

〔公 開〕

TR-C-0102

空間多重フィルタリングに基づく
3次元曲面の特徴計測と
その一般化

岩崎 圭介
Keisuke IWASAKI

岸野 文郎
Fumio KISHINO

1 9 9 4 . 1 0 . 1 6

A T R 通信システム研究所

空間多重フィルタリングに基づく
3次元曲面の特徴計測とその一般化

Characteristics Measurement for 3-D Surfaces
Based on Multiple Filtering and its Generalization

岩崎 圭介 岸野 文郎
Keisuke IWASAKI Fumio KISHINO

ATR 通信システム研究所
ATR Communication Systems Research Laboratories

あらまし

本報告では、多重空間フィルタリングに基づいた、3次元形状に対する新たな特徴(3D-SST: Three Dimensional Scale-Space Trajectory)およびその計算方法を提案し、従来の視線不変特徴量との比較および評価を実験を交えてに行なうことにより、その有効性を検証した。

本特徴計測手法では、曲面に対するフィルタリングにより生じる形状表面の点の動きに注目し、複数のローパスフィルタリングを形状に対して施すことにより生じる点の軌跡を特徴として用いる。この軌跡は曲面上の点を中心とした大域的な凹凸を反映することが可能で、また畳み込みによる積分効果により、特徴点の検出や姿勢推定をロバストに行なうための形状特徴を計測することが可能になる。

基本的な考え方、レンジファインダから入力した形状に対する特徴計測手法、評価実験について述べ、最後に、フィルタリング手法の一般化に関する検討を述べる。

Abstract

This paper proposes a new characteristics measurement technique for a 3-D surface, based on multiple spatial filtering, and also shows qualitative and quantitative analysis comparing with conventional differential geometric characteristics with experiments. At the end of the paper, we study the generalization of filtering technique for characteristics measurement of curves and surfaces.

キーワード

曲面, 曲線, フィルタリング, 特徴計測, 距離画像

Keywords

space curves, surfaces, filtering, characteristics measurement, range image,

1 まえがき

近年、レーザレンジファインダなどの形状計測装置の普及に伴い、距離画像を入力とした研究が活発になりつつある。レンジファインダで入力した3次元形状を、データベース内のモデル形状とマッチングさせることは、3次元コンピュータビジョンでの中心的課題の一つである [1, 2, 3] と共に、入力形状に基本モデルを当てはめる問題は、臨場感通信会議 [4] を始めとするバーチャルリアリティーおよびコンピュータグラフィックスなどの分野でもモデリングにおいて重要になると予想される。

このような処理の最初のプロセスとして形状特徴の計測があげられる。入力した3次元形状からの特徴計測は、マッチングの際のエラーや処理量を減らすための重要なステップである。

従来、3次元形状の特徴量として、微分幾何学的量 (曲率 [5], 曲率サインマップ [6], 法線 [1], 拡張ガウス像 [7] など) が、視点不変性や数学的扱いやすさなどの理由で、よく用いられてきた。しかし、このような微分幾何学的量を形状特徴として用いる場合、以下のような問題点が存在する。

(1) ノイズに敏感: 微分幾何学量の算出に必要となる、導関数の計算などの局所的な演算は、入力の僅かな誤差に敏感で、誤差を減少させるためには、繰り返し計算による高精度化 [8] や前処理としての平滑化 [9] などの付加的な処理が必要となる。

(2) 大局的形状特徴抽出が不可能: 微分幾何学的特徴は本来、局所的量であるため、大局的な形状特徴を抽出するためには、セグメンテーションなどの上位プロセス [6] が必要になる。

このような性質は、本来の問題である形状の認識やマッチング、姿勢推定などの処理を複雑にしている。

本論文では、多重空間フィルタリングに基づいた、3次元形状に対する新たな特徴 (3D-SST: Three Dimensional Scale-Space Trajectory) およびその計算方法を提案し、従来の視線不変特徴量との定性的/定量的比較評価を実験を交えて行なうことにより、その有効性を検証した。

この手法は、従来二次元輪郭の記述や認識に適用されていたスケールスペース・フィルタリング [10, 11, 12, 13] の3次元への拡張の一つである。レンジファインダにより入力した三次元形状に対し、ローパスフィルタリングを施すことによる大局的な形状の把握は守田らによって試みられている [14]。彼らは3次元形状を拡散方程式を近似するフィルタにより順次ぼかしてゆき、各スケールでの曲率マップを解析することにより3次元形状を階層的グラフで記述した。しかしながら、グラフ作成の際に、曲率の計算、領域要素のラベル付け、スケール間の領域の対応の解析など、処理コストの大きな処理が各スケールで必要になる上、形状を同定する場合、グラフの同定に関わる問題も生じる。

本論文で述べる手法は、3次元形状に対する視点不変なフィルタリングにより生じる形状表面の点の移動の軌跡に注目し、その軌跡を3次元形状各点の特徴量として用いる。この軌跡は表面上各点を中心とした周囲の形状の凹凸の程度や方向をロバストに表現しており、このため、特徴点の抽出や姿勢推定が、人物頭部形状のような複雑で曲面的な形状においても容易に行なえる上、計算はフィルタリング処理および各点における軌跡の解析のみでよいため、形状同定、姿勢推定などの上位プロセスに必要となる処理コストも低減できる [15]。

以後、2. で基本的な考え方, 3. でレンジファインダから入力した形状に対する特徴計測手法, 4. で定量的評価実験, 5. で考察, 6. でフィルタリング処理の一般化, 7. でまとめについて述べる。

2 フィルタリングによる形状特徴の計測

2.1 フィルタリングによる軌跡の抽出

3次元曲面は、2種のパラメタ (u, v) で

$$\mathbf{X}(u, v) = (x(u, v) \ y(u, v) \ z(u, v))^T \quad (1)$$

のように記述できる。曲面上の1点 $p_0 = \mathbf{X}(u_0, v_0)$ に注目した場合、この点は、畳み込みフィルタリング

$$p_1 = \begin{pmatrix} \iint x(k, l)h(u_0, k, v_0, l)\Delta S(k, l) \, dkdl \\ \iint y(k, l)h(u_0, k, v_0, l)\Delta S(k, l) \, dkdl \\ \iint z(k, l)h(u_0, k, v_0, l)\Delta S(k, l) \, dkdl \end{pmatrix} \quad (2)$$

の結果、3次元空間上の位置 p_1 に移動する。ただし、 T は転置を示す。ここで、 $\Delta S(k, l)dkdl$ は、4点 $X(k, l), X(k+dk, l), X(k, l+dl), X(k+dk, l+dl)$ に囲まれる曲面の表面積とする。また、本論文では、特に断りのない限り、積分範囲は $-\infty$ から ∞ とする。ここで、

(条件1: 座標系の視点不変性) 座標軸 (u, v) を p_0 を原点とした、曲面に沿った並行ではない曲線とし、 (u, v) 座標値は p_0 からの座標軸の長さ (arc length) である。

この条件が成立し、曲面が微分可能な場合、 $\mathbf{X}_u = \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial u} = (x_u, y_u, z_u)^T$ (v についても同様) のように記述すると、 $|\mathbf{X}_u| = |\mathbf{X}_v| = 1$ となるため、

$$\Delta S(u, v) = \sqrt{1 - (\mathbf{X}_u(u, v) \cdot \mathbf{X}_u(u, v))^2} \quad (3)$$

となる。ここで、 \cdot は内積を示す。

(条件2: フィルタの対称性) フィルタ関数 h は (u_0, v_0) からの表面に沿った距離 r に対して円対称 ($h(u_0, u_1, v_0, v_1) = h(r(u_0, u_1, v_0, v_1))$) である。

ここで、点 $X(u_0, v_0)$ から $X(u_1, v_1)$ までの表面に沿った距離 $r(u_0, u_1, v_0, v_1)$ は、 $v - v_0 : u - u_0 = v_1 - v_0 : u_1 - u_0$ を満たす (u, v) が決める表面上の曲線の arc length で表される。座標軸 (u, v) が(条件1)を満たし、曲面 X が微分可能な場合、

$$r(u_0, u_1, v_0, v_1) = \int_{u_0}^{u_1} \sqrt{|1 + t^2 + 2t \mathbf{X}_u(s, t) \cdot \mathbf{X}_v(s, t)|} \, ds \quad (4)$$

で示される。ただし、式(4)において、標記の簡略化のため、 $u_d = u_1 - u_0$ 、 $v_d = v_1 - v_0$ 、 $t = v_d/u_d$ とした。

(条件3: フィルタの正規性)

$$\iint h(u_0, k, v_0, l)\Delta S(k, l)dkdl = 1.$$

とすると、点の移動の軌跡 $\overline{p_0 p_1}$ は原曲面の座標変換に対して共変となる (この詳細は付録Aに述べる。また、上記の制約は、6章において、なくせることを示す。)

ここで、フィルタをローパスフィルタとした場合、軌跡の長さは、その点を中心とした曲面の凹凸の度合を示し、軌跡の方向は、凹凸の方向を示す。

次に、多重フィルタリングについて述べる。まず、上記の条件を満たす N 個のローパスフィルタ $\{h_l \mid l=0, \dots, N-1\}$ を考える。ただし、各フィルタにおいて、 $h_l(r)$ 値が有効である最大の r を、 $\{r_l \mid l=0, \dots, N-1, r_l < r_{l+1}\}$ とする。

3次元曲面が、このようなフィルタの組によってフィルタリングされた場合、図1(a)に示すように、表面上の点はフィルタの半径に伴って3次元空間中のある位置に移動し、軌跡を描く。

この点の軌跡は、点 p_0 の周囲の点の座標の畳み込み積分により生じるもので、フィルタの半径に応じて、点 p_0 を中心とした局所から大局までの形状情報を反映した、視点不変な特徴量と考えることができる。また、畳込み演算の積分効果により、軌跡の形状は入力誤差に対してロバストになることが予想される。

以後本論文では、この軌跡を (3D-SST: Three Dimensional Scale-Space Trajectory) と呼ぶ。

2.2 軌跡の記述

図1(a)は、上記の多重フィルタリングによる表面上の点の移動の軌跡を模式的に示したものである。この軌跡の形状は3次元空間曲線と同様に、以下のパラメタを用いると、軌跡の形状を完全に再現できるため、一意に記述できることになる。すなわち、以下のパラメタを軌跡の記述として用いれば、軌跡の同定がパラメタの比較により可能となる。ただし、 l は、フィルタの序数(以下、階層数)とする。

$$\text{Speed : } \quad \nu_l = \|\mathbf{v}_l\|$$

$$\text{Curvature : } \quad \kappa_l = \cos^{-1}(\mathbf{t}_l \cdot \mathbf{t}_{l-1})$$

$$\text{Torsion : } \quad \tau_l = \cos^{-1}(\mathbf{b}_{l+1} \cdot \mathbf{b}_l)$$

ただし、 $\mathbf{v}_l = \overrightarrow{p_l p_{l+1}}$, $\mathbf{t}_l = \frac{\mathbf{v}_l}{\nu_l}$, $\mathbf{b}_l = \frac{\mathbf{t}_l \times \mathbf{t}_{l-1}}{\|\mathbf{t}_l \times \mathbf{t}_{l-1}\|}$, \times は外積、 \cdot は内積を示す。

図1(c)(d)に見られるように、Speed ν , Curvature κ , Torsion τ はそれぞれ、軌跡上の点間の距離、軌跡の方向の変化およびねじれを示す。この際、フィルタの数を L とすると、 $3L - 6$ 種 ($L \geq 3$) の視点不変な特徴値が曲面上の各点に対して得られる。

2.3 3D-SST の定性的性質

この軌跡(3D-SST)は定義において、表面積と表面に沿った距離が求まれば、得られる。すなわち、従来の微分幾何学量で要求される原形状の微分可能性を考慮しなくとも、形状が連続であれば得られる。

3D-SSTの利点は表面上の点を中心とした大局的な形状情報をフィルタの半径に応じて反映させることが可能である点で、言い換えれば、表面上の点に周囲の形状情報をもたせることができることである。表面上の点の持つ複数の範囲での形状情報の組は、点をユニークに特徴づける効果があるため、特徴点の位置推定が容易になることが予想される。

しかしながら、数学的には、従来の微分幾何学量において、例えば平均曲率とガウス曲率の組または、2つの主曲率の組により、曲面の形状は一意に記述できるのに対して、3D-SSTからは形状は一意には定まらない。例えばくさび型形状と円錐型形状の各先端部分の軌跡は、その先端の相対的な角度によっては全く同じになる場合がある[16]。

3 フィルタリング手法

式(2)に示すフィルタリングを表面上の各点に対して行なうためには、1) 全ての点の組合せについての表面上の距離の計算、2) フィルタの広がりに伴う畳み込み処理の膨大化、という2つの克服すべき問題が存在する。ここでは、これらの問題点を克服するための低コストのフィルタリング手法を提案する。

3.1 曲面座標軸の設定

レンジファインダにより入力された形状は、主に2種類の距離画像として記述される。本論文では、図2に示す、円筒座標系距離画像 $r = f(\theta, z)$ を扱うが、直交座標系距離画像 $z = f(x, y)$ も同様の手法で処理可能である。

このような距離画像で表された3次元形状において、まず、曲面上の座標軸を設定する必要がある。ここでは、曲面上の座標軸として、レンジ画像の座標軸を曲面に投影したものを取ると、その座標軸は、表面上の各点で近似的に直交すると仮定する(仮定1)。

(仮定1)が成立し、曲面が微分可能な場合、 $X_u \cdot X_v \approx 0$ と近似できるため、式(3)において、 $\Delta S \approx 1$ となり、式(4)に示す点間の距離計算においても、 $r(u_0, u_1, v_0, v_1) \approx \int_{u_0}^{u_1} \sqrt{1+t^2} ds = \sqrt{(u_1-u_0)^2 + (v_1-v_0)^2}$ で近似できるため、各軸に沿った表面上の距離を計算するのみで良い。また、フィルタ関数が分離可能な場合、1次元の畳み込みを、各軸交互に行なうことにより2次元の畳み込みを実現できる。

3.2 フィルタの空間的広がりへの対策

フィルタの空間的広がりによる畳み込み計算量を削減するために、HDC (Hierarchical Discrete Correlation) [17] を導入する。HDC は、大きな空間的広がりを持つ畳み込み演算を数点の畳み込みを再帰的に施すことにより実現する手法で、1次元信号 $f(x)$ を第0階層の信号 $g_0(x)$ とした場合、

$$g_l(x) = \sum_{i=-m}^m w(i)g_{l-1}(x - id^{l-1}) \quad (l > 1) \quad (5)$$

により、フィルタの序数 l に対応する広がりを持つ畳み込み演算を行なうことができる。ここで、 $m = 2$, $d = 2$, $w(0) = 0.4$, $w(1) = w(-1) = 0.25$, $w(2) = w(-2) = 0.05$ とすることにより、ガウシアン・ローパスフィルタ ($\sigma = 0.56d^l$) が、各階層 / 各点において5点のみの積和演算で近似できることが知られている。

3.3 3次元曲面のフィルタリング

上で述べた手法を利用し、3次元曲面の多重フィルタリングを、1次元の畳み込みを各軸交互にまた再帰的に施すことにより実現する。

図3において、(a) は本文で用いられている用語の説明、(b) はフィルタリング対象となる関数の例示、(c) はフィルタリング後の関数の例示である。(b)(c)において x 座標に関してのみ例示してあるが、 y, z 座標に関しても同様の関数が作成され、処理される。

まず、以下で述べる用語の説明を行なう。ただし、 $\{(i, j) | i = 0, 1, \dots, M-1, j = 0, 1, \dots, N-1\}$ は距離画像の画素のインデックスで、距離画像が円筒座標系で記述されている場合は、 (θ, z) を、直交座標系の場合は、 (x, y) を (i, j) で離散化する。また、 $\{l | l = 0, 1, \dots, L-1\}$ はフィルタリング階層の序数とする。

$$\text{原形状} : \{ p_o(i, j) = (x(i, j), y(i, j), z(i, j))^T \} \quad (6)$$

$$\text{第}l\text{階層の形状} : \{ p_l(i, j) \} \quad (7)$$

$$\text{i- ベースライン} : \{ p_o(i, 0) \} \quad (8)$$

$$\text{j- ベースライン} : \{ p_o(0, j) \} \quad (9)$$

$p_o(i, j)$ から各ベースラインまでの距離 :

$$\begin{aligned} d_i(0) &= 0 \\ d_i(j) &= \sum_{k=1}^j \|p_o(k, j) - p_o(k-1, j)\| \\ d_j(0) &= 0 \\ d_j(i) &= \sum_{k=1}^i \|p_o(i, k) - p_o(i, k-1)\| \end{aligned} \quad (10)$$

フィルタリングは、以下の手順で行なわれる。

(Step 0) 原形状を第 0 階層の形状とし ($p_0 = p_o$), $l = 1$ とする。形状各点の $d_i(j)$, $d_j(i)$ を計算する。

(Step 1) i 軸方向に沿った形状の断面

$$c_j(i) = (x(i, j), y(i, j), z(i, j))^T \quad (11)$$

を全ての j に対して作成し、(Step1.1) から (Step1.3) までを全ての c_j に対して行なう。

(Step 1.1) 式 (12) に示す、各点の座標値 (x, y, z) とベースラインまでの距離 d_j の 1 次元関数を作成する (図 3(b))。

$$x = F_x(d), y = F_y(d), z = F_z(d) \quad (12)$$

(Step 1.2) 第 l 階層の HDC を F_x, F_y, F_z に対して計算し、式 (13) で記述される関数を得る (図 3(c))。

$$X = G_x(d), Y = G_y(d), Z = G_z(d) \quad (13)$$

(Step 1.3) 第 l 階層, i 軸方向の結果 X, Y, Z は、各点の対応する d_j の X, Y, Z 値を次式のようにサンプルすることによって得られる (図 3(c))。

$$X(i, j) = G_x(d_j(i)), Y(i, j) = G_y(d_j(i)), Z(i, j) = G_z(d_j(i)) \quad (14)$$

以上の処理により、中間形状

$$\{p_{mid}(i, j) = (X(i, j), Y(i, j), Z(i, j))\} \quad (15)$$

が得られる。

(Step 2) 中間形状 $p_{mid}(i, j)$ に対して、 j 軸方向に沿った形状の断面

$$c_i(j) = (X(i, j), Y(i, j), Z(i, j))^T \quad (16)$$

を全ての i に対して作成し、(Step 1) と同様の処理を全ての c_i に対して行なう。その結果得られる形状を第 l 階層の形状 $p_l(i, j)$ とする。

(Step3) $l = l + 1$ とし、(Step 1) と (Step 2) を、予め定められた階層まで繰り返す。

フィルタリング後の形状と軌跡の例を図 4 に示す。図 4 において、(a) は円筒座標系により形状を入力・記述するレンジファインダで入力した原形状である。(b) (c) (d) は 1 から 3 階層におけるフィルタリング後の形状をそれぞれ示す。(e) は鼻と顎を含む断面の 3D-SST (0 から 4 階層) の例である。ここで HDC のパラメタは、ガウシアンローパスフィルタを近似するように、3.2. に示したとおりに定めた。ただし d の単位 u_d は z 方向 1 画素である。

ただし、図 4 および以下の実験でのフィルタリング処理において、 θ 方向の周期性および z 方向の非周期性に対応するために、以下の処理を行なった。すなわち、式 (12) に示す関数を作成する際に、 θ 方向においては、 $F_x(d) = F_x(M_d + d)$ ($-K \leq d < 0$), $F_x(d) = F_x(d - d_i(M))$ ($d_i(M) \leq d \leq d_i(M) + K$), z 方向においては、 $F_x(d) = F_x(0)$ ($-K \leq d < 0$), $F_x(d) = F_x(d_j(N))$ ($d_j(N) \leq d < d_j(N) + K$) とした。(F_y, F_z に関しても同様。) ただし、 K はフィルタ係数の最大の広がりを示し、 $K = 2^L$ である。

以上で述べたフィルタリング手法により計測された 3D-SST は、(仮定 1) が成立する場合では視点不変となる。(仮定 1) が成立しない場合の誤差は、 $X_u \cdot X_v$ の 0 からの偏差に起因し、表面積 ΔS , 表面上の距離 r に影響を及ぼす。

以下の実験では、3D-SST の入力方向に対する不変性に対する実験を中心とした定量的評価を行なう。

4 定量評価実験

ここでは上記手法で計測した 3D-SST から得られる特徴量と従来の視点不変な微分幾何学量 (平均曲率, ガウス曲率, 法線ベクトル) との比較を実験により行なう。

今回の実験に用いたレンジファインダは, Cyberware 社の model 4020/PS Digitizer である。この装置は, 図 2 に示すように, 形状を円筒座標系距離画像 $r = f(\theta, z)$ として入力・記述する。本実験で用いた距離画像は, 128×128 画素 (16384 点), z 軸 1 画素は約 3.2 mm, 輝度 1 level は 1 mm, θ 軸 1 画素は, 約 2.8 度 ($\approx \frac{360}{128}$) である。図 5 に示す距離画像で, 横軸は θ を, 縦軸は高さ z を, 輝度は中心軸からの距離 r を示す。

対象形状は, 図 4(a) に示すビーナス石膏像とした。この形状の距離画像を図 5(a) に示す。この形状を元に, 3 種の既知の方向から計測した距離画像 (図 5 (b) (c) (d)) を近傍点による線形補間により作成し, 以下の実験の対象形状とした。この場合, 図 5(b)(c)(d) の距離画像は, 補間計算による誤差が含まれていることになる。図 5(c)(d) における右下の楕円上の窪みは, 原形状 (a) に存在しない部分に対応している。距離画像中のマークは, 以下の実験で評価の対象となる 80 個の「注目点」の概略位置を示す。これらの注目点は, 図 5(a) に示す距離画像中の鼻と顎を通る形状輪郭線上の点から, z 座標において等間隔に選択した。これら注目点は, 額のような平らな箇所から鼻のような尖った点までを含んでいるため, 評価対象として適切と考えた。図 4(e) における 3D-SST は, 距離画像 (a) 上の注目点での 3D-SST の一部を示している。

3D-SST の階層数は 0 から 4 とした。すなわち, 1 本の軌跡上に 5 点が存在する。HDC のパラメタは, 図 4 の場合と同じである。この場合, 各階層でのフィルタの半径 $r_f(l)$ は $2u_d(2^l - 1)$ で表されるので, 3D-SST は, 第 1 階層では 2 画素 ($\approx 6.4\text{mm}$), 第 4 階層では 30 画素 ($\approx 96\text{mm}$) の半径内の形状情報を反映している。なお, この実験では, 3D-SST の Speed 値のみ用いた。これは, 以下に示すように, Speed 値を用いるのみで十分な性能を得ることができるからである。

また, 以下の実験における平均曲率およびガウス曲率は, 付録 B に示すように, 二次曲面を近傍画素にフィットさせる方法により求めた。法線ベクトルは, 平面を近傍画素にフィットさせることにより求めた。理由は, このようにモデルを近傍画素にフィットさせる手法を用いることにより, 計測誤差を少なく抑えられることが報告されている [18] ためである。この際に用いるウィンドウの大きさは 5×5 とした。

以下, 実験 1 において 点位置の同定性能, 実験 2 において方向の誤差の傾向の評価を行なう。

まず, 以下の実験で用いる用語の定義を行なう。

形状点: 各形状を構成する点 $\{p_j^s | 0 \leq j < MN\} (s = a, b, c, d)$ を形状点と呼ぶ。形状点は, 距離画像格子上的点の内, 形状が存在する範囲の点で構成される。

注目点: 形状 (a) の距離画像中の注目点を $\{p_o^a | o \in j\}$ とし, この注目点に対応する, 形状 (b) (c) (d) 上の点を $\{p_o^s | o \in j\} (s = b, c, d)$ とし, 各々の形状の注目点と呼ぶ。(図 5 に示す距離画像上のマーク)

特徴量: 形状 s の点 p_j^s における特徴量を V_j^s と便宜的に記述する。 V^s には, 平均曲率 H^s , ガウス曲率 K^s および, SST 方向 3D-SST における Speed $S^s = \{v_l^s | 0 \leq l < L - 1\}$ がある。

平均量: 各注目点 p_o^s における特徴量 V_o^s の平均を平均量 \bar{V}_o と呼ぶ。各注目点の平均量は, 式 (17) により求める。

$$\bar{V}_o = \frac{1}{4} \sum_{s=a,b,c,d} V_o^s \quad (17)$$

4.1 点探索性能に関する評価

形状認識および姿勢推定処理において, 重要な処理の一つに対応点探索があり, ここでは, 点探索の性能を, 対象となる点群の中から目標とする点を探索できるまでに候補となった点の数で評価する。具体的には, 各形状における形状点から, 各注目点について,

$$\|V_j^s - \bar{V}_o\|^2 < \|V_o^s - \bar{V}_o\|^2 \quad (18)$$

を満たす点の個数を計数する。すなわち、特徴量が真の対応点よりも平均量に近い点の数を数える。この評価方法は、形状間の対応付けの容易さのみならず、特徴量の入力方向に対する不変性および表面形状に対する分離性を反映しており、一般的な誤差傾向を計る尺度となりうると考えて導入した。

表1に、視点不変特徴量として平均曲率、ガウス曲率と3D-SSTのSpeed値を用いた際の、点探索性能の実験結果を示す。

表内の値は、

$$\begin{aligned} \text{平均} &= \frac{100}{4 \times 80} \sum_s \sum_o \frac{C_o^s}{N^s} \\ \text{最大} &= \max \left\{ 100 \times \frac{C_o^s}{N^s} \mid o \in \text{全注目点}, s \in \{a, b, c, d\} \right\} \end{aligned} \quad (19)$$

により求めた。すなわち、各形状における形状点の数を100とした場合の、式(18)を満たす点の割合の、平均、最大を示す。ただし、 C_o^s は、形状 s における注目点 o に対する式(18)を満たす点の数、 N^s は、形状 s の形状点の数とする。

この表から、平均曲率またはガウス曲率を用いる場合と比較し、複数階層のSpeed値を用いた場合、平均値で約1/6、最大値でも約70%、候補点絞り込みの性能が向上できることが分かる。

また、この結果は、(仮定1)が正確に成立しない場合においても、顔程度の滑らかさを持つ形状に対しては、本手法において計測された3D-SSTのSpeed値は、入力方向に対して変化が少ないという事実を示している。

4.2 方向の推定に関する評価

各点における特徴量に、回転変換に対して共変な成分が存在するなら、2つの剛体間の姿勢パラメタを推定するには、各形状で2点の対応を見つけるのみで姿勢推定が可能になる。ここでは各注目点における法線ベクトル N_o^s とSSTの方向 M_o^s の比較を行なう。ただし、SSTの方向は、軌跡の視点と終点の定めるベクトルを正規化したものとした。

評価は以下の手法により行なった。

1. 平均方向の計測：各注目点 o において、法線ベクトルの平均方向 \overline{N}_o 、 \overline{M}_o を、各形状 s における法線またはSST方向の最大分散方向を正規化したものとする。ただし、計算の前に、形状(b)(c)(d)の方向成分を、各姿勢パラメタで、形状(a)に合わせておく。
2. 方向の誤差の計測：形状各注目点の方向の誤差 EN_o^s 、 EM_o^s を、式(20)に示すように、上で求めた平均方向との角度の差で示す。

$$\begin{aligned} EN_o^s &= \cos^{-1}(N_o^s \cdot \overline{N}_o) \\ EM_o^s &= \cos^{-1}(M_o^s \cdot \overline{M}_o) \end{aligned} \quad (20)$$

表2にSSTおよび法線ベクトルの方向の誤差の、全注目点における平均、最大、最小を示す。この表を見る限りでは、法線ベクトルが3D-SSTよりも角度の誤差が少なく押えられている。

5 考察

ここでは、視点不変量と点探索性能および方向誤差の関係を考察する。図6において、(a)は各注目点における3D-SSTの長さ、3D-SSTを用いた場合の探索性能の関係、(b)は3D-SSTの長さ、方向の誤差の関係、(c)は平均曲率の絶対値と平均曲率を用いた場合の探索性能の関係、(d)は平均曲率の絶対値と法線ベクトルの誤差の関係を示している。ただし、各注目点における軌跡の長さは、各注目点におけるSpeed値の全階層の和とした。

3D-SSTを用いた場合、図6(a)から、軌跡が長い程、探索性能が向上していることが分かり、また図6(b)から、軌跡が長いほど角度の誤差も減少していることが分かる。

また、平均曲率を用いた場合でも、平均曲率の絶対値が大きい点で、探索性能が向上していることが図6(c)から分かるが、図6(d)を見ると、平均曲率の大きい点では、法線ベクトルの誤差が大きくなる傾向がある。

これらの観察から、以下の考察が得られる。すなわち、顔程度の滑らかさを持つ曲面においては、3.で述べた近似的手法を用いた場合でも、

- (1) 3D-SSTを用いた場合、特徴点として、3D-SSTの軌跡の長い点を選べば、特徴点探索が効率良く行なえ、探索された特徴点の軌跡の方向を用いることにより、姿勢推定を精度良く行なえる。
- (2) 従来の微分幾何学量である平均曲率と法線ベクトルを用いた場合には、特徴点として平均曲率の大きい点を選んだ場合、探索性能は向上するが、その点の法線ベクトルを姿勢推定に用いることは、姿勢の誤差を大きくすることにつながる。

上記の評価により、本手法による形状特徴計測手法は、曲面的な形状に対しても、安定な形状特徴を抽出することが可能で、その結果、特徴点探索における候補点絞り込みが各点の特徴量のみで容易に行なえる。また、探索の容易な点では安定な方向を得ることが可能なため、3点以下の点対応のみで姿勢の推定も可能になる。これらの性質は形状認識処理や姿勢推定処理における計算量を大きく削減する要因となる。一例としては、参考文献[15]に見られるように、本特徴量を用いることにより、非常に簡単な処理で部分形状の同定と姿勢推定が可能となる。

6 フィルタリングの一般化に関する検討

本章では、曲線、曲面に対する特徴抽出のためのフィルタリング処理の一般化に関して検討する。

6.1 従来手法

6.1.1 平面曲線に対するフィルタリング

平面曲線 (2次元形状) に対して、フィルタリング処理を施すことにより、形状の記述や照合を行なう研究は多い。[10, 12]

平面曲線を、経路パラメタ t を用いて $X(t) = (x(t), y(t))^T$ (T は転置を示す) とした場合、この平面曲線に対するフィルタリング処理は、一般に式 (21) で示される。

$$F(t, \sigma, X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int X(k) e^{-\frac{(t-k)^2}{2\sigma^2}} dk \quad (21)$$

式 (21) に示すフィルタリング処理は、拡散方程式

$$\left(\frac{\partial}{\partial \sigma} - \sigma \frac{\partial^2}{\partial t^2} \right) F(t, \sigma, X) = 0 \quad (22)$$

を満たし、フィルタリング後の曲線 $F(t, \sigma)$ はその曲率変曲点の数がスケールパラメタ σ の増加に対して単調減少するという階層記述に適した性質を持つ。

しかしながら、式 (21) に示す処理で得られる曲線 $F(t, \sigma)$ の形状は、パラメタ t の取り方に依存するため、曲線 $F(t, \sigma)$ やその曲率を記述や照合に用いるのではなく、曲率変曲点の構造などの情報を用いる必要があった。

ここで、パラメタ t を、曲線に沿った距離 (arc length) とすると、式 (21) は、

$$F(s, \sigma, X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int X(k) e^{-\frac{(s-k)^2}{2\sigma^2}} dk \quad (23)$$

で記述され、 $F(s, \sigma, X)$ は原曲線 $X(s)$ の回転、並行移動に対して共変となるため、 $F(s, \sigma, X)$ から得られる曲率、法線ベクトルなどの微分幾何学量を、曲線上の点 $X(s)$ の属性情報として、高次の処理に用いることが可能となる。さらに、フィルタリングによる点の移動ベクトル $F(s, \sigma) - X(s)$ は、 $X(s)$ の並進に対して不変、回転に対して共変となるため、 $X(s)$ の属性情報として用いることができる。以後、このような、並進に対して不変かつ回転変換に対して共変である性質を、視点不変性と呼ぶ。

6.1.2 3次元曲面に対するフィルタリング

平面曲線に対するフィルタリングに対して、3次元曲面 $X(u, v) = (x(u, v), y(u, v), z(u, v))$ に対するフィルタリング処理に関する報告は多くなく、1 で示した守田 [14] や、筆者ら [19] が、近似的フィルタリング手法として提案しているのみである。

以下では、 n 次元ユークリッド空間上の立体曲線および立体曲面に広く応用可能な、形状特徴抽出手法としてのフィルタリング処理の一般化に関して述べ、従来手法との比較を行なう。

6.2 一般化フィルタリング

6.2.1 曲線に対する一般化フィルタリング

n 次元ユークリッド空間上の曲線を $X(t)$ とし、この曲線に対する一般化フィルタリング処理を式 (26) で定義する。

$$\begin{aligned} [\text{Type 1}] \quad F(P, X) &= \int (X(t) - P) a(t) h(r(P, X(t))) dt + P \\ [\text{Type 2}] \quad F(P, X) &= \frac{\int X(t) a(t) h(r(P, X(t))) dt}{\int a(t) h(r(P, X(t))) dt} \end{aligned} \quad (24)$$

ただし, $P = \{p_i | i = 1, \dots, n\}$ は, 空間中の任意の点の座標 (中心点と呼ぶ), $r(X_1, X_2)$ は, 2点 X_1, X_2 間のパラメタ t に依存しない距離, h は, 非負の実数を定義域とする, $[-\infty, \infty]$ で積分可能な一次元実関数 (以後フィルタ関数と記す) とする. また, $a(t)$ は, $X(t+dt), X(t)$ で区切られる線分の長さ (線素) である.

式 (25) に示すフィルタリング処理は, 「中心点 P の周囲の形状座標の, P からの距離 d に応じた重み付け総和 ([Type 1]) あるいは平均 ([Type 2])」と意味付けられ, [Type 1] と [Type 2] は, $\int a(t)h(r(P, X(t)))dt = 1$ の場合等価となる.

このフィルタリング処理は,

- (1) $F(P, X)$ は, パラメタ t の取り方に依存しない.
- (2) $X(t) - P$ が視点不変である場合, $F(P, X) - P$ も視点不変となる. そのため, $F(P, X)$ の微分幾何学量や点の移動ベクトル $F(P, X) - P$ を, 点 P の属性情報として用いることが可能になる.

という性質を有する. 図 7(a) に, 対象を平面曲線とした場合のフィルタリングによる点の移動を模式的に示した.

次に, 式 (23) との関連を示す. 式 (25) において,

- (1) 曲線のパラメタ t を arc length s とする.
- (2) フィルタ関数をガウシアン型 $h(d) = 1/\sqrt{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{d^2}{2\sigma^2}}$ とする.
- (3) 点 P を曲線 $X(t)$ 上の点に限定する.
- (4) 距離 $r(P, X(t))$ を, 点 $P, X(t)$ 間の arc length とする.

という制約を加える. (1) により, $a(t) = 1$ となり, (2)(3)(4) より, $\int a(t)h(r(P, X(t)))dt = 1$ となるため, 式 (22) および, 式 (21)[Type 1][Type 2] は等価になる. 言い替えれば, 式 (22) は式 (21) の一般化と考えることができる.

6.2.2 曲面に対する一般化フィルタリング

n 次元ユークリッド空間上の曲面を $X(u, v)$ とし, この曲面に対する一般化フィルタリング処理を式 (26) で定義する.

$$\begin{aligned} \text{[Type 1]} \quad F(P, X) &= \iint (X(u, v) - P)a(u, v)h(r(P, X(u, v)))du dv + P & (25) \\ \text{[Type 2]} \quad F(P, X) &= \frac{\iint X(u, v)a(u, v)h(r(P, X(u, v)))du dv}{\iint a(u, v)h(r(P, X(k, l)))} du dv \end{aligned}$$

ただし, $r(P, X(k, l))$ は, 点 P から, 点 $X(k, l)$ までの, パラメタ (u, v) のとり方に依存しない距離, $h(r)$ は式 (26) と同様のフィルタ関数, $a(k, l)$ は $X(k, l), X(k+dk, l), X(k, l+dl), X(k+dk, l+dl)$ に囲まれる曲面上の微小領域の表面積とする. パラメタ (u, v) に依存しない距離には, 2点間のユークリッド距離や, 点 P が曲面 $X(u, v)$ 上にある場合は, 最短測地線距離などが存在する.

式 (26) に示すフィルタリング処理は, 式 (25) と同様に, 「中心点 P 周囲の形状座標の重み付け総和 ([Type 1]) あるいは平均 ([Type 2])」と意味付けられ, [Type 1] と [Type 2] は, $\iint a(u, v)h(r(P, X(u, v)))dt = 1$ の場合等価となる. また, 式 (25) と同様に, パラメタ (u, v) のとり方に依存しない, 視点不変な性質を持つ.

この処理では, (1) 座標軸, 形状に関する制約がない.

- (2) フィルタ関数がガウシアンに限定されない.
- など, 従来の様々な制約や仮定を課すことなく一般化されている上, 空間曲線の場合含めて,
- (3) フィルタリング点 P を曲線 / 曲面上の点に限定する必要がなくなる. すなわち, 空間上の点 P を中心とした曲線 / 曲面 X の形状情報を計測可能となるため, $F - P$ を用いて, ユークリッド空間中に, 形状情報を反映させた, 視点不変なベクトル場を形成することが可能となる.
 - (4) 曲線 / 曲面の存在するユークリッド空間の次元数が限定されない.

といった利点が得られる. 図 7(b) に, 対象を 3次元曲面とした場合のフィルタリングによる点の移動を模式的に示した.

6.3 ガウス型フィルタに関する検討

ここでは、式(25)、式(26)に示した一般化フィルタ処理において、

(1) フィルタ関数をガウシアンに限定する.

$$h(r) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^n} e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} \quad (26)$$

(2) 距離をユークリッド距離とする.

$$r(X_1, X_2) = \sqrt{\sum_i (X_1^i - X_2^i)^2} \quad (27)$$

と限定した場合の、フィルタリング処理の若干の性質について述べる. ただし、 n を空間の次元数とし、 V^i は、ベクトル V の i 番目の要素を示すものとする.

また、この場合の式(25)、式(26)を便宜上

$$\begin{aligned} [\text{Type 1}] \quad F1(P, \sigma, X) &= C(P, \sigma, X) + P \\ &= B(P, \sigma, X) - PA(P, \sigma, X) + P \end{aligned} \quad (28)$$

$$[\text{Type 2}] \quad F2(P, \sigma, X) = B(P, \sigma, X)/A(P, \sigma, X)$$

と記す. ここで、 A, B は、式(25)、式(26)[Type 2]における分母項、分子項をそれぞれ示す.

式(29)における A 項は、曲面の表面積、または曲線の長さの、点 P からの距離に応じた加重和と意味付けられ、 $X - P$ が視点不変の場合、視点不変となるため、 A 項のみでも、また、その P の要素 $\{p_i\}$ に関する偏導関数なども点 P の視点不変特徴量として用いることは可能である.

フィルタが式(26)に示す関数の場合、 A の p_i に関する一次偏導関数は、

$$\begin{aligned} A_i &= \frac{\partial A}{\partial p_i} = \frac{1}{\sigma^2} (B^i - AP^i) \\ &= \frac{1}{\sigma^2} (F1^i - P^i) \\ &= \frac{A}{\sigma^2} (F2^i - P^i) \end{aligned} \quad (29)$$

となり、 $A1 = \{A_i | i = 1, \dots, n\}$ も視点不変かつ、方向を持つ P の特徴ベクトルとして用いることが可能となる. $A1$ は、一般化フィルタリング処理 [Type 1] に属する.

また、式(30)を書き換えると、

$$\begin{aligned} F1 - P &= \sigma^2 A1 \\ F2 - P &= \frac{\sigma^2}{A} A1 \end{aligned} \quad (30)$$

となり、フィルタをガウシアンとした場合、今回提案した一般化フィルタリングによる形状特徴 $F - P$ は、 $A1$ を $A, 1/\sigma^2$ で正規化したベクトル量と意味付けられる.

次に、上記各関数と拡散方程式の関連について述べる.

(1) $A, F1$ は、拡散方程式を満たす.

$$\left(\frac{\partial}{\partial \sigma} - \sigma \sum_i \frac{\partial^2}{\partial p_i^2} \right) A = 0 \quad (31)$$

$$\left(\frac{\partial}{\partial \sigma} - \sigma \sum_i \frac{\partial^2}{\partial p_i^2} \right) F1^j = 0 \quad (32)$$

(2) $A1, F2$ は、式(34)に示すように、拡散方程式を満たさない.

$$\left(\frac{\partial}{\partial \sigma} - \sigma \sum_i \frac{\partial^2}{\partial p_i^2} \right) A^j = -\frac{2}{\sigma} A^j \quad (33)$$

$$\left(\frac{\partial}{\partial \sigma} - \sigma \sum_i \frac{\partial^2}{\partial p_i^2} \right) F2^j = \frac{2}{\sigma^2} \nabla F \cdot (F2^j - P^j) \quad (34)$$

ただし, $\nabla = \left(\frac{\partial}{\partial p_1}, \frac{\partial}{\partial p_2}, \dots, \frac{\partial}{\partial p_n} \right)$, \cdot は, ベクトルの内積を示す演算子である.

7 むすび

3次元形状に対する新しい特徴計測手法の概念及び計算手法について述べ, 視線不変性に対する定量的評価を実験により行なった. また, 最後に近似を伴わないフィルタリング処理の一般化に関する検討を行なった.

本手法では, 形状を, 視点に不変な複数のローパスフィルタでぼかす際の点の移動の軌跡 (3D-SST) を特徴量として用いた. ここで示した 3D-SST は, その定義においては曲面の微分可能性を考慮しなくとも求めることができる. また, 複数の範囲における周囲の形状情報を点に持たせることが可能になるため, 点の持つ特徴量をユニークにできる上, 畳み込み演算の積分効果により, 計測誤差を軽減する作用がある.

実験では, 人物頭部形状を対象として, 従来形状に対する特徴量である平均曲率, ガウス曲率および法線ベクトルと, 提案した手法で抽出した 3D-SST との比較を行なった. まず, 視点不変特徴量の, 形状に対するユニークさと計測誤差を反映する点探索について, 比較を行ない, 本手法が平均で数倍程度以上優れていることを示した. 次に, 方向を持つ特徴量の誤差を比較した. ここでは, 3D-SST において点探索性能の高い点では, 従来の特徴量を用いた場合よりも誤差を低くできることを示した.

これらの検討より, 提案した特徴計測手法を用いることにより, 対応点の探索が容易に行なえ, 探索の容易な点の軌跡は安定した方向を持つため, 形状同定や姿勢推定が, 複雑な処理を行わずに容易に行なうことが可能となることが分かる [15].

また, 最後に, 従来フィルタリング手法の一般化に関する若干の検討を加えた. ここでは, 従来特徴抽出手法としてのフィルタリングを包含する, 一般化フィルタリング処理の提案および, 従来手法との比較, フィルタ関数をガウシアンに限定した際の若干の検討を行なった.

今後は, 3D-SST と従来微分幾何学量との理論的比較, (2) 曲面形状と 3D-SST 形状の相関の検討, (3) 特徴点選択や形状間の対応付けへの応用についての研究を進めていきたい.

謝辞

この研究の機会を与えて下さった, (株)ATR 通信システム研究所 葉原 耕平 会長, 寺島 信義 社長 に感謝します. 熱心な御討論をいただいた, 元招聘研究員 Narendra Ahuja イリノイ大学教授, (株)ATR 通信システム研究所 望月 研二 元主任研究員 (現 (株)NTT), および 田中弘美 研究員 (現 立命館大学教授), 石淵耕一 研究員 (現 ダイキン工業 (株)) を始めとする 知能処理研究室の皆様にご感謝いたします.

参考文献

- [1] A. K. Jain and R. Hoffman: "Evidence-based recognition of 3-d objects", IEEE Trans., **PAMI-10**, 6, pp. 783-802 (1988).
- [2] T. Fan, G. Medioni and R. Neavatia: "Recognizing 3-d objects using surface descriptions", IEEE Trans., **PAMI-11**, 11, pp. 1140-1157 (1989).
- [3] J. P. Brady, N. Nandhakumar and J. K. Aggarwal: "Recent progress in the recognition of objects from range data.", IEEE Trans., **PAMI-11**, 11, pp. 1140-1157 (1989).
- [4] H. Harashima and F. Kishino: "Intelligent image coding and communications with realistic sensations - recent trends -", The Transaction of the IEICE, **E-74**, 6, pp. 1582-1592 (1991).
- [5] M. Brady, J. Ponce, A. Yuille and H. Asada: "Describing surfaces", CVGIP, **32**, 1, pp. 1-28 (1985).
- [6] P. J. Besl: "Surfaces in Range Image Understanding", Springer-Verlag (1988).
- [7] P. Brou: "Using the gaussian image to find the orientation of objects", The International Journal of Robotics Research, **3**, 4, pp. 89-125 (1984).
- [8] P. T. Sander and S. W. Zucker: "Inferring surface trace and differential structure from 3-d images", IEEE Trans., **PAMI-12**, 9, pp. 833-854 (1990).
- [9] P. J. Besl and R. C. Jain: "Segmentation through variable-order surface fitting", IEEE Trans., **PAMI-10**, 2, pp. 167-192 (1988).
- [10] A. Witkin: "Scale space filtering", Proc. 8th Int. Joint Conf. on Artificial Intell., pp. 1019-1022 (1983).
- [11] H. Asada and M. Brady: "The curvature primal sketch", IEEE Trans., **PAMI-8**, 1, pp. 2-14 (1986).
- [12] F. Mokhtarian and A. Mackworth: "Scale-based description and recognition of planar curves and two-dimensional shapes", IEEE Trans., **PAMI-8**, 1, pp. 34-43 (1986).
- [13] 上田, 鈴木: "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, **J73-D-II**, 7, pp. 992-1000 (1990).
- [14] 守田, 川嶋, 青木: "3次元自由曲面に対する階層的記述の生成", 信学論, **J75-D-II**, 8, pp. 1353-1363 (1993).
- [15] K. Iwasaki, K. Mochizuki and F. Kishino: "Partial surface identification based on 3-d multiple filtering", Communicating with Virtual Worlds (Proceeding of CGI'93), pp. 567-579 (1993).
- [16] 岩崎, 望月, 岸野: "3次元多重フィルタリングに基づく部分形状の同定", 信学技報, **PRU92-24**, (1992).
- [17] P. J. Burt: "Fast filter transform for image processing", CGIP, **16**, pp. 20-51 (1981).
- [18] N. N. Abdelmakek: "Algebraic error analysis for curvatures and segmentation of 3-d range", Pattern Recognition, **23**, 8, pp. 807-817 (1990).
- [19] 岩崎, 岸野: "空間多重フィルタリングに基づく3次元曲面の特徴計測", 信学論, **J77-DII**, 9 (1994).

付録

A : 軌跡の座標変換に対する不変性

フィルタリングにより生じる軌跡が、並行移動に対して不変、回転変換に対して共変であることを示す。表面は式(1)で示され、フィルタリングによる点の移動の軌跡を式(35)とする。

$$\mathbf{V} = \mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_0 = (v_x, v_y, v_z)^T \quad (35)$$

ここで、座標軸およびフィルタが、2.1の(条件1),(条件2)を満たす場合、軌跡の長さ $\|\mathbf{V}\|$ は、軸の選び方に不変である。

次に、回転・並行移動に対する性質を示す。式(36)に示すように、表面 X^r を表面 X が姿勢パラメタ (\mathbf{R}, \mathbf{T}) により変換されたものとする。

$$\mathbf{X}^r(u, v) = \mathbf{R}\mathbf{X}(u, v) + \mathbf{T} \quad (36)$$

ここで、 \mathbf{R} は \mathbf{T} はそれぞれ、

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} r_{00} & r_{01} & r_{02} \\ r_{10} & r_{11} & r_{12} \\ r_{20} & r_{21} & r_{22} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{T} = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} \quad (37)$$

で表され、表面 X^r において、点 $\mathbf{p}_0 = \mathbf{X}(u_0, v_0)$ は、

$$\mathbf{p}_0^r = \mathbf{R}\mathbf{p}_0 + \mathbf{T} \quad (38)$$

に対応する。この時、点 \mathbf{p}_0^r はフィルタリングにより、座標 \mathbf{p}_1^r に移動する。この際の移動ベクトル \mathbf{V}^r は、

$$\begin{aligned} \mathbf{V}^r &= \mathbf{p}_s - \mathbf{p}_r \\ &= \begin{pmatrix} r_{00}v_x + r_{01}v_y + r_{02}v_z \\ \quad + t_x \{ \iint h(u_0, k, v_0, l) \Delta S(k, l) dkdl - 1 \} \\ r_{10}v_x + r_{11}v_y + r_{12}v_z \\ \quad + t_y \{ \iint h(u_0, k, v_0, l) \Delta S(k, l) dkdl - 1 \} \\ r_{20}v_x + r_{21}v_y + r_{22}v_z \\ \quad + t_z \{ \iint h(u_0, k, v_0, l) \Delta S(k, l) dkdl - 1 \} \end{pmatrix} \\ &= \mathbf{R}\mathbf{V}_0 \end{aligned} \quad (39)$$

と展開整理される。すなわち、2.1の条件全てを満たす場合、フィルタリングによる点の軌跡は、軸の選択によらず、原形状の並行移動に対して不変で、回転変換に関して共変となる。

B : 比較実験における曲率の求め方

直交座標系を持つレンジファインダで入力された形状は $z = f(x, y)$ で示され、この際の各基本量は、式(40)のように記述できる。

$$\begin{aligned} E &= 1 + z_x^2, \quad F = z_x z_y, \quad G = 1 + z_y^2 \\ L &= \frac{z_{xx}}{\sqrt{1 + z_x^2 + z_y^2}}, \quad M = \frac{z_{xy}}{\sqrt{1 + z_x^2 + z_y^2}} \\ N &= \frac{z_{yy}}{\sqrt{1 + z_x^2 + z_y^2}} \end{aligned} \quad (40)$$

ここで式(40)内の導関数を求め、結果としての基本量を式(41)に代入することにより、平均曲率およびガウス曲率は得られる。

$$H = \frac{EN + GL - 2FM}{2(EG - F^2)}, \quad K = \frac{LN - M^2}{EG - F^2} \quad (41)$$

導関数を求めるために、2次曲面を表す多項式を注目する点の近傍の点にフィットさせる方法を用いる。すなわち、2次曲面の式を

$$z = a_1 + a_2x + a_3y + a_4x^2 + a_5y^2 + a_6xy \quad (42)$$

とした場合、各係数と導関数の関係は式(43)で示される。

$$\begin{aligned} z_x &= a_2 + 2a_4x + a_6y, \quad z_y = a_3 + 2a_5y + a_6x, \\ z_{xx} &= 2a_4, \quad z_{xy} = a_6, \quad z_{yy} = 2a_5 \end{aligned} \quad (43)$$

ここで、注目する点の座標値を $(x_0, y_0, z(x_0, y_0))$ 、距離画像上で、その点を中心としたウィンドウ内の点の座標 $\{(x, y, z(x, y)) | (x, y) \in (x_0 + m, y_0 + n), -K \leq m, n \leq K\}$ を、式(42)に最小自乗法で当てはめることにより係数 $(a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6)$ を求め、 $(x, y) = (0, 0)$ として式(43)に代入することにより導関数が求まる。

円筒座標系で記述された距離画像の場合も、導関数を求めるために、上記の手法を用いることができる。すなわち、表面上の注目する一点(距離画像上でのインデックスを (i, j) とする)の、近傍ウィンドウ内の点を、式(44)により直交座標系に変換し、上記の手法を適用する。

$$\begin{aligned} z(i+m, j+n) &= f(i+m, j+n) \cos(m\Delta\theta) \\ x(i+m, j+n) &= f(i+m, j+n) \sin(m\Delta\theta) \\ y(i+m, j+n) &= j+n \end{aligned} \quad (44)$$

ただし、式(44)の左辺の (x, y, z) は直交座標系での値、右辺の (r, θ, z) は円筒座標系での値とする。また、 $\Delta\theta$ は、距離画像 θ 軸 1 画素辺りの θ 値の増分とする。

法線ベクトルも同様に、注目する画素を中心とした近傍画素の座標値を平面 $z = b_1 + b_2x + b_3y$ に z の自乗誤差が最小になるようにフィットさせることにより、 $(b_2, b_3, -1)/\sqrt{b_2^2 + b_3^2 + 1}$ として求められる。

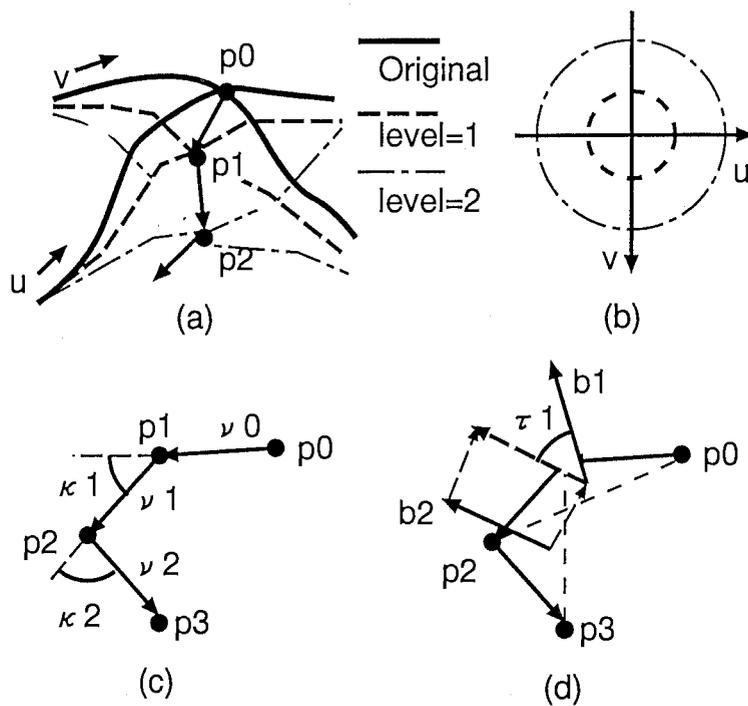


図 1: フィルタリングによる点の軌跡
Trajectory of a point by filtering

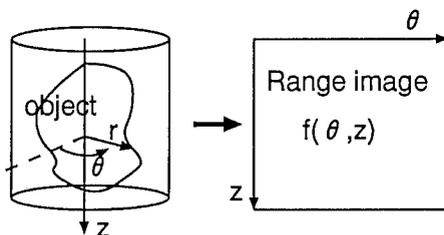


図 2: 円筒座標系
Cylindrical coordinate system

表 1: 点探索性能
Efficiency of point search

	3D-SST	平均曲率	ガウス曲率
平均	2.4	14.8	47.8
最大	66.6	92.3	100.0

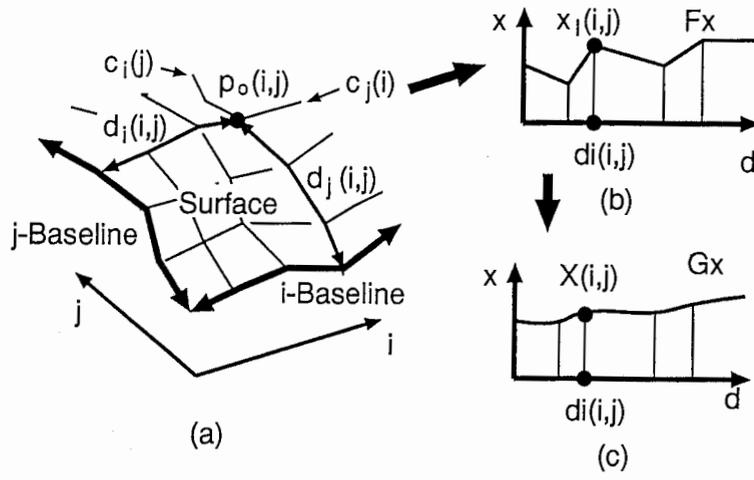


図 3: フィルタリングの手順
Filtering procedure

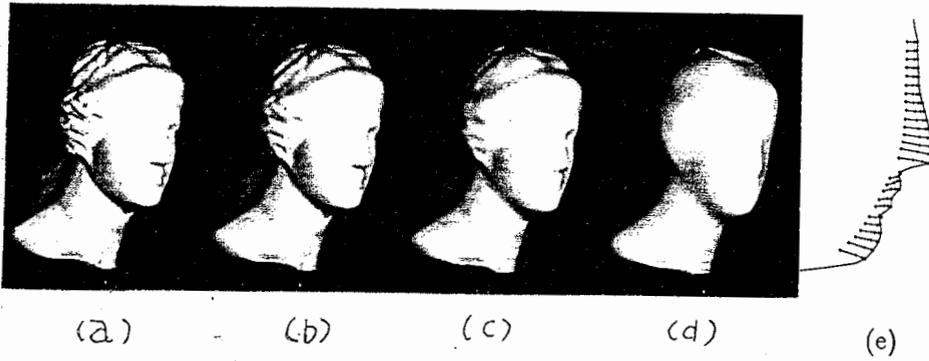


図 4: フィルタリングされた形状と点の軌跡の例
Examples of filtered shapes and trajectories

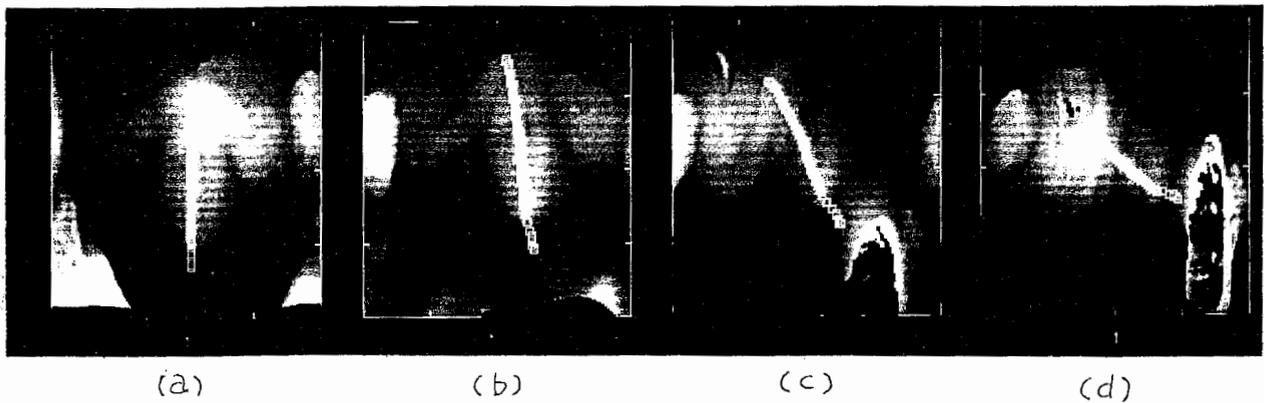


図 5: 実験対象形状の距離画像
Range images of shapes for the experiments

表 2: 方向の平均誤差

Direction error		
	SST	法線ベクトル
平均	17.3	5.3
最大	89.6	30.4
最小	0.7	0.1

単位:degree

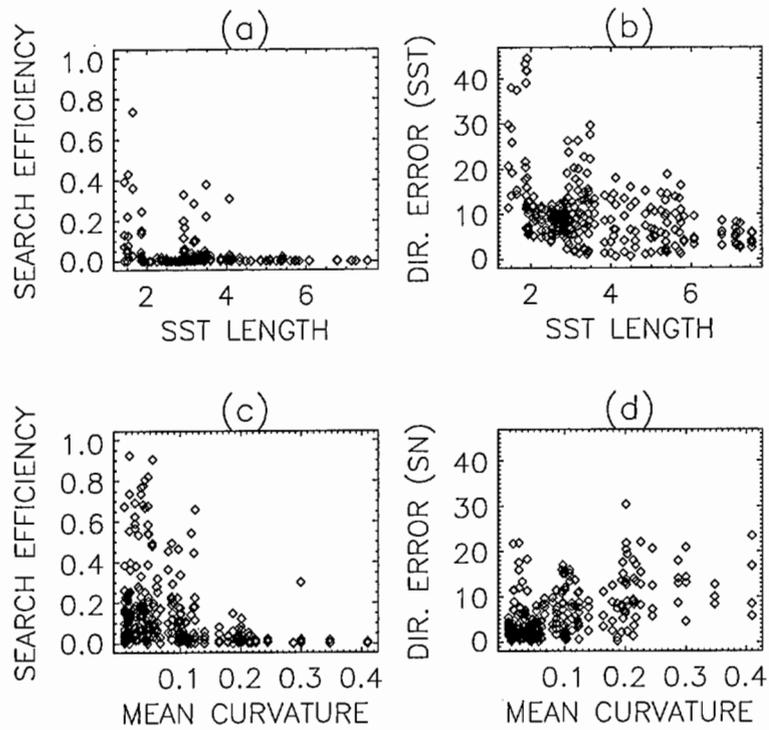


図 6: 視線不変量と誤差の関連

View-point invariant characteristics vs. errors

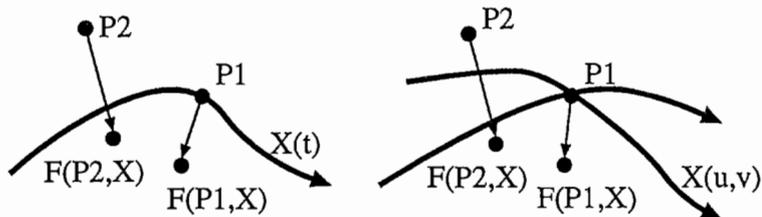


図 7: フィルタリングによる点の移動

Movements of a point by filtering