情報処理学会論文誌 ~~Vol.53 No.2 1–15 (Feb. 2012)~~
数理モデル化と応用（掲載決定）

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

澤井 陽輔[1,a)] 篠原 悠[1] 小野 智司[1] 中山 茂[1] 川崎 洋[1]

受付日 2012年11月00日, 採録日 2012年00月00日

概要：本研究では，手動で初期位置を与えなくとも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，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．計測した全形状を同時に位置合わせする方法もあるが，次元数が膨大になるため最適化が困難である．このため，本研究ではまず，ペアワイズの位置合わせに対して，パラメータの調整が不要な自己適応型差分進化法（jDE） が優れていることを示す．また，提案する方式は，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 jDE を適用することで安定したペアワイズ位置合わせが可能である．さらに，1つまでの誤ったペアワイズ位置合わせを検知し，訂正することができる．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，自己適応型差分進化法，プロジェクタカメラシステム

A Comparative Study on 3-Dimensional Registration by Evolutionary Computation and Its Application to Entire Shape Reconstruction

Yosuke Sawai[1,a)] Yu Shinohara[1] Satoshi Ono[1] Shigeru Nakayama[1] Hiroshi Kawasaki[1]

Received: November 00, 2012, Accepted: xx 00, 2012

Abstract: This paper proposes an entire shape reconstruction method which does not require an initial position adjusted by hand. Entire shape reconstruction contains its peculiar difficulties: Even just one error of pairwise registration causes a failure of an entire shape reconstruction. Even when no failures occur during all of the pair-wise registration, the last and first shape objects cannot be precisely matched due to accumulated errors. The proposed method uses Self-Adaptive Differential Evolution (jDE) which does not require parameter tuning and shows good search performance for pair-wise registration. In addition, considering conditions of entire shape reconstruction, the proposed method reduces a range of variables for rotation, which allows to prevent premature convergence to local optima, and corrects one of pair-wise registration errors. Experimental results showed that jDE showed better, more robust search performance than other evolutionary computation algorithms, and that the proposed method could reconstruct the entire shape from actually measured depth images captured by a projector-camera system.

Keywords: three dimensional entire shape reconstruction, three dimensional registration, evolutionary computation, self-adaptive differential evolution, projector-camera system

[1] 鹿児島大学理工学研究科情報生体システム工学専攻
Department of Information Science and Biomedical Engineering, Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University, 1-21-40, Korimoto, Kagoshima 890-0065, Japan
[a)] 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 [2]	ICP[1]
パラメータベース	進化計算 [3], [5], [6], [8], [10], [11], [12], [13] 焼き鈍し法 [14]	SIM[6]

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，ICP[1] 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．

大域的な位置合わせ方式は，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などを利用して [2] 大まかな位置・姿勢を推定する．しかし，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，現状では大域的な位置合わせを手作業に頼っている場合が多い．

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 [3]．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． 位置合わせに適用された進化計算の具体例として，Genetic Algorithm（GA）[4], [5], [6] や Particle Swarm Optimizaiton（PSO）[7], [8]，Differential Evolution（DE）[9] などが挙げられる [3]． これらの方式は問題インスタンス毎に有効なパラメータが異なることがあるため，パラメータ調整が必要とされる．

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には，2 形状間で位置合わせを行う場合と異なる問題がある．一つの方法として，2 形状間で位置合わせをペアワイズに行っていき，一周することが考えられる．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．このため，全ての形状を一度に最適化することも考えられる．しかし，推定するパラメータが多すぎることから，詳細な位置合わせのみを行う SIM[6] が提案されている程度であり，全周形状の大域的位置合わせ問題には，現在のところ有効な解決策が存在していない．

本研究では，複数視点から計測した 3 次元形状を入力し，人手による初期位置合わせを必要とせずに全自動で 3 次元の全周形状を復元する方式を提案する．目的を全周形状復元に限定し，計測した形状の隣接関係を利用することで，2 形状間の位置合わせを逐次的に行う方法であっても，位置合わせの失敗や誤差の蓄積を抑えることができ，全ての形状を同時に最適化する場合と比べて，問題の探索空間の爆発的な増大を抑えることができる．提案する方式は，パラメータの調整が不要で頑健な進化計算の一つである自己適応型差分進化法（Self-Adaptive Differential Evolution: jDE）[15] を用いたペアワイズの位置合わせ法，および，全周形状復元であることを利用したペアワイズ位置合わせの誤りの検出および訂正法の 2 つから構成される．本論文では，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．

本論文の貢献は以下の通りである．

- ペアワイズ位置合わせの問題において従来は適用されていない，分散共分散行列の適合に基づく進化戦略 (CMA-ES)，jDE の進化計算アルゴリズムを比較し，パラメータの調整が事実上不要な jDE が優れていることを示す．
- 提案する方式は，全周形状復元の問題設定を積極的に活用し，探索範囲を狭めることで安定してペアワイズ位置合わせが可能である．
- 同様に，全周形状復元の問題設定に基づき，１つまでの誤ったペアワイズ位置合わせを検知し，訂正できる．
- プロジェクタカメラシステムで計測した実データに対して，提案する方式が計測物体の全周形状を復元できることを示す．

2. 研究分野の概要

2.1 3 次元計測と位置合わせ問題

近年の代表的なアクティブ 3 次元計測法として，レーザを用いる方法や，プロジェクタカメラシステムを用いる方法がある．レーザを用いる方式は，光源から出た光が計測対象物体で反射し，センサに届くまでの飛行時間を計測することにより，対象物体の 3 次元点群情報を正確に取得する [16]．これは、広い範囲を高精度に計測できる利点があ

る反面，計測に時間がかかる．一方で，プロジェクタカメラシステムを用いる方式は，プロジェクタから投影される画像に各画素位置を同定するための情報をパターンとしてコード化し埋め込む（パターン化コード法）ことで，計測画像から 3 次元計測を行う [17]．この方式は，比較的短時間で高精度に計測できるため，計測範囲が狭い場合に現在幅広く利用されている．本論文でも，実験においては後者のプロジェクタカメラシステムを用いる方法を利用した．

一般に，物体の 3 次元形状を取得する際は，一度の計測のみで対象物体全体の形状を取得することは困難であり，計測位置および角度を変えて複数回の計測を行う．よって，物体全体の形状を取得するために，計測結果として得られる 3 次元形状同士をつなぎ合わせる必要がある．2 個の 3 次元形状を正確につなぎ合わせる問題は 3 次元形状の位置合わせ問題と呼ばれ，形状間の，並進，回転の相対的な正しい位置関係，すなわち剛体変換行列を推定する問題である．

2.2 位置合わせ問題の解法

3 次元形状位置合わせ問題の解法は，マッチングベースとパラメータベースの 2 種類に大別される．マッチングベースの位置合わせは，位置合わせの代表的な手法である Iterative Closest Point(ICP)[1][18] や形状特徴を用いた手法が該当する．これらの手法では，設計変数を 2 形状間の対応点の組み合わせと定義し，対応点の組から剛体変換行列を推定する．ICP は，初期位置への依存度合いが強く，局所解に陥りやすいため，大域的な位置合わせが必要である．

パラメータベースの位置合わせは，設計変数として並進と回転を定義し，並進と回転から剛体変換行列を算出し正しい位置関係を推定する方法である．これまでに進化計算を用いる方法 [3] や，焼き鈍し法 [14] を利用する方法が提案されている．これらの手法は初期位置の推定が不要である，計測によって発生するノイズに強いなどの利点を持つ [19]．

Jose[3] らは，2 形状間の大域的な位置合わせのために進化計算を適用し，アルゴリズムの性能評価を行った．また，He[5]，Chow[10]，Lomonosov[11] らは実数値 GA に局所探索を組み合わせて高速化を行った．Wachowiak[8] らは，改良した PSO を位置合わせ問題に適用した．Santamaria[12] らは，Scatter Search[13] を用いて探索空間を大まかに分割する方式を提案している．上記の先行研究では，様々な進化計算アルゴリズムを用いているものの，局所探索の組み合わせなどによりアルゴリズムのパラメータが増えてしまう問題がある．

2.3 全周形状復元

3 個以上の計測形状の位置関係を同時に最適化し，全周形状を復元する方法も提案されている．

Neugebauer[20] らは，大域的な位置合わせがされているオブジェクト同士の詳細な位置合わせとして，マッチングベースの同時位置合わせ手法を提案した．全てのオブジェクト間で対応点を探索し，全対応点の誤差を最小化する変換を行うことで全周形状の復元を行った．

Silva[19] らは，初期位置合わせとして従来の目的関数を解き，詳細位置合わせとして表面形状に着目した目的関数を，GA で解く方式を提案している．また，全周形状の品質向上を目的として，全周形状復元を行い，得られたオブジェクトの表面の凹凸を最小化することで品質を高めている．

上記の方式はいずれも大域的な位置合わせが行われた後の詳細な位置合わせを行う方式である．本論文で提案する方式は，ペアワイズで大域的な位置合わせを行うことで全周形状復元を行う方式であり，上記の方式とは役割が異なる．上記の方式を提案する方式の後処理として利用することも可能である．

2.4 最近傍探索

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 であるとすると，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．ここでは，最近傍探索を高速化する 3 つの代表的な方法について述べる．

2.4.1 kd 木

kd 木 [21] は，二分木を作成することで空間を分割し，根ノードから葉ノードまでの各ノードに 1 つの点を格納する空間分割データ構造である．最近傍探索を行う際には，kd 木を 2 分探索木として利用し，各ノードとクエリのデータの大小関係を比較しながら葉まで到達する．葉に到達する直前のノードを暫定的な最近傍解とし，クエリと暫定解との距離を計算する．その後，バックトラックを行いながらクエリと各ノードの距離を計算し，暫定解よりも距離が近いノードが見つかれば暫定解を更新する．最初の 2 分探索は，$O(\log_2 N)$ の計算量を必要とする．暫定解を求めた後に行うバックトラックのために，実際の計算量はこれよりも多くなる．

2.4.2 八分木

八分木 [22] は，3 次元空間の点の集合の分割を表現する木構造で，根に全体の 3 次元空間が対応し，根の子には，x 軸，y 軸，z 軸に垂直な平面でそれぞれ二等分して 8 つの部分領域ができる．さらにそれぞれの子に対応する部分領域を同様に分割して構造を得る．最近傍探索を行う際には，各ノードとクエリの大小関係を比較しながら探索する．最近傍探索の計算量は $O(\log_8 N)$ である．

2.4.3 Grid Closest Point（GCP）

位置合わせ問題を，進化計算で解く場合，他のアルゴリズムに比べて評価の回数が多くなる．Yamany[23] らは，最近傍探索の高速化のために Grid Closest Point（GCP）を提案している．GCP は探索空間を 2^n 個，形状の周辺を 2×2^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，分割数を増やすと構築コストがかかる．最近傍探索は $O(1)$ である．

2.5 進化計算アルゴリズム

進化計算は多点探索を基本的な特徴とするメタヒューリスティクスであり，不連続，多峰性，ノイズを含むなどの特徴を持つ問題においても柔軟に探索を行える頑健な最適化手法である．本論文では，3 次元形状のペアワイズ位置合わせ問題において有効な進化計算方式を調べるための比較検討を行う．

2.5.1 遺伝的アルゴリズム（GA）

GA は進化計算において最も広く応用や拡張が行われている方式である．初期の GA では設計変数がバイナリ列の問題を対象としていたが，近年は，整数列，実数列，記号列，順列などの設計変数を対象とした方式も提案されている．

GA[4] では状態空間上の要素（解）を個体として表現する．各個体は，設計変数値を遺伝子とする染色体によって構成されている．各個体の目的関数の値を適応度とし，適応度が高い個体ほど次の世代に高い確率で生き残るよう選択が行われる．個体の集合を集団と呼び，次世代の集団を作成するために，選択された親個体に対して交叉，突然変異などの遺伝的オペレータを適用し，子個体を生成する．これらの一連の操作を繰り返して行うことによって解探索を行う．探索が進むごとに，より適応度が高い個体が増加し，やがて最適解が得られると期待できる．

本論文では，実数値列を染色体として持つ実数値 GA を用いる．交叉方法として Blended Crossover（BLX-α）[24] を用いた．

2.5.2 差分進化法（DE）

DE[9] は実数値最適化問題を対象とする進化計算手法の一つである．典型的な実数値 GA や進化戦略と比較し，DE は最適解への収束が早く頑健であることが示されている [25][26]．

DE では，現世代の個体群に含まれるすべての個体が次の世代の個体の生成に関与する．世代 g の各個体群における i 番目の個体を $x_{i,g}$ と示す．各世代で，各個体（ターゲットベクトル）に対してベースベクトル $x_{b,g}$ を選択し，ランダムに選んだ 2 個体 $x_{r1,g}$，$x_{r2,g}$ を用いて変異ベクトル $v_{i,g}$ を作成する (式 (1))．

$$v_{i,g} = x_{b,g} + F(x_{r1,g} - x_{r2,g}) \tag{1}$$

その後，交叉を行いターゲットベクトルと変異ベクトルからトライアルベクトル $u_{i,g}$ を作成し，トライアルベクトルとターゲットベクトルのうち，目的関数の値が優れる方を次世代に残す．二項交叉では交叉率 $CR(0 \leq CR \leq 1)$ とランダムに選択した添字 $j_{rand}(1 \leq j_{rand} \leq D)$($D$ は次元数) に基づき，個体中の要素 j を式 (2) のように決定する．

$$u_{j,i,g} = \begin{cases} v_{j.i,g} & \text{if } rand_{j,i}[0,1] \leq CR \text{ or } j = j_{rand} \\ x_{j,i,g} & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2}$$

$rand_{j,i}$[0,1] は範囲 [0,1] の一様乱数である．なお，本研究においてベースベクトル $x_{b,g}$ の選択はランダムに行った．

2.5.3 粒子群最適化法（PSO）

PSO[7] は位置と速度を持った粒子間の相互作用に基づく探索方式であり，GA で用いられるような 3 つの遺伝的操作 (選択・淘汰，交叉，突然変異) を必要とせず，速度と位置の更新のみにより探索を行う．PSO は単峰性関数において GA と同等以上の探索性能がある．しかし，多峰性関数では局所解に陥りやすい欠点がある．

PSO では，各粒子（GA や DE の個体に相当）が自身の過去の最良な位置，および集団全体で最良の位置を記憶する．前のステップにおける速度ベクトル，自分自身の最良位置へのベクトル，集団全体の最良位置へのベクトルの線形和により速度を更新する．このとき，3 つの要素の重み w，$c1$，$c2$ をかけ合わせることで，PSO の振る舞いを制御する．

2.5.4 分散共分散行列の適合に基づく進化戦略（CMA-ES）

CMA-ES[27] は, 進化的戦略（Evolutionary Strategy:ES）の一種である．CMA-ES は，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 [28]．

CMA-ES は多変量正規分布を用いた突然変異によって探索点を生成する．まず，個体を評価し，評価の高い個体情報から，突然変異分布の平均ベクトルと共分散行列を得る．次に，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する．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する．

3. 提案する方式

3.1 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か，計測者が対象物体の周囲を移動しながら計測を行う．このとき，計測後に

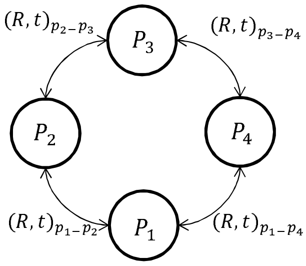


図 1 オブジェクト間の剛体変換行列

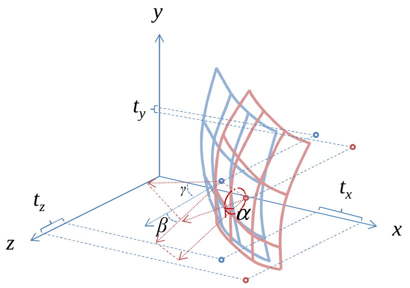


図 2 ペアワイズ位置合わせにおける設計変数

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する．このような計測状況において，隣接する計測結果の上下が反転するなど，隣接する計測結果の角度差が極端に大きくなることは一般的には起こらないと考える．提案手法では，全周形状復元を行うために，上記のような計測状況を考慮して角度の探索範囲を狭め，隣接計測結果の位置合わせ問題を順に解く．探索によって得られた解は相対的な位置関係，すなわち，剛体変換行列である（図 1）．推定した剛体変換行列を，隣接順に掛け合わせることで，全オブジェクトの位置関係を推定することができ，全周形状の復元が可能である．また，全周形状復元を行うため，最後の計測結果と最初の計測結果が隣接している状況を対象とする．このことを積極的に利用することで，隣接計測結果間の位置合わせが 1 箇所だけ間違っている場合は，その間違いの剛体変換行列を無視することができる．

3.2 ペアワイズ位置合わせ

3.2.1 定式化

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 (α, β, γ) により表し，これらの値を求める問題である（図 2）．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 $I_t = \left\{\vec{p'}_1, \vec{p'}_2, ..., \vec{p'}_m\right\}$ 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 $I_s = \left\{\vec{p}_1, \vec{p}_2, ..., \vec{p}_n\right\}$ 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 [3]．

$$f(I_s, I_t, T_{(R,t)}) = median(d_i) \tag{3}$$

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，I_t 上の最近傍点 $\vec{p'}_d$ とのユークリッド距離である．

$$d_i = ||T_{(R,t)}(\vec{p_i}) - \vec{p'_d}|| \tag{4}$$

I_t 上の最近傍点を高速に求める手法として，2.4 節で述べた kd 木，八分木，GCP 等の手法が利用可能である．剛体変換 $T_{(R,t)}(\vec{p_i})$ は以下の式で表現される．

$$T_{(R,t)}(\vec{p_i}) = R(\vec{p_i}) + t \tag{5}$$

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．

3.2.2 自己適応型差分進化法

自己適応型差分進化法（jDE: Self-Adaptive Differential Evolution）[15] は，スケール係数 F と交叉率 CR を個体ごとに設定し，確率的にそれぞれの値をランダムに変化させるアルゴリズムである．jDE は国際会議 Congress on Evolutionary Computation 2009 のコンペティションの一つである “Evolutionary Computation in Dynamic aiablesnd Uncertain Environments”[29] においてもっとも探索能力が高かった手法である．

jDE では，各世代で各個体ごとに，スケール係数 F および交叉率 CR をそれぞれ式 (6) および式 (7) に従って更新する．

$$F_{i,g+1} = \begin{cases} F_l + rand_1 \times F_u & \text{if } rand_2 < \tau_1 \\ F_{i,g} & \text{otherwise} \end{cases} \tag{6}$$

$$CR_{i,g+1} = \begin{cases} rand_3 & \text{if } rand_4 < \tau_2 \\ CR_{i,g} & \text{otherwise} \end{cases} \tag{7}$$

ここで，$rand_j$（$j \in 1,2,3,4$）は $[0,1]$ の一様乱数を示し，τ_1 と τ_2 はスケール係数と交叉率が更新される確率を示す．また，F_l と F_u でスケール係数を変化させる範囲を設定する．これらの値は実験によって良好な値が確認されており，また，多少の値を変更しても探索性能に影響が少なくロバストであるため，事実上，スケール係数と交叉率の調整が不要となる．

3.3 全周形状復元

3.2 節で述べたペアワイズ位置合わせを，計測した隣接形状間に順次適用することで全周形状の復元を行う．図 1 に示すように，計測結果 P_1，P_2，P_3，P_4 から全周形状を復元する状況を考える*1．P_1 と P_2 との位置合わせで得られた剛体変換パラメータを $(R,t)_{P_1-P_2}$ とし，P_2 の剛体変換結果を $T_{(R,t)_{P_1-P_2}}(P_2)$ とすると，P_3 の位置は $T_{(R,t)_{P_1-P_2}}(T_{(R,t)_{P_2-P_3}}(P_3)))$ で表せる．同様に，P_4 の剛体変換結果は $T_{(R,t)_{P_1-P_2}}(T_{(R,t)_{P_2-P_3}}(T_{(R,t)_{P_3-P_4}}(P_4))))$ と表せ，P_2，P_3，P_4 の剛体変換結果と P_1 を合成することで全周形状を復元することができる．

3.3.1 誤り訂正

提案する方式では, 全周形状を復元する際に高々 1 箇所のペアワイズ位置合わせの誤りを許容する．例えば, 3.3 節と同様, 図 1 に示すように, 計測結果 P_1, P_2, P_3, P_4 から全周形状を復元する状況で, P_2-P_3 間の位置合わせが何らかの理由で精度良く行えなかった場合を考える．このとき, P_1-P_2 の剛体変換 $(R,t)_{P_1-P_2}$，P_2-P_3 の剛体変換 $(R,t)_{P_2-P_3}$ を順に掛け合わせて計測結果 P_1 から P_4 まで位置を決定するかわりに, 位置合わせに失敗した 2 つの計測結果 P_2 および P_3 が開始点および終了点となるように復元を行う．すなわち, P_3 を固定し，P_3-P_4 の剛体変換パラメータ $(R,t)_{P_3-P_4}$ を用いて P_4 の位置 $T_{(R,t)_{P_3-P_4}}(P_4)$ を取得する．同様に，P_1 および P_2 の位置を，$T_{(R,t)_{P_3-P_4}}(T_{(R,t)_{P_3-P_4}}(P_4))$, $T_{(R,t)_{P_3-P_4}}(T_{(R,t)_{P_3-P_4}}(T_{(R,t)_{P_3-P_4}}(P_4)))$ とすることで, ペアワイズ位置合わせに失敗した品質の良くない剛体変換パラメータ $(R,t)_{P_2-P_3}$ を使わずに全周形状を復元することができる．

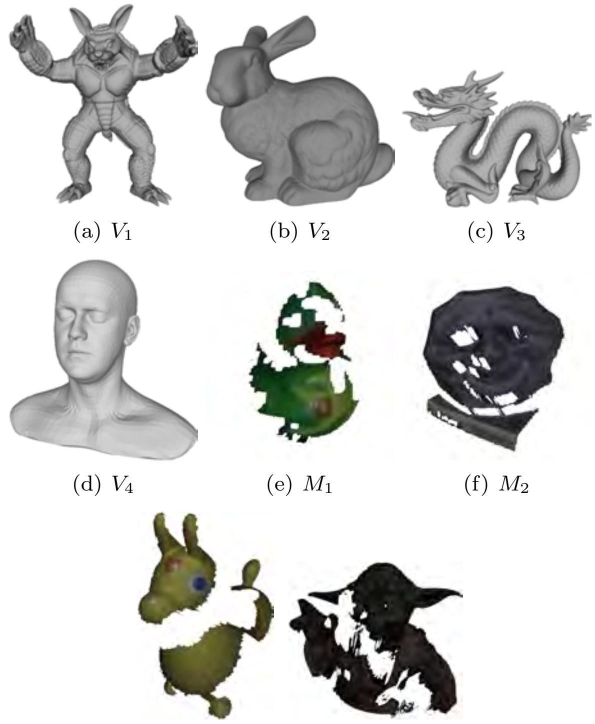
3.3.2 ペアワイズ位置合わせの誤りの検出

ペアワイズ位置合わせの失敗は，形状間の重心距離に着目して検出する．固定する形状を，P_s とし，剛体変換行列を掛けあわせて最後に位置合わせを行う形状を P_e とする．P_s と P_e は隣接関係にあるので，正しく位置合わせがされていれば P_s と P_e の距離は近くなる．一方，剛体変換行列のいずれかに間違いがあれば，P_s と P_e は遠くなる．そこで，P_s と P_e の重心が近くなるように以下の式 (8) を最小化する．s を変えながら E を計算し，E が最小となる $(R,t)_{P_e-P_s}$ が，誤っている可能性が最も高い剛体変換パラメータである．

$$E = C_s - T_{(R,t)_{P_s-P_{s+1}}}(T_{(R,t)_{P_{s+1}-P_{s+2}}}(\ldots T_{(R,t)_{P_{e-1}-P_e}}(C_e)\ldots))) \quad (8)$$

ここで，C_s は P_s の重心を表し，C_e は P_e の重心を表す．

*1 ここでは説明の都合上，4 個の計測結果から全周形状復元を行う場合を例としているが，本方式は，計測結果に含まれる計測対象物体の領域の 5 割以上が計測間で重複することを想定しており，8 方向以上からの計測を行うこととなる．



(a) V_1 (b) V_2 (c) V_3 (d) V_4 (e) M_1 (f) M_2 (g) M_3 (h) M_4

図 3 実験に用いた仮想物体と実物体（撮影例）

表 2 GCP と八分木（octree）の比較結果

	octree			gcp			
	average	best	time (s)	average	best	time(s)	
			opt.			prepro.	opt.
V_1	3.25E-03	2.97E-03	78.6	3.42E-03	3.11E-03	51.3	11.6
V_2	2.45E-03	2.33E-03	54.0	3.88E-03	3.54E-03	50.7	8.0
V_3	1.61E-03	1.49E-03	119.4	3.14E-03	2.53E-03	64.3	18.1
V_4	3.79E-03	3.41E-03	58.4	5.01E-03	4.37E-03	57.2	8.4

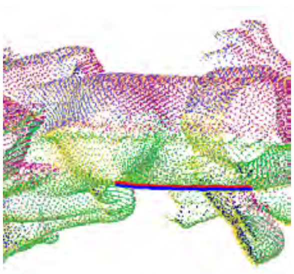
4. 評価実験

提案する方式の有効性を検討するための実験を行う．まず，4.2 節では，予備実験として，位置合わせ問題における八分木と GCP の比較を行った．4.3 節では，ペアワイズによる詳細な位置合わせに対する各進化計算アルゴリズムの性能評価のため，正解が既知のシミュレーションデータ 4 種類を用いて位置合わせの実験を行った（実験 1）．4.4 節および 4.5 節では，実験 1 で用いたシミュレーションデータを対象として，提案する方式を用いて全周形状復元を行い，3.1 節で述べた角度制限の有無による解の品質の差を調べ（実験 2），3.3.1 節で述べた誤り訂正の有効性を検証した（実験 3）．4.6 節では，プロジェクタカメラシステムを用いて取得した実データを対象として，全周形状復元の性能を評価し，誤り訂正を適用した結果を調べた（実験 4）．

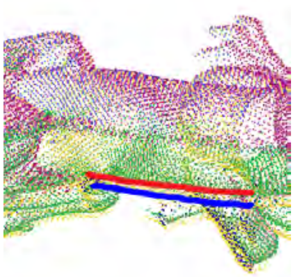
4.1 実験準備

4.1.1 テストデータ

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，プロジェクタカメラシステムで物体 4



(a) 八分木を用いた場合の復元結果の例



(b) GCP を用いた場合の復元結果の例

図 4 GCP と八分木の比較結果

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*2，V_4*3 ）の形状を図 3(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物体を仮想空間上で β 方向に 40° 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 3000 点から 8000 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 3(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° 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.

上記各物体における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．α，β，γ については，範囲制限を行わない実験 1 では –180° を 0 とし，180° を 1 として正規化した．範囲制限を行う予備実験，実験 2，実験 3 および実験 4 では –60° を 0 とし，60° を 1 として正規化した.

4.1.2 計測に使用したプロジェクタカメラシステム

本実験において計測に使用したプロジェクタカメラシステムの構成を図 (5) に示す．カメラは，SONY DCR-VX2000 を用いた．プロジェクタは，EPSON EB-1925W を用いた．構造化光としてグレイコードパターンを投影した．計測対象物体を回転台に乗せ，カメラを計測対象に対して水平方向に $1m$，垂直方向に $1m$ の位置に設置した．プロジェクタはカメラに対して水平方向に $30cm$，垂直方向に $10cm$ の位置に設置した.

三角測量に基づく方法では，通常，プロジェクタカメラ系の校正 [30] が必要となる．本実験では，校正儀を用いて校正を行った．カメラの校正は，校正儀に印刷された特徴点を計測することで，物体座標系での 3 次元座標と，画像面上の 2 次元座標を対応付けることが出来る．プロジェクタの校正は，形状が既知の校正儀に対してプロジェクタからパターン光を投影してカメラで計測することで，物体座標系での 3 次元座標とプロジェクタの画像面上の点を対応付けることができる.

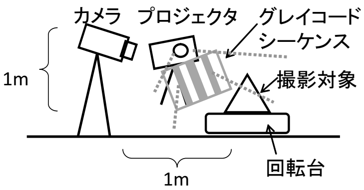


図 5 撮影シーン

4.1.3 アルゴリズムのパラメータ

提案する方式で用いる jDE のほかに，実験 1 では，2.5 節で説明した他の進化計算アルゴリズム（DE, GA，PSO，CMA-ES）と，位置合わせで一般的に用いられる ICP との比較を行った．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のパラメータ設定として, 個体数 N を 50, 世代数の上限 Gen を 1000 世代とし，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 [15] 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 [15] 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 の交叉法として BLX-α を用いた．BLX-α の α は文献 [24] に従って 0.5 とした．PSO のパラメータは，文献 [29] 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 $v_{max} = 1.0$ とする．CMA-ES は個体数に相当する λ を，$4 + ln(n)$ (n は次元数) と定めているが [31]，より安定的に探索するために個体数を λ=N とし，サンプル数を $N/2$ とした．初期集団の平均ベクトルはランダムに生成された初期集団を元に求めることとし，初期分布を文献 [31] の Rosenbrock 関数における実験条件に従って $\sigma = 0.1$ とした．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，t_x，t_y，t_z は，余剰分を上限または下限から引き，α，β，γ については境界をつなぐこととした．例えば，190° は –170° となる．CMA-ES では，範囲内に収まるまで個体を生成する．なお，全ての実験について試行回数を 30 回とした.

4.1.4 評価基準

実験 1，実験 2，および実験 3 では，最適解が既知のシミュレーションデータを用いるため，全周形状復元結果の品質を客観的に評価することができる．本論文では，得られた全周形状と正解形状の平均二乗誤差（$RMSE$）を，正解形状の最長辺 (L_a) で正規化した値 (式 9) により品質を表すものとした.

$$\overline{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} ||T'(\vec{p_i}) - \vec{x_d}||^2}{n}} / L_a \tag{9}$$

*2 The Stanford 3D Scanning Repository: `http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/`
*3 Infinite Realities: `http://www.ir-ltd.net/`

表 3 V_1 における各アルゴリズムの性能比較（$\overline{RMSE}$）

		P_1-P_2	P_2-P_3	P_3-P_4	P_4-P_5	P_5-P_6	P_6-P_7	P_7-P_8	P_8-P_9	P_9-P_1	average
ICP	best	2.70E-1	1.99E-1	1.80E-1	3.98E-1	3.64E-1	3.67E-1	2.85E-1	3.73E-1	3.52E-1	3.10E-1
	mean	5.46E-1	5.15E-1	6.20E-1	6.04E-1	6.01E-1	5.82E-1	5.77E-1	5.86E-1	5.82E-1	5.79E-1
	suc.	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/270
GA	best	2.99E-3	2.96E-3	2.21E-3	3.03E-3	2.65E-3	3.09E-3	2.86E-3	2.52E-3	2.44E-3	2.75E-3
	mean	2.55E-1	2.69E-1	2.41E-1	2.66E-1	2.37E-1	2.95E-1	1.86E-1	2.46E-1	1.48E-1	2.38E-1
	suc.	12/30	9/30	12/30	15/30	16/30	14/30	13/30	13/30	14/30	118/270
PSO	best	4.11E-3	5.66E-3	2.58E-3	1.13E-2	2.91E-3	3.02E-3	3.90E-3	6.17E-3	3.35E-3	4.78E-3
	mean	4.16E-2	5.08E-2	7.35E-2	6.14E-2	5.59E-2	6.66E-2	1.25E-1	3.93E-2	8.63E-2	6.68E-2
	suc.	2/30	2/30	3/30	0/30	1/30	4/30	2/30	1/30	2/30	17/270
CMA	best	3.11E-3	2.78E-3	2.50E-3	3.78E-3	2.76E-3	3.24E-3	3.00E-3	2.62E-3	3.04E-3	2.98E-3
-ES	mean	1.55E-1	2.26E-1	1.73E-1	1.72E-1	1.61E-1	2.11E-1	2.74E-1	1.63E-1	2.14E-1	1.94E-1
	suc.	19/30	16/30	17/30	19/30	19/30	18/30	8/30	19/30	15/30	150/270
DE	best	3.22E-3	2.91E-3	2.48E-3	3.93E-3	2.72E-3	3.24E-3	3.06E-3	2.59E-3	2.77E-3	2.99E-3
	mean	4.26E-2	3.56E-1	1.47E-1	9.37E-2	6.59E-2	7.67E-2	1.33E-1	3.14E-1	7.47E-2	1.45E-1
	suc.	28/30	13/30	22/30	25/30	27/30	26/30	20/30	14/30	25/30	200/270
jDE	best	3.09E-3	2.78E-3	2.47E-3	3.80E-3	2.76E-3	3.25E-3	2.84E-3	2.65E-3	3.62E-3	3.03E-3
	mean	9.44E-2	1.49E-1	6.46E-2	2.53E-2	1.10E-1	1.75E-2	1.18E-1	2.40E-1	6.89E-2	9.88E-2
	suc.	25/30	23/30	27/30	29/30	25/30	29/30	24/30	18/30	27/30	227/270
jDE2	best	3.04E-03	2.81E-03	2.48E-03	3.93E-03	2.75E-03	3.21E-03	3.08E-03	2.65E-03	2.82E-03	2.97E-03
	mean	3.24E-03	3.05E-03	2.50E-03	4.09E-03	2.76E-03	3.39E-03	3.28E-03	2.75E-03	4.17E-03	3.25E-03
	suc.	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	270/270

表 4 V_2 における各アルゴリズムの性能比較（$\overline{RMSE}$）

		P_1-P_2	P_2-P_3	P_3-P_4	P_4-P_5	P_5-P_6	P_6-P_7	P_7-P_8	P_8-P_9	P_9-P_1	average
ICP	best	1.58E-1	3.69E-1	8.17E-1	5.73E-1	3.08E-1	6.82E-1	7.61E-1	3.86E-1	8.12E-1	5.41E-1
	mean	9.81E-1	1.04E0	1.06E0	9.73E-1	9.18E-1	1.10E0	1.14E0	1.04E0	1.09E0	1.04E0
	suc.	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/270
GA	best	8.80E-3	1.09E-2	1.22E-2	6.30E-3	7.06E-3	6.85E-3	6.10E-3	5.18E-3	6.65E-3	7.78E-3
	mean	1.11E-1	1.71E-1	1.62E-1	1.34E-1	8.87E-2	1.23E-1	1.33E-1	1.37E-1	9.81E-2	1.29E-1
	suc.	1/30	0/30	0/30	3/30	2/30	2/30	4/30	4/30	4/30	20/270
PSO	best	1.46E-2	2.00E-2	1.60E-2	1.83E-2	7.02E-3	1.40E-2	1.62E-2	1.92E-2	3.34E-3	1.43E-2
	mean	9.64E-2	1.33E-1	1.13E-1	7.62E-2	6.15E-2	7.85E-2	8.12E-2	6.62E-2	6.48E-2	8.56E-2
	suc.	0/30	0/30	0/30	0/30	1/30	0/30	0/30	0/30	1/30	2/270
CMA	best	2.24E-3	2.48E-3	2.10E-3	1.93E-3	2.19E-3	2.28E-3	2.15E-3	2.35E-3	2.24E-3	2.22E-3
-ES	mean	8.27E-2	1.07E-1	1.07E-1	1.09E-1	7.69E-2	1.43E-1	1.95E-1	1.43E-1	9.38E-2	1.17E-1
	suc.	20/30	21/30	17/30	18/30	22/30	14/30	2/30	7/30	20/30	141/270
DE	best	2.35E-3	2.49E-3	2.13E-3	2.02E-3	2.66E-3	2.51E-3	2.14E-3	2.48E-3	2.22E-3	2.33E-3
	mean	1.26E-1	2.09E-1	2.24E-1	1.12E-1	3.74E-2	1.46E-1	2.52E-1	8.08E-2	7.71E-2	1.40E-1
	suc.	20/30	14/30	5/30	20/30	27/30	13/30	3/30	15/30	23/30	140/270
jDE	best	2.17E-3	2.48E-3	2.07E-3	1.99E-3	2.57E-3	2.49E-3	2.02E-3	2.70E-3	2.34E-3	2.31E-3
	mean	6.99E-2	1.24E-1	1.05E-1	9.37E-2	4.53E-2	8.73E-2	2.17E-1	1.09E-1	5.51E-2	1.01E-1
	suc.	24/30	20/30	17/30	22/30	26/30	21/30	5/30	12/30	25/30	172/270
jDE2	best	2.35E-03	2.49E-03	2.20E-03	2.01E-03	2.66E-03	2.51E-03	2.13E-03	2.68E-03	1.96E-03	2.33E-03
	mean	2.43E-03	2.58E-03	2.40E-03	2.15E-03	2.83E-03	2.52E-03	2.15E-03	2.77E-03	2.20E-03	2.45E-03
	suc.	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	270/270

ここで，i は I_s 上の点の番号であり，n は I_s を構成する点の総数である．$T'(\vec{x_i})$ は得られた解（剛体変換パラメータ組）によって I_s を剛体変換した形状である．$\vec{p_i}$ は I_s 上の i 番目の点の座標を示し，I_s 上の i 番目の点に対する正解形状上の最近傍点を $\vec{x_d}$ とする．

また，上記の $\overline{RMSE}$ の値が 0.01 以下の場合に，ペアワイズの位置合わせが成功したとみなすこととした．実データを用いる実験 4 では，位置合わせの成功判定を目視によって確認した．

4.2 予備実験

提案する方式では，目的関数を計算する際に 2 形状を構成する点群の間で最近傍点を探索する．この最近傍点探索の方式として，先行研究で使われている GCP と，より精度の高い最近傍探索を行える八分木とを比較した．本実験では，各回転角度の探索範囲を -60° から 60° に制限し，シミュレーションデータを対象として jDE でペアワイズ形状位置合わせを行った．また，先行研究 [3] に従い，GCP における空間分割数を 2^6，物体周辺の分割数を 2×2^6 とした．

各物体において，9 個の計測形状間のペアワイズ位置合わせを（1 個につき 30 回）行った際の $\overline{RMSE}$ の平均とベストを表 2 に示す．表において “opt.” は探索に要した時間，“prepro.” は前処理に要した時間を表す．また，得られた解の平均付近の値を用いて，仮想形状 V_3 における全周形状復元の結果を図 4 に示す．表 2 および図 4 より，八分

表 5 V_3 における各アルゴリズムの性能比較（$\overline{RMSE}$）

		P_1-P_2	P_2-P_3	P_3-P_4	P_4-P_5	P_5-P_6	P_6-P_7	P_7-P_8	P_8-P_9	P_9-P_1	average
ICP	best	3.61E-1	7.15E-1	2.92E-1	7.89E-1	3.34E-1	2.97E-1	7.08E-1	4.32E-1	3.74E-1	4.78E-1
	mean	9.66E-1	9.72E-1	1.04E0	1.07E0	9.82E-1	8.90E-1	1.07E0	1.04E0	1.04E0	1.01E0
	suc.	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/270
GA	best	9.01E-3	7.77E-3	3.47E-3	6.85E-3	4.17E-3	9.41E-3	6.46E-3	4.24E-3	8.30E-3	6.63E-3
	mean	1.20E-1	1.03E-1	1.32E-1	1.14E-1	6.37E-2	1.16E-1	1.19E-1	1.34E-1	1.28E-1	1.14E-1
	suc.	1/30	2/30	3/30	3/30	3/30	2/30	5/30	4/30	4/30	27/270
PSO	best	6.49E-3	5.13E-3	2.19E-2	2.05E-2	2.78E-2	9.06E-3	6.36E-3	5.60E-3	1.67E-2	1.33E-2
	mean	9.18E-2	9.16E-2	7.33E-2	8.07E-2	1.02E-1	8.22E-2	1.00E-1	7.65E-2	8.32E-2	8.68E-2
	suc.	1/30	1/30	0/30	0/30	0/30	1/30	1/30	1/30	0/30	5/270
CMA	best	1.66E-3	1.39E-3	9.81E-4	1.45E-3	1.63E-3	1.53E-3	1.30E-3	1.77E-3	1.57E-3	1.48E-3
-ES	mean	1.07E-1	1.43E-1	1.33E-1	8.90E-2	7.34E-2	1.26E-1	1.59E-1	1.06E-1	8.26E-2	1.13E-1
	suc.	19/30	14/30	16/30	20/30	23/30	14/30	12/30	20/30	22/30	160/270
DE	best	1.65E-3	1.39E-3	1.00E-3	1.43E-3	1.58E-3	1.56E-3	1.30E-3	1.83E-3	1.39E-3	1.46E-3
	mean	6.72E-2	1.24E-1	8.28E-2	8.57E-2	9.26E-2	7.60E-2	1.77E-1	4.32E-2	7.62E-2	9.16E-2
	suc.	24/30	19/30	22/30	21/30	21/30	22/30	10/30	26/30	21/30	186/270
jDE	best	1.64E-3	1.38E-3	8.53E-4	1.41E-3	1.63E-3	1.48E-3	1.36E-3	1.82E-3	1.46E-3	1.45E-3
	mean	5.18E-2	8.81E-2	3.31E-2	8.81E-3	4.14E-2	5.02E-2	1.21E-1	5.61E-2	2.15E-2	5.25E-2
	suc.	25/30	23/30	27/30	29/30	26/30	25/30	13/30	25/30	28/30	221/270
jDE2	best	1.64E-03	1.40E-03	1.25E-03	1.43E-03	1.65E-03	1.56E-03	1.29E-03	1.82E-03	1.38E-03	1.49E-03
	mean	1.68E-03	1.42E-03	1.26E-03	1.45E-03	1.69E-03	1.57E-03	1.65E-03	2.31E-03	1.42E-03	1.61E-03
	suc.	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	270/270

表 6 V_4 における各アルゴリズムの性能比較（$\overline{RMSE}$）

		P_1-P_2	P_2-P_3	P_3-P_4	P_4-P_5	P_5-P_6	P_6-P_7	P_7-P_8	P_8-P_9	P_9-P_1	average
ICP	best	2.05E-1	3.12E-1	2.36E-1	3.20E-1	2.85E-1	3.27E-1	2.86E-1	3.35E-1	2.70E-1	2.86E-1
	mean	4.66E-1	5.80E-1	5.61E-1	7.45E-1	6.74E-1	9.44E-1	6.15E-1	5.81E-1	4.93E-1	6.29E-1
	suc.	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/30	0/270
GA	best	6.33E-3	5.85E-3	5.17E-3	4.08E-3	3.81E-3	4.40E-3	1.10E-2	4.44E-3	2.14E-3	5.24E-3
	mean	2.30E-1	2.99E-1	1.66E-1	1.20E-1	1.08E-1	2.07E-1	2.14E-1	1.59E-1	7.34E-2	1.75E-1
	suc.	7/30	2/30	8/30	15/30	12/30	8/30	0/30	12/30	16/30	80/270
PSO	best	6.41E-3	1.02E-2	1.34E-2	2.40E-2	2.76E-2	5.19E-3	5.86E-3	2.03E-2	3.12E-3	1.29E-2
	mean	4.87E-2	8.25E-2	8.32E-2	1.15E-1	9.11E-2	1.16E-1	1.01E-1	8.75E-2	4.98E-2	8.60E-2
	suc.	1/30	0/30	0/30	0/30	0/30	2/30	1/30	0/30	2/30	6/270
CMA	best	2.95E-3	2.98E-3	3.52E-3	2.87E-3	3.48E-3	3.45E-3	3.21E-3	3.54E-3	3.48E-3	3.28E-3
-ES	mean	1.67E-1	3.13E-1	1.68E-1	2.09E-1	1.88E-1	2.06E-1	2.63E-1	1.60E-1	1.35E-1	2.01E-1
	suc.	18/30	11/30	18/30	15/30	16/30	16/30	12/30	19/30	19/30	144/270
DE	best	3.12E-3	2.99E-3	3.57E-3	4.26E-3	3.70E-3	3.53E-3	3.28E-3	3.66E-3	3.22E-3	3.48E-3
	mean	1.29E-1	3.31E-1	1.77E-1	1.66E-1	8.98E-2	2.97E-1	1.76E-1	3.29E-1	1.98E-1	2.10E-1
	suc.	22/30	10/30	20/30	21/30	24/30	13/30	19/30	11/30	17/30	157/270
jDE	best	2.94E-3	2.98E-3	3.60E-3	3.40E-3	3.61E-3	3.08E-3	3.27E-3	3.51E-3	3.30E-3	3.30E-3
	mean	5.20E-2	1.80E-1	5.56E-2	2.49E-1	5.43E-2	2.73E-1	1.21E-1	1.07E-1	5.72E-2	1.28E-1
	suc.	27/30	20/30	27/30	16/30	27/30	15/30	23/30	24/30	26/30	205/270
jDE2	best	2.92E-03	2.99E-03	3.55E-03	3.26E-03	3.62E-03	3.52E-03	3.24E-03	3.55E-03	4.03E-03	3.41E-03
	mean	3.32E-03	3.69E-03	3.97E-03	4.24E-03	4.21E-03	3.57E-03	3.29E-03	3.67E-03	4.16E-03	3.79E-03
	suc.	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	270/270

木は解の品質が高く，GCP は解候補の評価時間が短いことがわかる．ただし，GCP で得られた解も，Simultaneous ICP[20] を用いた後処理で詳細な位置合わせを行える程度の精度が得られた．以上より，GCP と八分木のいずれの最近傍探索手法でも位置合わせができることを確認した．以降の実験では，精度が若干高かったことに着目し，八分木を用いることとした．

4.3 実験 1: ペアワイズ位置合わせにおけるアルゴリズムの性能比較

ペアワイズによる詳細な位置合わせに対する各進化計算アルゴリズム（GA，PSO，CMA-ES，DE，jDE）および ICP の性能評価のため，正解が既知のシミュレーションデータ 4 種類を用いて位置合わせの実験を行った．各アルゴリズムのパラメータは，4.1.3 節に示すように設定した．

4.3.1 得られた解の品質

各仮想形状における各計測形状間の位置合わせ結果を図 6，表 3，表 4，表 5，表 6 に示す．図 6 は，$\overline{RMSE}$ の値の分布を箱ひげ図で示したものである．箱の下境界線は解の上位 25%を示し，上境界線は解の上位 75%を示す．箱の中央太線は中央値を示す．白丸は外れ値を示す．図中のアスタリスクは，危険率 5%の Benjamini and Hochberg の多重比較検定により有意差がみられたアルゴリズム組であることを示す．なお，ICP とその他全てのアルゴリズムの間では有意差がみられたため，表記を省略している．また，図 6 の jDE2 については 4.4 節で後述する．

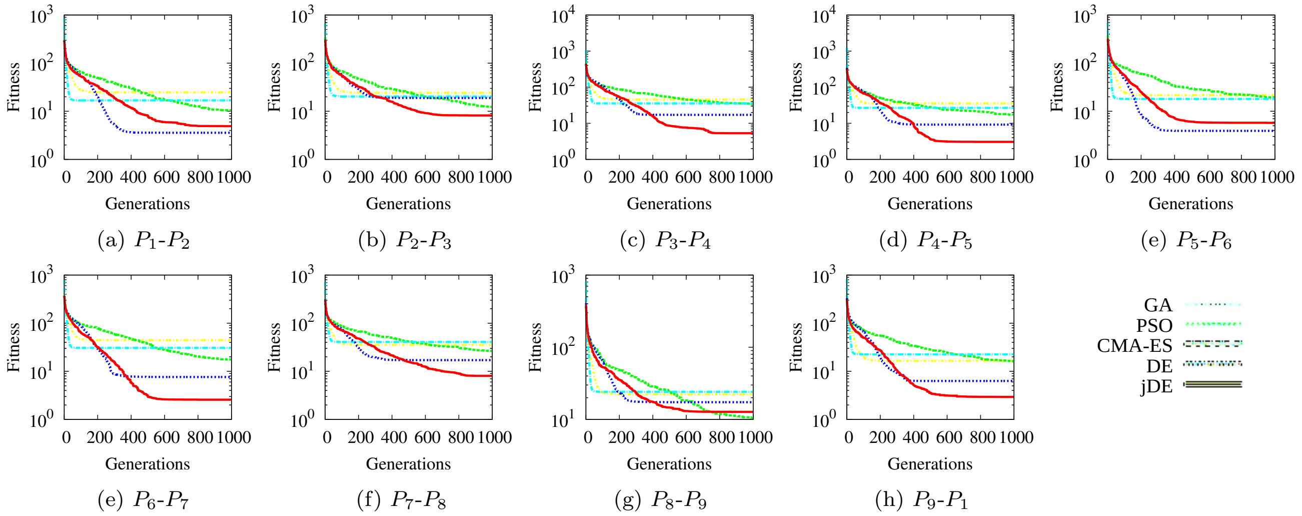


図 7 最良解の適応度の推移（V_1）（Fitness）

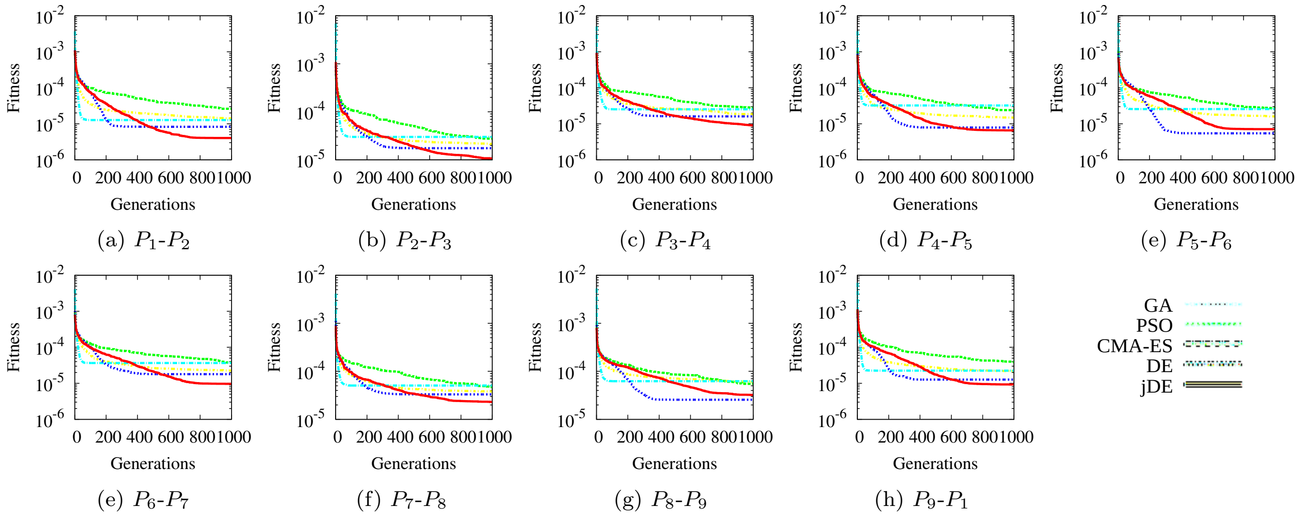


図 8 最良解の適応度の推移（V_2）（Fitness）

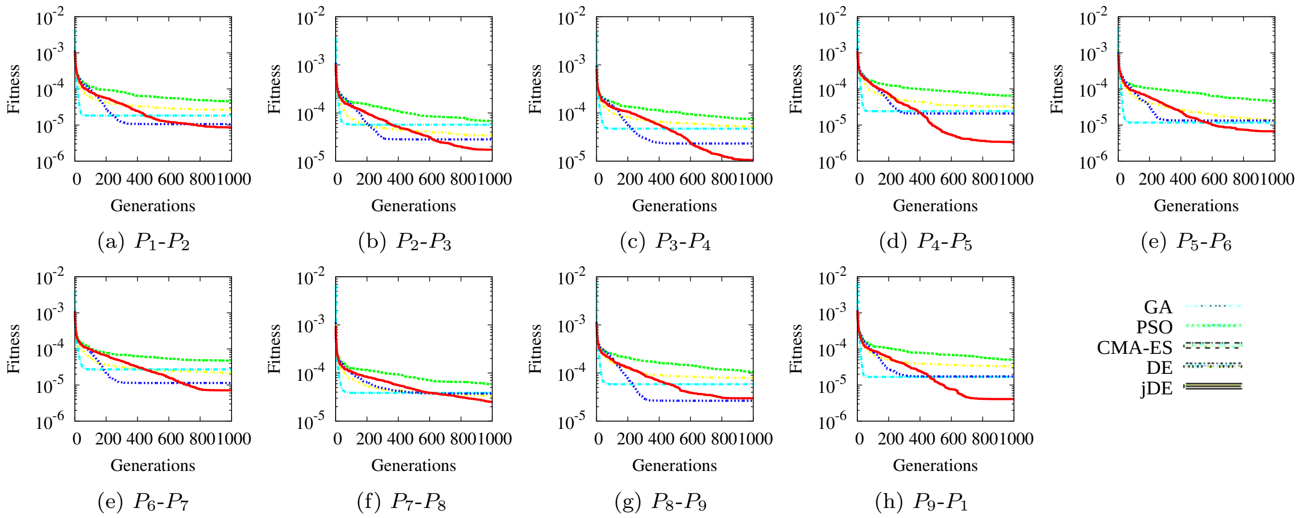
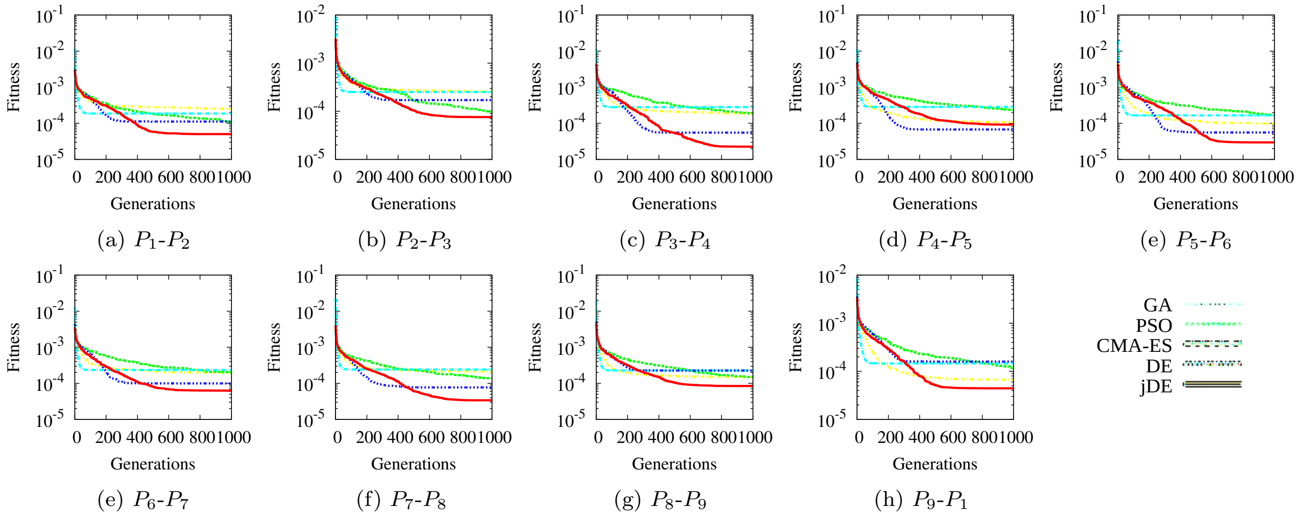


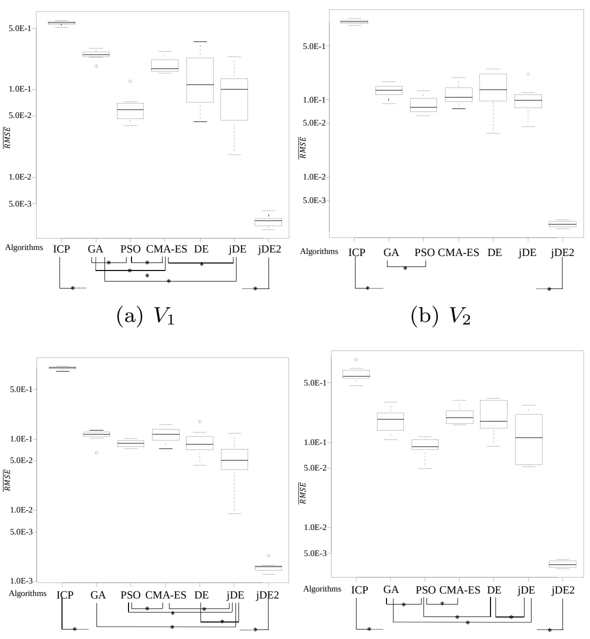
図 9 最良解の適応度の推移（V_3）（Fitness）



(a) P_1-P_2 (b) P_2-P_3 (c) P_3-P_4 (d) P_4-P_5 (e) P_5-P_6

(e) P_6-P_7 (f) P_7-P_8 (g) P_8-P_9 (h) P_9-P_1

図 10 最良解の適応度の推移（V_4）（Fitness）



(a) V_1 (b) V_2

(c) V_3 (d) V_4

図 6 ペアワイズ位置合わせにおけるアルゴリズムの比較（$\overline{RMSE}$）

図 6，表 3，表 4，表 5 および表 6 において，得られた解の $\overline{RMSE}$ に着目すると，全体を通して ICP の品質が低く，次に，GA および CMA-ES の性能が低いことがわかる．また，jDE および PSO が安定して品質の良い解を発見していることがわかる．DE は，V_1 の $P_1 - P_2$ ように問題によっては高品質な解を発見できたが，得られる解の精度にばらつきがあり，他の問題では PSO や CMA-ES と同程度の品質の解を発見していた．

次に，成功率に着目すると，jDE の成功率が安定して高く，PSO は $\overline{RMSE}$ の値こそよいものの 0.01 を下回る解を発見して成功とみなされた試行が少ないことがわかる．

位置合わせに失敗した際の局所解をみると，図 11 のように 2 つの形状がある程度重なっている局所解に陥ってしまうことが多かった．図 11 の例では，頭と肩の位置が逆転してしまった場合でも，形状の半分程度が重複しているために目的関数の値が低くなってしまう．式 (3) を用いる場合はこのような局所解と大域的最適解を見分けることが困難である．

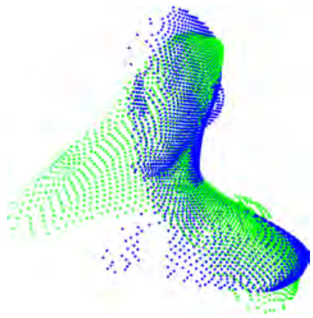


図 11 位置合わせに失敗した例

4.3.2 探索の効率

世代ごとの最良解の目的関数値の変化を，図 7，図 8，図 9 および図 10 に示す．上記の図から，DE，CMA-ES は収束が速いものの局所解に陥っていることがわかる．逆に，PSO は序盤から終盤まで緩やかに改善が続いているものの，1,000 世代では十分に収束していないことがわかる．jDE は全体的に収束が速くかつ良好な解を探索できていることが確認できる．

4.3.3 考察

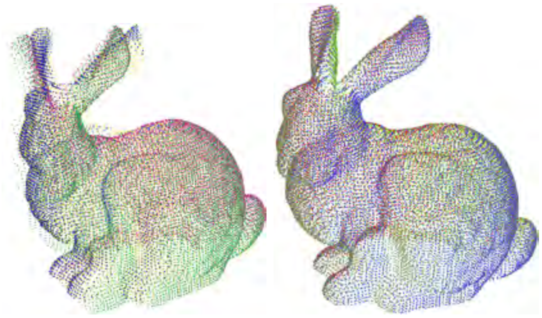
提案する jDE が，多くの問題で安定的して高い探索性能を示す原因を探るため，DE の有効なパラメータが問題インスタンスに依存することを示す．

DE のパラメータである F と CR をそれぞれ，0.1，0,3，0.5，0.7，0.9 と変化させ，V_1 の P_1-P_2，V_3 の P_1-P_2，V_4 の P_5-$P6$ を解いた結果の $\overline{RMSE}$ の平均を図 15 に示す．試行回数は 5 回とした．

図 15 より，物体 V_1 の計測形状間 P_1-P_2 の位置合わせ問題

表 7　実撮影データからの全周形状復元結果（Fitness）

		P_1-P_2	P_2-P_3	P_3-P_4	P_4-P_5	P_5-P_6	P_6-P_7	P_7-P_8	P_8-P_9	P_9-P_1	average
M_1	best	7.70E-07	6.07E-07	5.12E-07	6.65E-07	7.07E-07	5.27E-07	6.94E-07	6.77E-07	8.47E-07	6.67E-07
	ave	7.72E-07	6.08E-07	5.14E-07	6.66E-07	7.09E-07	5.29E-07	6.95E-07	6.79E-07	8.67E-07	6.71E-07
	suc.	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	270/270
M_2	best	5.45E-07	4.71E-06	1.31E-06	7.37E-07	4.85E-07	6.39E-07	2.15E-06	9.25E-07	6.34E-07	1.35E-06
	ave	5.46E-07	7.76E-06	1.31E-06	7.38E-07	4.85E-07	6.41E-07	6.97E-06	9.26E-07	6.35E-07	2.22E-06
	suc.	30/30	27/30	30/30	30/30	30/30	30/30	26/30	30/30	30/30	263/270
M_3	best	4.37E-06	1.83E-06	7.41E-07	5.77E-07	8.83E-07	1.26E-06	7.14E-07	5.27E-07	7.59E-06	2.05E-06
	ave	5.05E-06	1.83E-06	7.42E-07	5.77E-07	9.79E-07	1.56E-06	7.15E-07	5.28E-07	7.62E-06	2.18E-06
	suc.	29/30	30/30	30/30	30/30	28/30	28/30	30/30	30/30	30/30	265/270
M_4	best	2.58E-07	2.38E-07	1.30E-07	1.09E-07	1.82E-07	1.04E-07	1.22E-07	1.64E-07	3.56E-06	5.40E-07
	ave	2.58E-07	2.39E-07	1.31E-07	1.09E-07	1.83E-07	1.04E-07	1.23E-07	1.66E-07	3.56E-06	5.42E-07
	suc.	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	30/30	270/270



(a) 0.05 の誤りを含む例

(b) 0.5 の誤りを含む例

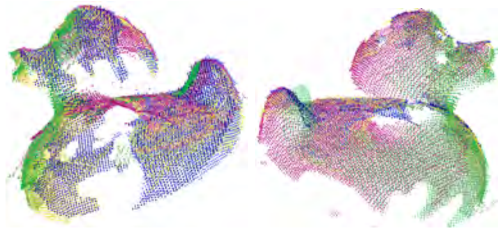
図 12　誤りを含む全周復元結果と誤り訂正結果

においては, $F = 0.7$, $CR = 0.7$ の場合に品質のよい解を発見できている．一方, V_3 の P_1-P_2 では, $F = 0.7$, $CR = 0.7$ では十分な品質の解が得られず，$F = 0.5$，$CR = 0.3$ のパラメータ組が良好な探索性能を示した．同様に，V_4 の P_5-$P6$ において十分な品質の解が得られないが，$F = 0.1$，$CR = 0.7$ のパラメータ組が良好な探索性能を示した．以上のように，位置合わせ問題で有効なパラメータ設定は問題インスタンスに依存することがわかる．

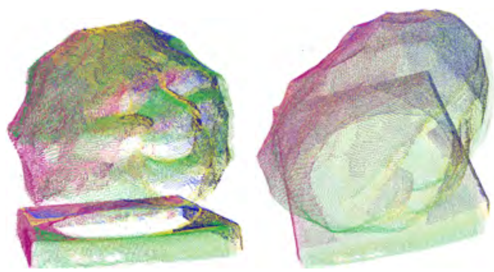
jDE は F と CR を個体毎に設定し，さらに世代毎にランダムに設定することでパラメータの不適合による探索性能の悪化を避けることができる．全周形状を復元するためには複数のペアワイズ位置合わせを行う必要があるため，問題インスタンスに依存したパラメータ調整が不要な jDE は好適であるといえる．

4.4　実験 2: 全周形状復元

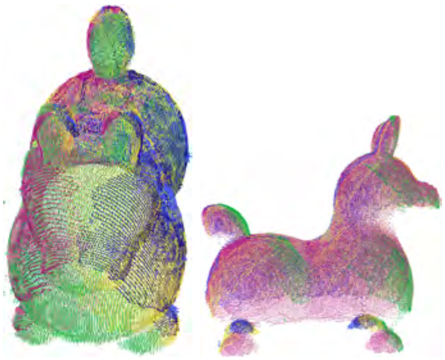
提案する方式は全周形状復元を行うため，回転範囲の制



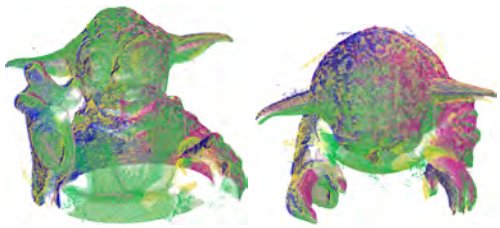
(a) M_1



(b) M_2



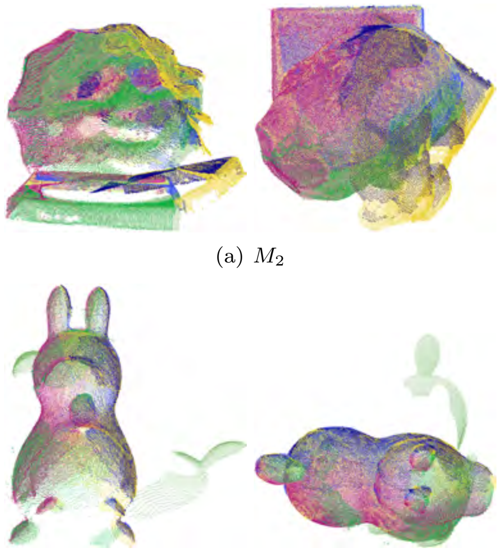
(c) M_3



(d) M_4

図 13　実計測データからの全周形状復元に成功した例

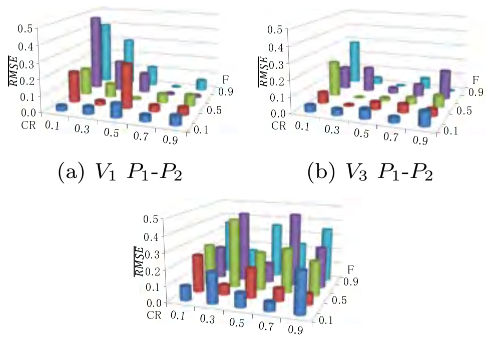
限を設けて探索精度の改善を図る．このことによる効果を確認するため，4.3 節と同様の条件で実験を行った．jDE において，α，β，γ の範囲が $-60°$ から $60°$ となるように



(a) M_2

(b) M_3

図 14 実計測データからの全周形状復元に失敗した例



(a) V_1 P_1-P_2　(b) V_3 P_1-P_2

(c) V_4 P_5-P_6

図 15 DE の F と CR におけるパフォーマンスの違い（$\overline{RMSE}$）

制限を設けたアルゴリズムを jDE2 と表記し，表 3，表 4，表 5，表 6 に結果を示す．jDE の結果と比較すると，回転角度に制限を設けることで，すべての仮想形状において $\overline{RMSE}$ および成功率が改善しており，すべての試行において位置合わせに成功したことが確認できる．これは，回転角度の範囲に制限を加えることで，4.3.1 節で述べたような局所解に陥る可能性が低下したためと考える．

4.5 実験 3: ペアワイズ位置合わせの誤りの訂正

前述の回転角度制限に加えて，提案する方式は全周形状復元を行う点を考慮して 1 組の計測形状間の誤りを訂正し，全周形状復元の精度の改善を図る．このことによる効果を確認するため，4.4 節の実験結果をもとに，誤りを含む剛体変換パラメータ組を作成した．すなわち，実験 2 で行った jDE の 30 試行を対象とし．各試行において 1 組の計測形状ペアを選択し，そのペアワイズ位置合わせの結果を誤った解（実験 1 で jDE によって得られた局所解）に入れ替えることで誤りを含む剛体変換パラメータ組を作成した．

提案する方式により誤り訂正を行う前後の結果の例を図 12 に示す．図 12(a) および (b) から，誤り訂正により全周形状復元を適切に行えていることがわかる．実験を行った 4 種類の仮想物体それぞれに対する 30 試行の実験において，すべての剛体変換パラメータの誤りを発見し，訂正できることを確認した．

4.6 実験 4: 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タ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 jDE を用い，回転角度範囲を実験 3 と同様に $-60°$ から $60°$ に制限した．

ペアワイズ位置合わせの実験結果を表 7 に示す．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 のいくつかの計測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 13 に，失敗例を図 14 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，失敗例のように充分に重なってしまった場合は局所解となる．特に，図 14(a) のように球に近い形では局所解が多数存在する．また，図 14(b) のように形状の頭同士で位置が合ってしまうと，局所解から抜け出すためには，大きく回転させる必要がある．

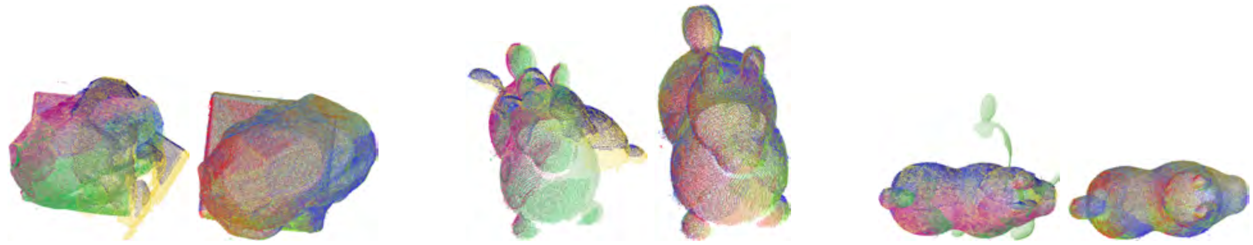
次に，提案する方式の誤り検出を行い，全周形状復元を行った．誤りを訂正した例を図 16 に示す．4 つの一般物体のすべての試行で適切に全周形状復元を行うことができた．

5. おわりに

大域的なペアワイズ位置合わせにより，初期位置を与えることなく 3 次元形状の全周形状復元を行う方式を提案した．提案する方式は，パラメータの調整が不要な jDE を用いて大域的なペアワイズ位置合せを行い，また，全周形状復元であることを積極的に利用して，回転角度の制限およびペアワイズ位置合わせの誤り検出及び訂正を行う点に特徴がある．仮想物体を用いた実験で，本方式で利用する jDE が他の進化計算アルゴリズムと比較して品質の良い解を安定して探索できること，および，高々 1 箇所の誤りを検出し，誤った剛体変換パラメータを避けて全周形状の復元を行えることを示した．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，入力順を与えない完全自動な全周形状復元手法や．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．



(a) M_2 における例　　(b) M_3 における例 (1)　　(c) M_3 における例 (2)

図 16　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）

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] Salti, S., Tombari, F. and Stefano, L. D.: A Performance Evaluation of 3D keypoint Detectors, *International Conference on 3D imaging, Modeling, Proccessing, Visualization and Transmission* (2011).

[3] Santamaría, J., Cordón, O. and Damas, S.: A comparative study of state-of-theart evolutionary image registration methods for 3D modeling, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 115, No. 9, pp. 1340–1354 (2011).

[4] Goldberg, D. E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA (1989).

[5] R.He, P. N.: Global optimization of mutual information: application to three-dimensional retrospective registration of magnetic resonance images, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, Vol. 26, pp. 277–292 (2002).

[6] 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).

[7] J.Kennedy and Everhart, R. C.: Particle Swarm Optimization, *Proc. IEEE Int'l Conf. on Neural Networks*, Vol. 4, pp. 1942–1948 (1995).

[8] Wachowiak, M. P., Smolfková, R., Zheng, Y., Zurada, J. M. and Elmaghraby, A. S.: An Approach to Multimodal Biomedical Image Registration Utilizing Particle Swarm Optimizaiton, *IEEE transactions on evolutionary computaiton*, Vol. 8, No. 3, pp. 289–301 (2004).

[9] 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).

[10] Chow, C. K., Tsui, H.-T. and Lee, T.: Surface registration using a dynamic genetic algorithm, *Pattern Recognition*, Vol. 37, No. 1, pp. 105–117 (2004).

[11] Lomonosov, E., Chetverikov, D. and Ekárt, A.: Preregistration of arbitrarily oriented 3D surfaces using a genetic algorithm, *Pattern Recogn. Lett.*, Vol. 27, No. 11, pp. 1201–1208 (2006).

[12] Cordón, O., Damas, S. and Santamaría, J.: A fast and accurate approach for 3D image registration using the scatter search evolutionary algorithm, *Pattern Recogn. Lett.*, Vol. 27, No. 11, pp. 1191–1200 (2006).

[13] Laguna, M. and Marti, R.: *Scatter Search: Methodology and Implementations in C*, Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA (2002).

[14] Luck, J. P., Hoff, (corresponding, W. A. H., Little, Underwood and Little, C. Q.: Registration of Range Data Using a Hybrid Simulated Annealing and Iterative Closest Point Algorithm, *Proc. Int'l Conf. Robotics and Automation*, pp. 3739–3744 (2000).

[15] 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 In Evolutionary Computation*, Vol. 10, No. 6, pp. 646–657 (2006).

[16] Besl, P.: *Advances in Machine Vision, chapter 1 - Active optical range imaging sensors* (1989).

[17] Inokuchi, S., Sato, K. and Matsuda, F.: Range imaging system for 3-D object recognition, *ICPR*, pp. 806–808 (1984).

[18] Chen, Y. and Medioni, G.: Object modelling by registration of multiple range images, *Image Vision Comput*, Vol. 10, No. 3, pp. 145–155 (1992).

[19] Silva, L., Bellon, O. R. and Boyer, K. L.: *ROBUST RANGE IMAGE REGISTRATION USING GENETIC ALGORITHMS AND THE SURFACE INTERPENETRATION MEASURE* (2005).

[20] 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 (1997).

[21] Bentley, J. L.: Multidimensional binary search trees used for associative searching, *Commun. ACM*, Vol. 18, No. 9, pp. 509–517 (1975).

[22] Haber, E., Heldmann, S. and Modersitzki, J.: An Oc-Tree Method for Parametric Image Registration, *SIAM Journal on Scientific Computing*, Vol. 29, No. 5, pp. 2008–2023 (2006).

[23] 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).

[24] 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).

[25] 伊藤　稔，田中雅博：関数値最適化のための Particle Swarm Optimization, Differential Evolution, 実数値遺伝的アルゴリズムの探索性能に関する検討，甲南大学紀要. 理工学編， Vol. 52, No. 1, pp. 125–135 (2005-07-31).

[26] Price, K. V., Storn, R. M. and Lampinen, J. A.: *Differential Evolution A Practical Approach to Global Optimization*, Natural Computing Series, Springer-Verlag, Berlin, Germany (2005).

[27] 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).

[28] Hansen., N.: Invariance, self-adaptation and correlated

mutations in evolution strategies, *Parallel Problem Solving from Nature*, Vol. 6, pp. 355–364 (2000).

[29] 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).

[30] 洋 川崎，立昌佐川，亮 古川：チュートリアル:動物体のアクティブ 3 次元計測，情報処理学会研究報告. CVIM, [コンピュータビジョンとイメージメディア]， Vol. 2011, No. 30, pp. 1–11 (2011).

[31] Hansen, N. and Ostermeier, A.: Completely Derandomized Self-Adaptation in Evolution Strategies, *Evol. Comput.*, Vol. 9, No. 2, pp. 159–195 (2001).