

RGB-Dカメラを用いた非剛体物体の動き復元のためのRGB画像上の対応点に基づく3次元テンプレート生成

武原 光^{1,a)} 中島 悠太¹ 佐藤 智和¹ 河合 紀彦¹ 横矢 直和¹

概要: 近年, 非剛体物体を撮影した RGB-D 画像から 3 次元テンプレートに基づいてその物体の動きを復元する手法が提案されている. しかしこれらの手法では, はじめに対象物が変形しない状態で 3 次元テンプレートを生成する必要がある. 本研究では, 非剛体物体の動きの復元を目指し, 運動中の物体を撮影した RGB-D 画像群から 3 次元テンプレートを生成する手法を提案する. フレーム間での非剛体運動を考慮した物体の位置合わせは, 推定すべき運動パラメータの初期値に大きく依存し, 位置合わせの安定性が低いという問題がある. 提案手法では, RGB 画像上の対応点を援用することにより安定した位置合わせを実現する.

キーワード: 非剛体 3 次元復元, 3 次元テンプレート生成, 画像特徴点対応

1. はじめに

近年, バーチャル試着システムやバーチャルペットなどの移動・変形する非剛体実物体を仮想的に提示するアプリケーションが開発されており, 一般のユーザがこれらのアプリケーションを利用する機会が増えつつある. このようなアプリケーションの多くは, 人手で作成した実物体の 3 次元モデルや, 実物体の移動・変形を模倣するようにモデルに対して付与した動きに基づいて生成した CG を提示する. しかし, 3 次元モデルの作成や動きの付与には高度な技術が必要であるため, 一般ユーザでも利用可能な簡便なモデリング手法が求められている.

これに対して, 単一のカメラで実物体を移動撮影して得られた時系列の 3 次元点群から 3 次元形状や動きを復元する手法が提案されている. 特に剛体物体の 3 次元形状を復元可能な手法として, RGB カメラを用いる DTAM[1] や MonoFusion[2], デプスカメラを用いる KinectFusion[3] などが提案されている. これらの手法では, 対象物が剛体であると仮定し, 単一カメラで対象物を移動撮影して得られた画像列からカメラの位置姿勢および各画像のカメラ座標系における 3 次元点群を推定または取得する. 続いて, 推定したカメラの位置姿勢に基づいて 3 次元点群を位置合わせすることにより統合し, 対象物全体の 3 次元形状を復元

する. しかし, 対象物が時々刻々と変形する非剛体物体の場合では, カメラの位置姿勢情報のみで時系列の 3 次元点群を正しく位置合わせすることができず, 完全な 3 次元形状や動きを復元することは困難である.

非剛体物体の動きを推定する手法として, 対象物の 3 次元テンプレートを利用して時系列の 3 次元点群を位置合わせする手法 [4], [5] が提案されている. これらの手法では, はじめに対象物が変形しない状態で, 剛体に対する 3 次元形状復元手法を用いて 3 次元テンプレートを生成する. 続いて, 生成した 3 次元テンプレートを変形し, 移動・変形中の対象物を撮影した時系列の 3 次元点群に対して非剛体 ICP アルゴリズム [6], [7] を用いてフィッティングすることで, 各時刻での対象物の動きを復元する. この手法で全周の 3 次元テンプレートを生成するためには, 対象物が変形しない状態で全周撮影する必要があるため, 対象となる人や動物にとって負担が大きいという問題がある. この問題に対する解決案として, 移動・変形中の物体を撮影したデプス画像群に対して, 非剛体 ICP アルゴリズム [6], [7] による点群の位置合わせを適用する手法が考えられる. 非剛体 ICP アルゴリズムは, 2 つの 3 次元点群に対して各 3 次元点間の距離や法線方向に基いて各 3 次元点を対応付けし, 対応点間の距離が近づくように移動・変形を表すパラメータを推定する. この対応付けとパラメータ推定を交互に繰り返すことにより 3 次元点群の位置合わせを行う. しかし, 非剛体 ICP アルゴリズムは変形の記述のために, 剛体 ICP アルゴリズム [8] と比較して推定すべきパラメー

¹ 奈良先端科学技術大学院大学
NAIST, Ikoma, Nara 630-0192, Japan

^{a)} takehara.hikari.tz9@is.naist.jp

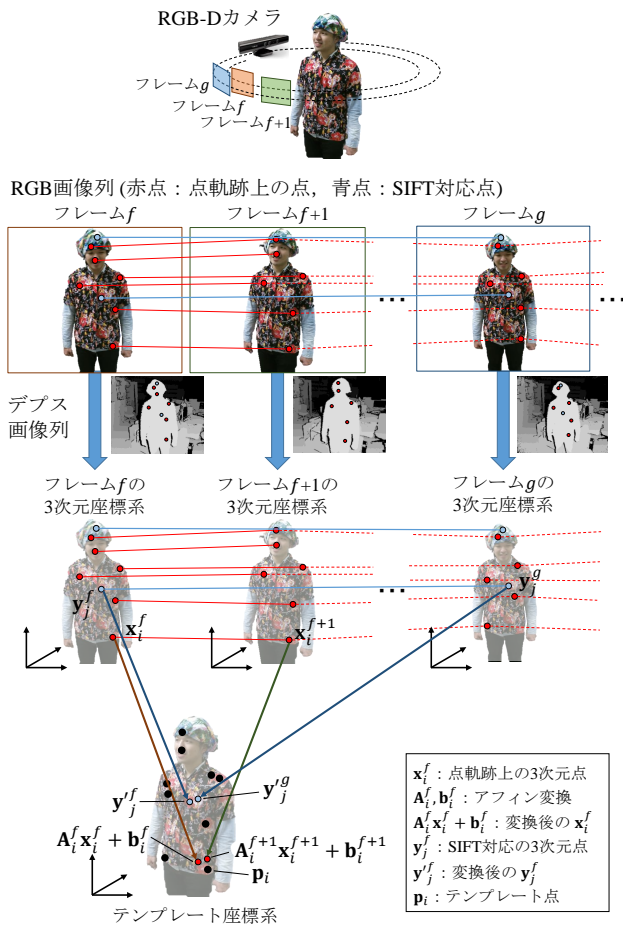


図 1 提案手法の概要

タが多く、位置合わせの結果がパラメータの初期値に大きく依存するため、位置合わせの安定性が低いという問題がある。

これらの問題に対して、本研究では非剛体物体の 3 次元形状および動きの復元に向け、移動・変形中の非剛体物体を単一の RGB-D カメラで全周撮影した RGB-D 画像列から 3 次元テンプレートを生成する手法を提案する。本研究では、対象となる非剛体物体を関節動物とする。提案手法では、求める 3 次元テンプレート上の点 (テンプレート点) に関して、時間的に連続する RGB 画像での点追跡、および連続しない画像間の特徴点の対応に基づいた最適化問題を設計し、2 段階の初期パラメータ推定を利用してこの問題を解くことによりテンプレート点を求める。

2. RGB 画像上の対応点に基づく 3 次元テンプレート生成

2.1 提案手法の概要

提案手法の概要を図 1 に示す。提案手法では、まず移動・変形中の対象物を RGB-D カメラで全周撮影し、時系列の RGB-D 画像列を取得する。次に、RGB-D カメラを用いてデプス画像を撮影する際に RGB 画像も合わせて取得可能であることに着目し、RGB 画像に対する点追跡に

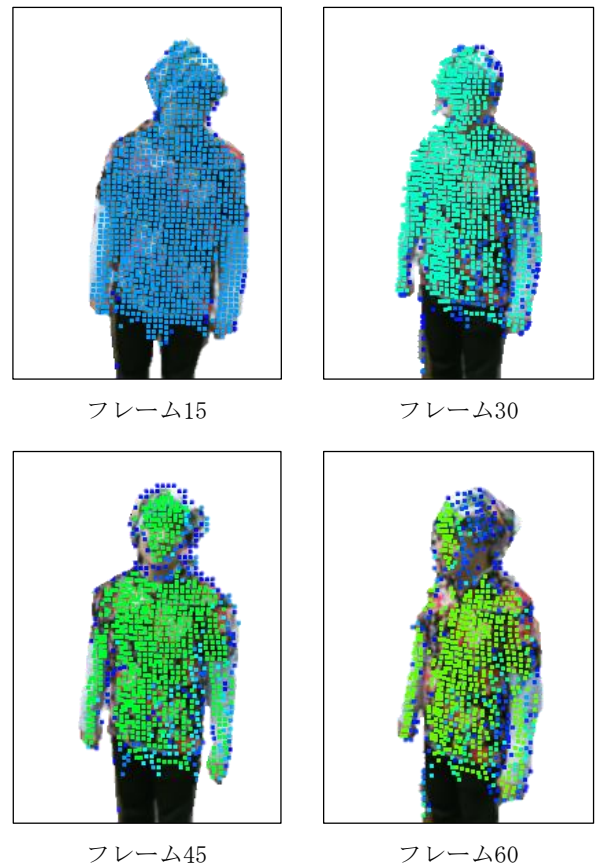


図 2 オプティカルフローに基づく点追跡 (点の色が青いほど短く、黄緑になるほど長く追跡)

基づいて時間的に連続した 3 次元点軌跡を得る。得られた 3 次元点軌跡を位置合わせに利用することにより、非剛体 ICP アルゴリズムの問題点であった位置合わせの初期値依存性を低減する。具体的には、RGB 画像列に対してオプティカルフローに基づく点追跡手法 [9] を適用することにより得られる点軌跡 (図 2 参照) を、RGB 画像とデプス画像の対応関係を利用してデプス画像へ投影し、これに基づいて RGB 画像列中の点軌跡に対応する 3 次元点軌跡 $\mathbf{x}_i = \{\mathbf{x}_i^f | f = 1, \dots, F\}$ を求める。ここで、 \mathbf{x}_i^f はフレーム f で観測された i 番目の点軌跡上の 3 次元点、 F はフレームの総数を表す。

また、オプティカルフローに基づく点追跡手法は、遮蔽により点軌跡が失われた際に同じ点の再同定ができないため、点追跡手法で得られた 3 次元点軌跡のみを利用した場合、位置合わせに誤差が生じると考えられる。提案手法ではさらに SIFT [10] による特徴点検出および特徴点の対応付け (図 3 参照) を用いて、時間的に連続しない 3 次元対応点群 \mathbf{y}_j^f を求め、位置合わせに利用することにより誤差を低減する。ここで、 \mathbf{y}_j^f はフレーム f で観測された j 番目の SIFT による 3 次元対応点を表す。

最後に、点追跡手法で得られた 3 次元点軌跡、および SIFT で得られた 3 次元対応点からテンプレート点を推

定することにより 3 次元テンプレートを生成する。提案手法では、点追跡手法で得られた連続するフレーム間での 3 次元点軌跡を統一的に扱うために、各 3 次元点軌跡 \mathcal{X}_i に対して、任意に設定した座標系上の単一の 3 次元点 \mathbf{p}_i を定義する。本稿では、この 3 次元点 \mathbf{p}_i をテンプレート点と呼び、テンプレート点が定義される座標系をテンプレート座標系と呼ぶ。ここで、テンプレート点は RGB-D カメラにより観測された 3 次元点を任意のパラメータにより変換した点であるものとする。提案手法では、非剛体運動を記述する変換として、3 次元点軌跡上の各点 \mathbf{x}_i^f とテンプレート点 \mathbf{p}_i との間の変換を、局所的なアフィン変換 ($\mathbf{p}_i = \mathbf{A}_i^f \mathbf{x}_i^f + \mathbf{b}_i^f$) であるものと仮定する。この仮定を踏まえて、 I 個のテンプレート点からなる集合 $\mathcal{P} = \{\mathbf{p}_i | i = 1, \dots, I\}$ 、および \mathbf{p}_i と \mathbf{x}_i^f の間のアフィン変換の集合 (線形成分 $\mathcal{A} = \{\mathbf{A}_i^f | i = 1, \dots, I, f = 1, \dots, F\}$ と並進成分 $\mathcal{B} = \{\mathbf{b}_i^f | i = 1, \dots, I, f = 1, \dots, F\}$) の関係を表す項、およびこれらに関する正則化項からなる目的関数を非線形最適化手法により最小化することで、3 次元テンプレートを生成する。

2.2 フレーム間の点对応検出

本研究では、RGB 画像列からフレーム間における点の対応を抽出する手法として、オプティカルフローに基づく点追跡手法 [9] を採用する。この手法は、長い時間に渡って正しく追跡でき、点を比較的密に追跡できるため、対象物の表面に対して密に分布するテンプレート点を得られる。しかし、点追跡手法は時間的連続性に基づいて点を追跡するため、遮蔽などで失われた点軌跡が再び出現した際にそれらの点を再同定できない。そこで、提案手法ではユーザが対象の非剛体物体の全周を 1 周以上撮影するものとして、特徴点マッチングによる対応点検出手法を併用し、時間的に連続しないフレーム間での 3 次元対応点に基づいて再出現したテンプレート点に対して対応付けを行う。

具体的には、まずオプティカルフローに基づく点追跡手法 [9] を RGB 画像列に対して適用し、RGB 画像列中の点軌跡を得る。得られた点軌跡を RGB 画像と対応したデプス画像へ投影し、これに基づいて RGB 画像列中の点軌跡に対応する 3 次元点軌跡 \mathcal{X}_i を求める。次に、SIFT [10] を用いて特徴点マッチングによる対応点を検出する。図 3 に示すように、RGB 画像列の各フレームを注目フレーム f とし、 f とその他のすべてのフレームで特徴点マッチングを行い、対応点数を数える。続いて、各注目フレームと対応するフレームを対応点数に基づいて選択する。ここでは、少数の信頼度の高い対応点を得るために、対応点数が閾値 T_C を超える時間的に連続したフレームの集合を求め、それらの集合中の対応点数が最大となる代表フレーム g を、フレーム f との SIFT 対応フレーム対 (f, g) とする。ただし、図 3 においてフレーム番号 400 付近のように、閾値が

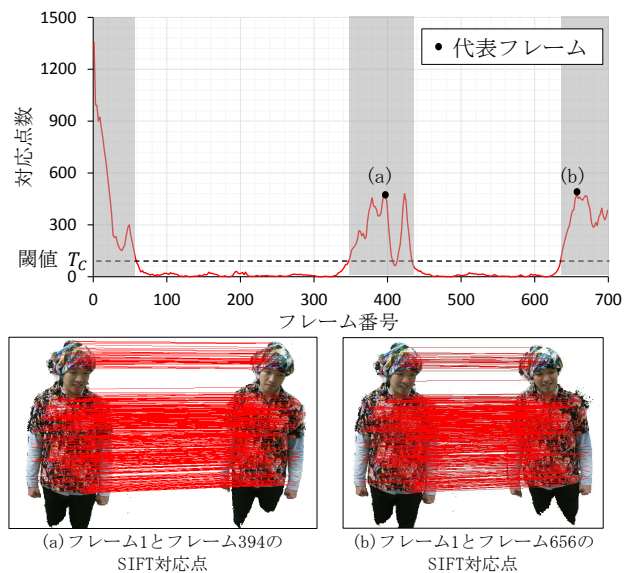


図 3 フレーム 1 と各フレームの対応点の数および代表フレーム

T_C を超えていないフレームがある場合、その間のフレーム数が T_W 以下の場合には連続したフレームの集合とみなす。図 3 では、対応点数が最大となる (a) フレーム 394、および (b) フレーム 656 がそれぞれフレーム 1 との SIFT 対応フレーム対をなす。

このような処理をすべての注目フレームに対して行い、SIFT 対応フレーム対の集合を \mathcal{G} を得る。得られた集合 \mathcal{G} のすべての SIFT 対応フレーム対 (f, g) において、RGB 画像上の対応点対に対応する 3 次元点対 $(\mathbf{y}_j^f, \mathbf{y}_j^g)$ を、デプス画像を用いて求める。

2.3 3 次元テンプレート生成のための目的関数

提案手法では、テンプレート点と変換後の 3 次元点軌跡上の点の一致度を表す項 E_F 、アフィン変換パラメータの正則化項 E_R 、 E_S 、および変換後の SIFT による 3 次元対応点の一致度を表す項 E_C により、次式のように定義された目的関数を最小化するテンプレート点の集合 \mathcal{P} およびアフィン変換の集合 (線形成分 \mathcal{A} と並進成分 \mathcal{B}) を推定する。

$$E(\mathcal{P}, \mathcal{A}, \mathcal{B}) = \alpha_F E_F + \alpha_R E_R + \alpha_S E_S + \alpha_C E_C \quad (1)$$

ここで、 α_F 、 α_R 、 α_S 、 α_C は各項の重みパラメータである。各項について以下に詳述する。

2.3.1 テンプレート点および変換後の 3 次元点軌跡上の点の一致度を表す項 E_F

提案手法では、点軌跡上の点 \mathbf{x}_i^f と対応するテンプレート点 \mathbf{p}_i の変換が局所的アフィン変換 ($\mathbf{p}_i = \mathbf{A}_i^f \mathbf{x}_i^f + \mathbf{b}_i^f$) で記述されるものとし、テンプレート点と変換後の 3 次元点軌跡上の点との間の距離に関する項を次式により定義する。

$$E_F(\mathcal{P}, \mathcal{A}, \mathcal{B}) = \sum_f \sum_{i \in \mathcal{V}(f)} \|\mathbf{p}_i - (\mathbf{A}_i^f \mathbf{x}_i^f + \mathbf{b}_i^f)\|_2^2 \quad (2)$$

ここで、 E_F が小さいほどテンプレート点とアフィン変換

後の点が一致することを表す。

2.3.2 正則化項 E_R , E_S

本手法では Li らの手法 [4] と同様に、対象物が関節物体であるものとし、正則化項として以下の仮定を用いる。

- 関節物体において、その物体上の多くの点の動きは剛体変換で記述されることから、線形変換 \mathbf{A}_i^f は正規直交行列に近いものである。
- 同様に、剛体変換において近傍の点の動きの多くは同一の変換によって記述されることから、ある点 \mathbf{x}_i^f をその点に対して定義されたアフィン変換、およびその点の近傍点に対して定義されたアフィン変換で変換した点はテンプレート座標系において近い位置に存在する。

これらを定式化すると次式となる。

$$E_R(\mathcal{A}) = \sum_f \sum_{i \in \mathcal{V}(f)} \|(\mathbf{A}_i^f)^T \mathbf{A}_i^f - \mathbf{I}\|_F^2 \quad (3)$$

$$E_S(\mathcal{A}, \mathcal{B}) = \sum_f \sum_{i \in \mathcal{V}(f)} \sum_{j \in \mathcal{N}(f,i)} \|\mathbf{A}_i^f \mathbf{x}_i^f + \mathbf{b}_i^f - (\mathbf{A}_j^f \mathbf{x}_i^f + \mathbf{b}_j^f)\|_2^2 \quad (4)$$

ここで、 E_R が小さいほど線形変換 \mathbf{A}_i^f は正規直交行列に近く、 E_S が小さいほど点 $\mathbf{A}_i^f \mathbf{x}_i^f + \mathbf{b}_i^f$ と $\mathbf{A}_j^f \mathbf{x}_i^f + \mathbf{b}_j^f$ との距離が近い。ただし、 $\mathcal{V}(f)$ はフレーム f で観測された点軌跡上の点の添字集合、 $\mathcal{N}(f,i)$ はフレーム f における i 番目の点軌跡上の点 \mathbf{x}_i^f の n 個の近傍点の添字集合、 $\|\cdot\|_F$ はフロベニウスノルムである。

2.3.3 変換後の SIFT による 3 次元対応点の一致度を表す項 E_C

点軌跡が失われたことに起因する位置合わせの誤差を低減するために、提案手法では 2.2 節で求めた SIFT 対応フレーム対 (f, g) における j 番目の SIFT 対応点 \mathbf{y}_j^f および \mathbf{y}_j^g をテンプレート座標系への変換後の点をそれぞれ \mathbf{y}'_j^f および \mathbf{y}'_j^g とする。これらの点是对象物上で同一の点を表すことから、これらに基づいてテンプレート点間のゆるい対応付けを行う (図 4)。SIFT 対応点には、アフィン変換によるテンプレート座標系への変換が定義されていないことから、対応点 \mathbf{y}_j^f からテンプレート座標系へ変換した点 \mathbf{y}'_j^f は、 m 個の点軌跡上の近傍点 \mathbf{x}_i^f ($i = 1 \dots n$) と対応するテンプレート点 \mathbf{p}_i の重み付き平均で表されるものとして、次式で与えられるものとする。

$$\mathbf{y}'_j^f = \sum_{i \in \mathcal{M}(f,j)} w_{ji} \mathbf{p}_i \quad (5)$$

ここで、 $\mathcal{M}(f,j)$ はフレーム f における点軌跡上の点のうち SIFT 対応点 \mathbf{y}_j^f の近傍 m 点の添字集合、 w_{ji} は SIFT 対応点 \mathbf{y}_j^f と近傍点 \mathbf{x}_i^f との距離によって決定される重みである。提案手法では、Li らの手法 [4] を参考に重み w_{ji} を次のように定義する。

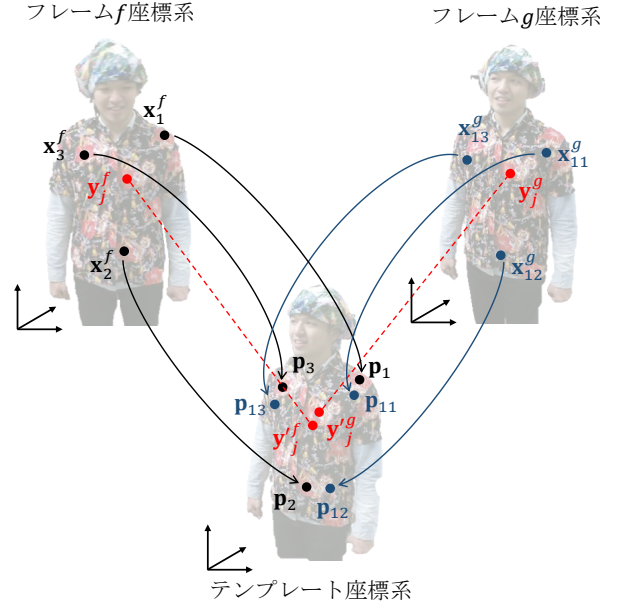


図 4 SIFT 対応点に基づくテンプレート点のゆるい対応付け

$$w_{ji} = \frac{(1 - \|\mathbf{y}_j^f - \mathbf{x}_i^f\|_2^2 / \gamma^2)^3}{\sum_{k \in \mathcal{M}(f,j)} (1 - \|\mathbf{y}_j^f - \mathbf{x}_k^f\|_2^2 / \gamma^2)^3} \quad (6)$$

ここで、 γ は SIFT 対応点 \mathbf{y}_j^f と $m+1$ 番目に近い点軌跡上の点との距離を表す。以上より、テンプレート座標系上での SIFT 対応点の距離に関する項を次式により定義する。

$$E_C(\mathcal{P}) = \sum_{(f,g) \in \mathcal{G}} \sum_j \|\mathbf{y}'_j^f - \mathbf{y}'_j^g\|_2^2 = \sum_{(f,g)} \sum_j \left\| \sum_{k \in \mathcal{M}(f,j)} w_{jk} \mathbf{p}_k - \sum_{l \in \mathcal{M}(g,j)} w_{jl} \mathbf{p}_l \right\|_2^2 \quad (7)$$

ここで、 E_C が小さいほど変換後の対応点間の距離が小さくなる。ただし、 \mathcal{G} は 2.2 節で求めた SIFT 対応フレーム対の集合であり、 j に関する和はフレーム対 (f, g) に対して得られるすべての SIFT 対応点で計算される。

2.4 目的関数の最適化

式 (1) において、 E_R は \mathbf{A}_i^f の各要素に関する 4 次式であるため、式 (1) の最小化は非線形最適化問題であり、一般にその解は推定するパラメータ初期値に依存する。

そこで提案手法では、次に示す 3 つのステップの最適化を行う。

- (i) 点軌跡に基づく対応点を用いた剛体変換による点軌跡上の点群の逐次的位置合わせ
- (ii) 得られた剛体変換を初期値とし、同一フレーム内の点群に対する単一のアフィン変換を仮定した式 (1) の最適化
- (iii) 各フレームの単一のアフィン変換を初期値として、点軌跡上の各点に対して定義された局所アフィン変換に

よる変形を考慮した式 (1) の最適化

ステップ (i) では、対象物の剛体運動を仮定し、初期フレームの点群を基準として連続するフレーム間の点軌跡から逐次的に剛体位置合わせを行い、剛体変換パラメータ (回転行列および並進ベクトル) を特異値分解に基づく手法 [11] により求める。これらの剛体変換パラメータから、初期フレームを基準とした剛体運動パラメータを漸化的に求める。ここでは、フレーム f における回転行列を \mathbf{R}_f 、並進ベクトルを \mathbf{t}_f とする (ただし、初期フレームでは $\mathbf{R}_1 = \mathbf{I}$ 、 $\mathbf{t}_1 = \mathbf{0}$)。

ステップ (ii) では、ステップ (i) で得られた剛体運動パラメータ ($\mathbf{R}_f, \mathbf{t}_f$) を初期値として、式 (1) の最小化によりテンプレート点 \mathbf{p}_i の初期値を得る。ここで、同一フレーム内の点が単一のアフィン変換にしたがって運動するものと仮定して、式 (1) に対して下記の制約を課す。

$$\forall i, \quad \mathbf{A}_i^f = \mathbf{A}^f, \mathbf{b}_i^f = \mathbf{b}^f \quad (8)$$

この制約の下で、 E_S は常に 0 となることに注意して、式 (1) は次式に変形できる。

$$E'(\mathcal{P}, \mathcal{A}, \mathcal{B}) = \alpha'_F E'_F + \alpha'_R E'_R + \alpha'_C E_C \quad (9)$$

ただし、

$$E'_F = \sum_f \sum_{i \in \mathcal{V}(f)} \|\mathbf{p}_i - (\mathbf{A}^f \mathbf{x}_i^f + \mathbf{b}^f)\|_2^2 \quad (10)$$

$$E'_R = \sum_f \|\mathbf{A}^f - \mathbf{I}\|_F^2 \quad (11)$$

ここで、 $\alpha'_F, \alpha'_R, \alpha'_C$ は重みパラメータを表す。提案手法では、最急降下法を用いて式 (9) を最小化する。

ステップ (iii) の最適化では、(ii) で得られたテンプレート点および各フレームの単一のアフィン変換を初期値として、式 (1) を最小化するテンプレート点 \mathbf{p}_i および局所アフィン変換 ($\mathbf{A}_i^f, \mathbf{b}_i^f$) を推定する。ここでは、ステップ (ii) と同様に最急降下法を用いて式 (1) を最小化する。

3. 実験

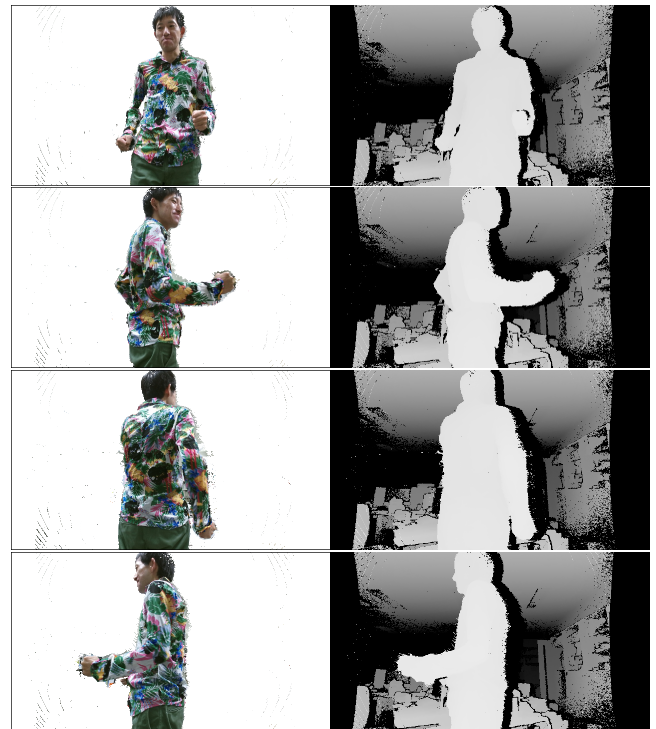
本稿では、RGB-D カメラで移動・変形中の非剛体物体を全周撮影した RGB-D 画像列から、提案手法によってテンプレートが生成可能であることを確認する実験を行った。

3.1 実験環境とデータセット

実験では、RGB-D カメラ (Microsoft Kinect v2) を用いて、(A) 上体と頭を動かしている人物、および (B) 腕を動かしている人物を、2 周撮影して得られた RGB-D 画像列からなるデータセットに対して 3 次元テンプレートを生成する実験を行った。デプス画像は背景領域を含むことから、人物の含まれ得るデプスの範囲を設定し、人物に対応する 3 次元点群のみを抽出した。また、抽出したデプス画



データセット (A)



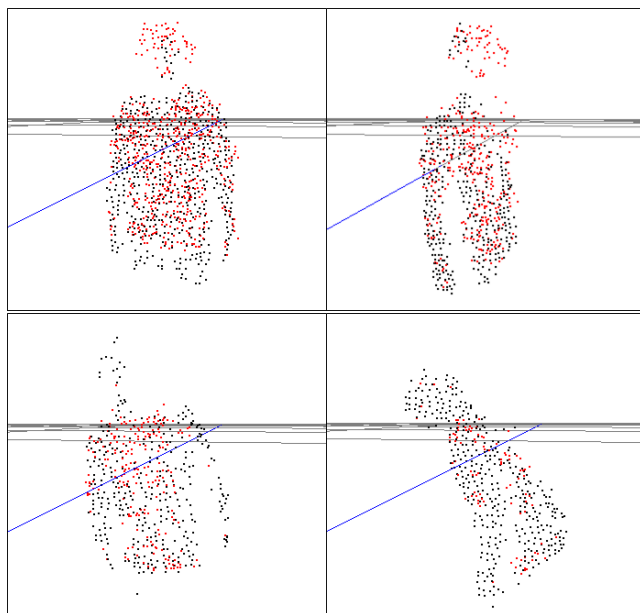
データセット (B)

図 5 RGB 画像, およびデプス画像の例

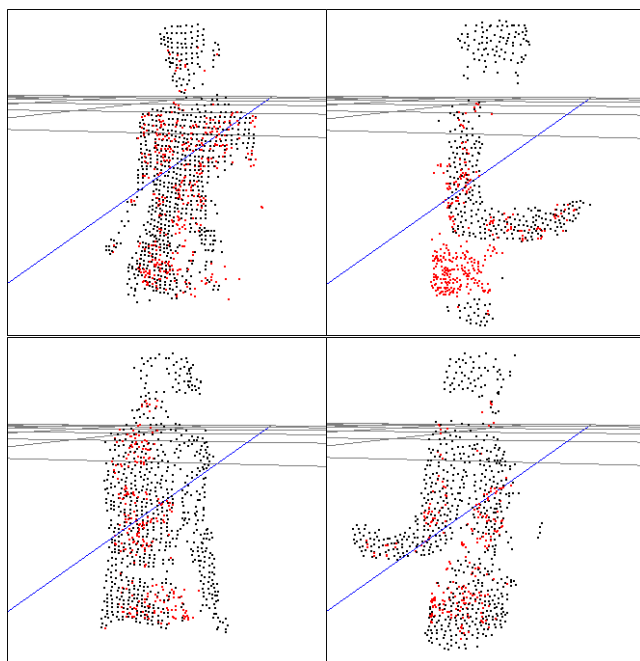
像の領域に基づいて、RGB 画像についても人物領域のみを抽出した。データセット (A) および (B) の RGB 画像およびデプス画像の一部を図 5 に示す。

3.2 実験結果

実験では、オプティカルフローに基づく点追跡 [9] およ



データセット (A)

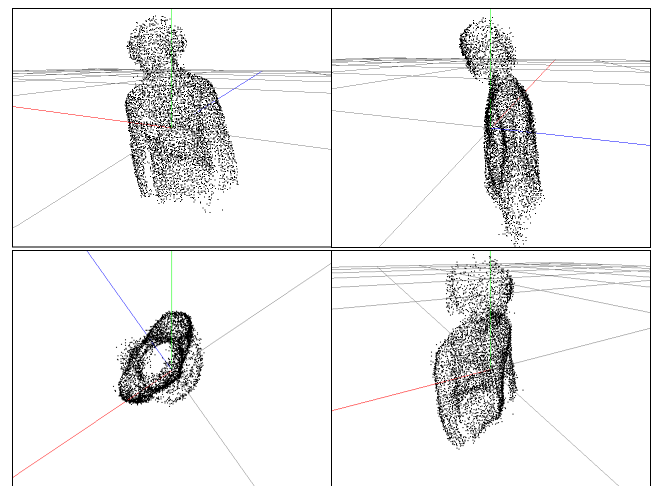


データセット (B)

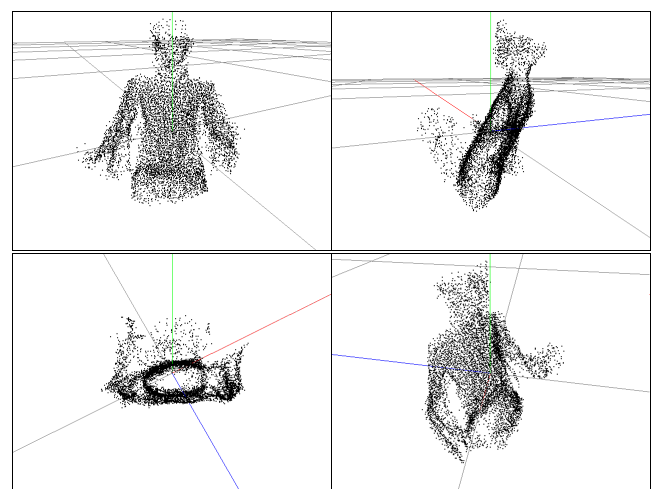
図 6 点追跡 (黒) および特徴点マッチング (赤) による 3 次元対応点

び SIFT[10] による特徴点マッチングを RGB 画像に対して適用し, RGB 画像の人物領域内に含まれる点軌跡, および SIFT 対応点を抽出した. それぞれのデータセットについて, 点軌跡および SIFT 対応点から RGB 画像とデプス画像との対応関係を利用して求めた 3 次元対応点の例を図 6 に示す.

次に, 求めた 3 次元点に対して提案手法を適用することにより, テンプレート点を求めた. ここで, ステップ (ii) における各項の重みを $\alpha'_F = 1.0$, $\alpha'_R = 100.0$, $\alpha'_C = 1.0$ とし, ステップ (iii) では, $\alpha_F = 0.1$, $\alpha_R = 1.0$, $\alpha_S = 1.0$, $\alpha_C = 1.0$ とした.



データセット (A)



データセット (B)

図 7 ステップ (ii) で推定したテンプレート点

それぞれのデータセットについて, ステップ (ii) で得られたテンプレート点を図 7 に示す. ここで, テンプレート点の初期値はすべて零ベクトルとした. ステップ (ii) では同一フレーム内の変形を単一のアフィン変換とするため, データセット (A) での頭部の局所的な変形, およびデータセット (B) での両腕の局所的な変形を表現できず, テンプレート点が広がっている.

図 8 は, ステップ (ii) において初期値としてステップ (i) で得られた剛体変換パラメータを利用した場合と, 恒等変換 ($\mathbf{A}_f = \mathbf{I}$, $\mathbf{b}_f = \mathbf{0}$) を利用した場合でのパラメータの更新回数に対する目的関数 (式 (9)) の推移を示す. これより剛体変換を初期値として利用した場合, 少ない更新回数で目的関数の低減が可能であることがわかる.

続いて, ステップ (ii) で得られたテンプレート点および各フレームの単一のアフィン変換を初期値として, 式 (1) の最小化により推定したテンプレート点を図 9 に示す. データセット (A) では, ステップ (ii) で得られたテンプレート点と比べて首の部分での形状のひずみが生じた. この理由

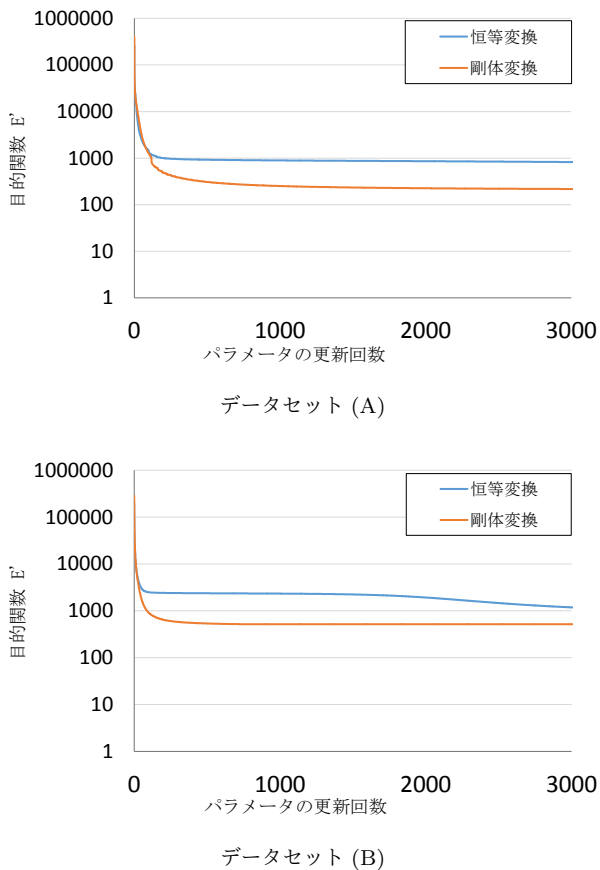


図 8 パラメータの更新回数に対する目的関数 (式 (9)) の推移

として, (a) SIFT 対応点によるテンプレート点のゆるい対応付けにおいて, 肩または頭の対応点の近傍として他方の点軌跡上の点が含まれており, さらにステップ (iii) において局所的なアフィン変換を許容したために, テンプレート点が E_C により対応点に引きずられた, もしくは (b) 対応点の誤対応があった, の二つが考えられる. 一方で, 頭の形状については, ゆるい対応付けが正しく働き, ステップ (ii) で得られるテンプレート点に比べて小さくなった. データセット (B) において, ステップ (ii) の結果 (図 7, データセット (B)) と比較して右腕の部分で 2 つに分かれていたテンプレート点が近づいている. しかし, 腕に観測される対応点は比較的数量が少なく, 他の部分に比べてゆるい対応付けが一部にしか働かないため, ステップ (iii) において大きく移動せずに残るテンプレート点が多い.

これら結果から, 生成される 3 次元テンプレートの質を上げるためには, 誤対応の除去や偏りのない対応付けが必要である. また, テンプレート点のゆるい対応付けにおいて, たとえばデプス画像上での形状を考慮したジオデシック距離による重みの利用なども考えられる.

4. まとめ

本研究では非剛体物体の 3 次元形状および動きの復元に向け, 移動・変形中の非剛体物体を単一の RGB-D カメラで全周撮影した RGB-D 画像列から 3 次元テンプレートを

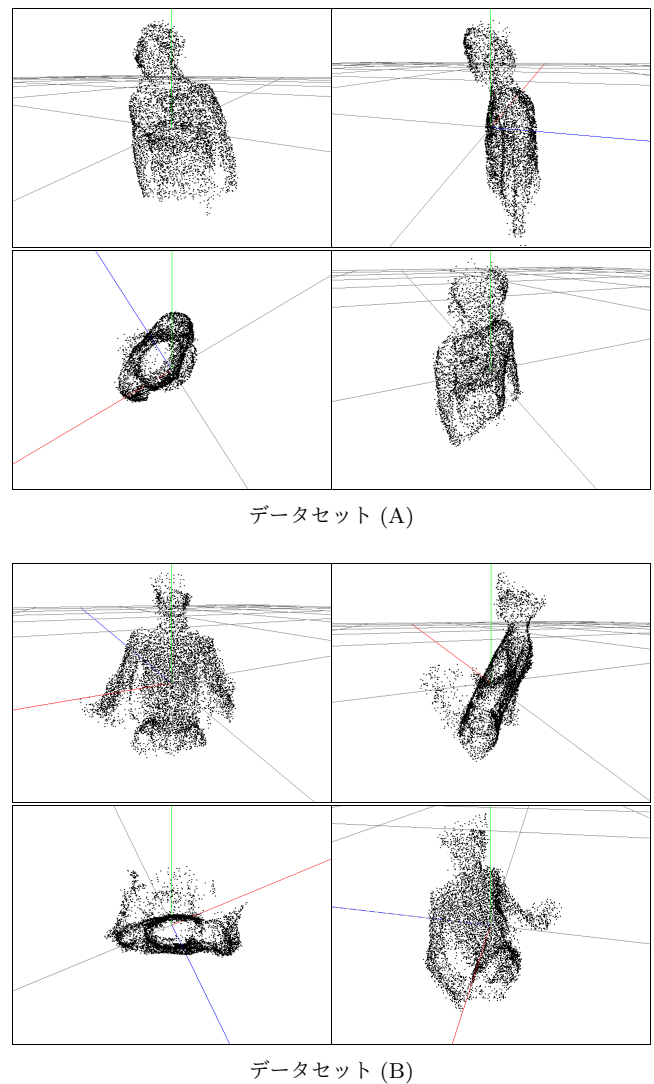


図 9 ステップ (iii) で推定したテンプレート点

生成する手法を提案した. 提案手法では, RGB-D カメラで撮影される RGB 画像での点軌跡や SIFT 対応点を援用した目的関数の最適化により, テンプレート点を求める. 人物の RGB-D 画像列に対して 3 次元テンプレートを生成する実験では, 提案手法の有効性を確認した一方で, 特徴点マッチングによる対応点の誤対応などに関する知見を得た.

今後は, ロバスト推定を取り入れた目的関数の設計などによる誤対応に起因する問題の低減などについて検討するとともに, 対象物の動きを復元する手法において生成した 3 次元テンプレートが利用可能であるかなどを実験的に確認する.

謝辞

本研究の一部は科学研究費補助金 (基盤研究 A, No.23240024) による.

参考文献

- [1] Newcombe, R. A., Lovegrove, S. J. and Davison, A. J.: DTAM: Dense tracking and mapping in real-time, *Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision (ICCV)*, pp. 2320–2327 (2011).
- [2] Pradeep, V., Rhemann, C., Izadi, S., Zach, C., Bleyer, M. and Bathiche, S.: MonoFusion: Real-time 3D reconstruction of small scenes with a single web camera, *Proc. IEEE Int'l Symp. Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, pp. 83–88 (2013).
- [3] Newcombe, R. A., Davison, A. J., Izadi, S., Kohli, P., Hilliges, O., Shotton, J., Molyneaux, D., Hodges, S., Kim, D. and Fitzgibbon, A.: KinectFusion: Real-time dense surface mapping and tracking, *Proc. IEEE Int'l Symp. Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, pp. 127–136 (2011).
- [4] Li, H., Adams, B., Guibas, L. J. and Pauly, M.: Robust single-view geometry and motion reconstruction, *ACM Trans. Graphics (TOG)*, Vol. 28, No. 5, p. 175 (2009).
- [5] Zollhöfer, M., Nießner, M., Izadi, S., Rehmann, C., Zach, C., Fisher, M., Wu, C., Fitzgibbon, A., Loop, C., Theobalt, C. and Stamminger, M.: Real-time non-rigid reconstruction using an RGB-D camera, *ACM Trans. Graphics (TOG)*, Vol. 33, No. 4 (2014).
- [6] Li, H., Sumner, R. W. and Pauly, M.: Global correspondence optimization for non-rigid registration of depth scans, *Proc. Symp. Geometry Processing (SGP)*, pp. 1421–1430 (2008).
- [7] Amberg, B., Romdhani, S. and Vetter, T.: Optimal step nonrigid ICP algorithms for surface registration, *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 8 pages (2007).
- [8] Besl, P. J. and McKay, N. D.: Method for registration of 3-D shapes, *Robotics-DL tentative*, pp. 586–606 (1992).
- [9] Sundaram, N., Brox, T. and Keutzer, K.: Dense point trajectories by GPU-accelerated large displacement optical flow, *Proc. European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 438–451 (2010).
- [10] Lowe, D. G.: Distinctive image features from scale-invariant keypoints, *Int'l Journal of Computer Vision*, Vol. 60, No. 2, pp. 91–110 (2004).
- [11] Arun, K. S., Huang, T. S. and Blostein, S. D.: Least-squares fitting of two 3-D point sets, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, No. 5, pp. 698–700 (1987).