

変数固定を伴う部分リスタート戦略を導入したCMA-ESを用いたシルエットベースの3次元剛体形状位置合わせ

Three Dimensional Image Registration Using Silhouette-based Objective function and CMA-ES Including Partial Restart with Variable Fixing

重信 拓音^{*1}
Takuto Shigenobu

牛之濱 宅哉^{*1}
Takuya Ushinohama

川崎 洋^{*2}
Hiroshi Kawasaki

小野 智司^{*1}
Satoshi Ono

^{*1}鹿児島大学大学院 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

^{*2}九州大学大学院システム情報科学研究院 情報知能工学専攻

Department of Advanced Information Technology, Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

A three-dimensional (3D) entire shape reconstruction method, which performs simultaneous 3D registration of multiple depth images obtained from multiple viewpoints, is proposed in this paper. Unlike most other 3D registration methods, the proposed method fully utilizes a silhouette-based objective function taking out-of-view and non-overlapping regions between two models into account as well as depth differences at overlapping areas. With the combination of the above functions and evolutionary computation algorithms, the entire shape reconstruction from small number (two or three) of depth images, which do not involve enough overlapping regions for other 3D registration methods, can be realized. A CMA-ES algorithm with partial restart strategy to speed up the registration process is proposed in this paper.

1. はじめに

近年、医療やエンタテインメント、文化財保護などの多様な分野において3次元形状の計測、表示技術の利用は増加の一途にある。形状取得にはレンジセンサが広く用いられるが、一度に対象の全周を取得できないため、複数視点から計測した形状の位置合わせが必要である。局所的な位置合わせICP[Besl 92]がよく知られているが、相対位置関係が完全に未知の状態から位置を合わせる大域的な位置合わせは、有効な手法が確立されておらず多くの研究が行われている。

大域的な位置合わせの方式はマッチングベースとパラメータベースに大別できる。前者は形状特徴などを利用して位置・姿勢を推定する方式であり、特徴点を対応付けさせる手法(SACIA)[Rusu 09]や、形状の輪郭線同士をそれぞれ一致させる手法(M-ICC)[Wang 14]などが提案されている。パラメータベースは形状の位置と姿勢をパラメータとし、進化計算アルゴリズムなどによってパラメータを最適化する方式で、計測環境に対して頑健である。牛之濱らは重複領域のきわめて小さい場合であっても全周復元が可能な手法を提案した[Ushinohama 14]。この方式は、Self-Adaptive Differential Evolution (jDE) [Brest 06]を最適化に使用しているが、安定した位置合わせを行うために個体数を200程度必要としており、個体評価の計算回数が多いことが課題である。また、2形状の位置合わせを行う場合は、対象形状によって、形状同士が過剰に接近してしまう局所解が生じる問題がある。

本論文では、入力形状同士の過剰な接近を避けるように[Ushinohama 14]の目的関数を改良する。また、Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy(CMA-ES)[Hansen 06]を基に変数固定を伴う部分リスタート戦略を追加し、高速で大域的な最適解に到達するアルゴリズムを提案する。実験によりjDEに比べ高速に最適解に到達することを確認する。

連絡先: 重信拓音, 鹿児島大学大学院理工学研究科情報生体システム工学専攻, 〒890-0065 鹿児島市郡元 1-21-40, sc114021@ibe.kagoshima-u.ac.jp

2. 関連研究

剛体形状位置合わせの手法では、大まかな初期位置合わせを手動で行い、その後マッチングした対応点間の距離を最小にすることで正確に位置合わせを行うICPやSimultaneous ICPが最もよく知られている。しかし、これらの手法は初期位置合わせが十分に正確でない場合には、誤った対応点をマッチングしてしまい位置合わせに失敗する。そのため、様々な方法で初期位置合わせを必要としない大域的な位置合わせ手法の開発が試みられている。典型的な方法は3D特徴点を用いたマッチングベースの手法である。代表的なアルゴリズムとして、Fast Point Feature Histogramsに基づいてキーポイントを抽出し、キーポイント同士を対応付けするSample Consensus Initial Alignment (SACIA)が挙げられる。この手法は形状特徴を利用して対応点を得る手法であるため、形状間の重複領域が小さい位置合わせ問題には適用できない。近年、距離画像から抽出されるひとつなぎの輪郭線の長さを最大化し、対応する輪郭線間の距離を最小化するM-ICCが提案されている。この手法では、他のマッチングベース手法に比べ少ない重複領域での位置合わせが可能であり、物体の全周復元は最低4回の計測で可能である。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手法が提案されている[Santamaría 13]。パラメータベースの手法は初期位置が不要で、ノイズにも頑健であるが、探索空間の大きさと多くの局所的な最適解のために計算コストが大きいという問題がある。

3. 提案手法

3.1 基本的なアイデア

アイデア1: シルエットベースのコスト関数の改善

[Ushinohama 14]で提案されたコスト関数は、剛体位置合わせが正しく完了したならば、ある1つの測定形状(ソース)のシルエットの外側にその他の形状(ターゲット)がはみ出すことはないという考えに基づいている。つまり、ソース形状のシルエットの外にあるターゲット形状のシルエットに大きなコストを加算し、シルエットの重複領域

は2形状間の距離によって小さなコストを加算する。しかし、ソースの計測視点からターゲットを見たときにターゲットの表面が裏を向く領域がソースに過剰に接近してしまう場合がある。そこで、本研究ではソースとターゲットのシルエット重複領域のピクセルの法線を比較し、法線間の角度が直角以上、すなわち背中合わせになっている場合のコストを無視することで上記の欠点を改善する。この改善により、2, 3回とごく少ない回数の計測から得た形状による全周復元であっても対象形状によらず位置合わせが可能になる。

アイデア2：変数固定を伴う部分リスタート戦略

[Ushinohama 14] のコスト関数は多くの局所解をもつ多峰性であり、進化計算アルゴリズムに jDE を採用しているが、大域的な探索に必要な個体数が多く、収束の速度が遅いことから多くの個体評価回数が必要である。全体の処理時間は個体評価数に比例するため、位置合わせを行う形状数が多くなると、指数関数的に処理時間が増大する。このため、本論文では処理時間を短縮するために、高速に収束する CMA-ES を基に一部の変数のみを対象とする部分リスタートを行う処理を追加する。CMA-ES は収束が高速であるが、局所解に陥りやすいため、局所解に陥った際に探索をリスタートする。この時、ある2形状間で位置合わせが完了している場合は、この2形状に対応する設計変数を固定する。これにより、探索次元の削減によって有望な領域を集中的に探索でき、部分リスタートを繰り返すことで最適解を発見することが可能となる。

3.2 シルエットベースの目的関数

本問題の設計変数は、形状ごとに並進ベクトルと四元数で表される回転ベクトルとして定義される。実際に位置合わせを行う際には、入力形状の内1つを位置合わせの基準となる形状として固定するため、目的関数は入力 N 形状ならば $7(N-1)$ 次元の関数である。目的関数は、入力形状の各計測視点からソース形状とターゲット形状を撮影した距離画像の対応によって式(1)～式(4)のように定義される。ここで、 S_k は入力 k 番目のソース形状、 $T_{k,l}$ は S_k に対する入力 l 番目のターゲット形状を示す。

$$F(x) = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N f(S_k, T_{k,l}) \quad (1)$$

$$f(S_k, T_{k,l}) = \frac{1}{N_{Pol}} \sum_{c=1}^{N_{Pol}} C_{dup} dist_z(s_c, t_c) + \frac{N_{Pol}}{N_{All}} + C_{out} N_{P_{oov}} \quad (2)$$

$$C_{dup} = \begin{cases} C_1 & (z(t_c) < z(s_c)) \\ C_2 & (\psi(n(t_c), Z_{scan}) < 90^\circ) \\ C_3 & (otherwise) \end{cases} \quad (3)$$

$$dist_z(s_c, t_c) = |z(s_c) - z(t_c)| \quad (4)$$

s と t はソースとターゲットの距離画像であり、 $z(s_c)$ と $z(t_c)$ はそれぞれ s と t におけるピクセル c での深度値である。 C_{dup} は重複領域の $z(s_c)$ と $z(t_c)$ の位置関係に対するコストを表す。 C_1 はターゲットがソースより手前にある場合のコストである。 C_2 はターゲットの法線とソースの法線がなす角が 90° 以上となる場合のコストである。条件式に用いられている $n(t_c)$ はピ

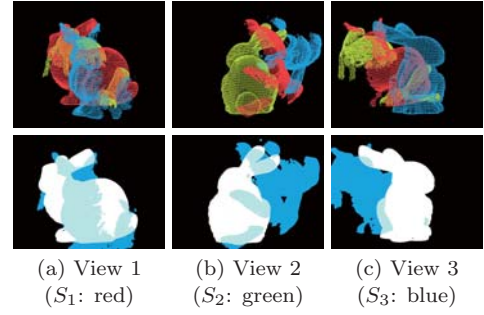


図1: 位置合わせ状況 (上図) とシルエット画像 (下図)

クセル c の法線ベクトルであり、 Z_{scan} はソースの計測視点における z 軸を示すベクトルである。 $\psi(n(t_c), Z_{scan})$ は $n(t_c)$ と Z_{scan} の角度差を表す。 C_3 はターゲットがソースより奥にある場合のコストである。

N_{Pol} , N_{Pol} , $N_{P_{oov}}$, $N_{P_{all}}$ はそれぞれ s と t のシルエットを比較することで得られる重複領域のピクセル数、非重複領域のピクセル数、そして t の画像外へのはみ出しピクセル数、距離画像全体のピクセル数となっている。そのため、ソースの距離画像からはみ出したターゲットピクセルのコストである C_{out} は、 C_{dup} に比べ高い重みに設定する。図1に3形状の剛体変換後のソース計測視点からの撮影画像と、シルエット画像を示す。シルエット画像は、ソースシルエットのみの領域を白色、ターゲットシルエットのみの領域を青色、シルエットが重複している領域を水色で示している。

3.3 提案手法の詳細アルゴリズム

提案手法は [Hansen 06] を基に設計されている。詳細な処理を以下に示す。後述する式(6)のように停滞判定が真になってから、次に真になるまでの期間を1サイクルと定義する。

STEP 1：初期化

平均ベクトル $\mathbf{m}$ 、ステップサイズ σ 、共分散行列 C を初期化する、他に生成する探索個体数 λ 、選択個体数 μ などのパラメータを定める。

STEP 2：個体生成

個体生成は以下の式に従って生成される。

$$\mathbf{x}_k^{(g+1)} \sim \mathcal{N}(\mathbf{m}^{(g)}, (\sigma^{(g)})^2 C^{(g)}) \quad (5)$$

$k = 1, \dots, \lambda$, ここで $\mathcal{N}(\mathbf{m}, C)$ は平均 $\mathbf{m}$ および共分散行列 C を有する正規分布に従うランダムなベクトルである。

STEP 3：評価

3.2節に示した目的関数に従い、生成した個体を評価する。

STEP 4：パラメータ更新

評価した個体の内上位 μ 個体を用いて、[Hansen 06] に従って平均ベクトル $\mathbf{m}$ や C 、 σ などを更新する。

STEP 5：探索停滞判定

任意の G 世代ごとに、以下の式(6)を用いて探索が停滞しているかチェックを行う

$$\frac{F(\mathbf{x}_{recent_best})}{F(\mathbf{x}_{prev_recent_best})} \geq T_{local} \quad (6)$$

$F(\mathbf{x})$ は目的関数、 $\mathbf{x}_{recent_best}$ は現在のサイクルで発見した最良個体、 $\mathbf{x}_{prev_recent_best}$ は前回停滞チェックを行った

ときの $\mathbf{x}_{recent.best}$ を示す。上記の式を満たした場合には、3.4 節のように部分的な変数の固定とリスタートを行う。

3.4 部分的な変数の固定とリスタート

STEP 1：基準形状との部分評価

基準形状とその他すべての形状の間で部分的に評価を行う。このときに得られる 2 形状間の部分評価値をペア評価値と呼ぶ。集団全体における最良のペア評価値を組み合わせた剛体変換パラメータを $P_i (i = 2, \dots, N)$ とする。

STEP 2：形状固定

最も悪い形状に対する比が、任意の閾値 T_{fix} よりも小さい形状があれば、以降の処理においてその形状の変数の値を固定する。

$$\frac{f(\mathbf{x}_i)}{f_{worst}(\mathbf{x})} < T_{fix} \quad (i = 2, \dots, N) \quad (7)$$

STEP 3：固定解除処理

式 (7) によって十分に位置合わせを行えていない形状を固定してしまう場合がある。そこで $T_{release}$ サイクルの間の探索によって、最良個体が更新されない場合に固定形状を 1 つ解放する。解放された形状は、すべての固定形状が解放される、または新たに形状が固定されるまで再度固定されることはない。

STEP 4：探索分布再設定

3.2 節で示した目的関数は、シルエットに収まらない箇所には大きなコストを課すため、探索が停滞した時点では平行移動パラメータは正解に近い位置にある。そのため、探索の中心となる $\mathbf{m}$ は変更せず、平行移動分布の範囲を初期値の半分程度とし、回転分布の範囲を初期化する。提案手法では 2 形状の位置合わせの際には固定が行われなため、停滞時処理は探索分布の再設定のみとなる。

3.5 最良解付近での局所的探索

1 形状を除いてすべて固定されている際に、残る 1 形状が基準形状に十分値が近づいたために式 (7) を満たす形状がなくなり、すべての形状の固定が解除される場合がある。この場合、すべての形状は基準形状との位置合わせがほぼ完了している。よって、 S_{local} サイクルの間すべての平均ベクトルの初期値を P_i として、すべての探索分布の範囲を初期値の $\frac{1}{10}$ 程度に設定して局所的探索を行う。この操作により、微小な位置ずれを高速に調整することが可能となる。

4. 評価実験

評価実験として、第一に形状間の重複領域を変更した場合の 2 形状位置合わせを従来の位置合わせ手法と比較した。第二に提案アルゴリズムと、[Ushinohama 14] で使用された jDE、さらに代表的なリスタート戦略 CMA-ES の IPOP-CMA-ES を比較した。第三に実際にレンジセンサによって計測されたモデルの位置合わせ結果を示す。提案手法のパラメータは $\lambda = 8$, $\mu = 4$, $T_{fix} = 0.3$, $T_{local} = 0.99$, $T_{release} = 3$, $G = 30$, $S_{local} = 3$ とした。実験で用いた仮想物体を図 2 に示す。

4.1 実験 1：従来の位置合わせ手法との比較

形状間の重複領域を変えて、従来の位置合わせ手法と 2 形状位置合わせを比較する。比較対象として、SACIA, SHOT[Tomvari10], ICP, Santamaría が提案した手法[Santamaría 13] を選択した。実験は V_2 と V_3 を使用し、重複

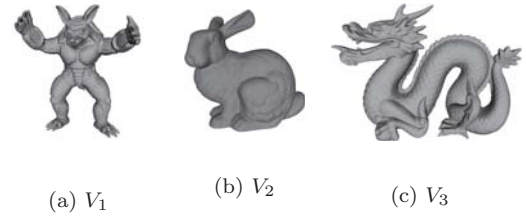


図 2: 実験に用いた仮想物体

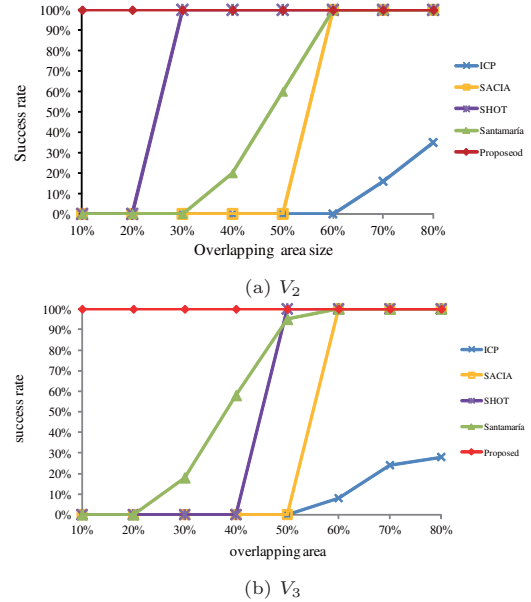


図 3: 重複領域による成功率の変化

領域は 10%～80%まで 10 % ずつ変更した。試行回数は提案手法を 20 試行、従来手法は 100 試行を行った。実験結果を図 3 に示す。実験結果より、提案手法のみが小さな重複領域での位置合わせが可能であることがわかる。

4.2 実験 2：アルゴリズム速度比較

提案手法の性能を明らかにするために、jDE, IPOP-CMA-ES と比較した。入力形状として N 形状の位置合わせを行う場合には $\frac{360}{N}$ ずつ角度を変えて計測した形状を与えた。jDE の個体数を 200, IPOP-CMA-ES は $\lambda = 10$, $\mu = 5$ とし、 $\left(10 + \left\lceil \frac{30 \times 7(N-1)}{\lambda} \right\rceil\right)$ 世代の間評価値の更新がない場合にリスタートとした。位置合わせの成功率を図 4 に、評価値の推移を図 5 に示す。図 5 の横軸はコスト関数の評価回数 (FE), 縦軸は得られた最良の評価値を示す。

図 4 から、jDE が最も高い成功率を示し、提案手法は jDE に多少劣るがほぼ同程度の成功率を示した。 V_1 と V_3 において IPOP-CMA-ES は提案手法と比べると成功率が低く、部分リスタート戦略の有効性を示している。入力形状数に焦点を当てると、3 形状では jDE と提案手法は全試行、全仮想モデルで位置合わせに成功している。2 形状では、 V_1 と V_2 では位置合わせが成功しているが、重複領域が非常に少ない V_3 では jDE のみが低い成功率ではあるが成功している。すなわち、多峰性関数の探索能力は jDE が優れている。

図 5 は、提案手法と jDE の収束の速さと収束性の違いをよく示している。 V_2 および V_3 においても V_1 と同様の傾向がみられた。提案手法を jDE と比べると、FE が $\frac{1}{7} \sim \frac{1}{18}$ 程度の回

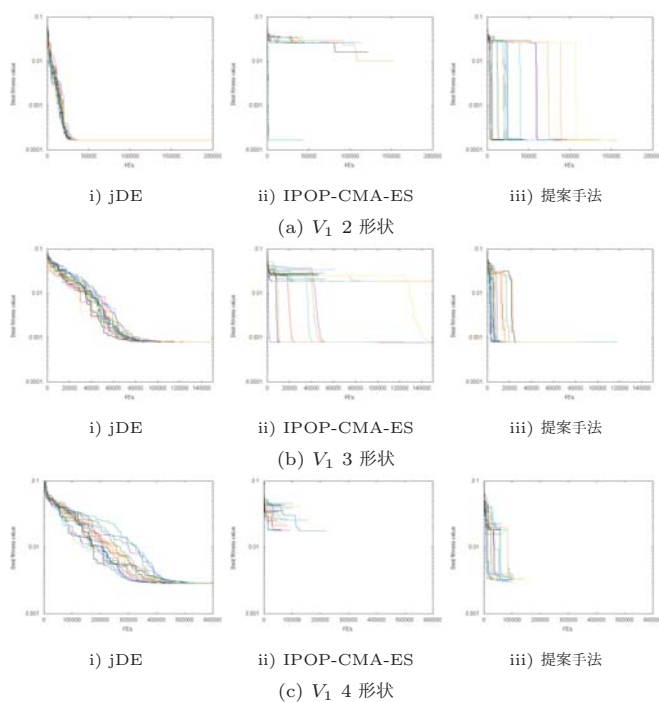


図 5: 位置合わせ終了までの評価値推移

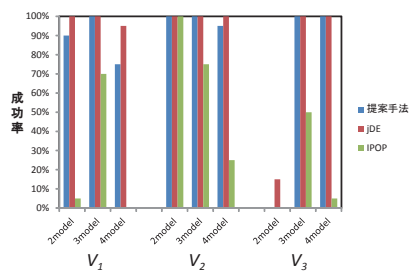


図 4: 位置合わせ成功率

数で位置合わせが完了している。これは、提案手法が探索空間の有望な領域に達すると急激に収束することに対し、jDE は常に一定の速度で収束するためである。

4.3 実験 3: 実計測形状の位置合わせ例

Microsoft Kinect で計測した実形状データ K_1 と K_2 を対象とし、提案手法を用いて位置合わせの実験を行った。各実形状データは入力形状数 N の場合 $\frac{360}{N}$ ずつ角度を変えて計測した形状を与えた。図 6 に示す結果から、提案手法は重複領域が小さく、また、形状にノイズを含む場合であっても位置合わせが可能であることを確認した。

5. 結論

本論文では、少数の計測から 3 次元形状の全周を復元することが可能な剛体位置合わせ手法を提案した。この手法は、シルエットに基づく目的関数と進化計算アルゴリズムの組合せによって実現される。実験結果から、提案手法は 180° の角度差で 2 回計測することで 3 次元形状の全周を復元できることを示した。さらに、関数評価の回数を先行研究の $\frac{1}{7} \sim \frac{1}{18}$ まで削減した。今後、制御パラメータを削減し、自己適応メカニズムを導入する。



図 6: Microsoft Kinect で計測した形状の位置合わせ結果。

参考文献

- [Besl 92] P.J.Besl., and N.D.McKay. "Method for registration of 3-D shapes." Sensor Fusion IV: Control Paradigms and Data Structures. Vol. 1611. 1992.
- [Rusu 09] R.R.Bogdan, N.Blodow, and M.Beetz. "Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration." Robotics and Automation, 2009. IEEE Int'l Conf 2009.
- [Wang 14] R.Wang, J.Choi, and G.Medioni. "3D modeling from wide baseline range scans using contour coherence." IEEE Conf Computer Vision and Pattern Recognition. 2014.
- [Ushinohama 14] T.Ushinohama, et al. "Simultaneous Entire Shape Registration of Multiple Depth Images Using Depth Difference and Shape Silhouette." Asian Conf Computer Vision. 2014.
- [Brest 06] J.Brest, et al. "Self-adapting control parameters in differential evolution: A comparative study on numerical benchmark problems." IEEE Trans evolutionary computation 10.6 (2006): 646-657.
- [Santamaría 13] J.Santamaría, et al. "Self-adaptive evolution toward new parameter free image registration methods." IEEE Trans Evolutionary Computation 17.4 (2013): 545-557.
- [Hansen 06] N.Hansen. "The CMA evolution strategy: a comparing review." Towards a new evolutionary computation. Springer Berlin Heidelberg, 2006. 75-102.
- [Tomvari10] F.Tombari, S.Salti, and L.D.Stefano. "Unique signatures of histograms for local surface description." European Conf computer vision. 2010.