

## 剛体変換の整合性に基づく頑健な距離画像の位置合わせ

山田 眞 伍<sup>†1</sup> 清水 郁 子<sup>†1</sup>

本研究では、剛体変換の整合性を保証する 2 枚の距離画像の位置合わせ手法を提案する。本手法では、グラフカーネルアルゴリズムを用いることにより、特徴点の対応付けのあらゆる組合せの中で、対応点間を関係付ける剛体変換が整合している組合せを求め、剛体変換が整合する複数の対応点の組合せのなかで、最も類似度が優れている特徴点の対応付けの組合せを求める。本手法では、剛体変換の整合性を評価するために、3 組の特徴点からなる三角形の対応付けを用いる。このとき、すべての可能な三角形の対応は非常に膨大になるが、まず特徴点の全ての 1 対 1 対応のなかで対応の一意性の制約や距離の制約を満たす 1 対 1 対応の組合せを求め、整合する 1 対 1 対応の組合せの中からのみ 3 組を選択して三角形を生成することにより、候補を絞り込む。対応付けられた点の類似度の評価は SIFT を用いる。実験により、提案手法は様々なモデルに対し適用可能であり、頑健であることを確認した。

### A Globally Convergent Algorithm for Range Image Registration Based on Consistency Evaluation of Rigid Transformation of Correspondences

SHINGO YAMADA<sup>†1</sup> and IKUKO SHIMIZU<sup>†1</sup>

In this paper, a globally convergent algorithm for registration of two range images is proposed. Our method finds the consistent combinations of the corresponding feature point pairs with largest similarity by formulating as graph-based optimization problem. The consistency of rigid transformations is evaluated using triplets of feature point pairs. While the number of the all possible triplets of feature point pairs are very large, we reduce the candidates of the triplets based on the shape consistency, one-to-one correspondence assumption, and distance consistency of all pairs of feature points. By introducing the graph kernel algorithm, the globally optimal combination of the triplets of feature point pairs is found by evaluating the similarity robustly using SIFT. Experimental results show that our algorithm is robust and available about various models.

### 1. はじめに

実世界にある物体の 3 次元形状モデルの生成技術は、建築、製造、考古学などの幅広い分野で利用される。3 次元形状モデルを生成するには、レンジファインダなどの計測装置を利用して対象となる物体の形状データを得ることが一般的である。レンジファインダなどのセンサで得られた形状データを距離画像という。距離画像は、計測した視点から見える部分の形状データである。そのため、対象となる物体全体の 3 次元形状モデルを生成するには異なる視点から多くの部分形状データを取得する必要がある。このとき、距離画像は計測した視点を基準としたそれぞれ独立な座標系で表されているため、距離画像間の視点の相対的な位置関係を推定する必要がある。これを距離画像の位置合わせと呼ぶ。

距離画像の位置合わせの代表的な手法として、Besl と McKay<sup>1)</sup> および Zhang<sup>2)</sup> により提案された ICP アルゴリズムおよびその拡張<sup>3)4)</sup> が挙げられる。ICP アルゴリズムは、特徴点の対応付けと対応する特徴点間の距離の最小化を繰り返すことで詳細な位置合わせを実現する。これは非線形最適化であり、よい結果を得るためには、あらかじめ距離画像を粗く位置合わせしておくことが必要である。

粗い位置合わせのための手法は様々なものが提案されている。例えば、スピニイメージ<sup>5)</sup> や CCHLAC<sup>6)</sup> を用いたものがある。しかしこれらの手法は対応付けがヒューリスティックであり、得られる解の大域的な最適性や一意性は保証できない。

これに対し、対応付けの組合せを探索して大域解を求める手法もいくつか提案されている。例えば、距離画像の位置合わせを混合整数計画問題として定式化し、全ての対応付けの組合せの中で最も多くの対応付けが整合する剛体変換の最適解を求める手法が提案されている<sup>7)</sup> が、この手法は非常に計算時間がかかる。また、距離画像の位置合わせをグラフ上での最大強部分核を求める問題として定式化し、strict sub-kernel(SSK) アルゴリズムにより全ての対応付けの組合せの中で最も対応の類似度が高い組合せを求める手法<sup>8)9)</sup> が提案されている。Enqvist らの手法<sup>10)</sup> も類似した考え方に基づくものである。これらの手法では、特徴点の 1 対 1 対応に基づき類似度を評価しており、求められた対応付けの組合せが同じ剛体変換で重ね合わせられることを保証できない。

そこで本研究では、画像特徴を用いた剛体変換の整合性に基づく頑健な距離画像の位置合

<sup>†1</sup> 東京農工大学 大学院 Graduate School, Tokyo University of Agriculture and Technology

わせを提案する．剛体変換の整合性を保証するために，3組の特徴点の対応付けを用いる．そして，SSK アルゴリズムを用いて，全ての可能な3対3対応の組合せの中で，剛体変換が整合する組合せのうち最も類似度が高いものを求める．全ての3対3対応の組合せの数は膨大になるため，まず特徴点の全ての1対1対応のなかで対応の制約を満たす1対1対応の組合せを求め，整合する1対1対応の組合せの中からのみ3組を選択することで，3対3対応の候補を絞り込む．1対1対応の絞り込みは，まず対応する特徴点は形状がある程度類似していることから，物体のおおまかな凹凸を表す shape index<sup>12)</sup> を用いて形状が著しく異なる対応を排除し，さらに，対応の一意性の制約，距離の制約を用いて両立し得る1対1対応を絞り込む．一意性の制約とは，ある特徴点に対応する特徴点は，他の特徴点とは対応しないという制約であり，距離の制約とは，対応する特徴点同士の距離が等しいという制約である．本研究では，特徴点の抽出および対応付けられた特徴点間の類似度の評価には SIFT<sup>11)</sup> を用いる．SIFT はスケーリングや回転に対して頑健な特徴量であり，距離画像を取得するときの多少の視点の違いにも頑健である．SIFT を計算するために，距離画像と同時に得られる RGB 画像を用いる．

## 2. 剛体変換の整合性に基づく頑健な距離画像の位置合わせ

本手法では，まず2枚の距離画像および距離画像と同時に得られる RGB 画像を用いる．それぞれの画像での特徴点は，RGB 画像を用いて SIFT<sup>11)</sup> に基づき抽出する．そして，本手法では特徴点を二段階で対応付ける．まず，整合する1対1対応の組合せを求める．もし特徴点同士が対応していれば局所的な形状が類似していることから，凹凸を表す shape index<sup>12)</sup> により対応しうる1対1対応のみを生成する．すなわち，shape index の値により，曲面は凸面，凹面，平面の3パターンに分類し，全ての特徴点の組み合わせの中で，互いに shape index による形状パターンが等しい特徴点のみを暫定的に対応付ける．さらに，1対1対応の中で，一意性の制約，距離の制約を満たす対応付けの組合せを求める．一意性の制約とは，ある特徴点に対応する特徴点は，他の特徴点とは対応しないという制約である．距離の制約とは，対応する特徴点同士の距離が等しいという制約である．次に，整合する1対1対応の組合せの中から3つを選択することにより，可能な3対3対応の組合せを生成する．これは，整合しない1対1対応を含むような3対3対応は，正しい3対3の対応付けにはなり得ないためである．3対3対応の類似度の評価には SIFT を用いる．そして，SSK アルゴリズム<sup>8)</sup> により，整合する3対3対応の中で，対応点同士が最も類似している組合せを求める．最後に，求められた対応付けを用いて剛体変換を推定する．図1に本

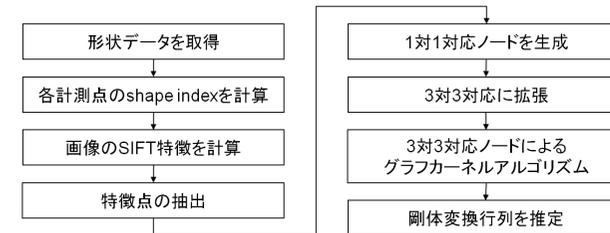


図1 提案手法の概要

Fig. 1 Overview of the proposal method.

表1 shape index による形状の分類

Table 1 Shape classification using shape index.

shape index( $si$ ) の値	形状
$si < -\delta$	凸
$-\delta \leq si \leq \delta$	平面
$\delta < si$	凹

手法の概要を示す．

### 2.1 特徴点の抽出

本手法では，SIFT と shape index を用いて物体の特徴点を抽出する．まず，全ての計測点における shape index<sup>12)</sup> を求める．shape index とは計測点付近の局所的な形状パターンを示す特徴量であり，各計測点の主曲率  $\kappa_1, \kappa_2$  ( $\kappa_1 \geq \kappa_2$ ) を用いて，以下の式から求めることができる．

$$s = \frac{2}{\pi} \arctan \left( \frac{\kappa_1 + \kappa_2}{\kappa_1 - \kappa_2} \right)$$

shape index の値は-1 から 1 の値をとり，-1 に近いほど計測点付近の局所的な形状が凸形状であることを表し，1 に近いほど凹形状を表す．そこで，表1に示すように形状パターンを3種類に分類する．計測点の対応付けを行うとき，shape index による計測点の形状パターンが異なるなら，その計測点の対応付けは明らかに間違っていると判断できる．

次に，RGB 画像を用いて SIFT<sup>11)</sup> により特徴点を抽出する．図2に SIFT により抽出した特徴点の例を示す．円の中心が特徴点を表し，円の半径は特徴点のスケールを表している．円が大きい特徴点は画像を大域的に見た場合の特徴を捉えていて，円が小さい特徴点は局所的な特徴を捉えている．

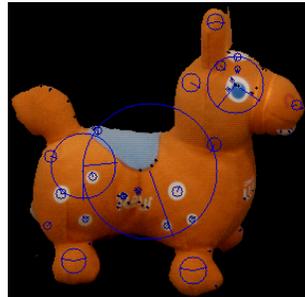


図 2 SIFT による特徴点抽出の例  
Fig. 2 Example of feature points extraction by SIFT.

## 2.2 1対1対応の生成

3対3対応の組合せを絞り込むため、まず暫定的に1対1対応を生成し、整合する1対1対応の組合せを生成する。本手法では、shape index を用いて明らかに誤った1対1対応を排除する。抽出された特徴点は shape index の値により3種類の形状パターンに分類されている。全ての対応の組のうち、互いに同じ形状パターンである特徴点の組のみを対応付ける。

図3では、それぞれ3つの特徴点が取得できたときの1対1対応の例である。特徴点数  $N, M$  はともに3であり、最大で対応の数は9個になる。図中では点線と実線が対応を表すが、実線は特徴点の形状パターンが一致する有効な対応付けを表し、破線で結ばれた特徴点は組み合わせの候補だが形状パターンが一致しないため取り除かれる対応付けである。

そして、生成された1対1対応のうち、一意性の制約、距離の制約を満たすという意味で整合する対応の組合せを求める。2枚の距離画像の特徴点が、それぞれ  $m_i (i = 1, \dots, M)$  と  $n_j (j = 1, \dots, N)$  であるとする。一意性の制約とは、ある特徴点に対応する特徴点は、それ以外の特徴点には対応しないという制約である。もし  $m_i$  が  $n_j$  と対応するなら、 $m_i$  は他の特徴点  $n_l (l \neq j)$  とは対応し得ない。距離の制約とは、対応する2点間の距離は等しいという制約である。もし  $m_i$  が  $n_j$  と対応し、 $m_k$  が  $n_l$  と対応するなら、 $m_i$  と  $m_k$  の間の距離  $|m_i - m_k|$  は、 $n_j$  と  $n_l$  の間の距離  $|n_j - n_l|$  は等しいはずである。

これらの制約を互いに満たす対応付けの組合せを求めるために、1対1対応のグラフを文献<sup>8)</sup>と同様の手法で無向グラフ  $D_1 = (P_1, E_1)$  を生成する。グラフの頂点  $P_1$  は、1対1対応  $p = (m_i, n_j)$  である。前述のように、 $m_i$  と  $n_j$  の形状パターンが同じ場合にのみ

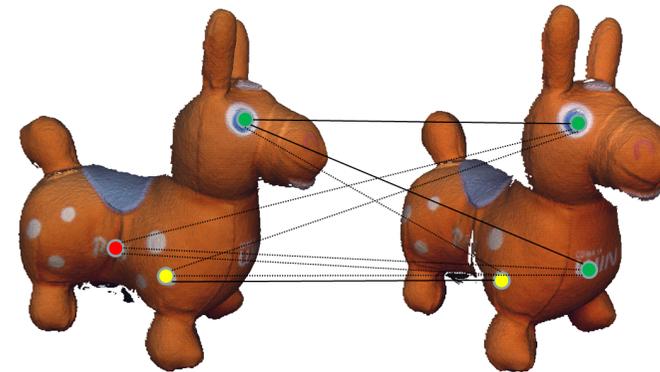


図 3 1対1対応の生成  
Fig. 3 Generating one to one corresponding.

頂点を生成する。グラフの枝  $E_1$  には一意性の制約を表すものと距離の制約を表すものの2種類がある。一意性の制約により、頂点  $p = (m_1, n_1)$  と  $q_i = (m_i, n_1), i \neq 1$ , および  $p = (m_1, n_1)$  と  $r_j = (m_1, n_j), j \neq 1$  は、それぞれ枝で結ばれる。距離の制約により、頂点  $r = (m_i, n_j)$  と  $s = (m_k, n_l)$  は、 $|m_i - m_k| \neq |n_j - n_l|$  である場合に枝で結ばれる。このようなグラフを生成することにより、整合する1対1対応の組合せは、グラフ  $D_1$  の互いに枝で結ばれていない頂点として得られる。ここで、整合する1対1対応の組合せは1セットとは限らず、複数存在することをありうることに注意する。

## 2.3 3対3対応の生成

次に、3対3対応を生成する。3点の対応点を用いて三角形の対応を求めることにより、剛体変換を評価することが可能になる。このとき、三角形をなす3頂点は互いに整合している1対1対応でなければ意味を成さない。そこで、前節で求めた互いに整合する1対1対応の組合せの1つの集合の中から3つを選択することで生成する。これにより、全ての可能な3対3対応を生成する場合に比べ、大幅に対応数を減らすことができる。

図4に、1対1対応を表すグラフ  $D_1$  を用いた3対3対応の生成例を示す。2枚の距離画像でそれぞれ4つの特徴点を持ち、グラフの各頂点  $P_1$  は1対1対応を表している。そして、前述した二つの制約に基づき整合しない頂点は枝  $E_1$  で結ばれている。まず頂点群から一つの頂点を選ぶ。(1段階目) 選ばれた頂点と枝で結ばれている頂点は同時に成り立たない対応付けなので、候補から外れる。そして残った頂点からまた一つ頂点を選び、枝で結ばれた頂点

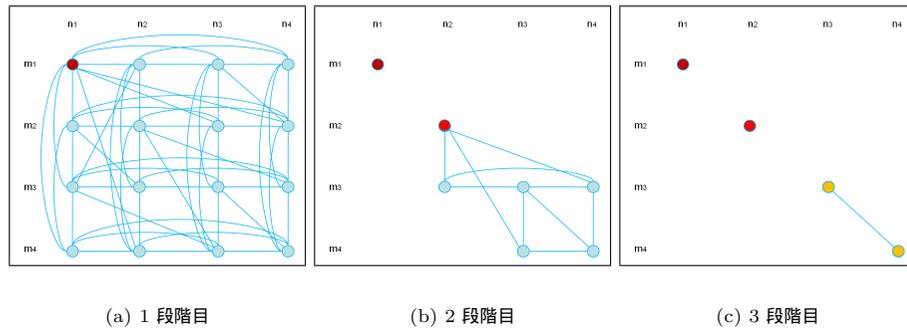


図4 3対3対応の生成  
Fig. 4 Generation of three to three correspondences.

を候補から外す。(2段階目)最後に、残った頂点から3番目の頂点を選び、この3つの頂点を3対3対応とする。(3段階目)図では、二つの3対3対応 $((m_1, n_1), (m_2, n_2), (m_3, n_3))$ と $((m_1, n_1), (m_2, n_2), (m_3, n_4))$ の2つの3対3対応が生成されている。生成された各頂点は、3頂点からなる三角形が合同であること、3頂点同士を重ね合わせるための剛体変換が条件<sup>\*1</sup>を満たしていることを確認し、満たさない場合にはその頂点は削除する。

#### 2.4 グラフカーネルアルゴリズムによる剛体変換の推定

最後に、生成された3対3対応のうち、一意性の制約、剛体変換の制約を満たすという意味で整合する対応の組合せを求め、そのなかで最も類似度が高い組合せを求める。

一意性の制約は、1対1対応の場合と同様であり、ある特徴点に対応する特徴点は、それ以外の特徴点には対応しないという制約である。剛体変換の制約とは、3対3対応同士が同じ剛体変換で重ね合わせられるという制約である。各3対3対応に対し、対応する頂点同士を一致させるための剛体変換を計算できる。そのため、各3対3対応の剛体変換が一致するかどうかを調べることができる。例えば、3対3対応 $((m_1, n_1), (m_2, n_2), (m_3, n_3))$ と $((m_4, n_4), (m_5, n_5), (m_6, n_6))$ が整合するなら、 $m_i = Rn_i + t$  ( $i = 1, 2, 3$ )を満たす $R, t$ と $m_j = R'n_j + t'$  ( $i = 1, 2, 3$ )を満たす $R', t'$ は一致するはずである。

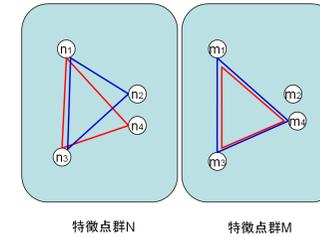


図5 一意性を満たさない3対3対応  
Fig. 5 Conflicting three to three correspondences.

これらの制約を互いに満たす対応付けの組合せを求めるために、3対3対応を表す無向グラフ $D_2 = (P_2, E_2)$ を生成する。グラフの頂点 $P_2$ は、3対3対応 $p = ((m_{i1}, n_{j1}), (m_{i2}, n_{j2}), (m_{i3}, n_{j3}))$ である。グラフの枝 $E_1$ には一意性の制約を表すものと剛体変換の制約を表すものの2種類がある。例えば、図5のように、 $n_1, n_3, n_4$ からなる三角形が $m_1, m_3, m_4$ からなる三角形と対応することを表す頂点 $p$ (図5の赤い三角形同士の対応)と、 $n_1, n_2, n_3$ からなる三角形が $m_1, m_3, m_4$ からなる三角形と対応することを表す頂点 $q$ (図5の青い三角形同士の対応)は一意性の制約を満たさない。そのため、頂点 $p$ と $q$ は枝で結ばれる。また、頂点 $r = ((m_{i1}, n_{j1}), (m_{i2}, n_{j2}), (m_{i3}, n_{j3}))$ を一致させる剛体変換 $R, t$ と、頂点 $s = ((m_{i'1}, n_{j'1}), (m_{i'2}, n_{j'2}), (m_{i'3}, n_{j'3}))$ を一致させる剛体変換 $R', t'$ が異なる場合、頂点 $r$ と $s$ は枝で結ばれる。

そして、生成した無向グラフ $D_2$ のそれぞれの枝に類似度に基づき向きをつけることにより、有向グラフ $G = (P, A \cup A^*)$ を得る。 $A^*$ は一方方向にのみ向きがある枝を表し、 $A$ は双方方向に向きがある枝を表す。 $A \cap A^* = \emptyset$ である。

枝の向きは類似度の評価に基づき決めるが、本手法ではSIFTを用いる。SIFT特徴量は128次元の特徴ベクトルであるので、3つの特徴ベクトルを連結した384次元の特徴ベクトルの差のノルムを各頂点の特徴量とする。3対3対応の特徴点周辺が類似していればいほどノルムは小さくなるため、枝の端点 $p, q$ に対し、 $p$ の3頂点のSIFTの差のノルムが $q$ の3頂点のSIFTの差のノルムに比べて著しく小さい場合、 $p$ の3対3対応のほうが明らかに類似しているため、 $q$ を視点として $p$ を終点とするような向きをつける $((q, p) \in A^*)$ 。 $p$ の3頂点のSIFTの差のノルムが $q$ の3頂点のSIFTの差のノルムと同じくらいの場合、 $p$ の3対3対応と $q$ の3対3対応の類似度は同程度であるため、双方方向の向きをもつ枝とする $((p, q), (q, p) \in A)$ 。このように、類似度がほぼ同程度である場合には逆転が起こりうるこ

\*1 一般に、位置合わせを行う場合には、2視点から物体上の同一の部分を通観測していることを仮定している。  
2 視点間の回転角度が例えば45度を超えるような場合には、共通に観測される部分はないと考えられる。



図 6 ロバ, カメレオン, 石膏像のモデル

図 7 Models of donkey, chameleon and plaster figure

とを双方向の枝で表すことで、頑健な対応付けが実現できる。

このグラフ  $G$  の最大強部分核を SSK アルゴリズム<sup>8)</sup> により求めることにより、剛体変換の意味で整合する 3 対 3 対応の組合せのうち、最も類似度が高いものを求めることができる。

### 3. 実験と考察

提案手法の有効性を検証するため、実距離画像の位置合わせを行った。この実距離画像は VIVID 910<sup>15)</sup> で撮影されたものである。使用した PC の CPU は Intel Core i5 750 2.67GHz, メモリは 4GB である。

図 7 に実験に使用したモデルを示す。各モデルに対し、ターンテーブルを用いて  $20^\circ$  ずつ回転させながら距離画像を撮影し、18 枚の距離画像を得た。ロバの人形は画像特徴が乏しく、カメレオンの人形は画像特徴が豊富で多くの特徴点を得られる。石膏像には模様がないが、形状による陰影が画像特徴になる。実験では、 $\delta = 0.1$  とした。

18 枚すべてを使い全周モデルを位置合わせした結果を図 8 に示す。すべての距離画像は色分けして表示している。

表 2, 3, 4 に位置合わせの結果の詳細を示す。各行が隣り合う 2 枚の距離画像の位置合わせ表している。特徴点の列は抽出された全特徴点数とそのうち対応付けられた特徴点数を示す。3 対 3 頂点数の列は全頂点数と最終的に得られた頂点数を示している。カメレオンのモデルのみ、 $20^\circ$  から撮影した距離画像をすべての基準としている。



図 8 提案手法による全周位置合わせモデル

Fig. 8 Experimental results of three models by the proposed method.

表 2, 3, 4 の 3 対 3 頂点数を見ると、特徴点全てから単純に 3 対 3 対応を生成した場合に比べて非常に少ない頂点のみが生成されていることがわかる。これは、1 対 1 対応で整合する対応付け集合を求め、整合する対応付け集合から 3 頂点を選んで 3 対 3 対応を生成しているためである。特徴点数が比較的多いロバのモデルでは非常に短い処理時間 (500ms 以下) で位置合わせができた。カメレオンのモデルは大量の特徴点から非常に頑健な位置合わせができたが、頂点数の増加に伴い処理時間も激増してしまった。石膏像のモデルは形状による陰影のみ画像情報として得られる。陰影は照明の影響を受けるため、推定された角度の  $20^\circ$  からのずれは比較的大きくなった。

図 9, 10, 11 に従来手法との回転角度の比較を示す。従来手法 A は形状情報に基づく 1 対 1 の対応付けをする手法<sup>13)</sup> を、従来手法 B は形状と画像情報に基づく 1 対 1 の対応付けをする手法<sup>14)</sup> のである。形状情報に基づく 1 対 1 の対応付けをする手法<sup>13)</sup> とは、特徴点の抽出と類似度の評価に形状情報である curvedness と shape index を用い、SSK アルゴリズムにより 1 対 1 対応を求める手法である。画像情報に基づく 1 対 1 の対応付けをする手法<sup>14)</sup> とは、特徴点の抽出と類似度の評価に SIFT を用い、SSK アルゴリズムにより 1 対 1 対応を求める手法である。

図 9, 10, 11 より、いずれのモデルを用いた場合にも、従来手法に比較して、より頑健な位置合わせが実現できていることが確認された。

### 4. おわりに

本稿では、画像と形状情報を組み合わせることで、剛体変換の整合性評価に基づく大域的

表 2 提案手法によるロバのモデルの位置合わせ

Table 2 Registration of donkey model by the proposed method.

基準距離画像	対象距離画像	基準の特徴点	対象の特徴点	3 対 3 頂点数	回転角度 [ ° ]	実行時間 [ms]
0 °	20 °	15/41	15/43	22/22	20.041018	319
20 °	40 °	24/43	21/44	134/168	19.920304	679
40 °	60 °	19/44	17/46	149/199	19.760784	848
60 °	80 °	17/46	15/40	54/59	19.831147	321
80 °	100 °	15/40	17/52	94/121	19.961301	444
100 °	120 °	15/52	15/38	61/217	19.996613	701
120 °	140 °	5/38	5/36	3/5	20.032995	158
140 °	160 °	6/36	6/38	2/3	20.345076	176
160 °	180 °	11/38	9/38	16/17	19.944643	195
180 °	200 °	4/38	4/35	2/2	19.854646	151
200 °	220 °	14/35	14/48	43/43	20.137721	272
220 °	240 °	13/48	15/60	14/17	19.986616	285
240 °	260 °	16/60	16/51	87/87	20.060041	375
260 °	280 °	8/51	8/38	5/5	20.258061	160
280 °	300 °	6/38	5/43	4/4	19.924681	170
300 °	320 °	7/43	7/33	9/9	20.187100	162
320 °	340 °	5/33	5/48	3/3	19.973644	172

表 3 提案手法によるカメレオンのモデルの位置合わせ

Table 3 Registration of chameleon model by the proposed method.

基準距離画像	対象距離画像	基準の特徴点	対象の特徴点	3 対 3 頂点数	回転角度 [ ° ]	実行時間 [s]
20 °	40 °	3/14	3/60	1/1	19.394639	0.188
40 °	60 °	28/60	26/161	130/130	19.484203	0.996
60 °	80 °	56/161	62/204	937/956	19.689342	5.923
80 °	100 °	87/204	83/248	708/726	20.294088	12.469
100 °	120 °	146/248	154/238	7778/8298	19.484078	350.922
120 °	140 °	131/238	132/213	3708/3862	19.390232	61.604
140 °	160 °	92/213	93/185	1281/1416	20.548414	14.787
160 °	180 °	94/185	87/155	1275/1406	20.432495	10.903
180 °	200 °	36/155	35/95	42/50	19.525611	1.241
200 °	220 °	19/95	23/149	21/27	21.023952	0.775
220 °	240 °	65/149	76/236	769/785	19.695704	8.338
240 °	260 °	163/236	177/283	7415/8192	19.511729	322.633
260 °	280 °	186/283	165/273	7245/8096	20.443062	312.362
280 °	300 °	166/273	163/256	18904/21195	19.794905	4200.097
300 °	320 °	132/256	113/196	9344/9933	20.456628	523.699
320 °	340 °	26/196	27/81	46/54	19.712518	0.809
340 °	0 °	4/81	4/46	2/2	20.203855	0.187

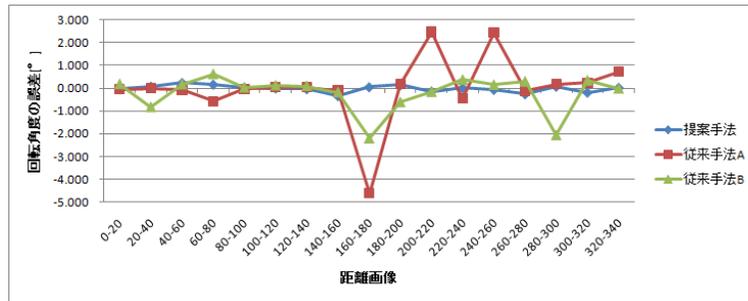


図 9 従来手法との比較 (ロバのモデル)

Fig. 9 Comparison with conventional methods(Donky model).

な整合性を保証する距離画像の位置合わせを提案した．剛体変換の整合性を評価するために，3 つの特徴点同士の対応を考え，全ての可能な 3 対 3 対応のうち，整合する対応付けの組合せの中で，最も類似度が高いものを推定した．類似度の評価は画像特徴である SIFT を用いた．すべての可能な 3 対 3 対応の組合せ数は膨大だが，整合する 1 対 1 対応の組合

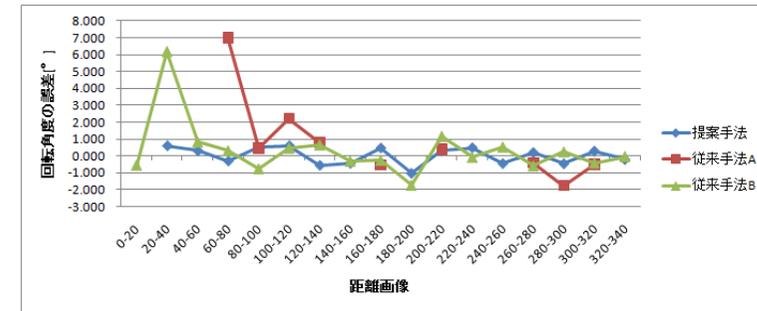


図 10 従来手法との比較 (カメレオンのモデル)

Fig. 10 Comparison with conventional methods(Chameleon model).

せ集合を求め，同じ集合に含まれる頂点から 3 頂点を選んで 3 対 3 対応を生成することにより，対応付けの数を大幅に削減した．グラフカーネルアルゴリズムにより，剛体変換の意味で整合する 3 対 3 対応の組合せのうち，最も類似度が高いものをグラフの最大強部分核として求めた．

表 4 提案手法による石膏像のモデルの位置合わせ  
Table 4 Registration of plaster figure model by the proposed method

基準距離画像	対象距離画像	基準の特徴点	対象の特徴点	3 対 3 頂点数	回転角度 [°]	実行時間 [ms]
0°	20°	8/57	8/57	15/15	19.974022	282
20°	40°	13/57	13/59	131/131	20.227085	564
40°	60°	8/59	8/36	11/11	19.683737	165
60°	80°	4/36	4/28	2/2	19.355928	106
80°	100°	7/28	6/27	9/12	20.711942	130
100°	120°	6/27	6/31	18/18	20.560250	149
120°	140°	8/31	7/37	13/13	19.851790	197
140°	160°	9/37	9/30	8/274	17.059498	696
160°	180°	3/30	3/22	1/4	22.967889	92
180°	200°	7/22	7/30	8/8	18.987834	145
200°	220°	8/30	9/32	16/23	18.348088	198
220°	240°	6/32	6/29	11/11	19.240094	134
240°	260°	6/29	6/26	7/10	19.873926	111
260°	280°	4/26	4/33	2/2	20.658350	124
280°	300°	7/33	7/32	11/17	19.736013	149
300°	320°	5/32	5/60	9/9	19.371611	221
320°	340°	24/60	22/61	270/273	19.603029	1245

参 考 文 献

- 1) P.J. Besl and N.D. McKay. A Method for registration 3-D shapes. *IEEE Trans. on PAMI*, 14(2):239–56, 1992.
- 2) Z.Zhang. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. *IJCV*, 13(2):119–52, 1994.
- 3) S.Rusinkiewicz and M.Levoy. Efficient variants of the ICP algorithm. In *Proc. of 3DIM*, pages145–52, 2001.
- 4) J. Salvi, C. Matabosch, D. Fofi and J. Forest. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation. *IVC*, 25(5):578–596, 2007.
- 5) A.E. Johnson and M.Hebert. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes. *IEEE Trans. on PAMI*, 21(5):433–49, 1999.
- 6) A. Kanazaki, T.Harada, and Y. Kuniyoshi. Partial matching of real textured 3D objects using color cubic higher-order local auto-correlation features. *Visual Computing*, 26:1269–1281, 2010.
- 7) S. Sakakubara, Y. Kounoike, Y. Shinano and I. Shimizu. Automatic Range Image Registration Using Mixed Integer Linear Programming. In *Proc. ACCV2007, Lecture Note in Computer Science*, pages424–434, 2007.
- 8) R. Sara, I. Shimizu Okatani and A. Sugimoto. Globally Convergent Range Image Registration by Graph Kernel Algorithm. In *Proc. of 3DIM*, pages377–384, 2005.
- 9) I. Shimizu, A. Sugimoto and R. Sara. Graph-Based Range Image Registration Combining Geometric and Photometric Features. In *Proc. of SCIA*, pages542–552, 2007.
- 10) O.Enqvist, K. Josephson and F. Kahl. Optimal correspondences from pairwise constraints In *Proc. of ICCV*, 2009.
- 11) David G. Lowe. Local feature view clustering for 3D object recognition. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Kauai, Hawaii, pp. 682-688 2001.
- 12) J. J. Koenderink, *Solid Shape*, MIT Press, 1990.
- 13) 荒木田翔. 統一的なアプローチに基づく階層的な距離画像の位置合わせに関する研究. 東京農工大学大学院 工学府 情報コミュニケーション工学専攻 2006 年度修士論文, 2007.
- 14) 宮本彩加. 形状特徴と画像特徴を用いた頑健な位置合わせ. 東京農工大学 工学部 情報工学科 2009 年度卒業論文, 2010.
- 15) VIVID910 spec:  
<http://www.konicaminolta.jp/instruments/products/3d/vivid910/spec.html>

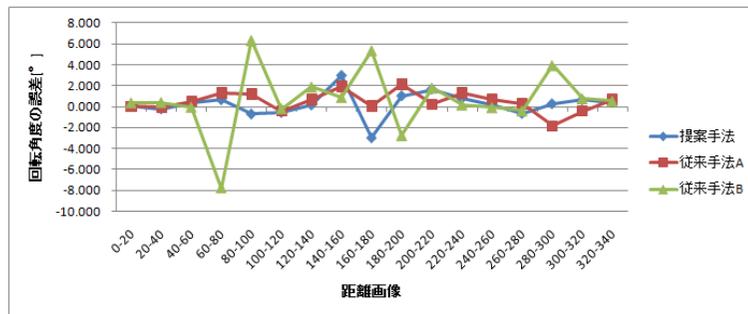


図 11 従来手法との比較 (石膏像のモデル)  
Fig. 11 Comparison with conventional methods(Plaster figure model).

提案手法を実距離画像に適用し,有効性を実証した.剛体変換の整合性を保証しない1対1対応の手法に比べ,頑健性が向上したことを確認した.しかし,多くの特徴点が得られるモデルの場合,すべてのノードは膨大な数になり,計算時間も激増する.今後の展望として,特徴点の組の候補を減らすことで,メモリや計算コストを減らす必要がある.