

適応型多重解像度木を用いた3次元物体の認識

船橋淳一郎[†] 松尾 啓志[†] 岩田 彰[†]

3-D Object Recognition with Adaptive Multi-Scale Tree

Junichiro FUNABASHI[†], Hiroshi MATSUO[†], and Akira IWATA[†]

あらまし 3次元形状に対して多重解像度表現を行い、適応的なマッチングを適用して物体の識別を行う手法を提案する。MEGIはEGIを拡張し、任意形状の表現を可能にしたモデルである。しかし、曲面を含む形状では適当な分解能を選択しなければ満足な表現を得ることは難しい。そこでMEGIを利用して、形状の多重解像度表現を行う。ここで提案する多重解像度表現は基本要素の単調減少性を有し、異なる解像度に属す要素の間で対応が一意に決まり、最低解像度を根とする木で表される。照合とこの木を根から葉方向へたどることによる類似部分の高解像度化を繰り返し、最終的に形状全体の類似性を判定する。最後に、本手法の有効性を計算機シミュレーションを通じて明らかにする。

キーワード MEGI, 拡張球面相関係数, 解像度木, 適応的なマッチング

1. まえがき

3次元物体を2次元投影画像として観測する場合、本来的に1つの視点からは物体の1側面しか観測できない。それに加えて、物体の位置や姿勢、あるいは視点が変化する場合には、隠れのために見かけが大きく変動する。また、光源の変化によっては物体表面の明度や自身に落す影の形状が影響を受ける。このようなさまざまな要因により、3次元物体の認識は困難を伴う。

3次元物体の認識手法は大きく二つに分類される。一つは、対象を投影した画像の2次元画像特徴を用いて照合を行う方法であり、もう一つは2次元画像から物体が持つ3次元構造を復元して、3次元モデルとの照合を行う方法である。前者の方法として村瀬らは、3次元物体の向きや光源の変化に対応して連続的に変動する2次元画像の変化を、画像の固有ベクトルから構成される固有空間上での多様体で表現する方法を提案した[1]。物体の種類や向きは、この固有空間上の点に投影した入力画像と多様体との関係によって検出される。

後者の方法として、田中らは顔の距離画像を入力とし、観察方向に不変な微分幾何学特徴である3次元

曲率を用いて表面形状を特徴付けて識別を試みている[3]。しかし、一般に前者では認識対象の形状について種々の方向、光源について大量の2次元画像サンプルを収集する必要があり、後者では3次元形状の表現法の確立や安定した3次元形状の復元など克服すべき課題が多い。

岡田らは3次元構造を利用する方法として、Fisherの球面相関係数を利用して、法線ベクトル分布で記述した物体の認識を試みた[5]。この球面相関係数は回転不変、部分照合可能、耐ノイズ性などのマッチング尺度として望ましい性質を持つ。

我々はこれをさらに押し進めて任意形状の表現を可能にするMEGIとこれに対応した拡張球面相関係数を提案した[10]。他の表面形状による3次元構造の表現法として、メッシュを形状に適合するように変形させて任意形状を表現する方法がH.Delingetteらによって提案された[7][8]。しかし、不良設定問題を解くための拘束条件として導入する平滑項の影響で、不連続部分の周辺では「ぼやけた」形状が得られてしまうため、認識に直接応用するのは難しい。

MEGIは形状を小平面の集合で記述するモデルであるため、曲面が与えられた場合は小平面を組合せてこれを近似する。この場合、分解能を十分に大きく取ることが可能であれば任意形状の記述が可能となるが、現実的には分解能に制限を設け、少ない要素数で形状

[†]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 Japan

の特徴を記述することが求められる。しかし、必要十分な要素を与える分解能を決定するのは容易ではない。そこで、本論文で提案される方法では、ある分解能で得られた表現から徐々に細部特徴を削除して行き、その途上で得られるいくつかの表現をもって形状の表現とする。この多重解像度表現は解像度の低下に伴って要素数が単調減少するような木構造を成し、これから低い解像度の要素が高い解像度でどのような要素に分割されるかを知ることができる。これを利用し、解像度の低い根の部分から出発して、各要素単位の部分的な高解像度化と照合を繰り返し、類似部分の精密な比較と非類似部分の粗い比較を同時に実現するような適応的なマッチングが実現できる。また、MEGIは隣接関係を含まない表現であるため、マッチング尺度の計算に必要な形状間での要素の対応関係の発見は、基本的に全探索に頼っていた。本手法では、いったん低解像度での対応づけが決定されれば、解像度木が制約となり探索範囲が絞り込まれるため、計算量の軽減が期待できる。

本論文では、初めにMEGIモデルと拡張球面相関係数の定義を行う。続いて、多重解像度表現の構成法および適応的なマッチング手法の提案を行う。最後に計算機シミュレーションを行って、本手法の有効性を検証する。

2. MEGIを用いたマッチング

2.1 MEGIモデル

EGI(Extended Gaussian Image)は、物体形状をその表面の法線分布によって記述するモデルであり、物体の並進に対して不変な表現である[5]。しかし、このモデルは面の位置情報を持たないため、非凸物体のように一意に表現できない形状が存在する。

我々の提案しているMEGI(More Extended Gaussian Image)は、任意形状を表現できるようにEGIに位置情報を加えたものである。MEGIは位置ベクトルと法線ベクトルおよび面積で規定される小平面を基本要素とする。この小平面を面素と呼ぶものとする。面素の位置は物体上での相対的な位置で表現されるため、EGIモデルと同様、MEGIモデルも並進に対して不変な表現となる。また、面積は法線ベクトルの大きさで表現する(図1参照)。

面素の位置ベクトル、法線ベクトル、面積をそれぞれ X_i, p_i, s_i 、また面素数を n とすると、MEGIモデルを用いて形状は式(1)で定義される。

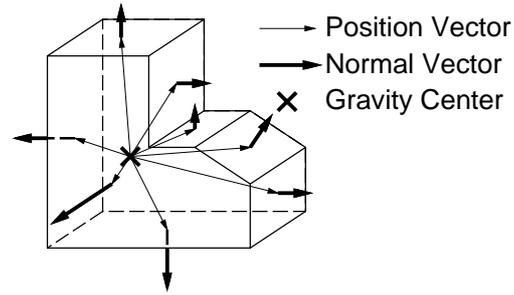


図1 MEGIモデル

Fig.1 MEGI (More Extended Gaussian Image) model.

$$M = \{(X_i, p_i) \mid 0 \leq i \leq n-1\} \quad (1)$$

$$X_i, p_i \in R^3, \|p_i\| = s_i$$

2.2 球面相関係数

岡田らはEGIモデルで記述された形状のマッチング尺度として、Fisherの球面相関係数を用いることを提案している[5]。球面相関係数は回転不変、部分照合可能、対ノイズ性など、マッチング尺度として望ましい性質を持つ。

式(2)に球面相関係数を示す。ここで p_i, q_i はそれぞれの物体の単位法線ベクトルである。また、'は転置を表す。

$$\rho = \frac{\det\{\sum_i p_i q_i'\}}{\sqrt{\det\{\sum_i p_i p_i'\} \det\{\sum_i q_i q_i'\}}} \quad (2)$$

球面相関係数はベクトル群の回転不変なマッチング尺度であり、EGIに対しては並進・回転不変な物体のマッチング尺度として利用できる。但し、球面相関係数の計算に先だてて二つの形状の間で、面素の対応関係を求めておく必要がある。

2.3 球面相関係数の拡張

MEGIの導入に伴い、我々は式(2)の球面相関係数を拡張した拡張球面相関係数ECを提案している[10]。その定義を以下式(3)から式(6)で示す。

$$EC = m_1^\alpha * m_2^\beta \quad (3)$$

$$m_1 = \frac{1}{2} \left(\frac{\det\{\sum_i \hat{p}_i \hat{q}_i'\}}{\sqrt{\det\{\sum_i \hat{p}_i \hat{p}_i'\} \det\{\sum_i \hat{q}_i \hat{q}_i'\}}} + 1 \right) \quad (4)$$

$$m_2 = \frac{1}{(\gamma|\log(S)| + 1)n} \cdot \sum_i \left(1 - \frac{\left| \sum_{j \in d(i)} \|p_j\| - \frac{\|q_i\|}{S} \right|}{\sum_{j \in d(i)} \|p_j\| + \frac{\|q_i\|}{S}} \right) \quad (5)$$

$$S = \frac{\|q_0\|}{\sum_{j \in d(0)} \|p_j\|} \quad (6)$$

p_i, q_i は MEGI で表現された 2 形状の法線ベクトル, n は形状を構成する面素の数である. 同じ添字を持つベクトルは対応関係にあると仮定している. $\hat{\cdot}$ は単位ベクトルを表している. α, β, γ は各項の重みにあたる定数である. また, 後述するように q_i に対応する p の添字集合を $d(i)$ で表す.

式 (4) は式 (2) の値域を $0 \leq m_1 \leq 1$ に変更したものである. これは法線ベクトル群の方向に関する類似度を表す. 式 (5) は法線ベクトルの大きさ, ここでは面積の類似度を表す. 式 (6) は物体の大きさの違いを正規化する項であり, ノイズなどの影響を避けるため q_0 には最大の面積を持つ面素を選ぶ. 式 (4) と式 (5) はともに回転不変量であるため, 拡張球面相関係数 EC も回転不変なマッチング尺度となる.

式 (3) から (6) では, 形状間での面素の対応関係を仮定しているが, 実際には観測される形状と全周形状の間で, この対応関係は未知であり, 各形状の持つ面素数も異なる. そこで, 次のように対応づけを行う [10].

- 1) 観測形状から面積の大きな面素を 3 つ以上選択する. 同時に, 全周形状からこれらに対応する面素を, 面積および位置の相対的な関係をもとに選択する.
- 2) 1) の対応を利用して, 形状間の位置関係を表す回転行列および並進ベクトルを求める.
- 3) 二つの形状を重ね合わせ, 観測形状の面素 p_i に対して面積, 位置および法線方向が最も近い面素を全周形状から選択して q_i とする.

この方法によると, 図 2 のように面素は多対一に対応する. ここで, ある i に対して $q_i = q_j (i \neq j)$ となる j の集合を, $d(i)$ と定義する. すると, q_i に対応する面素は $p_j (j \in d(i))$ と表せる. 式 (5) および (6) は, この $d(i)$ を用いて定義されている. すなわち, 一つ面素 q_i に対応するすべての面素 $p_j (j \in d(i))$ を考慮して面積の類似度を求めており, 加えて式 (4) は面素数に対して正規化されているため, 物体間で面素数が一致しない場合でも相関を求めることが可能となる.

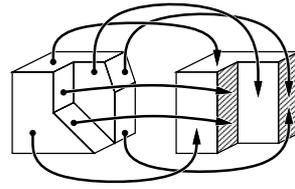


図 2 面素の対応づけ

Fig. 2 Matching of segments between two shapes.

3. アダプティブスケール MEGI

形状の表現に求められる精度は, その目的によってさまざまである. 良く似た形状同士の比較を行う際には, 高い分解能の表現を必要とするが, 大きく異なる形状同士の比較には低い分解能の表現で十分である. しかし, 必要十分な分解能を決定するのは一般に困難であり, 分解能を一つに限定するのではなく, 多重解像度表現を利用することが望ましい.

3 次元形状の多重解像度表現として, 守田らは多視点から得られた距離画像からガウス曲率や平均曲率といった微分幾何学的特徴を抽出し, 階層のアスペクトグラフを生成する方法を提案した [2]. アスペクトグラフは曲率のゼロ交差閉曲線の本数, 連結性などから構成されるが, ゼロ交差から得られる特徴は解像度に対する単調性がなく, またオクルージョンに伴う微分幾何学的非連続性に対応するために, 極めて慎重な解析を必要とする.

一方, MEGI による形状の表現は単に位置ベクトルと法線ベクトルの対で規定される面素の集合で構成され, 隣接情報や面素の形状に関する情報を持たない. そのため, 多重解像度による表現が比較的容易である. ここでは次のような方法を用いて多重解像度表現を行う.

ある解像度に属す面素集合の中で近接し, かつ法線方向が近い面素集合を発見し, 平均を取って一つの面素に統合する. こうして得られた表現は元の表現に比べて細部の特徴が失われており, より低解像度の表現であると言える. 単一面素とする条件の緩和と, この手続きを繰り返し適用することにより, 解像度が低くなるに従って基本要素数が単調減少するような多重解像度表現を獲得する (図 3 参照). この多重解像度表現は面素をノード, 解像度間の面素の対応関係をエッジとし, 最低解像度が根に対応する木で表すことができる. この木の根, または葉から同一距離にあるノー

ドは同一の解像度に属す面素である．この木を解像度木と呼ぶものとする．

こうして得られた解像度木には一意性はなく，本来全く異なる形状であったとしても，低い解像度では似たような形状として表される場合すらある．それでも，解像度が高くなるのに伴い，その表現は実際の形状に近づいて行くことが，解像度木の構成手続きから分かる．そのため，二つの形状の比較を行う場合，高い解像度の表現を用いた比較ほど高い信頼性を持つとすることができる．反面，高解像度の表現は多数の面素を含み，計算コストの増大を招く．そのため，3次元形状の認識へ応用する場合には，比較の信頼性と計算コストとの兼ね合いが重要となる．

これらの点を考慮し，低解像度の表現から始め，徐々に解像度を高めながら相関値の計算を行う．解像度，つまり信頼性の向上に対し，相関値が減少するのであれば，これらは高い解像度において類似する可能性は低いであろう．この場合は低解像度の段階で類似しない形状と判断し，それ以上高い解像度での比較は行わない．相関値が増加する場合には，相関値が減少するか最高解像度に至るまで手続きを繰り返し，類似する形状ほど高い解像度で相関値を計算する．

さらに，局所的に類似する部分，類似しない部分が混在する場合を考える．この場合，類似する部分はさらに高い解像度での比較を行い，類似しない部分は低い解像度での比較に留めるのが適当であろう．解像度木を参照すれば，個々の面素について，高い解像度でどのような面素に分割されるかを知ることができるので，解像度を高める際には相関値の増加に關する部分のみの解像度を上げるものとする．

ところで，本手法では相関値を計算するために，形状間で面素の対応関係を予め決定しておく必要がある．MEGIは隣接情報など要素間の関係を含まない表現であり，対応要素の発見は基本的に全探索に頼っていたため，構成面素数の多くなる高い解像度の表現は計算量の面で利用が困難であった．本手法ではいったん低解像度での対応づけが決定されれば，解像度木が制約となり探索範囲を絞り込むことが可能なため，高解像度表現を利用したより精密で効率的な照合が期待できる．

3.1 多重解像度表現の獲得

前述したように，本手法では統合条件の緩和と近接し，法線方向の近い面素を統合することを繰り返して多重解像度表現を獲得する．面素を統合する条件は，

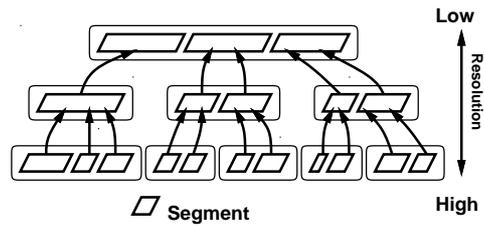


図3 多重解像度表現獲得の概念
Fig. 3 Concept of acquirement of multi-scale representation.

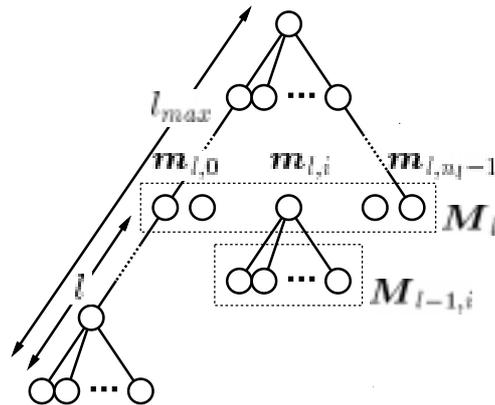


図4 解像度木
Fig. 4 Multi-scale tree.

二つの面素間で位置ベクトル，法線ベクトルのそれぞれのなす角がしきい値を越えるか否かである．なす角がしきい値よりも小さな場合には，式(8)に従って面素を統合する．

このアルゴリズムは生成される木の一意性を保証しないが，各ノードはその子の平均的な特徴を持っており，次節で述べるマッチングアルゴリズムで有用な情報となる．

以下に多重解像度表現獲得手続きを示す．

多重解像度表現獲得手続き

0. (定義) M_l は形状 M に対する解像度木の葉から距離 l に位置する面素 $m_{l,i} = (X_{l,i}, p_{l,i})$ の集合であり， $M_l = \{m_{l,0}, \dots, m_{l,n_l-1}\}$ とする． $l = 0$ のとき， M_l は距離画像または座標データから求まる初期面素集合である． $M_{l-1,i}$ は $m_{l,i}$ の子の集合であり，式(7)に示すような性質を持つ(図4参照)．

$$M_l = \bigcup_i M_{l,i}, M_{l,i} \cap M_{l,j} = \emptyset \quad (7)$$

1. l を 1, th_n, th_p を 0 と置く. 但し, th_n, th_p はそれぞれ法線ベクトル, 位置ベクトルに関するしきい値であり, Δ_n, Δ_p は th_n, th_p の変化分を表す.
2. th_n, th_p にそれぞれ Δ_n, Δ_p を加算する. また, n_l を 0 と置く.
3. $M_{l-1} \setminus \bigcup_i^{n_l-1} M_{l-1,i}$ のある要素 m について, 新たに集合 $M_{l-1,n_l} = \{m\}$ を定義する. 続けて, m との間で位置ベクトル, 法線ベクトルのなす角がそれぞれ Δ_n, Δ_p より小さな $M_{l-1} \setminus \bigcup_i^{n_l} M_{l-1,i}$ の要素をすべて M_{l-1,n_l} に加える. そして, 式 (8) に従って位置ベクトル, 法線ベクトルの加重平均を計算し, M_l の要素とする.

$$m_{l,n_l} = \left(\begin{array}{c} \sum_{(X,p) \in M_{l-1,n_l}} \frac{\|p\|}{t_{l-1,n_l}} X, \\ t_{l-1,n_l} \frac{\sum_{(X,p) \in M_{l-1,n_l}} p}{\left\| \sum_{(X,p) \in M_{l-1,n_l}} p \right\|} \end{array} \right) \quad (8)$$

但し, $t_{l,i} = \sum_{(X,p) \in M_{l,i}} \|p\|$.
さらに n_l に 1 を加算する.

4. $M_{l-1} \setminus \bigcup_i^{n_l-1} M_{l-1,i} \neq \emptyset$ ならば, 3. を繰り返す.
5. l に 1 を加算する. l があらかじめ定めておいた解像度木の最大高さ l_{max} に等しければ終了する. そうでなければ 2. へ戻る.

3.2 解像度木を用いたマッチングアルゴリズム

本論文で提案するマッチングアルゴリズムの特徴は, 形状の各部分ごとに独立な解像度変化を許し, 適応的な照合を行う点にある. 各部分ごとに, 解像度を变化させるか否かは次のように評価される.

A, B を形状 A, B を表現する要素集合とする. このとき, A, B 間の相関値を EC_{AB} とする. 一方, 図 5 のように A の要素 a とこれに対応する B の要素 b をそれぞれの解像度木を参照して高い解像度の要素で置き換えた表現を A', B' とし, この間の相関値を $EC_{A'B'}$ とする. ここで, もし $EC_{A'B'} \geq EC_{AB}$ ならば, より詳細な比較においてもこの部分は類似していることになり, より高い解像度での比較の対象となる. このような解像度変化を妥当な解像度変化と呼ぶものとする. 逆に, $EC_{A'B'} < EC_{AB}$ ならば, この部分は詳細な比較においては類似しない部分として, 以後精密な比較は行わない.

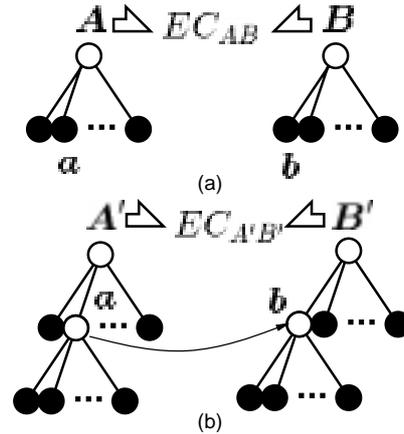


図 5 マッチングアルゴリズムの概要
Fig. 5 Outline of matching algorithm.

この評価法を用いると, マッチングアルゴリズムの概略は次のようになる. 最初に, 要素集合の一部の解像度を变化させて妥当性を評価する. 高解像度で類似する部分はさらに解像度を上げ, それ以外の部分の解像度変化は停止する. 以後解像度変化と妥当性の評価を繰り返し, 解像度を变化させるべき要素が無くなればアルゴリズムを終了する. 最終的に得られた値を 2 形状間の相関値とする.

以下にマッチングアルゴリズムを示す.

マッチングアルゴリズム

0. (定義) 2 形状 A, B を記述する要素集合を A, B とする. このアルゴリズムでは, 部分ごとに異なる解像度を選択するので A, B はさまざまな解像度の要素を含むこととなる. これを, 直前の解像度変化が妥当と評価され引き続き高解像度での比較の対象となる部分と, すでに解像度変化を停止した部分とに分ける. A について, 前者を A^v , 後者を A^f で表すと, A は次のように表せる.

$$A = A^v \cup A^f$$

A_l は形状 A に対する高さ l_{max} の解像度木の葉から距離 l に位置する要素の集合とし, $A_l = \{a_{l,0}, \dots, a_{l,n_l-1}\}$ とする. また, $a_{l+1,i}$ の子の集合を $A_{l,i}$ で表す. これは式 (9) に示すような性質を持つ. B についても同様である.

$$A_l = \bigcup_i A_{l,i}, A_{l,i} \cap A_{l,j} = \emptyset \quad (9)$$

1. l を $l_{max} - 1$ とおく. また, A^f, B^f は共に空集合, A^v は $A_{l,0}$ に, B^v は $B_{l,0}$ に等しいものとする (図 6(a) 参照).
2. A^v と B^v の間で対応づけを決定する. 式 (3) を用いて拡張球面相関係数 (以下 EC) を計算し, これを ec とする (図 6(b) 参照).
3. A^v の要素 $a_{l,i}$ とこれに対応する B^v の要素 $b_{l,i}$ を, $A_{l-1,i}, B_{l-1,i}$ の要素で置換した場合の A と B の EC を計算し, これを $ec_{l,i}$ とする. A^v のすべての要素についてこれを行う (図 6(c) 参照).
4. $ec_{l,i} > ec$ となる i について, $a_{l,i}$ を $A_{l-1,i}$ の要素で置換する. 対応する $b_{l,i}$ についても $B_{l-1,i}$ で置換する (図 6(d) 参照).
 それ以外の要素は A^v, B^v から取り除き, A^f, B^f へ加えて, 以降の解像度変化を停止する.
 最後に EC を計算し, これを ec とする.
5. l から 1 を引く. l が 0 になるか, A^v, B^v が共に空集合ならば終了し, この時の ec を物体間の相関値とする. それ以外ならば, 3. を実行する.

4. シミュレーション結果

4.1 人工的な形状に関する結果

人工的な形状に関して識別照合実験を計算機上で行った. 実験は特定の視点から観測される形状を入力とし, いくつかの物体の全周形状との間で相関値を計算することにより行われた. 物体はすべて計算機上で三角形パッチを用いてデザインされたものである. 物体を特定の視点から観測した場合の距離画像を計算によって求め, そこから得られた初期面素集合から多重解像度表現を獲得して入力形状とした. また, 全周形状は座標データから多重解像度表現を直接獲得したものである.

実験に用いたのは図 7 に示す 6 種類の形状である. 視点の俯角を 45 度に固定し, 方位角を 0 度から 90 度まで 15 度間隔で変化させた場合に, 各視点に対して得られた距離画像から多重解像度表現を獲得し, $l_{max} = 4$ の解像度木を構成した.

実験では式中の α, β, γ はすべて 1.0 とし, 調整は行わなかった. 解像度木構築時のしきい値の変化分 Δ_p, Δ_n はそれぞれ 10 度と 5 度とした.

図 8 は Obj.2 を特定の視点から観測した形状と Obj.2 を含む 6 種の全周形状との間で拡張球面相関係数を計算し, 視点の方位角と相関値の関係を図示したもので

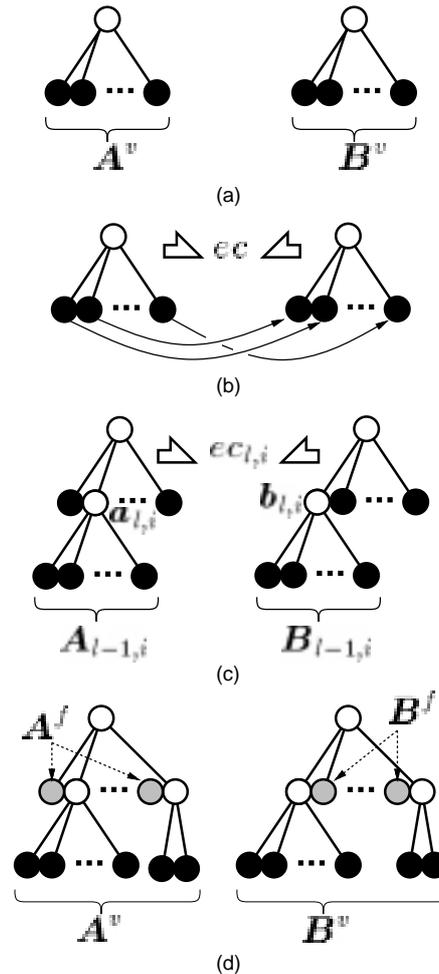


図 6 適応型多重解像度木を用いたマッチングアルゴリズム
 Fig. 6 Matching algorithm with adaptive multi-scale tree.

ある. すべての角度において, Obj.2 の全周形状との間の相関値が最大となっており, Obj.2 として識別可能であった.

他の物体に対しても同様の実験を行い, 認識率 93 パーセントを得た. 認識に失敗した物体の例を図 9 に示す. この例では方位角が 90 度のときに, Obj.4 の入力に対して Obj.5 の全周形状が最も高い相関を示した. また, Obj.4 の全周形状は 2 番目に高い相関を示した. これは, 方位角が 90 度のときに観測できる面数が減少し, かつ両物体の面の構成が類似しているために, 面素の対応づけに失敗したためと考えられる.

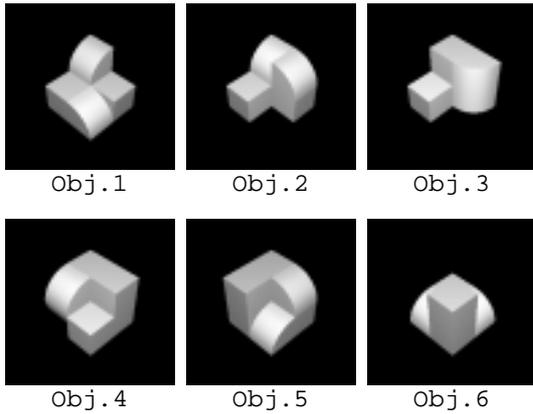


図 7 実験に用いた物体

Fig. 7 The objects used in experiments.

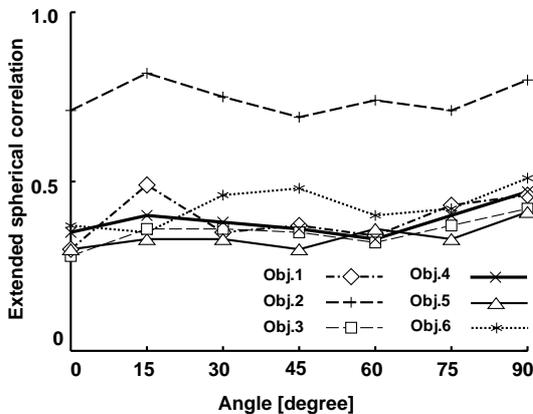


図 8 方位角と拡張球面相関係数の関係 (Obj. 2)

Fig. 8 The relationship between direction angle and extended spherical correlation (for Obj. 2).

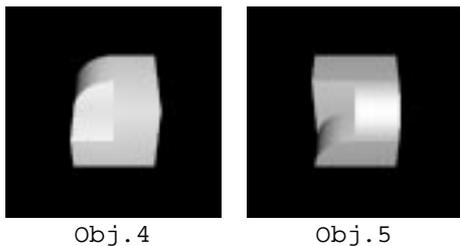


図 9 認識に失敗した物体

Fig. 9 A pair of objects misrecognized in the experiment.

4.2 実顔距離画像に関する実験

次に、人間の顔に関して識別照合実験を計算機上で行った。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中の正面を向いた 25 枚の顔画像を使用した [9]。但し、ノイズの多い髪および首の部分は手で削除した。この実験では全周形状として、オリジナルの実顔距離画像から得られた多重解像度表現を用いた。また入力形状として、オリジナル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計算し、そこから多重解像度表現を獲得した。

図 10 に実験で用いた実顔距離画像の例を示す。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多重解像度表現を獲得し、 $l_{max} = 4$ の解像度木を構成した。

人工的な形状に対するのと同様に、実験では式中の α, β, γ はすべて 1.0 とし、調整は行わなかった。解像度木構築時のしきい値の変化分 Δ_p, Δ_n はそれぞれ 10 度と 5 度とした。

図 11 に実顔距離画像に対する識別実験の結果を、本手法と単一の解像度の表現のみを用いる従来手法について示す。相関値の計算に要するコストは、要素間の対応づけを決定するための全探索のコストに支配される。解像度が一段高くなるごとに面素数は数倍になり、従来手法では計算時間が数十倍に膨れ上がる。比較対象としては、すべての解像度に対して従来手法を適用したものが望ましいが、現実的な時間内では実験が困難であったため、本手法に実行時間が最も近い最低解像度の面素を用いた実験を行った。横軸が、顔の方位角、縦軸が識別の成功率を表している。ここで成功とは顔 f から生成した入力形状を f_i 、全周形状を f_p としたとき、 f_i とすべての全周形状との間の相関値の中で、 f_i と f_p の間の相関値が大きい方から n 位以内に入ることである。ここでは $n = 1, 3$ の場合についてこれを図示した。

本手法では、従来方法に比べて全体的に成功率が向上していることが分かる。 $n = 1$ のとき、従来方法では方位角が 2 度以上になると成功率は 50 パーセントを切っていた。本手法では成功率が 50 パーセントを切るのは方位角が 7 度以上の場合である。

またこの結果は、方位角が大きくなるにつれ成功率が低くなることを示している。これは、一つには全周形状を方位角が 0 度ときの形状で代用したために全周形状が 3 次元的な完全性を持たなかったため、もう一つには方位角変更時の丸め誤差の影響のためと思われる。また、方位角が 10 度程度で成功率が落ち込むのは、全周形状の不完全性に加えて、人間の顔自体が



図 10 実験に用いた実顔距離画像の例

Fig. 10 An example of range data images used in experiments.

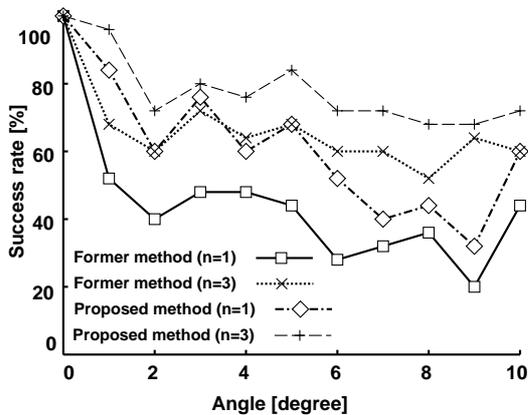


図 11 方位角と認識成功率の関係

Fig. 11 The relationship between direction angle and success rate.

3次元形状としての特徴に乏しいためと考えられる。

5. まとめ

本論文では MEGI を利用した 3次元形状の多重解像度表現法を提案した。これによって、従来の手法では困難であった自由曲面を含んだ形状の取り扱いが可能になった。また、この多重解像度表現は、面素をノードを持ち、最低解像度が根に対応する木として表せる。この木を根から葉方向にたどることにより、物体を構成する各部分ごとに適応的に解像度を割り当ててマッチングを行うアルゴリズムを提案した。このアルゴリズムにより、類似部分も非類似部分も一様に高い解像度で比較を行う必要がなくなり、形状を構成する面素数が巨大な場合にも、効率的かつ柔軟な認識を可能にする。

計算機シミュレーションでは、人工的な形状と人間

の顔の距離画像について、識別照合実験を行った。人工的な形状の場合、入力形状が 3次元形状として十分な特徴を持てば識別が可能であった。また、人間の顔を用いた実験では MEGI を用いた従来の認識手法との比較を行った。その結果、従来手法では利用が困難であった高解像度表現を用いる本手法の方が高い識別能力を持つことが示された。

しかし、いくつかの課題も残されている。その一つに形状の復元および多重解像度表現の不安定性がある。多重解像度表現を獲得の出発点となる初期面素集合は、表面形状を微小平面に分割、分類して作られる。しかし、距離画像にノイズが乗る場合やデータ点が素な場合、この方法では安定した初期面素が得られない。

また多重解像度表現は、面素集合の中で近接し法線方向が近い面素を一つに統合するという方針で行われる。この構成法で連続的な解像度変化を実現するためには、極めて慎重にパラメータを選ぶ必要があり、また初期面素集合に変動があった場合、多重解像度表現全体が大きな影響を受ける。現状では形状の復元が不安定であるために、安定した多重解像度表現は困難である。

これらを改善するためには、現在のボトムアップ的な手法を改め、トップダウン的な手法を導入する必要がある。すなわち、低解像度から高解像度に連続的に移行するような特徴、およびその抽出法を検討する必要があると考える。

謝辞 本研究の一部は、文部省科学研究補助金奨励研究 A (No.07750491) の援助を受けて行われました。ここに感謝します。

文 献

- [1] 村瀬 洋, シュリー ナイヤー, “2次元照合による 3次元物体認識,” 信学論 (D-II), Vol.J77-D-II, 11, pp.2179-2187, Nov. 1994.
- [2] 守田 了, 川嶋 稔夫, “多視点レンジデータに基づく階層的アスペクトグラフの生成,” 信学論 (D-II), Vol.J77-D-II, 11, pp.2188-2198, Nov. 1994.
- [3] 田中 弘美, 岸野 文郎, “3次元曲率を用いた顔の同定—顔の 3次元形状特徴抽出—,” 信学論 (D-II), Vol.J76-D-II, 8, pp.1595-1603, Oct. 1993.
- [4] N. Fisher, A. Lee, “Correlation Coefficients for Random Variables on a Unit Sphere or Hypersphere,” Biometrika, vol.73, pp.159-164, 1986.
- [5] 岡田 尚, 佐野 睦夫, 金子 博, “球面相関係数の三次元物体認識への応用,” 信学技法, Vol.PRU90-113, No.412, pp.17-24, Jan. 1991.
- [6] Horn.B.K.P., “Extended Gaussian Images,” Proc. IEEE, Vol.72, No.12, pp.1671-1686, Dec. 1984.

- [7] H. Delingette, M. Hebert and K. Ikeuchi, "Shape representation and image segmentation using deformable surfaces," Image Vision Comput., Vol.10, No.3, pp.132-144, Apr. 1992.
- [8] K.Higuchi, M. Hebert and K. Ikeuchi, "Building 3-D Models from Unregistered Range Images", Graphical models and image processing, vol.57, No.4, pp.315-333, Jul. 1995.
- [9] M. Rioux and L. Cournoyer, "The NRCC Three-dimensional Image Data Files," National Research Council Canada, Ottawa, The Report CNRC 29077, 1988.
- [10] H. Matsuo, A. Iwata, "3-D Object Recognition using MEGI Model from Range Data," The 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, Jerusalem, Israel, pp.843-846, Oct. 1994.

(平成 8 年 6 月 24 日受付, 10 月 21 日再受付)

船橋淳一郎 (学生員)

平 7 名工大・電気情報卒。現在, 同大学院博士前期課程(電気情報工学専攻)在学中。画像処理・パターン認識に関する研究に従事。

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・画像認識に関する研究に従事。工博。情報処理学会, ソフトウェア科学会, IEEE 各会員。

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。