

論文

アクティブルーンモデルと対称性仮説を用いた3次元再構成

正員 土屋 健一[†] 正員 松尾 啓志[†] 正員 岩田 彰[†]

3D Shape Reconstruction from Range Data Using Active Balloon Model and Symmetry Restriction

Kenichi TSUCHIYA[†], Hiroshi MATSUO[†] and Akira IWATA[†], Members

あらまし 測定データ等の低レベルの情報から物体の記述などの高レベルの情報を生成することは、コンピュータビジョンの研究における主要な目的の一つである。本論文では、まず、3次元のシェル構造をもつ弾性体モデルであるアクティブルーンモデルについて述べる。これはスネークを3次元に拡張したものであり、反復によるエネルギー極小化により球形の初期形状から収縮して、離散的な3次元空間中の情報から物体を構成する。このモデルは、エッジ抽出等の前処理なしに面の抽出を行うことができ、また初期形状が3次元閉曲面であるため、必ず3次元的に連続かつ閉じられた立体が構成できる特徴をもつ。次に1方向からの距離情報から物体の再構成を行うため、自然物体、人工物体の多くは対称性をもつという対称性仮説を定義する。そして、アクティブルーンモデルにこの対称性仮説による拘束条件を付加し、物体の対称性を利用して、観測者から見ることのできない面を構成するモデルに拡張する。このモデルを用いて、さまざまな合成距離データから3次元物体を再構成する実験を行い、その有効性を示す。

キーワード スネーク、正則化、距離データ、3次元物体、対称性仮説

1. まえがき

コンピュータビジョンの研究は、測定データ等の低レベルの情報を統合して物体の属性や特徴を記述する高レベルの情報を生成し、それを用いて物体の認識を行うことを主な目的としている。測定データからの物体の記述の再構成については、変形モデルを用いることによりある程度その目的を達成している。

変形モデルには、大きく分けて超2次関数を用いる方法^{(1),(2)}と、メッシュモデルを用いる方法^{(3),(4)}の2種類がある。超2次関数による記述はコンパクトであるため、認識やデータベース探索に向くが、形状の細部を表現できる自由度をもたない。一方、メッシュによる記述は形状細部の表現が得意である反面、その記述はコンパクトではないため、パラメータの抽出等の作業の追加なしには認識にもデータベース探索にも使用されない。このように、これら二つのモデルにはそれぞれ長所と短所があるため、これらを統合したモデル

を構築する試みもある⁽⁵⁾。

また、標準正則化モデルを用いて、物体の形状を抽出する試みも盛んになっている。Kassら⁽⁶⁾は、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⁽⁷⁾により、動的計画法(DP)を用いた解法が、また Williams と Shah⁽⁸⁾により、グリーディングアルゴリズムを用いた解法が示された。また、積山ら⁽⁹⁾は、Snakes を網状にしたモデルである Active Net を提案した。

本研究では、Snakes を3次元のシェル構造に拡張したモデルであるアクティブルーンモデルを提案する。本モデルは、エッジ抽出等の前処理なしにモデルのエネルギー極小化によって面の抽出を行うことができ、また初期形状が3次元閉曲面であるため、たとえ面が抽出できない場合でも、必ず3次元的に連続かつ閉じられた物体が構成できるという特徴を表す。これは、本モデルがデータの量や質に依存しにくいトップダウン的なアプローチであることによる。このモデルは、その特徴からメッシュモデルの枠組みに分類されるが、

† 名古屋工業大学工学部電気情報工学科、名古屋市

Faculty of Engineering, Nagoya Institute of Technology,
Nagoya-shi, 466 Japan

従来のメッシュモデルにはない特徴も有している。

本論文では、2.でアクティブバルーンモデルの定義を説明する。3.でこのモデルに対称性仮説を導入する。4.ではこの対称性仮説を入れたアクティブバルーンモデルを用いて、1方向からの物体の離散的な距離情報から面の抽出を行う。そして、これらの面から対称性を検出することにより、物体の3次元形状の再構成を行う。

2. アクティブバルーンモデル

2.1 概 説

アクティブバルーンモデルは、Kass ら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、本モデルは、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次元物体の再構成を行う。

2.2 モデルの初期形状

従来、メッシュモデルの初期形状には、主にガウス球モデルが用いられてきた^{(4),(5)}。このモデルは、球に緯線、経線を引き、それらの交点をモデルを構成する節点とするものである。しかし、ガウス球モデルにおいて明らかに極の点とその他の点では周囲の節点との結合状態が異なり、節点をすべて同じ条件で自然収縮をさせた場合、均一な収縮が行われないという問題がある。

そこで、このようなモデルの方向特異性をなくすため、その初期形状は正20面体の各面を64分割した1,280面体とした。この構成では、近傍6点と連結する節点と、5点と連結する節点が存在するが、それらは球全体に分散しているため、ガウス球モデルのような明らかな方向特異性はなくなり、均一の自然収縮が可能となる。モデルは三角形の構成要素からなり、以後これを三角形パッチと呼ぶ。本モデルの初期形状を図1に示す。図ではモデルをワイヤフレームで表示している。

2.3 エネルギー関数

Amini⁽⁷⁾はSnakesの動的計画法(DP)による解法を提案し、 n をSnakesの節点の数、 m を極小値を探索する位置の数とした場合、計算量のオーダーは $O(nm^3)$ となることを示した。しかし、この解法ではSnakesが閉輪郭であることを考慮していないため、DPでの終

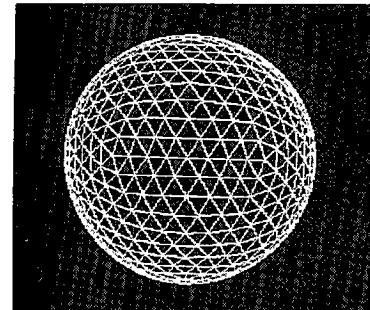


図1 アクティブバルーンモデルの初期形状
Fig. 1 Initial shape of Active Balloon Model.

点と始点の間の部分のエネルギー関数が評価されていなかった。その後、上田ら⁽¹⁰⁾の研究により、閉輪郭でのDPの計算量のオーダーは $O(nm^5)$ となることが示された。3次元空間を対象とする本モデルでは、 $n=642$ 、 $m=27$ であり、この計算量のオーダーでは現実的ではない。

また、DPを適用するためには閉メッシュモデル中に経路が必要であるが、モデルの初期形状には確定的な経路が存在しないため、DPは使用できない。

Williamsは、Snakesをグリーディングアルゴリズムで収縮させても、十分にエッジ抽出動作が可能であることを示した⁽⁸⁾。この場合のオーダーは $O(nm)$ となる。そこで、本モデルにおいても、グリーディングアルゴリズムを用いることにした。

提案したモデルの1節点のエネルギー関数を式(1)で定義し、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。点 x のエネルギー E_{point} は、以下の式のように内部エネルギー E_{int} と外部エネルギー E_{ext} の和で表す。

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

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

2.3.1 内部エネルギー

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る。このエネルギーは、各点間の距離を縮める作用に関係し、モデルを自己収縮させる方向に働く。

この場合、モデルの節点間の距離の計算に連結点の位置をそのまま利用すると、節点と周囲の点の位置関係により、その動きやすい方向と動きにくい方向が存

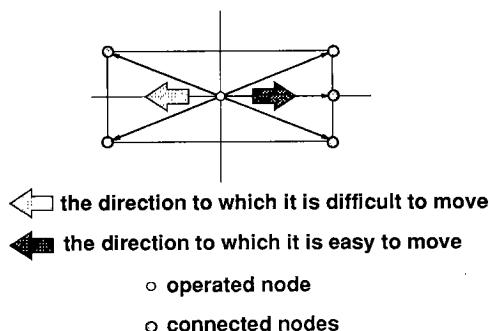


図2 連結点の位置による節点移動の不均一性
Fig. 2 Unequal tendency of moving direction of node.

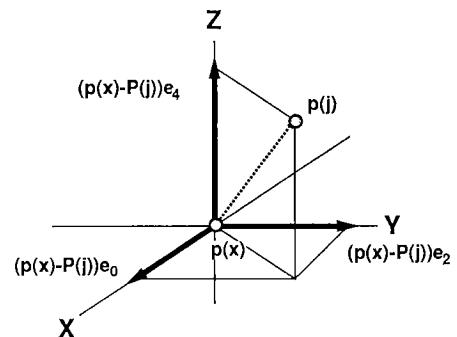


図3 連結点の投影
Fig. 3 Projection of connected nodes.

在することになる。これは、節点の周囲の連結点が不均一に配置されているために起こる問題である。例えば、図2のような位置関係でモデルの節点とその連結点とが配置している場合、三つの連結点が存在する方向へ動いた方が節点の内部エネルギーが減少するため、多くの連結点が存在する側へ節点は動きやすくなってしまう。しかし、この場合、節点は連結点の中央に位置しているため、動かないことが望ましい。

内山ら⁽¹⁾は、もともとの連結点の位置を3次元補間して、新たに連結点を節点の周囲に均一に分布するように追加する方法により、この問題を解決している。しかし、この方法を直接本モデルに適用すると、反復ごとにすべての節点に対して3次元補間を行わなければならぬため、膨大な計算コストが必要になる。

そこで、本モデルでは連結点を直交座標系のXYZ軸のそれぞれの正負方向に投影し、その上で正の最大値をもつ投影点を新たな連結点とする(図3)。これにより、連結点の数やその位置関係にかかわりなく、節点は常に同じ6方向からの影響を受けることになる。

点xの内部エネルギーは、式(2)で定義した。

$$E_{\text{int}}(x) = \alpha \sum_{i=0}^5 \left(\max_{j \in \{x, x \text{ に連結している点群}\}} (\mathbf{p}(j) - \mathbf{p}(x)) \cdot \mathbf{e}_i \right)^2 \quad (2)$$

但し、 $\mathbf{p}(x)$ は点xの3次元ベクトルを表し、 α は定数係数を表している。 \cdot はベクトルの内積を表す。

また、 $\mathbf{e}_0 \cdots \mathbf{e}_5$ は、それぞれX軸正方向、X軸負方向、Y軸正方向、Y軸負方向、Z軸正方向、Z軸負方向の単位ベクトルを表している。

式(2)中で、 x および x に連結している点群の中で最大値をとることにより、連結点が存在しない方向では0となる。

2.3.2 外部エネルギー

外部エネルギーは、モデルが外部の点から受ける影響力に関するエネルギーである。このモデルの動作を拘束する外部の点をサンプル点と呼ぶことにする。通常、このサンプル点は、入力データとしてモデルに渡される。

一般に変形メッシュモデルを用いて3次元物体を表現するためには、モデルの節点とサンプル点との対応付けが必要である。この対応づけられた節点とサンプル点の間に仮想バネを張り、モデルをサンプル点に近づけるように変形させることにより物体を構成する。

変形メッシュモデルにおける節点とサンプル点の対応付け方法に関しては、稻川⁽⁴⁾やTerzopoulos⁽⁵⁾らによって提案された。しかし、モデルの節点が特定のサンプル点と対応づけられていることによりその動作の自由度が減少し、モデルが表現する形状が制限を受ける場合がある。また、本モデルは直観的には風船が縮んで物体の形状を表現するモデルであり、その節点をサンプル点に対応づけるという作業は明らかに不自然である。

そこで、サンプル点に負のガウス関数をかけたものを、空間のポテンシャルとして定義し、これを定数倍したものを作成エネルギーとする。よって、節点はモデルが存在する空間のポテンシャルが極小となる位置に動いていく。これにより、従来の変形メッシュモデルでは必ず存在したモデルの節点とサンプル点の対応付けの必要はなくなる。

点xに作用する外部エネルギーは、式(3)で定義した。

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

$G_\sigma(x)$ は、標準偏差 σ のガウス関数を表し、以下の

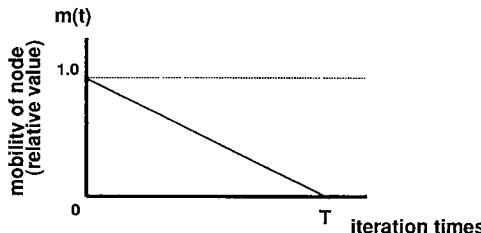


図4 モデルの節点の移動度
Fig. 4 Mobility of each node vs. the iteration times.

ように定義する。

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

但し、 $p(x)$ は点 x の3次元ベクトルを表し、 k は定数係数を表している。

2.4 移動度の定義

Kassの提案したSnakesの節点は画素単位で動き、入力された2次元物体の画像からエッジの抽出を行った。しかし、アクティブルーンモデルは、3次元空間中のデータを入力として面の抽出を行うため、モデルの節点が画素単位の動きでは、表現できる平面が限られることになる。逆に、多くの平面を表現するために、節点の動きを小さくすると、モデルの収縮に多くの時間がかかることになる。

そこで、モデルの表現できる平面を増やすために、モデルの節点を画素の位置で表現する概念をやめ、それらが任意の位置を表現できるように拡張を行う。そして、これと同時に反復回数の増加に伴う安定性向上させるために、1回の反復で移動できる距離(移動度)を定義する。

この移動度は、モデルの節点がはじめは大きく動いて物体の面の近くまで移動し、次第に小さく動くことによりその面を表現するように設定する。提案したモデルでは、移動度は反復回数の増加と共に線形に単調減少するように定義した(図4)。

2.5 収縮アルゴリズム

アクティブルーンモデルは、反復による収縮により3次元物体を構成する。以下に、本モデルのアルゴリズムを示す。

[Step 1] 入力サンプル点をすべて含むようにアクティブルーンモデルを配置する。このとき、サンプル点の存在する範囲の中心をアクティブルーンモデルの中心と一致させる。

[Step 2] 移動度 $m(t)$ を更新する。ここで、 t は反復

回数を表す。反復回数が、あらかじめ定められた回数以上になったときは終了する。

[Step 3] アクティブルーンモデルの節点から1点 $p(u)=(x, y, z)$ を選ぶ。

[Step 4] エネルギー関数を表す式(1)に従い、 $p(\hat{u})=\{(x+dx, y+dy, z+dz) | dx, dy, dz \in \{\pm m(t), 0\}\}$ の $3 \times 3 \times 3$ の27点のうち、エネルギーが最小となる位置を求める。位置を求めていない点が存在するときは、Step 3へ戻る。

[Step 5] すべての点をStep 4で決定した位置に更新し、Step 2へ戻る。

3. 対称性仮説の導入

3.1 概 説

レンジデータ等の2.5次元情報から物体の3次元構造を再構成する问题是、コンピュータビジョンの中心課題の一つである。しかし、この問題は入力からだけでは解が一意に定まらない不良設定問題であり、これを決定するためには解に関する何らかの制約条件を導入しなければならない。

実世界に存在している自然物体、人工物体は、対称的な構造を持っている場合が多い。人間は1方向からの物体の情報を得たとき、それが単純な形状の物体であれば、容易に物体の全体の形状の推定を行うことが可能である。これは、この物体の対称性を仮定して、物体の3次元形状の推定を利用しているものと考えられる。

Terzopoulosら⁽³⁾は、物体の2次元画像から軸を抽出し、その軸に垂直な断面がほぼ円対称であると仮定して、対称性探索モデル(Symmetry-Seeking model)を用いることにより、2次元シルエット画像から3次元物体の再構成を行っている。しかし、この方法では、多角形の面の組合せからなる立体を構成することはできない。

そこで、アクティブルーンモデルに物体の対称性を仮説として導入する。モデルが物体の距離情報から観測者から見えている面(可視面)を抽出し、それらの面から物体の対称面の推定を行う。そして、その対称面に基づき、観測者から見えていない側の面(不可視面)の推定を行い、モデルが3次元物体の全体の形状を再構成する。

3.2 対称性からのはずれの定義

観測者から見えない面(不可視面)を構成するために、見えている面(可視面)の対称性から3次元物体の対称

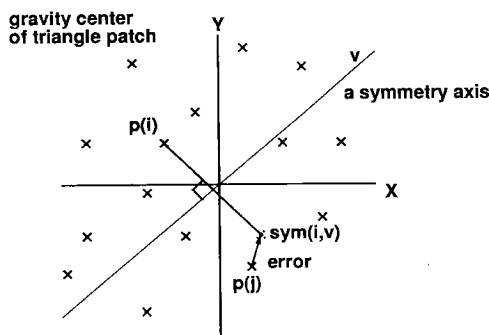


図 5 非対称性の評価

Fig. 5 Evaluation for asymmetry grade.

面の推定を行う。

この面の対称性を検出する尺度として、対称性から
のずれ diff を定義した。

$$\text{diff}(v) = \frac{1}{n} \sum_{i \in \{\text{平面上の点}\}} \min_{j \in \{\text{平面上の点}\}} |\text{sym}(i, v) - \text{sym}(j, v)| \quad (5)$$

ここで、平面上の点とは、抽出した面を構成する三
角形パッチの重心である。v は対称線の方向余弦であり、
n は平面上の点の数である。面の対称線の抽出方法につ
いては、3.4 で述べる。

また、 $\text{sym}(x, v)$ は方向余弦 v をもつ直線に関する
点 x の対称点を求める関数であり、以下の式で定義さ
れる。

$$\text{sym}(x, v) = p(x) + v \times \frac{-2 \times v \cdot p(x)}{|v|} \quad (6)$$

すなわち、平面上の点が対称線 v に関して、線対称
に分布しているほど、対称性からのずれ $\text{diff}(v)$ の値は
小さくなる(図 5)。

3.3 対称面の確信度の定義

本モデルは対称性の尺度として、式(5)で定義した対
称性からのずれを用いている。この値は抽出した面自
体の形状からではなく、その面を構成する三角形パッ
チの重心群から得ている。よって、物体のエッジが検
出不可能な場合でも、面对称性に関しての何らかの値
を得ることができる。しかしこれらの重心群の分布は、
物体の面自体の対称性と一致しているとは限らない。
そのため、式(5)からだけでは、偽の対称面を検出して
しまう場合がある。

一般に観測者からは物体の複数の面が見えているこ
とが多いため、それぞれの可視面から推定された対称
面を集め、より多くの可視面から対称面として検出さ

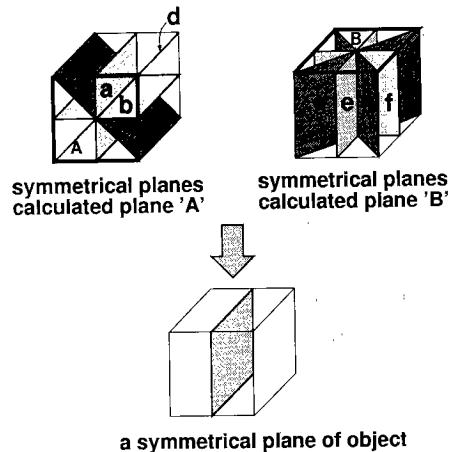


図 6 確信度による対称面の選択

Fig. 6 Selection of symmetry plane.

れたものを 3 次元物体の対称面として決定する。これ
により、偽の対称面が検出されても、その影響がアク
ティブバルーンモデル全体の動作に及ぶことを防ぐこ
とができる。

そこで、対称面が物体のいくつの可視面から検出さ
れたかを示す値を、その対称面の確信度と定義する。
つまり、確信度は、得られた対称面の確実性を表す指
標である。

例えば、図 6 の A 面からモデルが a, b, c, d の対
称面として検出しているとする。次に、B 面から e, f,
g, h の対称面を検出したとすると、a, e は同じ面であ
るから対称面の確信度は 2、その他の面の確信度は 1
になる。この時点で、モデルは a, e の面を物体の対称
面として抽出し、この対称面に基づいて物体の不可視
面を構成する。

また、ある範囲に含まれる対称面を同一のものとす
ることにより、距離データにノイズがある場合にも、
確信度が算出できるようにした。

3.4 不可視面推定アルゴリズム

対称性仮説を導入したアクティブバルーンモデルは、
3 次元物体の面を構成する「モデルの収縮 (Process 1)」
過程と、対称性仮説により 3 次元物体の対称面を推定
し、不可視面を構成するために必要なサンプル点を追
加する「対称性仮説による追加サンプル点の位置の計
算 (Process 2)」過程のアルゴリズムからなる。

以下に本モデルのアルゴリズムを示す。

[Process 1] [モデルの収縮]

2.5 の収縮アルゴリズムを使用する。但し、アルゴリ

ズムの Step 2 を以下の Step 2' に変更する。

[Step 2'] 移動度 $m(t)$ を更新する。 $m(t)=0$ のときは、Process 2 へ。ここで、 t は反復回数を表す。

[Process 2] [対称性仮説による追加サンプル点の位置の計算]

[Step 1] アクティブバルーンモデルを構成する三角形パッチの中から一つを取り出し、その法線ベクトルと重心を求める。この法線ベクトルとほぼ同じベクトルをもつ平面が既に求められていれば、そのリストに三角形パッチの重心を加え、なければ新たにその法線ベクトルを平面のリストに加える。操作を行っていない三角形パッチがある場合は、Step 1 へ戻る。

[Step 2] Step 1 の平面のリストから三角形パッチがあるしきい値以上存在するものを取り出す。その平面上で、平面の中心を通る 5 度ごとの 72 本の直線について、式(5)の値を求める。そして、それらの値があるしきい値以下となる直線 v を対称線とする。従って、モデルが抽出した一つの平面から、複数の対称線が選ばれる可能性も考えられる。この対称線 v を含み、もとの平面に垂直な面を対称面とする。

[Step 3] Step 2 で求めた対称面とほぼ同じ対称面が既に存在する場合には、その対称面の確信度を 1 増し、存在しない場合には、新たに対称面のリストに加え、確信度を 1 に設定する。操作を行っていないしきい値以上の三角形パッチののる面が存在する場合には、Step 2 へ戻る。

[Step 4] あるしきい値以上の確信度をもつ Step 3 で抽出した対称面に対して、観測者から見えている点(初期サンプル点)の対称点(追加サンプル点)を求め登録する。但し、求められた対称点の位置に既に点が存在する場合は、登録は行わない。

このとき、求めた対称面が前回の Process 2 で求められたものと同じ場合は、このアルゴリズムを終了する。すべての対称面に対して操作を行ったあと、移動度とモデルの形状を初期化して Process 1 へ戻る。

このアルゴリズムにより、対称面をもつ 3 次元物体を再構成することが可能となる。しかし、その対称面が物体の一部の対称性を表す場合や、視線方向に垂直な面が物体の対称面である場合は、3 次元物体を再構成することはできない。

4. 実験と結果

提案した対称性仮説を導入したアクティブバルーンモデルを用いて、距離情報から 3 次元物体を再構成す

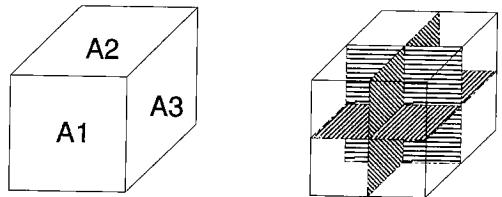


図 7 立方体の入力データ(左)と検出した対称面(右)
Fig. 7 Input data of a cube (left) and detected symmetry planes (right).

る実験を行った。距離情報は計算機によって作成した合成データを用いた。この場合の距離情報は、格子状に規則的に物体の面上に配置したものであり、実験で用いたデータは離散的であるが、密に配置した場合は、エッジ周辺部分のポテンシャルが小さくなるため、エッジが鈍る。この場合は、式(3)の σ を小さくすることにより、モデルはエッジ部分を表現可能になる。

また、実験においての各パラメータの設定値は以下のとおりであり、これらは経験的に決定したものである。

$$\alpha = 50.0$$

$$k = 1100.0$$

$$\sigma = 20.0$$

3.4 の Process 2 の Step 1 の平面の抽出と Step 3 の対称面の確信度の算出において、2 平面がほぼ同じとは、平面の方程式を $ax + by + cz + d = 0$ としたとき、 a, b, c の差が 0.2, d の差が 0.5 以下の場合とした。

また、3.4 の Process 2 の Step 2 で用いるしきい値は、0.18 とした。

4.1 立方体の再構成

図 7 の左側の図が入力データを模式的に示したものである。図のように観測者からは立方体の 6 面のうち正面(A1), 上面(A2), 右側面(A3)の計 3 面が見えているとして、各面にそれぞれ 25 点の距離情報が存在するものとした。

図 7 の右側の図が本モデルが抽出した対称面を表す。この図に示すように 3 面の対称面が抽出された。

モデルの収縮過程を図 8 に示す。図中の数字は、モデルの反復回数を表している。この図は立方体を図 7 の正面に対して左下方向から見たものである。まず、モデルは Process 1 により収縮して物体の可視面を構成する(図 8, 反復回数 0 ~ 80 回)。100 回目の反復の前にモデルは Process 2 により抽出した可視面から対称面の推定を行い、この面に基づいて立方体の裏面を構成するサンプル点の追加を行う。その後、モデルは再び

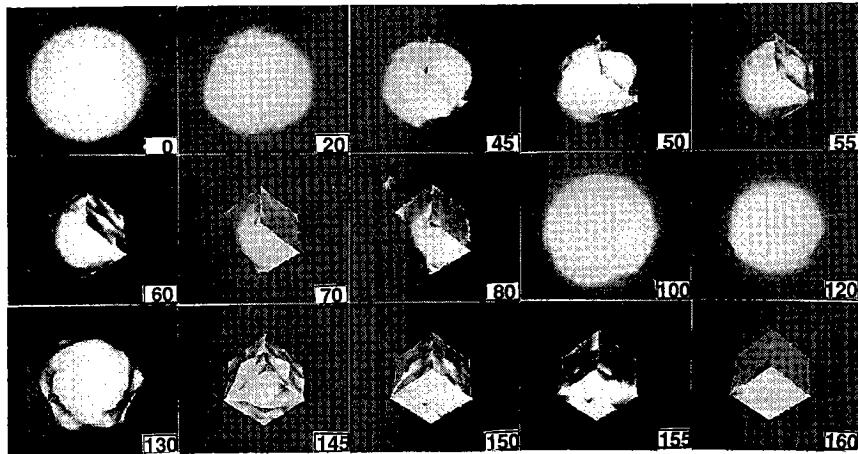


図 8 モデルの収縮過程
Fig. 8 Shrinking process of the model.

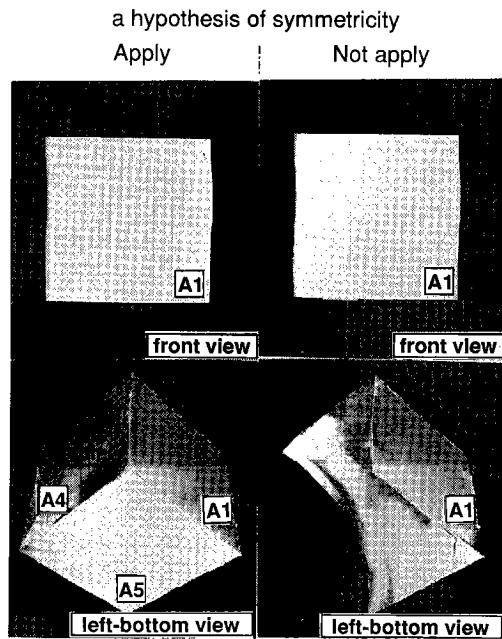


図 9 立方体の収縮結果
Fig. 9 Results of Active Balloon Mode for a cube.

Process 1 により収縮して物体の不可視面を構成する(図 8, 反復回数 100~160 回)。そして、200 回目の反復で Process 2 が行われるが、このときに抽出した対称面が前回の Process 2 で抽出した対称面と同じであるため反復は終了する。

200 回の反復の後、モデルは図 9 の結果になった。上図が立方体を正面から見たものであり、下図が別の視

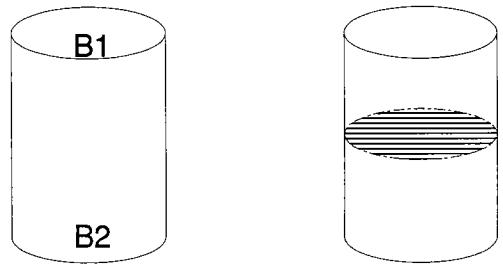


図 10 円柱の入力データ(左)と検出した対称面(右)
Fig. 10 Input data of a cylinder (left) and detected symmetry plane (right).

点(この場合は左下方向)から見た図である。右側が対称性仮説を用いない場合の収縮結果であり、左側が仮説を追加した場合の結果である。この後に示す実験結果も同様の図の配置となっている。

実験結果から、対称性仮説を追加したアクティブバルーンモデルにより、本来観測者から見えていない立方体の裏の面(A4, A5)が構成できていることがわかる。

4.2 円柱の再構成

図 10 の左側の図のように観測者からは、円柱の面のうち上面(B1)と側面の前半分(B2)が見ているとして、上面に 25 点、側面に 7 点×16 段の距離情報が存在するものとした。

図 10 の右側の図が本モデルが抽出した対称面を表す。200 回の反復でモデルは図 11 の結果になった。対称性仮説により、円柱の側面の裏側(B3)と底面(B4)が構成できている。

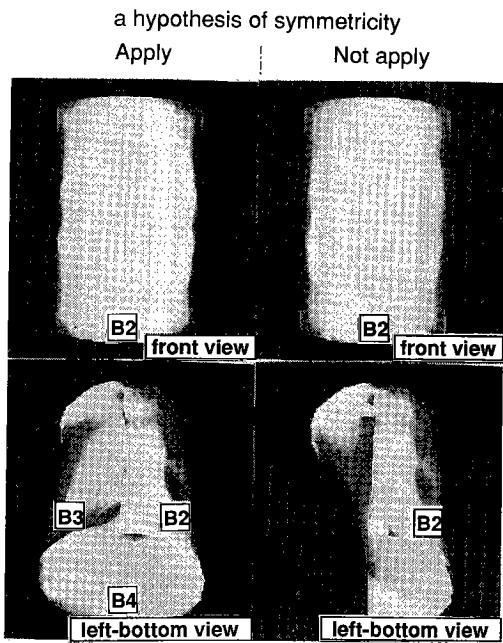


図 11 円柱の収縮結果

Fig. 11 Results of Active Balloon Model for a cylinder.

円柱の側面 (B2) はモデル内部では、長方形の面を横に並べたものとして表現されている。よってこの対称面は、側面を構成するこれらの面のすべてから推定されており、大きな確信度をもっている。

また、この対称面からは円柱の側面の裏側 (B3) にはサンプル点が追加されないが、モデルのもつ内部エネルギーにより、その節点が滑らかに連結するため、円柱の全体の形状が再構成できている。

4.3 四角すいの再構成

図 12 の左側の図のように観測者からは、四角すいの 5 面のうち、左右の側面 (C1, C2) と底面 (C3) の計 3 面が見えているとして、側面にそれぞれ 12 点、底面に 17 点の距離情報が存在するものとした。

図 12 の右側の図が本モデルが抽出した対称面を表す。反復回数 200 回で図 13 の結果になった。この場合の下図は、物体を左側面から見たものである。対称性仮説により、四角すいの裏側の面 (C4) が構成できている。

本モデルは、面上に分布する三角形パッチ群の重心位置から対称性を求めていたため、得られた対称面が一面のみから推定されたものである場合、誤った対称面を検出してしまうことがある。そこでこの実験では四角すいの底面を観測可能として、モデルが同一の対称面を側面と底面の 2 面 (C1 と C3、または C2 と C3)

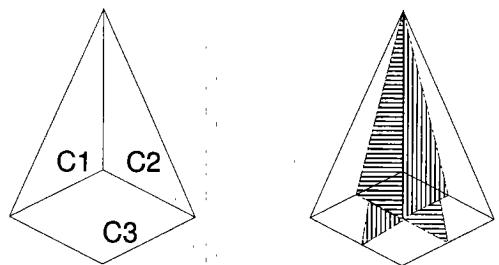


図 12 四角すいの入力データ (左) と検出した対称面 (右)
Fig. 12 Input data of a quadrangular (left) and detected symmetry planes (right).

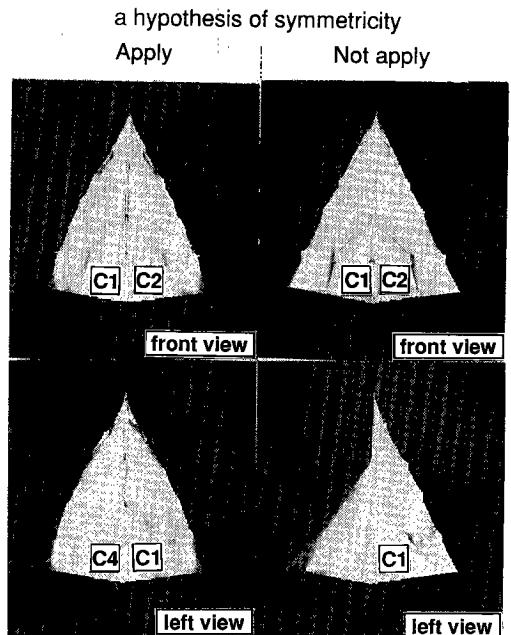


図 13 四角すいの収縮結果
Fig. 13 Results of Active Balloon Model for a quadrangular.

から推定できるようにすることにより、正確な対称面を検出できるようになった。

4.4 凹物体の再構成

図 14 の左側の図のように観測者からは、台の形状の物体の 8 面のうち、1 側面 (D1) と凹の部分の 4 面 (D2, D3, D4, D5) の計 5 面が見えているとして、側面に 16 点、その他の面にそれぞれ 15 点の距離情報が存在するものとした。

図 14 の右側の図が本モデルが抽出した対称面を表す。反復回数 200 回で図 15 の結果になった。この場合の下図は、物体の裏側から見たものである。

物体の奥の面 (D8) は検出した対称面により手前の面

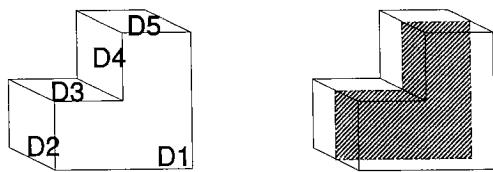


図14 凹物体の入力データ(左)と検出した対称面(右)
Fig. 14 Input data of a concave object (left) and detected symmetry plane (right).

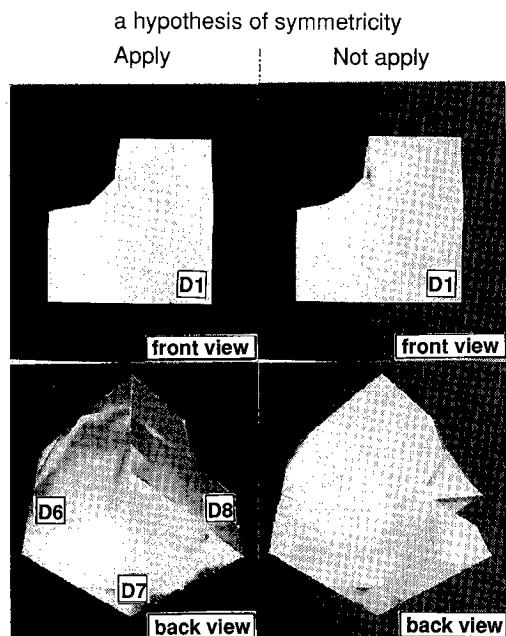


図15 凹物体の収縮結果
Fig. 15 Results of Active Balloon Model for a concave objects.

(D1)から構成できているが、それ以外の不可視面(D6, D7)は図の対称面からは構成することができない。そのため、これらの対称性を利用できない不可視面では、新たにサンプル点が追加できず、モデルはその面に相当する部分を滑らかに連結してしまうことがわかる。

5. むすび

輪郭抽出モデル(Snakes)を3次元に拡張したアクティブバルーンモデルを提案した。モデルの初期形状を正20面体を2次分割した1,280面体とすることにより、収縮速度の向上を目的としたグリーディングアルゴリズムを用いても、モデルを均一に収縮させることができた。また、モデルの節点に移動度の概念

を導入し、収縮速度を落とさずに多くの面を表現できるようにした。そして、従来の変形メッシュモデルには必要であったモデルの節点とサンプル点との対応付けを、空間のポテンシャルを導入することによって除去した。

このモデルに物体の対称性の仮説を導入することにより、1方向からの距離情報から物体の面を抽出し、その面の対称性を検出することにより3次元物体の再構成を行った。本モデルの有効性については、合成距離データを入力としたシミュレーションを通じて実験的に確かめた。

本モデルは、面の対称性の検出を、モデルの構成要素である三角形パッチ群の位置から得ているため、物体の可視面が少ない場合には、誤った対称面を抽出してしまう場合がある。逆に言えば、物体の多くの面が可視であればあるほど、検出した対称面の確信度が上昇することになる。

本モデルは、離散的な3次元空間中のデータから3次元物体を再構成するモデルである。本論文では、このモデルに対称性仮説を導入することにより、1方向からの距離データから3次元物体の再構成を可能としている。よって、別の仮説をこのモデルに導入することにより、別の動作をさせることも可能である。つまり、このモデルはさまざまな制約条件の導入によって派生モデルを作成することができる基本クラスのモデルであると言える。

本論文では、アクティブバルーンモデルを用いて離散的な距離情報から3次元物体の再構成を行ったが、今後はこのモデルを用いた物体の認識方法も検討したい。

文献

- (1) Pentland A. : "Perceptual Organization and Representation of Natural Form", *Artif. Intell.*, 28, 3, pp. 293-331 (1986).
- (2) 金田正久, 横谷直和, 山本和彦 : "アニーリング法を用いた距離画像からの超2次曲面記述の抽出", *情処学CV研究報*, 65-6 (1990).
- (3) Terzopoulos D., Witkin A. and Kass M. : "Symmetry-Seeking Models for 3-D Object Reconstruction", *Int. J. Comput. Vision*, 1, 3, pp. 211-221 (1987).
- (4) 稲川淳, Pentland A. and Sclaroff S. : "アクティブモデルを用いた形状推定における拘束条件決定手法", *信学論*, PRU91-58 (1991).
- (5) Terzopoulos D. : "Dynamic 3D Models with Local and Global Deformations : Deformable Superquadrics", *IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell.*, PAMI-13,

- 7, pp. 703-714 (1991).
- (6) Kass M., Witkin A. and Terzopoulos D. : "Snakes : Active Contour Models", Int. J. Comput. Vision, 1, 4, pp. 321-331 (1988).
- (7) Amini A. A., Weymouth T. E. and Jain R. C. : "Using Dynamic Programming for Solving Variational Problems in Vision", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., PAMI-12, 9, pp. 855-867 (1990).
- (8) Williams D. J. and Shah M. : "A Fast Algorithm for Active Contours", In Proc. of Third Int. Conf. on Comput. Vision, pp. 592-595 (1990).
- (9) 積山洋子, 坂上勝彦, 山本和彦 : "Active Net : 動的な網のモデル", 情処学 CV 研報, 63-2 (1989).
- (10) 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.
- (11) 内山晋二, 加藤博一, 佐藤宏介, 井口征士 : "距離画像による人体の3次元形状の計測とモデリング", 情処学 CV 研報, 74-3 (1991).

(平成4年10月16日受付, 5年3月31日再受付)



土屋 健一

平3名工大・電気情報卒。現在、同大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

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、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

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、ドイツ連邦共和国ギ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。