

DCDAM を用いた Active Net の抽出精度向上手法に関する検討

難波 福弥[†] 鷺見 育亮[†] 植田 拓也[‡] 藪木 登^{††} 築谷 隆雄^{†††}

[†]鳥取環境大学大学院 〒689-1111 鳥取県鳥取市若葉台北 1-1-1

[‡]ギャラクシー株式会社

^{††}津山工業高等専門学校

^{†††}松江工業高等専門学校

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

概要 画像認識・理解のためには、画像中から文字や人、ランドマークなど何らかの特徴を有した対象物体を抽出することは必須であり、抽出を行うための一手法として Active Net がある。画面全体からの目標物抽出ができるが画像端にある目標物捕捉が難しいことが挙げられ、解決手法として様々な手法が提案されている。しかし、所望の結果とは異なる結果を得ることが多々あった。そこで、本研究では Active Net の抽出精度向上のため、輪郭抽出手法として提案した DCDAM を用いて対象物体候補の位置推定を行い、その推定位置に Active Net を配置して、対象物体の抽出を試みた。実画像を用いたシミュレーション実験により画像端に目標物がある場合でも従来手法と比較して抽出できないような対象物体が複数存在している場合などにおいても提案手法では正しく抽出を行うことを示した。

キーワード 物体抽出, Active Net, 自己組織化マップ, DCDAM

A Study on Improvement Extraction stability of Active Net Using DCDAM

Fukuya NAMBA[†] Yasuaki SUMI[†] Takuya UETA[‡] Noboru YABUKI^{††}
Takao TSUKUTANI^{†††}

[†]Graduate School of Environmental and Information Studies, Tottori University of Environmental Studies,

1-1-1 Wakabadai Kita, Tottori-city, Tottori, 689-1111 Japan

[‡] GALAXY Inc.

^{††} Tsuyama National College of Technology

^{†††} Matsue National College of Technology

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

Abstract In order to achieve the image recognition and understanding, it is indispensable to extract the object which has some features like as the character, the person and the land mark, etc. in the image. There is Active Net as a method to extract the target. It is a pity that it is difficult to catch the target on the image edge though it is possible to extract the target from the entire screen. So various methods or techniques are proposed as a solution of the problem. However, there are often obtained results different from ones of the desire. In this paper, in order to improve the capture ability by Active Net, we have used our proposal method DCDAM and presume the position of the candidate's object. And then we have attempted to extract the target object by arranging Active Net at the presumption position. The target was able to be extracted more stably compared with the technique so far even the case there was a target on the image edge, judging from the simulation results which used a real image.

Keyword Object Extraction, Active Net, Self-Organizing Map(SOM), DCDAM

1. はじめに

近年、顔を用いた個人認証[1]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[2]な

ど福祉への貢献、さらには高度道路交通システムの実現へ向けた道路標識の認識[3]というように様々な分野で、画像認識・理解技術が応用されようとしている。

このような画像認識・理解技術の具体化に向けて、入力画像から対象物体候補が存在する領域の抽出処理が必須であり、医学応用をはじめとして様々な方法が検討されている[4]。

領域抽出を行うには、輪郭の検出が必要となり、輪郭検出のための手法として動的輪郭モデル[5]を2次元の動的な網のモデルへと拡張した Active Net[6]を用いる手法がある。動的輪郭モデルや Active Net 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、実用化に向けて様々な改良案が提案されている[4]。

Active Net では画面全体から目標物の領域抽出を試みることができるが、画像端にある目標物は捕捉が難しいことが挙げられており、Active Net の構造に着目し、改良した手法が提案されているが[7]、目標物体の形状・大きさによっては失敗することが報告されている。また、その他の解決手法として Active Net の格子点の移動速度に着目し、2段階で Active Net を配置する手法があるが[8]、最外郭とその内側の速度差という局所的な情報を参照しており、放射線状に配置された格子点のうち、複数の放射線が1つの対象物体の大きさに収まってしまう場合では所望の結果と異なり、複数の位置推定結果を出力してしまう。

さらに、複数の Active Net 間で協調動作をする手法[9]が提案されている。これは、各対象の特定の位置関係が分かっている顔の各部の検出において利用されているが、位置関係が定義しにくい場合においてはネット間の協調動作は困難となり、個々の対象が独立している場合には協調動作は不要である。

また、動的輪郭モデルを用いてこのような問題へのアプローチとして、Level Set Method[10]が提案されている。この手法は、対象の数や包含関係といった位相の変化にも対応できる。例えば、動画像における複数の動物体の追跡に用いる場合、離れている動物体はそれぞれの輪郭が検出でき、その後重なった状態でも一つの輪郭となって重なった領域を検出することができる。しかし、画像全体に対して処理が行われるなどのため、計算コストがかかる。計算コストに関しては岩下らが Fast Level Set Method[11]を提案しており、この手法では高速化達成のために計算機を複数使用し、並列演算をすることで実時間処理のアプローチを行っており、移動体への組み込みなど限定された処理能力の計算機での実装についてはいまだ計算コストの問題があると考えられる。さらに、Active Net と比較すると、対象の内部情報を利用できないこと、このままでは並列化には向いていない問題点がある。

そこで、本研究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[12] (Self-Organizing Map: SOM) と、色分布関数[13]を統合することで実現した輪郭抽出手法 DCDAM(Direct Color Distribution Applying Method)[14]を、輪郭抽出への適用ではなく、Active Net の捕捉能力を向上させるために、1段階目で DCDAM による対象物体候補の位置推定を行い、2段階目で Active Net を実行する手法を提案する。

2. Active Net

Active Net は、エネルギー最小化原理に基づき、1次元の動的輪郭モデルを2次元の面モデルへ拡張したものである。網内部のテクスチャ情報などを利用することによって、より安定的に領域抽出を可能にしている。Active Net のエネルギー関数 E_{net} は次の式 2.1 で定義される。

$$E_{net} = \int_0^1 \int_0^1 \{E_{int}(v(p, q)) + E_{image}(v(p, q))\} dpdq \quad (2.1)$$

ここで、 $v(p, q)$ は網の格子点を表し、周辺の4近傍の格子点を結合することによって網が構成される。Active Net は内部歪みエネルギー E_{int} と画像の適合性エネルギー E_{image} によって変形し、エネルギー最小の状態に向かって変形を繰り返すことで領域の抽出を行う。内部歪みエネルギーはネット自体の収縮力や平行性を保つ力に依存し、画像の適合性エネルギーは画像の特徴を反映する。これらの力に従うことで、最適解として選択的に領域を抽出することができる。

3. DCDAM

本章では、自己組織化マップと色分布関数を統合したことで実現した輪郭抽出手法として提案している DCDAM について述べる。

3.1. 自己組織化マップ

まず、自己組織化マップについて述べる。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 (Self-Organizing Map: SOM) [10]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。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。

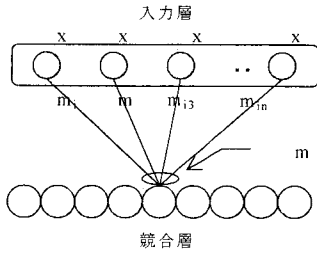


図 1. 自己組織化マップ(SOM)

3.2. 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、その値は式 3.1 で定義される。

$$\|x-m_c\| = \min\|x-m_i\| \quad (3.1)$$

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次式 3.2 により学習させ、より入力ベクトルに近づける。

$$m_i(t+1) = m_i(t) + h_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)] \quad (3.2)$$

ここで、関数 h_{ci} は近傍関数であり、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。

3.3. 色分布関数と類似度マップ

色分布関数[13]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、統計的な処理を行うことで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り、次の式 3.3 で求めることができる。

$$S_m(e_{i,j}) = h[x_f(e_{i,j}), y_f(e_{i,j})] \quad (3.3)$$

ここで、 $h(x,y)$ は色分布関数であり、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。式 3.3

によって各画素について類似度を求める事により、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抽出することができる。これにより得られた濃淡画像を類似度マップと呼ぶ。

本研究では赤色の道路標識を表す色分布関数を作成し、使用する。図 2 に色分布関数を示す。X 軸 Y 軸は XY 色度座標に対応しており、Z 軸は分布値を表す。

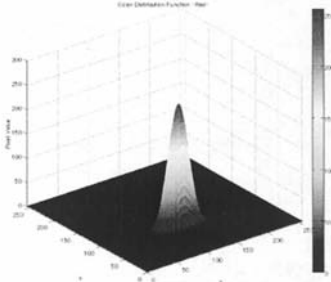


図 2. 赤色色分布関数

3.4. DCDAM アルゴリズム

3.2 節で述べた SOM アルゴリズムと 3.3 節で述べた色分布関数により得られた類似度マップとを濃淡画像の中から目標物体の輪郭抽出を実現するように統合したものが DCDAM アルゴリズムである。

具体的には、SOM における学習率係数 $\alpha(t)$ に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。つまり、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 3.4 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実現した。重み関数としては、式 3.5 に示すシグモイド関数を用いた ($\alpha=20, \theta=0.5$)。このように濃淡画像に対して、SOM を直接適用して濃淡値に応じた学習をさせることで輪郭抽出を行う方式を直接色分布適用方式 (DCDAM: Direct Color Distribution Applying Method) と呼んでいる手法である。

$$\alpha(t) = w(x)\alpha \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad 0 \leq w(x) \leq 1 \quad (3.4)$$

$$w(x) = \frac{1}{1 + \exp\{-\alpha(x - \theta)\}} \quad (3.5)$$

4. DCDAM を用いた Active Net の初期位置改善

4.1. 従来手法の問題点と DCDAM の役割

従来手法[7],[8]では、1 章で述べたような欠点を持つ。そこで、我々は 3 章で述べた DCDAM アルゴリズムを用いて目標物体の位置推定を行う手法を提案する。

DCDAM は輪郭を抽出するために入力画像からヒストグラムを得て領域を限定し、その範囲のみを学習対

象としている。その限定された領域に対して SOM の各ユニットが学習する際に色分布関数により得られた類似度に応じた学習率係数を出力し、学習を行うことで物体抽出を行っている。すなわち、Active Net の持つ内部エネルギーのような自己で収縮していく機能は持たない。そこで DCDAM をこのような入力画像中の限定されたエリアを学習対象とするのではなく、入力画像の全画素を学習対象として適用する。その結果、ユニットは類似度の高い画素の周辺へ集まることが期待できる。この性質を利用することで、目標物体候補の位置を推定することができる。この手法を我々は All-Image DCDAM アルゴリズムと呼び、1 段階目で All-Image DCDAM アルゴリズムを実行し得られた結果を利用して、2 段階目で Active Net の配置位置を決定する手法について検討した。次節でその詳細を述べる。

4.2. All-Image DCDAM アルゴリズム

まず図 2 に入力画像の例を示す。



図 3. カラー入力画像

次に、色分布関数を用いて図 3 から赤色を抽出した類似度マップに対して DCDAM を画像全体に実行する。その結果を図 4 に示す。

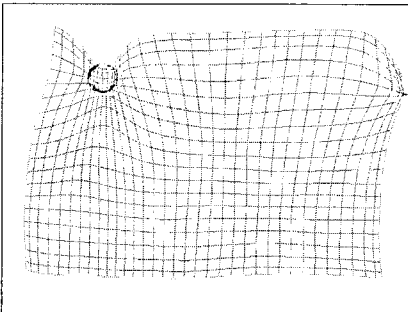


図 4. 色分布関数による特定色抽出結果と All-image DCDAM 結果

図 4 に示した実行結果で、線が交わっている箇所が

それぞれのユニットを表す。このように画面全体にユニットがユニット間の位相を保ったまま配置され、類似度が高く出力されている画素周辺にユニットが集中していることが図 4 より理解できる。

次に、これらの学習済ユニット u_n にそれぞれ半径 r ピクセルの円形状である探索領域を与える。図 3 の一部を拡大し、探索領域について図示したものを図 4 に示す。それぞれのユニットが持つ探索領域内にあるユニットの数がしきい値 t を超えたユニットを目標物体が存在しうる箇所とし、Active Net を配置する。次に、これらの学習済ユニット u_n にそれぞれ半径 r ピクセルの円形状である探索領域を与える。図 4 の一部を拡大し、探索領域について図示したものを図 5 に示す。

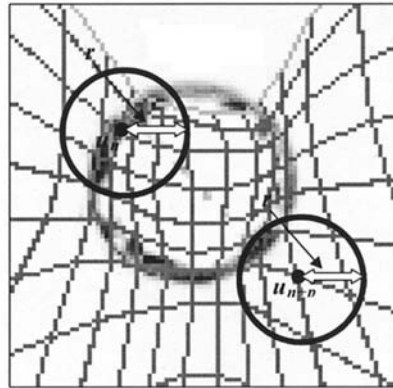


図 5. 図 4 一部拡大図とユニット u の探索領域

この探索領域内で、それぞれのユニットはあるしきい値 t を超えるユニットが存在しているかのチェックを行う。このとき、探索領域としきい値の値と目標物体の大きさによっては 1 つの目標物体付近で複数の候補ユニットが選出される可能性が考えられる。

そこで、それらにユニットに対してラベリングを行う。具体的には、あるユニット u_s が条件を満たしているユニットとすると、その最隣接近傍であるユニットが同様に条件を満たしている場合、 u_s とそのユニットとを 1 つの候補集合として取り扱う。同じ手順で条件を満たしている最隣接のユニット同士を結合していくことによって、文献[8]の手法で発生しうる問題を回避することができる。

図 6 に示した格子点間に描かれたユニットのうち、太く描写されているものがラベリングされた候補ユニットを結合する線である。Active Net の大きさはラベリングされたユニットの集合全体が持つ探索領域を全て覆うように配置する。

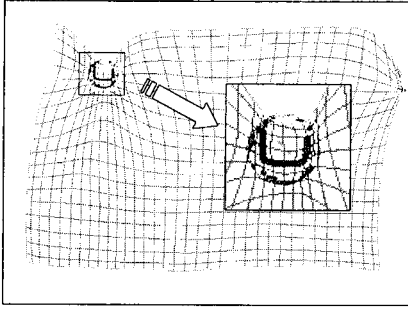


図 6. ラベリング結果

5. 実験

本実験では、入力画像は 640×480 ピクセルの道路標識を1つまたは複数含んだ情景画像を用いて行った。また、予備実験の結果より $r=15, t=10$ とした。図7に目標物である赤色の道路標識が図の上部に存在している入力画像の例を示す。



図 7. 赤色道路標識を1つ含む情景画像

次に、色分布関数を用いて特定色抽出を行った結果を図8に示す。図8に示した画像に対して All-Image DCDAM を実行し、その結果から Active Net を配置・抽出を行った結果を図9-11に示す。

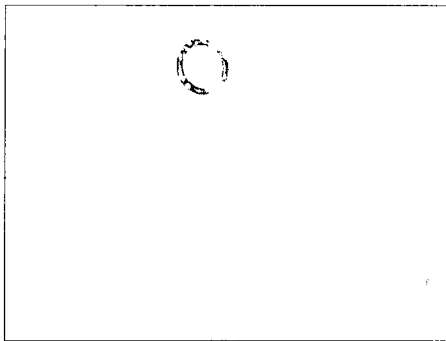


図 8. 図5に対して特定色抽出を行った結果

1st Step: All-Image DCDAM による位置の推定

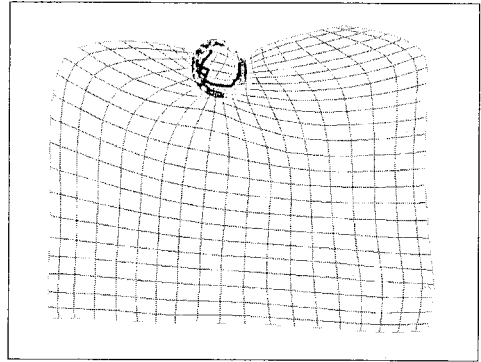


図 9. All-Image DCDAM 実行結果

2nd Step: All-Image DCDAM 実行結果に基づいた Active Net の配置

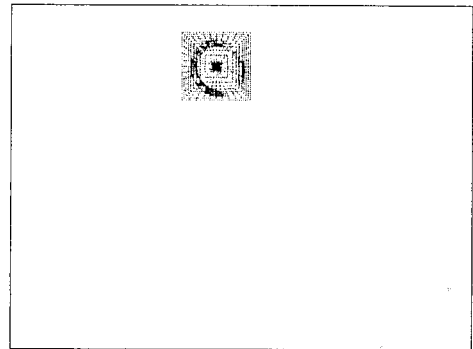


図 10. Active Net の配置結果

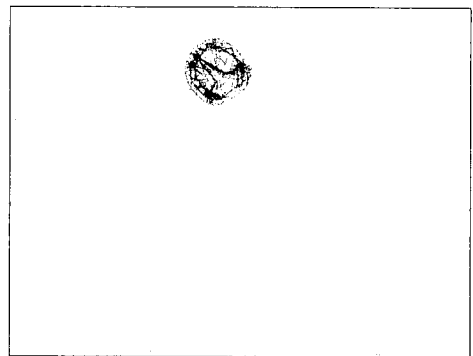


図 11. Active Net による抽出結果(Iteration=100)

図 11 に示すように正しく目標物体候補を探し、Active Net を配置して抽出することができた。

次に、画像中に対象物体が複数存在している場合においての実験例を示す。まず、図 12 に入力画像を示す。図 12 において、対象物体である道路標識が 2 つ存在していることが理解できる。

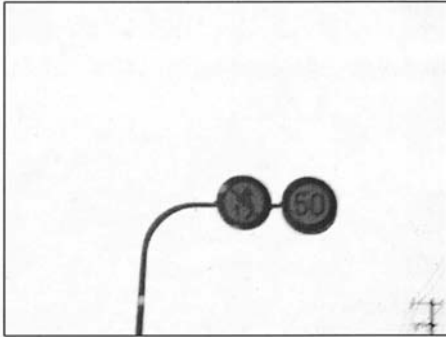


図 12. 赤色道路標識を 2 つ含む情景画像

次に、図 12 に対して特定色抽出を行った結果を図 13 に示す。

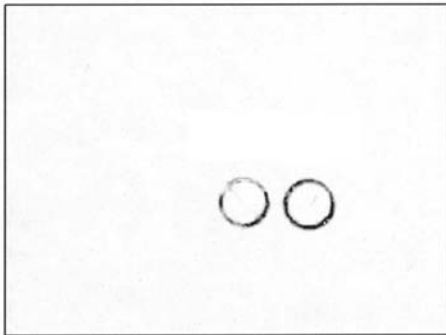


図 13. 図 12 に対して特定色抽出を行った結果

図 13 に示す特定色抽出結果を用い、All-image DCDAM を実行し、その結果から Active Net を配置・抽出を行った結果を図 14-15 に示す。

図 15 から、対象物体が画像中に存在しており、なおかつ位置が異なる場合においても正しく対象物体が存在する可能性のある位置を推定し、Active Net を用いて詳細な領域抽出が行えていることが理解できる。また、実験の平均時間は 2.8GHz の CPU, 2GB の RAM を実装した計算機において、画像入力から Active Net の演算終了までを 1 つの処理単位とし、およそ 65 秒前後となった。

1st Step: All-Image DCDAM による位置の推定

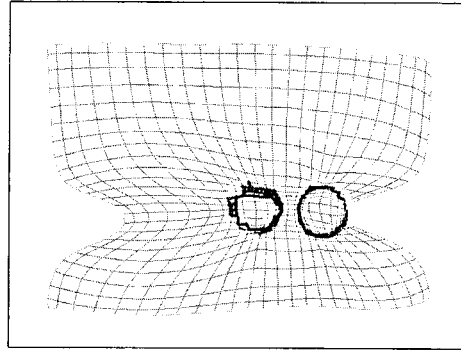


図 14. All-Image DCDAM 実行結果

2nd Step: All-Image DCDAM 実行結果に基づいた Active Net の配置

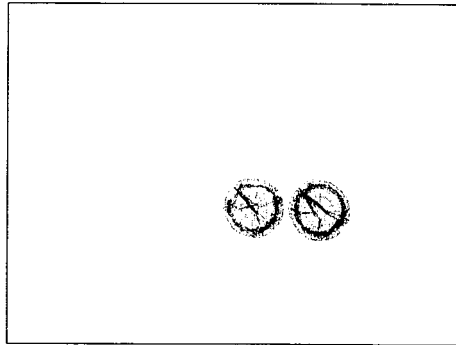


図 15. Active Net による抽出結果
(Iteration=100/各ネット)

6. 従来手法との比較

次に、従来手法との比較として文献[7]の手法と提案手法との比較を行う。入力画像は図 7 とし、特定色を抽出した結果は図 8 のものを使用する。まず、図 16 に図 8 に対して Active Net の初期配置を行った結果を示す。次に、図 17 に収縮した結果を示す。

図 17 から理解できるように、画像端の目標物を正しく捕捉・抽出できていない。しかし提案手法では同じ入力画像である図 8 に対して、図 11 に示したように正しく目標物体である道路標識を捕捉・抽出できていることが分かり、従来手法と比較してより安定的に目標物体の位置推定と、その結果を用いて Active Net による目標物体の抽出を安定的に行うことができた。

また、文献[8]の手法においても、図 12 に示した初期配置では 3 本の放射線が 1 つの目標物体にかかっていることが理解できる。この状態では 3 つの放射線に

存在する格子点の速度が低下することが予想でき、1つの目標物体に対して3つの推定結果を出してしまう可能性があり、有効的とは言いがたい。

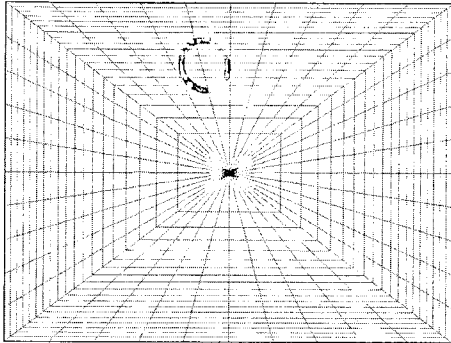


図 16. 同心四角等面積ネット配置図

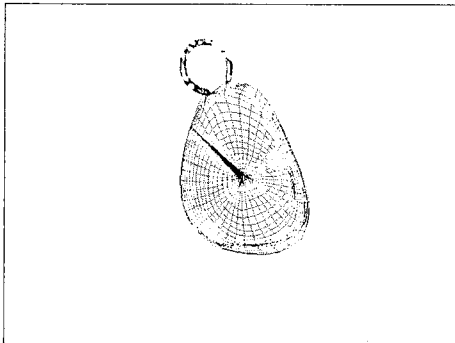


図 17. 同心四角等面積ネット収縮結果(Iteration=2000)

7. まとめ

本研究では Active Net の捕捉能力向上のため、我々が提案した輪郭抽出のための手法である DCDAM を用いて対象物体候補の位置・大きさの推定に用い、その結果を Active Net に適用することで対象物体の抽出を試みた。実画像を用いたシミュレーション実験により、従来手法と提案手法との比較を行い、従来手法では正しく抽出できないような対象物体が複数存在している場合などにおいても提案手法では正しく抽出を行うことを示した。

今後の課題としては、より様々な環境での実験と、自己組織化マップの学習高速化が挙げられる。

参考文献

- [1] 赤松茂, “コンピュータによる顔認識—サーベイ,” 信学論, Vol. J-80-D-II, No. 8, pp.2031-2046.
- [2] 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,” 信学論, Vol.84-D-I, No.6,

pp. 855-866.

- [3] 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,” 信学論, Vol. 90-D, No.2, pp.494-502.
- [4] 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.
- [5] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes: active contour models,” IJCV, Vol.1, No.4, pp.321-331, 1988.
- [6] 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.
- [7] 松田喜貴, 藪木登, 片岡大, 鷺見育亮, 副井裕, 三木成彦, “従来の動的なネットモデルを改良した新しいネットモデルの提案,” 信学技報 PRMU99-212, pp.61-68, 2000.
- [8] Y. Matsuda, Y. Sumi, D. Kataoka, M. Ota, N. Yabuki, Y. Fukui, S. Miki, “Proposal for a Convergence Criterion to the Active Net in Two Steps,” ISCAS2000, pp.V313-V316, Geneva, Switzerland, May, 2000.
- [9] 船山竜士, 横矢直和, 岩佐英彦, 竹村治雄, “複数の動的な網のモデルの協調とその顔部品抽出への応用,” 電子情報通信学会技術研究報告, PRU95-179, 1995.
- [10] S. Osher and J. A. Sethian: Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithm based on Hamilton-Jacobi formation, Journal of Computational Physics, vol.79, pp.12-49, 1988.
- [11] 岩下友美, 倉爪亮, 原健二, 内田誠一, 諸岡健一, 長谷川勉, “並列 Fast Level Set Method による移動体の高速な三次元形状復元,” 電子情報通信学会論文誌 D Vol. J90-D No.8 pp.1888-1899, 2007.
- [12] T. Kohonen, “自己組織化マップ”, Springer, 2005.
- [13] 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.
- [14] 植田拓也, 鷺見育亮, 難波福弥, 藪木登, 松前進, 福本善洋, 築谷隆雄, “SOM による濃淡画像に対応した輪郭線抽出処理の検討,” 第 20 回回路とシステム軽井沢ワークショップ 論文集 pp.247-252, 2007.