

色情報と 3 次元距離情報に基づく全天球カメラの位置姿勢推定 *

キーフレーム毎のデプスマップ更新による連続位置姿勢推定

陽 東旭 ** 樋口 寛 ** Sarthak PATHAK*** Alessandro MORO† 山下 淳 *** 浅間 一 ***

Pose Estimation of Spherical Camera Based on Color Information and 3D Distance Information
Continuous Pose Estimation by Updating Depth Map of Key Frames

Dongxu YANG, Hiroshi HIGUCHI, Sarthak PATHAK, Alessandro MORO, Atsushi YAMASHITA and Hajime ASAMA

This study proposes a novel camera localization method using color information of spherical camera images and 3D distance information obtained from the 3D model of the environment. To achieve higher accuracy, instead of using particular features, all pixels in spherical camera images are used for the estimation. Continuous tracking of the camera pose is achieved by updating the 3D distance information using previous estimated camera pose. The effectiveness of this method is confirmed by experiments.

Key words: camera localization, spherical camera, 3D model of the environment, color information, color difference

1. 序 論

近年、ロボット技術の発展に伴い、インフラや工場で点検をするロボットの開発が盛んになっている。その際、問題がある箇所の位置を報告するために、ロボットの位置姿勢を知ることが大切である。屋外の環境では、GPS (Global Positioning System) を使用した位置姿勢推定方法は効率的に機能する¹⁾。しかし、工場のような屋内環境では、GPS の信号が届かない。そこで、Wifi を用いる研究²⁾が行われているが、事前準備をする必要がある。また、屋内環境でカメラを使った画像処理による位置姿勢推定に関する研究が多数行われている。

カメラによる位置姿勢推定をするとき、基準のマーカを目印に位置姿勢推定を行う^{3) 4)} ランドマークに基づく研究がある。ランドマークを用いる方法は、どの位置からでもカメラで観測できるように事前に各ランドマークの位置姿勢を適切に設計し、それらの位置姿勢を把握する事前準備が必要である。カメラによる位置姿勢推定をする際に、カメラ周囲の 3D 情報を用いるのは有効な手段である。画像と 3D 情報を組み合わせて位置姿勢推定する研究は大きく 2 種類に分けることができる。

1 つ目は、直線などの特徴を利用した推定手法である。従来研究では、画像と環境の 3D 情報の直線などの特徴を抽出し、3D-2D マッチングによって位置姿勢推定をする研究がある⁵⁾⁻⁷⁾。Ishizuka ら⁵⁾と Caron ら⁶⁾は、環境の 3D モデルから直線特徴を抽出し、全方位カメラ画像の直線情報と比べることで 3 自由度の位置姿勢推定する手法を提案している。Goto ら⁷⁾は、事前に環境の 3D 直線マップを用意し、全天球カメラ画像の直線情報と比べることで位置姿勢推定する手法を提案している。しかし、直線などの特徴に基づく位置姿勢手法では、特徴が環境の中の障害物によって遮られたときに推定が難しいという問題点が存在する。

2 つ目は、一部の特徴を利用するのではなく、画像全体を利用した位置姿勢推定をする手法である⁸⁾⁻¹¹⁾。画像全体を利用する方法は、画像の一部のみを利用する特徴に基づく方法より、誤差の影響を小さく抑えられ、推定に失敗しにくく、よりロバストな推定できる¹²⁾。また、直線、角などといった特定な特徴量が少ない環境では、特徴を用いた方法での推定が難しい場合があるが、そのような場合でも画像全体を使った方法は推定可能である。Steinbrucker ら⁸⁾、Audras と Comport⁹⁾と Kerl ら¹⁰⁾は、RGB-D カメラを利用し、画像とデプスマップを同時に取得し、合成画像を作り、推定したい画像と比較することによって位置姿勢推定をしている。Fang と Scherer¹¹⁾は RGB-D カメラを利用し画像と距離情報を取得し、距離情報を主に位置姿勢推定をし、3D 情報が不足している場合に色情報で位置姿勢推定をする手法を提案している。しかし、RGB-D カメラは比較的視野が狭い問題点がある。カメラによる位置姿勢推定をする際には、フレーム間の共通視野が重要である¹³⁾。視野が狭いカメラを用いると、ロボットが大きな回転をした場合や、障害物に近すぎる場合など、撮影した画像は大きく異なる可能性があり、フレーム間の共通視野が小さいと、位置姿勢推定できない可能性がある。

そこで、本研究では、視野が広い全天球カメラを用いる。全天球カメラとは、上下左右全方位の 360deg の広範囲の映像を一度に撮影できるカメラである。そのため、視野が急激に変化し、フレーム間の共通視野がなくなることを避けられるので、位置姿勢推定に有効である。

また、本研究では、事前準備が容易な位置姿勢推定手法の提案を目的とする。環境の 3D モデルを事前に入手して距離情報を取得し、視野の広い全天球カメラと組み合わせて位置姿勢推定を行うことを提案する。工場のような屋内環境では、建設 CAD モデルが比較的入手しやすい。建設 CAD モデルがない場合も Laser Range Finder などによる 3D スキャンによって入手可能である。全天球カメラ画像の全ピクセルの色情報と 3D モデルから得られる 3D 情報を利用し、画像の投影・再投影によって位置姿勢推定を行う。全天球カメラ画像を 3D モデル

* 原稿受付 令和 2 年 5 月 18 日

掲載決定 令和 2 年 8 月 20 日

** 学生会員 東京大学大学院 (東京都文京区本郷 7-3-1)

*** 正 会 員 東京大学大学院

† 東京大学大学院

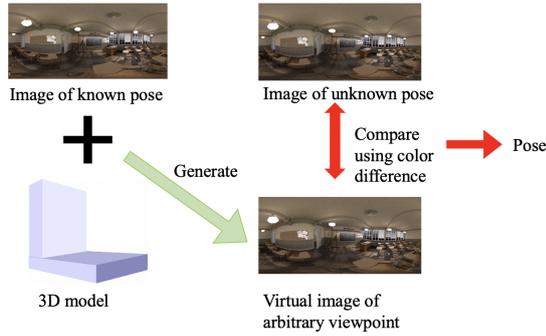


Fig. 1 Proposed method

に投影し、視点変更をして再投影をすることで、違う視点から見たバーチャル画像を作る。バーチャル画像と位置姿勢を推定したい画像の色差を最小化することで位置姿勢推定をする手法を提案する。

2. 提案手法

2.1 概要

本研究では、画像の全ピクセルの色情報を使用して位置姿勢推定を行う。提案手法の位置姿勢推定方法のコンセプトを図1に示す。まず、位置姿勢既知の画像と環境の3Dモデルを利用して作ったデプスマップを使用し、任意の位置姿勢の視点から観測したときの画像を作ることができる。このように作られた画像をバーチャル画像と呼ぶ。バーチャル画像の作成は、2.3.2項で説明する。2枚の画像の色差が最小のとき、同じ位置姿勢で撮られた可能性が高いことを利用して位置姿勢推定を行う。位置姿勢未知の画像とバーチャル画像の色差を調べることで、最も一致しているバーチャル画像を求めることができる。色差最小化については、2.3.3項で説明する。

2.2 提案手法の全体像

提案手法の全体像を図2に示す。本研究では、カメラの初期位置姿勢は既知であるとする。また、カメラのフレーム間の移動量が小さいこととする。まず、初期位置姿勢と環境の3Dモデルからデプスマップを生成する。初期位置姿勢で撮影した画像と生成されたデプスマップを使い、フレーム1の位置姿勢を推定する。同様にフレーム2以降も、最初に作ったデプスマップを使って推定を行う。ここで、カメラのフレーム間の移動量が小さいことから、局所解に落ちにくく探索をより効率的にするために、前のフレームの推定結果を次のフレームの推定の初期値として利用している。しかし、バーチャル画像を生成する際に、カメラが初期位置から離れるにつれ、同じデプスマップでは障害物などによって生じる色の欠落が大きくなる(図3)。したがって、カメラの移動距離が大きくなるにつれ、推定精度が下がる。そこで、デプスマップ更新を行うことによって位置姿勢推定を続ける。デプスマップを毎フレーム更新して推定に用いることも可能であるが、デプスマップ更新には時間がかかる。一定の範囲内であれば同じデプスマップを何回かの推定に使えるため、ここでは、デプスマップ更新は毎フレーム行わないことにする。そこで、更新条件を満たすフレーム τ をキーフレームとして決め、フレーム τ の推定位置姿勢と環境の3Dモデルからデプスマップを生成し、デプスを更新して次のフレー

ムの推定を行う。更新条件については2.4節で述べる。このように、毎フレームデプスマップを更新せず、キーフレーム毎にデプスマップを更新し、連続的なトラッキングを行う。

2.3 位置姿勢推定アプローチ

2.3節では、具体的な位置姿勢推定のアプローチについて説明する。

2.3.1 全体フロー

位置姿勢推定の全体フローを図4に示す。本研究では、2つの画像の色差が一番小さいとき、同じ視点から撮影された可能性が高いことを利用して位置姿勢推定を行う。キーフレームとして決めたフレーム τ の画像をキー画像と呼び、推定したいフレームの画像を推定対象画像と呼ぶ。まず、キー画像の推定位置姿勢と環境の3Dモデルを使い、デプスマップを生成する。ただし、ここでは、最初だけは位置姿勢が既知の画像とその位置姿勢(真値)を用いる。キー画像とデプスマップを利用することにより、任意の位置姿勢 (\mathbf{R}, \mathbf{t}) から撮影した画像を生成することができる。作られた画像をバーチャル画像と呼ぶ。推定対象画像とバーチャル画像の色差が小さくなるような \mathbf{R}, \mathbf{t} を求めることにより、色差が最小となるバーチャル画像、つまり推定対象画像と同じ位置姿勢で撮影された可能性が一番高いバーチャル画像がわかる。よって、その位置姿勢 $\hat{\mathbf{R}}, \hat{\mathbf{t}}$ を推定対象画像の位置姿勢とする。

2.3.2 バーチャル画像生成

まず、全天球カメラ画像について説明する。全天球カメラ投影モデルを図5に示す。全天球カメラの投影面は、光学中心を中心とする単位球面であり、単位ピクセル $\hat{\mathbf{x}} = [x, y, z]^T$ で構成されている。全天球カメラ画像は、空間内の3次元点 $\mathbf{X} = [X, Y, Z]^T$ の色情報を球面上に投影したものである¹⁴⁾。全天球カメラ画像とそれに対応する正距円筒画像を図6に示す。ここでは、全天球画像を正距円筒画像に変換して扱う。全天球カメラ画像の各ピクセルを次式によって正距円筒画像の対応したピクセルに変換する。

$$x = \sin \frac{\pi u}{h} \sin \frac{\pi v}{h}, \quad (1)$$

$$y = \cos \frac{\pi u}{h} \sin \frac{\pi v}{h}, \quad (2)$$

$$z = \cos \frac{\pi v}{h}, \quad (3)$$

ただし、 $\mathbf{u} = [u, v]^T$ は正距円筒画像の座標である。 h は正距円筒画像の高さである。

バーチャル画像生成のプロセスを図7に示す。まず、キー画像を正距円筒画像の各ピクセルを全天球カメラ画像の対応したピクセルに変換する。次に、画像の各ピクセルを3Dモデルに投影する。ここでは、各ピクセルのカメラの光学中心との距離をデプスマップから得られるデプス情報に変換し、3次元点(緑色の点)に変換する。その後、ある位置姿勢になるように回転 \mathbf{R} と並進 \mathbf{t} の変換をほどこす。次に、画像の再投影をする。ここでは、3次元点(緑色の点)を全天球カメラ画像上の点(黄色の点)に戻すために、各ピクセルのカメラの光学中心との距離を正規化し、全天球カメラ画像に戻す。最後に、全天球カメラ画像を正距円筒画像に変換することにより、キー画像を回転 \mathbf{R} と並進 \mathbf{t} で変換したバーチャル画像が取得できる¹⁵⁾。

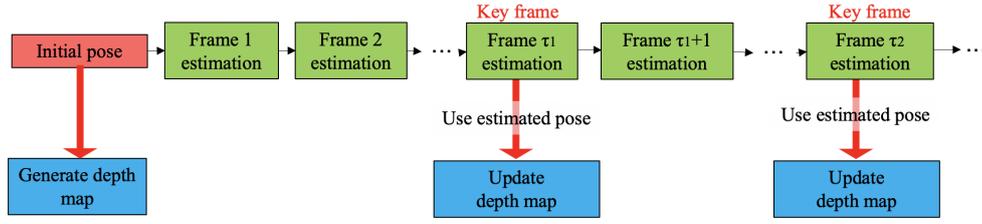


Fig. 2 Overview of proposed method

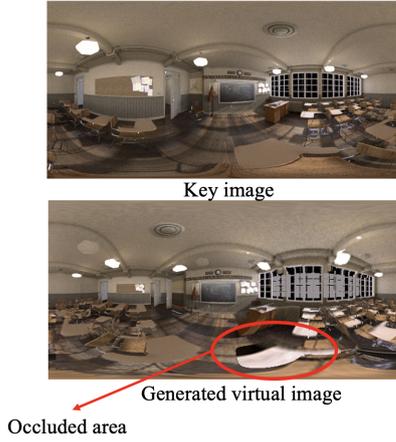


Fig. 3 Example of the occlusion problem

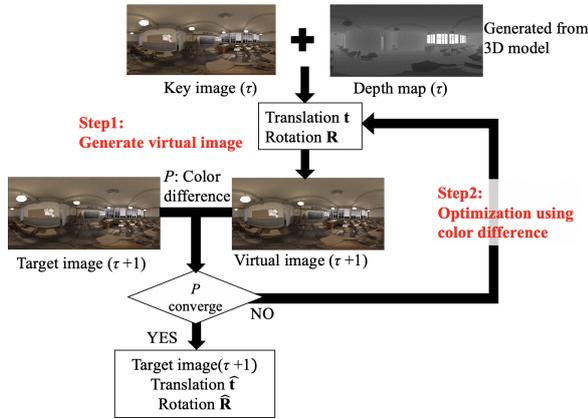


Fig. 4 Overview of optimization process

2.3.3 色差最小化による推定

本研究では、画像の全ピクセルの RGB 情報を利用して推定を行う。推定対象画像とバーチャル画像の色差が最小となる位置姿勢 $\hat{\mathbf{R}}, \hat{\mathbf{t}}$ は、次の式によって求める。

$$\hat{\mathbf{R}}, \hat{\mathbf{t}} = \arg \min_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} (P(\mathbf{a})), \quad (4)$$

ただし、

$$\mathbf{a} = \mathbf{I}_V(\mathbf{R}, \mathbf{t}) - \mathbf{I}_T, \quad (5)$$

であり、 \mathbf{a} はバーチャル画像と推定対象画像の色差を表す。 $\mathbf{I}_V(\mathbf{R}, \mathbf{t})$ は位置姿勢が (\mathbf{R}, \mathbf{t}) のバーチャル画像の各画素の画素値を 1 次元に展開したベクトルで、 \mathbf{I}_T は推定対象画像の各画素の画素値を 1 次元に展開したベクトルである。

図 3 に示したように、バーチャル画像を作成する際に、障害

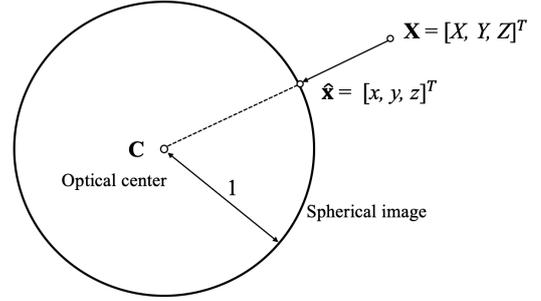


Fig. 5 Spherical camera projection model

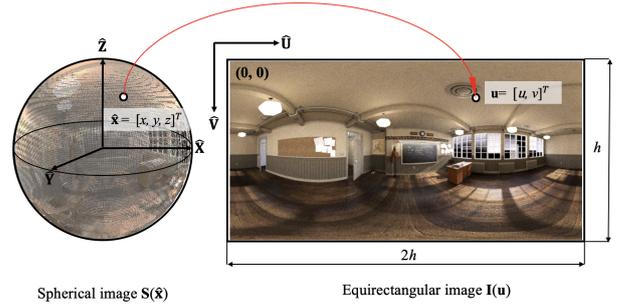


Fig. 6 Conversion of spherical camera image and equirectangular image

物によって色情報が欠落した領域が生じる場合がある。その領域の色差は、他の領域より大きい傾向がある。そのような領域の推定に与える影響を小さくするために、評価関数 P は以下のように定義された Huber 損失関数¹⁶⁾ を利用する。

$$P_i(a_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} \|a_i\|^2 & (\|a_i\| \leq \delta) \\ \delta(\|a_i\| - \frac{1}{2}\delta) & (otherwise), \end{cases} \quad (6)$$

$$P(\mathbf{a}) = \sum_{i=1}^n P_i(a_i), \quad (7)$$

ただし、 a_i は \mathbf{a} の i 番目の成分であり、 n は画像のピクセル数かける 3 (RGB チャンネル) である。 δ は閾値である。 δ より小さい場合は二乗誤差関数となり、 δ より大きい場合は一次関数となる。 P が最小となる位置姿勢を推定対象画像の位置姿勢と推定する。

Levenberg-Marquardt 法¹⁷⁾ でバーチャル画像と推定対象画像の色差を最小化する。ここでは、探索の効率化のために、前のフレームの推定結果を次のフレームの探索の初期値として用いる。

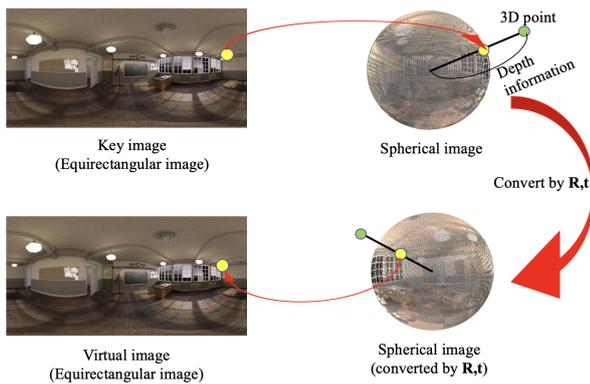


Fig. 7 Generating virtual image of specific viewpoint

2.4 デプスマップ更新によるトラッキング

2.2 節で述べたように、カメラがデプスマップを生成した位置から離れるにつれ、同じデプスマップで推定する精度が下がる。そのため、キーフレームを決めてデプスマップを更新する必要がある。ここでは、キーフレームの決定方法を提案する。図 3 で示した色情報の欠落は、カメラの並進移動によって生じるが、回転によっては生じない。そこで、カメラの推定位置が、前回のデプスマップを生成したキーフレームの推定位置から離れた距離がある閾値を超えときにデプスマップ更新を行うこととする。

3. 実験

3.1 実験環境

本研究では、カメラの位置姿勢の真値がわかり、画像とデプスマップを生成可能なソフト Blender¹⁸⁾ から取得した画像とデプスマップでシミュレーション実験を行った。この実験では、教室の 3D モデル図 8 を使用し、カメラの x, y, z 軸の回転と並進の 6 つのパラメータを推定した。教室のサイズは $4\text{m} \times 5.5\text{m} \times 3\text{m}$ である。本研究で用いた画像とデプスマップの解像度は、 600×300 である。

評価の行いやすさと結果のわかりやすさから、カメラの軌跡を円にした。ここでは、円の直径を教室の幅の約半分、 2m に設定した。また、 z 軸に変化を与えるために、 xy 平面から y 軸周りに 10deg の回転を与えて設置した。カメラの軌跡に沿って位置を変更し、カメラの姿勢をランダムに変更して画像を 100 フレーム生成した。フレーム間のカメラの並進移動の最大値を 0.1m に設定した。カメラ軌跡の真値の xy 平面の投影と教室の壁の位置を図 9 に示す。軌跡上の点は画像を生成した位置を表している。点が密集しているところではカメラの移動スピードが遅く、点が分散しているところではカメラの移動速度が速い。カメラの実際移動した距離は 6.283m である。フレーム間のカメラの回転の最大値を 2deg に設定した。 x, y, z 軸の最大回転量はそれぞれ 9.0deg , 9.5deg , 8.9deg である。

デプスマップを更新しない従来手法¹⁹⁾ と、デプスマップ更新を行う提案手法で実験を行った。ここでは、キーフレームの推定誤差を小さく抑えることと、デプスマップの更新回数を少なくすることをできるだけ両立するために、デプスマップ更新の条件は、カメラの移動範囲がキーフレームから 0.25m を超えた場合とした。2.3.3 項の式 (6) に示した評価関数の閾値 σ は試行錯誤により求め、本実験では 40 に設定した。



Fig. 8 3D model of classroom

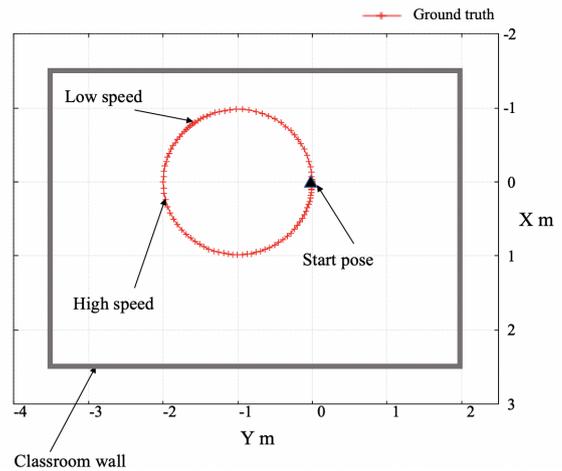


Fig. 9 Projection of the ground truth pose in the xy plane

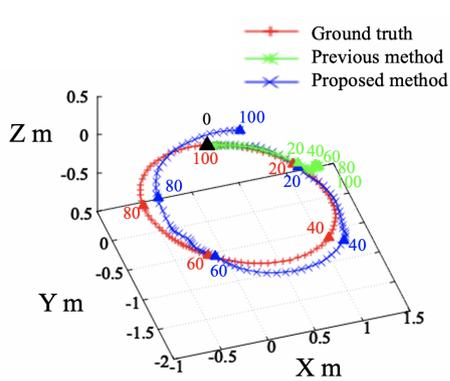
3.2 実験結果

実験結果を図 10 に示す。図 10 (a) はカメラの軌跡であり、図 10 (b) はカメラの軌跡の xy 平面の投影である。赤線はカメラ位置の真値の軌跡で、緑線は従来手法の推定位置の軌跡であり、青線は提案手法の推定位置の軌跡である。20 フレーム毎にカメラの位置を三角で示す。実験結果のフレームごとの並進誤差と回転誤差を図 11 に示す。緑線は従来手法を表し、青線は提案手法を表している。縦線はデプスマップ更新を行なったフレームを表している。デプスマップ更新の回数は 32 回であった。

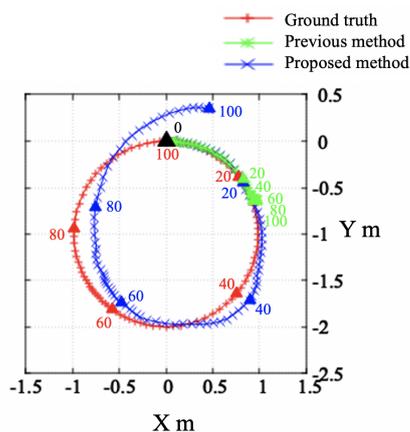
図 9 のカメラの軌跡と図 11 に示した縦線を比較すると、カメラの移動速度が速いときにデプスマップ更新も多く行われ、カメラの移動速度が遅いときにデプスマップ更新も少なく行われたことがわかる。

図 10 に示したように、デプスマップを更新しない従来手法では、初期位置からある程度離れると、推定がうまくいかず、近くに止まってしまうことが確認できた。デプスマップを更新することにより、初期位置から離れても推定が可能となった。カメラの移動速度が速いときに移動誤差も少し増える傾向が見られたが、従来手法より誤差ははるかに小さいことがわかる。

図 11 に示したように、並進誤差も回転誤差も、提案手法の方が従来手法より小さいことが確認できた。この手法における推定誤差は 2 種類存在する。この手法における推定誤差は 2 種類存在する。1 つ目は、毎回の推定による誤差である。具体的には、バーチャル画像を生成するときの誤差と最適化の結果の誤差などが考えられる。2 つ目は、デプスマップ生成に



(a) Camera trajectory



(b) Projection of camera trajectory in xy plane

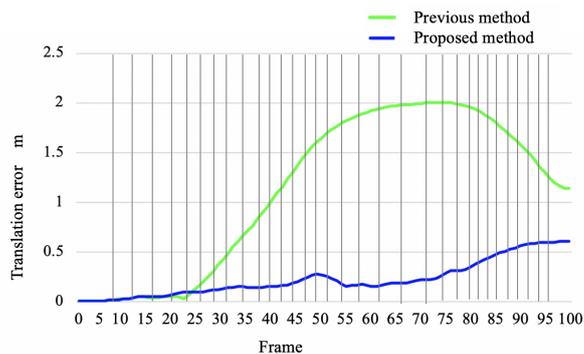
Fig. 10 Camera trajectory

よる誤差である。デプスマップ生成には推定位置姿勢を利用しているため、誤差が生じる。毎回の推定自体は累積誤差が発生しないが、デプスマップの誤差は次の推定にも影響するため、結果的には累積誤差が発生する可能性がある。図 11 (a) に示した提案手法の並進誤差は 80 フレームから誤差が増えているが、これは累積誤差によるものと考えられる。しかし、累積誤差があるにも関わらず、提案手法は従来手法より誤差はるかに小さいことがわかった。

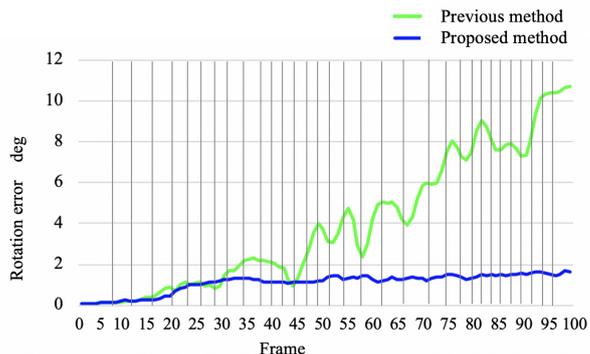
Levenberg-Marquardt 法を使った推定の反復計算では、反復のたびにバーチャル画像を生成しており、1 枚のバーチャル画像を作る時間は平均約 0.025s であった。1 回の位置姿勢推定には、平均約 200 回反復計算をしており、バーチャル画像を生成する時間や他の計算時間を合わせて、処理時間は平均約 7s であった。

4. 結 論

本研究では、全天球カメラと環境の 3D モデルを利用した色差最小化によるカメラの位置姿勢推定手法を提案した。3D モデルから得られる 3D 情報を使用し、画像の投影・再投影によって位置姿勢推定を行った。全天球カメラ画像を 3D モデルに投影し、視点変更をして再投影をすることで、違う視点から見たバーチャル画像を作り、バーチャル画像と位置姿勢を推定したい画像の色差を最小化することで推定した。また、オクルージョンの影響を考慮してロバストな評価関数を使った。さ



(a) Translation error



(b) Rotation error

Fig. 11 Estimation error

らに、デプスマップをキーフレーム毎に更新することにより、カメラの位置姿勢の連続的なトラッキングを実現した。

オフラインで点検箇所の位置姿勢を特定するアプリケーションを考えたとき、位置姿勢推定の目標精度は、アプリケーションの目的に依存する。例えば、先行研究では GPS と全方位型ロボットを利用し、滑走路に発生するクラックを点検する研究がある。その際の位置精度は 1m であった²⁰⁾。そのため、目標精度については、位置を大まかに特定する時に約 0.5m、より細かい点検をする際に 0.1m 以下の精度を出すことが望ましいと考えている。また、目標とする推定時間は、オフライン処理を想定した場合、数分程度だと考えられる。環境の 3D モデルは、Laser Range Finder などで作られる 3D モデルの精度、約 0.05m を想定している。

今後の課題として、デプスマップ更新による推定誤差を減らすことや精度向上などが挙げられる。例えば、ループクロージャ²¹⁾を使い、誤差をリカバリーさせることで累積誤差による精度低下を減らす方法などが考えられる。

もう一つの今後の課題は、違う環境での閾値設定である。今回の実験環境においては、評価関数の閾値を実験により 40 に設定したが、今後は、環境に応じた閾値の設定方法や、照明条件などによる影響についても検討する必要がある。また、今回の実験環境においては、デプスマップ更新の閾値を 0.25m に設定したが、今後は、違う環境での閾値の決定方法について更に検討する必要がある。

また、本研究では、初期位置姿勢は既知であることを前提にしているが、実環境実験を行う際に初期位置姿勢の測定は、最初にだけ決まった位置姿勢にマーカ²²⁾を配置し、その位置姿

勢を初期位置姿勢として推定をする方法や、モーションキャプチャを利用して初期位置姿勢を測定する方法などが考えられる。

謝 辞

本研究の成果の一部は株式会社ポケット・クエリーズとの共同研究によるものである。

参 考 文 献

- 1) S. H. Kim, C. W. Roh, S. C. Kang and M. Y. Park: Outdoor Navigation of a Mobile Robot Using Differential GPS and Curb Detection, Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2007) 3414.
- 2) R. Miyagusuku, A. Yamashita and H. Asama: Improving Gaussian Processes Based Mapping of Wireless Signals Using Path Loss Models, Proceedings of the 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, (2016) 4610.
- 3) E. Olson: Apriltag: A Robust and Flexible Visual Fiducial System, Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2011) 3400.
- 4) H. Zhang, L. Zhang and J. Dai: Landmark-based Localization for Indoor Mobile Robots with Stereo Vision, Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Application, (2012) 700.
- 5) D. Ishizuka, R. Kawanishi, T. Kaneko, A. Yamashita and H. Asama: Self-localization of Mobile Robot Equipped with Omnidirectional Camera Using Image Matching and 3D-2D Edge Matching, Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshop, (2011) 272.
- 6) G. Caron, E. M. Mouaddib and E. Marchand: 3D Model Based Tracking for Omnidirectional Vision: A New Spherical Approach, Robotics and Autonomous Systems, **60**, 8, (2012) 1056.
- 7) T. Goto, S. Pathak, Y. Ji, H. Fujii, A. Yamashita and H. Asama: Line-based Global Localization of a Spherical Camera in Manhattan Worlds, Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2018) 2296.
- 8) F. Steinbrucker, J. Sturm and D. Cremers: Real-time visual odometry from dense RGB-D images, Proceedings of the 2011 ICCV International Conference on Computer Vision, (2011) 719.
- 9) C. Audras, A. Comport, M. Meilland and P. Rives: Real-time dense RGB-D localization and mapping, Proceedings of the 2011 ACRA Australasian Conference on Robotics and Automation, (2011).
- 10) C. Kerl, J. Sturm and D. Cremers: Robust Odometry Estimation for RGB-D Cameras, Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2011) 3748.
- 11) Z. Fang and S. Scherer: Real-time Onboard 6DoF Localization of an Indoor MAV in Degraded Visual Environments Using a RGB-D Camera, Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2015) 5253.
- 12) R. A. Newcombe, S. J. Lovegrove and A. J. Davison: DTAM: Dense Tracking and Mapping in Real-Time, Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision, (2011) 2320.
- 13) Z. Zhang, H. Rebecq, C. Forster, D. Scaramuzza: Benefit of Large Field-of-View Cameras for Visual Odometry, Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2016) 801.
- 14) J. Courbon, Y. Mezouar, L. Eckert and P. Martinet: A Generic Fish-eye Camera Model for Robotic Applications, Proceedings of the 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, (2007) 1683.
- 15) S. Pathak, A. Moro, H. Fujii, A. Yamashita and H. Asama: Distortion-Robust Spherical Camera Motion Estimation via Dense Optical Flow, Proceedings of the 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing, (2018) 2381.
- 16) P. J. Huber: Robust Estimation of a Location Parameter, Annals of Mathematical Statistics, **35**, 1, (1964) 73.
- 17) J. J. More: The Levenberg-Marquardt Algorithm: Implementation and Theory, Numerical Analysis, Springer-Verlag, **630**, (1977) 105.
- 18) "Blender," <https://www.blender.org/> (access date 2020.04.12).
- 19) 陽 東旭, 樋口 寛, Sarthak Pathak, Alessandro Moro, 山下 淳, 浅間 一: 環境の 3D モデルと全天球カメラ画像を用いた色差最小化によるカメラの位置姿勢推定, 動的画像処理実用化ワークショップ 2020 講演論文集, 2020 (1).
- 20) 木村 康郎: 3次元カメラと全方位型ロボットによる滑走路のクラック検知システムの研究開発, 戦略的イノベーション創造プログラム (SIP) インフラ維持管理・更新・マネジメント技術 プロジェクト紹介 開発技術の概要, (2018) 44.
- 21) I. Mahon, S. B. Williams, O. Pizarro and M. Johnson-Roberson: Efficient View-Based SLAM Using Visual Loop Closures, Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Transactions on Robotics, **24**, 5, (2008) 1002.
- 22) F. J. Romero-Ramirez, R. Munoz-Salinas and R. Medina-Carnicer: Speeded Up Detection of Squared Fiducial Markers, Image and Vision Computing, **76**, (2018) 38.