

SOMによる道路標識内部領域の抽出処理に関する研究

～道路標識の自動認識に向かって～

A Study on Road Sign Internal Area Extraction Method using Self-Organizing Map

植田 拓也・鷺見 育亮・藪木 登*・松前 進・福本 善洋・築谷 隆雄**・副井 裕***

UETA Takuya, SUMI Yasuaki, YABUKI Noboru, MATSUMAE Susumu,
FUKUMOTO Yoshihiro, TSUKUTANI Takao, FUKUI Yutaka

和文要旨：本論文では、ニューラルネットワークの一種である自己組織化マップを用いた新たな輪郭線抽出の手法について提案する。すでに提案されているカラー画像中から任意の特定色を抽出する代表的な手法である色分布関数と SOM アルゴリズムを統合し、カラー画像に対応した輪郭線抽出のアルゴリズムについて検討を行っている。また、提案手法の有効性を確認するため、道路標識画像に対して提案手法を適用し実験を行っている。最後に提案手法の優位性を示すために、代表的な従来手法であるアクティブネットと比較し、安定的な輪郭線抽出を行うことができることを示す。

【キーワード】 道路標識検出、輪郭線抽出、特徴抽出、自己組織化マップ

Abstract : In this paper, we have proposed the new contour line detection method by Self-Organizing Map which is a kind of the neural network. We have integrated the SOM algorithm and the color distribution function that is proposed already and a representative technique to extract arbitrary specification color from all over the color image. We have examined our algorithm of contour line extraction corresponding to a color image. In addition, we have applied our proposal and tested to a road sign image in order to confirm the effectiveness. It has been shown that our proposal can extract contour line more stable than the ActiveNet as the representative conventional technique.

【Keywords】 road sign detection, contour line extraction, feature extraction, SOM

1. はじめに

近年、道路交通システムは、インテリジェント化に向けて高度道路交通システム (ITS: Intelligent Transport Systems) への移行が強く期待されている。この ITS とは、情報通信や電子制御などの技術を駆使することで、事故や渋滞、環境汚染といった交通に起因する諸問題を解決しようという新しいシステムである。これらの問題を解決するための取り組みの一例として、自動車の安全運転

を支援する分野に大きな期待がある。自動車安全運転支援システムとは、運転者を補助し、安全にかつ効率的に車両の運転を行うことをコンセプトとしており、各所で積極的に研究開発が行われている。これに関連する技術の中でも、重要となるものに走行環境認識技術がある。車両走行中の環境を認識することができれば、その情報によりドライバーが行っている前方環境の認識、及び運転操作を一部でも機械が肩代わりしてくれれば、ドライ

*津山工業高等専門学校

**松江工業高等専門学校

***鳥取大学工学部

バーの負担を軽減することができると思われる。例えば、ドライバーが他のことに気を取られて前方不注意のようなことにより、標識を見落とした場合でも、機械が自動的に検出・認識するシステムができれば、ドライバーの負担軽減につながる。

このような、風景画像から道路標識のような対象物体認識・理解できるためには、風景画像から道路標識認識のための手がかりになる特徴が理解できそれを抽出できなければならない。そのためには、風景画像から道路標識の対象物体が存在する領域の抽出処理が必要になる。画像から対象物体の領域を抽出する手法は様々な方法が検討されており、そのための輪郭検出手法は主に、以下の2つの手法に大きく分かれる。

- A. 動的輪郭モデル¹⁾やアクティブネット²⁾を用いる手法。
- B. ニューラルネットワーク (N.N.) を用いる手法^{4) -18)}。

動的輪郭モデルやアクティブネットは、本来現れるエッジが欠損や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り、様々な改良案が提案されている³⁾。

一方、N.N. を用いた手法としては、セルラ N.N. を用いたもの^{4) -7)}、ニューラルエッジ検出器⁷⁾、Hopfield ネットワーク^{9) -12)}、自己組織化マップ^{13) -18)} を用いたものなど様々な手法が提案されている。また、N.N. を用いた手法で得られる輪郭線抽出結果は大きく分けて2種類に分かれる。

1. 力画像に含まれるエッジを抽出し、輪郭画像を得る手法
2. 力画像に含まれる物体の輪郭そのものを検出する手法

本研究では、風景画像から道路標識抽出・認識を自動的に行わせるため、風景画像から道路標識抽出・認識するためには、最初に道路標識の種類を分類するため標識の形状情報が必要になると考え、道路標識の輪郭線抽出に適用する手法を検討している。そこで、上記 A. 方式の動的輪郭モデルやアクティブネットを用いる手法を採用するかまたは、上記 B. 方式のニューラルネットワーク (N.N.) を用いる手法を採用するか検討を行った。

輪郭画像を得る手法として、一般的に N.N. を用いた手法はノイズに対して比較的頑健であるが、処理の結果得られる領域が必ずしも対象物体と確定していないため、多くの場合に後処理が必要になる。そのため、N.N. を用

いた輪郭画像を得る手法よりは、動的輪郭モデルやアクティブネットの手法のように輪郭そのものを得ることができるものの方が適していると考えた。

しかし、動的輪郭モデルやアクティブネットでは、抽出にあたり、画像の濃度による制約と抽出対象の輪郭形状に関する制約のバランスを決定づけるパラメータが、抽出対象画像毎に微妙な調整が必要とするという問題がある。

したがって、アクティブネットや動的輪郭モデルによる抽出方法は画像中から対象物体を捕らえる方法としては優れているが、輪郭形状を抽出するという用途に対しては適しているとは考えにくいと理解している。

また、N.N. を用いて輪郭そのものを抽出する手法としては、ニューラルエッジ検出器を用いるものがある。この手法では、あらかじめ、抽出したい形状を N.N. に学習させ所望の形状を抽出することができる。しかし、事前に対象物体の形状を学習させる必要がある上に、輪郭線抽出精度が N.N. に入力する特徴量とネットワークの構成 (中間層ユニットの数) に依存することから抽出対象となる画像毎の設定を必要とするという問題がある。

以上のような状況のなか、本論文では、ニューラルネットワークの一種である自己組織化マップ (SOM: Self-Organizing Map) を用いた画像認識への応用に向けて、風景画像から道路標識を自動的に検出・認識する画像認識応用システムについて述べている。自己組織化マップで風景画像から道路標識抽出・認識を自動的に行わせるため、風景画像から道路標識の輪郭線抽出に適用する手法を提案している。特に、風景画像から道路標識を抽出するために、色分布関数¹⁹⁾ によって生成される特定色抽出結果である濃淡画像を従来手法では2値化のみに利用していたため、特定色の類似度情報を捨て去ることになり色分布関数の有効性を十分に活かすことができていなかった。そこで、本論文では色分布関数の有効性に焦点をあて、濃淡画像に対して直接適用してターゲットを抽出するために検討・提案したことについて述べている。

2. 自己組織化マップ

2-1 自己組織化マップの概要

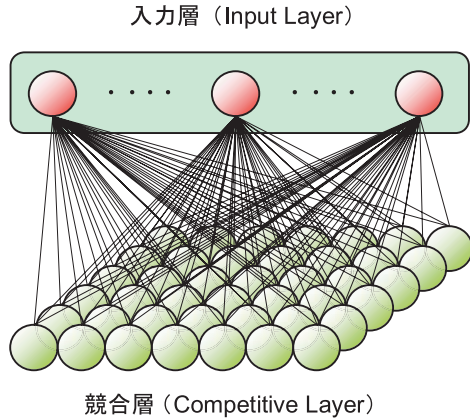


図1 自己組織化マップの構成
Fig. 1 Self-Organizing Map.

自己組織化マップ (SOM: Self-Organizing Map)²⁰⁾とはニューラルネットワークの一種で、教師なし強化学習と近傍学習により、多次元ベクトルを2次元マップなど(1次元などの場合もある)に写像したものである。図1に示すように、SOMは競合層と入力層の2層からなり、競合層にはユニットが格子状に並んでいて、入力層はすべての競合層ユニットと結合している。入力層と競合層ユニットとの結合の様子をわかりやすくしたものを図2に示す。競合層にあるそれぞれのユニットは、 n 次元の参照ベクトルを持っていて、入力層のベクトルと同じ次元である。この2次元マップにあるユニットに含まれる参照ベクトルに対して入力ベクトル群をSOMアルゴリズムにより学習させると、類似度の高い参照ベクトルを持つユニット同士がマップ上で自動的に分類されていくものである。さらに、SOMには位相保持マッピングやノイズに対する頑健性などの特徴がある²¹⁾。

2-1 SOMアルゴリズム

まず、マッピングの対象とな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 $x(t)$ とマップ上にあるユニットに含まれる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 をつけると、以下の式 (2.1) で定義される。

$$|x - m_c| = \min |x - m_i| \quad (2.1)$$

この式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近傍範囲に存在するユニットに含まれる参照ベクトルを以下の式 (2.2) により学習させ、より入力ベクトルに近づける。

$$m_i(t+1) = m_i(t) + h_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)] \quad (2.2)$$

関数 h_{ci} は近傍関数で、学習の初期では近傍のサイズ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、近傍の外側では $h_{ci} = 0$ である。この $\alpha(t)$ の値を学習率係数と呼び、学習が進むにしたがって単調減少させていく。勝者ユニットを中心とした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は学習が行われ、近傍範囲外にあるユニットに対しては学習が行われない。

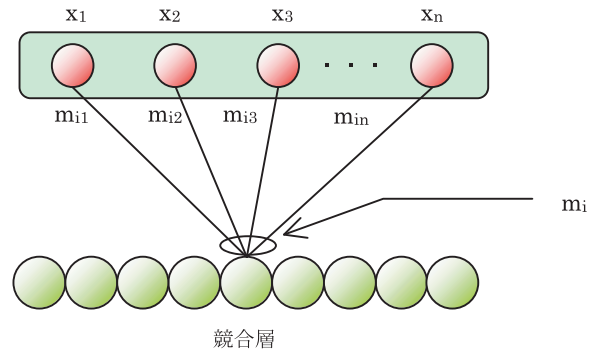


図2 SOMにおける入力層と競合層の結合
Fig. 2 Connection of input layer and competitive one by SOM.

2-3 SOMの順序づけと入力ベクトル群の可視化

SOMの学習過程を示すため、2次元SOMに対して一様分布の入力ベクトル群を学習させたときのSOMの振る舞いを図3に示す。それぞれの図において矩形で囲まれた領域が入力ベクトル空間である。したがって、入力ベクトルは2次元のベクトルである。また、入力ベクトルは多数存在し、各々の入力ベクトルは矩形内の領域に一様分布している。学習回数0回目では、SOMの競合層上の参照ベクトルは乱数によって初期化されているので、図に示すように参照ベクトルの順序づけはなされていない。その参照ベクトルは、補助線が交差している点や終点に相当し、矩形の領域内にある競合層ユニットの位置関係は、参照ベクトルの間に引かれた補助線によって可視化される。学習初期段階では、近傍関数によって定義

される近傍範囲は広く設定する。一般的には競合層全体が範囲に含まれるようにするため、参照ベクトル群に対して大まかな順序づけがなされる。さらに学習が進行するにしたがって、徐々に近傍範囲が狭まる。学習の中期から終期にかけては局所的に参照ベクトルの順序づけがなされ、微調整が行われる。このように SOM では、相対的な位相順序が可視化される。

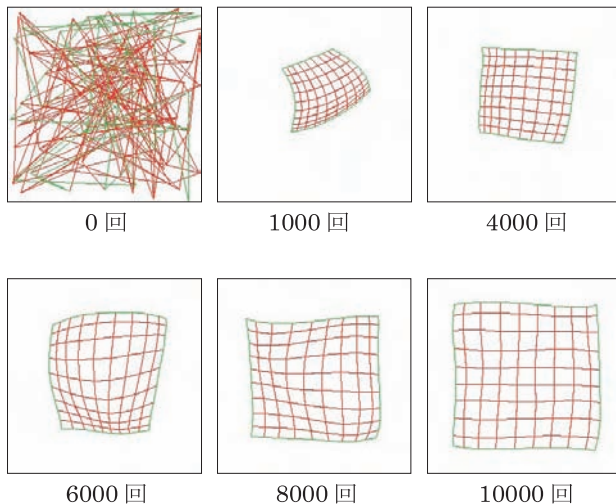


図3 SOMの学習過程
Fig. 3 Learning process of SOM.

3. 自己組織化マップを用いた標識の内部領域・輪郭の抽出処理

3-1 入力画像中からの色抽出

カラー画像中から所望の特定色を持つ画素を抽出するには、その所望の特定色をモデル化する必要がある。すなわち、対象物体の色の本質的な特徴（頻度、ばらつき、分布）のモデル化を行うことにより、所望の特定色の抽出を行う。このような画像から所望の色を持つ画素の抽出を行う手法として、色分布関数を用いる手法¹⁹⁾が提案されている。所望の色に関する多くのサンプルデータ（色標本画像）からその色を表現するモデル（色分布関数）を構築することにより、画像中の所望の色を抽出することができる。また、色標本画像を作成するため、抽出対象になる物体の色空間上における色の分布を考慮した特定色抽出処理ができる。また、色の類似度の応じた濃淡値を得ることができるため、汎用性が高い手法である。本研究では入力画像から標識を抽出するために、特定色の抽出を行っている。そのため、本手法は色抽出において有効な手段と考えられるので、本研究でも採用する。入力画像に対して、色分布関数を適用し標識色の類似度

に応じた濃淡値を持つ画像を得る。これで得られる濃淡画像では標識が存在する場所では濃淡値が大きい領域として存在するので、この画像に対して、2値化処理を行い、標識が存在すると思われる領域を検出する。

3-2 色分布関数

色分布関数¹⁹⁾とは、抽出対象にする物体の色分布をあらかじめ標本色として採取し、共分散行列を求め、後述するように色分布関数として定義したものである。具体的には、あらかじめ標本色として調べた道路標識のカラー画像の特定色の色分布と入力画像に含まれる画素の色を比較し、どの程度、類似しているかを表す尺度になる。これを求める事により、色を手がかりとして入力画像から、色分布関数上の特定色領域に類似している画素のみを取り出すことができる。色分布関数 $h(x, y)$ は、式(3.1)で定義される。

$$h(x, y) = \sum_{x_i=x-l}^{x+l} \sum_{y_i=y-l}^{y+l} g(x-x_i, y-y_i) S(a_i) \quad (3.1)$$

ここで、各変数は以下の通りである。

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.2)$$

$$S(a) = 255 \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2}(a-\mu)^T K^{-1}(a-\mu)\right\} \quad (3.3)$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N a_n \quad (3.4)$$

$$K = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (a_n - \mu)(a_n - \mu)^T \quad (3.5)$$

l はオペレータ半径、 σ^2 は分散とし、入力データの全画素数を N 、色標識画素ベクトルを $a_n = [x_n, y_n]$ で表わしており、 x_n, y_n は n 番目の画素を xy 色度座標に変換した座標である。また、 $a = [x, y]^T$ であり、分布関数作成のための標本画像の全画素平均ベクトルを μ 、共分散行列を K としている。

以下に、本稿で用いる各色標本データから求めた μ 、 K を示す。また、 xy 色度座標平面における各色分布関数を図4に示す。図4において、 x 軸、 y 軸が xy 色度座標平面を表し、 z 軸が $h(x, y)$ を表している。

$$\text{赤色 } \mu = [109, 81]^T \quad K = \begin{bmatrix} 86 & -11 \\ -11 & 5 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

$$\text{青色 } \mu = [58, 62]^T \quad K = \begin{bmatrix} 47 & 38 \\ 38 & 42 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

$$\text{黄色 } \mu = [117, 117]^T \quad K = \begin{bmatrix} 8 & 10 \\ 10 & 14 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

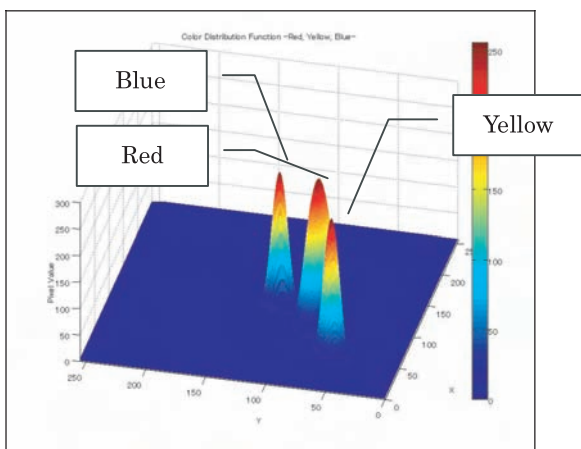


図4 色標本画像から得た色分布関数

Fig. 4 The color distribution function obtained from the color specimen image.

3-3 類似度マップ

類似度マップ¹⁸⁾とは、道路情景画像の各画素に対して色分布関数を適用し、標本色にどれだけ類似しているかを示す「対象物の色らしさ度」に置き換えた濃淡画像である。図5に対して赤色分布関数を適用して得られた類似度マップを図6に示す。図6において、黒に近い画素ほど所望の色である赤色標識色に近いことを示している。また、白色に近い画素ほど赤色標識色から遠いことを示している。入力画像の各画素 e_{ij} の色らしさ度は式 (3.9) で表される。ここで、画素 e の添え字 i, j は入力画像における座標値を表している。

$$S_m(c_{i,j}) = h[x_f(c_{i,j}), y_f(c_{i,j})] \quad (3.9)$$

なお、 $x_f(e_{i,j})$ 、 $y_f(e_{i,j})$ は画素 $e_{i,j}$ を XYZ 色空間における xy 色度座標に変換したものである。



図5 カラー入力画像
Fig. 5 Full color input image.



図6 図5から得られた類似度マップ
Fig. 6 The similarity map obtained from Fig. 5.

3-4 領域の絞り込み

図6に示す画像に2値化処理を適用し、2値化画像を得るが、2値化処理によって得られた画像には、ノイズや、小さい連結成分が多数存在する。そのため、このままでは標識が存在する領域を推定することは難しい。そこで、画像中の画素の分布を利用して、領域の絞り込みを行う。標識が存在する領域は、ある程度画素が他の領域と比べて密集していると期待できるからである。領域の絞り込みは、図7に示すように、画像の縦方向と横方向の黒画素の出現頻度を調べて、出現頻度がある閾値 t を超えている領域で、かつ、ある程度の幅のある領域を抽出し、さらに、縦方向と横方向で重なる領域を何らかの物体が存在する領域として抽出する。図8に示すように、枠で囲った領域が何らかの物体が存在する領域である。

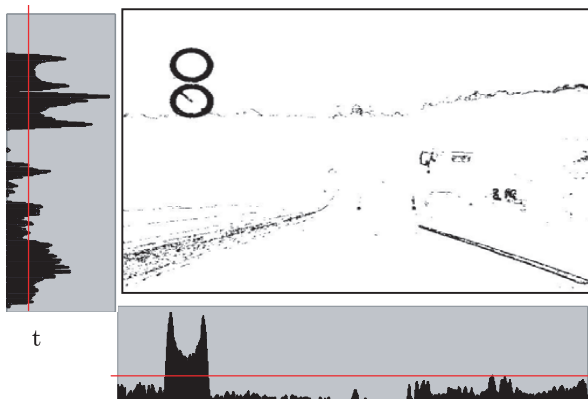


図7 2値化画像とヒストグラム

Fig. 7 Binarized image and histogram.

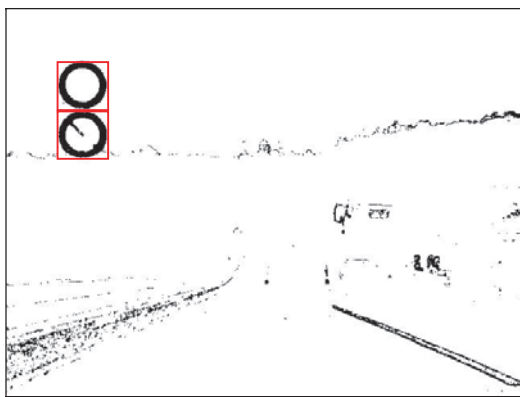


図8 領域特定の結果

Fig. 8 Result of detected areas obtained from input image.

3-5 自己組織化マップを用いた標識内部領域と輪郭の抽出

3-2で述べたように、色分布関数とは各画素における対象物の色らしさを独立に画素ごとに数値化するもので濃淡値を表す。その結果、目標となる標識内の画素であっても対象物の色らしくなければ類似度マップにおいてはその画素の濃淡値は低い値となり、欠損してしまう。また、影や逆光などの要因で標識内の画素集合において対象物の色らしさが失われてしまった場合にはそれらすべてが欠損してしまう。交通標識の認識において一部分が欠損することは、認識処理手順において大きな妨げになる¹⁹⁾。

そこで、本研究では標識の輪郭抽出と、標識の内部領域の抽出処理を行うために画素の欠損が存在していた場合でも、正しく輪郭を抽出することができる手法を検討した。すでに2-3で述べたSOMの特長である位相保持マッピングと、後述の実験で述べるノイズに対する頑健

性を輪郭抽出に応用できるのではないかと考えた。具体的には、SOMに入力する入力ベクトル群として、画像中から標識領域と特定された領域内に存在する黒画素(2値)の座標値を用いた。実験に用いたSOMは、2次元マップでユニット数は 10×10 のものを用いた。それぞれの領域特定された画像中に存在する黒画素の座標値 (x, y) をSOMに入力し、学習させることによって、標識内部領域と輪郭の抽出を行わせる。

3-6 2次元自己組織化マップ

本論文では図9に示すような2次元SOMを用いている。この図は競合層を上から見たものであり、多数の灰色の円形は競合層に配置されているユニットを表している。これらのユニットを線分で結ぶことで、一種のネットと見立てることができる。このようにネット状に見立てることができるのは、競合層ユニットが持つ参照ベクトルが2次元だからである。

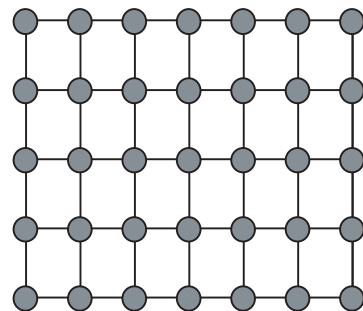


図9 抽出処理に用いる2次元SOM

Fig. 9 Two dimension SOM for contour line extraction

3-7 提案手法1: 2値化画像に対する2次元SOMを用いた抽出処理

ここでは、SOMの特徴である位相保持マッピングとノイズに対する頑健性を輪郭抽出に応用した提案手法を示す。2値化した入力画像から領域特定の結果に基づいて切り出した標識領域を図10に示す。それぞれの画像に対して2次元SOMによる輪郭抽出処理を適用する。図11に示すように、ネット状の2次元SOMが標識の枠にとりつくように覆っていることが確認できる。このようになるのは、SOMの特長である位相保持マッピングによるものである。したがって、もっとも外側のユニットは標識の枠にとどまり、SOMの内部に位置するユニットは、標識内部にとどまることになる。図12は、SOMの抽出結果に基づいて、改めて入力画像から抽出を行った結果である。



図 10 領域特定により切り出された標識領域
Fig. 10 Detected sign image from squeezed one.

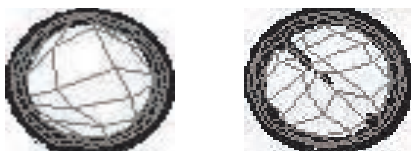


図 11 2次元 SOM による抽出結果
Fig. 11 Result of contour line extraction by two dimension SOM.



図 12 提案手法 1 により抽出された標識内部領域
Fig. 12 Extracted sign inner area by first proposal method.

3-7-1 色抽出の結果が不完全な画像への適用例

3-5に述べたように従来方式では輪郭線抽出において画素の欠損は認識処理において大きな妨げになる。このようなものに対して、我々の提案方式が有効であることを以下に述べる。

色抽出処理の結果が不完全な場合への本手法の適用例を示す。例として図13に示すような入力画像を用いる。この画像に対して、色分布関数を適用し、生成した類似度マップを図14に示す。この画像は色抽出処理が不完全であり、図15に示すように、標識の部分は画素の欠損が多く見受けられる。それぞれの標識領域に対して2次元SOMによる抽出結果を図16に、2次元SOMによる抽出結果に基づいて入力画像に対して再抽出処理を行った結果を図17に示す。実験結果から、図16のような黒画素が多く欠損している2値化画像に対しても、正しく輪郭と標識内部領域を抽出できていることが確認できる。このように本手法の特長は、画素の欠損が多く見受けられるノイズが多数含まれる画像に対しても正しく輪郭を抽出できることにある。



図 13 カラー入力画像
Fig. 13 Full color input image.



図 14 図 13 から得られた類似度マップ
Fig. 14 The similarity map obtained from Fig. 13.

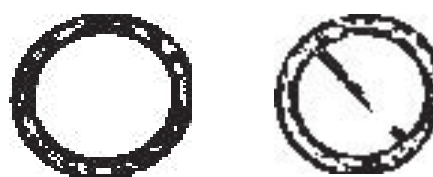


図 15 領域特定により切り出された標識領域
Fig. 15 Detected sign image from squeezed one.

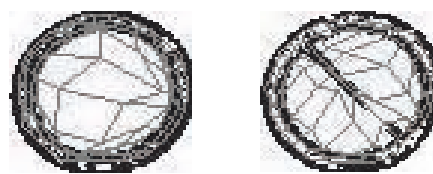


図 16 2次元 SOM による抽出結果
Fig. 16 Result of contour line extraction by two dimension SOM.

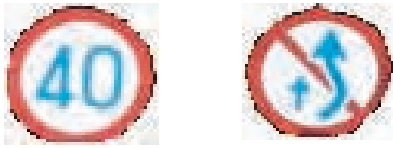


図 17 提案手法 1 により抽出された標識内部領域
Fig. 17 Extracted sign inner area by first proposal method.

3-8 提案手法 2: 濃淡画像への応用

提案手法 1 では濃淡画像を 2 値化してから適用していた。提案手法 2 では、2 値化処理を行わず、直接、濃淡画像に対して適用できる輪郭抽出手法を示す。

われわれの提案手法の特徴は前処理としてカラー画像に対して色分布関数を適用し特定色抽出を行う方式を採用している。本手法では、色の類似度に応じた濃淡画像を得ることができるため、直接、濃淡画像に対して適用できる輪郭抽出処理を用いることが望ましい。そこで、本研究では SOM を用いて、輪郭抽出手法を濃淡画像に適用できるように、具体的には、SOM アルゴリズムにおける学習率係数に着目して適応的に変化させる方式を検討し、その方式 (DCDAM: Direct Color Distribution Applying Method) を開発した。

3-9 SOM アルゴリズムへの色分布関数の導入

すでに提案手法 1 で示した 2 値化画像への適用では、入力層に黒画素のみの座標値を入力することで、輪郭線抽出を行った。一方、濃淡画像は階調画像であるので、入力層に画素の座標値を入力するかどうかを 2 値化画像のように判断することができない。そのため、濃淡画像に対して適用する場合、画像に含まれる全ての画素の座標値を入力層から入力する必要がある。しかし、この方法では競合層におけるマッピングに濃淡値を反映させることができない。そこで、着目したのが学習率係数である。SOM アルゴリズムにおける学習率係数 $\alpha(t)$ は、マップ上の各ユニットが持つ参照ベクトルを入力ベクトルにどれだけ近づけるかを決定するパラメータである。学習率係数を用いて、高い画素値を持つ画素に対しては積極的に学習し、低い画素値を持つ画素に対しては消極的な学習を行う仕組みを導入する。そこで、入力カラー画像に色分布関数を適用し得られる濃淡画像に含まれる画素の濃淡値に対して、式 (3.11) に示すように学習率係数 $\alpha(t)$ に画素値に応じた重みを出力する関数 $w(x)$ を導入し、適応的に学習率係数を変化させる方式を開発した。提案手法の仕組みを図示したものを図 18 に示す。

$$x = S_m(e_{i,j}) \quad (3.10)$$

$$\alpha(t) = w(x)\alpha_0\left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad 0 \leq w(x) \leq 1 \quad (3.11)$$

次に、重み関数にどのようなものを用いるかが問題になるが、予備実験の結果、式 (3.12) の重み関数を用いることで正しく輪郭線抽出を行えることがわかった。式 (3.12) の重み関数を適用した結果を図 20 に示す。図に示すように、画像 (a)、画像 (b) の輪郭線抽出結果では、輪郭線を忠実に捉えていることが確認できるため、正しく輪郭線を抽出できていることになる。一方、画像 (c) は入力画像にノイズが多かったために、白色に近い画素が多数含まれている画像である。このようなノイズが多い濃淡画像でも輪郭線抽出を行うことができていた。このように、提案手法 2 (DCDAM) はノイズに対する頑健性が高い輪郭線抽出手法であると言える。

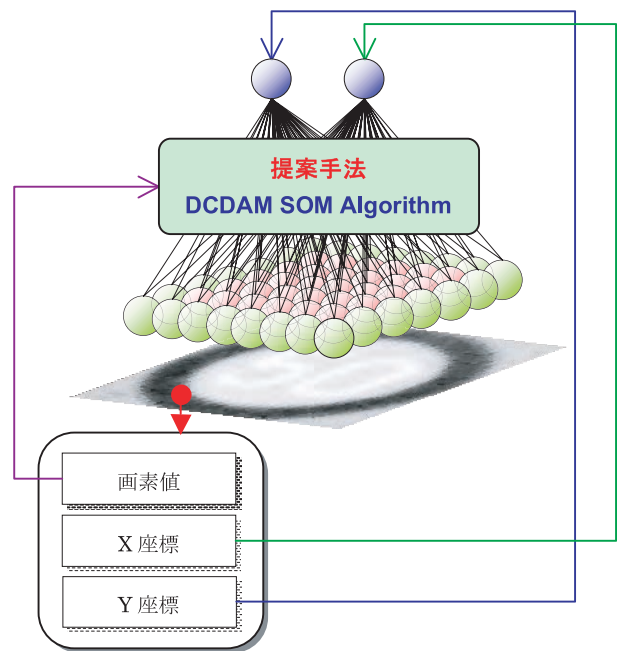


図 18 提案手法 2 (DCDAM)

Fig. 18 Second proposal method (DCDAM: Direct Color Distribution Applying Method) .

$$w(x) = \frac{1}{255^2} x^2 \quad (3.12)$$

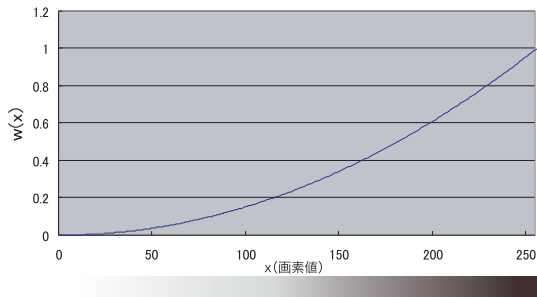


図 19 式 (3.12) のグラフ

Fig. 19 Graph of equation (3.12) .

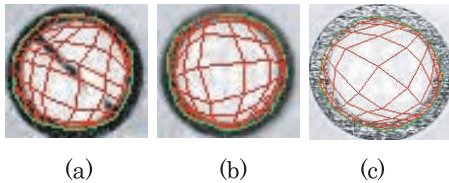


図 20 提案手法 2 による輪郭線抽出結果

Fig. 20 Result of contour line extracted by second proposal method.

3-10 その他の色・形状を持つ標識への適用例

以上ここまで示してきた適用例は赤色かつ円形の標識の場合である。ここでは、さらに他の色、他の形状を持つ標識にも本手法が適用できることを示す。標識の色によって形状が異なっている。青色標識に対して適用した結果を図 21～図 23 に示し、黄色標識に対して適用した結果を図 24～図 26 に示す。ここで、図 21 は青色標識を含む入力画像で、図 22 は図 21 から得られた濃淡画像であり、図 23 は 2次元 SOM の適用結果と抽出された標識内部領域である。また、図 24 は黄色標識を含む入力画像で、図 25 は図 24 から得られた濃淡画像であり、図 26 は 2次元 SOM の適用結果と抽出された標識内部領域である。各々の実験結果に示すように、それぞれの色と形状を持つ標識に対しても正しく輪郭線を捉えることができていることが確認できる。

黄色標識に対する適用結果では、図 25 に示す画像のように標識が正しく抽出されているが、標識以外の物体も抽出されている。この物体は前方を走行する車のナンバープレートである。このように標識の色と似ている物体が存在する場合、標識領域として抽出されるおそれがある。しかし、このような場合には、標識内部の画像とのパターンマッチングなどの処理を行うことで標識の候補から容易に削除できる。



図 21 青色標識を含む入力画像

Fig. 21 Input image with a blue sign.



図 22 図 21 から得られた類似度マップ

Fig. 22 The similarity map obtained from Fig. 21.

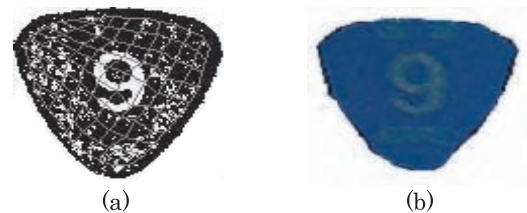


図 23 提案手法の適用結果 (a) と抽出された標識内部領域 (b)

Fig. 23 Applied result by proposal method and sign inner area extracted.



図 24 黄色標識を含む入力画像
Fig. 24 Input image with a yellow sign

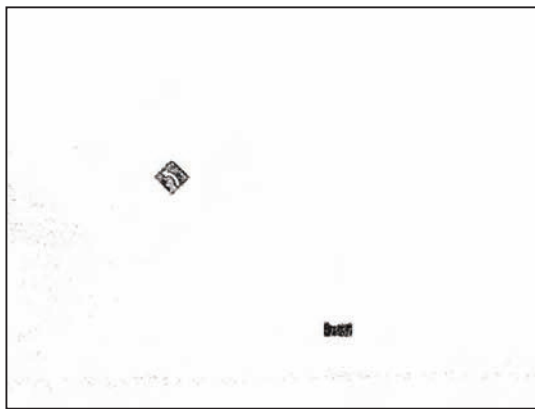


図 25 24 から得られた類似度マップ
Fig. 25 The similarity map obtained from Fig. 24

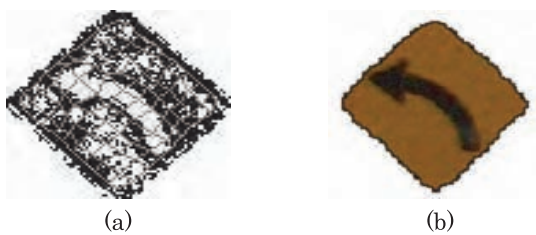


図 26 提案手法の適用結果 (a) と抽出された
標識内部領域 (b)
Fig. 26 Applied result by proposal method and sign
inner area extracted.

4. 提案手法の有効性確認

本提案手法の有効性を確認するため、従来手法の一つであるアクティブネットとの比較を行った。一例として、反復演算回数を 2000 回としてアクティブネットを輪郭線抽出に適用した結果を図 27 に示す。

実験例に示すように、アクティブネットでは反復演算回数が 400 回付近に達したとき、対象物体の輪郭を捉えているが、アクティブネットでは反復演算停止条件が確立していない。反復演算回数が 2000 回に達するまでに、対象物体の輪郭から外れてしまい、正しく輪郭を抽出することができていない。このように、アクティブネットでは反復演算回数やパラメータの設定によっては、対象物体の輪郭から外れてしまうことがあるため、あらかじめ、適切な反復演算回数を指定することは難しい。

次に、提案手法による輪郭抽出の様子を示す。学習回数を 2000 回、8000 回とした場合の結果を図 28 に示す。実験の結果、学習回数が 2000 回の場合、8000 回の場合ともに正しく輪郭を抽出できていることが分かる。アクティブネットでは、あらかじめ、適切な演算回数を指定しなければ、正しい結果を得ることが難しいが、提案手法では、対象物体の輪郭を捉えた後、学習が進行しても輪郭から外れてしまうことがなく、アクティブネットと比較して有効性が高いと言える。

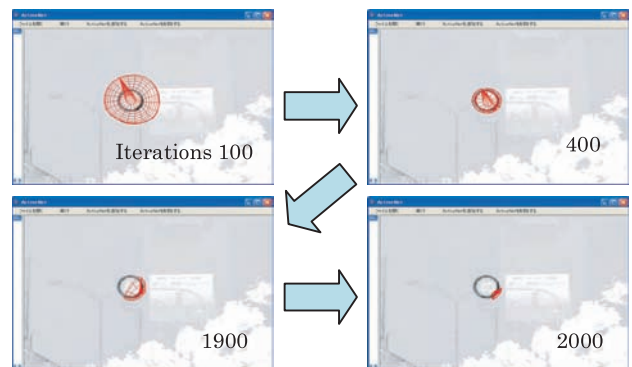


図 27 アクティブネットによる輪郭抽出
Fig. 27 Contour line extraction by an Active Net

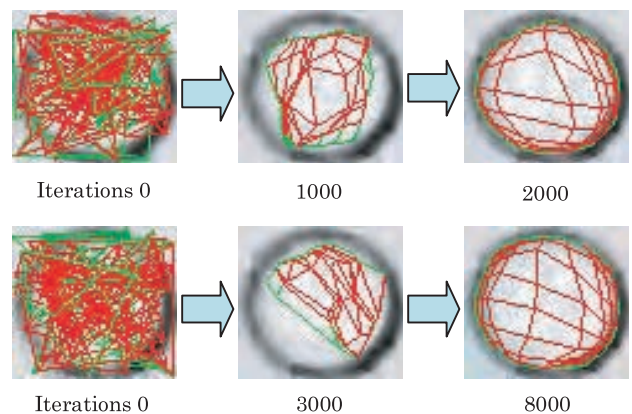


図 28 提案手法による輪郭抽出
Fig. 28 Contour line extraction procession by proposal method

5. まとめ

本論文では、自己組織化マップの画像認識への応用について述べ、具体的なアプリケーションとして道路標識の認識を取り扱った。色分布関数を用いて特定色の抽出を行うことで道路標識の検出を行い、この道路標識の形状情報を得るために、自己組織化マップを用いた新しい輪郭線抽出手法を提案した。まず、カラー画像に対して色分布関数を適用して得られた濃淡画像を2値化したものに対して、自己組織化マップを用いて輪郭線抽出を行った(提案手法2)。その結果、自己組織化マップの競合層の最外郭ユニットの参照ベクトルが輪郭線の離散的な座標値に収束したことで、輪郭線抽出を行うことができることを示した。また、ノイズに対する頑健性を検証するため、色抽出が不完全でノイズが多数含まれる画像に対して実験を行い、ノイズの部分を修復しながら輪郭線抽出を行えることを示した。

次に提案手法2であるDCDAMにおいては、色分布関数を自己組織化マップの競合層におけるマッピングを積極的に制御するための関数として位置づけ、色分布関数と基本SOMアルゴリズムとの統合を図ることで濃淡画像に対して適用できることを示した。

提案手法の有効性を確認するため、代表的な従来手法の一つであるアクティブネットとの比較を行った。その結果、提案手法では、対象物体の輪郭を捉えた後、学習が進行しても輪郭から外れてしまうことがなく、安定した輪郭線抽出を行うことができることを示した。

6. 今後の課題

本論文で述べている輪郭線抽出法は2次元SOMを用いる手法であり、SOMアルゴリズムに基づいて演算を行っている。PCなどの汎用計算機を用いてSOMアルゴリズムを実行する場合、競合層上の演算を逐次処理で行う必要があり処理に時間がかかる。実際の道路標識の認識を行うシステムはリアルタイム性を持つことが要求される。

そこで、SOMの競合層上における演算を並列に行うハードウェアを用いることにより、大幅に演算時間を減少させる手法が提案されている²⁰⁾。このような手法を、2次元SOMを用いた輪郭線抽出法に適用することで、リアルタイム性を確保できると考えられ、今後の検討課題である。

注・参考文献

- 1) M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: active contour models," *IJCV*, Vol.1, No.4, pp.321-331, 1988.
- 2) 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.
- 3) 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”、*信学論*、Vol. J87-D-II, No.10, pp.1887-1920, 2004.
- 4) C.Rekeczky, A.Schults, I.Szatmari, T.Roska, and L.O. Chua, "Image segmentation and edge detection via constrained diffusion and adaptive morphology: A CNN approach to bubble/debris image enhancement", *Proc. Int. Sympo. Nonlinear Theory & Appli.*, pp.209-212, Hawaii, 1997.
- 5) I.N.Aizenberg, N.N.Aizenberg, and J.Vandewalle, "Precise edge detection: Representation via Boolean functions, implementation on the CNN", *Proc. IEEE Int. Workshop Cellular N.N. and Their Appli.*, pp.301-306, London, UK, 1998.
- 6) C.Rekeczky, T.Roska, and A.Ushida, "CNN based difference-controlled adaptive nonlinear image filters", *Int. J. Circuit Theory & Appli.*, vol.26, pp.375-423, 1998.
- 7) 大橋剛介、大矢晃久、名取道也、中島真人、“超音波エコー画像の3次元表示のためのニューラルネットワークを用いた輪郭線抽出法”、*信学論*、Vol.J76-D-II, No.2, pp.368-373, 1993.
- 8) 鈴木賢治、堀場勇夫、杉江昇、南木道生、“ニューラルエッジ検出器を利用したDSAにおける左心室の輪郭抽出”、*信学論*、Vol.J83-D-II, No.10, pp.2017-2029, 2000.
- 9) M.S.Bhuiyan, M.Sato, H.Fujimoto, and A.Iwata, "Edge detection by neural network with line process", *Proc. Int. Joint Conf. N.N.*, pp.1223-1226, 1993.
- 10) M.S.Bhuiyan, M.Sato, H.Fujimoto, and A.Iwata, "An improved neural network based edge detection method", *Proc. Int. Conf. Neural Info. Proc.*, vol.1, pp.620-625, Seoul, Korea, 1994.
- 11) H.Iwata, T.Agui, and H.Nagahashi, "Boundary detection of color images using neural networks", *Proc. IEEE ICNN*, pp.1426-1429, 1995.
- 12) M.Muneyasu, K.Hotta, and T.Hinamoto, "Image restoration by Hopfield networks considering the line process", *Proc. IEEE ICNN*, pp.1703-1706, 1995.
- 13) H.Nagai, Y.Miyanaga, and K.Tochinai, "An edge detection by using self-organization", *Proc. IEEE ICASSP*, pp.2749-2752, 1998.
- 14) P.J.Toivanen, J.Ansamaki, S.Leppajarvi, and

- J.P.S.Parkkinen, "Edge detection of multispectral images using the 1-D self organizing map, " Proc. Int. Conf. Artificial N.N., pp.737-742, Skovde, Sweden, 1998.
- 15) P.J.Toivanen, J.Ansamaki, S.Leppajarvi, and J.P.S.Parkkinen, "Multispectral Edge Detection Using the 2-Dimensional Self-Organizing Map" , Proc. IS&T/SPIE Conference on Applications of Artificial N.N. in Image Processing IV pp.103-110, 1999.
- 16) Peter Doucette, Peggy Agouris, Anthony Stefanidis, and Mohamad Musavi, "Self-organized clustering for road extraction in classified imagery" , ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing 55 pp.347-358, 2001.
- 17) A.J.Abrantes and J.S.Marques, "Unified approach to Snakes, elastic nets and Kohonen maps", Proc. IEEE ICASSP, pp.3427-3430, 1995.
- 18) L.Guan, S.W.Perry, R.Romagnoli, H.Wong, and H.Kong, "Neural vision system and applications in image processing and analysis", Proc. IEEE ICASSP, pp.1245-1248, 1998.
- 19) 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”、信学技報、CAS2002-129, pp.27-32, 2003.
- 20) 山川烈、堀尾恵一、田向権、“高速 WTA アルゴリズムを用いた自己組織化マップとそのデジタルハードウェアによるアクセラレータ”、第4回自己組織化マップ(SOM)研究会2003講演論文集、pp.33-36, 2003.
- 21) T.Kohonen, "Self-Organizing Maps" , Springer, 2005.

(2007年3月7日受理)