

SOMを導入した形状認識・抽出手法の開発

Development of a Shape Recognition and Extraction Method through the Introduction of Self-Organizing Maps

小山 将人・鷺見 育亮・植田 拓也*・藪木 登**・築谷 隆雄***

KOYAMA Masato, SUMI Yasuaki, UETA Takuya*

YABUKI Noboru**, TSUKUTANI Takao***

和文要旨：本論文では、画素の欠損に影響を受けにくい形状認識・抽出手法の検討を行い、自己組織化マップ (Self Organization Map : SOM) を導入した新しい形状認識法 (SOM's-SREM) を開発したことを報告する。SOM's-SREM では、あらかじめ特定の形状を認識できるように SOM アルゴリズムによって学習させた形状認識ユニット (SOM-SRU) を作成し、本手法の形状認識・抽出手順に組み込むことでできあがる。開発した SOM's-SREM で、各種欠損を持ったシミュレーション画像、さらに実画像を用いた形状認識・抽出実験を行い、正しく形状認識・抽出することができた。実験結果から、クラスタリング特性を持つ SOM を本手法に組み込むことで、輪郭線の欠損に影響されずに、形状を正しく認識・抽出できる本手法の有効性を確認した。

【キーワード】形状認識、形状抽出、SOM、輪郭、道路標識

Abstract : We studied the method of shape recognition and extraction not influenced easily by the loss of the pixel. This paper reports newly developed Shape Recognition and Extraction Method (SOM's-SREM) by introducing SOM initially. SOM's-SREM is composed of the shape recognition unit (SOM-SRU) which can recognize the specific shape. One SOM-SRU is beforehand made to study by the SOM algorithm. SOM's-SREM is completed after building them in it. SOM's-SREM can recognize and extract effectively the specific shape from input image irrespective of the loss of border line, even when there is an outline lack, making the best use of the clustering characteristics of SOM. We have shown that our developed system can recognize and extract the specific shape correctly and clarify the effectiveness to the images with the losses of the outline.

【Keywords】 shape recognition, shape extraction, SOM, border line, road sign

1. はじめに

画像認識・理解技術は、顔を用いた個人認証⁽¹⁾⁽²⁾ や、作業負担を減らし円滑な業務を遂行するための患者監視システム⁽³⁾ など社会福祉への貢献、さらには高度道路交通システム (Intelligent Transport System: ITS) の実現へ向けた道路標識の認識⁽⁴⁾⁽⁵⁾⁽⁶⁾⁽⁷⁾ というように、様々

な分野で応用されようとしている。このような画像認識・理解技術の確立に向けては、まず得られる入力画像から対象物体候補が存在する領域の抽出を行うことが非常に重要な問題である。これに関しては先に述べたような分野に限らず医学分野等幅広い分野にわたり様々な方法が検討されている⁽⁸⁾。対象物体のみを表示させるような特定領域を抽出するためには、領域を表す輪郭の検出が必要となる。このように、画像中から対象となる物体のみを抽出することは画像認識・理解のために非常に重要な処理であると言える。その中で、ITS 高度道路交通シス

* (株)ギャラクシー

** 津山工業高等専門学校

*** 松江工業高等専門学校

テムの実現に向けた研究の一つに、車載カメラによる道路標識の認識がある。車両前方に存在する道路標識を抽出・認識し、運転者への通知、車両の制御、カーナビゲーションの地図更新、などへの応用が期待されている。このような対象物を認識・提示するシステムにおいては、入力された画像から対象が含まれている領域を抽出し、その抽出された領域の種別を特定する認識処理の双方が必要であり、認識を実現する要素技術は非常に多岐にわたる。交通標識の検出および認識に関する研究は、ITSにおける一つの重要な分野であり、多くの研究が発表されている^{(9)~(15)}。

物体の形状認識抽出法は、大きく分けると輪郭抽出法と輪郭線追跡方式に分類される。その輪郭線追跡方式では、物体として道路標識をターゲットとした例として、小原ら⁽⁹⁾は、色検出用と形状認識用の2種類のニューラルネットワーク (Neural Network: N.N.) を用いて道路標識の検出と認識を行っているが、標識の種類が限定されている。文献⁽¹⁰⁾も同様に認識対象が速度標識に限られている。一方、対象画像が円形道路標識⁽¹¹⁾⁽¹²⁾に限られているものも提案されている。文献⁽¹³⁾では、標識の色の類似度に応じた濃淡画像を生成し、標識を抽出した後、輪郭を整えるために Sobel フィルタを適用して得た輪郭画像と重ね合わせ、穴埋め処理を行って輪郭抽出を行っている。しかし、輪郭が抽出できなかった場合、輪郭線追跡による道路標識の形状抽出が正しく行えなくなる問題点を有すると推測される。同様の問題は、文献⁽¹⁴⁾にも存在する。文献⁽¹⁵⁾では、制限速度標識内部の画像のみを取り出すために、画像の中心から赤色の画素が存在するところまで探索することで半径を算出し、標識内部の画像抽出をできることを提案している。しかし、形状認識において必要となる輪郭抽出において行われているこのような輪郭線追跡方式では、輪郭画素の欠損に大きく依存する欠点があり、赤色の画素が欠損していた場合、正しく抽出できなくなると推測される。このように、輪郭線追跡方式では、輪郭画素の欠損に対して上記に述べたように多くの課題がある。

他方、輪郭抽出法は画像の欠損に依存しないという特徴がある。従来用いられている代表的な手法としては、Snakes⁽¹⁶⁾ やアクティブネット⁽¹⁷⁾ を用いたものがある。Snakes やアクティブネットを用いた輪郭抽出法は、濃淡画像が与えられたとき、本来現れる輪郭 (エッジ) が欠損、途切れている場合であっても、これらを修復しながら輪郭を抽出することができる利点がある。しかし、Snakes やアクティブネットではより望ましい輪郭抽出にあたり、抽出対象となる画像濃度と抽出輪郭形状のバ

ランスを決定するパラメータに関し制約条件が多く、抽出対象画像毎に微妙な調整を必要とする問題が存在する。しかしながら、これらの方法は輪郭抽出ができる利点があるが、形状認識ができない欠点を有している。

本論文では高次元ベクトルをもつデータを低次元 (例えば2次元) マップ上に写像できる自己組織化マップ (Self-Organizing Map: SOM)⁽¹⁸⁾ を応用して、輪郭の欠損に依存せず、かつ形状認識・抽出に使用できる、SOMを導入した形状認識法 (SOM's Shape Recognition and Extraction Method: SOM's-SREM) の開発について報告する。本手法を適用することにより、輪郭線に欠損が有る場合においても、形状認識が行えることをシミュレーションと実画像への適用実験から明らかにした。

以下、まず2. で自己組織化マップを用いた形状認識ユニット (SOM-SRU) について述べ、3. で SOM を導入した形状認識法 (SOM's-SREM) の流れについて述べ、4. で欠損に依存せず欠損に強く、かつ形状認識・抽出ができる SOM を導入した形状認識・抽出について述べ、5. で本手法の評価について、6. で本研究のまとめについて述べ、最後に付録として自己組織化マップ (SOM) の概略について述べる。

2. 形状認識ユニットの開発

ここでは、SOM を導入した形状認識手法 (SOM's-SREM) に用いる形状認識ユニット (SOM-SRU) について述べる。輪郭線の欠損に依存せずに形状認識を行う SOM's-SREM を開発するにあたり、あらかじめ特定の形状を認識するユニット (パーツ) を SOM を用いて作る必要がある。特定の形状を認識するユニットを作成するには、その形状に関連する各種入力データを SOM アルゴリズム (付録1参照) を用いて学習させ、競合層上のマップを完成 (形成) させることで、学習データに用いた形状を認識する特定の形状認識ユニット (パーツ) の一つができあがる。この形状認識ユニット (SOM-SRU) を、認識させたい形状の数だけ作成して、SOM's-SREM に組み込む。輪郭抽出において SOM を導入する大きな理由として、SOM が持つクラスタリング特性がある。この特性を活かすことで、輪郭線の欠損に強い形状認識システムの構築が期待できるからである。その詳細については、4章の評価 (シミュレーション) で述べる。

次に、入力画像から3種類の形状を認識・抽出する SOM's-SREM のパーツとなる形状認識ユニットの作成について述べる。具体的には、入力データから3種類の

形状を認識して抽出判別するサンプルとして、道路標識の3つの形状を用いて、円形認識ユニット、禁止認識ユニット、三角形認識ユニットの開発を行った。以下に、形状認識ユニットの開発手順について、学習データの作成、ぼかし処理、学習（特定形状認識ユニットの生成）、ラベリング処理の順に述べる。

2-1 学習データの作成

本手法で用いる学習データの画像サイズは25×25ピクセルとした。学習データの作成には、例えば、円形認識ユニット作成のために学習データとして、図1(a)の円形の学習用画像を「円形である」として「Sign」のラベル付けをし、それ以外の(b)、(c)や円形以外（例：乱数で生成したノイズ）の画像には、「円形ではない」という意味の「Not」のラベル付けをしたものにする。禁止認識ユニット作成のための学習データも図1(b)の学習用画像を「Sign」としてラベル付けをし、それ以外の画像には「Not」という意味のラベル付けを行う。三角形認識ユニットも同様である。

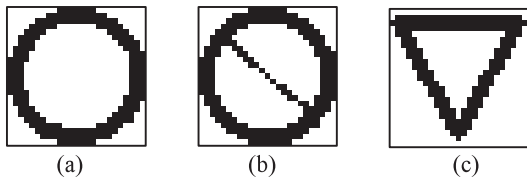


図1. 学習用画像
Fig. 1. The images used for learning.

2-2 ぼかし処理

学習において入力される画像形状の微小変化に対応するため、作成した学習データに対し、ぼかし処理を行う。本研究で用いている SOM アルゴリズムでは、勝者ベクトルを決めるときに使う距離測度として各種の方法がある⁽¹⁸⁾。ここでは、形状認識・抽出速度の高速化のため、ベクトル間の距離測度にユークリッド距離を用いている。これにより、ベクトル間の距離測度の計算の高速化が可能となる。

一方、ユークリッド距離を用いることによって、入力される画像形状の移動、回転、拡大、縮小などによる微小変化に対して、ユークリッド距離も変化するので、人間の目には似たような形状に見えても、SOMの競合層上ではまったく別のものとしてマッピングされてしまうという問題が存在する。このような問題を解決するため、前処理として簡単なぼかし処理を行う。そうすることで、ユークリッド距離の変化に対しても、ある程度対応でき

るようになる。

ぼかし処理は式(1)に従って行われる。例として、あるピクセル値が1のとき、その近傍にあるピクセルを下記の距離に従って、減衰させた値にする。ここで、 d は注目しているピクセル (i, j) からの距離である。

$$I(d) = \begin{cases} 1 & d=0 \\ 0.66 & d=1 \\ 0.33 & d=2 \\ 0 & d>2 \end{cases} \quad (1)$$

この処理を適用した結果を図2に示す。

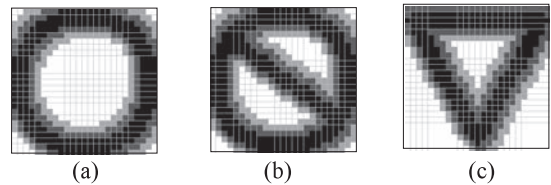


図2. ぼかし画像
Fig. 2. Shading images.

2-3 学習（特定形状認識ユニットの作成）

3種類の形状を認識するためには、3種類の形状認識ユニット（円形認識ユニット、禁止認識ユニット、三角形認識ユニット）をそれぞれ生成する必要がある。2-1で作成した学習データに対して、ぼかし処理を施した形状認識学習用画像データと円形・禁止・三角形以外の画像データを用いて学習を行う。学習には SOM アルゴリズムを使用しておこない、形状認識ユニットを生成する。学習では、形状画像データと円形・禁止・三角形画像以外の画像データを含めることによって、ノイズと他の形状をそれぞれ円形・禁止・三角形画像から区別できる特定の形状認識ユニットが3種類生成できる。

このようにして作成された形状認識ユニットは、SOMの持つ特徴のひとつである、特定の入力ベクトルに反応して、選択的なネットワークが自動的に形成される特徴を活用するクラスタリング能力により、輪郭の欠損に強い形状認識ユニットを生成することができる。

2-4 ラベリング処理

学習が終わった直後に生成された SOM では、競合層上のユニットが、どの入力ベクトルに属しているのか、SOM外部からは分からない。競合層上のそれぞれのユニットの持つ参照ベクトルとすべての入力ベクトルとのユークリッド距離を計算し、もっとも距離が短い入力ベクトルの持つラベルを、ユニットの名前とするラベリン

グ作業を行う。学習が終わったあとに競合層上のすべてのユニットに対して、すべての入力ベクトルを用いてこのラベリング処理が行なわれる。その結果、競合層上の各ユニット配置（クラスタリング）状況を外部から把握できるようになる。

本章の2-1から2-4の手順を踏むことにより、輪郭線の欠損に依存せずに形状認識を行うSOMを導入した特定形状認識ユニット（SOM-SRU）を作ることができる。この形状認識ユニットを、認識させたい形状の数だけ作成して、SOM's-SREMに組み込む。

3. 形状認識の処理手順

ここでは、SOMを導入した形状認識手法（SOM's-SREM）の処理手順について述べる。本手法では、形状認識・抽出の手順として図3に示すように

1. 形状認識対象となる画像の入力
2. 平均値フィルタの適用
3. 2値化処理
4. 輪郭画像を用いたマスク処理
5. ラベリング
6. 形状情報の抽出

の前処理を経て、

7. 形状認識ユニット（SOM-SRU）による形状認識
8. 形状領域の抽出

の処理を実行する。

3-1 前処理

3-1-1 カラー画像の入力

デジタルカメラやパソコンに接続されたUSBカメラなどで風景などのカラー画像を取り込む。しかし、デジタルカメラなどから取り込んだ画像には、ごま塩ノイズと呼ばれる細かいノイズが存在する。その影響を少なくするために、平均値フィルタを入力画像に適用する。次に、2値化処理を行う。画像中に含まれるそれぞれの画素は、R(赤)、G(緑)、B(青)の3つの値（RGB表色系）から構成されている。本研究では、実験例としてカラー風景画像から抽出する各色のうち赤色に注目している。これは、道路標識で赤色がもっとも頻繁に現れる色であり、赤色の認識・抽出が可能となれば、他色の場合も同様な手法が可能と思われるからである

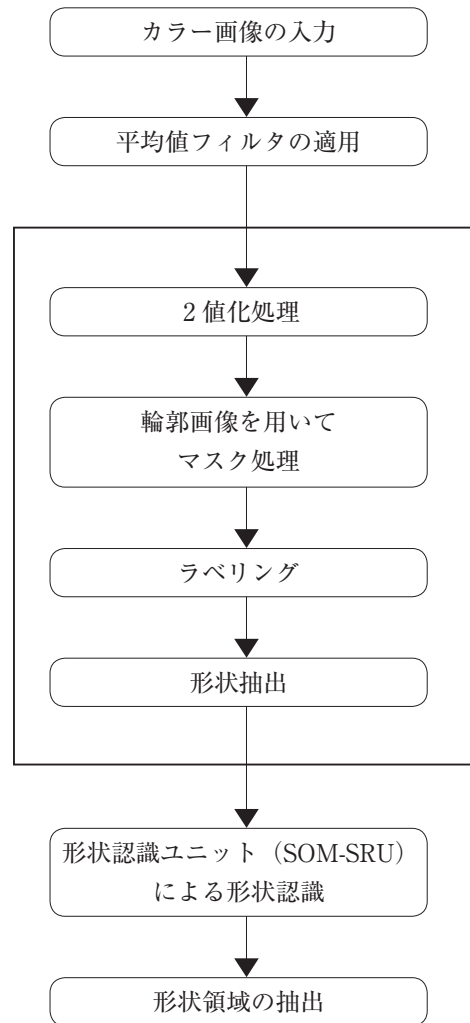


図3. 開発した形状認識手法（SOM's-SREM）
Fig. 3. A developed shape recognition and extraction method.

3-1-2 2値化処理

カラー風景画像中から形状領域を抽出するために、画像中から赤色部分を抽出する。RGB表色系では、R、G、B値は互いに相関があり、R値が大きい画素はG値やB値も大きい傾向があり、単にR値の大きい画素が赤色とは限らないので、赤色のみを正しく抽出することは困難である。そこで互いの影響を少なくするために、R、G、B値間の相関が少ないHLS表色系を採用する。RGB表色系からHLS表色系に直接変換できないので、一度YCC色空間信号に変換しその後HLS表色系へ変換する。まず、色信号と輝度信号とを分離する。YCC色空間信号とRGB表色系信号は式(2)の関係にあり、HLS表色系での色相 H 、彩度 S とYCC色空間信号との関係は式(3)で定義されている。この式(2)と(3)を用いて、RGB表色系信号をHLS表色系信号に変換する。

$$\begin{cases} Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ C_1 = R - Y = 0.701R - 0.587G - 0.114B \\ C_2 = B - Y = -0.299R - 0.587G + 0.886B \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} H = \arctan\left(\frac{C_1}{C_2}\right) \\ S = \sqrt{C_1^2 + C_2^2} \end{cases} \quad (3)$$

本研究では、実験サンプルとして赤色の道路標識を取り上げている。カラー入力画像中から道路標識の赤色部分を抽出するため、赤色部分判定のための色相による2値化処理を施す。平均値フィルタを適用した入力画像を、HLS表色系に変換後、色相Hの値を用いて色相による閾値により、2値化処理を施して、2値画像を生成する。このときの赤色生成の閾値範囲は、 $H = 80^\circ \sim 130^\circ$ とした。

3-1-3 輪郭画像を用いたマスク処理

3-1-2の処理で、カラー入力画像から赤色部分が2値化処理された画像の抽出が完了し、2値化処理されて同じ値が連続している成分（連結成分）を抽出した。このような色情報のみで2値化処理を行っている場合、背景に赤色の物体があると、背景の物体も同じ連続した成分（連結成分）として扱われてしまう。この問題を避けるため、認識対象と異なる連結成分を排除する必要がある。その方法として、入力画像に対して輪郭画像でマスク処理を施し輪郭部分以外を排除する。輪郭画像を得るため、元の入力画像に対してSobelフィルタを適用する。そして3-1-2で作成し、2値化処理を行った輪郭画像との差を取る（マスク処理）。これにより、認識対象と異なる連結成分が分離され、輪郭以外と判断された連結成分が削除される。最終的に、輪郭部分に関する連結成分のみが残る。以上の処理で認識対象の形状を整える。

3-1-4 ラベリングと形状抽出

次に、得られた連結成分にラベリングを行う。ラベリングされたものの中から、一定面積以下の連結成分を排除することで連結成分のノイズ成分を削除する。ノイズ成分を除去した後の2値化画像（黒画素を1、白画素を0として生成）で、残った連結成分のみが認識候補となる画像領域とする。この画像領域を 25×25 ピクセルのサイズで正規化して、形状認識・抽出データ（形状情報）とする。このデータが形状認識ユニットへの入力ベクトルとなる。

3-2 SOMを導入した形状認識ユニット（SOM-SRU）を用いた形状認識・抽出

ここでは、SOM-SRUを組み込んだ形状認識・抽出について述べる。最初に、3-1の前処理で抽出された形状情報が認識対象か否か、また認識対象ならどのような形状かの判断を行う。次に、形状情報の判断のため、形状の欠損に強い、SOMを導入した形状認識ユニット（SOM-SRU）を用いる。2章で説明したように、円形形状認識ユニット・禁止形状認識ユニット・三角形形状認識ユニットの各SOM-SRUを事前に作成しておき、以下の手順により、形状認識・抽出を行う。

1. 各SOM-SRUでは、各ユニットのマップ上で競合層上のすべてのユニットの持つ参照ベクトル値と、カラー入力画像の持つ入力ベクトル値とを比較して、両者のユークリッド距離が最も近い競合層上ユニットを探す。
2. そのユニットが「Sign」とラベリングされたユニットがどうか。また「Sign」と判断された認識対象であれば、どのSOM-SRUで判定されたかを調べる。
3. その結果、入力された画像データがどのような形状かの判断結果を出力させる。
4. 3つのSOM-SRU（円形形状認識ユニット・禁止形状認識ユニット・三角形形状認識ユニット）のうち、入力画像がどれか1つでも「Sign」とラベリングされたユニットに反応すれば、入力画像データが認識対象であると判断する。
5. すべてのSOM-SRUで「Not」とラベリングされたユニットに反応すれば、そのデータが認識対象ではないと判断する。
6. また複数の「Sign」という結果を得た連結成分は「Not」と判定する。

以上の手順を、3つのSOM-SRU（円形形状認識ユニット・禁止形状認識ユニット・三角形形状認識ユニット）による形状認識を行うことで、カラー情景画像から得られた抽出領域の入力画像データが、いかなる形状なのかを判断し、入力画像の形状認識・抽出を行う。

4. 評価（シミュレーション）

ここでは、本形状認識法（SOM's-SREM）による、シミュレーション画像の認識実験を行い、本手法が欠損に強いかどうかを評価する。実験では、Java言語を用いて、3章で示した形状認識処理を実行した。認識対象

は、赤色の円形、禁止、三角形の3つの赤色形状を有する画像を入力画像とする。続いて、輪郭に欠損のある画像に対しても認識実験を行い、本手法が輪郭の欠損に強いかどうかを確認する。また、実画像を用いた認識実験結果についても示す。

4-1 シミュレーション画像による形状認識実験

SOM's-SREM による形状認識実験をシミュレーション画像を用いて行った。図4は入力画像として作成したシミュレーション画像で、入力画像のサイズは、640×480ピクセルであり、RGBの画素はそれぞれ8bit、256階調の画像を用いた。

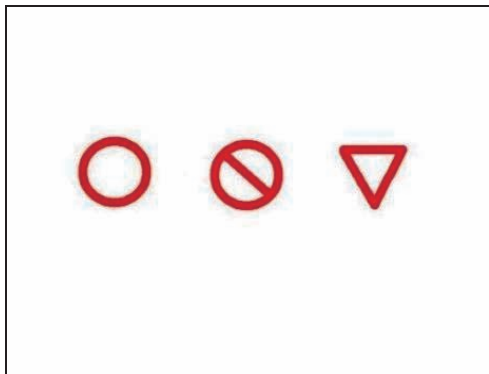


図4. 入力画像1
Fig. 4. Input image1

この入力画像から赤色部分のみを抽出し、赤色の形状を抽出した結果を図5に示す。

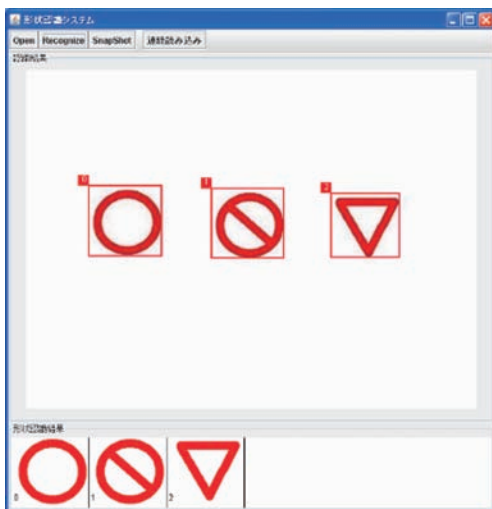


図5. 認識・抽出1
Fig. 5. recognition and extraction 1

図5において、四角い赤線の枠で囲まれている部分が、認識・抽出された形状の領域を表している。ここでは、円形、禁止、三角形の形状が認識・抽出され、抽出した形状が図5の下部にある形状認識結果パネルに表示されている。図5より、入力画像から円形・禁止・三角形の形状を正しく認識できたことを確認した。

4-2 輪郭に欠損のある形状認識実験

ここでは、輪郭に欠損がある入力画像の形状認識実験を行った。図6～9に輪郭の欠損率に応じた各シミュレーション画像を示す。本実験で、形状認識を行う際に重要な輪郭の欠損に対して、本手法がどれほど強いかを調べる。

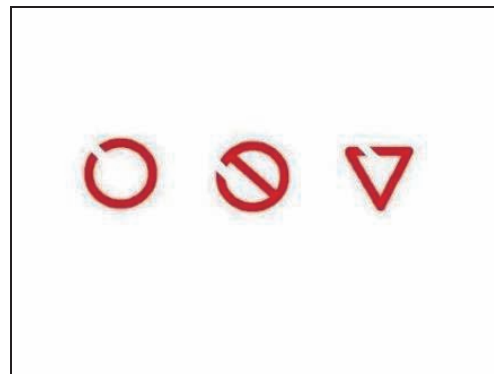


図6. 欠損画像1 (欠損率約5%)
Fig. 6. Image1 with loss (loss rate 5%)

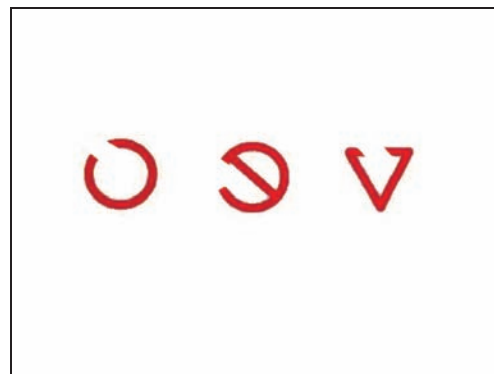


図7. 欠損画像2 (欠損率約10%)
Fig. 7. Image2 with loss (loss rate 10%)

図10～13は、欠損率を変えた図6～9の形状認識・抽出結果である。

図10は、輪郭の欠損率が約5%の図6に対し、形状認識・抽出を行った結果である。認識結果から、輪郭に一部欠損がある場合でも、問題なく形状認識・抽出することができている。

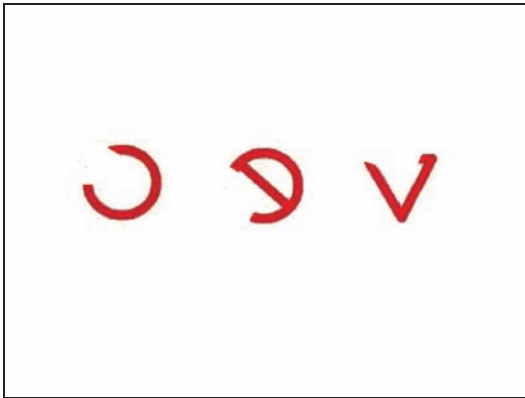


図 8. 欠損画像 3 (欠損率約20%)
Fig. 8. Image3 with loss (loss rate 20%)

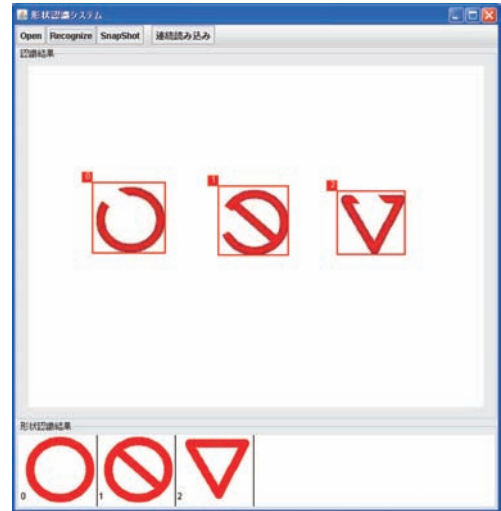


図11. 欠損画像 2 の認識・抽出
Fig. 11. Recognition and extraction result of image2 with loss (Fig. 7)



図 9. 欠損画像 4 (欠損率約35%)
Fig. 9. Image4 with loss (loss rate 35%)

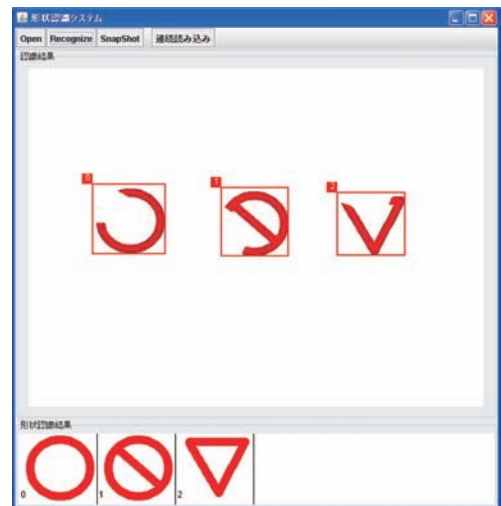


図12. 欠損画像 3 の認識・抽出
Fig. 12. Recognition and extraction of image3 with loss (Fig. 8)

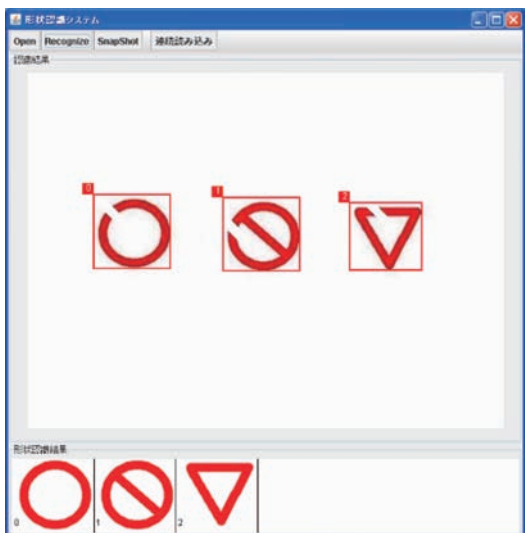


図10. 欠損画像 1 の認識・抽出
Fig. 10. Recognition and extraction result of image1 with loss (Fig. 6)

図11は、輪郭の欠損率が約10%の図7に対し、形状認識・抽出を行った結果である。図7は図6に比べて輪

郭の欠損部分が大きくなっているが、問題なく認識できている。

図12は、輪郭の欠損率が約20%の図8に対し、形状認識を行った結果である。図8は図6・7に比べて輪郭の欠損部分がさらに大きくなっているが、問題なく認識できている。

図13は、図9に対し形状認識・抽出を行った結果である。3つの形状のうち、円形を認識することができなくなっている。円形は、図9の円形の形状に示すように、輪郭の約半分近くが消えているため、今回の提案手法では欠損の部分を補うことができず、円形の形状認識が不可能になったと推測する。

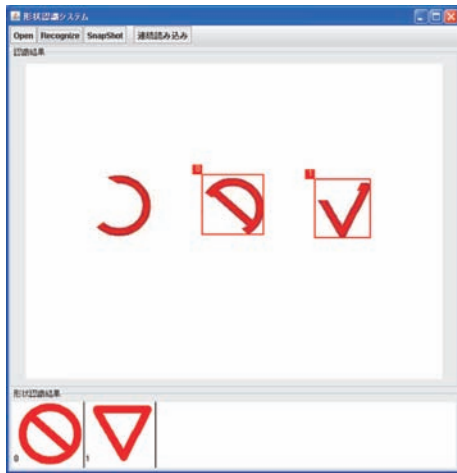


図13. 欠損画像4の認識・抽出

Fig. 13. Recognition and extraction of image4 with loss (Fig. 10)

図10～13の形状認識結果からわかるように、輪郭に欠損のある画像で、欠損率が35%では一部の形状が認識できなくなったが、約20%まで正しく認識することができた。このことは、開発した形状認識ユニットが、SOMの持つクラスタリング特性によって、輪郭の欠損に影響されずに、形状を正しく認識・抽出できることに加え、さらに、1章で述べた輪郭線追跡法式の輪郭画素の欠損に大きく依存するという性質が、本手法では問題とならないことを示している。

4-3 実画像による実験

次に、実画像を用いた形状認識・抽出実験について報告する。図14は、デジタルカメラで撮影した円形道路標識を含むカラー風景画像である。これを入力画像としてSOM's-SREMによる円形道路標識の形状認識実験を行った。



図14. 実画像

Fig. 14. A real image

まず、3章で述べた手順によって、入力画像から赤色部分のみを抽出し、2値化した赤色抽出結果画像を図15

に示す。

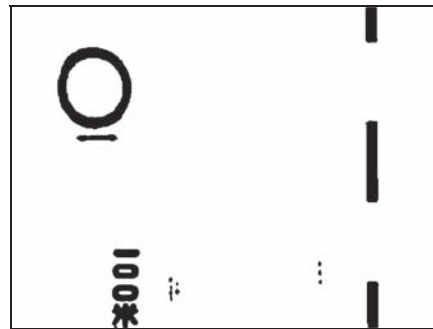


図15. 赤色の抽出結果

Fig. 15. An extraction result of red color.

次に、図16に示すように、入力画像にSobelフィルタを適用して得た輪郭画像をマスク画像とする。

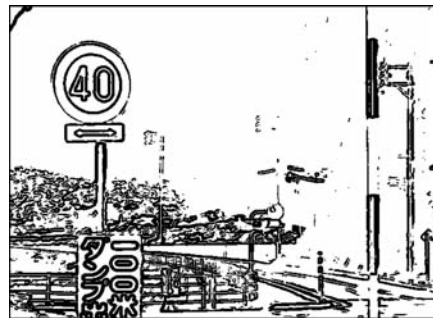


図16. 輪郭画像

Fig. 16. A contour image.

図17は、図15の2値化された赤色抽出画像に対して、マスク処理した結果である。

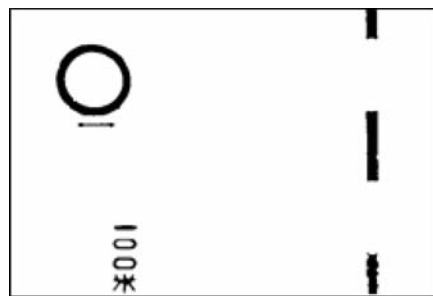


図17. マスク処理の結果

Fig. 17. A result of mask processing.

図17では、図15にある一定面積以下の連結成分が除去されていることが分かる。次に、図17に残っている連結成分をもつ画像をSOM-SRUを使用して形状認識を行う。SOM-SRUへの入力画像とするため、画像サイズの

正規化を行う。図18に、3つの形状認識ユニットに順次入力して、円形標識か禁止標識かそれとも三角形標識かどうかの認識を行い、形状認識・抽出された結果を示す。



図18. 実画像の認識・抽出
Fig. 18. Recognize and extraction of real image.

図18では道路標識以外の連結成分が除去されていることが分かる。



図19. 実験結果
Fig. 19. An experimental result.

図19に示すように、実画像に対して形状認識・抽出を行い、円形標識を認識・抽出できた。

実画像による形状認識実験結果から、実画像に存在する円形道路標識の形状を正しく認識・抽出することができた。開発した形状認識手法 SOM's-SREM では、輪郭の欠損に影響されずに、道路標識を正しく認識・抽出できることを示しており、本手法の有効性を確認した。

5. まとめ

本研究では、画素の欠損に影響を受けにくい形状認識・抽出手法の検討を行い、SOM を導入した新しい形状認識法 (SOM's-SREM) を開発し、赤色の道路標識の形状認識・抽出に適用した。

SOM's-SREM は、あらかじめ特定の形状を認識する

ユニット (SOM-SRU) を作成する。一つの SOM-SRU は、ある一つの形状を認識をできるように、その形状に関連する各種入力データにより SOM アルゴリズムを用いて学習させ、競合層上のマップを完成 (形成) させる。この SOM-SRU を用いて、認識させたい形状の数だけ作成して、SOM's-SREM に組み込む。

SOM's-SREM は、この SOM-SRU を使用して、以下の手順で形状認識・抽出を行う。

1. 形状認識・抽出したい入力画像に対して、平均値フィルタを適用し、RGB 表色系から HLS 表色系に変換し赤色部分のみを抽出して 2 値化画像を作成する。
2. 入力画像に Sobel フィルタを適用して得た輪郭画像を作成し、赤色部分を有する 2 値画像に対してマスク処理を行い、一定面積以下の連結成分を排除してノイズ成分の削除を行い、連結成分の輪郭を整える。
3. 残っている連結成分をもつ画像に対して、画像サイズの正規化を行う。
4. システムが持つ 3 つの形状認識ユニットに、正規化を行った画像を順次入力して円形形状か禁止形状かそれとも三角形状かどうかの認識を行い、形状認識・抽出をする。

次に、開発した SOM's-SREM を、各種欠損を持ったシミュレーション画像の形状認識・抽出実験を行い、輪郭に欠損のある形状からも、正しく形状認識・抽出することができた。この実験結果から、開発した SOM's-SREM による形状認識・抽出手法では、SOM の持つクラスタリング特性を有効に活かし、輪郭線の欠損に影響されずに、形状を正しく認識・抽出できることを示し、本手法の有効性を明らかにした。そして実画像による認識実験を行い、その結果はシミュレーション画像と同様に正しい認識結果を得ることができた。

今後の課題として、実画像では照明条件などにより、標識部分が 2 つの連結成分に分かれてしまい、対象物の形状を正しく認識できない場合がある。本提案手法への入力画像に対して照明条件に左右されにくい前処理法が実現できれば、今回開発した形状認識手法 SOM's-SREM で形状認識抽出が可能となり、本提案手法の有効性がさらに実証されると考える。

付録1. 自己組織化マップ

付録1-1 自己組織化マップの概要

N.N.の一種である自己組織化マップは、T.Kohonenによって提案された教師信号なし近傍競合学習モデルである。その構造は図20に示すように入力層と競合層の2層から構成される。その競合層にはユニットと呼ばれるものが格子状に並んでいる。ユニットは、入力ベクトルと同じ次元数を持つ、外部から参照される参照ベクトルを持つもので、それを抽象化したものである。入力層の入力ベクトルはすべての競合層上のユニットの参照ベクトルと結合している。

競合層のユニットは、ほとんどの場合は2次元あるいは1次元の格子状に構成されているが、球面として構成されている場合もある。

SOMの特徴は教師信号を用いることなく、高次元入力ベクトルを高次元空間上での隣接（位相）関係保持したまま、例として図20に示すような2次元などの低次元空間に非線形写像が可能なことである。このように、SOMはある分布に従う高次元の複数の入力ベクトルに対して、その分布（位相）関係保持したまま低次元レベルにマッピングできる。

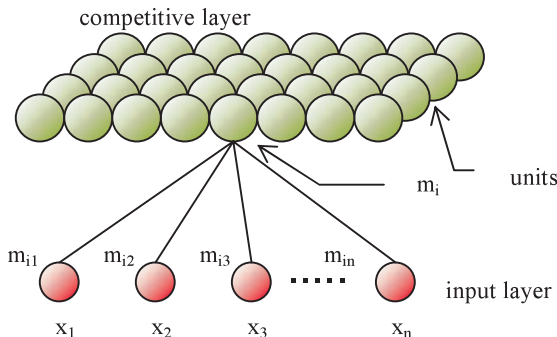


図20. 自己組織化マップ (SOM)
Fig. 20. Self-Organizing Map (SOM)

付録1-2 SOM アルゴリズム

まず、SOMのアルゴリズムについて概説する。入力ベクトル群からランダムに取り出したベクトルを入力ベクトル $x(t)$ とする。この入力ベクトル $x(t)$ に対し、競合層マップ上のユニットから、そのユニットに含まれるベクトル（参照ベクトル）とのユークリッド距離 $|x-m_i|$ が最小になるユニット i を探し、それに添え字 C をつけて、以下の式(4)で定義する。つまり、ユニット i の中で最もユークリッド距離が小さいユニットが C となる。

$$|x - m_c| = \min |x - m_i| \quad (4)$$

式(4)で求められた参照ベクトル $m_c(t)$ を持つユニットを勝者ユニットという。次に、この勝者ユニットを中心とする、ある近傍範囲のユニットに含まれる参照ベクトルを式(5)により、入力ベクトルの値に近づけるための学習をさせる。ここで、勝者ユニット (c_i) の近傍範囲を決定する関数を h_{ci} とし、近傍関数と呼び学習結果を式(5)で示す。

$$m_i(t+1) = m_i(t) + h_{ci}(t) [x(t) - m_i(t)] \quad (5)$$

学習の初期では近傍範囲を大きくとっておき、学習が進むにしたがって単調減少させる。近傍の内側では $h_{ci} = \alpha(t)$ で定義され、近傍の外側では $h_{ci} = 0$ で定義される。この値 $\alpha(t)$ は学習率係数と呼ばれ、勝者ユニットの近傍範囲内にあるベクトルを入力ベクトルにどの程度近づけるかを決定する値である。このようにして学習が進むにしたがって近傍範囲を単調減少させていく。別の言い方をすれば、SOM アルゴリズムは勝者ユニットを中心として、近傍関数によって定義された近傍範囲内にあるユニットに対して学習を行い、近傍範囲外にあるユニットに対しては学習を行わないアルゴリズムといえる。

参考文献

- (1) S. Akamatsu: "Computer Recognition of Human Face -A Survey-", IEICE Trans. D, Vol. J-80-D-II, No. 8, pp. 2031-2046, (1997) (in Japanese)
赤松茂:「コンピュータによる顔認識—サーベイ」、電子情報通信学会論文誌、Vol. J-80-D-II, No. 8, pp. 2031-2046, (1997)
- (2) Y. Iwai, L. Shihong, O. Yamaguchi, and T. Hirayama: "A Survey on Face Detection and Face Recognition", IPSJ SIG Technical Report Vol. 2005, No. 38, pp. 343-368, (2005) (in Japanese)
岩井儀雄・Lao Shihong・山口修・平山高嗣:「画像処理による顔検出と顔認識」、情報処理学会研究報告、Vol. 2005, No. 38, pp. 343-368, (2005)
- (3) K. Sato, M. Ishii, and H. Madokoro: "Experiment and Evaluation on Patrol Robot System for Hospital", IEICE Trans. D, Vol. 84-D-I, No. 6, pp. 855-866, (2001) (in Japanese)
佐藤和人・石井雅樹・間所洋和:「院内巡回ロボットの開発と評価実験」、電子情報通信学会論文誌、Vol. 84-D-I, No. 6, pp. 855-866, (2001).

- (4) G. Mo, and Y. Aoki: "A Recognition Method for Traffic Sign in Color Image", IEICE Trans. D, Vol. J87-D-II, No. 12, pp. 2124-2135, (2004) (in Japanese)
 莫舸舸・青木由直:「カラー画像における道路標識の認識」、電子情報通信学会論文誌、Vol. J87-D-II, No. 12, pp. 2124-2135、(2004)
- (5) H. Yamauchi, A. Kojima, T. Miyamoto, H. Takahashi, and K. Hukunaga: "A Robust Road Sign Recognition by Superposing Extracted Regions from Successive Frames", IEICE Trans. D, Vol. 90-D, No. 2, pp. 494-502, (2007) (in Japanese)
 山内仁・小島篤博・宮本貴朗・高橋浩光・福永邦雄:「連続フレームからの抽出画像の重ね合わせによるロバストな道路標識認識手法」、電子情報通信学会論文誌、Vol. 90-D, No. 2, pp. 494-502、(2007)
- (6) H. Yamauchi, and H. Takahashi: "A Road Sign Recognition Technique by Tracing Outline Vectors", ITE, Vol. 57, No. 7, pp. 847-853, (2003) (in Japanese)
 山内仁・高橋浩光:「輪郭ベクトルの追跡による道路標識の認識」、映像情報メディア学会論文誌、Vol. 57, No. 7, pp. 847-853、(2003)
- (7) H. Ohara, A. Kanagawa, and H. Takahashi: "Classification of Road Signs Using Layered Neural Networks Based on Shape Feature and Color Information", SOFT, Vol. 19, No. 4, pp. 370-377 (2007) (in Japanese)
 小原拓文・金川明弘・高橋浩光:「形状と色に基づくニューラルネットワークを用いた道路標識の分類」、知能と情報(日本知能情報ファジィ学会誌)、Vol. 19, No. 4, pp. 370-377 (2007)
- (8) S. Muraki, and Y. Kita: "A Survey on Medical Applications of 3D Image Analysis and Computer Graphics", IEICE Trans. D, Vol. J87-D-II, No. 10, pp. 1887-1920, (2004) (in Japanese)
 村木茂・喜多泰代:「3次元画像解析とグラフィックス技術の医学応用に関するサーベイ」、電子情報通信学会論文誌、Vol. J87-D-II, No. 10, pp. 1887-1920、(2004)
- (9) H. Ohara, S. Miki, N. Yabuki, Y. Fukui, and Y. Sumi: "Detection and recognition of road signs using Neural Network", The 15th Workshop on Circuits and Systems in Karuizawa, pp. 505-510 (2002-4) (in Japanese)
 小原拓文・三木成彦・藪木登・副井裕・鷺見育亮:「ニューラルネットワークを用いた道路標識の検出および認識」、第15回回路とシステム(軽井沢)ワークショップ論文集、pp. 505-510、(2002-4)
- (10) J. Torresen, Jorgen, W. Bakke and L. Sekanina, "Efficient Recognition of Speed Limit Signs", In proc. of IEEE's 7th Annual IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2004), (2004-10)
- (11) K. Uchimura, H. Kimura and S. Kadowaki: "Extraction and recognition of Roundroad sign on color road sceneimage", IEICE Japan, Vol. J81-A, No. 4, pp. 546-553 (1998-4) (in Japanese)
 内村圭一・木村英雄・脇山慎也:「道路情景カラー画像における円形道路標識の抽出および認識」、信学論(A)、vol. J81-A, no. 4, pp. 546-553、(1998-4)
- (12) D. matura, H. yamauchi and H. Takahashi: "Extraction of round road sign by using specific color detection and limitation of region". IEICE Japan, D-II vol. J85-D-II, no. 6, pp. 1075-1083, (2002-6) (in Japanese)
 松浦大祐・山内仁・高橋浩光:「特定色判別と領域限定を用いた円形道路標識の抽出」、信学論(D-II)、vol. J85-D-II, no.6, pp. 1075-1083、(2002-6)
- (13) N. Yabuki, S. Miki, Y. Sumi and Y. Fukui: "A study on recognition of road sign on the road scene image". IEICE TECHNICAL REPORT OF IEICE, CAS2002-129, pp.27-32, (2003-1) (in Japanese)
 藪木登・三木成彦・鷺見育亮・副井裕:「道路情景画像における交通標識の認識に関する検討」、電子情報通信学会技術研究報告、CAS2002-129, pp. 27-32、(2003-1)
- (14) T. Ueta, Y. Sumi, N. Yabuki, H. Noda, S. Matsumae, Y. Fukumoto and Y. Fukui, "A Study of Road Sign Recognition Method by using the Self-Organization Map.", TECHNICAL REPORT OF IEICE, NLP2004-16, pp. 11-16, (2004-6) (in Japanese)
 植田拓也・鷺見育亮・藪木登・野田尚志・松前進・福本善洋・副井裕「SOMによる道路標識の形状判定方式の検討」、電子情報通信学会技術研究報告、NLP2004-16, pp. 11-16、(2004-6)
- (15) M. Tanaka, H. Ohara, H. Yamauchi, A. Kanekawa: "A study on association decision by using the Self-Organization Map", RENTAI 2005 Proceedings pp. 365-366 (2005-10) (in Japanese)

- 田中充・小原拓文・山内仁・金川明弘：「自己組織化マップを用いた道路標識の連想識別」、平成17年度電気・情報関連学会中国支部連合大会論文集、pp. 365-366、(2005-10)
- (16) M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos: "Snakes: active contour models", IJCV, vol. 1, no. 4, pp. 321-331, 1988.
- (17) K. Sakaue and K. Yamamoto: "Active Net Model and Its Application to Region Extraction", J. ITE Japan, Vol. 45, No. 0, pp. 1155-1163 (1991-10) (in Japanese)
- 坂上勝彦・山本和彦：「動的な網のモデル Active Net とその領域抽出への応用」、テレビジョン学会誌、vol. 45、No. 10、pp. 1155-1163、(1991-10)
- (18) T. Kohonen: "Self-Organization Map", Springer (2005-9)
- (受付日2009年12月3日 受理日2010年2月24日)