

画像レジストレーションを用いた楕円体の形状の推定 Estimation of Shape of Ellipsoid by Image Registration

関口 亮†
Ryo Sekiguchi

杉野 貴彦†
Takahiko Sugino

玉木 徹†
Toru Tamaki

山本 正信‡
Masanobu Yamamoto

1. はじめに

2次元画像から3次元物体の形状を復元するために、特徴点対応に基づく手法が研究されている。これは復元対象となる物体を撮影した画像から抽出された特徴(物体の角やエッジ)を用いる手法で、複数視点から撮影された画像間や、物体の運動を撮影した動画で特徴点の対応付けを行い、形状を復元する[1, 2]。しかし、復元される形状は特徴点と頂点とする多面体であるため、球体や回転体などの表面が滑らかな形状を復元するためには、多数の特徴点を必要とする。

そこで本研究では、対象物体の形状を多項式で表す形状モデルと、対象物体が運動する様子を撮影した複数の画像を用いた画像レジストレーションを行うことで、物体の形状および運動を推定する手法を提案する。本手法は、画像の対象物体領域全体の輝度値を用いる area-based 手法[3]であり、特徴点を検出する必要がなく、また多項式によって滑らかな形状を効率的に表現できる。本稿では対象物体を楕円体と仮定して、形状推定をCG画像に対して行った実験結果について示す。

2. 楕円体の形状と運動の定義

画像取得に用いるカメラの位置および視点は固定とし、カメラ位置を原点として世界座標系を定義する。また、カメラの焦点距離は既知とする。対象となる楕円体の形状を、その表面上の点を $\mathbf{P}_0 = (X_0, Y_0, Z_0)^T$ とする次の式で表わす。

$$F \equiv \frac{X_0^2}{A^2} + \frac{Y_0^2}{B^2} + \frac{Z_0^2}{C^2} - 1 = 0 \quad (1)$$

対象となる楕円体を剛体と仮定すると、その運動は回転と並進で表される。よって物体座標系における楕円体上の点 $\mathbf{P}_0$ と、世界座標系で回転 R と並進 T を与えた楕円体上の対応する点 $\mathbf{P} = (X, Y, Z)^T$ の関係は次の式で表される。

$$\mathbf{P} = R\mathbf{P}_0 + \mathbf{T} \quad (2)$$

形状の推定には、対象となる楕円体を撮影した2枚の画像(画像 I_1, I_2 とする)を用いる。まず、この2枚の画像に対して、手動で3次元楕円体モデルのフィッティングを行い、楕円体の形状パラメータと、両画像における運動のパラメータの初期値を与える。また、楕円体のスケールは画像からは定まらないため、スケールは初期値に固定する。

本手法では、フィッティングによって与えたパラメータを初期値として、次節で述べる手法により楕円体の形状と運動のパラメータを推定する。

3. パラメータの推定

画像レジストレーションには、画像中の楕円体付近の領域 Ω の輝度値を用いる。画像 I_1 , 画像 I_2 で撮影されている楕円体の運動が、世界座標系ではそれぞれ回転 $R_1 = Q_Z(c_1)Q_Y(b_1)Q_X(a_1)$ と並進 $\mathbf{T}_1 = (t_{1X}, t_{1Y}, t_{1Z})^T$ 、回転 $R_2 = Q_Z(c_2)Q_Y(b_2)Q_X(a_2)$ と並進 $\mathbf{T}_2 = (t_{2X}, t_{2Y}, t_{2Z})^T$ で表されたとする。ここで $Q_X(a)$ は X 軸回りに a 度の回転を表わす行列である。このとき、物体座標系における楕円体モデル上のある点 $\mathbf{P}_{0i}$ の世界座標系における位置は、点 $\mathbf{P}_{1i}, \mathbf{P}_{2i}$ として次のように表せる。

$$\mathbf{P}_{1i} = R_1\mathbf{P}_{0i} + \mathbf{T}_1 \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{2i} = R_2\mathbf{P}_{0i} + \mathbf{T}_2 \quad (4)$$

$\mathbf{P}_{1i}, \mathbf{P}_{2i}$ がそれぞれ画像平面上では点 $\mathbf{p}_{1i}, \mathbf{p}_{2i}$ に投影されるとし、画像 I_1 の点 $\mathbf{p}_{1i}$ の輝度 $I_1(\mathbf{p}_{1i})$ と画像 I_2 の点 $\mathbf{p}_{2i}$ の輝度 $I_2(\mathbf{p}_{2i})$ の輝度の差を r_i とおく。

$$r_i = I_1(\mathbf{p}_{1i}) - I_2(\mathbf{p}_{2i}) \quad (5)$$

すると、両画像で可視である楕円体モデル上の点全体について、その二乗和

$$\sum_{\mathbf{P}_{0i} \in \Omega} r_i^2 \quad (6)$$

が小さいほど、楕円体モデル上で両画像が重なりあっている(形状・運動のパラメータが真のパラメータに近い)と言える。そこで、Gauss-Newton法によって式(6)を最小化する非線型最適化問題を解く。最適化にはガウシアンピラミッドによる coarse-to-fine strategy を導入し、収束速度と安定性を向上させる。

4. 実験

本手法の有効性を検証するため、シミュレーション実験を行った。実験にはCGで作成した、橙色ベースに白黒の線を描いたテクスチャを貼った楕円体の画像を用いた。画像を作る際に与えたパラメータを真のパラメータとする。画像は、背景(楕円体以外が写っている領域)を2種類用意し(それぞれ背景パターン1,2とする)、背景のみが異なる楕円体画像(図1,2)を作成した。これは、本手法では楕円体領域と背景(楕円体以外が写っている領域)を区別していないため、初期値あるいは反復計算の途中で、レジストレーションに利用する領域が背景を含むことがあり、このことが推定結果に影響を及ぼすと考えられるためである。

実験では、真の値に一樣乱数を加えたものを初期値とした。あるパラメータに加える乱数は、そのパラメータの変化の画像上での変化量をもとに最大値を決定した。

†新潟大学大学院自然科学研究科

‡新潟大学工学部情報工学科

つまり、ある点 $\mathbf{p}_i$ の位置が1ピクセル分だけ移動するような、あるスカラー値のパラメータ θ の変化量は $\|\frac{\partial \theta}{\partial \mathbf{p}_i}\|$ で表される。乱数を加えることによる点 $\mathbf{p}_i$ の移動が2ピクセル分に収まるよう、初期値のパラメータがとる範囲を $[\theta_t - \epsilon_\theta, \theta_t + \epsilon_\theta]$ とした。ここで θ_t は真のパラメータであり、 ϵ_θ は次の式から求めた。

$$\epsilon_\theta = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{P}_{0i} \in \Omega} 2 \left(\left\| \frac{\partial \mathbf{p}_{1i}}{\partial \theta} \right\|^{-1} + \left\| \frac{\partial \mathbf{p}_{2i}}{\partial \theta} \right\|^{-1} \right) \quad (7)$$

N は Ω 中の $\mathbf{P}_{0i}$ の総数を指す。

また、楕円体のスケールを固定するために、形状のパラメータの C を10に固定した。

coarse-to-fine strategy は、まず 3x3 のガウスフィルタをかけ解像度を 1/9 にした画像に対して推定を行い、その結果を初期値として原画像に対して推定を行うという形を採った。

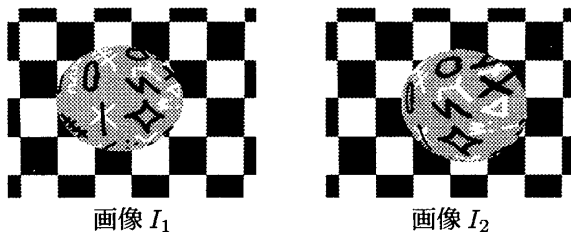


図 1: 実験に使用した画像 (背景パターン 1)

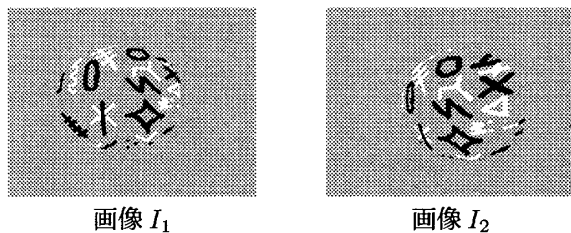


図 2: 実験に使用した画像 (背景パターン 2)

以上の条件で、35 回実験を行った。与えた初期値について表 1 に、推定結果を表 2 に示す。表の「誤差平均」は真値との差の絶対値の平均を指す。「成功回数」は 35 回中、パラメータが収束した回数である。初期値を乱数で与えたため、ほとんどが背景を多く含み、良いとは言えない初期値であった。そのため、背景パターン 1 では形状パラメータの誤差は減少しているものの、他のパラメータでは良い結果が得られず、特に t_{2Z} (奥行き方向の並進量) は誤差が増加している。一方、背景パターン 2 では、全てのパラメータにおいて誤差が減少している。これは最適化問題における計算に、背景領域の輝度が影響を及ぼしたと考えられる。背景パターン 1 はチェック模様であるため、背景領域を含んでレジストレーションを行うと、背景の輝度差が推定結果に与えてしまう。しかし背景パターン 2 は楕円体と同じ輝度値の1様背景であるため、背景を含んでも背景の輝度差が生じないため、良い結果が得られた。背景パターン 2 での成

功回数が背景パターン 1 より 1 回少ないのは、背景の輝度が1様なために、背景部分のみを楕円体領域として見る (この場合、輝度差の 2 乗和が最小の 0 になるため) という推定結果が 1 回あったためである。

表 1: 真の値と初期値

θ	真の値	ϵ_θ の値
t_{2X}	1.00	0.290
t_{2Y}	1.00	0.290
t_{2Z}	36.0	1.11
a_2	15.0	2.33
b_2	35.0	2.33
c_2	0.00	2.33
A	16.0	2.84
B	13.0	3.48

表 2: 背景パターンの違いによる結果の比較

	背景パターン 1		背景パターン 2	
成功回数	34/35		33/35	
	推定値の誤差平均 (分散)			
t_{2X}	0.227	(0.0196)	0.119	(0.00507)
t_{2Y}	0.0849	(0.00527)	0.0679	(0.00244)
t_{2Z}	1.13	(0.761)	0.483	(0.0921)
a_2	1.02	(0.00699)	0.917	(0.00622)
b_2	0.876	(0.00670)	0.937	(0.00670)
c_2	0.977	(0.0108)	0.965	(0.00622)
A	0.376	(0.0996)	0.190	(0.0134)
B	0.355	(0.272)	0.213	(0.167)

5. おわりに

楕円体を対象として画像レジストレーションを用いた形状推定の手法を提案し、実験によって本手法で形状の取得が可能であることを示した。今回の実験では、環境光や自己影 (self shadow) による物体の輝度の変化を考慮していない。しかし、実画像においてはこうした輝度の変化は避けられない。特に、輝度値の差の二乗和をもとにした画像レジストレーションは、影などによる輝度値の変化によって不安定になる。そのため、評価関数を変更するなどの対応を検討している。

参考文献

- [1] G. Xu and Z. Zhang: "Epipolar Geometry in Stereo, Motion and Object Recognition: A Unified Approach", Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [2] K.-C. Hwang, Naokazu Yokoya, Haruo Takemura, Kazumasa Yamazawa: "A factorization method using 3-D linear combination for shape and motion recovery", Proc. 14th Int. Conf. on Pattern Recognition, Vol.2, pp.1433-1435, 1998.
- [3] Barbara Zitová, Jan Flusser: "Image registration methods: a survey", Image and Vision Computing, Volume 21, Issue 11, pp.977-1000, 2003.