

画像レジストレーションを用いたカメラ校正法 Camera Calibration Method by Image Registration

玉木 徹[†]
Toru Tamaki

山本 正信[†]
Masanobu Yamamoto

1. まえがき

カメラキャリブレーション(校正)は, コンピュータビジョンの重要な課題の一つである [2]. 従来のキャリブレーション手法は, カメラパラメータを推定するために, 多数の対応点が必要となっていた.

本研究では, 画像レジストレーションに基づいて, 対応点を必要としないキャリブレーション手法を提案する. 本手法では, 形状とテクスチャが既知の物体を用いて, その物体を撮影した実画像と, その物体のCG画像との輝度差を最小化する.

図1に示すように, 回転 R と並進 T が与えられると (f は固定), 既知物体のCG画像 I_1 を作成することができる. 実画像 I_2 中のこの物体は, 未知パラメータ Q, S により少しずれた位置にあると仮定する. ここではカメラは固定されているため, 二枚の画像のずれは物体の位置のずれのみによる. 本手法は画像間の輝度差を最小化することでパラメータを推定する.

2. CG と実画像との座標変換

まず, 形状とテクスチャが位置である物体のCG画像 I_1 を生成する. P_0 を初期位置にある物体上の点の三次元座標とする (図1(a)). 物体が回転 R と並進 T によって移動すると, P_0 は P_1 に移動し, その後, 画像平面上の点 p_1 に投影される.

$$\begin{aligned} P_1 &= RP_0 + T = (X_1, Y_1, Z_1)^T \\ p_1 &= (fX_1/Z_1, fY_1/Z_1)^T = (x_1, y_1)^T \\ R &= Q_z(a)Q_y(b)Q_x(c), \quad T = (t_x, t_y, t_z)^T \end{aligned}$$

ここで $Q_z(a)$ は z 軸回りに a だけ回転した時の回転行列を表す ($Q_y(b), Q_x(c)$ も同様). また, f は焦点距離であり, 既知とする. 各点 p_1 における奥行き Z_1 は, CG生成時の Z バッファから計算する [1].

次に, 実画像 I_2 についても同様に考える. 物体が回転 Q と並進 S によって移動したとき, P_0 は P_2 に移動する. この時, Q, R と T, S は近い値を持つとしているので, I_1 と I_2 は少しだけずれている (図1(e)).

$$\begin{aligned} P_2 &= QP_0 + S \\ Q &= Q_z(\alpha)Q_y(\beta)Q_x(\gamma), \quad S = (s_x, s_y, s_z)^T \end{aligned}$$

その後, 画像平面上の点 p_2 に投影される. したがって, I_1 中の点 p_1 は I_2 中の点 p_2 と以下のように対応する.

$$\begin{aligned} P_1 &= ((x_1 Z_1)/f, (y_1 Z_1)/f, Z_1)^T \\ P_2 &= QP_0 + S = QR^{-1}(P_1 - T) + S \\ p_2 &= (fX_2/Z_2, fY_2/Z_2)^T = (x_2, y_2)^T \end{aligned}$$

[†]新潟大学工学部, Niigata University

3. 最適化によるパラメータ推定

推定すべきパラメータは Q と S である. 画像 I_1 内の点 p_1 の輝度 $I_1(p_1)$ と画像 I_2 内の点 p_2 の輝度 $I_2(p_2)$ の差の二乗和

$$\min_{\theta} \sum_i r_i^2, \quad r_i = I_1(p_{1i}) - I_2(p_{2i})$$

を最小にする. ここで $\theta = (\alpha, \beta, \gamma, s_x, s_y, s_z)^T \equiv (\theta_1, \dots, \theta_6)^T$ である.

θ を推定するために, Gauss-Newton 法 [4] を用いる. ある初期値からの反復によって, 推定値は $\theta \leftarrow \theta + \delta\theta$ と修正され, その修正量 $\delta\theta$ は次の連立一次方程式の解として得られる [3].

$$\sum_i \sum_l \frac{\partial r_i}{\partial \theta_k} \frac{\partial r_i}{\partial \theta_l} \delta\theta_l = - \sum_i r_i \frac{\partial r_i}{\partial \theta_k} \quad (k = 1, \dots, 6)$$

反復の初期値はそれぞれ $Q = R, S = T$ とする. θ_k による偏微分の導出を以下に示す.

$$\begin{aligned} \frac{\partial r}{\partial \theta_k} &= - \frac{\partial p_2}{\partial \theta_k} \frac{\partial I_2}{\partial p_2} = - \left(\frac{\partial x_2}{\partial \theta_k}, \frac{\partial y_2}{\partial \theta_k} \right)^T \nabla I_2(p_2) \\ \frac{\partial x_2}{\partial \theta_k} &= \frac{f}{Z_2} \left(\frac{\partial X_2}{\partial \theta_k} - \frac{X_2}{Z_2} \frac{\partial Z_2}{\partial \theta_k} \right) \\ \frac{\partial y_2}{\partial \theta_k} &= \frac{f}{Z_2} \left(\frac{\partial Y_2}{\partial \theta_k} - \frac{Y_2}{Z_2} \frac{\partial Z_2}{\partial \theta_k} \right) \\ \frac{\partial P_2}{\partial \theta_k} &= \left(\frac{\partial X_2}{\partial \theta_k}, \frac{\partial Y_2}{\partial \theta_k}, \frac{\partial Z_2}{\partial \theta_k} \right)^T \end{aligned}$$

各 θ_k によるヤコビアンは以下の通り.

$$\begin{aligned} \frac{\partial P_2}{\partial \alpha} &= \frac{\partial Q_z(\alpha)}{\partial \alpha} Q_y(\beta) Q_x(\gamma) R^{-1} (P_1 - T) \\ \frac{\partial P_2}{\partial \beta} &= Q_z(\alpha) \frac{\partial Q_y(\beta)}{\partial \beta} Q_x(\gamma) R^{-1} (P_1 - T) \\ \frac{\partial P_2}{\partial \gamma} &= Q_z(\alpha) Q_y(\beta) \frac{\partial Q_x(\gamma)}{\partial \gamma} R^{-1} (P_1 - T) \\ \frac{\partial P_2}{\partial S} &= \left(\frac{\partial P_2}{\partial s_x}, \frac{\partial P_2}{\partial s_y}, \frac{\partial P_2}{\partial s_z} \right)^T = I \end{aligned}$$

4. 実験

実画像と合成画像を用いて本手法による実験を行った. まず画像 I_2 として, 立方体 ($30 \times 30 \times 30$) のCG画像を作成し, それに一樣ノイズを付加しコントラストを変化させた図2(a)を用意した. 作成時に使用した Q, S の真値を表1に示す. 次に画像 I_1 として図2(b)を用意した. この画像を作成するための R, T は, I_1 と I_2 がだいた

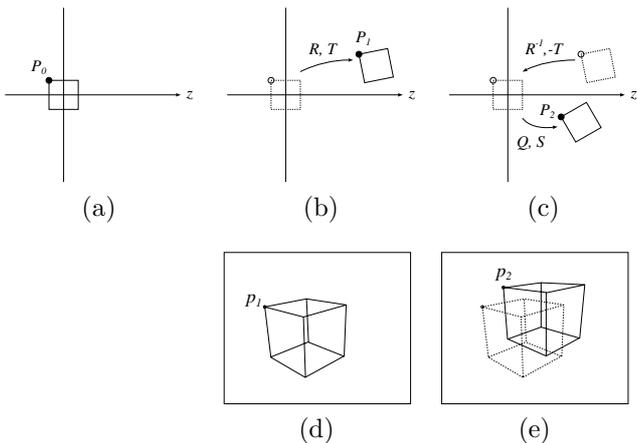


図 1: 物体の変換の流れ (a) 物体の初期位置 (b) CG 生成時の物体 (c) CG と実画像での物体の関係 (d) 物体の CG 画像 I_1 (e) 実画像 I_2 (CG 物体を点線で重ねて表示)

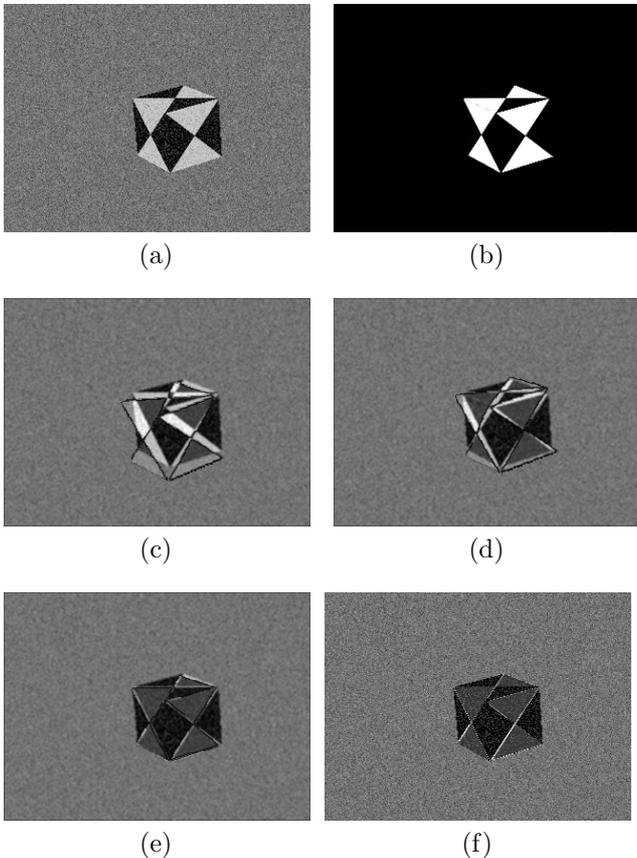


図 2: 合成画像を用いた実験 ($f = 911$) (a) ノイズを付加しコントラストを変化させた立方体画像 I_2 (b) 立方体の CG 画像 I_1 (c) 0 回 (d) 1 回 (e) 3 回 (f) 18 回反復後の推定値における I_2 と I_1 との差分

い同じ見えになるように GUI ツールを用いて人間が指定した。その値に一様乱数 ($\alpha, \beta, \gamma: \pm 0.1[\text{rad}], s_x, s_y: \pm 5, s_z: \pm 50$) を付加し、最終的に I_1 を生成した。 f は I_1, I_2 とともに同じ値を使用した。

本手法を適用した結果を図 2 に示す。図 2(d)~(f) は、推定を繰り返したときの I_1 と I_2 の差 (I_1 はその時点での推定値を用いて生成) を表しており、差が大きいほど

表 1: 合成画像を用いた 10 回の推定値の平均

	γ	β	α	s_x	s_y	s_z
真値	35	54	25	6	26	411
平均	35.139	54.871	25.118	6.0039	26.015	411.25
標準偏差	4.847	4.745	4.950	0.3697	0.4922	31.02 ($\times 10^{-3}$)

表 2: 実画像における推定結果

γ	β	α	s_x	s_y	s_z
22.684	44.248	17.567	2.3529	27.594	485.08

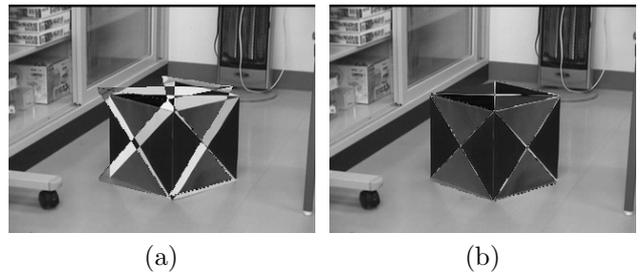


図 3: 実画像を用いた実験 ($f = 1582$) (a) 初期推定値と (b) 推定値における CG 画像 I_1 と実画像 I_2 の差。

白い。図 2(f) では立方体がほぼ重なっており、推定は精度よく行われていることがわかる。

R, T にノイズを付加した 10 枚の画像に対する推定結果を表 1 に示す。平均値はほぼ真値に近く、偏差も非常に小さいため、本手法はノイズに対して頑健であるといえる。

次に図 3 に示す実画像を用いて実験を行った。ここでは、実画像における f は他の手法を用いてあらかじめ求めておいた。図 3(b) に示すように、推定値収束時には CG の立方体が実画像上の立方体にほぼ重なっていることがわかる。このときの推定結果を表 2 に示す。

5. あとがき

本研究では、CG 画像と実画像との画像レジストレーションに基づいたカメラ校正手法を提案し、合成画像と実画像を用いて本手法の有効性を示した。実験では立方体を用いたが、任意形状物体についても同様に適用できる。本手法では焦点距離 f を求めることができないため、他の手法により求めておく必要がある。また、実画像と CG における物体のコントラストの違いを考慮していないため、実験では良好な結果を得られたものの、真値に収束する保証はない。数枚の CG 画像の線形和 [5] の重みを推定することでコントラストの差を吸収できると考えている。

参考文献

- [1] 玉木, 山本, 「CG を用いたカメラ校正法」, 信学会信越支部大会, 15-16, 2001.
- [2] 浅田, 「カメラキャリブレーション」, 松山 久野 井宮 編, コンピュータビジョン, 3 章, 新技術コミュニケーションズ, 1998.
- [3] Sawhney, Ayer, "Compact representations of videos through dominant and multiple motion estimation," *T-PAMI*, 18(8), 814-830, 1996.
- [4] Seber, Wild, *Nonlinear Regression*, Wiley, 1989.
- [5] 佐藤, 林田, 甲斐, 佐藤, 池内, 「実光源環境下での画像生成: 基礎画像の線形和による高速レンダリング手法」, 信学論, J84-DII(8), 1864-1872, 2001.