

グラフカーネルアルゴリズムを用いた 複数特徴量の組合せによる距離画像の位置合わせ

岡谷 (清水) 郁子[†] Radim Šára^{††} 杉本 晃宏^{†††}

[†] 東京農工大学 〒184-8588 東京都小金井市中町 2-24-16

^{††} チェコ工科大学 プラハ, チェコ共和国

^{†††} 国立情報学研究所 101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

E-mail: [†]ikuko@cc.tuat.ac.jp, ^{††}sara@cmp.felk.cvut.cz, ^{†††}sugimoto@nii.ac.jp

あらまし 幾何学的特徴量と光学的特徴量の組合せによる距離画像の位置合わせ手法について述べる。本手法では、特徴点の対応付けを頑健に行うために複数の特徴量を用いる。このとき、従来手法のように特徴量の類似度の和や積などによって類似度を評価するのではなく、類似度それぞれを個別に評価し、競合する対応づけのよさの順序付けに用いる。そして、考えられ得る全ての対応づけの候補の中から、1対1対応を満たし、かつ、剛体変換が整合する対応づけの組合せのなかで、幾何学的特徴量、光学的特徴量とともに類似しているという意味でデータに適合する組合せを最大化する。これは、グラフ上の最適化問題として定式化することができ、SSK アルゴリズムにより大域的最適解が得られる。

キーワード 3次元形状モデル, 距離画像, 位置合わせ, グラフカーネル

Graph-based Range Image Registration Combining Geometric and Photometric Features

Ikuko SHIMIZU-OKATANI[†], Radim ŠÁRA^{††}, and Akihiro SUGIMOTO^{†††}

[†] Tokyo University of Agriculture and Technology Naka-cho 2-24-16, Koganei, Tokyo, 184-8588 Japan

^{††} Czech Technical University Technicka 2, 166 27 Praha 6, Czech Republic

^{†††} National Institute of Informatics Hitotsubashi 2-1-2, Chiyoda, Tokyo, 101-8430 Japan

E-mail: [†]ikuko@cc.tuat.ac.jp, ^{††}sara@cmp.felk.cvut.cz, ^{†††}sugimoto@nii.ac.jp

Abstract We proposed a coarse registration method of range images using geometric and photometric features. The framework of existing methods using multiple features first defines a single distance summing up each feature based evaluations and then minimize the distance between range images for registration. In contrast, we formulate registration as a graph-based optimization problem where we independently evaluate geometric feature and photometric feature and then consider only the order of point-to-point matching quality. We then find as many consistent matchings as possible in the sense of matching quality order. This is solved as one global combinatorial optimization problem. The maximum strict sub-kernel algorithm enables us to uniquely determine the largest consistent matching. This means that our method does not require any initial good estimation and, at the same time, guarantees that global solution is achieved.

Key words 3D model, range image, registration, graph kernel

1. はじめに

近年、製造業はもとより、映画、医療などの幅広い分野で、実世界の物体の3次元形状モデルが利用されるようになってきている。3次元形状モデルの生成には、レンジセンサによる計測で得られる距離画像が用いられる。距離画像は、対象の部分

形状データであり、計測時のセンサの位置と姿勢に依存した座標系で表現されている。したがって、計測対象全体の形状モデルを生成するためには、異なる視点から多くの部分形状データを取得し、全ての距離画像を共通の座標系で表す必要がある。このとき、各形状データから計測時のセンサの相対的な位置と姿勢を推定することを、距離画像の位置合わせという。

広く用いられている位置合わせの手法として、Iterative Closest Point(ICP) 法 [1] とその拡張手法 [2] [9] [15] [17] が挙げられる。これらの手法では、計測点間の距離に基づく対応点の探索と、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。このとき、形状特徴が少ない場合などにも不確かさを解消して頑健な位置合わせを行うために、3次元座標そのものだけから計算できる計測点間の距離に加え、他の特徴量との組合せにより位置合わせを行う手法 [4] [5] [6] [7] [13] [14] が提案されている。色 [5]、色度 [7]、法線ベクトル [4]、曲率 [13] や曲率から導かれる特徴量 [6]、面の重なり具合を表す指標 [14] などである。複数の異種特徴量の組合せにより頑健性が増すが、測度の異なる特徴量から意味ある単一の評価関数を定義するのは難しい。

一方、位置合わせをグラフ上での最適化問題として解く手法 [8] [12] が提案されている。この手法では、計測点同士のマッチングをグラフの強部分核を求める問題に帰着させており、大域的最適解を得られる利点がある。この手法には、あいまいさのある対応付けは除外することで誤対応を生じさせないという特徴がある。しかし、対応付けのよさの評価に幾何学的特徴のみしか用いていないため、形状特徴の少ない面では解が求まらないことがある。

そこで本論文では、グラフ上で位置合わせを扱う枠組み [8] [12] を拡張し、顕著な幾何学的特徴が少ない対象でも、同時に得られる光学的特徴を組合せることで頑健に粗い位置合わせを行う手法を提案する。従来の複数の特徴量を利用する手法 [4] [5] [6] [7] [13] [14] では、各特徴量から求めた類似度の和や積などによって類似度を組み合わせることで対応付けのよさを評価していた。これに対し提案手法では、個々の特徴量に基づく類似度をそれぞれ単独に評価し、対応付けのよさの優劣の順序を与える。対応付けが正しければ、幾何学的特徴も光学的特徴もともに類似しているはずなので、競合する 2 つの対応付けに対して一方が全ての特徴量に関して他方よりも類似度が大きいとき、それを対応付けとしてより優れていると判断する。この複数の特徴量に基づく対応付けの評価を、従来のグラフ上での位置合わせ手法 [8] [12] に導入することにより、計測点同士の考えられ得る全ての対応付けの候補の中で、最もデータに適合する対応付けの組合せを求める。これは、SSK アルゴリズムを適用することにより求めることができ、大域的最適解であることが保証される。

2. 複数特徴量の組合せによる不確かさの解消

2.1 特徴点の対応付けによる位置合わせ

距離画像は、計測時のセンサの位置・姿勢に依存する座標系で表現された計測点の 3次元座標の集合である。 i 番目の距離画像の計測点を x_k^i とする ($i = 1, 2$)。本論文では、同時にカラー画像も得られている、つまり、 i 番目の距離画像の同じ画素に RGB 値 r_k^i も得られていると仮定する^(注1)。

(注1): 距離画像と対応したカラー画像は、一般的な商用レンジファインダ (例えば、コニカミノルタ社の VIVID シリーズ [18] など) を用いた計測によって得

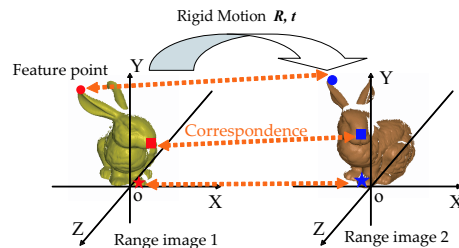


図 1 点の対応付けによる 2 枚の距離画像の位置合わせ。

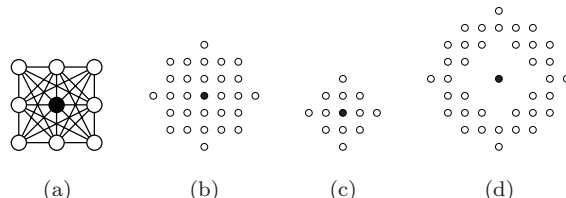


図 2 拡張三角メッシュ。(a) 中黒の点の 3×3 近傍での 24 個の三角形。(b) 向きつき法線ベクトルと構造行列を計算する 332 個の三角形。(c) 三重積特徴と色特徴を計算する集合。(d) 三重積特徴を計算する集合。(c) は 52 個、(d) は 604 個の三角形。

2 枚の距離画像が表現されている座標系は、剛体変換 (R, t) (ただし、 R は回転行列、 t は並進ベクトル) で関係付けられるとする。つまり、距離画像の計測点 x_k^1 と x_k^2 が対象の同じ点を観測しているとき (これを「対応する」と呼ぶことにする)、 $x_k^2 = R x_k^1 + t$ が成り立つとする。距離画像の位置合わせとは、対応する計測点の組からこの剛体変換 (R, t) を求めることである (図 1)。

計測点の対応付けは、距離画像間で各計測点の特徴量を比較することで行う。対応している計測点間では、剛体変換に不変な特徴量が類似しているはずである。また、全ての対応について剛体変換が整合しているはずであるが、これは、剛体変換に共変な特徴量で評価することができる。

このとき、対象の形状の変化が少ない比較的滑らかな面の場合などには、幾何学的特徴のみからでは対応付けに不確かさが残る場合がある。そこで、より頑健な位置合わせを実現するために、3次元座標 x_k^i から計算される幾何学的な特徴量だけでなく、RGB 値 r_k^i から計算される光学的特徴量を用いることで頑健な位置合わせを行う。

2.2 位置合わせに用いる特徴量

本論文で用いる特徴量は、計測点の近傍でのその点を含む三角形の集合を用いて計算する (図 2(a))。この三角形の集合を拡張三角メッシュと呼ぶ [8] [12]。この拡張三角メッシュについて、幾何学的特徴量として向きつき法線ベクトル、構造行列、三重積特徴、光学的特徴量として正規化色特徴を計算する。向きつき法線ベクトルと構造行列は共変特徴量、三重積特徴と正規化色特徴は不変特徴量である。

a) 向きつき法線ベクトル

まず、各距離画像の各計測点 x_k^i について、向きつき法線ベクトル n_k^i を計算する。これは、近傍の向きつき法線ベクトルの平均として求める。実験では、図 2(b) に示す 7×7 近傍の拡張三角メッシュを用いて計算した。なお、向きつき法線ベ

ることが可能である。

トル n_k^i は、構造行列 S_k^i 、三重積特徴 F_k^i を計算するのにも用いる。

b) 構造行列

構造行列 [8] [12] は、三角メッシュを成す各計測点の向きつき法線ベクトル n_i を用いて $S = \sum_{i=1}^n n_i n_i^T$ として計算される 3×3 行列である。実験では、図 2 (b) の 7×7 近傍の拡張三角メッシュを用いて計算した。

計測点 $x_k^1 \in S_1$ と $x_{k'}^2 \in S_2$ が対応しているとき、構造行列 S_k^1 と $S_{k'}^2$ は、 $S_{k'}^2 = R S_k^1 R^T$ を満たす。各構造行列の特異値分解がそれぞれ $S_k^1 = U D (U)^T$ 、 $S_{k'}^2 = U' D' (U')^T$ であったとすると、 $U' D' (U')^T = R U D U^T R^T$ の関係がある。つまり、対応する点の組については、

$$U' P = R U \quad (1)$$

が成り立つ。ただし、 P は 3×3 の対角行列で $P = \text{diag}(s_1, s_2, s_1 \cdot s_2)$ 、 $|s_1| = |s_2| = 1$ である。本手法では、この関係を用いて剛体変換の整合性の評価を行う。

c) 三重積特徴

計測点 x_k^i の三重積特徴 [8] [12] $F_k^i = \{f_k^i(l), l = 1, \dots, t\}$ は、 x_k^i の近傍の凹凸を表す量であり、 x_k^i の近傍の t 個の拡張三角メッシュを定める三角形について計算する $f_k^i(l)$ の集合である：

$$f_k^i(l) = \frac{\det[n_k^i, n_{\Delta_1^k(l)}^i, n_{\Delta_2^k(l)}^i]}{\|(x_{\Delta_1^k(l)}^i - x_k^i) \times (x_{\Delta_2^k(l)}^i - x_k^i)\|} \quad (2)$$

ただし、 l 番目の三角形の頂点は x_k^i 、 $x_{\Delta_1^k(l)}^i$ 、 $x_{\Delta_2^k(l)}^i$ であり、各頂点での向きつき法線ベクトルは、それぞれ n_k^i 、 $n_{\Delta_1^k(l)}^i$ 、 $n_{\Delta_2^k(l)}^i$ であるとする。

三重積特徴は、図 2(c),(d) の 2 種類の拡張三角メッシュについて計算し、それぞれ $F_k^j[j]$ ($j = 1, 2$) とする。 $j = 1$ のとき $t = 52$ 、 $j = 2$ のとき $t = 604$ である。

d) 正規化色特徴

光学的特徴量は、頑健な位置合わせの実現のために有用である。特に、形状が滑らかだったり、似た形状の部分が複数あったりして、幾何学的特徴量のみでは見分けがつかない場合にも、色によって区別できることがある。

本手法では、特徴点の周辺での色の分布を特徴量として用いることにする。ただし、RGB 値は照明の影響を受けやすいため、本手法では RGB 値を正規化したものを用いることによって照明の影響を可能な限り排除する。

具体的には、計測点 x_k^i の正規化色特徴 $C_k^i[j] = \{c_k^i(l)[j], l = 1, \dots, t\}$ ($j = 1, 2, 3$) は、近傍での色の分布を表す量であり、計算した値の集合である。実験では、図 2(c) の拡張三角メッシュについて計算し、 $t = 52$ である。

$$c_k^i(l)[j] = \frac{\bar{r}_k^i[j] + \bar{r}_{\Delta_1^k(l)}^i[j] + \bar{r}_{\Delta_2^k(l)}^i[j]}{3} \quad (3)$$

ただし、 x_k^i 、 $x_{\Delta_1^k(l)}^i$ 、 $x_{\Delta_2^k(l)}^i$ の RGB 値を表すベクトルをそれぞれ r_k^i 、 $r_{\Delta_1^k(l)}^i$ 、 $r_{\Delta_2^k(l)}^i$ とし、 $\bar{r} = \frac{r}{\|r\|}$ は正規化を表す。 $r_k^i[j]$ は r_k^i の第 j 成分を表すものとする。

2.3 分布の比較による類似度の評価

不変特徴量である三重積特徴と正規化色特徴は、多くの値の集合である。本手法では、 x_k^1 での三重積特徴 $F_k^1[j]$ (正規化色特徴 $C_k^1[j]$) と、 x_l^2 での三重積特徴 $F_l^2[j]$ (正規化色特徴 $C_l^2[j]$) を比較するために、2 つの値の分布の累積頻度の差であるコロモゴロフ-スミルノフ距離 [3] ^(注2) $\text{KS}(F_k^1[j], F_l^2[j])$ ($\text{KS}(C_k^1[j], C_l^2[j])$) を評価し、類似度はその積として以下のように定義する：

$$c_F(x_k^1, x_l^2) = \prod_{j=1}^2 (1 - \text{KS}(F_k^1[j], F_l^2[j])), \quad (4)$$

$$c_C(x_k^1, x_l^2) = \prod_{j=1}^3 (1 - \text{KS}(C_k^1[j], C_l^2[j])). \quad (5)$$

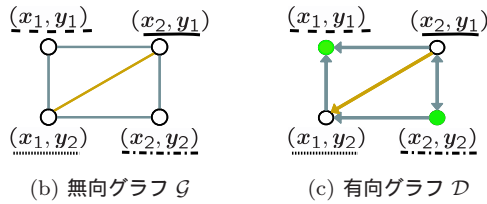
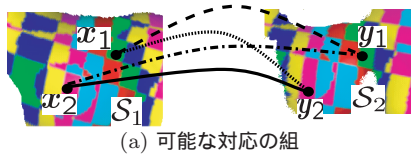
3. 複数特徴量によるグラフベースの位置合わせ

前節に説明した特徴量を利用し、距離画像の位置合わせを行う。SSK アルゴリズムによるマッチング [8] [12] を拡張し、複数特徴量を同時に扱うことが可能なグラフベースの計測点の対応付け手法について述べる。

SSK によるマッチング [8] [12] では、全ての可能な対応付けの中から、互いに整合する (競合していない) 組合せの中で、最もデータに適合する対応付けの組合せを選ぶ。そのために、全ての可能な対応付けの中で、互いに競合する 2 つの対応付けの組合せについて、どちらの対応付けがよりデータに適合するかを評価して順序付けを行う。対応付けが競合しているかどうかは、計測点は 1 対 1 に対応しているという仮定、および、全ての対応の組について剛体変換は整合しているという仮定を用いる。そして、競合する対応付けのよさを不変特徴量が類似しているかどうかで評価する。これをグラフ上で表し、対応の一意性と剛体変換の整合性により共変特徴量を用いてグラフの構造を定義し、類似性により不変特徴量を用いてグラフの枝に向きを付ける。求める解は、グラフの最大 SSK となる。これを求めるアルゴリズムは、多項式時間アルゴリズムが提案されている [12] [10]。

本手法でも、[8] [12] と同様に整合する対応付けを見つける。[8] [12] では、対応付けのよさの評価には幾何学的特徴量のみを用いているため、対象の形状に特徴が少ない場合には解が求まらないことがある。これは、SSK にはあいまいな対応を除去する性質があるためである。本手法では、より頑健な位置合わせを実現するため、対応付けのよさ評価に複数の異種特徴量 (幾何学的特徴量と光学的特徴量) を用いる。2 つの計測点に対応している、つまり、対象物体上の同じ部分を観測している場合、近傍での局所的な形状も色も似ているはずである。そこで、個々の特徴量の類似度を単独で比較し、幾何学的特徴量と光学的特徴量とがともにより類似している場合のみ、よりよい対応付けであるとする。このようにして複数の特徴量に基づき対応付けのよさを評価した場合にも、[8] [12] と同様の定式化を

(注2)：ただし、コロモゴロフ-スミルノフ距離とは、各値における (正規化) 累積頻度の差の絶対値を考えたときの最大値である。



	x_1	x_2
y_1	[8.5, 9.2, 6.8]	[2.3, 2.5, 1.5]
y_2	[2.8, 4.3, 3.6]	[0.2, 2.1, 2.5]

(d) 類似度 $c(p)$

図 3 2×2 の対応の例とその SSK アルゴリズムによる解 $M = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2)\}$.

行うことができ、最も多くの整合する対応付けの組を求める問題の解の一意性は保証される [11].

以下に、SSK アルゴリズムによる手法 [8] [12] を拡張し、複数特徴量を扱うことが可能なグラフベースの対応付けについて説明する．基本的な考え方は [8] [12] と同様であるが、有向グラフの生成での類似度の扱いが異なる．

3.1 無向グラフ G の生成

まず [8] [12] と同様に、無向グラフ $G = (P, E)$ を生成する．グラフ G は、一意性と剛体変換の整合性を表しており、剛体変換の整合性は共変特徴量を用いて評価する．

グラフ G の頂点集合 P は、全ての可能な対応 $p = (x_k^1, x_i^2)$ を表す．剛体変換の探索範囲がある程度わかっている場合には、共変特徴量の評価により対応の候補を絞り込む．

枝集合 E は、一意性と剛体変換の整合性を表し、一意性を満たさない頂点間、剛体変換が整合しない頂点間を枝で結ぶ．一意性とは、求める頂点集合 $M \subseteq P$ において、全ての計測点は高々1度しか現れないという仮定である (図 3(b) の垂直方向、水平方向の枝)．剛体変換の整合性とは、全ての対応 $p, q \in M$ について、 $(R_p, t_p) = (R_q, t_q)$ が成り立つことである (図 3(b) の対角方向の枝)．

3.2 有向グラフ D の生成

次に、不変特徴量の類似度に基づき有向グラフ D を生成する．枝は競合を表しているため、求める対応付けの組 M は G の独立^(注3)な部分集合であるはずである． G の独立な部分集合のなかで、最もデータに適合するものを選ぶため不変特徴量の類似度を用いて評価する．[8] [12] では、類似度の評価に単一の特徴量を用いているのに対し、本手法では複数の特徴量を用いる．

対応 $p = (x_k^1, x_i^2) \in P$ について、幾何学的特徴量である三重積特徴の類似度と光学的特徴量である正規化色特徴の類似度を並べてベクトルにしたものを $c(p)$ と表記することにする．

類似度 $c(\cdot)$ により、グラフ G の枝に向きを付けて有向グラフ $D = (P, A \cup A^*)$ を得る．ここに A は双方向の枝の集合、 A^* は一方向の枝の集合であり、 $A \cap A^* = \emptyset$ である．

対応の組 p と q に対し、 $c(p) - c(q)$ の全ての要素が正である場合、 $(p, q) \in A^*$ とし^(注4)、 $c(p) - c(q)$ の全ての要素が負である場合には、 $(p, q) \in A^*$ とする．どちらでもない場合、 $(p, q), (q, p) \in A$ とする．図 3(c) は向きの例である．

3.3 有向グラフ D の強部分核

上記のように有向グラフ $D = (P, A \cup A^*)$ を生成すると、求めるマッチングは要素数最大の強部分核 (Strict Sub-Kernel, SSK) である [11]．ただし、有向グラフ D の SSK $K \subseteq P$ は、 D の独立な頂点の部分集合で、全ての $p \in K$ に対し、もし $(p, q) \in A \cup A^*$ なら、 $(q, r) \in A^*$ であるような $r \in K$ が存在するという条件を満たす．このような最大 SSK は一意に存在し、多項式時間で求めることが可能である [12] [10]．本手法では、 $O(n^4)$ (ただし、 n は頂点数) のアルゴリズム [8] [12] を適用する．

図 3 の例では、各面に 2 個ずつの計測点 $x_1, x_2 \in S_1$ と $y_1, y_2 \in S_2$ があるとし、全ての可能な対応の組合せを頂点とし、一意性と幾何学的整合性から無向グラフ D を生成する．不変特徴量の類似度 $c(\cdot)$ が図 3(c) で与えられるとすると、 D の最大 SSK は図 3(b) の緑の頂点である．つまり、マッチング $M = \{(x_1, y_2), (x_2, y_1)\}$ が解である．

ここで、本手法の特徴を述べる．まず第一に、特徴量の類似度はそれぞれ独立に評価していることである．すなわち、複数の特徴量に対してどちらの対応がより類似しているかという順序の組合せとして評価している．既存手法のように、計量の異なる特徴量を加算して何らかの加算的な評価関数を最小化しているわけではない．第二に、幾何学的特徴量に加えて光学的特徴量を用いることで、より頑健な位置合わせが達成できることである．上記のように生成したグラフの SSK は複数存在し、そのうちのどれかが正しい位置合わせを与える対応の集合である．対象が幾何学的特徴の少ない面である場合などにはたまたま局所的な形状が類似している頂点集合が選ばれる可能性があるため、幾何学的特徴量による評価のみ選択された SSK は必ずしも求める位置合わせを与える集合でないことがある．このような場合に、光学的特徴量をあわせて評価することで、そのような対応の組合せは SSK ではなくなり、不確かさを減らしたより頑健な位置合わせを実現することができると期待される．SSK に含まれる頂点では、両方の特徴量の類似度の評価が全ての競合する対応付けよりもよくなければならぬためである．

4. SSK アルゴリズムによる 2 枚の距離画像の位置合わせ

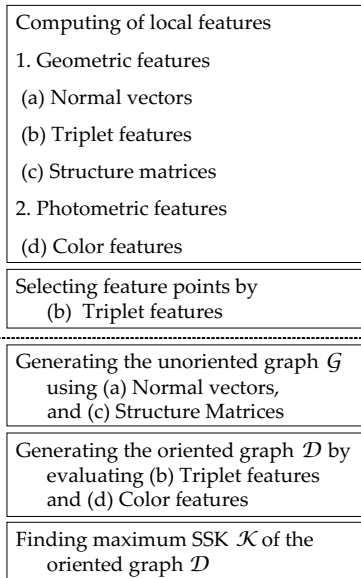
本手法での位置合わせの全体の流れを図 4 に示す．

4.1 距離画像ごとの特徴量の計算と特徴点の抽出

まず、各距離画像の各計測点について、前述の a) 向きつき法線ベクトル、b) 構造行列、c) 三重積特徴、d) 正規化色特徴

(注3): $G = (V, E)$ 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．

(注4): $(p, q) \in A^*$ は、 p から q への向きの枝を表す．



Preprocessing for each image
Matching between pair-wise images

図4 提案手法の流れ.

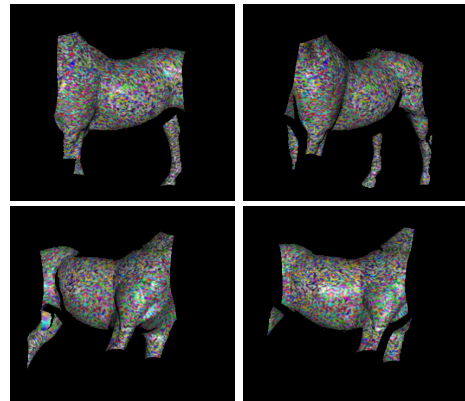
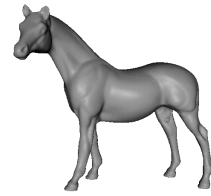


図5 馬のモデルとその合成距離画像の例.

を計算する. a) ~ c) は幾何学的特徴量, d) は光学的特徴量である. また, a), b) は共変特徴量, c), d) は不変特徴量である.

次に, 三重積特徴を用いて特徴点を抽出する. 各距離画像の各計測点 x_k^i に対して, 近傍のベクトル三重積特徴の標準偏差

$$L_k^i = \text{std} \bigcup_{j=1}^r F_k^i(j) \quad (6)$$

を計算する^(注5). L_k^i は, 画像上での近傍の表面形状が一樣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_k^i の極大値を与える計測点を特徴点として抽出する.

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, 探索範囲の許容性を満たさない対応を削除する. 具体的には, 対応づけられた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(1)により仮に計算した回転行列が許容範囲にない場合, この対応付けを削除する.

4.2 最大SSKとしての対応付けの探索

まず, 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, [8] [12]と同様に, 無向グラフ G の頂点集合を定義し, 一意性, または, 幾何学的無矛盾性を満たさない2頂点を枝で結ぶ.

そして, 式(4)~(5)の値に基づいて枝に向きを付与する. 2頂点 $p = (x_k^1, x_l^2)$ と $q = (x_m^1, x_n^2)$ の類似度 $c_F(x_k^1, x_l^2)$, $c_C(x_k^1, x_l^2)$ と $c_F(x_m^1, x_n^2)$, $c_C(x_k^1, x_n^2)$ を比較し, $c_F(x_k^1, x_l^2) > c_F(x_m^1, x_n^2)$ かつ $c_C(x_k^1, x_l^2) > c_C(x_m^1, x_n^2)$ なら q から p へ一方向の向きをつける. $c_F(x_k^1, x_l^2) < c_F(x_m^1, x_n^2)$ かつ $c_C(x_k^1, x_l^2) < c_C(x_m^1, x_n^2)$ なら p から q へ一方向の向きをつける. いずれでもない場合には, q から q , p から q の双方向の向きをつける.

(注5): $F_k^i(1)$, $F_k^i(2)$ はそれぞれ図2(c)の52個の三角形, (d)の604個の三角形について, 式(2)のベクトル三重積特徴を計算した値の集合である. L_k^i は, これらの656個の値の標準偏差である.

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[8] [12].

5. 実験

提案手法を評価するために, 合成距離画像を用いて実験を行った.

図5のように, 馬の3次元モデル[19]にランダムに生成したテクスチャを付加したモデルを用いて合成距離画像を生成した. 距離画像をY軸周りに20度ずつ回転させてながら, 馬の胴の部分を中心に計測するような18枚の 200×200 の距離画像を生成した. 合成距離画像のZ座標には, 平均0, 標準偏差 $\sigma = 0.1$ の正規分布に従う雑音を加えた. これは, 馬の胴の部分の高さが約60[cm]であるとしたときに1[mm]程度に相当する.

この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 $\pm 15^\circ$ とした. なお, このとき回転軸の方向に関しては一切の仮定を用いていない. 比較のため, 幾何学的特徴量のみを用いて位置合わせを行った結果も示す. 結果を表1に示す. ただし, 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, 与えた誤差の分散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, 対応付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, 対応付けられた計測点の3次元座標を用いて推定した[16]ため, 3組以上の対応が求められなかった場合には推定できず, 表中では「-」としている. 図6に対応点の選択と対応付けの結果の例を示す.

表1の通り, 全ての2枚の距離画像の組について, 結果が大きく改善している. これは, 対称が比較的滑らかな面であるた

表 1 合成距離画像の位置合わせ結果 (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). ただし, 2 組以下しか対応づけが求められなかった場合には, 計測点のデータみからは剛体変換の推定が行えないため「-」で表している.

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
計測点の数	11616	10888	9913	9374	9442	9778	10503	11589	12118
i 番の特徴点数	173	241	210	173	197	210	260	178	172
$i+1$ 番の特徴点数	237	229	172	193	269	243	190	171	172
色と形状									
特徴点の対応の数	11	5	7	7	8	11	9	7	9
推定された回転角 [°]	20.1	21.1	16.6	19.9	20.1	19.9	20.1	20.2	20.0
回転軸の誤差 [°]	0.2	1.0	5.5	0.3	0.8	0.2	1.2	0.3	0.3
並進の誤差	0.2	1.5	4.4	0.1	0.2	0.1	0.4	0.2	0.2
形状のみ									
特徴点の対応の数	3	13	11	11	9	13	10	17	4
推定された回転角 [°]	46.9	19.7	35.2	24.8	15.8	21.1	20.4	19.9	-168.9
回転軸の誤差 [°]	63.1	1.7	14.6	19.6	17.2	6.8	11.6	0.2	71.5
並進の誤差	29.2	0.4	20.2	7.3	21.9	1.4	1.4	0.2	21.2
i	10	11	12	13	14	15	16	17	18
計測点の数	11929	11464	10735	9779	8957	9198	10105	11228	11725
i 番の特徴点数	179	256	302	331	250	178	145	166	135
$i+1$ 番の特徴点数	225	285	328	307	154	140	165	153	156
色と形状									
特徴点の対応の数	3	2	7	12	2	3	8	5	10
推定された回転角 [°]	19.9	-	19.6	19.8	-	19.9	19.9	20.0	20.1
回転軸の誤差 [°]	1.1	-	1.2	0.3	-	2.2	0.8	1.0	0.1
並進の誤差	0.1	-	0.6	0.3	-	0.8	0.1	0.6	0.0
形状のみ									
特徴点の対応の数	2	3	15	10	12	5	17	4	21
推定された回転角 [°]	-	16.2	15.8	43.4	24.5	11.9	19.5	23.4	19.4
回転軸の誤差 [°]	-	71.5	18.7	67.4	8.4	38.1	2.1	30.9	3.6
並進の誤差	-	38.9	7.1	40.8	8.5	19.9	0.6	10.7	1.3

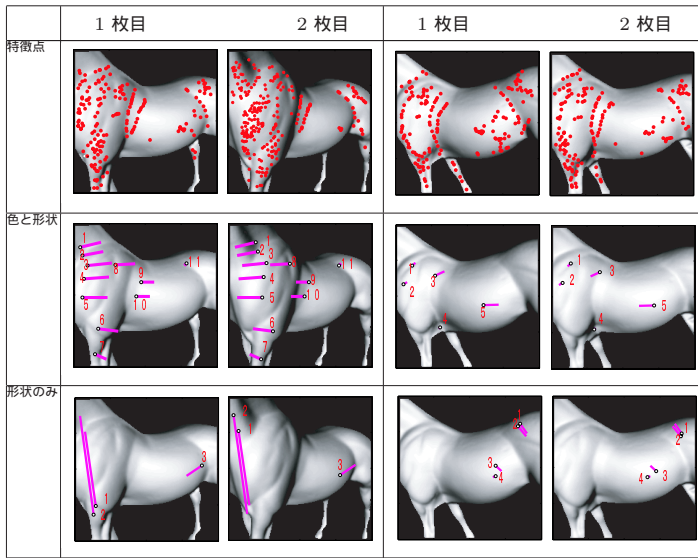


図 6 合成距離画像による位置合わせ結果の例. 対応付けに用いた特徴点と提案手法 (色と形状), および, 形状特徴のみでの結果を示す.

め, 幾何学的特徴では見分けがつきにくい, 光学的特徴により区別できるためである. 図 6 に例示したように, 幾何学的特徴のみで整合性を評価した場合には, 局所的な形状は類似していても, 正しくない対応の組が選択されていることがわかる. これに対し, 光学的特徴を併せて用いる本手法では, 光学的特徴の評価で類似度が低くなるため, 誤対応の組が要素数最大の強部分核として求められてしまうことを防いでいる. 形状のみを用いた場合には, 大きな推定誤差があるのに対し, 提案手法では, 解が求まらなかったのが 11, 14 番目, および, 3 番目を除き, 回転角の誤差は ± 1 度以内, 並進の誤差は 1 以内に収まっている. 粗い位置合わせとしては十分な精度であるといえる.

6. おわりに

本論文では, 位置合わせをグラフ上で扱う枠組みを拡張し, 顕著な幾何学的特徴が少ない対象でも, 同時に得られる光学的特徴との組合せにより頑健に粗い位置合わせを行う手法を提案

した. グラフ上での最適化問題と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ことにより, 局所解に陥ることなく, 一意に大域的最適解を求めた. 本手法では, 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という利点がある. 実験により, 幾何学的特徴の少ない対象についても, 光学的特徴を用いることにより高精度な位置合わせを実現することができた.

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.

文 献

- [1] P. J. Besl and N. D. McKay. A Method for Registration of 3-D Shapes. *IEEE Trans. on PAMI*, 14(2):239–256, 1992.
- [2] Y. Chen and G. Medioni. Object Modeling by Registration of Multiple Range Images. *IVC*, 10(3):145–155, 1992.
- [3] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork. Pattern Classification, 2nd edition. John Wiley and Sons, Inc., 2001.
- [4] J. Feldmar, N. Ayache, and F. Berrig. Rigid, Affine and Locally Affine Registration of Free-Form Surfaces. *IJCV*, 18(2):99–119, 1996.
- [5] G. Godin, D. Laurendeau, and R. Bergevin. A Method for the Registration of Attributed Range Images. In *Proc. of 3DIM*, pages 179–186, 2001.
- [6] 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.
- [7] I. S. Okatani and A. Sugimoto. Registration of Range Images that Preserves Local Surface Structures and Color. In *Proc. 3DPVT*, pages 786–796, 2004.
- [8] 岡谷 (清水) 郁子, Radim Šára, 杉本晃宏. 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. 情処論 CVIM, to appear, 2006.
- [9] S. Rusinkiewicz and M. Levoy. Efficient Variants of the ICP Algorithm. In *Proc. of 3DIM*, pages 145–152, 2001.
- [10] R. Šára. Finding the largest unambiguous component of stereo matching. In *Proc. ECCV*, volume LNCS 2352, pages 900–914, 2002.
- [11] R. Šára. A Fast Algorithm for Confidently Stable Matching. *Research Reports of CMP, Czech Technical University*, No.CTU-CMP-2002-03, 2002.
- [12] R. Šára, I. S. Okatani, and A. Sugimoto. Globally Convergent Range Image Registration by Graph Kernel Algorithm. In *Proc. of 3DIM*, pages 377–384, 2005.
- [13] G. C. Sharp, S. W. Lee, and D. K. Wehe. ICP Registration Using Invariant Features. *IEEE Trans. on PAMI*, 24(1):90–102, 2002.
- [14] 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.
- [15] G. Turk and M. Levoy. Zipped Polygon Meshes from Range Images. In *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, pages 311–318, 1994.
- [16] S. Umeyama. Least-Square Estimation of Transformation Parameters Between Two Point Patterns. *IEEE Trans. on PAMI*, 13(4):376–380, 1991.
- [17] Z. Zhang. Iterative Point Matching for Registration of Free-Form Curves and Surfaces. *IJCV*, 13(2):119–152, 1994.
- [18] コニカミノルタ VIVID910 仕様. <http://konicaminolta.jp/products/industrial/instrument/3d/vivid910/spec.html>
- [19] Georgia Institute of Technology Large Geometric Models Archive http://www-static.cc.gatech.edu/projects/large_models/