

較正画像における直線度の最大化に基づく放射対称歪曲の較正

藤木 淳[†] 赤穂昭太郎[†] 日野 英逸^{††} 村田 昇^{††}

[†] 産業技術総合研究所 〒305-8568 茨城県つくば市梅園 1-1-1 つくば中央第 2

^{††} 早稲田大学, 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

E-mail: [†]{jun-fujiki,s.akaho}@aist.go.jp, ^{††}hideitsu.hino@toki.waseda.jp, ^{†††}noboru.murata@eb.waseda.ac.jp

あらまし 魚眼レンズ等の全方位カメラにおける放射対称歪曲の較正パラメータは、一般的に測鉛線原理、つまり実空間における直線の像である歪曲直線が直線へと写像されるように推定される。これは歪曲画像から理想的なピンホールカメラで撮影された画像を推定することに相当する。本稿では、歪曲直線の較正画像における相似変換に不変な直線度を定義し、それを最大化することによって較正助変数を求める手法を提案する。提案手法は既存手法の多くがもつ較正画像において最良の推定であるとは言えないという欠点を克服しており、1枚の画像上の1本の歪曲直線からでも復元可能な手法である。なお、提案手法は非線型最適化問題となるため理論的な数値計算上の安定性は保証されないが、数値計算上安定して動作することは実験的に確かめられた。また、較正結果の有効性は人工データによる実験と実画像による実験で確かめられた。

キーワード 魚眼レンズ, 全方位カメラ, 較正, 測鉛線原理, 直線度

1. はじめに

近年、広視野画像解析が盛んである。広視野画像は3次元復元や監視システム等の様々な応用が期待されている。これら応用のために魚眼レンズ等により撮影された広視野画像が用いられるが、広視野画像は一般に歪んでいるため、歪みのない画像へ写像されなければならない。一般にレンズに由来する歪曲は多く存在するが、それらは放射歪曲 (radial distortion)、偏心歪曲 (decentering distortion) 及び薄三稜鏡歪曲 (thin prism distortion) の3つに分類される [18], [19]。魚眼レンズの幾何学的歪曲は主にレンズ形状に由来し放射対称歪曲が主要な歪曲となる。放射対称歪曲の較正手法は精力的に研究されており [10], [15] ~ [17], その多くの手法は実空間の真っ直ぐな線は透視射影平面上の直線に射影されるという測鉛線 (plumbline) 原理に基づく [5]。それ故に縞模様や市松模様などの直線図形が較正に用いられる。ここで測鉛線原理に基づく較正の幾何学的意味は、放射対称歪曲画像から、ピンホールカメラによって撮影された理想的な透視射影画像の復元である。

この測鉛線原理に基づいた放射対称歪曲のみを仮定されたカメラの較正手法が提案された [9]。その手法は2次元画像上の点を $2N$ 次元の特徴空間に射影し、特徴空間における線型あてはめによって較正を行なう手法のため、線型手法のもつ数値計算上の安定性をもち、また理論上1枚の画像上の1本の歪曲直線のみからでも復元可能な手法であるが、特徴空間における最良の推定値を求めているため、較正画像において最良の推定であるとは言えない。そのため手法 [9] は、あらかじめ用意された多数の基底集合から部分集合を取り出し、その組合せから最

適の基底を取り出すというモデル選択に基づいた手法に拡張された [6]。手法 [6] におけるモデル選択の基準は像空間、つまり較正画像において定義された直線度が最大となることである。そのため手法 [6] は線型手法に組合せ最適化を合わせた手法であり、手法 [9] の数値計算上の安定性と、1枚の画像上の1本の歪曲直線から復元可能という特徴を継承しているものの、較正画像において最良の推定であるとは言えないことも継承しているという問題点がある。

また、較正画像上の歪曲直線の較正後の共分散行列の行列式を最小化することによって較正助変数を推定する手法も提案されている [2]。しかし共分散行列の行列式は回転には不変であっても拡大変換には可変であるため、相似変換に不変であるはずの測鉛線原理を適切に表現しておらず、共分散行列の行列式の最小化によって最適な推定値が得られるとは限らない。

そこで本稿では、大津 [12] によって提案された相似変換に不変な直線度を利用して較正画像における直線度を定義し、それを直接最大化することによって、手法 [6] で比較される直線度を特徴空間における最良の推定値から、較正画像における最良の推定値へと改良する。そのため、提案手法は非線型最適化問題となるため、理論的な数値計算上の安定性は保証されないが、1枚の画像上の1本の歪曲直線から復元可能という特徴は継承しており、また較正画像において最良の推定であるとは言えないという欠点を克服した。提案手法の有効性は人工データと実画像によって示され、その実験においては数値計算上安定して動作していることも確認された。

2. 同次 N 次形式と対称 N 階テンソル

本節では、本稿で用いる記号についてまとめておく。
 K 変数 x_1, \dots, x_K に対して定まる

$$\sum_{i_1 + \dots + i_K \leq N} \alpha_{i_1 \dots i_K} x_1^{i_1} \dots x_K^{i_K}, \quad i_k \geq 0, k = 1, \dots, K$$

を x_1, \dots, x_K の N 次形式 (N -ic form) という。そして例えば 2 次から 5 次については quadric, cubic, quartic, quintic と呼ぶ。なお、変数の数を明示するときは K 変数 (K -ary) を添える。そして例えば 2 変数から 4 変数については binary, ternary, quaternary と呼ぶ。

特に本稿では同次 N 次形式 (homogeneous N -ic form)

$$\sum_{i_1 + \dots + i_K = N} \alpha_{i_1 \dots i_K} x_1^{i_1} \dots x_K^{i_K}, \quad i_k \geq 0, k = 1, \dots, K$$

のみを扱う。

また、 K 次 N 階テンソル

$$A = (a_{j_1 \dots j_N}), \quad 1 \leq j_n \leq K, n = 1, \dots, N$$

に対して、 $a_{j_1 \dots j_N}$ の値が、 j_1, \dots, j_N の任意の置換に対して値を変えないとき、 A を対称 N 階テンソルと呼ぶ。ここで、集合 $\{j_n\}_{n=1}^N$ における数 k の個数を i_k ($k = 1, \dots, K$) とすると、 $a_{j_1 \dots j_N}$ の添字の入れ換えの総数は $\frac{N!}{i_1! \dots i_K!}$ 通りあり、その等しい値を $\beta_{i_1 \dots i_K}$ とおくと、

$$\begin{aligned} & \sum_{1 \leq j_n \leq K} a_{j_1 \dots j_N} x_{j_1} \dots x_{j_N} \\ &= \sum_{i_1 + \dots + i_K = N} \frac{N!}{i_1! \dots i_K!} \beta_{i_1 \dots i_K} x_1^{i_1} \dots x_K^{i_K} \end{aligned}$$

が成立する。この K 変数同次 N 次形式を本稿では

$$\sum_{1 \leq j_n \leq K} a_{j_1 \dots j_N} x_{j_1} \dots x_{j_N} = Ax^{\otimes N}$$

のように略記する。ここで $x = (x_i)$ である。このとき例えば二次形式は $x^T Ax = Ax^{\otimes 2}$ のように略記される。

なお、2 変数 N 次形式を $\sum_N C_n a_n x^{N-n} y^n$ のように二項係数を用いて表現する手法はケイリー卿によって既に行なわれており、ケイリー卿はこれを $(a_0, \dots, a_N)(x, y)^N$ と表現した [4]。

3. 放射対称歪曲モデルと測鉛線原理による較正

本節では放射対称歪曲モデルについて説明する。本稿では視野角は 180° 未満であるとし、放射対称歪曲の中心は画像中心と一致すると仮定する。この仮定は Tardif et al. [16] で提案された中心点の調整法の適用によりみだされる。このとき、歪曲画像の動径長、つまり特徴点の

原点からの距離を r_d 、非歪曲画像における対応点の動径長を r_u とすると、放射対称歪曲の較正は r_d から r_u への 1 次元写像

$$f_{\text{GNP}}(r) : r_d \mapsto r_u \quad (\mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+)$$

の決定問題 [7] となる。

さて、 $x \in \mathbb{R}^2$ を歪曲画像の特徴点の 2 次元画像座標とし、 $\phi(x) \in \mathbb{R}^2$ を x に対応する理想的な (非歪曲の) ピンホールカメラによって撮影された透視射影による 2 次元画像座標とする。このとき放射対称歪曲の仮定の基では x から $\phi(x)$ への写像は、動径長 $r = \|x\|$ のみに依存する関数 $f(r)$ を用いて

$$\phi(x) = f_{\text{GNP}}(r) \frac{x}{\|x\|} = \frac{f_{\text{GNP}}(r)}{r} x \quad (1)$$

のように表現される。

図 1 は観測された画像における原点から特徴点までの距離 r_d と、対応する透視射影画像における原点から特徴点までの距離 $r_u = f_{\text{GNP}}(r_d)$ との関係を図示したものである。本稿では、歪曲関数 $f_{\text{GNP}}(r)$ は基底関数

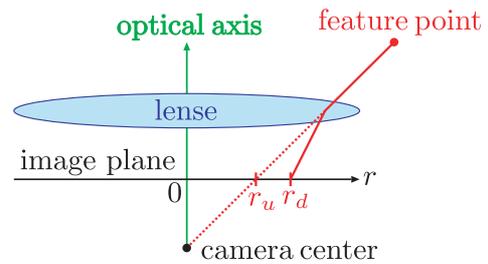


図 1 放射対称歪曲の概念 (透視射影カメラ)

$\{f_n(r)\}_{n=1}^N$ の線型結合によって

$$f_{\text{GNP}}(r) = \sum_{n=1}^N c_n f_n(r) \quad (2)$$

と表現 (近似) されるものとする。その結果、放射対称歪曲の較正は与えられたデータ点から係数 $\{c_n\}_{n=1}^N$ を決定する問題となる。通常、3 次元実空間内には多数の直線が存在し、これらは魚眼レンズなどにより歪曲した曲線として観測される。よって歪曲画像においては直線の像としての曲線が多数観測される。そこで測鉛線原理、つまりこれら曲線が可能な限り直線として写像されるように係数ベクトル $c = (c_1, \dots, c_N)^T$ を決定する。

さて、各々の歪曲直線から導かれる拘束条件を求めるために、まず特定の直線上の点列 $\{x_{[d]}\}_{d=1}^D$ について考える。式 (1), (2) から歪曲画像から理想的な透視射影画像 (較正画像) への写像は

$$\phi_{[d]} = \phi(x_{[d]}) = \sum_{n=1}^N c_n \phi_n(x_{[d]}) = P_{[d]} c \quad (3)$$

と表現できる。但し $\phi_n(x) = f_n(\|x\|) \frac{x}{\|x\|}$ 及び

$P_{[d]} = (\phi_1(x_{[d]}) \cdots \phi_N(x_{[d]}))$ である。測鉛線原理から1つの歪曲直線上にある点列 $\{\phi(x_{[d]})\}_{d=1}^D$ は同一直線上にある。

そこで、点列 $\{\phi(x_{[d]})\}_{d=1}^D$ になるべく同一直線上にあるような条件を考える。

3.1 3つの空間

本稿の枠組みにおいて、観測されるデータ点は3つの表現を持つことに注意しておく。まず観測された画像座標 $x_{[d]} \in \mathbb{R}^2$ 、較正画像座標 $\phi_{[d]} \in \mathbb{R}^2$ 、そして行列 $P_{[d]}$ を vec 演算子 [8] を用いてベクトル化した $\text{vec}[P_{[d]}] \in \mathbb{R}^{2N}$ である。写像 $x_{[d]} \mapsto \text{vec}[P_{[d]}]$ を特徴写像ととらえることができる [9] ので、データ点は $x_{[d]}$ の属する原空間、 $\phi_{[d]}$ の属する像空間そして $\text{vec}[P_{[d]}]$ の属する特徴空間の3つにおける表現を持ち、それぞれの空間において評価基準を定めることができ、本稿では像空間における評価基準によって係数ベクトル c を推定する。

まず、原空間における評価基準として一般的に用いられている尺度は再投影誤差 (reprojection error) である。これは像空間においてあてはめられるべき直線の逆像である歪曲直線とデータ点の距離として定義することができる。

次に、特徴空間における評価基準であるが、一般に特徴空間において線型あてはめ問題に帰着できるように特徴写像は構成されるため、線型あてはめの誤差が評価基準となる [9]。

そして、像空間における評価基準であるが、像空間は定数倍の不定性を持つため、大津 [12] によって提案された相似変換に不変な直線度を最大化するような較正手法を提案する。

なお、較正の性能は $\{f_n\}_{n=1}^N$ の選び方に依存するため、基底 $\{f_n\}_{n=1}^N$ をモデル選択することによってより良いあてはめ結果を得る手法が提案された [6]。その際、較正の性能は較正画像において歪曲直線がどれだけ真っ直ぐな直線に近いかで測るべきであると考え、較正画像における直線度を利用して最良の基底 $\{f_n\}_{n=1}^N$ を選び出した。その直線度は次節に述べる大津 [12] による直線度 L を用いて $\frac{1+L}{2}$ と表現できるため、本質的に同一の尺度である。

なお、較正画像における直線度の尺度として共分散行列の行列式を利用し、これを最小化することによって較正助変数を推定する手法も提案されている [2]。しかし共分散行列の行列式は回転には不変であっても拡大変換には可変であるため、相似変換に不変であるはずの測鉛線原理を適切に表現しておらず、共分散行列の行列式の最小化によって最適な推定値が得られるとは限らず、本稿のような相似変換に不変な直線度を用いるべきであると考え。

3.2 相似変換に不変な直線度

さて、一直線上にあると思われる2次元画像データ $\{y_{[d]}\}_{d=1}^D$ に対して定義すべき直線度は、相似変換、つまり回転、拡大、平行移動に不変なものであることが望ましい。本稿では、平行移動に不変な統計量のうち最も簡単なものである2次のセントラルモーメントから構成される共分散行列によって定義される相似変換に不変な直線度を用いる。

さて、 $\{y_{[d]}\}_{d=1}^D$ の共分散行列は

$$\bar{y} = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D y_{[d]}$$

とおくと、

$$K = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D y_{[d]} y_{[d]}^\top - \bar{y} \bar{y}^\top = \begin{pmatrix} \mu_{20} & \mu_{11} \\ \mu_{11} & \mu_{02} \end{pmatrix} \quad (4)$$

である。このとき2次のセントラルモーメントから導かれる相似変換に不変な直線度は

$$L = \frac{\sqrt{4\mu_{11}^2 + (\mu_{20} - \mu_{02})^2}}{\mu_{20} + \mu_{02}} = \sqrt{1 - 4 \frac{\det K}{(\text{tr} K)^2}}$$

に限られる [12] ことが知られている。ここで $\text{tr} K$, $\det K$ はそれぞれ K の固有和、行列式である。

なお、この直線度 L は以下の性質をもつ：

性質 1. L は0と1の間の値を取る。

性質 2. 最大値 $L = 1$ は、点列が正確に直線上に並ぶときにのみ達成される。

性質 3. 最小値 $L = 0$ は、点列が無相関で、等方的にランダムに分布するときのみ達成される。

3.3 エネルギー関数

前小節により、ある1本の直線上にあると考えられる点列の直線度を最大にするには、 $E = \frac{\det K}{(\text{tr} K)^2}$ を最小にすれば良い。

さて、式 (3) において、

$$P_{[d]} = (p_{1[d]}, p_{2[d]})^\top, \quad P = (p_1, p_2)^\top = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D P_{[d]}$$

とおくと、

$$\bar{\phi} = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \phi_{[d]} = P c = \begin{pmatrix} p_1^\top \\ p_2^\top \end{pmatrix} c$$

であり、これを較正画像におけるデータの共分散行列

$$K = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \phi_{[d]} \phi_{[d]}^\top - \bar{\phi} \bar{\phi}^\top$$

に代入すると、 K の (i, j) ($i = 1, 2; j = 1, 2$) 成分 k_{ij} は

$$G_{ij} = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D p_{i[d]} p_{j[d]}^\top - p_i p_j^\top$$

とおくと,

$$k_{ij} = G_{ij}c^{\otimes 2} \quad (5)$$

となる。つまり K の各成分は c の二次形式となる。そしてこのとき, $\det K$ 及び $\text{tr} K$ は

$$\begin{aligned} \det K &= (G_{11}c^{\otimes 2})(G_{22}c^{\otimes 2}) - 2(G_{12}c^{\otimes 2})^2 = Ac^{\otimes 4}, \\ (\text{tr} K)^2 &= \{(G_{11} + G_{22})c^{\otimes 2}\}^2 = Bc^{\otimes 4} \end{aligned}$$

のように, c の四次形式となる。

このとき, 直線度を最大にするには c の四次形式商 (四次形式の比)

$$E = \frac{\det K}{(\text{tr} K)^2} = \frac{Ac^{\otimes 4}}{Bc^{\otimes 4}} \quad (6)$$

を最小にすれば良い。 E は 1 枚の画像における 1 本の直線からも構成することができるため, 放射対称歪曲画像は, 1 枚の画像における 1 本の直線さえあれば較正することができることがわかる。

そして, 複数の画像にわたって直線が合計 S 本観測された場合は, 第 s 直線が D_s 点からなり, その直線に対して式 (6) で定義される四次形式商を E_s とするとき, 四次形式商和

$$\mathcal{E} = \frac{1}{D} \sum_{s=1}^S D_s E_s \quad \text{where} \quad D = \sum_{s=1}^S D_s \quad (7)$$

を最小にすれば良い。

4. 四次形式商和の反復的最小化

本節では四次形式商和の最小化手法について説明する。 $N = 2$ の場合と, $N \geq 3$ の場合と分けて考える。

4.1 $N = 2$ の場合

$N = 2$ のときは, $c = \begin{pmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{pmatrix}$ と置けるので, 四次形式商和はコンパクトな区間 $\theta \in [0, \pi]$ における 1 変数関数となるので, その最小値を求めるのは面倒ではない。本稿では区間 $[0, 2\pi]$ を 100 分割して計算した最小値を与える分割点を中心とする幅 $\frac{\pi}{50}$ に対して黄金分割法 [3] を用いることによって最小値を求めた。

4.2 $N \geq 3$ の場合

一般の N に対して, c は $N - 1$ 変数で助変数表示されるため, そのコンパクトな領域における最小値を区間分割によって求める際, 各変数の区間分割数を I とすると, I^{N-1} 点における関数値を求めなければならず膨大な時間を要するため, 区間分割によって最小値を求めるのは現実的ではない。

そこで本稿では, Akaho [1] によって提案された, 二次形式の最小化を反復的に行なうことによってレイリー商和の最小化を求める手法と同じく, 四次形式の最小化を

反復的に行なうことによって四次形式商和の最小化を求めることにする。なお, ここで用いる (正值同次) 四次形式の最小化手法については次節で述べる。

さて, c の近似値 \hat{c} が得られたとき,

$$\mu_s = B_s \hat{c}^{\otimes 4}$$

とすると

$$\mathcal{L} \approx \mathcal{L}' = \frac{1}{\sum_{s=1}^S D_s} \left(\sum_{s=1}^S \frac{D_s}{\mu_s} A_s \right) c^{\otimes 4}$$

と \mathcal{L} は四次形式で近似できるので, その四次形式を最小化する c は, \hat{c} よりもより良い近似値であると考えることができ, この手続きを繰り返すことによって, \mathcal{L} の最小値及びそれを与える c を求めることができる。

本稿において, $N = 3$ の場合, c の初期近似値として $[0, 1]^3$ の一様分布から得られる \mathbb{R}^3 のベクトル 9 本と, 特徴空間におけるあてはめ [9] によって得られる 1 本の合計 10 本のベクトルを用いた。そしてそれぞれから最急降下法によって得られる最適解のうち最良のものを解とした。

5. 半正值同次四次形式とその最小化

一般に共分散行列は半正值対称行列だから, 任意の特徴画像, つまり任意の c に対して第 s 直線上の点列の較正画像における共分散行列 K_s は

$$\det K_s = A_s c^{\otimes 4} \geq 0 \quad \text{for all } c$$

をみたく。このように任意の c に対して半正值である四次形式を半正值同次四次形式 (semi-positive homogeneous quartic form) と呼び, 任意の c に対して正值である四次形式を正值同次四次形式 (positive homogeneous quartic form) と呼ぶ。

本問の場合, $\det K^s$ は半正值同次四次形式であるが, $\det K^s = 0$ となるのは第 s 直線上の点列は較正画像において完全に同一直線上にあるときに限るため, 一般に誤差が生ずる状況では $\det K^s$ は正值であるとして良い。また, $\text{tr} K^s = 0$ となるのは第 s 直線上の点列が較正画像において一点となる場合であるが, 本問において歪曲画像と較正画像は一对一写像であるため, このようなことはありえず, $\text{tr} K^s$ も正值であるとして良い。よって L_s も正值であり, その重みつき和 \mathcal{L}' は正值同次四次形式となる。

$N = 2$ の場合は前節で述べたように, 1 変数の関数のコンパクトな区間における最小値を求めれば良いが, $N \geq 3$ の場合に正值同次四次形式の最小値を反復手法に依らず直接求める方法は筆者らの知る限りない。

そこで本稿では最急降下法によって, 大域的最適解とは限らないが特徴空間におけるあてはめ結果 [9] を初期値とすることにより推定結果を改善することを試みる。

まず,

$$A = Ac^{\otimes 4}, \quad B = Bc^{\otimes 4}, \quad G_{ij} = G_{ij}c^{\otimes 2}$$

とおくと, A, B, G_{ij} は c の関数であり,

$$\frac{\partial L}{\partial c} = \frac{1}{B} \frac{\partial A}{\partial c} - \frac{A}{(B)^2} \frac{\partial B}{\partial c}$$

が成立する. ここで

$$\begin{aligned} \frac{\partial A}{\partial c} &= [G_{11}G_{22} + G_{22}G_{11} - 2G_{12}G_{12}]c, \\ \frac{\partial B}{\partial c} &= 2(G_{11} + G_{22})(G_{11} + G_{22})c \end{aligned}$$

であるから,

$$\begin{aligned} \Delta &= G_{22}^3G_{11} + G_{11}^3G_{22} \\ &\quad - G_{11}G_{22}(G_{11}G_{11} + G_{22}G_{22}) \\ &\quad + 4(G_{11} + G_{22})G_{12}^2(G_{11} + G_{22}) \\ &\quad - 2(G_{11} + G_{22})^2G_{12}G_{12} \end{aligned}$$

とおくと,

$$\frac{\partial L}{\partial c} = \frac{\Delta}{(G_{11} + G_{22})^4}c$$

が成立する. この結果を用いて

$$\frac{\partial J}{\partial c} = \frac{1}{D} \sum_{s=1}^S D_s \frac{\partial L_s}{\partial c}$$

を計算すれば, 最急降下法を適用することができる.

6. 人工データによる実験

6.1 データ生成

提案手法の有効性を確認するために人工データによる実験を以下に行なった. まず, 10本の直線を透視射影画像上の領域 $[-3, 3] \times [-3, 3]$ に生成する. そして各直線からランダムに P 点選び, これらを真値とする (図2左). ここで P は区間 $[21, 40]$ から一様分布によって選ばれた整数値である. そして歪曲画像を生成するために, これらの点を歪曲関数

$$f(r) = 1.6r + 0.8r^3 + 0.5r^7$$

の逆関数によって観測された画像平面へ写像する (図2右). このように生成された歪曲画像上の特徴点に対して, 各点の水平座標, 垂直座標それぞれに区間 $\left[-\frac{1}{30}, \frac{1}{30}\right]$ の一様分布から生成されるノイズを添加する.

本稿において用意した基底関数の集合は

$B = \{r, r^2, r^3, r^4, r^5, \sqrt{r}, \sqrt[3]{r}, \log(r+1), \sin \frac{\pi r}{2}, \tan \frac{\pi r}{2}\}$ である. この集合から部分集合を生成するが, 本稿では類似基底による過適合を防ぐために歪曲関数 $f(r)$ を表現する基底関数の個数を2個または3個に制限した. よって基底関数の組合せは全部で165通りとなる. これら部

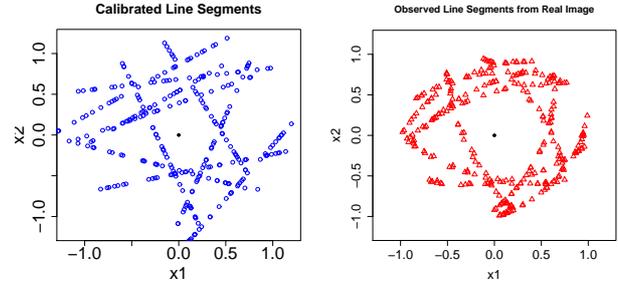


図2 真値 (左) 及び誤差を加えた歪曲画像 (右).

分集合は辞書的順序に従い整序され,

$$\begin{aligned} \mathcal{F}_1 &= \{r, r^2\}, \mathcal{F}_2 = \{r, r^3\}, \dots, \\ \mathcal{F}_{45} &= \left\{ \sin \frac{\pi r}{2}, \tan \frac{\pi r}{2} \right\}, \\ \mathcal{F}_{46} &= \{r, r^2, r^3\}, \dots, \\ \mathcal{F}_{165} &= \left\{ \log(r+1), \sin \frac{\pi r}{2}, \tan \frac{\pi r}{2} \right\} \end{aligned}$$

のようにラベルを付けた.

図3は特徴空間のあてはめ [9] (点線) と提案手法 (実線) による直線度を比較したものである. 横軸は直線度が低い順番に整序された基底であり, 縦軸は直線度 L でなく, $-\log_{10}(1-L)$ をプロットしたものである. この数値は直感的に L の小数点以下に並ぶ “9” の数を表わしている. 図3からわかるように, ある意味当然のことはあるが, 直線度を直接最大化する提案手法における直線度が常に特徴空間におけるあてはめ結果から得られる直線度を上回っていることがわかる. 特に基底数 $N=3$ の場合, 特徴空間のあてはめ [9] では特徴空間のデータに対して過適合したと思われるために直線度が低くなった場合に対しても提案手法では改善されていることがわかる. また, いずれの基底の場合も破綻することなく係数ベクトル c が推定されていることからわかるように, 提案手法は数値計算上安定して動作していることが実験的に示された.

図4は基底 $\mathcal{F}_{17} = \{r^2, \tan \frac{\pi}{2} r\}$ に対する $f(r)$ の推定結果及び較正画像である. 上段が特徴空間におけるあてはめ結果 [9] であり, 下段が提案手法による結果である. 提案手法は特徴空間におけるあてはめ結果よりも改善されていることがわかる.

図5上段は特徴空間のあてはめ [9] に対してモデル選択 [6] を適用した結果であり, 直線度は $L = 0.9992896$, 推定された歪曲関数は

$$f(r) = 0.7333r + 0.6799r^5$$

である. そして図5下段は提案手法である直線度最大化によるあてはめに対してモデル選択 [6] を適用した結果であり, 直線度は $L = 0.9993364$, 推定された歪曲関数は

$$f(r) = 0.4583r^5 - 0.1415r^{\frac{1}{3}} + 0.8774 \log(r+1)$$

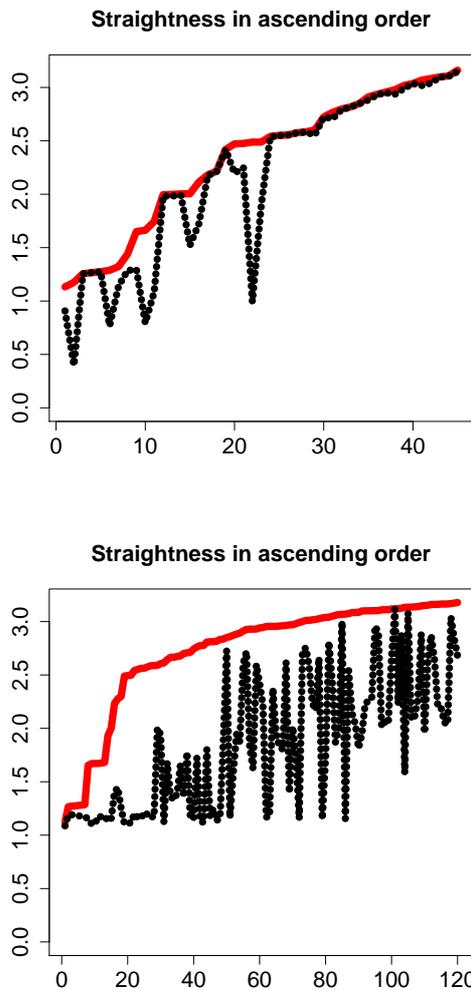


図 3 特徴空間のあてはめ [9] (点線) と提案手法 (実線) による直線度の比較 : 上は $N = 2$ の場合で下は $N = 3$ の場合 .

である . 基底のモデル選択手法 [6] では係数の非負性から除かれる基底ではあるが , 提案手法では係数が負となった場合でも経験的にほとんどの場合に関数の単調増加性が満たされており , この基底においても関数の単調増加性が満たされているため , 提案手法によりモデル選択においては係数の非負性は除くこととした . 特徴空間のあてはめにモデル選択を適用した [6] 結果でも十分良好であったため , 提案手法との差はほとんどないが , 提案手法は良好な結果を得ていることがわかる .

7. 実画像実験

7.1 視野角が大きい場合

提案手法は魚眼レンズで撮影した実画像に対しても有効であることを実験的に確かめた . 本稿で用いた魚眼レンズは FUJINON YV2.2x1.4A2 であり , この魚眼レンズをデジタルカメラ Watec WAT-221S に搭載した . その魚眼レンズを用いて撮影された画像を図 6 の上段左に示す . この魚眼レンズの視野角は 185 度であるが , 提案

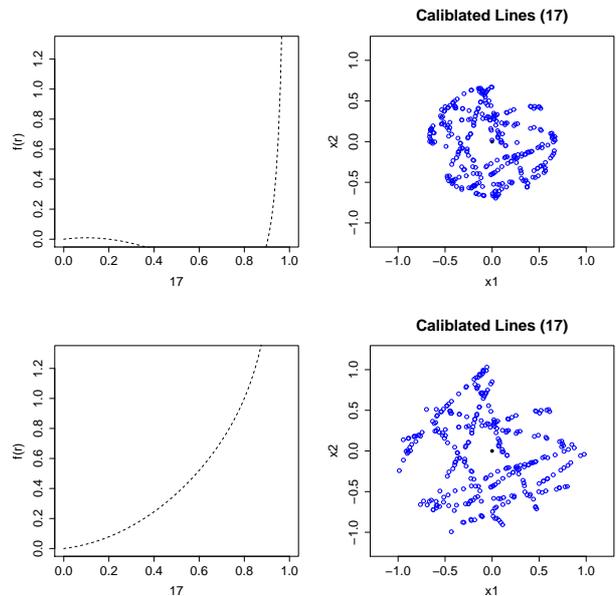


図 4 基底 \mathcal{F}_{17} に対する歪曲関数 $f(r)$ (左) 及び較正画像 (右) の比較 : 上段は特徴空間のあてはめ [9] , 下段は提案手法 .

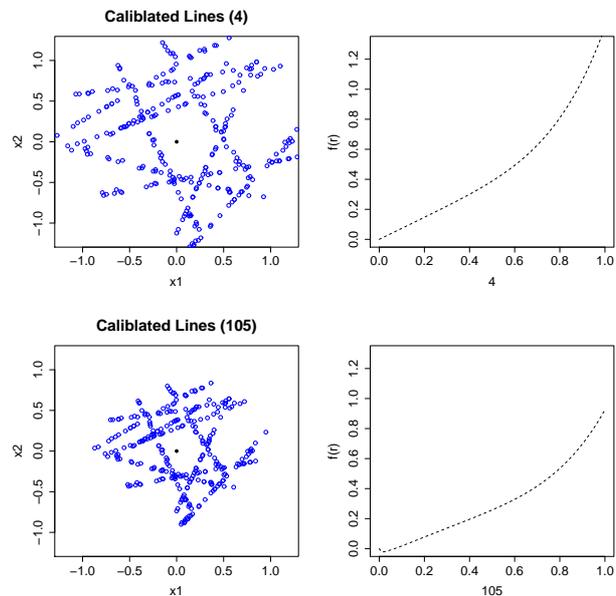


図 5 モデル選択による最良の基底に対する歪曲関数 $f(r)$ (左) 及び較正画像 (右) の比較 : 上段は特徴空間のあてはめ [9] , 下段は提案手法 .

手法は視野角が 180 度未満にしか適用できないため , その中心部分を切り出して実験に用いた . 魚眼レンズで撮影した画像から図 6 の上段右のように 7 本の歪曲直線を選び , それら直線上の 785 特徴点を用いて提案手法により魚眼カメラを較正した .

実画像における提案手法で用いた基底関数の集合は人工データによる実験と同じであり , 提案手法によって推定された係数ベクトル c は $N = 2$ の場合

$$f(r) = -0.87r^4 + 0.49 \tan \frac{\pi r}{2}$$

(図 6 中段右) となり，最大化された直線度は 0.998805 である．なお，図 6 中段左は較正された画像である．そして $N = 3$ の場合，

$$f(r) = -0.72r^4 + 0.133r^{\frac{1}{3}} + 0.68 \tan \frac{\pi r}{2}$$

(図 6 下段右) となり，最大化された直線度は 0.998817 である．なお，図 6 下段左は較正された画像である．

図 6 からわかるように， $N = 2$ の場合は中心領域が， $N = 3$ の場合は周辺領域が上手く較正されていることがわかる．この実験により，提案手法は実画像に対しても有効に機能することがわかる．

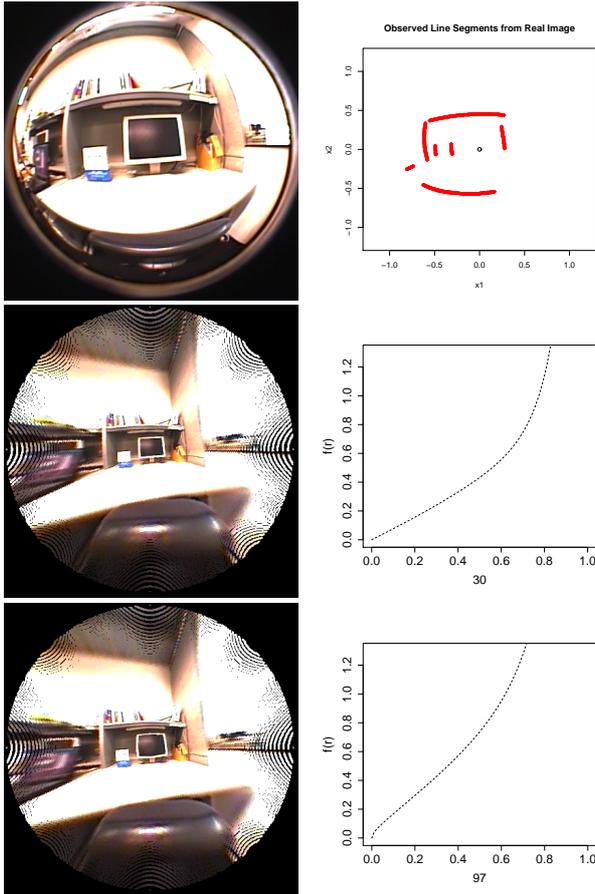


図 6 入力画像 (上左)，較正のための歪曲直線 (上右)， $N = 2$ の場合の結果 (中段) 及び $N = 3$ の場合の結果 (下段)．中段と下段においては，左が被選択基底による較正画像であり，右が歪曲関数．

7.2 視野角が大きい (180° 以上) の場合

本手法は測鉛線原理に基づくため視野角が 180 度以上の場合には適用できない．そのため視野角が 180 度に近い全方位画像を用いると周辺領域の復元結果は劣るものとなる．そのことを確認するために，視野角が 180 度程度の画像，ここでは回転対称鏡面の撮影像に対して提案手法を適用してみた．

実験に用いた実画像は，KomyMirror ラミドーム LT5 を正面から汎用のデジタルカメラで撮影したものである．

この鏡面の像の輪郭を楕円として手で切り出し，その楕円が円となるように線型変換を行なったものが図 7 (上左) であり，これを入力画像とした．一般に，汎用デジタルカメラの較正は，画素が平行四辺形の格子をなすように並んでいることを仮定して行なわれるが，円を正面から撮影した画像が正しく円となっていれば較正が済んでいることになるので，鏡面の像の輪郭が円となるように線型変換を行なうことによって汎用デジタルカメラの較正が自動的に行なわれていることに注意しておく．

入力画像 (図 7 (上左)) の座標値は，この画像が半径 1 の円となるように正規化され，図 7 (上右) のように 10 本の歪曲直線上から 1370 個の特徴点 (青点) を手で抽出し，図 7 (上右) の緑円が半径 1 の円となるように画像座標を正規化した．本実験にて用いた基底関数の

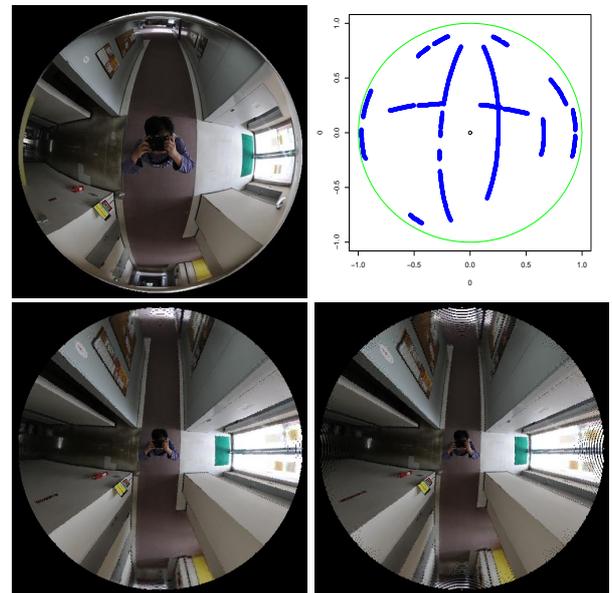


図 7 回転対称鏡面画像の較正：入力画像 (上左)，較正のための歪曲直線 (上右)， $N = 2$ の場合の被選択基底による較正画像 (下左)， $N = 3$ の場合の被選択基底による較正画像 (下右)．

集合は人工データによる実験と同じであり，提案手法によって推定された係数ベクトル c は $N = 2$ の場合，

$$f(x) = 0.4636r + 0.8861r^5$$

となり，最大化された直線度は 0.9994142 である．なお図 7 (下左) は較正された画像である．そして $N = 3$ の場合，

$$f(x) = 0.9258r^2 + 0.2366\sqrt{x} + 0.2949 \tan \frac{\pi r}{2}$$

となり，最大化された直線度は 0.9994649 である．なお図 7 (下右) は較正された画像である．いずれの場合も視野角が 180° 近く (実測値で約 150° 以上) の周辺領域においては測鉛線原理をみだしていないため較正はうまくいっていないことがわかる．

8. 結 論

本稿では相似変換に不変な直線度の最大化に基づく放射対称歪曲の較正手法を提案し、提案手法が実画像に対しても十分機能することが実験的に確かめられた。提案手法における較正原理は測鉛線原理に基づき、与えられた画像に対して基底関数展開法の枠組みでは最良の推定結果を得ることができる手法である。

しかし提案手法は測鉛線原理の基づいているため、提案手法は視野角が180度未満にしか適用できず、視野角が180度に近い画像では周辺領域の較正が不十分になる。しかし提案手法は1つの歪曲画像内の1本の歪曲直線からも原理的に較正可能であるという大きな利点があり、過去に撮影された全方位画像や凹面鏡や凸面鏡などの較正を行なうことができる[6]。

図6からわかるように、較正結果は時には中心領域のみを良く較正し、時には周辺領域のみを良く較正する。これは画像全体を1つの式で簡単に表現できる $f(r)$ で較正することの限界を示している。よって、 $f(r)$ として、より複雑な関数が必要となる。最も単純な方法は魚眼画像を中心領域及び周辺領域の2つの円環状の領域に分割し、それぞれの領域における $f(r)$ をうまく繋げることによって全領域をに対する $f(r)$ を求めることである。そしてこれは、より良い較正を行なうための今後の課題である。

文 献

- [1] S. Akaho, "Curve fitting that minimizes the mean square of perpendicular distances from sample points," SPIE, Vision Geometry II, 1993.
- [2] L. Alvarez, L. Gomez and J. R. Sendra, "An algebraic approach to lens distortion by line rectification," Journal of Mathematical Imaging and Vision, vol. 35, no. 1, pp.36-50, 2009
- [3] R. Brent, "Algorithms for Minimization without Derivatives," Englewood Cliffs N.J.: Prentice-Hall.
- [4] A. Cayley, "A discussion of the Sturmian constraints for cubic and quartic equations," Quart. J. Pure. Appl. Math., vol. 4, pp. 7-12, 1861.
- [5] F. Devernay and O. Faugeras, "Straight lines have to be straight: Automatic calibration and removal of distortion from scenes of structured environments," Machine Vision and Applications, vol. 13, no. 1, pp. 14-24, 2001.
- [6] J. Fujiki, H. Hino, Y. Usami, S. Akaho and N. Murata, "Self-calibration of radially symmetric distortion by model selection," In Proc. of ICPR2010, 2010.
- [7] R. Hartley and A. Zisserman. *Multiple view geometry in computer vision*. Cambridge University, Cambridge, 2nd edition, 2003.
- [8] D. A. ハーヴィル, 統計のための行列代数 (上)(下), シュプリンガー・ジャパン, 2007.
- [9] H. Hino, Y. Usami, J. Fujiki, S. Akaho and N. Murata, "Calibration of radially symmetric distortion by fitting principal component," In Proc. of CAIP 2009.
- [10] S. B. Kang, "Radial distortion snakes," In Proc. of MVA 2000.
- [11] C. F. van Loan and N. Pitsianis, "Approximations

- with Kronecker products," in M. S. Moonen et al.(eds.), Linear Algebra for Large Scale and Real-Time Applications, Kluwer Academic Publishers, pp. 293-314, 1993.
- [12] N. Otsu, "Karhunen-Loève line fitting and a linearity measure," In Proc. of ICPR 1984.
- [13] V. Pratt, "Direct least-squares fitting of algebraic surfaces," In Proc. of SIGGRAPH'87, pp.145-152.
- [14] R Development Core Team (2008), "R: A language and environment for statistical computing," R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN3-900051-07-0, <http://www.R-project.org>
- [15] S. Shah and J. K. Aggarwal, "Intrinsic parameter calibration procedure for a (high-distortion) fish-eye lens camera with distortion model and accuracy estimation," Pattern Recognition, vol. 29, no. 11, pp. 1775-1788, 1996.
- [16] J. Tardif, P. Strum and S. Roy, "Self-calibration of a general radially symmetric distortion model," In Proc. of ECCV 2006, vol. 4, pp. 186-199.
- [17] S. Thirithala and M. Pollefeys. "The radial trifocal tensor: A tool for calibrating the radial distortion of wide-angle cameras," In Proc. of CVPR 2005, pp. 321-328.
- [18] R. Y. Tsai, "A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3d machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses," IEEE Journal of robotics and automation, vol. RA-3, no. 4, pp.323-344, Aug. 1987.
- [19] J. Weng, P. Cohen and M. Herniou, "Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation," IEEE Trans. PAMI, vol. 14, no. 10, pp. 965-980, 1992.