

幾何学的 AIC による画像モザイク生成の安定化

金澤 靖[†] 金谷 健一^{††}

Stabilizing Image Mosaicing by the Geometric AIC

Yasushi KANAZAWA[†] and Kenichi KANATANI^{††}

あらまし 画像のモザイク生成において画像間の重なりが小さく、対応させる特徴点が少数しか得られないとき、計算される射影変換が不安定となる。これは、実際に生じる画像の変換が8パラメータ射影変換の部分群に過ぎないのに8パラメータを独立に計算すると、誤差のためにあり得ない解が得られるからである。本論文では実際に生じやすい部分群(モデル)を適切に用意し、「幾何学的 AIC」により妥当なモデルを選択すれば望ましくない歪みが除去できることを示す。この選択は完全に自動的であり、人為的なしきい値を必要としないので、ソフトウェアツールとして処理を自動化するのに適している。各モデルについて最適解を求める手順を示すとともに、実画像例に適用して本手法の有効性を確認する。

キーワード 射影変換, モザイク生成, パノラマ画像, 統計的最適化, モデル選択, 幾何学的 AIC

1. 序 論

「モザイク生成」とはさまざまな方向から撮影した室内あるいは屋外シーンの画像を連続的に接合し、それを提示することによって臨場感を増す技術である。接合した画像は「パノラマ画像」とも呼ばれている。この技術は以前から航空写真やリモートセンシング画像の接合に用いられてきたが、最近では仮想現実感の生成や可動カメラによる監視システムにも応用され、今日多くの関心を集めているメディア処理技術の一つである [2] ~ [4], [12], [14], [16], [18].

モザイク生成の対象となるのは平面とは限らないシーンであるが、シーンがカメラから十分離れていると近似的に平面とみなせる。撮像が透視変換とみなせる2台のカメラで同一の平面物体を撮影した2枚の画像間は「射影変換」で結ばれることから [5], [8], 一方の画像にその射影変換を施せば他方の画像と重ねることができる。

航空写真やリモートセンシング画像などにおいては画像の重なり部分が小さく、対応させる特徴点が狭い領域に集中することがある。このような条件下のモザイク生成では合成画像が大きく歪んだり、極端な場合には反対

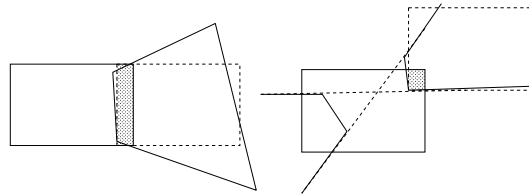


図1 重なり小さい画像におけるモザイク画像の歪み。
Fig.1 Distortion of image mosaicing using images with a small overlap.

側に現れることもある(図1)。これは射影変換が無窮遠点を有限点に、有限点を無窮遠点に写像する8パラメータを持つ変換であり [8], 一つのパラメータの値がわずかに変化しても画像の変換としては大きな歪みとなるためである。このため、その計算には高精度が要求される。我々はこのような画像の歪みが生じることを実画像例を用いて示すとともに、画像の誤差の統計的モデルに基いた最適計算 [14] によってどのように改善されるかを示した [9].

しかし、高精度の計算を行っても統計的推定であるため精度の限界があり、歪みが大きくなる場合がある。そこで本論文ではモザイク生成における射影変換のパラメータ推定の不安定性の原因を考察し、これをモデル選択の問題に帰着させ、「幾何学的 AIC」 [7] によってその不安定性を除去する試みを示す。そして実画像例によりその有効性を示す。

[†] 豊橋技術科学大学知識情報工学系, 豊橋市
Department of Knowledge-based Information Engineering,
Toyohashi University of Technology, Toyohashi-shi, 441-8580
Japan

^{††} 群馬大学工学部情報工学科, 桐生市
Department of Computer Science, Gunma University, Kiryu-shi,
376-8515 Japan

2. 射影変換と射影変換行列

射影変換は次の形に書ける.

$$x' = \frac{Ax + By + C}{Px + Qy + R}, \quad y' = \frac{Dx + Ey + F}{Px + Qy + R} \quad (1)$$

行列 \mathbf{H} とベクトル \mathbf{x} , \mathbf{x}' を次のように定義する.

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} A & B & C/f_0 \\ D & E & F/f_0 \\ P/f_0 & Q/f_0 & R/f_0^2 \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x/f_0 \\ y/f_0 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x}' = \begin{pmatrix} x'/f_0 \\ y'/f_0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

ただし f_0 は $x/f_0, y/f_0$ を 1 のオーダにするスケール因子である. \mathbf{H} を「射影変換行列」と呼ぶ. 式 (1) は次のようにも書ける.

$$\mathbf{x}' \times \mathbf{H}\mathbf{x} = \mathbf{0} \quad (4)$$

ベクトル表示したデータ $\{\mathbf{x}_\alpha\}, \{\mathbf{x}'_\alpha\}$ を正規分布に従う確率変数とみなす. その共分散行列をそれぞれ $V[\mathbf{x}_\alpha], V[\mathbf{x}'_\alpha]$ とし, 定数倍を除いて与えられるとする. すなわち未知の定数 ϵ が存在して次のように書けるとする.

$$V[\mathbf{x}_\alpha] = \epsilon^2 V_0[\mathbf{x}_\alpha], \quad V[\mathbf{x}'_\alpha] = \epsilon^2 V_0[\mathbf{x}'_\alpha] \quad (5)$$

ϵ を「ノイズレベル」, $V_0[\mathbf{x}_\alpha], V_0[\mathbf{x}'_\alpha]$ を「正規化共分散行列」と呼ぶ. 後者は例えば特徴点の対応をテンプレートマッチングによって定めれば, その残差の方向依存性から定めることができる [1], [11], [13], [15]. 特にノイズに方向性がない場合や頂点などの識別しやすい特徴点ではデフォルト値として $V_0[\mathbf{x}_\alpha] = V_0[\mathbf{x}'_\alpha] = \text{diag}(1, 1, 0)$ を用いる. ただし $\text{diag}(\dots)$ は \dots を対角要素とする対角行列を表す.

3. 射影変換行列の推定

誤差が正規分布に従うとすると, 精度の理論限界を達成する最適解は「最尤推定」, すなわち二乗「マハラノビス距離」

$$J = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N (\mathbf{x}_\alpha - \bar{\mathbf{x}}_\alpha, V_0[\mathbf{x}_\alpha]^{-1} (\mathbf{x}_\alpha - \bar{\mathbf{x}}_\alpha)) + \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N (\mathbf{x}'_\alpha - \bar{\mathbf{x}}'_\alpha, V_0[\mathbf{x}'_\alpha]^{-1} (\mathbf{x}'_\alpha - \bar{\mathbf{x}}'_\alpha)) \quad (6)$$

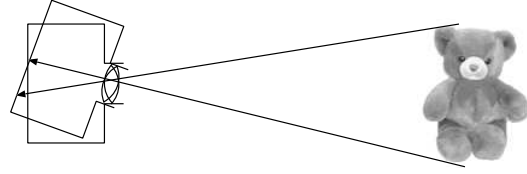


図2 カメラ回転による画像の変換.

Fig.2 Image transformation due to camera rotation.

を拘束条件 $\bar{\mathbf{x}}' \times \mathbf{H}\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{0}$ のもとに最小化することによって得られる [6]. 以下 (\mathbf{a}, \mathbf{b}) はベクトル \mathbf{a}, \mathbf{b} の内積を, $(\cdot)^{-}$ は (ムーア・ペンローズの) 一般逆行列を表す [6].

拘束条件を線形近似し, ラグランジュ乗数を導入して拘束条件を消去すると, 問題は次式の最小化となる.

$$J = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N (\mathbf{x}'_\alpha \times \mathbf{H}\mathbf{x}_\alpha, \mathbf{W}_\alpha (\mathbf{x}'_\alpha \times \mathbf{H}\mathbf{x}_\alpha)) \quad (7)$$

$$\mathbf{W}_\alpha = \left(\mathbf{x}'_\alpha \times \mathbf{H}V_0[\mathbf{x}_\alpha]\mathbf{H}^\top \times \mathbf{x}'_\alpha + (\mathbf{H}\mathbf{x}_\alpha \times V_0[\mathbf{x}'_\alpha] \times (\mathbf{H}\mathbf{x}_\alpha)) \right)^{-} \quad (8)$$

ただし $(\cdot)^{-}_r$ はランクを r に拘束した (ムーア・ペンローズの) 一般逆行列を表す. 「残差」 (J の最小値) を \hat{J} とすると, 第 1 近似において $N\hat{J}/\epsilon^2$ が自由度 $2(N-4)$ の χ^2 分布に従う [6]. したがって二乗ノイズレベル ϵ^2 の不偏推定量が次のように得られる.

$$\hat{\epsilon}^2 = \frac{\hat{J}}{2(1-4/N)} \quad (9)$$

4. 画像の変換モデルとモデル選択

射影変換は 8 自由度をもつ (9 個の要素に定数倍の不定性がある) 変換群であるが, モザイク生成において常にそのすべての自由度が必要であるとは限らない. 例えば十分遠方のシーンに対してカメラを移動すると, 実質的にはレンズ中心の周りの回転とみなせる (図 2). 回転は 3 自由度しかもたないから, 焦点距離が未知としても観測される画像変換も 4 自由度しかもたない. すなわち, 実際に計算すべきなのは射影変換の 8 次元パラメータ空間の 4 次元部分空間である (「4 パラメータ射影変換モデル」). カメラの回転の途中でズームを変えると, それぞれの画像の焦点距離も未知数とする「5 パラメータ射影変換モデル」となる.

一方, 近景に対してカメラを平行移動すると画像も平行移動するから, 画像の変換は 2 パラメータ「並進モ

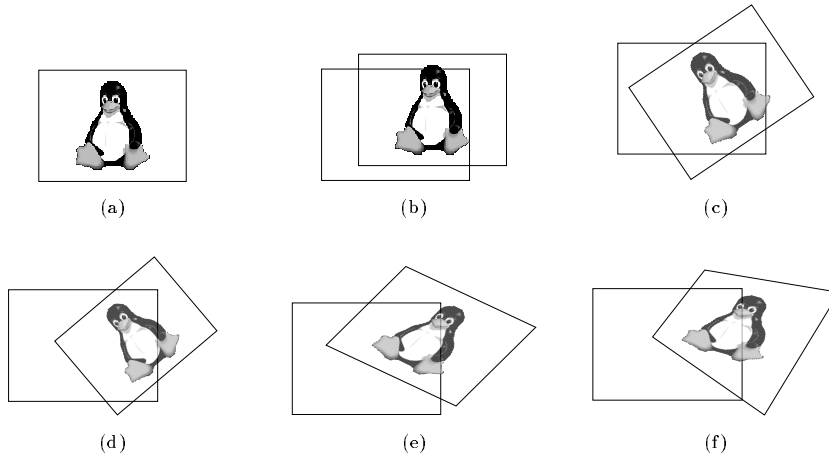


図3 (a) 原画像, (b) 並進, (c) 剛体運動, (d) 相似変換, (e) アフィン変換, (f) 射影変換.
 Fig.3 (a) Original image. (b) Translation. (c) Rigid motion. (d) Similarity. (e) Affine transformation. (f) Homography.

デル」となる (図3(b)). カメラの光軸の周りの回転まで許すと3パラメータ「剛体運動モデル」となり (図3(c)), さらにズームを許すと4パラメータ「相似変換モデル」となる (図3(d)). さらに一般化すると6パラメータ「アフィン変換モデル」となる (図3(e)). これらはすべて射影変換 (図3(f)) の部分群であり, 図4に示す階層性を持つ.

このように, モザイク生成では実際に起こり得る画像の変換は多くの場合8パラメータ射影変換の部分群に過ぎないが, 8パラメータを独立に計算すれば誤差のために起こり得ない変換が解として得られ, モザイク画像に大きな歪みを引き起こす. これを除くには射影変換のパラメータを可能なモデルに限定して最適化すればよい.

しかし, 誤差のある特徴点の対応のみが与えられたとき, その変換がどのモデルに属するかわからない. これを推定するのに各モデルを候補としてそれぞれパラメータを最適に計算して残差が最小のものを選ぶと, 常に8パラメータ射影変換が選ばれる. これは当てはめの自由度が大きいほど残差が小さくなるためである. したがって, モデルの“よさ”を測るには残差からモデルの自由度の与える影響を差し引いて比較しなければならない. その代表的な尺度が幾何学的 AIC [7] (付録参照) である.

5. 変換モデルと幾何学的 AIC

5.1 8パラメータ射影変換モデル

8パラメータの射影変換モデルを H_8 とし, 式(7)の最小化の残差を \hat{J}_{H_8} と置くと, 幾何学的 AIC は次のよ

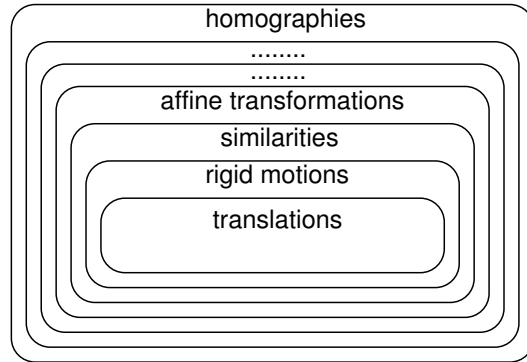


図4 画像の変換の階層性.
 Fig.4 Hierarchy of image transformations.

うに置ける.

$$AIC_{H_8} = \hat{J}_{H_8} + \frac{16}{N}\epsilon^2 \quad (10)$$

二乗ノイズレベル ϵ^2 には式(9)の推定値を用いる.

5.2 5パラメータ射影変換モデル

カメラをレンズの中心にズームを変えながら回転行列 R だけ回転させるとする. 回転前後の焦点距離を f, f' とし, 次の量を定義する.

$$\phi = \frac{f}{f_0}, \quad \phi' = \frac{f'}{f_0} \quad (11)$$

$$F = \text{diag}(1, 1, \phi), \quad F' = \text{diag}(1, 1, \phi') \quad (12)$$

これより次の5パラメータ射影変換モデル H_5 を得る.

$$\mathbf{H} = \mathbf{F}'^{-1} \mathbf{R}^T \mathbf{F} \quad (13)$$

未知数 ϕ , ϕ' , \mathbf{R} を求めるには式 (13) を式 (7) に代入して最小化すればよい. この最小化を行うレーベンバーグ・マーカート (LM) 法の手順は次のようになる (各要素の具体的な表現および初期値の計算法については文献 [10] 参照).

(1) $c=0.001$ とし, ϕ , ϕ' , \mathbf{R} の初期値を与え, 残差 $J = J(\phi, \phi', \mathbf{R})$ を計算する.

(2) 次の勾配 ∇J とヘッセ行列 $\nabla^2 J$ を計算する.

$$\nabla J = \begin{pmatrix} \partial J / \partial \phi \\ \partial J / \partial \phi' \\ \nabla_{\Omega} J \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$\nabla^2 J = \begin{pmatrix} \partial^2 J / \partial \phi^2 & \partial^2 J / \partial \phi \partial \phi' & (\nabla_{\Omega} \partial J / \partial \phi)^T \\ \partial^2 J / \partial \phi' \partial \phi & \partial^2 J / \partial \phi'^2 & (\nabla_{\Omega} \partial J / \partial \phi')^T \\ \nabla_{\Omega} \partial J / \partial \phi & \nabla_{\Omega} \partial J / \partial \phi' & \nabla_{\Omega}^2 J \end{pmatrix} \quad (15)$$

(3) ヘッセ行列 $\nabla^2 J$ の対角要素のみからなる行列 \mathbf{D} を求め, 次の連立 1 次方程式を解く.

$$(\nabla^2 J + c\mathbf{D}) \begin{pmatrix} \Delta \phi \\ \Delta \phi' \\ \Delta \Omega \end{pmatrix} = -\nabla J \quad (16)$$

(4) 残差 $J' = J(\phi + \Delta \phi, \phi' + \Delta \phi', \mathcal{R}(\Delta \Omega))$ を計算し, $J > J'$ であれば $c \leftarrow 10c$ としてステップ (3) に戻る. $J < J'$ かつ $|J - J'|/J < \epsilon_J$ なら終了する. そうでなければ $c \leftarrow c/10$ とし, ϕ , ϕ' , \mathbf{R} を次のように更新してステップ (2) に戻る.

$$\phi \leftarrow \phi + \Delta \phi, \quad \phi' \leftarrow \phi' + \Delta \phi', \quad \mathbf{R} \leftarrow \mathcal{R}(\Delta \Omega) \mathbf{R} \quad (17)$$

ただし ϵ_J は収束判定のしきい値であり, $\mathcal{R}(\Delta \Omega)$ は $\Delta \Omega$ を回転軸, $\|\Delta \Omega\|$ をその周りの回転角とする回転行列である. 反復が収束したときの残差を \hat{J}_{H_5} とすると, 幾何学的 AIC が次のように計算できる.

$$AIC_{H_5} = \hat{J}_{H_5} + \frac{10}{N} \epsilon^2 \quad (18)$$

行列 \mathbf{H} がどんな形をしていても式 (9) は成り立つので, 二乗ノイズレベル ϵ^2 にはその推定値を代入する.

5.3 4パラメータ射影変換モデル

5パラメータ射影変換モデルで焦点距離が変化しないとすると, 式 (13) で $f = f'$ とおいて4パラメータ射影変換モデル H_4 が得られる. このモデルのもとでの未知数 ϕ , \mathbf{R} は前節の LM 法を修正することによって容易に求まる. また初期値も5パラメータ射影変換モデルの初期値を修正することによって容易に得られる. 反復が収束したときの残差を \hat{J}_{H_4} とすると, 幾何学的 AIC が次式で計算できる.

$$AIC_{H_4} = \hat{J}_{H_4} + \frac{8}{N} \epsilon^2 \quad (19)$$

5.4 相似変換モデル

射影変換行列が次の形をしているとき「相似変換」 H_S となる.

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} s \cos \theta & -s \sin \theta & t_1/f_0 \\ s \sin \theta & s \cos \theta & t_2/f_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (20)$$

これは原点の周りに角度 θ だけ回転し, s 倍に拡大し, (t_1, t_2) だけ平行移動することを意味する.

$$\vec{x}_{\alpha} = \begin{pmatrix} x_{\alpha}/f_0 \\ y_{\alpha}/f_0 \end{pmatrix}, \quad \vec{x}'_{\alpha} = \begin{pmatrix} x'_{\alpha}/f_0 \\ y'_{\alpha}/f_0 \end{pmatrix} \quad (21)$$

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}, \quad \vec{\tau} = \begin{pmatrix} t_1/f_0 \\ t_2/f_0 \end{pmatrix} \quad (22)$$

と置く. 最適推定は式 (6) を拘束条件 $\vec{x}'_{\alpha} = s\mathbf{R}\vec{x}_{\alpha} + \vec{\tau}$ のもとで最小化することであり, ラグランジュ乗数を用いて拘束条件を消去すると次のようになる.

$$J = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N (\vec{x}'_{\alpha} - s\mathbf{R}\vec{x}_{\alpha} - \vec{\tau}, W_{\alpha}(\vec{x}'_{\alpha} - s\mathbf{R}\vec{x}_{\alpha} - \vec{\tau})) \quad (23)$$

$$W_{\alpha} = (s^2 R V_0 [\vec{x}_{\alpha}] R^T + V_0 [\vec{x}'_{\alpha}])^{-1} \quad (24)$$

これを LM 法によって最小化する (詳細は省略. 初期値の計算については文献 [10] 参照). 反復が収束したときの残差を \hat{J}_S とすると, 幾何学的 AIC が次のように計算できる.

$$AIC_S = \hat{J}_S + \frac{8}{N} \epsilon^2 \quad (25)$$



図5 屋外シーンの2画像とマッチさせる7点.
Fig. 5 Real images of an outdoor scene and the seven selected points.



図6 (a) 最適射影変換による合成. (b) モデル選択.
Fig. 6 (a) The image mapping computed by an optimal homography. (b) The image mapping by model selection.

5.5 剛体運動モデルと並進モデル

式 (20) で $s = 1$ とすると「剛体運動モデル」 H_M となる. このモデルのもとでの未知数 θ , \mathcal{A} の最適解も LM 法によって容易に求まる. また初期値も相似変換モデルの初期値の計算方法を修正することによって容易に得られる. 反復が収束したときの残差を \hat{J}_M とすると, 幾何学的 AIC が次のように計算できる.

$$AIC_M = \hat{J}_M + \frac{6}{N}\epsilon^2 \quad (26)$$

さらに $\theta = 0$ としたものが「並進モデル」 H_T であり, LM 法の残差を \hat{J}_T とすると幾何学的 AIC は次のようになる.

$$AIC_T = \hat{J}_T + \frac{4}{N}\epsilon^2 \quad (27)$$

5.6 アフィン変換モデル

射影変換行列が次の形をしているとき「アフィン変換」 H_A となる.

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & t_1/f_0 \\ a_{21} & a_{22} & t_2/f_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (28)$$

この場合も未知数 $a_{11}, \dots, a_{22}, t_1, t_2$ を定める最適計算

とその LM 法を導くことができる (省略). 初期値は最小二乗法によって解析的に計算できる (省略). LM 法の残差を \hat{J}_A とすると幾何学的 AIC は次のようになる.

$$AIC_A = \hat{J}_A + \frac{12}{N}\epsilon^2 \quad (29)$$

6. 実画像実験

図5は屋外シーンを撮影した2画像である. 図中にマークした7点の対応から計算した幾何学的 AIC は表1のようになり, 相似変換モデルが選ばれる. 図6(a)は射影変換の最適計算 [9] によって画像を変換して重ね合わせた結果であり, 図6(b)は選択された相似変換を用いた結果である. この場合, ズームが変化しているため, スケールの変わらないモデル (4パラメータ射影変換, 剛体運動, 並進) は残差が極めて大きく, 幾何学的 AIC もオーダが大きくなっている. 5パラメータ射影変換も歪みの大きな変換となったためオーダが大きい.

図7は建物のシーンの2画像である. 狭い領域に集中した6点の対応から計算した幾何学的 AIC は表1のようになり, 相似変換が選ばれる. 図8(a)は最適に計算した射影変換によってモザイクを生成した結果であり, 図8(b)は選択された相似変換を用いた結果である.



図7 建物シーンの2画像とマッチさせる6点.
Fig.7 Two images of an outdoor scene and the six selected points.



図9 建物シーンの2画像とマッチさせる5点.
Fig.9 Two images of an outdoor scene and the five selected points.



(a)



(b)

図8 (a) 最適射影変換によるモザイク生成. (b) モデル選択.
Fig.8 (a) Mosaicing by an optimally computed homography. (b) Mosaicing by model selection.



(a)



(b)

図10 (a) 最適射影変換によるモザイク生成. (b) モデル選択.
Fig.10 (a) Mosaicing by an optimally computed homography. (b) Mosaicing by model selection.

図9は別のシーンの2画像である. 図中にマークした5点を取ると, その幾何学的 AIC は表1のようになり, 並進が選ばれる. 図10(a) は最適に計算した射影変換によってモザイクを生成した結果であり, 図10(b) は選択された並進を用いた結果である. 図からわかるように, この場合8パラメータ射影変換では合成画像の右側が無制限遠を回り込んで左側から現れている(図1参照).

図11は図7と同じ画像であるが, より広範囲に多くの対応点をとったものであり, 表1に示すように8パラメータ射影変換が選ばれる. 図12(a) は選択された最適射影変換によってモザイクを生成した結果であり, 図12(b) は2番目となった5パラメータ射影変換を用いた結果である. 表1からわかる通り, 両者の幾何学的 AIC の差は僅かであり, 生成される画像もほとんど差がない. これは5パラメータ射影変換が8パラメータ射影変換の

十分よい近似となっているためである.

このように対応点を広範囲に数多くとれば8パラメータ射影変換も安定に精度よく計算され, 特定のモデルで近似する必要はない. しかし航空写真やリモートセンシング画像のように対応点が多く得られない場合はモデル選択が必要となる. 幾何学的 AIC を用いればこの切り換えが自動的に行われるので, ソフトウェアツールとして処理を自動化するのに適している.

以上からわかるように, 現実に起こり得る画像の変換の適切なモデルを用意すれば, 幾何学的 AIC による選択によって適切な射影変換パラメータが計算され, モザイク合成された画像の不自然な歪みが除去される. ただし, その性能は用意するモデルの適切さに依存するので, 実際の状況に関する知識が必要である.

表1 幾何学的 AIC による判定結果.
Table 1 Models selected by the geometric AIC.

モデル	図5	図7	図9	図11
8パラメータ射影変換	$9.92E-06$	$1.25E-05$	$4.01E-05$	$\bigcirc 2.946E-06$
5パラメータ射影変換	$4.80E-02$	$3.65E-03$	$4.69E-05$	$2.954E-06$
4パラメータ射影変換	$1.57E-02$	$4.39E-02$	$4.45E-05$	$2.976E-03$
アフィン変換	$8.92E-06$	$1.08E-05$	$4.10E-05$	$3.507E-06$
相似変換	$\bigcirc 7.32E-06$	$\bigcirc 8.54E-06$	$4.38E-05$	$4.887E-06$
剛体運動	$1.57E-02$	$3.55E-04$	$4.00E-05$	$2.976E-03$
並進	$1.57E-02$	$3.53E-04$	$\bigcirc 3.65E-05$	$2.990E-03$



図11 図7において対応を多く採用した場合 (22点).
Fig. 11 Many matching points in Fig.7 (22 points).



(a)



(b)

図12 (a) 選択されたモデル. (b) 次点のモデル.
Fig. 12 (a) Mosaicing using the best model. (b) Mosaicing using the second best model.

7. まとめ

画像のモザイク生成において画像間の重なりが小さく、対応させる特徴点が少数しか得られないとき、計算される射影変換が不安定となる。これは、実際に生じる画像の変換が8パラメータ射影変換の部分群に過ぎないのに8パラメータを独立に計算すると、誤差のためにあり得ない解が得られるからである。本論文では実際に生

じやすい部分群(モデル)を適切に用意し、「幾何学的 AIC」により妥当なモデルを選択すれば望ましくない歪みが除去できることを示した。この選択は完全に自動的であり、人為的なしきい値を必要としないので、ソフトウェアツールとして処理を自動化するのに適している。各モデルについて最適解を求める手順を示すとともに、実画像例に適用して本手法の有効性を確認した。

本論文でいう「モデル」とは「変換の部分群」のことであり、統計的推測でいう「確率モデル」の意味ではない。確率モデルとしては正規分布を仮定しているが、これはモデルに依存しないので選択の対象ではない。本論文のような幾何学的当てはめ問題に対して統計的推測で用いられている他の基準(MDL等)がどのような形で利用できるかが今後の課題である。

謝辞 本研究の一部は文部省科学研究費基盤研究C(2)(No. 11680377)によった。

文 献

- [1] W. Förstner, "Reliability analysis of parameter estimation in linear models with applications to mensuration problems in computer vision," *Comput. Vision Graphics Image Process.*, vol.40, pp.273-310, 1987.
- [2] 星野准一, 増田功, "観測・推定画像間の誤差最小化によるパノラマ動画像の生成," *信学論(D-II)*, vol.J81-D-II, no.11, pp.2565-2575, Nov. 1998.
- [3] 星野准一, 増田功, "局所的な輝度変動にロバストなパノラマ画像生成法," *信学論(D-II)*, vol.J82-D-II, no.2, pp.222-229, Feb. 1999.
- [4] 星野准一, 増田功, "パノラマ背景画像への移動物体画像の合成," *情処学論*, vol.40, no.5, pp.2367-2376, May 1999.
- [5] 金谷健一, *画像理解 — 3次元認識の数理 —*, 森北出版, 1990.
- [6] K. Kanatani, *Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice*, Elsevier Science, Amsterdam, 1996.
- [7] 金谷健一, "情報量基準による幾何学的モデル選択," *情処学論*, vol.37, no.6, pp.1073-1080, June 1996.
- [8] 金谷健一, *形状CADと図形の数学*, 共立出版, 1998.
- [9] 金澤 靖, 太田直哉, 金谷健一, "射影変換行列の最適計算によるモザイク生成," *情処学研報*, CVIM-116, pp.9-16, May 1999.
- [10] 金澤 靖, 金谷健一, "幾何学的 AIC によるモザイク生成の安定化," *情処学研報*, CVIM-117, pp.31-38, July 1999.

- [11] D. D. Morris and T. Kanade, "A unified factorization algorithm for points, line segments and planes with uncertainty models," Proc. 6th Int. Conf. Comput. Vision, pp. 696-702, Bombay, India, Jan. 1998.
- [12] H. S. Sawhney, S. Hsu and R. Kumar, "Robust video mosaicing through topology inference and local to global alignment," Proc. 5th Euro. Conf. Comput. Vision, Vol. 2, pp. 103-119, Freiburg, Germany, June 1998.
- [13] J. Shi and C. Tomasi, "Good features to track," Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Patt. Recogn., pp. 593-600, Seattle, WA, June 1994.
- [14] 清水慶行, 太田直哉, 金谷健一, "信頼性評価を備えた最適な射影変換の計算プログラム," 情処学研報, CVIM-111, pp.33-40, May 1998.
- [15] A. Singh, "An estimation-theoretic framework for image-flow computation," Proc. 3rd Int. Conf. Comput. Vision, pp.168-177, Osaka, Japan, Dec. 1990.
- [16] R. Szeliski and H.-U. Shum, "Creating full view panoramic image mosaics and environment maps," Proc. SIGGRAPH'97, pp.251-258, Los Angeles, CA, U.S.A., Aug. 1997.
- [17] 谷口行信, 阿久津明人, 外村佳伸, "PanoramaExcerpts: パノラマ画像の自動生成・レイアウトによる映像一覧," 信学論 (D-II), vol.J82-D-II, no.3, pp.390-398, Mar. 1999.
- [18] I. Zoghlami, O. Faugeras and R. Deriche, "Using geometric corners to build a 2D mosaic from a set of images," Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Patt. Recogn., pp.420-425, Puerto Rico, June 1997.

付 録

「幾何学的当てはめ」とは「拘束条件」

$$F^{(k)}(\mathbf{a}, \mathbf{u}) = 0, \quad k = 1, \dots, L, \quad (\text{A}\cdot 1)$$

と変数 \mathbf{a} の複数の実現値 $\{\mathbf{a}_\alpha\}$ からパラメータ \mathbf{u} を推定する問題である [6]. 誤差は正規分布に従い, 各 \mathbf{a}_α の正規化共分散行列 $V_0[\mathbf{a}_\alpha]$ (一般に特異行列) は既知とする. この問題の「最尤推定」はマハラノビス距離

$$J = \sum_{\alpha=1}^N (\mathbf{a}_\alpha - \bar{\mathbf{a}}_\alpha, V_0[\mathbf{a}_\alpha]^{-1} (\mathbf{a}_\alpha - \bar{\mathbf{a}}_\alpha)) \quad (\text{A}\cdot 2)$$

を拘束条件 $F^{(k)}(\bar{\mathbf{a}}_\alpha, \mathbf{u}) = 0$ のもとで未知数 $\{\bar{\mathbf{a}}_\alpha\}$, \mathbf{u} に関して最小化することである. その残差 (J の最小値) を \hat{J} とし, ノイズレベルを ϵ とすると, \hat{J}/ϵ^2 は第 1 近似において自由度 $rN - n'$ の χ^2 分布に従う [6]. ただし r は拘束条件 (A.1) のランク (独立なもの数) であり, n' は未知数 \mathbf{u} の自由度である. これからノイズレベル ϵ の次の不偏推定量が得られる.

$$\hat{\epsilon}^2 = \frac{\hat{J}}{rN - n'}. \quad (\text{A}\cdot 3)$$

拘束条件 (A.1) がデータ空間 (変数 \mathbf{a} の空間) に d 次元モデル (多様体) S を定義するとき, その幾何学的 AIC は次のように定義される [6], [7].

$$AIC = \hat{J} + 2(dN + n')\epsilon^2. \quad (\text{A}\cdot 4)$$

これを用いると, 一般モデルとそれが退化したモデルの幾何学的 AIC を比較することによりモデルの退化が検出できる. ただしノイズレベルは一般モデルにより式 (A.3) で推定する.

本論文で考える拘束条件 (4) のランクは 2 であり, 自由度はパラメータ数に等しい. 式 (4) の定義する多様体の次元 d は 2 であるが, これはすべてのモデルに共通するので, 本文中では幾何学的 AIC の式からは除いている. また式 (7) の J は計算の都合上 N で割っている. 式 (A.3), (A.4) 中の \hat{J} は $N\hat{J}$ になる. そして式 (A.4) を N で割ったものを幾何学的 AIC としている.

(平成 11 年 10 月 6 日受付, 12 月 28 日再受付)

金澤 靖 (正員)

1985 年豊橋技科大・工・情報卒. 1987 年同大学院修士課程了. 同年富士電機 (株) 入社. 1989 年群馬高専助手, 1997 年同講師. 1998 年豊橋技科大知識情報工学系講師. 博 (工). 画像処理, コンピュータビジョンの研究に従事. 情報処理学会会員.

金谷 健一 (正員)

1972 年東大・工・計数 (数理工学) 卒. 1979 年同大学院博士課程了. 工博, 現在, 群馬大学工学部情報工学科教授. 詳細は下記参照: <http://www.ail.cs.gunma-u.ac.jp/~kanatani/j>