

自己組織化マップを用いた濃淡画像からの輪郭抽出手法

DCDAM

鷲見育亮[†] 難波福弥[†] 植田拓也^{††} 藪木登^{†††} 築谷隆雄^{††††}

E-Mail:{sumi,m-namba@kankyo-u.ac.jp}

[†]鳥取環境大学大学院 ^{††}株式会社ギャラクシー

^{†††}津山工業高等専門学校 ^{††††}松江工業高等専門学校

概要:すでに道路情景画像から2値化処理を行い、道路標識の輪郭を抽出するための手法を提案しているが、この提案手法では特定色抽出の結果である色分布関数によって生成された濃淡画像を2値化していたため、色分布関数の有効性を活かすことができていない。そこで、本論文では色分布関数の有効性を活かすため、濃淡画像に対して直接適用できるように、自己組織化マップを用いた新しい輪郭線抽出手法(DCDAM)を提案する。その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。見落とされがちな道路標識を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とを期待できる。

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

Contour Line Extraction from Grayscale Image using Self-Organizing Map: DCDAM

Yasuaki SUMI[†] Fukuya NAMBA[†] Takuya UETA^{††}

Noboru YABUKI^{†††} Takao TSUKUTANI^{††††}

E-Mail:{sumi,m-namba@kankyo-u.ac.jp}

[†]Graduate School of Environmental and Information Studies,

Tottori University of Environmental Studies

^{††}GALAXY Inc.

^{†††}Tsuyama National College of Technology ^{††††}Matsue National College of Technology

Abstract: We have already our proposal method applying to the road sign to binarize image. But, in our method it can not fully pull out the ability of color distribution function. Therefore, in our paper, to promote the ability of color distribution function and apply to the grayscale image directly we have proposed new contour extraction method (DCDAM) by using Self-Organization Map. As the concrete application of it, we have dealt the road sign recognition. We hope our proposal is useful to the system which detects and recognizes automatically and reduce the load of the driver.

Keyword: Road sign detection, contour line extraction, feature extraction, Self-Organizing Map

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 System)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。このシステムの中には、安全運転の支援といったテーマがある。車両ドライバーは常に走行

環境認識と車両の制御を行わなければならない。ここで、見落とされがちな道路標識を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、画像から対象物体を認識、理解するためには認識の手がかりになる特徴を抽出しなければならない。そのためには、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いる。輪郭検出の手法は主に、動的輪郭モデル[1]やアクティブネット[2]を用いる手法と

ニューラルネットワーク (N.N.) を用いる手法の 2 つに大きく分かれる。

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]-[6]、ニューラルエッジ検出器[7]、Hopfield ネットワーク[8]-[10]、自己組織化マップ[11]-[15]を用いたものなど様々な手法が提案されている。N.N.を用いた手法で得られる輪郭抽出結果は大きく分けて 2 種類ある。それは、入力画像に含まれるエッジを抽出し、輪郭画像を得る手法と、入力画像に含まれる物体の輪郭そのものを検出する手法の 2 つである。

本研究では、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。上記の輪郭画像を得る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、この輪郭画像を得る手法よりは、輪郭そのものを得ることができる動的輪郭モデルやアクティブネットの手法が適しているといえる。しかし、動的輪郭モデルやアクティブネットでは、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、画像毎に微妙な調整が必要となる問題がある。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。

一方、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、輪郭抽出精度が N.N.に輸入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。

本論文では、自己組織化マップを濃淡画像の輪郭線抽出に適用する手法を提案する。すでに従来手法[16]において道路標識の 2 値化画像に適用する手法について提案している。しかし、従来手法では特定色抽出の結果である色分布関数[17]によって生成された濃淡画像を 2 値化していたため、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を活かすため、濃淡画像に対して直接適用できる手法を提案する。

2 自己組織化マップ

2.1 自己組織化マップの概要

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) とは、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り、広く一般的に用いられている構造は、図 1 に示すように入力層と競合層の 2 層から構成されている[18]。競合層にはユニットが格子状に並んでおり、入力層はすべての競合層ユニットと結合している。ユニットとは、入力ベクトルと同じ次元数を持つ参照ベクトルを抽象化したものである。競合層は、ほとんどの場合は 1 次元あるいは 2 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。主な機能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関係を保持したまま、2 次元マップなどの低次元空間に対して非線形写像が可能なことである。したがって、ある分布に従う複数の高次元入力ベクトルに対して、その分布を保持したままマッピングすることができる。

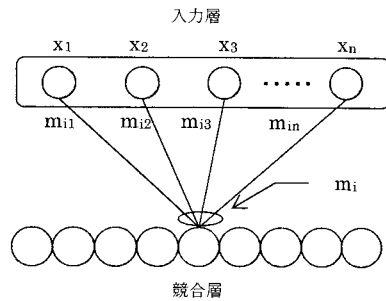


図 1. 自己組織化マップ(SOM)

2.2 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、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。

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

関数 h_{c_i} 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 $h_{c_i} = \alpha(t)$ で、近傍の外側では $h_{c_i} = 0$ 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。

3 色分布関数を用いたカラー画像からの特定色抽出

3.1 入力画像中からの特定色抽出

入力画像中から特定の色を抽出するための手法として色分布関数を用いる手法[17]が提案されている。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、標識が存在するとと思われる領域を検出する。

3.2 色分布関数と類似度マップ

色分布関数とは、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。式(3.1)に示すように、色の分布は正規化分布と仮定する。さらに、広い範囲の撮影条件に対応できるように、式(3.2)に示すようなガウスフィルタを式(3.1)へ適用したものを式(3.3)に示す。このように色分布関数 $h(x, y)$ は、式(3.3)のように定義される。ガウスフィルタとはガウス関数を用いた平滑化フィルタの一種である。

$$S(\mathbf{a}) = 255 \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{a}-\boldsymbol{\mu})^T \mathbf{K}^{-1}(\mathbf{a}-\boldsymbol{\mu})\right\} \quad (3.1)$$

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

$$h(x, y) = \sum_{x_i=x-l}^{x+l} \sum_{y_i=y-l}^{y+l} g(x-x_i, y-y_i) S(\mathbf{a}_i) \quad (3.3)$$

ここで、各変数は以下の通りである。

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_n \quad (3.4)$$

$$\mathbf{K} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\mathbf{a}_n - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{a}_n - \boldsymbol{\mu})^T \quad (3.5)$$

l はガウスフィルタにおけるオペレータ半径であり、 σ^2 はガウスフィルタにおける分散である。入力データの全画素数を N 、色標識画素ベクトルを $\mathbf{a}_n = [x_n, y_n]$ 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、 $\mathbf{a} = [x, y]^T$ 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 $\boldsymbol{\mu}$ 、共分散行列を \mathbf{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 $\boldsymbol{\mu}$ 、 \mathbf{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 2 に示す。図 2 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。

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

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

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

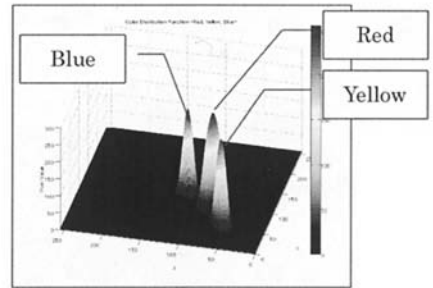


図 2. 色標本画像から得た色分布関数

3.3 類似度マップ

類似度マップ[17]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 3 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 4 に示す。図 4

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 $e_{i,j}$ の色らしき度は式(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。

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

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 3. カラー入力画像

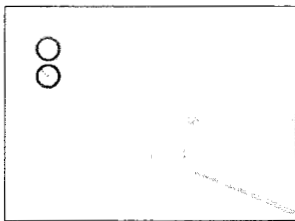


図 4. 図 3 から得られた類似度マップ

3.4 領域の絞り込み

図 4 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、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 5 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。

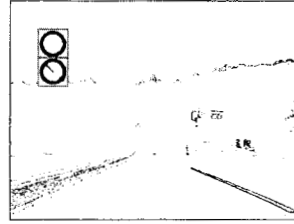


図 5. 領域特定の結果

4 SOM を用いた道路標識輪郭の抽出

4.1 特定色抽出処理における問題点

3.2 節で述べたように、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[17]。

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。ここで 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できるのではないかと考えた。その結果、SOM を用いることによって、画素の欠損が存在する場合でも輪郭抽出処理を安定的に行うことができる。

4.2 提案手法：濃淡画像への適用 (DCDAM)

我々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ことである。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応できるように、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。

4.3 SOM アルゴリズムへの色分布関数の導入

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。学習率係数を利用することで、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(4.2)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 6 に示す。

$$x = \sum_m (e_{i,j}) \quad (4.1)$$

$$\alpha(t) = w(x)\alpha_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad 0 \leq w(x) \leq 1 \quad (4.2)$$

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(4.3)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。重み関数としては、式(4.3)に示すようなシグモイド型関数を用い、適用した結果を図 8 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、輪郭線を正確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る。このように、提案手法(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。

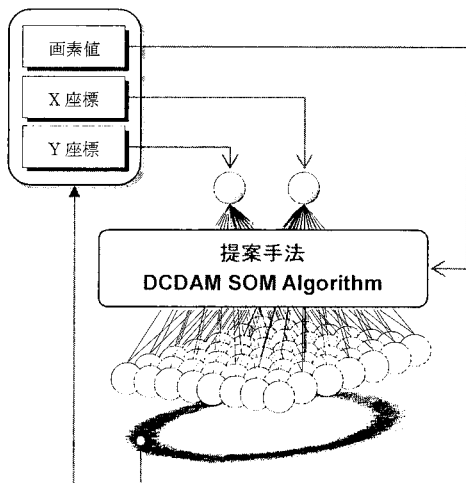


図 6. 提案手法(DCDAM)

$$w(x) = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(x - \theta)\}} \quad (4.3)$$

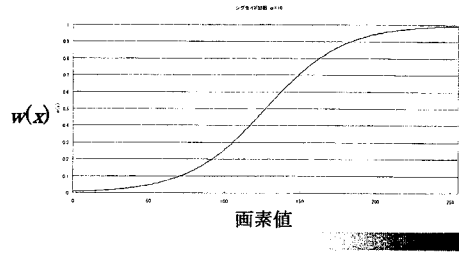


図 7. 式(4.3)のグラフ

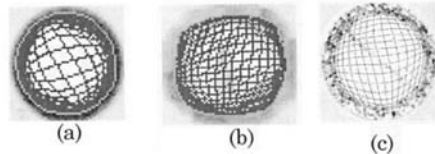


図 8. 提案手法による輪郭線抽出結果

4.4 その他の色・形状を持つ標識への適用例

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 9～図 11 に示す。ここで、図 9 は青色標識を含む入力画像で、図 10 は図 9 から得られた濃淡画像であり、図 11 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。実験結果に示すように、このような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。



図 9. 青色標識を含む入力画像

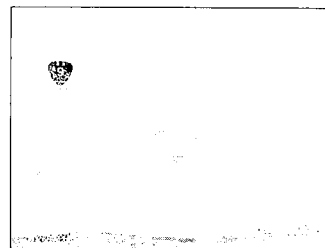


図 10. 図 9 から得られた類似度マップ



図 11. 提案手法の適用結果と抽出された標識内部領域

5 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 12 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 13 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い。このような結果を得ることができるのは、競合層上における最外郭のユニットが持つ参照ベクトルの値が、学習が進行するにしたがって、離散的な輪郭線の座標値に収束していくからであり、提案手法は輪郭から外れてしまうことがない。このような性質から、アクティブネットと比較して有効性が高いと言える。

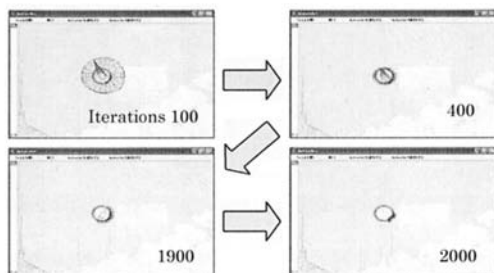


図 12. アクティブネットによる輪郭抽出

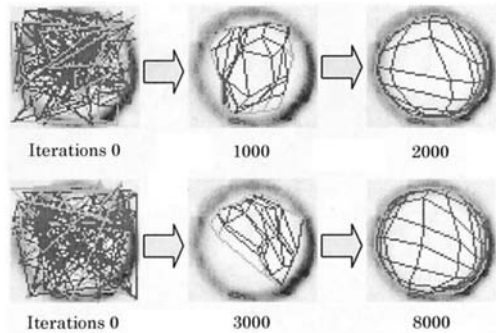


図 13. 提案手法による輪郭抽出

6 まとめ

すでに我々が道路標識の 2 値化画像に適用する手法について提案している。この手法では輪郭抽出のために特定色抽出の結果である色分布関数によって生成された濃淡画像を 2 値化していた。この手法では、対象物体の統計的な色抽出結果を行うことのできる色分布関数の有効性を十分に活かすことができていない。

そこで、本論文では色分布関数の有効性をさらに活用するため、濃淡画像に対して直接適用できる、自己組織化マップを用いた新しい輪郭線抽出手法(DCDAM)を提案した。実験の結果から画素の欠損が起こっている場合でも安定的に道路標識領域の抽出を行うことができ、代表的な従来手法の 1 つである Active Net と比較し、より安定的に抽出を行えることを示した。その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。見落とされがちな道路標識を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とを期待できる。

今後の課題としては、提案手法を ITS に応用するために必要な処理時間の検討などが考えられる。

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] 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.
- [5] 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.
- [6] 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抽出法", 信学論, Vol.J76-D-II, No.2, pp.368-373, 1993.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] H.Iwata, T.Agui, and H.Nagahashi, "Boundary detection of color images using neural networks", Proc. IEEE ICNN, pp.1426-1429, 1995.
- [10] M.Muneyasu, K.Hotta, and T.Hinamoto, "Image restoration by Hopfield networks considering the line process", Proc. IEEE ICNN, pp.1703-1706, 1995.
- [11] H.Nagai, Y.Miyanaga, and K.Tochinai, "An edge detection by using self-organization", Proc. IEEE ICASSP, pp.2749-2752, 1998.
- [12] 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.
- [13] P.Doucette, P.Agouris, A.Stefanidis, and M. Musavi, "Self-organized clustering for road extraction in classified imagery", ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing 55 pp.347-358, 2001.
- [14] A.J.Abrantes and J.S.Marques, "Unified approach to Snakes, elastic nets and Kohonen maps", Proc. IEEE ICASSP, pp.3427-3430, 1995.
- [15] 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.
- [16] 植田拓也, 鷺見育亮, 藪木登, 松前進, 福本善洋, 副井裕, "SOM による道路標識内部領域の抽出処理の検討", 第 19 回 回路とシステム軽井沢ワークショップ 論文集, pp.535-540, 2006.
- [17] 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.
- [18] T.Kohonen, "自己組織化マップ", Springer, 2005.