)} \tag{6}$$

$$G_y=\frac{\sum_{i=1}^{W}\sum_{j=1}^{H}x(i,j)\cdot i}{H\cdot\sum_{j=1}^{H}x(i,j)} \tag{7}$$

入力面の暗ピクセルと明ピクセルの比は次のように計算される。

$$S=\frac{\sum_{j=1}^{H}\sum_{i=1}^{W}x(i,j)\cdot i}{H\cdot W} \tag{8}$$

以上のように計算される重心及び面積比を用いて入力面の原画像に対する位置と比率を調整するアルゴリズムを以下に示す。

【アルゴリズム1 ： 多層パーセプトロンによる線追跡】

(1) dx = W, dy = H, x = 0, y = 0
(2) if S≦閾値 then goto (6)
(3) if G_x, G_y が入力面の中央である then goto (5)
(4) 入力面の原画像に対する位置を微調整する
(5) パーセプトロンの出力を計算する
　　dx, dyを変更する
(6) x = x + dx, y = y + dy
(7) 画像を逸脱するか、同じ箇所を通ったら終了
(8) goto (2)

2.2　ファジィアルゴリズムによる線分抽出データ系列の縮約

2.2.1　線分抽出データ系列の縮約法

多層パーセプトロンにより抽出されるデータ系列を

$$u_1,u_2,u_3,\cdots,u_{N_s-1},u_{N_s} \tag{9}$$

と表記したとき、i番目のデータからj番目のデータを直線と見なすことに関するメンバーシップ値r（u_i, u_j）を以下の式で定義する。

$$r(u_i,u_j)=\underset{k=i}{\overset{j-1}{Max}}[f[s(u_i,u_j),r(u_i,u_k),w(k-i+1)]] \tag{10}$$

ここで、s（u_i, u_j）はu_iとu_jとの類似度であり、w（d）は直線と見なすときにd個離れたデー

タから類似性の比較を始めたときの、比較の信頼度を表わすメンバーシップ関数である。

このメンバーシップ値を用いて、線分抽出データ間の縮約を行うアルゴリズムは以下のようになる。

【アルゴリズム２：線分抽出データ系列のファジィ縮約】

(1) $i=0$

(2) $j=0$

(3) if $r(u_i, u_j)$ が偽 then goto (6)

(4) if $r(u_i, u_{j-1}) \leqq r(u_i, u_j)$ then $r(u_i, u_{j-1})$ を $r(u_i, u_j)$ に縮約

(5) $j=j+1$, goto (3)

(6) $r(u_i, u_j)$ を出力

(7) $i=j+1$

(8) if i番目のデータが存在する then goto (2)

(9) END

アルゴリズム中の (3) の分岐の条件は $r(u_i, u_j)$ のメンバーシップ値を用いたファジィ的な分岐（非決定性分岐）となるので、本アルゴリズムはファジィアルゴリズムとなる。

2.2.2 縮約データの出力

縮約されたデータ群は、図-2に示すような分岐箇所に葉（Leaf）を持つn進木構造のデータとして出力される。n進木の葉の部分は線分を表わしている。また、n進木の枝の分岐は縮約の1つの可能性を表わす。これは、多義的図形を縮約した場合にその解釈が複数通り可能であるための構造である。縮約したデータの解釈は、n進木の根から末端までの経路の数だけ可能である。

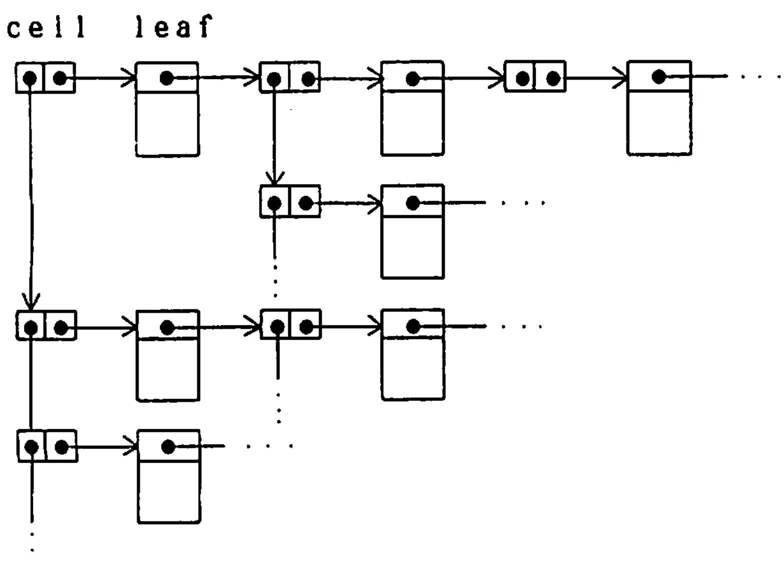


図-2　縮約データのn進木構造

2.2.3 ファジィマッチング

線図形の縮約データは複数通りの解釈が可能な形をしている。2次元線図形はそれを構成する線分と、それらの関係からくる頂点からなると考えられる。これらの要素を比較することで画像中の図形がどのカテゴリに入るかを認識することが可能であると考えられる。ここでは、線図形の標本図形を幾つか用意し、縮約データが標本図形とどのくらい相似であるかを照合の基準とする。照合は、図形を多角形として考えて行われる。比較する特徴は、多角形の各頂点について、頂点の角度の差

$$\Delta\theta = （縮約データの頂点の角度）-（標本データの頂点の角度） \qquad (11)$$

及び、その頂点を構成する2辺の対応がわかっているものとして、その2辺の比についての差

$$\Delta\ell = （縮約データの辺の比）-（標本データの辺の比） \qquad (12)$$

を用いる。これら2つの特徴量について、それぞれ図-3、図-4に示すような形状のメンバーシップ関数によりメンバーシップ値が求められる。照合結果として得られるメンバーシップ値Cは縮約データと標本図形の頂点の数が一致した場合のみ、次のように計算される。i番目の頂点についての上記特徴量をそれぞれ$\Delta\theta_i$、$\Delta\ell_i$とすると、

$$C = \mathrm{Min}\ [\mathrm{Min}\ (\mu\Delta\theta_i,\ \mu\Delta\ell_i)] \qquad (13)$$

となる。各標本図形についてCがそれぞれ求められ、形の曖昧な画像の場合には複数の標本について大きいメンバーシップ値が得られることになる。

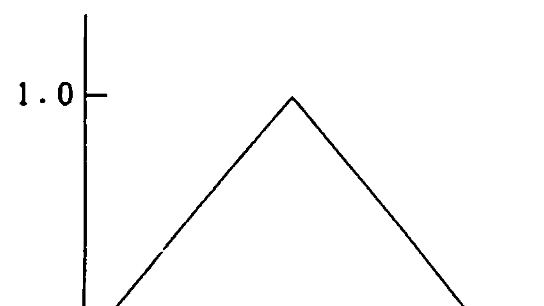


図-3　頂点角度の差についての
メンバーシップ関数の形状

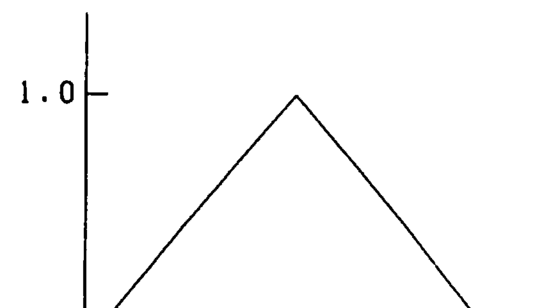


図-4　2辺の比の差についての
メンバーシップ関数の形状

§3.　2次元画像認識

人間が物を認識する場合、まずその認識対象の大まかな形状（マクロ的形状）を見て認識するカテゴリを分類し、その後に細かい内部形状（ミクロ的形状）を見てその対象物を認識していると考えられる。また、認識対象の色は、大まかな形状を抽出する際の有効な目安となると考えら

れる。以下にマクロ的形状とミクロ的形状の認識を行うための処理について述べる。

3.1　マクロ的形状の認識

原画像から色に関するファジィ集合の概念を用いて特定色の抽出を行う。抽出された特定色を2値化し、輪郭線を抽出する。その輪郭線に対し、ニューラルネットワークによる線追跡を行いマクロ的な形状を認識し、ミクロ的形状の認識へ移る。また、複数の図形がある場合には、同様の処理を繰り返す。具体的な処理のアルゴリズムを、以下に示す。また、そのフローチャートを図-5に示す。

【アルゴリズム3：マクロ的形状の認識】

(1) カラー画像の取り込み
(2) 色ファジィ集合による色領域の抽出、2値化
(3) 大まかな形状抽出、線画像化
　(3-a) 穴埋め
　(3-b) 小領域除去
　(3-c) 境界線抽出
(4) ニューラルネットワークによる線追跡
(5) ファジィ縮約
(6) ファジィマッチング
(7) if 認識対象を発見 then goto ミクロ認識
(8) 線追跡した対象の除去
(9) if 図形がまだある then goto (4)
(10) END

3.2　ミクロ的形状の認識

アルゴリズム3の（4）で得たマクロ形状の位置データを用いて2値化後の画像から対象物の内部図形を抽出する。抽出した内部図形を線画像化し、ニューラルネットワークによる線追跡を行い、ミクロ的な認識をする。認識した輪郭線を除去し、内部図形全てを認識するまで繰り返す。認識結果の集合を認識対象カテゴリとマッチングすることで認識結果を得る。具体的な処理アルゴリズムを、以下に示す。また、そのフローチャートを図-6に示す。

【アルゴリズム4：ミクロ的形状の認識】

(1) 内部図形抽出

(2) 細かい形状抽出、線画像化

(2-a) 穴埋め

(2-b) 小領域除去

(2-c) 境界線抽出

(3) ニューラルネットワークによる線追跡

(4) ファジィ縮約

(5) ファジィマッチング

(6) 3（4）と（3）から得られる位置データによりニューラルネットワークの通った軌跡除去

(7) goto　(3)

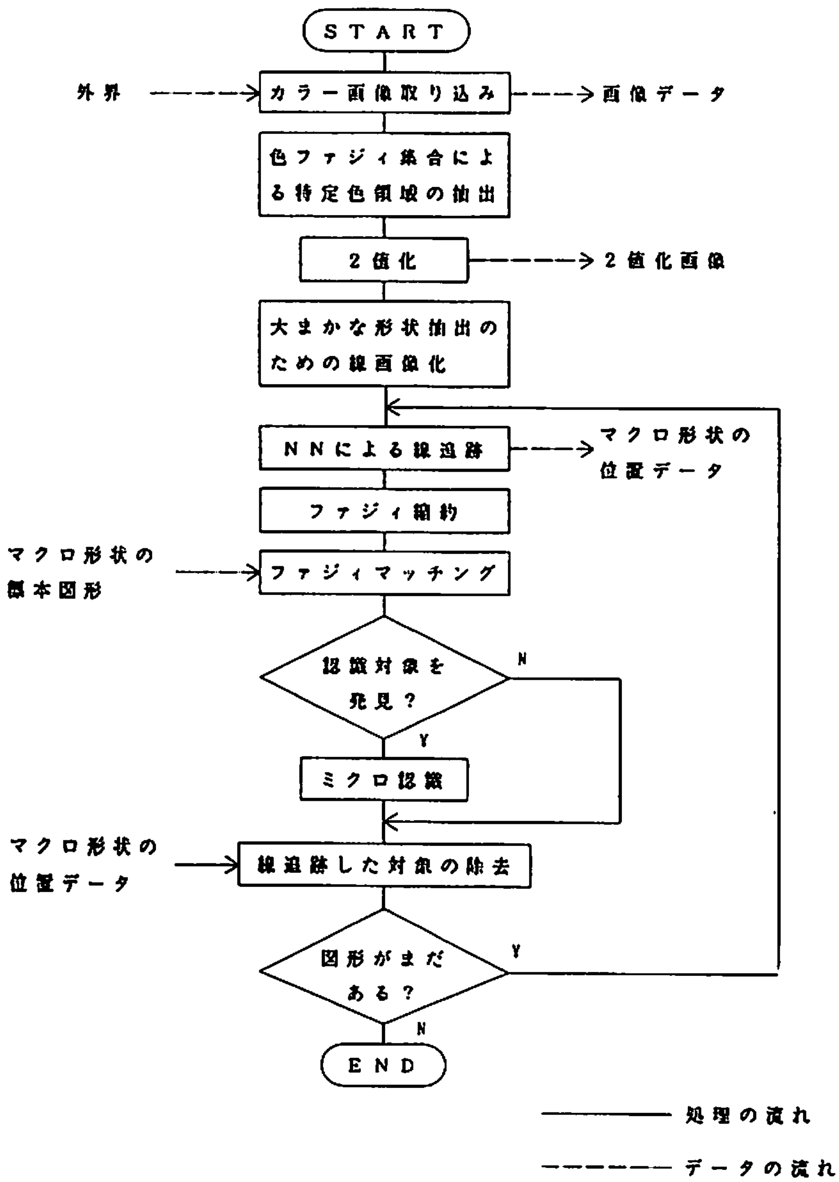


図-5　マクロ形状の認識の処理の流れ

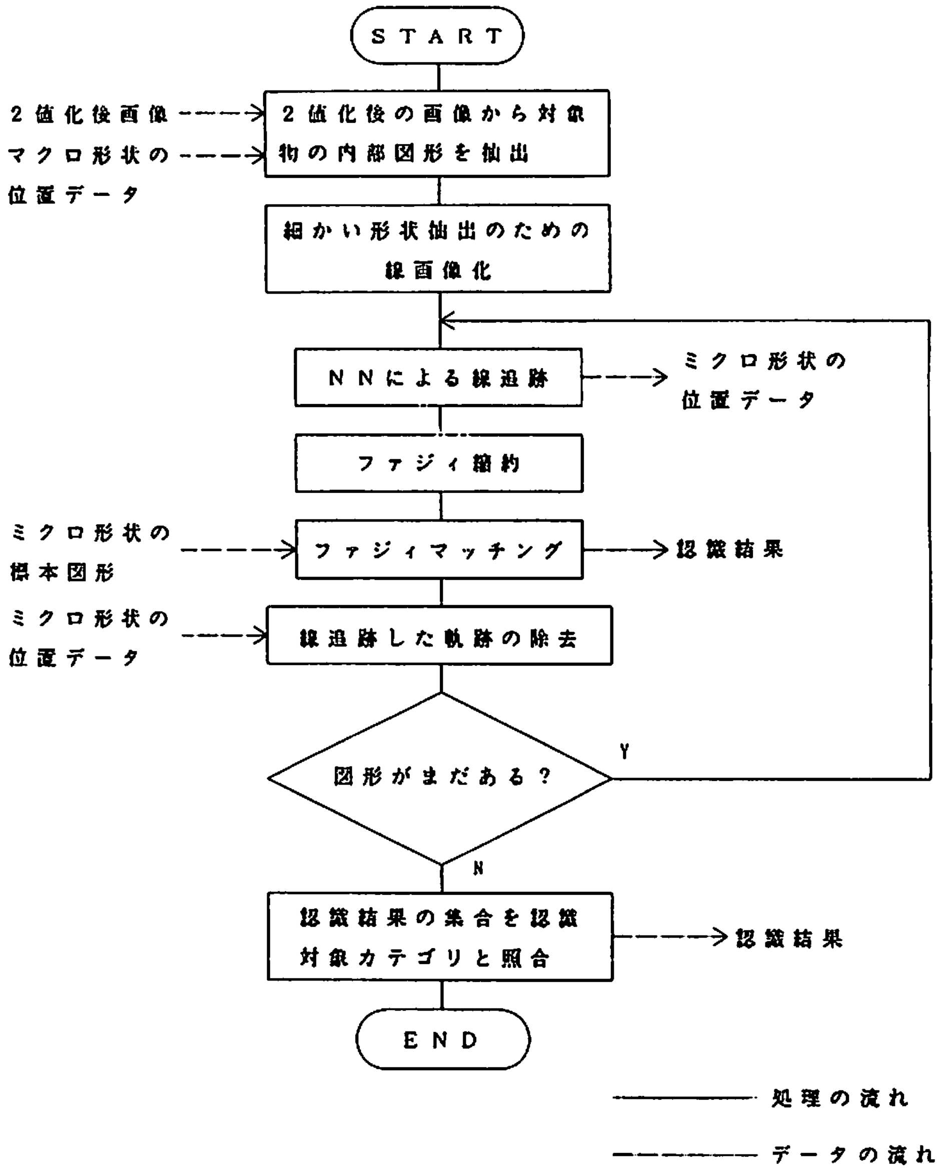


図-6　ミクロ形状の認識の処理の流れ

§4.　2次元画像の認識シミュレーション

本手法により2次元画像の認識が可能であることを検証するために、計算機上でシミュレーション実験を行った。実験には、認識対象として交通標識を用いた。

4.1　多層パーセプトロンモデルの学習とその結果

実験に用いた多層パーセプトロンモデルの構成を表-2に示す。

表-2のパーセプトロンに表-1で示した教師パターンを提示することにより学習を行った。結合係数の初期値は±0.3の範囲のランダムな値とした。学習係数の値は、学習回数により変化させる方法を用い、表-3のように設定した。

表-2　実験に用いた多層パーセプトロンモデルの構成

層番号	構成ニューロン数
1	64
2	32
3	8

表-3　パーセプトロンの学習回数と学習係数

学習回数	学習係数
0 ～20000	0.5
20000 ～	0.2

このようにパーセプトロンの学習を行ったときの学習回数と評価関数の値の変化を表-4示す。

表-4　パーセプトロンの学習回数と評価関数値

学習回数	評価関数値
10000	6.1003×10^{-3}
20000	3.7767×10^{-3}
30000	3.6554×10^{-3}
40000	3.5821×10^{-3}
50000	3.5390×10^{-3}

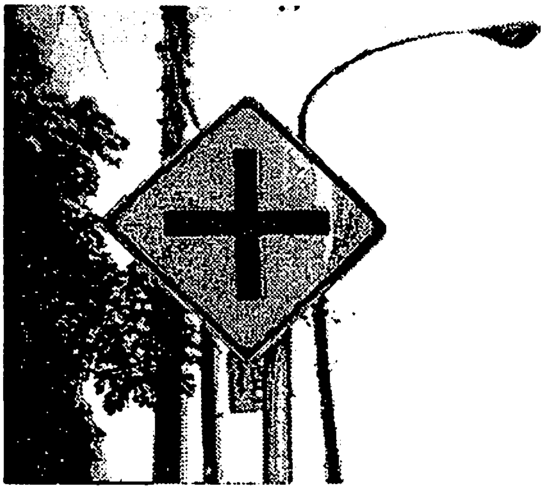
4.2　認識対象として用いる図形

認識する交通標識のカテゴリは警戒標識の幾つかとした。その一覧を表-5に示す。

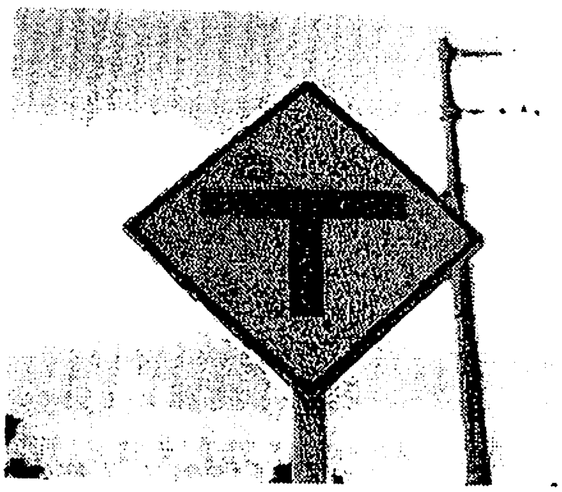
表-5　認識する図形のカテゴリ一覧

番号	カテゴリ名
1	＋形道路交差点あり
2	T形道路交差点あり
3	右方屈折あり
4	左方屈折あり
5	合流交通あり

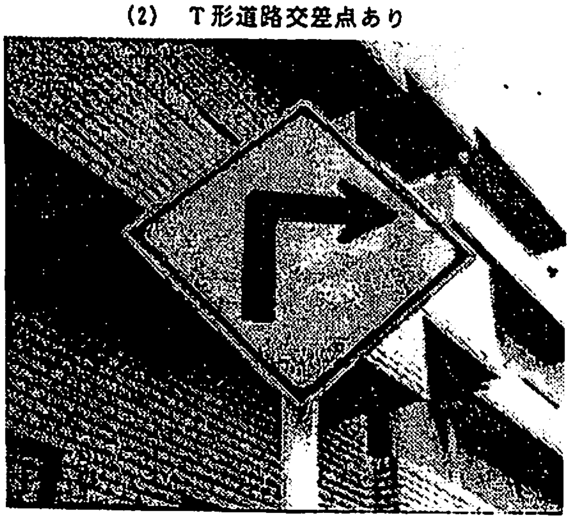
実験に用いた認識すべき標識の画像を図-7に示す。



(1)　十形道路交差点あり

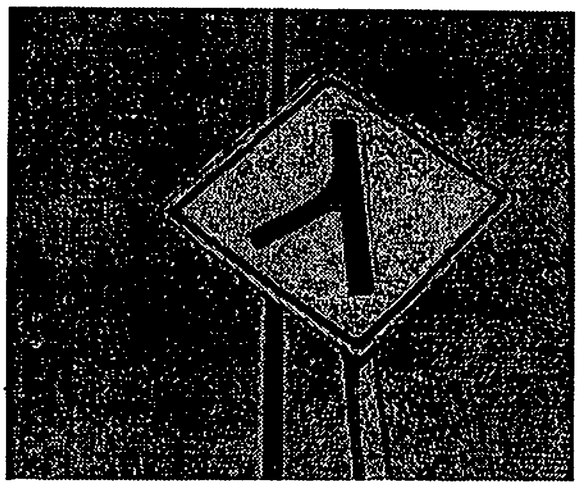


(2)　T形道路交差点あり



(3)　右方屈折あり

(4)　左方屈折あり



(5)　合流交通あり

図-7　実験に用いた標識の画像

4.3　認識結果

表-5に示した各標識について認識実験を行った結果、正しい認識結果を得ることが出来た。

§5. 結　言

ファジィ理論とニューラルネットワークを用いた2次元画像の認識を提案した。また、2次元画像として幾つかの交通標識を用いて、計算機シミュレーションにより画像中の交通標識が認識できることを確認した。

参考文献

1）F.Rosenblatt : The perceptron : A Probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychol. Rev. 65 (6) pp.386-408 (1958).

2）D.E.Rumelhart et al. : Learning Representations by Back-propagating errors, Nature, 323-9, pp.533-536 (1986).

3）L.A.Zadeh : Fuzzy Sets, Inform. Control , 8, pp.338-353 (1965)

4）廣田、生駒、片貝、：ファジィ理論とニューラルネットワークを用いた2次元線図形画像の認識、ファジィシンポジウム講演予稿集、pp.34-40 (1990).

5）L.A.Zadeh : Fuzzy Algorithm, Inform. Control, 12,pp.94-102 (1968).

6）H.Freeman : On the Encording of Arbitary Geometric Configurations, IRE Trans. Electron. Comput., EC-10, pp.260-268 (1961).