論　文

形状空間への直交射影行列と判別基準を用いた複数運動の分割

市村　直幸†

Motion Segmentation Using Orthogonal Projection Matrix of Shape Space and Discriminant Criterion

Naoyuki ICHIMURA†

あらまし　均一な運動をする物体の形状が、部分空間で表現されることに基づく動きの分割方法を提案する。動きの分割は、複数物体の形状空間を部分空間の集合へ分解することにより行う。その分解には、形状空間への直交射影行列の要素の判別分析を用いる。1 次元のデータの判別分析しか必要としないため、アルゴリズムは簡潔である。判別分析の結果に基づき動きの分割に有用な情報をもつデータのみを選択するため、雑音や外れ値を含むデータに対しても提案方法は適用できる。実画像を用いたオフラインおよびオンラインの実験により、提案方法の有効性について検討した。

キーワード　複数運動、セグメンテーション、形状空間、判別基準

1. はじめに

動きの分割は、時系列画像を用いた物体の形状復元や運動解析において必要とされる。今まで提案されている動きの分割アルゴリズムは、大きく三つのカテゴリに分類することができる。一つめは、サンプリングと検証に基づく方法である [1] [2]。いくつかの特徴対応データをランダムにサンプリングし、それらが単一物体のエピポーラ拘束を満たすかどうかを検証する。二つめは、ベイズ推定など確率分布に基づく方法である [3]- [5]。これら二つのカテゴリのアルゴリズムは、「鶏と卵」の問題を含んでいる。何故なら、前者は同一の物体に属する特徴対応データを取り出しやすくするため、ランダムサンプリングに空間的な近接性を取り入れているし、また、後者は動き情報の適切な初期値を必要とし、これらのことは、分割に用いる情報を得るために、事前に「各グループに関する情報」を必要とすることを意味しているからである。

三つめのカテゴリは、鶏と卵の問題を回避するため、複数運動に関する情報を同時に求める方法を用いる [6]- [8]。その中で、因子分解法に基づく方法がいくつか検討されている [7] [8]。これらの方法では、基本的に、物体の形状を表す線形空間 (以後、形状空間) への直交射影行列が分割に用いられる。直交射影行列は、特徴対応データを要素とする計測行列の特異値分解の結果得られる形状空間の基底より計算できる。Costeira ら [7] は、 直交射影行列を形状相互作用行列と呼び、その行列の要素の和から成る評価関数に基づく最適化を分割に用いた。また、Gear [8] は、形状空間に基づいて構成される二部グラフ (bipartite graph) を用い最適化を行った。これらの最適化は、分割に伴う組合せ問題を解くために使用された。しかし、これらの方法には、雑音や外れ値 (outlier) を含む特徴対応データに対するロバスト性の欠如という欠点がある [9]。また、最適化のための計算量も、オンライン処理では問題となる。

著者は組合せ問題を解くため、分割に含まれる組合せ数を特徴選択によって減少させる方法を以前提案したが [10]、この方法もロバスト性には問題があった。そのため、本論文では、ロバスト性を意識した特徴選択に基づく方法を提案する [11] [12]。提案方法では、判別基準に基づく特徴選択を導入する。特徴選択は、画像中の一つの特徴に対応する直交射影行列の一つの行の選択により行われる。分割に最も有用な情報をもつ特徴を選択するため、直交射影行列の各行の要素に対して判別分析を行う。選択された特徴の判別分析の結果に基づいて、均一な動きをもつと判断される特徴

† 産業技術総合研究所，つくば市
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology, 1–1–1 Umezono, Tsukuba-shi, 305–8568 Japan

のグループを一つ抽出する。他のグループを抽出するため、残った特徴に対し同様の処理を再帰的に適用する。特徴選択により分割に有用な情報を持たない特徴が自動的に除去されるため、提案方法は雑音や外れ値に対するロバスト性を有する。また、直交射影行列の一つの行しか用いないため、分割に伴う組合せ問題も生じない。さらに、特徴のグループを再帰的に抽出するため、物体数をあらかじめ設定する必要はない。

2 節では、N 個の物体がシーンに含まれる場合の計測行列の導出と、その計測行列の性質を示す。3 節では、形状空間の直交射影行列の定義と性質を示す。4 節では、判別基準を用いた特徴選択に基づく動きの分割方法を提案する。5 節では、オフラインおよびオンラインの実験結果を示す。6 節で、本論文をまとめる。

2. 複数物体から得られる計測行列

本節では、アフィン投影の下で複数物体から得られる計測行列を導出する。また、導出の結果から得られる計測行列の性質を示す。以下において、N は物体数、P^i は i 番目の物体の特徴数、$P = \sum_{i=1}^{N} P^i$、F はフレーム数である。

2.1 計測行列の導出

世界座標系での i 番目の物体上の特徴の座標を行列 $\underset{4\times P^i}{\boldsymbol{D}_s{}^i}$ $(i = 1, \ \ldots, N\ )$ で表す。

$$\underset{4\times P^i}{\boldsymbol{D}_s{}^i} = \begin{pmatrix} x_1^i & x_2^i & \ldots & x_{P^i}^i \\ y_1^i & y_2^i & \ldots & y_{P^i}^i \\ z_1^i & z_2^i & \ldots & z_{P^i}^i \\ 1 & 1 & \ldots & 1 \end{pmatrix} \tag{1}$$

世界座標系での i 番目の物体の j 番目 $(j = 1, \ldots, F)$ のフレームにおける運動パラメータを行列 $\boldsymbol{M}_j^i$ で表す。行列 $\boldsymbol{M}_j^i$ は、回転行列 $\boldsymbol{R}_j^i$ と並行移動ベクトル $\boldsymbol{t}_j^i$ より構成される。

$$\underset{4\times 4}{\boldsymbol{M}_j^i} = \begin{pmatrix} & \boldsymbol{R}_j^i & & \boldsymbol{t}_j^i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{2}$$

i 番目の物体の全フレームを通じての運動パラメータを行列 $\boldsymbol{M}^i$ で表す。

$$\underset{4F\times 4}{\boldsymbol{M}^i} = \left(\boldsymbol{M}_1^{i\,t}, \boldsymbol{M}_2^{i\,t}, \ldots, \boldsymbol{M}_F^{i\,t}\right)^t \tag{3}$$

ここで、行列 $\boldsymbol{D}_s$ と $\boldsymbol{M}_w$ を

$$\underset{4N\times P}{\boldsymbol{D}_s} = \mathrm{diag}\left(\boldsymbol{D}_s^1, \boldsymbol{D}_s^2, \ldots, \boldsymbol{D}_s^N\right) \tag{4}$$

$$\underset{4F\times 4N}{\boldsymbol{M}_w} = \left(\boldsymbol{M}^1, \boldsymbol{M}^2, \ldots, \boldsymbol{M}^N\right) \tag{5}$$

とすると、各特徴の各フレームにおける位置は、次の行列 $\boldsymbol{W}_w$ によって表現される。

$$\underset{4F\times P}{\boldsymbol{W}_w} = \underset{4F\times 4N}{\boldsymbol{M}_w}\ \underset{4N\times P}{\boldsymbol{D}_s} \tag{6}$$

画像上での特徴の位置は、この行列の要素を投影した結果得られる。投影モデルとして、次式のアフィンカメラモデルを用いる。

$$\lambda\tilde{\boldsymbol{m}} = \boldsymbol{P}_a^{'}\tilde{\boldsymbol{X}} \tag{7}$$

$$\boldsymbol{P}_a^{'} = \begin{pmatrix} p_{11}^{'} & p_{12}^{'} & p_{13}^{'} & p_{14}^{'} \\ p_{21}^{'} & p_{22}^{'} & p_{23}^{'} & p_{24}^{'} \\ 0 & 0 & 0 & p_{34}^{'} \end{pmatrix} \tag{8}$$

ここで、$\tilde{\boldsymbol{m}}$ と $\tilde{\boldsymbol{X}}$ は同次座標で表した特徴の画像上および 3 次元空間内での座標である。$\tilde{\boldsymbol{m}}$ と $\tilde{\boldsymbol{X}}$ が無限遠点をとらないとすると、式 (7)、(8) は次式で表現できる。

$$\boldsymbol{m} = \boldsymbol{P}_a\left(\boldsymbol{X}^t, 1\right)^t \tag{9}$$

$$\boldsymbol{P}_a = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \end{pmatrix} \tag{10}$$

ここで、$\boldsymbol{m}$ と $\boldsymbol{X}$ は、その同次座標での表現が $\tilde{\boldsymbol{m}}$ および $\tilde{\boldsymbol{X}}$ となるユークリッド座標である。

式 (6) の行列の各座標に対し、各フレーム毎の投影行列 $\boldsymbol{P}_a^i$ $(i = 1, \ldots, F)$ を用いて投影を行うと、次式を得る。

$$\begin{aligned} \underset{2F\times P}{\boldsymbol{W}_s} &= \underset{2F\times 4F}{\boldsymbol{A}_p}\ \underset{4F\times 4N}{\boldsymbol{M}_w}\ \underset{4N\times P}{\boldsymbol{D}_s} \\ &= \underset{2F\times 4N}{\boldsymbol{M}}\ \underset{4N\times P}{\boldsymbol{D}_s} \end{aligned} \tag{11}$$

$$\boldsymbol{M} = \boldsymbol{A}_p\boldsymbol{M}_w \tag{12}$$

$$\boldsymbol{A}_p = \mathrm{diag}\left(\boldsymbol{P}_a^1, \boldsymbol{P}_a^2, \ldots, \boldsymbol{P}_a^F\right) \tag{13}$$

$\boldsymbol{W}_s$ は、運動情報をもつ行列 M と形状情報をもつ行列 $\boldsymbol{D}_s$ の積に分解される。

行列 $\boldsymbol{W}_s$ には、最初の P^1 個の列は物体 1 の特徴対応データ、次の P^2 個の列は物体 2 の特徴対応データというように、セグメンテーション情報が入っている。しかし、通常このセグメンテーション情報は得られない。つまり、画像上での特徴の走査順番などの計測状況に依存して、$\boldsymbol{W}_s$ の列の入れ替えが生じる。その影響を入れ替え行列 $\boldsymbol{P}_{col}$ で表し、入れ替えを行った特徴対応データを要素とする行列を $\boldsymbol{W}$ で表す。

$$\boldsymbol{W} = \boldsymbol{W}_s\boldsymbol{P}_{col} \tag{14}$$

この行列 $\boldsymbol{W}$ を、計測行列と呼ぶ。

2.2 計測行列の性質

式 (11) より、次の計測行列の性質が得られる。

(i) 計測行列は、運動および形状情報をもつ二つの行列に分解される。

(ii) 計測行列のランクは、N 個の物体の場合 $4N$ となる。

これらは、計測行列を用いた動きの分割のための基礎となる性質である。

3. 形状空間の直交射影行列

2.2 で示した計測行列の性質を、動きの分割に利用するために、まず計測行列の分解を考える。計測行列は、特異値分解により、次のように分解できる。

$$\underset{2F\times P}{\boldsymbol{W}} = \underset{2F\times r}{\boldsymbol{U}_r}\ \underset{r\times r}{\boldsymbol{\Sigma}_r}\ \underset{r\times P}{\boldsymbol{V}_r^t} \tag{15}$$

ここで、$\boldsymbol{U}_r$ および $\boldsymbol{V}_r$ は、計測行列の列空間および行空間の直交基底であり、$r = 1, \ldots, \min(2F, P)$ である。対角行列 $\boldsymbol{\Sigma}_r$ は特異値より構成される。

2.2 の第一の性質より、計測行列の行空間、つまり、式 (15) の行列 $\boldsymbol{V}_r$ の直交基底により張られる空間は、物体の形状を表現している。よって、行空間を形状空間と呼ぶ。

形状空間の次元は $4N$ である。また、形状空間は、一つの物体に対応する 4 次元の部分空間の集合に分解できる。このことは、2.2 の第二の性質より明らかである。よって、形状空間の分解を通じて、動きの分割を行うことができる。

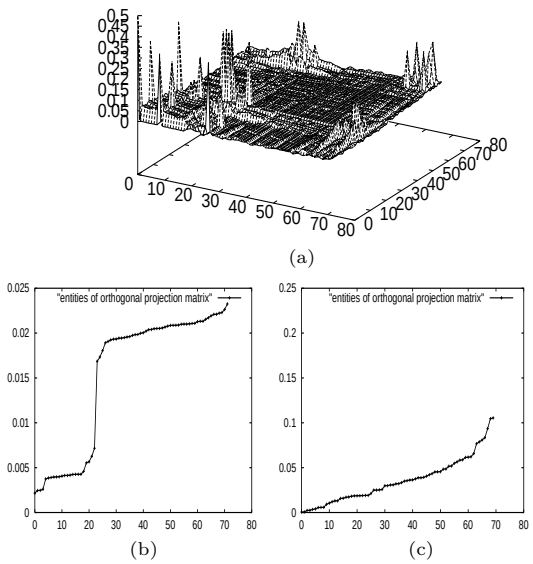
次式の形状空間への直交射影行列が、形状空間の分解に利用される。

$$\underset{P\times P}{\boldsymbol{X}} = \boldsymbol{V}_r\boldsymbol{V}_r^t = (\boldsymbol{x}_1, \ldots, \boldsymbol{x}_P)^t \tag{16}$$

この行列の大きさは $P \times P$ であり、その行および列共に、画像中で抽出された P 個の特徴に対応する。特徴対応データに雑音や外れ値が含まれない場合には、$\boldsymbol{X}$ の要素 x_{ij} は次の性質をもつ [7] [13]。

$$x_{ij}\begin{cases} \neq 0, & i \text{ 番目の行と } j \text{ 番目の列に対応する} \\ & \text{特徴が同一物体に属する場合} \\ = 0, & i \text{ 番目の行と } j \text{ 番目の列に対応する} \\ & \text{特徴が異なる物体に属する場合} \end{cases} \tag{17}$$

雑音や外れ値がなければ、この性質から容易に均一な運動をもつ特徴のグループを見い出せる。しかし、雑音や外れ値を含む実データでは、この性質が完全に成立することは稀れである。そのような実データに対するロバスト性の欠如が、従来の方法の問題点であった [7]- [10]。



(a) (b) (c)

図 1 分割に有用な情報をもつ特徴とそうでない特徴の例. (a) 実画像から得た直交射影行列. (b) 有用な情報をもつ特徴に対応する行の要素のソート結果. (c) 有用な情報をもたない特徴に対応する行の要素のソート結果.

Fig. 1 An example of data with information useful for segmentation and without. (a) Orthogonal projection matrix obtained from real image sequence. (b) Change in the sorted entities of a row with useful information. (c) Change in the sorted entities of a row without useful information.

4. 特徴選択に基づく動きの分割

本節では、ロバスト性をもった動きの分割のために、特徴選択に基づく方法を提案する。

4.1 特徴選択の概要

提案方法では、分割のために最も有用な情報を有する一つの特徴のみを選択する。この特徴選択により、雑音や外れ値の影響が軽減されると共に、分割に伴う組合せ問題も生じない。

特徴選択の有用性を、例を用いて説明する (図 1)。二つのグラフ、図 1 (b) と (c) は、実際の時系列画像から得られた直交射影行列 (図 1 (a)) の、ある二つの行の要素のソート結果を示している。ここでのソートは、一つの行の全ての要素を小さい順番に並べること

を意味している。図 1 (b) の要素は、図 1 (c) の要素より分割に有用な情報を有している。何故なら、図 1 (b) の要素は容易に二つのグループに分けられるからである。この例のように、全特徴の中の一部のみが、分割に有用な情報を有している。そのため、提案方法は、分割に有用な情報をもつ特徴に対応する、図 1 (b) のような直交射影行列の行を選択する。

4.2 判別基準を用いた特徴選択

特徴選択の問題は、どのようにして分割に最も有用な情報をもつ一つの行を選択するかである。提案方法では、判別基準 [14] を選択に用いる。式 (15) の r が与えられた下で、直交射影行列 $\boldsymbol{X}$ を計算する。そして、$\boldsymbol{X}$ の各行 $\boldsymbol{x}_k$ $(k = 1, \ldots, P)$ の要素をソートする。次式の判別基準により、行 $\boldsymbol{x}_k$ の要素を二つに分割する。

$$\lambda = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_W^2} \tag{18}$$

$$\sigma_B^2 = N^1 N^2 \left(\bar{\varepsilon_1} - \bar{\varepsilon_2}\right)^2 \tag{19}$$

$$\sigma_W^2 = N^1 \sigma_1^2 + N^2 \sigma_2^2 \tag{20}$$

ここで、$\bar{\varepsilon_1}$, $\bar{\varepsilon_2}$, σ_1^2, σ_2^2, N^1, N^2 は各グループの要素の平均、分散、要素数であり、σ_B^2 と σ_W^2 は二つのグループ間およびグループ内の分散である。

λ を最大化するグループ分けを見い出すため、行 $\boldsymbol{x}_k = \{x_{k1}, x_{k2}, \ldots, x_{kP}\}$ に対して、各要素 x_{kl} $(l = 1, \ldots, P)$ をしきい値として用いる。例えば、図 2 に示す一つの行の要素を、横軸の 50 にある線で二つのグループに分けたとする。この場合、左側のグループ内の分散が大きくなるため σ_W^2 も大きくなり、判別基準は大きな値とならない。一方、横軸の 23 にある線で二つのグループに分けたとすると、この場合の判別基準は 50 にある線を用いた場合に比べ大きくなる。何故なら、グループ間の分散が大きくなると共に、グループ内の分散が小さくなるためである。この例にあるように、要素に対する判別分析により、自動的に二つのグループ間の適切な境界を見い出せる。よって、境界を見い出すためのしきい値をあらかじめ設定する必要はない。

λ_k を、k 番目の行の最大の判別基準とする。図 2 の行では、23 の線に対応する判別基準となる。分割に最も有用な情報をもつ特徴は、次式で選択される。

$$k_{select} = \arg\max_k \lambda_k \tag{21}$$

特徴選択の後に、k_{select} 番目の行に対する判別分析の結果から、一つのグループを抽出できる (図 3 の左と真中の図)。次に、残った特徴に対応する要素を元の直交射影行列から取り出し、新しい行列を作る (図 3 の右の図)。そして、他のグループを取り出すために、その行列の各行に対して判別基準を計算する 。この処理を、選択された特徴に対する判別基準が前もって与えられたしきい値 $\lambda_{threshold}$ より小さくなるまで、再帰的に繰り返す。

$$\lambda_{k_{select}} < \lambda_{threshold} \tag{22}$$

上式は、分割に有用な情報が直交射影行列に含まれていないことを意味している。

式 (16) の直交射影行列の計算には、式 (15) のパラメータ r が必要である。この r が、直交射影行列のランクを規定する。計測行列のランクが特異値より決定できる場合には、r はその値とする。しかし、実データを用いた場合、特異値に基づくランクの設定は困難である。本論文では、直交射影行列のランクを設定する方法を実験的に検討した。その結果は 5.1 で述べる。

4.3 提案方法の特徴

提案方法の特徴を以下にまとめる。

(i) ロバスト性を有する: 特徴選択によって有用な情報を持たないデータが除去される。

(ii) 分割に伴う組合せ問題が生じない: 一つの行には

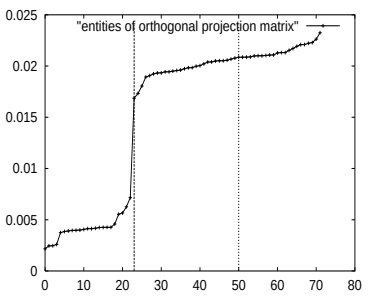


図 2 判別基準の計算の例.
Fig. 2 An example of calculation of discriminant criterion.

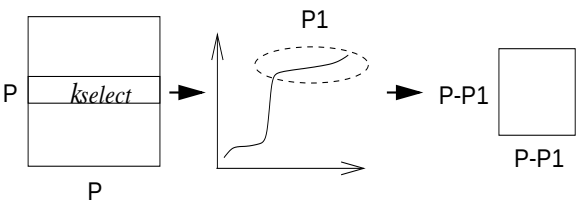


図 3 分割のための再帰的処理.
Fig. 3 Recursive procedure for segmentation.

P 個以下の組合せしかないので、判別基準の枚挙的な計算によってグループを抽出できる。
(iii) 簡潔な数値計算: 特異値分解および判別基準の計算よりアルゴリズムは構成される。
(iv) 物体数をあらかじめ設定する必要はない: グループは再帰的処理によって逐次抽出される。

5. 実験結果

オフラインおよびオンライン実験の結果を示す。オフライン実験の目的は、提案方法の分割動作の確認と直交射影行列のランクの設定について検討することである。オンライン実験では、実シーンにおけるロバスト性と計算量について検討する。すべての実験において、式 (22) のしきい値は 5.0 とした。画像からの特徴点抽出には、Chabat らの角検出器 [15] を用いた。

5.1 オフライン実験

車の時系列画像 (図 4) では、10 フレームを用いた。カメラが車を追うように動いていたため、背景は静止していない。

まず、この画像を例に、直交射影行列のランクの設定について検討する。この画像から得られた計測行列の特異値を図 5(a) に示す。理想的にはランクに等しい数だけの特異値が非零の値をとる。よって、数値計算的にも、もしある数以降の特異値が非常に小さな値をとれば、それよりランクを設定できる。しかし、実際には特異値はそのようにならず、それらからのランクの設定は困難と言えよう (図 5(a))。よって、いくつかのランクに対し処理を行い、何らかの基準で一つの分割結果を選択することを考えた。そして、その基準を分割の観点から設定した。具体的には、まず 4.2 で説明した再帰的処理をある範囲の r に対して適用する。そして、各処理結果に対し、抽出された g 個のグループに対応する $\lambda_{k_{select}}$ の和 $\lambda(r)$ を求める。

$$\lambda(r) = \sum_{i=1}^{g} \lambda_{k_{select}}(i, r) \tag{23}$$

この値が最大となるランクでの分割結果を採用した。つまり、選択された特徴に対する要素が最大の分離度をもつランクでの分割結果を採用した。

次に、ランクをどの程度の範囲で変化させるかについて述べる。雑音が加わっている実データの場合には、厳密には全ての特徴点の運動は異なるため、「各特徴点が独立に動いている」という解釈が正しい。これは、計測行列のランクが理想状態よりも高くなり、多くの場合フルランクになる (図 5(a))、ということに対応する。このことから、直交射影行列のランクを高くしていくと「各特徴点が独立に動いている」という解釈に近づき、フルランクでは直交射影行列は各軸への独立な射影を表す単位行列になる。この状況を防ぐため、フルランクの値に比べ小さな値の範囲で直交射影行列のランクを変化させた。2.2 の (ii) より、このランクを変化させる範囲は物体数に対する制約を意味する。しかし、物体数をあらかじめ 1 つに絞って設定する必要はなく、あくまで範囲として与えておけばよい。

実験結果を示す。この実験では [3:9] の範囲でランクを変化させた (フルランクはフレーム数の 2 倍の 20)。式 (23) の値の変化から、ランクが 5 の場合の分割結果を採用した (図 5(b))。その結果、車と背景に対応する二つのグループが抽出された (図 6 (a), (b))。それ以外の部分は誤対応によって生じた不均一な動きをもつ特徴点に対応している (図 6 (c))。このように、提案方法は主要な動きを分割すると共に、分割に有用な情報を持たない外れ値を除去していることがわかる。

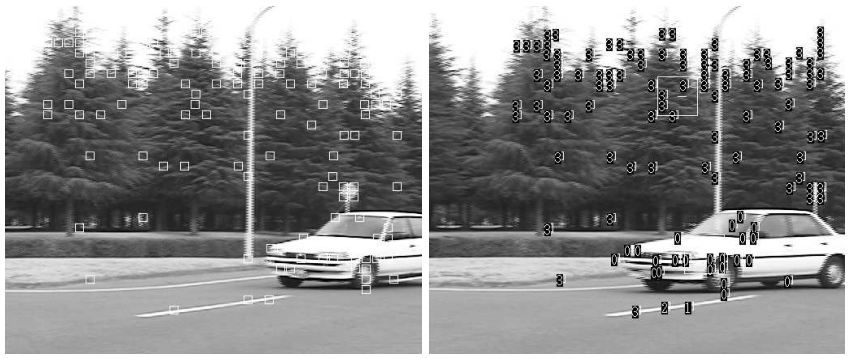
5.2 オンライン実験

Pentium II 450 MHz および Pentium III 500 MHz をもつ 2 台のパーソナルコンピュータ (以下、PC1 および PC2) による並列処理を用いた (図 7)。特徴点の追跡は PC1 で行い、マッチングには、正規化相関値を計算するハードウェアをもった画像ボード (日立 IP5010) を使用した。動きの分割は PC2 で 30 フレーム毎に行った。分割に用いる計測行列を PC1 より PC2 に送り、計算終了後、分割結果を PC1 に戻した。その結果に従い、各特徴点にグループ番号を割り当てた。二つの PC 間の通信には、PVM ライブラリ [16] を使用した。この並列処理によって、追跡を中断することなく、動きの分割を行うことができた。

直交射影行列のランクは [3:12] で変化させた。図 8 および図 9 に結果を示す。これらの図の中の大きな正方形は、一つのグループと見做され、かつ、30 フレームの間に 10 ピクセル以上の動きをもつ特徴点の重心位置を示している。

人の時系列画像では (図 8)、背景の白い壁等で多くの誤対応が生じているにもかかわらず、頭の動きが 800 フレーム以上に渡って分割、かつ、追跡された (図 8(a)-(f))。

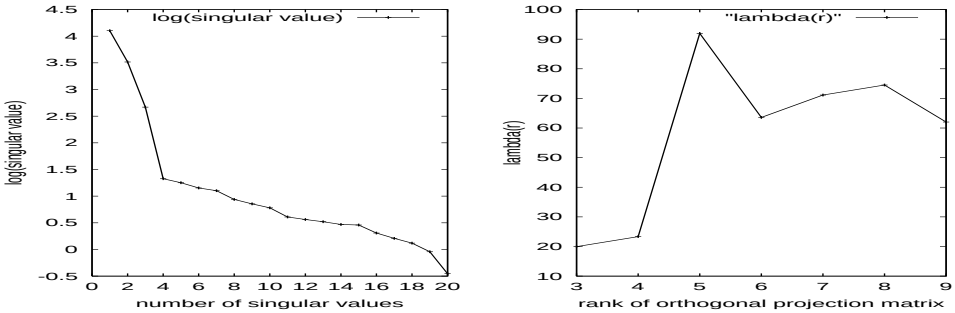
2 冊の本の時系列画像では (図 9)、2 冊の本の動きが分離 (図 9(a)-(c)) および統合 (図 9(d)-(f)) されているにもかかわらず、動きが分割された。この結果は、



(a) (b)

図 4 車の時系列画像. (a) フレーム 1. (b) フレーム 10.

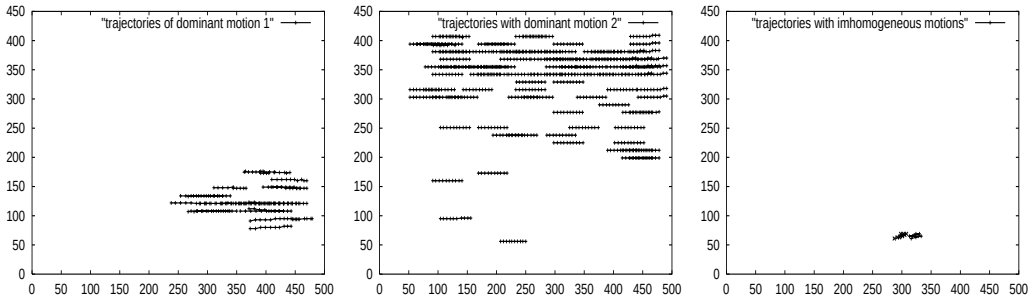
Fig. 4 Car image sequence. (a) Frame 1. (b) Frame 10. The small rectangles show the extracted feature points.



(a) (b)

図 5 車の時系列画像に対する, (a) 特異値の変化, (b) 式 (23) の値の変化.

Fig. 5 (a) Changes of singular values, and (b) values of Eq.(23), for car image sequence.



(a) (b) (c)

図 6 車の時系列画像の分割結果. (a),(b) 主要な動きの特徴点の軌跡. (c) 外れ値と見做された特徴点の軌跡.

Fig. 6 Segmentation result for a car image sequence. (a),(b) Trajectories of feature points for groups with dominant motions. (c) Trajectories of feature points regarded as outliers.

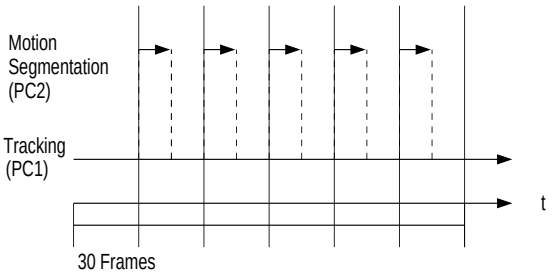


図 7　オンライン処理のタイムチャート．横軸は時間を表す．PC1 は追跡処理のみを行い、30 フレーム分のデータが得られるとそれを PC2 に送る．PC2 は送られてきたデータを用い、動きの分割処理を行い、処理が終了次第結果を PC1 に送り返す．これを繰り返し、追跡と分割が並行して続けられる．

Fig. 7　Time chart of on-line processing. Abscissa represents time. Tracking is done by PC1 and feature correspondences of 30 frames are sent to PC2. Motion segmentation is done by PC2 using feature correspondences obtained from PC1 and the result of segmentation is returned to PC1. Tracking and segmentation are continued in parallel by repeating above processes.

提案方法では物体数をあらかじめ設定する必要のないことを示している。このシーンでも、誤対応や背景と動いている領域の重なりによる外れ値が数多く含まれているが、2300 フレーム以上に渡って主要な動きが分割、かつ、追跡された。

動きの分割の計算時間および特徴点の追跡のフレームレートは、約 100 個の特徴点に対し、300[ms] および 10[frame/s] 程度であった。これらの結果より、動きの分割の計算量が、通常の PC でオンライン処理可能な程度になっていると言える。

6. ま と め

形状空間の直交射影行列に基づく動きの分割方法を提案した。提案方法は、判別基準に基づく特徴選択によるロバスト性と計算の容易さを有している。オフラインおよびオンライン実験により、実シーンでの有効性を確認した。

提案方法では、手動で与えられたいくつかの直交射影行列のランクに対して処理を行う必要があるが、自動的に一つのランクに絞ることができれば、より高速な処理が実現できる可能性がある。この点が今後の課題の一つである。

謝辞　本研究の機会を与えて下さいました産業技術総合研究所、大津展之博士に感謝致します。

文　献

[1] E. Nishimura, G. Xu and S. Tsuji: “Motion segmentation and correspondence using epipolar constraint,” Proc. ACCV, pp.199-204, 1993

[2] P. H. S. Torr: “Geometric motion segmentation and model selection,” Phil. Trans. R. Soc. Lond. A, Vol.356, pp.1321-1340, 1998

[3] D. W. Murray and B. F. Buxton: “Scene segmentation from visual motion using global optimization,” IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., Vol.9, No.2, pp.220-228, 1987

[4] J. Konrad and E. Dubois: “Bayesian estimation of motion vector fields,” IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., Vol.14, No.9, pp.910-927, 1992

[5] Y. Weiss and E. H. Adelson: “A unified mixture framework for motion segmentation: Incorporating spatial coherence and estimating the number of models,” Proc. CVPR, pp.321-326, 1996

[6] M. Shizawa: “Transparent 3D motions and structures from point correspondences in two frames: A quasi-optimal, closed-form, linear algorithm and degeneracy analysis,” Proc. First Asian Conf. on Comp. Vis., pp.329-334, 1993

[7] J. P. Costeira and T. Kanade: “A multi-body factorization method for independently moving objects,” Internat. J. Comp. Vis., 29, 3, pp.159-179, 1998

[8] C. W. Gear: “Multibody grouping from motion images,” Internat. J. Comp. Vis., 29, 2, pp.133-150, 1998

[9] T. Kanade and D. D. Morris: “Factorization methods for structure from motion,” Phil. Trans. R. Soc. Lond. A, 356, pp.1153-1173, 1998

[10] 市村直幸、富田文明:“形状行列からの特徴選択に基づく動きの分割,” 信学論 D-II, Vol.J81-D-II, No.12, pp.2757-2766, 1998

[11] N. Ichimura:“Motion segmentation based on factorization method and discriminant criterion,” Proc. 7th Int. Conf. on Comp. Vis., Vol.I, pp.600-605, 1999

[12] N. Ichimura:“A robust and efficient motion segmentation based on orthogonal projection matrix of shape space,” Proc. Int. Conf. on Comp. Vis. and Pat. Recog., Vol.2, pp.446-452, 2000

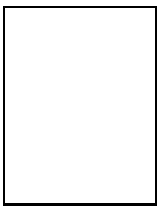
[13] 金谷健一: “因子分解を用いない因子分解法: 複数物体分離,” 信学技報, PRMU98-117, 1998

[14] N. Otsu: “A threshold selection method from gray-level histograms,” IEEE Trans. Sys., Man, and Cybern., Vol.SMC-9, No.1, pp.62-66, 1979

[15] F. Chabat, G.Z. Yang and D.M. Hansell:“A corner orientation detector,” Im. and Vis. Comp., 17, pp.761-769, 1999

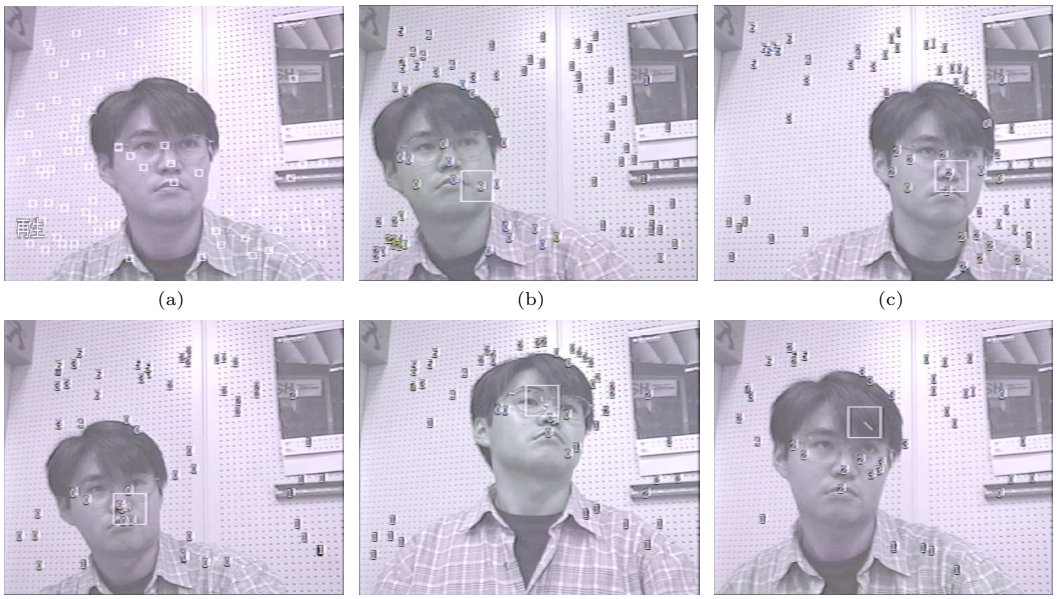
[16] http://www.epm.ornl.gov/pvm/pvm_home.html

（平成 12 年 9 月 19 日受付，12 月 25 日再受付）



市村　直幸　（正員）

平 1 電通大・電気通信・通信卒．平 6 同大大学院電気通信学研究科博士後期課程単位取得退学．同年電子技術総合研究所入所．現在産業技術総合研究所主任研究員．コンピュータビジョン，時系列解析，情報圧縮等の研究に従事．工博．情報処理学会，計測自動制御学会，IEEE 各会員．

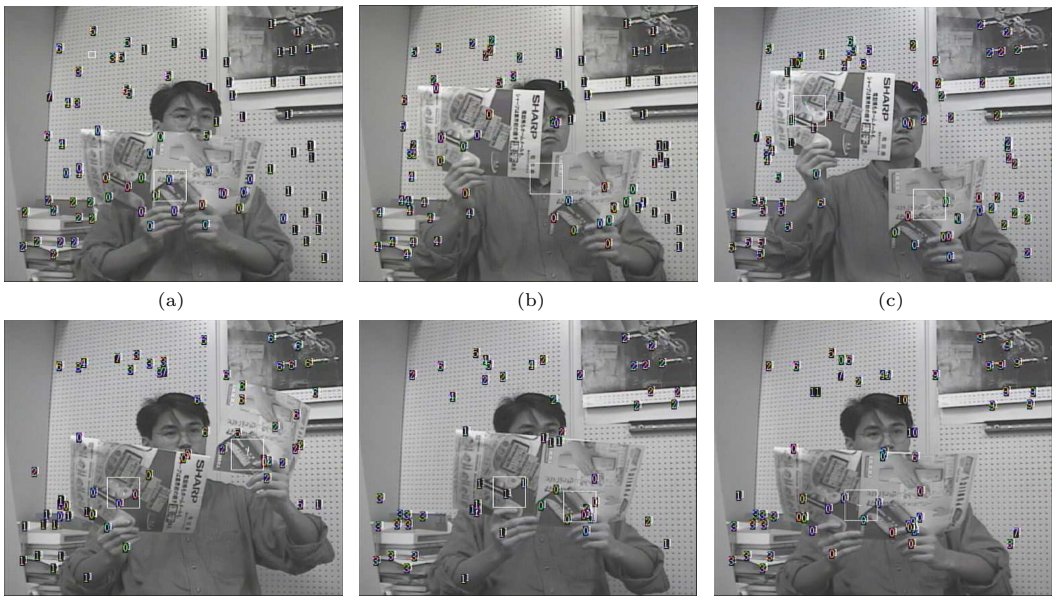


(a) (b) (c)

(d) (e) (f)

図 8 人の動きのオンライン処理結果. (a)0 秒. (b)5 秒. (c)14 秒. (d)18 秒. (e)23 秒. (f)27 秒.

Fig. 8 Segmentation result for on-line image sequence of human head. (a) 0 sec. (b) 5 sec. (c) 14 sec. (d) 18 sec. (e) 23 sec. (f) 27 sec. The rectangle shows the position of the center of gravity of feature points regarded as a group with motion larger than 10 pixels.



(a) (b) (c)

(d) (e) (f)

図 9 2 冊の本の動きのオンライン処理結果. (a)9 秒. (b)27 秒. (c)28 秒. (d)41 秒. (e)75 秒. (f)77 秒.

Fig. 9 Segmentation result for on-line image sequence of two books. (a) 9 sec. (b) 27 sec. (c) 28 sec. (d) 41 sec. (e) 75 sec. (f) 77 sec. Two books were separated ((a)-(c)) and combined ((d)-(f)).