

埋め込み変形グラフの適応的調整による 非剛体3次元トラッキングの高速化

邵 乾瀚^{*1} 渡辺 義浩^{*1}

Qianhan Shao^{*1} and Yoshihiro Watanabe^{*1}

Abstract – 非剛体 3 次元トラッキングは, 拡張現実においてニーズが高い. また, 拡張現実応用で は, 高い没入感を得るために低い遅延が要求されている. 従来手法では, 埋め込み変形グラフを利用し, 計 算の複雑度を軽減できることが示された. しかし, 人間が知覚できない程度の低い遅延には, トラッキング 速度のさらなる向上が必要である. そこで本稿では, 対象表面の剛体運動であると考えられる領域において, 埋め込み変形グラフのノードを適応的に調整する手法を提案する. 提案手法は, 非剛体 3 次元トラッキング の精度を落とすことなく, 高速化できる. 本稿では, 実験を通じて提案手法の有効性を検証する.

Keywords : 3次元センシング、トラッキング、高速化、埋め込み変形グラフ

1 はじめに

近年,LIDAR や構造化光などの技術の発展に伴い, 3次元センシングは実世界を計測する重要な技術となっ ている.また,3次元トラッキングは,3次元センシン グによる取得した空間的情報を利用し,対象の姿勢や 変形を追跡して,拡張現実において重要な役割を担っ ている.

さらに、動く物体へ投影を行うダイナミックプロ ジェクションマッピング (DPM) などの拡張現実応用 では、体験の没入感が重要である.より没入感のある 体験の実現に向けて、遅延を知覚できない程度まで抑 える必要がある [1].そのため、物体の動きを捉える トラッキングの高速化が不可欠である.物体が剛体運 動するシーンに対して、従来の3次元トラッキング 手法はマーカーの使用に関わらず 1000 fps を達成し た [2][3][4].物体が非剛体変形するシーンに対しては、 マーカーを利用する従来手法において 1000 fps が達 成された [5].

このような背景のもと,本稿では DPM の新たな展開に向けて,非剛体 3 次元トラッキングに着目する. マーカーベースの非剛体 3 次元トラッキングでは,マー カの貼り付けに時間を要する.さらに,マーカーが対象の見栄えに影響を与えて,没入感は低下する恐れが ある.そのため,マーカーレスの高速な非剛体 3 次元 トラッキングのニーズが高い.

高速なトラッキングを実現するため、従来手法は埋め込み変形 (ED: Embedded Deformation) グラフを 導入した. ED グラフは、本来コンピュータグラフィッ クスで形状を操作するために使われた手法である [6]. 近年、3 次元トラッキングや3 次元復元における非剛 体変形のスパースな表現に用いられ,計算コストを削減し,トラッキングのリアルタイム実行を可能にした [7][8][9].しかし,EDグラフを導入した場合でも,非 剛体3次元トラッキングの手法は200 fps以上の速度 を達成することが困難であった[9][10].速度が200 fps 以下のトラッキングをDPM などの拡張現実応用に適 用した場合,遅延が知覚される恐れがある[1].そこ で,EDグラフを用いた非剛体3次元トラッキングを さらに高速化する必要がある.

ED グラフ以外のグラフは、剛体シーンを対象とした Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) で多く使われている.このような SLAM に関する研究では、高速化のため、グラフのベクトル場の発散などの指標に基づいて、グラフノードの部分集合をさらにスパース化する手法が提案された [11][12][13]. ED グラフを用いた非剛体シーンの SLAM についても、同様のスパース化で高速化する手法が提案された [14].しかし、これらの高速化手法は、SLAM の特性に基づいて提案されているため、3 次元トラッキングのみを行う DPM などの応用に適していない.さらに、上記の手法は、高速化のためのスパース化によって、トラッキングの精度が著しく低下している.

そこで本稿では,ED グラフのノード数を対象表面 の各領域の変形量に応じて適応的に調整することで, 非剛体3次元トラッキングを高速化する手法を提案す る.具体的には,フレーム間の変形がそれほど大きく ない領域を剛体領域とみなす.その剛体領域内のノー ド数を適応的に減らし,それに伴う計算コストの削減 によって非剛体3次元トラッキングを高速化する.ま た,本手法を実験で検証し,トラッキングの精度を落と すことなく,速度を向上できることを示した.

^{*1}東京工業大学

^{*1}Tokyo Institute of Technology

2 関連研究

2.1 ED グラフによる非剛体変形の表現

ED グラフは当初,アニメのキャラクターの滑らか な動きをデザインするために提案された [6]. ED グラ フは,ローカルな剛体運動の情報を持つグラフノード がスパースに相互接続されたものである.グラフの各 ノードのローカルな剛体運動に重みを付けて,対象表 面にある各頂点の複数の隣接ノードの重み付き和を計 算することで,グローバルな非剛体変形を滑らかにシ ミュレートしている.

具体的には、まず剛体トラッキングを実行し、グロー バルの回転行列 \mathbf{R}_c と並進ベクトル \mathbf{T}_c を取得する.次 に、均一サンプリングを用いて、対象表面のすべての 頂点からスパースなノード集合 Gを選択し、各ノー ド \mathbf{g}_k に重み ω_k を付ける.変形後の対象表面にある 各頂点の座標 $\tilde{\mathbf{v}}_i$ は以下の式で表される:

$$\tilde{\mathbf{v}}_i = \mathbf{R}_c \sum_{j=1}^m \omega_j \left[\mathbf{A}_j \left(\mathbf{v}_i - \mathbf{g}_j \right) + \mathbf{g}_j + \mathbf{t}_j \right] + \mathbf{T}_c \quad (1)$$

i番目の頂点 \mathbf{v}_i の変形後の座標 $\tilde{\mathbf{v}}_i$ は、 \mathbf{v}_i との距離が 最も短い m 個のノード \mathbf{g}_j の回転行列 $\mathbf{A}_j \in \mathbb{R}^{3\times3}$ と 並進ベクトル $\mathbf{t}_j \in \mathbb{R}^3$ とそれらのノードの座標で計算 する.また、 \mathbf{v}_i と上記の m 個の隣接するノードをエッ ジで接続する.最後に、上記の座標を用いて、フレー ム間の対応する頂点の距離によるエネルギー方程式を 構築する.エネルギー方程式を最小化するように、各 ノードの回転行列と並進ベクトルを取得し、非剛体変 形を推定する.

このような ED グラフを用いた表現によって,数万 点の頂点を持つ対象の変形を,数百程度のノードのグ ラフに軽量化することができる [6].

2.2 ED グラフを用いた非剛体 3 次元トラッキング

非剛体 ICP アルゴリズム [15] などの従来手法では, 対象表面の各頂点に対して高密度に非剛体変形を表 現するため,変数が多くなり,計算コストが高い.そ こで,自由度を減らし,より速いトラッキングを達成 するために,2.1 節で述べた ED グラフをトラッキン グにおける非剛体変形表現に用いる手法が提案された [16][17].

また, ED グラフを用いた非剛体 3 次元トラッキン グを GPU 上で計算することで,リアルタイムのトラッ キングを達成できるようになった [7][8]. その中の先駆 的な研究は, Newcombe らが提案した DynamicFusion [7] である. DynamicFusion は ED グラフを用いたト ラッキングを導入し,GPU を用いて,リアルタイム に 3 次元トラッキングと 3 次元復元を同時に行い,非 剛体変形する対象の静的モデルの復元を可能にしたも のである. さらに,続く研究では,高速なデプスセンサの導入 やトラッキングにおける最適化問題の改善などの手法 が提案され,約 200 fps のトラッキング速度が実現さ れた [9][10].

2.3 グラフを用いた 3 次元トラッキングの高速化 ED グラフに対する高速化手法は少ないが,剛体シー ンを対象とした ED グラフ以外のグラフの高速化につ いては多くの研究がある.それらの研究では,グラフ ノードの部分集合をさらなるスパース化する手法が, 広く適用されている [11][12][13]. Song らは,これら の先行研究と,グラフには視点による見えない部分が 存在することを踏まえ,高速化を達成するために,ED グラフの不可視な部分をさらにスパース化することを 提案した [14].しかし,この手法は実験で 1.5 倍の高 速化が達成したが,精度は 30%低下した.

3 埋め込み変形グラフの適応的調整による 非剛体3次元トラッキングの高速化

3.1 全体概要

従来の ED グラフを用いた非剛体 3 次元トラッキン グの欠点である速度問題に対して,剛体運動に近い対 象表面の領域でノード数を適応的に減らすことで計算 コストを削減し,トラッキング速度を向上させる手法 を提案する.本手法の概要を図1に示す.

まず、3次元スキャンなどの手法により対象の3次 元モデルと、モデルに対応するEDグラフを事前に構 築する.次に、デプスセンサを使用してリアルタイム の深度画像を取得し、その画像から対象の3次元点群 を生成する.なお、初期化は別手法で実施されるもの として、本手法では1フレーム前の情報が得られてい る状態のみを扱う.

次に 2.1 節で述べた手法と同様に,対象の 3 次元モ デルと,取得された 3 次元点群の間で,グローバルの 剛体変換を推定する.続いて,対象表面上の剛体領域 を 3.2 節で述べる手法によって検出する.最後に,剛体 領域のノードの数を 3.3 節で述べる手法で減らし,調 整後の ED グラフに基づいて,非剛体変形を推定する.

3.2 剛体領域の検出

まず、3次元点群の各点 \mathbf{p}_i から対象の3次元モデ ルの表面までの最短距離と、その最短距離に対応する 対象の3次元モデルの頂点 \mathbf{v}_i を求める、上記の最短 距離は $\|\mathbf{v}_i - \mathbf{p}_i\|$ で定義される、なお、 $\|\cdot\|$ はユーク リッド距離である、センサデータのシーケンスにおい て、k番目のフレームに応じて変形した対象の3次元 モデルを、k+1番目のフレームに対応する3次元点 群に合わせるように変形する場合、フレーム間変形量



図1 本手法の概要.(a)事前に構築した対象の3次元モデル.(b)リアルタイムの深度画像から生成した3次元点群.(c)剛体変換後の対象の3次元モデル.
(d)推定した剛体領域.(e)対象の3次元モデルと同時に生成した対象のED グラフ.(f)剛体領域内のノードを削減したED グラフ.(g)非剛体変形後の対象の3次元モデル.

Fig. 1 Overview of the method

を以下の式で定義する:

$$\mathbf{d}_{k,k+1} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \|\mathbf{v}_i - \mathbf{p}_i\|}{n}$$
(2)

nは3次元点群の点数である.

実世界のシーンでは、デプスセンサデータは連続的 に取得されている。そのため、*k*+1番目のフレーム より前の*m*+1フレームの平均フレーム間変形量を次 式で計算する:

$$\mathbf{D}_{k} = \mu \frac{\sum_{j=k-m}^{k} \mathbf{d}_{j,j+1}}{m+1}$$
(3)

 μ は係数であり、mはk以下である。 $\|\mathbf{v}_i - \mathbf{p}_i\|$ が \mathbf{D}_k より小さい場合、頂点 \mathbf{v}_i が剛体領域内にあるとする。

3.3 剛体領域におけるノード調整

次に, ED グラフのノード $g \ge g$ に最も近い隣りの ノード \bar{g} の距離 $||g - \bar{g}|| \ge f$, ノードの影響半径 $\pi \ge g$ 定義する. この場合, g の影響半径 π 以内に g 以外の ノードはない.

続いて, g が剛体領域内にある場合,影響半径 π を π に拡大する. g の拡大した影響半径 π 以内にある g以外のノードは,フレーム間の非剛体変形の推定に利 用しない. また,影響半径以内にある g 以外のノード に接続した対象のモデルの頂点も g に接続し直す. こ のように,ノードの数を削減する.

しかし,ノード g が剛体領域の端にある場合や,その剛体領域が小さすぎる場合,非剛体領域にも影響を

与える可能性があるため,gの周辺のノードを単純に 削減することは適切ではない.そこで,剛体領域にあ るノードgに接続するすべての頂点に対して,頂点が 剛体領域にある割合を ϵ で表示する. ϵ を利用し,ノー ドgが剛体領域の中心部分,非中心部分,端の部分い ずれにあるかを判定する.そのため,次式で示される ように,3つのケースに分けて,ノードgの影響半径 を拡大する.

$$\tilde{\pi} = \begin{cases} \mathbf{k}_{\alpha} \pi & \epsilon > \alpha \\ \mathbf{k}_{\beta} \pi & \beta \le \epsilon \le \alpha \\ \pi & \epsilon < \beta \end{cases}$$
(4)

π は拡大した後の影響半径である.

式 (4) に示されるように,まず ϵ が α より大きい場 合, g は剛体領域の中心部分にあり,非剛体領域に影 響がないと判断し,ノード g の影響半径を $\mathbf{k}_{\alpha\pi}$ に拡 大する.次に, ϵ が β 以上 α 未満の場合, g は剛体領 域の非中心部分にあるが,非剛体領域に影響が少ない と判断し,ノード g の影響半径を $\mathbf{k}_{\beta\pi}$ に拡大する.な お, β は α 以下であり, \mathbf{k}_{β} は \mathbf{k}_{α} 以下である.ただし, ϵ が β より小さい場合, g が剛体領域端の部分にあり, 非剛体領域には影響が大きいと判断し,影響半径の拡 大を行わない.

また,削減後のノードの分布が対象表面で不均一に なると,トラッキングの精度と速度が大幅に低下する ことがある.そこで,対象表面の総頂点数に対して,

表1 剛体領域の変数 Table 1 Variables of rigid zone

	. 0	
フレームレート	k	m
30 fps	10	10
60 fps	20	20
120 fps	40	40
180 fps	60	60
300 fps	100	100

剛体領域にある頂点数の割合を φ で表示する.ノード を削減する時、均一的なノード分布を保つため、異な る φ に対して、異なる \mathbf{k}_{α} と \mathbf{k}_{β} の値を設定する.

例えば、 φ が 0.5 に近い場合、半分のノードが影響 半径の拡大を行うが、残る半分のノードが影響半径の 拡大を行わないため、 $\mathbf{k}_{\alpha} \ge \mathbf{k}_{\beta}$ を高い値に設定する と、ノードの分布が不均一になる、その場合、 $\mathbf{k}_{\alpha} \ge$ \mathbf{k}_{β} を低い値に設定する必要がある、一方、 φ が 1 に 近い場合、ほぼすべてのノードが剛体領域の中心部分 にあり、 \mathbf{k}_{α} を高い値に設定しても、ノードの分布が 不均一にならない、

4 実験

4.1 精度の推定

本実験では,提案手法の精度を推定するため,リア ルタイム3次元点群に応じて変形した後の対象の3次 元モデルのすべての頂点と,それらの頂点に対応する 3次元点群内の点のユークリッド距離を計算した.そ の距離が0.0005より小さい比率ηを,精度として定 義した.

ノード調整を行うトラッキングの精度を η ,ノード 調整を行わないトラッキングの精度を $\bar{\eta}$ とする. η , $\bar{\eta} \in [0,1]$ である.本稿では、精度 $\bar{\eta}$ に対する精度 η の 精度変化率 *R* を下式で定義した:

$$R = \frac{\bar{\eta} - \eta}{\bar{\eta}} \tag{5}$$

なお,精度が向上した場合, η が $\bar{\eta}$ より大きいため, 精度変化率がマイナスである.

4.2 実験条件

本実験では、実世界でのセンサデータの代わりに、Li らが作成した合成データセットを用いた [18]. このデー タセットから、頂点分布が実世界でのセンサデータのよ うに均一的なデータ mannequin_StandingCoverTurn を用いた.データのフレーム間時間を 1/30 秒に設定し て、デフォルトのフレームレートが 30 fps とした.

上記の合成データから,フレーム補間によって 60 fps, 120 fps, 180 fps, 300 fpsのシーケンスを生成し た.各フレームレートに対する式 (3)の $k \ge m$ の値 を表1に示す.なお,式(4)の α は0.8, β は0.5に設 定した.異なる φ に対する式(4)の $\mathbf{k}_{\alpha} \ge \mathbf{k}_{\beta}$ の値を

	表 2	ノード	調整の	変数
Table 2	Vari	ables o	of node	adjustment

剛体領域の割合 \mathbf{k}_{α} \mathbf{k}_{β}			
	剛体領域の割合	\mathbf{k}_{α}	\mathbf{k}_{eta}

		1-
$\varphi > 0.8$	4	2
$0.5 \leq \varphi \leq 0.8$	3	2
$\varphi < 0.5$	2	2

表2に示す.

また,本実験では Yao らが提案した非剛体 3 次元変 形推定手法 Fast_RNRR [19] を利用して非剛体変形を 推定した.実験には Intel Core i9-11900H @ 2.50GHz を搭載した計算機を用いた.

4.3 結果

剛体領域内のノードを適応的に調整する非剛体3次 元トラッキングと、ノード調整を行わないトラッキン グの精度や速度を比較した。各フレームレートでの処 理速度の向上比と精度変化率を表3と表4に示す。

ただし、 φ が 0.1 以下の場合や、精度低下が 40%以 上の場合、表に None で表示する。各フレームレート で、精度が向上したまたは精度低下が 10%以下の最も 高い速度向上比と、その速度向上比に対応する係数 μ を表 5 に示す。

表3,表4,表5に示されるように,データのフレー ムレートが120 fps以上の場合,約2倍に高速化でき た.さらに,各フレームレートに対して,精度の変化 は10%以下となった.また,180 fpsの場合,13.67% の精度低下の代わりに,約3.4倍に高速化できること を確認した.

5 まとめ

本稿では、対象の変形に応じて、ED グラフのノー ドを適応的に調整することで、非剛体3次元トラッキ ングを高速化する手法を提案した.実験より、トラッ キンの速度が約2倍になることを確認した.

今後は本手法をGPUベースで実装することで,DPM などの拡張現実応用を高速化できると考えられ、より 没入感の高い体験を実現することが期待される.

参考文献

- Albert Ng, Julian Lepinski, Daniel Wigdor, Steven Sanders, and Paul Dietz. Designing for low-latency direct-touch input. In Proceedings of the 25th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '12, p. 453–464, 2012.
- [2] Yoshihiro Watanabe, Toshiyuki Kato, and Masatoshi ishikawa. Extended dot cluster marker for high-speed 3D tracking in dynamic projection mapping. In 2017 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR), pp. 52–61, 2017.

	$\mu = 0.5$	$\mu = 1$	$\mu = 2$	$\mu = 3$	$\mu = 4$	$\mu = 5$
30 fps	1.004	1.216	1.257	1.922	None	None
60 fps	1.177	1.102	1.228	1.149	None	None
120 fps	1.051	1.062	1.057	1.988	1.454	None
180 fps	None	1.200	1.666	1.925	2.659	3.390
300 fps	None	None	1.145	1.925	1.511	1.717

表 3 速度向上比 Table 3 Ratio of speed up

表 4 精度変化率 Table 4 Ratio of accuracy change

	$\mu = 0.5$	$\mu = 1$	$\mu = 2$	$\mu = 3$	$\mu = 4$	$\mu = 5$
30 fps	-5.37%	-6.58%	16.51%	33.88%	None	None
60 fps	1.34%	3.07%	18.80%	39.38%	None	None
120 fps	-0.21%	1.04%	2.02%	9.22%	1.56%	None
180 fps	None	0.74%	3.14%	6.39%	11.39%	13.67%
300 fps	None	None	1.03%	2.30%	-1.30%	-2.74%

表 5 高速化結果 Table 5 Speeding up results

フレームレート	μ	精度変化率	速度向上比
30 fps	1	-6.58%	1.216
60 fps	0.5	1.34%	1.177
120 fps	3	9.22%	1.988
180 fps	3	6.39%	1.925
300 fps	3	2.30%	1.925

- [3] 田畑智志, 天野光, 渡辺義浩, 石川正俊. 高速 3 次元 トラッキングを用いたマーカレスダイナミックプロ ジェクションマッピングの検証. 電子情報通信学会技 術研究報告, Vol. 117, No. 392, pp. 147–152, 2018.
- [4] 久一空, 渡辺義浩. 500fps デプスセンシングを用いた リアルタイムモデルベーストラッキング.映像情報メ ディア学会創立 70 周年記念大会, 31B-3, 2020.
- [5] Gaku Narita, Yoshihiro Watanabe, and Masatoshi Ishikawa. Dynamic projection mapping onto deforming non-rigid surface using deformable dot cluster marker. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 23, No. 3, pp. 1235–1248, 2017.
- [6] Robert W. Sumner, Johannes Schmid, and Mark Pauly. Embedded deformation for shape manipulation. ACM Trans. Graph., Vol. 26, No. 3, p. 80–es, 2007.
- [7] Richard A. Newcombe, Dieter Fox, and Steven M. Seitz. Dynamicfusion: Reconstruction and tracking of non-rigid scenes in real-time. In 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 343–352, 2015.
- [8] Mingsong Dou, Sameh Khamis, Yury Degtyarev, Philip Davidson, Sean Ryan Fanello, Adarsh Kowdle, Sergio Orts Escolano, Christoph Rhemann, David Kim, Jonathan Taylor, Pushmeet Kohli, Vladimir Tankovich, and Shahram Izadi. Fusion4d: Real-time performance capture of challenging scenes. ACM Trans. Graph., Vol. 35, No. 4, 2016.
- [9] Mingsong Dou, Philip Davidson, Sean Ryan Fanello, Sameh Khamis, Adarsh Kowdle, Christoph Rhemann, Vladimir Tankovich, and Shahram Izadi. Motion2fusion: Real-time volumetric performance capture. ACM Trans. Graph., Vol. 36, No. 6, 2017.
- [10] Adarsh Kowdle, Christoph Rhemann, Sean

Fanello, Andrea Tagliasacchi, Jonathan Taylor, Philip Davidson, Mingsong Dou, Kaiwen Guo, Cem Keskin, Sameh Khamis, David Kim, Danhang Tang, Vladimir Tankovich, Julien Valentin, and Shahram Izadi. The need 4 speed in realtime dense visual tracking. *ACM Trans. Graph.*, Vol. 37, No. 6, 2018.

- [11] Nicholas Carlevaris-Bianco, Michael Kaess, and Ryan M. Eustice. Generic node removal for factorgraph SLAM. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 30, No. 6, pp. 1371–1385, 2014.
- [12] Kevin Eckenhoff, Liam Paull, and Guoquan Huang. Decoupled, consistent node removal and edge sparsification for graph-based SLAM. In 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 3275–3282, 2016.
- [13] Jingwei Song, Jun Wang, Liang Zhao, Shoudong Huang, and Gamini Dissanayake. MIS-SLAM: Real-time large-scale dense deformable SLAM system in minimal invasive surgery based on heterogeneous computing. *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 3, No. 4, pp. 4068–4075, 2018.
- [14] Jingwei Song, Fang Bai, Liang Zhao, Shoudong Huang, and Rong Xiong. Efficient two step optimization for large embedded deformation graph based SLAM. In 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp. 9419–9425, 2020.
- [15] Brian Amberg, Sami Romdhani, and Thomas Vetter. Optimal step nonrigid icp algorithms for surface registration. In 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1– 8, 2007.
- [16] Hao Li, Robert W. Sumner, and Mark Pauly. Global correspondence optimization for non-rigid registration of depth scans. In *Proceedings of the* Symposium on Geometry Processing, SGP '08, p.

1421 - 1430, 2008.

- [17] Hao Li, Bart Adams, Leonidas J. Guibas, and Mark Pauly. Robust single-view geometry and motion reconstruction. ACM Trans. Graph., Vol. 28, No. 5, p. 1–10, 2009.
- [18] Yang Li, Hikari Takehara, Takafumi Taketomi, Bo Zheng, and Matthias Nießner. 4DComplete: Non-rigid motion estimation beyond the observable surface. 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 12686– 12696, 2021.
- [19] Yuxin Yao, Bailin Deng, Weiwei Xu, and Juyong Zhang. Quasi-newton solver for robust nonrigid registration. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 7597–7606, 2020.

 \bigodot 2023 by the Virtual Reality Society of Japan (VRSJ)