

3眼全天球ステレオ視の最適化による 全方位3次元復元の精度向上

Improving Accuracy of 360-Degree 3D Reconstruction via
Epipolar Optimization of Trinocular Spherical Stereo Vision

精密工学専攻 55号 濱田拓海
Takumi Hamada

1. 序論

カメラでの三次元計測は、ロボットの自動化や人が立ち入れない災害現場での地形把握、インフラ点検などにおいて非常に有効である。また、環境の三次元モデルを復元する技術は人が立ち入りにくい環境においてもロボットが移動可能な経路生成などを可能にする。

三次元復元手法で最も用いられる1つにステレオカメラがある⁽¹⁾。ステレオカメラは2台のカメラの視差、すなわちカメラ位置の違いから生じる見え方のずれを利用して距離情報を得る。一般的なカメラを用いて復元をする場合、視野が限られてしまうため一度に全方向を計測することは難しく、全方向を観測するためには複数回の計測を行う必要があるため、リアルタイムの計測も不可能となる。

また、全方位計測に多く用いられるものとしてレーザを使用したVelodyneが挙げられる。Velodyneは手軽に全方位計測が可能であるが、高価であり給電コストも高く、色情報が得られない点がある。そこで本研究では全方向を撮影可能な全天球カメラに着目する。安価で一度の撮影のみで360度を計測可能な全天球カメラを複数用いて、ステレオ計測を行う⁽²⁾。

Pathakらは、全天球カメラ2台のキャリブレーションを行うことでカメラの回転ベクトルと並進ベクトルを求め撮影した2枚の画像を補正し、ステレオ視により距離計測を行い、再投影誤差を最小化することで三次元形状の復元を行った⁽³⁾。またYinらは、三台の全天球カメラを追加し、エピポーラ線方向での計測精度低下を考慮して角度による重みづけをした最適化を行った⁽⁴⁾。しかし視差を計算する際に、テクスチャの特徴量が少ない箇所では対応点を探しにくく誤差が発生するため、この最適化による誤差の改善には限界がある。これらの従来研究では、オプティカルフロー⁽⁵⁾により視差を計算する際に、この誤差を考慮せず最適化をおこなっているため誤差に対応できていない。よって本研究では、L字に設置された全天球カメラ3台から得られた3枚の画像からステレオ視による三次元形状の復元を行い、3次元情報と画像の勾配情報を考慮した最適化を用いた精度向上手法を提案する。

2. カメラ配置と正距円筒画像

本研究での全天球カメラの配置の模式図をFig. 1に示す。

2眼全天球ステレオではカメラが並ぶ方向であるエピポーラ線方向での計測精度が低下するため、カメラを1台追加した。カメラはL字に3台配置し、基線長を0.4mとする。

全天球カメラは2つの魚眼レンズから構成されており、それぞれの魚眼レンズで撮影された画像をつなぎ合わせた球体画像を生成する。しかし、球体画像は3次元のため、2次元で表示するためにFig. 2に示すような正距円筒画像への変換を行う。正距円筒画像とは、縦横比が1:2の画像で高緯度の範囲を引き延ばした世界地図とおなじような形式の画像である。使用する正距円筒画像はFig. 3に示す。

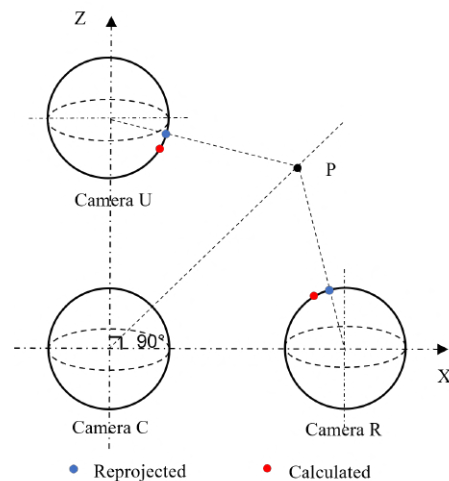


Fig.1 Camera Location

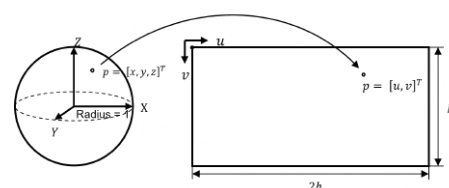


Fig.2 The conversion from a spherical image to a equirectangular image.



(a)



(b)



(c)

Fig.3 Equitangular Images:(a)Input Image at Camera U, (b)Input Image at Camera C and (c)Input Image at Camera R.

3. 距離計測の概要

本研究は、ステレオ視による距離計測、再投影誤差の算出、再投影誤差の最小化による距離の最適化、点群による復元の4段階で構成される。ステレオ視による距離計測は、ピクセルフロー推定と三角測量の原理を利用した距離算出から構成される。

3.1 ピクセルフロー推定

距離を算出する際に必要な視差を求めるために、2つの画像内で対応するピクセルの移動量であるピクセルフローを求める。縦に並んだ全天球カメラから得られる正距円筒画像を使用したピクセルフロー推定の結果をFig.4に示す。ピクセルフロー推定には二つの画像間の密な対応関係を機械学習により求めるDeepFlow⁽⁶⁾を使用した。



Fig.4 Pixel flow

3.2 距離計測手法

対象物までの距離は、Fig.5に示すように三角測量の原理を利用して求める。

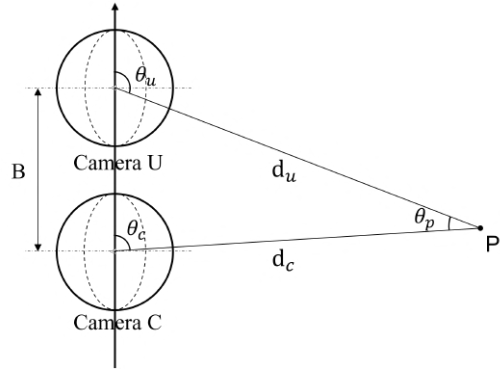


Fig.5 Measure distance Outline

θ_u, θ_c はそれぞれカメラが並ぶ方向からのなす角、 B は基線長、 d_u, d_c はそれぞれカメラから対象物までの距離である。

4. 提案方法

4.1 先行研究における課題点

先行研究では全天球カメラをL字に3台配置し、撮影された3枚の画像を入力画像とした⁽⁴⁾。カメラは2枚で1つのペアを構成し、それぞれのペアで距離を算出している。Fig.6で示した青い範囲で誤差が発生するとしたとき、重なりが大きさが誤差の大きさを示す。重なる範囲はカメラが並ぶエピポーラ線方向に近いほど大きくなっていることからエピポーラ線方向となす角度が小さいほど精度が低いことがわかる。二眼全天球ステレオにはこの問題があるため、先行研究では角度による重み付けを行い、最適化を行うことで精度向上が図られた。しかし、この手法ではピクセルフローを計算する際に、テクスチャに特徴が少なく正確に算出できない場合に対応できない。そのため、本研究では画像の勾配からテクスチャの特徴を抽出し、特徴が得られたピクセルの信頼度を高くすることで精度向上を図る。

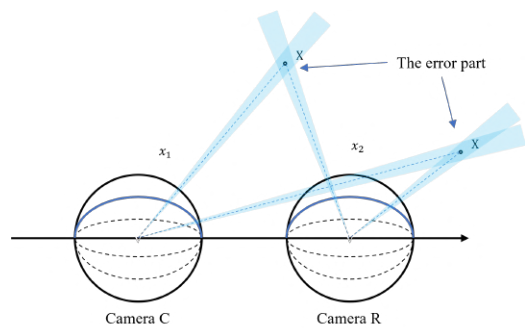


Fig.6 Error part

4.2 再投影誤差と最適化

再投影とは、一度求めた3次元位置から全天球カメラ上の対応するピクセルを求めることを表す。このとき、対応するピクセルは誤差により元の位置からずれる。再投影された点と元の点との差が再投影誤差となる。

算出した距離から3次元復元を行った点を Camera U と Camera R それぞれに再投影した際に、正距円筒画像上での対応する画素は一致するはずである。また、対応関係は DeepFlow で求めているため、勾配が強い点の信頼度が高い。よって、これを考慮した最適化手法を提案する。本手法では、2ペアのカメラが存在するため、最適化で得られる二つの距離値の平均を初期値とすることで探索を行う。最適化を式で表したものが以下となる。

$$d_g = \operatorname{argmin}(w_{cu}\epsilon_{cu}(d) + w_{cr}\epsilon_{cr}(d)) \quad (1)$$

ここで、 d_g は最適化後の距離、 $\epsilon_{cu}(d)$ 、 $\epsilon_{cr}(d)$ はそれぞれ再投影誤差、 w_{cu} 、 w_{cr} はそれぞれ勾配情報による重みづけである。最適化では Levenberg-Marquardt 法により誤差を最小化した。

4.3 画像の勾配情報に基づく最適化

二つの画像内で対応するピクセルの移動量であるピクセルフローは DeepFlow を利用し求める。DeepFlow は、画像内の特徴を抽出し画素ごとにピクセルフローを算出しているが、特徴のない様な領域ではうまく算出することができない。また、使用する画像はエピソード線が縦方向に平行に並ぶよう設定しているため、理論上は横方向の成分を持たない。しかし、実際の計測では、誤差により横方向のピクセルフローが発生してしまう。これらの課題を解決するため、画像の勾配を重みとして利用することで特徴のある画素の信頼度を大きく設定する。縦方向のピクセルフローを求めるためには、画像上で横方向に連なる特徴があることが望ましい。そのため、本研究では入力画像において Y 方向の Sobel フィルタをかけることで正距円筒画像に対してエッジ抽出を行う。得られたエッジを重みとして式 (1) で最小化することで、最適な距離を得る。重みをグレースケールで可視化したものを Fig. 7 に示す。



Fig.7 Grayscale Images of Gradient.

5. 結果

解像度 5000×2500 pixel の入力画像による復元結果を Fig. 9 に示す。3DCG ソフト Blender を利用し、Fig. 8 に示す教室を模した仮想環境で正距円筒画像をレンダリングし入力とした。また、このシミュレーション環境ではモデルの真値を得られるため定量的な評価が可能である。

Fig. 9 (a), Fig. 9 (b), Fig. 9 (c) は、それぞれ Blender から直接得られた真値を利用し復元した結果、計測距離の平均を最適化せず用いた際の復元結果、画像の勾配情



Fig.8 Virtual environment generated by the blender.



(a)



(b)



(c)

Fig.9 Reconstruction Results:(a)Reconstructin by True Value,(b) Reconstruction by Average Distance and (c)Optimization by Gradient.

報を利用した最適化による復元結果である。

Fig. 9 (b) の最適化を用いない復元において、ステレオカメラの性質であるエピポーラ線方向での測定精度低下の影響により、モデルの上下方向および横方向に外れ点が発生している。しかし、最適化後の Fig. 9 (c) において、教室の壁や天井の外側で復元されている点群数が減っているのが見て取れる。また、計測した 1250 万点群の中で、計測距離と真値との誤差が 10m 以上であった点の数は最適化前が 2109 点であったのに対して、最適化後は 84 点と大きく減らすことができた。また、この誤差が発生した点群は、全てエピポーラ線方向である X 軸と Z 軸から 30 度以内の範囲で発生していた。解像度 5000×2500 pixel、基線長 0.4m の条件では、視差が 1 pixel とし測定距離は 500m である。そのため、測定結果が 500m 以上の距離は間違った出力と考えられるため、測定距離が 500m 以上となった点群は精度評価の対象に入れないこととした。最適化前後での平均絶対誤差を Fig. 10 で示す。

平均絶対誤差は最適化前、画像の勾配情報を利用した最適化後においてそれぞれ、0.0545 m、0.0449 m となり、減少した割合は約 17.6%であった。また、誤差の発生しやすい X 軸、Z 軸から 30 度における範囲での平均絶対誤差は、最適化前、最適化後においてそれぞれ、0.0806 m、0.0529 m となり、減少した割合は約 34.3%であった。これらのことから、最適化を行うことで最適化前よりも平均絶対誤差を大きく減少させることができた。

しかし、復元結果の教室を外から撮影した Fig. 11 や Fig. 12 から分かるように、角に丸みが発生してしまっている。これは本研究の手法上、角や縁といった部分では

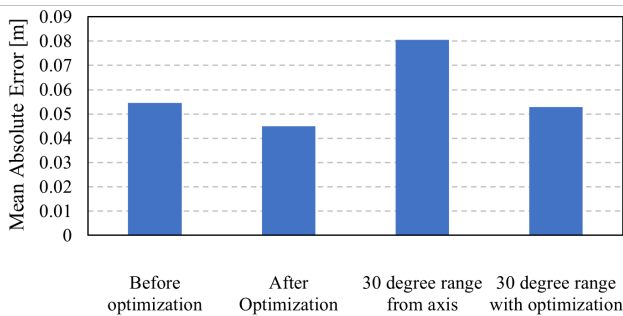


Fig.10 Mean Absolute Error



Fig.11 Areas of low precision

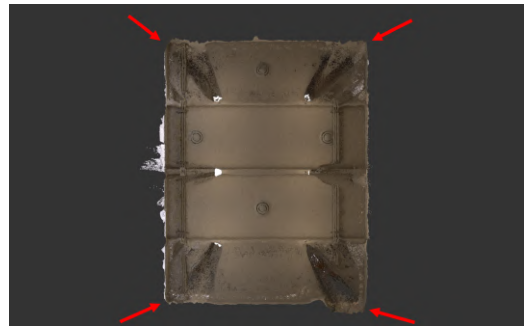


Fig.12 Low precision in classroom corners

正確な視差を算出しにくく、距離計測が難しい点が理由に挙げられる。そのため、これらを改善するためには壁や床といった直線情報を利用した復元や色情報を追加し対応を 1 ピクセルごとから周囲の情報も考慮した最適化を行うことが必要であると考えられる。

6. 結論

本研究は、全天球ステレオカメラによる復元精度向上のための画像の勾配情報を考慮した計測手法を提案した。本手法では、画像の勾配情報を利用した再投影誤差の最小化を行うことで、外れ点を減少させ、平均絶対誤差を小さくすることに成功し、本手法の有用性を示した。今後は、画像の色情報の利用や複数ピクセルを考慮した最適化、直線情報の追加、実環境での計測を目標とする。

参考文献

- (1) S. Sakai, T. Takahashi, K. Ito, T. Aoki and H. Unten, "3D Reconstruction from Two Views Using Consumer Digital Camera," *Information Processing Society of Japan (JPSJ)*, vol.2011-CVIM-176 No.4 pp. 1-8, 2011.
- (2) Li, Shigang. "Trinocular spherical stereo." In *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 4786-4791. IEEE, 2006.
- (3) S. Pathak, A. Moro, H. Fujii, A. Yamashita and H. Asama, "3D reconstruction of structures using spherical cameras with small motion," *2016 16th International Conference on Control, Automation and Systems (IC-CAS)*, October 2016.
- (4) W. Yin, S. Pathak, A. Moro, A. Yamashita and H. Asama, "Accurate All-round 3D Measurement Using Trinocular Spherical Stereovia Weighted Reprojection Error Minimization," *2019 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM)*, December 2019.
- (5) B. Horn and B. Schunck, "Determining optical flow," *Artificial Intelligence*, Volume 17, Issues 1-3, August 1981, Pages 185-203
- (6) Abraham, S. and Forstner, W., Fish-eye stereo calibration and epipolar rectification, 6. P. Weinzaepfel, J. Revaud, Z. Harchaoui, and C. Schmid, "DeepFlow, Large displacement optical flow with deep matching," *ICCV - IEEE International Conference on Computer Vision*, Dec 2013, Sydney, Australia. pp.1385-1392.