

エネルギー制御型アクティブバルーンモデルによる3次元物体の多重解像度表現と認識

松尾 啓志[†] 木村 正孝[†] 岩田 彰[†]

3-D Multi-scale Expression and Recognition with Energy Controlled Active Balloon Model

Hiroshi MATSUO[†], Masataka KIMURA[†], and Akira IWATA[†]

あらまし 3次元物体の形状の多重解像度表現を行い、物体の識別を行う手法を提案する。アクティブバルーンモデルは2次元輪郭抽出を行う Snakes を3次元シェル構造へ拡張したもので、物体の形状を再構成できる。単純に3次元物体の表面形状を獲得しただけでは、物体の識別に使うデータとしては不適切である。そこで、本論文ではアクティブバルーンモデルに多重解像度表現を取り入れ、解像度木をトップダウン的に構成する事により、物体の識別に適した構造を得る事を可能とする。さらに本手法の有効性を計算機シミュレーションにより明らかにする。

キーワード アクティブバルーンモデル, 多重解像度木, スネーク, アダプティブスケール MEGI

1. はじめに

計算機に入力される2次元, 3次元物体の形状情報は、離散的で、ノイズを含み、かつ不完全なものであることが多い。そのため、物体形状の再構成は不良設定問題になることが多い。そこで正則化理論を用いて不良設定問題を解こうとする試みが行われてきた。

その代表例として、Kassら[1]は標準正則化モデルを用い、エネルギー最小化アプローチによるノンパラメトリックな輪郭抽出モデル (Active contour model; Snakes) を提案し、2次元の濃淡画像から物体の輪郭の抽出を行った。その後 Aminiら[2]により、Snakesの動的計画法 (DP) を用いた解析が示され、また Williamsと Shah[3]により、Snakesにグリーディングアルゴリズムを用いた場合の解析が示された。また、積山ら[4]は Snakesを網状にしたモデルである Active Net を提案した。さらに土屋ら[5]は、グリーディングアルゴリズムによる Snakesを3次元シェル構造に拡張したアクティブバルーンモデル (Active balloon model) を提案した。

一方、人間は3次元物体の形状を捉える際に、1つの物体形状として捉えるのではなく、物体の概形からしだいに局所的な構造に至るまでの複数の解像度で捉えているものと考えられており[6]、類似した物体を比較する時には、概形のみが類似している物体より、概形だけでなく局所的な構造も似ている物体を類似度が高いと判断する。この過程を計算機による認識に応用すれば、柔軟で人間的な認識が可能になる。

そこで物体を複数の解像度で捉え、それを認識に利用とする試みも多く行われてきた。輪郭図形に対して多重解像度表現を得る手段として、入力形状にガウス関数を畳み込み、形状を段階的にぼかしていく方法が一般的に用いられる。この理由として、2次元輪郭を形成する曲線の変曲点は、ぼかしていく(畳み込むガウス関数の分散 σ を大きくする)に従い単調に減少するという特徴が挙げられる。この性質を用いて、上田ら[8][9]や守田ら[10]は2次元輪郭に多重解像度を用い、認識に適した構造を得た。

ガウス関数による多重解像度表現の構成を3次元形状に適用する研究も多く行われている。しかし3次元閉曲面をガウス関数でぼかす場合、2次元輪郭での変曲点のような、スケール変化に対する単調性を持った特徴を得ることは困難である。そのため、2次元輪郭

[†]名古屋工業大学電気情報工学科, 名古屋市
Faculty of Engineering, Nagoya Institute of Technology,
Nagoya-shi, 466-8555 Japan

では必要でなかったさまざまな工夫が必要となる。佐藤ら [11] は、スケールの変化にともなう 3 次元関数曲面の形状の変化を解析し、その変化を 3 種類に分類した。また守田ら [12] は、スケール変化を、形状を連続的に変化させるプロセスとして捉え、その過程で現れる特徴の非単調性をあくまで例外として扱う方法を示した。

一方で、ガウスのスケールによらない多重解像度表現の獲得も研究されている。船橋ら [13] は、面素で表された 3 次元形状を、位置ベクトル・法線ベクトルの近い要素を統合していき、多重解像度の木構造をボトムアップで構成し認識に使用する手法を提案した。

本研究では、アクティブバルーンモデルに多重解像度表現を取り入れ、多重解像度を表現する木構造をトップダウン的に構成し、より認識に適した構造を得る手法を提案する。第 2 章で多重解像度表現とそれを木構造に表すことの利点を挙げ、第 3 章でアクティブバルーンモデル（以下 ABM）を拡張し多重解像度表現を獲得する手法、エネルギー制御型アクティブバルーンモデル（Energy Controlled Active Balloon Model; 以下 EC-ABM）を提案する。そして第 4 章で計算機シミュレーションを行い、本手法の有効性を明らかにする。

2. 多重解像度表現と解像度木

物体の形状を計算機上で識別するとき、なんらかの方法で形状を表すモデルを計算機上に構成する。このモデルは物体の形状をどれだけ忠実に表現しているかを表す度合い、解像度を持っていると考えられる。例えば形状を多角形の多面体によるモデルで表現したとすると、その構成面の大きさや数によってモデルの表現能力は変化する。この表現能力の違いをモデルの解像度の違いと考える。

物体の形状を単一の解像度のモデルによる表現で代表すると、モデルの解像度が低い時には、モデルのデータ量は少なく済むが、形状の細かな特徴を表現できないため、マッチングに用いるデータとしては不十分である。逆にモデルの解像度を高くすると、細部の形状を詳細に表現できるようになるが、モデル間でマッチングを行う際に必要となる、モデルの要素どうしの対応付けが困難になる。

対応付けは低解像度の時のように簡潔に行え、比較は高解像度の時のように詳細な情報を元に行うのが理想である。そこで、一つの形状を解像度の異なる複数のモデルで表現する多重解像度表現がよく利用される。

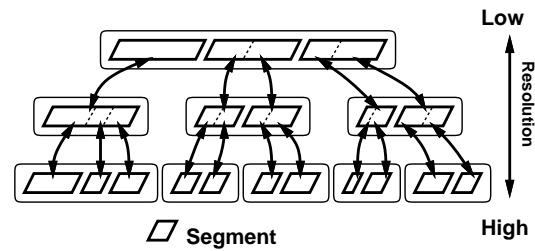


図1 解像度木
Fig. 1 Multi-scale tree.

多重解像度表現は、低解像度での利点、高解像度での利点どちらも活かすことができる。

多重解像度表現は、複数の解像度からなるモデルから木構造を構成して表現することが多い。この木構造は解像度木と呼ばれる（図 1）。

解像度木は、根に近いノード程低い解像度のモデル（の構成要素）を、葉に近い程高い解像度のモデルを表す木構造である。解像度木を用いると、マッチングを行う時に、モデルの低解像度部分で形状間の概形の類似を検討でき、必要に応じて解像度を上げて細部の類似の検討を行うといった段階的なマッチングが行うことが可能となる [13]。これは、木構造のノードの連結関係として、モデルの低解像度表現の一部分と、その部分に相当する高解像度表現の一部分とが対応づけられている解像度木の特徴を用いた利点である。

3. エネルギー制御型アクティブバルーンモデル

解像度木を構成する最も単純な方法は、高解像度の表現を獲得した後、モデルの要素の統合をして低解像度の表現を得るといった手順を繰り返す、ボトムアップ的な構成法である [13]。この構成法は、最高解像度の表現さえあれば容易に解像度木を構成できる。しかし、例えば曲面を分割して作った面素を統合する際に、微妙な分割の違いが統合の違いに現れ、低解像度での表現に違いが生じる（図 2）。

概形が似ている 2 物体は、その物体を多重解像度表現したときの低解像度の表現が似ているべきであるが、ボトムアップ的に解像度木を構成する方法では先ほど述べたような理由から低解像度の表現が近くなることが保証されない。しかし解像度木をなんらかの方法でトップダウン的に構成できれば、ボトムアップ的に解像度木を構成する際に生じる不具合を回避することが

可能となる。

本論文で提案する多重解像度木作成手法は以下の2つを特徴とする手法である。

(1) ABMの内部エネルギー、外部エネルギー、ABMを構成する節点の個数を解像度に応じて変化させることにより、低解像度としては物体の概略形状を、高解像度としては物体の詳細な構造を記述する。

(2) ABMの収縮結果を1つの解像度表現と捉え、さらにその収縮結果をABMの初期形状とし、内部エネルギー、外部エネルギー、節点の個数を変更し、次に高い解像度表現を構成することにより、低解像度から高解像度に向けて形状を段階的に、再構成するトップダウン的な多重解像度木生成法である。

3.1 アクティブバルーンモデル

アクティブバルーンモデル[5]は、3次元の標準正則化モデルの一種で、Kassら[1]の提案した動的輪郭抽出モデル(Snakes)を3次元のシェル構造に拡張したモデルである。Snakesが2次元の濃淡画像から反復によるモデルのエネルギー極小化により物体のエッジ抽出を行うモデルであるのに対し、ABMは、離散的な3次元空間中の情報(サンプル点)から反復によるモデルのエネルギー極小化により3次元物体の面の再構成を行う。

モデルの初期形状は正20面体の各面を64分割した1,280面体である。モデルは三角形パッチと呼ばれる三角形の要素から構成される。三角形パッチの頂点は節点と呼ばれる。これがSnakesのスネーク点に相当し、エネルギー極小化の対象となっている。

ABMの1節点のエネルギー関数は式(1)で定義される。それぞれの節点を、その連結点との局所的な状態から次の位置を決めるグリーディングアルゴリズムで移動させる。節点 \mathbf{x} のエネルギー $E_{point}(\mathbf{x})$ は、内部エネルギー $E_{int}(\mathbf{x})$ と外部エネルギー $E_{ext}(\mathbf{x})$ の和で表す。

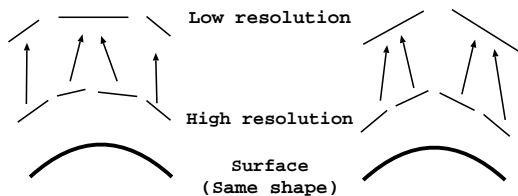


図2 ボトムアップで解像度木を構成する時の問題
Fig. 2 Problem making multi-scale tree.

$$E_{point}(\mathbf{x}) = E_{int}(\mathbf{x}) + E_{ext}(\mathbf{x}) \quad (1)$$

この式に従い、各節点が独自にエネルギーの最小化を繰り返す、最終的にモデル全体のエネルギーを極小状態にする。

内部エネルギーは、モデル自体の内部で閉じたエネルギーであり、各節点間の距離を縮め、モデル形状を滑らかに保ちながら、自己収縮させる方向に働く。本エネルギーは各接点の位置ベクトルの内積に比例して定義されるが、3次元空間上に配置される接点の不均一性を考慮する必要がある[5]。

外部エネルギーは、モデルがサンプル点(入力データ)から受けるエネルギーであり、節点が物体形状に近づく方向に働く。

3.2 解像度の導入

提案する手法では、アクティブバルーンモデルを用いて多重解像度を表現するために、内部エネルギーと外部エネルギーの比率を制御するパラメータ α 、外部エネルギー分布を制御するパラメータ σ 、三角形パッチ(節点)の数の3つのパラメータの導入を行う。このパラメータをそれぞれ変化させることにより、解像度の違いを表現することが可能となる。

内部エネルギーはモデルの形状が滑らかになる方向に働く。モデルの節点は式(1)で示したように内部エネルギーと外部エネルギーの和の影響を受けるため、全エネルギーに対する内部エネルギーの割合を制御すれば、モデルの形状の滑らかさを制御することが可能となる。そこで、式(2)に示すように内部エネルギーの重みパラメータ α を導入する。

$$E_{point}(\mathbf{x}) = \alpha E_{int}(\mathbf{x}) + E_{ext}(\mathbf{x}) \quad (2)$$

パラメータ α の変化はモデルの表現できる形状の自由度に影響を与える。 α が大きければモデルは物体形状に対しより滑らかな形となり、逆に小さければモデルは物体形状に近づきやすくなる。すなわち、 α が大きいときは、モデルが物体の細部の形状に影響されなくなり、低解像度に対応し、また α が小さいときには、モデルはより物体に近づきやすくなり高解像度に対応する。

モデルの節点 \mathbf{x} にかかる外部エネルギーは、式(3)で定義されるポテンシャルエネルギーを用いて定義されている。

$$E_{ext}(\mathbf{x}) = \sum_{i \in \{\text{サンプル点}\}} -G_{\sigma}(i - \mathbf{x}) \quad (3)$$

G_σ は、標準偏差 σ のガウス関数を表し、式 (4) で定義する。

$$G_\sigma(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

E_{ext} で表されるポテンシャル空間は、物体形状をガウス関数の畳み込みによりぼかした形状によって形成される。空間ポテンシャルはモデルの節点の移動方向に影響を与える。 σ を大きくすると、空間ポテンシャルは物体形状を大きくぼかした状態となり、逆に小さくすると空間ポテンシャルは物体形状に近くなる。

そこでこの σ を、解像度を規定するパラメータとして導入する。 σ の値が大きい時はモデルの節点はぼかされた形状に近づき、低い解像度の表現となる。値が小さい時はモデルの節点は物体細部の形状に近づいて行き、高い解像度の表現を得られる。

本来の ABM では初期形状は正 20 面体の各面を 64 分割した 1,280 面体であった。しかし、モデルの三角形パッチの数を変化させればモデルの表現できる形状に影響を与えられる。そこで本手法では、得たい解像度に合わせてモデルの初期形状の面の数を変化させる方法をとる。本手法では、最低解像度の初期形状を正 20 面体とし、解像度を 1 つ上げるごとに面を 4 分割していく。これにより、解像度の低い状態ではモデル自身が表現できる形状の自由度が低く物体の細部にとらわれない概形を表現し、また解像度が上がるに従ってモデルはより物体に近い形状を構成可能となる。ただし、次節で述べる通り、全ての面を無条件に分割する訳ではない。

3.3 解像度木の構成

本節では、各解像度間を結び付け、低解像度から高解像度へ向けてトップダウン的に解像度木を構成する手法を提案する。

ある解像度のモデルを得るには、その解像度でのモデルの初期形状、パラメータ σ 、 α を設定し、モデルの収縮を行う。収縮が収まった時点でのモデルの形状をその解像度での表現と定義する。本来、このモデルの獲得は解像度ごとに独立しているが、モデルの初期形状と収縮形状を、それぞれ 1 つ低い解像度、1 つ高い解像度と関係付けられれば、そこから解像度木を構成することができる。

そこで、本手法では、ある解像度の初期形状に、1 つ低い解像度の収縮形状の三角形パッチを 4 分割した形状を用いることを提案する。言い換えれば、ある解像度の収縮形状の三角形パッチを 4 分割した形状を、

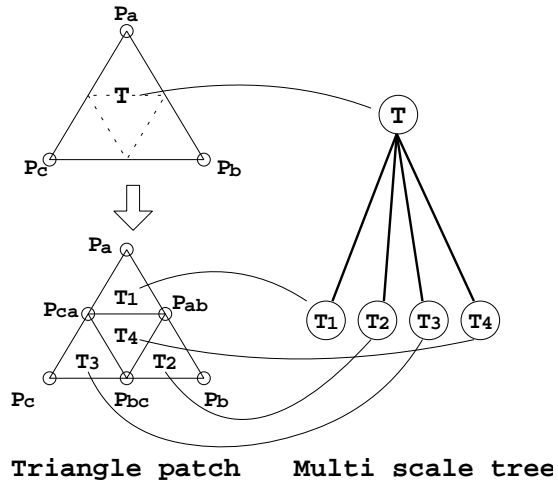


図3 三角形パッチの分割と解像度木の構造
Fig. 3 Division of triangle patch.

次の解像度の初期形状とする。

こうすることにより、2 つの解像度表現間で三角形パッチが分割・統合の関係を持つようになる。この関係を木構造として採用する。低解像度からのトップダウン的な解像度木の構成は、最低解像度から順に ABM の収縮、三角形パッチの分割を繰り返すことにより可能となる (図 3)。

しかし、単純に全ての三角形パッチを分割すると、物体形状の平面的な部分に相当する個所の三角形パッチの分割により生成された節点は、分割後外部エネルギーによって移動することが殆どなく、冗長なデータとなる。このような分割は、形状を表現する上で冗長となるだけでなく、モデル間のマッチングを取る際にも、対応付けの候補数を無駄に増やすことになる。そこで、このような無駄な分割を取り除く方法として、分割の際に条件テストを行うことを提案する。

以下に、提案する三角形パッチの分割の手法を示す。

- Step1 三角形パッチ T の頂点を P_a, P_b, P_c とする。
- Step2 点 P_a, P_b の中点に新しく点 P_{ab} を追加する。同様に点 P_{bc}, P_{ca} も追加する。
- Step3 追加した 3 点の外部エネルギーの和 e_1 を求める。

$$e_1 = E_{ext}(P_{ab}) + E_{ext}(P_{bc}) + E_{ext}(P_{ca})$$

- Step4 点 P_{ab} を外部エネルギーが小さくなる方向へ距離 ϵ だけ移動した点を P'_{ab} とする。但し ϵ は次の解像度における反復時の移動度である。同様に点 P'_{bc} ,

P'_{ca} も求める。

Step5 求めた3点の外部エネルギーの和 e_2 を求める。

$$e_2 = E_{ext}(P'_{ab}) + E_{ext}(P'_{bc}) + E_{ext}(P'_{ca})$$

Step6 $e_1 - e_2$ が閾値以下なら、この三角形パッチの分割は行わず、3点 P_{ab} , P_{bc} , P_{ca} の追加は取り止める。

そうでなければ三角形パッチは3点 P_{ab} , P_{bc} , P_{ca} によって分割される。

Step7 以上の操作を全ての三角形パッチについて行う。

この手法を導入することにより、無駄な分割を抑えることが可能となる。

以下に、本手法による多重解像度表現の解像度木を得るアルゴリズムを示す。

Step1 (初期解像度) モデルの初期形状を正二十面体とし、パラメータ σ , α の初期値をそれぞれ σ_0 , α_0 とする。

Step2 モデルの節点をエネルギー最小化により動かなくなるまで移動させる。

Step3 モデルの節点が移動しなくなったら、そのモデルの形状を現在の解像度での表現とする。

Step4 現在の解像度が指定された最高解像度であるなら、ここで作業を終了する。

Step5 モデルの全ての三角形パッチに対して、三角形パッチ分割の手順に従い分割を行う。

Step6 以上の作業を行ったモデルの形状を次の解像度の初期形状とし、新しいパラメータとして σ を $\sigma - \Delta\sigma$, α を $\alpha/\Delta\alpha$ に変更し、**Step2** に戻る。

4. 実験

提案した多重解像度表現構成手法の有効性を確認するために、計算機上で識別照合実験を行った。実験には、カナダ国立研究所から提供された実顔距離画像データベースの中の正面を向いた25枚の顔画像を使用した[14]^(注1)。但し、ノイズの多い髪および首の部分は手動で削除した。

図4に、実験で用いた実顔距離画像データベース中の顔画像のうち顔画像3^(注2)と、算出した各解像度に

おける形状を示す^(注3)。

4.1 認識実験1

オリジナルの25枚の実顔距離画像から、EC-ABMを用いて作成した多重解像度表現(以下基本モデル)を算出した。さらに、それぞれの実顔距離画像をもとに、視点位置を変更した距離画像を作成し、それらを三次元形状として多重解像度表現を作成し、基本モデルとの相関を計算することによりマッチングを行った。視点位置を変更した三次元形状は、鼻や表面の凹凸によりオクルージョンを生じる領域が発生し、また各々の距離画像における各部位のサンプリング密度もオリジナルの実顔距離画像とは異なるデータとなる。

また距離画像から入力三次元形状を得る際には、距離画像中に含まれない背面の形状に楕円状の形状を仮定している。つまり回転角が例えば10度の場合、元形状が10度回転し、かつ10度分のデータが欠落することになる。

視点の俯角を0度に固定し、方位角を0度から10度まで1度間隔で変化させた場合に各視点で得られた距離画像から三次元形状を再構成した。さらにEC-ABMを用いて多重解像度表現を作成した。マッチングは、EC-ABMの各解像度のモデルから、三角形パッチの位置ベクトルと法線ベクトルを計算し、船橋らが論文[13]で提案したマッチングを行う解像度を適応的に制御するマッチング手法(アダプティブスケールMEGI)により相関値を計算することにより行った。

本実験では、各パラメータを $\sigma_0 = 10, \alpha_0 = 3.5, \Delta\sigma = 0.5, \Delta\alpha = 2$ とし、解像度は0から4までの5段階とした。これらのパラメータは、方位角を変化させた同一形状の実顔距離画像を用いて、解像度0の3次元形状を再構成し、それぞれ対応する節点の距離が最少になるように決定した。なお今回は顔画像3の方位角0と5度を用いた。計算時間はSGI社製INDY-R4600PC(CPUクロック133MHz)を用いた場合、1つの多重解像度木の生成に平均約1時間、2つの多重解像度木の相関値の計算は約3分であった。

比較対象として、同様の識別実験を船橋らの提案するボトムアップ的手法(以下従来手法)による方法で行った。

図5に、顔3を回転させて作成したモデルと、顔3の基本モデルとの間の相関値の関係と、顔3を除く全

(注1): 本実験は顔の認識を想定したものではなく、顔のように複雑な曲面で構成された3次元形状に対する識別照合能力を確認するために行った。

(注2): データベース中のファイル名 catalog_int_ascii/chap3/face3

(注3): なお再構成形状としては、節点のみが重要であり、表示した形状は節点集合を3角形パッチで構成した形状である

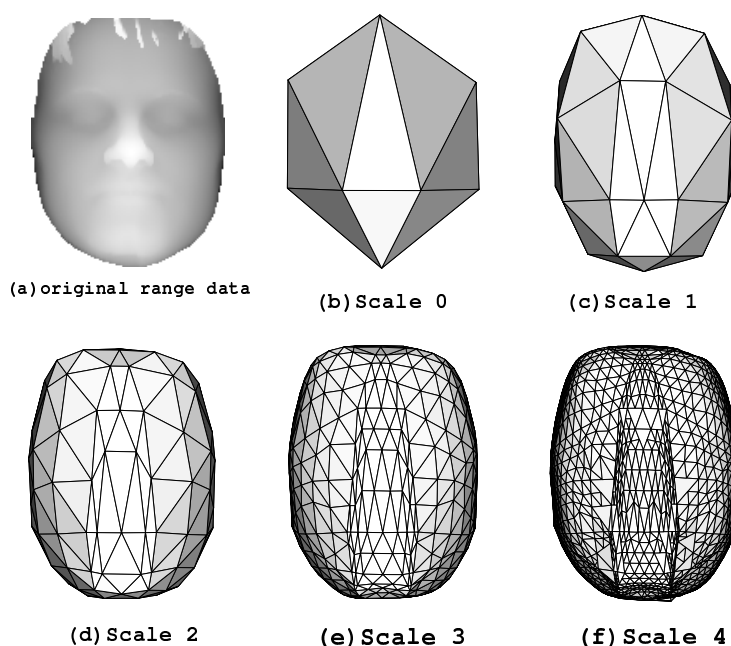


図4 顔画像3とその多重解像度表現
Fig. 4 Face image No.3 and it's multi-scale expression.

ての顔の基本モデルとの間で相関値の平均値, 最大値, 最小値を示す. 図5(a)に従来手法で作成した多重解像度を用いた結果で, 図5(b)が本論文で提案するトップダウン手法の結果である. 顔3の基本モデルとの相関値は, 従来手法, 提案手法のどちらも, 方位角が大きくなるに従い, 徐々に低くなっているのがわかる. これは, 回転させた顔形状が, 元形状に比べ少ない情報しか有しないことから自然である.

従来手法では, 方位角が大きくなるに従って, 顔3の基本モデルとの相関値が, 他の顔の基本モデルとの相関値を下回っている. これに対し本手法では, 0度から10度の範囲では顔3の基本モデルとの相関値が常に最大となっており, 従来手法と比較して認識能力が劇的に向上していることを確認した. なお提案手法の相関値が, 従来手法に比べて相対的に高くなっている. これは, 提案手法が低解像度ではすべての顔画像に対してほぼ同一の形状となるためであり, 自然な結果であると考えられる.

また, 他の全ての顔画像に対しても同様の実験を行った. 図6は, 方位角と認識成功率の関係を, 従来手法, 提案手法それぞれについて示したものである.

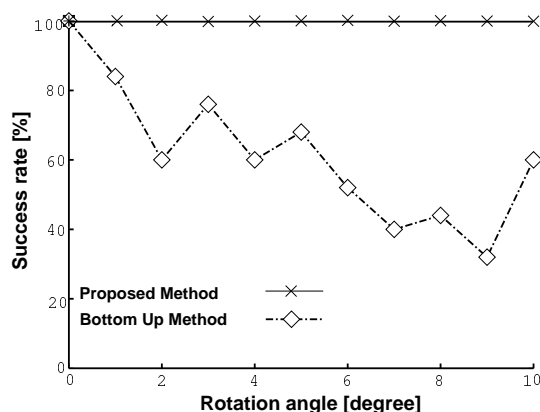


図6 方位角と認識成功率の関係
Fig. 6 The relationship between rotation angle and success rate.

従来手法は方位角が大きくなるに従い認識成功率は低下しているが, 本手法は0度から10度の範囲では認識に失敗していないことが分かる. これにより, 本手法は従来手法と比べて有効であることを確認した.

4.2 認識実験2

次に, 提案した多重解像度表現法の対ノイズ性能を

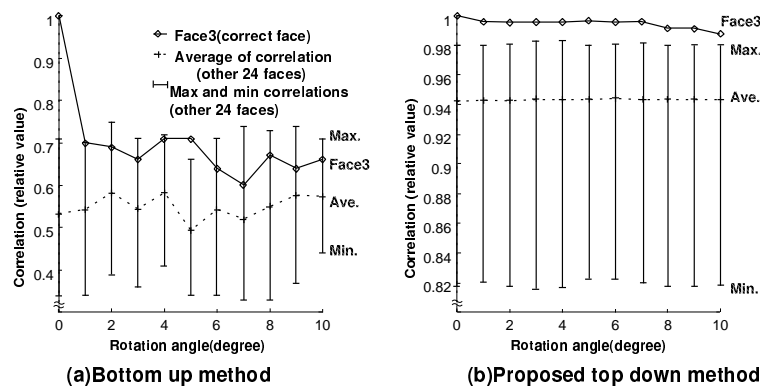


図5 回転角と相関値の関係
 Fig. 5 The relationship between rotation angle and correlations.

確かめるために、距離画像顔3に人工的にノイズを付加したデータから、ABMを用いた多重解像度表現を求め、さらに4.1と同様の方法で、顔3の基本モデルとの相関値を算出した。付加するノイズは、距離画像の平均振幅に対し、それぞれ1%から、10%の大きさの標準偏差を有するガウシアンノイズである。

図7に顔画像3の基本モデルと、ノイズを付加した距離画像から得られたモデルとの相関値を示す。横軸は付加したノイズ量であり、縦軸は相関値である。またグラフ中に水平に引かれた直線(点線)は、顔画像3の基本モデルと他の24枚顔の基本モデルから得られた多重解像度表現との相関値の最大を示す。つまりノイズを付加したデータと、原データとの相関値が、他の顔データとの相関値の最大値を下回らない条件で、認識が可能となる。

付加するノイズの大きさの増加に伴い、相関値も徐々に低下する。しかし約8%のノイズ付加データまでは認識は可能であった。一般に8%のノイズは、通常計測可能なレンジデータを含むノイズに比べても非常に大きく、本多重解像度構成手法がノイズに対しても有効であることが確認された。図8に、8%のノイズを付加したときの距離画像と、ノイズの有無それぞれの距離画像に対する中央付近での濃度値の変化のグラフを示す。

4.3 マッチングに用いた解像度

認識に用いたAS-MEGIは適応的にマッチングする解像度を決定する。つまり、もしEC-ABMによる多重解像度木が、より3次元形状の特徴を安定して抽出可能な方法ならば、従来手法よりも、より高い解像度

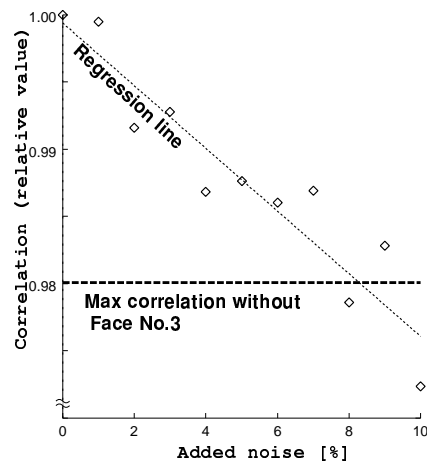


図7 ノイズを付加した場合の相関値の変化
 Fig. 7 The relationship between correlation coefficient and added noise

でのマッチングを行っていると考えられる。そこで、両多重解像度木を用いたマッチング時の平均解像度を算出した。なお平均解像度は、基本モデルから生成された多重解像度木と、基本モデルを回転した3次元形状から生成した多重解像度木をマッチングする際に選択された解像度の平均を3角形パッチの面積で正規化した値とした。図9に平均解像度のグラフを示す。従来手法により生成した木を用いたマッチングが、どの回転角でも約1.1の平均解像度でマッチングを行っているのに対して、EC-ABMを用いたマッチングは、1度で1.5、9度でも1.3の解像度でマッチングを行っており、

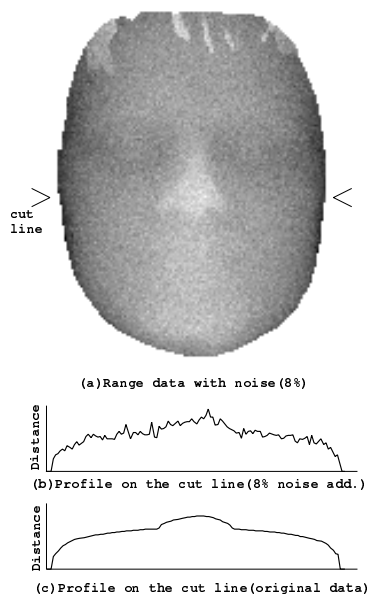


図8 ノイズを付加したレンジデータとプロファイル
Fig.8 The range data(Face No.3) with noise(8%) and profiles

より高い解像度でのマッチングを行っていることが確認できる。つまり、従来手法に比べて提案手法はより形状の変化に対して安定した多重解像度木を生成可能である。

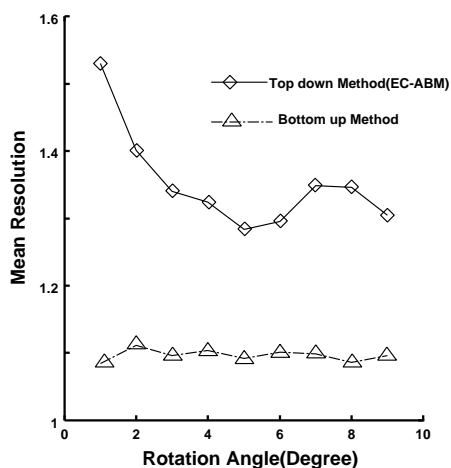


図9 AS-MEGIにおける平均マッチング解像度
Fig.9 The mean resolution for matching using adaptive scale MEGI

5. ま と め

本論文では内部エネルギーと外部エネルギーを制御したアクティブバルーンモデルにより3次元物体の多重解像度表現法を構成するエネルギー制御型アクティブバルーンモデルを用いた3次元多重解像度表現の構成手法について提案した。アクティブバルーンモデルに多重解像度表現を導入することにより、このモデルは、トップダウン的な木構造の構成手法であり、3次元物体の局所的な変形、さらにはノイズにも強い3次元多重解像度木構成手法である。

さらに、このモデルと先に提案したアダプティブスケールMEGIを用いて計算機シミュレーションにより複雑な曲面形状を有する人間の顔の距離画像の識別実験を行った。その結果、解像度木をボトムアップ的に構成する手法と比較して、良好な識別結果が得られ、本手法の方が高い識別能力を持つことが示された。また人工的に距離画像に対してノイズを付加する実験も行い、ノイズに対しても頑強な3次元多重解像度木構成手法であることを確認した。

しかし、アクティブバルーンモデルを基礎とした形状記述は、比較的球に近い顔のような3次元曲面形状の記述には良好な性能を有するものの、多数の凹凸がある形状(例えば椅子などの形状)の記述は困難である。また、3次元空間のポテンシャルを用いるため、膨大な演算量が必要となる。従って現時点で一般的に利用できる汎用計算機では、実用的な時間での認識は困難である。さらに大量のオクルージョン領域を有する複雑な形状の場合、オクルージョン領域からのポテンシャルが発生しないため、ポテンシャル空間が歪み、結果として構成される多重解像度木が歪むなどの問題がある。今後の課題として、これらの問題点を改善すべく検討を加える予定である。

謝辞 プログラム作成に協力して頂いた、名古屋工業大学大学院博士前期課程加藤浩康君に感謝します。

文 献

- [1] M.Kass,A.Witkin and D.Terzopoulos,"Snakes:Active Contour Models", Int. J. Comput. Vision, 1,4,pp.321-331, 1988.
- [2] A.A.Amini,T.E.Weymouth and R.C.Jain,"Using Dynamic Programming for Solving Variational Problems in Vision", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., PAMI-12,9,pp.855-867, 1990.
- [3] D.J.Williams and M.Shah,"A Fast Algorithm for Active Contours", In Proc. of Third Int. Conf. on Comput. Visoin,pp.592-595, 1990.

- [4] 積山洋子, 坂上勝彦, 山本和彦, "Active Net: 動的な網モデル", 情処学 CV 研報, 63-2, 1989.
- [5] 土屋健一, 松尾啓志, 岩田彰, "アクティブバルーンモデルと対称性仮説を用いた3次元再構成" 信学論 (D-II) J76-D-II No.9, pp.1967-1976, 1993.
- [6] Marr D.: Vision, W.H.Freeman, Sanfransisco, 1982.
- [7] 上田修功, 間瀬健二, "動的計画法による active contour エネルギーの最小化", 1991 信学春季全大, D-554, 1991.
- [8] 上田修功, 鈴木智, "多重スケールの凹凸構造を用いた変形図形のマッチングアルゴリズム", 信学論 (D-II) Vol.J73-D-II No.7 pp.992-1000, 1990.
- [9] 上田修功, 鈴木智, "凹凸構造の一般化に基づく輪郭形状モデルの自動獲得", 信学論 (D-II) Vol.J74-D-II No.2 pp.220-229, 1991.
- [10] 守田了, 川嶋稔夫, 青木由直, "輪郭線形状の階層的記述によるマッチング", 信学論 (D-II) Vol.J73-D-II No.5 pp.717-727, 1990.
- [11] 数井君彦, 佐藤誠, "尺度空間上の3次元関数曲面の形態変化について", 信学技報 PRU92-161, pp.39-46, 1993.
- [12] 守田了, 川嶋稔夫, 青木由直, "三次元自由曲面に対する階層的記述の生成", 信学論 (D-II) Vol.J75-D-II No.8 pp.1353-1363, 1992.
- [13] 船橋淳一郎, 松尾啓志, 岩田彰, "適応型多重解像度木を用いた3次元物体の認識", 信学論 (D-II) J80-D-II No.5, pp.1113-1121, 1997.
- [14] Rioux M. and Cournoyer L. : "the NRCC Three-dimensional Image Data Files", National Research Council of Canada, Division of Electrical Engineering, Ottawa, Canada, K1A0R8, 1988.

(平成年月日受付, 月日再受付)

岩田 彰 (正員)

昭48名大・工・電気卒, 昭50同大大学院修士課程了, 同年名工大・情報・助手, 昭57年4月より昭58年10月まで, ドイツ連邦共和国ゲーセン大学医学部医用情報研究所客員研究員, 昭59名工大・情報・助教授, 平5名工大・電気情報・教授, 現在に至る, 生体情報処理, 医用画像処理, ニューラルネットワークに関する研究に従事, 工博, 日本ME学会, 情報処理学会, IEEE各会員.

松尾 啓志 (正員)

昭58名工大・情報卒, 昭60同大大学院修士課程了, 同年松下電器産業(株)入社, 平1名工大大学院博士課程了, 同年名工大・電気情報・助手, 平5名工大・電気情報・講師, 平8名工大・電気情報・助教授, 現在に至る, 画像処理・画像認識, 分散処理に関する研究に従事, 工博, 情報処理学会, 人工知能学会, IEEE各会員.

木村 正孝

平8名工大・電気情報卒, 平10同大大学院博士前期課程了, 在学中画像処理・パターン認識に関する研究に従事.