

# グラフカーネルアルゴリズムを用いた 大域的最適性を保証する距離画像の位置合わせ

岡谷 (清水) 郁子<sup>†</sup> Radim Šára<sup>††</sup> 杉本 晃宏<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> 東京農工大学 <sup>††</sup> チェコ工科大学 <sup>†††</sup> 国立情報学研究所

E-mail: <sup>†</sup>ikuko@cc.tuat.ac.jp, <sup>††</sup>sara@cmp.felk.cvut.cz, <sup>†††</sup>sugimoto@nii.ac.jp

あらまし 前処理や視点の位置関係に関する事前知識を用いずに、距離画像を自動的に位置合わせするには、異なる距離画像間で共通に観測した領域を特定し、それらの領域の間での計測点を対応づけることが必要となる。本稿では、この問題をグラフ上で表現し、位置合わせ問題をそのグラフ上での組合せ最適化問題として定式化する。具体的には、まず、計測点同士の考えられ得る全ての対応づけを頂点で表現し、その暫定的な対応づけ同士の競合を枝で表現するグラフを考える。そして、暫定的な対応づけのよさの評価に基づいて各枝に向きを付与し、有向グラフを定義する。このとき、計測点の対応づけが整合するような対応の組合せを最も多く見つける問題は、このグラフに存在する要素数最大の強部分核を求めることに一致する。したがって、要素数最大の強部分核を求めるアルゴリズムを適用することによって、最も多くの整合する計測点の対応づけの組合せを見つけることができる。従来、距離画像の位置合わせ探索問題は局所解に陥らないようにする工夫に主眼がおかれてきたが、本稿での定式化によって、局所解に陥ることなく大域的に最適な解が求まることが保証される。

キーワード グラフカーネル, 大域的最適性, 局所特微量, 位置合わせ, 距離画像.

## Globally Optimal Range Image Registration by Graph Kernel Algorithm

Ikuko Shimizu OKATANI<sup>†</sup>, Radim ŠÁRA<sup>††</sup>, and Akihiro SUGIMOTO<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> Tokyo Univ. of Agri. and Tech. <sup>††</sup> Czech Technical University <sup>†††</sup> National Institute of Informatics

E-mail: <sup>†</sup>ikuko@cc.tuat.ac.jp, <sup>††</sup>sara@cmp.felk.cvut.cz, <sup>†††</sup>sugimoto@nii.ac.jp

**Abstract** Automatic range image registration without any prior knowledge of the viewpoint requires identifying common regions across different range images and then establishing point correspondences in these regions. We formulate this as a graph-based optimization problem. More specifically, we define a graph in which each vertex represents a putative match of two points, each edge represents binary consistency decision between two matches, and each edge orientation represents match quality from worse to better putative match. Then strict sub-kernel defined in the graph is maximized. The maximum strict sub-kernel algorithm enables us to uniquely determine the largest consistent matching of points. To evaluate the quality of a single match, we employ the histogram of triple products that are generated by all surface normals in a point neighborhood. Our experimental results show the effectiveness of our method for coarse range image registration.

**Key words** graph kernel, globally optimal, local features, registration, range images.

### 1. はじめに

実世界にある物体の 3 次元モデルを自動的に生成する技術は、CG, CAD/CAM をはじめとする多くの分野で重要である。レンジセンサは物体表面上の点を 3 次元的に直接計測することができるセンサであり、物体の 3 次元モデル生成のための有用な道具となっている。

レンジセンサによる計測で得られるデータは距離画像と呼ば

れ、物体表面上の点をセンサの位置と姿勢に依存する座標系で表現したときの 3 次元座標を各画素に格納した画像の形式で与えられる。そのため、物体の全形状を得るためには、複数の異なる視点から距離画像を得て、それらを重ね合わせる必要がある。

距離画像を重ね合わせるためには、各距離画像を取得した視点間を関係づけなければならない。すなわち、個々の距離画像を表現する座標系を共通にするための剛体変換を求めること

が必要となる。この問題は、距離画像の位置合わせとよばれていて、Beslら[2]によって提案されたICP (Iterative Closest Point) 法が広く用いられている。ICP法は、(1) 距離に基づく対応点の探索と(2) 対応点間の距離を近づけるための剛体変換の推定という2つのステップを繰り返すことで位置合わせを実現する手法である。

距離画像の位置合わせを困難にする原因は、オクルージョンと視点に依存する物体表面の離散化である。すなわち、ある視点からは観測可能である物体表面上の領域の一部が他の視点からは観測不能になっていたり、さらに、共通に観測可能である領域でも、物体表面上の同一の点を必ずしも計測しているわけではないという問題である。これらの問題を解決し、頑健・安定に距離画像の位置合わせを行うために、ICP法は様々な形に拡張されている[4],[6],[9],[10],[14],[15],[18],[19],[21],[23]。

しかし、これらの手法は十分によい初期値から対応探索を開始することを前提としていて、初期値が悪いと局所最適解に収束してしまうという問題を抱えている。なぜなら、これらの手法において位置合わせのよさを評価する関数には、求める変換パラメタの真値付近に特に多くの局所最適解が存在するためである。したがって、高精度な位置合わせのためには十分によい初期値を求めることが重要であり、それは、大まかな位置合わせ (coarse registration) とよばれている。

十分によい初期値を求めるために、これまで長年にわたり、不変特徴量を用いた大まかな位置合わせ手法が提案されてきた[3]。JohnsonとHebert[12]は、計測点の周りの表面形状の位置の2次元ヒストグラムをスピン画像と呼び、この画像の共分散に基づいて対応を見つけている。別の特徴量も提案されていて、例えば、SteinとMedioni[20]は計測点の周りの法線ベクトルの方向の変化を符号化したスプラッシュと呼ばれる特徴量を、ChuaとJarvis[5]は参照平面からの距離を符号化したポイントシグニチャーと呼ばれる特徴量を、Higuchiら[11]は曲率に比例した長さの法線ベクトルを球面上に射影した球面属性画像と呼ばれる特徴量を用いている。これら一連の手法では、特徴量の対応づけにハッシュテーブルを用いている。一方、計測点同士の対応の仮説生成と検証を繰り返す手法では、曲率と法線ベクトル[8]、平均曲率がゼロの計測点を結ぶ曲線[13]、物体表面の複接線[22]などを特徴量として用いている。

これら既存の手法は、いずれも、各計測点を十分識別できるような特徴量を用いて個々の計測点間の類似度を定義し、それを独立に評価することで最も似ている計測点を対応づけている。このような方法は、十分によい特徴量が安定に得られる場合には有効である。しかし、たとえ特徴量が安定に得られたとしても、複数の特徴量からそれらを統合し一つの類似度を定義することは困難な問題として残されている。

そこで本稿では、これら上にあげた手法とは異なる発想に基づいて、距離画像の大まかな位置合わせにおける計測点の対応づけを考える。すなわち、個々の計測点の類似性を独立に評価して対応づけを探索するのではなく、対応づけの組合せの整合性を評価し、整合する対応づけの組合せをできるだけ多く見つけるというアプローチをとる。具体的には、考えられ得る計測点同士の暫定的な対応づけをグラフ上で表現し、最も多くの整合する計測点の対応づけの組合せを見つかる問題をそのグラフ上の組合せ最適化問題として定式化する。そして、その最適化問題を解くアルゴリズム[16],[17]の適用によって、局所解に陥

ることなく大域的に最適な計測点の対応づけを一意に求める。これにより、初期値を必要とすることなく、大域的最適解が得られることが保証される。

## 2. 組合せ最適化問題としての対応づけ

ここでは、2枚の距離画像の相対的な位置関係を表す剛体変換を求めるために必要となる計測点同士の対応づけ探索問題を、有向グラフ上の組合せ最適化問題として定式化する。

### 2.1 計測点の対応づけ探索問題

計測点の対応づけを行うには、(1) 剛体変換に不変な特徴量と(2) 剛体変換に共変な特徴量の2種類の特徴量が必要である。前者は、対応づけのよさの基準として用い、後者は、対応づけの幾何学的無矛盾性を評価するために用いる。

不変な特徴量と共変な特徴量の必要性を、計測点の特徴量として構造行列を例に説明する。

面 $S_1$ の計測点 $x$ に対し、その点の近傍にある $n$ 個の計測点における法線ベクトルを $n_i (i = 1, \dots, n)$ とする。このとき、計測点 $x$ の構造行列 $S$ とは、 $3 \times 3$ の行列 $S = \sum_{i=1}^n n_i n_i^T$ である。構造行列は、 $n > 2$ かつ $\{n_i\}$ が縮退していないとき、正則となる。面 $S_1$ が回転行列 $R$ と並進ベクトル $t$ で表される剛体運動 $(R, t)$ をしたとすると、運動後の構造行列は $S' = R S R^T$ で与えられる。したがって、 $S$ の特異値分解を $S = U D U^T$ とすると、 $S'$ の特異値分解は次式で与えられる：

$$S' = U' D' (U')^T = R U D U^T R^T. \quad (1)$$

いま、 $x, y$ を2枚の異なる距離画像(その間の剛体変換は $(R, t)$ )の計測点とし、 $x, y$ それぞれに対して、その近傍の計測点から構造行列 $S, S'$ を構成したとする。このとき、 $x, y$ が対応する計測点であれば、式(1)より以下の関係が成り立つ。

$$D' = D, \quad (2)$$

$$U' P = R U. \quad (3)$$

ただし、 $P$ は $3 \times 3$ の対角行列であり、 $|s_1| = |s_2| = 1$ を用いて $P = \text{diag}(s_1, s_2, s_1 \cdot s_2)$ と表される。符号の不定性を考えると、 $P$ には4組の場合があることを注意しておく<sup>(注1)</sup>。

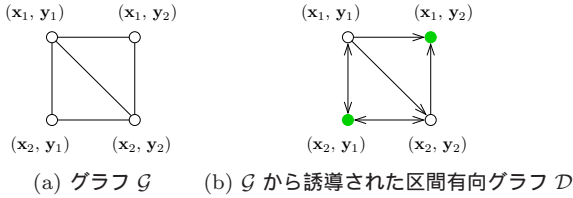
式(2)は、剛体変換の前後で不変である不変特徴量は対応する計測点の間で一致することを意味する。一方、式(3)は、剛体変換に対して共変である共変な特徴量は幾何学的に矛盾しないことを意味する。したがって、前者からは対応づけのよさの基準を設定することができ、後者からは対応の幾何学的な無矛盾性を評価する基準を設定することができる。

以上より、幾何特徴の対応づけ探索では、不変特徴量の類似性と共変な特徴量の幾何学的無矛盾性の両方が満たされなければいけないことがわかる。これをより一般的に述べると、面 $S_1$ と面 $S_2$ における計測点の考えられ得るすべての対応づけの集合を $P$ とすると、対応づけ探索問題は、下記の条件を満たす $P$ の部分集合 $M (\subseteq P)$ を見つかる問題となる。

R1: (探索範囲の許容性) すべての対応 $p \in M$ は、許容範囲にある剛体変換 $(R_p, t_p)$ によって対応づけられる。

R2: (一意性) 計測点同士の対応は、1対1である。すな

(注1): 面に対して内側外側という向きを区別して法線ベクトルを定義することによって、この不定性は2組まで減らすことができる。



	$y_1$	$y_2$
$x_1$	[0.60, 0.70]	[0.85, 0.95]
$x_2$	[0.65, 0.75]	[0.72, 0.82]

(c) 類似度  $c(p)$

図 1  $2 \times 2$  の対応づけ問題と SSK によって求まる解  $M = \{(x_1, y_2), (x_2, y_1)\}$ .

わち、すべての計測点は、対応  $p \in M$  に高々1度しか現れない。

R3: (幾何学的無矛盾性) すべての組  $p, q \in M$  について、 $(R_p, t_p) = (R_q, t_q)$  が成り立つ。

R4: (類似性) すべての対応  $p = (x, y) \in M$  に対して、計測点  $x \in S_1$  と  $y \in S_2$  の不変特徴量は類似している。

### 2.2 共変な特徴量に基づく無向グラフの生成

前節にあげた対応づけの条件を満たす  $P$  の部分集合を求めるために、無向グラフ  $G = (V, E)$  を構成する。このグラフでは、各頂点が対応の候補となる計測点の組となっており、枝は互いに矛盾する対応を表している。

まず、考えられる全ての対応  $p = (x_i, y_j)$  を頂点とし、グラフ  $G$  の頂点集合  $V$  を定義する。ただし、 $x_i \in S_1, y_j \in S_2$  である。なお、2枚の距離画像を重ね合わせるための回転角の許容範囲が予めわかる場合などは、R1に基づいて、その許容性を満たす対応のみを選んで頂点を生成することもできる。

次に、R2とR3に基づき、対応付けが矛盾するかどうかを表すように  $G$  の枝集合を定義する。

具体的には、R2にある一意性の条件を表現するために、対応づけの組合せ  $M \subseteq P$  に対して、 $M$  に  $p$  が  $q$  のうちいずれかは存在するが両方向同時に存在することがない場合に、2つの頂点  $p, q$  を枝で結ぶ。例えば、計測点  $x_1 \in S_1$  が計測点  $y_1 \in S_2$  に対応している場合には、 $x_1$  は  $S_2$  の他の計測点には対応できない。つまり、 $p = (x_1, y_1) \in M$  であれば、 $M$  には  $q_i = (x_1, y_i)$  ( $i \neq 1$ ) や  $s_j = (x_j, y_1)$  ( $j \neq 1$ ) は同時に存在することができない。そこで、頂点  $p$  は、そのような頂点  $q_i$  や  $s_j$  すべてと枝で結ぶ。図1(a)のグラフ  $G$  において、水平方向や垂直方向の枝がこの例となっている。

また、R3にある幾何学的無矛盾性を表現する枝を  $G$  に定義する。すなわち、同一の剛体変換  $(R, t)$  によって  $x_i$  の近傍の点が  $y_j$  に、 $x_k$  の近傍の点が  $x_l$  に対応することがあり得ない場合、それらの対応づけを表す頂点  $p = (x_i, y_j)$  と  $q = (x_k, y_l)$  とを枝で結ぶ。この枝により、2つの対応づけ  $p, q$  は、幾何学的な意味で同時に起こり得ないことを表現することができる。図1(a)のグラフ  $G$  では、対角方向の枝がこの例となっている。

### 2.3 不変特徴量に基づく有向グラフの生成と強部分核

前節での議論より、 $M$  が求める対応づけの組合せであるとき、 $M$  のうちのどの2頂点に対しても  $G$  の枝は存在しないことがわかる。すなわち、許容される対応づけの組合せ  $M$  は、グラフ  $G = (V, E)$  において、 $V$  の部分集合であって独立 [1] でなければならない。もちろん、 $G$  には独立な  $V$  の部分集合は複

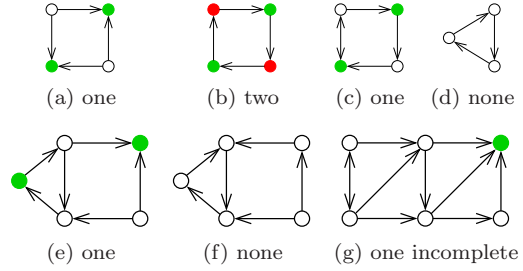


図 2 有向グラフの強部分核とその個数の例 (解は緑の頂点, (a) だけが区間有向グラフ)

数存在する。したがって、それらのうちから与えられたデータに最も適合するものを選ぶことによって求めるべき対応の組合せを得ることができる。ここでは、不変な特徴量に基づく類似性 R4 を用いてこの適合度を評価する。ここで生成する有効グラフでは、前節で生成した無効グラフの各枝に対し、2つの端点の対応組のデータへの適合度を比較し、適合度が低い方の頂点を始点、適合度が高い方の頂点を終点とするように方向をつける。

いま、すべての暫定的な対応づけ  $p = (x, y) \in V$  に対して、この対応づけのよさ、すなわち、類似性を表す区間  $c(p) = [c(p), \bar{c}(p)]$  が求まっているとする。ただし、 $\bar{c}(p)$  は距離画像から抽出された特徴量の類似度であり、 $\bar{c}(p) - c(p) \geq 0$  は雑音等によって計測データが摂動したことに起因する類似度の変化を表すことにする。また、ここでの類似度は、 $x$  の近傍点と  $y$  の近傍点を不変特徴量に基づいて比較することによって得られるとする。類似度を値ではなく区間によって捉えることにより、不変特徴量の抽出誤差を吸収することが可能となり、計測誤差に対して頑健な対応付けを求めることができると期待される。

次に、 $c(\cdot)$  に基づいて、次のようにグラフ  $G = (V, E)$  の枝に向きを付与し、有向グラフ  $D = (V, A \cup A^*)$  ( $A \cap A^* = \emptyset$ ) を定義する。ここに、 $A$  は双方向に向きがある枝を表し、 $A^*$  は一方方向のみに向きがある枝を表す。 $G$  の勝手な枝の端点を  $p, q$  とする。このとき、 $\bar{c}(p) < c(q)$ 、すなわち、 $c(p) \prec c(q)$  であるときに、始点が  $p$  で終点が  $q$  となるように枝に向きをつける ( $(p, q) \in A^*$ )<sup>(注2)</sup>。一方、 $c(p)$  と  $c(q)$  に共通部分がある場合、枝には双方向の向きをつける ( $(p, q), (q, p) \in A$ )。このようにして定義された有向グラフ  $D$  を、区間有向グラフとよぶことにする。容易に理解できるように、 $A^*$  は計測データの摂動によって対応付けの優劣に逆転が起こり得ない対応組を端点とする枝集合であり、 $A$  は逆転が起こり得る対応組を端点とする枝集合である。例を図1(b)に示す。

区間  $c(p)$  は暫定的な対応づけ  $p \in P$  のよさを表しているのので、幾何学的に無矛盾でデータに適合する対応づけの組合せは、グラフ  $D$  の強部分核 (strict sub-kernel; 以下 SSK と記す) [17] によって与えられる。有向グラフ  $D = (V, A \cup A^*)$  に対して、頂点部分集合  $K \subseteq V$  が以下の2つの条件を満たすとき、 $K$  は  $D$  の SSK であるという。

(1)  $K$  は、グラフ  $D$  の独立集合である。

(2)  $p \in K$  に対して、 $(p, q) \in A \cup A^*$  ならば、 $r \in K$  であるような有向枝  $(q, r) \in A^*$  が存在する。

(注2):  $(p, q) \in A \cup A^*$  は、始点が  $p$ 、終点が  $q$  である有向枝を表す。

有向グラフ  $D$  の SSK で要素数が最大のものを  $D$  の最大 SSK という。図 2 に、有向グラフとその最大 SSK の例を示す。例えば、図 2(c) の SSK である右上の緑の頂点  $p$  のように、 $p$  と競合し  $p$  よりよい  $q$  (図の右下の頂点) が存在するにも関わらず  $p$  が選ばれるのは、(2) の性質より、 $q$  と競合し  $q$  より良い対応 (左下の頂点  $r$ ) が選ばれている場合である。

グラフ  $D$  上で、整合する<sup>(注3)</sup>最も多くの対応の組合せ  $M$  を見つけることは、 $D$  の最大 SSK を求める問題と同一である。すなわち、 $D$  に存在する独立な点集合のうち、SSK の定義中の (2) の意味で大域的に最適な点集合を求めることに一致する。ここに最適とは、SSK の定義中の (2) を満たす最大個数の点集合を意味する。もし区間  $c(p)$  が縮退していなければ、すなわち、すべての  $p \in V$  に対して  $\underline{c}(p) < \bar{c}(p)$  が成立するならば、最大 SSK は、データの摂動に対して不変であるという意味で頑健であることが知られている。SSK の性質に関する詳細な議論は、例えば [17] にある。

例として、図 1 における最大 SSK を考えてみる。2 つの  $S_1, S_2$  にそれぞれ 2 つの計測点  $x_1, x_2 \in S_1, y_1, y_2 \in S_2$  があるとする。また不変特徴量を用いた類似度の区間  $c(\cdot)$  は、図 1(c) の表に与えられているとする。既に述べたように、一意性や幾何学的無矛盾性は、無向グラフによって表現されている。例えば、 $(x_1, y_1)$  と  $(x_2, y_2)$  を結ぶ枝は、この 2 組の対応を同時に満たすような剛体変換が存在しないことを表している。与えられた類似度区間に基づいて向きを付与した有向グラフ  $D$  の最大 SSK は、図 1(b) の緑の頂点である。したがって、対応の組合せ  $M = \{(x_1, y_2), (x_2, y_1)\}$  がこの例の最大 SSK となっている。

#### 2.4 SSK の性質と最大 SSK 探索アルゴリズム

SSK の性質として次の 2 点をあげておく [17]。第 1 に、最大 SSK を求めるのに、何らか加算的な評価関数を最適化していないという点である<sup>(注4)</sup>。これにより、個々の計測点の類似性を独立に評価して対応づけを探索する必要がなくなる。第 2 に、最大 SSK はすべての対応の組合せのうちで必ずしも組合せ数が最大であるとは限らないという点である<sup>(注5)</sup>。これは、もしデータから得られる対応が不十分であったりあいまいであったりした場合、無理に対応させるのではなく、それを対応から部分的に除外していることを意味するので、対応探索にとって好ましい性質となっている。結果的に、対応の組合せ数が少なくなることはあっても、誤対応を生じさせることにはならない。

前節で議論したような手続きによって区間有向グラフを定義した場合、そのグラフの最大 SSK は高々一つしか存在しないことが示されている [17]。それゆえ、SSK を用いた距離画像の位置合わせでは、剛体変換を一意に求めることができ、また、データがあいまいであるときには変換を推定しないことになる。解が求まらないという状況は、往々にして、対象物体が完全に対称的だったり、物体表面に特徴がなかったりする場合である。

次に示すアルゴリズムは、区間有向グラフに対してその最大 SSK を多項式時間で求めることが知られている [17]。なお、有向グラフ  $D = (V, A \cup A^*)$  の頂点  $p$  に対して、 $p$  を始点とする

枝が存在しないとき、すなわち、 $(p, q) \in A \cup A^*$  であるような  $q \in V$  が存在しないとき、 $p$  を出口とよぶ (孤立した頂点も出口である) [1]。

Step 1:  $K := \emptyset$  と初期化する。

Step 2:  $V$  に出口が存在しない場合、終了。

Step 3:  $V$  の出口  $s \in V$  を見つける。

Step 4:  $K$  に  $s$  を加える。

Step 5:  $s$  と  $s$  を終点とする枝の始点を  $V$  から取り除く。

Step 6: Step 2 に戻る。

面  $S_1$ 、面  $S_2$  上にそれぞれ  $n$  個の点がある距離画像の位置合わせにこのアルゴリズムを適用した場合、その計算量は  $O(n^4)$  となることがわかる。これは、グラフ  $D$  を生成するのに必要な計算量も含んでいる。なお、計算量を  $O(n^3)$  に抑えたアルゴリズムも知られている [16], [17]。

### 3. SSK を用いた距離画像の位置合わせ

前節での定式化に基づき、距離画像の位置合わせを説明する。ここでいう位置合わせとは、距離画像に含まれる物体表面  $S_1$  の計測点から選択された特徴点の集合  $I_1$  と、もう一つの距離画像に含まれる物体表面  $S_2$  の計測点から選択された特徴点の集合  $I_2$  との間で 1 対 1 の対応を求めることである。まず、 $S_1$  と  $S_2$  の計測点からそれぞれ独立に特徴点の集合  $I_1, I_2$  を選ぶ。次に、考えられるすべての対応  $P = I_1 \times I_2$  に対して類似度の区間  $c(p)$  を計算する。最後に、前節で述べた SSK アルゴリズムを適用することにより特徴点の対応の組合せを求める。

#### 3.1 物体表面の特徴量

不連続な部分が多い複雑な形状を扱うためにも、物体表面の特徴量をできるだけ小さい局所領域から抽出することが好ましい。しかも、他の点との識別能力ができるだけ高い方がよい。ここに識別能力とは、その特徴量の類似度に基づいて局所的な判断のみで正しい対応を見つけることができる能力を意味する。

本稿では、近傍画素に格納された計測点から構成される三角パッチ群を用いて特徴量を計算する。具体的には、図 3(a) (黒点は注目している計測点、白点は近傍の計測点) に示す計測点から注目している計測点を含む全ての可能な 3 点の組合せを選び、それらの計測点を頂点とする三角パッチ群 (以下、拡張三角メッシュとよぶことにする) を考える。そして、この拡張三角メッシュに対して、(1) 向きつき法線ベクトル、(2) 構造行列、(3) ベクトル三重積特徴の 3 つの局所的な特徴量を抽出する。(1) と (2) は共変な特徴量であり、(3) は不変特徴量である。

向きつき法線ベクトルは、近傍に生成された拡張三角メッシュを定める三角パッチ群の法線ベクトルの平均とする。実験では、図 3(b) の  $7 \times 7$  近傍を用いた。なお、この向きつき法線ベクトルは、構造行列とベクトル三重積特徴の計算にも用いる。

構造行列は、その点の近傍の法線ベクトルの向きのばらつきを表す行列であり、その定義は、第 2.1 節で述べた通りである。一方、ベクトル三重積特徴は、その点の近傍の凹凸を表す特徴量である。点  $x$  のベクトル三重積特徴は、点  $x$  を注目している計測点としたときの拡張三角メッシュを定める三角パッチ群のうち、 $x$  を含むすべての三角パッチから計算する。すなわち、以下に示す特徴量  $f_i$  の集合  $F(x) = \{f_i(x) \mid i = 1, \dots, t\}$  である。

$$f_i(x) = \frac{\det[n, n_1, n_2]}{\|(x_1 - x) \times (x_2 - x)\|}. \quad (4)$$

(注3): 対応づけの組合せが整合するとは、それらが幾何学的に無矛盾であり、かつ、類似度の意味でデータに適合することを意味する。

(注4): 図 1 では、 $\bar{c}(\cdot)$  の和を最大にする対応の組合せがたまたま解になっているだけである。

(注5): 図 1 では組合せ数が最大になっているが、これも偶然である。極端な例として全ての有向枝の向きが双方向である場合を考えると、SSK は存在しない。

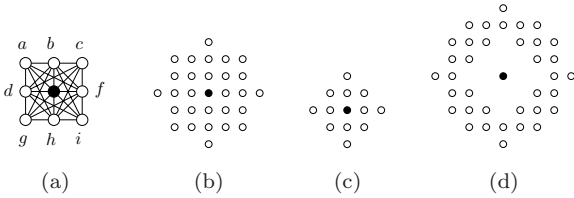


図 3 拡張三角メッシュ . (a)  $3 \times 3$  近傍の中心の頂点を共有する  $24 (= 28 - 4)$  個の三角形 . (b) 法線ベクトル  $n$  を推定するのに用いる三角パッチ 332 個を生成する頂点 . (c),(d) ベクトル三重積特徴のうち  $F^1$  と  $F^2$  を計算するのに用いる頂点 ((c) は 52 個 , (d) は 604 個の三角パッチを生成する) .

ただし,  $[\cdot, \cdot, \cdot]$  は, 3 つの縦ベクトルから成る行列を表す . また,  $x, x_1, x_2$  は三角パッチの各頂点,  $n, n_1, n_2$  はそれぞれ  $x, x_1, x_2$  での向きつき法線ベクトルである . 式 (4) の分子は 3 つの向きつき法線ベクトルのベクトル三重積を, 分母は  $x, x_1, x_2$  で定義される三角形パッチの面積の 2 倍を表す . 三角パッチの面積で正規化することにより, 面の量子化の影響を軽減することができる . また, 注目している計測点を含む三角パッチの数  $t$  は十分にあるので,  $F(x)$  は, その計測点近傍の形状を表現する分布としての機能を果たす .

構造行列とベクトル三重積特徴は,  $t$  個の半径の異なる円形の近傍について計算する . 実験では  $t = 2$  とし, 図 3(c,d) の 2 つの領域を用いた .

以上をまとめると, 本手法で用いる離散的な物体表面  $S$  の各頂点  $x$  の特徴量は, (1) 向きつき法線ベクトル  $n(x)$ , (2)  $t$  個の構造行列  $S^j(x)$  ( $j = 1, \dots, t$ ), (3)  $t$  個のベクトル三重積特徴  $F^j(x)$  ( $j = 1, \dots, t$ ) である .

不変特徴量はベクトル三重積特徴のみであるので, これを用いて類似度 (対応のよさ) を評価する . 具体的には, 近傍の点から得られるベクトル三重積特徴の分布を比較することで行う . すなわち, 2 つのベクトル三重積特徴  $F^j(x)$  と  $F^j(y)$  との類似度をコロモゴロフ-スミルノフ距離<sup>注6)</sup>  $KS(F^j(x), F^j(y))$  を用いて評価し, 物体表面の点  $x$  と  $y$  の類似度  $\bar{c}(x, y)$  をその積として定義する:

$$\bar{c}(x, y) = \prod_{j=1}^t (1 - KS(F^j(x), F^j(y))) . \quad (5)$$

計測データの摂動による特徴量の変化を表す  $\bar{c}(x, y) - c(x, y)$  は, データに人工的な雑音を加えた場合とのコロモゴロフ-スミルノフ距離の差とする . 距離画像から得た特徴量は, 距離画像の各計測点の視点に依存する離散化と計測誤差の影響により, 厳密な値を求めることはできず, 対応している点であっても値は異なり, その変動の仕方は周辺の形状によっても異なる . これは, このような誤差の影響を吸収するものである . このような特徴量の摂動の区間を導入することにより, 誤差の影響に対して頑健なアルゴリズムになる .

### 3.2 特徴点の選択

物体表面上の計測点すべてが対応づけに適しているわけではない . そこで, 対応づけの組合せを効率的に得るためにも, 局所的な形状を捉え, かつ, 互いに識別しやすい特徴点を計測点

から選ぶ必要がある . ここに, 2 つの特徴点が “識別しやすい” とは, 両者の特徴が類似していない, または, 許容された範囲の剛体変換によって対応づけが可能でないことを意味する .

本手法では, まず, 特徴量の極大値を与える計測点を特徴点候補として抽出し, 次に, その点が剛体変換に対して幾何学的に矛盾しないかどうかを評価することで特徴点を選択する . なお, 各距離画像に対して独立に特徴点を選択する . 具体的には, 以下の 3 つのステップを実行する .

まず, ベクトル三重積特徴を用いて特徴点候補を抽出する . 各距離画像の各計測点  $x$  に対して, 近傍のベクトル三重積特徴の標準偏差

$$L(x) = \text{std} \bigcup_{j=1}^t F^j(x) \quad (6)$$

を計算する .  $L(x)$  は近傍の表面形状が一様でない計測点に対して値が大きくなる . そこで, この特徴量  $L(x)$  の極大値を与える計測点を特徴点候補として抽出する . 距離画像から抽出された特徴点候補の例を図 4 に示す .

次に, 識別しにくい特徴点を除外するために, 周辺の形状ができるだけ異なる特徴点を抽出する . 具体的には 2 つの特徴点  $x_i \in S$  と  $x_k \in S$  に対して, 周辺の形状が異なり, 剛体変換に対して見分けが付きやすい, すなわち,  $x_i$  を適当な回転行列  $R$  で変換しても  $x_k$  に重ならないような, 特徴点集合を抽出する . そのために,  $L(x)$  ができるだけ大きく, 適当に回転しても互いに重ならないような特徴点を選ぶ . これは, 構造行列を評価することで行う .

この特徴点選択の手続きも, SSK によって定式化する . すなわち, 抽出されたすべての特徴点候補を頂点とするグラフを定義する . 式 (3) を満たす回転行列  $R$  が許容範囲内に存在する場合, これらの頂点を枝で結ぶ . さらに, その枝の向きを  $L(x)$  の値に基づいて付与する . なお実験では,  $c(x) = \bar{c}(x) = L(x)$  としている . このようにして定義したグラフに最大 SSK 探索アルゴリズムを適用することで, 特徴点を選択する .

このような特徴点を選択するによって, 繰り返しパターンなどの識別しにくい形状は除外される . また, これは各距離画像に対する処理であり, 2 枚の距離画像間では, 計測点対間の類似度や幾何学的無矛盾性 R3 を一切用いていないことに注意しておく . また, このグラフを定義する計算量は, 特徴点候補の数を  $n$  とすると,  $O(n^2)$  である .

最後に, 2 枚の距離画像それぞれにおいて独立に選択された特徴点に対して, 考えられ得る対応づけのテーブルを作成し, 探索範囲の許容性 R1 を満たさない対応を削除する .

このようにして特徴点を選択した結果の例を図 5 に示す .

### 3.3 対応づけ探索

既に述べたように, 2 枚の距離画像から選択された特徴点  $I_1, I_2$  の対応づけを求めることは, 最大 SSK を探索することによって実現される .

前節で作成した対応づけのテーブルに基づいて暫定的な対応を考え, 無向グラフ  $G$  の頂点集合を定義する . そして, 2 つの頂点が一意性 R2, または, 幾何学的無矛盾性 R3 を満たしていない場合, この 2 頂点を枝で結ぶ . そして, 式 (5) の値に基づいて枝に向きを付与する . ここで, 2 頂点  $p = (x_i, y_j)$  と  $q = (x_k, y_l)$  との幾何学的無矛盾性は,

(注6): 三重積特徴  $F^j(x)$  と  $F^j(y)$  のコロモゴロフ-スミルノフ距離 [7] とは, 二つの値の分布の累積頻度の差を比較したときの, 各値での差の絶対値の最大値である .

$$[y_i - y_j, m_i, m_j] = R[x_k - x_i, n_k, n_i], \quad (7)$$

$$S_i = R S_k R^T, \quad S_j = R S_i R^T \quad (8)$$

を満たす回転行列  $R$  が存在するかどうかで評価する。なお、 $n_i$  は  $x_i \in S_1$  の法線ベクトル、 $m_j$  は  $y_j \in S_2$  の法線ベクトル、 $S_i$  と  $S_j$  はそれぞれ  $x_i, y_j$  の構造行列、などである。

求める対応づけの組合せは、以上のようにして定義された有向グラフの最大 SSK となり、これは、最大 SSK 探索アルゴリズムを適用することで一意に得られる。

#### 4. 実験

提案手法の有効性を検証するために、2つのデータセット Pooh と Rick1 [24] を用いて実験を行った。Pooh は、比較的滑らかな特徴の少ない曲面をもつプラスチックの人形を、ターンテーブルに載せ 20 度ずつ回転させながら得た距離画像列である。一方、Rick1 は人間の顔を複数の方向から計測して得た距離画像列である。それゆえ、Rick1 は、ある程度大きい誤差が存在する曲面となっている。距離画像の大きさはそれぞれ  $200 \times 200$  ピクセルである。

図 4 に、Pooh の 2 枚の距離画像から抽出した特徴点候補を示す。高い順位で抽出された点は、曲率の高い部分であることがわかる。図 5 に、Pooh と Rick1 の距離画像から選択された特徴点を示す。どちらの距離画像からも、局所的な形状が顕著に変化している点をうまく選択できていることがわかる。この選択を行うために、2つの画像間の回転角の許容範囲を、Pooh では  $20^\circ \pm 15^\circ$ 、Rick1 では  $10^\circ \pm 15^\circ$  (ただし最後の一组のみ  $20^\circ \pm 15^\circ$ )、と仮定した。特徴点の場所は、局所的に二次曲面を当てはめることによりサブピクセルで求め、全ての特徴をサブピクセルの特徴点の位置で補間して求めている。図 6 は、各データセットのうちのある組に対する対応づけの結果を示す。対応組として得られた特徴点を結ぶベクトルを表示してある。

対応づけられた特徴点を用いて位置合わせした結果を表 1-2 と図 8-9 に示す。これらは、隣り合う距離画像全てを順番に位置合わせした結果である<sup>(注7)</sup>。比較のため、提案手法の結果を初期値として ICP 法を適用した場合と、初期値なしで ICP 法を適用した場合の結果を求めた。表 1-2 に結果の詳細を、図 7 に Pooh の 1 番目と 2 番目の距離画像の位置合わせ結果を示す。表 1-2 では、 $i$  番目と  $i+1$  番目の距離画像を位置合わせした結果が  $i$  番目の列に対応し、それぞれの手法について、推定された回転角、全ての組の回転軸の平均と推定された回転軸とのなす角、最近点までの平均距離を示している。ただし、ここで用いた ICP 法とは、全ての計測点を用い、ユークリッド距離が一番近いものを対応点とした上で、対応点間の距離が閾値以上のもの、面の境界の点を含む組を除いて、対応点間の距離の平均を最小とする変換を M 推定を用いて求めるものである [15]。

上述のように、Pooh は人形をターンテーブルに載せ 20 度ずつ回転しながら得た距離画像列であるため、回転角が 20 度に近く、また、回転軸は距離画像の全ての組で同じになることが望ましい。表 1 を見ると、提案手法により推定された回転角は、対応が求まらなかった 8 番目の組を除き、 $20 \pm 1.5$  度の範囲に

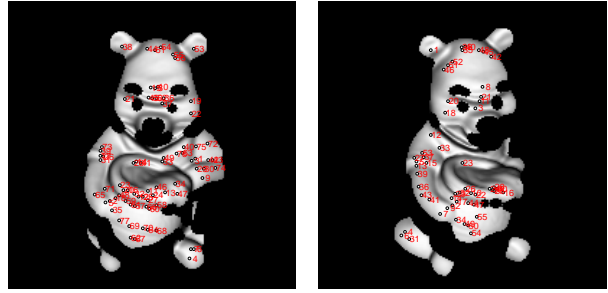


図 4 Pooh の最初の 2 枚の距離画像から抽出した 77 個の特徴点候補 (数字は  $L(x)$  の値による順位)。

表 2 データセット Rick1 の位置合わせ結果 ( $i$  番と  $i+1$  番の距離画像の位置合わせ結果を  $i$  番目の列に示す)

		Rick1								
		$i$	1	2	3	4	5	6	7	8
提案手法	$i$ 番の特徴点数		37	35	28	34	32	35	31	52
	$i+1$ 番の特徴点数		41	37	28	34	33	32	33	58
	特徴点の対応の数		18	17	10	9	14	18	10	11
	推定された回転角 [度]		10.2	11.6	9.0	13.4	14.3	9.4	13.0	29.1
	最近点までの平均距離		0.35	0.43	0.96	0.58	0.43	0.45	0.60	1.14
ICP 法 (初期値は提案手法の結果)	推定された回転角 [度]		10.1	11.6	8.4	13.4	14.4	9.3	12.9	29.0
	最近点までの平均距離		0.24	0.26	0.46	0.39	0.26	0.31	0.37	0.72
位置合わせ前	最近点までの平均距離		1.79	5.71	4.72	3.25	9.38	2.51	6.07	8.06

ある。また、求めた回転軸の平均からのずれもほとんどが 2 度程度であり、特徴の少ない人形の裏側のデータである 12 番目の組の場合でさえも 6.5 度にとどまっている。また、位置合わせ前に比べ、最近点までの平均距離が小さく、面と面が重なる程度の大まかな位置合わせを実現できていることが読みとれる。8 番目の距離画像の組で対応が求まらなかったのは、この 2 枚で共通に観測されている面の特徴が少ないため、特徴点が識別できなかったのが原因であると考えられる。

一方、提案手法で得られた結果を初期値として ICP 法で位置合わせすることで、最近点までの平均距離がより小さくなっている。また、推定された回転角度には大きな変化は見られないが、6 番目の組のように、回転軸の平均からのずれが小さくなっている組が多い。それに対し、初期値なしの ICP 法では、最近点までの距離が大きく、推定された回転角度が非常に小さい。これは、初期値付近の局所最適解に収束してしまい、うまく位置合わせができていないためであると考えられる。

また、表情の若干の変化などに起因する誤差が多く含まれると考えられる Rick1 では、回転角度の大きい最後の組について対応づけの誤りがあった。これは、幾何学的無矛盾性を評価するときの条件が緩かったことが原因であると考えられる。しかし、対応に誤りのあった最後の組を除き、提案手法により、最近点までの平均距離が十分小さく、面と面が重なる程度の大まかな位置合わせを実現できている。さらに、提案手法の結果を初期値として ICP 法で位置合わせを行った結果、最近点までの平均距離は非常に小さくなっている。

以上の結果から、提案手法により、対象にある程度はつきりとした特徴がある部分に関しては、多少の計測誤差を含む場合でも、ICP 法の初期値として十分な精度で位置合わせを実現できているといえる。

(注7): 入力した 2 枚の距離画像は、視線方向に 20 度の違いがあるデータであるが、一方のデータに勝手な剛体変換を施してそれを新たに入力データとしても、回転角の許容範囲を適切に設定すれば、本手法の結果は変わらない。すなわち、初期値に依存しない。

表 1 データセット Pooh の位置合わせ結果 ( $i$  番と  $i + 1$  番の距離画像の位置合わせ結果を  $i$  番目の列に示す)

		Pooh																	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
提案手法	$i$ 番の特徴点数	23	37	38	44	61	54	70	57	63	54	67	53	64	64	70	62	49	37
	$i + 1$ 番の特徴点数	23	41	43	52	54	64	55	74	63	60	68	59	61	70	69	63	38	25
	特徴点の対応の数	13	11	17	14	17	22	18	0	22	14	18	14	18	13	15	20	14	7
	推定された回転角 [度]	19.6	20.5	18.9	19.6	18.5	18.8	19.0	-	19.5	18.5	18.7	18.8	19.3	20.2	19.7	21.2	19.6	20.8
	回転軸の平均と回転軸のなす角 [度]	1.4	1.9	0.8	2.2	0.7	3.8	3.4	-	0.6	2.0	2.1	6.5	0.5	1.3	1.4	1.5	1.4	1.1
	最近点までの平均距離	0.21	0.09	0.28	0.22	0.21	0.23	0.35	0.99	0.08	0.14	0.25	0.33	0.15	0.18	0.11	0.28	0.28	0.27
ICP 法 (初期値は提案手法 の結果)	推定された回転角 [度]	19.8	20.5	18.7	19.3	18.3	19.1	18.8	-	19.4	18.5	18.6	18.8	19.3	20.1	19.7	21.0	19.4	20.5
	最近点までの平均距離	0.18	0.08	0.24	0.21	0.17	0.13	0.26	0.82	0.05	0.11	0.21	0.20	0.15	0.10	0.10	0.21	0.15	0.26
ICP 法 (初期値なし)	推定された回転角 [度]	0.1	0.1	0.5	3.5	3.1	1.3	0.6	0.3	2.5	1.2	0.4	1.6	2.4	1.0	1.0	2.0	3.8	1.1
位置合わせ前	最近点までの平均距離	1.05	1.19	1.42	1.54	1.53	1.49	1.26	0.99	0.82	0.72	0.77	0.88	1.24	1.54	1.86	1.72	1.79	1.20

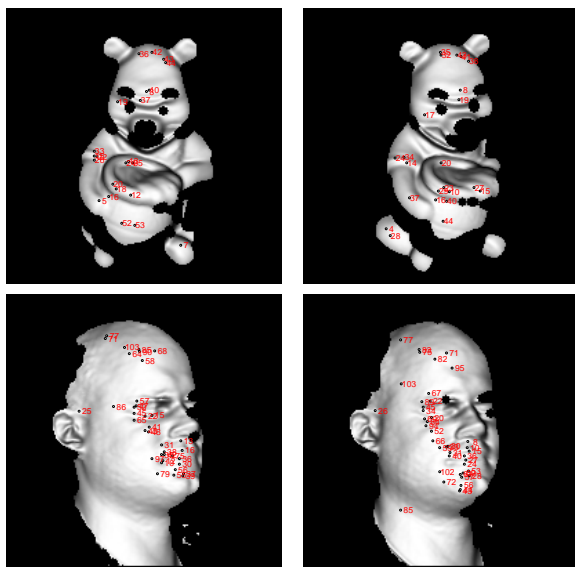


図 5 Pooh と Rick1 の選択された特徴点 (上段のは図 4 中の特徴点候補からの選択結果)

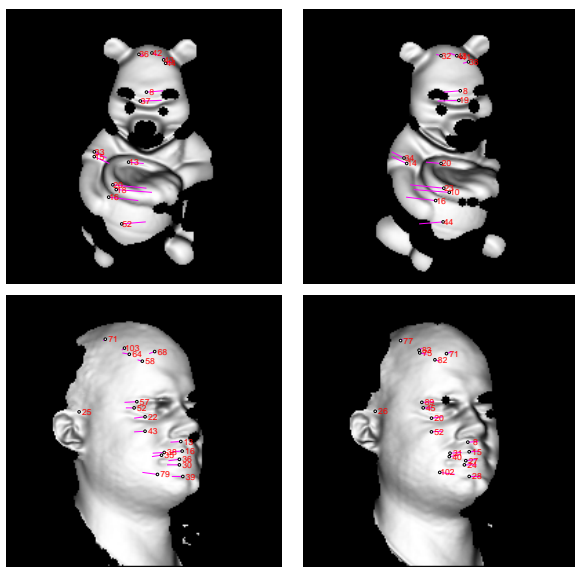


図 6 Pooh(上段) と Rick1(下段) の特徴点の対応づけ結果.

## 5. おわりに

大域的最適性を保証する距離画像のおおまかな位置合わせ手

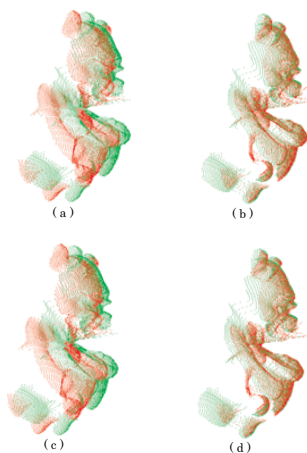


図 7 Pooh の位置合わせ結果 . (a) 初期値, (b) 本手法, (c) (a) を初期値とした ICP 法, (d) 提案手法の結果 (b) を初期値とした ICP 法 .

法を提案した . すなわち, 考えられ得る計測点同士の対応づけをグラフ上で表現し, 最も多くの整合する計測点の対応づけの組合せを見つける問題をそのグラフ上の組合せ最適化問題として定式化した . そして, その最適化問題を解くアルゴリズムを適用することにより, 局所解に陥ることなく大域的に最適な計測点の対応づけを一意に求めた .

これまで, 個々の計測点の類似性を独立に評価して位置合わせにおける対応づけを探索していたが, 本手法は, 対応づけの組合せの整合性を評価し, 整合する対応づけの組合せをできるだけ多く見つけるという発想に基づいている . 本手法の利点として, 異なる複数の種類の特徴量を用いても, 単一の類似度を定義する必要がないことがあげられる . なぜなら, それぞれの特徴量ごとに枝を定義し, その向きを付与すればよく, 枝が多重になっても, 本手法の定式化に影響はないからである .

本稿では, 微小な近傍領域における簡単な特徴量のみを用いている . しかし, このような特徴量のみでの識別には限界がある . 物体表面のより識別能力の高い特徴を選択することは, 今後の課題として残されている .

謝辞 本研究の一部は, チェコ工科大学と NII との国際交流協定の下で行われた . 本研究の一部は科学研究費補助金 (No.13224051, No.16650040, No.17700174), チェコ科学アカデミー (1ET101210406), チェコ教育省 (ME 678) による .

### 文 献

- [1] C. Berge. *Graphs and Hypergraphs*. North-Holland, 1973.
- [2] P. J. Besl and N. D. McKay. A Method for Registration

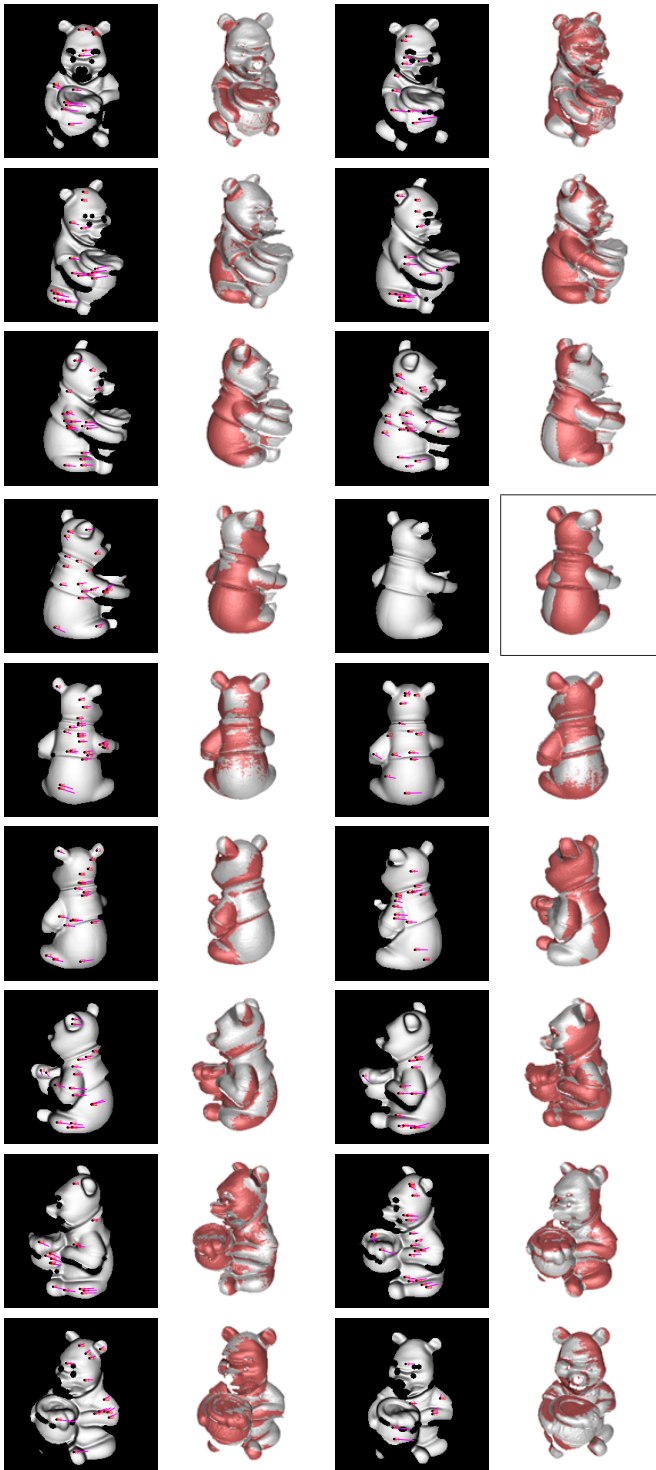


図 8 Pooh の隣り合う 2 枚の距離画像全てを順番に位置合わせした結果 (第 1・3 列は特徴点の対応づけを示し, 第 2・4 列は位置合わせ結果を示す; 四角は, 対応がみつからなかったことを示す) .

3-D Shapes. *IEEE Trans. on PAMI*, 14(2):239–256, 1992.

[3] R. J. Campbell and P. J. Flynn. A Survey of Free-Form Object Representation and Recognition Techniques. *CVIU*, 81:166–210, 2001.

[4] Y. Chen and G. Medioni. Object Modeling by Registration of Multiple Range Images. *IVC*, 10(3):145–155, 1992.

[5] C. S. Chua and R. Jarvis. 3D Free-Form Surface Registration and Object Recognition. *IJCV*, 17(1):77–99, 1996.

[6] C. Dorai, G. Wang, A. K. Jain, and C. Mercer. Registration and Integration of Multiple Object Views for 3D Model Construction. *IEEE Trans. on PAMI*, 20(1):83–89, 1998.

[7] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork. Pattern Classification, 2nd edition. John Wiley and Sons, Inc., 2001.



図 9 Rick1 の隣り合う 2 枚の距離画像全てを順番に位置合わせ結果 (第 1・3 列は特徴点の対応付けを, 第 2・4 列は位置合わせ結果を示す)

[8] J. Feldmar, N. Ayache, and F. Berrig. Rigid, Affine and Locally Affine Registration of Free-Form Surfaces. *IJCV*, 18(2):99–119, 1996.

[9] G. Godin, D. Laurendeau, and R. Bergevin. A Method for the Registration of Attributed Range Images. In *Proc. of 3DIM*, pages 179–186, 2001.

[10] E. Guest, E. Berry, R. A. Baldock, M. Fidrich, and M. A. Smith. Robust Point Correspondence Applied to Two and Three-Dimensional Image Registration. *IEEE Trans. on PAMI*, 23(2):165–179, 2001.

[11] K. Higuchi, M. Hebert, and K. Ikeuchi. Building 3-D Models from Unregistered Range Images. *GMIP*, 57(4):315–333, 1995.

[12] A. E. Johnson and M. Hebert. Using Spin Images for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes. *IEEE Trans. on PAMI*, 21(5):433–449, 1999.

[13] P. Krsek, T. Pajdla, and V. Hlavac. Differential Invariants as the Base of Triangulated Surface Registration. *CVIU*, 87:27–38, 2002.

[14] T. Masuda. Registration and Integration of Multiple Range Images by Matching Signed Distance Fields for Object Shape Modeling. *CVIU*, 87:51–65, 2002.

[15] S. Rusinkiewicz and M. Levoy. Efficient Variants of the ICP Algorithm. In *Proc. of 3DIM*, pages 145–152, 2001.

[16] R. Šára. Finding the largest unambiguous component of stereo matching. In *Proc ECCV*, volume LNCS 2352, pages 900–914, 2002.

[17] R. Šára. Strict sub-kernels. In preparation.

[18] G. C. Sharp, S. W. Lee, and D. K. Wehe. ICP Registration Using Invariant Features. *IEEE Trans. on PAMI*, 24(1):90–102, 2002.

[19] L. Silva, O. R. P. Bellon, and K. L. Boyer. Enhanced, Robust Genetic Algorithms for Multiview Range Image Registration. In *Proc. of 3DIM*, pages 268–275, 2003.

[20] F. Stein and G. Medioni. Structural indexing: Efficient 3-D object recognition. *IEEE Trans. on PAMI*, 14(2):125–145, 1992.

[21] G. Turk and M. Levoy. Zipped Polygon Meshes from Range Images. In *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, pages 311–318, 1994.

[22] J. V. Wyngaerd and L. V. Gool. Automatic Crude Patch Registration: Toward Automatic 3D Model Building. *CVIU*, 87:8–26, 2002.

[23] Z. Zhang. Iterative Point Matching for Registration of Free-Form Curves and Surfaces. *IJCV*, 13(2):119–152, 1994.

[24] The Ohio State University Range Image Repository. <http://sampl.eng.ohio-state.edu/~sampl/data/3DDB/RID/minolta/>.