段階的マッチングによる画像モザイク生成

金澤 靖 † 金谷 健一 ‡

† 豊橋技術科学大学知識情報工学系 ‡ 岡山大学工学部情報工学科

入力した 2 画像の特徴点の抽出とその対応づけを完全に自動化する新しい方法を示す．これは特徴抽出フィルタで特徴点を抽出し，前報 [7] のしきい値処理法を用い，段階的なランダム投票によって回転やスケール変化や射影的歪みを推定しながら，それに適合した可変テンプレートマッチングに切り換えるものである．そして，これにより従来の方法が破綻する場合もロバストにてモザイク画像が生成できることを示す．また侵入物体の自動検出の応用例も示す．

キーワード: 画像マッチング, テンプレートマッチング, 特徴点の対応, ロバスト推定, 最小メジアン法, モザイク生成

Image Mosaicing by Stratified Matching

Yasushi Kanazawa† **Kenichi Kanatani**‡

†Department of Knowledge-based Information Engineering
Toyohashi University of Technology, Toyohashi, Aichi 441-8580 Japan
‡Department of Information Technology, Okayama University, Okayama 700-8530 Japan

We present a new method for automating the detection of feature points and establishing their correspondences over two images. We extract feature points using a feature detector, apply the thresholding scheme we previously proposed [7], progressively estimate the rotation, the scale change, and the projective distortion by random voting, and adaptively do variable template matching. We demonstrate that out method allows us robust image mosaicing when the conventional method fails. We also show examples of automatic intrusion detection.

Key words: image matching, template matching, feature point correspondence, robust estimation, LMedS, image mosaicing

1. まえがき

複数画像間の対応を定めることは多くのコンピュータビジョン応用の出発点となる．これには連続ビデオ画像から隣接フレームごとに対応を追跡する場合と，異なる画像間の対応を直接に探索する場合がある．ここでは後者を考える．

基本的な原理はテンプレートマッチングによる局所相関の探索である．これに対して前報 [7] で，特徴抽出フィルタ [3, 15] によって 2 画像の各々に抽出した特徴点の対応を定めるための残差のしきい値を自動的に設定する方法を提案した．これはしきい値を一律に定めるのではなく，可能な対応の残差のヒストグラムから，画像ごとにそれに適したしきい値を定めるものである．

この方法によってアウトライヤ率はかなり低下するが，完全ではない．さらにアウトライヤを除去するには射影変換やエピ極線方程式のような幾何学的拘束条件に基づくロバスト推定が必要である [1, 4, 12, 17]．

テンプレートマッチングで十分に対応が定まらない理由は，2 画像間に回転やスケール変化や射影的歪みがあるからである．そこで本論文では画像モザイク生成への応用を想定し [2, 5, 9, 16]，ランダム投票によって回転やスケール変化や射影的歪みを推定しながら，それに適合した可変テンプレートマッチングに切り換える段階的マッチングを定式化する．そして実画像を用いて提案手法の有効性を示す．また，これを利用した侵入物体の検出の応用例も示す．

2. テンプレートマッチング

特徴抽出フィルタで抽出された第 1 画像 I_1 の特徴点 P_1, ..., P_N と第 2 画像 I_2 の特徴点 Q_1, ..., Q_M の相互の類似度を次の残差 (平方和) で測る．

$$J(\alpha,\beta) = \sum_{(i,j)\in\mathcal{N}} |T_{P_\alpha}(i,j) - I_2(i',j')|^2 \quad (1)$$

$T_{P_\alpha}(i,j)$ は第 1 画像 I_1 の点 P_α を中心とする正方格子 $\mathcal{N}$ を切り取り，その中心を (0,0) としたテンプレートである．第 2 画像 I_2 の点 Q_β の画像座標を (x_β, y_β) とすると，(i', j') は次のようになる．

$$\begin{pmatrix} i' \\ j' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_\beta{}' \\ y_\beta{}' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix} \quad (2)$$

すなわち $(i,j) = (0,0)$ が $(i',j') = (x_\beta{}', y_\beta{}')$ に対応する．ただし (i',j') が一部でも画像フレームからはみ出すときは $J(\alpha,\beta)$ は ∞ とする[1]．

†441-8580 豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1–1, 豊橋技術科学大学知識情報工学系, Tel: (0532)44-6888, Fax: (0532)44-6873
E-mail: kanazawa@tutkie.tut.ac.jp
‡700-8530 岡山市津島中 3–1–1, 岡山大学工学部情報工学科, Tel/Fax: (086)251-8173
E-mail: kanatani@suri.it.okayama-u.ac.jp

[1]以下 ∞ は十分大きい数を意味する．

実際には点 P_α が点 Q_β に対応していても残差 $J(\alpha,\beta)$ は 0 にならない．これには画像の輝度値のランダム変動 (照度変化を含む) だけでなく，“画像の変形” が影響する．例えば平面や遠景を異なる 2 視点から撮影すると，対応点の近傍は互いに拡大縮小，回転，アフィン変換，射影変換等の変形を受ける．また 3 次元復元のためにカメラを移動して撮影しても，対応点の近傍は見え方が変化する．

このような誤差を吸収するにはテンプレート自体に拡大縮小，回転，アフィン変換，射影変換等の変形を与える「可変テンプレートマッチング」[10] が必要となる．本論文では画像モザイク生成 [2, 5, 9, 16] を想定し，シーン全体が射影変換を受ける場合を考えるので (一部異なる部分があってもよい; 後述)，各点ごとのテンプレートの変形ではなく，全特徴点に共通な変形を与える．

まず並進を仮定して通常のテンプレートマッチングで大まかな並進を推定し，次に拡大縮小や回転を含めた「相似テンプレートマッチング」で相似変換を推定し，さらに「アフィンテンプレートマッチング」で精度を向上させ，最後に「射影テンプレートマッチング」で最終的な対応を定める．この各々の段階でテンプレートを次第に拡大しながら前報 [7] の自動しきい値設定を行い，「最小メジアン法」[14] によるアウトライア除去を行う．この方法を段階的マッチングと呼ぶ[2]．

3. 段階的マッチング

3.1 初期対応

Harris 作用素 [3] によって第 1 画像，第 2 画像にそれぞれ特徴点を抽出し (実験では各々100 点ずつ選んだ)，9×9 のテンプレートを用いて式 (1) の残差を比較し，前報 [7] の自動しきい値設定による 2 値化処理および一対一化処理によって初期対応を定める．

第 1 画像 I_1 の点 P_α と第 2 画像 I_2 の点 Q_β の画像座標をそれぞれ (x_α, y_α), $({x_\beta}', {y_\beta}')$ とし，次のようなベクトルを定義する (f はほぼ画像サイズに等しい定数である)．

$$\boldsymbol{x}_\alpha = \begin{pmatrix} x_\alpha/f \\ y_\alpha/f \\ 1 \end{pmatrix}, \qquad \boldsymbol{x}_\beta{}' = \begin{pmatrix} {x_\beta}'/f \\ {y_\beta}'/f \\ 1 \end{pmatrix} \tag{3}$$

以下，点 P_α が点 Q_β に対応することを (α,β) と略記する．

3.2 並進の 1 点投票

初期対応から 2 画像間の並進を次のように推定する．まず初期値として $S_m=\infty$，$\boldsymbol{t}_m=\boldsymbol{0}$ とし，次の操作を行う．

1. 初期対応から 1 組をランダムに選び，それを (a,b) とする．
2. 次のベクトルを計算する．
$$\boldsymbol{t} = \boldsymbol{x}_b{}' - \boldsymbol{x}_a \tag{4}$$
3. 対応 $\{(\alpha,\beta)\}$ を次の値についてソートし，そのメジアン S を求める (付録参照)．
$$\frac{1}{2}\|\boldsymbol{x}_\beta{}' - \boldsymbol{x}_\alpha - \boldsymbol{t}\|^2 \tag{5}$$
4. $S<S_m$ であれば $S_m\leftarrow S$, $\boldsymbol{t}_m\leftarrow\boldsymbol{t}$ と更新する．

これを収束するまで反復する[3]．そして次のようにアウトライアを除去し，全特徴点から改めて対応を探索する．

1. 初期対応 $\{(\alpha,\beta)\}$ のうち次の条件を満たすものをインライアとする (付録参照)．
$$\frac{1}{2}\|\boldsymbol{x}_\beta{}' - \boldsymbol{x}_\alpha - \boldsymbol{t}_m\|^2 < 7S_m \tag{6}$$
2. 次の並進ベクトル $\boldsymbol{t}$ を計算する ($\sum$ は選ばれたインライアに関する和，N はその個数)．
$$\boldsymbol{t} = \frac{1}{N}\sum(\boldsymbol{x}_\beta{}' - \boldsymbol{x}_\alpha) \tag{7}$$
3. 全特徴点の組み合せから次の条件を満たす対応 (α,β) を取り出す．
$$\frac{1}{2}\|\boldsymbol{x}_\beta{}' - \boldsymbol{x}_\alpha - \boldsymbol{t}\|^2 < 7S_m \tag{8}$$
4. 取り出した候補 $\{(\alpha,\beta)\}$ の端点として含まれている特徴点のすべての組み合せの残差 $J(\alpha,\beta)$ に対して前報 [7] の 2 値化処理を施し，残った対応から候補 $\{(\alpha,\beta)\}$ に含まれないものを除く．
5. 一対一化処理 [7] によって対応を確定する．

3.3 相似変換の 2 点投票

得られた対応 $\{(\alpha,\beta)\}$ から 2 画像間の相似変換を次のように推定する．まず各点の画像座標をそれぞれ (x_α, y_α), $({x_\beta}', {y_\beta}')$ とし，次の複素数を定義する (i は虚数単位)．

$$z_\alpha = x_\alpha + iy_\alpha, \qquad {z_\beta}' = {x_\beta}' + i{y_\beta}' \tag{9}$$

初期値として $S_m=\infty$, $z_m=0$, $z'_m=0$, $Z_m=1$, $s_m=1$ とし，次の操作を行う．

1. $\{(\alpha,\beta)\}$ から 2 組をランダムに選び，それを (a_0,b_0), (a_1,b_1) とする．
2. 次の複素数 Z と実数 s を計算する ($|\cdot|$ は複素数の絶対値)．
$$Z = \frac{{z_{b_1}}' - {z_{b_0}}'}{z_{a_1} - z_{a_0}}, \qquad s = |Z| \tag{10}$$

[2] 画像の変換の階層性を利用するので「階層的マッチング」とも呼べるが，通常これは解像度を下げて (通常のテンプレートで) 大まかな対応を定め，解像度を徐々に上げて精度を向上させることを意味するので，それと区別する．

[3] 実験ではすべての対応を全数探索した．

3. 対応 $\{(\alpha,\beta)\}$ を次の値についてソートし，そのメジアン S を求める (付録参照)．

$$\frac{|{z_\beta}' - {z_{b_0}}' - Z(z_\alpha - z_{a_0})|^2}{1+s^2} \tag{11}$$

4. $S < S_m$ であれば $S_m \leftarrow S$, $z_m \leftarrow z_a$, ${z_m}' \leftarrow z_b$, $Z_m \leftarrow Z$, $s_m \leftarrow s$ と更新する．

これを収束するまで反復する[4]．そして次のようにアウトライアを除去し，全特徴点から改めて対応を探索する．

1. 得られている対応 $\{(\alpha,\beta)\}$ のうち，次の条件を満たすものをインライアとする (付録参照)．

$$\frac{|{z_\beta}' - {z_m}' - Z_m(z_\alpha - z_m)|^2}{1+s_m^2} < 7S_m \tag{12}$$

2. インライアに次の形の相似変換を LM (Levenberg-Marquardt) 法で最適に当てはめる (手順は文献 [9] 参照)．

$${\vec{x}_\beta}' = sR\vec{x}_\alpha + \vec{t} \tag{13}$$

ただし ${\vec{x}_\alpha}'$, ${\vec{x}_\beta}'$ は点 P_α, P_β の画像座標を縦に並べた 2 次元ベクトルであり，s, R, $\vec{t}$ はそれぞれ相似変換を定めるスケール定数，2 次元回転行列，2 次元並進ベクトルである．

3. 全特徴点の組み合せから次の条件を満たす対応 (α,β) を取り出す．

$$\frac{\|{\vec{x}_\beta}' - sR\vec{x}_\alpha - \vec{t}\|^2}{1+s^2} < 7S_m \tag{14}$$

4. 取り出した候補 $\{(\alpha,\beta)\}$ の端点として含まれている特徴点のすべての組み合せに対して相似テンプレートマッチングの残差を計算する．これは式 (1) で $\mathcal{N}$ を 17×17 とし，(i',j') を次のように計算するものである[5]．

$$\begin{pmatrix} i' \\ j' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} {x_\beta}' \\ {y_\beta}' \end{pmatrix} + sR \begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix} \tag{15}$$

5. 前報 [7] の 2 値化処理を施し，残った対応から候補 $\{(\alpha,\beta)\}$ に含まれないものを除く．
6. 一対一化処理 [7] によって対応を確定する．

3.4 アフィン変換の 3 点投票

得られた対応 $\{(\alpha,\beta)\}$ から 2 画像間のアフィン変換を次のように推定する．まず初期値として $S_m = \infty$, $\boldsymbol{A}_m = \boldsymbol{I}$, $\boldsymbol{W} = \boldsymbol{I}$ とし，次の操作を行う ([9] 参照)．

1. $\{(\alpha,\beta)\}$ から 3 組をランダムに選び，それを (a_0,b_0), (a_1,b_1), (a_2,b_2) とする．
2. 次の行列 $\boldsymbol{A}$ を計算する．

$$\boldsymbol{A} = \begin{pmatrix} {\boldsymbol{x}_{b_0}}' & {\boldsymbol{x}_{b_1}}' & {\boldsymbol{x}_{b_2}}' \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{x}_{a_0} & \boldsymbol{x}_{a_1} & \boldsymbol{x}_{a_2} \end{pmatrix}^{-1} \tag{16}$$

3. 対応 $\{(\alpha,\beta)\}$ を次の値についてソートし，そのメジアン S を求める (付録参照)．

$$({\boldsymbol{x}_\beta}' - \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_\alpha, \boldsymbol{W}({\boldsymbol{x}_\beta}' - \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_\alpha)) \tag{17}$$

ただし $\boldsymbol{W}$ は次のように定義した行列である．

$$\boldsymbol{W} = \begin{pmatrix} W & & 0 \\ & & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad W = (I + AA^\top)^{-1} \tag{18}$$

I は 2 次元単位行列であり，A は行列 $\boldsymbol{A}$ の左上の 2×2 小行列を取り出したものである．

4. $S < S_m$ であれば $S_m \leftarrow S$, $\boldsymbol{A}_m \leftarrow \boldsymbol{A}$, $\boldsymbol{W}_m \leftarrow \boldsymbol{W}$ と更新する．

これを収束するまで反復する．そして次のようにアウトライアを除去し，全特徴点から改めて対応を探索する．

1. 得られている対応 $\{(\alpha,\beta)\}$ のうち，次の条件を満たすものをインライアとする (付録参照)．

$$({\boldsymbol{x}_\beta}' - \boldsymbol{A}_m\boldsymbol{x}_\alpha, \boldsymbol{W}_m({\boldsymbol{x}_\beta}' - \boldsymbol{A}_m\boldsymbol{x}_\alpha)) < 7S_m \tag{19}$$

2. インライアに次の形のアフィン変換を LM 法で最適に当てはめる (手順は文献 [9] 参照)．

$${\boldsymbol{x}_\beta}' = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_\alpha \tag{20}$$

3. 全特徴点の組み合せから次の条件を満たす対応 (α,β) を取り出す．

$$({\boldsymbol{x}_\beta}' - \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_\alpha, \boldsymbol{W}({\boldsymbol{x}_\beta}' - \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_\alpha)) < 7S_m \tag{21}$$

$\boldsymbol{W}$ は当てはめたアフィン変換の行列 $\boldsymbol{A}$ によって計算した式 (18) の行列である．

4. 取り出した候補 $\{(\alpha,\beta)\}$ の端点として含まれている特徴点のすべての組み合せに対してアフィンテンプレートマッチングの残差を計算する．これは式 (1) で $\mathcal{N}$ を 25×25 とし，(i',j') を次のように計算するものである．

$$\begin{pmatrix} i' \\ j' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} {x_\beta}' \\ {y_\beta}' \end{pmatrix} + A \begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix} \tag{22}$$

5. 前報 [7] の 2 値化処理を施し，残った対応から候補 $\{(\alpha,\beta)\}$ に含まれないものを除く．
6. 一対一化処理 [7] によって対応を確定する．

[4] 実験では 100 回連続して更新が生じないことを収束条件とした．次節以下の処理についても同様である．

[5] 式 (15) の (i',j') はもはや整数ではないので輝度値は適当な補間で定める．以下の手順でも同様である．実験では双 1 次補間を用いた．

3.5 射影変換の 4 点投票

得られた対応 $\{(\alpha,\beta)\}$ から 2 画像間の射影変換をロバスト推定する．まず初期値として $S_m=\infty$, $\boldsymbol{H}_m=\boldsymbol{I}$ とする．そして次の操作を行う．

1. $\{(\alpha,\beta)\}$ から 3 組をランダムに選び，それを (a_0,b_0), (a_1,b_1), (a_2,b_2), (a_3,b_3) とする.
2. 対応 $\{(\alpha,\beta)\}$ を次の値についてソートし，そのメジアン S を求める (付録参照)．

$$(\boldsymbol{x}'_\beta\times\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_\alpha,\boldsymbol{W}(\boldsymbol{x}'_\beta\times\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_\alpha)) \tag{23}$$

ただし $\boldsymbol{P}_{\mathbf{k}}=\mathrm{diag}(1,1,0)$ であり，$(\cdot)_2^-$ はランクを 2 に制約した一般逆行列を表す [6]．

$$\boldsymbol{W}=\Big(\boldsymbol{x}'_\beta\times\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{\mathbf{k}}\boldsymbol{H}^\top\times\boldsymbol{x}'_\beta +(\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_\alpha)\times\boldsymbol{P}_{\mathbf{k}}\times(\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_\alpha)\Big)_2^- \tag{24}$$

3. $S<S_m$ であれば $S_m\leftarrow S$, $\boldsymbol{H}_m\leftarrow\boldsymbol{H}$ と更新する．

これを収束するまで反復する．そして次のようにアウトライアを除去し，全特徴点から改めて対応を探索する．

1. 得られている対応 $\{(\alpha,\beta)\}$ のうち，次の条件を満たすものをインライアとする (付録参照)．

$$(\boldsymbol{x}'_\beta\times\boldsymbol{H}_m\boldsymbol{x}_\alpha,\boldsymbol{W}_{m\lambda}(\boldsymbol{x}'_\beta\times\boldsymbol{H}_m\boldsymbol{x}_\alpha))<7S_m \tag{25}$$

ただし $\boldsymbol{W}_m$ は式 (24) 中の $\boldsymbol{H}$ を $\boldsymbol{H}_m$ に置き換えたものである．

2. インライアに次の形の射影変換を「くりこみ法」で最適に当てはめる (手順は文献 [8] 参照)．

$$\boldsymbol{x}_\beta=Z[\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_\alpha] \tag{26}$$

ただし $Z[\cdot]$ は Z 成分を 1 とする正規化である．

3. 全特徴点の組み合せから次の条件を満たす対応 (α,β) を取り出す．

$$(\boldsymbol{x}'_\beta\times\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_\alpha,\boldsymbol{W}(\boldsymbol{x}'_\beta\times\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_\alpha))<\frac{d^2}{2f^2} \tag{27}$$

ただし $\boldsymbol{W}$ は最適に計算した射影変換行列 $\boldsymbol{H}$ から計算した式 (24) の行列であり，d はユーザ指定のパラメータ (単位は画素) である．

4. 取り出した候補 $\{(\alpha,\beta)\}$ に対して射影テンプレートマッチングの残差を計算する．これは式 (1) で $\mathcal{N}$ を 33×33 とし，(i',j') を次のように計算するものである．

$$\begin{pmatrix}i'/f\\ j'/f\\ 1\end{pmatrix}=Z[\boldsymbol{T}\boldsymbol{H}\begin{pmatrix}(x_\alpha+i)/f\\ (y_\alpha+j)/f\\ 1\end{pmatrix}] \tag{28}$$

ただし行列 $\boldsymbol{T}$ は次のように計算する.

$$\boldsymbol{T}=\begin{pmatrix}\boldsymbol{i} & \boldsymbol{j} & \boldsymbol{k}+\boldsymbol{x}_\beta{}'-Z[\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_\alpha]\end{pmatrix} \tag{29}$$

ここに $\boldsymbol{i}=(1,0,0)^\top$, $\boldsymbol{j}=(0,1,0)^\top$, $\boldsymbol{k}=(0,0,1)^\top$ である．

5. 一対一化処理 [7] によって対応を確定する．

3.6 対応の選択

特徴点が 2 画像で独立に抽出されるため，シーンの同一部分が選ばれたとしても完全には (サブ画素精度で) 対応しない．そこで何画素のずれまでを “正しい対応” として許容するかはユーザが判断するものとする．式 (27) の d はそれを指定する値であり，実験では $d=3$ とした．

4. 実画像例

図 1(a), (b) は遠景を撮影した 2 画像にそれぞれ Harris 作用素で抽出した 100 個の特徴点をマークしたものである．図 1(c) は 3.1 節の方法で得られた初期対応を “オプティカルフロー”(2 画像を重ねて対応点を線分で結んだもの) として表示したものである．図 1(d) は 3.2 節の並進の投票の結果得られる対応，図 1(e) は 3.3 節の相似変換の投票の結果得られる対応，図 1(f) は 3.4 節のアフィン変換の投票の結果得られる対応，図 1(g) は 3.5 節の射影変換の投票の結果得られる対応である．各段階ごとに誤対応が除去され，対応の精度が上がっている．図 1(h) は最終的な対応を用いて入力画像から生成したモザイク画像である．

比較のために図 1(i) に，図 1(c) の初期対応から通常の最小メジアン法によるロバスト推定で得られた対応 (ランダムに 4 組選んでは射影変換を計算し，メジアンが最小となる変換を探索して，式 (25) でアウトライアを除去したもの) を示す．これからモザイク画像を生成したものが図 1(j) である．

図 2 は別の画像による結果を同様に示したものである．図 1 のように 2 画像間のスケール変化や回転が少なく，初期対応が比較的正確な場合は従来の直接的モザイク生成でもそれほど問題ない．しかし図 2(c) の初期対応はインライア率が 28.3% しかないので [7]，通常のロバスト推定は破綻する．これに対して本論文の段階的モザイク生成では正しい結果が得られる．

本方法の対応は投票で定めているので，画像の大部分が同じ変換を受けていればよく，一部に異なる部分があってもよい．この性質を利用すると，地面や床のような平面部分に存在する侵入物体 (通行人や車) を検出することもできる [11, 12]．図 3，図 4 にはそのような場合の入力画像 (a)，初期対応 (b)，最終的に得られた対応 (c)，生成したモザイク画像 (d) を示す．図 4(e) にモザイク画像の重なり部分の差画像も示した．

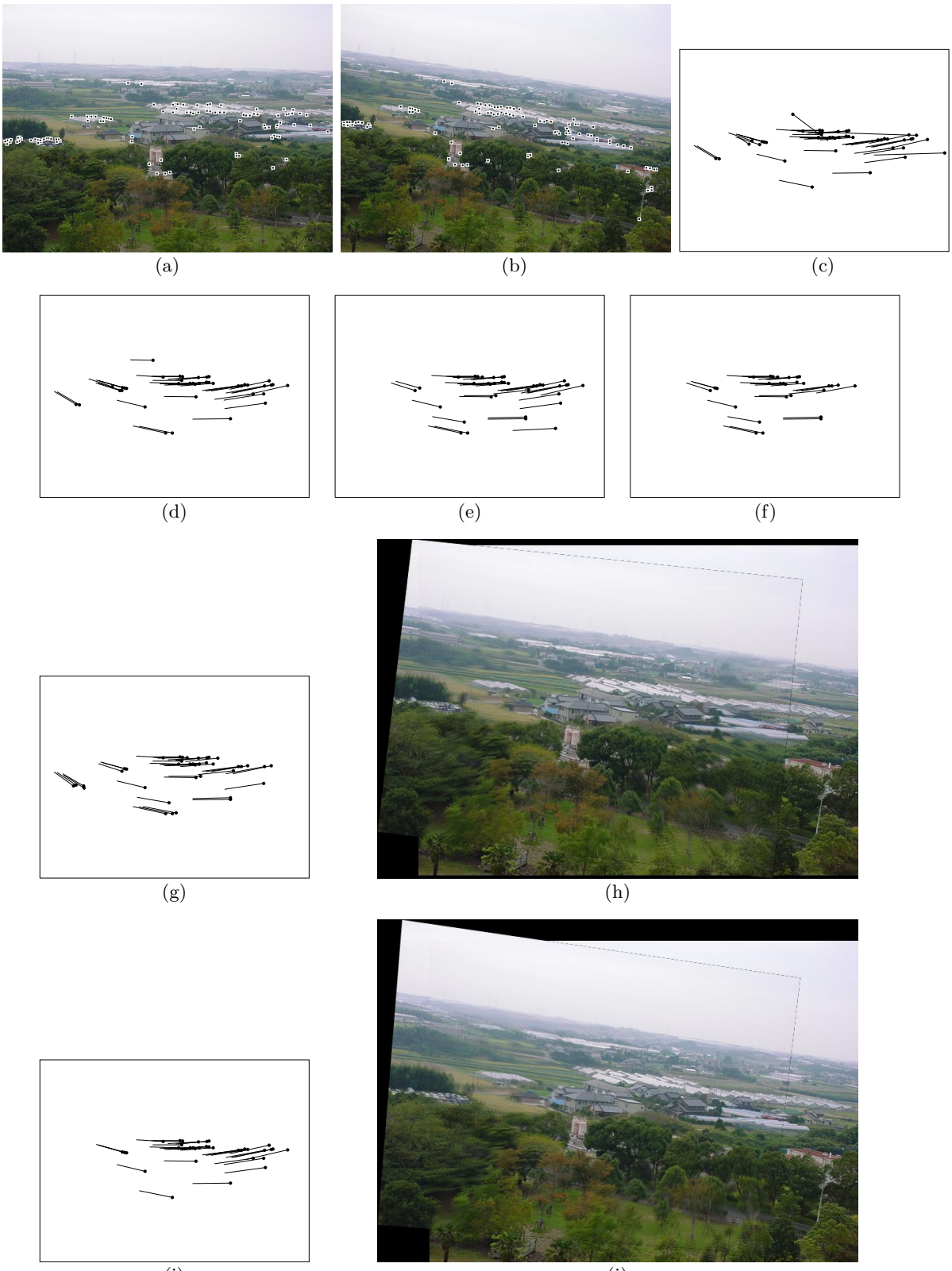

図 1: (a), (b) 遠景を撮影した実画像と抽出した特徴点．(c) 初期対応．(d) 並進の投票．(e) 相似変換の投票．(f) アフィン変換の投票．(g) 射影変換の投票．(h) モザイク画像．(i) 直接的なロバスト推定．(j) 直接的モザイク生成．

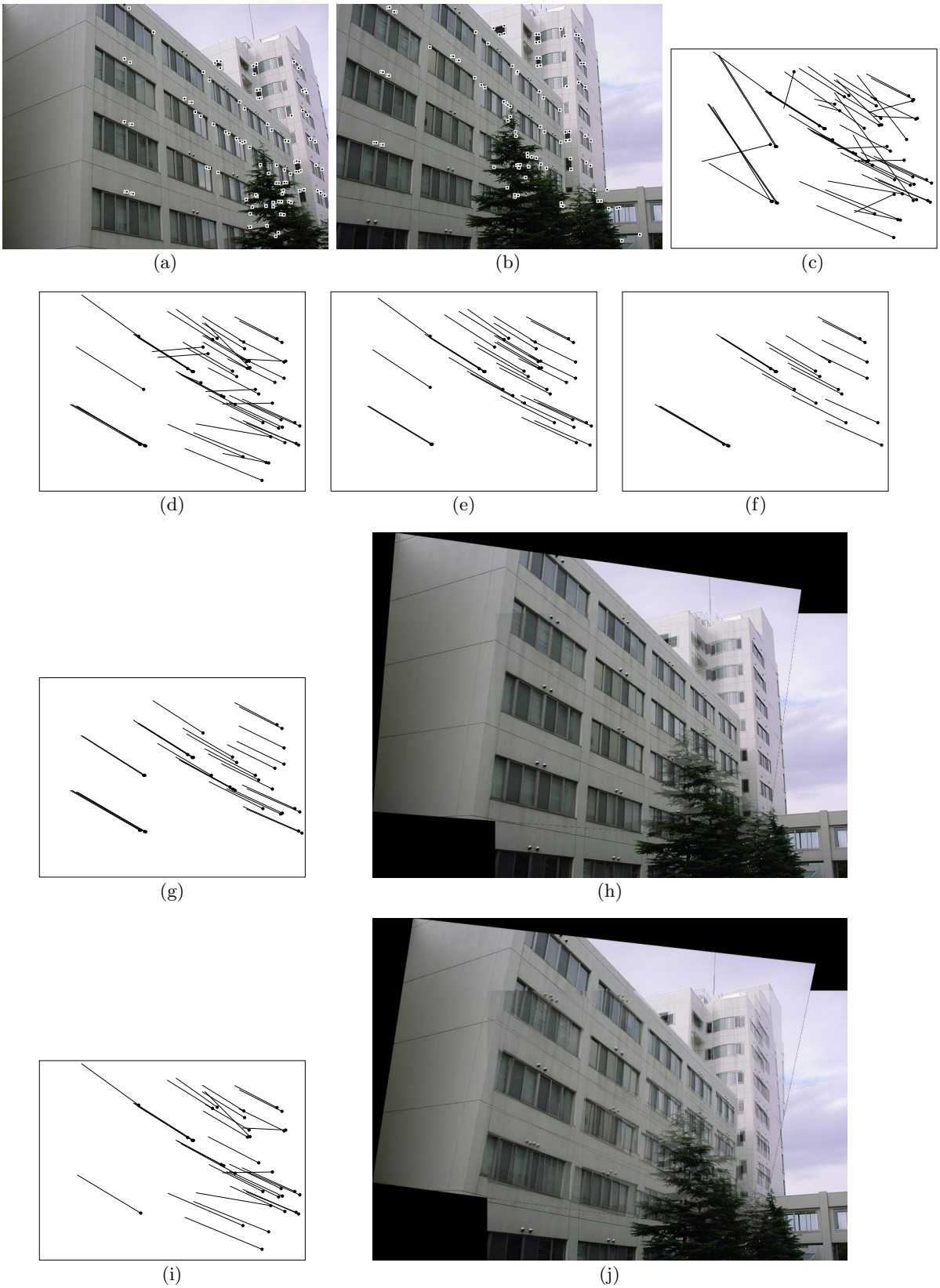

図 2: (a), (b) 遠景を撮影した実画像と抽出した特徴点．(c) 初期対応．(d) 並進の投票．(e) 相似変換の投票．(f) アフィン変換の投票．(g) 射影変換の投票．(h) モザイク画像．(i) 直接的なロバスト推定．(j) 直接的モザイク生成．

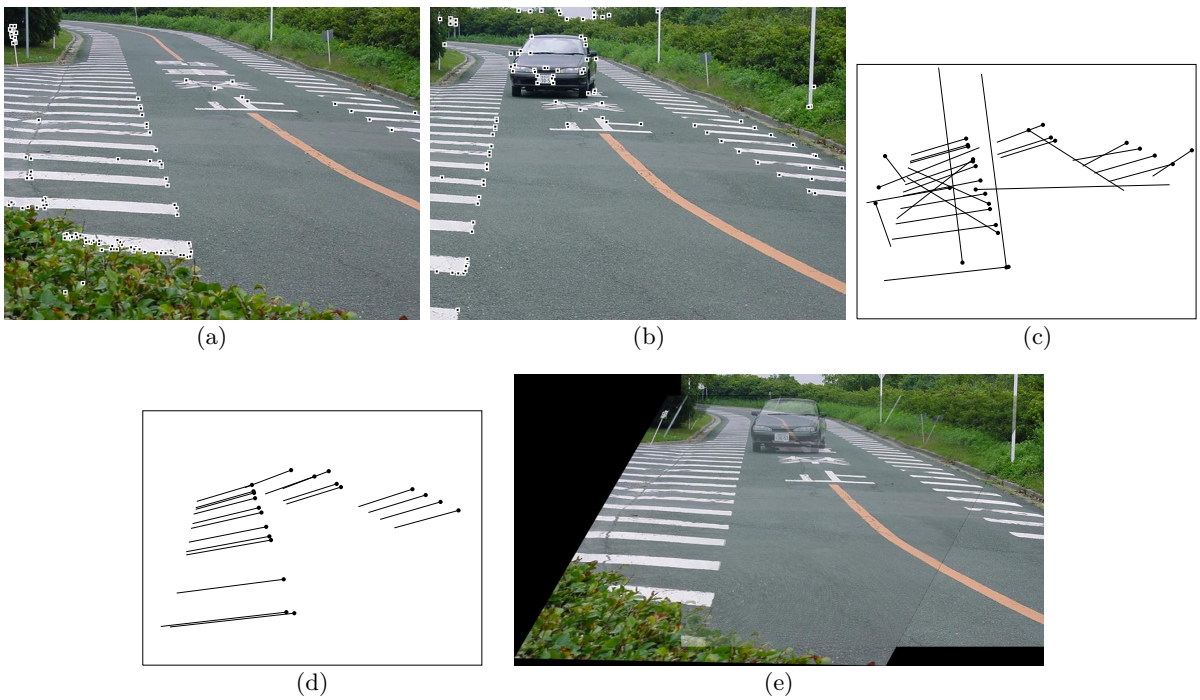

図 3: (a), (b) 実画像と抽出した特徴点．(c) 初期対応．(d) 最終的に得られた対応．(e) モザイク画像．

モザイク生成は，従来は重なり部分でオプティカルフローを検出したり，輝度値の差を直接に最小化したりすることが多かったが [2, 5, 16]，図 1, 2 のようにカメラが回転したり，図 3 のように見え方が大きく異なる場合には対処できなかった．そのような場合でも本方法では画像の変換が自動的に定まり，かつ異なる部分が容易に検出できる．

5. まとめ

本論文では入力した 2 画像の特徴点の抽出とその対応づけを完全に自動化する新しい方法を示した．これは特徴抽出フィルタで特徴点を抽出し，前報 [7] のしきい値処理法を用い，段階的なランダム投票によって回転やスケール変化や射影的歪みを推定しながら，それに適合した可変テンプレートマッチングに切り換えるものである．そして，これにより従来の方法が破綻する場合もロバストにてモザイク画像が生成できることを示した．また侵入物体の自動検出の応用例も示した．

謝辞: 有益なコメントを頂いた産総研の市村直幸氏に感謝します．本研究の一部は文部科学省科学研究費基盤研究 C (2) (No. 13680432)，テレコム先端技術研究支援センター，栢森情報科学振興財団の助成によった．

参考文献

[1] P. Beardsley, P. Torr and A. Zisserman, 3D model acquisition from extended image sequences, *Proc. 4th Euro. Conf. Comput. Vision*, April 1996, Cambridge, U.K., Vol. 2, pp. 683–695.

[2] 千葉直樹, 蚊野浩, 美濃導彦, 安田昌司, 画像特徴に基づくイメージモザイキング, 電子情報通信学会論文誌 D-II, **J82-D-II**-10 (1999-10), 1581–1589.

[3] C. Harris and M. Stephens, A combined corner and edge detector, *Proc. 4th Alvey Vision Conf.*, Aug. 1988, Manchester, U.K., pp. 147–151.

[4] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*, Cambridge University Press, Cambridge, U.K., 2000.

[5] 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, 電子情報通信学会論文誌 D-II, **J82-D-II**-2 (1999-2), 222–229.

[6] K. Kanatani, *Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice*, Elsevier Science, Amsterdam, the Netherlands, 1996.

[7] 金谷健一, 金澤靖, テンプレートマッチングによる対応探索の自動しきい値設定法, 情報処理学会研究報告, 2002-CVIM-132 (2002-3).

[8] K. Kanatani, N. Ohta, and Y. Kanazawa, Optimal homography computation with a reliability measure, *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, **E83-D**-7 (2000-7), 1369–1374.

[9] 金澤靖, 金谷健一, 幾何学的 AIC による画像モザイク生成の安定化, 電子情報通信学会論文誌 A, **J83-A**-6 (2000-6), 686–693.

[10] 金澤靖, 金谷健一, 画像の特徴点に共分散行列は本当に必要か？, 電子情報通信学会論文誌 A, **J85-A**-2 (2002-2), 231–239.

[11] 木山真伸, 太田直哉, 金谷健一, 2 台のカメラと射影変換を用いた侵入者検出, 情報処理学会研究報告, 99-CVIM-118-8 (1999-9), 53–58.

[12] 奥富正敏, 野口卓, 中野勝之, ステレオ画像からの射影変換行列の抽出により道路領域検出, 日本ロボット学会誌, **18**-8 (2000-11), 1105–1111.

[13] 大津展之, 判別および最小 2 乗法に基づく自動しきい値選定法, 電子通信学会論文誌, **J63-D**-4 (1980-4), 349–356.

[14] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy, *Robust Regression and Outlier Detection*, Wiley, New York, 1987.

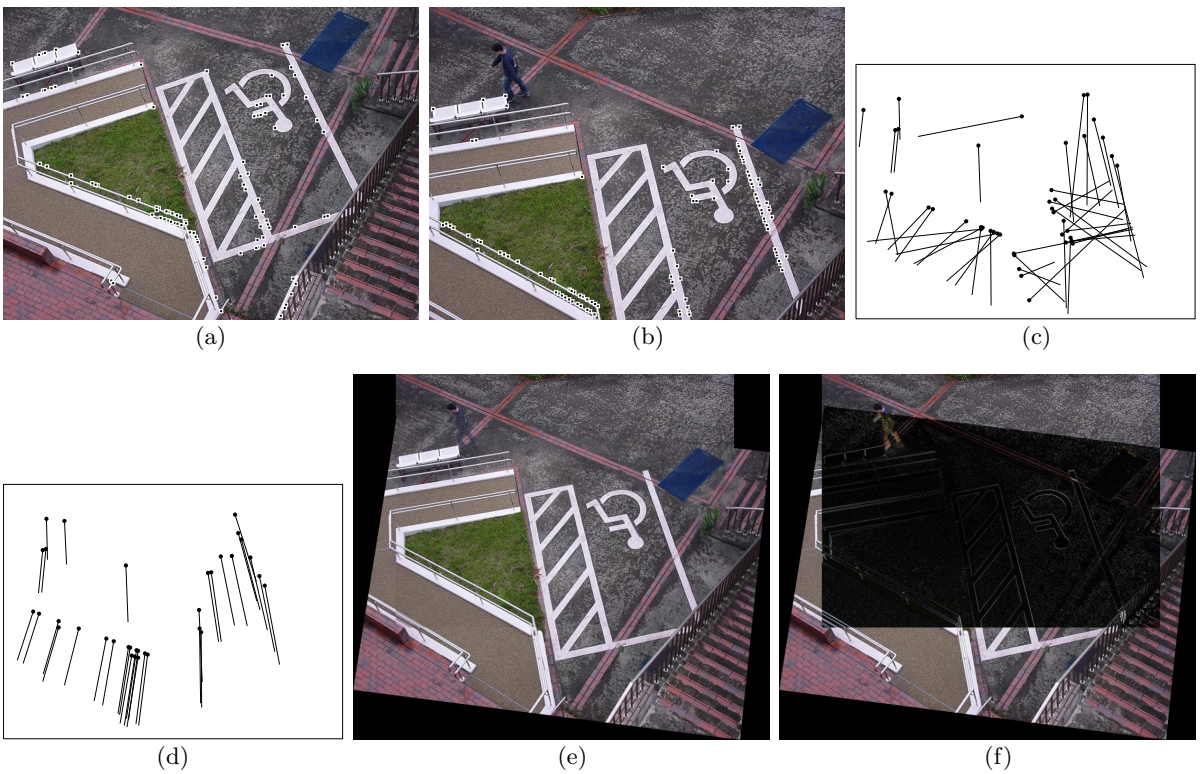

図 4: (a), (b) 実画像と抽出した特徴点．(c) 初期対応．(d) 最終的に得られた対応．(e) モザイク画像．(f) 差画像．

[15] S. M. Smith and J. M. Brady, SUSAN—A new approach to low level image processing, *Int. J. Comput. Vision*, **23**-1 (1997-5), 45–78.

[16] 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, 電子情報通信学会論文誌 D-II, **J82-D-II**-3 (1999-3), 390–398.

[17] Z. Zhang, R. Deriche, O. Faugeras and Q.-T. Luong, A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry, *Artif. Intell.*, **78** (1995), 87–119.

付録: 幾何学的当てはめの最小メジアン法

N 点 $\{\boldsymbol{x}_\alpha\} \in \mathcal{R}^n$ に拘束条件 $\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x};\boldsymbol{u}) = \boldsymbol{0}$ の定義する d 次元多様体 $\mathcal{M}$ を当てはめる問題を考える．各点 $\boldsymbol{x}_\alpha$ は真の値 $\bar{\boldsymbol{x}}_\alpha$ の各座標に期待値 0，標準偏差 σ の正規分布に従う誤差が独立に入るものとし，真の値 $\bar{\boldsymbol{x}}_\alpha$ は多様体 $\mathcal{M}$ 上にあるとする．多様体 $\mathcal{M}$ を指定するパラメータ $\boldsymbol{u}$ は p 個の自由度をもつとする．最小メジアン法は次式を最小にする．

$$S = \mathrm{med}_{\alpha=1}^{N} D(\boldsymbol{x}_\alpha; \mathcal{M}) \tag{30}$$

$D(\boldsymbol{x};\mathcal{M})$ は点 $\boldsymbol{x}$ の多様体 $\mathcal{M}$ からの距離の二乗であり，拘束条件が並進，相似変換，アフィン変換，射影変換の場合はそれぞれ式 (5), (11), (17), (23) となる [6]．仮定により，誤差が小さいとき $D(\boldsymbol{x}_\alpha;\mathcal{M})/\sigma^2$ は自由度 r の χ^2 分布に従う．ここに $r = n - d$ は多様体 $\mathcal{M}$ の余次元 (拘束条件 $\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x};\boldsymbol{u}) = \boldsymbol{0}$ の独立な方程式数) である．ここで

$$\mu = \mathrm{med}_{\alpha=1}^{N} \frac{D(\boldsymbol{x}_\alpha;\mathcal{M})}{\sigma^2} \tag{31}$$

と置くと，$D(\boldsymbol{x}_\alpha;\mathcal{M})/\sigma^2$ の半数が μ より大きく，半数が μ より小さいから，μ の期待値は自由度 r の χ^2 の 50% 点 $\chi^2_{r,50}$ となる．したがって σ^2 が次のように推定できる．

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{S}{\chi^2_{r,50}} \tag{32}$$

この式はメジアン S を式 (30) において真の多様体 $\mathcal{M}$ から測ったものであるが，実際には $\lceil p/r \rceil$ 個のサンプル点に当てはめた多様体 $\hat{\mathcal{M}}$ から測るので

$$S_m = \mathrm{med}_{\alpha=1}^{N} D(\boldsymbol{x}_\alpha; \hat{\mathcal{M}}) \tag{33}$$

を用いる．これを最小にするようにサンプリングを反復するので，S_m は一般に真のメジアン S よりも小さい．そこで次のように補正する．

$$\hat{\sigma}^2 = \Big(1 + \frac{10}{rN - p}\Big) \frac{S_m}{\chi^2_{r,50}} \tag{34}$$

式中の分母の $rN - p$ は (i) $N = p/r$ のとき当てはめた多様体 $\hat{\mathcal{M}}$ が完全にデータ点を通るのでメジアンが 0 となって分散が推定できない，(ii) N が十分大きければ式 (32) が成り立つ，という二つ事実を反映させたものである．分子の 10 は，$r = 1$ のときに

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\Big(1 + \frac{10}{N-p}\Big)} \sqrt{\frac{S_m}{\chi^2_{1,50}}} \approx 1.4826 \Big(1 + \frac{5}{N-p}\Big) \sqrt{S_m} \tag{35}$$

と文献 [14] に一致するように定めた．このように推定した $\hat{\sigma}^2$ を用いて信頼水準 α% でアウトライア除去するには

$$\frac{D(\boldsymbol{x}_\alpha; \hat{\mathcal{M}})}{\hat{\sigma}^2} \geq \chi^2_{r,\alpha} \tag{36}$$

となる $\boldsymbol{x}_\alpha$ を除去すればよい ($\chi^2_{r,\alpha}$ は自由度 r の χ^2 分布の α% 点)．射影変換では $r = 2$, $p = 8$ であるから，$\alpha = 99$ とすると次のようになる．

$$D(\boldsymbol{x}_\alpha; \hat{\mathcal{M}}) \geq 6.44 \Big(1 + \frac{5}{N-4}\Big) S_m \tag{37}$$