# 動的ネットモデルの性能改善に関する基礎的検討

藪木　登*　　古林佑介**　　鷲見育亮***　　福本善洋***

# A study on performance improvement of Active Net model

Noboru YABUKI*, Yusuke KOBAYASHI**, Yasuaki SUMI*** and Yoshihiro FUKUMOTO***

We have studied about the structure and the performance about Active Net model. Active Net is a two dimensional network model which is a expanded version of the snakes model. In Active Net, when the extraction target object and the other small region, is called noise in this paper, exist in an input image, there is a problem such as a target can't be captured or iterative operation's not ending because the energy of Active Net isn't minimized right. We propose the method, the lattice points of the net model are moved by compulsorily changing energy of the net model at random. As a result, reducing the influence of the noise becomes possible. Some experimental results are also described.

Key words: Active Net, region extraction, image processing

## １．はじめに

近年，コンピュータを用いた画像処理が盛んに行われており，医療機器，製品生産工程での検査機器，セキュリティーや個人識別などの分野で広く利用されている．その中で，対象となる物体の検出や形状認識は重要な処理であり，それを変形可能なモデルを使って実現しようとする方法が知られている．そのアプローチの一つが動的ネットモデルと呼ばれるものである[1)]．これは，対象に関する制約条件を付加したエネルギー最適化問題として定式化することで行う方法であり，一般的に最適化原理に基づく手法は，画像雑音に強いという特徴をもつ．さらに，動的ネットモデルは対象物体の内部情報（濃度，テクスチャ等）を検出に利用できるので，安定した形状抽出が可能である．従来の研究において，このモデルのいくつかの適用例がある[2)-4)]．またこれまでにも，動的ネットモデルの対象捕捉能力の向上について，網の格子ブロックの等面積化や，対象のサイズ・位置の関係における捕捉能力の関係が検討されてきた[5)-7)]．

従来の方法においては，入力画像中に抽出対象であるターゲットの他に小領域（以下雑音と呼ぶ）が存在する場合に，網のエネルギーが正しく最小化されず，ターゲットのみの捕捉ができない，あるいは反復演算が終了しないといった問題点がある．

そこで本研究では，動的ネットモデルの捕捉能力の改善に対して，網のエネルギー（格子点に対応する濃度値）をランダムに変動させ格子点を強制的に変動させることで雑音の影響を軽減する手法の提案と，その提案手法を用いた雑音を含む画像，実画像，標識画像に対する従来手法との捕捉の比較を行う．また，比較を行っていく中で提案手法の改良も同時に行う．

以下では，まず２．において動的ネットモデルの原理について述べる．３．では今回提案した濃度値変動型動的ネットモデルについて説明する．４．では提案手法と従来手法の比較として，雑音を含む画像に対する捕捉，実画像に対する捕捉，さらに内部情報を持ったターゲット（規制標識画像）に対する捕捉の検討を，シミュレーション実験を通して行う．

## ２．動的ネットモデル

動的ネットモデルは，２次元的な面モデルを採用した，エネルギー最小化原理に基づいた手法である．このモデルの採用によって，画像のテクスチャ情報もエネルギー関数の中に取り込むことができ，エッジ抽出法と領域分割法を分けることなく多様な領域抽出を行うことができる．

網のモデルは，２次元の点列パラメータ表現とし

原稿受付　平成 19 年 8 月 31 日
＊ 情報工学科
＊＊ 東和ハイシステム（株）
＊＊＊ 鳥取環境大学

て表される．すなわち，Fig.1 に示すように網は格子点 v(p,q) = ( x(p,q)，y(p,q) )からなり，各格子点は隣り合う 4 近傍の点 v(p,q-l)，v(p-k,q)，v(p+k,q)，v(p,q+l)と結合されて網を形成している．ここで，p，q は網のパラメータ表現のための２つのパラメータで，0≦p≦1，0≦q≦1 である．また，k＝1／(p 方向の格子点の数)，l＝1／(q 方向の格子点の数）であり，x，y はそれぞれ画像の水平，垂直方向の座標を表している．

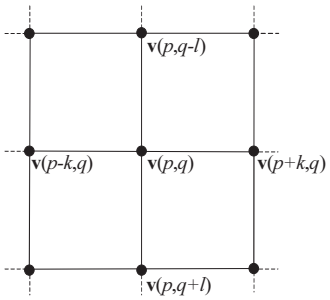



Fig.1 Lattice points of Active Net.

この網に対し，３種類のエネルギー関数を考える．まず，網自身の内部歪みエネルギーを $E_{int}$ とする．次に,網と画像の適合性エネルギーを $E_{image}$ とする．直観的には $E_{int}$ を小さくする力は網を収縮させ，形状を滑らかに保とうとする力に対応し，$E_{image}$ を小さくする力は画像内の特徴的な領域に網を引きつける力に対応する．これらは，網が対象を検出するのに不可欠なエネルギーであり，動的ネットモデルのアルゴリズムの中で，最も基本的かつ重要な要素である．３つ目のエネルギーは，外部からの強制力に対応するエネルギー $E_{con}$ であり，これは，必要に応じて設定するエネルギーである．したがって，網のエネルギーはこれらの線形結合として，以下のような汎関数として表される．

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

式(1)のように,パラメータを使った３種類のエネルギー汎関数の線形結合によってモデルのエネルギーを表現する．なお，本稿では，動的ネットモデルの基本となるエネルギーのみで評価したいので，$E_{con}$ は無視する．式(1)の極小化は，反復法に基づく数値解法として，インプリメントする [1]．動的ネットモデルは，初期網（初期設定した網）の位置を初期値とし,反復演算によって順次求まる近似解に対応し，最終的に得られる解に向かって網がダイナミックに動くことになる．最終的に平衡状態にある網が覆っている領域が抽出された領域となる．この平衡状態は，モデル自体の性質と領域に引き付けられる力とのバランスによって決まる．このとき，後者が抽出したい領域形状の情報と合致すれば，安定な領域抽出が可能となる．

動的ネットモデルの構造にはいろいろあり，本稿では，代表として，同心四角ネットを等面積構造にした同心四角等面積ネットを用いる(Fig.2)．なお，このネット構造は格子ブロック面積を等しくするために，網の格子点を内側から外側に寄せた構造になっているので，領域抽出能力の向上，また網を入力画像全体に張ることができるという利点があり，全体の捕捉能力の向上が期待できる．

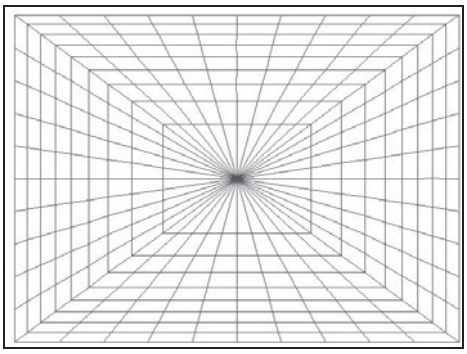
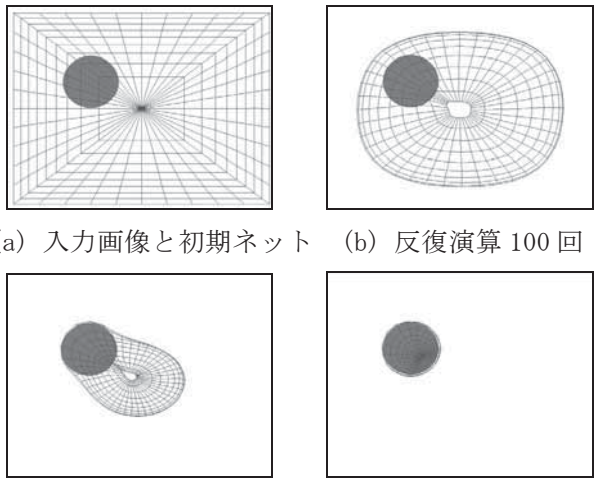


Fig.2 Concentric square net with equal area.

630×480[pix]の画像を使って,動的ネットモデルの基本動作を以下に示す.式(1)の適合性エネルギー $E_{image}$ において，最外郭格子点は抽出したい画像以外の部分に適合し，内部の格子点では対象物に適合するように設定した．これにより，最外郭格子点が対象物の輪郭を包むように網は変形する．

Fig.3 に動的ネットモデルの収束の様子を示す．使用したネットは，格子点数 400（層数：10，セクタ数:40）の同心四角等面積ネット(Fig.2)であり，入力画像は背景及びターゲット(大)の濃淡レベルはそれぞれ 255（白），100（灰色）である．(a)はターゲット画像と網の初期形状であり，(b)と(c)は，収束の途中で，網が対象領域の内側に引き付けられる

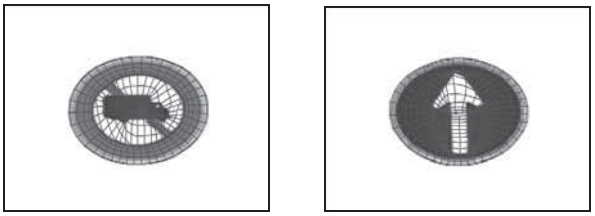


(a) 入力画像と初期ネット　(b) 反復演算 100 回

(c) 反復演算 400 回　(d) 最終形状（1304 回）

Fig.3 Active Net applied to a test pattern.

ように動いて，ターゲットの形状に合っていく．(d)は，最終形状で，この時点で対象物体の捕捉が成功したことになる．また，Fig.4 に規制標識画像に対する捕捉結果の例を示す．動的ネットモデルは形状と同時に内部の情報を格子点の疎密情報として，網に取り込むことができる．Fig.4 のそれぞれの捕捉結果においては，暗い領域では，明るい領域に比べて格子点が集まっているところが多く，画像の特徴を表現していることがわかる．



(a) 大型貨物自動車通行止め (b) 左折,右折禁止
Fig.4 Applications to road signs.

## ３．濃度値変動型動的ネットモデルの提案

### 3.1　提案手法の原理

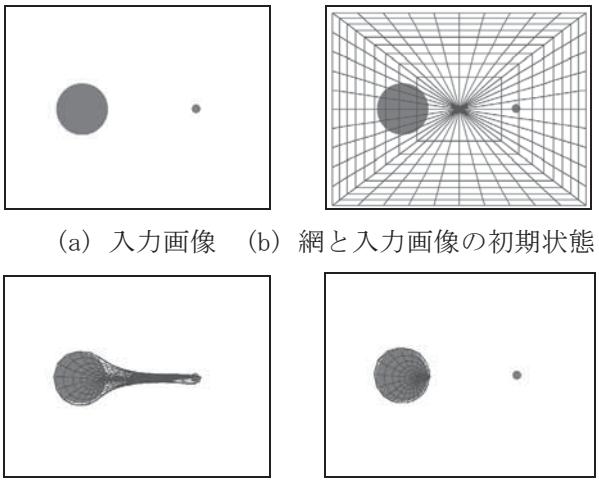
従来手法においては，ターゲットの他に雑音が存在してしまった場合，後述のシミュレーション実験の結果 (Fig.9) で示すように，ターゲットと雑音の両方を捕捉し，ターゲットのみをそのままでは正しく検出できない場合がある.これは,網のエネルギー $E_{net}$ が正しく最小化されず局所的な解に陥っているためであると解釈することができる．そこで本稿では，動的ネットモデルにおいて，式 (2) を用いて網のそれぞれの格子点に対応する画素の濃度値を変動させる手法を提案する．

$$E_{image_new}(v(p,q)) = E_{image_old}(v(p,q)) + KR(t) \qquad (2)$$

ここで，$E_{image_new}$(v(p, q))，は変動前後の各格子点における画像の濃度値($E_{\mathrm{image}}$(v(p, q)))，$K$は重み係数，$R(t)$は任意の時間における乱数値(-1≦$R(t)$≦1)である．式(2)のように乱数値を加算することで，Enetは局所解から抜け出すことができる．網はランダムに微小変動しながら，網は雑音の影響を軽減し，雑音を回避してターゲットを捕捉する．この手法により，従来手法においてターゲットのみの捕捉が困難な状況下においての物体抽出が可能となり，動的ネットモデルの捕捉能力の改善が期待できる．

### 3.2　重み係数と適用タイミングに関する検討

予備実験より，式(2)においてＫの値を大きくしすぎると，画像中の濃度差が大きくなりターゲットを捕捉できなかったり，捕捉結果に歪みがでてしまうことがあった．そのため，重み係数Ｋを 1～10 まで変化させることとし，Fig.5(a)の入力画像に対して捕捉演算を行い，捕捉成功率と平均演算停止回数を測定する．Fig.5(b)に網の初期状態を示す．入力画像中の背景及びターゲット(大)，雑音(小)の濃淡レベルはそれぞれ 255（白），100（灰色），100 である．また，画像の中心を(0, 0)としたときのターゲット及び雑音の重心座標はそれぞれ(-135, 0)，(0, 135)である．捕捉には格子点数 400(層数 : 10, セクタ数 : 40)の同心四角等面積ネット(Fig.2)を用いる．シミュレーション実験において，提案手法では乱数を用いているため，各重み係数$K$において２０回ずつ行う．また，演算開始から提案手法を適用した場合（方法 1）とある程度演算が進んだ時点（1000 回目の演算）から提案手法を適用した場合（方法２）の２通りのシミュレーション実験を行い，提案手法の適用タイミングの検討を行う．Fig.5(c)，(d)にそれぞれターゲットのみの捕捉に成功した場合と失敗した場合の，網の最終形状の一例を示す．



(a) 入力画像　(b) 網と入力画像の初期状態
(c) 捕捉失敗例　　(d) 捕捉成功例
Fig.5 Results of Active Net applied to a test pattern.

**Ⅰ．方法１：演算開始から提案手法を適用した場合**

演算開始から提案手法を適用した場合の実験結果をそれぞれ Table 1 に示す．Table 1 で，「MAX」とは演算が終了しなかったことを示しており，以下のシミュレーション実験でも同様である．Table 1 から見て，Ｋの値を大きくすると演算に必要な回数が減っていることがわかる．これは$K$を大きくしたことで，早い演算の段階で雑音を回避できる確率が高くなったためだと考えることができる．また，$K$の値が小さいところではあまり捕捉ができていないことがわかる．これは，演算開始から網の格子点に対応する濃度値を変動させたことにより，乱数の効

果として雑音が存在している方へ網の格子点が集中してしまい，雑音を回避できない場合があったものと考えられる．

Table 1 Experimental result.

| 重み係数K | 捕捉成功率[%] | 平均演算停止回数 |
|---|---|---|
| 1 | 0 | MAX |
| 2 | 70 | 11855 |
| 3 | 65 | 7226 |
| 4 | 70 | 6329 |
| 5 | 65 | 4384 |
| 6 | 90 | 4356 |
| 7 | 100 | 4197 |
| 8 | 100 | 3504 |
| 9 | 100 | 2988 |
| 10 | 100 | 2733 |

**Ⅱ．方法２：演算途中から提案手法を適用した場合**

従来手法においては，Fig.6 に示すように，1000 回目の反復演算時点で動的ネットモデルはターゲットと雑音の両方を捕捉して網が動かなくなってしまっている．そこで，ここでは 1000 回目の演算から提案手法を適用した場合にどのような結果が得られるかを，シミュレーションを通して考察する．つまりは，Fig.6 のように雑音とターゲットの両方を捕捉してしまった状態から提案手法を適用することになる．シミュレーション実験の結果を Table 2 に示す．Table 2 から見て，方法１と同様にKの値を大きくすると，演算に必要な回数が減っている．また，方法１では，$K$＝２，３，４，５の時にあまり捕捉ができていなかったが，ある程度演算が進んだ状態から提案手法を適用したことにより，網の格子点が初期の演算の段階で雑音の方に集中してしまう現象が起こる確率が減少したため，$K$が小さいときにおいても捕捉ができることがわかる．

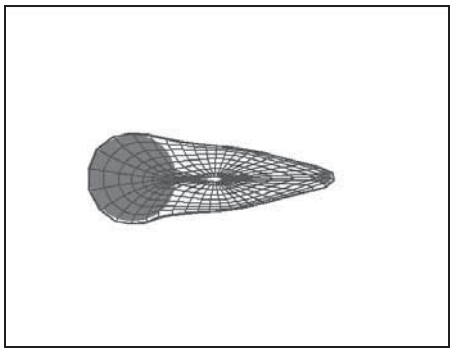


Fig.6 Result of iterations 1000.

Table 2 Experimental result.

| 重み係数K | 捕捉成功率[%] | 平均演算停止回数 |
|---|---|---|
| 1 | 0 | MAX |
| 2 | 95 | 11155 |
| 3 | 100 | 6065 |
| 4 | 100 | 4638 |
| 5 | 100 | 3898 |
| 6 | 100 | 3856 |
| 7 | 100 | 3698 |
| 8 | 100 | 3504 |
| 9 | 100 | 3332 |
| 10 | 100 | 2736 |

### 3.3　提案手法の改良

3.2 の実験結果から，$K$の値を大きくすることで雑音を含む画像に対する捕捉の演算回数を減少することができ，また方法１よりも方法２のようにある程度演算が進んだ状態から提案手法を適用するほうが良好な結果が得られ，無駄な計算を行わなくて済むことがわかる．しかし，このシミュレーション実験で用いた画像に対する捕捉では，1000 回目の演算から適用を行ったが，実際には画像によってこのタイミングを変える必要がある．一方，Fig.5(a)の画像に対する提案手法の捕捉結果に注目すると，Fig.7(a)に示すように最終的な形状が歪んでしまうため，正しい形状抽出ができていないことがわかる．

そこで，これらの問題点を解決するために，次の①，②の改良を行った．

①雑音を同時に捕捉（網のエネルギーが変化せず一定値に収束した状態）してから提案手法を適用する

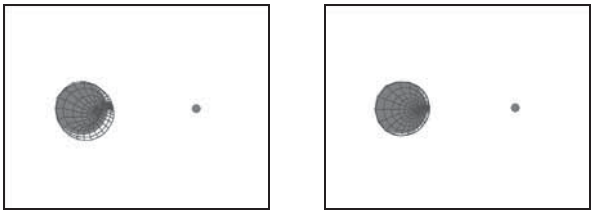
②ターゲット検出後に従来手法を用いて冗長な演算を行う

①では，具体的にはＮ回前の反復演算での網のエネルギーと，現時点での反復演算のそれとの差を算出し，その値がある閾値以下であればエネルギーの変化がないと見なし，提案手法を適用するようにしている．これにより，入力画像毎に提案手法の適切な適用タイミングを設定することができるため，その都度タイミングを決める必要がなくなる．また雑音の影響を受けるまでは，網は従来手法により捕捉を行うため，無駄な計算(乱数値の加算)を省くことができる．さらには雑音が存在しない場合においても，エネルギーの値が最小化されず反復演算が終了しないような場合が時折あるが，そのような場合でもこの改良によってエネルギーの値を最小値に収束させることができると予測される．

さらに②によって，Fig.7(a)のように歪んだ網の状態を，Fig.7(b)に示すように整形することができ，提案手法を用いる場合においても正しい形状抽出を行うことが可能となる．

これらの改良によって，提案手法は，入力画像中に雑音を含む・含まないに限らずターゲットのみを抽出し，かつ形状情報を正確に抽出することが期待できる．以下，シミュレーション実験では，この改

良後の提案手法を用いることにする.



(a) 改良前　　(b) 改良後

Fig.7 Experimental results of Active Net applied to a test pattern.

## 4. 提案手法を用いたシミュレーション実験

シミュレーション実験では，提案手法と従来手法との比較として,雑音を含む画像,カメラで撮影した雑音を含む実画像,「規制標識画像」それぞれに対する捕捉の実験を行った．入力画像は8ビットグレースケールの画像（630×480[pix]）を使用した.

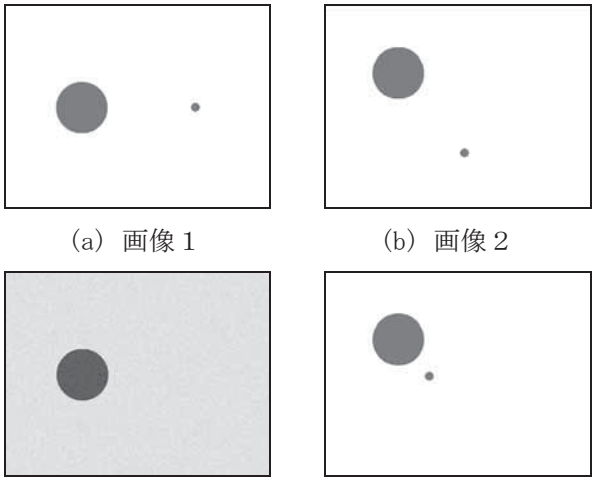
### 4.1 雑音を含む画像に対する捕捉

Fig.8(a)～(d)の雑音を含む画像に対して，提案手法と従来手法の両方を適用し，捕捉結果を考察する．提案手法では，式(2)の重み係数$K$=10とし，背景及びターゲット(大)，雑音(小)の濃淡レベルはそれぞれ255（白），100（灰色），100である．ここでFig.8(c)は雑音(小)の代わりに濃度値平均30，濃度値分散15のホワイトノイズを付加した画像である．シミュレーション実験に用いた網は格子点数400(層数：10，セクタ数：40)の同心四角等面積ネット(Fig.2)である．また Table 3 に各画像中のターゲット及び雑音の座標(画像の中心：(0,0))を示す．さらに従来手法による捕捉結果を Fig.9(a)～(d)，提案手法による捕捉結果を Fig.10(a)～(d)に示す．またそれぞれの捕捉結果の，横の[ ]内の数字は演算回数であり，(a)～(d)はFig.8のそれぞれの画像に対応している．ここで，[MAX]は演算が停止しなかったことを示している.

Fig.9, 10の結果から(a),(b),(c)のそれぞれの画像において，従来手法では雑音までも捕捉してしまっているが，提案手法では，ターゲットのみの捕捉に成功していることがわかる．しかし，(d)のターゲットと雑音間の距離が小さい画像においては，提

Table 3 Coordinates of target and noise region.

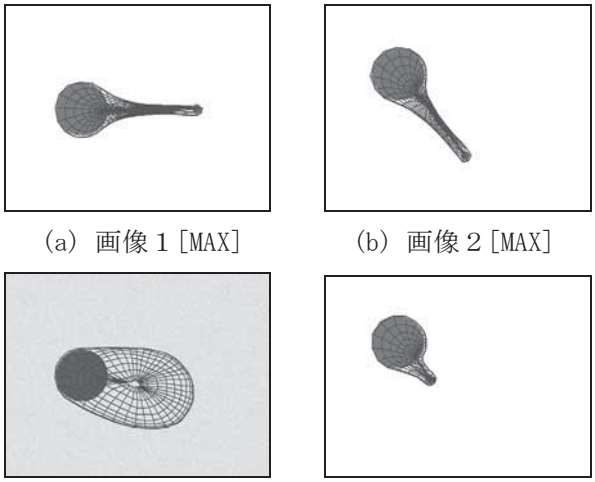
| | 画像1 | 画像2 | 画像3 | 画像4 |
|---|---|---|---|---|
| ターゲット座標 | (−135, 0) | (−145, 80) | (−135, 0) | (−145, 80) |
| 雑音座標 | (135, 0) | (10, −85) | | (−70, −5) |



(a) 画像1　　(b) 画像2

(c) 画像3　　(d) 画像4

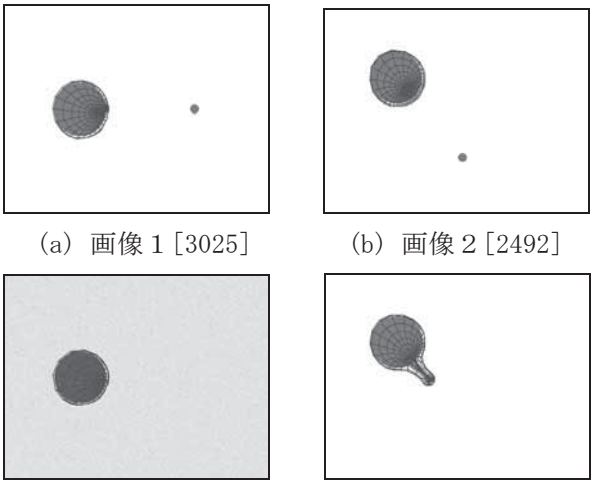
Fig.8 Sample images for experiments.



(a) 画像1[MAX]　　(b) 画像2[MAX]

(c) 画像3[MAX]　　(d) 画像4[MAX]

Fig.9 Experiment results (conventional method).



(a) 画像1[3025]　　(b) 画像2[2492]

(c) 画像3[3068]　　(d) 画像4[4507]

Fig.10 Experiment results (proposed method).

案手法を用いた場合でもターゲットのみの捕捉ができていない．過去の研究においても，それぞれの対象の距離や位置によってはターゲットのみの捕捉が困難な場合がある[7]．

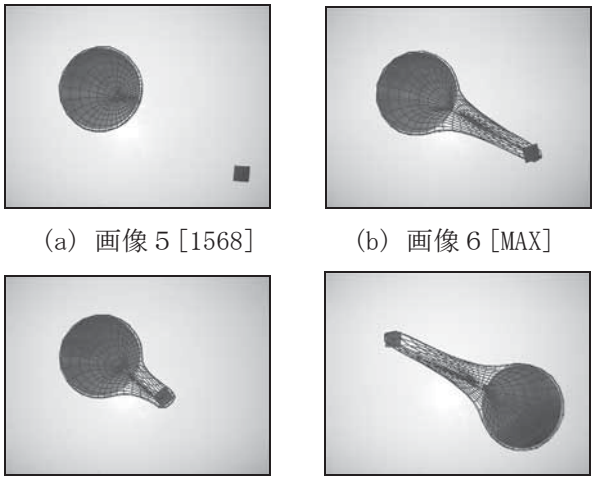
### 4.2　雑音を含む実画像に対する捕捉

ここでは，Fig.11(a)～(d)のターゲットと雑音の２物体を含む実画像を用いて，4.1 と同様に提案手法と従来手法の両方を適用し，捕捉結果を考察する．ここで，用いる画像はホワイトボードに円形(ターゲット)と四角形(雑音)の絵を貼り付けて撮った単純な画像である．提案手法では，式(2)の重み係数$K$=10 とする．網は 4.1 と同様に格子点数 400(層数：10，セクタ数：40)の同心四角等面積ネット(Fig.2)を用いる．Table 4 に各画像中のターゲット及び雑音の座標を示す．従来手法による捕捉の結果を Fig.12(a)～(d)，提案手法による捕捉の結果を Fig.13(a)～(d)に示す．(a)～(d)は Fig.11 のそれぞれの画像に対応している．Fig.12 の従来手法における捕捉結果からわかるように，(a)の画像中のターゲットの捕捉は成功しているが，(b)～(d)の画像に対しては，4.1 と同様ターゲットと雑音の両方を捕捉してしまっている．(a)の画像においては，雑音は画像の端に存在するために，その影響が小さくなったため，従来手法においても捕捉ができたと思われる．しかし，(b)，(c)ではターゲットと雑音の位置が(a)の画像のそれに比べて近い，また(d)の画像においてはターゲットが画像の端に存在し，雑音の方が画像の中心に近い位置に存在していることで，雑音の影響が大きくなってしまい，従来手法ではターゲットのみの捕捉ができなかった．

一方，Fig.13 の捕捉結果からわかるように，提案手法においては，(a)～(d)全ての画像中の，ターゲットの捕捉に成功している．このように，実画像に対しても，提案手法は従来手法と比較して，雑音に対してロバストな捕捉を行えることがわかる．ここで，Fig.10(d)画像４および Fig.13(c)画像７は両方ともターゲットと雑音が近接している場合であるが，画像７が捕捉に成功し，画像４が捕捉に失敗している．これは，式(1)のエネルギー関数が距離だけでなく濃度値も関係しているため，実画像の画像７とシミュレーションの画像４においては濃度値も異なり，エネルギーにおける安定点が変わり，捕捉結果が異なったものと考えられる．

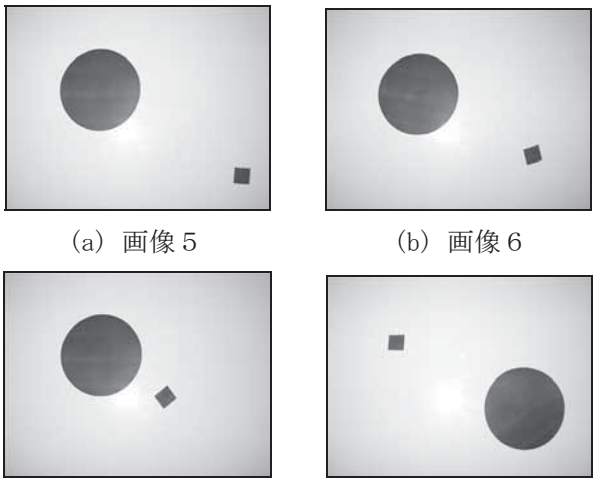
Table 4 Coordinates of target and noise region (real image).

| | 画像５ | 画像６ | 画像７ | 画像８ |
|---|---|---|---|---|
| ターゲット座標 | (−90, 20) | (−90, 20) | (−90, 20) | (155, −70) |
| 雑音座標 | (245, −160) | (175, −100) | (65, −50) | (−155, 80) |



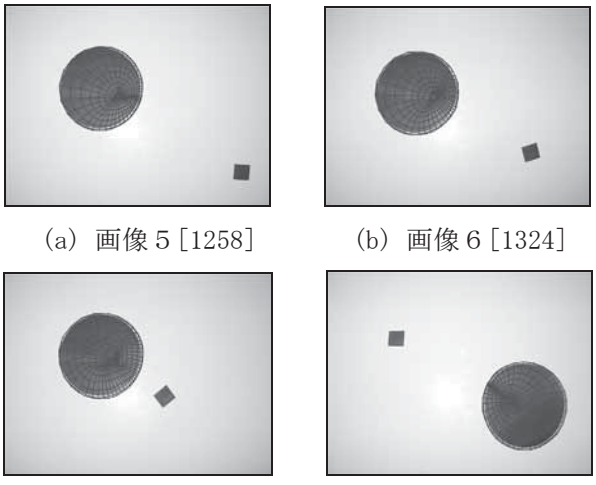
(a) 画像５[1568]　(b) 画像６[MAX]　(c) 画像７[MAX]　(d) 画像８[MAX]

Fig.12 Experiment results (conventional method).



(a) 画像５　(b) 画像６　(c) 画像７　(d) 画像８

Fig.11 Real images captured by digital camera.



(a) 画像５[1258]　(b) 画像６[1324]　(c) 画像７[4401]　(d) 画像８[2103]

Fig.13 Experiment results (proposed method).

### 4.3　規制標識画像に対する捕捉

4.1，4.2 において提案手法が，雑音を含む画像に対する捕捉に対して優位性を持つことを示すことができた．ところで，提案手法では，式(2)に示した通り，濃度値を強制的に変動させているため，網がターゲットの内部情報を反映できない可能性がある．そこで，提案手法（$K$=10）と従来手法を用いて，規制標識画像に対して捕捉を行い，その結果を比較する．ここでは，ターゲットの内部情報の反映に優れている，格子点数 1000（層数：25，セクタ数：40）の同心円ネット（Fig.14）[1] を用いる．従来手法における捕捉結果を Fig.15(a)～(d)に，提案手法における捕捉結果を Fig.16(a)～(d)に示す．

まず，Fig.15,16(a)～(c)を見ればわかるように，演算回数と捕捉結果が両手法において同じ結果であることより，提案手法において 3.3 の①の処理が行われていないことがわかる．ここで，Fig.15，16 の各(c)において，標識の左上部分が捕捉からはみ出しているが，これは，エネルギー関数のパラメータの設定によるところが大きく今回はこの部分についての言及はしない．一方(d)の画像では，従来手法においては捕捉には成功しているが，エネルギーが正しく最小化されず，反復演算が終了しなかった（Fig.15(d)の演算回数が[MAX]より）．しかし，提案手法では濃度値変動を行い，その問題を改善できている．また，提案手法が適用された(d)の捕捉結果を両手法で比較しても，さほどの違いはないため，提案手法においても従来手法と同様に，内部情報を反映できることがわかる．これらの結果から，提案手法を用いることで，ターゲットの内部情報が失われることはなく，かつ網のエネルギーを最小の状態へと遷移させることができることがわかった．

## ５．おわりに

本稿では，画像中のターゲットの検出・認識処理を行うために動的ネットモデルの捕捉性能改善方法の提案と検討を行った．

動的ネットモデルを適用することにおいて，入力画像の雑音の影響を軽減するために，網の格子点に対応する画素の濃度値を変動させる手法を提案し，重み係数Kと提案手法の適用タイミングについて考察を行い，問題点の改善のために提案手法の改良を行った．そして提案した手法を適用してシミュレーションを行った．その結果，提案手法により雑音の影響を軽減し，雑音を回避してターゲットを捕捉することが可能であること，また従来手法において反復演算が終了しないという問題を改善できることが示せた．今後の課題は，複雑な実画像やカラー画像に対する適用結果の検討を行っていくことである．

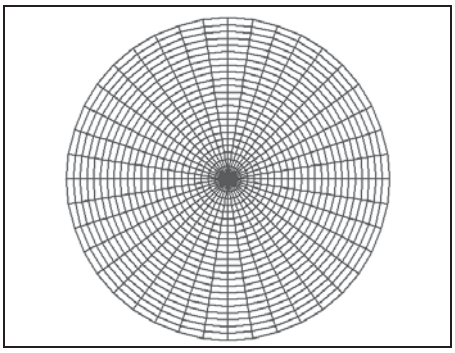
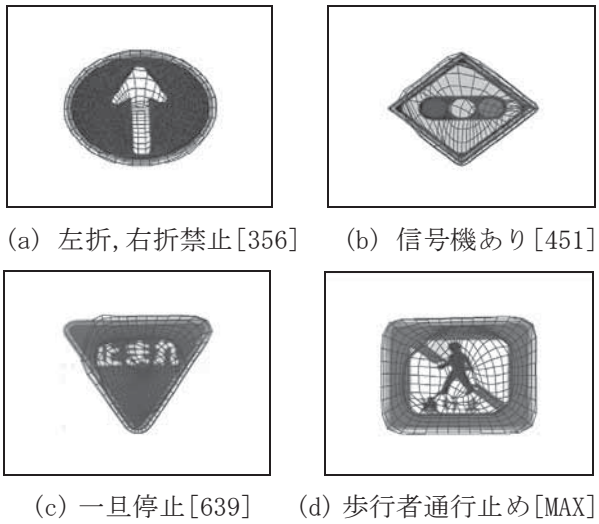


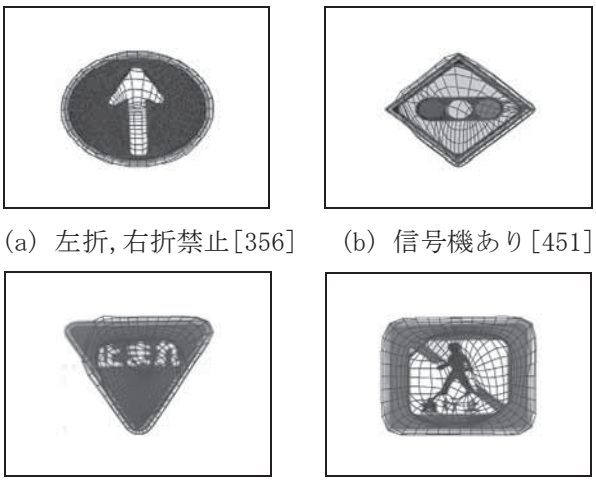
Fig.14 Radial Active Net.




(a) 左折，右折禁止[356]　(b) 信号機あり[451]

(c) 一旦停止[639]　(d) 歩行者通行止め[MAX]

Fig.15 Experiment results (conventional method).




(a) 左折，右折禁止[356]　(b) 信号機あり[451]

(c) 一旦停止[639]　(d) 歩行者通行止め[630]

Fig.16 Experiment results (proposed method).

## 参　考　文　献

1)　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，45，10（1991）

1155-1963

2) 坂上勝彦：遺伝的アルゴリズムとアクティブネットの組合せによるステレオマッチング，電子情報通信学会論文誌 D-II，J77-D-II，11（1994）2239-2246

3) 吉野和芳，真木みお，川嶋稔夫，青木由直：色特徴エネルギーによる対象物体の抽出，電子情報通信学会論文誌 D-II，J77-D-II，10（1994）1993-1999

4) N. Yabuki, Y. Matsuda, H. kimura, Y. Fukui, S. Miki：Region Extraction Using Color Feature and Active Net Model in Color Image, IEICE Trans., E82-A, 3（1999）466-472

5) N. Yabuki, Y. Matsuda, M. Ota, Y. Sumi, Y. Fukui, S. Miki ： Improvement of Active Net Model for Region Detection in an Image, IEICE Trans., E84-A, 3(2001) 720-726

6) 竹久香，薮木登，鷲見育亮，三木成彦，副井裕 ： Active Net の捕捉能力の検討，平成 14 年度電気・情報関連学会中国支部第 54 回連合大会，，10（2003）487

7) 古林佑介，薮木登，鷲見育亮，松前進，福本善洋，副井裕：動的ネットモデルにおける捕捉能力の改善に関する検討，第 19 回 回路とシステム 軽井沢ワークショップ論文集(2006) 507-512