

## 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

金谷 健一<sup>†</sup>      金澤 靖<sup>††</sup>

Automatic Thresholding for Correspondence Detection Using Template Matching

Kenichi KANATANI<sup>†</sup> and Yasushi KANAZAWA<sup>††</sup>

あらまし 画像から抽出した特徴点間の対応を定めるテンプレートマッチングに、固定したしきい値を用いるのではなく、画像ごとに最適なしきい値を動的に選ぶ方法を提案する。これは実測した残差の分布をモデル化し、それを解析して最適なしきい値を計算するものである。モデルに含まれる定数は、実測した残差ヒストグラムが最もよく近似されるように定める。そして実画像を用いて、提案手法によれば他の方法に比べてアウトライア除去により適なしきい値が得られることを示す。

キーワード テンプレートマッチング, 特徴点の対応, 対応点の探索, 自動しきい値設定, アウトライア除去

### 1. まえがき

画像間の対応を定めることは画像モザイク生成 [8] や画像からの3次元復元 [6] をはじめとするコンピュータビジョンの多くの問題の最初の処理である。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。

基礎となるの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。まず2画像から特徴抽出フィルタ [3], [14] によって特徴点を抽出し、対応候補点の近傍の類似の割合を測り、似ているものを対応づける。

このとき、似ているかどうかのしきい値をどう設定すればよいのであろうか。この問題はこれまでは十分に検討されていなかった。その理由は、テンプレートマッチングを精密化してもそれだけでは対応の確定には不十分であり、幾何学的拘束条件に基づくアウトライア除去が不可欠だからである。幾何学的拘束条件としては射影変換やエッジ極線方程式などが用いられ、アウトライア除去には最小メジアン法 (LMedS) [12] や RANSAC [2] などが用いられる [1], [4], [10], [16]。こ

のため、例えば Beardsley ら [1] は緩い基準でなるべく多くの候補を残しておくとし、Zhang ら [16] は単に正規化相関 0.8 を経験値としている。

しかし、アウトライア除去は多数決原理に基づいているので、アウトライアが 50% 近くになると反復が収束しなかったり誤った解が得られることが多くなる。このため、テンプレートマッチングの段階で十分に候補を絞ってアウトライア率をなるべく下げることが不可欠である。

一方、しきい値を厳しくすると正しい対応もある程度排除することになり、最終的に得られる対応数が減少する。そのため後の処理 (画像モザイク生成や3次元復元など) の信頼性が低下する。したがって、しきい値は誤った対応をなるべく除くことと正しい対応をなるべく残すこととのバランスをとる必要がある。

提案する手法は、しきい値を固定するのではなく、画像ごとに、実測した残差の分布をモデル化し、それを解析して最適な値を選ぶものである。モデルに含まれる定数は、実測した残差ヒストグラムが最もよく近似されるように定める。そして実画像を用いて、提案手法によれば他の方法に比べてアウトライア除去により適なしきい値が得られることを示す。

### 2. テンプレートマッチング

第1画像に  $N$  個、第2画像に  $M$  個の特徴点が抽出されたとする。第1画像の点  $P$  と第2画像の点  $Q$  の類似度は次の「残差 (平方和)」で測ることができる。

<sup>†</sup> 岡山大学工学部情報工学科, 岡山市  
Department of Information Technology, Okayama University, Okayama-shi, 700-8530 Japan

<sup>††</sup> 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

$$J(P, Q) = \sum_{(i,j) \in \mathcal{N}} |T_P(i, j) - T_Q(i, j)|^2 \quad (1)$$

ここに  $T_P(i, j)$ ,  $T_Q(i, j)$  はそれぞれ点  $P$ ,  $Q$  を中心とする  $n \times n$  領域  $\mathcal{N}$  での輝度値である。  $\sum_{(i,j) \in \mathcal{N}} T_P(i, j)^2 = \sum_{(i,j) \in \mathcal{N}} T_Q(i, j)^2 = 1$  と正規化すれば「正規化相関」を用いることに等しい。

基本的には第1画像の各点  $P$  を,  $J(P, Q)$  が最小となる第2画像の点  $Q$  に対応させればよい。しかし2点  $P, P'$  が同一点  $Q$  に対応することもあり, また  $Q$  に対して  $J(P, Q)$  が  $P$  で最小になるとは限らない。Zhang ら [16] や市村 [5] は同じ操作を第2画像の各点  $Q$  に対しても行い, 衝突を避ける逐次的な方法を述べているが, 実質的に次の手順と等価である。

$P = 1, \dots, N, Q = 1, \dots, M$  に対する  $J(P, Q)$  の値を  $N$  行  $M$  列の表にまとめ, 表中の最小値  $J(P^*, Q^*)$  を探し, 点  $P^*$  と点  $Q^*$  を対応させる。そして表から  $P^*$  行と  $Q^*$  列を削除して得られる  $N-1$  行  $M-1$  列の表に対して以下同様に行うと, 最終的に  $\min(M, N)$  個の対応が得られる。これはすべての  $J(P, Q)$  の値をあらかじめソートしておけば効率良く計算できる。この操作を対応の「1対1化」と呼ぶ。

### 3. 残差のしきい値

上記のようにすると, 本来は対応しないものまで対応させてしまうので, 残差  $J$  がある程度より大きいものは除去する必要がある。しかし, そのしきい値は一律に定めることができない。なぜなら残差  $J$  は“画像の変形”に依存するからである。

第2画像が第1画像を単に並進させたものなら対応する点間の残差  $J$  は0になるべきであるが, スケール変化や回転のような変形があれば画像に誤差がなくても  $J$  は0ではない。したがって, しきい値は画像の変形が小さいときは厳しく, 大きいときは緩くしなければならぬ。しかし画像の変形は未知である。

従来は残差の要因として輝度値のランダム変動や照度変化しか考慮されず, 同一画像を並進してガウス誤差を加えたり照度を変化させて評価実験が行われることが多かった [9]。連続ビデオ画像のフレーム間の特徴点追跡 [5], [15], [17] ならそれでよいが, 異なる画像間の対応づけでは画像の変形が本質的である。

本論文では従来のように一律なしきい値を用いるのではなく, 残差  $J$  を実測してヒストグラムを作り, それを解析して画像ごとに最適なしきい値を設定する。

## 4. 残差の関数モデル

対応が正しい場合は式 (1) 中の各画素の輝度差

$$\Delta T_{ij} = T_P(i, j) - T_Q(i, j) \quad (2)$$

は画像の微小変形や照度変化が合わさったものである。これを期待値 0, 標準偏差  $\sigma_0$  の正規分布でモデル化する。一方, 対応が正しくない場合は  $\Delta T_{ij}$  はシーンそのものの輝度値の相違である。これを期待値 0, 標準偏差  $\sigma_1$  の正規分布でモデル化する。

テンプレート中の各画素の輝度差が独立であれば正しい対応(以下「正対応」と略記)の残差  $J$  に対して  $J/\sigma_0^2$  は自由度  $n^2$  の  $\chi^2$  分布に従い, 誤った対応(以下「誤対応」と略記)の残差  $J$  に対して  $J/\sigma_1^2$  は自由度  $n^2$  の  $\chi^2$  分布に従う ( $n$  はテンプレートサイズ)。したがって残差  $J$  の確率密度は正対応, 誤対応に対してそれぞれ次のように書ける。

$$f_0(J) = \frac{1}{\sigma_0^2} \phi_{n^2} \left( \frac{J}{\sigma_0^2} \right), \quad f_1(J) = \frac{1}{\sigma_1^2} \phi_{n^2} \left( \frac{J}{\sigma_1^2} \right) \quad (3)$$

ここに  $\phi_d(x)$  は自由度  $d$  の  $\chi^2$  分布の密度関数である。ただし, これは残差のヒストグラムを関数で近似するためであり, 確率的な議論は本質的ではない。

## 5. 等価テンプレートサイズ

現実にはテンプレートの  $n^2$  個の画素間で  $\Delta T_{ij}$  は独立ではないから,  $n$  に実際の値を用いたのでは式 (3) がヒストグラムのよい近似になるとは限らない。そこで  $n$  をパラメータとみなし, 式 (3) がヒストグラムによく合うようにその値を選ぶ。

第1, 第2画像にそれぞれ  $N, M$  個の特徴点があれば, 正対応の数はたかだか  $\min(N, M)$  である。これは  $N, M$  が大きいと全組合せ数  $NM$  に比べて極めて小さいから, 残差  $J$  の確率密度  $f(J)$  は誤対応の確率密度  $f_1(J)$  で近似できる。その分布の期待値は  $n^2 \sigma_1^2$ , 分散は  $2n^2 \sigma_1^4$  である。したがって  $J$  のヒストグラムから算出したサンプル平均  $\hat{\mu}_J$  とサンプル分散  $\hat{\sigma}_J^2$  は各画素が独立なら次のようになる。

$$\hat{\mu}_J \approx n^2 \sigma_1^2, \quad \hat{\sigma}_J^2 \approx 2n^2 \sigma_1^4 \quad (4)$$

$\sigma_1$  を消去すると  $n^2 \approx 2\hat{\mu}_J^2 / \hat{\sigma}_J^2$  を得る。しかし現実には独立ではないから「等価テンプレートサイズ」を次のように定義する ( $\hat{n}$  は整数である必要はない)。

$$\tilde{n} = \frac{\sqrt{2}\hat{\mu}_J}{\hat{\sigma}_J} \quad (5)$$

これは実際のテンプレートサイズではなく、テンプレートの残差が  $\tilde{n}^2$  個の独立な輝度差の 2 乗和で近似できるという意味である。

## 6. モデル定数の計算

正対応と誤対応の割合をそれぞれ  $p, q (= 1 - p)$  とすると残差  $J$  の密度関数は次のように書ける ( $\Gamma(n)$  はガンマ関数)。

$$\begin{aligned} f(J) &= pf_0(J) + qf_1(J) \\ &= \frac{J^{\tilde{n}^2/2-1}}{2\tilde{n}^2/2\Gamma(\tilde{n}^2/2)} \left( \frac{pe^{-J/2\sigma_0^2}}{\sigma_0^{\tilde{n}^2}} + \frac{qe^{-J/2\sigma_1^2}}{\sigma_1^{\tilde{n}^2}} \right) \end{aligned} \quad (6)$$

定数  $\sigma_0, \sigma_1$  もパラメータとみなし、式 (6) がヒストグラムをよく近似するように最ゆう推定で定める。すべての組合せの残差をソートしたものを  $J_1 \leq J_2 \leq \dots \leq J_{NM}$  とすると、そのゆう度は次のように書ける。

$$\begin{aligned} \prod_{i=1}^{NM} f(J_i) &= \frac{\prod_{i=1}^{NM} J_i^{\tilde{n}^2/2-1}}{2\tilde{n}^2 NM/2\Gamma(\tilde{n}^2/2)^{NM}} \\ &\quad \times \prod_{i=1}^{NM} \left( \frac{pe^{-J_i/2\sigma_0^2}}{\sigma_0^{\tilde{n}^2}} + \frac{qe^{-J_i/2\sigma_1^2}}{\sigma_1^{\tilde{n}^2}} \right) \end{aligned} \quad (7)$$

対数をとって、 $\sigma_0^2, \sigma_1^2$  で微分して 0 とおくと次式を得る。

$$\sigma_0^2 = \frac{\sum_{i=1}^{NM} A_i J_i}{\tilde{n}^2 \sum_{i=1}^{NM} A_i}, \quad \sigma_1^2 = \frac{\sum_{i=1}^{NM} B_i J_i}{\tilde{n}^2 \sum_{i=1}^{NM} B_i} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} A_i &= \frac{1}{1 + \frac{q}{p} \left( \frac{\sigma_0}{\sigma_1} \right)^{\tilde{n}^2} e^{\frac{J_i}{2} \left( \frac{1}{\sigma_0^2} - \frac{1}{\sigma_1^2} \right)}} \\ B_i &= \frac{1}{1 + \frac{p}{q} \left( \frac{\sigma_1}{\sigma_0} \right)^{\tilde{n}^2} e^{\frac{J_i}{2} \left( \frac{1}{\sigma_1^2} - \frac{1}{\sigma_0^2} \right)}} \end{aligned} \quad (9)$$

これから  $\sigma_0, \sigma_1$  が求まる。例えば初期値を

$$\sigma_0 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{\lfloor pNM \rfloor} J_i}{\tilde{n}^2 \lfloor pNM \rfloor}}, \quad \sigma_1 = \frac{\hat{\sigma}_J}{\sqrt{2\hat{\mu}_J}} \quad (10)$$

として式 (8) の右辺に代入すれば、左辺によって  $\sigma_0,$

$\sigma_1$  が更新されるから、これを反復すればよい。式 (10) の第 1 式はソートした最初の  $\lfloor pNM \rfloor$  個を仮に正対応として計算したサンプル標準偏差であり、第 2 式は式 (4) から  $n^2$  を消去したものである。式 (8), (9) 中の総和は項が進むに従って急速に小さくなるから、有効数字に影響しないところで打ち切ればよい。

正対応の割合  $p$  は経験的に指定する。正対応と誤対応の分布の重なりが少なければこれを EM アルゴリズム等で推定することもできるが [13]、後の実験例に示されるように正対応のかなりが誤対応の分布に含まれる。このため、この程度の正対応が含まれているという制約のもとで推定しなければ、ゆう度からはすべてが誤り ( $p = 0$ ) という解が得られてしまう。

そこで  $p_{\max} = \min(N, M)/NM$  とおき、何も条件のない画像では例えば  $p = 0.6p_{\max}$ 、ある程度前処理した画像では  $p = 0.8p_{\max}$  のように指定する。この  $p, q$  は最終的に得られる正対応と誤対応の割合ではなく、ユーザ指定のパラメータである。後述の実験で示すように、最終結果は  $p/p_{\max}$  の選択にあまり依存しないので、これを厳密に定める必要はない。

## 7. 検出率と正解率

あるしきい値  $J_c$  を設定し、 $J \leq J_c$  なら正対応と判定するとき、取り出される正対応の割合  $\alpha$  を「検出率」と呼ぶ。正対応の分布が式 (3) の第 1 式であれば検出率  $\alpha$  は次のように書ける。

$$\alpha = \int_0^{J_c} \frac{1}{\sigma_0^2} \phi_{\tilde{n}^2} \left( \frac{J}{\sigma_0^2} \right) dJ = \int_0^{J_c/\sigma_0^2} \phi_{\tilde{n}^2}(x) dx \quad (11)$$

これは  $J_c/\sigma_0^2$  が自由度  $\tilde{n}^2$  の  $\chi^2$  分布の下側  $100\alpha\%$  点 (これを  $\chi_{\tilde{n}^2}^2(\alpha)$  と書く) であることを意味する。したがってしきい値  $J_c$  が次のように定まる。

$$J_c = \sigma_0^2 \chi_{\tilde{n}^2}^2(\alpha) \quad (12)$$

ヒストグラムにどういう関数を当てはめてもよいが、 $\chi^2$  分布関数を用いれば積分計算 (どの値までに何パーセントが含まれるか) に統計処理の標準関数が利用できるのが便利である。

式 (12) によってしきい値を定めると、誤対応も拾ってしまう。誤対応の分布が式 (3) の第 2 式であれば、誤対応の中から取り出される割合は

$$\gamma = \int_0^{J_c} \frac{1}{\sigma_1^2} \phi_{\tilde{n}^2} \left( \frac{J}{\sigma_1^2} \right) dJ = \int_0^{J_c/\sigma_1^2} \phi_{\tilde{n}^2}(x) dx$$

$$= \Phi_{\tilde{n}^2} \left( \frac{J_C}{\sigma_1^2} \right) = \Phi_{\tilde{n}^2} \left( \left( \frac{\sigma_0}{\sigma_1} \right)^2 \chi_{\tilde{n}^2}^2(\alpha) \right) \quad (13)$$

となる。ただし  $\Phi_{\tilde{n}^2}(X)$  は自由度  $\tilde{n}^2$  の  $\chi^2$  分布の値  $X$  の下側確率  $\int_0^X \phi_{\tilde{n}^2}(x) dx$  である。

全対応数が  $NM$  個あるから、正対応、誤対応はそれぞれ  $pNM$  個、 $qNM$  個ある。式 (3) の分布のもとでは、正対応は  $\alpha pNM$  個、誤対応は  $\gamma qNM$  個得られるから、取り出した対応中の正対応の割合  $\beta$  を「正解率」と呼ぶと、これは次のようになる。

$$\beta = \frac{\alpha pNM}{\alpha pNM + \gamma qNM} = \frac{\alpha p}{\alpha p + \gamma q} \quad (14)$$

## 8. しきい値の設定

検出率  $\alpha$  を設定すれば式 (12) よりしきい値  $J_c$  が定まるが、 $\alpha$  をどう選べばよいであろうか。なるべく多くの正対応を取り出そうとして  $\alpha$  を大きくとれば  $J_c$  が大きくなり、誤対応も増え、式 (14) の正解率  $\beta$  が低下する。ランダム投票によるアウトライア除去を効果的にするには  $\beta > 0.5$  が必要である。しかし、これを大きくすると検出率が低下する。

そこで検出率  $\alpha$  と正解率  $\beta$  が“等しく”なるようにしきい値を定める。これは正対応を見逃す割合  $1 - \alpha$  と誤対応を拾う割合  $1 - \beta$  をバランスさせるものである(図 1)。式 (14) で  $\beta = \alpha$  として式 (13) を代入すると次式を得る。

$$\alpha = 1 - \frac{q}{p} \Phi_{\tilde{n}^2} \left( \left( \frac{\sigma_0}{\sigma_1} \right)^2 \chi_{\tilde{n}^2}^2(\alpha) \right) \quad (15)$$

これからニュートン法によって容易に解  $\alpha$  が定まり、式 (12) からしきい値  $J_c$  が定まる。ただし、実際の残差の分布は必ずしも式 (3) に一致しないから、得られ

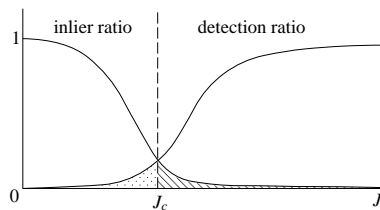


図 1 正解率と検出率をバランスさせるしきい値の設定。ドットの領域は拾い上げる誤対応、斜線の領域は見逃す正対応に対応

Fig. 1 Determining the threshold that balances the inlier ratio and the detection ratio. The dotted region corresponds to accepted incorrect matches; the hatched region corresponds to rejected correct matches.

る対応の検出率  $\hat{\alpha}$  と正解率  $\hat{\beta}$  は式 (3) に基づく値  $\alpha$ 、 $\beta$  とは必ずしも一致しない。

## 9. 実験例

図 2(a), (b) は入力した 2 画像に Harris 作用素 [3] でそれぞれ 100 個抽出した特徴点をマークしたものである。図 2(c) は  $9 \times 9$  テンプレートによる特徴点のすべての組合せの残差のヒストグラムである。 $p/p_{\max} = 0.6$  とした場合の、等価テンプレートサイズ  $\tilde{n}$ 、モデル定数  $\sigma_0$ 、 $\sigma_1$ 、及び最適な検出率  $\alpha$  (= 正解率  $\beta$ ) を図 2(d) の上部に示す。画素間の相関のため  $\tilde{n}$  は実際のサイズ 9 よりずっと小さい。

図 2(e), (f) は式 (3) によって当てはめた正対応と誤対応の残差の密度関数  $f_0(J)$ 、 $f_1(J)$  に、実際に正対応と誤対応を選別して得られるヒストグラムを重ねたものである。この選別は、遠景では 2 画像間が射影変換で結ばれることから次のように判定した。まず両画像から対応点を手で注意深く選び、それから画像間の射影変換  $H$  を「くりこみ法」によって計算した<sup>(注1)</sup> [7]。そして、第 1 画像の点  $P$  をその射影変換  $H$  によって第 2 画像の位置  $HP$  に写像し、第 2 画像の点  $Q$  がそれから 3 画素以内にあるとき、 $P$  と  $Q$  は対応するとみなした。図 2(g) にその“オプティカルフロー” (2 画像を重ねて対応点を線で分けて結んだもの) を示す。図 2(c)~(f) より、本論文の方法でパラメータ  $\tilde{n}$ 、 $\sigma_0$ 、 $\sigma_1$  を定めればヒストグラムが  $\chi^2$  分布によってよく近似できることがわかる。

提案手法のしきい値によって選んだ対応を 1 対 1 化すると図 2(h) のオプティカルフローが得られる。図 2(i) は比較として 2 値化処理をせずに 1 対 1 化した場合である。よく知られている自動なしきい値設定法として大津の 2 値化がある [11]。これを用いた場合が図 2(j) である。また Zhang ら [16] のように正規化相関 0.8 をしきい値とした場合を図 2(k) に示す。それぞれの場合の図 2(g) と比較して実測した検出率  $\hat{\alpha}$  及び正解率  $\hat{\beta}$  は図 2(d) 下部の表のようになる。

このように、2 値化処理をしなければ正対応が多く取り出せるものの誤対応も多く拾うので、正解率が著しく低下する。これでは以降のアウトライア除去がよく機能しない。図 2(c), (e), (f) の縦の実線は計算した  $\alpha$  から定めたしきい値、縦の破線は大津の 2 値化で定

(注 1): 下記にプログラムが公開されている。

<http://www.ail.cs.gunma-u.ac.jp/Labo/research.html>

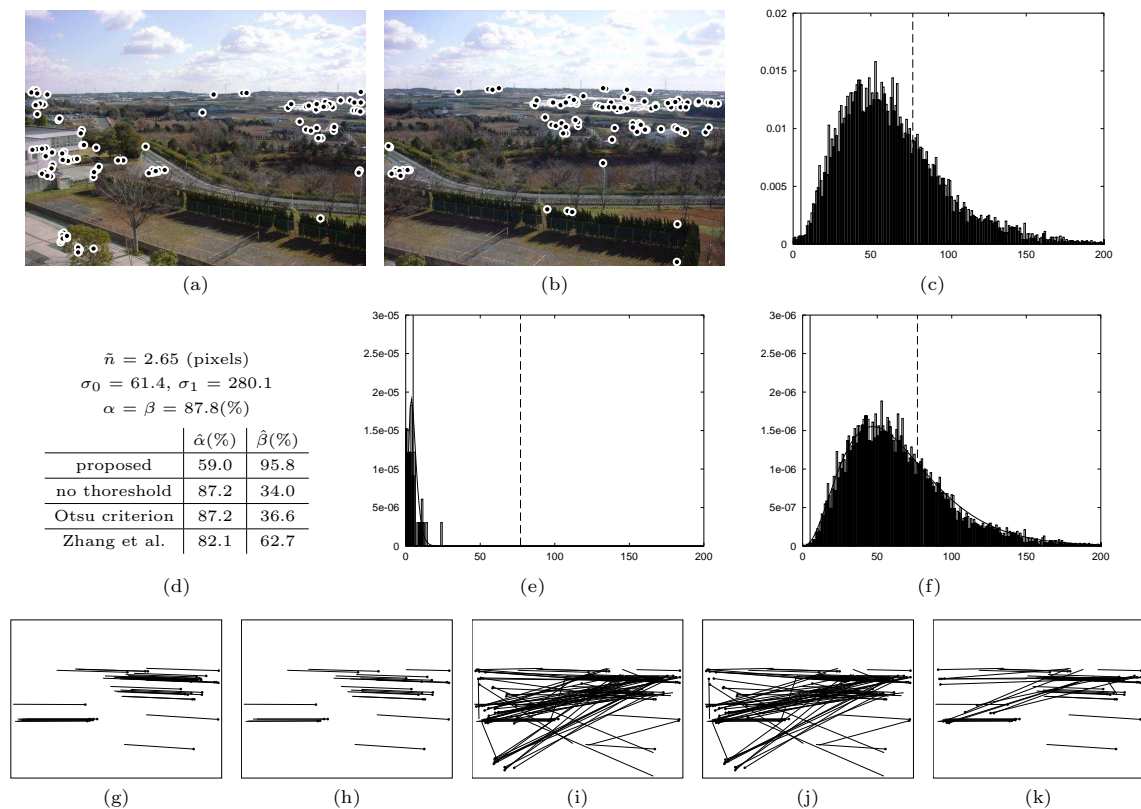


図 2 (a), (b) 入力画像と抽出した特徴点 . (c) 全組合せの残差ヒストグラム . (d) 得られたパラメータ  $\hat{n}$ ,  $\sigma_0$ ,  $\sigma_1$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  と実測した検出率  $\hat{\alpha}$ , 正解率  $\hat{\beta}$  . (e) 正対応の推定分布とヒストグラム . (f) 誤対応の推定分布とヒストグラム . (g) 真の対応 . (h) 提案手法で得られた対応 . (i) しきい値処理をしない場合の対応 . (j) 大津の 2 値化で得られる対応 . (k) Zhang らの方法で得られる対応 . 図 (c), (e), (f) 中の縦の実線は計算した  $\alpha$  から定めたしきい値, 縦の破線は大津の 2 値化で定めたしきい値

Fig. 2 (a), (b) Input images and extracted feature points. (c) The residual histogram of all combinations. (d) The estimated parameters  $\hat{n}$ ,  $\sigma_0$ ,  $\sigma_1$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ , the actual detection ratio  $\hat{\alpha}$ , and the actual inlier ratio  $\hat{\beta}$ . (e) The residual histogram of correct matches and the estimated density. (f) The residual histogram of incorrect matches and the estimated density. (g) True matches. (h) Matches resulting from the proposed thresholding. (i) Matches without thresholding. (j) Matches resulting from the Otsu thresholding. (k) Matches resulting from the method of Zhang et al. The vertical solid lines in (c), (e), and (f) indicate the threshold determined from the computed detection ratio  $\alpha$ . The vertical dotted lines indicate thresholds obtained by the Otsu criterion.

めたしきい値である . 大津の 2 値化は,  $NM$  個の組合せ中に正対応が最大  $\min(N, M)$  個しかないという事実を考慮せずにヒストグラムを単にまとまりのよいように分割するので特に効果が見られない . それに対して提案手法は分布に関する知識を活用し, 正解率をなるべく高く, かつなるべく多くの正対応を選ぶというバランスを達成している . Zhang ら [16] の方法は提案手法と大津の 2 値化の中間の結果となっている .

図 3, 図 4 は別の例を同様に示したものである . これらの結果は, 提案手法が以降のアウトラリア除去を効果的にするのに極めて有効であることを示している . これらの実験からわかるように, 画像の変形を伴う 2 画像間では正対応の分布のかなりが誤対応の分布に包含され, 両者を明確に分離するしきい値が存在しない (図 5) . 正対応の分布はずそ野を引いて誤対応の分布に包含されているので, 正対応を多く取り出せば

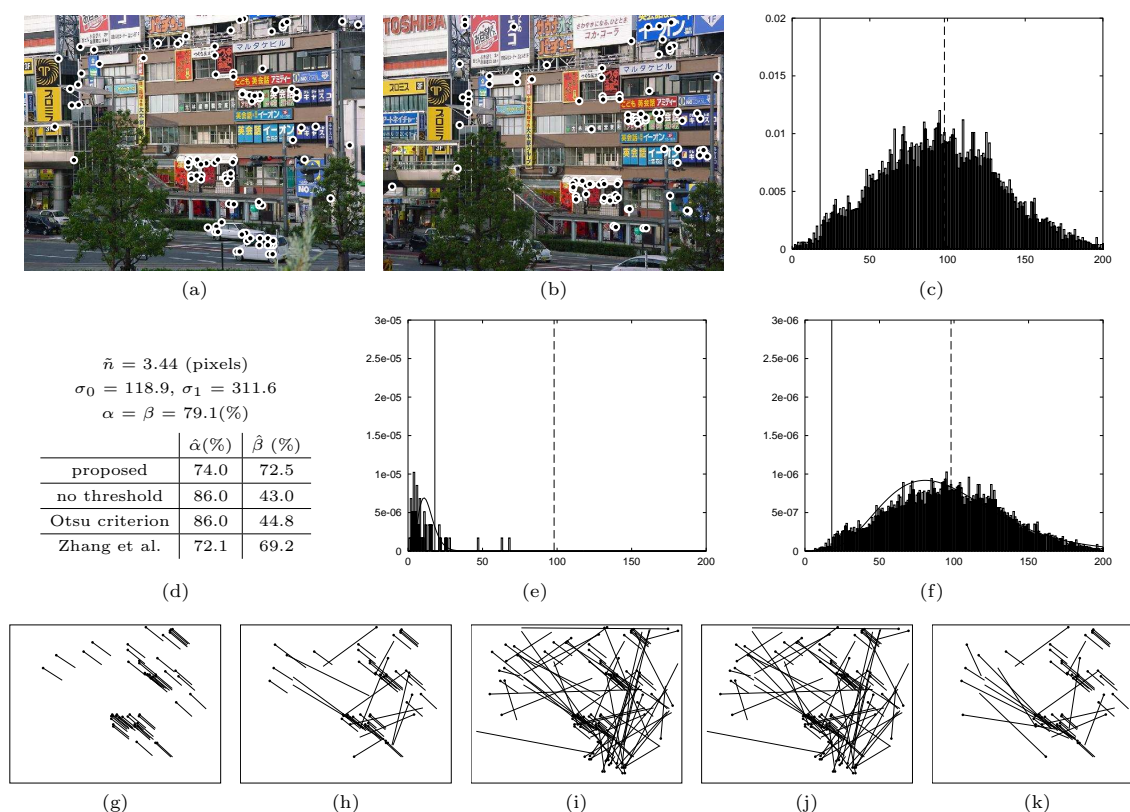


図 3 別の実画像例．各図の意味は図 2 と同じ  
 Fig. 3 Another real image example. Each figure has the same meaning as in Fig. 2.

必然的にある程度の誤対応も取り出す．提案手法はこの正対応の分布のすそ野の形をモデル化し，検出率と正解率をバランスさせるものである．本論文ではパラメータ  $\bar{n}, \sigma_0, \sigma_1$  を調節して  $\chi^2$  分布関数をヒストグラムに当てはめているが，原理的にはどんな関数（例えば多項式）を当てはめてもよい．その際，テンプレート画素の輝度差に関する仮定（例えば独立性）は何も必要としない．

また正対応の割合に関して  $p/p_{\max}$  を与えているが（実験例では 0.6），これは結果にあまり影響しない．例えば図 2，図 3，図 4 の画像例で  $p/p_{\max} = 0.4, 0.6, 0.8, 1.0$  として得られる対応は図 6 のようになり，事前の情報がなければ 0.6 程度に固定してよいと思われる．

## 10. むすび

本論文では 2 画像から抽出した特徴点間の対応を定めるテンプレートマッチングに固定したしきい値を用

いるのではなく，画像ごとに最適なしきい値を動的に選ぶ方法を提案した．これは実測した残差の分布をモデル化し，それを解析して最適なしきい値を計算するものである．モデルに含まれる定数は，実測した残差ヒストグラムが最もよく近似されるように定める．そして，実画像実験により，提案手法が検出率を大きく落とさずに正解率を向上させることを確認した．

このようにして正解率を向上させれば，射影変換やエッジ検出方程式のような幾何学的拘束条件に基づく最小メジアン法 (LMedS)[12], RANSAC [2] などのアウトライア除去手法が極めて有効になる．文献 [8] に提案手法を組み込んだ画像モザイク生成への応用例が示されている．

謝辞 本研究の一部は文部科学省 21 世紀 COE プログラム「インテリジェント ヒューマンセンシング」，科学研究費基盤研究 C(2) (No. 15500113)，テレコム先端技術センター，栢森情報科学財団の助成によった．

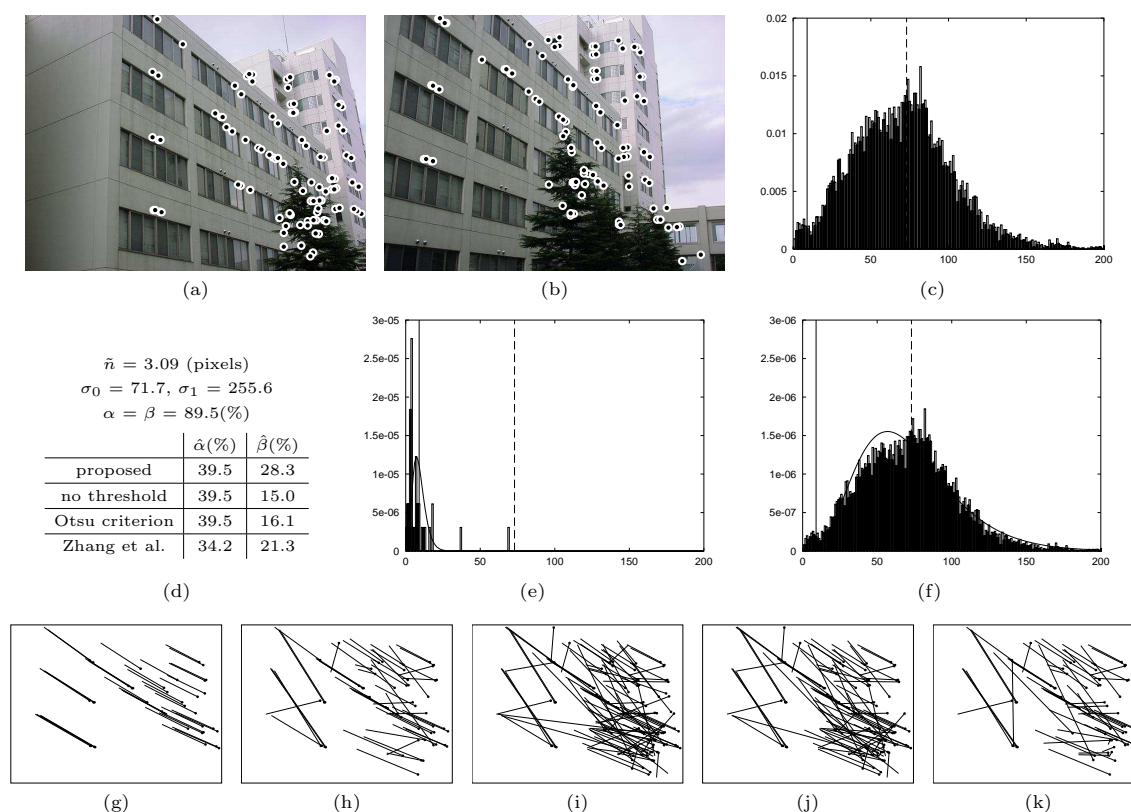


図 4 別の実画像例 . 各図の意味は図 2 と同じ  
Fig. 4 Another real image example. Each figure has the same meaning as in Fig. 2.

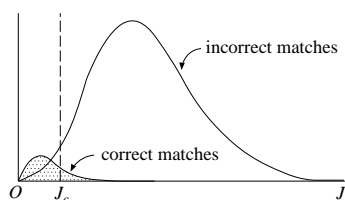


図 5 誤対応の残差の分布は正対応の残差の分布にかなり包含される  
Fig. 5 The residual distribution of correct matches is included in the residual distribution of incorrect matches to a large extent.

### 文 献

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

[2] M. A. Fischler and R. C. Bolles, “Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” Commun. ACM, vol.24, no.6, pp.381–395, June

1981.

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

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

[5] 市村直幸, “フレーム毎の特徴点抽出に基づく特徴点の追跡,” 情処学研報, 2001-CVIM-130-5, pp.31–38, Nov. 2001.

[6] 金谷健一, 三島 等, “未校正カメラによる 2 画像からの 3 次元復元とその信頼性評価,” 情処論: CVIM, vol.42, no.SIG 6, pp.1–8, June 2001

[7] K. Kanatani, N. Ohta, and Y. Kanazawa, “Optimal homography computation with a reliability measure,” IEICE Trans. Inf. & Syst., vol.E83-D, no.7, pp.1369–1374, July 2000.

[8] 金澤 靖, 金谷健一, “段階的マッチングによる画像モザイク生成,” 信学論 (D-II), vol.J86-D-II, no.6, pp.816–824, June 2003.

[9] 満田 隆, 宮崎陽司, 丸 典明, 宮崎文夫, “粗いオブティカルフローを用いた高精度な位置決めビジュアルサーボ,” 日本ロボット学会誌, vol.17, no.2., pp.227–233, Nov.



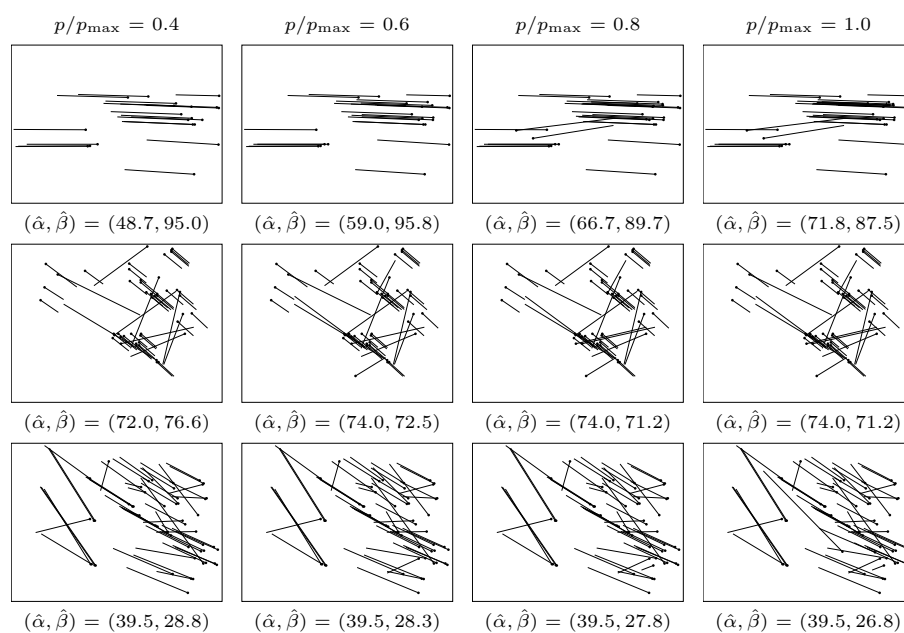


図 6 (上から順に) 図 2, 図 3, 図 4 の画像例に対して正対応率  $p$  の推定を変えて得られる対応及び実測した検出率  $\hat{\alpha}(\%)$  と正解率  $\hat{\beta}(\%)$

Fig. 6 Matches resulting from different estimates of the ratio  $p$  of correct matches for the images in Figs. 2, 3, and 4 (from above) with the actual detection ratio  $\hat{\alpha}(\%)$  and the actual inlier ratio  $\hat{\beta}(\%)$ .

1999.

[10] 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る道路領域検出,” 日本ロボット学会誌, vol.18, no.8, pp.1105–1111, Nov. 2000.

[11] 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,” 信学論 (D), vol.J63-D, no.4, pp.349–356, April 1980.

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

[13] 関田 巖, 栗田多喜夫, 大津展之, ナビー・アブデルマルク, “画像の量子化誤差を考慮したしきい値選定法,” 信学論 (D-II), vol.J78-D-II, no.12, pp.1806–1812, Dec. 1995.

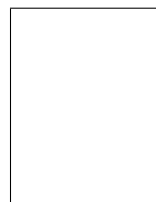
[14] S. M. Smith and J. M. Brady, “SUSAN—A new approach to low level image processing,” Int. J. Comput. Vis., vol.23, no.1, pp.45–78, May 1997.

[15] C. Tomasi and T. Kanade, “Detection and tracking of point features,” CMU Tech. Rep. CMU-CS-91-132, April 1991;  
<http://vision.stanford.edu/~birch/klt/>

[16] 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., vol.78, pp.87–119, 1995.

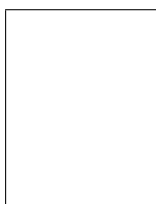
[17] Z. Zhang, Z. Liu, D. Adler, M. Cohen, E. Hanson, and Y. Shan, “Cloning your own face with a desktop camera,” Proc. 8th Int. Conf. Comput. Vision, Vancouver, Canada, vol.2, p.745, July 2001.

(平成 14 年 4 月 22 日受付, 15 年 3 月 3 日再受付)  
(8 月 8 日最終原稿受付)



金谷 健一 (正員)

1972 東大・工・計数(数理工学)卒. 1979 同大学院博士課程了. 工博. 群馬大学工学部情報工学科教授を経て, 現在, 岡山大学工学部情報工学科教授. IEEE フェロー.



金澤 靖 (正員)

1985 豊橋技科大・工・情報卒. 1987 同大学院修士課程了. 富士電機(株), 群馬高専講師を経て, 現在, 豊橋技科大知識情報工学系助教授. 博(工). 画像処理, コンピュータビジョンの研究に従事.