

令和四年度 修士論文

画像解析を用いた3次元位置・姿勢センサの開発と高精度化の検討

指導教員 伊藤 直史 准教授

群馬大学大学院理工学府 理工学専攻
電子情報・数理教育プログラム

米山 大雄

目次

1. 序論.....	3
1.1. 研究背景.....	3
1.2. 研究目的.....	3
1.3. 今回の研究で目標とする精度.....	4
2. 測定原理.....	5
2.1. 特徴点抽出方法.....	5
2.2. 特徴点の変換.....	5
2.3. 推定アルゴリズムの概要.....	7
2.3.1. 透視投影モデル.....	7
2.3.2. 方法 1:幾何学的形状が既知のパターンを撮像する場合.....	9
2.3.3. 方法 2:幾何学的形状が未知のパターンを撮像する場合.....	10
2.4. カメラ校正と歪み補正.....	10
2.4.1. カメラ校正と歪み補正の概要.....	10
2.4.2. 本研究で用いたカメラ校正と歪み補正の手法.....	11
3. 計測システム.....	12
3.1. 計測システムの概要.....	12
3.2. 使用機器.....	12
3.2.1. Raspberry Pi 2 model B v1.2 (UD-RP2).....	12
3.2.2. 精密ステージ.....	15
3.2.3. 測定対象.....	18
4. 実験.....	19
4.1. 実験方法.....	19
4.2. 実験結果.....	20
4.2.1. 対象：グリッドパターン，特徴点抽出：Harris 法としたときの結果.....	20
4.2.2. 対象：チェッカーパターン，特徴点抽出：Harris 法としたときの結果.....	26
4.2.3. 対象：チェッカーパターン，特徴点抽出：findChessCorners としたときの結果.....	37
4.3. 実験結果の比較.....	48
4.4. 再投影誤差の比較.....	49
5. 考察.....	54
6. まとめ.....	57
6.1. 結論.....	57
6.2. 今後の展望.....	57
謝辞.....	58
参考文献.....	59

1.1. 序論

1.2. 研究背景

対象物の位置の変化を計測する変位センサは対象物の種類や物性、変位量の計測範囲、必要な計測精度や応答速度、ノイズに対する頑健性によって適切な方式が異なり、条件に応じて最適なものを選択する必要がある。多様化する要求に応えるため、これまで様々な方式のセンサが開発され、工作機械や半導体装置等の位置決め^[1]、大型建造物の振動制御^[2]、災害防止^[3]、構造ヘルスマモニタリングなど、様々な分野で広く利用されている。

変位センサの方式は接触式と非接触式に大別される。

接触式は被測定物に測定端子を接触させるもので、端子の微小変位を電気量に変換して測定する電気マイクロメータや直線上のスケールを光または磁気を利用して読み取るリニアスケールなどがある。

接触式は設置が簡単、高精度、外乱の影響をほとんど受けないという長所をもつが、一方で、被測定物が剛体に限定される、被測定物を傷つける場合がある、測定範囲が狭い、高速移動中の動的な測定には不向きという短所をもつ。

非接触式変位センサには、微小な寸法変位量を高圧の空気の差圧を利用して計測する空気マイクロメータ、平行平板コンデンサの電極間距離と容量の関係を利用した静電容量センサ、被測定物に照射したレーザー光のスポットの位置から三角測量に基づいて測定する光学式センサなどがある。

非接触式は被測定物を傷つけることがなく、測定範囲が広いという利点があるが、外乱の影響を受けるため使用環境に制約があり、取り付けに精度を要し、取り扱いが難しいという短所を持つ。

変位センサの多くは、被測定面がセンサに正対していることを前提として z 軸方向の距離を測定している。一方で、被測定面の x - y 平面内の変位も測定できるセンサは、画像をベースとするものにほぼ限られる。

土砂災害防止を目的とする傾斜地の計測^[4]や、構造ヘルスマモニタリングにおける建造物の計測においては、被測定面の傾斜の情報も重要となる。傾斜角を測定する手法として、被測定面上の三角形の頂点の変位量から計算する手法があるが、接触式の変位センサを用いる場合は複数のセンサが必要となる。

被測定面の変位をより一般化すると、 x 、 y 、 z の3成分で表される平行移動量と、傾斜の方向と度合に面内の回転を加えた3つの角度の、計6つの自由度(6DOF)のパラメータで表される。

6DOFの測定が可能なセンサとしては接触式のものもあるが^[5]、画像をベースとした非接触式のものが多い^[6]。それらはさらに、被測定面を2台のカメラで撮像し、その画像からステレオビジョンのアルゴリズムを用いて計測する手法^[7]と、被測定面を1台のカメラで撮像し、その画像から計測する手法^{[8][9][10]}の2つに分かれる。

6DOFの測定を行うためには画像をベースとする手法が有力で、非接触式であることも利点となる。コンパクト・低コストの要請を満たすためには、画像センサ1台のみの単眼視システムが有利である。

1.3. 研究目的

本研究では単眼視システムで得た対象の画像から、対象の6DOFを求めるセンサの開発と高精度化の検討を目的とする。計測範囲や計測精度に関しては従来の接触式変位センサの代替を狙い、被測定面までの距離を数cm～十数cmと想定し、変位は範囲5 mmに対して分解能 $2.5 \mu\text{m}$ 、傾斜は $\pm 1 \text{ deg}$ の範囲に対して分解能 0.001 deg の計測精度の実現を目指す。この計測精度は代替を狙う既存のセンサと同等である。しかしながら、この性能を実現するためには、専用の高い性能をもつ光学系が必要になると思われる。

先行研究^{[1][12]}では、画像を用いて対象の微小な変位や傾斜を推測するアルゴリズムを考案し、微小な変位を計測するシステムを製作した。この計測システムはカメラで撮像した計測対象の画像から線分の交点や輪郭の角などの特徴点の画像座標を抽出し、それらをデータとして計測対象の6DOFを推定するものである。これまでの研究では、計測対象をグリッドパターンとし、システムの計測精度を確認した結果、x軸方向、y軸方向、z軸方向の変位の計測に関して高い精度を得られることを確認した。

しかしながら、y軸周りの回転角（以下、傾斜角と呼ぶ）、z軸周りの回転角（以下、回転角と呼ぶ）といった姿勢については精度が低く、またアルゴリズムの一部で目視によるパラメータ設定の必要があり、センサとして実用化する上で問題であった。

高い精度が得られなかった原因は2つ考えられる。1つは画像から特徴点を抽出する際の精度に問題があり、特徴点の座標の誤差が大きかったこと、もう1つはカメラ校正を行なっていなかったため、画像に無視できない歪みが生じていたことである。

そこで本研究では画像から特徴点を抽出する画像処理アルゴリズムにより精度の高きものを用いるとともに、カメラ校正を行なって高精度化を図る。計測対象をグリッドパターンとチェッカーパターンとし、x軸方向、y軸方向、z軸方向の変位および傾斜角、回転角といった姿勢の計測実験を行なって高精度化をす。また特徴点抽出においてパラメータ設定が不要となるように、アルゴリズムの改良を行う。

1.4. 今回の研究で目標とする精度

画像による変位計測では、原理的にイメージセンサに投影された物体の倍率の変化からz方向の変位を検出することになる。

イメージセンサ上の光軸から距離xの位置に形成された像に対して、距離zが δz だけわずかに変化したときに、xが δx だけ変化したとする。図示すると図1のようになる。

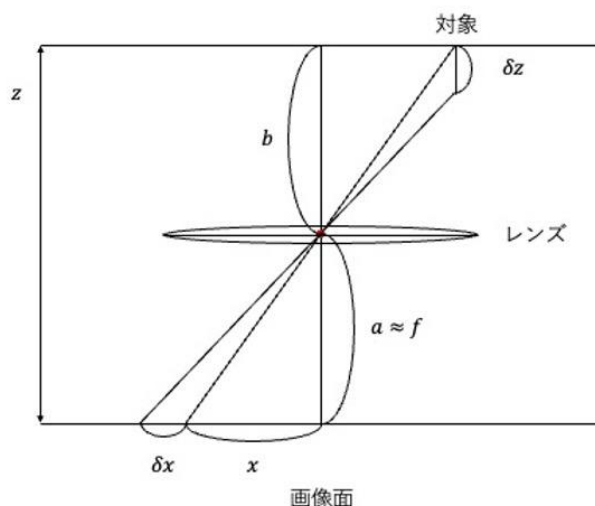


図1 z軸方向変位の検出原理

このとき、 f を焦点距離とすると

$$\frac{xz}{f} = \frac{(x + \delta x)(z - \delta z)}{f}$$

より、 $\delta z \approx z \left(\frac{\delta x}{x} \right)$ が求まる。代替を狙うセンサの仕様から、 $z = 20\text{cm}$ 、 $\delta z = 2.5\mu\text{m}$ と設定する。このとき、 z が変化したことを検出するためには、画像上で1画素程度の変化が生じることが必要と考えて $\delta x = 1$ 画素と置くと、 $x = 80000$ 画素となり、非常に高い分解能を持つイメージセンサーが必要であることがわかる。

そこで、まずは入手が容易で安価なイメージセンサーを用いて、提案手法の原理を確認する。本実験で用いるイメージセンサは 3280×2464 画素であるから、 $x = 1000$ 画素、 $z = 25\text{cm}$ の場合、 $\delta z = 0.25\text{mm}$ となる。この計算から、変位の分解能の目標値は 0.25mm とする。また、 z 方向の精度は最終的な目標 $2.5\mu\text{m}$ の100倍となるため、角度計測の精度も同様と考え、最終的な目標の 0.001deg から 0.1deg を目標とする。

1.5. 測定原理

1.6. 特徴点抽出方法

本研究では2種類の手法を用いて特徴点抽出を行なった。

1つ目の手法は、HarrisCorner法（以下、Harris法と呼ぶ）を用いた手法である。これは、先行研究^{[1][12]}と同じ手法であり、パラメータおよび画像の前処理についても同様に行なった。

2つ目の方法はOpenCVのfindChessboardCorners（以下、findChessCornersと呼ぶ）を用いた特徴点抽出である。この手法では、対象が $n \times m$ のチェッカーパターンであるという情報を与える。この手法はHarris法と比較し、目視によるパラメータ設定が不要であるという利点を持つ。

この他に、Shi-tomashi, FAST, ORB, AKAZEによる特徴点検出を行ったがいずれも採用はしていない。Shi-tomashi, FASTについてはHarris法同様、目視によるパラメータ設定が必要である。また、ORB, AKAZEについては適切な特徴点抽出が難しい。この2つは特に特徴量抽出に用いられる方法で、パターンマッチングに用いられることが多い。パラメータ設定は不要であるが、実際は初期値があらかじめ決定されており、適切な特徴点抽出を行おうとするとパラメータ設定が必要となる。以上の理由から、採用を見送った。

1.7. 特徴点の変換

図2にHarris法により検出される特徴点について示す。図2に示すように、Harris法ではグリッドパターンに対して特徴点抽出を行った場合、直線の交差により形成されるコーナーを検出する。ただし、検出された特徴点を赤い丸で示してある。また、実際には図2に示したよりも多く、特徴点を検出される。

後述の推定アルゴリズムでは、グリッドパターンの交点の座標値（図2中の青い十字）が必要であるため、検出された特徴点から導出する必要がある。

そこで、前処理として特徴点の座標値から x 軸方向、 y 軸方向それぞれに対し、ヒストグラムを作成し特徴点が集まる範囲を特定する（図2中の赤い枠）。その後、特定した範囲内に存在する特徴点の重心を計算し、交点の座標値を決定している。

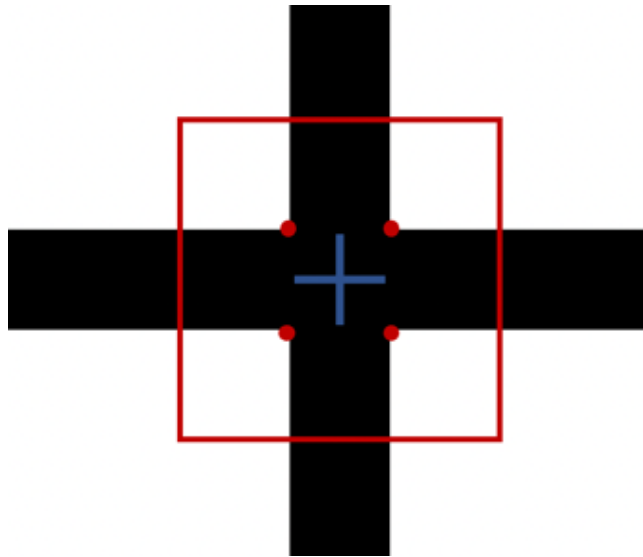


図2 Harris法による特徴点の座標決定

図3に `findChessCorners` により検出される特徴点について示す. 図2に示したように, グリッドパターンでは線分に太さがあるため, 交点の座標が直接, 特徴点として得られない. これに対しチェッカーパターンを測定対象とした場合, 図3に示すように2つの黒い正方形領域と2つの白い正方形領域の交点を求めることで, 交点を直接求めることができる. チェッカーボードの交点の検出により適した特徴点抽出の手法が `findChessCorners` である.

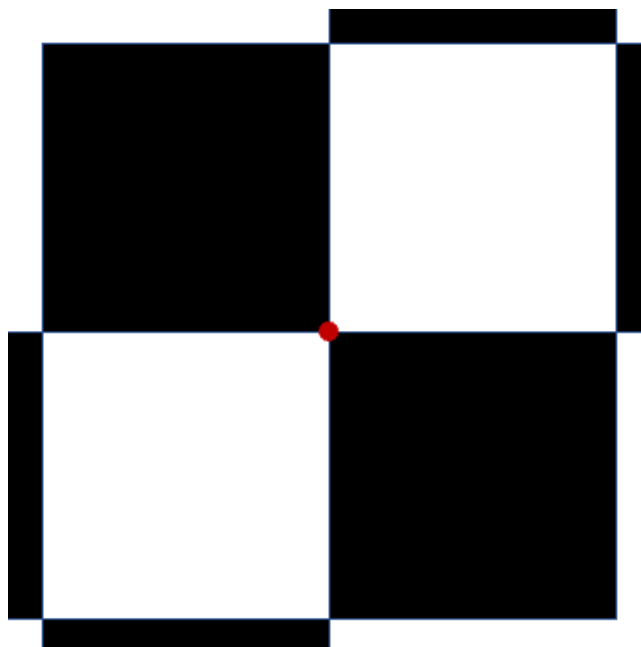


図3 `findChessCorners` による特徴点の座標の決定

1.8. 推定アルゴリズムの概要

画像から対象の3次元位置（横方向変位と距離）および姿勢（傾斜の方向，傾斜角，回転角）を推定する方法として，今回は2つの方法を用いた．

方法1は計測対象上の点群の幾何的配置が既知として，対象の3次元位置と姿勢を1枚の画像から推定する方法である．

方法2は点群の幾何的配置は未知として，2枚の画像間における3次元位置と姿勢の変化分を推定する方法である．方法2では同時に点群の幾何的配置も求める．

1.9. 透視投影モデル

図4に示すようにカメラレンズの中心を原点 O ，光軸を Z 軸，カメラの列方向・行方向にそれぞれ X 軸・ Y 軸を一致させた X - Y - Z 軸（参照系）を設置する．カメラで撮影した画像上の点の位置(画像座標:単位は画素)を (u, v) ，画素は正方面素でピッチを $a \times a$ とする．参照系座標の位置 (X, Y, Z) が画像座標の位置 (u, v) に射影されたとする．透視投影モデルでは，次の関係式が成り立つと考える．

$$\begin{cases} a(u - c_u) = f \frac{X}{Z} \\ a(v - c_v) = f \frac{Y}{Z} \end{cases}$$

ここで， (c_u, c_v) は光軸のカメラ画像上の位置， f はカメラの焦点距離である．上式は次のように書き直せる．

$$\begin{cases} u = k \frac{X}{Z} + c_u \\ v = k \frac{Y}{Z} + c_v \end{cases}$$

ただし， $k = a/f$ である．

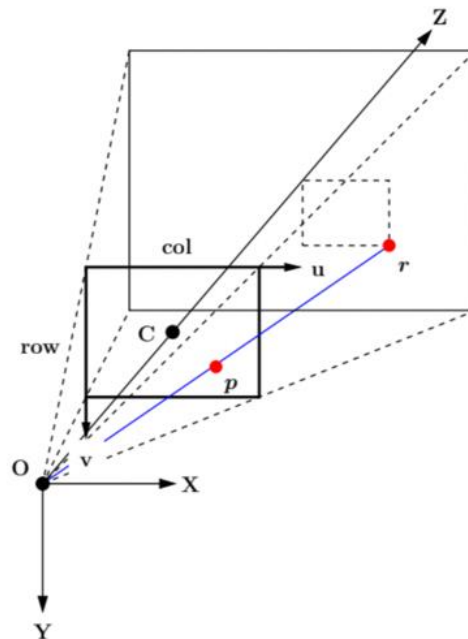


図4 透視投影モデル

撮像対象の物体に固定した直交座標系を物体系と呼ぶ。物体系の X 軸, Y 軸, Z 軸方向の基底ベクトルを $\mathbf{X}^B, \mathbf{Y}^B, \mathbf{Z}^B$ と置くと, 物体系で表した位置座標 \mathbf{r}^B とワールド座標 \mathbf{r}^I の関係は次式で表される。

$$\mathbf{r}^I = (\mathbf{X}^B \mathbf{Y}^B \mathbf{Z}^B) \mathbf{r}^B + \mathbf{r}_0^I$$

この関係を図 5 に示す。

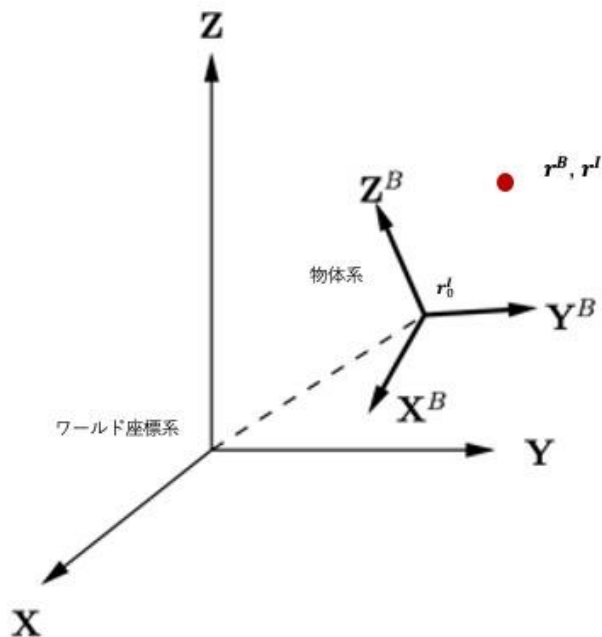


図 5 座標系の回転と平行移動

ここで, $\mathbf{r}_0^I = (cx, cy, cz)$ は物体系原点のワールド座標で, 物体系の平行移動を表す。また, $\mathbf{X}^B \mathbf{Y}^B \mathbf{Z}^B$ は $\mathbf{X}^B, \mathbf{Y}^B, \mathbf{Z}^B$ を列とする行列で, 物体系の回転を表す回転行列である。この回転行列は, Z 軸回りの角度 ψ の回転行列 $R_z(\psi)$, Y 軸回りの角度 θ の回転行列 $R_y(\theta)$, X 軸回りの角度 ϕ の回転行列 $R_x(\phi)$ を用いて,

$$R_z(\psi)R_y(\theta)R_x(\phi)$$

と書ける。ここで, $R_x(\phi)$ は X 軸回りの回転行列, $R_y(\theta)$ は Y 軸回りの回転行列, $R_z(\psi)$ は Z 軸回りの回転行列で次のように定義される。

$$R_x(\phi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix}$$

$$R_y(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix}$$

$$R_z(\psi) = \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

1.10.方法 1:幾何学的形状が既知のパターンを撮像する場合

物体系で既知の座標を $\mathbf{r}_i = (x_i, y_i, z_i)^T$ ($i = 1, 2, \dots, m$)とする。これらの点が画像上に投影された座標の計測値を $\mathbf{p} = (u_i, v_i)^T$ とする。座標系の回転、平行移動および透視投影モデルによって計算される画像上の座標 $\hat{\mathbf{p}}_i = (\hat{u}_i, \hat{v}_i)^T$ は $\phi, \theta, \psi, c_x, c_y, c_z, \mathbf{r}_i$ により定まるので、これを関数 \mathbf{p} で $\hat{\mathbf{p}}_i = \mathbf{p}(\phi, \theta, \psi, c_x, c_y, c_z; \mathbf{r}_i)$ と表記する。 \mathbf{r}_i の世界座標系における位置座標を $(X_i, Y_i, Z_i)^T$ とすると

$$\begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{pmatrix} = Rz(\psi)Ry(\theta)Rx(\phi) \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} c_x \\ c_y \\ c_z \end{pmatrix},$$

$$\begin{pmatrix} \hat{u}_i \\ \hat{v}_i \end{pmatrix} = \frac{\kappa}{Z_i} \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} c_u \\ c_v \end{pmatrix}$$

未知数が6つに対して、式の数 $2m$ であるから、 $m \geq 3$ であれば解ける可能性がある。方法1は、点群の3次元座標 \mathbf{r}_i と画像座標 \mathbf{p}_i を与え、残差

$$\mathbf{e}_i = \hat{\mathbf{p}}_i - \mathbf{p}_i = \mathbf{p}(\phi, \theta, \psi, c_x, c_y, c_z; \mathbf{r}_i) - \mathbf{p}_i$$

の2乗平均

$$L = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m \|\mathbf{e}_i\|^2$$

を最小にする最適解として、パラメータ $\phi, \theta, \psi, c_x, c_y, c_z$ を推定するものである。

この最小化問題は非線形であるため、求解には反復計算を要する。ここでは、準ニュートン法の一つで、大規模な問題に対しても高速な計算が可能なL-BFGS法を用いる。L-BFGS法では L の勾配を必要とするが、下記の通り導出できる。

ϕ について

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \phi} &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{e}_i^T \frac{\partial \mathbf{e}_i}{\partial \phi} \\ \frac{\partial \mathbf{e}_i}{\partial \phi} &= \frac{\partial \hat{\mathbf{p}}_i}{\partial \phi} = -\frac{\kappa}{Z_i^2} \frac{\partial Z_i}{\partial \phi} \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \end{pmatrix} + \frac{\kappa}{Z_i} \frac{\partial}{\partial \phi} \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \end{pmatrix} \\ \frac{\partial}{\partial \phi} \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{pmatrix} &= Rz(\psi)Ry(\theta) \frac{\partial Rx(\phi)}{\partial \phi} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} \end{aligned}$$

θ, ψ についても同様である。一方、 c_x について

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial c_x} &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{\partial \mathbf{e}_i^T}{\partial c_x} \\ \frac{\partial \mathbf{e}_i}{\partial c_x} &= \frac{\partial \hat{\mathbf{p}}_i}{\partial c_x} = -\frac{\kappa}{Z_i^2} \frac{\partial Z_i}{\partial c_x} \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \end{pmatrix} + \frac{\kappa}{Z_i} \frac{\partial}{\partial c_x} \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \end{pmatrix} \\ \frac{\partial}{\partial c_x} \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \\ \therefore \frac{\partial \hat{\mathbf{p}}_i}{\partial c_x} &= \frac{\kappa}{Z_i} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

c_x, c_z についても同様にして次式が成り立つ。

$$\frac{\partial \hat{\mathbf{p}}_i}{\partial c_y} = \frac{\kappa}{Z_i} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \frac{\partial \hat{\mathbf{p}}_i}{\partial c_z} = -\frac{\kappa}{Z_i^2} \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \end{pmatrix}$$

1.11.方法 2:幾何学的形状が未知のパターンを撮像する場合

物体系の座標 $\mathbf{r}_i(i = 1, 2, \dots, m)$ が未知で、物体の位置、姿勢が変化する間に n 枚の画像を撮影した場合を考える。このとき、 $j = 1, 2, \dots, n$ として次式が成り立つ。

$$\begin{pmatrix} X_{i,j} \\ Y_{i,j} \\ Z_{i,j} \end{pmatrix} = Rz(\psi_j)Ry(\theta_j)Rx(\phi_j) \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} c_{x,j} \\ c_{y,j} \\ c_{z,j} \end{pmatrix},$$

$$\begin{pmatrix} \hat{u}_{i,j} \\ \hat{v}_{i,j} \end{pmatrix} = \frac{\kappa}{Z_{i,j}} \begin{pmatrix} X_{i,j} \\ Y_{i,j} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} c_u \\ c_v \end{pmatrix}$$

最初の撮影画像($j = 1$)を基準にとり、このとき物体系=参照系とする。したがって、 $\phi_1, \theta_1, \psi_1, c_{x,1}, c_{y,1}, c_{z,1}$ は全てゼロで既知である。未知数の数を U 、式の数 C とすると $U = 3m + 6(n - 1)$ 、 $C = 2mn$ である。 $n = 1$ のとき $U = 3m$ 、 $C = 2m$ となり、 m によらず $U > C$ となるため解けない。 $n = 2$ のとき $U = 3m + 6$ 、 $C = 4m$ で $m \geq 6$ であれば $U \leq C$ となり解ける可能性がある。方法 1 と同様に、L-BFGS 法を用いて残差の 2 乗平均 L を最小にするパラメータを求める。

L の勾配を計算すると $\partial L / \partial x_i, \partial L / \partial y_i, \partial L / \partial z_i$ が必要となるが、これも L の定義から計算可能である。

1.12.カメラ校正と歪み補正

1.13.カメラ校正と歪み補正の概要

透視投影モデルで示したように、画像座標系と参照系は

$$\begin{cases} u = k \frac{X}{Z} + c_u \\ v = k \frac{Y}{Z} + c_v \end{cases}$$

と表せる。これを行列を用いて表すと

$$Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}$$

と書ける。このとき、 K をカメラの内部パラメータと呼ぶ。

一方、ワールド座標系の任意の点を (X_w, Y_w, Z_w) とおくと、参照系とワールド座標系は

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = T \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix}$$

と表せ T を外部パラメータと呼ぶ。このとき、 $r_{11} \sim r_{33}$ は回転行列、 $t_1 \sim t_3$ は平行移動を表す。よって画像座標系とワールド座標系は次の関係は次のように表せる。

$$Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = KT \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix}$$

実際のカメラを用いて対象を撮影する際は、歪みの影響を考慮する必要がある。特に半径方向歪みと円周方向歪みの 2 つの影響が大きい。半径方向歪みは次のように表せる。

$$x_{\text{undistorted}} = x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 + \dots)$$

$$y_{\text{undistorted}} = y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 + \dots)$$

一方、円周方向歪みは次のように表せる。

$$x_{\text{undistorted}} = x + (2p_1xy + p_2(r^2 + 2x^2))(1 + p_3r^2 + \dots)$$

$$y_{\text{undistorted}} = y + (p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2xy)(1 + p_3r^2 + \dots)$$

ただし、 $r^2 = x^2 + y^2$ である。

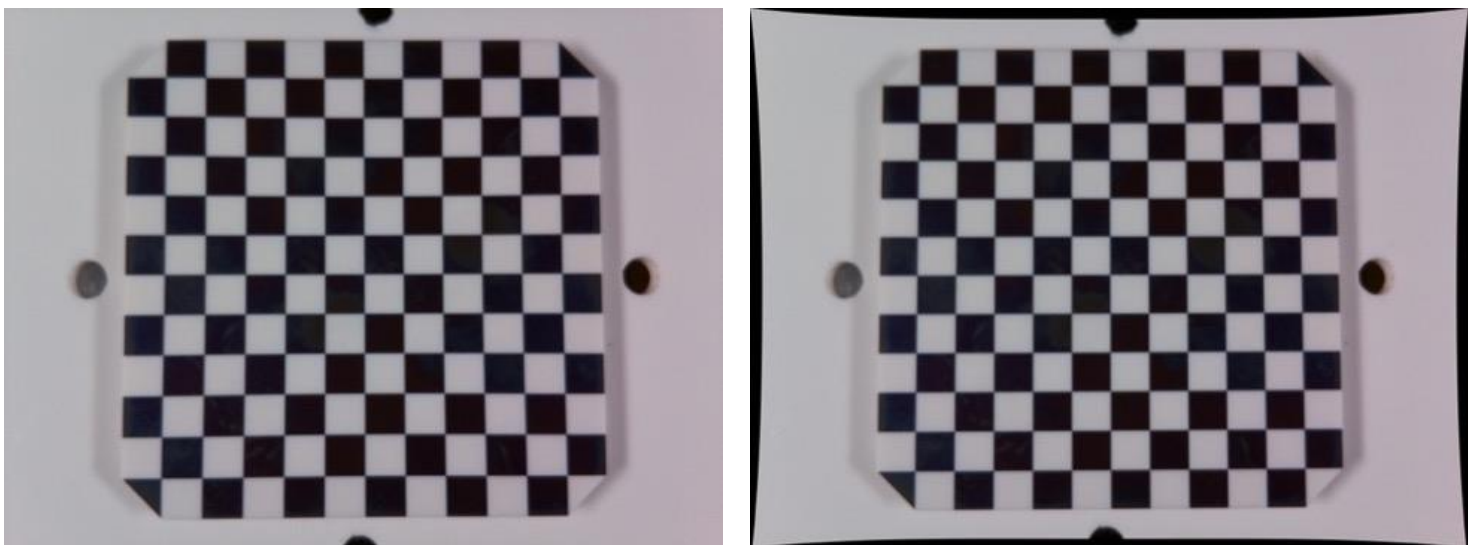
歪みに与える影響と計算量の観点から、半径方向歪みについて k_4 以降、円周方向歪みについては p_3 以降の項を無視して歪み補正を行う。

1.14.本研究で用いたカメラ校正と歪み補正の手法

本研究では Zhang の手法^[13]を用いてカメラ校正および歪み補正^[14]を行なった。以下に、カメラ校正処理のフローを示す^[15]。

- ① 既知の平面パターンを最低 2 方向から撮影し、2 枚以上の画像を得る。
- ② 撮影した画像から特徴点を検出し、画像座標系での特徴点の座標を求める。
- ③ ②で検出した特徴点の座標を用いて、カメラの内部パラメータの初期値を求める。
このとき、レンズの歪収差係数 (k_1, k_2, k_3, p_1, p_2) はゼロである
- ④ バンドル調整による非線形最適化処理で、カメラの内部パラメータ、外部パラメータ、歪収差係数を求める。
- ⑤ 求めた内部パラメータ、歪収差係数を用いて、歪みのない画像に補正する。

しかし、実際は歪みの影響だけでなく、ノイズの影響も受けるため、さらに多くの画像が必要となる。上記フローで画像処理を行った際の校正前と校正後の画像を図 6 に示す。



(a) 補正前

(b) 補正後

図 6 校正前後の画像比較 (左図は補正前, 右図は補正後)

1.15.計測システム

1.16.計測システムの概要

図7に計測システムの外観を示す。本研究ではカメラスタンドに Raspberry Pi とカメラモジュールを固定し、撮影対象としているグリッドパターンに精密ステージで微小な変化を与えながら撮影を行い、得られた画像をもとに対象の位置や姿勢の推定を行っている。

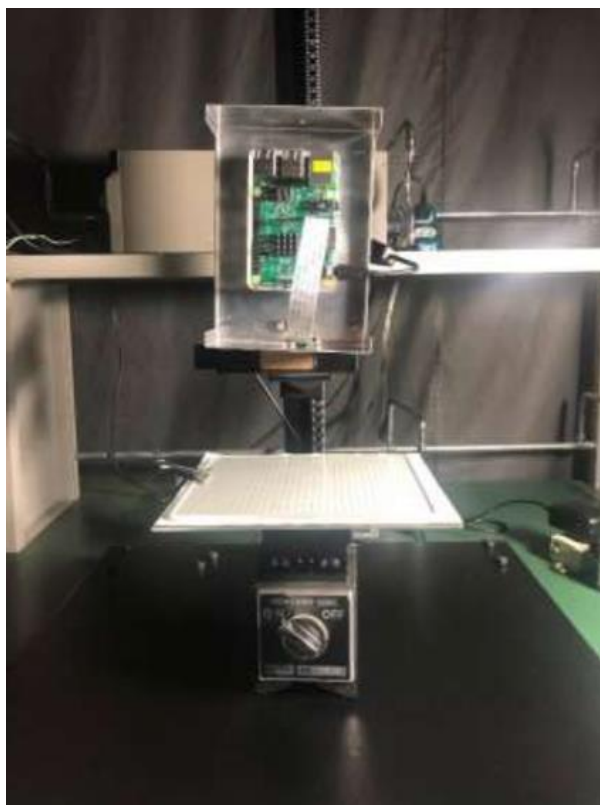


図7 計測システムの外観

1.17.使用機器

1.18.Raspberry Pi 2 model B v1.2 (UD-RP2)

本研究で使用したラズベリーパイとカメラモジュールの仕様をそれぞれ表1と図8、表2と図9に示す。

表 1 Raspberry Pi 2 model B v1.2 (UD-RP2) の仕様

CPU	Broadcom BCM2837 900MHz 64-bit quad-core ARMv8 Cortex-A53	
メモリ	1GB	
接続コネクタ	USB	USB2.0 Standard A コネクタ x4
	有線 LAN	RJ-45 x1 : IEEE802.3i (10BASE-T) , IEEE802.3u (100BASE-TX)
	その他	HDMI x1 (出力) microSD カードスロット x1 3.5mm ジャック (オーディオ/コンポジットビデオ出力) Camera interface (CSI) Display interface (DSI) 40 ピン GPIO
電源定格	DC 5V	
消費電流	900mA (Typ) ※USB ポート, GPIO への出力値は含まず.	
外形寸法	約 86 (W) x 57 (D) x 17 (H) mm	
質量 (本体のみ)	約 45g	
動作温度範囲	0~70°C	



図 8 Raspberry Pi 2 model B v1.2 (UD-RP2) の外観

表2 Raspberry Pi Camera V2 / 913-2664 の仕様

インターフェイス	CSI
IC	Sony IMX219
静止画解像度	8メガピクセル
解像度/フレームレート	1080p (1920x1080) / 30fps
	720p (1280x720) / 60fps
	480p (640x480) / 90fps
外形寸法	約 25 (W) x 24 (D) x 9 (H) mm
質量 (本体のみ)	約 5g
動作温度範囲	0~70℃



図9 Raspberry Pi Camera V2 の外観

1.19.精密ステージ

本研究では対象に微小かつ精密な変位や傾斜，回転を与えて撮影を行うため，精密ステージを用いた。表 3~表 6 に各ステージの仕様を，図 10 に各ステージの外観を示す。

表 3 XY 軸ステージの仕様（中央精機 LD-6042-c8）

ステージ面	60mm×60mm
クランプ方式	板クランプ
操作部取付位置	センター
移動機構/送り方式	MHS4-6.5FP（ファインピッチマイクロ）
移動量	±3mm
移動量/ツマミ 1 回転	0.1mm
目量	マイクロメータ式 0.002mm
感度	0.001mm
移動ガイド	HG-VCR（V 溝とクロスローラ）
移動精度 HV	真直度（水平・垂直）0.001mm
移動精度 YP	ヨーイング 15sec，ピッチング 25sec
許容モーメント	ヨー 1200N・cm，ピッチ 1200N・cm，ロール 1200N・cm
モーメント剛性	ヨー剛性 0.08sec/N・cm，ピッチ剛性 0.06sec/N・cm，ロール剛性 0.06sec/N・cm
平行度	0.030mm
運動の平行度	0.014mm
XY 直交度	0.010mm
耐荷重	192.1N（19.6kgf）
質量	0.8kg
主要材質/表面処理	ステンレス/黒色酸化クロム

表4 Z軸ステージの仕様 (中央精機 LV-6042-8)

ステージ面	60mm×60mm
クランプ方式	板クランプ
操作部取付位置	MHS4-6.5FP (ファインピッチマイクロ)
移動量	0~6mm
移動量/ツマミ1回転	0.1mm
目量	マイクロメータ式 0.002mm
感度	0.001mm
移動ガイド	HG-VCR (V溝とクロスローラ)
移動精度	真直度 (水平・垂直) 0.003mm
許容モーメント	ヨー 150N・cm, ピッチ 100N・cm, ロール 160N・cm
モーメント剛性	ヨー剛性 1.0sec/N・cm, ピッチ剛性 2.5sec/N・cm, ロール剛性 0.4sec/N・cm
平行度	0.1mm
耐荷重	29.3N (3kgf)
質量	0.3kg
主要材質/表面処理	ステンレス, アルミ合金 (テーブル, ベース) / 黒色酸化クロム, 黒アルマイト梨地

表5 傾斜ステージの仕様 (中央精機 TS-613)

移動方向	傾斜1方向
ステージ面	60mm×60mm
クランプ方式	板クランプ
移動機構/送り方式	ウォームギヤ式
移動量	±10°
移動量/ツマミ1回転	約 1° 1' 22"
目量	バーニヤ読み 5'
移動ガイド	アリ
回転中心	80mm
回転中心精度	φ0.1
耐荷重	49N (5kgf)
質量	0.2kg
主要材質/表面処理	アルミ合金 / 黒アルマイト梨地

表 6 回転ステージの仕様 (中央精機 RS-6042)

移動方向	回転方向
ステージ面	φ 60mm
クランプ方式	複合クランプ
操作部取付位置	標準位置
微動送り方式	CMH-6.5R (標準マイクロメータ)
移動量	粗動 360° , 微動 ±4°
移動量/ツマミ 1 回転	約 0.8°
目量	バーニヤ読み 10' / マイクロメータ式 0.01mm (1 目盛約 0.016°)
感度	17"
移動ガイド	V 溝とクロスローラ
許容モーメント	150N・cm
モーメント剛性	0.8sec/N・cm
平行度	0.03mm
心円度	0.01mm
面振れ	0.015mm
耐荷重	98N (10kgf)
質量	0.22kg
主要材質/表面処理	アルミ合金/黒アルマイト梨地



図 10 仕様したステージ (左上から XY ステージ, Z ステージ, 傾斜ステージ, 回転ステージ)

1.20.測定対象

本研究では、位置が規則的な特徴点を持つ測定対象として以下に示すグリッドパターンとチェッカーパターンを用いた。仕様および図面を表7および図11~図12に示す。いずれの対象も格子点間隔が5.0 mmである。

表7 測定対象の仕様

タイプ	型番	ピッチ	材質	タイプ	ガラスサイズ
チェッカーパターン	CBC01-50RM	5.0mm	白色ネクストリーマ	白色・つや無し	60×60×3mm 4-C5
グリッドパターン	CBG01-150T	5.0mm	合成石英	透明	160×160×3mm 4-C5

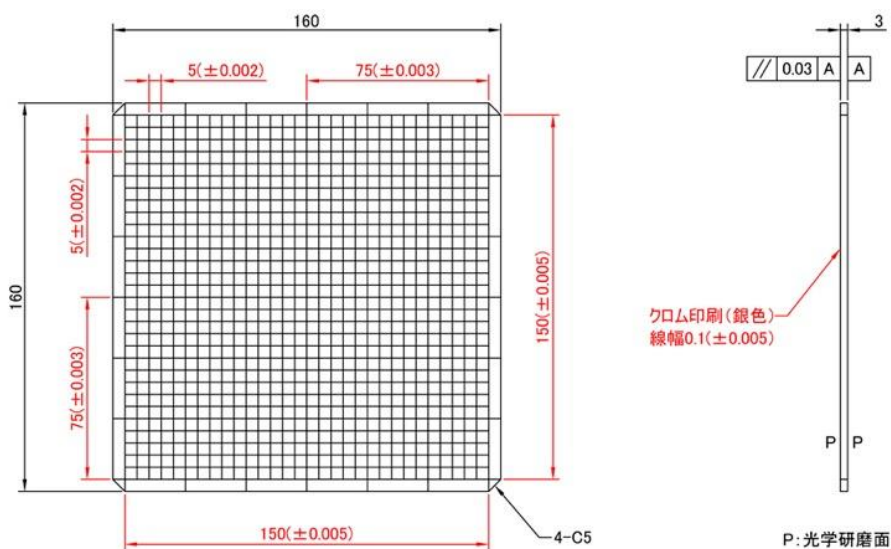


図11 グリッドパターン図面

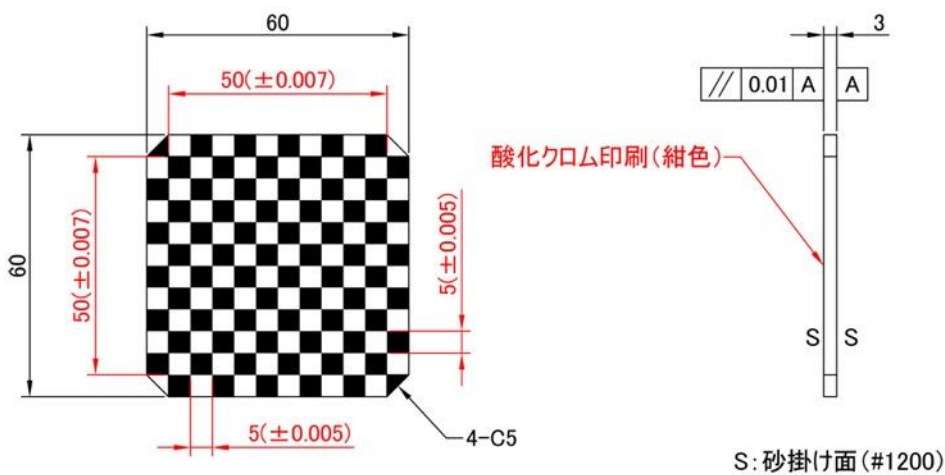


図12 チェッカーパターン図面

1.21.実験

1.22.実験方法

今回、画像を撮影するカメラに Raspberry Pi Camera Module V2 を用いた。カメラの内部パラメータは実験的に求める必要があり、今回はカタログ値から画素ピッチ $a = 1.12 \mu\text{m}$, 焦点距離 $f = 3.04 \text{ mm}$, 光軸の画素座標 $(c_u, c_v) = (1647.5, 1255.5)$ を用いた場合と、実験的に内部パラメータを求めカメラの歪み補正をした場合の2つを用いた。実験的に求めたカメラの内部パラメータおよび歪み係数は下記の通り。

$$(f_x, f_y) = (1.75049254 \times 10^3, 1.74928553 \times 10^3)$$

$$(c_x, c_y) = (1.64531182 \times 10^3, 1.25877139 \times 10^3)$$

$$k_1, k_2, k_3 = 0.09013973, -0.1021172, 0.02205893$$

$$p_1, p_2 = 0.00047492, -0.00017077$$

一方、カタログ値から求めた焦点距離は

$$f = f_x * 1.12 \approx 1.96 \text{ mm}$$

$$f = f_y * 1.12 \approx 1.96 \text{ mm}$$

光軸の画素座標はカタログ値とほぼ一致したが、焦点距離についてはカタログ値と異なる結果になった。カメラやカメラレンズは製品によってばらつきがあるため、特に精密な測定をする場合においては上記の値を用いず再度実験を通し導出する必要がある。なお、1.12に示したとおり、 k_3 以降および p_3 以降の項については精度に与える影響と計算時間の観点から無視した。加えて、上記に示した係数は使用する画像枚数やノイズ、撮影環境、対象との距離や対象の姿勢によって異なることがある。

実験装置について、対象に微小かつ精密な変位や傾斜を与えて画像を撮影するため、XY軸ステージ、Z軸ステージと傾斜ステージ、回転ステージを使用した。

上記のカメラを用いて、ほぼ正対して置いたグリッドパターンとチェッカーパターンを撮影した。XYステージ、Z軸ステージを用いてグリッドパターンとチェッカーパターンそれぞれの各軸方向に-2.0 mm~2.0 mmの範囲で精密な変位を与え、そのときの画像を撮影した。撮像の際は、対象に対し照明が均一に照射されていることをあらかじめ確認した。また、反射しやすい材質の実験装置は、紙などの光の反射が起きにくい材質で覆った。特定の領域が著しく暗い、または、光の反射により白飛びが発生するなど適切に撮像ができていない場合、特徴点の抽出精度が低下し、これが誤差要因になる。

各画像に対して、撮影対象の画像の格子点を検出し、その座標に方法1と方法2を用いることで変位を推測した。

傾斜角 ψ 、回転角 θ の計測はx軸、y軸、z軸の変位の計測と同様の方法で行った。対象の変化について傾斜は、基準状態（水平）に対して、-2.0 deg~2.0 degまで変化させ、回転面は基準状態に対して-2.0 deg~2.0 degまで計測を行った。

なお、実験では画像の端の歪みが大きな領域を避け、画像の中心に近い 9×9 の格子点の検出結果を用いて、変位と傾斜の推定を行った場合と、カメラ校正により歪みを補正して変位と傾斜の推定を行なった場合の2通り実施した。また、方法1は幾何学的基準点を定めているため、カメラとの相対的な距離が結果として出力される。

1.23. 実験結果

1.24. 対象：グリッドパターン，特徴点抽出：Harris 法としたときの結果

対象がグリッドパターン，特徴点抽出方法が Harris 法を用いた場合の結果を示す．ただし，カメラ校正および歪み補正を行なっておらず，画像中心に近い 9×9 の格子点の検出結果を用いている．

x 軸方向の変位に対する方法 1，方法 2 の推定結果を図 13 に示す．また，方法 1，方法 2 の反復計算における推定値の変化を図 14 に示す．図 13 において，横軸は真値，縦軸は推定値を表し，推定誤差がなければ結果は傾き 1 の直線上に乗る．方法 1 と方法 2 いずれも傾きが 1 に近い直線となり，精度良く推定されている．

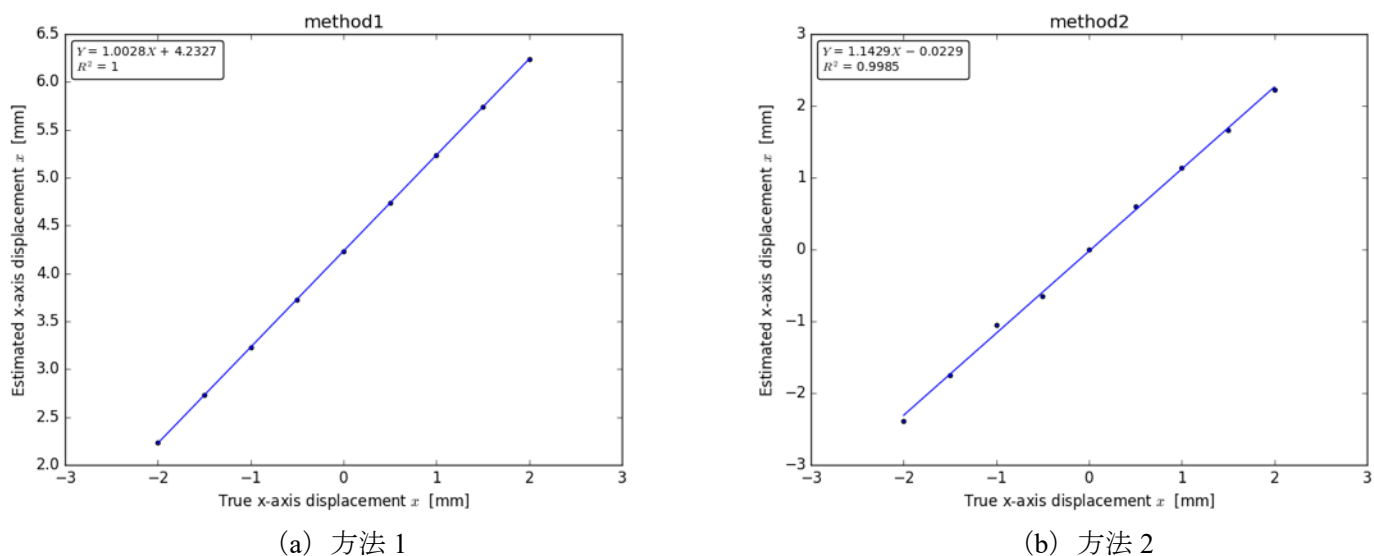


図 13 X 軸方向の変位の推定結果

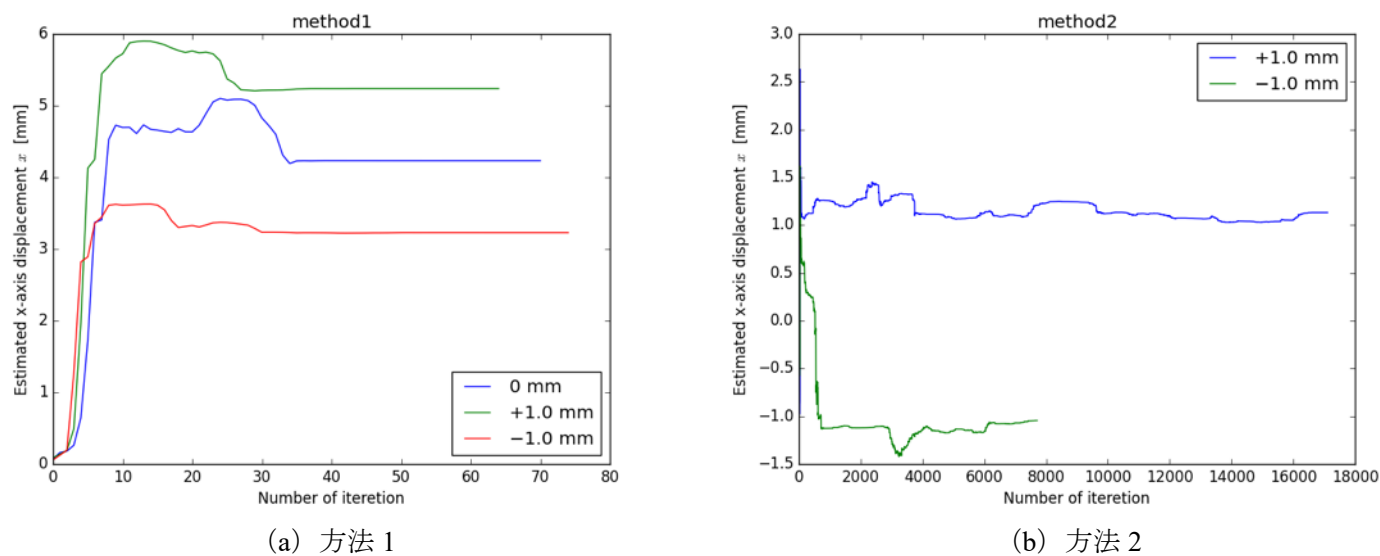
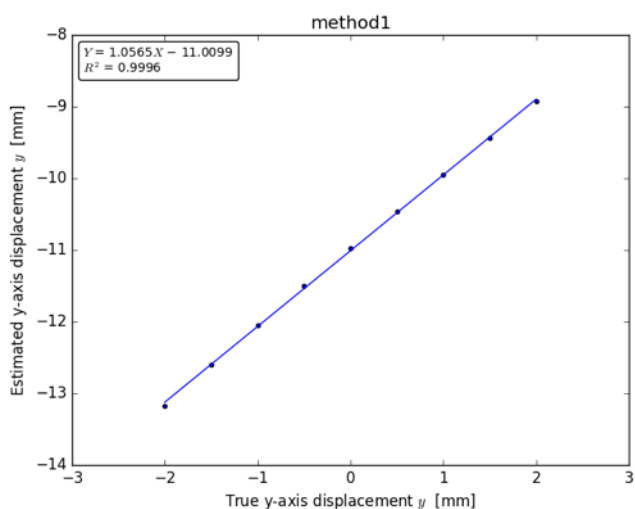


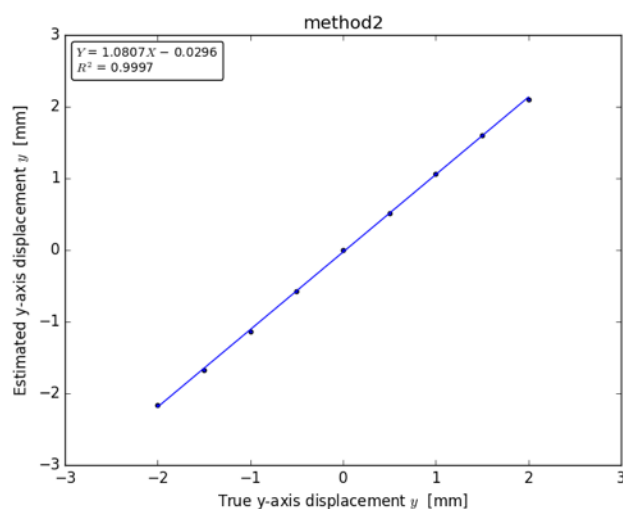
図 14 X 軸変位の反復計算の推定値変化

方法1では r_i が既知のため、参照系における座標値が得られる。これに対して、方法2では r_i が未知のため対象の移動量が結果として出ている。また、各図中の R^2 は決定係数である。 R^2 が1に近いほどデータが直線に当てはまっていることを示す。図14の反復計算では、推定値が許容誤差範囲に収まるまで反復計算を繰り返した結果を示している。

Y軸方向の変位に対する方法1、方法2の推定結果を図15に示す。また、方法1、方法2の反復計算における推定値の変化を図16に示す。

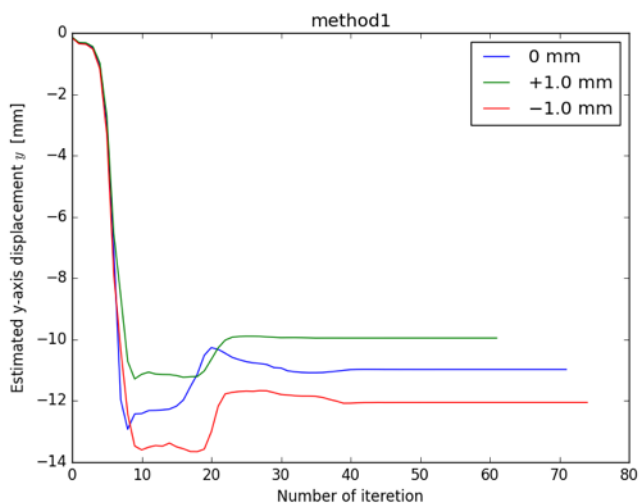


(a) 方法1

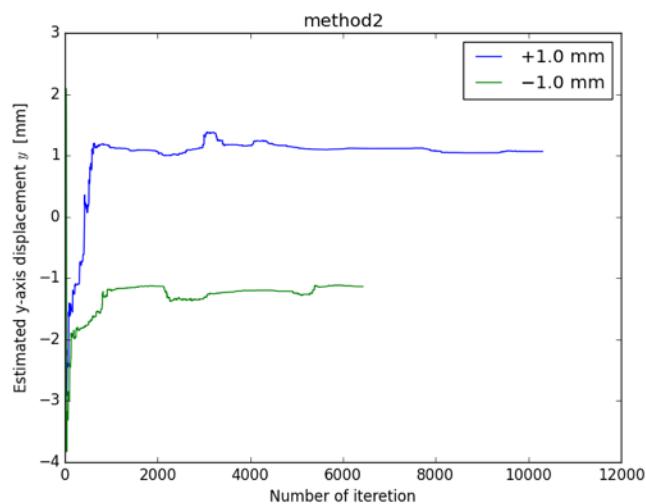


(b) 方法2

図15 Y軸方向の変位の推定結果



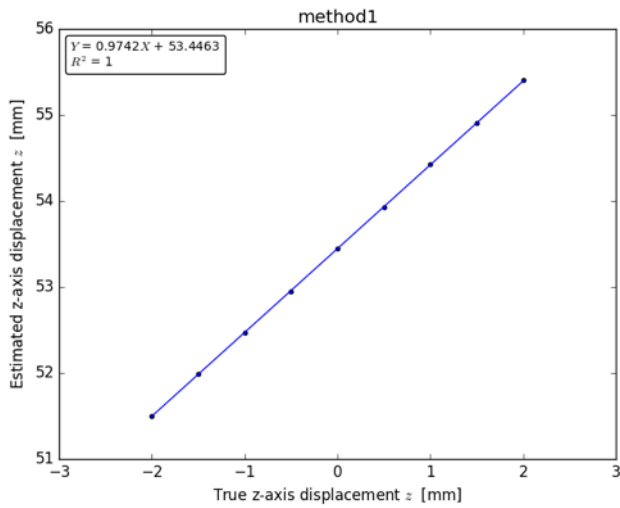
(a) 方法1



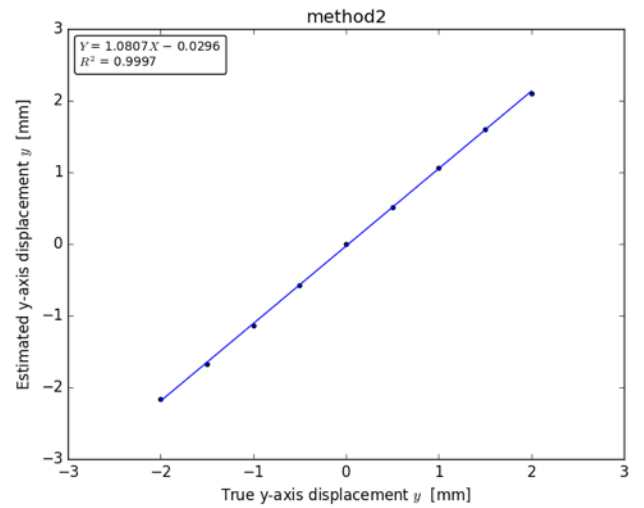
(b) 方法2

図16 Y軸変位の反復計算の推定値変化

Z軸方向の変位に対する方法1, 方法2の推定結果を図17に示す. また, 方法1, 方法2の反復計算における推定値の変化を図18に示す.

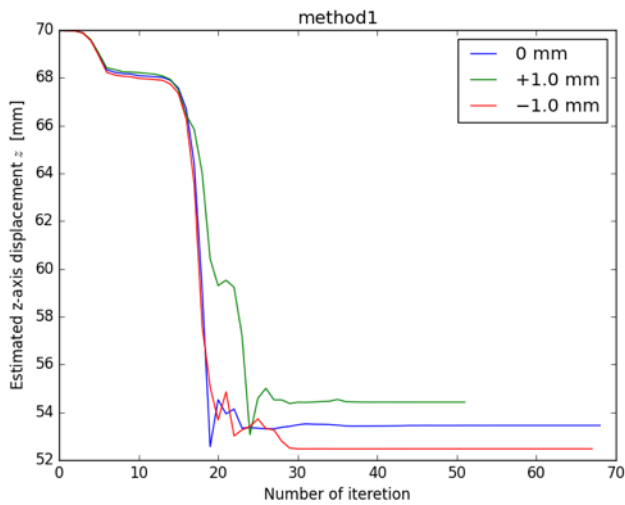


(a) 方法1

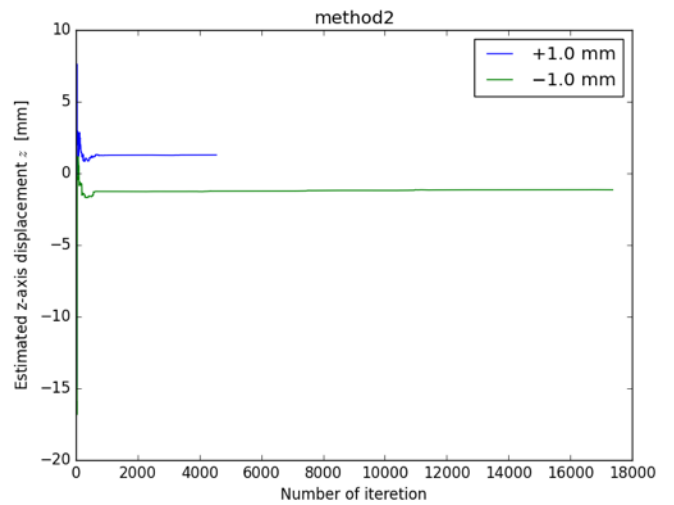


(b) 方法2

図17 Z軸方向の変位の推定結果



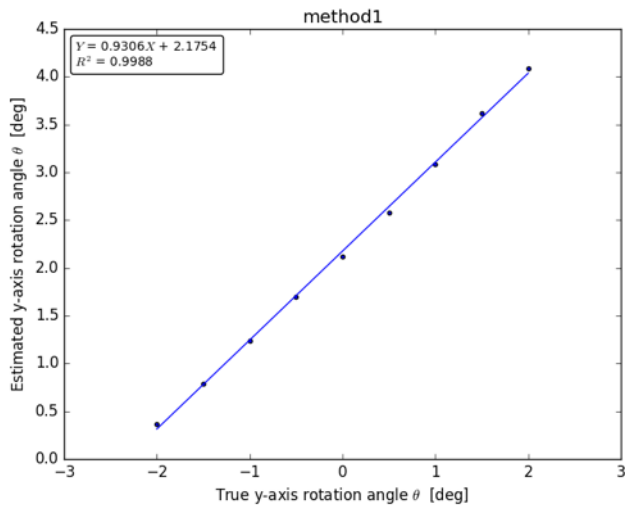
(a) 方法1



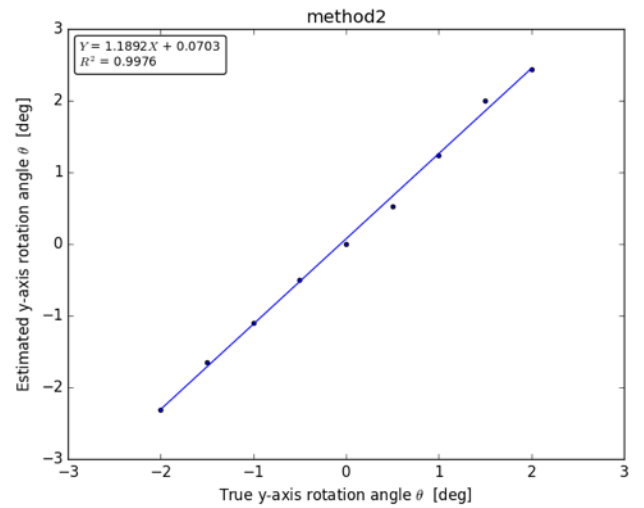
(b) 方法2

図18 Z軸変位の反復計算の推定値変化

傾斜角の変位に対する方法 1, 方法 2 の推定結果を図 19 に示す. また, 方法 1, 方法 2 の反復計算における推定値変化を図 20 に示す.

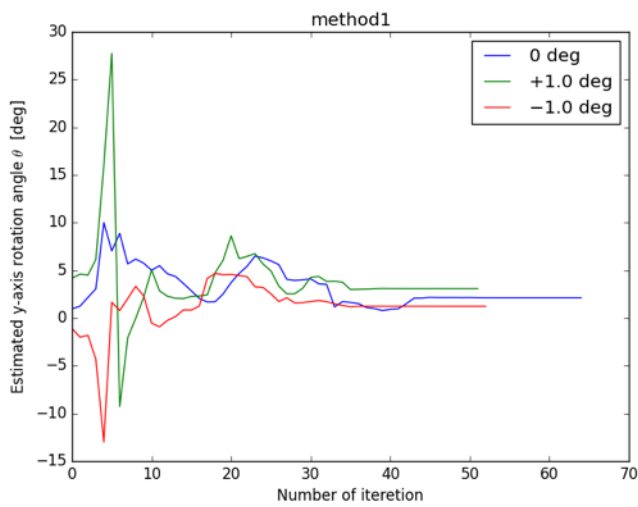


(a) 方法 1

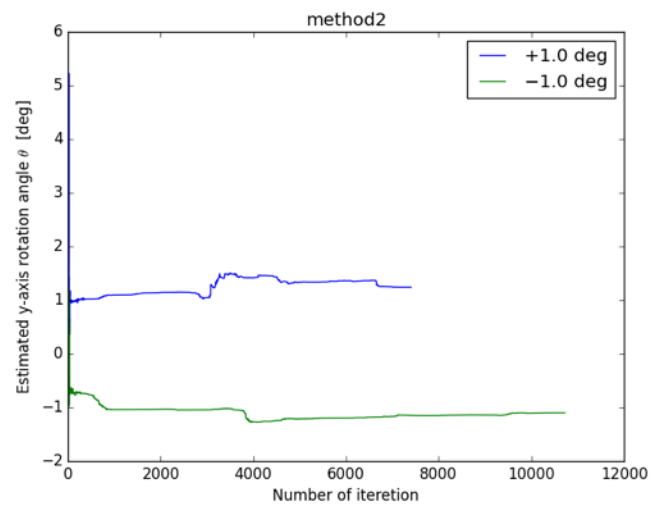


(b) 方法 2

図 19 傾斜角の変位の推定結果



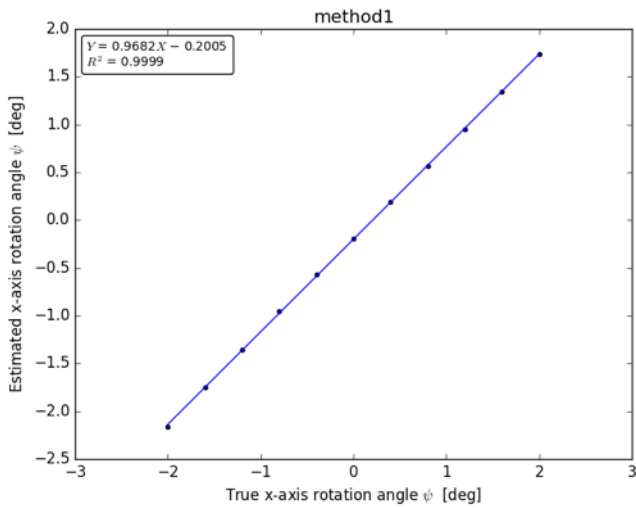
(a) 方法 1



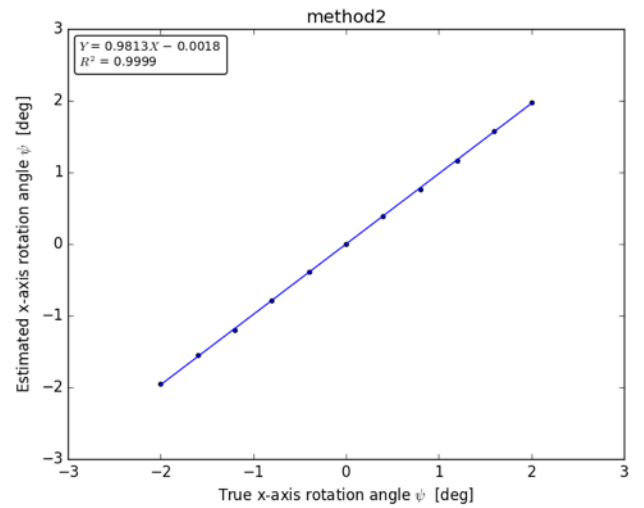
(b) 方法 2

図 20 傾斜角の反復計算の推定値変化

傾斜角の変位に対する方法 1, 方法 2 の推定結果を図 21 に示す. また, 方法 1, 方法 2 の反復計算における推定値変化を図 22 に示す.

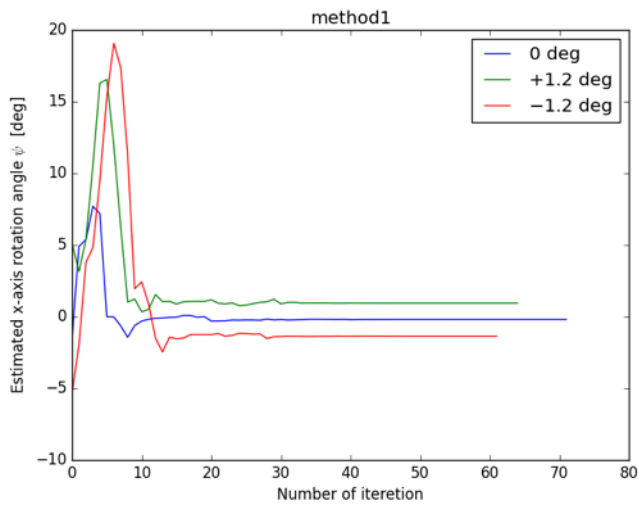


(a) 方法 1

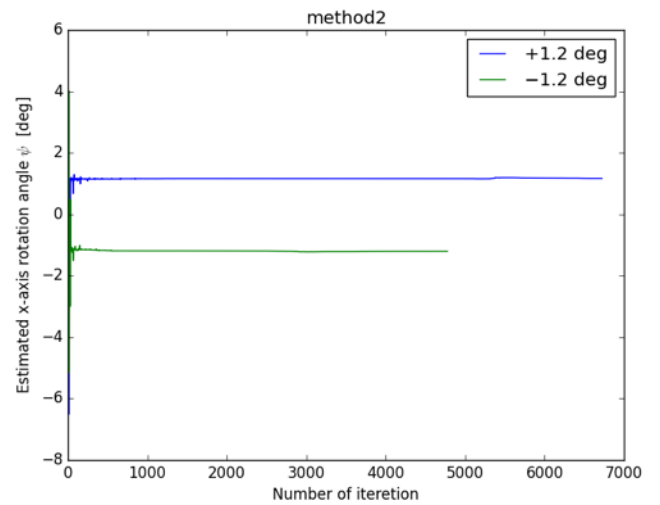


(b) 方法 2

図 21 回転角の変位の推定結果



(a) 方法 1



(b) 方法 2

図 22 回転角の反復計算の推定値変化

表 3.1 に方法 1, 方法 2 それぞれの各計測項目の計測結果から得られた最大誤差, 傾き, 切片, 決定係数を示す. ここで最大誤差は図 23 に示すように求めた値のうち, 各計測項目および手法において最大であったものである.

表 8 対象グリッドパターン, 特徴点検出 Harris 法, 校正なしの時の諸量

	最大誤差	傾き	切片	決定係数
X 軸方法 1	0.005307 mm	1.002808	4.232706	0.999995
X 軸方法 2	0.105818 mm	1.142886	-0.02293	0.998507
Y 軸方法 1	0.048965 mm	1.056535	-11.0099	0.999572
Y 軸方法 2	0.028919 mm	1.080744	-0.02965	0.999748
Z 軸方法 1	0.007908 mm	0.974213	53.44631	0.999987
Z 軸方法 2	0.067763 mm	1.265663	0.028198	0.999505
傾斜角方法 1	0.070041 deg	0.93056	2.175417	0.998791
傾斜角方法 2	0.120693 deg	1.189206	0.070252	0.997646
回転角方法 1	0.023637 deg	0.968171	-0.20047	0.9999
回転角方法 2	0.026413 deg	0.981263	-0.00183	0.999889

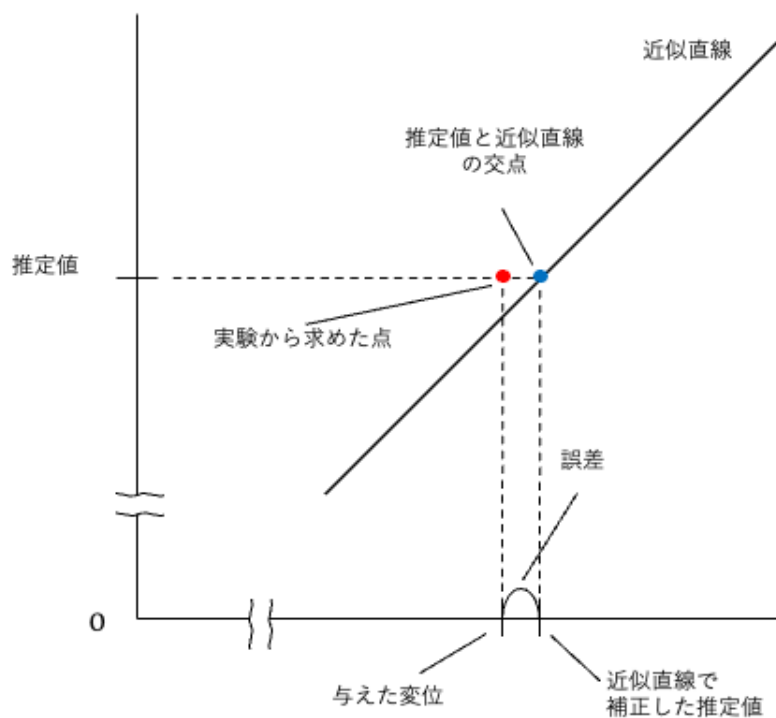
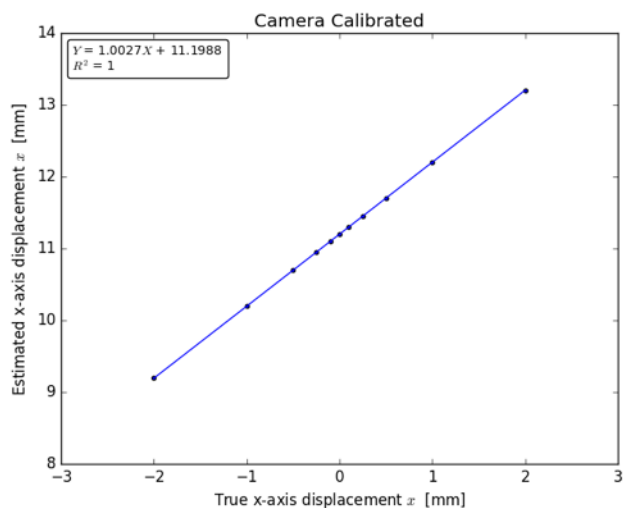


図 23 誤差の計算方法

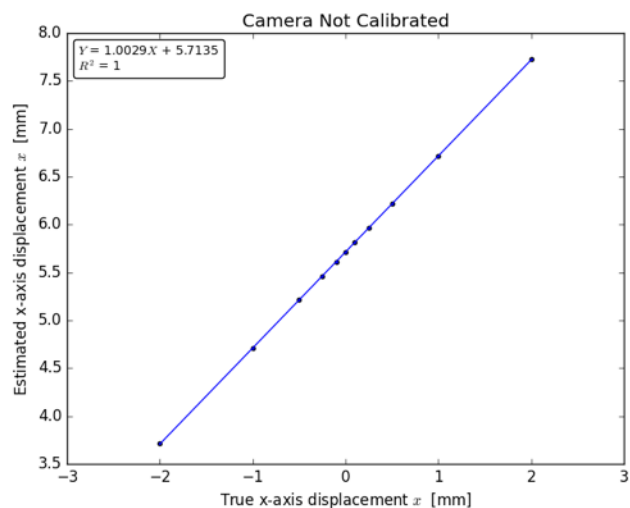
1.25.対象：チェッカーパターン，特徴点抽出：Harris 法としたときの結果

次に対象がチェッカーパターン，特徴点抽出方法が Harris 法の実験結果を示す．各図左がカメラ校正を行なった場合で，右が校正を行っていない場合である．

x 軸方向の変位に対する方法 1，方法 2 の推定結果をそれぞれ図 24，図 25 に示す．また，方法 1，方法 2 の反復計算における推定値の変化をそれぞれ図 26，図 27 に示す．

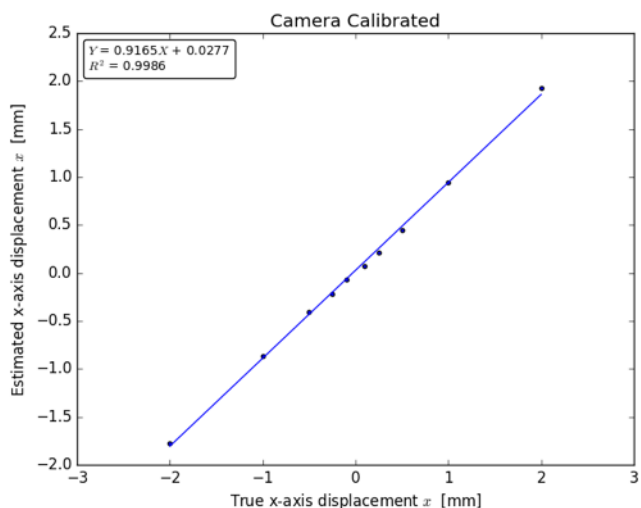


(a) 校正あり

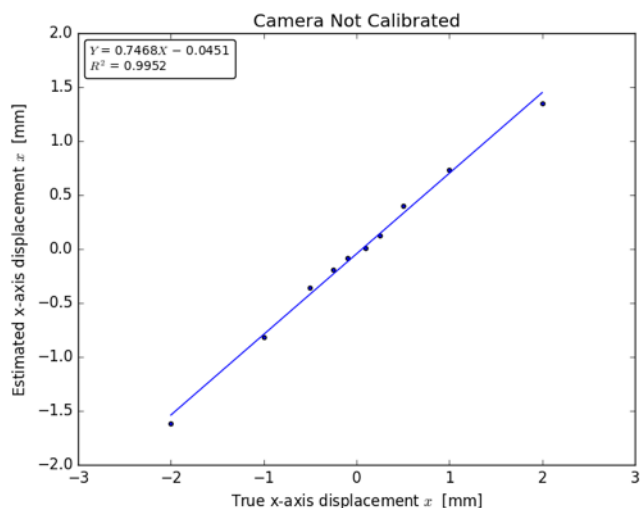


(b) 校正なし

図 24 方法 1 による X 軸方向の変位の推定結果

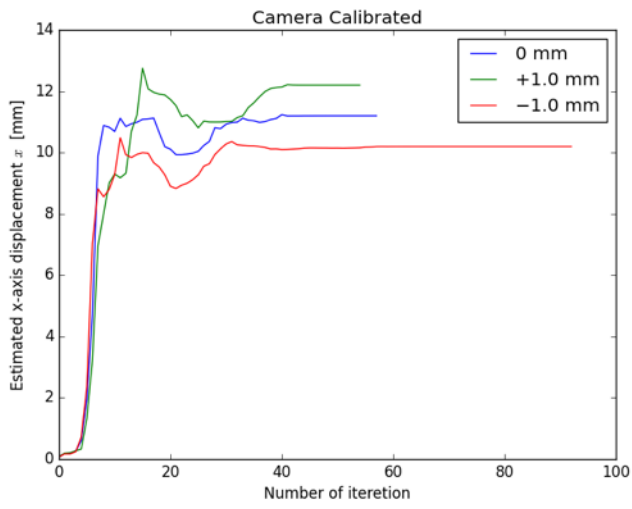


(a) 校正あり

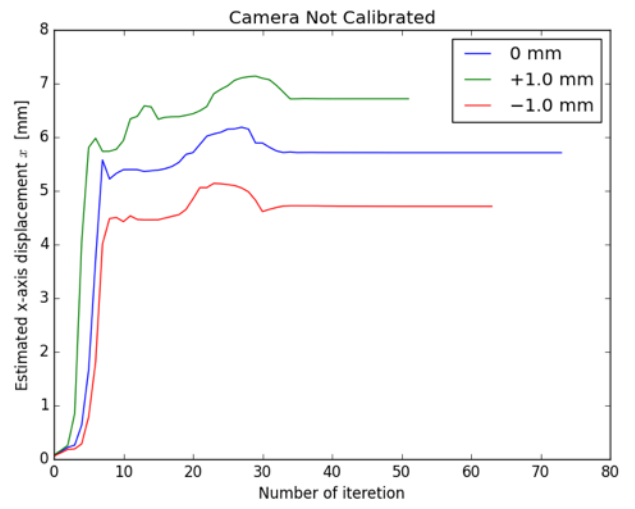


(b) 校正なし

図 25 方法 2 による X 軸方向の変位の推定結果

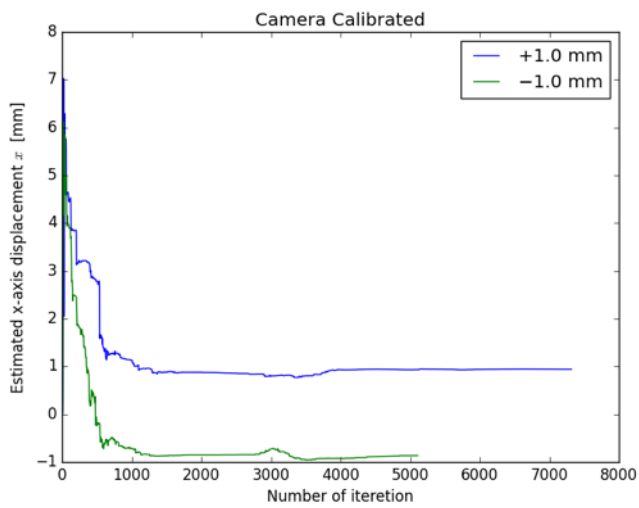


(a) 校正あり

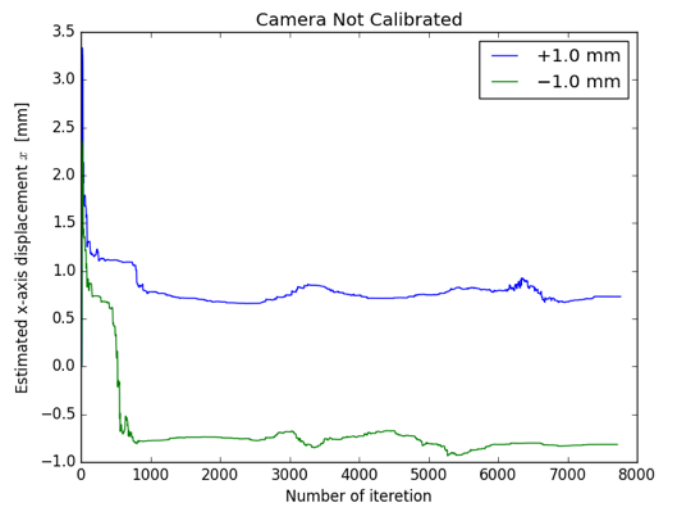


(b) 校正なし

図 26 方法 1 による X 軸変位の反復計算の推定値変化



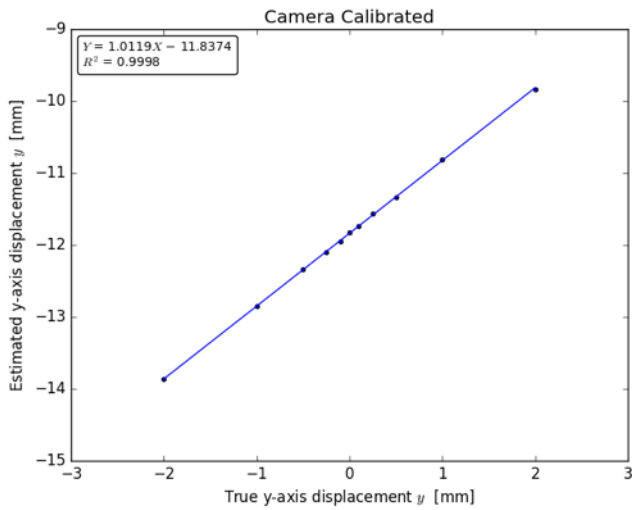
(a) 校正あり



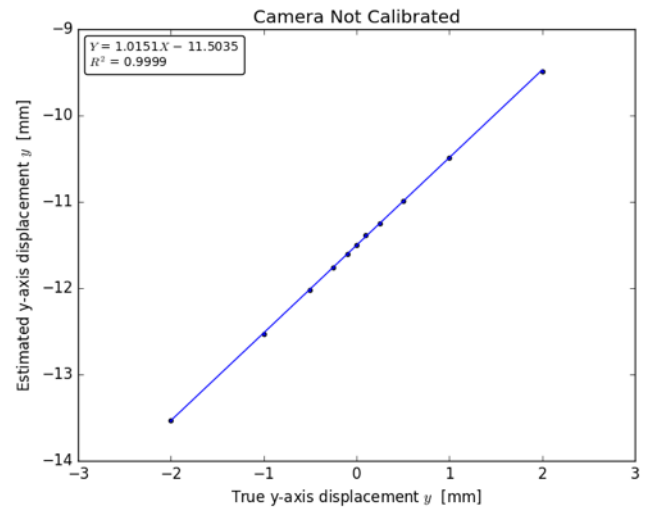
(b) 校正なし

図 27 方法 2 による X 軸変位の反復計算の推定値変化

y 軸方向の変位に対する方法 1, 方法 2 の推定結果をそれぞれ図 28, 図 29 に示す. また, 方法 1, 方法 2 の反復計算における推定値の変化をそれぞれ図 30, 図 31 に示す.

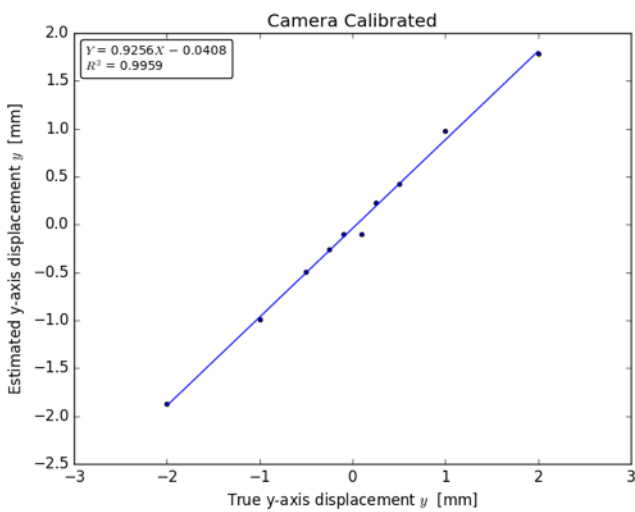


(a) 校正あり

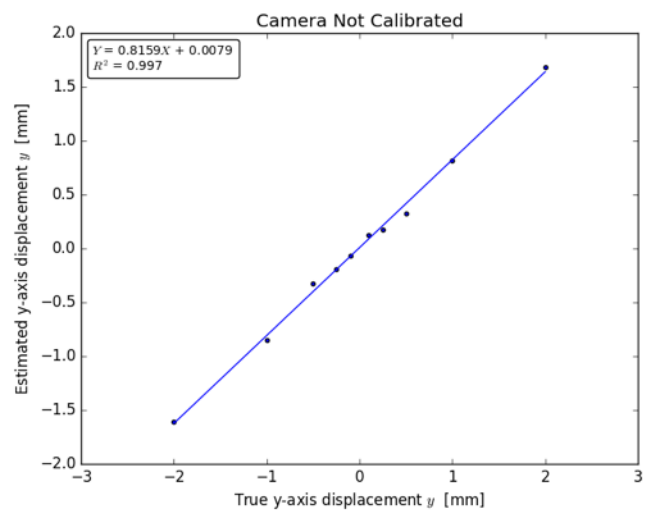


(b) 校正なし

図 28 方法 1 による Y 軸方向の変位の推定結果

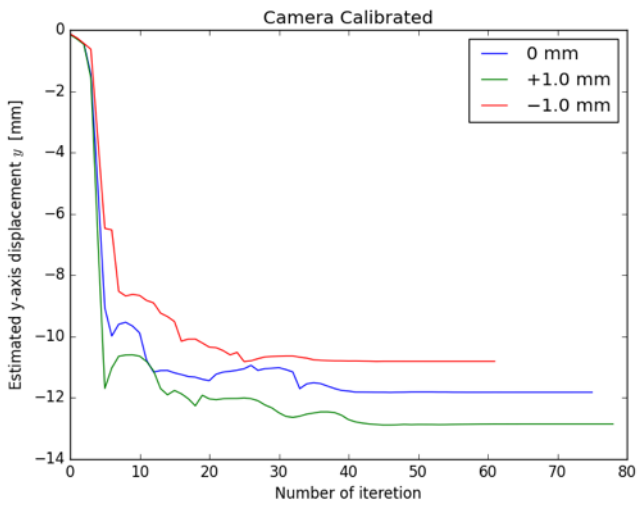


(a) 校正あり

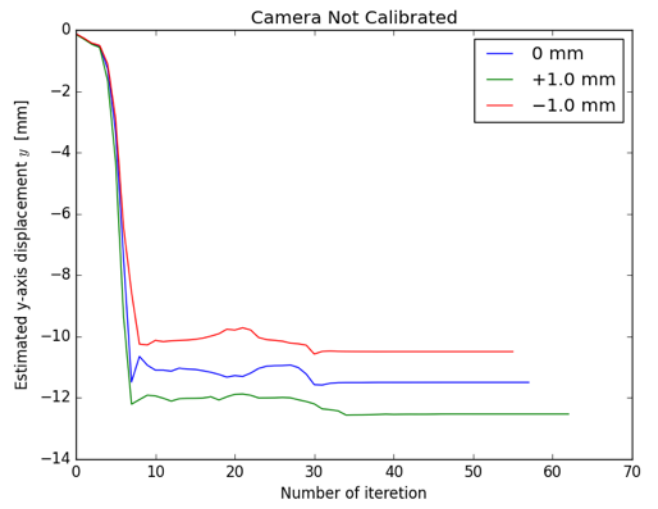


(b) 校正なし

図 29 方法 2 による Y 軸方向の変位の推定結果

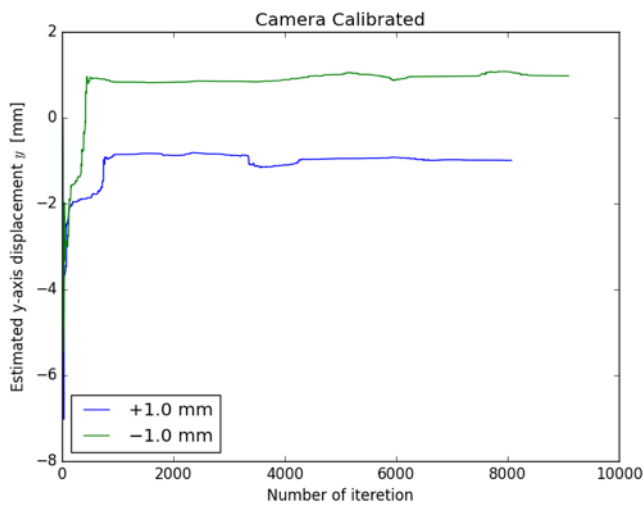


(a) 校正あり

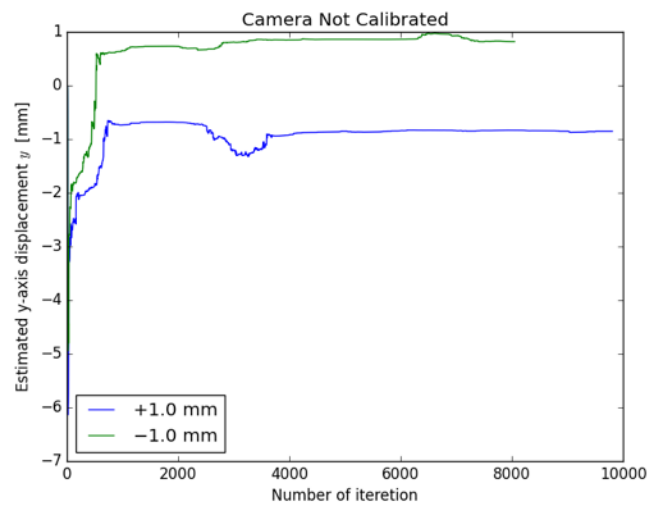


(b) 校正なし

図 30 方法 1 による Y 軸変位の反復計算の推定値変化



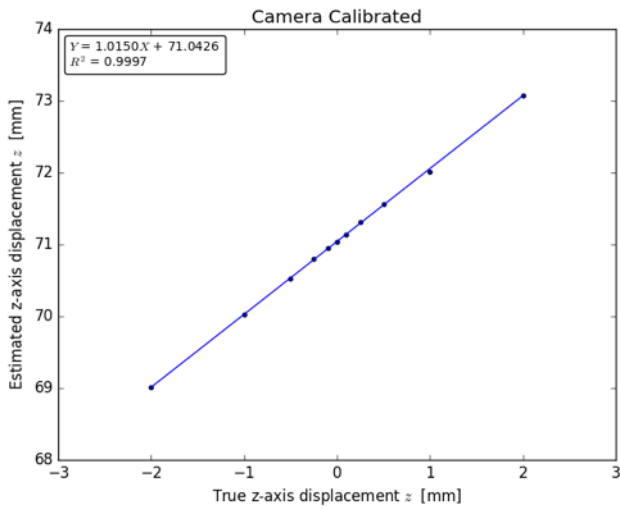
(a) 校正あり



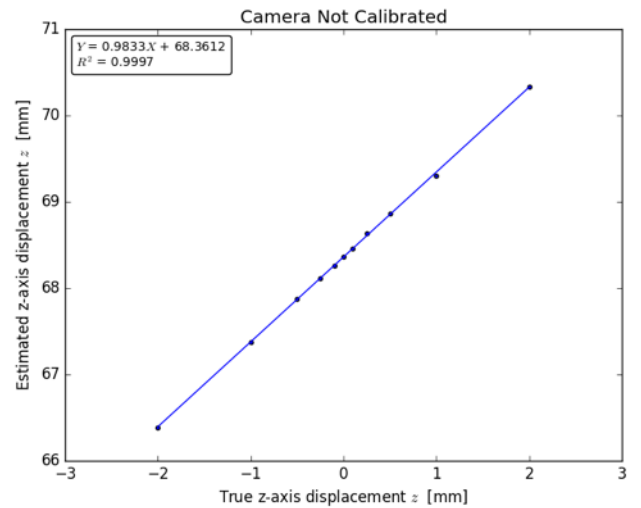
(b) 校正なし

図 31 方法 2 による Y 軸変位の反復計算の推定値変化

z 軸方向の変位に対する方法 1, 方法 2 の推定結果をそれぞれ図 32, 図 33 に示す. また, 方法 1, 方法 2 の反復計算における推定値の変化をそれぞれ図 34, 図 35 に示す.

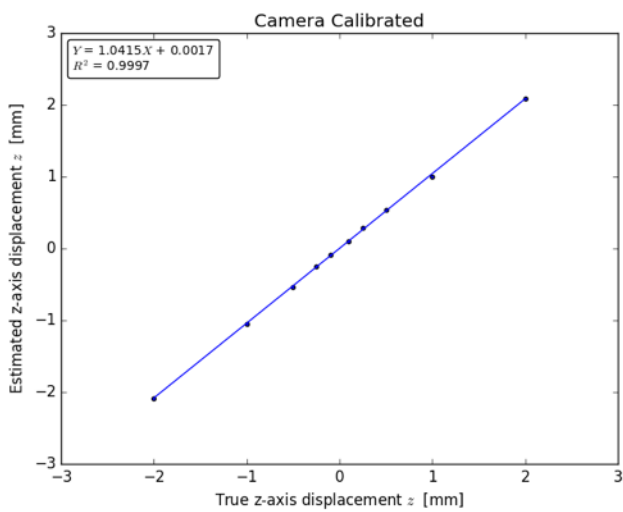


(a) 校正あり

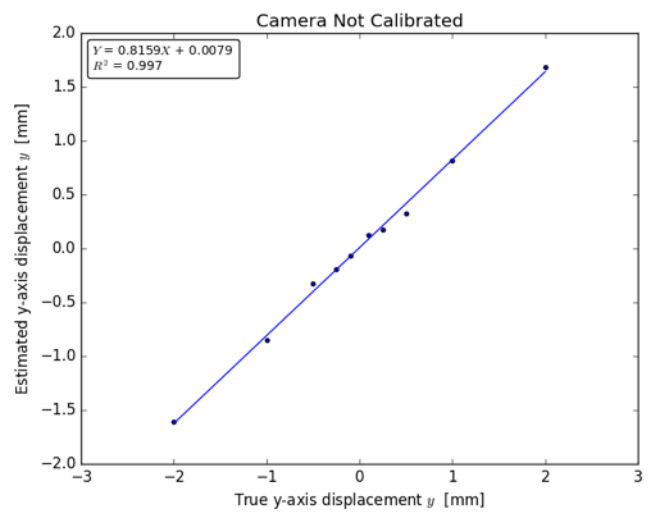


(b) 校正なし

図 32 方法 1 による Z 軸方向の変位の推定結果

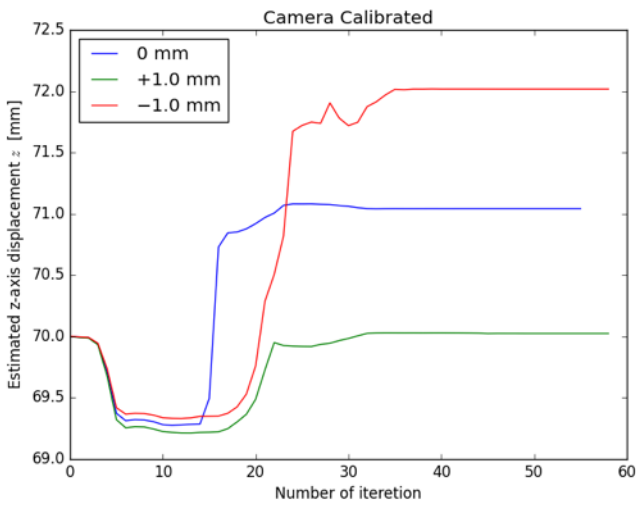


(a) 校正あり

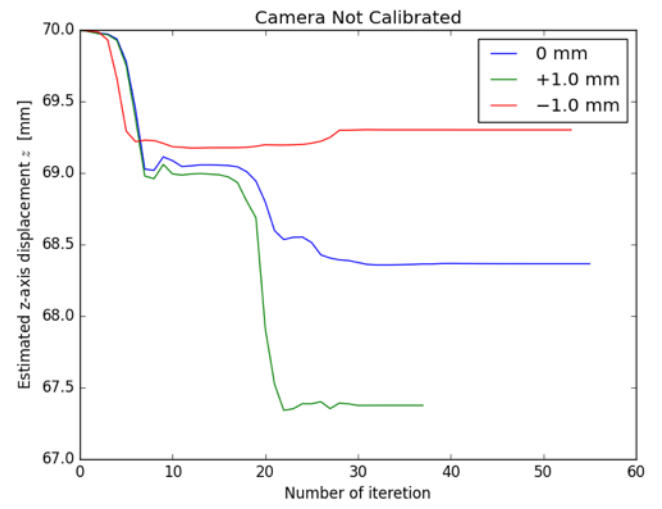


(b) 校正なし

図 33 方法 2 による Z 軸方向の変位の推定結果

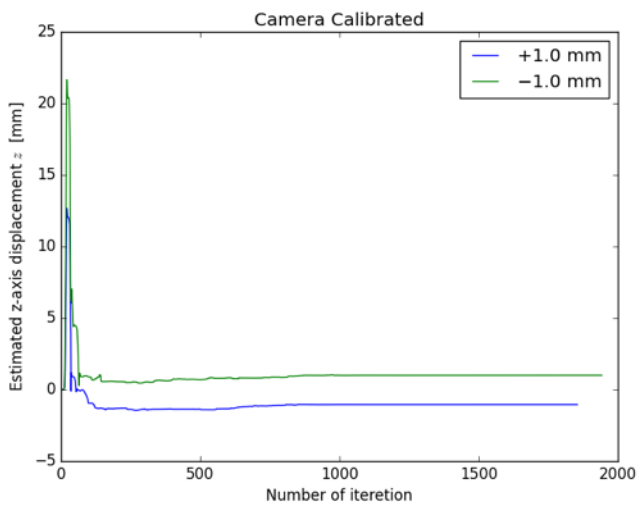


(a) 校正あり

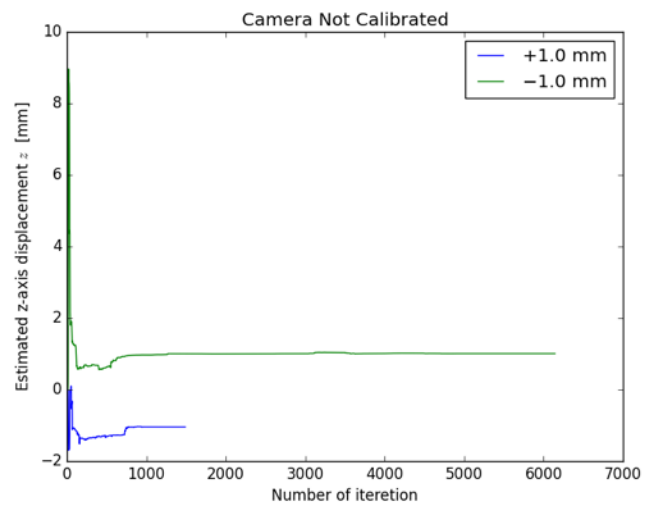


(b) 校正なし

図 34 方法 1 による Z 軸変位の反復計算の推定値変化



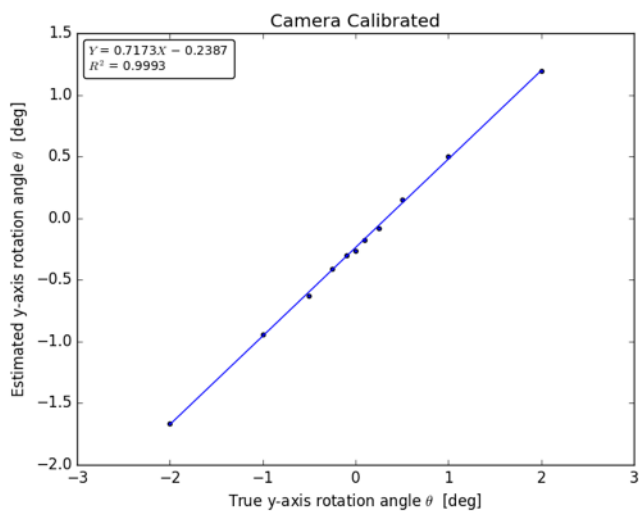
(a) 校正あり



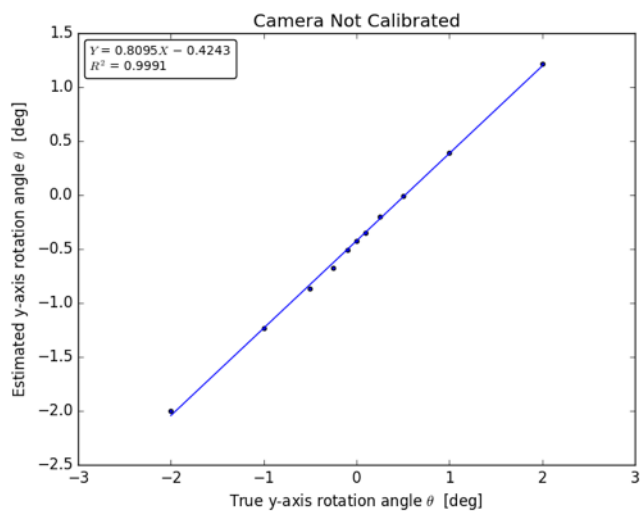
(b) 校正なし

図 35 方法 2 による Z 軸変位の反復計算の推定値変化

傾斜角の変位に対する方法 1, 方法 2 の推定結果をそれぞれ図 36, 図 37 に示す. また, 方法 1, 方法 2 の反復計算における推定値の変化を図 38, 図 39 に示す.

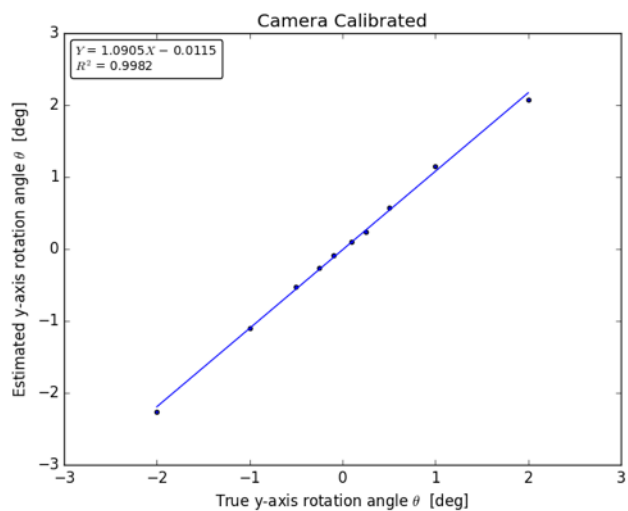


(a) 校正あり

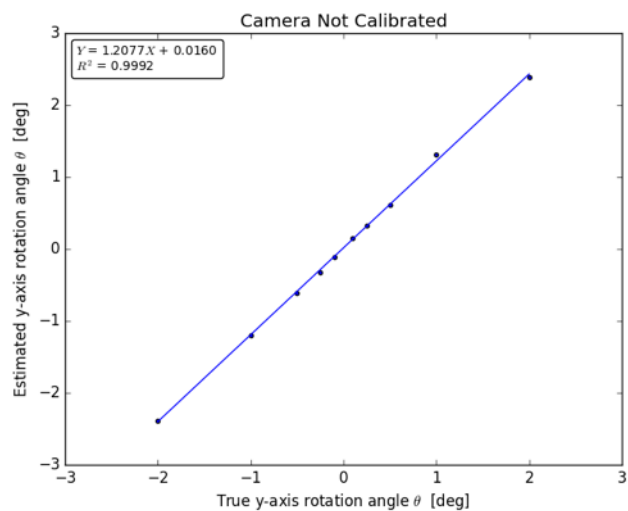


(b) 校正なし

図 36 方法 1 による傾斜角の変位の推定結果

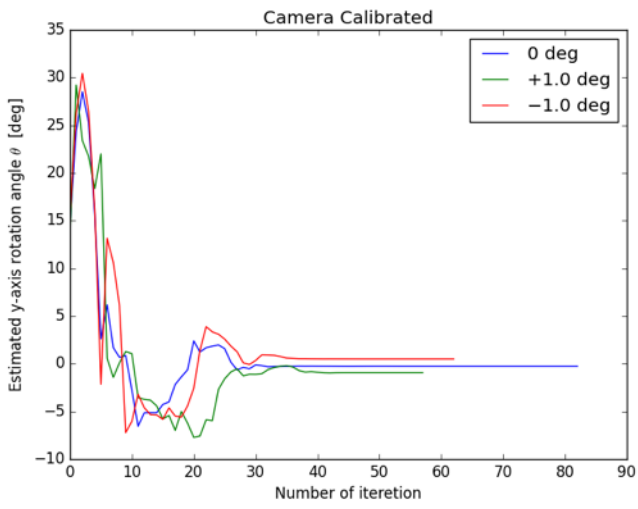


(a) 校正あり

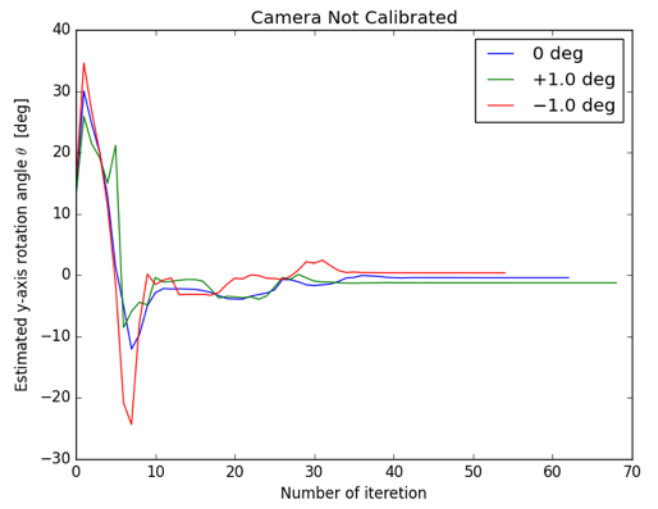


(b) 校正なし

図 37 方法 2 による傾斜角の変位の推定結果

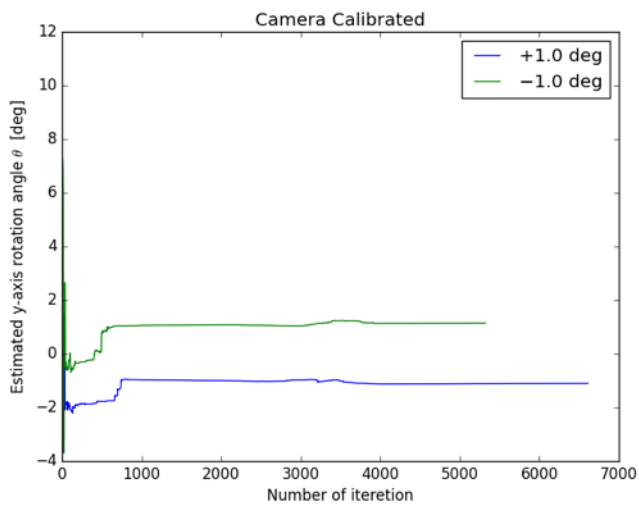


(a) 校正あり

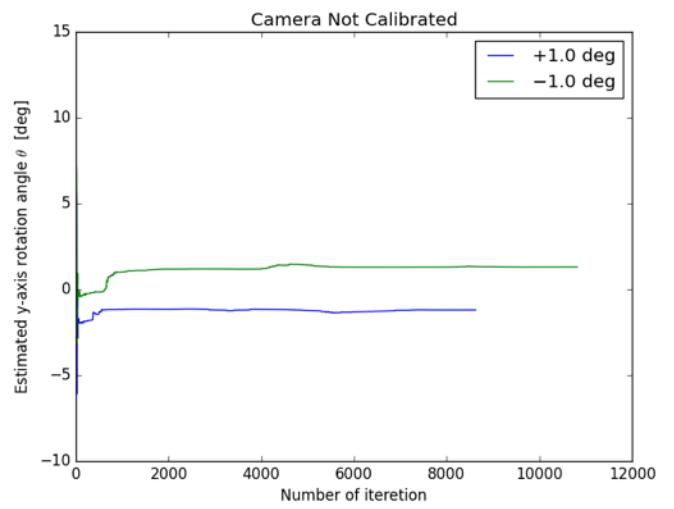


(b) 校正なし

図 38 方法 1 による傾斜角の反復計算の推定値変化



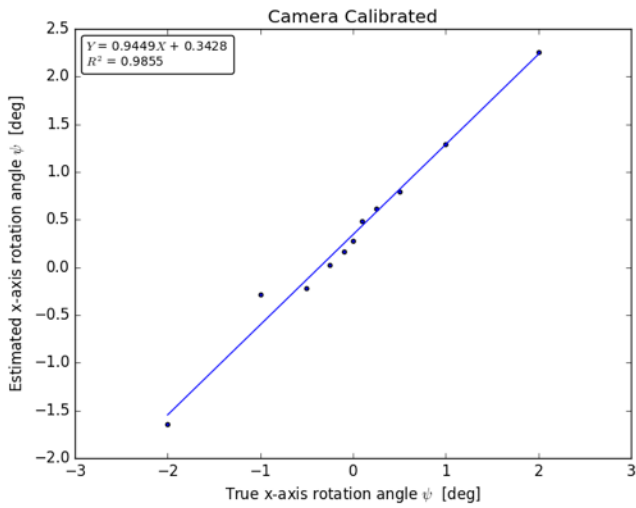
(a) 校正あり



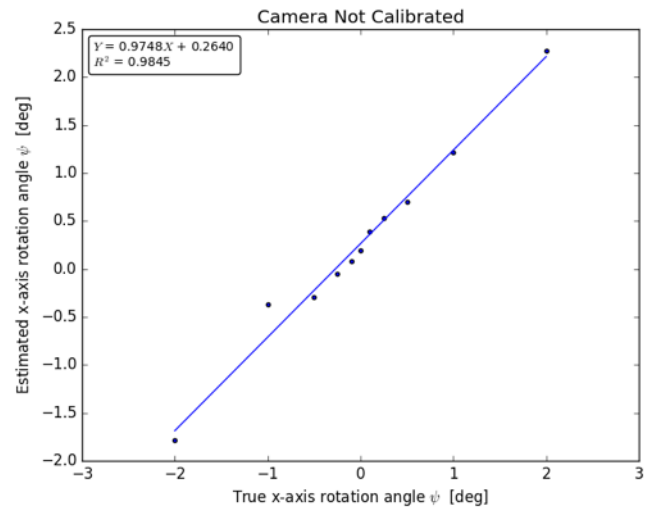
(b) 校正なし

図 39 方法 2 による傾斜角の反復計算の推定値変化

回転方向の変位に対する方法 1, 方法 2 の推定結果をそれぞれ図 40, 図 41 に示す. また, 方法 1, 方法 2 の反復計算における推定値の変化を図 42, 図 43 に示す.

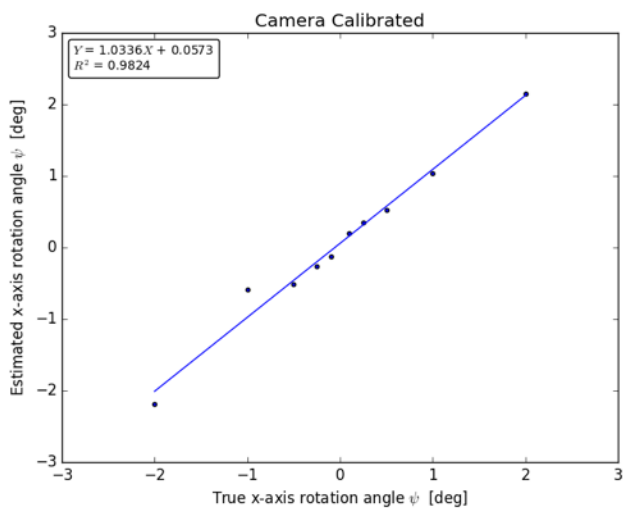


(a) 校正あり

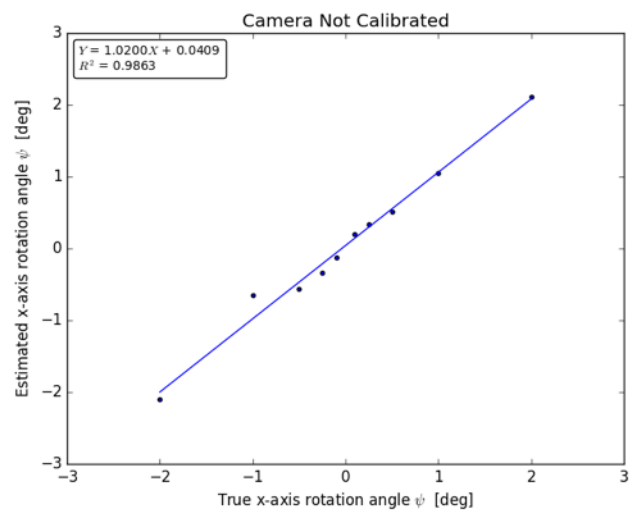


(b) 校正なし

図 40 方法 1 による回転角の変位の推定結果

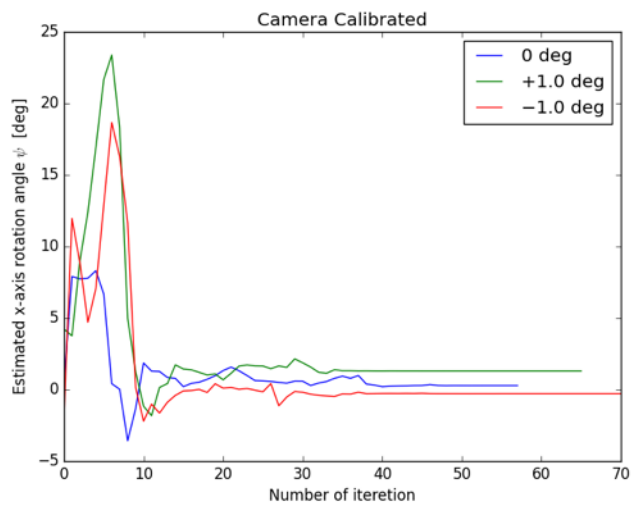


(a) 校正あり

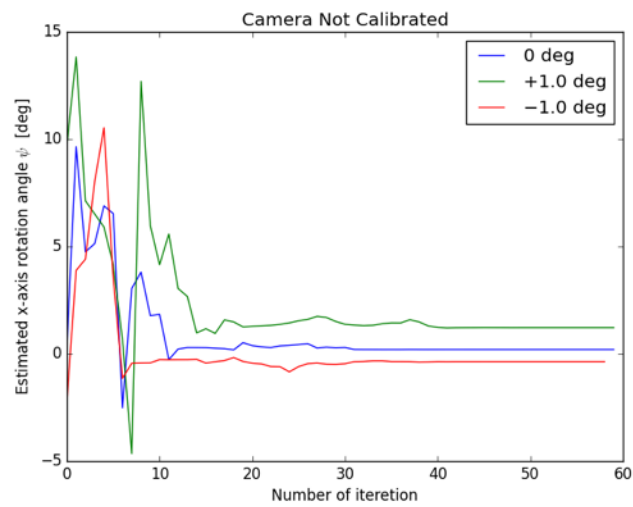


(b) 校正なし

図 41 方法 2 による回転角の変位の推定結果

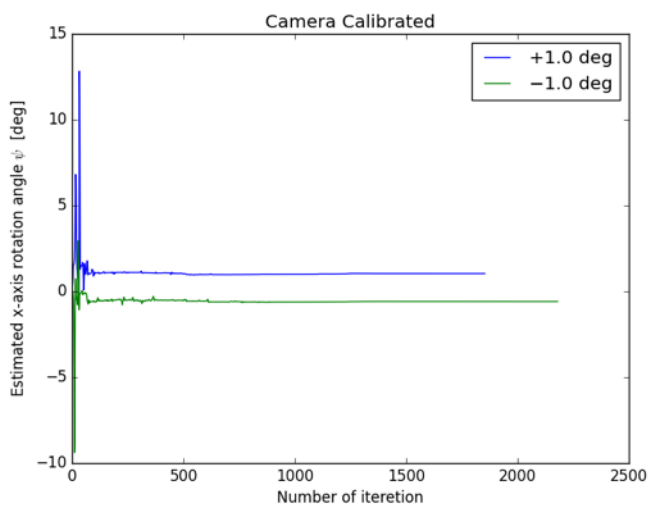


(a) 校正あり

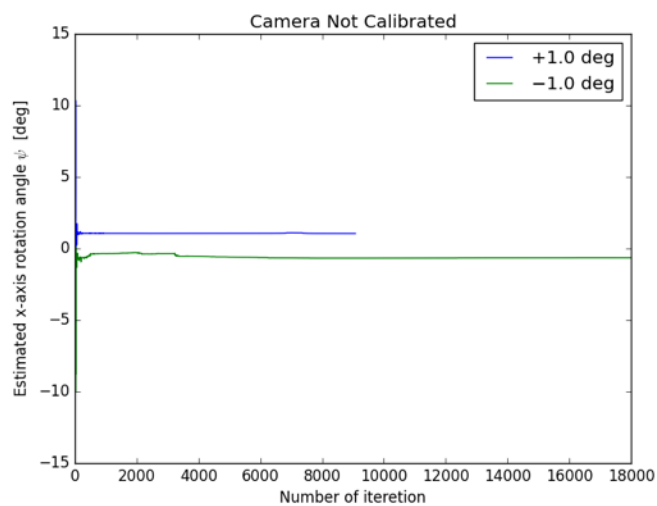


(b) 校正なし

図 42 方法 1 による回転角の反復計算の推定値変化



(a) 校正あり



(b) 校正なし

図 43 方法 2 による回転角の反復計算の推定値変化

校正ありの場合と校正なしの場合それぞれの各方向における最大誤差，傾き，切片，決定係数，誤差をそれぞれ表 9，表 10 に示す．表 9 と表 10 を比較すると姿勢の推定においては方法 1 で校正を行った場合で精度が向上していることがわかる．また，変位の推定においては Y 軸方向方法 2 を除き，精度が向上している．よってカメラ校正が変位の推定と方法 1 における精度の向上につながる事がわかる．

表 9 対象チェッカーパターン，特徴点検出 Harris 法，校正ありの時の諸量

	最大誤差	傾き	切片	決定係数
X 軸方法 1	0.003635 mm	1.002671	11.19882	0.999996
X 軸方法 2	0.073150 mm	0.91652	0.027747	0.99861
Y 軸方法 1	0.022007 mm	1.011873	-11.8374	0.999842
Y 軸方法 2	0.168503 mm	0.925608	-0.04076	0.995878
Z 軸方法 1	0.039879 mm	1.014995	71.04258	0.999748
Z 軸方法 2	0.040415 mm	1.041512	0.001701	0.999693
傾斜角方法 1	0.039936 deg	0.717333	-0.23869	0.999267
傾斜角方法 2	0.089623 deg	1.090508	-0.01145	0.998195
回転角方法 1	0.336951 deg	0.9449138	0.34276	0.985502
回転角方法 2	0.373521 deg	1.0335954	0.05734	0.982447

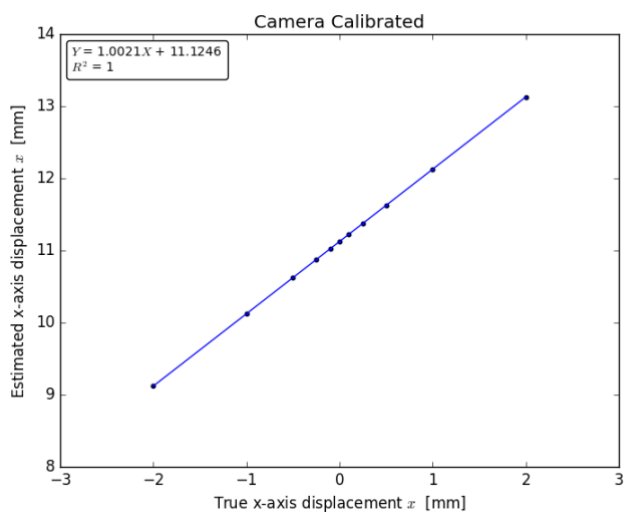
表 10 対象チェッカーパターン，特徴点検出 Harris 法，校正なしの時の諸量

	最大誤差	傾き	切片	決定係数
X 軸方法 1	0.004346 mm	1.002873	5.713495	0.999993
X 軸方法 2	0.130089 mm	0.746806	-0.04513	0.995205
Y 軸方法 1	0.013513 mm	1.015093	-11.5035	0.999941
Y 軸方法 2	0.113598 mm	0.815899	0.007934	0.997014
Z 軸方法 1	0.044297 mm	0.983256	68.3612	0.999715
Z 軸方法 2	0.034341 mm	1.045607	-0.00162	0.999756
傾斜角方法 1	0.057656 deg	0.809476	-0.42427	0.99909
傾斜角方法 2	0.069604 deg	1.20774	0.015997	0.999236
回転角方法 1	0.355154 deg	0.974787	0.263977	0.984507
回転角方法 2	0.320997 deg	1.020041	0.04093	0.986282

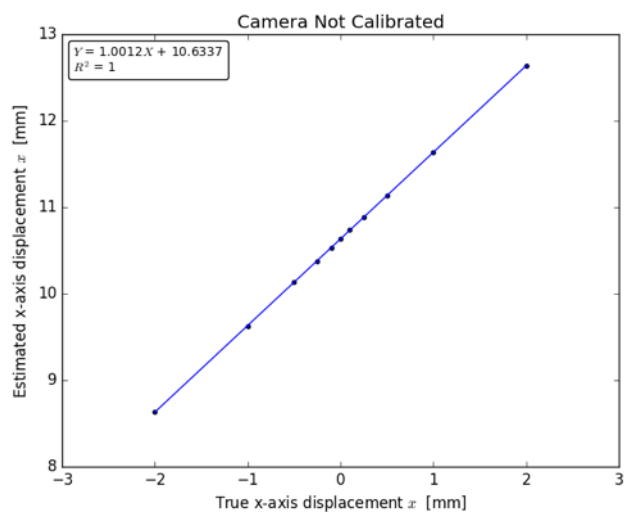
1.26.対象：チェッカーパターン，特徴点抽出：findChessCorners としたときの結果

対象がチェッカーパターン，特徴点抽出方法が findChessCorners でカメラ校正を行なったときと，校正を行っていないときの実験結果を示す。

x 軸方向の変位に対する方法 1，方法 2 の推定結果をそれぞれ図 44，図 45 に示す。また，方法 1，方法 2 の反復計算における推定値の変化をそれぞれ図 46，図 47 に示す。

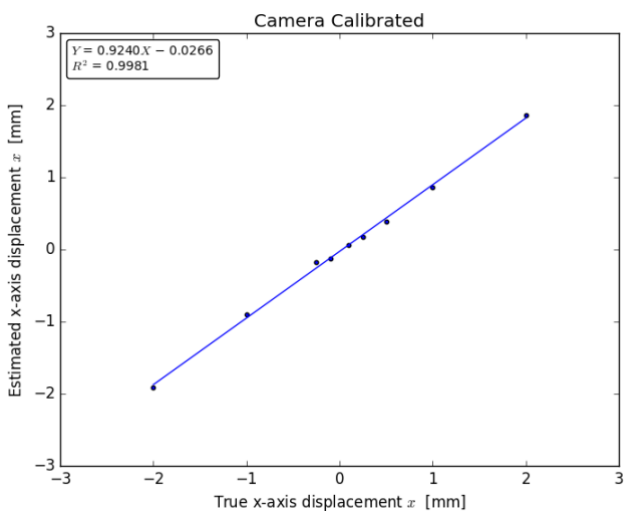


(a) 校正あり

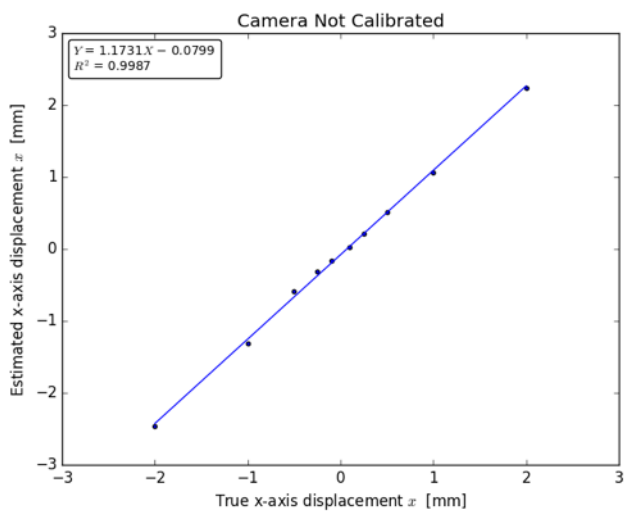


(b) 校正なし

図 44 方法 1 による X 軸方向の変位の推定結果

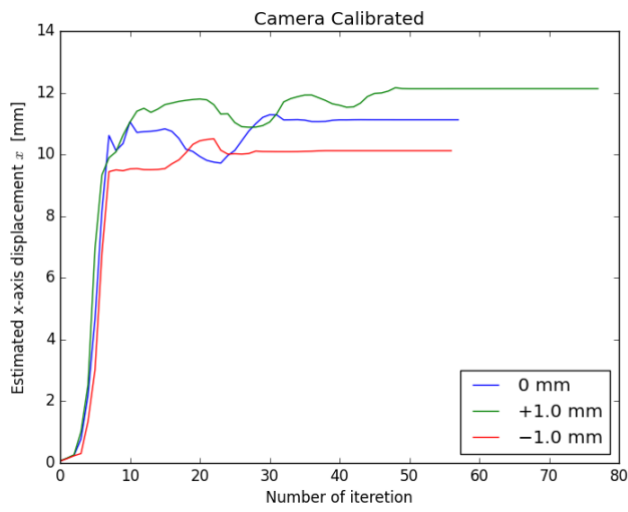


(a) 校正あり

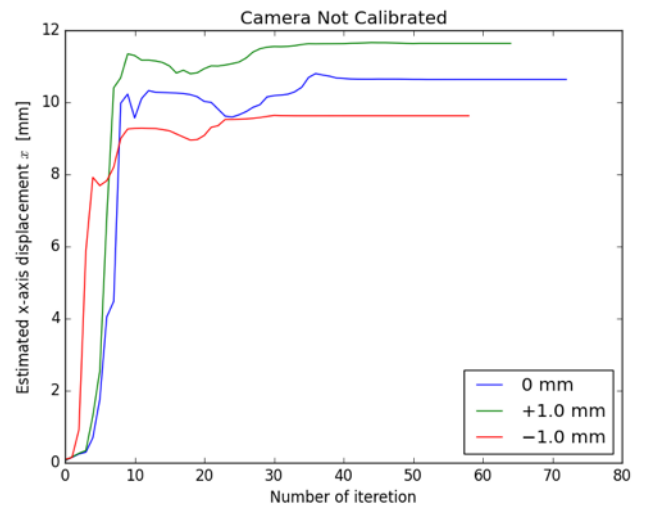


(b) 校正なし

図 45 方法 2 による X 軸方向の変位の推定結果

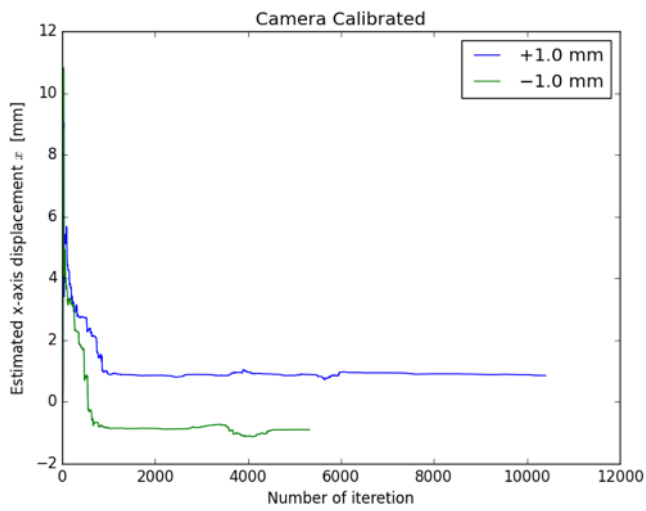


(a) 校正あり

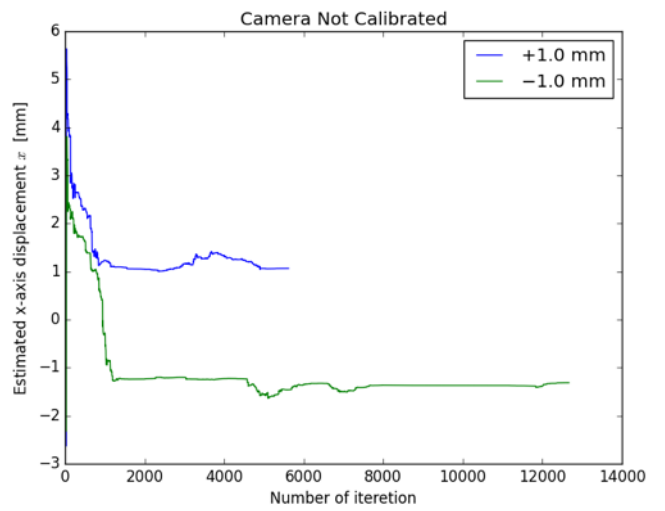


(b) 校正なし

図 46 方法 1 による X 軸変位の反復計算の推定値変化



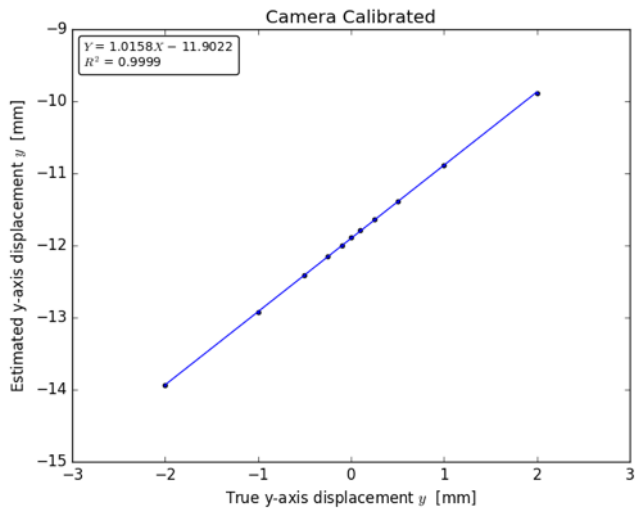
(a) 校正あり



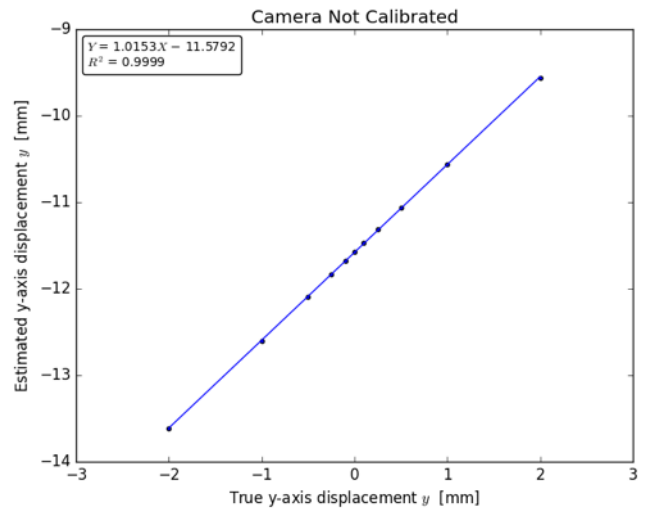
(b) 校正なし

図 47 方法 2 による X 軸変位の反復計算の推定値変化

y 軸方向の変位に対する方法 1, 方法 2 の推定結果をそれぞれ図 48, 図 49 に示す. また, 方法 1, 方法 2 の反復計算における推定値の変化をそれぞれ図 50, 図 51 に示す.

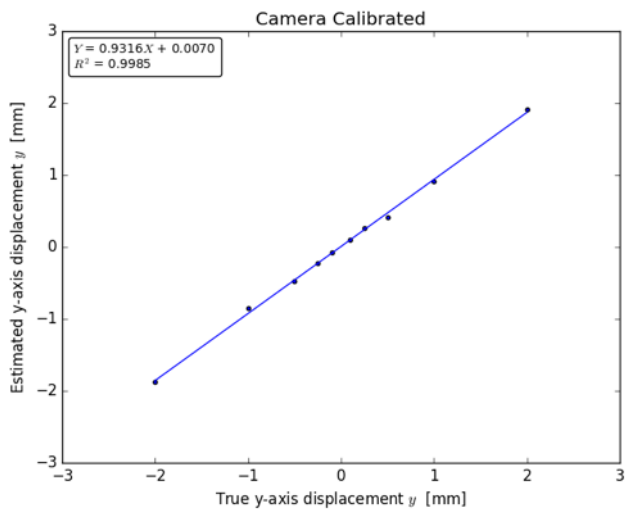


(a) 校正あり

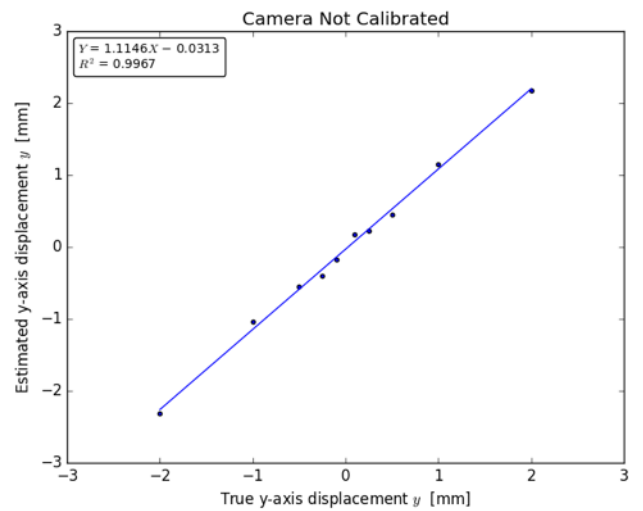


(b) 校正なし

図 48 方法 1 による Y 軸方向の変位の推定結果

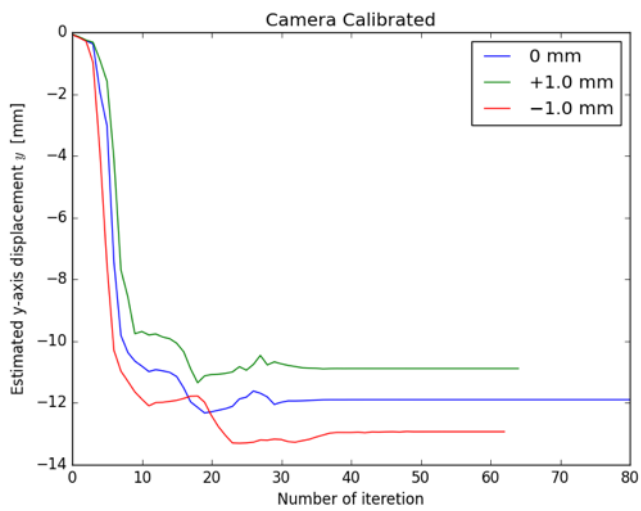


(a) 校正あり

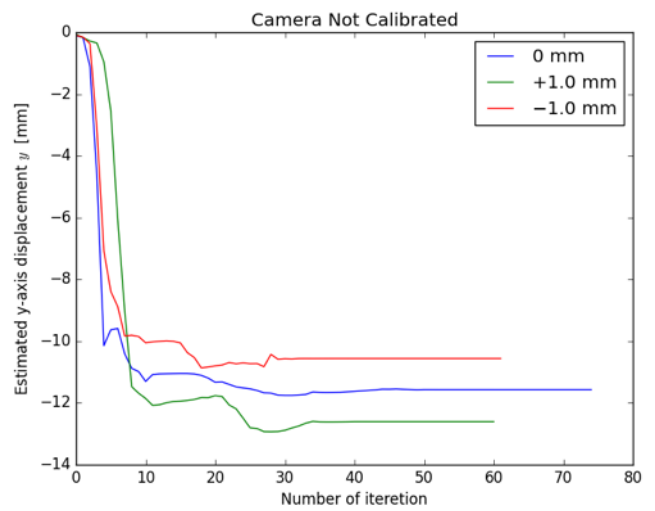


(b) 校正なし

図 49 方法 2 による Y 軸方向の変位の推定結果

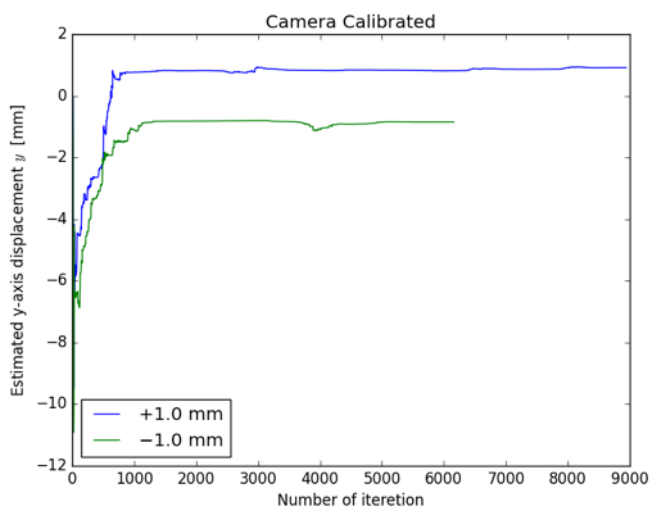


(a) 校正あり

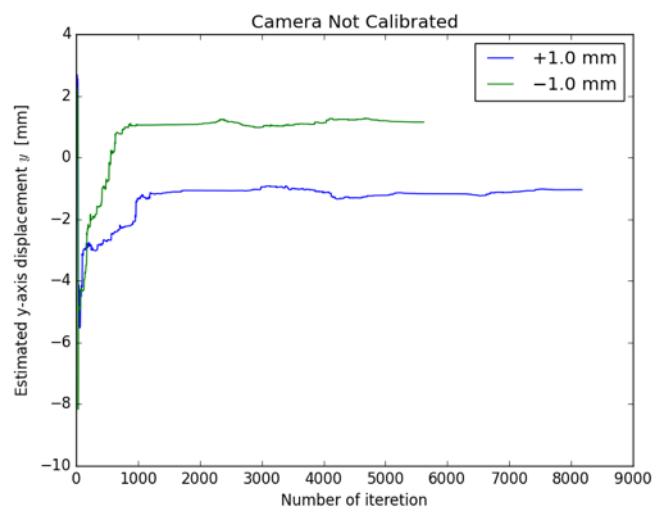


(b) 校正なし

図 50 方法 1 による Y 軸変位の反復計算の推定値変化



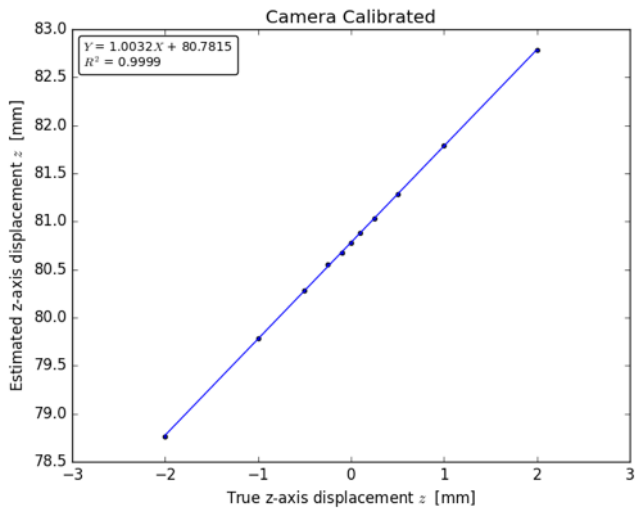
(a) 校正あり



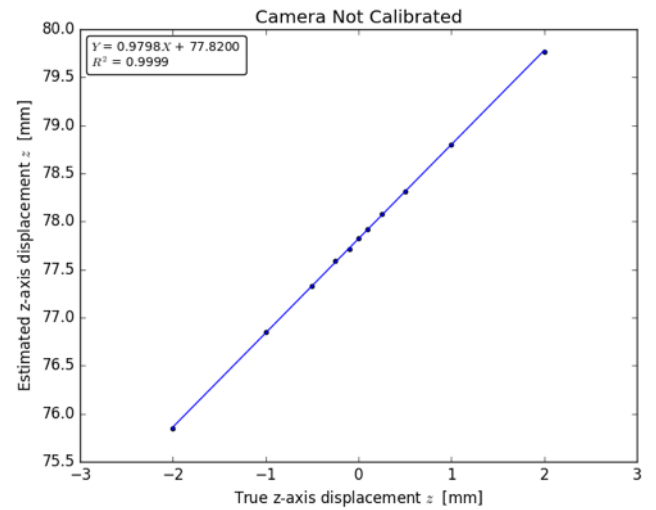
(b) 校正なし

図 51 方法 2 による Y 軸変位の反復計算の推定値変化

z 軸方向の変位に対する方法 1, 方法 2 の推定結果をそれぞれ図 52, 図 53 に示す. また, 方法 1, 方法 2 の反復計算における推定値の変化をそれぞれ図 54, 図 55 に示す.

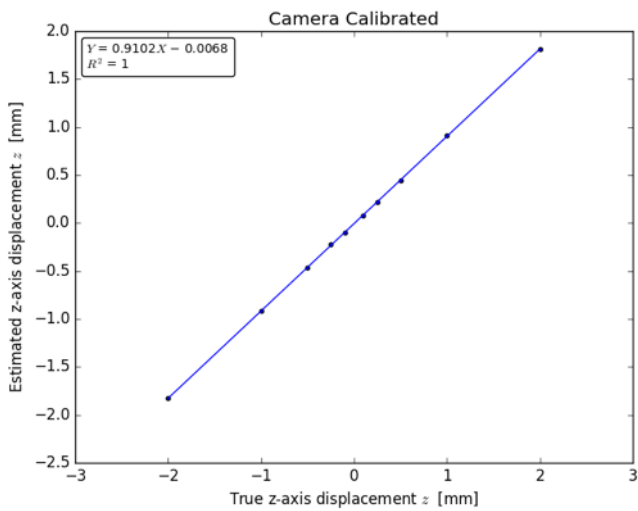


(a) 校正あり

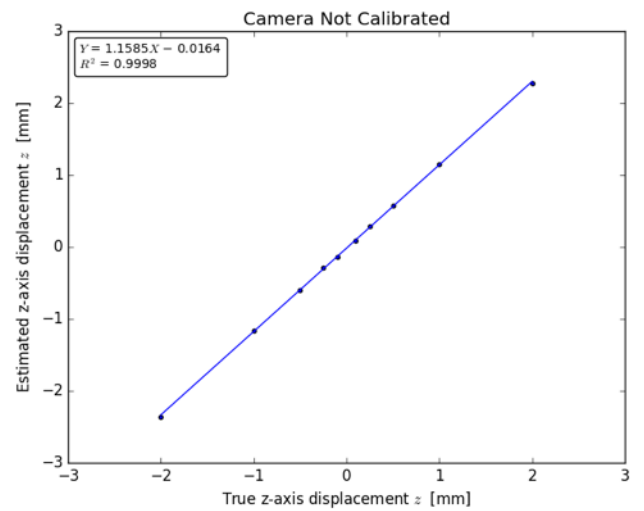


(b) 校正なし

図 52 方法 1 による Z 軸方向の変位の推定結果

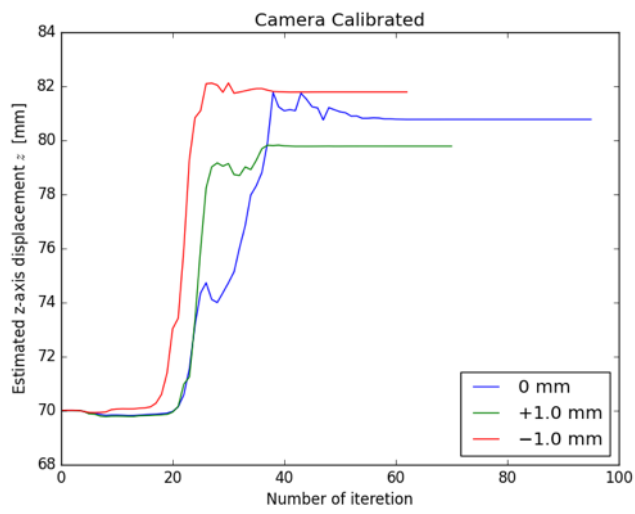


(a) 校正あり

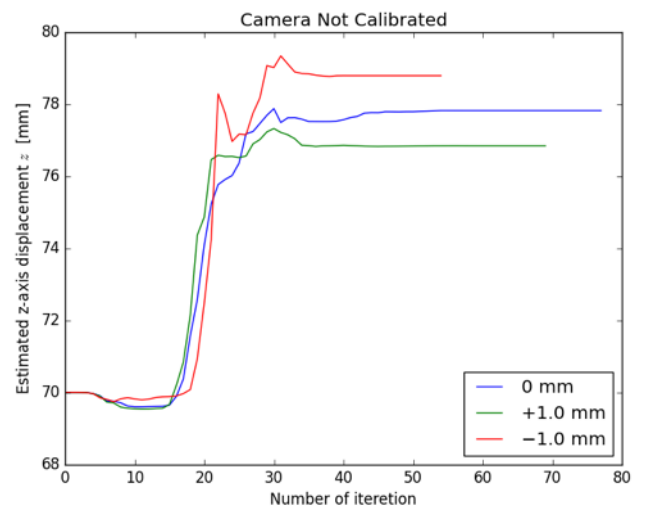


(b) 校正なし

図 53 方法 2 による Z 軸方向の変位の推定結果

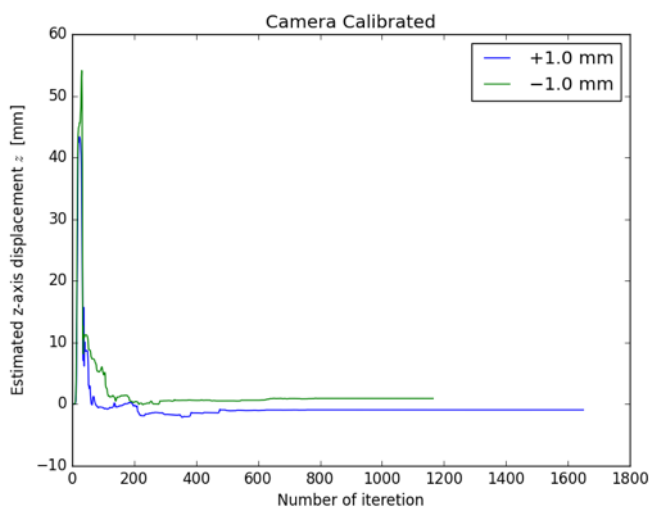


(a) 校正あり

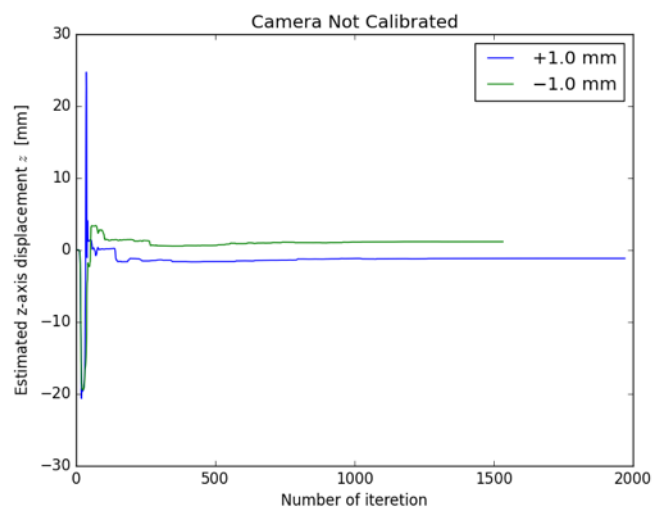


(b) 校正なし

図 54 方法 1 による Z 軸変位の反復計算の推定値変化



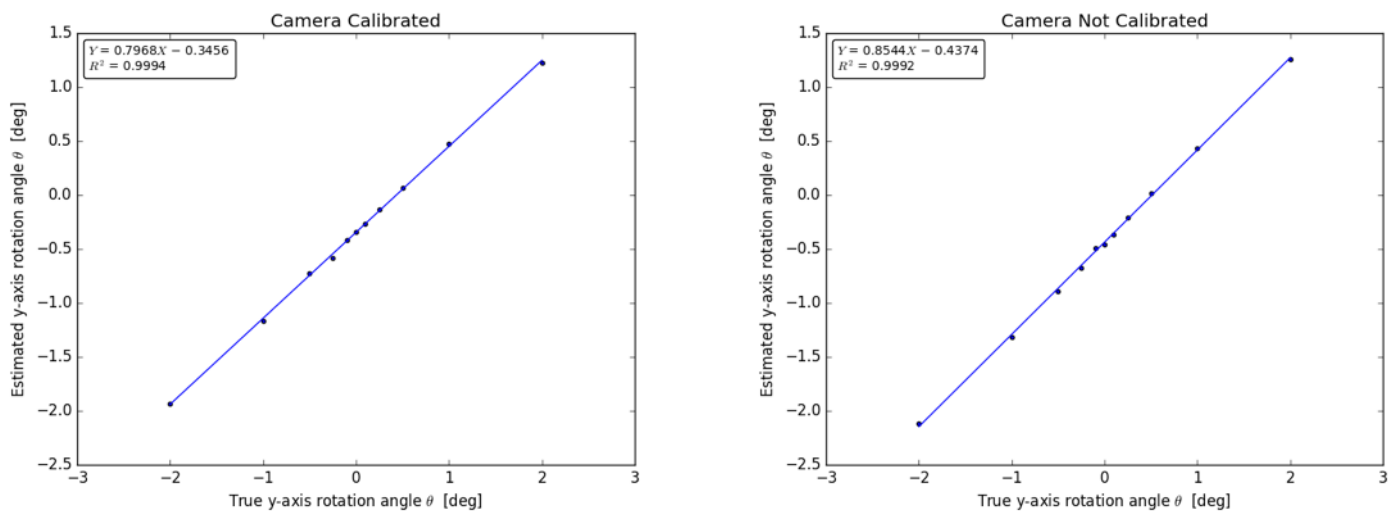
(a) 校正あり



(b) 校正なし

図 55 方法 2 による Z 軸変位の反復計算の推定値変化

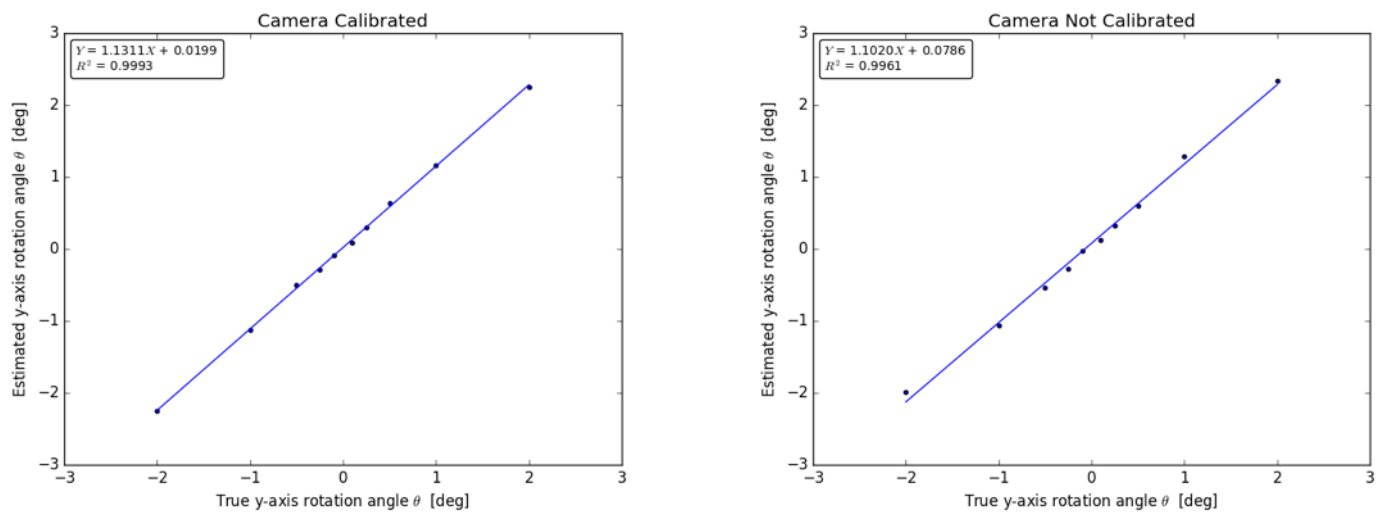
傾斜角の変位に対する方法 1, 方法 2 の推定結果をそれぞれ図 56, 図 57 に示す. また, 方法 1, 方法 2 の反復計算における推定値の変化を図 58, 図 59 に示す.



(a) 校正あり

(b) 校正なし

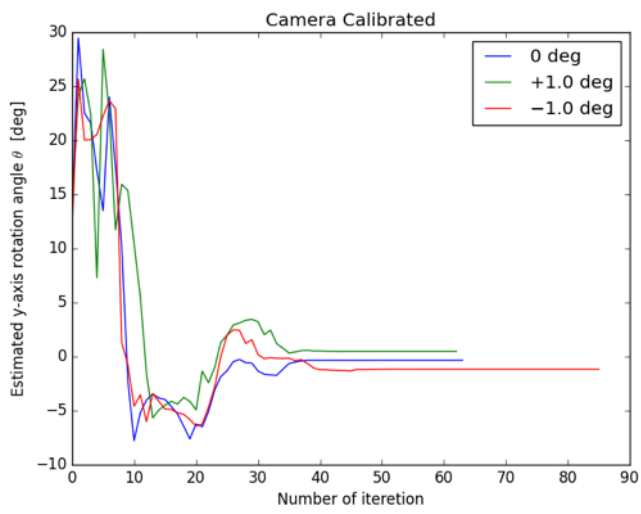
図 56 方法 1 による傾斜角の変位の推定結果



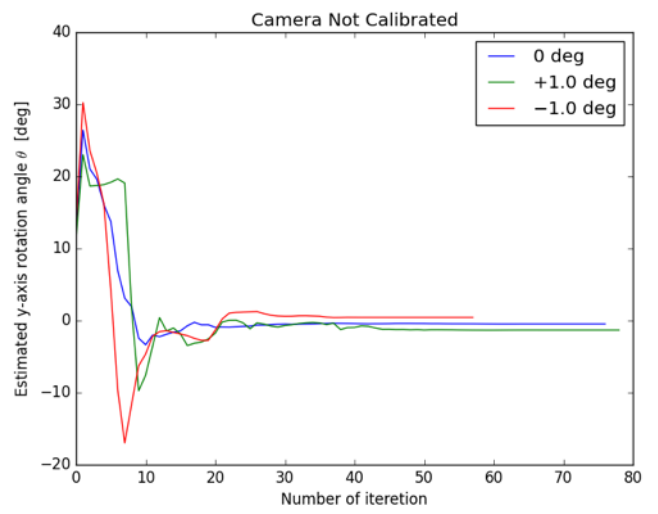
(a) 校正あり

(b) 校正なし

図 57 方法 2 による傾斜角の変位の推定結果

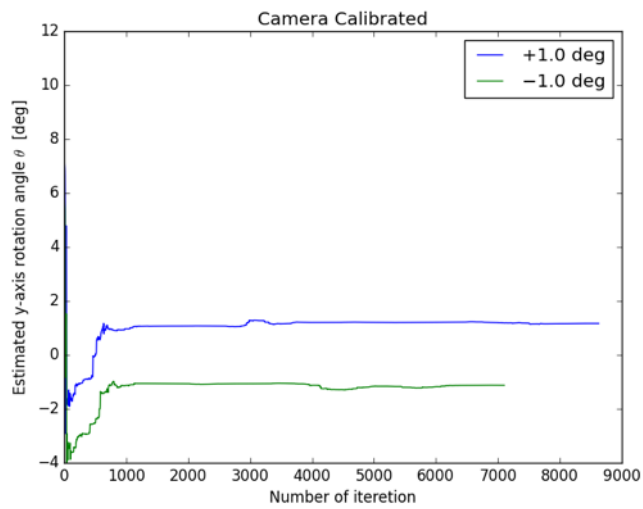


(a) 校正あり

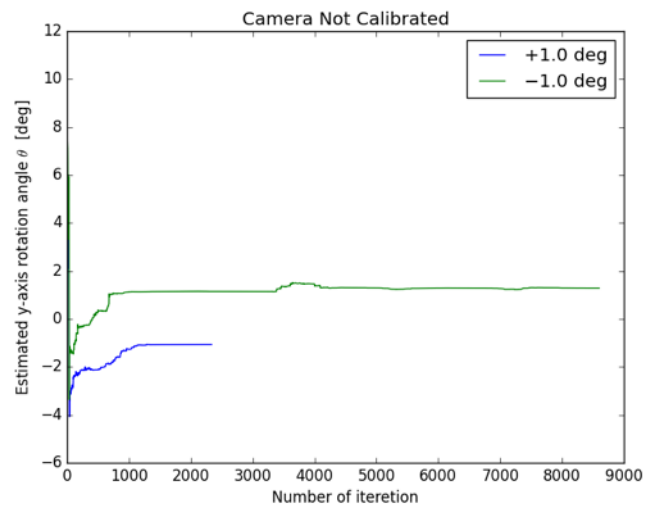


(b) 校正なし

図 58 方法 1 による傾斜角の反復計算の推定値変化



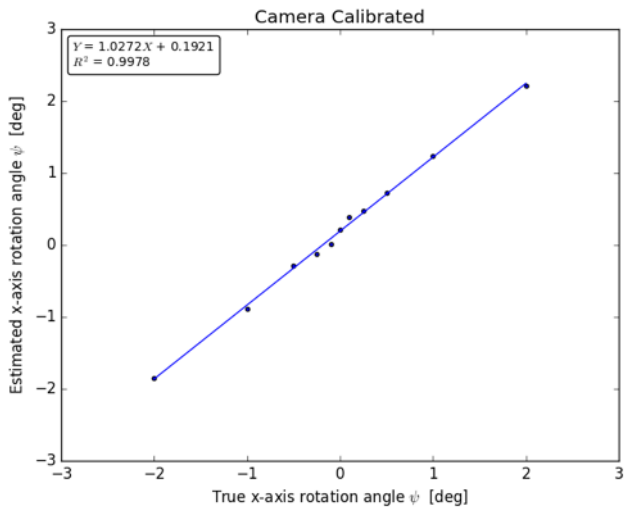
(a) 校正あり



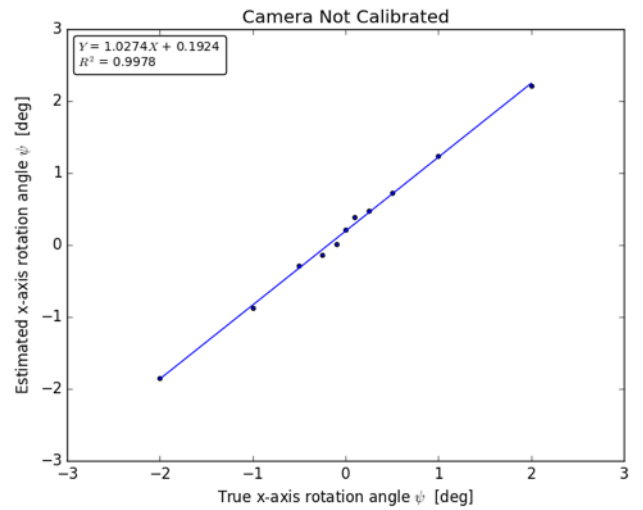
(b) 校正なし

図 59 方法 2 による傾斜角の反復計算の推定値変化

回転方向の変位に対する方法 1, 方法 2 の推定結果をそれぞれ図 60 図 40, 図 61 に示す. また, 方法 1, 方法 2 の反復計算における推定値の変化を図 62, 図 63 に示す.

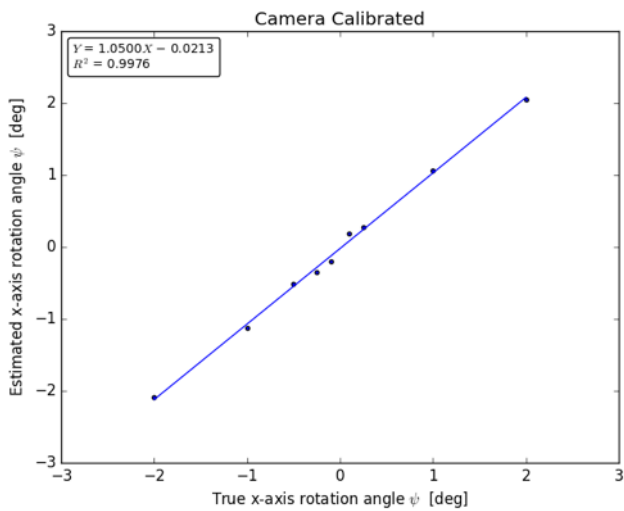


(a) 校正あり

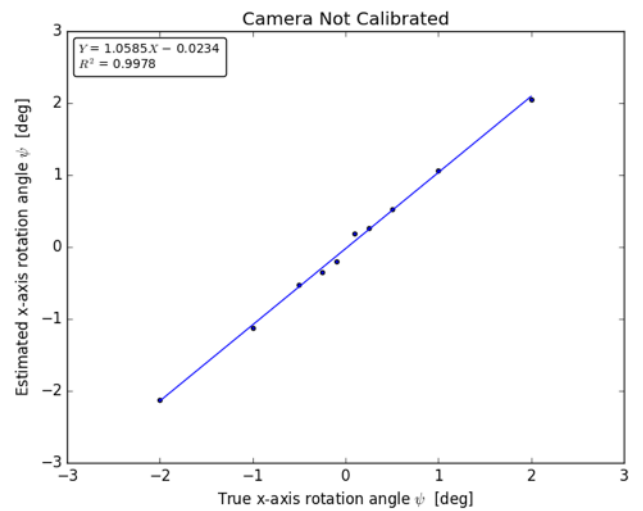


(b) 校正なし

図 60 方法 1 による回転角の変位の推定結果

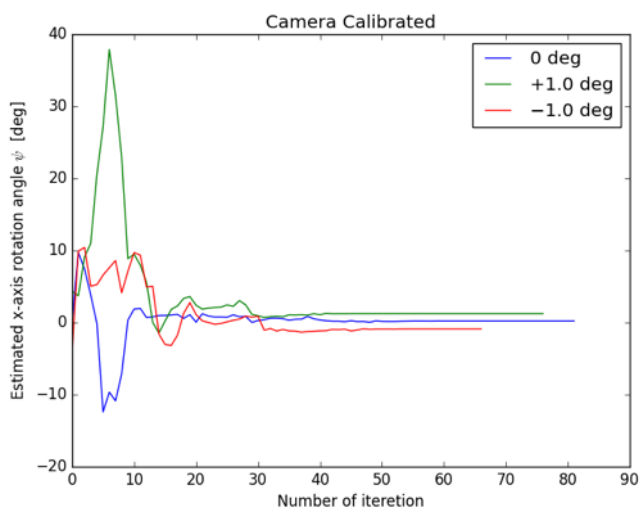


(a) 校正あり

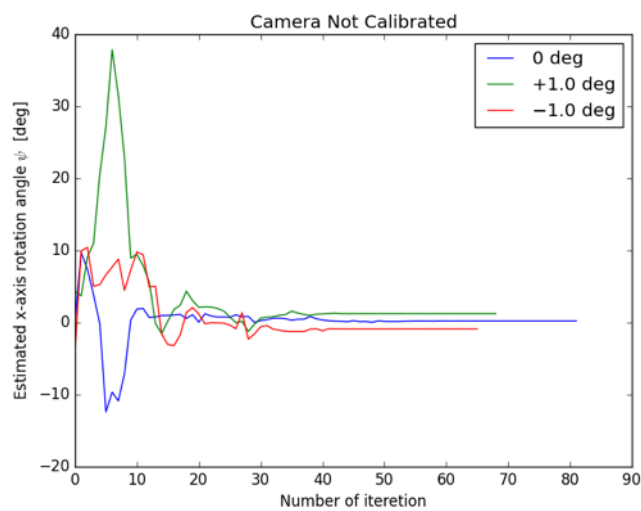


(b) 校正なし

図 61 方法 2 による回転角の変位の推定結果

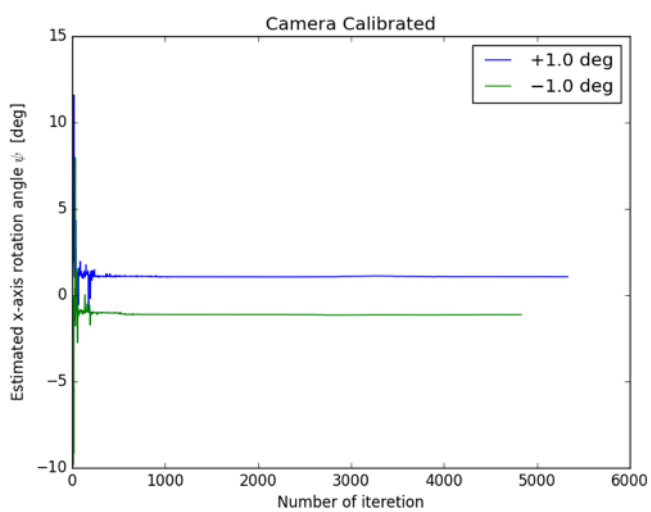


(a) 校正あり

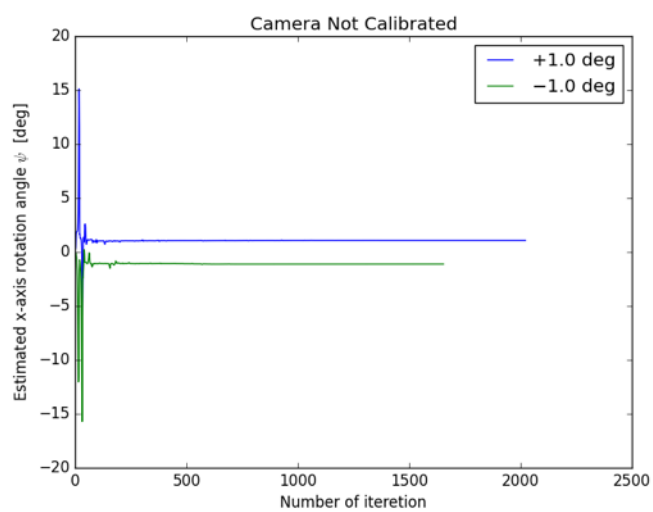


(b) 校正なし

図 62 方法 1 による回転角の反復計算の推定値変化



(a) 校正あり



(b) 校正なし

図 63 方法 2 による回転角の反復計算の推定値変化

表 11, 表 12 に方法 1, 方法 2 それぞれの各方向における計測結果から得られた最大誤差, 傾き, 切片, 決定係数を示す. この結果より, カメラ校正を行なった方がそうでない方と比較し 10 項目のうち 7 項目で精度が向上している.

表 11 対象チェッカーパターン, 特徴点検出 findChessCorners, 校正ありの時の諸量

	最大誤差	傾き	切片	決定係数
X 軸方法 1	0.004281 mm	1.002124	11.1246	0.999994
X 軸方法 2	0.085200 mm	0.924019	-0.0266	0.998111
Y 軸方法 1	0.016340 mm	1.015799	-11.9022	0.999923
Y 軸方法 2	0.083189 mm	0.931607	0.007016	0.998489
Z 軸方法 1	0.021010 mm	1.003179	80.78152	0.999932
Z 軸方法 2	0.012816 mm	0.910232	-0.00676	0.999954
傾斜角方法 1	0.044545 deg	0.796771	-0.34563	0.99945
傾斜角方法 2	0.050332 deg	1.131074	0.019936	0.999314
回転角方法 1	0.092266 deg	1.027191	0.19214	0.997782
回転角方法 2	0.095312 deg	1.050032	-0.02132	0.997571

表 12 対象チェッカーパターン, 特徴点検出 findChessCorners, 校正なしの時の諸量

	最大誤差	傾き	切片	決定係数
X 軸手法 1	0.005294	1.001240	10.633675	0.999993
X 軸手法 2	0.070629	1.001240	10.633675	0.999993
Y 軸手法 1	0.017176	1.001240	10.633675	0.999993
Y 軸手法 2	0.091734	1.001240	10.633675	0.999993
Z 軸手法 1	0.018324	1.001240	10.633675	0.999993
Z 軸手法 2	0.021456	1.001240	10.633675	0.999993
傾斜角手法 1	0.036425	1.001240	10.633675	0.999993
傾斜角手法 2	0.126973	1.001240	10.633675	0.999993
回転角手法 1	0.093445	1.001240	10.633675	0.999993
回転角手法 2	0.097462	1.001240	10.633675	0.999993

1.27. 実験結果の比較

表 13 に表 8, 表 9, 表 10, 表 11 に示した方法 1, 方法 2 それぞれの各計測項目における計測結果から得られた最大誤差を示す。ただし, 4 種類の内, 誤差が最大になった項目を赤で, 最小になった項目を緑で, 目標に達していない項目を黄色で示した。

表 13 各手法の最大誤差の比較

対象	チェッカーパターン	チェッカーパターン	チェッカーパターン	チェッカーパターン	グリッドパターン
特徴点抽出手法	findChessCorner	findChessCorner	HarrisCorner	HarrisCorner	HarrisCorner
キャリブレーション	あり	なし	あり	なし	なし
X 軸手法 1	0.004281 mm	0.005294 mm	0.003635 mm	0.004346 mm	0.005307 mm
X 軸手法 2	0.085200 mm	0.070629 mm	0.073150 mm	0.130089 mm	0.105818 mm
Y 軸手法 1	0.016340 mm	0.017176 mm	0.022007 mm	0.013513 mm	0.048965 mm
Y 軸手法 2	0.083189 mm	0.091734 mm	0.168503 mm	0.113598 mm	0.028919 mm
Z 軸手法 1	0.021010 mm	0.018324 mm	0.039879 mm	0.044297 mm	0.007908 mm
Z 軸手法 2	0.012816 mm	0.021456 mm	0.040415 mm	0.034341 mm	0.067763 mm
傾斜角手法 1	0.044545 deg	0.036425 mm	0.039936 deg	0.057656 deg	0.070041 deg
傾斜角手法 2	0.050332 deg	0.126973 mm	0.089623 deg	0.069604 deg	0.120693 deg
回転角手法 1	0.092266 deg	0.093445 mm	0.336950 deg	0.355154 deg	0.023637 deg
回転角手法 2	0.095312 deg	0.097462 deg	0.373521 deg	0.320997 deg	0.026413 deg

表 13 より, カメラ校正の実施により, 誤差を低減できることがわかる。また, 今回新たに開発した findChessCorners による特徴点抽出は, 他と比較して, 誤差が最大となることなく安定して特徴点を抽出できる手法と言える。しかしながら, 回転角については対象がグリッドパターン, 特徴点抽出が Harris 法, 校正なしの場合と比較して誤差が 3 倍である。従って, アルゴリズムの改良による高精度化が必要である。

また, 傾斜角および回転角について対象がグリッドパターン, 特徴点抽出が Harris 法, 校正なしと比較し, 対象がチェッカーパターン, 特徴点抽出が Harris 法, 校正ありの場合は精度が落ちている。変位を大きくした際に推定精度が落ちていることに起因すると考えられる。

今回の目標である変位 0.25 mm, 角度 (姿勢) 0.1 deg を対象がチェッカーパターン, 特徴点抽出が findChess, 校正ありの場合は満たす。よって目標を達成することができた。

1.28. 再投影誤差の比較

1.10 および1.11 で述べたように，本システムは残差の2乗平均が最小となるパラメータ $\phi, \theta, \psi, c_x, c_y, c_z$ を求め，対象の変位および姿勢の変化を推定している． 図 64～図 73 に各計測項目における特徴点抽出より求めた格子点（青印）と，推定結果（赤印）の再投影誤差を示す．ただし，x 軸方向変位は基準位置から1.0 mm，傾斜角は基準位置から1.0 degの変位を与えたときの再投影誤差である．また，誤差を10倍してプロットしてある．

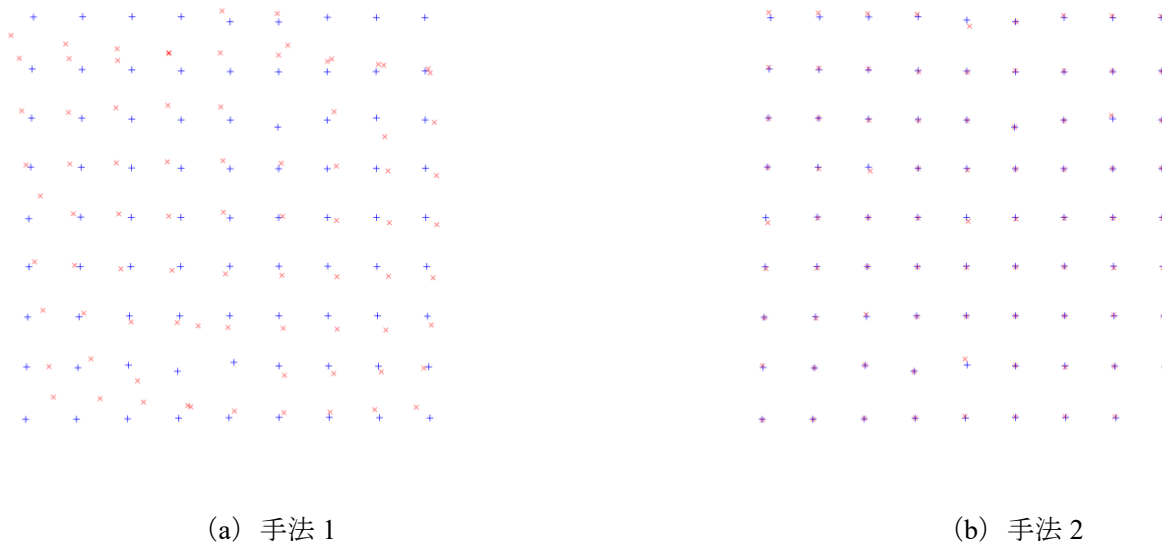


図 64 対象：グリッドパターン，特徴点抽出：Harris 法，x 軸方向，校正なしの再投影誤差

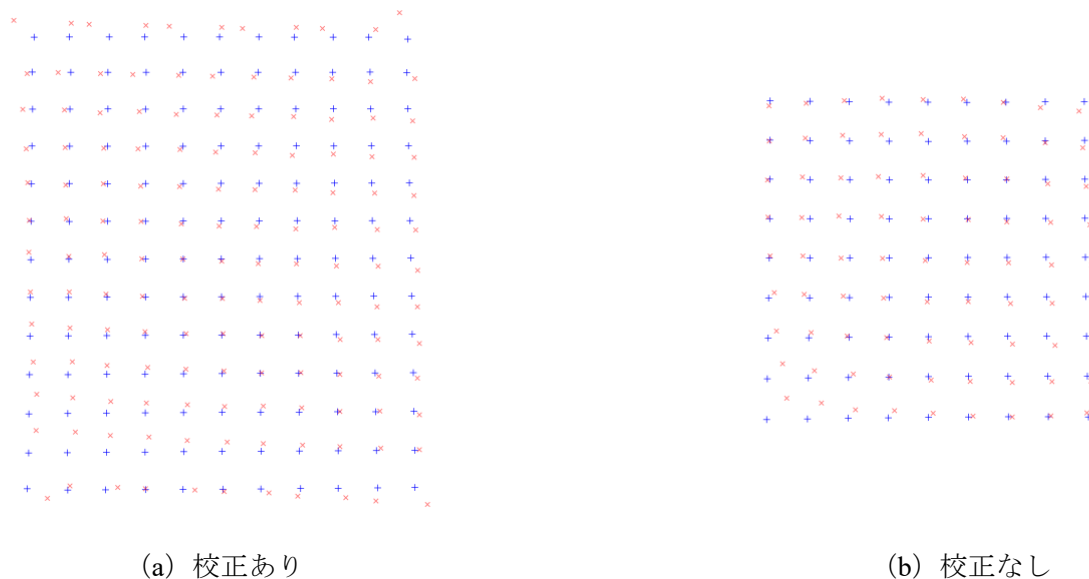
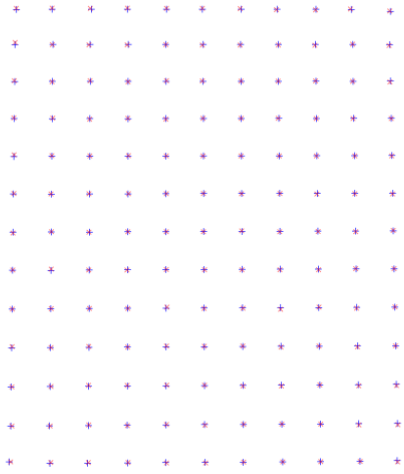
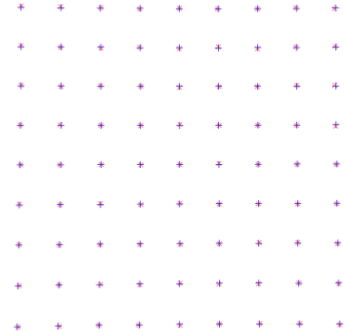


図 65 対象：チェッカーボード，特徴点抽出：Harris 法，手法 1，x 軸方向の再投影誤差

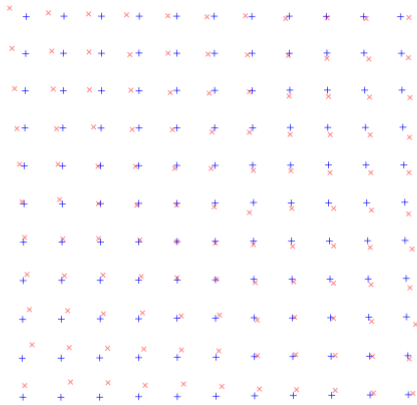


(a) 校正あり

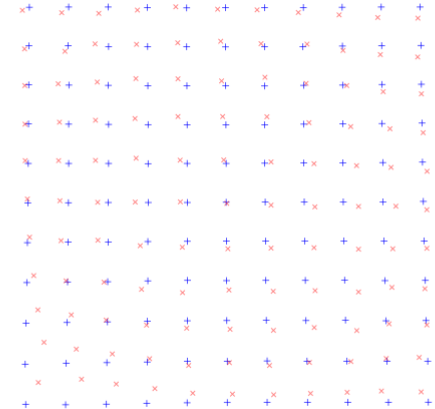


(b) 校正なし

図 66 対象：チェッカーボード，特徴点抽出：Harris 法，手法 2，x 軸方向の再投影誤差

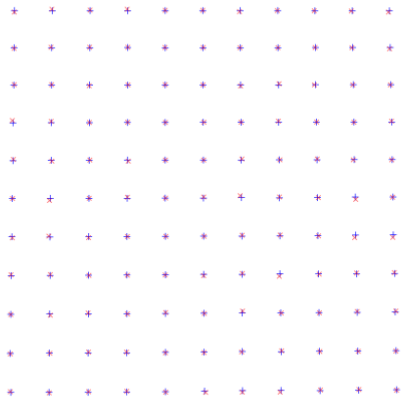


(a) 校正あり

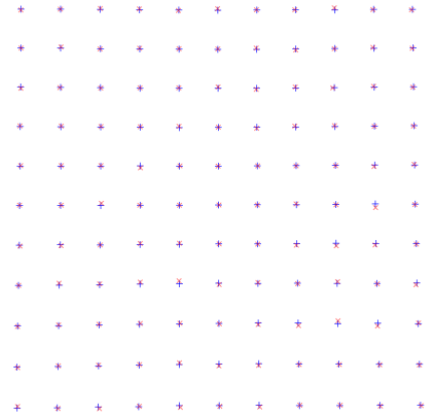


(b) 校正なし

図 67 対象：チェッカーボード，特徴点抽出：findChessCorner，手法 1，x 軸方向の再投影誤差



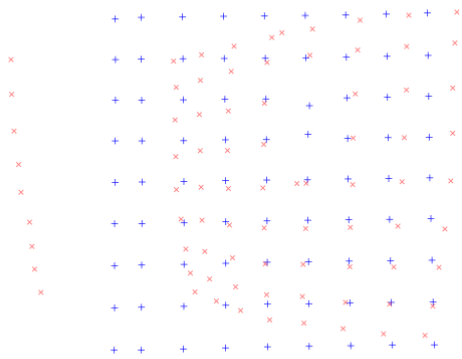
(a) 校正あり



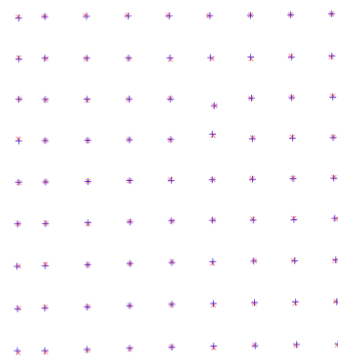
(b) 校正なし

図 68 対象：チェッカーボード，特徴点抽出：findChessCorner，手法 2，x 軸方向の再投影誤差

図 64～図 68 より中心から離れるほど再投影誤差が大きいことがわかる。また，手法 2 を用いた時のほうが再投影誤差が小さいことがわかる。

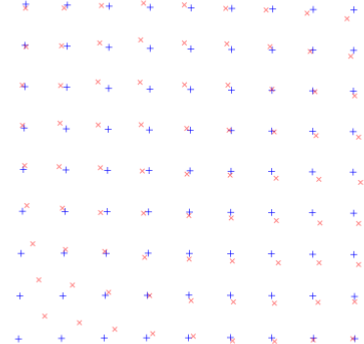
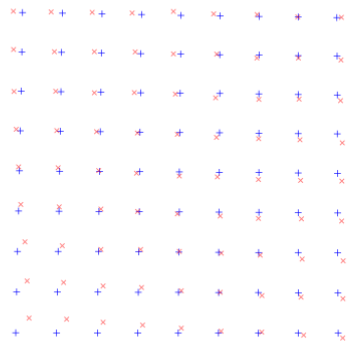


(a) 手法 1



(b) 手法 2

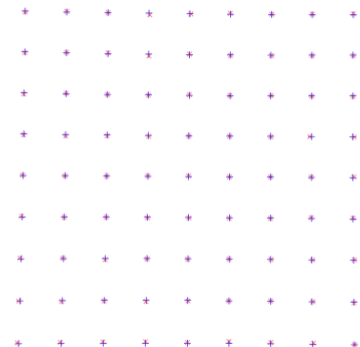
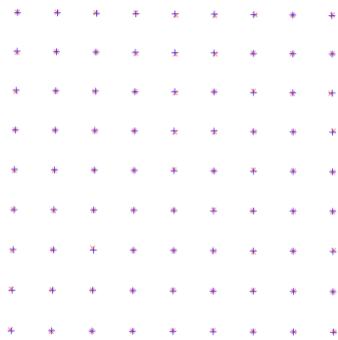
図 69 対象：グリッドパターン，特徴点抽出：Harris 法，傾斜角，校正なしの再投影誤差



(a) 校正あり

(b) 校正なし

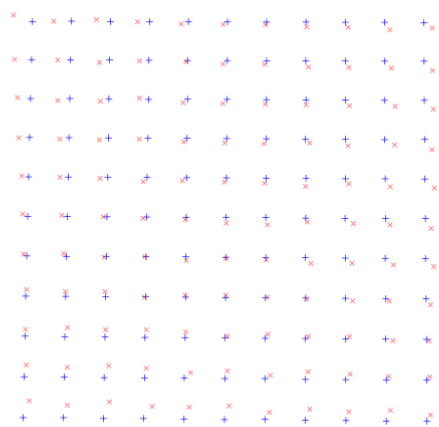
図 70 対象：チェッカーボード，特徴点抽出：Harris 法，手法 1，傾斜角の再投影誤差



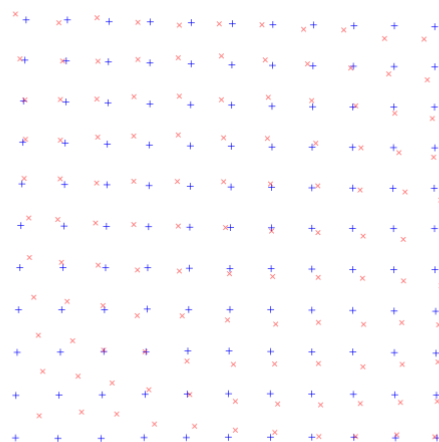
(a) 校正あり

(b) 校正なし

図 71 対象：チェッカーボード，特徴点抽出：Harris 法，手法 2，傾斜角の再投影誤差

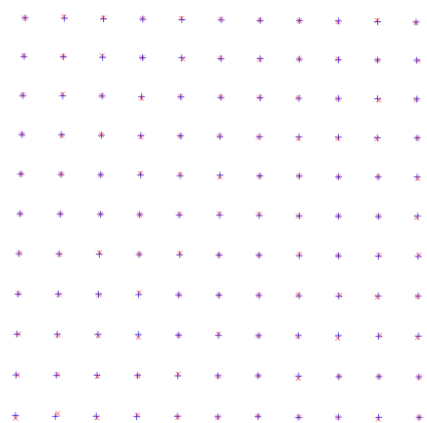


(a) 校正あり

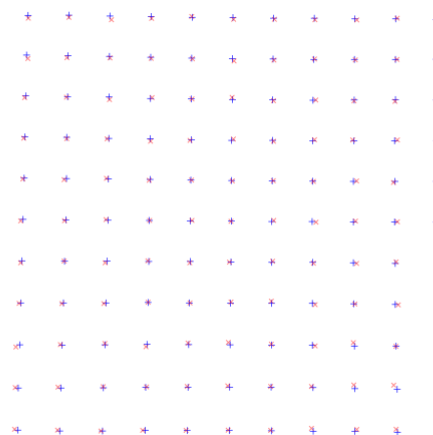


(b) 校正なし

図 72 対象：チェッカーボード，特徴点抽出：findChessCorner，手法 1，傾斜角の再投影誤差



(a) 校正あり



(b) 校正なし

図 73 対象：チェッカーボード，特徴点抽出：findChessCorner，手法 2，傾斜角の再投影誤差

傾斜角についても x 軸方向変位同様，画像中心から離れるほど再投影誤差が大きい．また，手法 2 の方が再投影誤差が小さい．

表 14, 表 15 に各測定方法における投影誤差の 2 乗誤差平均を示す. 表 14, 表 15 よりチェッカーパターンに対し, findChessCorner を用いた場合が最も誤差が小さくなったことがわかる. またカメラ校正を行なった場合は手法 1 の誤差がいずれの場合も小さくなることがわかる.

表 14 各計測方法における x 軸方向の 2 乗誤差平均 (RMS)

対象	GridPattern	CheckerPattern	CheckerPattern	CheckerPattern	CheckerPattern
特徴点抽出	Harris 法	Harris 法	Harris 法	findChessCorner	findChessCorner
カメラ校正	なし	あり	なし	あり	なし
手法 1	10.0380708	4.47784411	3.81091623	3.64826755	4.97501573
手法 2	0.83405103	0.3493317	0.31199746	0.46708176	0.55038698

表 15 各計測方法における傾斜角の 2 乗誤差平均 (RMS)

対象	GridPattern	CheckerPattern	CheckerPattern	CheckerPattern	CheckerPattern
特徴点抽出	Harris 法	Harris 法	Harris 法	findChessCorner	findChessCorner
カメラ校正	なし	あり	なし	あり	なし
手法 1	18.2687492	3.20876965	4.24466996	3.91259656	5.95637229
手法 2	0.42302649	0.37620038	0.36348057	0.50679184	1.00798848

1.29. 考察

X 軸方向, Y 軸方向, Z 軸方向, 回転, 傾斜の変位いずれの結果についても, 方法 1 を用いた場合は, 実際に与えた変位と推定した距離が近い値であった. 方法 2 については, 方法 1 と比べて精度が低いが, 物体系の座標が未知であっても, 表 13 に示した精度で推定することができることを確認できた.

本稿では, 照明条件を工夫することで先行研究^{[11][12]}と比較し, 精度高く推定できた. 対象の画像を取得する際, 照明が不均一であると, 適切に特徴点を検出できない場合がありこれが誤差要因となる

特に鏡面反射する対象については影響が大きい. 本研究の目指す土砂災害防止を目的とする傾斜地の計測や, 構造ヘルスマニタリングにおいては, 対象物はコンクリートなど散乱反射する材質であると想定できるが, 一方で外光下による撮像となるので考慮が必要である.

また, 傾斜角, 回転角の推定において, 変位を大きくした際の誤差が大きい. 図 74 に回転角の変位が微小である場合と大きい場合について図示する.

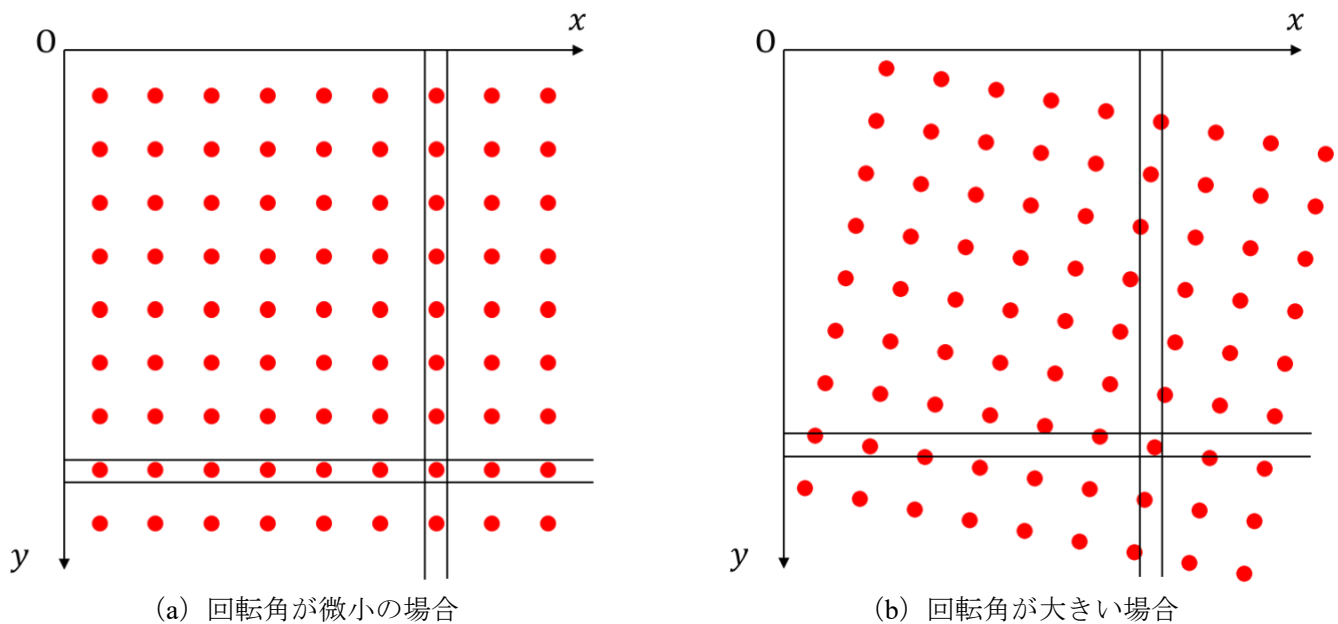


図 74 回転角変位を与えたとき

図 1 に示したように Harris 法ではコーナー付近に複数の特徴点が検出されるため、点群の重心を求めて推定に用いる座標を決定する。回転角が十分に小さい場合は適切に重心を求めることができる。しかし与える回転角の変位が大きくなるとヒストグラムの生成が適切にできなくなり、格子点の座標の計算に誤差が生じる。実際にヒストグラムが適切に生成できない例を図 75 示す。

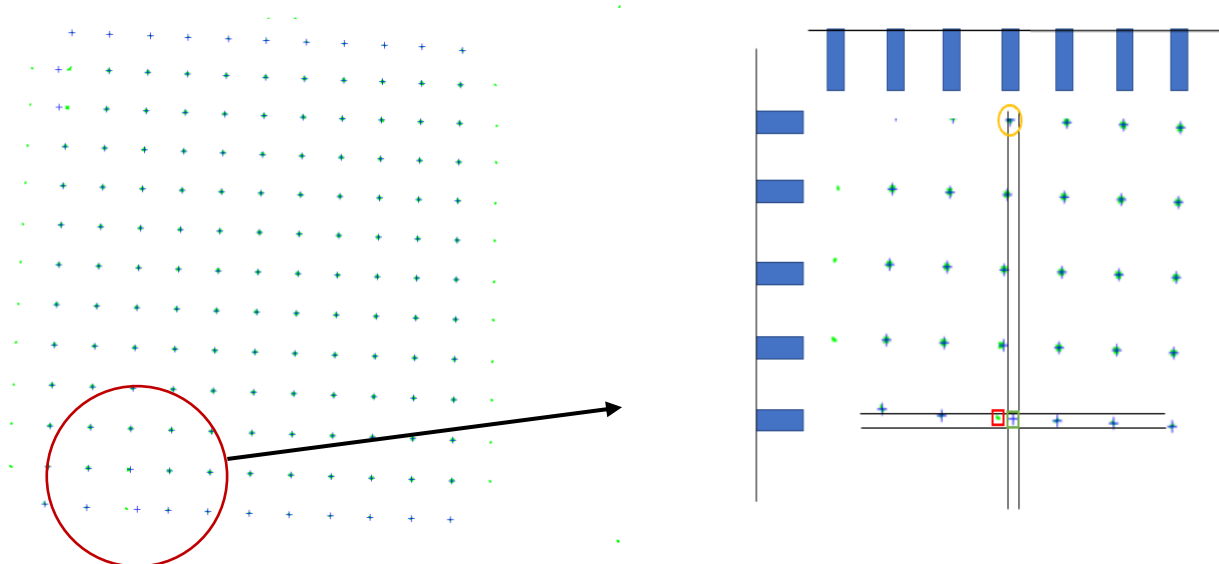


図 75 ヒストグラムが適切に生成できない例

図 75 中の緑色の点が特徴点をプロットしたものである。適切に格子点を検出するためには、赤い四角形の枠内の特徴点を用いて重心の計算をする必要がある。しかし、オレンジの円で囲んだ点に影響を受け、重心を取る範囲が緑の四角形の枠内になっている。この誤差が推定時の誤差の原因になったと考えられる。

この誤差を低減するためには、あらかじめ点群が x 軸, y 軸に対し垂直になるよう回転させたのち、重心計算の処理を加え、再度逆方向に回転させる等、重心計算方法の改善が必要である。

本研究では、`findChessCorners` で特徴点検出を行った場合のみ、上記の重心計算方法を用いた。しかし、本来 `findChessCorners` ではこの操作は不要である。

1.30.まとめ

1.31.結論

本研究では画像を用いて対象の微小な変位や傾斜を推測するアルゴリズムを考案し、微小な変位を計測するシステムを開発した。また実験により、変位、姿勢の計測に関して精度の高い結果を得ることができた。加えて、新たな特徴点抽出方法を開発し、こちらも高精度に対象の変位、姿勢を推定することができ、目視によるパラメータ設定が不要となった。対象物の物的特性の考慮、特徴点抽出の処理方法の改善を行ってさらに精度を向上させること、方法2の精度向上は今後の課題である。

1.32.今後の展望

実験結果より $\delta x = 0.1$ が検出限界であるから、 $z = 25\text{cm}$ 、 $\delta z = 0.25\mu\text{m}$ と仮定すると $x = 8000$ 画素となる。この要件を満たすイメージセンサに Samsung 製のアイソセル HP1 がある。画素数は 16384×12288 で画素サイズ $0.64\mu\text{m}$ である。Xiaomi 製のスマートフォン Xiaomi 12T Pro に搭載されているイメージセンサはアイソセル HP1 と同じスペックであることから、Xiaomi 12T Pro に搭載されているイメージセンサを用いれば最終目標の達成が可能であると思われる。

謝辞

本研究を行うにあたりまして，伊藤直史先生には大変熱心にご指導をいただきました．深く感謝いたします．また，製品提供にあたり，東京測器研究所の萩原智宣氏，江澤俊介氏にはご協力心より感謝いたします．

参考文献

- (1) 丸目克彦：位置決め用変位センサ, 精密工学会誌, Vol.67, No.2, pp.193-197(2001)
- (2) 斉藤弘樹, 井田勝巳, 佐藤吉典, 土井文夫, 背戸一登：振動制御のための速度・変位センサの開発, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.63. No.615, pp.3722-3727(1997)
- (3) 篠田和伸：災害防止を実現する高精度な変位センサ:地すべり監視など様々な災害防止用途における MTS センサの導入事例, 計測技術, Vol.45, No.3, pp.16-19 (2017)
- (4) 荘司泰敬：簡便に斜面に設置できる傾斜センサによる斜面のモニタリングについて, 計測と制御, Vol.60, No.11, pp.791-795(2021)
- (5) Kim Donghyun, Sunghyun Choi, and Dongwon Yun : “Development of 6 DOF displacement sensor using RUS parallel mechanism” , Sensors Vol.21, No.11, pp. 3832(2021)
- (6) Huang, Jinke, et al. “Measurement method and recent progress of vision-based deflection measurement of bridges: a technical review” Optical Engineering, Vol.61 No.7, pp.12-22(2022)
- (7) 菊田久雄, 小川領太, 山中春輝, 水谷彰夫：精密チェックパターンを用いたステレオカメラによる精密ステージの位置・姿勢計測, 精密工学会学術講演会講演論文集, Vol.2021A, pp.367-368(2021)
- (8) 山脇崇史, 岩佐貴史, 小木曾望, 鈴木優希：格子貼付 1 カメラ法相対変位計測システムを対象とした計測誤差の検証法, スペース・エンジニアリング・コンファレンス講演論文集, Vol.2021.30, pp.A09
- (9) Ren, Lei, et al : A Monocular Vision Relative Displacement Measurement Method Based on Bundle Adjustment Optimization and Quadratic Function Correction., Journal of Physics:Conference Series, Vol.1828, No. 1, pp. 012169 (2021)
- (10) Zhou, Kuai, et al : 6-D pose estimation method for large gear structure assembly using monocular vision, International Journal of Advanced Robotic Systems, Vol.183, pp.109854 (2021)
- (11) 増淵俊希, 伊藤直史, 萩原智宣, 江澤俊介：画像を用いて対象の変位, 姿勢を推定する計測システムの研究, 電気学会研究会資料(計測研究会) IM-21-020, pp.37-42 (2021)
- (12) 増淵俊希, 伊藤直史：画像を用いて対象の変位, 姿勢を推定する計測システムの研究, 群馬大学大学院理工学府令和 3 年度卒業論文, pp.1-44(2022)
- (13) Z. Zhang : A Flexible New Technique for Camera Calibration, IEEE Trans. PAMI, Vol22, Issue11, pp.1330-1334 (2000)
- (14) Camera Calibration(2022) https://docs.opencv.org/4.x/dc/dbb/tutorial_py_calibration.html
- (15) 樋口未来：機械の目が見たセカイ コンピュータビジョンがつくるミライ 意外と知らないカメラ校正(2015)
https://news.mynavi.jp/techplus/article/cv_future-5/
- (16) 米山大雄, 秋山侑飛, 伊藤直史, 萩原智宣, 江澤俊介：画像を用いて対象の微小な変位・姿勢を計測するシステムの研究(第 2 報) —姿勢計測における精度の検討—, 電気学会研究会資料(計測研究会) IM22025, p.43-48 (2022)

学会発表

米山大雄, 秋山侑飛, 伊藤直史, 萩原智宣, 江澤俊介: 画像を用いて対象の微小な変位・姿勢を計測するシステムの研究(第2報) —姿勢計測における精度の検討—^[16], 電気学会研究会資料(計測研究会) IM22025, p.43-48 (2022)

付録

研究に用いたプログラムの解説を行う。前提として、各プログラムは外部ライブラリを用いているため、プログラミング言語のインストールだけでは動作しない。Pythonについては各ソースコードの先頭に `import` ～または `from～import`～と記載があるので `import` が指定されているライブラリが自身の環境に設定されているか確認が必要である。C言語についても同様で各ソースコードの先頭に `#include` で指定されたヘッダーファイルが自身の環境に設定されているか確認する必要がある。Pythonはコマンドラインから `pip`（半角スペース） `install`（半角スペース）ライブラリ名でインストールが可能である。

(1) カメラ校正

カメラ校正は OpenCV を用いて行なった。記述言語は Python である。OpenCVには画像をディスプレイに表示する `cv2.imshow()`関数が存在する。For文で複数画像を読み込み、これに処理を加える際は、処理速度の低下につながるためデバック時以外はコメントアウトしておくことを推奨する。

プログラムを実行すると、処理対象となるイメージファイルの保存場所を問われるので、絶対パスを入力する。校正済み画像の保存場所はコマンドラインに表示される。エラーが発生する場合は、ソースコード上部に記載のあるライブラリが自身の使用環境にインストールされ、かつパスの設定が適切にされていることを確認する。

(2) findChessCorners による特徴点抽出

カメラ校正は OpenCV を用いて行なった。記述言語は Python である。Importされている `rmod`は自作ライブラリであり、本ソースコードと同じディレクトリ内に保存する必要がある。また、目的に応じソースコード内の `#適宜変更`と記載のある箇所を編集する必要がある。

`rmod`の `trim_img`は特徴点検出の際、不要な領域を切り取るものである。引数に BGR の画像データを取り、戻り値に 2つの画像データとリストを返す。戻り値の画像データのうち、`img_fill`は不要な領域をすべて白(255, 255, 255)で埋める。`img_trim`は不要な領域を切り取るが画素サイズが変わることに注意。リストは必要な領域を長方形で指定する際の、左上のテント右下の点の座標値である。Shi-tomashiによるコーナ検出器等、抽出する領域を引数 `mask`で指定できるため、`trim_img`で求めた座標データと組み合わせることで高精度な特徴点抽出が期待できる。また、このプログラムはパラメータ設定が不要であるため、目視による設定の必要がない。

(3) グラフ作成と近似曲線の導出，誤差計算

グラフ作成，近似曲線の導出，誤差計算は OpenCV を用いて行なった。記述言語は Python である。近似曲線は `curv_fit`関数，誤差計算は `calc_error`関数で行なっている。

(4) 重心計算

重心計算のプログラムに変更を加えた。記述言語は C 言語である。ヘッダーファイルの読み込みは、各自の環境によって異なるので、エラー発生時は適切なパスになっているか確認する。また本文中に記載がないが、Makefileを用いてコンパイルする際、`include`するパスに必要なライブラリが揃っているか確認する必要

がある。抽出した格子点のうち、最も外側に位置する4つの頂点を結んだときにできる図形が、正方形に近似できる場合に用いる。正方形の対角を結んだとき、原点に対し特徴点の点群の回転角が0の場合、x軸と結んだ特選のなす角は 45° である。このアルゴリズムは画像座標系原点から最も近い特徴点と最も遠い点を求め、この2点を対角と判定する。次に、この2点とx軸のなす角を計算し、 45° との差を検出することで、回転角が何度であるか判定する。回転角が明らかになったら、すべての点に対して回転行列を作用させ、重心計算ののち再び回転行列を作用させることで元の座標に戻す。