



変形する曲面モデルを利用した 高速高精度非剛体 3 次元トラッキングの検討

遠藤宣明¹⁾, 渡辺義浩²⁾, 石川正俊¹⁾

1) 東京大学 情報理工学系研究科 (〒 113-0656 東京都文京区本郷 7-3-1, Noriaki_Endo@ipc.i.u-tokyo.ac.jp)

2) 東京工業大学 工学院 情報通信系 (〒 226-8502 神奈川県横浜市緑区長津田町 4259 G2-31, watanabe.y.cl@m.titech.ac.jp)

概要: 本稿では、ダイナミックプロジェクションマッピングのためのマーカベース非剛体 3 次元トラッキングについて述べる。同応用では高速性および高精度性が求められるが、従来手法ではこの両者を同時に達成することが困難であった。そこで、マーカベースの対応点探索手法を採用することで高速性を維持しつつ、変形する曲面モデルを用いた deformation field の推定を行うことで高精度化を達成する手法を提案する。

キーワード: ダイナミックプロジェクションマッピング, マーカベーストラッキング, deformation field

1. はじめに

プロジェクションマッピングは、プロジェクタを用いて実物体に仮定の視覚情報を付加する技術で、様々な応用が提案されている [1]。この中でも、時々刻々と変化する運動物体の位置・姿勢に合わせてリアルタイムに映像を投影する技術はダイナミックプロジェクションマッピング (Dynamic Projection Mapping, DPM) と呼ばれ、エンターテインメントや学習支援など多方面での応用が期待されている。

本稿では、特に非剛体に対する DPM に着目する。伸縮や歪曲など複雑な変形をする物体に対してもその形状に合わせた映像を提示できれば、投影映像の内容だけでなく、投影対象そのものの自由な変形を利用した高次元の視覚表現が可能である。さらに、対象の変形を 3 次元的に取得できれば、その 3 次元形状に応じた立体的な効果を投影映像に加えることが出来るため、表現の幅が更に拡張される。

変形する非剛体に対する DPM の実現には、投影対象の形状を高速に取得するトラッキング技術と高速映像投影技術の双方が不可欠である。このうち高速映像投影技術については、最大速度 1,000 fps, 最小遅延 3 ms で 8 bit 画像の投影が可能で高速プロジェクタ DynaFlash [2] が開発されており、これを用いた様々な DPM が提案されている [3, 4, 5]。

一方、非剛体 3 次元トラッキングについては多くの研究がなされており、計測対象にマーカを付与する手法とマーカレスの手法に分類することができる。このうち、マーカを付与しない手法としては、深度カメラを用いた手法が提案されている [6, 7, 8]。これらの手法は計測対象の高精度なトラッキングを達成しているものの、計算量が大きく、対象の運動に対して人間が投影遅延を覚えないほど高速で動作させるのは難しいため、DPM に応用することは難しい。

マーカを用いた非剛体曲面トラッキング手法としては、Deformable Dot Cluster Marker を用いた手法 [3] がある。この手法は、画像処理が簡便なマーカを計測対象の表面に格子状に配置し、その格子構造を利用して高速にトラッキングを行う手法である。この手法は既存の非剛体曲面トラッキング手法と比較して、高速性および変形や遮蔽に対する頑健性を有している。また、同手法を複数カメラを用いたものに拡張し、3 次元トラッキングを達成した手法も存在する [5]。ただし、これらの手法においてトラッキングに失敗した部分の座標の推定は、マーカの直線的な構造を保存するような線型方程式の求解によって行われる。このため、計測対象が大きく曲がるなど、直線的な構造を大きく逸脱した形状を取る場合、座標の推定の精度が低下し、映像と投影対象の間に幾何学的不整合が生じる問題がある。

以上のように、DPM の要請を満たすような高速かつ高精度な非剛体トラッキングはまだ確立されていない。そこで、本稿では高速 3 次元トラッキングを達成しているマーカベースの手法 [5] を拡張した高精度なトラッキング手法を検討する。この中で、非剛体トラッキング手法 [8] における、物体の形状が正しく取得されている時刻での形状からの変形を表すパラメータを推定することで 3 次元座標を推定する手法を取り入れ、実際の対象の形状に沿った補間を目指す。

2. 変形する曲面モデルを用いた 3 次元トラッキング

2.1 概要

本手法では、マーカベースの手法によって複数画像の間の対応点探索処理を簡略化することで高速性を確保する。そして、物体の形状が正しく取得されたある時刻 (以下、keyframe) でのマーカの 3 次元座標からの変形 (以下、deformation field) を推定する手法を導入して高精度化を図る。

提案する手法は複数台のカメラを用いてマーカの 3 次元座標を取得するものである。マーカは図 1 左に示すように、



図 1: 本手法で用いたマーカパターン (左) と, それを T シャツに貼付した例 (右). 数点のドットの集合体 (ドットクラスタ) を格子状に配置した構造をとる

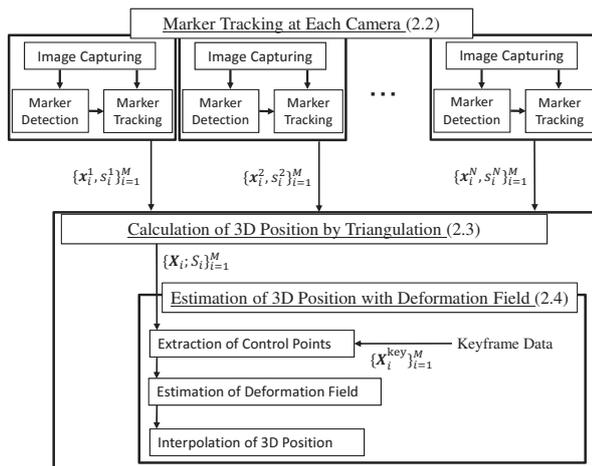


図 2: 提案手法の処理の流れ. 各カメラでの撮像画像からはマーカの画像座標が出力される. これらが 3次元座標推定を行う処理での入力となり, 三角測量と deformation field 推定に基づいてマーカの 3次元座標が出力される

1～3点のドットの集合体 (以下, ドットクラスタ) を格子状に並べた構造をなす. このようなパターンを図 1 右のように対象に貼付し, 対象上の各ドットクラスタの 3次元位置を求めることを目的とする.

手法の流れを図 2 に示す. 手法は 3つのステップから構成される. まず, 各カメラでのマーカトラッキングを行い, 各ドットクラスタの画像座標を取得する. 次に, 三角測量によって各ドットクラスタの 3次元位置の取得を行う. 最後に, 3次元座標の取得に失敗したドットクラスタの 3次元位置推定を行う. この処理は, 全てのドットクラスタの 3次元座標が取得されている時刻 keyframe からの変形パラメータ deformation field の推定に基づいて行われる. 詳細を次節より述べる.

2.2 各カメラでのマーカトラッキング

各カメラにおけるドットクラスタの検出とトラッキングには, 従来手法 [3, 5] と同様のもを採用する. すなわち, 各カメラ画像からのドットクラスタ検出および ID 同定と, 時系列画像を用いた各ドットクラスタのトラッキングを並列に行うことで, 各カメラにおけるドットクラスタの画像座標を求める. カメラ c での撮像画像に対する処理では, 各ドットクラスタの画像座標 \mathbf{x}_i^c およびトラッキング状態 s_i^c の 2つの値を扱う. この処理での出力は, 全てのドットクラスタの画像座標および状態の集合 $\{\mathbf{x}_i^c; s_i^c\}_{i=1}^M$ であり, こ

れが 2.3 節に述べる各ドットクラスタの 3次元座標取得を行うステップでの入力となる. ここで, M はドットクラスタの総数である.

2.3 ドットクラスタの 3次元座標の取得

3次元位置推定の際, 各ドットクラスタの 3次元座標 \mathbf{X}_i およびトラッキング状態 S_i の 2つの値を扱う. V 視点以上でトラッキングされたドットクラスタについて, 三角測量で 3次元座標を計算し, 状態 S_i を 3D-tracked とする. それ以外のドットクラスタについては状態 S_i を 3D-lost とする.

2.4 補間によるドットクラスタの 3次元座標推定

$S_i^t = 3D-lost$ であるようなドットクラスタの位置推定について, 従来手法 [3, 5] では, すべての直線的に隣接したドットクラスタの組 (i, j, k) に対して, 相対的な位置関係 $\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_j$ と $\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i$ の差が最小となるような最適化問題の求解によって行われる. この問題の解は, マーカの格子構造を保存した直線的な座標を与える.

一方, 本手法では, 全てのドットクラスタが 3次元トラッキングされているような時刻を keyframe として利用する. そして, keyframe での各ドットクラスタの 3次元位置から, 時刻 t の各ドットクラスタの 3次元位置への移動を推定するという手法で, 座標が未知であるドットクラスタの補間を行う. このように実際の対象の形状をモデルにし, そこからの変形を推定することで, より正確な補間が期待される.

本補間の目標は, 時刻 t で 3D-tracked なドットクラスタの中から $K (< M)$ 点を選択し, それらの点 (以下, 制御点と呼称) に関する回転・並進パラメータ群 (deformation field) を推定することである. 具体的には, 1. 制御点の抽出, 2. 最適化による deformation field 推定, 3. 3次元座標推定, の 3つのステップから構成される.

まず, 制御点の抽出を行う. 制御点の個数 K は, 3次元トラッキングされている点の総数を N_t として, $(N_t - 3)/2$ 個以下とする. 制御点の個数を制限するのは, 後の最適化問題における自由度を削減するためである. その後, 制御点の候補をマーカから格子状に, 等間隔に抽出する. 例えば一辺 W の正方形型のマーカを用いる場合, 第 $\left(\frac{W-1}{\sqrt{K}-1}h\right)$ 行, 第 $\left(\frac{W-1}{\sqrt{K}-1}w\right)$ 列に位置する $(h, w = 0, 1, \dots, \sqrt{K} - 1)$ ドットクラスタを制御点の候補とする (図 3 を参照). ここで, 選んだ候補のうち時刻 t において 3次元トラッキングされていないドットクラスタが存在する場合, その点を起点に幅優先探索を行い, 近傍の点を代替りの制御点とする.

次に, deformation field 推定のための最適化について述べる. ここで, keyframe における i 番目のドットクラスタの 3次元点を $\mathbf{X}_i^{\text{key}}$ と表記する. また, keyframe における物体座標系から時刻 t における物体座標系への回転・並進パラメータをそれぞれ $R \in SO(3), T \in \mathbb{R}^3$ とし, 時刻 t における物体座標系から i 番目のドットクラスタへの回転・並進パラメータをそれぞれ $R_i \in SO(3), \mathbf{t}_i \in \mathbb{R}^3$ とする. これらをまとめて $G = \{R, T\}, L = \{R_{n_k}, \mathbf{t}_{n_k}\}_{k=1}^K$ と表記し, $\{G, L\}$ を deformation field と呼ぶ (図 4). ここで, n_k は制御点の添字 k に対するドットクラスタの ID を表す.

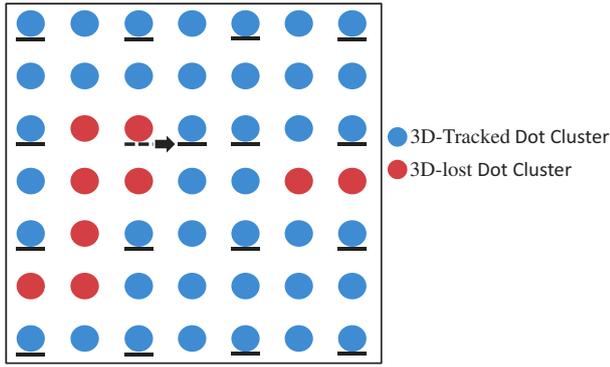


図 3: 制御点抽出の例。黒実線が引かれた点が制御点化する点である。黒点線が引かれた点はトラッキングに失敗しているため制御点化せず、隣接した点を代替りの制御点とする。

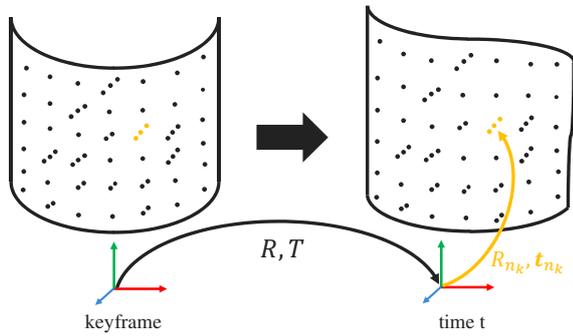


図 4: deformation field の概念図。keyframe から時刻 t への k 番目の制御点の移動を、物体座標系の回転・並進パラメータ R, T および制御点のローカル座標系への回転・並進パラメータ R_{n_k}, t_{n_k} で表現する。

keyframe からの移動によって表される時刻 t における推定座標 $\tilde{\mathbf{X}}_i$ を、以下のようにパラメタライズする。

$$\tilde{\mathbf{X}}_i = R \sum_{k \in Q_i} w_k^i \left[R_{n_k} \left(\mathbf{X}_i^{\text{key}} - \mathbf{X}_{n_k}^{\text{key}} \right) + \mathbf{X}_{n_k}^{\text{key}} + \mathbf{t}_{n_k} \right] + T \quad (1)$$

Q_i は i 番目のドットクラスタからの近傍制御点の集合を表す。また、重み $w_k^i \sim \exp\left(-\left\|\mathbf{X}_i^{\text{key}} - \mathbf{X}_{n_k}^{\text{key}}\right\|^2 / 2\sigma^2\right)$ であり、 $\sum_k w_k^i = 1$ を満たす。

まず、次の最小化を行うことで G を求める。

$$\min_G \sum_{\{i|S_i=3D\text{-tracked}\}} \left\| \mathbf{X}_i - (R\mathbf{X}_i^{\text{key}} + T) \right\|^2 \quad (2)$$

次に、式 (2) で得られた G を用いて、次の最小化を行う。

$$\min_L J_{\text{data}}(G, L) + \lambda J_{\text{reg}}(L) \quad (3)$$

ここで、データ項 $J_{\text{data}}(G, L)$ は次のように定義される。

$$J_{\text{data}}(G, L) = \sum_{\{i|S_i=3D\text{-tracked}\}} \left\| \tilde{\mathbf{X}}_i - \mathbf{X}_i \right\|^2 \quad (4)$$

これは、keyframe からの移動を用いて表現された 3 次元座標と実際の 3 次元座標の 2 乗誤差である。

また、正則化項 $J_{\text{reg}}(L)$ は次のように定義される。

$$J_{\text{reg}}(L) = \sum_{k=1}^K \sum_{j \in \mathcal{N}_k} w_{jk} \left\| R_j \left(\mathbf{X}_{n_k}^{\text{key}} - \mathbf{X}_j^{\text{key}} \right) + \mathbf{X}_j^{\text{key}} + \mathbf{t}_j - \left(\mathbf{X}_{n_k}^{\text{key}} + \mathbf{t}_{n_k} \right) \right\|^2 \quad (5)$$

ここで \mathcal{N}_k は、 k 番目の制御点の近傍にある制御点の集合を表し、重み $w_{jk} \sim \exp\left(-\left\|\mathbf{X}_j^{\text{key}} - \mathbf{X}_{n_k}^{\text{key}}\right\|^2 / 2\sigma^2\right)$ で $\sum_j w_{jk} = 1$ を満たす。この項の最小化は、空間的に近い位置にある制御点に関する回転・並進パラメータを互いに近くする制約を与える。式 (2), (3) の目的関数は二乗和の形式であるので、最適化には Levenberg-Marquardt 法を用いる。

以上によって deformation field の推定をしたのち、 $S_i = 3D\text{-lost}$ であるドットクラスタの位置を、式 (1) で推定する。

3. 実験

3.1 実験条件

本実験で用いるデータセットとして、全てのドットクラスタのトラッキングに成功している時系列データを予め取得した。このうち一部のドットクラスタを仮想的に $S_i^{\dagger} = 3D\text{-lost}$ とし、その 3 次元座標を従来手法 (linear) および提案手法 (proposed) で推定した際の真値に対する RMSE を比較した。この中で、式 (3) の λ の値を様々に変更した。計測対象としては図 1 右に示した T シャツを用い、マーカの紙面上で最も左の列 1 列を仮想的に遮蔽させて実験した。

3.2 剛体運動および非剛体変形に対する座標推定精度

剛体運動に対する性能評価実験として、計測対象の T シャツを着用した人間がその場で回転する場合の座標推定結果を図 6 に示す。また、非剛体変形に対する性能評価実験として、肩部分のみ回転運動をした場合の結果を図 7 に示す。また、それぞれの動きの例を図 5 に示す。いずれの場合においても、RMSE が従来手法に比べて改善しており、推定精度が改善されていることがわかる。例として法線画像の左端に注目すると、提案手法による推定結果が真値に近く、実際の形状に沿った座標補間が出来ていることがわかる。

4. おわりに

本稿では、DPM のための高速かつ高精度な非剛体 3 次元トラッキング手法を提案した。また、シミュレーション実験により、座標推定精度が改善されたことを確認した。

参考文献

- [1] Grundhöfer. A et al., “Recent Advances in Projection Mapping Algorithms, Hardware and Applications,” CGF. Vol. 37. No. 2. pp. 653–675, 2018.
- [2] Y. Watanabe et al., “High-speed 8-bit Image Projector at 1,000 fps with 3 ms Delay,” Proc. IDW, pp.1064–1065, 2015.
- [3] G. Narita et al., “Dynamic Projection Mapping onto Deforming Non-rigid Surface using Deformable Dot Cluster Marker,” IEEE TVCG, Vol. 23, No.3, pp. 1235–1248, 2017.



図 5: (上段) 回転運動時の動きの例. (下段) 肩部分のみ回転運動をした時の動きの例.

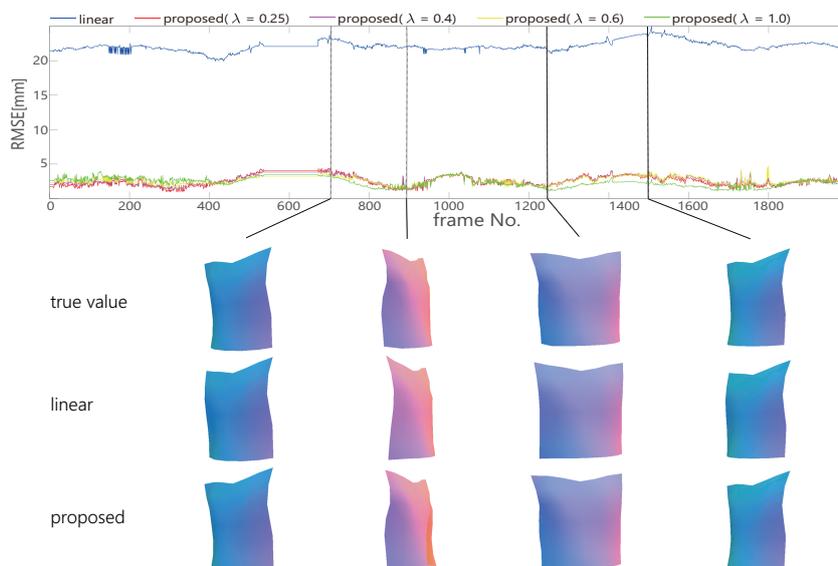


図 6: 回転運動時の RMSE および物体形状を表す法線画像.

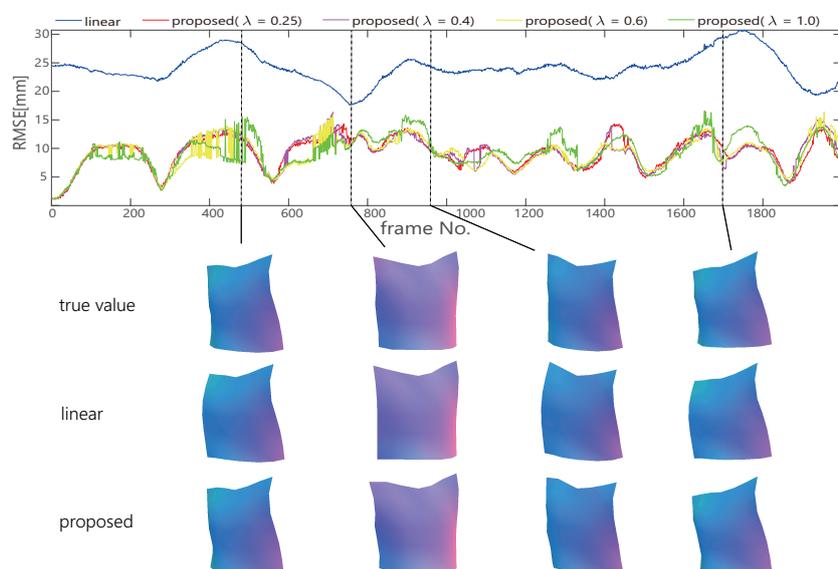


図 7: 肩部分のみ回転運動をした時の RMSE および物体形状を表す法線画像.

- [4] Y. Watanabe et al., “Extended Dot Cluster Marker for High-speed 3D Tracking in Dynamic Projection Mapping,” IEEE ISMAR, pp. 52–61, 2017.
- [5] 遠藤宣明 ほか: ダイナミックプロジェクションマッピングのための複数カメラを用いた高速非剛体 3 次元トラッキング, 電子情報通信学会 パターン認識・メディア理解研究会/信学技報, vol.117, no.391, pp.87–92, 2018.
- [6] M. Zollhauser et al., “Real-time non-rigid recon-

struction using an RGB-D camera,” ACM TOG, Vol. 33, No.4, pp. 156, 2014.

- [7] N. Richard A et al., “Dynamicfusion: Reconstruction and tracking of non-rigid scenes in real-time,” Proc. the IEEE CVPR, pp. 343–352, 2015.
- [8] D. Mingsong et al., “Fusion4D: Real-time performance capture of challenging scenes,” ACM TOG, Vol.35, No.4, pp. 114, 2016.