

# カメラを回転させた時の特徴点軌跡を用いた魚眼カメラの内部パラメータ推定手法の実機実験による検証

Verification by real camera experiments on fish-eye camera's intrinsic parameter estimation using trajectories of feature points when rotating the camera

田中祐輝 (中央大) ○ 菱木暁彦 (中央大)  
増山岳人 (中央大) 正 梅田和昇 (中央大)

Yuki TANAKA, Chuo University, y.tanaka@sensor.mech.chuo-u.ac.jp  
Akihiko HISHIGI, Chuo University  
Gakuto MASUYAMA, Chuo University  
Kazunori UMEDA, Chuo University

We propose a simple method to estimate fish-eye camera's intrinsic parameters without calibration targets. Our method takes advantage of trajectories of feature points in the scene. The trajectories of feature points are obtained by a rotation movement of the camera in a specific plane. We therefore can utilize rich feature points for calibration, and furthermore, specific calibration targets are not required. We estimate intrinsic parameters of a real fish-eye camera. The validity of proposed method is verified by perspective projection of distorted image using estimated parameters. In addition, we compare the results of perspective projection using a proposed method and a conventional method.

**Key Words:** Fish-eye camera, Estimation of intrinsic parameters, Calibration

## 1 序論

魚眼カメラは外界情報を取得するセンサとして広く利用されている。このカメラは超広画角であり、一度に広範囲のセンシングが可能である。そのため、自動車の視界支援システムや監視システム等の低コストで広範囲の計測が求められるセンサシステムを構築するのに有効である。しかし、魚眼カメラから得られる画像(以降、魚眼画像とする)は特有の歪を有している。この歪を除去した画像を生成するために透視投影変換を行う場合など、魚眼画像に画像処理を適用するには正確なカメラの内部パラメータを求めることが重要である。内部パラメータとは、カメラ1台1台の個体差を表す数値ともいえ、この内部パラメータの推定精度が画像処理の結果の精度に大きく影響を与える。

魚眼カメラの内部パラメータを推定する研究は存在するが、特別なターゲットを必要とする場合が多く、手間がかかる。Scaramuzzaらの手法ではチェッカーパターンを魚眼カメラに複数回提示する必要がある[1]。Kannalaらは一枚のキャリブレーションボードを一回のみ撮影することで魚眼カメラの内部パラメータを推定しているが、そのボードは $2 \times 3[m^2]$ と非常に大きく、扱いづらい[2]。また、これらの手法はターゲットの提示の仕方や回数により結果がばらつくことが考えられる。

そこで我々はキャリブレーション用のターゲットを用いず、図1のように実環境中でカメラを光学中心を通り、光軸と垂直な軸回りに回転させることで得られる特徴点の軌跡情報から魚眼カメラの内部パラメータを推定する手法を提案し、シミュレーションにより提案手法の有用性を示している[3]。本論文では、実機を用いた実験を行い、本手法の有用性を検証する。また、既存の手法との推定結果の比較を行う。

## 2 魚眼カメラの内部パラメータ

### 2.1 魚眼カメラモデル

本論文ではScaramuzzaらが提案している汎用的な全方位カメラモデル[1]を用いる。カメラモデルの概略を図2に示す。ある点のカメラ座標系における3次元位置 $\mathbf{P} = [X \ Y \ Z]^T$ とその点が画像上に投影される画像座標系における位置 $\mathbf{p} = [u \ v]^T$ 、画

像中心 $\mathbf{p}_0 = [u_0 \ v_0]^T$ の対応関係は次式のように表される。ただし、画像座標系は画像左上が原点である。

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} u-u_0 \\ v-v_0 \\ -f(\rho) \end{bmatrix} \quad (1)$$

$\approx$ は同次座標として等しいことを表す。 $\rho$ は投影点 $\mathbf{p}$ の画像中心 $\mathbf{p}_0$ からの距離であり、次式で表される。

$$\rho = \sqrt{(u - u_0)^2 + (v - v_0)^2} \quad (2)$$

また、 $f(\rho)$ は $\rho$ の多項式であり、次式のように表される。

$$f(\rho) = a_0 + a_1\rho + a_2\rho^2 + a_3\rho^3 + a_4\rho^4 + \dots \quad (3)$$

本論文では、4次の項までの係数 $a_0, a_1, a_2, a_3, a_4$ をカメラの内部パラメータとする。画像中心 $\mathbf{p}_0$ を含め推定する内部パラメータ $\mathbf{I}$ は以下の通りである。

$$\mathbf{I} = [a_0 \ a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ u_0 \ v_0]^T \quad (4)$$

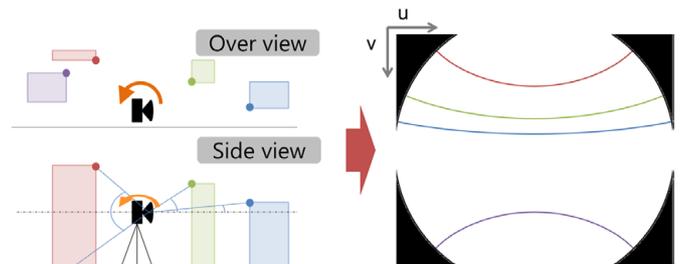


Fig.1 Making feature point trajectories[3]

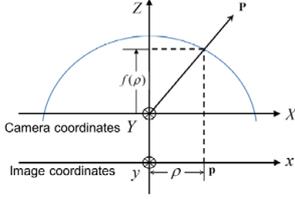


Fig.2 Camera model

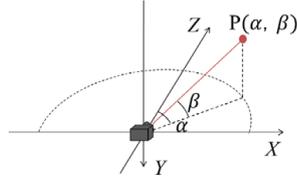


Fig.3 3D coordinates

## 2.2 3次元点の投影

本論文ではカメラの回転を利用することから、図3のように3次元点  $\mathbf{P}$  を方位角  $\alpha$  と仰角  $\beta$  で定義する. このとき、式 (1) より画像上に投影される点  $\mathbf{p}$  は以下ようになる.

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\tan \alpha \cdot f(\rho) + u_0 \\ \sqrt{\tan^2 \alpha + 1} \cdot \tan \beta \cdot f(\rho) + v_0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

ただし、このときの  $\rho$  は式 (3) より、以下の式の  $\rho$  についての4次方程式の実数解を用いる.

$$f(\rho) = a_0 + a_1\rho + a_2\rho^2 + a_3\rho^3 + a_4\rho^4 \quad (6)$$

$f(\rho)$  は式 (1) と図3より、以下の式で与えられる.

$$\begin{aligned} f(\rho) &= -\frac{Z}{\sqrt{X^2 + Y^2}}\rho \\ &= -\frac{\rho}{\sqrt{\tan^2 \alpha + (\tan^2 \alpha + 1) \cdot \tan^2 \beta}} \end{aligned} \quad (7)$$

## 3 内部パラメータ推定手法

本手法では、内部パラメータと観測点、特徴点の3次元位置を用いて計算される評価関数を最適化手法によって最小化することにより、観測点を得た魚眼カメラの内部パラメータを推定する. 以下、評価関数の定義と推定の流れを示す.

### 3.1 評価関数の定義

まず、式 (5) から  $\alpha$  を消去することで以下の拘束式を得る.

$$v - v_0 + \sqrt{(u - u_0)^2 + f^2(\rho) \cdot \tan^2 \beta} = 0 \quad (8)$$

カメラを回転させた時の観測点  $\mathbf{p}_{fi} = [u_{fi} \ v_{fi}]^T$  の  $u_{fi}$  を式 (8) に代入し、 $v$  について解く. その解を再投影点  $\mathbf{p}_{ri} = [u_{ri} \ v_{ri}]^T$  の  $v$  座標  $v_{ri}$  とする. ここで  $u_{ri} = u_{fi}$  である. 観測点  $\mathbf{p}_{fi}$  と再投影点  $\mathbf{p}_{ri}$  の  $v$  座標の差の絶対値和を評価関数  $E$  として以下のように定義する.

$$E = \sum_{i=1}^N |v_{fi} - v_{ri}| \quad (9)$$

$N$  は観測点数である. 評価関数  $E$  は観測点  $\mathbf{p}_{fi}$  と内部パラメータ  $\mathbf{I}$ 、特徴点の仰角  $\beta$  によって計算される. 観測点  $\mathbf{p}_{fi}$  は魚眼画像から得られるため、最適化手法により評価関数  $E$  を最小とする内部パラメータ  $\mathbf{I}$  を求める. 特徴点の仰角  $\beta$  は次節で示す通り、繰り返し計算を行い、更新する. 本論文では最適化手法に修正 Powell 法を用いる.

### 3.2 推定の流れ

本論文での推定の流れを図4に示す. 最初に内部パラメータ  $\mathbf{I}$  の初期値を決定する. 内部パラメータ  $\mathbf{I}$  の  $a_0 \sim a_4$  は手動で適当な初期値を設定する.  $u_0, v_0$  は各軌跡の対称性から計算する. 初めに、各軌跡を2次近似する. 2次曲線の頂点の  $u$  座標の平均を  $u_0$  とする. また、2次の係数と頂点の  $v$  座標をプロットし、線形近似することで2次の係数が0となる  $v$  を求め、その値を  $v_0$  とする.

次に内部パラメータ  $\mathbf{I}$  を既知として式 (8) を  $\beta$  について解く. 1本の軌跡中の観測点は同一の  $\beta$  である. よって軌跡中の全点の  $\beta$  の平均をその軌跡の  $\beta$  とする. 得られた  $\beta$  を用いて式 (9) の評

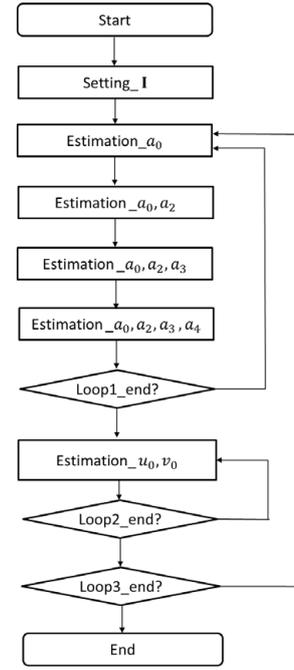


Fig.4 Flow of estimation



Fig.5 Environment of experiment

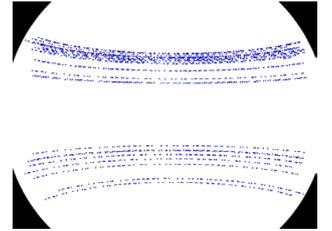


Fig.6 Feature point trajectories

価関数  $E$  を最小化するように内部パラメータ  $\mathbf{I}$  を推定する. この仰角  $\beta$  と内部パラメータ  $\mathbf{I}$  を求める手順を繰り返し、各値を更新する. また、収束を安定させるため、推定する内部パラメータの数と種類を変更しながらこの繰り返しを進める. 本論文において設定した反復計算の流れと推定するパラメータは図4に示している. 各ループに収束条件を設け、すべてのループが終了するまでに評価関数  $E$  を最小とした内部パラメータ  $\mathbf{I}$  を推定結果とする.

## 4 実機の内部パラメータ推定実験

### 4.1 特徴点軌跡の生成

本手法は以下の条件を満たすようにカメラを設置、回転させることを仮定している.

- カメラの回転軸は光学中心を通る.
- 回転軸とカメラの光軸は常に垂直である.

以上の条件を満たすようにカメラを設置した. カメラは手動で回転させ、任意のタイミングで連続的に画像を取得した. 連続した2画像間での特徴点マッチングを順次行うことで、各特徴点の軌跡を得た. 本論文では、特徴点検出およびマッチングに AKAZE 特徴量 [4] を用いた. 推定を安定的かつ高精度に行うために、より画像の両端に伸びる、誤追跡を行っていない軌跡のみを手動で選択して推定に用いた. 実際にカメラを設置した環境を図5に、生成した特徴点軌跡を図6に示す.

Table 2 Estimated intrinsic parameters I

$a_0$	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$	$u_0$ [pixel]	$v_0$ [pixel]
-415.39	0.00	$1.27 \times 10^{-3}$	$-2.06 \times 10^{-6}$	$3.51 \times 10^{-9}$	548.95	386.86

Table 1 Initial intrinsic parameters I

$a_0$	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$
-100.00	0.00	0.00	0.00	0.00

#### 4.2 内部パラメータ推定条件

$a_0 \sim a_4$  の初期値を表 1 に示す。  $v_0$  の初期値を安定して求めるために、初期値計算に使用する軌跡を経験的に画像中心に近い 4 本とした。

#### 4.3 実験結果

推定終了時の再投影点  $\mathbf{p}_{ri}$  の位置を図 7 に示す。青色の点が観測点  $\mathbf{p}_{fi}$ 、赤色の矩形が再投影点  $\mathbf{p}_{ri}$  である。また、推定されたパラメータを表 2 に示す。図 7 より評価関数の最小化はおおむね正しく行われていることがわかる。

内部パラメータの真値を知ることは不可能であることから、推定された内部パラメータを用いた魚眼画像の透視投影変換によって推定結果の評価を行う。また、既存手法との比較も行った。Scaramuzza らの手法 [1] を用いて同一の魚眼カメラの内部パラメータを推定した。推定にはチェッカーパターンを写した 20 枚の画像を用いた。図 8 に変換を行う入力魚眼画像を、図 9 にそれぞれの推定手法で推定した内部パラメータを用いた透視投影変換の結果を示す。図 9(b) より、歪んで写されていたチェッカーパターンが直線的になっていることがわかる。また、図 9(a) と比較すると、ほぼ同じように歪が除去されている。よって、推定された内部パラメータはおおむね正しいと考えられる。しかし、チェッカーパターンの左下端では図 9(b) の方が歪が取り切れていない。このことから提案手法のさらなる高精度化の余地があると考えられる。歪がわずかに残った結果になった原因の一つとしてカメラの設置位置が前提条件とはずれていることが考えられる。光学中心と回転軸のずれについては、カメラから遠い特徴点を計測するようにカメラを設置することで設置誤差の影響を小さくできる。また、光軸と回転軸の角度のずれについては回転させながらずれを検知し、それを補正する指示を出すようなシステムにする対策が考えられる。歪がわずかに残った結果になった原因として、特徴点軌跡が偏って存在していることが考えられる。現在、カメラを回転させる中で得られた全ての画像中で追跡が成功した特徴点の軌跡のみを推定に用いている。今後は途中で追跡が失敗し、その後再び追跡できた特徴点軌跡も推定に用いることで、より多くの情報を用いることができると考えられる。

### 5 結論

本論文では、カメラを回転させた時の特徴点軌跡を利用して簡便に魚眼カメラの内部パラメータを推定する手法を用いて実機の魚眼カメラの内部パラメータを推定した。その結果、評価関数の最小化はおおむね正しく行われることを示し、推定されたパラメータを用いた透視投影変換では歪を除去した画像を得ることができた。今後の展望として、本論文で挙げた課題を解決し、より高精度かつ安定的な推定を目指す。

#### 参考文献

[1] Scaramuzza, D. Martinelli, A. and Siegwart, R., "A Toolbox for Easily Calibrating Omnidirectional Cameras," Proceedings of the 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2006), pp.5695–5701, 2006.  
 [2] Kannala, J. Brandt, S. S., "A Generic Camera Model and Calibration Method for Conventional, Wide-angle, and Fish-eye

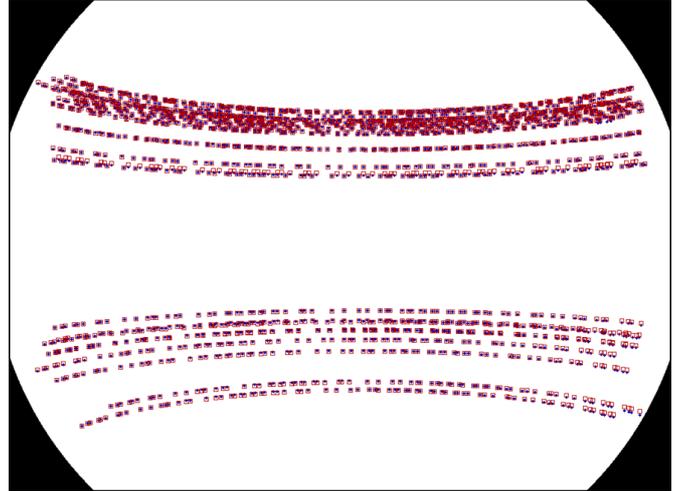


Fig.7 Reprojected point  $\mathbf{p}_{ri}$

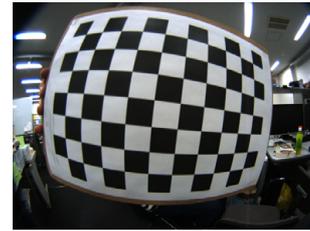
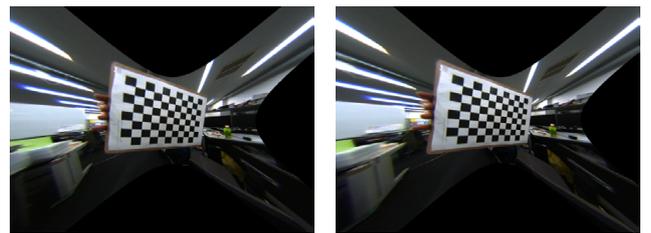


Fig.8 Input image



(a) Existing method

(b) Proposed method

Fig.9 Results of perspective projection

Lenses," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.28, no.8, pp.1335–1340, 2006.

[3] 田中祐輝, 増山岳人, 梅田和昇, "カメラを回転させた時の特徴点軌跡を用いた魚眼カメラの内部パラメータ推定—モデルと評価関数の変更による改良—, 動的画像処理実用化ワークショップ (DIA2016), IS2-A2, 2016.  
 [4] Alcantarilla, F. P., Nuevo, J. and Bartoli, A., "Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces," British Machine Vision Conference (BMVC), 2013.