動画像特徴量のフィルタリング

— 時系列画像から得られる特徴点位置系列のフィルタリングの一検討 —

九工大　生駒 哲一
電総研　市村 直幸

1　はじめに

時系列画像を用いた運動解析，動きからの形状復元，複数運動の分割等の処理は，物体上の特徴の異なる時刻の画像間での対応を基に行われる．そのため，物体の特徴の抽出およびその追跡 (以降，本文ではこれを特徴追跡と呼ぶ) は，時系列画像処理の基本となる重要な処理である．

特徴追跡の一つの方法として，相関に基づくブロックマッチング法 [9] がある．この方法は処理手順が単純で，ハードウェアでの実装も行いやすいため，広く用いられている．しかし，抽出された特徴が追跡に不適当な性質を持つ場合があったり，フレーム間で照明条件が変化する等に起因して，誤対応が生じる．この誤対応を避けることは，実シーンを対象とした場合，極めて困難である．そのため，特徴追跡の結果得られる特徴点の位置の系列は，常にこのような誤りを含んでおり，滑らかであるとは限らない．また，画像の離散表現に起因する特徴点位置の量子化誤差も生じる．

誤対応や量子化誤差の影響を軽減する一方法として，特徴点の位置の系列に対する時系列フィルタリングがある．本論文では，特徴点系列へのカルマンフィルタの適用の基礎的な考察を行う．まず，カルマンフィルタを用いて特徴点位置系列をろ波 · 平滑化し，滑らかな特徴点の運動軌跡を得ることを試みる．さらに，得られた運動軌跡を用いた時系列画像の処理の一例として，複数運動の分割に関して考察を行う．

2　問題設定

移動物体を含む時系列画像に対し，まず特徴点を抽出し，その運動軌跡を得る．この原系列に対し，時系列モデルのフィルタリング手法を適用して滑らかな運動軌跡を得る．フィルタリングによって得られた運動軌跡を用い，運動の解析等の処理の誤対応や雑音への耐性を向上させ，精度向上を図ることが目的である．またフィルタリングと時系列画像解析を融合し，全体の処理をオンライン化することも目的とする．

本論文では，運動軌跡の有効利用の一例として，一定時間蓄積した軌跡を用いた複数運動の分割を行う．複数運動を単一運動に分割すると，個々の移動物体の運動解析が行える，各物体のカメラとの相対運動を表現するエピポーラ拘束を求められる，などの利点がある．

3　特徴追跡およびフィルタリングのアルゴリズム

3.1　特徴点の抽出と追跡

相関に基づく特徴追跡の概要を図 3.1に示す．まず，画像上でコーナー等の物体の特徴点を抽出する．そして特徴点の周囲の画素を含むブロックを構成し，その中の画素値をテンプレートとして記憶する (図 3.1(a) の四角形)．次のフレーム上で，前フレームでの特徴点の位置の近傍内 (図 3.1(b) の点線の四角形) でテンプレートマッチングによる探索を行い，特徴点を追跡する．

マッチングの評価には種々の関数が用いられるが，ここではテンプレートと現在のフレームの画

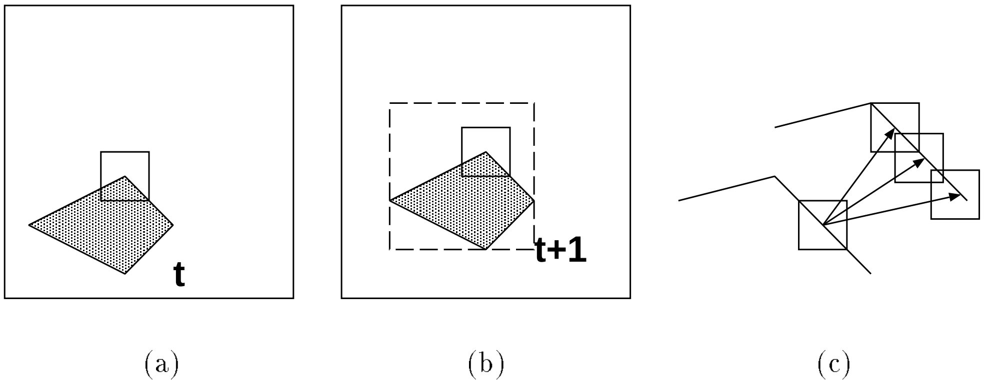


図 1: Tracking feature point based on correlation. (a),(b) Block matching for tracking. (c) Aperture problem in tracking.

素値の正規化相関値 r を用いる．

$$r = \sqrt{\frac{N\sum_{x=1}^{p}\sum_{y=1}^{q} f(x,y)\,g(x,y) - S_f S_g}{\left[N\sum_{x=1}^{p}\sum_{y=1}^{q} f(x,y)^2 - S_f^2\right]\left[N\sum_{x=1}^{p}\sum_{y=1}^{q} g(x,y)^2 - S_g^2\right]}} \tag{1}$$

$$S_f = \sum_{x=1}^{p}\sum_{y=1}^{q} f(x,y) \tag{2}$$

$$S_g = \sum_{x=1}^{p}\sum_{y=1}^{q} g(x,y) \tag{3}$$

ここで，$f(x,y)$ と $g(x,y)$ はテンプレートおよび現在のフレームでのブロック内の座標 (x,y) での画素値，N はテンプレート内の画素数，p と q はテンプレートのサイズを表す．正規化相関値 r は $[0,1]$ の値をとり，テンプレートと探索位置の画素値が完全に一致した場合に 1 となる．

上記の方法で追跡を行う際，フレーム間で輝度の変化が大きい場合や，似通った輝度を持つ領域が近傍に複数存在する場合等に，誤対応が生じる．また，物体の運動によって，特徴点の見え方が変化することも，誤対応を生じさせる．これらの誤対応は，実際のシーンを取り扱う場合には，避けることは困難である．

また，特徴抽出の誤りによっても誤対応が生じる．追跡を正しく行うためには，コーナー等の特徴を抽出することが重要である．何故なら，コーナー以外を特徴点として用い近傍内で探索を行っても，対応が一意に付かないためである (図 3.1(c))．これは開口問題 (aperture problem) と呼ばれている．この問題を避けるため，種々の特徴点の抽出方法が提案されているが [12] [8] [2]，特徴抽出の誤りを避けることは困難である．よって，特徴抽出の誤りに基づく誤対応も避けることは困難となる．

上記のような原因から，完全な対応を得ることは困難であり，そのため特徴点追跡の結果得られる特徴点位置の系列は，常に滑らかになるとは限らない．さらに，画像の離散表現に起因する特徴点位置の量子化誤差も生じる．これらの誤対応や量子化誤差を含んだ特徴点位置の系列から，滑らかな特徴点の運動軌跡を得るための一方法として，時系列フィルタリングがある．本論文では，カルマンフィルタを用いた処理を取り扱い，その概要を次節で述べる．

3.2　特徴点位置系列のカルマンフィルタリング

各特徴点ごとに独立に

$$\begin{array}{rcl} \mathbf{x}_t &=& \mathbf{F}_t \mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{G}_t \mathbf{w}_t \\ \mathbf{y}_t &=& \mathbf{H}_t \mathbf{x}_t + \mathbf{e}_t \end{array} \tag{4}$$

のモデルを仮定し，カルマンフィルタを用いて運動軌跡のろ波を行う．

観測系列 $\mathbf{y}_t$ は，次のような特徴点の画像上の位置座標の観測値である．

$$\mathbf{y}_t = [x(t), y(t)]^t \tag{5}$$

観測ノイズベクトル $\mathbf{e}_t$ は

$$\mathbf{e}_t = [\varepsilon_x(t), \varepsilon_y(t)]^t \tag{6}$$

のように表され，平均ベクトル $\mathbf{0}$，分散 共分散行列 $\mathbf{R} = \mathrm{diag}\left(\sigma^2, \sigma^2\right)$ の 2 変量正規分布に従う．また $\mathbf{w}_t$ はシステムノイズベクトル

$$\mathbf{w}_t = [w_x(t), w_y(t)]^t \tag{7}$$

であり，平均ベクトル $\mathbf{0}$，分散共分散行列 $\mathbf{Q} = \mathrm{diag}\left(\tau^2, \tau^2\right)$ の 2 変量正規分布に従う．

状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ は，特徴点の真の座標に対応する．これを推定することで，滑らかな特徴点位置系列が得られる．1 階差分モデルの場合には，現時刻 t での座標のみを，2 階差分モデルの場合には，現時刻 t および 1 時刻前 $t-1$ の座標を，それぞれ以下のように持つ．

$$\begin{array}{rcll} \mathbf{x}_t &=& [x_s(t), y_s(t)]^t & \text{1 階差分モデルの場合}(k=1) \\ \mathbf{x}_t &=& [x_s(t), y_s(t), x_s(t-1), y_s(t-1)]^t & \text{2 階差分モデルの場合}(k=2) \end{array} \tag{8}$$

状態遷移行列 $\mathbf{F}$，システムノイズ行列 $\mathbf{G}$，および観測行列 $\mathbf{H}$ には，1 階差分モデルの場合には (2×2) の単位行列を用いる．2 階差分モデルの場合には，それぞれ以下のものを用いる．

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \qquad \mathbf{G} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \qquad \mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{9}$$

このような線形ガウスモデルに対しては，状態の最小分散推定は，観測が与えられた下での状態の条件付き確率となることが知られている [10]．また，ガウス分布の再生性により，条件付き確率はガウス分布となる．よってフィルタリングの問題は，観測が与えられた下での状態の条件付き確率の平均ベクトル $\mathbf{x}$ と分散共分散行列 $\mathbf{V}$ とを求めることとなる．現時点 t までの観測が与えられた下での現時刻 t の推定を，「ろ波」といい，現時点 t までの観測が与えられた下での次の時刻 $t+1$ の推定を「1 期先予測」という．

これら平均ベクトルと分散共分散行列を効率良く求める方法として，カルマンフィルタがある．カルマンフィルタでは，ろ波の分布と 1 期先予測の分布とを交互に求めながら，時刻 t をすすめてゆく．それぞれの分布の，時刻 t における平均ベクトルおよび分散共分散行列を，

$$\begin{array}{lll} \text{ろ波} & \mathbf{x}_{t|t} & \mathbf{V}_{t|t} \\ \text{予測} & \mathbf{x}_{t|t-1} & \mathbf{V}_{t|t-1} \end{array} \tag{10}$$

のように表すものとする．

カルマンフィルタのアルゴリズムは以下のようである．まず始めに，時刻 $t = 1$ における 1 期先予測分布として，初期分布を仮定する．初期分布は平均ベクトル $\mathbf{x}_0$，分散共分散行列 $\mathbf{V}_0$ のガウス分布である．

ろ波は次式を用いて行う．

$$\mathbf{k}_t = \mathbf{V}_{t|t-1}\ \mathbf{H}^t \left[\ \mathbf{H}\ \mathbf{V}_{t|t-1}\ \mathbf{H}^t + \mathbf{R}\ \right]^{-1} \tag{11}$$

$$\mathbf{x}_{t|t} = \mathbf{x}_{t|t-1} + \mathbf{k}_t \left[\ \mathbf{y}_t - \mathbf{H}\ \mathbf{x}_{t|t-1}\ \right] \tag{12}$$

$$\mathbf{V}_{t|t} = [\ \mathbf{I} - \mathbf{k}_t\ \mathbf{H}\ ]\ \mathbf{v}_{t|t-1} \tag{13}$$

また，1 期先予測は，次式を用いて行う．

$$\mathbf{x}_{t+1|t} = \mathbf{F}\ \mathbf{x}_{t|t} \tag{14}$$

$$\mathbf{V}_{t+1|t} = \mathbf{F}\ \mathbf{V}_{t|t}\ \mathbf{F}^t + \mathbf{G}\ \mathbf{Q}\ \mathbf{G}^t \tag{15}$$

以上で示したカルマンフィルタのアルゴリズムにより，現時刻 t までのデータが与えられたときの状態の推定が得られる．推定する時刻を過去に遡る場合には，その推定を「平滑化」という．平滑化の一つの方法として，全データをつかった固定区間平滑化がある．固定区間平滑化は，

$$\mathbf{A}_t = \mathbf{V}_{t|t}\,\mathbf{F}^t\,\mathbf{V}_{t+1|t}^{-1} \tag{16}$$

$$\mathbf{x}_{t|N} = \mathbf{x}_{t|t} + \mathbf{A}_t \left[\mathbf{x}_{t+1|N} - \mathbf{x}_{t+1|t}\right] \tag{17}$$

$$\mathbf{V}_{t|N} = \mathbf{V}_{t|t} + \mathbf{A}_t \left[\mathbf{V}_{t+1|N} - \mathbf{V}_{t+1|t}\right] \mathbf{A}_t^t \tag{18}$$

のような手続きで，現時刻 N から過去に遡りながら推定を行う．なお，全データを使った平滑化は，本研究で対象としているようなオンライン処理には不向きである．オンライン処理に向く方法としては，固定ラグ平滑化がある．

上記のフィルタリングの結果の平均ベクトルから，ろ波および平滑化された特徴点の運動軌跡が得られる．ここではオンライン処理のため，ろ波の結果のみを用いる．その運動軌跡を用いた処理の一例として，次節で述べる複数運動の分割を行う．

4　運動分割のアルゴリズム

シーン内に複数の運動が存在する場合，それらを検出し個々の運動に分割する処理は，運動の解析や動きからの形状復元で必要とされる．本節では，形状空間に基づく複数運動の分割方法 [13] [5] の概要を述べる．

4.1　計測行列の構成と運動分割

シーン内にある物体数を N，各物体に属する特徴点の数を P^i，全特徴点数を $P = \sum_{i=1}^{N} P^i$，フレーム数を F とする．i 番目の物体上の特徴点の 3 次元座標を行列 $\boldsymbol{D_s}^i\ (i = 1, \ldots, N)$ で表す．

$$\underset{4\times P^i}{\boldsymbol{D_s}^i} = \begin{pmatrix} x_1^i & x_2^i & \ldots & x_{P^i}^i \\ y_1^i & y_2^i & \ldots & y_{P^i}^i \\ z_1^i & z_2^i & \ldots & z_{P^i}^i \\ 1 & 1 & \ldots & 1 \end{pmatrix} \tag{19}$$

i 番目の物体の j 番目 $(j = 1, \ldots, F)$ のフレームにおける世界座標系での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．

$$\underset{4\times 4}{\boldsymbol{M}_j^i} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{R}_j^i & \boldsymbol{t}_j^i \\ \mathbf{o}^t & 1 \end{pmatrix} \tag{20}$$

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，次の行列 M^i で表す．

$$\underset{4F\times 4}{\boldsymbol{M}^i} = \left(\boldsymbol{M}_1^{i\,t}, \boldsymbol{M}_2^{i\,t}, \ldots, \boldsymbol{M}_F^{i\,t}\right)^t \tag{21}$$

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

$$\underset{4N\times P}{\boldsymbol{D}_s} = \mathrm{diag}\left(\boldsymbol{D}_s^1, \boldsymbol{D}_s^2, \ldots, \boldsymbol{D}_s^N\right) \tag{22}$$

$$\underset{4F\times 4N}{\boldsymbol{M}_w} = \left(\boldsymbol{M}^1, \boldsymbol{M}^2, \ldots, \boldsymbol{M}^N\right) \tag{23}$$

とすると，世界座標系での各特徴点の各フレームにおける 3 次元位置は，次の行列 $\boldsymbol{W}_w$ によって表現される．

$$\underset{4F\times P}{\boldsymbol{W}_w} = \underset{4F\times 4N}{\boldsymbol{M}_w}\ \underset{4N\times P}{\boldsymbol{D}_s} \tag{24}$$

画像上での特徴点は，この行列の要素を投影した結果得られる．この投影結果が，画像上で抽出および追跡され，フィルタリングの対象となる．

投影モデルとして，次式のアフィンカメラモデル [12] を用いる．

$$\lambda\tilde{\boldsymbol{m}} = \boldsymbol{P}_a'\tilde{\boldsymbol{X}} \tag{25}$$

$$\boldsymbol{P}_a' = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ 0 & 0 & 0 & p_{34} \end{pmatrix} \tag{26}$$

ここで，$\tilde{\boldsymbol{m}}$ と $\tilde{\boldsymbol{X}}$ は同次座標で表した特徴点の画像上および 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 (25) は，次式で表現できる．

$$\boldsymbol{m} = \boldsymbol{P}_a\left(\boldsymbol{X}^t, 1\right)^t \tag{27}$$

$$\boldsymbol{P}_a = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \end{pmatrix} \tag{28}$$

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 (24) の行列の各 3 次元座標に対し，各フレーム毎の投影行列 $\boldsymbol{P}_a^i\ (i = 1, \ldots, F)$ を用いて投影を行なうと，次式を得る．

$$\begin{aligned} \underset{2F\times P}{\boldsymbol{W}_s} &= \underset{2F\times 4F}{\boldsymbol{A}_p}\ \underset{4F\times 4N}{\boldsymbol{M}_w}\ \underset{4N\times P}{\boldsymbol{D}_s} \\ &= \underset{2F\times 4N}{\boldsymbol{M}}\ \underset{4N\times P}{\boldsymbol{D}_s} \end{aligned} \tag{29}$$

$$\boldsymbol{M} = \boldsymbol{A}_p\boldsymbol{M}_w \tag{30}$$

$$\boldsymbol{A}_p = \mathrm{diag}\left(\boldsymbol{P}_a^1, \boldsymbol{P}_a^2, \ldots, \boldsymbol{P}_a^F\right) \tag{31}$$

$$2F, P \geq 4N \tag{32}$$

$\boldsymbol{W}_s$ は，運動情報をもつ行列 M と形状情報をもつ行列 D_s の積に分割される．

行列 $\boldsymbol{W}_s$ では，最初から P^1 個の列は物体 1 の特徴，次の P^2 個の列は物体 2 の特徴というように，個々の物体の分割情報が入っている．しかし，通常，この分割情報は得られない．つまり，特徴点の画像上での走査順番などの計測の状況に依存して，$\boldsymbol{W}_s$ の列の入れ替えが生じる．その影響を入れ替え行列 $\boldsymbol{P}_{col}$ で表す．入れ替えを行った行列を W で表す．

$$\boldsymbol{W} = \boldsymbol{W}_s\boldsymbol{P}_{col} \tag{33}$$

この行列 $\boldsymbol{W}$ を，計測行列と呼ぶ．式 (33) から，目的とする複数運動の分割は，入れ替え行列 $\boldsymbol{P}_{col}$ を推定することと言える．

4.2　形状空間への直交射影行列

式 (29) より，計測行列 W のランクは物体数が N の場合 $4N$ となる．このことは，一つ一つの物体に対し 4 次元の線形空間が対応し，計測行列の行空間を構成した場合，その次元が $4N$ となることを示す．この事実から，$4N$ 次元の行空間を 4 次元の部分空間へ分解すると，個々の物体の運動に対応する特徴点群を取り出すことができる．すなわち，複数運動の分割が行える．

計測行列の行空間の基底は，計測行列の特異値分解により得られる．

$$\underset{2F\times P}{\boldsymbol{W}} = \underset{2F\times r}{\boldsymbol{U}}\,\underset{r\times r}{\boldsymbol{\Sigma}}\,\underset{r\times P}{\boldsymbol{V}^t} \tag{34}$$

ここで，$r = 1,\ldots,P$ であり，非零の特異値の数に一致する場合には計測行列のランクを表す．上式の行列 $\boldsymbol{V}$ の各列が，行空間の基底をもつ．式 (34) と式 (29) より，行列 $\boldsymbol{V}$ は物体の 3 次元形状をもつ行列 $\boldsymbol{D}_s$ に対応する．つまり，行空間は物体の形状を表現している．このことから，行列 $\boldsymbol{V}$ の張る空間を形状空間と呼ぶ．この形状空間の分割により，複数運動の分割が行える．

形状空間の分割は，それへの直交射影行列を用いて行う．

$$\underset{P\times P}{\boldsymbol{X}} = \boldsymbol{V}\boldsymbol{V}^t = (\boldsymbol{x}_1,\ldots,\boldsymbol{x}_P)^t \tag{35}$$

この直交射影行列の P 個の行および列共に，画像上で抽出された P 個の特徴点と一対一に対応し，データが雑音を含まない場合には，その要素 x_{ij} は次の性質を持つ [3] [11]．

$$x_{ij}\begin{cases} \neq 0, & i\text{ 番目の行と } j \text{ 番目の列に対応する特徴が同一の物体に属する} \\ = 0, & i\text{ 番目の行と } j \text{ 番目の列に対応する特徴が同一の物体に属さない} \end{cases}$$

この性質が完全に成立すれば，与えられた特徴点を，容易に異なる運動をもつ物体に対応するグループに分けることができる．しかし，特徴点の対応が完全にとれた場合にこの性質も完全に成り立つもので，実シーンを対象とした場合，それは期待できない．従来，この性質を利用した複数運動の分割方法が提案されてきたが [3] [1] [4]，いずれも誤対応や雑音を含むデータに対する耐性が高くないことが指摘されている [6]．

4.3　判別基準を用いた複数運動の分割

上記の問題の一解決方法として，市村は判別基準を用いた方法を提案している [13] [5]．従来の方法では，式 (35) の行列の要素全てを用いた最適化により，複数運動の分割が行われていた．それに対し提案方法では，判別基準に基づいて，動きの類似度の分離度を最大にする特徴を選択して用いる．この特徴選択により，雑音や外れ値の影響を自動的に軽減できる．

まず，式 (34) の r を適当に与え，行列 $\boldsymbol{X}$ を構成する．次に，$\boldsymbol{X}$ の各行 $\boldsymbol{x}_k$ $(k = 1,\ldots,P)$ の要素をソートする．そして，その要素を次の判別基準に基づいて 2 つのグループに分割する．

$$\lambda = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_W^2} \tag{36}$$

$$\sigma_B^2 = N^1N^2\left(\bar{\varepsilon}_1 - \bar{\varepsilon}_2\right)^2 \tag{37}$$

$$\sigma_W^2 = N^1\sigma_1^2 + N^2\sigma_2^2 \tag{38}$$

ここで $\bar{\varepsilon}_1, \bar{\varepsilon}_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, N^1, N^2$ は各グループの要素の平均，分散，および，個数である．また，σ_B^2 と σ_W^2 は，グループ間分散およびグループ内分散である．行ベクトルの各要素をしきい値として用い，λ を最大にする分割を求める．

λ_k を k 番目の行ベクトルに対する判別基準の値とする．最も大きな類似度の分離度を持つ特徴を，次式より求める．

$$k_{select} = \arg\max_k \lambda_k \tag{39}$$

(a) (b) (c)

図 2: Image sequence used in the experiment. (a) first frame. (b) frame 30. (c) frame 60.

行ベクトル $\boldsymbol{x}_{k_{select}}$ の分割結果から得られる 2 つのグループのうち，より大きな平均値を持つグループを取り除く．

上記の処理を再帰的に繰り返し，他の動きに対応するグループを取り出す．選択された行ベクトルに含まれる要素の平均，または，$\lambda_{k_{select}}$ があらかじめ与えたしきい値以下になったら，処理を終了する．再帰的に処理を行うため，物体数 N を前もって与えておく必要はない．

式 (34) の r の設定について述べる．特異値分解の結果より計測行列のランクが明らかな場合にはその値にする．しかし，実データでは，特異値よりランクを推定することは困難である．本研究では，r をある範囲で変化させ，上記のアルゴリズムを適用した．抽出された g 個のグループの $\lambda_{k_{select}}$ の和

$$\lambda(r) = \sum_{i=1}^{g} \lambda_{k_{select}}(i, r) \tag{40}$$

を最大にする r を用いた際の分割を，最終的な結果としている．

5 実験結果

カルマンフィルタを用いない場合，および，用いた場合の特徴点の運動軌跡の比較をする．また，複数運動の分割結果にどのような違いが出るかを比較する．

5.1 特徴点の抽出と追跡

人間が 2 つの物体を動かしているシーンを，2 秒間撮像して得た時系列画像を用いた (図 2)．この画像に対し，Chabat らが提案したコーナー検出フィルタ [2] を適用し特徴点を得た．その特徴点を 3.1で述べた正規化相関を用いた方法で追跡をした (図 3)．物体や模様のコーナー以外の点も抽出されているが，コーナーらしさを表す値 (cornerness) のしきい値処理によってこれらの点を除去しようとすると，目的とする特徴点も失われる．また，白い壁上の格子も特徴点として抽出されているが，これらの特徴点は似通った輝度を持つ点が近傍に多数存在するため，誤対応を起こしやすい．しかし，これらの特徴点は明らかにコーナーとしての特徴を有するため除去はできない．このような特徴点を含んだ状態で追跡を行うことは，実シーンを対象とした場合，通常のことである．

(a) (b) (c)

図 3: Tracking of feature points. (a) first frame. (b) frame 30. (c) frame 60.

5.2　特徴点位置の系列のろ波

追跡の結果得られた特徴点位置の系列をカルマンフィルタによりろ波した．カルマンフィルタを適用した時系列モデルとしては，式 (4) の特徴点座標の 2 階差分が小さいという意味で滑らかさを仮定したモデルを用いた．前節の方法で特徴抽出を行った結果 (図 3) 得られた特徴点座標の系列を，図 4(a) にプロットした．図では，まず画像に含まれる計測ノイズや画素位置の量子化誤差等による座標のゆらぎが，特に書物を持つ右手上の特徴点の，比較的滑らかな運動軌跡から見てとれる．次に，右手に持っている書物表紙の直線上では，明らかにコーナーとはいえない直線上の点が特徴点として抽出されており，その結果運動方向に対して左右に乱れた軌跡が得られている．さらに右上の点の集まりでは，特徴点の座標が背景の格子点間を飛ぶように移動しており，特徴追跡の過程で行われる探索の結果，誤対応したり，また正しいものに戻ったりしているのが分かる．

式 (4) の階差 2 の時系列モデルについて，カルマンフィルタを以下の条件で適用した．観測ノイズの分散 σ^2 およびシステムノイズの分散 τ^2 はそれぞれ，$\sigma^2 = 1$ および $\tau^2 = 0.1$ とした．また初期分布 $\mathbf{x}_0$ および $\mathbf{V}_0$ としては，平均ベクトルを初期点の座標 $\mathbf{x}_0 = [\ x(1),\ y(1),\ x(1),\ y(1)\ ]^t$ とし，分散共分散行列は単位行列を用いた ($\mathbf{V}_0 = \mathbf{I}$)．

図 4(b) に，カルマンフィルタによりろ波された特徴点位置の系列を示す．図 4(a) の原系列と比べ，まず，書物を持つ右手上の特徴点の軌跡に含まれていたノイズが除去され，滑らかな運動軌跡となっていることが分かる．そして書物表紙上で乱れながら抽出されている軌跡は，原系列よりも滑らかな軌跡が得られている．また，右上の背景の格子では，誤対応に伴う特徴点の飛びが緩和されている．なお，原系列では画素位置という整数値だった系列が，ろ波の結果，小数点以下の値を持つ系列になっている点を強調しておく．

また固定区間平滑化を行った．図 4(c) には，フィルタにより平滑化された特徴点位置の系列を示す．平滑化では，ろ波よりさらに滑らかな軌跡が得られているのが判る．特に背景格子の点では，位置の飛びはほとんどなくなり，1 点に近い平均的な値が推定結果として得られている．

5.3　運動の分割結果

4で述べた方法により，得られた運動軌跡から複数運動の分割を行った．図 5および図 6は，分割の結果得られた各グループの運動軌跡を示している (含まれる特徴点の数が 5 個以下のグループは，はずれ値と見倣し表示していない)．カルマンフィルタを用いない場合 (図 5) には 6 個，カルマンフィルタを用いた場合 (図 6) には 4 個のグループに分割された．いずれ場合においても，二つの物体の運動がほぼ正しく検出されている (図 5(a),(b)，図 6(a),(b))．カルマンフィルタを用いない場合は，背景の白い壁の部分と本棚の部分が，それぞれ二つのグループに分割されている (図 5(c)-(f))．白い壁

の部分が二つに分割されたのは，似通った特徴を持つ領域が近傍にあることに起因する誤対応が原因と考えられる．また，本棚の部分は，その下部が右腕の特徴点と隣接しているため，その運動の影響を受けたためと思われる．カルマンフィルタを用いた場合には，背景部分の分割が生じていない (図 6(c),(d))．カルマンフィルタを用いたろ波の効果で，誤対応の影響が軽減されたためと考えられる．

6　まとめと今後の課題

時系列画像から得られる特徴点位置の系列のフィルタリングについて，基礎的な検討をした．特徴点座標の 2 階差分が小さいという意味で滑らかさを仮定した時系列モデルにカルマンフィルタを適用した結果，特徴点の運動軌跡を滑らかにすることができた．また，その結果得られた運動軌跡を動きの分割に用いると，不要な運動の分割を抑制できることを確認した．

今後の課題としては，まず時系列モデルの分散パラメータの決定方法を検討する必要がある．現時点では，これらのパラメータは全ての特徴点で同じ値とし，その値自体も特に根拠のあるものではない．また初期分布についても，本研究では最初の観測点を用いたが，検討の余地があると思われる．そして各特徴点を独立に扱っているが，独立でない扱いについても検討すべきである．次に，カルマンフィルタによる予測を積極的に用いて，特徴点の追跡を行う方法が考えられ，これも今後の課題である．また不連続を含む運動へ対応するために，非ガウス型モデリング [7] の導入等の検討も行う予定である．

謝辞　本研究の機会を与えて下さいました電総研知能情報部，大津展之部長に感謝致します．

参考文献

[1] T. E. Boult and L. G. Brown: “Factorization-based segmentation of motions,” Proc. IEEE Workshop on Vis. Mot., pp.179-186, 1991

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

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

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

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

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

[7] G.Kitagawa: Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space model, Journal of Computational and Graphical Statistics, 5, pp.1-25 (1996).

[8] S.M. Smith and J.M. Brady:“SUSAN – A new approach to low level image processing,” Internat. J. of Comp. Vis., Vol.23, No.1, pp.45-78, 1997

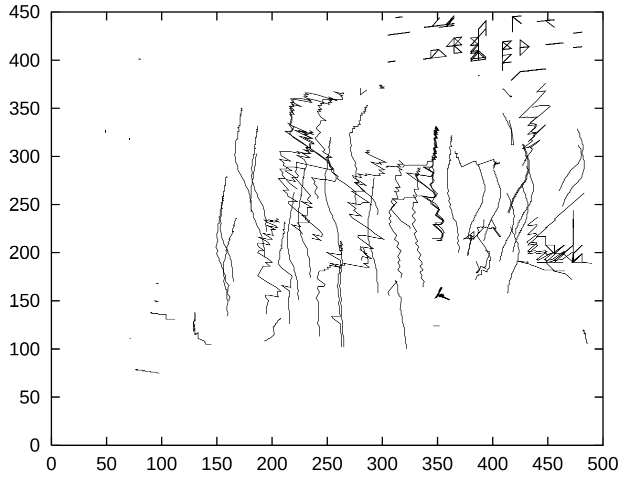
[9] 浅田 稔:“ダイナミックシーンの理解,” 電子情報通信学会編，1994

[10] 片山 徹：” 応用カルマンフィルタ”，朝倉書店，1983

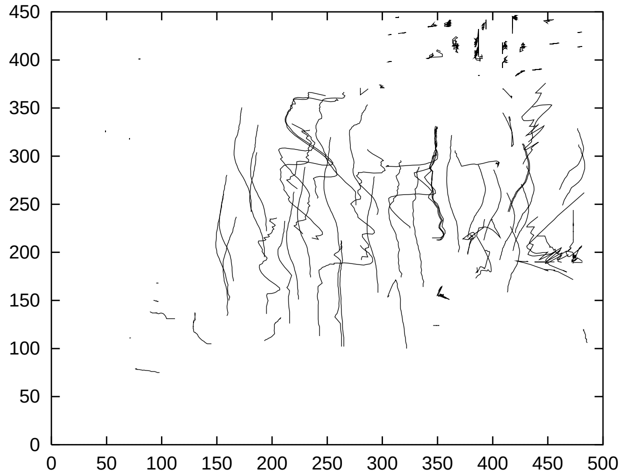
[11] 金谷 健一:“因子分解と用いない因子分解法: 複数物体分離,” 電子情報通信学会技術報告, PRMU98-117, 1998

[12] 徐 剛:“3 次元ビジョン,” 共立出版， 1998

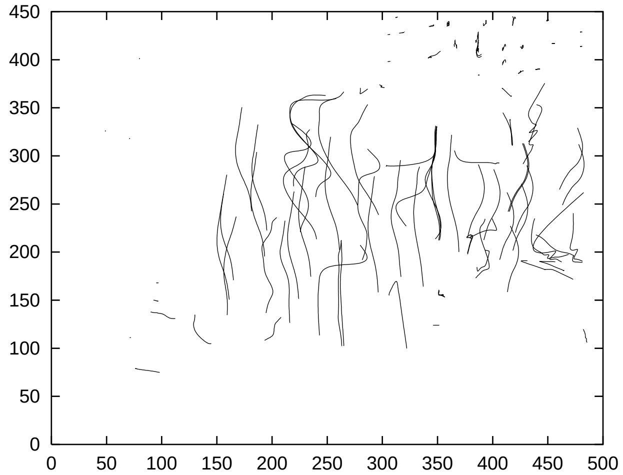
[13] 市村 直幸:“因子分解法と判別基準を用いた複数運動の分割,” 情報処理学会第 58 回全国大会講演論文集, Vol.2, pp.117-118, 1999



(a) trajectory without Kalman filter.



(b)trajectory with Kalman filter.



(c)trajectory with Smoother.

図 4: Trajectories of feature points.

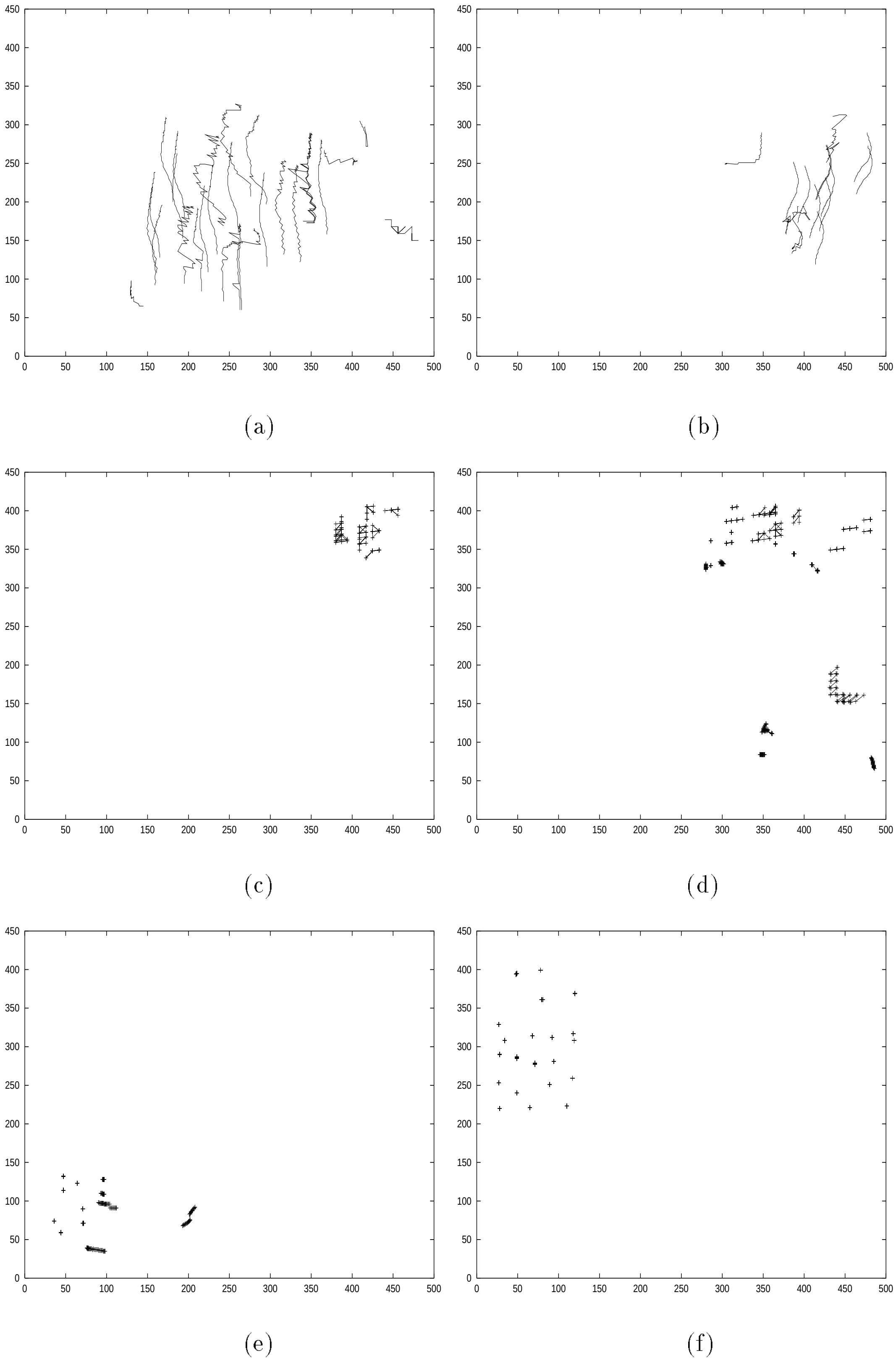


図 5: Trajectories of groups; without Kalman filter.

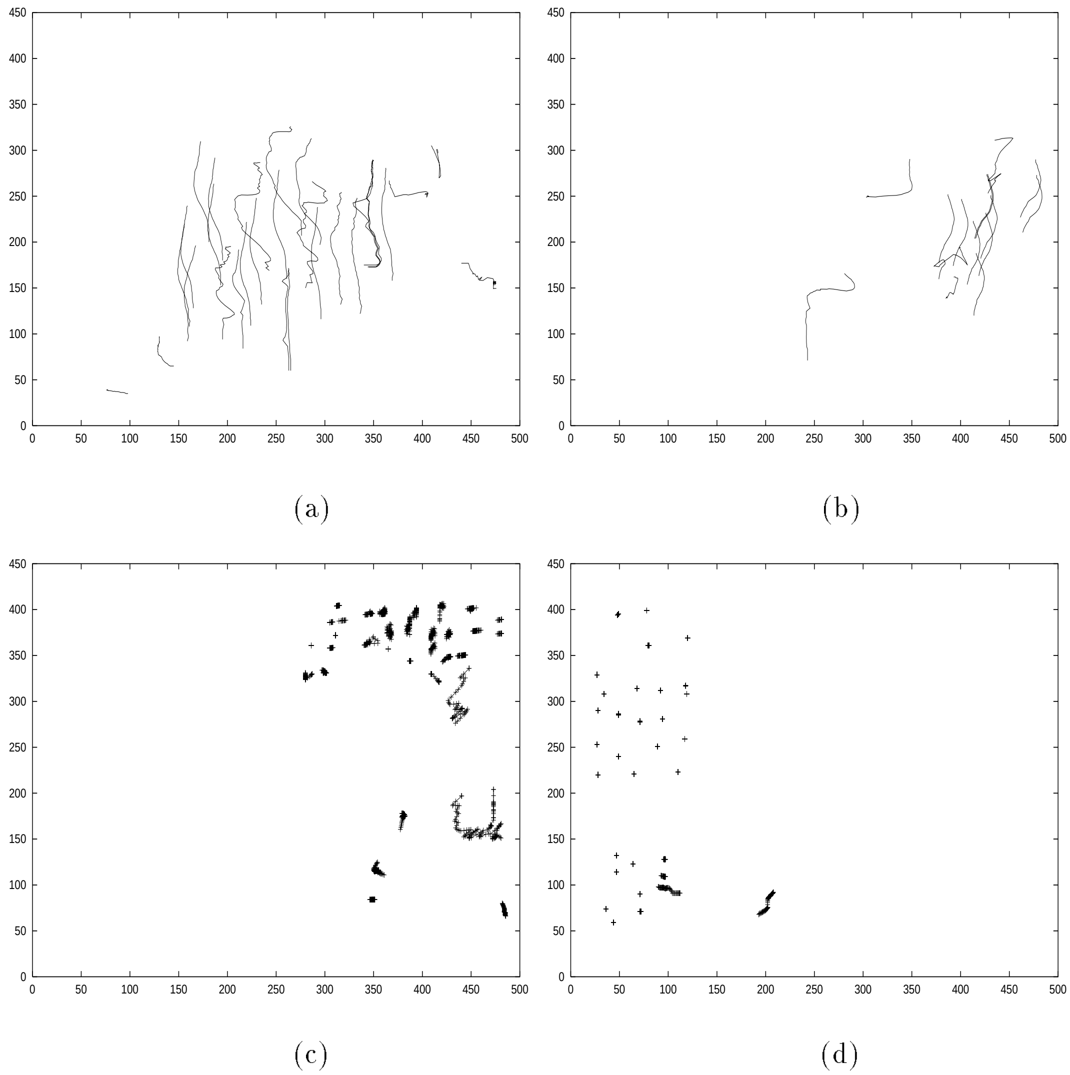


図 6: Trajectories of groups; with Kalman filter.