

# 進化計算を用いた初期位置合わせの不要な全周3次元形状の自動位置合わせ手法

澤井 陽輔<sup>1,a)</sup> 小野 智司<sup>1</sup> 中山 茂<sup>1</sup> 川崎 洋<sup>1</sup>

**概要:** 本研究では、初期位置および撮影順序を与えなくとも3次元物体の全周形状を復元できる方式を提案する。全周形状の復元は、2形状間でのペアワイズな位置合わせを、計測位置が隣接する全ての形状間で順次行う方法が考えられる。この場合、撮影順序が既知でなければならず、また、途中で一度でも位置合わせに失敗すると、全周形状を復元することができない。本研究では、全周形状復元の問題設定を積極的に活用し、探索範囲を限定して再スタート型CMA-ESを適用することで高速にペアワイズ位置合わせを行えることを示す。さらに、隣接関係を推定し、全自動で全周形状復元を行える手法を提案する。実験により、プロジェクタカメラシステムで得られた実計測データに対して、全自動での全周形状復元を安定して行えることを確認した。

**キーワード:** 3次元全周形状復元, 位置合わせ, 進化計算, CMA-ES, プロジェクタカメラシステム

## An Entire 3-Dimensional Reconstruction Method without Manual Adjustment by Evolutionary Computation

YOSUKE SAWAI<sup>1,a)</sup> SATOSHI ONO<sup>1</sup> SHIGERU NAKAYAMA<sup>1</sup> HIROSHI KAWASAKI<sup>1</sup>

**Abstract:** This paper proposes an entire shape reconstruction method which does not require manual adjustment for initial pose and orientation and adjacency information between shapes. Entire shape reconstruction contains its peculiar difficulties, *i.e.*, even just one error of pairwise registration causes a failure of an entire shape reconstruction, or even if there is no failures on all of the pairwise registration, the last and first objects cannot be precisely matched due to accumulated errors. To solve those problems, we propose a method to realize an accurate pairwise registration by reducing a range of variables for rotation to eliminate premature convergence from local optima. In addition, we apply Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMA-ES) which has restart function to realize better performance on pairwise registration. Moreover, automatic adjacency information estimation method is proposed. Experimental results showed that CMA-ES had better search performance than other evolutionary computation algorithms. Finally, we showed several reconstruction results of the entire shape from the depth images captured by a projector-camera system.

**Keywords:** Three dimensional entire shape reconstruction, Three dimensional registration, Evolutionary computation, Covariance matrix adaptation evolution strategy, Projector-camera system

### 1. はじめに

近年、3次元形状の計測や取得方法は大幅な進歩を遂げており、医療やエンタテインメント、文化財保護の分野で3

次元計測、表示技術の利用は増加の一途にある。このため、レンジセンサによる形状取得が広く行われているが、レンジセンサは一度に全周を取得できないため、複数の視点から計測した形状の位置合わせが必要である。

2形状間の位置合わせ問題は、大域的な位置合わせと、詳細な位置合わせに大別される(表1)。前者は、相対位置関係が完全に未知の状態から、詳細な位置合わせが可能に

<sup>1</sup> 鹿児島大学理工学研究科情報生体システム工学専攻  
1-21-40, Korimoto, Kagoshima 890-0065, Japan  
<sup>a)</sup> k3554230@kadai.jp

表 1 位置合わせ方式の分類

	大域的位置合わせ	詳細位置合わせ
マッチングベース	形状特徴 [3]	ICP[1] Simultaneous ICP[2]
パラメータベース	進化計算 [4] 差分進化 [6]	SIM[5]

なるところまで大まかに位置を合わせることを目的とする。後者は、周辺に正解の形状があることを前提として、詳細に位置を合わせることを目的とする。詳細な位置合わせは、Iterative Closest Point (ICP) [1] や Simultaneous ICP[2] など幾つか代表的な手法が知られており、ある程度解決されたと考えられている。一方で前者で有効な手法は確立されておらず、現在も多くの研究が行われている。大域的位置合わせ方式は、マッチングベースとパラメータベースの方式に大別できる。マッチングベースは、3次元形状の形状特徴 [3] などを利用して大まかな位置・姿勢を推定する。この手法では、3次元形状の種類によってアルゴリズムを変更する必要があるほか、視点変化や計測ノイズによって安定した特徴を取得できない場合がある。そのため、現状では大域的位置合わせを手作業で行うことが多い。

マッチングベースの問題を解決するために、パラメータベースの方式として、メタヒューリスティクスを用いた位置合わせ手法が研究されている [4]。これは、形状の位置および姿勢を直接推定するため、形状の種類によらない位置合わせが可能である。また、計測環境にロバストであることが報告されている。

近年、安価な3次元プリンタや Kinect などの安価な3次元スキャナが広く普及しつつあり、対象物体の全周形状復元の需要が高まっている。全周形状の位置合わせを行う一つの方法として、2形状間で位置合わせをペアワイズで行うことを繰り返す方法が考えられる。この場合、途中で一度でも位置合わせに失敗すると、全周位置合わせが失敗となる。さらに、大きな失敗がない場合でも、誤差が蓄積されてしまうため、最後に位置を決定した形状と最初に固定した形状がずれてしまうという問題がある。

著者らは、これまでに位置合わせ問題に対して自己適応型差分進化法 (jDE[7]) が優れている点と角度に制限を与えることで、局所解に陥りにくく安定して解を発見できることを明らかにした [6]。また、撮影形状間の隣接関係が事前に与えられた場合に、ペアワイズに位置合わせを行い、全周形状を復元し、後処理として誤った1つまでの位置合わせ結果を訂正する手法を提案した。

撮影形状間の隣接関係が既知である場合、既述のようにペアワイズ位置合わせを繰り返すことで全周形状の復元が可能である。一方、隣接関係が未知の場合は、全撮影形状間でペアワイズ位置合わせを行う必要があり、その回数は撮影回数に対して指数関数的に増加する。さらに、全撮影

形状間でのペアワイズ位置合わせを行うだけでは、全周形状復元を正しく行えることを保証できず、隣接関係を推定する必要がある。撮影形状間の隣接関係を推定する問題は組み合わせ最適化問題であり、その探索空間は撮影回数の指数オーダーとなる。

本研究では、まず、ペアワイズ位置合わせにおいて再スタート型 CMA-ES[8] を用いることで、先行研究で適用した jDE[6], [7] と同程度に安定的に、かつ、jDE よりも高速に解を発見できることを示す。次に、撮影形状間の隣接関係推定を巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem: TSP) に帰着させ、これを解くことで全自動で全周形状を復元する方式を提案する。最後に、仮想物体から作成したシミュレーションデータ、および、実物体を計測して得た実データを用いて、提案する方式の有効性を検証する。

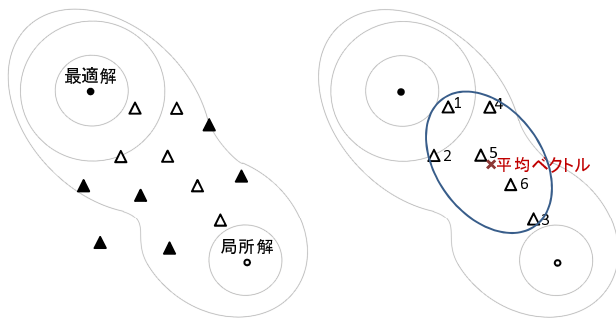
## 2. 提案する方式

### 2.1 概要

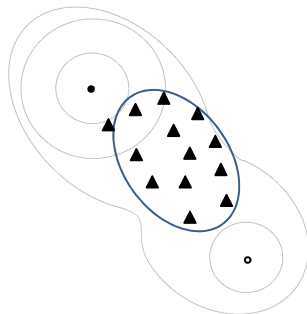
一般的なレンジスキャナでは、一度に全周の計測ができないため、対象物体を回転台に乗せる、計測者が対象物体の周囲を移動するなどして複数回の計測を行う。このとき、計測後に複数の計測結果の位置を合わせることを想定して、計測領域がある程度重なるように計測し、以下の手順で全周形状復元を行う。全ての形状間でペアワイズ位置合わせを行い、2形状間の相対的な位置と姿勢、すなわち剛体変換行列を得る。このとき、計測状況から、隣接する計測結果の上下が反転するなど、角度差が極端に大きくなることは起こりにくい。よって本研究では、ペアワイズ位置合わせにおいて、角度の探索範囲を限定する [6]。

本研究では、隣接関係が未知であるため、ペアワイズ位置合わせを全形状間で行う必要がある。このため、ペアワイズ位置合わせの高速化が不可欠である。CMA-ES は細かな起伏を持つ適応度景観に影響を受けにくく、高速に解を探索することができる。アルゴリズムの性能を比較する Black Box Optimization Benchmarking 2012 (BBOB 2012) [9] において、再スタートを組み込んだ CMA-ES が多くの問題で上位を占めている。[6] の実験で比較した CMA-ES は、探索の効率は良いが、局所解に陥るため得られる解の品質が低かった。そこで、CMA-ES に再スタートを組み込み、BBOB 2012 で用いられたパラメータ設定を用いる。また、評価の高速化のために、最近傍点探索手法として Grid Closest Point (GCP) [10] を用いる。

また、本研究で提案する全周形状復元方式は、1形状を1ノードとし、2形状間の誤差をエッジとしてグラフを作成し、全周形状復元を TSP に帰着し、これを解くことで隣接関係を推定する。最後に推定した隣接順に剛体変換行列を掛け合わせることで、全周形状を得る。しかし、隣接順の一つでも誤った剛体変換行列が含まれた場合、全周形



(a) 各個体を評価し、集団の上位半分を獲得  
(b) 個体の分散共分散行列と、平均ベクトルを算出し突然変異分布を算出



(c) 突然変異分布を元に、新たな集団を生成する

図 1 CMA-ES の処理手順

状復元に失敗してしまう．そこで，[6] で提案した重心の距離を利用した誤り検出を行う．

## 2.2 ペアワイズ位置合わせ

本節では，隣接する 2 つの計測結果の位置合わせを行うペアワイズ位置合わせ問題のモデル化について説明する．

本問題は，点群から構成される 2 つの 3 次元形状の相対的な位置関係を形状間の重心の並進  $(t_x, t_y, t_z)$  および回転  $(\alpha, \beta, \gamma)$  により表し，これらの値を求める問題である．本問題において，位置合わせを行う形状は対象物体の同じ領域を重複して計測している．この重複する領域が合致するように，上記の 6 次元の設計変数の値組を探索する．

ここで，位置合わせを行う 2 つの 3 次元形状のうち，位置を固定する形状をターゲット  $I_t = \{\vec{p}_1, \vec{p}_2, \dots, \vec{p}_m\}$  と呼び，移動させながら適切な相対位置を探る形状をソース  $I_s = \{\vec{p}_1, \vec{p}_2, \dots, \vec{p}_n\}$  と呼ぶこととする．2 つの 3 次元形状の位置合わせを行うための目的関数  $f(I_s, I_t, T_{(R,t)})$  を以下のように定義する [4]．

$$f(I_s, I_t, T_{(R,t)}) = \text{median}(d_i) \quad (1)$$

ここで， $d_i$  は， $I_s$  を構成する  $i$  番目の点（座標を  $\vec{p}_i$  とする）における誤差，すなわち， $T_{(R,t)}$  により剛体変換された座標  $T_{(R,t)}(\vec{p}_i)$  と， $T_{(R,t)}(\vec{p}_i)$  に対する  $I_t$  上の最近傍点  $\vec{p}_d$  とのユークリッド距離である．

$$d_i = \|T_{(R,t)}(\vec{p}_i) - \vec{p}_d\| \quad (2)$$

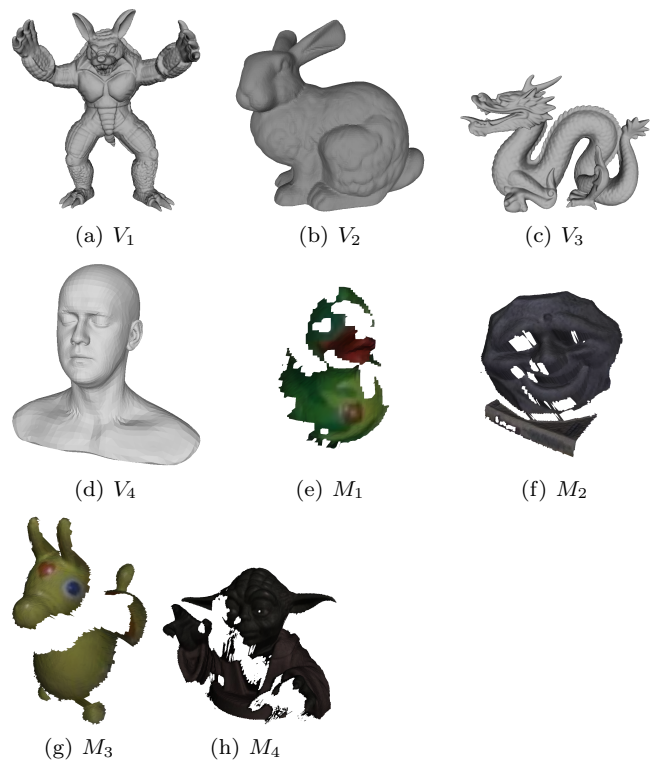


図 2 実験に用いた仮想物体と実物体（撮影例）

$I_t$  上の最近傍点を高速に求める手法として，2.3 節で述べる GCP を利用した．剛体変換  $T_{(R,t)}(\vec{p}_i)$  は以下の式で表現される．

$$T_{(R,t)}(\vec{p}_i) = R(\vec{p}_i) + t \quad (3)$$

上記の目的関数は，位置合わせを行う 2 形状間において，5 割以上重なり合っていることを想定する．全周形状復元を行う本問題では，1 つの対象物体に対して，8 方向以上の計測を行うこととなる．

## 2.3 最近傍点探索

2 形状間の類似度を評価する際，形状を構成する点群に着目し，形状間の点同士の距離を用いる方法が一般的である．このため，位置合わせを行う過程で，最近傍点の探索を幾度となく繰り返すこととなる．2 形状上の点の総数が等しい数  $N$  であるとする，最近傍探索の計算コストは  $O(N^2)$  となり膨大な時間がかかる．

本研究では，Yamany[10] らが提案した，最近傍点探索の高速化のための GCP を用いた．GCP は探索空間を  $2^n$  個，形状の周辺を  $2 \times 2^n$  の空間に区切り，区切られた空間の中心点と，形状中の点を予め全探索を行い，注目点と探索空間との最近傍点の距離マップを構築する．空間分割が多くなるほど最近傍探索の精度は高くなる．マップの構築コストは， $O(\log_2 N)$  であるが，空間分割数が  $O(n^3)$  で増加するため，分割数が増えると構築コストがかかるが，最近傍点探索は  $O(1)$  である．

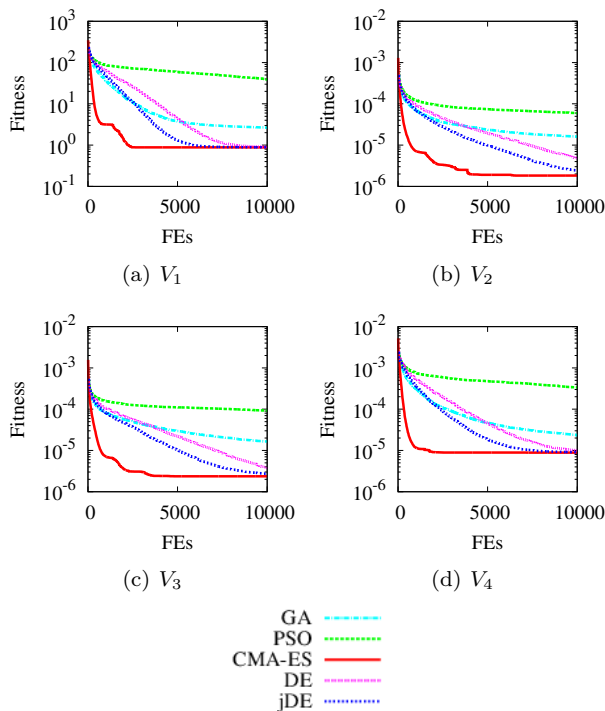


図3 探索の効率

## 2.4 再スタート型分散共分散行列の適応に基づく進化戦略 (CMA-ES)

CMA-ES[11]は、進化的戦略 (Evolutionary Strategy:ES) の一種で、単峰性関数や設計変数間に依存関係がある問題に対して有効である [12].

CMA-ES の探索の様子を図1に示す. 図1中の細い線は適応度の等高線を示し、黒丸は最適解を示し、白丸は局所解を示す. まず、個体をランダムに生成し、個体を評価する (図1(a)). 次に、評価の高い個体を集団の半分を選び、個体の分散共分散行列を算出し、評価の高い個体情報から、突然変異分布の平均ベクトルを得る (図1(b)). 最後に、上記突然変異分布の平均ベクトルを探索範囲の中心とし、突然変異分布の形状と大きさを分散共分散行列から算出し、分布に従って生成した探索点集合の適応度に基づいて、より優れた解が得られると予想される方向にパラメータを更新し新たな集団を生成する. これを繰り返すことで最適解を探索する.

CMA-ES は解の探索効率は良いが、多峰性関数において局所解に陥りやすい. Hansen[8]らは、進化の停滞を検知し、再スタートを行うことで、多峰性関数についても効率的に最適解を求められる事を示した. 本研究では、先行研究で推奨されている最良解が  $10 + [30n/\lambda]$  世代更新がない場合を進化の停滞と判断し、再スタートを行うものとする.

## 2.5 隣接関係推定

全周形状復元を TSP に帰着し解くことで隣接関係を推

	$P_1$	$P_2$	$P_3$	$P_4$	$P_5$	$P_6$	$P_7$	$P_8$	$P_9$
$P_1$	-	1.08E-06	2.87E-06	1.99E-05	2.31E-05	2.7E-05	2.52E-05	4.34E-06	1.07E-06
$P_2$	1.08E-06	-	1.46E-06	2.49E-05	3.04E-05	2.78E-05	2.22E-05	2.38E-05	2.25E-06
$P_3$	2.87E-06	1.46E-06	-	4.01E-06	4.39E-05	3.9E-05	3.19E-05	4.68E-05	1.62E-05
$P_4$	1.99E-05	2.49E-05	4.01E-06	-	1.46E-06	4.38E-06	2.11E-05	5.14E-05	3.53E-05
$P_5$	2.31E-05	3.04E-05	4.39E-05	1.46E-06	-	1.14E-06	1.11E-06	3.82E-05	2.72E-05
$P_6$	2.7E-05	2.78E-05	3.9E-05	4.88E-06	1.14E-06	-	1.01E-06	3.87E-05	3.64E-05
$P_7$	2.52E-05	2.22E-05	3.19E-05	2.11E-05	1.11E-06	1.01E-06	-	1.89E-06	5.38E-05
$P_8$	4.34E-06	2.38E-05	4.68E-05	5.14E-05	3.82E-05	3.87E-05	1.89E-06	-	8.09E-06
$P_9$	1.07E-06	2.25E-06	1.62E-05	3.53E-05	2.72E-05	3.64E-05	5.38E-05	8.09E-06	-

図4  $V_3$  における形状間の適応度と推定した隣接関係

定する. 1形状を1ノードとして、2形状間の誤差をエッジとしてグラフを作成する. 全ての形状を使って全周形状復元を行う条件と、隣接関係にあるペアワイズ位置合わせで得られた適応度は小さいという点から、最小のコストを通る経路を探索することで、隣接関係を推定することができる. TSPはNP困難と呼ばれる問題であるが、様々な解法が提案されており高々数十個のノードであれば正確に解くことができる.

## 3. 評価実験

シミュレーションデータ4種類 ( $V_1, V_2, V_3, V_4$ ) と、実データ4種類 ( $M_1, M_2, M_3, M_4$ ) を回転台に乗せ、約  $40^\circ$  ずつ回転させ取得したデータを用いて、提案する方式の有効性を検討するための実験を行う. 3.2節では、正解が既知のシミュレーションデータを用いてCMA-ESが角度に制限を入れたペアワイズ位置合わせ問題を効率的に探索できるかを調べるため、進化計算アルゴリズムによく用いられる実数値遺伝的アルゴリズム (GA[13]), 差分進化法 (DE[14]), 自己適応型差分進化法 (jDE[7]), および、粒子群最適化 (PSO[15]) の4種類の進化計算アルゴリズムと比較を行った (実験1). 3.3節では、正しく隣接関係を推定出来るかを調べるため、シミュレーションデータを用いて、全形状間とのペアワイズ位置合わせを行った結果を用いてグラフを作成し、TSPとして解けるかどうかの実験を行った (実験2). 3.4節では、実データを用いて隣接関係の推定および、全周形状復元が出来るかを調べた (実験3). また、実験2および実験3で、全周形状復元に要した時間を調べた.

### 3.1 実験準備

#### 3.1.1 入力データ

本論文では、仮想物体4個から生成したシミュレーションデータ、および、プロジェクトカメラシステムで物体4個を計測して取得した実データを用いて実験を行った.

仮想物体 ( $V_1, V_2, V_3^{*1}, V_4^{*2}$ ) の形状を図2(a), (b), (c) および (d) に示す. シミュレーションデータは各仮想

\*1 The Stanford 3D Scanning Repository: <http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/>

\*2 Infinite Realities: <http://www.ir-ltd.net/>



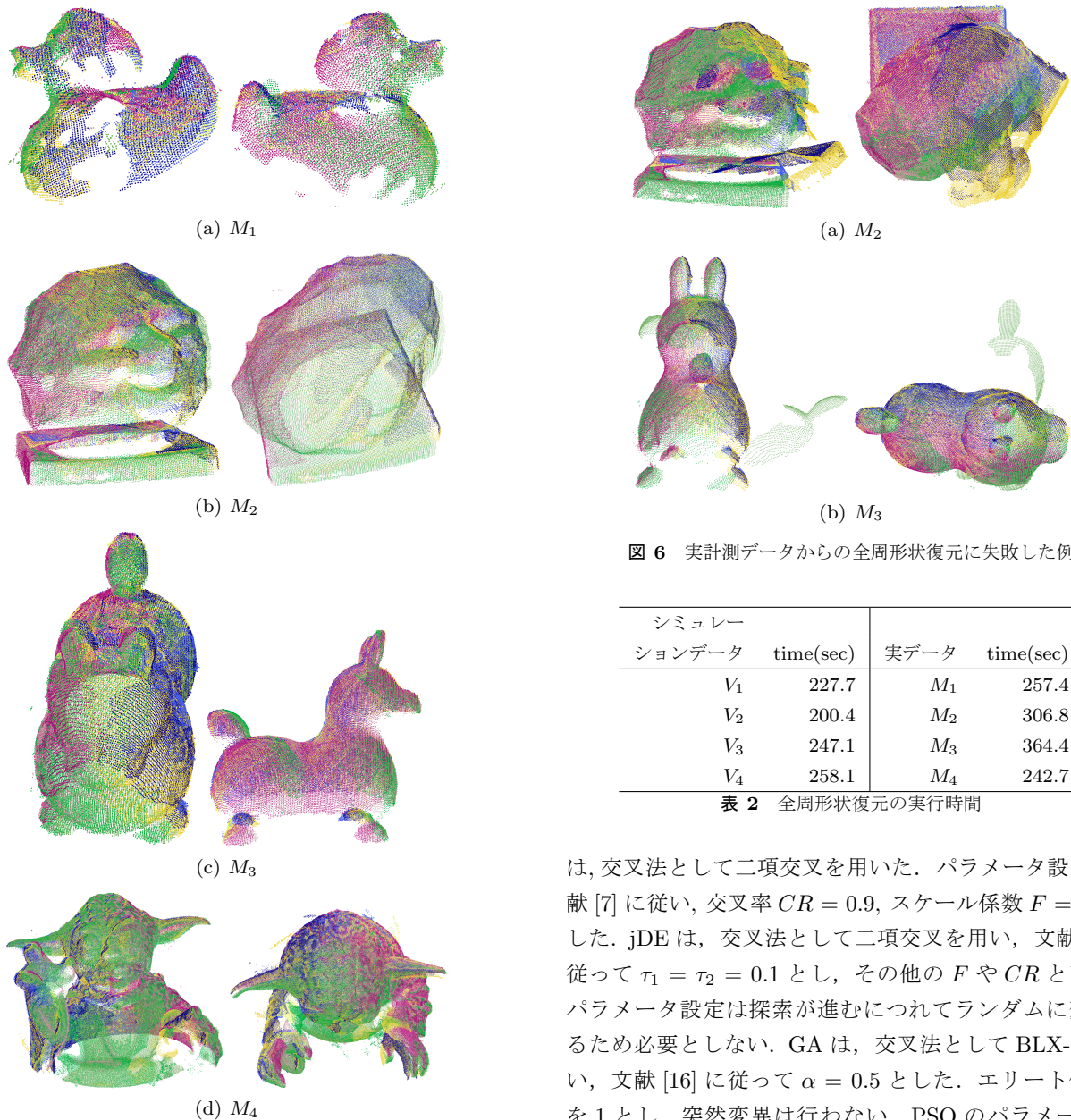


図 5 実計測データからの全周形状復元に成功した例

図 6 実計測データからの全周形状復元に失敗した例

シミュレー ションデータ	time(sec)	実データ	time(sec)
$V_1$	227.7	$M_1$	257.4
$V_2$	200.4	$M_2$	306.8
$V_3$	247.1	$M_3$	364.4
$V_4$	258.1	$M_4$	242.7

表 2 全周形状復元の実行時間

物体を仮想空間上で  $\beta$  方向に  $40^\circ$  ずつ回転させ、9 回の計測を行うことで獲得した。計測で得られた各形状は 3,000 点から 8,000 点の点群で構成される。

実物体  $M_1, M_2, M_3, M_4$  の形状を図 2(e), (f), (g) および (h) に示す。実験 4 で用いたデータは、上記実物体を回転台に乗せ、約  $40^\circ$  ずつ回転させ、プロジェクタカメラシステムで計測したオブジェクトである。

### 3.1.2 アルゴリズムのパラメータ

本論文の実験で用いたパラメータを以下に示す。進化計算アルゴリズムに共通するパラメータとして、評価回数を 10,000 回とした。再スタート型 CMA-ES の個体数を推奨されている  $4 + 3 \cdot \ln(n) = 10$  個体 ( $n$  は次元数) とし、他の進化計算アルゴリズム (GA, DE, jDE, PSO) の個体数  $N$  を 50 とした。初期個体をランダムに生成した。DE

は、交叉法として二項交叉を用いた。パラメータ設定は文献 [7] に従い、交叉率  $CR = 0.9$ 、スケール係数  $F = 0.5$  とした。jDE は、交叉法として二項交叉を用い、文献 [7] に従って  $\tau_1 = \tau_2 = 0.1$  とし、その他の  $F$  や  $CR$  といったパラメータ設定は探索が進むにつれてランダムに変化するため必要としない。GA は、交叉法として BLX- $\alpha$  を用い、文献 [16] に従って  $\alpha = 0.5$  とした。エリート個体数を 1 とし、突然変異は行わない。PSO のパラメータは、文献 [17] に従って慣性項  $(w_{min}, w_{max}) = (0.4, 0.9)$  と設定し探索が進むにつれて最大値から最小値へと変動し、学習係数  $c_1 = c_2 = 1.49445$ 、個体の速度ベクトル  $V$  の最大値  $v_{max} = 1.0$  とした。CMA-ES は初期分布を文献 [9] の実験条件に従って  $\sigma = 0.5$  とした。また、最良解が 25 世代に渡って更新されない場合、再スタートを行う。なお、全ての実験について試行回数を 30 回とした。

### 3.1.3 解の探索範囲

ペアワイズ位置合わせ問題は、設計変数の値を正規化し、各次元の最小値を 0、最大値を 1 とする実数の値を持つものとした。 $t_x, t_y, t_z$  は、物体の最長辺の最小値を 0、最大値を 1 と正規化した。 $\alpha, \beta, \gamma$  については、 $-60^\circ$  を 0 とし、 $60^\circ$  を 1 として正規化した。

個体が探索範囲外に生成された場合の処理として DE, jDE, GA および PSO では、余剰分を上限または下限から引く。例えば、 $70^\circ$  は  $50^\circ$  となる。CMA-ES では、範囲内

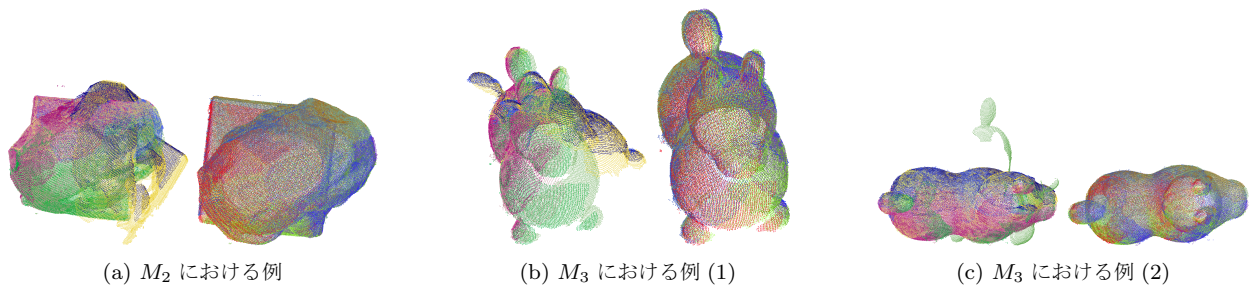


図7 誤り検知および訂正の適用前後の例 (左: 誤り訂正適用前, 右: 適用後)

に収まるまで個体を生成する。

### 3.2 実験1 角度制限を用いたペアワイズ位置合わせにおけるCMA-ESの評価

最良解の目的関数値の変化を図3に示す。図3の横軸は解候補を評価した回数 (Fitness Evaluations:FEs) を示す。図から、CMA-ESは他のアルゴリズムよりも早く収束していることが分かる。また、一度局所解に陥って停滞していることがわかるが、再スタートを行うことにより最適解を発見できている。PSO, GAは十分な品質の解を探索できていないことがわかる。

### 3.3 実験2 隣接関係推定

図4に、シミュレーションデータ  $V_3$  の全探索結果と推定した隣接関係を示す。行, 列の  $P_1, P_2, \dots, P_9$  は形状を示し, 添字は隣接する順番を示している。図中の数字は形状間の適応度を示す。図中の破線矢印は, 貪欲法により適応度が最低のペアを辿った例であるが,  $P_5, P_7, P_6, P_8$  と辿るため位置合わせに失敗してしまう。一方で, 矢印はTSPを解いて辿った例であり, 正しく隣接順を推定できていることがわかる。他の  $V_2, V_3, V_4$  も同様に隣接順を推定することが出来た。

### 3.4 実験3 実計測データからの全周形状復元

$M_1, M_2, M_3, M_4$  の4つの一般物体をプロジェクトカメラシステムで取得した実計測データをもとに, 全周形状復元を試みた。ペアワイズ位置合わせのアルゴリズムとして再スタート型CMA-ESを用い, ほぼ全ての試行でペアワイズ位置合わせに成功したが,  $M_2$  および  $M_3$  のいくつかの形状間で失敗することがあった。全周形状復元の結果の成功例を図5に, 失敗例を図6に示す。失敗した理由は, 目的関数が2形状間の重なり具合の中央値であるため, 失敗例のように総点数の半分以上が重なってしまうような形状の場合, これも解となるためである。特に, 図6(a)のように球に近い形では, このような解が多数存在する。また, 図6(b)のように形状の一部が球状の場合も, そこで位置が合ってしまう, 自由度が残る。対策としては, ICPなどで良く用いられる, 形状全体のずれをコストとして用い

て誤った解を除外することなどが考えられる。

最後に, [6]で提案した誤り検出法後処理として適用し, 誤りを訂正した例を図7に示す。4つの一般物体のすべての試行で適切に全周形状復元を行うことができた。また, 全周形状復元に要した時間を表2に示す。数分で全周形状復元を行うことができた\*3。

## 4. おわりに

大域的なペアワイズ位置合わせにより, 初期位置および撮影順序を与えることなく3次元形状の全周形状復元を行う方法を提案した。提案する方式は, 全周形状復元であることを積極的に利用して, 隣接関係を推定する点に特徴がある。仮想物体を用いた実験で, 本方式で利用する再スタート型CMA-ESが他の進化計算アルゴリズムと比較して高速に位置合わせができること, および, 隣接関係を正しく推定できることを示した。また, プロジェクタカメラシステムを用いて計測したデータをもとに, 全周形状復元を行えることを示した。

今後, 巡回路の代わりに全域木を作ることで隣接関係を推定する方法, スケーリングへの対応, および, 目的関数の見直しによる計測時の重複量に依存しない手法について検討する。

**謝辞** 本研究の一部は, 総務省戦略的情報通信研究開発制度 (SCOPE) ICTイノベーション創出型研究開発 (101710002) および内閣府・最先端・次世代研究開発支援プログラム (LR030) の助成を受けて実施されたものである。ここに記して謝意を表す。

## 参考文献

- [1] J.Besl, P. and D.McKay., N.: A method for registration of 3-D shapes, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 239-256 (1992).
- [2] NEUGEBAUER, P.: Geometrical cloning of 3d objects via simultaneous registration of multiple range image, *Proc. 1997 Int. Con. Shape Modeling and Applications*, pp. 130-139 (online), available from (<http://ci.nii.ac.jp/naid/10008212880/>) (1997).
- [3] Salti, S., Tombari, F. and Stefano, L. D.: A Performance Evaluation of 3D keypoint Detectors, *International Conference on 3D imaging, Modeling, Processing, Visual-*

\*3 PC/AT 互換機 (CPU:Xeon E5607 2.27GHz (2プロセッサ8コア), Mem.:32GByte) の処理時間である

- ization and Transmission (2011).
- [4] Santamaría, J., Cordon, O. and Damas, S.: A comparative study of state-of-the-art evolutionary image registration methods for 3D modeling, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 115, No. 9, pp. 1340–1354 (2011).
  - [5] Silva, L., Bellon, O. R. and Boyer, K. L.: Precision Range Image Registration Using a Robust Surface Interpenetration Measure and Enhanced Genetic Algorithm, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 27, No. 5, pp. 762–776 (2005).
  - [6] 澤井陽輔, 篠原 悠, 小野智司, 中山 茂, 川崎 洋: 3次元形状位置合わせにおける進化計算アルゴリズムの比較検討と全周復元への応用, 情報処理学会研究報告. MPS, 数値モデル化と問題解決研究報告, Vol. 2012, No. 36, pp. 1–6
  - [7] Brest, J., Greiner, S., Boskovic, B., Mernik, M. and Zumer, V.: Self-Adapting Control Parameters in Differential Evolution: A Comparative Study on Numerical Benchmark Problems, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 10, No. 6, pp. 646–657 (2006).
  - [8] Auger, A. and Hansen, N.: A restart CMA evolution strategy with increasing population size, *The 2005 IEEE International Congress on Evolutionary Computation (CEC'05)* (McKay, B. et al., eds.), Vol. 2, pp. 1769–1776 (2005).
  - [9] Brockhoff, D., Auger, A. and Hansen, N.: On the Effect of Mirroring in the IPOP Active CMA-ES on the Noiseless BBOB Testbed, *GECCO (Companion) workshop on Black-Box Optimization Benchmarking (BBOB'2012)*, ACM (2012). accepted for publication.
  - [10] Yamany, S., Ahmed, M. N. and Farag, A. A.: A New Genetic-Based Technique for Matching 3-D Curves and Surfaces, *Pattern Recognition*, Vol. 32, pp. 1817–1820 (1999).
  - [11] Hansen, N., Hansen, N., Ostermeier, A. and Ostermeier, A.: Adapting Arbitrary Normal Mutation Distributions in Evolution Strategies: The Covariance Matrix Adaptation, Morgan Kaufmann, pp. 312–317 (1996).
  - [12] Hansen, N.: Invariance, self-adaptation and correlated mutations in evolution strategies, *Parallel Problem Solving from Nature*, Vol. 6, pp. 355–364 (2000).
  - [13] Goldberg, D. E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA (1989).
  - [14] Storn, R. and Price, K.: Differential Evolution A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces, *Journal of Global Optimization*, Vol. 11, pp. 341–359 (1997).
  - [15] J.Kennedy and Everhart, R. C.: Particle Swarm Optimization, *Proc. IEEE Int'l Conf. on Neural Networks*, Vol. 4, pp. 1942–1948 (1995).
  - [16] Eshelman, L. J. and Schaffer, J. D.: Real-Coded Genetic Algorithms and Interval-Schemata., *FOGA* (Whitley, L. D., ed.), Morgan Kaufmann, pp. 187–202 (1992).
  - [17] Li, C., Yang, S., Nguyen, T. T., Yu, E. L., Yao, X., Jin, Y., Beyer, g. H. and Suganthan, P. N.: Benchmark Generator for CEC'2009 Competition on Dynamic Optimization (2008).