

曲面の微分特徴量の抽出と法ベクトル図の分割†

長 田 正†† 査 紅 杏††

三次元曲面物体を認識するために、あらかじめ対象物に関する幾何学的な性質などに応じて入力画像を分割して記述することが必要となる。従来開発された画像の分割法の多くは二次元濃淡画像だけを利用しておらず、それを複雑な物体の認識に応用することは困難である。これに対して、本研究では、曲面の一次微分特徴量である法ベクトル図に基づいてシーンのエッジ画像を抽出し、曲面体を含む画像を分割する方法を試みた。法ベクトルにおける傾きの変化は曲面の連続性を直接に表すものなので、これを利用すると、画像のジャンプ型エッジ点と屋根型エッジ点を検出することが可能となる。本論文では、まず、面素傾きの変化を表す法ベクトル角度差という特徴量（微分特徴量）を定義し、この特徴量とエッジの型と関連する曲面の方向微分値や曲率などとの関係を明らかにする。なお、画像の微分特徴量を計算するとき、入力データに含まれる雑音は結果の精度に大きく影響を及ぼすので、この雑音の影響を抑えることを目的とする測光学ステレオ法の改善案と可変サイズ微分オペレータについても検討を行う。最後に、画像の微分特徴量を用いて抽出されたエッジ画像に適用される領域拡大分割法とそれに基づく曲面分割について説明し、実測データによる実験でこれらの手法の有効性を確認する。

1. まえがき

画像処理、パターン認識、人工知能などの研究成果をもとに発展してきたコンピュータビジョンの研究は、機械に人間の視覚機能を持たせることを目的としている。特に、機械部品などの三次元物体を認識する研究は、応用範囲が広く、コンピュータビジョンの研究の中でも重要な課題になっている。普通の対象物の表面はいろいろな形の曲面により構成されることが多いので、その物体を認識するためにはあらかじめ対象物を共通の性質を持つ部分に分割して記述する必要がある。特に複数の物体を含む画像に対しては、画像データの数が膨大であるため、曲面の幾何学的な特徴などに応じて画素をグループ化しないと、モデルの記述と直接照合することは極めて困難である。

濃淡画像を分割する場合には、画素濃度の変化が曲面形状の変化を反映する主な特徴として使われている。具体的な画像分割法としては、しきい値による多値化法のように濃度が一様と見なせる領域を求めて画像を分割する方法、濃度の変化に注目する輪郭追跡法および領域拡大法など数多くのものが開発されてきた¹⁾。しかしいずれにしても、これらの手法は雑音の影響を受けやすい濃淡画像だけに依存しているので、それらを複雑な画像の分割にまで応用することは難しい。

近年、対象物についての三次元情報を抽出する手法が進歩するに従って、この種の情報を積極的に利用するビジョンシステムが研究され、これまでにこれに関する多数のアルゴリズムが提案されてきた。対象物の三次元情報を表すデータ形式の中には、距離図と法ベクトル図がある。中でも、法ベクトル図は曲面形状の変化や曲面の類似性および対称性などといった曲面のより本質的な特徴を表す便利なデータ形式として注目されている。法ベクトル図は、一般に距離図に微分演算を施すことで求められ、このようにして得られた法ベクトル図に基づく曲面傾き情報はいろいろな形で利用されている^{2)~6)}。一方、画像の撮影状況を変化させ、あるいは曲面上のテクスチャや輪郭線などにより、曲面の法ベクトルの分布を直接抽出することもできる。このように直接抽出された法ベクトル図は距離図から計算されたものとは異なる性質を持ち、興味ある研究対象である。Ikeuchi らは、開発した bin-picking システムにおいて曲面物体を分割するときに法ベクトル図を利用したことを述べ、実験結果を示した⁷⁾。しかし、同論文ではそれについての定性的な裏付けや具体的なアルゴリズムを示さず、実験の対象物も分割が容易なドーナツ型のものに留まっている。

本論文では、測光学ステレオ法⁸⁾の改善案によって抽出できる法ベクトル図に基づいて画像のエッジ点を検出し、曲面体を含む画像を分割する一手法を説明する。画像のエッジ点を検出するとき、曲面の曲率や二乗偏分などの高次微分特徴量はよく利用されている。しかし、これらの特徴の計算には、かなり複雑な演算を行わざるを得ないので、本手法では法ベクトル図か

† Extracting High-Level Features of Images and Segmenting a Needle Map into Surface Patches by TADASHI NAGATA and HONGBIN ZHA (Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Kyushu University).

†† 九州大学工学部電気工学科

ら計算しやすい法ベクトル角度差を用いることにする。まず、全画面にわたって法ベクトル角度差によってエッジ点を検出し、次に、法ベクトル角度差で検出にくいエッジ点に対してのみ高次微分特徴量を補助特徴量として導入すると、アルゴリズムの効率性は改善される。本論文は、最初に、距離図に基づいて法ベクトル角度差の定義を与え、その値と曲面の曲率などの関係を示す。そして、入力である法ベクトル図の抽出法と、この法ベクトル図に基づく高次微分特徴量の抽出法について論じる。最後に、曲面の微分特徴量により検出されたエッジ画像を主な手掛かりとした領域拡張・分割法を説明し、曲面体を写した画像を分割する実験の結果を示して本手法の有効性を確認する。

2. 曲面の表現と高次微分特徴量

距離図とは、二次元画像の各点に対して、参照面から対象物表面までの距離をその点における値として作った二次元配列である。曲面形状の変化を分析する微分幾何学で導かれた多くの定理をこの距離図に直接応用することができるので、曲面の幾何学的な特徴の抽出には画像の距離図は大変便利なものである⁶⁾。本章では、法ベクトル図からエッジ画像を求める手法を説明するために、この距離図に基づいて、一般的な曲面の表現形式と曲面の法ベクトル角度差を定義し、その幾何学的な性質について述べる。

2.1 曲面の表現と法ベクトル図

図1に示す座標系において、三次元空間 (x, y, z) における曲面を

$$z = f(x, y) \quad (1)$$

のように表すことができる。ここで、曲面に対する観察者（カメラ）の位置は座標系の原点にあり、視線方向は z 軸の逆方向と一致すると仮定する。こうすると、その曲面体の距離図 $r(x, y)$ は

$$r(x, y) = -f(x, y) \quad (2)$$

になる。平滑な曲面部分上の各点における法ベクトル

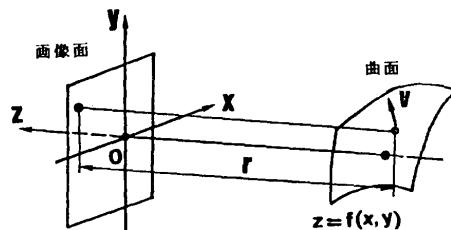


図1 三次元曲面の定義形式

Fig. 1 Geometry for defining a 3-D surface.

$v(x, y)$ を $v(x, y) = (p(x, y), q(x, y), -1)$ と表すと、
 $p(x, y)$ と $q(x, y)$ は

$$p(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x}, \quad q(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \quad (3)$$

で計算され、 $(p(x, y), q(x, y))$ は曲面の勾配空間を構成する。法ベクトル図は、このような法ベクトルを画像の各点において描いたもので、数学的には、この図を二つの配列 $p(x, y)$ と $q(x, y)$ で簡単に表すことができる。

曲面の微分値は曲面のより本質的な特性を示す特徴であり、その曲面の局所的な変化を表現したい場合には距離情報よりも有用だと考えられる。法ベクトル図は曲面の一次微分特徴であり、それを利用すると、簡単な曲面のパラメータの決定や、曲面の大まかな分類などをすることが可能である⁹⁾⁻¹¹⁾。一方、法ベクトル角度の変化は曲面の不連続性を直接表しており、画像分割を行うとき、必要となるエッジ点の検出にこの法ベクトルの角度変化を用いることが考えられる。

2.2 画像のエッジ点とそれの抽出

微分値の連続性に対応して、画像のエッジ点は主として以下に述べる三種類に分類される。

- 1) ジャンプ型エッジ：曲面関数 $f(x, y)$ が不連続である；
- 2) 屋根型エッジ：曲面の法ベクトルの角度、つまり曲面の一次偏微分係数は不連続である；
- 3) スムーズ型エッジ：曲面の曲率はその点において極大値、あるいは極小値を持つ。

距離図に基づくシステムでは、ジャンプ型エッジは物体間の隠蔽関係を示す外輪郭として利用されている。しかし、距離の変化を表現し難い法ベクトル図においては、ジャンプ型エッジと屋根型エッジとが同じ特性を持ち、ジャンプ型エッジの検出は屋根型エッジの検出と同じである。屋根型エッジ点に対して、エッジと垂直になる方向で曲面の方向微分値を求めるとき、その点における一次方向微分値が0であり、二次方向微分値の絶対値が極大値となる。図2は、エッジと垂直な方向で曲面を切って得られたエッジ曲線上の方向微分値の分布を示している。したがって、本手法で入力とする法ベクトル図から曲面の方向微分値を計算することができれば、ジャンプ型エッジと屋根型エッジを同時に検出することが可能となる。

2.3 曲面の法ベクトル角度差と二次偏分

本節では、先に説明した原理に基づいて、曲面の方向微分値と直接の関係を持ち、しかも法ベクトル図か

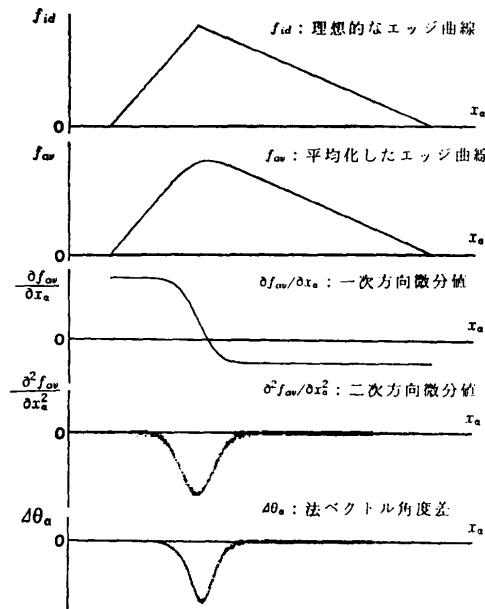


図 2 屋根型エッジ点に対する微分特徴量の分布
Fig. 2 A roof edge and distributions of various high-level features for the edge.

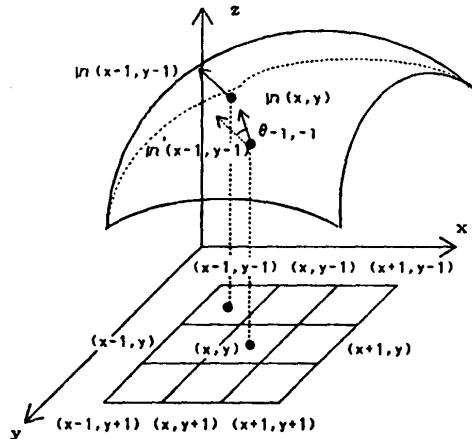


図 3 $\Delta\theta_m(x, y)$ を計算するために用いられる画素 (x, y) の近傍
Fig. 3 Neighborhood of (x, y) used to calculate $\Delta\theta_m(x, y)$.

ら計算されやすい法ベクトル角度差という特徴量を定義し、それをを利用してエッジ点を検出する方法について説明する。

図 3 に示すような画素 (x, y) の 3×3 の近傍において、点 (x, y) の法ベクトルと、その点と接する各点の法ベクトルとの角度差 $\Delta\theta_{i,j}(x, y)$ は

$$\Delta\theta_{i,j}(x, y) = \cos^{-1}[\mathbf{n}(x, y) \cdot \mathbf{n}'(x+i, y+j)] \\ i = -1, 0, 1; j = -1, 0, 1; |i| + |j| \neq 0 \quad (4)$$

で求められる。ここで、 $\mathbf{n}(x, y)$ は $v(x, y)$ を正規化して得られる単位法ベクトルである。八つの隣接点に

対しては、値の一番大きい $\Delta\theta_{i,j}(x, y)$ をその点の法ベクトル角度差 $\Delta\theta_m(x, y)$ と定義する。

特定の方向 α での法ベクトル角度差を $\Delta\theta_\alpha(x, y)$ とすると、それと α 方向による方向微分値 $\partial f(x, y)/\partial x_\alpha$, $\partial^2 f(x, y)/\partial x_\alpha^2$ との間には次のような関係が導かれる。

点 (x, y) を通り、方向 α と平行で、しかも画像面と垂直に交差する平面が曲面 $f(x, y)$ と交わる曲線を $f_\alpha(x, y)$ とすると、 (x, y) における $f_\alpha(x, y)$ の法ベクトルの角度 $\theta_\alpha(x, y)$ は

$$\theta_\alpha(x, y) = \tan^{-1}\left[\frac{\partial f(x, y)}{\partial x_\alpha}\right] + \frac{\pi}{2} \quad (5)$$

で計算される。方向 α での増加量 Δs_α を与えると、法ベクトルの角度差 $\Delta\theta_\alpha(x, y)$ は

$$\begin{aligned} \Delta\theta_\alpha(x, y) &= \frac{\partial\theta_\alpha(x, y)}{\partial x_\alpha} \Delta s_\alpha \\ &= \frac{1}{1 + \left[\frac{\partial f(x, y)}{\partial x_\alpha}\right]^2} \cdot \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x_\alpha^2} \Delta s_\alpha \end{aligned} \quad (6)$$

で近似に求められる。二次元画像において、画像を離散化する際使うサンプリング周期値が Δc である場合、 Δs_α は Δc か $\sqrt{2} \Delta c$ となる。式(6)により、 $\partial f(x, y)/\partial x_\alpha$ の絶対値が小さい値となり、 $\partial^2 f(x, y)/\partial x_\alpha^2$ の絶対値が大きい値となる場合には、 $\Delta\theta_\alpha(x, y)$ の絶対値は大きくなることが分かる。図 2 には屋根型エッジのエッジ曲線における $\Delta\theta_\alpha(x, y)$ の分布を示す。したがって、屋根型エッジ点の性質によると、 $\Delta\theta_m(x, y)$ の値がある程度の大きさを上回るなら、それに応する画素をエッジ点と見ることができる。

2.4 法ベクトル角度差と曲面の高次微分特徴量

法ベクトル角度差 $\Delta\theta_m(x, y)$ は曲面の法ベクトル方向の変化を表すもので、本質的には曲面の二次微分特徴量である。ここでは、 $\Delta\theta_m(x, y)$ と曲面の曲率との間の関係について簡単に説明する。理論的には、任意の方向 α による $\Delta\theta_\alpha(x, y)$ と曲率との間の関係は式

$$K_\alpha(x, y) = \Delta\theta_\alpha(x, y) / \sqrt{1 + \left[\frac{\partial f(x, y)}{\partial x_\alpha}\right]^2} \quad (7)$$

で表される。ここで、 $K_\alpha(x, y)$ は α という方向で曲面を切って得られる曲線の曲率である。曲面上の一点における曲率は無数にあるが、その中で、曲率の最大値と最小値が曲面の主曲率と定義される。式(7)で、大きい値を持つ主曲率を $K_{max}(x, y)$ とすると、 $K_{max}(x, y)$ は法ベクトル角度差 $\Delta\theta_m(x, y)$ と必ずしも同じ方向では求められず、また正比例関係になるとも限らない。しかし、曲面の切平面は視線方向とある程度

平行にならない限り、 $K_{\max}(x, y)$ が大きい値をとる点では、 $\Delta\theta_m(x, y)$ も大きい値となる。以上の分析から、法ベクトル角度差は計算上の便宜さがある上に、曲面の不連続性の検出に対しては、曲面の曲率とほぼ同じような性質を有することが分かる。

曲面の曲率のほかに、微分の方向性を考えない二次偏分

$$\begin{aligned} Q(x, y) = & \left(\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} \right)^2 + 2 \left(\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x \partial y} \right)^2 \\ & + \left(\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \right)^2 \end{aligned} \quad (8)$$

も曲面の一様性、あるいは平坦さを表す特徴としてよく用いられている¹²⁾。本論文では、後に説明する画像分割のアルゴリズムにおいてエッジ点を再検出するとき、この特徴を補助特徴量として利用する。

3. 微分特徴量の抽出

本章では、まず、本手法で入力とする法ベクトル図の抽出法について述べる。エッジ点の検出に用いられる法ベクトル角度差を計算するには、法ベクトル図が求められれば十分である。しかし、雑音などの影響のため、単一の特徴だけに依存した画像分析の結果からは誤った結論を導きやすいので、計算の時間性などを考慮した上で、なるべく多くの特徴を用いることが望ましい。前章で述べた法ベクトル角度差と二次偏分とは、同じ二次微分特徴量ではあるが、それらを異なる手法で同時に計算してエッジ点が検出されにくい画像部分に利用すると、結果の信頼性も高くなる。本章の後半では、法ベクトル図から二次偏分などを求める際の、雑音の影響を受けにくい二次偏微分値を計算する方法について考える。

3.1 法ベクトル図の抽出

本研究で用いられる測光学ステレオ法⁸⁾とは、同一の被写体を同一の方向から、光源の状態を変化させて写した複数枚の画像により曲面要素の傾きを決めようとするものである。被写体が完全拡散面であり、しかもその被写体が平行射影により画像に写されたとすると、三枚の画像があれば、曲面表面の傾きを一意に決定することができる。しかし、現実には、完全拡散面を持つ物体は極めて少ないため、実験で得られる法ベクトル図には多くの雑音が含まれている。これに対し、著者らは次のような改善案を考えた。

(1) 測光学ステレオ法を利用する前に、入力画像に対してスムージング手続きを行い、画像の平均化に

1	2	1
2	12	2
1	2	1

図 4 平均化マスク
Fig. 4 A 3×3 mask that is applied to smooth input images.

より雑音の影響を抑える。今まで開発された様々な平均化マスクをここに用いることが考えられるが、実験では図 4 に示すマスクを採用する。このマスクを n 回繰り返して用いた結果は標準偏差が \sqrt{n} に比例するガウシャンフィルタをかけた結果と一致する¹³⁾ので、円対称的な平均化効果が得られる。普通、 n の値の選び方は入力画像の質にもよるが、我々の実験結果から見ると、 n を 4~5 に選べば、画像分割に十分に応用できる法ベクトル図が求められる。

(2) 測光学ステレオ法で必要とされる三枚の画像のほかに、もう一枚の画像を加える四光源測光学ステレオ法¹⁴⁾を利用する。すなわち、四枚の画像を三枚ずつ組み合わせ、それぞれに測光学ステレオ法を適用すると、画像の各点における反射率が四つ求められる。これらの反射率を比較することによって、画像中の影の部分と正反射成分を検出し、それらを画像データから除くことができる。

3.2 二次微分値の計算—可変サイズオペレータ

法ベクトル図に基づいて曲面の二次微分値を求めるためには、離散微分計算を行わねばならない。しかし、実験から得られる法ベクトル図に存在する高周波数成分の雑音はこの微分計算により増強される恐れが生じるので、微分オペレータを設計するとき十分な気配りが必要となる。我々は、法ベクトル図を用いて曲面関数を近似し、その近似関数の係数により二次微分特徴量を計算する手法を開発した。以下、この手法の原理について考える。

サイズが $N \times N$ (N が奇数) であるウインドー $D = \{(x, y); x = -(N-1)/2, \dots, (N-1)/2, y = -(N-1)/2, \dots, (N-1)/2\}$ にあるすべての画像点に対応する距離測定値、あるいは観測値 $r(x, y)$ を用いると、曲面の距離関数 $r(x, y)$ の近似式が求められる。一般には、 $r(x, y)$ を次のような多項式の線形結合に展開することができる¹¹⁾。

$$r(x, y) = \sum_{i,j} a_{ij} \varphi_i(x) \varphi_j(y);$$

$(i, j) \in \{(0, 0), (1, 0), (0, 1), (2, 0), (1, 1), (0, 2)\}$. (9)

ここで、 $\varphi_i(x)$ と $\varphi_j(y)$ は $[-(N-1)/2, (N-1)/2]$ という区間内の正規直交関数基底であり、

$$\varphi_0(u) = [1/N]^{1/2};$$

$$\varphi_1(u) = [3/M(M+1)(2M+1)]^{1/2} u;$$

$$\varphi_2(u) = k^{-1/2} [u^2 - (M(M+1)/3)]; \quad (10)$$

で与えられ、

$$k = 28M^6/45 + 14M^4/9 + 10M^3/9 + 2M^2/9 - M/15;$$

$$M = (N-1)/2 \quad (11)$$

になる。式(9)における各係数 a_{ij} が求められると、 $r(x, y)$ の二次微分値の計算は簡単である。

ところが、今の場合、既知であるのは、 $r(x, y)$ の観測値 $r(x, y)$ ではなく、曲面の法ベクトル図、すなわち $f(x, y) = -r(x, y)$ の一次偏微分

$$p(x, y) = -\sum_{i,j} a_{ij} \frac{d\varphi_i(x)}{dx} \varphi_j(y);$$

$$q(x, y) = -\sum_{i,j} a_{ij} \varphi_i(x) \frac{d\varphi_j(y)}{dy} \quad (12)$$

の観測値 $\hat{p}(x, y)$, $\hat{q}(x, y)$ である。したがって、誤差関数

$$\varepsilon^2 = \sum_{(x, y) \in D} \{[p(x, y) - \hat{p}(x, y)]^2 + [q(x, y) - \hat{q}(x, y)]^2\} \quad (13)$$

を定義し、それを最小にするように計算を行うと、 $f(x, y)$ の係数 a_{ij} (a_{00} を除く) を推定することができる。 a_{00} は主として曲面の距離を示すパラメータなので、距離の変化を表し難い法ベクトル図だけからはこの値を求めることができない。

ここで述べた微分オペレータは、 N の値を選ぶことによってウインドーのサイズが変わってくることから、可変サイズ微分オペレータと呼ばれる。一般には、 N が大きいほど正確な結果が得られるが、 N が大きすぎると、計算量が増えるだけでなく、エッジ点の近傍のデータに対して悪影響を及ぼすこともある。

4. 曲面分割のアルゴリズム

入力画像に含まれる雑音の影響で、法ベクトル図から曲面のきちんとした輪郭線を求ることは難しい。したがって、エッジ点を検出する段階では、輪郭線をなるべく完全に検出するよう努力する必要があるとともに、抽出されたエッジ画像に対しては単純な輪郭追跡法よりもさらに効率のよい手法を開発しなければならない。本章では、曲面の一様性と不連続性の両方を同時に考えて設計した階層的な領域拡張・分割アルゴ

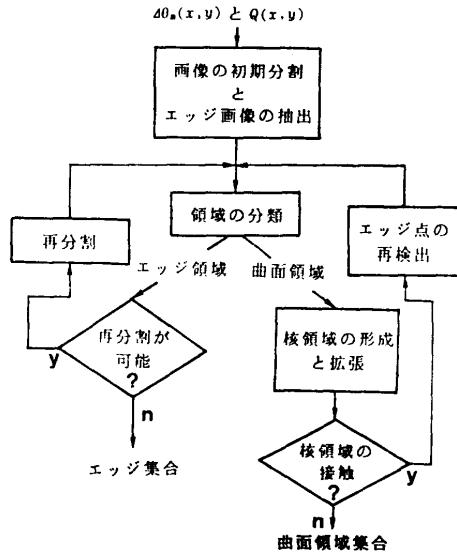


図 5 階層的な領域拡張・分割アルゴリズムの概要
Fig. 5 General outline of iterative split-and-merge segmentation method.

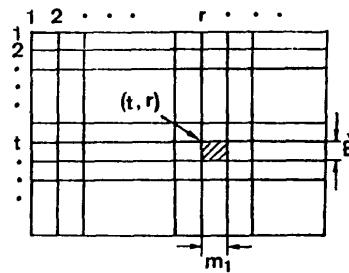


図 6 画像の初期分割
Fig. 6 Initial partitioning of image into rectangular regions of size $m_1 \times m_1$.

リズムについて説明する。アルゴリズムの概要是図 5 に示され、それを簡単にまとめると、主として次の三つの段階に分けることができる。

(1) エッジ点の検出：第2章に述べた原理によると、エッジ点を検出するためには、法ベクトル角度差の分布に対してしきい値処理を行い、その値が大きいところを検出すればよい。しかし、平滑な曲面を対象とする場合、法ベクトル角度差の値が曲面の性質により所々かなり異なってくる。したがって、全画面で同一のしきい値を設けることでは、ある場所に存在するエッジ点が検出されなくなったり、曲面と見なせる点がエッジ点とされたりする可能性がある。このため、本手法では、画面を適当な大きさを持つ小領域、例えば、図 6 に示す $m_1 \times m_1$ の正方形領域に分割して、各小領域においてしきい値を決める方法を採用する。ここで階層的なアルゴリズムを用いるので、画面

の初期分割を行うとき、原則として小領域をなるべく大きく選べば、分割過程が幾分繁雑になるが、結果の信頼性は高い。しかし、もし画像中の各曲面のサイズを予測することができる場合、小領域の大きさをこれらの曲面サイズの平均と同じくらい選定すると、アルゴリズムはより効率的になる。小領域 (t, r) における法ベクトル角度差の最大値 $\alpha_{\max, tr}$ と、法ベクトル角度差分布の分散値 σ_{tr} が計算されると、しきい値を次のような T_{tr} に選ぶ。

$$T_{tr} = \alpha_{\max, tr} \cdot (1 - \sigma_{tr} \cdot A) \rho. \quad (14)$$

ここで、 A は σ_{tr} を正規化する定数であり、

$$0.05 < \sigma_{tr} \cdot A < 0.5 \quad (15)$$

のように選ばれればよい。 ρ はエッジ検出の結果により定められる値である。本研究で行った実験では、 ρ を $0.5 \sim 0.9$ の間に選ぶことが多い。今の場合、式(14)を使うとすると、各小領域ごとにしきい値を設定することは、各小領域での曲面の変化を表す大域的なパラメータ $\alpha_{\max, tr}$ と σ_{tr} を利用して、全画面で同一の A と ρ を選ぶことになる。この段階では、誤検出されたエッジ点を除去するために、孤立したエッジ点を探し出して、それを雜音点と見てエッジ画像から消すフィルタリング手続きも同時に使う。

(2) 小領域の分類と併合：次に、最初に分割された各領域を曲面領域かエッジ領域に分類する。このとき、エッジ点が多い領域がエッジ領域だという直観的な見方に基づいて、各領域におけるエッジ点の稠密さで分類を行う。全画面にわたってこの手続きを終えると、互いに接する曲面領域は併合され、エッジ領域と見なせる部分まで拡張される。このようにして併合された領域を曲面の核領域と呼ぶ。一つの核領域は、画像において一つの独立な曲面部分が存在することを意味しているので、一つの数字ラベルをそれに与える。

(3) エッジ領域の再分割：一方、エッジ領域に対して、エッジ点の密度によりその領域をさらに分割できるかどうかを決める。密度が大きい場合、その領域をエッジ点ばかりのクラスタと見てエッジ集合に保存する。密度が小さければ、それをさらに小さな領域に分割して、エッジの細線化を図る。ここでの再分割にも、いろいろな分割法が考えられるが、本研究では各小領域を次々に四分割していく手続きをとっている。この段階では、再分割した各小領域に対して、再びエッジ点の稠密さによりその領域を曲面かエッジかに分類する。曲面だと決定された領域は、もし核領域と接しているならば、それを核領域と併合する。ここ

で、核領域のいずれにも接しない小曲面領域が存在すると、この領域を隣の小曲面領域と併合し、新たに生成された核領域と見なして数字ラベルを与える。

このような手続きを繰り返して行うと、曲面領域は次第に大きく拡張される。しかし、エッジ領域がだんだん小さくなるに伴って、違うラベルを持つ核領域が接するようになる可能性が生じる。この原因は次の二つのことにあると思われる。1) 異なる曲面部分の間に存在するエッジにはまだ検出されなかったものがある；2) 画像の初期分割のとき用いた小領域が大きく、かつ曲面に狭い部分が存在する場合、同一の曲面部分はこの狭い部分から二つの核領域に分割されている。したがって、二つの核領域が同一の曲面部分に属するかしないかを判断するために、核領域の間に未検出のエッジ点が存在するかどうかを調べねばならない。

問題を簡単に説明するために、ここでは、前の段階までは検出した核領域の間にあり、今の段階では曲面領域と分類された画像領域を特に隣接領域と呼ぶ。図7には核領域 K_1 と K_2 の間に現れた隣接領域 U を示す。本手法は、未検出のエッジを調べるために、 U にある各点 (x, y) に対して、

$$R_u(x, y) = \gamma_1 \Delta \theta_m(x, y) + \gamma_2 Q(x, y) + \frac{\gamma_3}{L_{\min, u}(x, y)} \quad (16)$$

で計算される $R_u(x, y)$ により、 U においてエッジ点がまだ存在する可能性を確かめる。ここで、 $Q(x, y)$ は曲面の二次偏分で、 $L_{\min, u}(x, y)$ は点 (x, y) における U の横幅と縦幅との最小値であり、

$$L_{\min, u}(x, y) = \min \{L_{x, u}(x, y), L_{y, u}(x, y)\} \quad (17)$$

で与えられる。 γ_1 、 γ_2 と γ_3 は自由に選ばれる係数であり、ここではすべて1とする。

式(16)は、 $\Delta \theta_m(x, y)$ と $Q(x, y)$ が大きい、つまり曲面の変化が激しいところ、そして $L_{\min, u}(x, y)$ が小

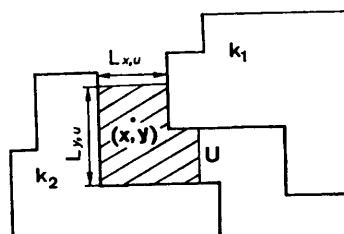


図7 核領域間の隣接領域

Fig. 7 A region appearing between adjacent kernel regions.

さい、つまり隣接領域の幅が狭くなるところにおいて、 $R_s(x, y)$ の値は大きくなることを示している。普通、エッジ点と見なす画素がこのような性質を持つので、 $R_s(x, y)$ は大きい値となるところを未検出のエッジ点と判断することができる。これにより、あらかじめ選んだしきい値に対して、 U にあるすべての $R_s(x, y)$ がそれより小さい場合、エッジ点が存在しないと考え、接した二つの核領域を一つに併合する。しきい値より大きい $R_s(x, y)$ が存在するなら、 $R_s(x, y)$ の大きさの順に従って輪郭の完全性を調べながらエッジ点を検出して行く。この手続きを、接した核領域が完全に分割されるまで繰り返して行うと、独立な曲面領域が分離されるとともに、曲面間の輪郭線の抽出も可能となる。

5. 実験結果

以下、この方法を利用して行った実験の結果を示す。図8(a)は改善した測光学ステレオ法により抽出された法ベクトル図である。図には、倒れている円柱体が一つ、円錐体が一つ、および平面、円柱面と円錐面の組み合わせで形成された物体が一つ含まれている。背景である部分はすでに濃淡画像のしきい値処理によって除去されたので表示されていない。

ここで、大きさが 128×128 である入力画像を最初に 8×8 の領域に分割してエッジ点を検出する。得られるエッジ画像は図8(b)に示され、それには、物体の外輪郭に当たるエッジ点はほとんど正確に検出されているが、物体の内輪郭に当たる部分は完全には検出されていない。このエッジ画像に基づいて小領域を分類した後、 8×8 のエッジ領域をさらに 4×4 と 2×2 の領域に分割する三段階分割を行う。各段階の分割での結果を図8(c), (d), (e)に示す。第二段階目の分割では核領域6が新たに発見されている。第三段階目の分割に入ると、領域4と領域6は接するようになったが、前節に述べたエッジ点の再検出法を使うと、二つの曲面を完全に分割することができた(二次偏分を求めるとき使う可変サイズ微分オペレータのサイズは5と選ばれている)。結果を見ると、この入力画像を独立な曲面に対応する五つの部分に分割するために、三段階の分割を行えばよいことが分かる。図8(f)は画像分割の結果に基づいて細線化された輪郭線を示す。

このアルゴリズムには特に複雑な計算を必要とせず、要する計算時間はかなり短い。現在使っている装置では、画像の入力から法ベクトル図の抽出まで時間

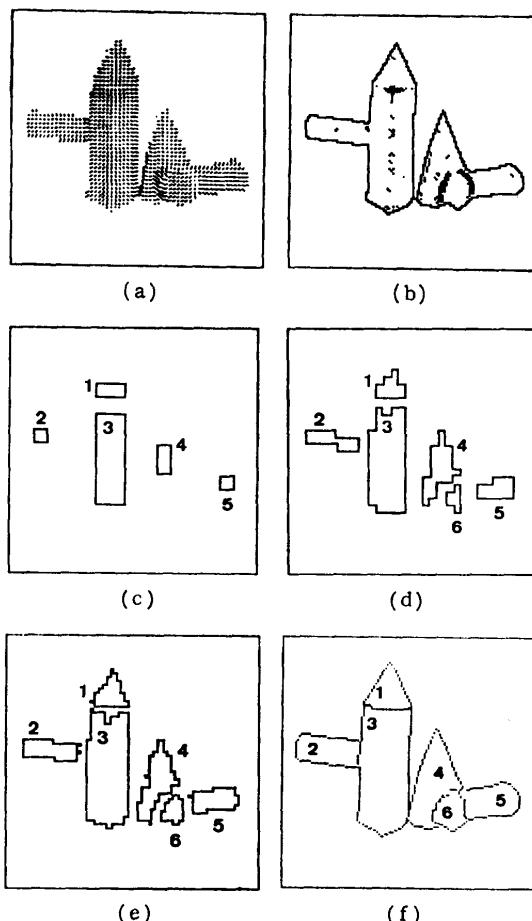


図8 実験結果: (a)入力画像の法ベクトル図; (b)エッジ画像; (c)一段階目の分割; (d)二段階目の分割; (e)三段階目の分割; (f)曲面の輪郭線。

Fig. 8 Results of experiment: (a) needle map of input images; (b) image indicating edge points; (c), (d), (e) results of segmentation algorithm which partitions image into regions of size 8×8 , 4×4 , and 2×2 respectively; (f) image of curves bounding surface regions.

かかるが、画像分割に使う計算時間は約1.5秒程度である(大型計算機 FACOM M 380 S)。

6. むすび

本論文は、曲面の性質を直接表すことができる法ベクトル図に基づいて画像の高次微分特微量を抽出する手法を考え、さらにこのような特徴を利用した画像分割のアルゴリズムについて述べた。このような手法は画像記述や物体認識における重要な前処理の一つであり、曲面体を対象とするビジョンシステムにおいては欠くことのできないものだと考えられる。

実際に得られる距離図や法ベクトル図などから画像

の高次微分特徴量を求めるとき、入力データの精度は結果の精度を大きく左右する。現在ではこのような情報を収集する方法は数多く開発されたが、画像の高次微分特徴量を抽出するには精度が不足しているし、またそのための有効なアルゴリズムも少ないため、満足すべき結果は得られていない。ここでは、測光学ステレオ法の改善による入力データの精度向上と、可変サイズオペレータによる微分計算アルゴリズムの開発により、それらの問題の解決に成功している。今後、入力データの精度と結果の精度に合わせて、マルチスケールのフィルタを準備し、しかもそのスケールや微分オペレータのサイズなどを自律的に選ぶことのできるシステムを開発することがビジョンシステムを実用化する上で重要な課題となることが予想される。

最後に、本研究について有益なご討論とご協力をいただいた九州大学工学部助手木室義彦氏と、技官江藤淳次氏に感謝の意を表す。

参考文献

- 1) Rosenfeld, A. and Kak, A. C.: *Digital Picture Processing* (Vol. 2), pp. 57-187, Academic Press, New York (1982).
- 2) Mitiche, A. and Aggarwal, J. K.: Detection of Edges Using Range Information, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. PAMI-5, No. 2, pp. 174-178 (1983).
- 3) Oshima, M. and Shirai, Y.: Object Recognition Using 3-Dimensional Information, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. PAMI-5, No. 4, pp. 353-361 (1983).
- 4) Fan, T. J., Medioni, G. and Nevatia, R.: Segmented Descriptions of 3-D Surfaces, *IEEE J. Robotics and Automation*, Vol. RA-3, No. 6, pp. 527-538 (1987).
- 5) Hoffman, R. and Jain, A. K.: Segmentation and Classification of Range Images, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. PAMI-9, No. 5, pp. 608-620 (1987).
- 6) Besl, P. J. and Jain, R. C.: Segmentation through Variable-Order Surface Fitting, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. PAMI-10, No. 2, pp. 167-192 (1988).
- 7) Ikeuchi, K., Horn, B. K. P., Nagata, S., Callahan, T. and Feingold, O.: Picking up an Object from a Pile of Objects, in Brady, M. and Paul, R. (eds.), *Robotics Research*, pp. 139-162, MIT Press, Cambridge, Mass. (1984).
- 8) Woodham, R. J.: Photometric Method for De-

termining Surface Orientation from Multiple Images, *Optical Engineering*, Vol. 19, No. 1, pp. 139-144 (1980).

- 9) Nagata, T. and Zha, H. B.: Determining Orientation, Location and Size of Primitive Surfaces by a Modified Hough Transform, *Pattern Recogn.*, Vol. 21, No. 5, pp. 481-491 (1988).
- 10) Ittner, D. J. and Jain, A. K.: 3-D Surface Discrimination from Local Curvature Measures, *Proc. CVPR-85*, pp. 119-123 (1985).
- 11) Besl, P. J. and Jain, R. C.: Invariant Surface Characteristics for 3-D Object Recognition in Range Images, *CVGIP*, Vol. 33, No. 1, pp. 33-80 (1986).
- 12) Langridge, D. J.: Detection of Discontinuities in the First Derivatives of Surfaces, *CVGIP*, Vol. 27, No. 3, pp. 291-308 (1984).
- 13) Brady, M., Ponce, J., Yuille, A. and Asada, H.: Describing Surfaces, in Hanafusa, H. and Inoue, H. (eds.), *Robotics Research*, pp. 5-16, MIT Press, Cambridge, Mass. (1985).
- 14) Coleman, E. N. and Jain, R. C.: Obtaining Shape of Textured and Specular Surfaces Using Four-Source Photometry, *CGIP*, Vol. 18, No. 4, pp. 309-328 (1982).

(昭和 63 年 7 月 21 日受付)

(平成元年 5 月 9 日採録)



長田 正（正会員）

昭和 7 年生、昭和 31 年九州大学工学部電気工学科卒業、昭和 34 年同大学院博士課程中退、同年工業技術院電気試験所（現電子技術総合研究所）入所、昭和 55 年九州大学工学部教授、現在に至る。ロボティクス、AI、コンピュータビジョンの研究に従事。工学博士。計測自動制御学会、人工知能学会、日本ロボット学会等の会員。



査 紅彬（正会員）

1962 年生。1983 年中国合肥工業大学卒業。1984 年中国政府派遣留学生として来日、翌年九州大学大学院工学研究科に入学、現在同大学院博士後期課程に在学中。画像処理、コンピュータビジョンの研究に従事。計測自動制御学会会員。