

Active Net : 動的な網のモデル

積山 洋子* 坂上 勝彦** 山本 和彦**

*三菱化成(株) **電子技術総合研究所

エネルギー最小化原理を用いた網のモデル Active Net とその領域抽出への応用について述べる。Active Net は内部歪みエネルギーと画像の適合性エネルギーによって変形し、エネルギー最小の状態に向かってダイナミックに動きながら領域の抽出を行なう。内部の歪みエネルギーは網自身の均一性の力に依存し、画像の適合性のエネルギーは領域内の画像の特徴を反映する。これらの力に従って網は変形し、エネルギー最小化の最適解として選択的に領域を抽出することができる。実際の画像データについて、Active Net による領域抽出を試みたので報告する。

Active Net : Active Net Model for Region Extraction

Yoko TSUMIYAMA*, Katsuhiko SAKAUE**, Kazuhiko YAMAMOTO**

*Mitsubishi Kasei Co. **Electrotechnical Lab.

* 1000 Kamoshida, Midori-ku, Yokohama, 227 JAPAN.

** 1-1-4 Umezono, Tsukuba, 305 JAPAN.

In this paper, we describe the Active Net model for region extraction. Active Net is an energy-minimizing net model, which is guided by image force and internal constraint force. Active Net is a simulated two dimensional elastic net. It is attracted to the feature of a target region and deforms dynamically to wrap the region. Using Active Net, we can extract not only a contour but also a region. We applied successfully to extract a textured region in the image.

1. はじめに

コンピュータビジョンの初期段階にエネルギー最小化原理を導入した事例が、近年数多く発表されている^[1]。エネルギー最小化原理を用いた手法の中で、我々は“SNAKES : Active Contour Model”^[2]に深い興味をいだいた。この手法はエネルギー関数を輪郭線 (SNAKE) 上で定義し、このエネルギー関数が最小となるように輪郭線を変形する。そして境界、線、主観的な輪郭線等を求めるというものである。従来から行なわれてきた二値化、細線化等の組合せによるアドホックな手法でなく、エネルギー最小化原理に基づいた最適解として輪郭を原画像から抽出する手法とみなすことができる。

しかし、現実の画像処理問題、特に対象となる領域を抽出する問題では輪郭だけでなく、領域内部の情報を有効に利用しなくてはならない。そこで、我々は1次元の輪郭モデルの2次元的なモデルへの拡張を検討し、動的な網のモデル Active Net を提案する。これにより領域内のテクスチャー情報もエネルギー関数の中へ取り込むことができ、より多様な領域抽出を行なうことができる。

本稿では、Active Net の基本原理を述べその適用例について報告する。

2. 網のエネルギー関数

領域を表現するために、我々は2次元の点列のモデルとして網 (Net) を考案した。図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4近傍の点と継れて網を形成している。

この網は、網自身もつ内部の歪みエネルギー E_{int} と画像データより受ける網と画像の適合性エネルギー E_{image} とをもつ。また場合により外部からの強制力 E_{con} を受けることも可能である。したがって網のエネルギーは以下のように記述される。

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

今回は E_{con} を無視して議論することにする。(1) 式を最小化することにより網を変形させ注目している領域に

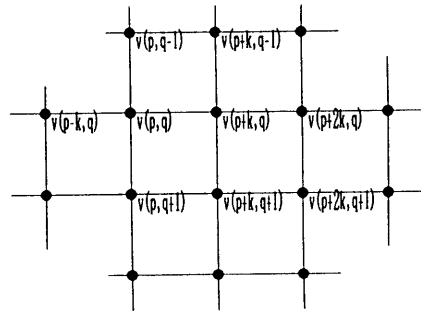


図1: 格子点による網の形成.

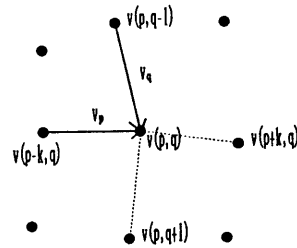


図2: 一次偏微分.

フィッティングさせていく。最終的に網が覆っている領域が抽出された領域となる。

2.1 網の内部歪みエネルギー

格子を均一かつ滑らかに保とうとするエネルギーとして、網の内部歪みエネルギーを(2)式のように定義する。

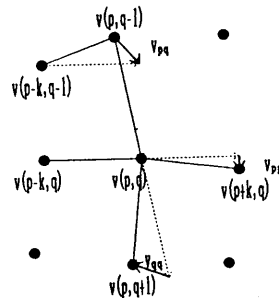


図3: 二次偏微分.

$$E_{int} = (\alpha(|\mathbf{v}_p|^2 + |\mathbf{v}_q|^2) + (\beta(|\mathbf{v}_{pp}|^2 + 2|\mathbf{v}_{pq}|^2 + |\mathbf{v}_{qq}|^2)))/2 \quad (2)$$

(α, β : 定数)

第一項目の一次偏微分 ($\mathbf{v}_p, \mathbf{v}_q$) は格子間の距離を示し (図 2)、第二項目の二次偏微分 ($\mathbf{v}_{pp}, \mathbf{v}_{pq}, \mathbf{v}_{qq}$) は格子の直線性と平行性を示している (図 3)。つまりその基本形において網は格子が平行かつ小さくなるようにする力を持っている。

2.2 画像の適合性エネルギー

網は画像から受ける力により変形を繰り返す、画像内の特徴的な領域へ導かれていく。画像内の特徴は濃淡レベルであったり、濃淡レベルの勾配であったり、画像面の滑らかさであったりする。それは、対象とする領域の特徴に依存するものである。そこで注目する領域の特徴を顕著に表す E_{image} を定義することにより、選択的に領域を抽出することができる。

最もシンプルな E_{image} を紹介すると

$$E_{image} = wI(x, y) \quad (3)$$

である。 $I(x, y)$ は、格子点 $\mathbf{v} = (x, y)$ での濃淡レベルを示す。この場合濃淡レベルの大きい方が明るい部分とする。 $w > 0$ とした場合、画像の適合性エネルギー E_{image} は網を濃淡レベルの低い (暗い) 方へ動かす力となる。また、 $|w|$ の大きさにより濃淡レベルの影響を制御することができる。

次に Active Net の特徴としてテクスチャー領域に対応させた場合の E_{image} の例を (4) 式に示す。

$$E_{image} = \text{func}(I(x, y), V(x, y)) \quad (4)$$

濃淡レベル $I(x, y)$ と格子点 (x, y) 近傍での濃淡レベルの分散 $V(x, y)$ の関数として定義することにより、テクスチャーの滑らかさを画像の適合性エネルギーの要素として加味することができる。

画像の適合性エネルギー E_{image} は、対象とする領域の特徴に最適な関数を定義することにより選択的な領域抽出が可能となる。

3. インプリメンテーション

注目領域を抽出するために、エネルギー関数 ((1) 式) が最小となる網を求める。網のエネルギー関数は汎関数であるので、最小化の必要条件はオイラー・ラグランジェの方程式となる。 (1) 式より以下の独立な二式を得る。

$$-\alpha(x_{pp} + x_{qq}) + \beta(x_{pppp} + 2x_{ppqq} + x_{qqqq}) + \partial E_{image} / \partial x = 0 \quad (5)$$

$$-\alpha(y_{pp} + y_{qq}) + \beta(y_{pppp} + 2y_{ppqq} + y_{qqqq}) + \partial E_{image} / \partial y = 0 \quad (6)$$

(5) (6) 式の偏微分方程式を解くためには、微分を差分式で置き換える近似が不可欠である。以下に差分近似表現を示す。

$$\begin{aligned} x_{pp} &= \partial^2 x / \partial p^2 \\ &= (x_{i-1,j} - 2x_{i,j} + x_{i+1,j}) / k^2 \\ x_{qq} &= \partial^2 x / \partial q^2 \\ &= (x_{i,j-1} - 2x_{i,j} + x_{i,j+1}) / l^2 \\ x_{pppp} &= \partial^4 x / \partial p^4 \\ &= (x_{i-2,j} - 4x_{i-1,j} + 6x_{i,j} - 4x_{i+1,j} + x_{i+2,j}) / k^4 \\ x_{ppqq} &= \partial^4 x / \partial p^2 \partial q^2 \\ &= (x_{i-1,j-1} - 2x_{i,j-1} + x_{i+1,j-1} - 2x_{i-1,j} \\ &\quad + 4x_{i,j} - 2x_{i+1,j} + x_{i-1,j+1} - 2x_{i,j+1} \\ &\quad + x_{i+1,j+1}) / k^2 l^2 \\ x_{qqqq} &= \partial^4 x / \partial q^4 \\ &= (x_{i,j-2} - 4x_{i,j-1} + 6x_{i,j} - 4x_{i,j+1} + x_{i,j+2}) / l^4 \end{aligned}$$

但し $p = i \cdot k, \quad q = j \cdot l$

$$\partial E_{image} / \partial x = E_{image}(x, y) - E_{image}(x - 1, y)$$

y についても同様である。

差分近似式を (5) (6) 式に代入することにより連立一次方程式とすることができる。連立一次方程式の解法には消去法と反復法があるが、今回は計算機で実行する場合のメモリー容量等を考慮し反復法を用いることと

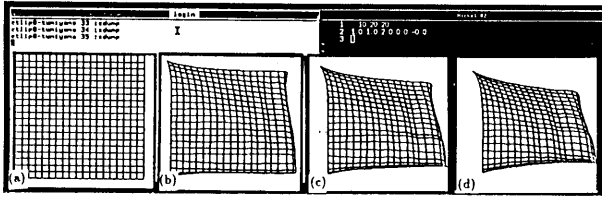


図 4: 逐次代入法による収束過程. (a): 初期 Net, (b)-(d): 収束過程

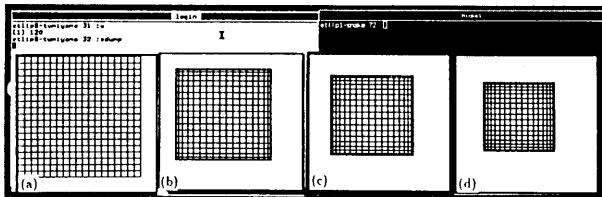


図 5: ヤコビ法による収束過程. (a): 初期 Net, (b)-(d): 収束過程

した。計算方法としては、ヤコビ法の式に修正量を制御するため加速緩和法の加速パラメータを応用した手法を使っている。ヤコビ法を採用した第一の理由は、将来の並列計算機への適応を考慮し、また Active Net の変形が均一に行なわれるようにしたためである。ガウス・ザイデル等の逐次代入法を用いると、演算順序に依存し収束が不均一となる (図 4)。加速緩和法を応用したのは、収束の速度を制御し収束が滑らかに行なわれるようにするためである (図 5)。加速パラメータを大きくすると発散する場合が多い。

4. 実験

256×256 画素モノクロ 256 階調の手描きパターン (白地の背景に黒地の対象領域、各領域内の濃淡変化なし) を使って網の基本的な動作を確認した。

E_{image} は格子点 (x, y) での濃淡レベルとする。しかし、差分式で収束を導いているため濃淡レベルの変化のないところでは、網に E_{image} の影響がおよばない。したがってマクロな濃淡傾斜をつけるため (3) 式の $I(x, y)$ として原画像にガウシアンフィルターをかけたものを利用する。このことにより、網は暗領域内に向かってすみやかに変形を開始した。

ところが、網は暗い領域内に入ると網の内部歪みエネルギーで収縮を続け、対象領域の内部に入り込んで

しまう (図 6)。原因は、網の端が領域の端にとどまることなく収縮を続けるためである。よって我々は、網の端がカギとなり領域の端にひっかかるような力を与えた。つまり、網の内部が暗領域へ近づこうとするのに対し、端点は明領域にとどまろうとするよう内部と逆の E_{image} を定義した。これにより網を領域にフィットさせることが可能となった (図 7)。

次の問題は初期値として与える網の形状である。図 7-(b) のように正方格子を与えた場合、図 7-(h) にみられるよう最終的に正方格子の四つ角が残ってしまう。内部歪みエネルギーが、これ以上網の変形を許さないことを示している。今回、我々が抽出しようとしている領域は原則的に凸形で滑らかな形の領域を想定している。よって、初期 Net を放射状に与えることにした。放射状格子は正方格子の単純な拡張で格子点の座標のみを変更しただけで、差分近似式等は正方格子の場合と同じものを使っている。初期 Net を放射状に設定した場合、網は基本的に図 8 のように動く。この初期 Net によって、図 9 のようにより良い領域抽出が行なわれた。

実際の電子顕微鏡写真を用いてテクスチャー画像の場合を述べる。この画像中には、暗く滑らかな領域 (ア) と暗くざらついた領域 (イ) とが明るい背景領域内に混在している (図 10-(a))。この中の暗く滑らかな領域のみに注目し抽出を行なう。

背景領域と (ア) の領域との違いは、濃淡レベルの差にある。また、(ア) と (イ) の領域のテクスチャーの違いを考えると濃淡表面の滑らかさにあると思われる。これを反映するような E_{image} を定義することが選択的な領域抽出に重要である。我々は、テクスチャー性を要素として取り入れるために格子点の近傍領域 (9×9画素) 内での濃淡レベルの分散 $V(x, y)$ を 256 レベルの画像と同等に正規化した $V^*(x, y)$ と、暗領域を選択するための濃淡レベル $I(x, y)$ とから (7) 式のように定義した。

$$E_{image} = \text{Max}(I(x, y), V^*(x, y)) \quad (7)$$

その結果を図 10 に示す。網は E_{image} に導かれ徐々に目的の領域へ近づいていく。途中、背景や別の領域の影響を受けるが (図 10-(c)~(g)) 画像の適合性エネルギー

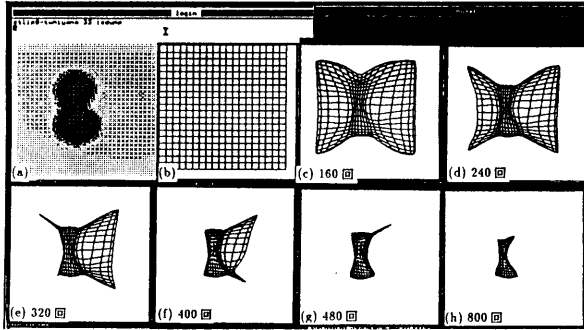


図 6: 手描きパターンへの応用例 1. (a): 原画像, (b): 初期 Net, (c)-(h): 収束過程

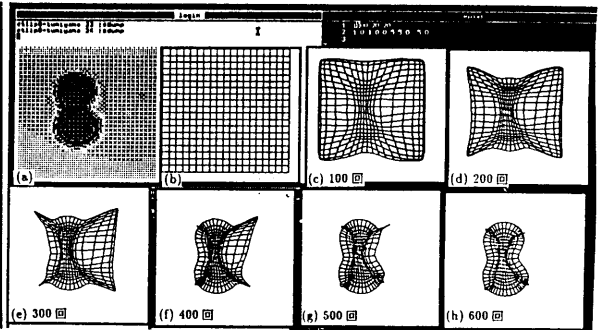


図 7: 手描きパターンへの応用例 2. (a): 原画像, (b): 初期 Net, (c)-(h): 収束過程

ギーで最終的に (図 10-(h)) 目的領域にフィッティングした。

網が領域にフィッティングしていく際の網のエネルギーの推移を 図 11 に示す。画像 図 9-(a) の場合は急速なエネルギーの減少を見せるが、画像 図 10-(a) の場合は緩やかに変化を見せている。これは、背景や別の領域の影響を受けつつ最適解へ収束しているからだと思われる。

また、同様の条件で別の視野について実験した例を 図 12 に示す。

実験条件は以下の通りである。

画像：256×256 画素，256 階調

格子点数：400 点 コンピュータ：SUN3/260

CPU 時間：641 秒 (2000 回の反復演算)

5. おわりに

エネルギー最小化原理を用いた網のモデル Active Net について述べてきた。Active Net は内部歪みエネルギーと画像の適合性エネルギーを持ち、ダイナミックにエネルギー最小の状態に向かって動きながら領域にフィッティングする。内部歪みエネルギーは網自身の均一性の力に依存し、画像の適合性エネルギーは領域内の画像の特徴を反映する。これらの力に従って、網は目的の領域に向かって変形し選択的に領域抽出を行なう。その領域はエネルギー最小化原理に基づく最適解として求められる。ここでは、実際の画像への応用を 2,3 紹介し

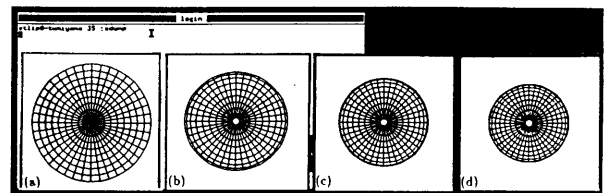


図 8: 放射状 Net の収束過程. (a): 初期 Net, (b)-(d): 収束過程

た。

我々の今後の課題は、二つある。一つは、初期設定した網の中に複数の領域が存在した場合 (図 13)、それを別々の領域として認識すること。もう一つは、背景の雑音等に著しく影響された場合、いかにして目的とする領域に近付けるかである。これらの問題を解決し Active Net の手法をより発展させていきたい。

謝辞

本手法を開発するに当たり、適切な助言を頂いた横矢直和博士を始め、熱心に御討論頂いた電総研画像研究室の皆様へ深く感謝します。

参考文献

- [1] 坂上, 横矢: "弛緩法と正則化", 情報処理, Vol.30, No.9, pp.1047-1057 (1989).
- [2] M.Kass, A.Witkin, and D.Terzopoulos: "Snakes: Active Contour Models", International Journal of Computer Vision, Vol.1, No.4, pp.321-331 (1988).

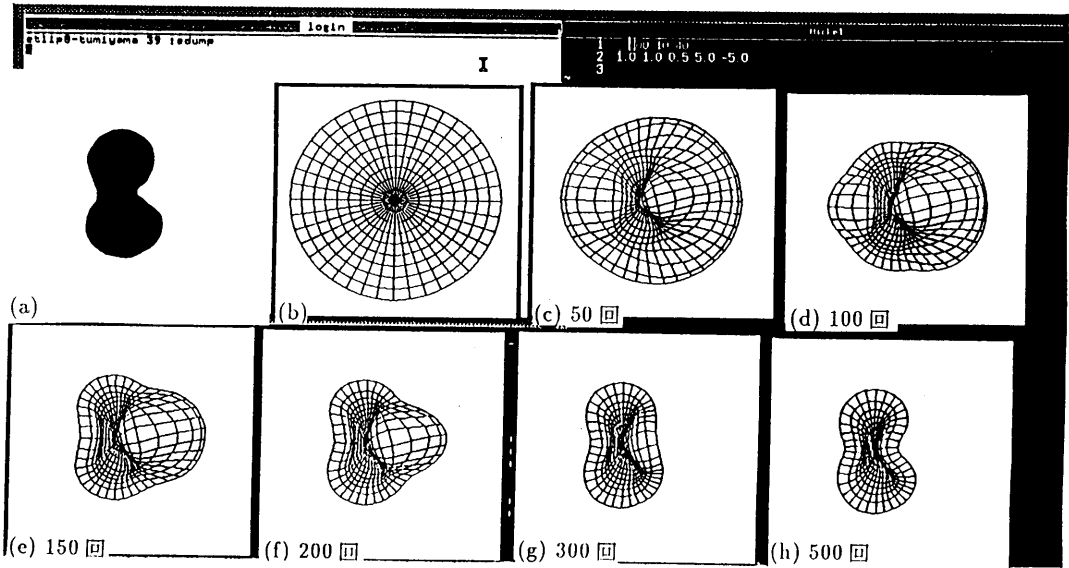


図 9: 手描きパターンへの応用例 (放射状格子の場合). (a): 原画像, (b): 初期 Net, (c)-(h): 収束過程

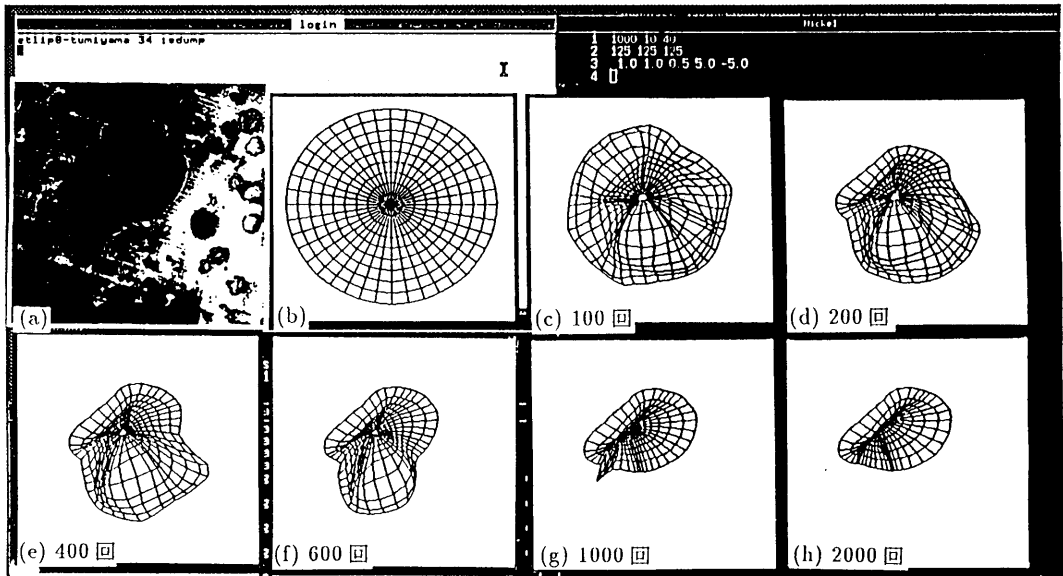


図 10: 電子顕微鏡写真 (PC/ABS) への応用例 1. (a): 原画像, (b): 初期 Net, (c)-(h): 収束過程

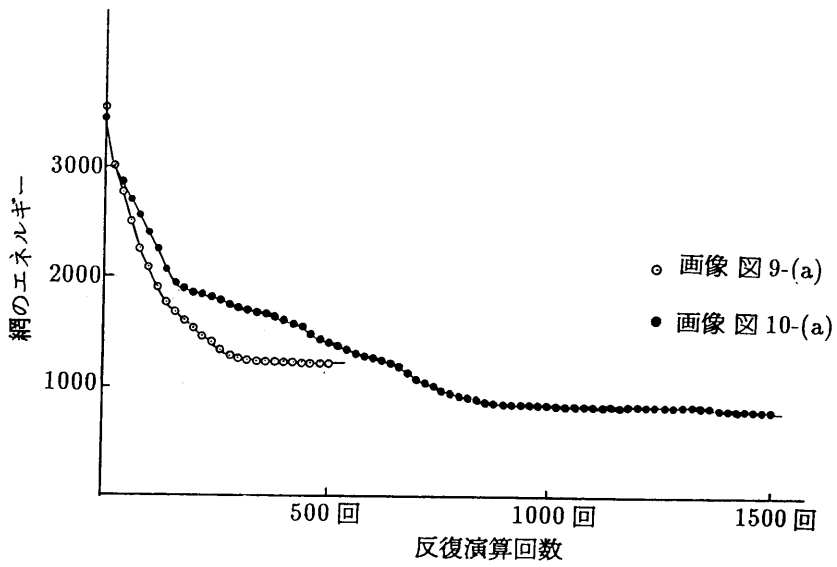


図 11: 網のエネルギーの推移.

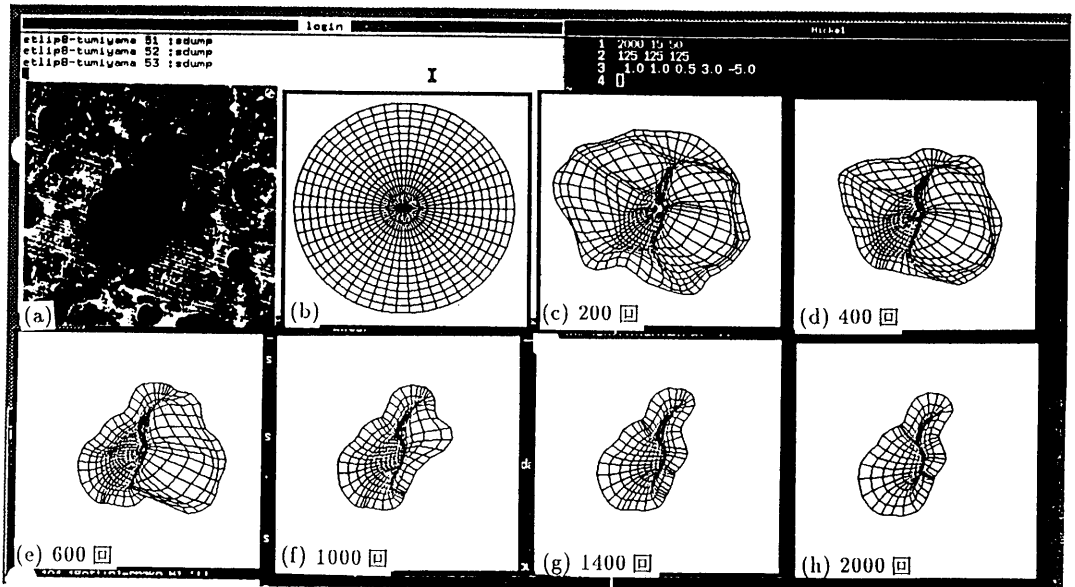


図 12: 電子顕微鏡写真 (PC/ABS) への応用例 2. (a): 原画像, (b): 初期 Net, (c)-(h): 収束過程

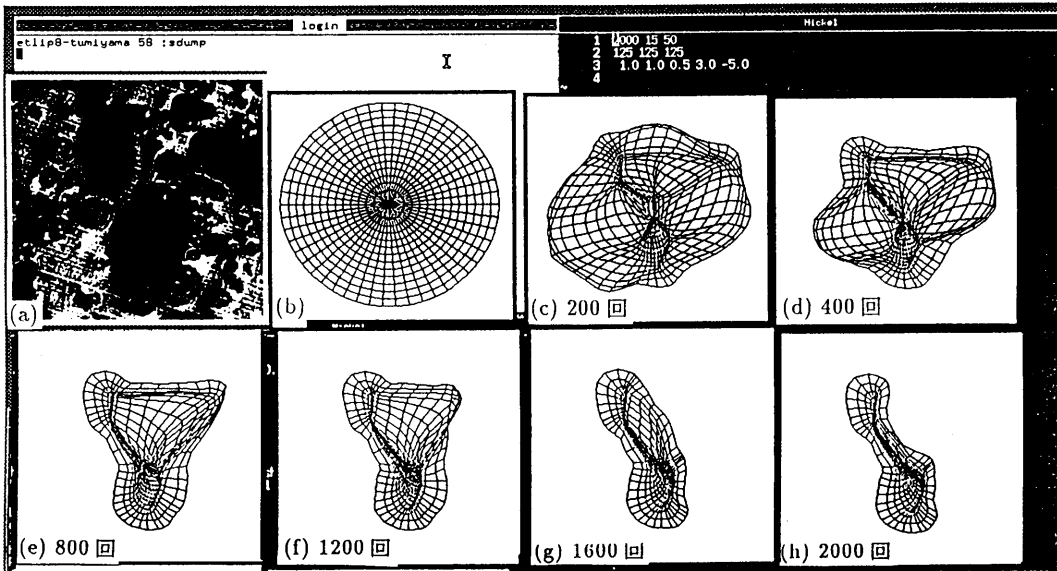


図 13: 電子顕微鏡写真 (PC/ABS) への応用例 3 (複数の領域が存在した場合) . (a): 原画像, (b): 初期 Net, (c)-(h): 収束過程