

# 疎テンプレートマッチングに基づく実時間物体追跡

松原 康晴 尺長 健

岡山大学 工学部 情報工学科

〒700-8530 岡山市津島中 3-1-1

shaku@chino.it.okayama-u.ac.jp

あらまし: 多数の画素で構成されるテンプレートから, あらかじめ少数の画素を選択できれば, テンプレートマッチングに必要な計算コストを大幅に削減できると考えられる. 本稿では, これを実現するため疎テンプレートマッチングの基本的な枠組を示すとともに, 疎テンプレートの作成法を連続領域モデルおよび不連続領域モデルに基づいて提案する. 次に, 疎テンプレートマッチングの特性を活かした冗長系として, 並列追跡法と condensation 法を提案し, 自然環境下での顔追跡などの実験結果を報告する.

## Real-time Object Tracking by Sparse Template Matching

Yasuharu MATSUBARA, Takeshi SHAKUNAGA

Department of Information Technology, Faculty of Engineering, Okayama University

3-1-1 Tsushima-naka, Okayama, 700-8530, JAPAN

shaku@chino.it.okayama-u.ac.jp

**Abstract:** Sparse template matching is proposed for realizing efficient object tracking. Key idea of our method is posed in the reduction of calculation cost by introducing sparse templates. Point selection methods are discussed with two template models, and reasonable solutions are proposed for them. The sparse template matching is stabilized by using the parallel sparse template matching. It also can collaborate with the condensation algorithm for implementing a robust real-time tracking. Experimental results show effectiveness of the sparse template matching in both the parallel and the condensation algorithms for several image sequences.

## 1 はじめに

物体追跡はコンピュータビジョンの基本技術であり, 従来から広く研究が行われている. 中でも, 対象の見え方に基づく物体追跡は, 画像中に含まれる様々なノイズに対してロバストな追跡を行うために重要である. 見え方に基づく追跡の最も基本的なものとしてテンプレートマッチングがある. テンプレートマッチングは 2 枚の画像間で各要素 (画素) の類似度の和で定義され, テンプレートサイズや探索領域が大きい場合, 計算量が膨大となる. この問題を解決するために, SSDA, ピラミッ

ドモデル, 固有空間の利用など様々な技術が提案されている [1, 3, 16, 17]. これらの技術は各応用分野で妥当な解を与えているが, 実時間処理でロバストな系を実現するにはまだ解決すべき問題が多い.

動物体追跡を目的とする研究の中で, Black-Jepson [1] は eigen-tracking 法を提案している. この方法は固有空間の利用, ロバスト推定, オプティカルフロー推定から構成され, 比較的変形が少ない対象に効果的であることが報告されているが, 高速処理とロバスト性を同時に実現するには至って

いない．ここで，eigen-tracking 法では，オプティカルフロー推定と固有空間を組み合わせることで計算量を削減しているが，オプティカルフロー推定には画像サイズに比例した計算コストがかかるという問題がある．これは，オプティカルフロー推定がノイズの影響を受け易く，正確な推定のためには多くの点を必要とするためである．一方，オプティカルフロー推定を利用せずに追跡を行えば，画像サイズの問題は対象物体の動作モデルに基づく追跡 [6] のように解決可能と考えられる．

上述の考察に基づいて，本稿では，オプティカルフローを用いることなくテンプレートマッチングをベースとした疎テンプレートマッチングを提案し，これをベースとして安定かつ高速に対象物体を追跡する方法を論じる．

## 2 疎テンプレートマッチング

### 2.1 正規化画像空間

照明変動にロバストな画像空間として，Shakunaga ら [8, 9, 10, 11, 12, 14] は正規化画像空間を提案し，顔認識などの議論を展開している．本稿では，正規化画像空間でテンプレートマッチングを論じる． $n$  画素からなる画像（以下， $n$  次元画像と呼ぶ）を  $\mathbf{X} (\neq \mathbf{0})$  としたとき，正規化画像  $\mathbf{x}$  は次式により定義される．

$$\mathbf{x} = \mathbf{X} / (\mathbf{1}^T \mathbf{X}) \quad (1)$$

ここで， $\mathbf{1}$  は全ての要素を 1 とする  $n$  次元ベクトルである．この正規化操作により任意の画像  $\mathbf{X}$  は  $\mathbf{1}^T \mathbf{x} = 1$  の意味で正規化される．この正規化は，画像の総輝度を一定にするという意味で自然である．特に，入力画像  $\mathbf{X}$  が影領域や鏡面反射領域などの非線形領域を含まない場合，正規化画像  $\mathbf{x}$  は光源の明るさによらず一定の画像となる．一方，非線形領域が含まれる場合にも，線形領域の比率が高い場合には非線形領域の影響を受けにくいという特性を持つ．

### 2.2 テンプレートマッチングとパラメータ空間

テンプレートマッチングはコンピュータビジョンの基本技術であり，入力画像がテンプレートよ

りも大きいときに，画像の探索領域内で最も類似度の高い位置を求める問題として定義される．元来，並進のみを対象としていたが，回転やスケール変換などを加えたより一般的な変換へと拡張が行われている [1, 7] ．

本稿では，一般の変換を対象とする．画像  $\mathbf{Y}$  からテンプレート画像空間への変換を  $T$  とし，画像  $\mathbf{Y}$  から  $n$  次元ベクトルへの変換を  $T\mathbf{Y}$  で表す．正規化テンプレートを  $\mathbf{x}$ ，入力画像を  $\mathbf{Y}$  とするとき，変換の集合  $\mathcal{T} = \{T\}$  におけるテンプレートマッチングは次式で定義される．

$$\epsilon_I = \min_{T \in \mathcal{T}} (\mathbf{x} - \alpha T\mathbf{Y})^T (\mathbf{x} - \alpha T\mathbf{Y}) \quad (2)$$

ここで， $\alpha$  は未知の正規化パラメータである．

画像  $\mathbf{Y}$  にオクルージョンや照明変動などのノイズが含まれる場合，式 (2) はその影響を大きく受ける．そのような場合にもロバストなマッチングを行うために，式 (2) を次式のように変形する．

$$\epsilon_I^* = \min_{T \in \mathcal{T}} \hat{\rho}(\mathbf{x} - \alpha T\mathbf{Y}) \quad (3)$$

ここで， $\mathbf{x} = [x_1 \cdots x_n]^T$  とするとき， $\hat{\rho}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n \rho(x_j)$  である． $\rho(x)$  はロバスト関数であり，例えば，次式に示す Geman-McClure 関数などが挙げられる．

$$\rho(x) = \frac{x^2}{1 + x^2} \quad (4)$$

即ち，ロバスト関数をテンプレートマッチングに導入することでノイズの影響を軽減できる．

さらに，影などの暗い領域を多く含む場合に対して，その影響を抑えるため，Sakaue-Shakunaga [10, 11] は各画素ごとに対応する固有空間への射影画像を用いて正規化を行う相対残差を提案している．相対残差を用いたテンプレートマッチングは次式で表される．

$$\epsilon_I^{*'} = \min_{T \in \mathcal{T}} \hat{\rho}_2(\mathbf{x} - \alpha T\mathbf{Y}; \alpha T\mathbf{Y}) \quad (5)$$

ここで， $\mathbf{x} = [x_1 \cdots x_n]^T$ ， $\mathbf{y} = [y_1 \cdots y_n]^T$  とするとき， $\hat{\rho}_2(\mathbf{x}; \mathbf{y}) = \sum_{j=1}^n \rho(x_j/y_j)$  ( $y_j \neq 0$ ) である．ただし， $y_j = 0$  のとき， $\rho(x_j/y_j) = 0$  とする．

テンプレートマッチングにおいて，残差の定義を相対残差とするか，絶対残差とするかは，計算量とロバスト性のトレードオフによる．本稿では，以下，相対残差を用いる．

## 2.3 部分テンプレートマッチングと疎テンプレートマッチング

テンプレートの一部しか利用できない場合でも、利用可能領域が特定できれば、式(3)や式(5)によるロバスト計算よりも正確なテンプレートマッチングを行うことができる。また、適切に部分領域を指定できれば、部分テンプレートマッチングにより計算量を大幅に削減できると考えられる。部分テンプレートマッチングを実現するため、領域指定行列  $P$  を用いる。 $P$  は各対角要素が 1 または 0 となる  $n \times n$  対角行列であり、テンプレートの各画素が部分テンプレートに含まれる(有効)かどうかを示している。もし  $j$  番目の対角要素  $p_{jj}$  が 1(0) であれば  $j$  番目の画素は有効(無効)である。全ての画素が有効であるとき、 $P$  は単位行列  $I$  となる。

領域指定行列  $P$  が与えられると、部分テンプレートマッチング問題は次式で定義される。

$$\epsilon_P = \min_{T \in \mathcal{T}} (\mathbf{x} - \alpha T \mathbf{Y})^T P (\mathbf{x} - \alpha T \mathbf{Y}) \quad (6)$$

また、ロバスト関数  $\hat{\rho}(\mathbf{x})$  を組み合わせると、目的関数は次式で表される。

$$\epsilon_P^* = \min_{T \in \mathcal{T}} \hat{\rho}(P(\mathbf{x} - \alpha T \mathbf{Y})) \quad (7)$$

さらに、相対残差を用いた部分テンプレートマッチングは次式で表される。

$$\epsilon_P^{*'} = \min_{T \in \mathcal{T}} \hat{\rho}_2(P(\mathbf{x} - \alpha T \mathbf{Y}); \alpha T \mathbf{Y}) \quad (8)$$

ここで、領域指定行列  $P$  が疎な点集合を表すとき、部分テンプレートマッチングを、特に、疎テンプレートマッチングと呼ぶ。なお、坂上-尺長 [8] は、疎テンプレートによる物体追跡の可能性を示唆している。

## 3 疎テンプレートの作成法

### 3.1 疎テンプレートが満たすべき条件

本稿の目的は対象物体の見え方に基づく追跡を安定に行うことである。このため、疎テンプレートがテンプレート外部および内部との関係で次のような性質を持ち合わせる必要がある。

(1) テンプレートと背景との関係

疎テンプレートは背景と区別可能なものにすべきである。テンプレートが背景と類似している場合、問題は難しくなる。最近、Collins-Liu [2] は一定速度で高速移動する物体の追跡において背景との識別に有効な特徴を実時間で選択する方法を提案している。一方、背景の変化が遅い場合にはその特徴選択は無視できると考えられる。本稿では対象物体と背景が区別可能であると仮定する。

(2) テンプレート内部との関係

疎テンプレートは微小な変位に対してテンプレートの内部と区別可能なものにすべきである。例えば、テンプレート内に輝度一定の領域がわずかしかない場合、微小な変位を追跡可能である。一方、疎テンプレートが輝度一定領域の中心部分の画素のみから構成される場合、同じ類似度が広い範囲の変位に対して得られる。このように、高い類似度が得られる領域をスイートスポットと呼ぶことにする。スイートスポットが広い場合、そのテンプレートは物体検出には有効であるが、逆に精密な変位を求める物体追跡には適さない。

以上の考察から、精度の高い物体追跡を行うには、与えられたテンプレート内でスイートスポットができるだけ小さくなるように疎テンプレートを作成する必要がある。以下では、2種類の領域モデルについて、疎テンプレート作成法を論じる。なお、変形やノイズを想定した場合、以上の2つの観点の他、適度な冗長性が必要である。冗長性についての取扱いは4章で考察する。

### 3.2 連続領域モデル

第1の領域モデルは、図1に示す連続領域モデルである。画像が画像座標の連続関数で表される場合、関数値が極大・極小となる点のみから疎テンプレートを構成する。このとき、並進のみを仮定すると、各点が極大・極小点であることから、明らかに、正解位置において類似度は最大となり、安定した疎テンプレートマッチングを実現できる。この関係は、回転やスケール変換に対しても成立し、一般の微小変位に対しても類似度は正解位置よりも小さくなる。この関係は全ての点が極大または極小点であるときに常に成り立つことから、極大・極小点の集合が連続領域モデルに対する解を与えることがわかる。

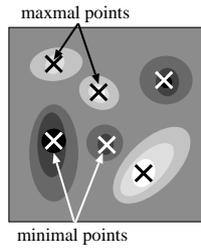


図 1: 連続領域モデル (極大・極小選択)

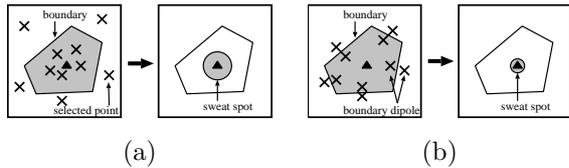


図 2: 不連続領域モデル (境界ダイポール選択)

### 3.3 不連続領域モデル

第 2 の領域モデルは、不連続な領域の間に境界が存在する場合をモデル化したものである。図 2 のように、2 領域が中間に存在する境界によって分離されているものとする。このとき、境界に直交し、かつ、境界からの等距離に 2 領域内から各 1 点を選択して得られるこの 2 点組を境界ダイポールと呼ぶ。ここで、1 組の境界ダイポールはダイポールの間に境界位置を制約する。図 2(a) のように境界ダイポールを広い間隔で選択する場合、2 次元テンプレートは大きなスイートスポットを持つ。一方、図 2(b) のように境界ダイポールを狭く選択すると、スイートスポットは小さくなる。

複数の境界ダイポールをテンプレートから選択することにより、追跡に有効な疎テンプレートを作成できる。安定したテンプレートマッチングを実現するためには、異なる方向のダイポールを適切に組み合わせる必要がある。これにより、境界ダイポールの方向が偏った場合に生じるエッジ方向の不定性 (aperture problem と等価) を回避することができる。

### 3.4 疎テンプレート作成

一般には、疎テンプレートの作成は、前節までに述べた 2 種類のモデルを組み合わせることにより実現できると思われる。これにより、任意のテン

プレートに対して、3.1 節で述べた条件を満たす疎テンプレートを作成することができる。なお、上述の 2 種類のモデルに基づく疎テンプレート作成は、どちらもテンプレート内部を局所解析することによって行われる。従って、本稿で述べた点選択方法は、文献 [13, 15] において述べられているような大局的な方法とは異なる。

## 4 追跡系の安定化に関する検討

### 4.1 並列処理による追跡の安定化

疎テンプレートは高速計算を目的とするため、できる限り少数の画素から構成することが望ましい。一方、ノイズに対するロバスト性を得るためには、系にある程度の冗長性を持たせる必要がある。このためには、適度な数の画素を含むように疎テンプレートを構成する必要がある。しかし、単一の疎テンプレートでは限界があるため、複数の疎テンプレートを並列的に利用することが次に考えられる。このとき、異なる疎テンプレート間で公平な比較を行う必要が生じる。すなわち、異なる点集合  $P_i$  と  $P_j$  にロバスト疎テンプレートマッチングを適用すると、式 (8) により、 $\epsilon_{P_i}^{*l}$  と  $\epsilon_{P_j}^{*l}$  の 2 つの評価が得られるが、異なる点集合  $P_i$  と  $P_j$  を用いていたのでは、ノイズの影響がどちらか一方にのみ及ぶことになる。即ち、式 (8) のままでは公平な比較を実現できない。

この問題を解決するため、共通の点集合  $P^*$  を導入する。すなわち、図 3 に示すように個々の点集合  $P_i$  において正規化パラメータ  $\alpha$  を求めた上で、共通の点集合  $P^*$  において評価  $\epsilon^{*l}$  を求めることにする。これにより、疎テンプレート間の不公平を解決し、並列処理による追跡の安定化を実現できる。

### 4.2 疎テンプレートマッチングと condensation 法の統合

よりロバストな追跡を行うため、condensation 法 [4] の利用を考える。図 4 に示すように、condensation 法と疎テンプレートマッチング法を統合することにより、アルゴリズムを構成する。ここで、従来の condensation 法は、drift, diffuse, measure

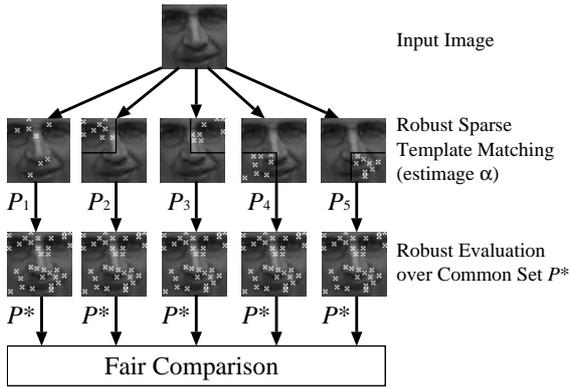


図 3: 共通の点集合  $P^*$  による評価

の 3 段階で構成され、多数の粒子 (particle) をパラメータ空間内で伝播させることを基本としている。疎テンプレートマッチングと condensation 法の統合においては、 $P$  の選択をパラメータ空間に加えることで系を構成する。

以下、本稿では、姿勢パラメータとして並進 2 ( $x, y$ )、回転 3 ( $\psi, \theta, \phi$ )、スケール 1 ( $\alpha$ ) の計 6 パラメータを考える。ここで、 $\psi$  は画像の  $x$  軸方向の回転、 $\theta$  は  $y$  軸方向の回転、 $\phi$  は画像平面に対する回転を表す。従来 of condensation 法 [4] では、時刻  $t$  におけるサンプル集合  $\{s_t^{(1)}, \dots, s_t^{(L)}\}$  は時刻  $t-1$  における姿勢の近傍に生成される。本稿では、疎テンプレートの選択をパラメータとして追加する。従って、時刻  $t$  における  $l$  個目のサンプル  $s_t^{(l)}$  は以下のように表される。

$$s_t^{(l)} = [x \ y \ \psi \ \theta \ \phi \ \alpha \ i]^T \quad (9)$$

ここで、 $i$  は疎テンプレート  $P_i$  を選択することを意味する。

時刻  $t$  におけるサンプル  $s_t^{(l)}$  から生成された疎テンプレートに対して評価  $\epsilon^{*(l)}$  が求められると、評価の高いサンプル  $s_t^{(l)}$  が確率密度  $\pi_t^{(l)}$  によって選択される。ここで、確率密度  $\pi_t^{(l)}$  は次式で表される。

$$\pi_t^{(l)} = \frac{\min(1/\epsilon^{*(l)}, 1)}{\sum_{j=1}^L \min(1/\epsilon^{*(j)}, 1)} \quad (10)$$

その他のモジュールは従来の condensation 法に従って構成する。

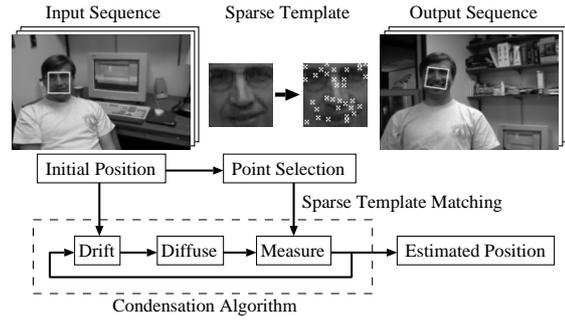


図 4: 追跡アルゴリズムの概要

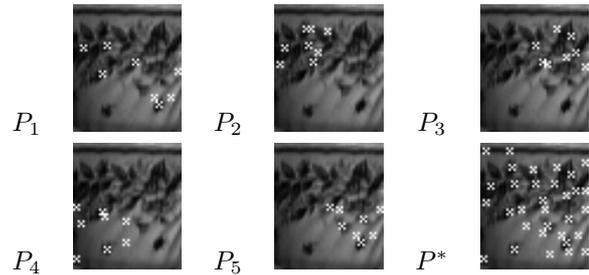


図 5: 疎テンプレート (極大・極小点)

## 5 実験

### 5.1 極大・極小点による確定的な追跡

本稿で提案した疎テンプレートマッチングの有効性を示すため、いくつかの動画をを用いて追跡実験を行った。1 つ目の実験では、領域境界が明らかでない対象物体の追跡を行った。この実験では、連続領域モデルに基づいて疎テンプレートを作成した。図 5 に構成された 5 つの疎テンプレート ( $P_1 \sim P_5$ ) および評価用疎テンプレート  $P^*$  を示す。 $P_1 \sim P_5$  は  $46 \times 54$  pixels 中の 8 点、 $P^*$  は 32 点の極大・極小点から構成されている。ここでは、4.1 節で示した並列処理により、ランダムに生成されたサンプルの中から最も評価の高いものを各時刻に選択する (確定的な) 方法で追跡を行った。図 6 に追跡結果を示す。この結果より、極大・極小点からなる疎テンプレートの並列処理によりうまく追跡が行えることがわかる。

### 5.2 境界ダイポールによる確定的な追跡

2 つ目の実験では不連続領域モデルを用い、前節の実験と同様に並列処理による確定的な追跡を

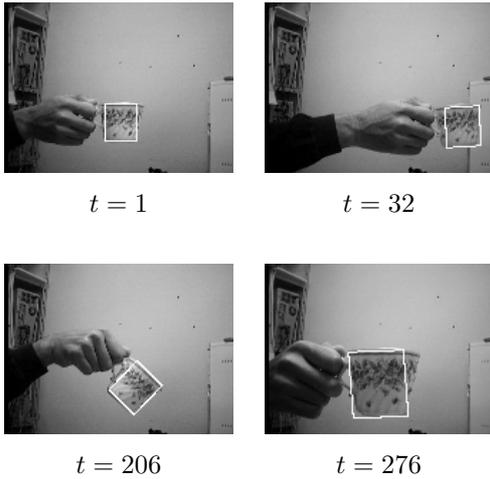


図 6: 並列処理による追跡結果 (極大・極小点)

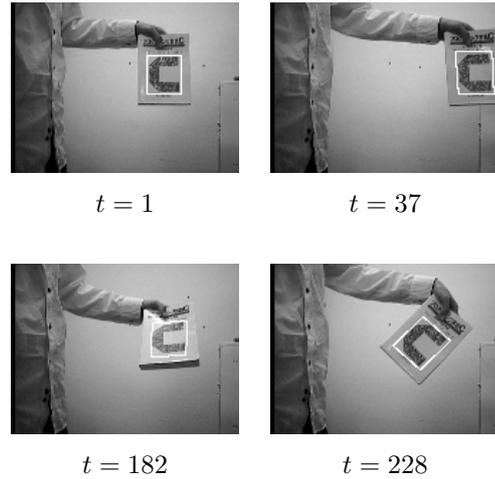


図 8: 並列処理による追跡結果 (境界ダイポール)

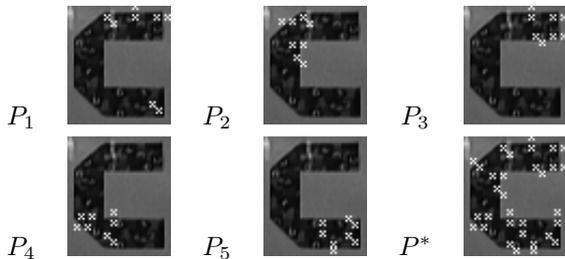


図 7: 疎テンプレート (境界ダイポール)

行った．図 7 に 5 つの疎テンプレート ( $P_1 \sim P_5$ ) および評価用疎テンプレート  $P^*$  を示す． $P_1 \sim P_5$  は  $48 \times 56$  pixels 中の 8 点， $P^*$  は 32 点の境界ダイポールから構成されている．実験結果を図 8 に示す．この結果より，境界ダイポールからなる疎テンプレートによりうまく追跡が行えることが確認できた．

次に，疎テンプレートの作成方法を変化させて比較実験を行った．この実験では，前述の境界ダイポールと極大・極小点に加え，ランダム配置，均等配置（それぞれの疎テンプレート  $P^*$  を図 9 に示し， $P_1 \sim P_5$  については省略する）を比較した．ここで，サンプル点の数は境界ダイポールと同じにした．定量的な比較を行うために，各フレームにおいてテンプレートの 4 隅の推定位置の平均誤差を算出した．結果を図 10 に示す．また， $t = 248$  における追跡状況を図 11 に示す．この結果より，境界ダイポールを用いた場合が最も安定していることがわかる．また，全フレームの平均誤差は境界ダイポールの場合に 2.1 pixels であるのに対し，

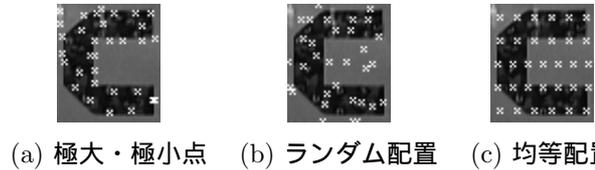


図 9: 3 種類の疎テンプレート ( $P^*$ )

極大・極小点では 38.7 pixels，ランダム配置では 4.7 pixels，均等配置では 8.3 pixels とこの結果からも境界ダイポールよりも誤差が大きいことがわかる．従って，境界を含む物体に対しては境界ダイポールが有効であることが確認できた．

### 5.3 極大・極小点と境界ダイポールの併用による確率論的な追跡

Jepson ら [5] が論文中で使用している動画像に対し，condensation 法による追跡実験を行った．この動画像には顔の 3 次元回転やスケール変動，形状の変形や手によるオクルージョンなどが含まれている．この実験では，テンプレートから 2 種類の選択基準を組み合わせることで点を選択した．図 12 に 5 つの疎テンプレート ( $P_1 \sim P_5$ ) および評価用疎テンプレート  $P^*$  を示す． $P_1 \sim P_5$  は  $45 \times 45$  pixels 中の 8 点， $P^*$  は 32 点から構成されている．これらの疎テンプレートを用いて追跡を行った結果を図 13 に示す．この結果より，顔の追跡がうまく行えることが確認できる．

この実験においても，疎テンプレートの作成方

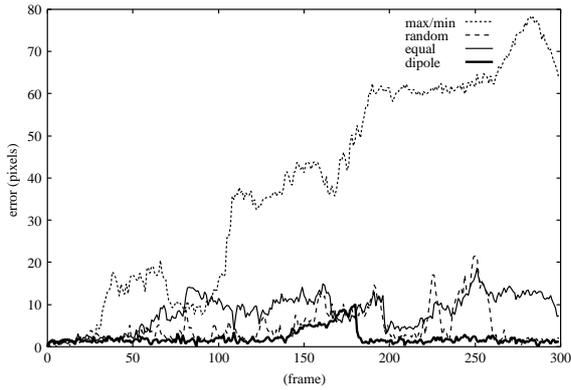


図 10: 位置推定誤差の比較

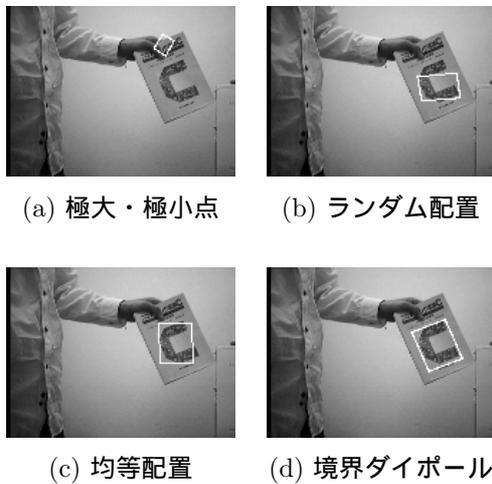


図 11: 追跡状況の比較 ( $t = 248$ )

法を変化させて、追跡の安定性を比較した。図 14 に比較に用いた 4 種類の疎テンプレートを示す。この各々について、各 1000 回の追跡実験（ランダム変数により、各 particle の発生を制御した）を行った結果、得られた追跡成功率を表 1 に示す。ここで、追跡成功率とは、全 1145 フレームにおける追跡結果の（別に作成した正解位置に対する）誤差の平均が 5.0 pixels 以内である確率を示す。この結果より、極大・極小点と境界ダイポールの 2 種類の選択基準の組合せによって作成したテンプレートが最も安定していることが確認できた。この結果は、人物顔については、2 種類の選択基準をうまく組み合わせることにより、安定した追跡が可能であることを示している。

なお、この実験では PentiumIV 2.53GHz の PC を使用しており、1 フレーム当たりの処理時間は

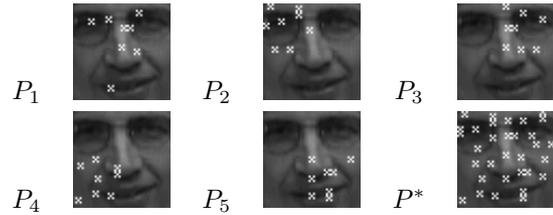


図 12: 疎テンプレート（極大・極小点と境界ダイポールの併用）

表 1: 各テンプレートに対する追跡成功率 [%]

| テンプレート  | 追跡成功率 |
|---------|-------|
| 極大・極小点  | 11.5  |
| 境界ダイポール | 3.1   |
| ランダム配置  | 3.0   |
| 均等配置    | 0.0   |
| 2 種類の併用 | 97.4  |

約 36msec であった。ほぼ実時間でロバストな追跡処理が実現できている。この実験では、初期フレームから得られるテンプレート以外には、事前知識を全く利用していない。condensation 法と疎テンプレートマッチングの組合せだけで、モデルの更新なしに、ロバストな追跡を実現できる点は注目に値すると思われる。

## 6 まとめ

本稿では、物体追跡手法として疎テンプレートマッチングを提案した。疎テンプレートは 2 種類のモデルを組み合わせることにより作成した。追跡の安定化のために、並列追跡法と condensation 法を適用し、実験により提案手法の有効性を確認した。本手法はテンプレートの作成を除いて事前知識を必要としないが、固有空間の利用 [9] など適切な事前知識を用いることにより、より高度の追跡を実現できると考えられる。

本研究の一部は科学研究費補助金基盤研究 (B)(2) (課題番号 15300062) によった。

## 参考文献

- [1] M. J. Black and A. D. Jepson, “Eigentracking: Robust Matching and Tracking of Articulated Objects Using a View-based Representation”,

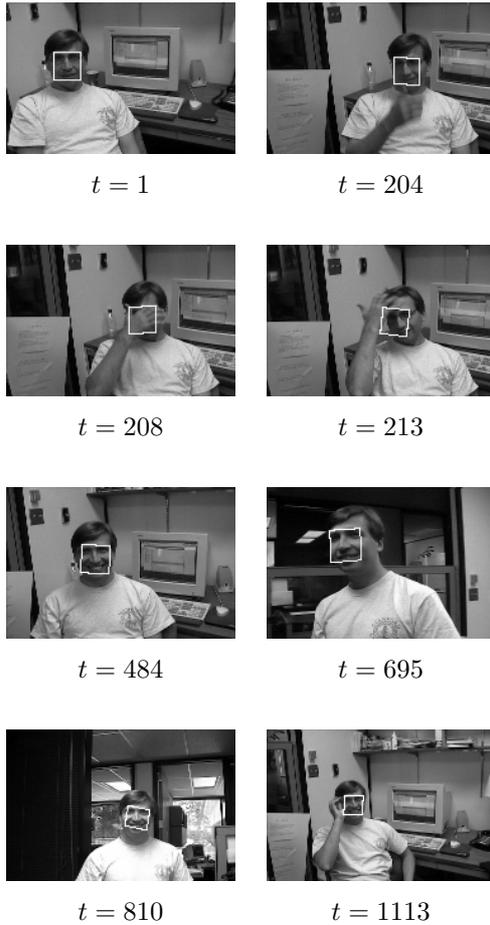


図 13: 追跡結果 (極大・極小点と境界ダイポールの併用)

- Int. J. Computer Vision, vol. 26, no. 1, pp. 63-84, 1998.
- [2] R. T. Collins and Y. Liu, "On-line Selection of Discriminative Tracking Features", Proc. ICCV2003, pp. 346-352, 2003.
- [3] G. D. Hager and P. N. Belhumeur, "Efficient Region Tracking with Parametric Models of Geometry and Illumination", IEEE Trans. PAMI, vol. 20, no. 10, pp. 1025-1039, 1998.
- [4] M. Isard and A. Blake, "Condensation-Conditional Density Propagation for Visual Tracking", Int. J. Computer Vision, vol. 29, no. 1, pp. 5-28, 1998.
- [5] A. D. Jepson, D. J. Fleet and T. F. El-Maraghi, "Robust Online Appearance Models for Visual Tracking", IEEE Trans. PAMI, vol. 25, no. 10, pp.1296-1311, 2003.
- [6] D. G. Lowe, "Robust Model-based Motion Tracking through the Integration of Search and Estimation", Int. J. Computer Vision, vol. 8, no. 2, pp. 113-122, 1992.

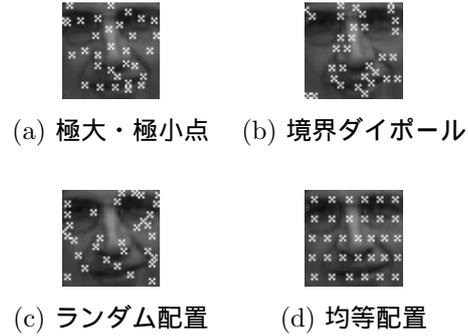


図 14: 4 種類の疎テンプレート ( $P^*$ )

- [7] B. Moghaddam and A. Pentland, "Probabilistic Visual Learning for Object Representation", IEEE Trans. PAMI, vol. 19, no. 7, pp. 696-710, 1997.
- [8] 坂上 文彦, 尺長 健, "正規化固有空間への部分射影の幾つかの応用について", 情報処理学会研究報告 CVIM-136, pp. 163-170, 2003.
- [9] 坂上 文彦, 尺長 健, "正規化固有空間への最適部分射影とその応用", 情報処理学会論文誌, vol. 44, no. SIG 17 (CVIM 8), pp. 100-108, 2003.
- [10] F. Sakaue and T. Shakunaga, "Robust Projection onto Normalized Eigenspace Using Relative Residual Analysis and Optimal Partial Projection", IEICE TRANS. INF. & SYST., vol. E87-D, no. 1, pp. 34-41, 2004.
- [11] T. Shakunaga and F. Sakaue, "Natural Image Correction by Iterative Projections to Eigenspace Constructed in Normalized Image Space", Proc. ICPR2002, vol. 1, pp. 648-651, 2002.
- [12] T. Shakunaga and K. Shigenari, "Decomposed Eigenface for Face Recognition under Various Lighting Conditions", Proc. CVPR2001, vol. 1, pp. 864-871, 2001.
- [13] J. Shi and C. Tomasi, "Good Features to Track", Proc. CVPR'94, pp. 593-600, 1994.
- [14] 重成 一真, 坂上 文彦, 尺長 健, "固有顔の直交分解と仮定化による照明変動に影響されない顔画像認識", 電子情報通信学会論文誌 (D-II), vol. J86-D-II, no. 7, pp. 996-1004, 2003.
- [15] P. H. S. Torr and C. Davidson, "IMPSAC: Synthesis of Importance Sampling and Random Sample Consensus", IEEE Trans. PAMI, vol. 25, no. 3, pp. 354-364, 2003.
- [16] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.
- [17] Y. Yoshimura and T. Kanade, "Fast Template Matching Based on the Normalized Correlation by Using Multiresolution Eigenimages", Proc. IROS'94, pp. 2086-2093, 1994.