

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[†] Radim Šára^{††} 杉本 晃 宏^{†††}

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、組合せ最適化問題として定式化する。具体的には、まず計測点どうしの考えうるすべての対応づけを頂点で表現し、その暫定的な対応づけどうし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良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かることができる。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解が求まることが保証される。

Globally Optimal Range Image Registration by Graph Kernel Algorithm

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

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.

1. はじめに

実世界にある物体の3次元モデルを自動生成する技術は、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の形状を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

像と呼ばれる。これは、センサの位置と姿勢に依存する座標系で表現された物体表面上の点の3次元座標が各画素に格納された画像の形式で与えられるデータである。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呼ばれていて、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

[†] 東京農工大学
Tokyo University of Agriculture and Technology

^{††} チェコ工科大学
Czech Technical University

^{†††} 国立情報学研究所
National Institute of Informatics

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主な原因は、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),10),12),15),17)}。

しかし、これらの手法は十分に良い初期値から対応探索を開始することを前提としており、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かかえている。これは、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、求める変換パラメー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良い初期値を求めることが重要であり、それは、粗い位置合わせ (coarse registration) と呼ばれている。

これまで長年にわたり、不変特徴量を用いた粗い位置合わせ手法が提案されてきた³⁾。Johnsonら⁸⁾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、たとえば、Steinら¹⁶⁾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ら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と呼ばれる特徴量を、Higuchiら⁷⁾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、計測点どうし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⁶⁾、平均曲率がゼロの計測点を結ぶ曲線⁹⁾、物体表面の複接線¹⁹⁾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、十分に良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て1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、距離画像の粗い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、個々の対応間の類似性を独立に評価することによっ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、考えうる計測点どうし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する。そして、その最適化問題を解くアルゴリズム^{13),14)}を適用することによって、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どうし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

まず、2枚の距離画像の粗い位置合わせにおける計測点の対応づけの条件を整理する。

1枚目の距離画像に含まれる対象物体の部分形状の一部である面を S_1 、2枚目の距離画像に含まれる対象物体の同一の部分が計測された面を S_2 とする。面 S_1 は、回転行列 R と並進ベクトル t で表される剛体運動 (R, t) により面 S_2 に重なるとする。このとき、面 S_1 上の計測点と面 S_2 上の計測点は1対1対応するものとし、すべての対応の組について剛体運動が無矛盾であり、対応している計測点どうしでは剛体運動に対して不変な特徴量が類似しているという仮定を利用する。

このとき、考えう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 $M \subseteq P$ を見つける問題となる。

- R1: (探索範囲の許容性) 計測点の対応 $p \in M$ が剛体変換 (R_p, t_p) によって関係づけられるとすると、 (R_p, t_p) は許容範囲内に存在する。
- R2: (一意性) 計測点の対応は、1対1である。すなわち、すべての計測点は、対応 $p \in M$ にただか1度しか現れない。
- R3: (幾何学的無矛盾性) すべての対応 $p, q \in M$ 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

考えるすべての対応づけの集合 P の部分集合 $M \subseteq P$ のうち、前節にあげた対応づけの条件を満たすものを求めるために、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、グラフ G の頂点集合 V を、すべての暫定的な対応づけとして定義する。すなわち、1枚目の距離画像の計測点を $x_i \in S_1$ 、2枚目の距離画像の計測点を $y_j \in S_2$ とすると、すべての計測点の組 (x_i, y_j) を G の頂点とする。なお、2枚の距離画像を重ね合わせる剛体変換の許容範囲があらかじめ分かる場合には、 R_1 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。

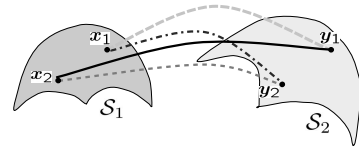
次に、 R_2 と R_3 に基づき、対応づけが矛盾するかどうかを表すように G の枝集合 (2種類) を定義する。

まず、 R_2 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 か q のうちいずれかは存在するが両方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。たとえば、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(b)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。

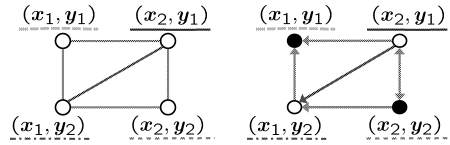
さらに、 R_3 にある幾何学的無矛盾性を表現する枝を G に定義する。すなわち、同一の剛体変換 (R, t) によって x_i の近傍の点が y_j に、 x_k の近傍の点が y_l に対応することがありえない場合、それらの対応づけを表す頂点 $p = (x_i, y_j)$ と $q = (x_k, y_l)$ とを枝で結ぶ。この枝により、2つの対応づけ p, q が、幾何学的な意味で同時に起こりえないことを表現することができる。図1(b)のグラフ G では、対角方向の枝がこの例となっている。

2.3 不変特徴量に基づく有向グラフの生成とその強部分核

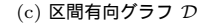
前節での議論より、 M が求める対応づけの組合せであるとき、 M のうちのどの2頂点に対しても G の枝は存在しないことが分かる。すなわち、求める対応



(a) 面 S_1 と S_2 上の特徴点の暫定的な対応づけ



(b) グラフ G



(c) 区間有向グラフ D

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

(d) 類似度の区間 $c(p)$

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

Fig. 1 A 2×2 matching problem with the SSK solution.

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 の部分集合は複数存在する。したがって、それらの中から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 R_4 を用いてデータへの適合度を評価する。具体的には、対応づけ $p = (x, y) \in V$ に対して、計測点 $x \in S_1, y \in S_2$ それぞれの近傍を用いて計算した不変特徴量を比較することによって得られる類似度を用いる。そして、前節で生成した無向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向きをつけることによって有向グラフを構成する。

いま、すべての暫定的な対応づけ p に対して、類似度が求まっているとする。このとき、雑音などによって計測データが摂動したこと起因する類似度の変化を表すために、 $\bar{c}(p) - \underline{c}(p) \geq 0$ であるような区間 $c(p) = [\underline{c}(p), \bar{c}(p)]$ として類似度を表すことにする。このように、類似度を値ではなく区間によってとらえることにより、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づけを求めることができると期待される。

このような類似度の区間 $c(\cdot)$ に基づき、次のように

対応点の組 (x_i, y_j) と (x_k, y_l) の剛体変換が無矛盾であるかどうかの具体的な判定方法については 3.3 節で述べる。

$G = (V, E)$ の頂点集合 $U \subset V$ において、どの相異なる2頂点も隣接しないならば、 U を独立集合という。

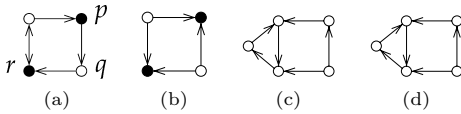


図 2 区間有向グラフとその強部分核 (中黒の頂点) の例 (ただし、(d) には強部分核は存在しない)

Fig. 2 Examples of graphs with interval orientation and their strict sub-kernels denoted by black vertices.

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 1 方向のみに向きがある枝を表す。任意に選んだ G の枝の端点を p, q とする。このとき、 $\bar{c}(p) < \underline{c}(q)$ 、すなわち、 $c(p) < c(q)$ 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 ($(p, q) \in A^*$)。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づけの優劣に逆転が起こりえない対応組を端点とする枝集合であり、 A は逆転が起こりうる対応組を端点とする枝集合である。図 1(b) のグラフに対して図 1(d) の類似度の区間が与えられた場合の区間有向グラフを図 1(c) に示す。

類似度の区間 $c(p)$ は暫定的な対応づけ $p \in P$ の良さを表しているので、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) 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。

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。たとえば、図 2(a) の SSK である右上の中黒の頂点 p のように、 p と競合して p よりも良い q が存在するにもかかわらず p が選ばれるのは、(2) の性質より、 q と競合して q より良い対応 r が選ばれている場合である。

グラフ D 上で、整合する 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 に存在する独立な頂点集合のうち、SSK の定義中の (2) の意味で大域的に最適な頂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頂点集合を意味する。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¹³⁾。

例として、図 1 における最大 SSK を考えてみる。面 S_1 と S_2 それぞれに、2 つの計測点 $x_1, x_2 \in S_1$, $y_1, y_2 \in S_2$ があるとし、不変特徴量を用いた類似度の区間 $c(\cdot)$ が図 1(d) の表に与えられているとする。すでに述べたように、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。たとえば、 (x_2, y_1) と (x_1, 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。与えられた類似度の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(c) の中黒の頂点である。この例の最大 SSK は、対応の組合せ $M = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2)\}$ である。

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¹³⁾。第 1 に、最大 SSK を求めるのに、何ら加算的な評価関数を最適化していないという点である。これにより、計測点間での特徴量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。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する場合、無理に対応させるのではなく、それに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からである。

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 はたかだか 1 つしか存在しないことが示されている¹³⁾。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、対象物体の

$(p, q) \in A^*$ は、始点が p 、終点が q である有向枝を表す。 K の定義から $q \notin K$ である。

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。

一部が対称的な形状であったり、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¹³⁾。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 の出口 $s \in V$ を見つける。

Step 3 : V に出口が存在しない場合、終了。

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 から取り除き、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¹⁴⁾。

3. SSK を用いた距離画像の位置合わせ

前章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、1 枚目の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、2 枚目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、考えうるすべての対応 $P = I_1 \times I_2$ に対して類似度の区間 $c(p)$ を計算する。最後に、前章で述べた 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。提案手法全体の処理の流れを図 3 に示す。

3.1 物体表面の特徴量

距離画像の位置合わせのための対応づけに用いる計測点の特徴量には、剛体変換に不変な特徴量と共変な特徴量の 2 種類が必要である。前者は、対応づけの良さの基準として使い、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。

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 4(a)（黒点は注目している計測点、白点は近傍の計測点）に示すように、注目している計測点に対して近傍の計測点を考え、注目している計測点を含むすべての可能な 3 点の組合せを選び、それらの計測点

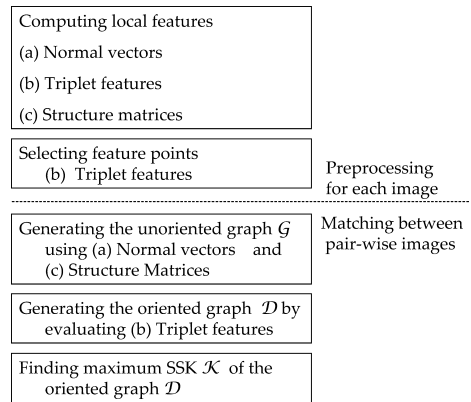


図 3 提案手法の処理の流れ

Fig. 3 Overview of the proposed method.

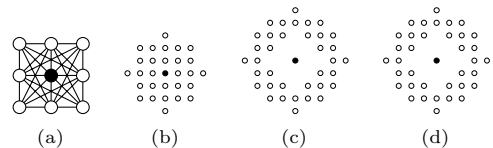


図 4 拡張三角メッシュ。(a) 3×3 近傍の中心の頂点を共有する 24 ($= 28 - 4$) (近傍の 8 点から 2 点を選ぶ組合せは 28 あるが、そのうち 4 つは 3 点が画像上で 1 直線上に並び三角形を形成できないため除く) 個の三角パッチ。(b) 法線ベクトル n を推定するのに用いる三角パッチ 332 個を生成する頂点。(c)、(d) ベクトル三重積特徴のうち F^1 と F^2 を計算するのに用いる頂点 (c) は 52 個、(d) は 604 個の三角パッチを生成する)

Fig. 4 Augmented triangular meshes. (a) 24 triangles having the center of 3×3 vertices. (b) Vertices that give 332 triangles for estimating a normal vector. (c), (d) Vertices for estimating triplet features F^1 and F^2 ((c) gives 52 triangles and (d) gives 604 triangles).

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。各三角パッチの向きつき法線ベクトル n_i は、 x を含む i 番目の三角パッチの頂点を $x, x_{\Delta_1(i)}, x_{\Delta_2(i)}$ であるとする、 $n_i = \text{sgn} \cdot (x_{\Delta_2(i)} - x) \times (x_{\Delta_1(i)} - x)$ として計算する（ただし、 sgn は法線ベクトルの向きを物体の外向きに一致させるための符号（正または負）を表す）。実験では、図 4(b) の 7×7 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、その点の近傍の向きつき法線ベクトルの向きのばらつきを表す行列である。いま、計測点を x とし、その点での向きつき法線ベクトルを n 、計測点 x の近傍の n 個の計測点における向きつき法線ベクトルを $n_i (i = 1, \dots, n)$ とする。このとき、計測点 x の構造行列 S とは、 3×3 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 で表される剛体変換 (R, t) をしたとすると、変換後の構造行列は $S' = R S R^T$ 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、剛体変換 (R, t) で関係付けられる 2 枚の異なる距離画像を考え、 x, y を各距離画像の計測点とし、 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 3×3 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 通りの場合があるが、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で、不定性は 2 通りにまで減らすことができる。

式 (2)、式 (3) より、構造行列を特異値分解すると、剛体変換に対して不変な特徴量 (式 (2)) と、剛体変換に対して共変な特徴量 (式 (3)) が得られることが分かる。本手法では、式 (3) の関係を用いて対応の幾何学的な無矛盾性を評価する。

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。

$$f_i(x) = \frac{\det[n, n_{\Delta_1(i)}, n_{\Delta_2(i)}]}{\|(\mathbf{x}_{\Delta_1(i)} - \mathbf{x}) \times (\mathbf{x}_{\Delta_2(i)} - \mathbf{x})\|}. \quad (4)$$

ただし、 $[\cdot, \cdot, \cdot]$ は、3 つの縦ベクトルからなる行列を表す。また、 $n, n_{\Delta_1(i)}, n_{\Delta_2(i)}$ はそれぞれ i 番目の三角パッチの頂点 $x, x_{\Delta_1(i)}, x_{\Delta_2(i)}$ における向き

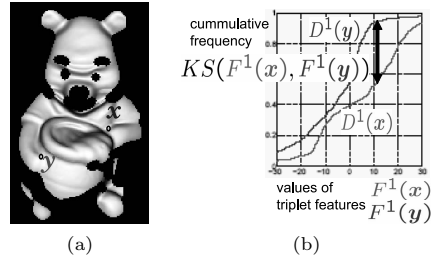


図 5 点 x と y でのベクトル三重積特徴 $F^1(x)$ と $F^1(y)$ の分布とそのコロゴモロフ-スミルノフ距離 $KS(F^1(x), F^1(y))$
Fig. 5 The cumulative frequency of the triplet features $F^1(x)$ and $F^1(y)$ and its Kolmogorov-Smirnov distance $KS(F^1(x), F^1(y))$.

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 $x, x_{\Delta_1(i)}, x_{\Delta_2(i)}$ で定義される三角形パッチの面積の 2 倍を表す。このように、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 (図 4, 図 5 参照)。

構造行列とベクトル三重積特徴は、 r 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 $r = 2$ とし、図 4(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) r 個の構造行列 $S^j(x) (j = 1, \dots, r)$, (3) r 個のベクトル三重積特徴の集合 $F^j(x) (j = 1, \dots, r)$ である。

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、局所的な形状をとらえ、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、1 枚の距離画像中に含まれる 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おらず、かつ、許容された範囲の剛体変換では対応づけられないことを意味する。

本手法では、まず、画像上での近傍を考えたとき、ベクトル三重積特徴のばらつきに関して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。具体的には、以下

本稿では、画像の各画素に 3 次元座標が格納されているデータ形式を仮定しているため、画像上での隣接関係が明示的に与えられる。極大点は、隣接する画素と比較することで求める。

の2つのステップを実行する．これらは各距離画像に対して独立な処理である．

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

$$L(x) = \text{std} \bigcup_{j=1}^r F^j(x) \quad (5)$$

を計算する． $L(x)$ は、画像上での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．

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、1枚の距離画像中の2つの特徴点候補 $x_i \in S$ 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 の近傍の形状を適当な回転行列 R で変換しても x_k の近傍に重ならないような点を、特徴点集合として抽出する．そのために、特徴点候補から、 $L(x)$ ができるだけ大きく、許容範囲内の回転を行っても互いに重ならないような点を選択する．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、 $\underline{c}(x) = \bar{c}(x) = L(x)$ 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、計測点对間の類似度や幾何学的無矛盾性 $R3$ をいっさい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．

3.3 対応づけ探索

すでに述べたように、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．

まず、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．すなわち、2枚の距離画像から独立に選択された特徴点に対して、考えう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．具体的には、対応づけされた2つの計測点に対し、それぞれの近傍点を用いて構造行列を計算し、それぞれ特異値分解して式(3)により仮に計算した回転行列が許容範囲にない場合、この対応づけは $R1$ を満たさないとして削除する．

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．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、 $x_i \in S_1$ の法線ベクトル n_i 、 $y_j \in S_2$ の法線ベクトル m_j 、 x_i の構造行列 S_i 、 y_j の構造行列 S_j を用いて

$$\begin{aligned} [y_l - y_j, m_l, m_j] &= R[x_k - x_i, n_k, n_i], \quad (6) \\ S_l &= R S_k R^T, \quad S_j = R S_i R^T \quad (7) \end{aligned}$$

に基づき評価する．具体的には、式(6)により計算した回転行列 R が正規直交行列でなかった場合、または、正規直交行列であっても式(7)に代入して計算したときの行列の各成分の誤差(左辺と右辺との値の差)の2乗和が閾値以上であった場合には、この2つの対応づけは $R3$ を満たさないとして枝で結ぶ．

次に、対応の良さに基づいて枝に向きを付与し、区間有向グラフ D を定義する．対応の良さは、不変特徴量であるベクトル三重積特徴の類似度により評価する．これは、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 $\text{KS}(F^j(x), F^j(y))$ 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：

$$\bar{c}(x, y) = \prod_{j=1}^r (1 - \text{KS}(F^j(x), F^j(y))) \quad (8)$$

ただし、 $F^j(x)$ と $F^j(y)$ のコロモゴロフ-スミルノフ距離¹¹⁾とは、2つの値の分布の累積頻度の差を評価するために用いるものであり、各値における累積頻度の差の絶対値を考えたときの最大値である．具体的には、 $F^j(x)$ および $F^j(y)$ の最小値と最大値の間を N 個の区間に区切った場合の(正規化した)累積頻度を $\bar{D}_x^j(i), \bar{D}_y^j(i)$ ($i = 1, \dots, N$) とすると、コロモゴロフ-スミルノフ距離は

$F^1(x), F^2(x)$ はそれぞれ図4(c)の52個の三角形、(d)の604個の三角形について、式(4)のベクトル三重積特徴を計算した値の集合である． $L(x)$ は、これらの656個の値の標準偏差である．

本手法では、類似度の上限 $\bar{c}(x, y)$ を式(8)のように計算し、付録のように計算した区間を持つとする．

$$KS(F^j(x), F^j(y)) = |\bar{D}_x^j(k) - \bar{D}_y^j(k)|$$

$$k = \arg \max_i |\bar{D}_x^j(i) - \bar{D}_y^j(i)|$$

で表される．たとえば，図 5(a) の点 x と y でのベクトル三重積特徴 $F^1(x)$ と $F^1(y)$ の分布とそのコロモゴロフ-スミルノフ距離 $KS(F^1(x), F^1(y))$ は，図 5(b) のようになる．

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．特徴量の摂動の区間の導入は，このような誤差の影響を吸収するものである．これにより，誤差の影響に対して頑健なアルゴリズムになる．

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，合成距離画像と実距離画像について実験を行った．

4.1 合成距離画像による実験

まず，“Stanford Bunny”²⁰⁾ の 3 次元形状モデルを用いて図 6 に示すような 200×200 ピクセルの合成距離画像を生成し，精度評価実験を行った．

合成距離画像の Z 座標には，標準偏差 $\sigma = 0.1$ ， 0.22 の異なる正規分布（両方とも平均は 0）に従う雑音を加えた 2 種類の距離画像列を生成した．これらの標準偏差の大きさは，対象の大きさを 50 cm 程度であると仮定した場合には， $\sigma = 0.1$ が 1 [mm]， $\sigma = 0.22$ が 2.2 [mm] である．これは，通常のレンジセンサと比較してやや大きい計測誤差を加えていることに相当する．各距離画像列は，モデルを Y 軸周りに 20° ずつ回転させて距離画像を得たものとした 18 枚である．そして，各距離画像列について，隣り合う 2 枚の距離画像の組に提案手法を適用した．このとき，隣り合う距離画像間の回転角度の許容範囲は，真の回転角度から $\pm 10^\circ$ ， $\pm 20^\circ$ ， $\pm 30^\circ$ ，すなわち， $[10^\circ, 30^\circ]$ ， $[0^\circ, 40^\circ]$ ， $[-10^\circ, 50^\circ]$ の 3 種類とした．なお，このとき回転軸の

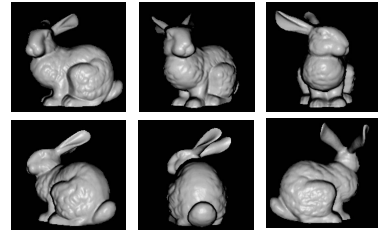


図 6 実験に用いた合成距離画像の例
Fig. 6 Examples of our synthetic range images.

方向に関してはいっさいの仮定を用いなかった．

結果を表 1 に示す．表 1 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，与えた誤差の標準偏差と許容回転角度のそれぞれについて，グラフを生成するために用いる特徴点数，対応づけされた特徴点の組の数（提案手法によって得られた SSK の要素数），推定された回転角，回転軸の誤差，並進の誤差を示している．回転軸の誤差は真の回転軸（ Y 軸）とのなす角，並進の誤差はそのノルムによりそれぞれ評価した．なお，剛体運動は，対応づけられた計測点の 3 次元座標を用いて推定した¹⁸⁾ ため，3 組以上の対応が求められなかった場合には推定不可能となり，表中では「-」としている．また，図 7 に対応点の選択と対応づけの結果の例を，表 2 に $\sigma = 0.1$ の距離画像列の場合の平均実行時間を示す．なお，特徴点の場所は，局所的に二次曲面をあてはめることによりサブピクセルで求め，すべての特徴量をサブピクセルの特徴点の位置で補間して計算した．

回転の許容角度が $\pm 10^\circ$ ， $\pm 30^\circ$ の場合には，特徴の少ない後ろ側の画像（12 番目など）で対応が求まらなくなっているが，それを除けばほぼすべての場合で回転角度の誤差は $\pm 1.5^\circ$ 以内，並進の誤差のノルムは 1.0 程度であり，計測誤差が比較的大きい場合でもある程度頑健に位置合わせができていているといえる．

回転の許容角度は特徴点の選択に用いているため，許容角度が小さいと許容角度範囲内で回転しても互いに重ならない特徴点が増える．つまり，許容する回転角度を小さくすると，形状が似た特徴点を十分に排除することができなくなり，誤対応が起りやすくなる．逆に，許容角度を大きくすると選択される特徴点数が減りすぎることにより，対応する特徴点が無くなってしまふことがある．この傾向は図 7 から分かる．対象の形状にも依存するが，この実験では $20^\circ \pm 20^\circ$ で最も良い結果が得られている．本手法では回転軸に関する仮定を必要としないので，隣り合う距離画像で対象の共通の部分を計測しているという前提から考えても， $[0^\circ, 40^\circ]$ の回転を仮定するのは妥当であるとい

付録に導出を示す．

たとえば，コニカミノルタ製 VIVID910 の精度は ± 0.008 [mm] とある²²⁾．

表 1 合成距離画像の位置合わせ結果

Table 1 Registration results for synthetic range images.

		Synthetic images																	
i		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
$\sigma = 0.1$ ([10°, 30°])	特徴点数 (i)	77	79	59	44	46	69	72	63	74	62	75	72	47	40	45	63	70	79
	特徴点数 ($i + 1$)	78	64	55	49	64	70	67	65	67	69	66	66	38	35	59	65	77	76
	特徴点の対応の数	20	16	17	15	21	22	22	22	24	19	18	20	13	2	11	20	27	25
	推定された回転角 [°]	19.9	19.8	19.4	17.6	19.7	19.8	19.8	19.8	19.9	19.0	20.0	20.0	19.7	-	19.1	19.6	20.0	20.0
	回転軸の誤差 [°]	1.3	1.9	1.0	0.7	0.6	0.2	1.6	0.1	0.5	1.2	1.6	1.7	2.1	-	1.4	0.6	0.8	0.3
並進の誤差	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.3	0.3	0.3	-	0.3	0.3	0.2	0.2
$\sigma = 0.1$ ([0°, 40°])	特徴点数 (i)	33	44	37	27	25	32	43	32	33	36	32	44	26	24	27	25	33	36
	特徴点数 ($i + 1$)	40	38	37	31	32	41	36	33	39	33	37	32	24	21	21	32	35	34
	特徴点の対応の数	11	12	11	9	11	13	11	8	12	8	11	12	8	8	6	8	13	9
	推定された回転角 [°]	19.5	18.7	18.7	19.6	19.7	20.5	19.7	20.0	20.3	21.0	21.2	19.6	21.4	20.0	16.1	19.2	19.7	20.5
	回転軸の誤差 [°]	3.1	0.9	2.5	1.8	0.6	1.0	1.9	1.6	2.4	2.3	1.9	2.7	6.5	2.1	32.1	0.4	1.2	0.6
並進の誤差	0.2	0.2	0.5	0.8	0.2	0.5	0.2	0.2	0.4	0.9	0.9	0.6	1.4	0.2	2.3	0.7	0.1	0.3	
$\sigma = 0.1$ ([-10°, 50°])	特徴点数 (i)	19	21	15	14	11	13	18	15	17	17	17	18	15	15	15	14	16	20
	特徴点数 ($i + 1$)	16	17	18	14	12	19	16	15	17	19	15	18	13	14	13	14	20	24
	特徴点の対応の数	4	8	3	3	3	6	5	4	8	4	4	0	5	3	4	5	6	5
	推定された回転角 [°]	19.6	18.8	19.0	17.7	26.1	19.7	20.4	19.4	19.7	19.9	21.2	-	20.1	25.8	19.1	19.6	19.8	20.0
	回転軸の誤差 [°]	1.2	2.3	5.4	5.9	10.4	1.8	2.3	0.5	1.0	5.4	3.5	-	1.6	10.4	1.6	1.9	0.9	0.8
並進の誤差	0.2	0.3	1.0	1.1	2.9	0.4	0.5	0.1	0.2	0.7	1.0	-	0.4	4.8	0.4	0.6	0.4	0.3	
$\sigma = 0.22$ ([10°, 30°])	特徴点数 (i)	75	72	63	59	68	66	75	64	78	71	79	73	60	57	55	70	69	78
	特徴点数 ($i + 1$)	76	71	58	64	70	66	74	69	73	78	68	77	49	54	61	72	74	75
	特徴点の対応の数	18	11	12	13	16	14	20	16	6	14	16	1	13	9	3	17	3	18
	推定された回転角 [°]	19.6	20.3	20.0	18.0	19.2	19.7	19.8	19.7	21.1	19.3	19.9	-	18.3	20.3	23.6	19.6	17.4	19.9
	回転軸の誤差 [°]	0.7	3.4	1.4	2.1	1.0	1.4	0.3	0.2	14.0	3.8	0.8	-	2.7	1.5	62.4	0.7	14.2	1.4
並進の誤差	0.1	0.4	0.3	1.0	0.1	0.1	0.1	0.2	1.7	0.4	0.2	-	1.2	0.7	3.7	0.3	1.8	0.1	
$\sigma = 0.22$ ([0°, 40°])	特徴点数 (i)	50	46	44	44	46	45	43	41	56	48	56	61	32	35	38	55	54	51
	特徴点数 ($i + 1$)	51	48	38	37	41	41	38	42	55	49	56	46	32	29	32	47	49	54
	特徴点の対応の数	11	10	7	7	8	10	11	12	4	7	10	3	7	6	4	5	12	3
	推定された回転角 [°]	20.5	19.7	19.4	16.7	19.7	20.3	20.4	19.7	19.3	20.3	20.2	24.0	19.6	22.5	17.1	21.0	20.4	25.8
	回転軸の誤差 [°]	1.0	4.4	0.7	4.1	0.4	1.6	0.9	0.9	0.6	1.7	1.1	0.9	4.0	1.9	1.9	2.7	1.3	1.2
並進の誤差	0.2	0.9	0.4	1.6	0.3	0.3	0.2	1.8	1.2	0.3	0.3	0.5	0.5	0.6	0.5	1.3	1.4	0.3	
$\sigma = 0.22$ ([-10°, 50°])	特徴点数 (i)	35	31	27	34	30	33	32	30	37	32	33	39	19	20	33	37	37	35
	特徴点数 ($i + 1$)	33	36	26	29	36	30	30	29	37	30	37	33	19	18	26	38	32	33
	特徴点の対応の数	6	8	4	7	6	8	6	3	2	4	8	3	4	2	3	4	3	9
	推定された回転角 [°]	23.7	18.7	19.4	16.2	22.4	21.1	19.9	36.4	-	20.2	20.1	24.0	20.6	-	35.4	20.7	19.4	19.9
	回転軸の誤差 [°]	0.3	0.5	1.3	2.4	0.6	0.4	0.3	0.0	-	8.6	6.3	2.0	1.8	-	0.7	1.0	2.3	0.4
並進の誤差	0.37	0.84	1.50	1.02	0.50	0.46	0.35	0.44	-	1.41	1.34	0.46	0.35	-	0.77	0.88	0.91	0.72	

える。

また、表 2 に示した距離画像列での平均実行時間をみると、特徴点の選択までの処理は、回転の許容角度にかかわらず共通の処理であるため、同一時間を要している。一方、SSK によるマッチングにかかる時間は、回転の許容角度が大きくなるほど減少する。これは、許容角度が大きくなるほど選択される特徴点数が少なくなるためである。なお、 $\sigma = 0.1$ の場合に関して、マッチングに用いた特徴点数の平均は、許容角度が $[10^\circ, 30^\circ]$ の場合は各画像につき平均 63 点、 $[0^\circ, 40^\circ]$ の場合は 33 点、 $[-10^\circ, 50^\circ]$ の場合は 16 点であった。 $\sigma = 0.22$ の場合にも同様の傾向であった。

4.2 実距離画像による実験結果

次に、2 つの実距離画像のデータセット Pooh と Rick1²¹⁾ 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持つプラスチックの人形を、ターンテーブルに載せ 20° ずつ回転させながら得た距離画像列、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 200×200 ピクセルである。

表 2 合成距離画像 ($\sigma = 0.1$) の位置合わせの平均実行時間 [秒]
(CPU: Xeon 3.06 GHz, Memory: 2.00 GB)

Table 2 Average of computational time [sec.].

回転許容角度	[10°, 30°]	[0°, 40°]	[-10°, 50°]
法線の推定	107.2		
特徴量の計算	313.2		
特徴点の抽出	2.8		
特徴点の選択	25.2		
SSK によるマッチング	30.0	7.4	1.8
合計	478.4	455.8	450.2

2 枚の画像間の回転角の許容範囲は、Pooh では $20^\circ \pm 15^\circ$ 、および $20^\circ \pm 25^\circ$ の 2 種類、Rick1 では $10^\circ \pm 15^\circ$ (ただし最後の 1 組のみ $20^\circ \pm 15^\circ$) とした。なお、合成距離画像の場合と同様、回転軸の方向に関してはいっさいの仮定を用いなかった。また、特徴量の類似度を区間で表現することの有効性を確認するため、同一条件下で区間を設定しない場合、すなわち、 $\underline{c}(x) = \bar{c}(x) = L(x)$ とした場合の結果も求めた。さらに、提案手法 ($[5^\circ, 35^\circ]$) の結果を初期値と

区間を設定しない場合、本手法は、対応候補の集合から類似度が一番大きなものを選び、それに競合する対応候補を除去するという手順を繰り返すことと等価となる。

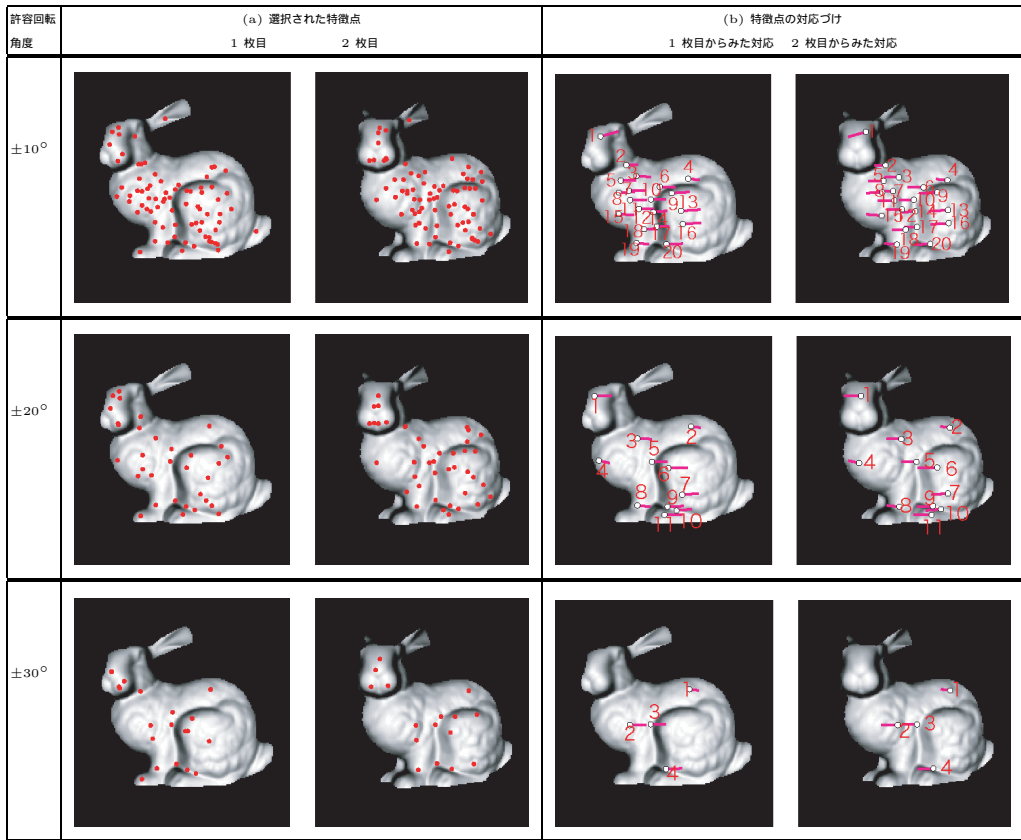


図 7 合成距離画像 ($\sigma = 0.1$) の最初の 2 枚の画像を用いた場合の、(a) 特徴点の選択結果と、(b) これらの対応づけの結果。許容回転角度をそれぞれ $20^\circ \pm 10^\circ$ 、 $20^\circ \pm 20^\circ$ 、 $20^\circ \pm 30^\circ$ とした場合

Fig. 7 Results for two synthetic images for three different admissible rotation angles. (a) The selected feature points and (b) their matching.

して ICP 法を適用した場合と、初期値なしで ICP 法を適用した場合との結果を比較した。ただし、ここで用いた ICP 法とは、すべての計測点を用い、ユークリッド距離が一番近いものを対応点としたうえで、距離が閾値以上の対応組と面の境界の点を含む対応組とを除いて、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¹²⁾。

図 8 は、Pooh の 2 枚の距離画像から抽出した特徴点候補の例である。L(x) の値の上位 10 点に対してはその順位を番号で示している。高順位で抽出されている特徴点は、曲率の高い部分であることが分かる。図 9 に、Pooh と Rick1 の 2 枚の距離画像から選択された特徴点の例を示す (Pooh では回転角の許容範囲を $20^\circ \pm 15^\circ$ とした結果である)。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選択されている。たとえば、Pooh の眉間、袖、Rick1 の目尻あたりの点などである。ただし、形状の変化が極大であり他と区別が付きやすい点を選択しているた

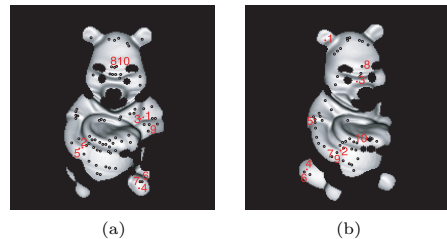


図 8 Pooh の距離画像の 77 個の特徴点候補 (数字は L(x) の値による順位)

Fig. 8 The first 77 feature points ranked by L(x) for two range images of Pooh.

め、比較的滑らかな部分からもいくつかの特徴点を選択されている。図 10 は、図 9 に示した特徴点の対応づけを行った結果の例である。周辺の形状が顕著に変化している点だけでなく、滑らかな部分の特徴点どうしも正しく対応づけられていることが分かる。

提案手法で位置合わせした結果を図 11、図 12、図 13 に示す。図 11、図 12 は、位置合わせ結果で

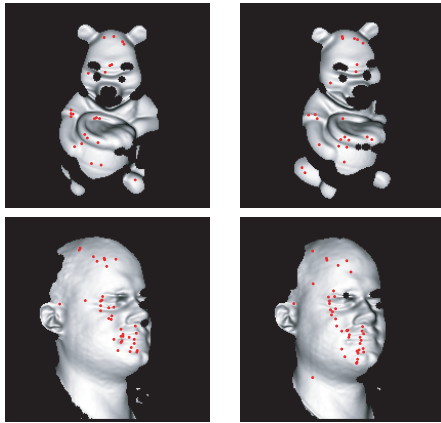


図 9 Pooh と Rick1 の距離画像から選択された特徴点
Fig.9 Selected feature points for the Pooh and the Rick1.

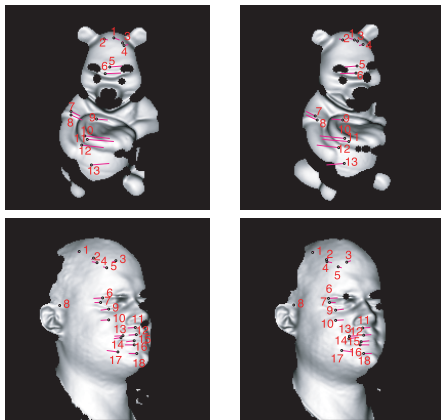


図 10 Pooh と Rick1 の特徴点の対応づけ結果
Fig.10 Matching results of Pooh and Rick1.

2 枚の距離画像を重ね合わせた例である．図 13 は，Pooh の距離画像系列を使い，位置合わせできたすべての距離画像を重ね合わせたものを 3 方向から示したものであり，距離画像ごとに違う色を割り当てて表示している．図 13 (a) は本手法の位置合わせ結果，(b) は本手法を初期値として ICP 法で位置合わせを行った結果を示している．これらの図から，本手法の結果は ICP 法の初期値として十分な精度であることが分かる．

位置合わせ結果を定量的に評価した結果を表 3 と表 4 に示す．ここでは， 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 番目の列に対応している．これらのデータセットでは回転軸の真値は未知なので，回転軸の平均と回転軸のなす角を回転軸の偏差として評価した．それぞれの手法について，グラフを生成するために用いる特徴点数，対応づけされた特徴

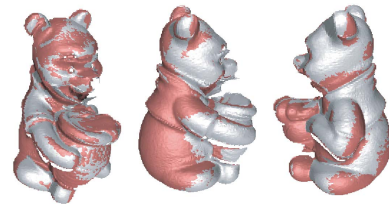


図 11 Pooh の本手法による位置合わせ結果の一例
Fig.11 Exaplmes of registration results using Pooh.

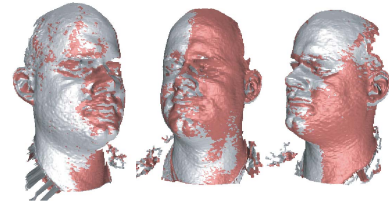
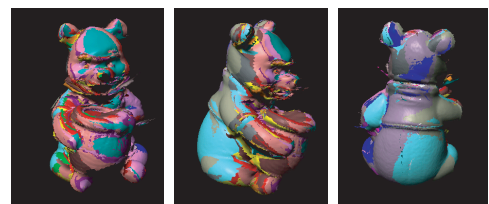
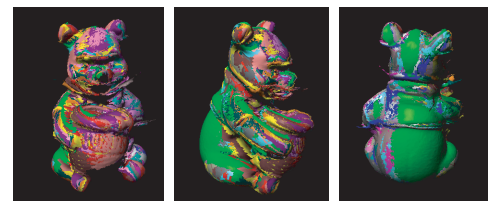


図 12 Rick1 の本手法による位置合わせ結果の一例
Fig.12 Exaplmes of registration results using Rick1.



(a)



(b)

図 13 Pooh の，(a) 本手法によって位置合わせした結果と，(b) 本手法を初期値として ICP 法で位置合わせした結果を用いて，すべての距離画像を重ね合わせたもの．それぞれを 3 方向から表示

Fig.13 Registration results for Pooh by (a) the proposed method and (b) refinement using the ICP method.

点の組の数（提案手法によって得られた SSK の要素数），推定された回転角，回転軸の偏差，最近点までの平均距離 を示している．なお，剛体運動は，合成

ここでいう最近点までの平均距離とは，片方の距離画像の各計測点について，もう片方の距離画像の計測点の中の最近傍点を対応点とし，対応点間の距離の平均として求めたものである．このとき，2 点間の距離が閾値以上である対応面の境界の点を含む対応は誤対応として平均から除いているため，位置合わせ前でも平均距離は比較的小さくなっている．

表 3 データセット Pooh の位置合わせ結果
Table 3 Registration results for Pooh sequence.

		Pooh																	
<i>i</i>		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
提案手法 [5°, 35°]	特徴点数 (<i>i</i>)	23	37	38	44	61	54	70	57	63	54	67	53	64	64	70	62	49	37
	特徴点数 (<i>i</i> + 1)	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 [°]	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
	回転軸の偏差 [°]	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	
提案手法 [-5°, 45°]	特徴点数 (<i>i</i>)	23	18	20	16	15	22	10	16	8	10	11	11	15	19	19	18	21	21
	特徴点数 (<i>i</i> + 1)	21	17	20	11	19	21	19	21	9	11	11	12	17	18	22	21	20	23
	特徴点の対応の数	4	6	4	4	4	5	0	4	2	4	2	5	5	0	3	2	5	5
	推定された回転角 [°]	18.1	20.5	19.2	20.1	22.0	17.9	-	17.0	22.6	20.4	21.7	18.2	13.6	-	21.2	21.0	18.0	19.2
	回転軸の偏差 [°]	6.0	3.4	10.4	2.8	10.8	1.7	-	2.2	8.3	4.3	5.9	4.5	3.8	-	2.2	5.2	5.5	4.8
最近点までの平均距離	0.73	0.36	0.83	0.26	2.41	0.84	-	0.78	0.35	0.54	0.27	0.76	0.52	-	0.28	0.07	0.98	0.76	
区間がない場合 [5°, 35°]	特徴点の対応の数	1	1	4	0	4	3	4	2	7	0	6	5	5	1	6	0	4	8
	推定された回転角 [°]	-	-	17.4	-	20.2	22.8	14.35	-	20.28	-	18.0	18.4	17.6	-	18.5	-	16.7	18.6
	回転軸の偏差 [°]	-	-	4.9	-	20.8	4.9	4.9	-	4.9	-	24.9	4.9	4.9	-	4.9	-	4.9	4.9
	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 [°]	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
	回転軸の偏差 [°]	2.1	1.3	0.4	1.5	0.6	1.0	3.4	-	0.6	1.8	1.5	5.5	0.4	1.3	0.8	2.5	0.5	1.3
	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 [°]	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

表 4 データセット Rick1 の位置合わせ結果
Table 4 Registration results for Rick1 sequence.

		Rick1							
<i>i</i>		1	2	3	4	5	6	7	8
提案手法	特徴点数 (<i>i</i>)	37	35	28	34	32	35	31	52
	特徴点数 (<i>i</i> + 1)	41	37	28	34	33	32	33	58
	対応の数	18	17	10	9	14	18	10	11
	推定回転角 [°]	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)	推定回転角 [°]	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

画像の場合と同様に、対応づけられた計測点の 3 次元座標を用いて推定した¹⁸⁾ため、3 組以上の対応が求められなかった場合は、表中では「-」となっている。

上述のように、Pooh は人形をターンテーブルに載せて 20° 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° に近く、また、回転軸は距離画像のすべての組で同じになることが望ましい。表 3 を見ると、提案手法により推定された回転角は、対応が求められなかった 8 番目の組を除き、20° ± 1.5° の範囲にある。また、回転軸の偏差もほとんどが 2° 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° 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粗い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められなかったのは、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、区間を設定しない場合 ($c(x) = \bar{c}(x) = L(x)$)

には、剛体変換の推定に必要な 3 組以上の対応が求められず、位置合わせに失敗する傾向にある。位置合わせに成功した場合でも、推定された回転成分を提案手法と比較すると、回転角度の誤差が大きく、回転軸の偏差も大きいことが分かる。このことから、特徴量の類似度を区間で表現することは有効であり、特徴量の抽出誤差による位置合わせ誤差を減らして頑健な位置合わせを可能にしているといえる。

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の場合、提案手法適用後でも最近点までの平均距離が他と比べて長くなっていて、対応づけの誤りがあったと考えられる。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、最後の 1 組を除けば、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粗い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く。

以上の結果から、提案手法により、対象にある程度はっ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。

5. おわりに

大域的最適性を保証する距離画像の粗い位置合わせ手法を提案した。すなわち、考えうる計測点どうしの

対応づけをグラフ上で表現し、整合する計測点の対応づけの組合せを最も多く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。

今後の課題として、物体表面のより識別能力の高い特徴を選択することがあげられる。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が、このような特徴量のみでの識別には限界があると考えられる。また、特徴量の区間設定も今後の課題である。本手法では、計測点に人工的に雑音を加えて摂動させることにより区間を求めているが、面の形状と計測時の視線方向との関係から、特徴量の区間を解析することが考えられる。

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.16650040, No.17700174, No.18049046), チェコ科学アカデミー(No.1ET101210406), EUプロジェクト(No.FP6-IST-027113)による。

参 考 文 献

- 1) Berge, C.: *Graphs and Hypergraphs*, North-Holland (1973).
- 2) Besl, P.J. and McKay, N.D.: A Method for Registration of 3-D Shapes, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.14, No.2, pp.239–256 (1992).
- 3) Campbell, R.J. and Flynn, P.J.: A Survey of Free-Form Object Representation and Recognition Techniques, *CVIU*, Vol.81, pp.166–210 (2001).
- 4) Chen, Y. and Medioni, G.: Object Modeling by Registration of Multiple Range Images, *IVC*, Vol.10, No.3, pp.145–155 (1992).
- 5) Chua, C.S. and Jarvis, R.: 3D Free-Form Surface Registration and Object Recognition, *IJCV*, Vol.17, No.1, pp.77–99 (1996).
- 6) 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).

- 7) Higuchi, K., Hebert, M. and Ikeuchi, K.: Building 3-D Models from Unregistered Range Images, *GMIP*, Vol.57, No.4, pp.315–333 (1995).
- 8) Johnson, A.E. and Hebert, M.: Using Spin Images for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.21, No.5, pp.433–449 (1999).
- 9) Krsek, P., Pajdla, T. and Hlavac, V.: Differential Invariants as the Base of Triangulated Surface Registration, *CVIU*, Vol.87, pp.27–38 (2002).
- 10) 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).
- 11) Duda, R.O., Hart, P.E. and Stork D.G.: *Pattern Classification*, 2nd edition, John Wiley and Sons, Inc. (2001).
- 12) Rusinkiewicz, S. and Levoy, M.: Efficient Variants of the ICP Algorithm, *Proc. 3DIM*, pp.145–152 (2001).
- 13) Šára, R.: A Fast Algorithm for Confidently Stable Matching, Research Reports of CMP, No.CTU-CMP-2002-03, Czech Technical University (2002).
- 14) Šára, R.: Finding the Largest Unambiguous Component of Stereo Matching, *Proc. ECCV*, Vol.2, pp.900–914 (2002).
- 15) Silva, L., Bellon, O.R. and Boyer, K.L.: Enhanced, Robust Genetic Algorithms for Multi-view Range Image Registration, *Proc. 3DIM*, pp.268–275 (2003).
- 16) Stein, F. and Medioni, G.: Structural indexing: Efficient 3-D object recognition, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.14, No.2, pp.125–145 (1992).
- 17) Turk, G. and Levoy, M.: Zipped Polygon Meshes from Range Images, *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, pp.311–318 (1994).
- 18) Umeyama, S.: Least-Square Estimation of Transformation Parameters Between Two Point Patterns, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.13, No.4, pp.376–380 (1991).
- 19) Wyngaerd, J.V. and Gool, L.V.: Automatic Crude Patch Registration: Toward Automatic 3D Model Building, *CVIU*, Vol.87, pp.8–26 (2002).
- 20) Stanford 3D Scanning Repository. <http://www-graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/>
- 21) The Ohio State University Range Image Repository. <http://sampl.ece.ohio-state.edu/>

data/3DDB/RID/minolta/

22) コニカミノルタ VIVID910 仕様 . <http://konicaminolta.jp/products/industrial/instrument/3d/vivid910/spec.html>

付 録

データに雑音加わった場合のコロモゴロフ-スミルノフ距離の導出

本手法では、計測点の近傍の点でのベクトル三重積特徴の値の分布を比較することにより、類似度を評価している。ベクトル三重積特徴の値は計測誤差により変化するが、このときのベクトル三重積特徴の2つの累積頻度分布のコロモゴロフ-スミルノフ距離の変化を以下のように考える。

まず、ベクトル三重積特徴の値の区間を N 個に区切り、値の分布 $H = \{n(k) | k = 1, \dots, N\}$ を考える。 $M = \sum_{i=1}^N n(i)$ とし、 $D(j) = \sum_{i=1}^j n(k)$ とおくと、各区間での頻度は $\bar{D}(j) = D(j)/M$ と表され、累積頻度分布は $F = \{\bar{D}(j) | j = 1, \dots, N\}$ となる。

簡単のため、計測点に雑音に加わったときにそのベクトル三重積特徴の分布が $\{d(k) | k = 1, \dots, N\}$ だけ変化する考える。 $d = \sum_{k=1}^N d(k)$ とおくと、このときの累積頻度分布は、

$$\begin{aligned} \bar{D}'(j) &= \frac{D(j) + \sum_{i=1}^j d(i)}{M + d} \\ &= \frac{D(j)}{M} - \frac{d}{M + d} \left(\frac{D(j)}{M} - \frac{\sum_{i=1}^j d(i)}{d} \right) \\ &= \bar{D}(j) - \frac{d}{M + d} \left(\bar{D}(j) - \frac{\sum_{i=1}^j d(i)}{d} \right) \end{aligned}$$

のように変化する。ここで、誤差は十分小さく各区間で一様であるとすると、 $d(k) = \Delta$ とおくことができ、 $\sum_{k=1}^j d(k) = j\Delta$ 、 $d = N\Delta$ となるので、

$$\begin{aligned} \bar{D}'(j) &= \bar{D}(j) - \frac{N\Delta}{M + N\Delta} \left(\bar{D}(j) - \frac{j}{N} \right) \\ &\approx \bar{D}(j) - \frac{N}{M} \Delta \left(\bar{D}(j) - \frac{j}{N} \right) \end{aligned}$$

となる。ここで、2つの累積頻度分布 F_1 と F_2 のコロモゴロフ-スミルノフ距離は、

$$\begin{aligned} \text{KS}(F_1, F_2) &= |\bar{D}_2(k) - \bar{D}_1(k)| \\ k &= \arg \max_i |\bar{D}_2(i) - \bar{D}_1(i)| \end{aligned}$$

で与えられるので、 k (誤差は一様であるので摂動しても k は変化しない) について、 F_1 が摂動して $\bar{D}'_1(k)$ に変化した場合と F_2 が摂動し $\bar{D}'_2(k)$ に変化した場合とを平均することにする。

以上から、コロモゴロフ-スミルノフ距離の誤差による摂動 $\delta \text{KS}(F_1, F_2)$ を以下のように計算する。

$$\begin{aligned} \delta \text{KS}(F_1, F_2) &= \frac{\Delta}{2} \frac{N}{M} \left[\left| \bar{D}_1(k) - \frac{k}{N} \right| + \left| \bar{D}_2(k) - \frac{k}{N} \right| \right], \\ k &= \arg \max_i |\bar{D}_2(i) - \bar{D}_1(i)|. \end{aligned}$$

実験では、 Δ は十分小さい適当な値とした。

(平成 17 年 9 月 20 日受付)

(平成 18 年 3 月 20 日採録)

(担当編集委員 横矢 直和)



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院講師、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。



Radim Šára

1987 年チェコ工科大学修士課程修了。1994 年ヨハネスケプラー大学博士課程修了。Ph.D. 1994~1996 年チェコ工科大学助手、1996 年同上級研究員。ステレオビジョンを中心とするコンピュータビジョンの研究に従事。IEEE 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。1991~1995 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、2006 年同教授、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。