

符号付き距離場の一致による複数距離画像からの形状モデル生成

増 田 健†

複数方向から計測した距離画像から、対象物全体の形状モデルを得るには、誤計測点などの外れ値を除去し、データ形状を位置合わせし、部分形状を統合して1つの形状として記述することが必要である。データ形状がだまかに位置合わせされていることを仮定したうえで、形状を3次元格子点上でサンプリングした符号付き距離場により形状を記述することにより、これら3つの処理を統一的な定式化のもとで解く手法を提案する。各サンプル点において各データ形状の符号付き距離場を比較し、外れ値を検出する。各サンプル点において符号付き距離場の平均により形状の統合を行い、各データ形状を統合形状に符号付き距離場が一致するように位置合わせする。位置合わせが必要なくなるまで以上の処理を繰り返すことにより、マッチング・形状統合・位置合わせの処理を並行的に解くことができる。統合形状の符号付き距離場からは、簡単な処理でポリゴンメッシュを生成することができる。本手法では、各データ形状は共通の統合形状に位置合わせされるため、重なり合うデータ形状の組合せを指定したり、推定誤差の蓄積を考慮したりする必要がない。複数方向からの計測結果を統計的処理することで外れ値を検出することができ、処理にともなう計測誤差を精密にモデル化する必要がない。本手法は低レベルの特徴量しか必要とせず、さまざまなデータに広く適用できる。

Object Shape Modelling from Multiple Range Images by Matching Signed Distance Fields

TAKESHI MASUDA†

Modelling an object shape from multi-view range images requires: removal of measurement errors, registration of data shapes and their integration. We propose a method that solves these tasks in a unified framework by using the signed distance fields (SDF) as shape representation assuming that the data shapes are roughly pre-registered. The SDFs of data shapes at every sampling point are compared to determine matching. The data shapes are integrated by averaging matched SDFs at every sampling point, and each data shape is registered to the integrated shape so as to reduce the SDF displacement. These procedures are solved together by iterative loops that terminate when no more registration is required. A polygon surface model is directly generated from the SDF representation of the integrated shape. The method is free from cumulative pairwise registration errors because all data shapes are registered to a common integration shape. The outliers are detected by comparing multiple views statistically, and no precise modelling of measurement errors is required. The method is generally applicable to wide variety of input data shape representations because it uses only low-level features like signed distance and surface normal.

1. はじめに

実際に物体を計測して得られたデータ形状から形状モデルを生成することは、CV・CG・CAD・VR・シミュレーションなどさまざまな分野で重要な技術である。光学的な形状計測装置を用いる場合、死角が生じたり計測範囲に制限があったりするため、一般に一度に対象物の全表面を計測することはできず、複数の視点から計測することが必要となる。視点の位置関係は、

事前に校正しておいたり、磁気・超音波・電磁波・エンコーダなどを利用するポジショニングデバイスを利用したりすることによって既知と扱える場合もあるが、使用環境や精度に限度があり、必ずしも統合に十分な情報と精度が得られるとは限らない。本論文では、複数の視点から計測された部分的な形状データがあるときに、おおまかな位置合わせができていたことは仮定したうえで、データどうしが重なり合うようにデータ座標系間の位置合わせをしながら、形状の統合と誤計測点の除去を統一的な枠組の中で同時に解く手法を提案する。

対象が剛体であるならば、2つの形状データの位置

† 独立行政法人産業技術総合研究所

National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST)

合わせは 3 次元の回転行列と並進ベクトルで表される座標変換の推定問題となる。点の対応関係が既知ならば、自乗誤差を最小にするような解を数学的に求めることができる¹⁾。大きく視点が異なるデータ間での位置合わせには、不変量や経験的な特徴量を組合せ最適化などの手法を援用して解く形状認識的な手法、あるいは、小規模なデータであれば人手による対応づけも可能であるが、正確な特徴点の位置や対応関係を求めることは難しく、形状統合に利用できるほどの精度を確保できない^{2),3)}。微小運動の範囲で、距離画像の射影が既知で線形であれば、線形に解くことができる⁴⁾。おおまかな初期位置合わせが与えられていれば、一方のデータ上の各制御点から他方のデータへの距離によって定義される誤差関数を繰返し演算により最小化することにより位置合わせを行うことができる⁵⁾。Iterative Closest Point (ICP) アルゴリズム⁶⁾では、データ形状の各点から最も近いモデル形状の点に対応関係があると見なし、対応関係からの座標変換の推定と対応関係の更新を繰り返すことにより、データ形状をモデル形状に位置合わせしている。これらの位置合わせアルゴリズムが正しく動作するためにはデータ形状がモデル形状の一部であることが必要で、2つの部分形状を位置合わせする際には、重複しない部分や誤計測点を処理しないように検出・除外する工夫が必要になる^{7)~10)}。

形状モデルを生成するためには通常 3 つ以上の形状データが必要になる。2つの形状データの位置合わせを逐次的に適用することで複数形状データの位置合わせを行うことは可能であるが、位置合わせを複数回繰り返していくうちに誤差が蓄積する。多面体形状の面の対応関係が既知である場合には、データ欠損にも耐えられる主成分分析手法により全体として最適な運動パラメータを求めることができる¹¹⁾。ある程度の位置合わせができていない状態で、残留する位置合わせ誤差を補正するためには、1つのデータに対し、他のデータをそのデータに位置合わせするような微調整を繰り返して適用する手法がある^{12)~15)}。全体の位置合わせを表すような誤差関数を 1 つ定義し、通常の数値解析アルゴリズムで解く手法もあるが、拘束付きの非線形最小化問題を解く必要がある^{16),17)}。各データ形状を共通の統合形状に位置合わせすることにより、逐次的処理のように誤差の蓄積をとまなうことなく位置合わせを行うことができる^{18),19)}。

複数の形状を統合して形状モデルを生成するには、単に位置合わせされた形状を重ね合わせるだけでなく、形状全体を 1 つの形状記述方法により一体として

記述する必要がある。形状の統合手法は、形状の記述方法に強く依存している。全体として 1 つのグラフ曲面として記述できるような単純な形状の場合は、同一座標での平均をとることにより形状の統合を行うことができる⁵⁾。複雑な形状に対しては、部分メッシュの縫合 (mesh zipping)^{9),20)}、変形モデルのあてはめ^{21),22)}、voxel や octree などを使用する体積的モデルによる手法がある。体積的モデルによる形状統合は、当初 octree を用いて物体の空間占有性を投票することにより実装されたが²³⁾、各格子点からの平均符号付き距離が 0 となるような等値面をマーチングキューブ法により取り出すことにより、滑らかに表面を記述できるようになった^{24)~26)}。

形状モデルを複数の距離画像から生成するには、誤計測点の除去、座標変換を推定する位置合わせ、形状記述の統合の 3 つの処理を行う必要がある。従来の手法では、まず手作業や何らかの仮定に基づく閾値処理により誤計測点を除去し、位置合わせした後に統合を行うのが普通である。これらの処理は順番に適用され、それぞれ別々の問題として定式化され研究されてきた。提案手法では、おおまかな位置合わせはできていることは仮定したうえで、統計的に外れ値除去を行い、統合形状を求め、各データ形状を統合形状に位置合わせし、これらの処理を位置合わせが必要なくなるまで繰り返す。形状統合を位置合わせする前に行うので、初期状態では、ずれた部分形状を重ね合わせた中間形状にすぎないが、位置合わせと交互に繰り返すうちに徐々に正確な統合形状に近づいていく。統合形状はつねに各データ形状を一部分として含むので、ICP アルゴリズムを部分形状の位置合わせに適用する場合のようにデータ間の重なりを調べる必要がない。また、各データは共通の統合形状に位置合わせされるので、2つの形状間で逐次的に位置合わせする場合のように、誤差の蓄積について調整する必要がない。

提案手法の実装するために、符号付き距離場 (Signed Distance Field: SDF) を形状記述として使用する。各データ形状を 3 次元空間中の向き付き曲面と考えるとき、3 次元空間中の任意の点から曲面上の最も近い点は一般の位置において一意に決めることができる。ある点から曲面への符号付き距離と最も近い点での曲面の法線は、その点の近傍での符号付き距離場の線形近似を表していることになる。符号付き距離場を、3 次元空間の格子点から最も近い点・符号付き距離・法線によりサンプリングする。もし、各データ形状が統合座標系において正しく位置合わせされているならば、各サンプル点において符号付き距離は一致するはずであ

る。形状の統合は、各サンプル点に関して複数のデータ形状に対するサンプルから、1つの代表値を求めることであり、極端に外れたサンプルを検出することで誤計測点や誤対応を除去することができる。位置合わせにおいては、データ形状と統合形状の符号付き距離が一致するように座標変換を求める。符号付き距離場のサンプルによる形状の記述法は抽象的であるが、簡単な処理で実用的なポリゴンメッシュを生成することができる。

2. データ形状の位置合わせと統合

2.1 符号付き距離場

距離画像は、画像センサの各画素 $u \in U$ に、対象物表面上の点の3次元座標が対応している画像として $S = \{r(u) | u \in U\}$ と記述できるような形状データである。入力として N 枚のデータ形状 $S^\alpha (1 \leq \alpha \leq N)$ が与えられ、各データの3次元座標はセンサ座標系で表されているとする。本手法の位置合わせでは、 3×3 の回転行列 R と3次元並進ベクトル t により記述できる座標変換 $T = \{R, t\}$ を扱う。座標変換 T により、3次元座標 x は $T(x) = Rx + t$ に変換されるとする。統合のための共通な座標系として統合座標系を設定し、各画像のセンサ座標系と座標変換 $T^\alpha = \{R^\alpha, t^\alpha\} (1 \leq \alpha \leq N)$ により位置関係が表されるとする。この座標変換として、各データ形状が統合座標系で重なり合う程度のおおまかな初期値が与えられていることを仮定する。

任意の3次元点から3次元曲面へ最も近い点は、一般に一意に決めることができる。例外は、複数の曲面上の位置から等距離にあるような点、すなわちポロノイ境界上の点であり、たとえば2枚の平面からの等距離面上の点や球の中心点のような点である。データ形状 S 上で、適当な点 p から最も近い点は、

$$CP[p, S] = \underset{r \in S}{\operatorname{argmin}} \|r - p\|^2$$

で与えられる。この点における法線 $SN[p, S]$ は、 $\|SN[p, S]\| = 1$ を満たし、対象物の内部から外部を向くようにとる (図1)。

点 p の曲面 S からの符号付き距離とは、その絶対値が $\|p - CP[p, S]\|$ に等しく、その符号により点 p が面の表裏のいずれに存在するかが表されているような値で、

$$SD[p, S] = SN[p, S]^T (p - CP[p, S])$$

で定義できる。符号付き距離は曲面 S に関して点 p のスカラー場を成している。このスカラー場の勾配は $\operatorname{grad}_p SD[p, S] = SN[p, S]$ であり、法線 $SN[p, S]$ は

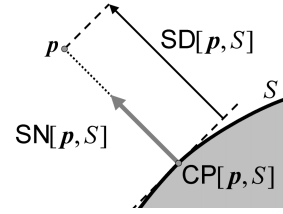


図1 符号付き距離場 (SDF) の記述パラメータの関係
Fig. 1 Parameters representing local linear approximation of the signed distance field.

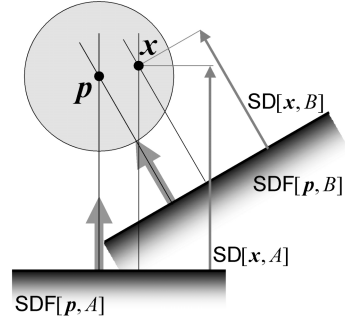


図2 近傍内で符号付き距離の差を積分することによる点 p における2つの曲面 A, B の SDF 間の距離の定義
Fig. 2 Distance between two SDFs at point p defined by integrating difference of signed distance within the neighbourhood.

ベクトル場を成す。点 p の近傍内の点 x における符号付き距離は、符号付き距離 $SD[p, S]$ と法線 $SN[p, S]$ を用いて、

$$SD[x, S] = SN[p, S]^T (x - p) + SD[p, S] \quad (1)$$

のように線形近似することができる。最近点 $CP[p, S]$ 、符号付き距離 $SD[p, S]$ 、法線 $SN[p, S]$ は点 p の近傍内で曲面 S の張る符号付き距離場の局所線形近似を与えており、 $SDF[p, S] = \{p, CP[p, S], SN[p, S], SD[p, S]\}$ と記述する。

次に2つの SDF 間での距離を定義する。2つの曲面 A と B があるとし、点 p の近傍での符号付き距離場 $SDF[p, A]$ と $SDF[p, B]$ が求まっているとする (図2)。点 p の近傍内で、符号付き距離の差の自乗を積分を近傍の体積で正規化した量を SDF 間の距離と定義する。

$$d^2(SDF[p, A], SDF[p, B]) = \frac{\int w(xp) (SD[p+xp, A] - SD[p+xp, B])^2 dxp}{\int w(xp) dxp} \quad (2)$$

ここで、 $xp = x - p$ は近傍内の点 x の点 p からの相対座標、重み係数 $w(xp)$ は近傍を規定する非負の

偶関数である。式 (1) による近傍内での線形近似を用い、近傍の 2 次モーメント M_2 が、 3×3 の単位行列を I_3 で表すときに、 $\int w(\mathbf{x}_p) \mathbf{x}_p \mathbf{x}_p^T d\mathbf{x}_p = M_2 I_3$ を満たすならば、式 (2) は次のように簡単に表される (付録 A.1)。

$$\begin{aligned} d^2(\text{SDF}[\mathbf{p}, A], \text{SDF}[\mathbf{p}, B]) \\ = w_n \|\text{SN}[\mathbf{p}, A] - \text{SN}[\mathbf{p}, B]\|^2 \\ + (\text{SD}[\mathbf{p}, A] - \text{SD}[\mathbf{p}, B])^2 \end{aligned} \quad (3)$$

ここで、 $w_n = M_2/M_0$ であり、 $M_0 = \int w(\mathbf{x}_p) d\mathbf{x}_p$ は近傍の体積である。この係数は符号付き距離成分と法線成分の次元を調整しており、近傍の形状や大きさに依存する。近傍は、サンプル点 $\mathbf{p}$ の分布に応じて空間を密に覆う必要がある。実装では $\mathbf{p}$ を間隔 δ の 3 次元格子点上にとっているため、近傍を一辺 δ の立方体とすると、 $M_2 = \delta^5/12$ 、 $M_0 = \delta^3$ から $w_n = \delta^2/12$ となる。

2.2 定式化とアルゴリズム

各データ形状が統合座標系において正しく位置合わせされているのならば、符号付き距離は一致するはずである。この考え方をおおまかに数式で表すと、データ形状 S^α に関しては、統合座標系における統合形状 I との符号付き距離の差のデータ形状を含む体積 V 内での積分値

$$\frac{\int_{\mathbf{x} \in V} (\text{SD}[\mathbf{x}, I] - \text{SD}[\mathbf{x}, T^\alpha(S^\alpha)])^2 d\mathbf{x}}{\int_{\mathbf{x} \in V} d\mathbf{x}}$$

が最小になればよい。この積分を格子点上にとったサンプル点 $\mathbf{p}$ を用いて離散化すると、式 (2) の各サンプル点 $\mathbf{p}$ の近傍内では符号付き距離の差の積分は式 (3) のように近似できるので、SDF 間の距離を用いて誤差関数を次のように表すことができる。

$$\begin{aligned} E[S^\alpha; T^\alpha, I, w_p^\alpha] \\ = \frac{\sum_{\mathbf{p}} \sum_{1 \leq \alpha \leq N} w_p^\alpha d^2(\text{SDF}[\mathbf{p}, I], \text{SDF}[\mathbf{p}, T^\alpha(S^\alpha)])}{\sum_{\mathbf{p}} \sum_{1 \leq \alpha \leq N} 1} \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、 $\text{SDF}[\mathbf{p}, I]$ はサンプル点 $\mathbf{p}$ における統合形状 I の SDF、 $\text{SDF}[\mathbf{p}, T^\alpha(S^\alpha)]$ はサンプル点 $\mathbf{p}$ における α 番データ形状の統合座標系での SDF である。サンプル点 $\mathbf{p}$ における α 番データ形状の重み係数 w_p^α は、誤計測点あるいは誤対応の影響を除去するように制御する。統合形状 $\text{SDF}[\mathbf{p}, I]$ を求める処理が形状統合、統合座標系でのデータ形状 $\text{SDF}[\mathbf{p}, T^\alpha(S^\alpha)]$ が統合形状 I に合うように座標変換 T^α を調整する処理

が位置合わせである。

本手法では誤差関数 $E[S^\alpha; T^\alpha, I, w_p^\alpha]$ の最小化を以下のような二重のループを含む繰返し演算で行う。

Step 1 [サンプリング] データ形状 $S^\alpha (1 \leq \alpha \leq N)$ をサンプリングし、 $\text{SDF}[\mathbf{p}, T^\alpha(S^\alpha)]$ を求める (2.3 節)。

Step 2 [マッチング] 各サンプル点 $\mathbf{p}$ において $\text{SDF}[\mathbf{p}, T^\alpha(S^\alpha)]$ を比較し、重み係数 w_p^α を決定する (2.6 節)。 $i_1 \leftarrow 1$ 。

Step 3 [統合] 統合形状 $\text{SDF}[\mathbf{p}, I]$ を更新する (2.4 節)。誤差 $\text{EI}[i_0, i_1]$ を式 (4) により評価する。

Step 4 [位置合わせ] 座標変換 $T^\alpha (1 \leq \alpha \leq N)$ を更新する (2.5 節)。誤差 $\text{ER}[i_0, i_1]$ を式 (4) により評価する。

Step 5 [内部ループ] 誤差が収束しなければ i_1 を増やし Step 3 に戻る。そうでなければ Step 6 に進む。

Step 6 [外部ループ] もし内部ループが一度で終了しなければ i_0 を増やし Step 1 に戻る。そうでなければ終了する。

Steps 3–5 の内部ループでは、 $\text{EI}[i_0, i_1] \geq \text{ER}[i_0, i_1] \geq \text{EI}[i_0, i_1 + 1]$ が成り立ち、誤差は単調に減少して収束する。内部ループでは運動パラメータが更新されているにもかかわらず、サンプリングや重み係数 w_p^α が一定のままなので、終了後に Steps 1–2 に戻り再サンプリングして不整合を解消する。この際、誤差の値が必ずしも減少するとは限らない。

今回の実装では、 $\text{EI}[i_0, i_1] - \text{ER}[i_0, i_1] < \text{EI}[i_0, 1] \times 10^{-3}$ または $i_1 \geq 10$ が成立した時点で、Step 5 において内部ループを終了している。前者の条件は、位置合わせによる誤差の減少量が少なくなり位置合わせの必要がなくなった時点で繰返しを終了することを意味している。内部ループは不整合をともなったままなのでたかだか 10 回の繰返しで打ち切っている。もし、内部ループが 1 回目の繰返しで終了した場合は、全体が収束状態にあると見なし、外部ループを終了する。

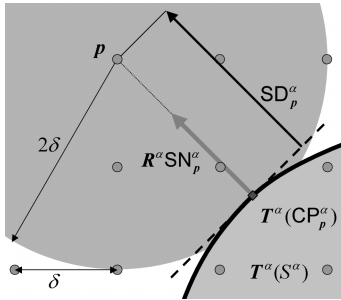
2.3 サンプリング

各データ形状 S^α を、統合座標系の複数の点 $\mathbf{p}$ においてサンプリングする。サンプリングする範囲は、統合座標系での全データ形状 $T^\alpha(S^\alpha) (1 \leq \alpha \leq N)$ を含む十分に大きな立方体で、 $\mathbf{o} = (o_x, o_y, o_z)$ と $(o_x + W, o_y + W, o_z + W)$ とする。サンプリング範囲の大きさは s を非負の整数として $W = 2^s \delta$ を満たすとし、サンプル点 $\mathbf{p}$ を間隔 δ の格子点上にとる (図 3)。具体的には $\mathbf{i} = (i_x, i_y, i_z) (0 \leq i_x, i_y, i_z \leq 2^s - 1)$ を格子点の整数座標とするとときに、 $\mathbf{p}[\mathbf{i}] = (\mathbf{o}_x + (i_x +$

表 1 SDF サンプリングのパラメータの座標系との関係

Table 1 Notations of SDF samples of the data and integrated shapes in the data and integration coordinate systems.

形状	S^α : α 番データ形状	$T^\alpha(S^\alpha)$	I : 統合形状
座標系	α 番データ座標系	統合座標系	
サンプル点	$p^\alpha = (T^\alpha)^{-1}(p)$	p	
SDF	$SDF_p^\alpha = SDF[p^\alpha, S^\alpha]$	$SDF[p, T^\alpha(S^\alpha)]$	$SDF_p = SDF[p, I]$
最近点	$CP_p^\alpha = CP[p^\alpha, S^\alpha]$	$CP[p, T^\alpha(S^\alpha)] = T^\alpha(CP_p^\alpha)$	$CP_p = CP[p, I]$
法線	$SN_p^\alpha = SN[p^\alpha, S^\alpha]$	$SN[p, T^\alpha(S^\alpha)] = R^\alpha SN_p^\alpha$	$SN_p = SN[p, I]$
符号付き距離	$SD_p^\alpha = SD[p^\alpha, S^\alpha]$	$SD[p, T^\alpha(S^\alpha)] = SD_p^\alpha$	$SD_p = SD[p, I]$

図 3 統合座標系の各格子点 p で SDF のパラメータ $SDF[p, T^\alpha(S^\alpha)]$ を求めることによる入力データ形状 $S^\alpha (1 \leq \alpha \leq N)$ のサンプリングFig. 3 Sampling of an input data shape $S^\alpha (1 \leq \alpha \leq N)$ by determining $SDF[p, T^\alpha(S^\alpha)]$ at every sampling point p on the lattice in the integration coordinate system.

$0.5)\delta, o_y + (i_y + 0.5)\delta, o_z + (i_z + 0.5)\delta)$ となるような点をサンプル点 p として用いる。

各サンプル点 p の α 番データ座標系での座標は $p^\alpha = (T^\alpha)^{-1}(p)$ となる。 α 番データ形状 S^α に対して、各サンプル点から最も近い点、法線、符号付き距離によって表される SDF を $SDF_p^\alpha = SDF[p^\alpha, S^\alpha]$ として求める。統合座標系における $SDF[p, T^\alpha(S^\alpha)]$ は、 SDF_p^α を座標変換することにより求められる。本論文で用いている記号の関係を表 1 にまとめる。

形状データの最も近い点の求め方には複数の実装の可能性がある。たとえば、形状データを点群ととらえ最も近い計測点をそのまま使用する、その周辺の点を利用して局所的に平面や曲面をあてはめる、などが考えられる。今回の実装においては、データ形状を、実装の容易性と安定性から、距離画像の画素座標 u (2.1 節) で隣接する画素の計測点を接続し、対角線で分割することにより生成した三角形で補間された形状として扱った。データ形状は部分形状であり、計測されなかった領域が欠損している。三角パッチで表された計測領域の境界線上に最近点が求まった場合には、符号付き距離が正しく求まらないので使用しない。また、サンプル点から最も近い点までの絶対値距離が閾値

(実装では 2δ) 以上の場合も使用しない。三角形内に最近点が求まった場合は三角形の法線をそのまま使用するが、三角形の辺や頂点上に最近点が求まった場合は、サンプル点から最近点に下したベクトルにより法線を決定する。サンプリングの結果は、整数座標 i によるハッシュ関数を用いた連想配列を用い、有効なサンプリングが行えた格子点のみメモリに蓄えることで、メモリの消費量を節約している。

最も近い点の探索には、三角形を探索要素とし、整数座標 i をハッシュ関数に利用する linear octree を使用した。まず、データ形状に含まれる三角形をボクセルに分類する。各ボクセル内に含まれる全三角形を含むような bounding box を、ボクセルの bounding box として求め、整数座標の 2 進表現を利用して bounding box の階層的なノードを生成しておく。探索の際には、探索点が属するボクセルを、存在しない場合はそのボクセルを含む上位のノードを探索開始位置とする。探索位置に含まれるボクセル内の三角形について最近点を求める。次に、探索位置の兄弟ノードを検査した後、1 段階ずつ階層を上がり、最上ノードに達したとき探索が終了する。各ノードの bounding box が、それ以前に求めた最近点までの距離より遠い場合は検査を省略する。この探索方法は、格子点サンプリングによる整数座標を利用してツリー構造を生成できる点で、実装が容易である。

2.4 形状の統合

サンプル点 p での統合形状 I の符号付き距離場を $SDF_p = SDF[p, I] = \{p, CP_p, SN_p, SD_p\}$ とする。統合処理においては、サンプル点 p において、各形状データサンプル $SDF_p^\alpha (1 \leq \alpha \leq N)$ 、重み係数 w_p^α と変換 T^α を固定した状態で、式 (4) の誤差を最小にするような符号付き距離場 SDF_p を求める。式 (3) より、SDF 間の距離は重み付きのユークリッド距離で与えられているので、最適な SDF_p は重み w_p^α を付けた $SDF[p, T^\alpha(S^\alpha)]$ の平均値で与えられる。法線に関する制約 $\|SN_p\| = 1$ は平均法線を正規化することで満たされる。2.2 節で説明した内部ループにおいて、 i_1

同一のサンプル点にまったく異なる最近点が検索され、誤対応を生ずる。

計測や最近点探索などの過程で生じるこのようなさまざまな誤差をすべて精密にモデル化するのは困難であるが、誤差の発生状況は視点依存なので、複数視点からの計測結果を比較することにより極端に離れたSDFを外れ値として除外することができる。本手法では、各サンプル点の各データ形状に関して重み係数 w_p^α を制御することにより、外れ値を除外する。このような統計的手法を適用するためには、データ形状が位置合わせされていることが必要であるが、本手法においては、位置合わせ処理と統合処理を含む内部ループと重み係数決定を交互に適用する(2.2節)。サンプル点 p におけるデータの重複数を N_p とすると、 $N_p \leq N$ であり、統計的処理を行うにはデータ量が少なすぎる。そこで、 p の周囲の $p+s$ にあるSDFを p まで線形に外挿し、

$$\begin{aligned} \text{SN}[p+s \rightarrow p, S] &= \text{SN}[p+s, S] \\ \text{SD}[p+s \rightarrow p, S] &= \text{SN}[p+s, S]^T(p - \text{CP}[p+s, S]). \end{aligned}$$

で決定される $\text{SDF}[p+s \rightarrow p, S]$ も利用する。周囲との連続性を仮定することで、単一データ形状内の計測誤差も判別することができる。この外挿は線形近似であり、曲率の影響を考慮していない、計算が簡便で、外れ値除去には十分である。サンプル点 p について、周囲からの外挿を含めて、 K 個のSDFが得られるとし、その k 番目の外挿の変位ベクトルとデータ番号を s_k, α_k と表すこととする。

重み係数の決定にはロバスト統計手法の1つであるM-推定を利用する。サンプル点 p において、次の評価関数を最小にするようなSDFの代表値を決定する。

$$\sum_{1 \leq k \leq K} \rho(r_{s_k}^{\alpha_k}) \quad (5)$$

ここで $r_{s_k}^{\alpha_k}$ は次のように求められる残差とする。

$$\begin{aligned} r_{s_k}^{\alpha_k} &= \sqrt{d^2(\text{SDF}[\rightarrow p], \text{SDF}[p+s_k \rightarrow p, T^{\alpha_k}(S^{\alpha_k})])} \quad (6) \end{aligned}$$

$\text{SDF}[\rightarrow p]$ は近傍を含めたM-推定による統合形状である。M-推定は、重み係数の調整をとともなう最小自乗法(reweighted least squares)によって解くことができる。サンプル点 p の近傍のサンプル点 $p+s_k$ において、データ形状 S^{α_k} に関する重み係数は、式(6)の残差により $\omega_{s_k}^{\alpha_k} = w(r_{s_k}^{\alpha_k})$ と決めることができる。ここで、 $w(x)$ は式(5)の関数 $\rho(\cdot)$ から $w(x) = x^{-1}(d\rho(x)/dx)$ により求められる²⁹⁾。

サンプル点 p のデータ形状 S^α に関する重み係数は、 $w_p^\alpha = w_{\Delta p}^\alpha w_{\sigma p}^\alpha$ により決定する。サンプル点 p におけるデータ形状 S^α の外れの程度を表す重み係数 $w_{\Delta p}^\alpha$ は、 $w_{\Delta p}^\alpha = \omega_{s_k}^{\alpha_k} |_{\alpha_k=\alpha, s_k=0}$ により決定している。また、サンプル点 p におけるSDFの広がり程度の程度を表す重み係数 $w_{\sigma p}^\alpha$ は、サンプル点 p におけるロバスト標準偏差²⁹⁾

$$\sigma_p = 1.4826 \left(1 + \frac{5}{K-1}\right) \text{med}_{1 \leq k \leq K} r_{s_k}^{\alpha_k}.$$

から、 $w_{\sigma p}^\alpha = \sigma_p^{-2}$ により決定している。この重み係数は L^{-2} の次元を持つため、式(4)で定義される $E[S^\alpha; T^\alpha, I, w_p^\alpha]$ は無次元量となる。各データ形状はサンプル点 p での重なり具合により、Single View($N_p = 1$)、Inlier($N_p \geq 2, w_{\Delta p}^\alpha > 0$)、Outlier($N_p \geq 2, w_{\Delta p}^\alpha = 0$)の領域に分類できる(例:図8)。位置合わせと誤差評価では重複がある領域($N_p \geq 2$)のみ対象とする。

実装において、 p の周囲から外挿する範囲としては p を中心とする $3 \times 3 \times 3$ 近傍を用いた。変位ベクトル s_k の各座標値は、 $\pm\delta$ または0の値を持つ。M-推定としては、Tukeyのbiweight関数を使用し、広がりには各サンプル点ごとに標準偏差 σ_p により決定した。

3. ポリゴンモデルの生成

SDFによる形状表現は抽象的でそのままでは分かりやすく表示できないが、簡単な処理でポリゴンモデルを生成することができる。まず、格子点上のサンプル点を頂点とするような立方体領域を、物体の内部と外部のいずれに近似すべきか分類する。この分類は、立方体の各頂点でのSDFを立方体の中心点に線形外挿し、中心点における平均符号付き距離の符号によって判別できる。次に、内部と外部の立方体領域の境界面を抽出する。この境界面は正方形で構成される多面体となる。この境界面のポリゴンの構造を維持したまま、ポリゴンの頂点座標を対応するサンプル点での最近点 CP_p に置換することによりポリゴンモデルを生成することができる(図5)。さらに、最近点座標だけでなくSDFに含まれる法線情報 SN_p も添付することで、より滑らかにレンダリングできるポリゴンモデルを生成することができる(図6)。

このモデリング手法は、サンプル点 p におけるSDFの値をそのまま利用しており、マーチングキューブ法のように頂点座標を補間により求める必要がない^{24)~26)}。また、生成された面の構造は、座標値を置換する前の立方体領域の境界面と位相的に同相である。生成されたポリゴンメッシュは何らかの最適性を満たしている

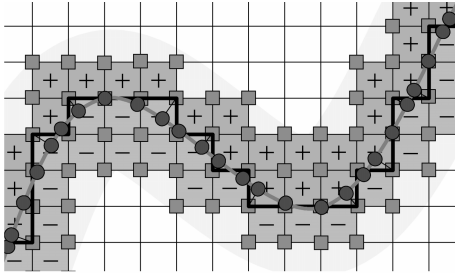


図 5 SDF による形状記述からポリゴンモデルを生成する手法の 2 次元模式図

Fig. 5 Surface reconstruction by transforming the bounding surface of interior and exterior voxels.

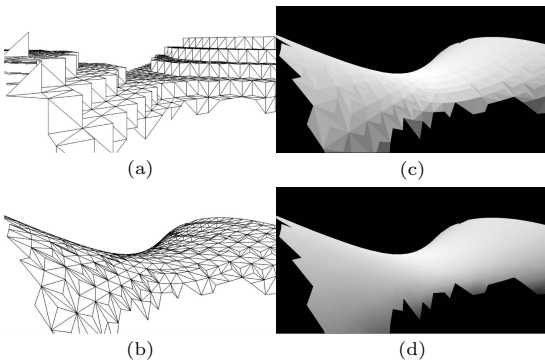


図 6 (a) 内部と外部の境界面。 (b), (c) 頂点座標を最近点に置き換えて生成したポリゴンモデルのワイヤフレーム表示とシェーディング表示。 (d) 頂点に法線情報を添付したシェーディング表示

Fig. 6 Bounding surface of interior and exterior voxels (a) is transformed to a smooth surface by replacing the vertex coordinates with the closest point coordinates, which is shown by wireframe in (b) and with shading in (c). The surface is rendered more smoothly in (d) by adding surface normal information to vertices.

わけではないが、必要であれば別途最適化アルゴリズムにより後処理すればよい。

4. 実験

4.1 合成距離画像

本手法の挙動を具体的に説明するために、合成距離画像に対して適用した結果を示す。対象は方程式 $-x^2 + y^2 + 4z^2 = 1/4$ で表される一葉双曲面であり、 $|x| \leq 1$, $|y| \leq 1$ の範囲を 201×201 の画像に正射影して生成している (図 7: S^1)。同じ形状を z 軸周りに 45° 回転した状態で同様に 2 枚目の距離画像を生成した (図 7: S^2)。これらの画像間では、サンプリングと計測範囲が異なる。

サンプリング間隔を $\delta = 0.1$ とし、座標変換の初期値として恒等変換を与えたときの、外部ループごと

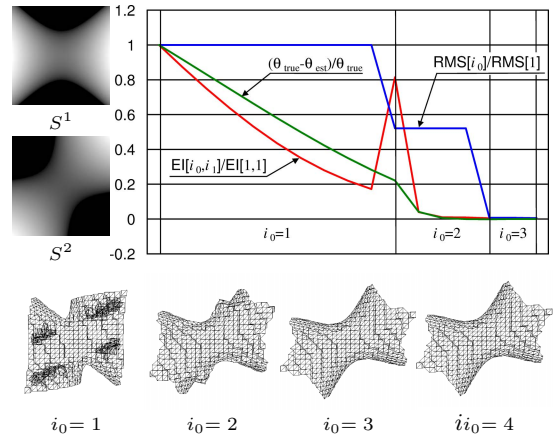


図 7 合成距離画像による実験結果

Fig. 7 Experiment with synthetic range images.

(2.2 節の $i_1 = 1$ のときの Step 3 直後) の統合形状を図 7 の下部に描画している。初期状態である $i_0 = 1$ の時点では、2 つの入力データ形状は単に重なり合っているだけであり、重複部分のみ中間的な形状になっている。各入力データ形状はこの統合形状に位置合わせされ、位置合わせ結果に基づいて統合形状が更新される。繰り返すたびに、入力データ形状の重複部分が互いに徐々に位置合わせされ、外部ループは 4 回目の繰返しで終了した。誤差 $El[i_0, i_1]$ が計算されるたびにプロットすると、内部ループでは誤差が単調に減少していることが確認できる。再サンプリングされた時点で整合性がとりなおされるが、重み係数が変わるので誤差は不連続に変化し、一時的に誤差が増加する場合がある。

誤差とともにプロットしている回転角度の推定誤差 $(\theta_{\text{true}} - \theta_{\text{est}}) / \theta_{\text{true}}$ は、ほぼ単調に減少している ($\theta_{\text{true}} = 45^\circ$)。また、 i_0 回目の外部ループ繰返しでの Inlier 領域 ($N_p \geq 2, w_{\Delta p}^\alpha > 0$) の平均自乗誤差を

$$\text{RMS}[i_0] = \sqrt{d^2(\text{SDF}[\mathbf{p}, \mathbf{I}], \text{SDF}[\mathbf{p}, \mathbf{T}^\alpha(S^\alpha)])|_{\text{Inlier}}}$$

で求めると、繰り返すたびに減少していることが観察された。最終的には、 S^1 は 22.2° , S^2 は -22.8° 回転し、回転角度の推定誤差は $\theta_{\text{est}} - \theta_{\text{true}} = (3 \times 10^{-5})^\circ$ であった。ファイル入出力などを除いた主要部分の計算時間は、1.7 GHz の計算機で約 15 秒であった。

4.2 実距離画像

実際に計測した 24 枚の距離画像で実験した結果を示す (図 8)。対象物は大きさ約 10 cm のビニール製のアヒルの玩具であり、レーザを用いてスリット光を投射するレンジセンサによって 200×200 の画素サ

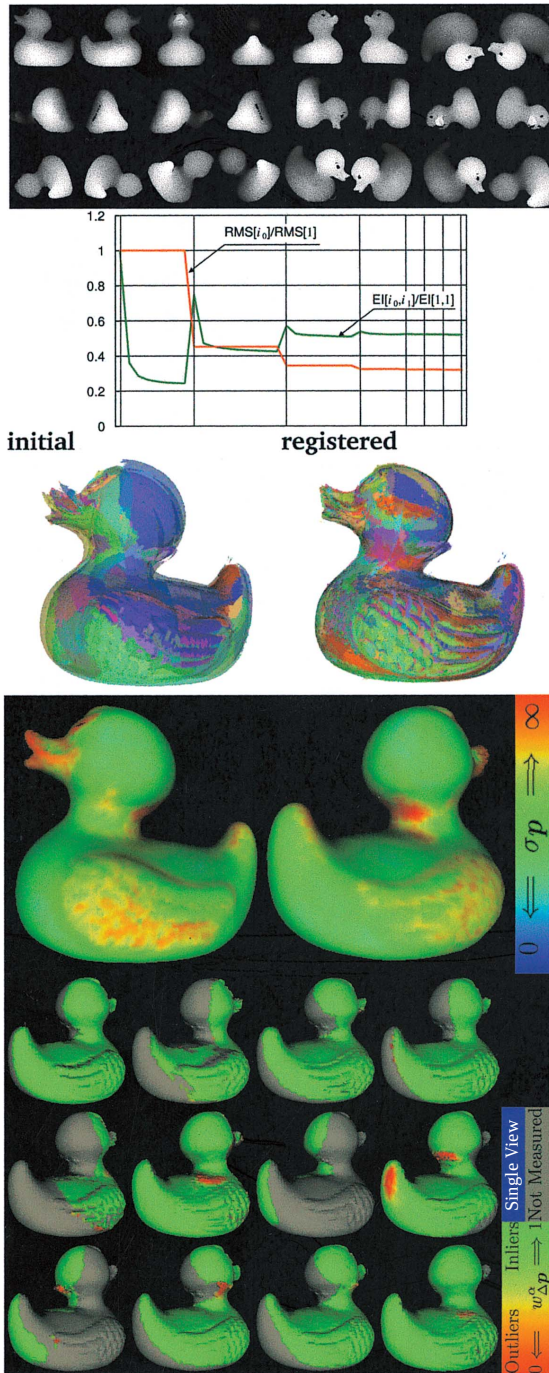


図 8 実距離画像での実験。上段から、入力距離画像、 $EI[i_0, i_1]$ および $RMS[i_0]$ の繰返しによる変化のプロット、位置合わせ前後でのデータ形状の重畳表示、統合形状と σ_p の分布、データ形状での $w_{\Delta p}^{\alpha}$ の分布

Fig. 8 Experiment with real range images. Input images, plot of $EI[i_0, i_1]$ and $RMS[i_0]$, overlap of data shapes before and after registration, distribution of σ_p on the integrated shape, and distribution of $w_{\Delta p}^{\alpha}$ on data shapes are presented from top to bottom.

イズの距離画像が計測されている。対象物を適当に安定する複数の姿勢で設置し、手作業による対応づけにより初期位置合わせを与えた。サンプリング間隔を $\delta = 2\text{mm}$ としたときに、6 回の外部ループの繰返しにより、 $RMS[i_0]$ を 1.04mm から 0.33mm に減らすことができた。位置合わせ後の入力画像の重畳表示において、勁部の後ろに突出している部分は誤計測である。誤差 $EI[i_0, i_1]$ は、内部ループの間では単調減少しており、再サンプリングの際に値は大きくなるものの、データの一貫性が保たれている再サンプリング直後の $EI[i_0, 1]$ については減少している。

統合形状から生成したポリゴンモデルには、各サンプル点での標準偏差値 σ_p に応じて着色してある。計測誤差を除去する処理をしてはいるものの、勁部の後ろなどの凹部や光沢のある塗装がされている箇所に誤計測が多く、大きな分散が残留してしまったことが分かる。

いくつかの入力データ形状について、他データと重複している部分 ($N_p \geq 2$) の、重み係数 $w_{\Delta p}^{\alpha}$ の分布を色で示している。他データ形状と重複しない Single View ($N_p = 1$) はこの図ではほとんど見られないが、他データ形状とサンプリング間隔と比べて大きく離れた誤計測部分も Single View と分類される。計測領域に含まれない部分は統合形状で補完して示している。勁部の周辺の誤計測は凹部の相互反射によって生じており、複数視点からの計測結果を比較することにより、視点依存の外れ値を判別できていることが分かる。計算には約 28,000 のサンプル点を使用し、統合形状は約 10,000 の頂点と約 19,000 の三角形で構成されている。主要部分の計算時間は 1.7 GHz の計算機で約 14 分であり、そのうち約 60% がサンプリングに、約 25% がマッチングに費されていた。

5. ま と め

距離画像のような形状の計測データが複数あるときに、ある程度の位置合わせができていることを仮定したうえで、外れ値を判定しながら、位置合わせと統合を統一した枠組みの中で行い、最終的に形状モデルを生成する手法を開発した。本手法では、形状の統合を位置合わせの前に行う点が従来の多くの位置合わせ・統合手法と異なり、マッチングを含めて相補的な繰返し演算で解いている点に新規性がある。各データ形状は統合形状に位置合わせされ、データ形状はつねに統合形状の一部であるので、データ形状どうしが互いにどう重なり合っているかを考慮する必要がない。また、共通の統合形状に位置合わせするので、位置合わせ誤

差が蓄積することがない。外れ値はロバスト統計の考え方により自動的に判別されるので、手作業や何らかの仮定に基づいて誤計測点を取り除いたり、誤差の精密なモデル化を行ったりする必要がない。各サンプル点に関して最も近い点や法線という低レベルの特徴量しか利用しないので、距離画像だけでなくさまざまな形状データに適用することができる。

必要な初期位置合わせは、形状の複雑さにも依存し、単純な見積りは難しいが、大まかな目安として、サンプリング間隔 δ の程度の範囲で互いに重なり合う部分があることが必要である。サンプリング間隔を大きくとると、大きなずれをともなった初期状態から位置合わせすることができるだけでなく、計算に使用するサンプル点が少なくて済むので、計算を高速に行うことができる。しかし、サンプリング間隔が疎であるために記述されていない部分もあるので、多重解像度を利用し、段階的にサンプリング間隔を密にして細部を反映させていくことができる。

従来の位置合わせ手法では、対応関係を求めるための制御点はデータ形状の面上にとられていることが一般的であったが、本手法では制御点に相当するサンプル点は 3 次元空間中の格子点上にとられており、面の上に制約されていない。符号付き距離はすでに形状統合の形状記述として用いられているが、本手法では法線情報も利用して場としてとらえることで、位置合わせやマッチングにも有効に利用できることを示した。また、統合形状の符号付き距離場表現から、マーチングキューブ法を用いずに、法線情報も付加されたポリゴンメッシュを生成した。

必要となる計算量は、現在の実装では使用するサンプル点の厚みを 2δ で限定しているため、大まかには $O(N \times \delta^{-2})$ と見積もることができる。本手法は、多くのメモリ量と計算量を必要とするが、並列化できる部分も多く、より効率的な実装を行うことが可能である。

謝辞 本研究の遂行にあたって多大なるご支援をいただいた産業技術総合研究所知能システム研究部門の方々、および日常業務をご支援いただいている産業技術総合研究所国際部門の方々に感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) Eggert, D.W., Lorusse, A. and Fisher, R.B.: Estimating 3-D Rigid Body Transformations: A Comparison of Four Major Algorithms, *Machine Vision and Applications*, Vol.9, pp.272–290 (1997).
- 2) 河井良浩, 植芝俊夫, 吉見 隆, 大島正毅: 多視点レンジデータからの 3 次元形状復元, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J75-D-II, No.4, pp.737–748 (1992).
- 3) Feldmar, J. and Ayache, N.: Rigid, Affine and Locally Affine Registration of Free-Form Surfaces, *International Journal of Computer Vision*, Vol.18, No.2, pp.99–119 (1996).
- 4) 山本正信, Boulanger, P., Beraldin, J.-A., Rioux, M.: 距離動画像を用いた非剛体運動パラメータの直接的推定法, 情報処理学会論文誌, Vol.32, No.9, pp.1129–1141 (1991).
- 5) Chen, Y. and Medioni, G.: Object modelling by registration of multiple range images, *Image and Vision Computing*, Vol.10, No.3, pp.145–155 (1992).
- 6) Besl, P.J. and McKay, N.D.: A Method for Registration of 3-D Shapes, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.14, No.2, pp.239–256 (1992).
- 7) Bittar, E., Lavallée, S. and Szeliski, R.: A method for registering overlapping range images of arbitrary shaped surfaces for 3-D object reconstruction, *Proc. SPIE*, Vol.2059, Sensor Fusion VI, pp.384–395 (1993).
- 8) Zhang, Z.: Iterative Point Matching for Registration of Free-Form Curves and Surfaces, *International Journal of Computer Vision*, Vol.13, No.2, pp.119–152 (1994).
- 9) Turk, G. and Levoy, M.: Zippered Polygon Meshes from Range Images, *Proc. SIGGRAPH94*, pp.311–318 (1994).
- 10) Masuda, T. and Yokoya, N.: A Robust Method for Registration and Segmentation of Multiple Range Images, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.61, No.3, pp.295–307 (1995).
- 11) Shum, H.Y., Hebert, M., Ikeuchi, K. and Reddy, R.: An Integral Approach to Free-Form Object Modeling, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, No.12, pp.1366–1370 (1997).
- 12) Bergevin, R., Soucy, M., Gagnon, H. and Laurendeau, D.: Towards a General Multiview Registration Technique, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.18, No.5, pp.540–547 (1996).
- 13) 下鍋 忠: 3 次元形状モデル生成のための多視点距離データの位置合せと統合, 修士論文, 奈良先端科学技術大学院大学 (1996). NAIST-IS-MT9451055.
- 14) Pulli, K.: Multiview Registration for Large Data Sets, *Proc. 2nd International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp.160–168 (1999).
- 15) Benjemaa, R. and Schmitt, F.: Fast Global

- Registration of 3D Sampled Surfaces Using a Multi-z-buffer Technique, *Image and Vision Computing*, Vol.17, pp.113–123 (1999).
- 16) Stoddart, A.J. and Hilton, A.: Registration of Multiple Point Sets, *Proc. 13th International Conference on Pattern Recognition*, Vol.II, pp.40–44 (1996).
- 17) Nishino, K. and Ikeuchi, K.: Robust Simultaneous Registration of Multiple Range Images, *Proc. 5th Asian Conference on Computer Vision*, pp.454–461 (2002).
- 18) Masuda, T.: A Unified Approach to Volumetric Registration and Integration of Multiple Range Images, *Proc. 14th International Conference on Pattern Recognition*, pp.977–981 (1998).
- 19) Gühring, J.: Reliable 3D Surface Acquisition, Registration and Validation Using Statistical Error Models, *Proc. 3rd International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp.224–231 (2001).
- 20) Soucy, M. and Laurendeau, D.: A General Surface Approach to the Integration of a Set of Range Views, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.17, No.4, pp.344–358 (1995).
- 21) Chen, Y. and Medioni, G.: Description of Complex Objects from Multiple Range Images Using an Inflating Balloon Model, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.61, No.3, pp.325–334 (1995).
- 22) Higuchi, K., Hebert, M. and Ikeuchi, K.: Building 3-D Models from Unregistered Range Images, *Graphical Models and Image Processing*, Vol.57, No.4, pp.315–333 (1995).
- 23) Sakaguchi, Y., Kato, H., Sato, K. and Inokuchi, S.: Acquisition of Entire Surface Data Based on Fusion of Range Data, *Trans. IEICE*, Vol.E-74, No.10, pp.3417–3422 (1991).
- 24) Curless, B. and Levoy, M.: A Volumetric Method for Building Complex Models from Range Images, *Proc. SIGGRAPH96*, pp.303–312 (1996).
- 25) Hilton, A., Stoddart, A.J., Illingworth, J. and Winder, T.: Reliable Surface Reconstruction from Multiple Range Images, *Proc. ECCV96*, pp.117–126 (1996).
- 26) Wheeler, M.D., Sato, Y. and Ikeuchi, K.: Consensus Surfaces for Modeling 3D Objects from Multiple Range Images, *Proc. 6th International Conference on Computer Vision*, pp.917–924 (1997).
- 27) Kanatani, K.: *Geometric Computation for Machine Vision*, Oxford (1993).
- 28) 清水郁子, 出口光一郎: 計測誤差を考慮した距離画像からの精密な姿勢推定, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J82-D-II, No.12, pp.2298–2306 (1999).
- 29) Zhang, Z.: Parameter estimation techniques: A tutorial with application to conic fitting, *Image and Vision Computing*, Vol.15, pp.59–76 (1997).

付 録

A.1 SDF 間の距離の導出

式 (2) の分子に, 式 (1) の近似をあてはめると,

$$\begin{aligned} & \int w(\mathbf{x}\mathbf{p})(\text{SD}[\mathbf{p}+\mathbf{x}\mathbf{p}, A] - \text{SD}[\mathbf{p}+\mathbf{x}\mathbf{p}, B])^2 d\mathbf{x}\mathbf{p} \\ &= \int w(\mathbf{x}\mathbf{p})(\text{SN}[\mathbf{p}, A-B]^T \mathbf{x}\mathbf{p} + \text{SD}[\mathbf{p}, A-B])^2 d\mathbf{x}\mathbf{p} \end{aligned}$$

ここで, $\text{SN}[\mathbf{p}, A-B] = \text{SN}[\mathbf{p}, A] - \text{SN}[\mathbf{p}, B]$, $\text{SD}[\mathbf{p}, A-B] = \text{SD}[\mathbf{p}, A] - \text{SD}[\mathbf{p}, B]$ と略記している。展開すると,

$$\begin{aligned} & \text{SN}[\mathbf{p}, A-B]^T \left(\int w(\mathbf{x}\mathbf{p}) \mathbf{x}\mathbf{p} \mathbf{x}\mathbf{p}^T d\mathbf{x}\mathbf{p} \right) \text{SN}[\mathbf{p}, A-B] \\ &+ 2 \cdot \text{SN}[\mathbf{p}, A-B]^T \left(\int w(\mathbf{x}\mathbf{p}) \mathbf{x}\mathbf{p} d\mathbf{x}\mathbf{p} \right) \text{SD}[\mathbf{p}, A-B] \\ &+ \text{SD}[\mathbf{p}, A-B]^2 \int w(\mathbf{x}\mathbf{p}) d\mathbf{x}\mathbf{p} \end{aligned}$$

$w(\mathbf{x}\mathbf{p})$ は偶関数であると仮定したので, 第 2 項は 0 になる。さらに, $\int w(\mathbf{x}\mathbf{p}) \mathbf{x}\mathbf{p} \mathbf{x}\mathbf{p}^T d\mathbf{x}\mathbf{p} = M_2 I_3$, $\int w(\mathbf{x}\mathbf{p}) d\mathbf{x}\mathbf{p} = M_0$ であるとき,

$$M_2 \|\text{SN}[\mathbf{p}, A-B]\|^2 + M_0 \text{SD}[\mathbf{p}, A-B]^2$$

となり, 式 (3) が導かれる。

(平成 14 年 7 月 10 日受付)

(平成 15 年 1 月 16 日採録)

(担当編集委員 池内 克史)

増田 健 (正会員)



1966 年生。1989 年東京大学工学部計数工学科卒業。同年電子技術総合研究所入所。1994 年から 1995 年にかけて National Research Council Canada, Institute for Information Technology 客員研究員。現在, 産業技術総合研究所勤務。電子情報通信学会, IEEE 各会員。