

物体表面の局所構造を保持する距離画像の位置合わせ

岡谷(清水)郁子[†] 杉本晃宏^{††}

物体表面の局所構造を保持する距離画像の位置合わせの手法を提案する。本手法では、距離画像での近傍の計測点を用いて抽出する二つの特徴量、すなわち、局所的な面の形状パターンと対応の歪係数、を導入する。局所的な面の形状パターンは、誤った対応を取り除くために用いる。一方、対応の歪係数は、距離画像を得た相対的な位置と姿勢を表す変換の評価に用いる。これらの二つの特徴量により、面の局所構造を保持するような変換を推定することができ、高精度かつ真の変換の付近で頑健な位置合わせが実現できる。

Range Image Registration Preserving Local Structures of Object Surfaces

IKUKO SHIMIZU OKATANI[†] and AKIHIRO SUGIMOTO^{††}

We propose a registration method for range images that preserves local structures of object surfaces. The method introduces shape patterns and a skewness of correspondences, both of which are extracted from the local surface nearby a point of interest in each image. The shape patterns of local surfaces are used to eliminate false corresponding pairs of surfaces, while the skewness of correspondences is used to estimate the transformation that relates the coordinates between different range images. These two features enable us to estimate the transformation that preserves local structures of object surfaces.

1. はじめに

実世界の物体の3次元形状モデルを自動的に獲得する手法は、CAD/CAM、CGなどの多くの分野で重要である。このような用途のために、3次元モデル獲得のための多くの手法が提案されている^{6),10),11),21),24)}。

3次元形状を計測する装置にレンジファインダ¹²⁾がある。レンジファインダによる計測で得られるデータは距離画像と呼ばれ、一般に、物体を一方向から見たときの視点の位置から物体までの距離を各画素に格納した画像の形式で得られる。すなわち、距離画像には対象となる物体の部分形状が含まれており、それは距離画像を得たときのレンジファインダの位置と姿勢に依存する座標系で表されている。そのため、対象の全形状を得るためには、距離画像の位置合わせ、すなわち、距離画像を表現している座標間の関係を求めることが必要である。

距離画像の位置合わせを困難にする原因として、距

離画像は離散的な計測点群であり、一般に、異なる視点から対象面上の同一の点を計測することがないことや、オクルージョンのために、ある視点から観測できても他の視点からは観測できない部分があることがあげられる。このため、計測点同士の正しい対応関係は存在しないにもかかわらず、距離画像間で共通に観測している部分の計測点を対応付けることにより、視点間の位置と姿勢を推定する必要が生じる。しかも、共通に観測している部分は、正しい視点の位置と姿勢が分かるまで知ることができない。

一方、Beslら¹⁾によって、距離画像取得時の位置と姿勢を3次元形状モデルを使って推定するための手法が提案され、Iterative Closest Point (ICP) 法と呼ばれている。ICP法は、以下の二つのステップの繰返しにより、距離画像を取得した視点の位置と姿勢を表す変換パラメータを求める。最初のステップでは、現時点で得ている変換パラメータを基に、距離画像とモデルの間で点同士を対応付ける。ここでは、与えられた変換パラメータで距離画像の各計測点を変換し、一番距離が近いモデル点を対応点とする。次のステップでは、最初のステップで求めた対応を基に変換パラメータを推定する。ここでは、対応する点同士の距離が一番近く

[†] 東京農工大学

Tokyo University of Agriculture and Technology

^{††} 国立情報学研究所

National Institute of Informatics

なるように変換パラメタを更新する。

このICP法を距離画像の位置合わせに拡張した手法が多く提案されている^{3),8),16)~19)}。Zhang²⁶⁾は、物体上を十分高い密度で計測しているという仮定のもとで、計測点の間を補間した面と点との対応を用いることによって、同一の点を観測していないという問題に対処している。Chenら²⁾は、滑らかな面のみを用い、片方の距離画像の点からもう一方の距離画像の接平面への距離の和を最小にしている。Turkら²⁵⁾は、距離画像中の部分形状が不連続な部分に着目し、不連続な部分に存在する計測点との対応を除去することで誤対応の存在を抑えている。Masuda¹⁵⁾は、まず各距離画像の符号付距離場を構成し、これをマッチングすることにより位置合わせを行っている。また、計測点の座標自身に加え、法線ベクトルや曲率を用いる手法もある^{4),14),23)}が、法線ベクトルや曲率のような微分量は計測誤差の影響を受けやすく、これらの値そのものを用いて正確な位置合わせを実現することは困難である。Godinら⁷⁾は、平均曲率とガウス曲率の符号のみを用いて対応点の探索を行っている。しかし、これらの手法はいずれも個々の計測点を単独で評価し、各計測点における評価値の和によって距離画像全体としての位置合わせのよさを評価している。すなわち、計測点の隣接関係や計測点の近傍における対応の整合性を考慮しない手法になっている。このため、物体表面の局所的な構造を破壊してしまうような対応に基づいて変換パラメタを求める可能性があり、これが頑健で高精度な位置合わせを実現できない一因となっている。

そこで本稿では、従来手法のこのような問題点に着目し、計測点の局所構造を保持する位置合わせ手法を提案する。本手法は、ICP法の枠組みに基づく手法であり、変換パラメタに関してある程度よい初期値が得られていることを前提としている。本手法における計測点の局所構造とは、画像上での近傍領域内に含まれる計測点がなす構造を意味する。具体的には、各計測点に対して画像上での近傍領域内に含まれる計測点からなる局所的な面を考え、この局所的な面をその計測点の属性として用いる。そして、計測点を単独で評価するのではなく、計測点の属性である局所的な面を評価することにより、計測点の隣接関係や近傍における対応の整合性を考慮する。この局所的な面から幾何学的な構造を表す二つの特徴量を抽出し、それらに対応付けと変換パラメタの推定の各ステップに用いる。一つ目の特徴量は局所的な面の形状パターンであり、これを利用して誤った対応を排除することで、正しく計測点に対応付ける。もう一つの特徴量は歪係数であり、

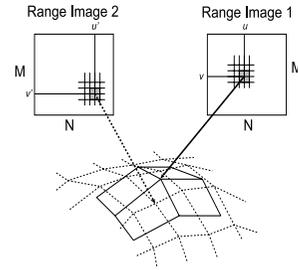


図1 距離画像で隣接した画素で計測されている物体表面での近傍の点

Fig.1 Neighbouring points on a local surface and their measured points in range images.

これは画像上で隣接する計測点での対応の整合性を評価する指標である。これを利用して、高精度かつ真の変換付近で頑健に、面の局所構造を保持するような変換を推定する。これにより、計測点の隣接関係や、計測点の近傍における対応の整合性を考慮した距離画像の位置合わせが可能となる。

2. 物体表面の局所構造を表す特徴量

2.1 局所的な面

本稿では、 i 番目の距離画像の画素 (u, v) に観測された計測点の座標を $x^i(u, v)$ $(u = 1, \dots, N; v = 1, \dots, M; i = 1, 2)$ と記述する。各計測点 $x^i(u, v)$ は、 i 番目の距離画像を計測したときの視点の位置と姿勢に依存する座標系で表されている。

距離画像は、視点の位置と姿勢に依存する離散化された計測点の集合であるため、異なる視点で物体上の同一の点を計測していることはなく、点の正しい対応は存在しない。そこで本手法では、各計測点の画像上での近傍に観測された計測点からなる局所的な面を考える。計測点の対応をその計測点単独で評価するのではなく、この局所的な面を各計測点の属性として用い、計測点の隣接関係を考慮することにより計測点の対応付けを行う。

距離画像は物体表面を高密度に計測することができるため、物体上での隣接関係は画像上でも保たれる。すなわち、図1のように、たとえ視点の位置と姿勢が変わっても、物体上で局所的に隣接する点は距離画像でも隣接した画素に観測される。したがって、計測

自己遮蔽などによって、視点からの距離が大きく異なる二つの物体表面を同時に観測した場合には、物体表面上では隣接しない点が画像面上で隣接する画素に観測される可能性がある。しかし、このようなことが起こるのは、視点が特殊な位置にある場合に限られる。なお、本手法では、このような場合への対応策として、隣り合う画素に観測される計測点の距離が十分大きい場合には、局所的な面を構成しないこととしている。

点の属性として局所的な面を用いることで、計測点の隣接関係や近傍における対応の整合性を評価することができると考えられる。

2.2 物体表面の局所的な形状パターン

計測点の対応に基づき変換パラメタを推定する際に、誤った対応は推定される変換パラメタの精度を悪化させる原因となる。そこで、各計測点の近傍の局所的な形状情報を用いてこれを取り除くことを考える。計測点が正しく対応付けられていれば、凹凸といった近傍の物体表面の形状パターンが一致しているはずである。本手法では、局所的な面の形状パターンを分類し、これが一致している対応のみを変換パラメタの推定に用いることにする。

各計測点の近傍での局所的な面の形状情報として、局所的な面の平均曲率とガウス曲率があげられる。しかし、これらの曲率の値そのものは計測誤差の影響を受けやすく信頼性に欠ける。また、レンジファインダの姿勢と面の傾きとの関係によって物体表面での空間解像度が異なるため、局所的な面の大きさが一定にならないことも、曲率の値に影響を与える。そこで本手法では、曲率の値そのもの（定量的情報）ではなく、それらの符号のみ（定性的情報）を用いて形状パターンを分類する。曲率の符号という定性的情報を用いることで、計測誤差や空間解像度のばらつきに対して、ある程度安定に抽出できると考えられるからである。

具体的には、まず、各計測点 $x^i(u, v)$ が観測された画素 (u, v) とその 8 近傍で観測された計測点 $x^i(u \pm k, v \pm l)$ ($k, l = 0, 1$) から局所的な面を構成し、この面の平均曲率 $H^i(u, v)$ とガウス曲率 $K^i(u, v)$ を計算する⁵⁾。

$$K^i(u, v) = \frac{LN - M^2}{EG - F^2},$$

$$H^i(u, v) = \frac{1}{2} \frac{LG + EN - 2FM}{EG - F^2}.$$

ただし、 E, F, G, L, M, N は、 $x^i(u, v)$ における面の単位法線ベクトルを $n^i(u, v)$ として、以下のように表される。

$$E = \left| \frac{\partial x^i(u, v)}{\partial u} \right|^2,$$

$$F = \left[\frac{\partial x^i(u, v)}{\partial u} \right]^\top \left[\frac{\partial x^i(u, v)}{\partial v} \right],$$

$$G = \left| \frac{\partial x^i(u, v)}{\partial v} \right|^2,$$

$$L = [n^i(u, v)]^\top \left[\frac{\partial^2 x^i(u, v)}{\partial u^2} \right],$$

表 1 形状パターンの分類

Table 1 Classification of shape patterns.

	$K > 0$	$K = 0$	$K < 0$
$H > 0$	凸	凸円筒	凸
$H = 0$	-	平面	鞍点
$H < 0$	凹	凹円筒	凹

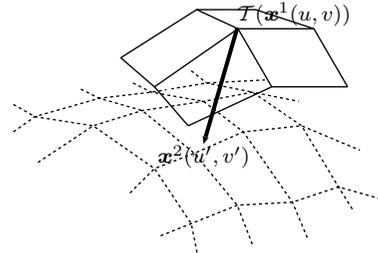


図 2 計測点の対応を表す対応ベクトル

Fig. 2 Correspondence vector.

$$M = [n^i(u, v)]^\top \left[\frac{\partial^2 x^i(u, v)}{\partial u \partial v} \right],$$

$$N = [n^i(u, v)]^\top \left[\frac{\partial^2 x^i(u, v)}{\partial v^2} \right].$$

次に、これらの曲率 $K^i(u, v)$ と $H^i(u, v)$ の符号から、表 1 のように、凸、凹、平面、鞍点、凸円筒、凹円筒の 6 種類の形状パターンに分類する。ただし、 $K = 0, H = 0$ については、値が厳密に 0 になる場合だけでなく、絶対値が十分小さい場合にも、 $K = 0$ および $H = 0$ として分類することにする。

距離に基づいて求めた対応の組のうち、この形状パターンが一致したものを位置合わせに用いる。なお、形状パターンは変換パラメタの変化に対して不変なので、処理の最初に一度だけ求めておけばよい。

2.3 対応の歪係数

距離画像を得た視点間の相対的な位置と姿勢を表す変換パラメタ T は、距離画像間で対応付けられた計測点の組を用いて推定する。高精度かつ真の変換の付近で頑健な推定を実現するためには、変換パラメタの評価関数は、真の値で最小値をとり、真の値付近にローカルミニマムを持たないことが望ましい。本手法では、対応の歪係数を導入することにより隣接する計測点での対応の整合性を評価し、真の値付近に存在する評価関数のローカルミニマムを減らす。

まず、距離画像間での計測点の対応の組 $x^1(u, v)$ と $x^2(u', v')$ に対して、図 2 のように、始点が $T(x^1(u, v))$ 、終点が $x^2(u', v')$ であるようなベクトルを考え、これを対応ベクトルと呼ぶことにする。そして、 $T(x^1(u, v))$ の画像上での近傍での対応ベクトルの整合性を表すために、本手法では歪係数

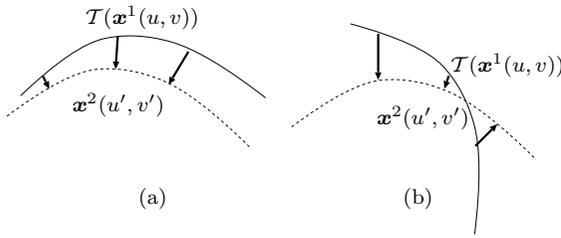


図3 対応ベクトルのノルムが同程度の二つの変換

Fig. 3 Two transformations with the almost same norms of corresponding vectors.

$s(\mathcal{T}(x^1(u, v)), x^2(u', v'))$ を用いる。これは、近傍内で対応ベクトルの始点がずれることによって、終点がどれだけずれるかを評価する量であり、近傍内で対応がどれくらい剛性を保っているかを評価する指標である。

距離画像は物体表面を高密度に計測することができるため、変換パラメタが正しいときには、対応ベクトルの方向とノルムは隣接する画素で同様であると考えられる。十分に位置合わせがすすんだ段階において、対応ベクトルのノルムが同程度であるような二つの変換パラメタが得られている場合を考える(図3)。このとき、隣接する画素での対応ベクトルの向きが揃っていない(b)のような変換パラメタよりも、(a)のように対応ベクトルの向きが揃う変換パラメタの方が望ましい。すなわち、対応ベクトルのノルムが同程度になる変換パラメタであれば、向きが揃っている変換パラメタ(a)によりよい評価を与える評価関数が望ましい。距離のみの評価では(a)と(b)を区別することができないが、歪係数を評価することによって(a)と(b)を区別し、(a)に高い評価を与えることができる。したがって、歪係数を導入することにより、真の値付近にあるローカルミニマムを減らすことができると考えられる。

歪係数は、歪テンソル²²⁾を用いて計算する。具体的には、歪係数 $s(\mathcal{T}(x^1(u, v)), x^2(u', v'))$ は、歪テンソル

$$S = \begin{bmatrix} \frac{\partial c_x}{\partial x} & \frac{1}{2} \left(\frac{\partial c_x}{\partial y} + \frac{\partial c_y}{\partial x} \right) & \frac{1}{2} \left(\frac{\partial c_x}{\partial z} + \frac{\partial c_z}{\partial x} \right) \\ \frac{1}{2} \left(\frac{\partial c_y}{\partial x} + \frac{\partial c_x}{\partial y} \right) & \frac{\partial c_y}{\partial y} & \frac{1}{2} \left(\frac{\partial c_y}{\partial z} + \frac{\partial c_z}{\partial y} \right) \\ \frac{1}{2} \left(\frac{\partial c_z}{\partial x} + \frac{\partial c_x}{\partial z} \right) & \frac{1}{2} \left(\frac{\partial c_z}{\partial y} + \frac{\partial c_y}{\partial z} \right) & \frac{\partial c_z}{\partial z} \end{bmatrix}$$

の固有値の和である。ここに、画素 (u, v) に観測された計測点 $x^1(u, v)$ の対応ベクトルを $c = (c_x, c_y, c_z)^\top$ とし、 S の計算には、 (u, v) の8近傍の画素に観測された計測点 $x^1(u \pm k, v \pm l)$ ($k, l = 0, 1$) の対応ベクトルを用いる。この歪係数が小さくなるほど対応ベクトルの向きが揃うことになる。

変換パラメタが変化すると対応ベクトルも変わるた

め、歪係数も変化する。そのため、歪係数は、変換パラメタを更新するたびに求めなおす必要がある。

3. 形状パターンと歪係数を用いた位置合わせ

距離画像の位置合わせのために、ICP法と同様に、二つのステップを繰り返す。第1のステップは距離画像間での計測点の対応付けであり、第2のステップは変換パラメタの推定である。本手法では、形状パターンと歪係数が重要な役割を果たす。形状パターンは誤対応を排除するために用い、歪係数は変換パラメタを推定するために用いる。

最初に、各計測点 $x^i(u, v)$ に対して、画像上での (u, v) の8近傍に対応する計測点 $x^i(u \pm k, v \pm l)$ ($k, l = 0, 1$) を用いて局所的な面を構成し、この局所的な面の形状パターンを分類する(表1参照)。前述のように、形状パターンの分類は事前に一度だけ行えばよい。

3.1 局所的な面を用いた計測点の対応付け

与えられた変換パラメタ \mathcal{T} に基づき、距離画像間で計測点を対応付ける。これは、距離および形状パターンの整合性に基づいて行う。まず、現在得られている変換パラメタを用いて1番目の距離画像に含まれる計測点を変換し、距離に基づき仮の対応を求める。すなわち、変換された1番目の距離画像のすべての計測点について、2番目の距離画像のすべての計測点の中で距離が一番近いものを選ぶ。ただし、形状が不連続な部分の端に位置する計測点、すなわち、隣接する画素に観測された計測点との距離が十分大きい点に対応の組に入っている場合は、間違っただけである可能性が高いため、その対応をあらかじめ除去する²⁵⁾。次に、このようにして求めたすべての仮の対応に対して形状パターンの整合性をチェックし、一致していない対応の組を削除する。これにより、局所的な構造が同じ対応だけを得ることができる。

計測点間の距離 異なる距離画像には物体表面の同一の点を計測した点が含まれていないことを考慮し、計測点間の距離は、計測点単独ではなく、画像上での近傍の計測点からなる局所的な面を用いて評価する。本手法では、1番目の距離画像の計測点から2番目の距離画像の計測点の属性である局所的な面までの距離を求める。実際には、距離の値の連続性や計算の簡易化のため、8近傍ではなく、画像上でその点の右下に

領域ベースの位置合わせ手法^{9),13)}では、距離画像に含まれる部分形状を何らかの方法で領域分割し、その領域の対応から変換を推定する。それに対し、本手法は点ベースの位置合わせであり、形状パターンは、領域分割のためではなく、計測点の対応を検証して誤対応を除外するために用いる。

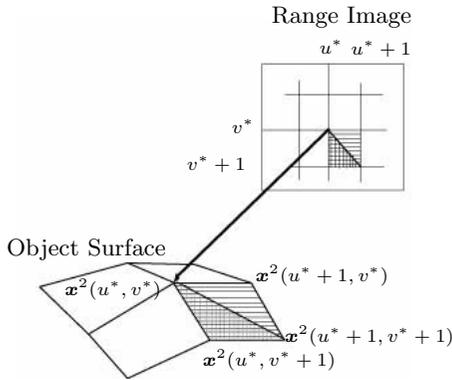


図4 計測点 $x^2(u^*, v^*)$ の右下にある二つの三角パッチ
Fig. 4 Two lower-right triangular patches of $x^2(u^*, v^*)$.

ある三角パッチまでの距離を用いることにする。

1 番目の距離画像の計測点 $T(x^1(u, v))$ と 2 番目の距離画像の任意の計測点 $x^2(u^*, v^*)$ との距離は、以下のようにして計算する。図4のように、2 番目の距離画像の計測点 $x^2(u^*, v^*)$ を含む二つの三角パッチ、すなわち、 $x^2(u^*, v^*)$, $x^2(u^*+1, v^*)$, $x^2(u^*+1, v^*+1)$ を 3 頂点とするものと、 $x^2(u^*, v^*)$, $x^2(u^*, v^*+1)$, $x^2(u^*+1, v^*+1)$ を 3 頂点とするものを考える。1 番目の距離画像の計測点 $T(x^1(u, v))$ からこの二つの三角パッチまでの距離を計算し、小さいほうを $T(x^1(u, v))$ と $x^2(u^*, v^*)$ との距離とする。ただし、点と三角パッチとの距離は、点から三角パッチを表す平面に垂線を下ろし、その足が三角パッチの内部にある場合にはその点と垂線の足との長さ、外部にある場合には点から三角パッチの 3 頂点および 3 辺への距離の中の最小値によって定義する。

3.2 変換パラメタの推定

与えられた局所的な面の対応に対して、変換パラメタ T を推定する。これは、距離および対応の整合性に基づいて行う。

本手法の変換パラメタ T の評価関数 $J(T)$ は、以下のように定義する。

$$J(T) = (1 - \alpha)J_s + \alpha J_d. \quad (1)$$

ここで、 J_s は歪係数の項、 J_d は距離の項である。また、 α は J_s と J_d の重み付け関数である。

形状パターンの整合性をチェックしても取り除くことができなかった誤対応の影響などを考慮し、 ρ 関数²⁰⁾を用いて J_s および J_d を計算する。計測点 $x^1(u, v)$ と $x^2(u', v')$ が対応しているとして、 J_s と J_d は以下のように表される。

$$J_s = \sum_{u, v} \rho[s(T(x^1(u, v)), x^2(u', v')), s_\gamma],$$

$$J_d = \sum_{u, v} \rho[d(T(x^1(u, v)), x^2(u', v')), d_\gamma].$$

ここで、 s_γ と d_γ は、それぞれ、歪係数と距離の閾値であり、 $\rho[t, \gamma]$ は下式の通りである。

$$\rho[t, \gamma] = \frac{t^2}{(t^2 + \gamma)}.$$

なお、対応する計測点 $x^1(u, v)$ と $x^2(u', v')$ の距離 $d(T(x^1(u, v)), x^2(u', v'))$ は、対応を求めるステップで用いた方法で計算する。

J_s と J_d の重み付け関数 α 重み付け関数 α は、対応する計測点間の距離の変動係数を用いて動的に決定する。すなわち、 n 回目の繰返しにおける α_n は以下のようにして求める。

$$\alpha_n = \frac{1}{2} \frac{\sigma_n}{m_n} / \frac{\sigma_0}{m_0}. \quad (2)$$

ここで、 m_n と σ_n は、それぞれ、 n 回目の繰返しにおける対応する計測点間の距離 $d(T(x^1(u, v)), x^2(u', v'))$ の平均と標準偏差である。また、 m_0 と σ_0 は、変換パラメタの初期値でのそれらの値である。

このような重み付け関数 α を用いるのは以下の理由による。位置合わせの最初の段階では、対応する計測点はあまり近くないと考えられる。そのため、距離を重視し、できるだけ対応する計測点の距離を近づけるような変換パラメタを推定する必要がある。一方、何度が繰返しが進んだ段階では、対応する計測点は近くなっていると考えられる。このときには、歪係数を重視し、対応する計測点の距離が近づきだけでなく、対応ベクトルの向きが揃うような変換パラメタを推定する必要がある。このような変換パラメタの推定を実現するためには、距離にばらつきがあるとき（変換が真の値から遠いとき）には距離の項 J_d が、距離のばらつきが小さくなるにつれて歪係数の項 J_s が、それぞれ主要になるように、 α を動的に変化させる。このことにより、変換パラメタの推定における収束回数を減らすことができると考えられる。

4. アルゴリズムの記述

以上の議論をふまえ、本手法による距離画像の位置合わせアルゴリズムを記述する。

Step 1: 局所的形状パターンの分類。各距離画像の各画素 (u, v) に関して、画像上での 8 近傍で観測されている 3×3 の計測点 $x^i(u \pm k, v \pm l)$ ($k, l = 0, 1$) から局所的な面を構成し、その形状パターンを表 1 のように分類する。

Step 2: 変換パラメタの初期値 T_0 をセットする。

Step 3: 式 (1) の値が収束するまで以下の二つの

ステップを繰り返す．収束したら Step 4 へ．

- (a) 距離と形状パターンに基づく対応の探索．
 - (i) 1 番目の距離画像の各計測点 $x^1(u, v)$ を変換パラメタで変換し，距離に基づき仮の対応を求める．
 - (ii) 仮の対応うち，形状パターンの一致しない対応を削除し，形状パターンが一致する対応のみを得る．
- (b) 距離と歪係数に基づく変換パラメタの探索．Step 3(a)ii で求めた対応のみを用いて，式 (1) を最小にする変換パラメタ T を求める．

Step 4：重ね合わせ．求めた変換パラメタ T で距離画像を変換し，重ね合わせる．

5. 実験

5.1 合成画像を用いた実験

図 5(a) に示した 2 枚の合成画像に対して提案手法を適用し，それらを重ね合わせる実験を行った． x 軸と y 軸のそれぞれ $[-10, 10]$ の区間を均一に 20 点サンプリングし， $z = 20(\sin(x) \sin(y)/(xy) + 1)$ なる曲面を z 軸の正の方向から観測したものと距離画像 2 枚を生成した．2 枚の距離画像を観測した視線のなす角は 20 度とした．以下に示す実験結果の図では， x 軸， y 軸， z 軸の長さの単位は合成画像を生成したときの単位長さである．本手法を適用してこの 2 枚の距離画像の位置合わせを行った結果を図 5(b) に示す．図から，位置合わせ後には，2 枚の距離画像がうまく重なっていることが分かる．この合成画像の位置合わせにおいて，距離に基づき求めた対応のうち，形状パターンの整合性をチェックしたことにより，18% の対応が除去された．このとき，除去された対応の一部を図 6 に示す．これは，特に除去された対応が多かった範囲 ($x \in [2, 8]$ ， $y \in [-3, 3]$ の範囲) のみを示している．1 番目の距離画像を \bullet ，2 番目の距離画像を $+$ で示しており，この範囲に含まれる計測点同士の対応の中で形状パターンのチェックにより除去された対応を太線で，除去されなかった (形状パターンが一致した) 対応を細線で示している．この部分は，対象の表面形状の変化が大きい部分であり，たとえば x 軸方向に注目すると， x が大きくなるにつれ，平面から凹，凸へと変化していて，距離のみの評価では誤対応を生じやすい．形状パターンを用いてこのような誤対

応を除去することにより，正確な位置合わせが実現できると考えられる．

また，歪係数の効果を評価するために，この合成距離画像を用いて，本手法と歪係数を用いない手法とを比較した (図 7, 図 8)．歪係数を用いない手法とは，式 (1) で表される評価関数で常に $\alpha = 1$ とし，形状パターンを用いて誤対応の削除を行う手法である (歪係数を用いない手法は，ICP 法の改良手法として広く知られている Turk らの位置合わせ手法²⁵⁾ において，評価関数を距離の二乗和から ρ 関数に変更し，さらに形状パターンのチェックを行って誤対応を除く工夫を施したことに相当する)．

まず，本手法の評価関数を用いて推定した変換のよさを評価するために，変換の 6 つのパラメタのうち，並進ベクトルの推定値の誤差と繰返し回数との関係をプロットした．結果を図 7 に示す．縦軸の単位は，合成画像を生成したときの単位長さである．実線が本手法，点線が歪係数を用いない手法である．図から，本手法は数回の繰返し回数で収束していることが分かる．これに対し，歪係数を用いない手法は，収束は早いですが，並進ベクトルの誤差の収束値は本手法に比べ大きい．これは，ローカルミニマムに収束しているためであると思われる．また，このような少ない繰返し回数で収束したのは，重み付け関数 α を動的に変化させた効果であると考えられる．

図 8 は，真の変換パラメタの付近での評価関数 J の挙動を等高線で表したものである．値の小ささを明るさによって表している．変換には 6 つのパラメタがあるが，図 8 では， x 軸，および， y 軸の並進方向のみを変化させたときの J の値を示している．(a) は本手法，(b) は歪係数を用いない手法である．距離のみを用いている (b) に比べ，歪係数を用いた (a) はローカルミニマムが減っていることが分かる．特に，丸印をつけた部分に注目すると，(b) で存在していたローカルミニマムが，(a) ではなくなっていることがみてとれる．このように，歪係数の導入により，真の変換パラメタ付近のローカルミニマムを減らすことができ，頑健な位置合わせを可能にしている．

5.2 実画像を用いた実験

本手法を実距離画像に適用した．まず，レンジファインダとして LDI 社製 PS-3300C (図 9) を用い，二つの視点から対象物体を計測して距離画像を得た．実

太線も細線も付与されていない計測点は，対応する点がこの範囲に存在しないか，または，対応する点そのものが存在しない点である．

異なる距離画像には計測点の真の対応は存在しないため，位置合わせ後の対応点間の距離を評価するのではなく，真の変換パラメタの値によって評価関数が最小化されることを，変換の並進ベクトルに注目して評価した．

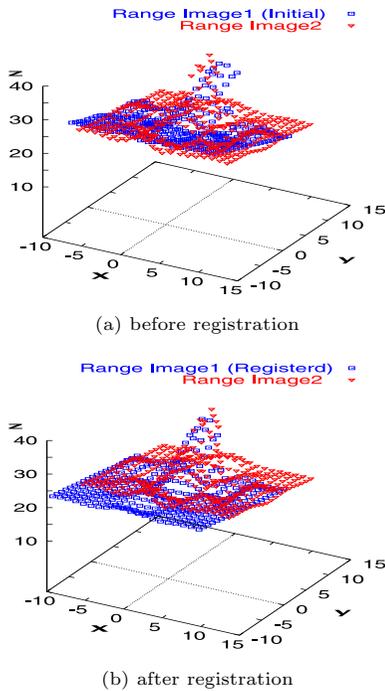


図 5 合成距離画像の位置合わせ

Fig. 5 Registration result using synthetic range images.

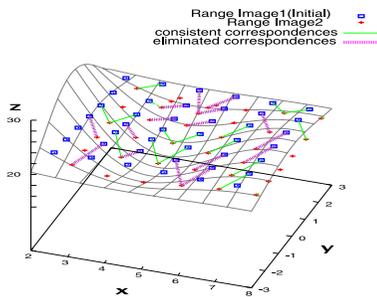


図 6 形状パターンのチェックにより除去された対応 (除去された対応の多かった部分を拡大)

Fig. 6 Corresponding pairs of points eliminated by checking their shape patterns (synthetic data).

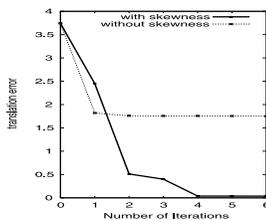
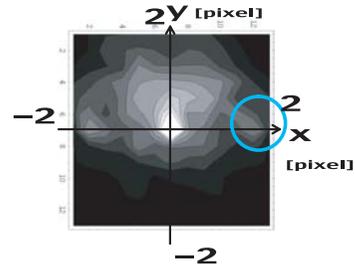
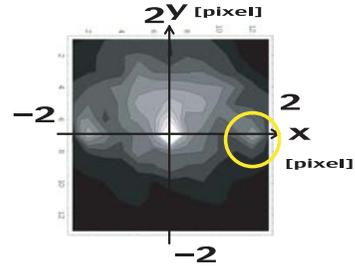


図 7 合成距離画像の位置合わせにおける、並進の推定誤差と繰返し回数との関係 (縦軸の単位は合成画像を生成したときの単位長さ)

Fig. 7 Estimation errors in translation depending on the number of iterations.



(a) with the skewness



(b) without the skewness

図 8 合成距離画像の位置合わせにおける、真の変換パラメタの付近での評価関数 J の挙動 (明るいほうが小さい値を表す)

Fig. 8 J around the true transformation for the registration (brightness means smallness).



図 9 実験に用いたレンジファインダ
Fig. 9 Range sensor used for our experiments.

験には、表面の空間周波数が異なる 3 種類の物体を用いた。図 10 に、物体とその距離画像の例を示した。図 10 (I) は表面が滑らかな人形、(II) は壁に細かい凹凸がある家の模型、(III) は表面全体の凹凸が激しい熊の人形である。

形状パターンと歪係数の両方の効果を確認するために、本手法と Turk らの位置合わせ手法²⁵⁾ の評価関数を距離の二乗和から ρ 関数に変更した手法とを比較した。この比較手法は、本手法から形状パターンと歪係数を除いた手法に相当する。また、合成画像の実験で述べた歪係数のみを用いない手法とも比較した。

位置合わせに用いた計測点数はそれぞれ約 8000 であり、どの実験でも二つの視線のなす角を約 20 度とした。図 10 (I) の人形の実験結果を図 11 に、図 10 (II) の家の模型の実験結果を図 12 に、図 10 (III) の熊の



(I) 人形 (II) 家の模型 (III) 熊の人形
 図 10 実験に用いた 3 種類の物体とその距離画像
 Fig.10 Three objects and their range images.

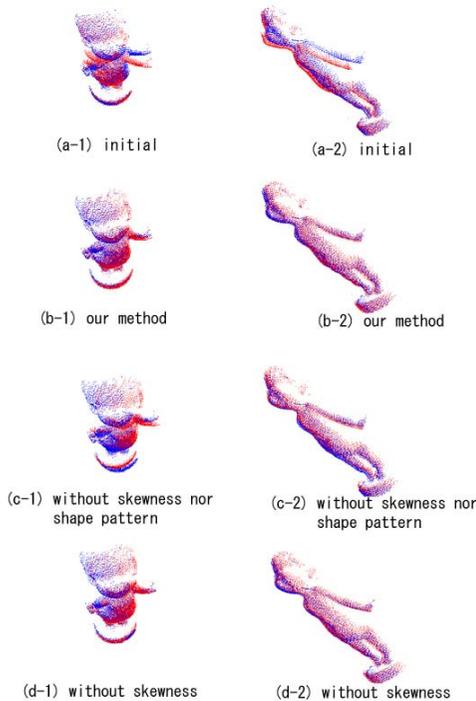


図 11 図 10 (I) の人形の実距離画像の位置合わせ (1 番目の距離画像は赤い点, 2 番目の距離画像は青い点で示している)
 Fig.11 Registration result using range images of the doll in Fig.10 (I) (the first and second range images are plotted with red and blue, respectively).

人形の実験結果を図 13 に、それぞれ示す。これらの図はそれぞれ、各対象の 2 枚ずつの距離画像を重ね合わせ、2 方向から見たものである。各図の (a-1), (a-2) は初期値とした変換パラメタ, (b-1), (b-2) は本手法により得られた変換パラメタ, (c-1), (c-2) は形状パターンと歪係数を用いない手法により得られた変換パラメタ, (d-1), (d-2) は歪係数のみを用いない手法により得られた変換パラメタによる位置合わせに対応す

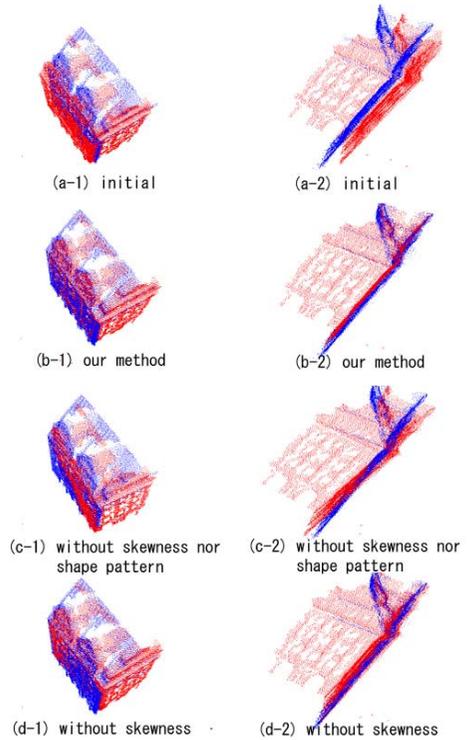


図 12 図 10 (II) の家の模型の実距離画像の位置合わせ (1 番目の距離画像は赤い点, 2 番目の距離画像は青い点で示している)
 Fig.12 Registration result using range images of the miniature house in Fig.10 (II) (the first and second range images are plotted with red and blue, respectively).

る。二つの視点は、位置合わせ前後の二つの部分形状の重なりやすさの、各手法での差が分かりやすいように選んだ。

各図の (*-2) の視点からみた結果に注目し、変換の初期値で重ね合わせた (a-2) と比較すると、本手法で位置合わせした場合の結果である (b-2) では上下や左右にずれていた二つの部分形状が正しく重なっていることが分かる。これに対し、比較手法 ((c-2), (d-2)) では、変換の初期値付近で位置合わせが止まっている。たとえば、家の模型 (図 10 (II)) の実験結果を示した図 12 では、本手法の結果である (b-2)、形状パターンと歪係数を用いない手法での結果である (c-2)、および、歪係数のみを用いない手法での結果である (d-2) では、家の模型の壁面の重なり具合が異なっている。形状パターンをチェックし、局所的な形状が同一である対応のみを使うことにより、(d-2) の結果は、(c-2) の結果に比べて改善されている。この対象のような、凹凸の変化する物体表面を位置合わせする場合には、局所的な形状が異なっている誤対応が多く存在するた

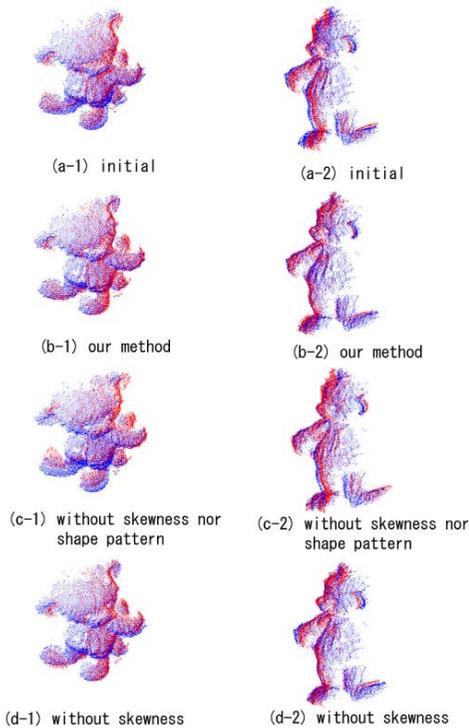


図 13 図 10 (III) 熊の人形の実距離画像の位置合わせ (1 番目の距離画像は赤い点, 2 番目の距離画像は青い点で示している)
 Fig.13 Registration result using range images of the miniature bear in Fig.10 (III) (the first and second range images are plotted with red and blue, respectively).

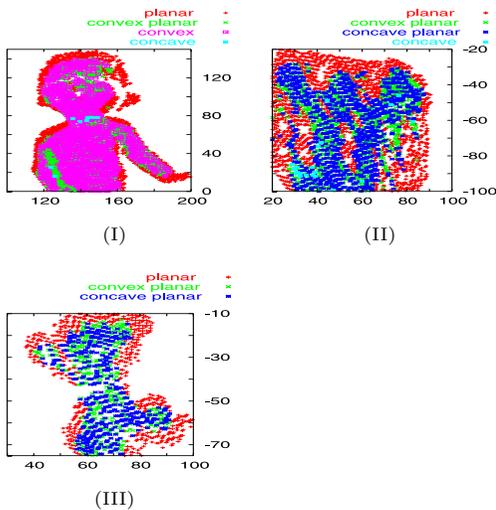


図 14 実距離画像の形状パターンの分類
 Fig.14 Classification of shape patterns for the real range images.

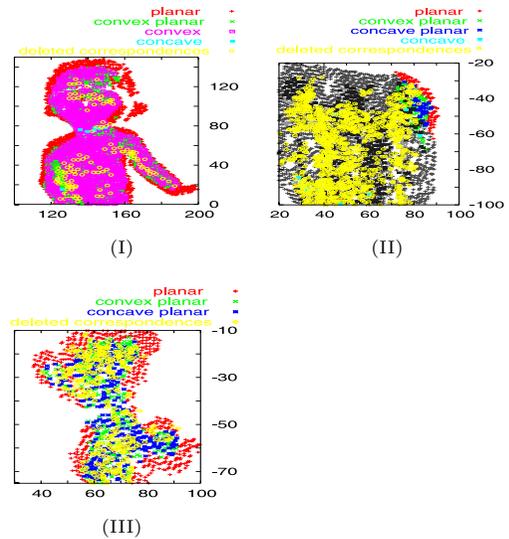


図 15 実距離画像の位置合わせにおいて, 形状パターンのチェックにより除去された対応
 Fig.15 Corresponding pairs of points eliminated by checking their shape patterns (real data).

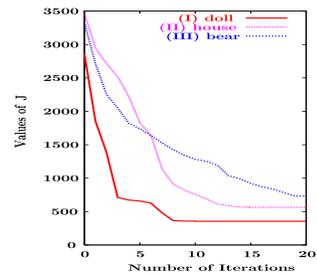


図 16 実距離画像の位置合わせにおける, 評価関数 J の値と繰返し回数との関係
 Fig.16 J depending on the number of iterations (real data).

め, 形状パターンを用いた誤対応の除去が有効に働いたと考えられる. さらに, 歪係数を考慮して, 距離が近くなるだけでなく対応の向きが揃うような変換を求めることで, (b-2) の結果は, (d-2) の結果に比べて改善されている. 凹凸の変化している物体では, たとえ対応点の形状パターンが同一であっても, 正しい変換を与えないと局所的な対応の向きが揃いにくいいため, 歪係数を用いて対応の揃い具合を評価することで, 壁の面がよりよく重なり合うような変換が求められたと考えられる. また, 図 11, 12, 13 から, 表面が複雑な物体 (表面の空間周波数が高い物体) に対して, 本手法による改善が顕著であることがみてとれる.

図 10 に示した各物体の距離画像の一部を切り出し, その部分の形状パターンの分類した結果を図 14 に示

す。また、同じ部分について、形状パターンの整合性をチェックすることにより、反復の第 1 回目において除去された対応を図 15 に示す。これらの図を見ると、(I), (II), (III) の順に (物体表面の空間周波数が高くなるにつれ)、形状パターンのチェックにより除去された点の割合が増加していることが分かる。これは、物体表面の凹凸が激しいと距離のみでは誤対応が生じやすいことを意味し、物体表面の凹凸が激しくなればなるほど提案手法が有効であることを示唆する。

以上の結果から、表面の凹凸の違いを形状パターンを用いて区別することで誤対応を除去し、さらに歪係数を評価して対応ベクトルの揃うような変換を求めることで、高精度な位置合わせが実現されることが確認された。また、空間周波数の高い物体に対して、提案手法は有効に働く傾向があることが分かった。

図 16 は、実画像の位置合わせにおける、繰返し回数と評価関数 J との関係を表す。表面の滑らかな図 10 (I) の収束が一番早い。物体表面の空間周波数が高くなるにつれ、(II), (III) の順番に繰返し回数が増えている。これらの図から、複雑な物体であっても 20 回程度では収束していることが分かる。

6. ま と め

本稿では、計測点の隣接関係や近傍における対応の整合性を考慮し、物体表面の局所構造を保持する位置合わせ手法を提案した。

物体表面の局所構造とは、各計測点の画像上での近傍領域内に含まれる計測点がなす構造である。本手法では、各計測点に対して画像上での近傍領域内に含まれる計測点からなる局所的な面を考え、この局所的な面をその計測点の属性として用いた。そして、この局所的な面の構造を保持する位置合わせを実現するために、二つの特徴量、形状パターンと歪係数を、導入した。形状パターンは、その計測点に付与された局所的な面の曲率の符号を用いて計算し、誤対応を取り除くために用いた。歪係数は、隣接する画素での対応の整合性を評価するために用いた。

距離画像間での計測点の対応が正しければ、局所的な面の形状パターンは一致する。そこで、局所的な面の形状パターンが一致している対応のみを用いて変換パラメータを推定することにより、高精度な位置合わせを実現した。一方、隣接する画素での対応が整合するような変換パラメータにより高い評価を与えることによって、変換パラメータの真の値付近における評価関数のローカルミニマムを減らすことができる。そこで、変換の評価に、対応の近傍での整合性を表す歪係数を

導入することにより、真の変換パラメータの付近で頑健でかつ高精度な変換パラメータの推定を実現した。また、これら二つの特徴量を用いた位置合わせ手法が、高精度かつ安定であることを実験により確認し、本手法の有効性を示した。

今後の課題として、局所的な面を構成する際の空間分解能の均一化があげられる。現在は、すべての計測点に対して画像上の 8 近傍に観測された計測点から局所的な面を構成している。これは、距離画像全体で空間分解能が一樣であることを仮定していることに相当する。しかし、対象の相対的な面の傾きや形状によって、同一の距離画像中であっても場所によって空間分解能が異なっているため、空間分解能の不均一さが形状パターンの分類のための曲率の計算や歪係数の計算に影響を与える可能性がある。このことに対処するために、局所的な面の空間的な大きさが均一になるように、画像上での近傍領域の大きさを適応的に変化させることが考えられる。また、距離画像の空間分解能と物体表面の空間周波数との関係において、提案手法の有効性がどのような傾向を示すかを明らかにすることも今後の課題として残されている。実験によって、物体表面の空間周波数が高くなれば提案手法の有効性が向上することが確認されたが、距離画像の空間分解能は物体表面の複雑さの計測に大きく影響するので、この点をふまえて提案手法の有効性を検証することが必要である。

謝辞 本研究の一部は科学研究費補助金 (No. 13224051, No.14380161, No.16650040) による。

参 考 文 献

- 1) Besl, P.J. and McKay, N.D.: A Method for Registration 3-D Shapes, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.14, No.2, pp.239-256 (1992).
- 2) Chen, Y. and Medioni, G.: Object Modeling by Registration of Multiple Range Images, *IVC*, Vol.10, No.3, pp.145-155 (1992).
- 3) Dorai, C., Wang, G., Jain, A.K. and Mercer, C.: Registration and Integration of Multiple Object Views for 3D Model Construction, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.20, No.1, pp.83-89 (1998).
- 4) Feldmar, J., Ayache, N. and Bering, F.: Rigid, Affine and Locally Affine Registration of Free-Form Surfaces, *IJCV*, Vol.18, No.2, pp.99-119 (1996).
- 5) Forsyth, D. and Ponce, J.: *Computer Vision - A Modern Approach*, Prentice Hall (2003).
- 6) Gelfand, N., Rusinkiewicz, S., Ikemoto, L. and Levoy, M.: Geometrically Stable Sampling for

- the ICP Algorithm, *Proc. 3DIM*, pp.260–267 (2003).
- 7) Godin, G. and Boulanger, P.: Range Image Registration Through Invariant Computation of Curvature, *Proc. ISPRS Workshop From Pixels to Sequences*, pp.170–175 (1995).
 - 8) Guest, E., Berry, E., Baldock, R.A., Fidrich, M. and Smith, M.A.: Robust Point Correspondence Applied to Two and Three-Dimensional Image Registration, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.23, No.2, pp.165–179 (2001).
 - 9) Huber, D. and Hebert, M.: Fully Automatic Registration of Multiple 3D Data Sets, *IVC*, Vol.21, No.7, pp.637–650 (2003).
 - 10) Ikemoto, L., Gelfand, N. and Levoy, M.: A Hierarchical Method for Aligning Warped Meshes, *Proc. 3DIM*, pp.434–441 (2003).
 - 11) Ikeuchi, K.: Overview of CREST Digital Archiving Project — Digital Archiving of Cultural Heritage through Observation, *Proc. International Symposium on the CREST Digital Archiving Project*, pp.3–15 (2003).
 - 12) 井口征士, 佐藤宏介: 三次元画像計測, 昭晃堂 (1990).
 - 13) 河井良浩, 植芝俊夫, 吉見 隆, 大島正隆: 多視点レンジデータからの3次元形状復元, 電子通信学会論文誌, Vol.J75-D-II, No.4, pp.737–748 (1992).
 - 14) Krsek, P., Pajdla, T. and Hlavac, V.: Differential Invariants as the Base of Triangulated Surface Registration, *CVIU*, Vol.87, pp.27–38 (2002).
 - 15) Masuda, T.: Registration and Integration of Multiple Range Images by Matching Signed Distance Fields for Object Shape Modeling, *CVIU*, Vol.87, pp.51–65 (2002).
 - 16) 増田 健, 横矢直和: モデル生成のための複数の距離画像の位置合わせと統合, 画像の認識・理解シンポジウム講演論文集, pp.II-247–252 (1996).
 - 17) 増田智仁, 池内克史: レンジデータを用いた三次元形状の復元と評価, 情報処理学会研究報告, Vol.CVIM-137, No.5, pp.35–43 (2003).
 - 18) 諸岡健一, 高鳥暁彦, 長橋 宏: 幾何情報と位相情報を用いた3次元物体形状の復元, 画像の認識・理解シンポジウム 講演論文集, Vol.II, pp.269–274 (2002).
 - 19) 大石岳史, 佐川立昌, 中澤篤志, 倉爪 亮, 池内克史: PC クラスタによる大規模距離画像の並列アライメント, 情報処理学会研究報告, Vol.CVIM-137, No.4, pp.27–34 (2003).
 - 20) Rousseeuw, P.J.: Least Median of Square Regression, *J. American Stat. Assoc.*, Vol.79, pp.871–880 (1984).
 - 21) Sagawa, R. and Ikeuchi, K.: Taking Consensus of Signed Distance Field for Complementing Unobservable Surface, *Proc. International Symposium on the CREST Digital Archiving Project*, pp.127–138 (2003).
 - 22) Schouten, J.A.: *Tensor Analysis*, 2nd. ed., Dover Pub. Inc. (1989).
 - 23) Sharp, G.C., Lee, S.W. and Wehe, D.K.: ICP Registration Using Invariant Features, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.24, No.1, pp.90–102 (2002).
 - 24) 清水浩行, コーニリアニグナディ, 山本智幸, 相澤清晴: 画像, レンジデータと航空測量データを利用した広域実空間空間のモデル化, 画像の認識・理解シンポジウム 講演論文集, Vol.I, pp.177–182 (2002).
 - 25) Turk, G. and Levoy, M.: Zipped Polygon Meshes from Range Images, *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, pp.311–318 (1994).
 - 26) Zhang, Z.: Iterative Point Matching for Registration of Free-Form Curves and Surfaces, *IJCV*, Vol.13, No.2, pp.119–152 (1994).
- (平成 16 年 3 月 26 日受付)
(平成 16 年 9 月 11 日採録)

(担当編集委員 島田 信敬)



岡谷 (清水) 郁子 (正会員)

1994 年東京大学工学部計数工学科卒業。1999 年同大学院工学系研究科計数工学専攻博士課程修了。博士 (工学)。同年埼玉大学工学部助手, 2004 年東京農工大学大学院共生科学技術研究部講師, 現在に至る。コンピュータビジョン, 3 次元画像計測に興味を持つ。計測自動制御学会, IEEE-CS 等の会員。



杉本 晃宏 (正会員)

1987 年東京大学工学部計数工学科卒業。1989 年同大学院工学系研究科修士課程修了 (数理工学専攻)。同年日立製作所基礎研究所に入社。1991 年～1995 年 ATR に出向。1999 年京都大学講師, 2002 年国立情報学研究所助教授, 現在に至る。博士 (工学)。視覚情報処理や離散システム・アルゴリズム等に興味を持ち, 数理的手法に基づいたコンピュータビジョンの研究に従事。2001 年情報処理学会論文賞。日本応用数理学会, 電子情報通信学会等の会員。