

# 多重性をもつ分散カルマンフィルタによる 物体の運動推定

堀内一仁, 金子俊一, 本多庸悟  
東京農工大学工学部

概要 ステレオ画像列から得られる特徴点の3次元座標データの時系列から3次元物体運動を推定するための手法を提案する。散在する特徴点を重複を許して局所的なグループにわけ、その各々によりカルマンフィルタを構成する。これを「多重分散カルマンフィルタ (MDKF)」と呼ぶ。すなわち、1個の特徴点は複数のカルマンフィルタに属しており、その複数のフィルタは互いに一部分重複しながら特徴点群全体をカバーしている。各々のカルマンフィルタは独立に運動推定を行う。このような構成によって、すべての特徴点が複数の推定値をもち、運動パラメータに関する一貫性を近傍点のデータに基づいて検定することができる。3次元物体の運動に特有の新たな特徴点の「出現」や「隠れ」などの非定常性を扱うことができる。シミュレーション実験および実画像系列を用いた実験の結果を示す。

## Object Motion Estimation based on Multiple Distributed Kalman Filters

Kazuhito HORIUCHI Shun'ichi KANEKO and Tsunenori HONDA  
Faculty of Engineering, Tokyo University of Agriculture and Technology  
2-24-16, Naka-cho, Koganei-shi, Tokyo, 184, JAPAN

ABSTRACT A method for estimating three dimensional motion of objects from three dimensional position data which are obtained from dynamic binocular stereo sequences. Local groups of feature points are defined on images with multiplicity and then Kalman filters are defined with each feature point group. We call a "multiple distributed Kalman filters (MDKF)". In the MDKF system, each feature point is included by multiple filters and a set of feature points, i.e. a temporal section of dynamic 3-D data, is covered by distributed independent filters. For each feature point, some estimations of the motion are obtained by multiple filters and a statistic hypothesis test for consistent motion can be executed over local spatial domain, not over a long time period. The MDKF system can be assumed to handle the non-stationarity, such as "emerging" or "hiding" of feature points and then to incooperate them with stational motin estimation into consistent motions of objects. The results of experiments with simulated data and real data are shown.

## 1 はじめに

本論文はステレオ画像列から得られた3次元座標の時系列データから、3次元物体の運動を推定する新しい手法に関するものである。3次元物体の運動を推定するための手法は、連続する2フレームの差分に依存する手法(Two-View Motion Analysis)と比較的長い定常時系列による手法(Long-Sequence Motion Analysis)の二つに大別できる[ZHANG92][MATTHIES89]。定常時系列データからの3次元物体の運動復元手法としては、従来、カルマンフィルタによる手法[CROWLEY88][BROIDA86]が有効とされている。そこにおいては、定期的に継続して対応付けられる特徴を用いて比較的安定な運動推定法を構成している。しかしながら、継続のときれ、新たな特徴点の出現、隠れなどの非定常性の扱いに関して困難さが指摘されてきた。また、特徴の継続性に強く依存することから、時間分解能が低く、また複数物体の分離推定などは難しい。本論文では3次元座標値の定常時系列からの運動推定手法を提案する。そこでは、ある時刻の特徴点群を重複を許して局所的なグループに分け、それぞれに独立に分散したカルマンフィルタを定義する。これによって、適当に散在する局所的な運動推定を得ることができ、定常時系列の安定性を保持しながら、出現、隠れ、継続のときれなどの非定常性を同時に扱うことが可能になると考えられる。

本論文の構成は次のとおりである。第2章では多重分散カルマンフィルタの処理の概要、第3章では各処理の詳細、第4章ではシミュレーション実験、第5章では実画像系列に適用した実験について述べる。第6章では考察を加える。

## 2 多重分散カルマンフィルタ

図1に時刻  $n$  における処理の手順を示す。基本的特徴として Interest Operator[MORAVEC79]によって抽出されたコーナーなどの特徴点を採用する。左右画像それぞれに関して、1時刻前の画像との時間差分を算出し、そこに現われる特徴点に関してのみステレオ対応処理を行い、奥行き計算

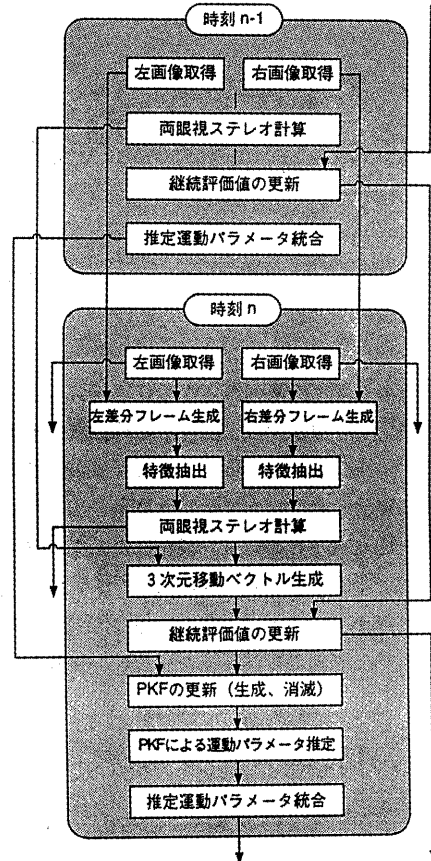


図1 処理の手順

によってそれらの3次元座標値を得る。そして、時刻  $n-1$  における3次元座標値との動きに関する時間方向の対応付けを行い、3次元の移動ベクトルを生成する。このように異なる時間フレームに渡って対応付けられた特徴点については、それまでの特徴の継続性を示す継続評価値の更新を行う。

本論文では、この継続評価値や、時刻  $n-1$  における推定運動パラメータ情報を利用して、時刻  $n$  における特徴点群から局所的に遍在する点グループを複数個抽出し、それに対して要素的カルマンフィルタ(PKF: Primitive Kalman Filter)を定義する。この時刻以降は、個々のPKFごとに特徴点の対応付け、運動パラメータの推定などを行う。図2に示すようなこの構成を「多重分散カルマンフィルタ(MDKF)」と呼ぶ。1個の特徴点

は近傍の複数のPKFに属することになり、その各々のグループごとに分散してカルマンフィルタを定義することにする。

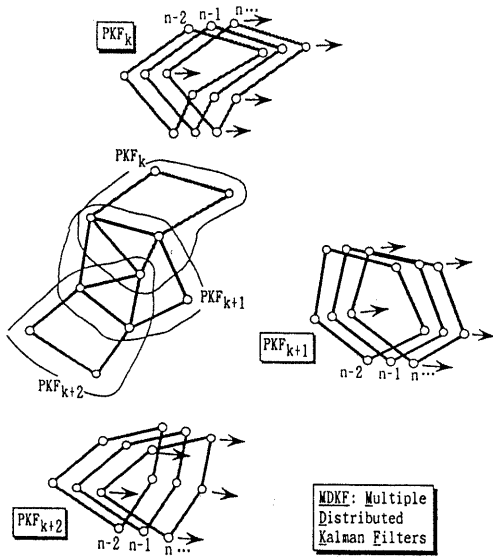


図2 多重分散カルマンフィルタ (MDKF)

ある1個の特徴点に対して、これを要素として含むPKFの個数を「多重度」と定義し、PKFを構成する特徴点グループにわたる点の重複を制限する。これにより各特徴点に多重度数分の運動パラメータ推定値をもたせ、多重度数分の個数のPKFに属するように制御する。

PKFの初期設定については、個々のPKFの広がりや局所的に制限することを考慮する。なぜならば、先に述べた出現や隠れなどの現象は一般的に局所的に発生するからであり、さらには、MDKFを複数物体の分離・追跡に応用することも考慮している。初期データにおける特徴点総数をN、単一のPKFに含まれる特徴点数をM、多重度をkとする。このとき、

$$\beta = \frac{k}{M} \quad (1)$$

で示される、いわば多重度率 $\beta$ を定義する。この割合が大きすぎると、局所性を満たしながら分散したPKFを作ることが困難になってくる。後に

述べる実験では、 $\beta = 1$ としている。

PKFを構成するためのアルゴリズムを述べる。

- [1] まず最初の特徴点を与える。
- [2] 次に選ぶべき特徴点を、現在点の近傍から任意に選ぶ。もしない場合には、失敗として終わる。
- [3] 個数がMになるまで、[2]を繰り返す。

時刻1における初期設定においては、すべての特徴点を残らず試みることにする。なお、このアルゴリズムは時刻n ( $\neq 1$ )においてPKFを生成する場合にも使われる。

このような多重性、及び局所性をもったPKFによって運動を推定することにより、特徴点の出現や隠れ、またステレオ対応や動き対応が付かない場合の継続のときれなどの非定常性を、時系列の定常性を損なわずに扱うことができる。例えば、今まで継続していた特徴点が隠れなどにより消失してしまった場合は、他の現存するPKFを利用して物体の運動を推定することができ、新たに特徴点が出現した場合は、近傍のPKFによってそれが同一物体上の特徴点かどうか、逐次検定することにより対処することができる。

### 3 各処理の詳細

#### 3.1 継続評価値の更新

継続評価値は連続するフレームにおける特徴点の継続性を示す。時刻n-1における点i =  $(X_i^{n-1}, Y_i^{n-1}, Z_i^{n-1})$ の時刻nでの予測点  $(\hat{X}_i^{n-1}, \hat{Y}_i^{n-1}, \hat{Z}_i^{n-1})$ 及び特徴量  $f_i^{n-1}$ が時刻nにおける点jに対応付けられたとき、特徴の照合の度合いを示す照合評価値は式(2)、(3)により計算される。

$$m_{ij}^n = \frac{1}{1 + \left\{ \alpha d_{i,j}^n + (1-\alpha) f_i^{n-1} - f_j^n \right\}} \quad (2)$$

$$d_{i,j}^n = \sqrt{(X_i^{n-1} - X_j^n)^2 + (Y_i^{n-1} - Y_j^n)^2 + (Z_i^{n-1} - Z_j^n)^2} \quad (3)$$

( $\alpha$ : 調整パラメータ)

これにより、継続評価値は照合評価値の増分を足し込み、式 (4) のように更新される。

$$c_j^n = \sum_{k=1}^n m_k^j \quad (4)$$

またある程度継続していた特徴が対応付かない場合（隠れや照合の失敗など）には、継続評価値の増分値を負にして徐々に減少させることにより、特徴の再出現を考慮した継続的な対応付けが可能になる[CROWLEY88][宮鍋92]。これにより継続評価値は非定常的な特徴点の安定性を定量的に示すことができる。

この継続評価値に基づいてPKFの生成・継続・消滅を制御する。すなわち、次に示すような規則が定義できる。

【生成規則】継続評価値が0から正值になったときにその特徴点を含むPKFが生成される。

【消滅規則】継続評価値が正值から0になったときにその特徴点及びそれを含むPKFが消滅する。

【継続規則】上記以外の場合には、特徴点及びPKFは継続する。

### 3.2 運動パラメータ推定

本論文では3次元座標の時系列データから物体運動を推定する手法を用いる。ここでは、動きの対応付けより計算される3次元の移動ベクトルを観測値として用いる。移動ベクトル  $v_i^n = (X_i^n - X_i^{n-1}, Y_i^n - Y_i^{n-1}, Z_i^n - Z_i^{n-1})$  と運動パラメータ  $s = (T_X, T_Y, T_Z, R_X, R_Y, R_Z)$  の関係は次の式 (5) のようになる。

$$v_i^n = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & Z_i^{n-1} & -Y_i^{n-1} \\ 0 & 1 & 0 & -Z_i^{n-1} & 0 & X_i^{n-1} \\ 0 & 0 & 1 & Y_i^{n-1} & -X_i^{n-1} & 0 \end{pmatrix} s \quad (5)$$

この式 (5) をカルマンフィルタの観測過程とすれば、3次元移動ベクトルから運動パラメータが推定される。

カルマンフィルタは、式 (5) の観測値から状態  $s_n = s$  を推定するシステムで、その構成は次の式

で表される。ここで、観測ベクトル  $v_n$  はPKFごとに1個定義されるものである。

#### ①状態遷移及び観測

$$s_{n+1} = F_n s_n + G_n u_n \quad (6)$$

$$v_n = H_n s_n + w_n \quad (7)$$

$$E\{u_n\} = 0, \quad E\{u_n u_n^T\} = Q_n \quad (8)$$

$$E\{w_n\} = 0, \quad E\{w_n w_n^T\} = R_n$$

#### ②予測値及び予測誤差共分散の計算

$$\hat{s}_{n+1/n} = F_n \hat{s}_{n/n} \quad (9)$$

$$P_{n+1/n} = F_n P_{n/n} F_n^T + G_n Q_n G_n^T \quad (10)$$

$$\hat{s}_{0/-1} = \hat{s}_0, \quad P_{0/-1} = \Sigma_0 \quad (11)$$

#### ③カルマンゲインの計算

$$K_n = P_{n/n-1} H_n^T [H_n P_{n/n-1} H_n^T + R_n]^{-1} \quad (12)$$

#### ④推定値及び推定誤差共分散の計算

$$\hat{s}_{n/n} = \hat{s}_{n/n-1} + K_n [v_n - H_n \hat{s}_{n/n-1}] \quad (13)$$

$$P_{n/n} = P_{n/n-1} - K_n H_n P_{n/n-1} \quad (14)$$

### 3.3 推定運動パラメータの統合

PKFによって推定した運動パラメータは、同一物体上のものであれば、その一貫性が保たれる。しかし異なる運動をする特徴点を要素とするPKF、あるいは複数物体を視野に含んでいる場合にそれらに跨って定義されているPKF、などを統合すると、その一貫性は崩れ、物体の運動推定に影響を及ぼすことが考えられる。本研究ではこのような運動の一貫性を評価するために、統計的仮説検定によって異なる運動をする特徴点を検出する手法を示す。

図3に示すモデルを例にとりて考える。

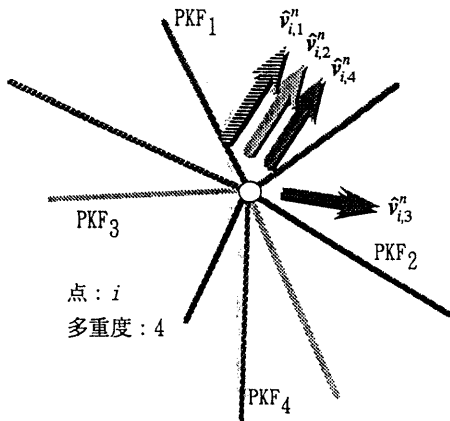


図3 異なる運動をするPKF (時刻 n)

この場合、 $\hat{v}_{i,3}^n$ は他の三つとは異なる移動ベクトルを算出しているが、この時点では $\hat{v}_{i,3}^n$ が点の動きとして間違っているかどうかはわからない。そこで、現時刻における、次の時刻に移動するであろうと思われる点の予測移動ベクトルと、次の時刻における実際の3次元移動ベクトルとの残差をとり、これが正規分布  $N(0, \sigma^2)$  に従うものとして仮説をたて検定する。ここでは、 $\sigma^2$ は残差分散で近似する。

まず時刻  $n-1$  における点  $i$  の多重度を  $k_i^n$  として、 $k_i^n$  個の予測移動ベクトル  $\hat{v}_{i,j}^{n-1}$  ( $j = 1, \dots, k_i^n$ ) を計算する。 $\hat{v}_{i,j}^{n-1}$  は点  $i$  の3次元位置、及び  $j$  番目のPKFの推定運動パラメータを式(5)に代入することにより得られる。そして時刻  $n$  における3次元移動ベクトル  $v_i^n$  が得られたとき、予測移動ベクトルとの残差  $\varepsilon_{i,j}^n$  は次の式(15)となる。

$$\varepsilon_{i,j}^n = v_i^n - \hat{v}_{i,j}^{n-1} \quad (15)$$

その後正規化して  $t$  検定量を算出する。これが棄却域内であれば、その点に関する一貫性の崩れが検出されることになる。

MDKFでは、1個の特徴点が多重度数分の残差をもつことになり、先の検定はその残差ごとに行われる。したがって、1個の特徴点に関して一部の残差が棄却される場合を含めて様々な場合が考え

られる。この扱いに関しては今後の課題であるが、たとえばある閾値を設定して特徴点の存亡に関する信頼性の度合いを制御することも可能と考えている。また、一部の残差が棄却されている複数の特徴点在同一のPKF上であれば、そのPKFの運動推定値に誤りがあると判定し、これらの誤りを除去した上で運動パラメータを統合し、物体運動の推定における信頼性を向上させることもできると考えられる。

#### 4 シミュレーション実験

本論文で提示した手法の有効性を示すために、シミュレーション実験を行った。新たに出現した特徴点がある特徴点と同一運動をする場合、及び異なった運動をする場合について、PKFの挙動を比較する。奥行きが700~800mmの特徴点17点をステレオ撮像して量子化誤差を加え、多重度を5として要素数5のPKFを16個生成した。PKFの初期値には、最小二乗法により得られた運動パラメータを用いた。途中25フレーム目で新たな特徴点を挿入し、PKFを5個局所的に新規生成した。それぞれの推定値を平均化した運動パラメータの推移を図4、図5に示す。図4は水平方向に5mm/frame並進運動し、図5は垂直方向の軸回りに0.02rad/frame回転運動したものである。並進運動には量子化誤差によるものと思われる振動が多少見られるが、同一運動するPKFとそうでないPKFの差が顕著に現れている。

また、この二つの運動について特徴点の移動ベクトルの残差を求め、 $t$  検定量を算出して検定(有意水準0.01の両側検定)を行った。ある一つの特徴点(初期フレームから継続している点)に関する、水平方向の並進運動の  $t$  検定量を図6に、回転運動の  $t$  検定量を図7にそれぞれ示す。異なった運動をする特徴点を一要素とするPKFから算出された  $t$  検定量は、PKFが生成されてからわずか1フレームで棄却される。また同じPKF上の他の点においても同様に棄却されることが確認された。これより、新しく生成されたPKFの推定値に誤りがあると判定することができる。

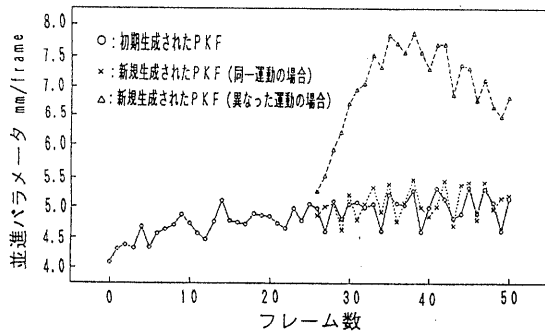


図4 並進運動における運動パラメータの推移

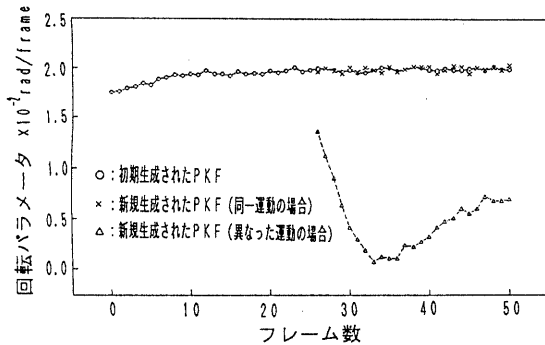


図5 回転運動における運動パラメータの推移

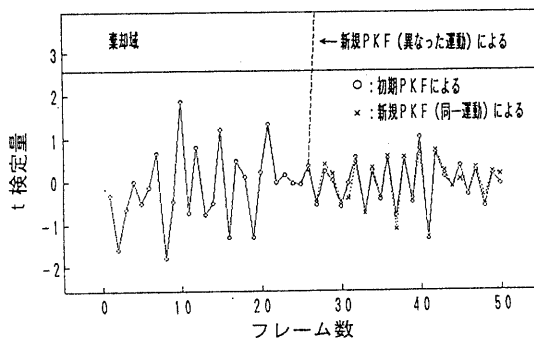


図6 並進運動における特徴点のt検定量

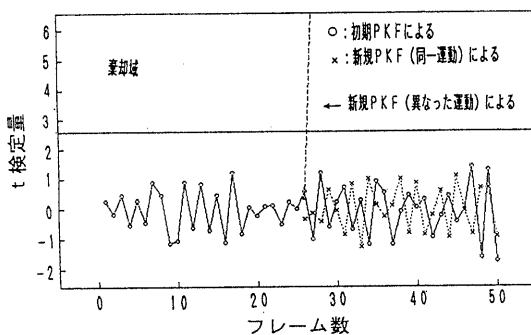


図7 回転運動における特徴点のt検定量

## 5 実画像による実験

### 5.1 PKFの運動推定に関する実験

次に実画像を用いて実験を行った。奥行きが1000mmの対象物を水平方向に5mm/frame並進運動させ、これをステレオ撮像して、初期フレーム0からフレーム10までのステレオ対画像22枚を取得した。これを画像列1とする。

最初にフレーム1で動き対応が付けられた特徴点をもとに、多重度5、要素数5のPKFを生成した。このPKFを、画像上の速度ベクトルとともに図8に示す。PKFの初期値については、本論文では初期状態で生成されたPKFは各要素の3次元移動ベクトルの平均を並進運動パラメータの初期値とし、回転運動パラメータの初期値は0とした。また途中で新規生成されたPKFは現存するPKFから推定された運動パラメータの平均を初期値とした。さらに継続評価値により特徴点の安定性を評価した。この継続評価値の推移を図9に示す。図9において、特徴点2はフレーム6から隠れを生じ、フレーム10で継続評価値が0になった。また特徴点3はフレーム3から対応付けられたが、2回の照合の失敗により、継続評価値が減少している。

このような状況のもとで、PKFから推定された画像列1の並進運動パラメータの平均値の推移を図10に示す。この結果から、多重性の効果として、隠れや照合失敗などにより一部のPKFが不安定になっても、現存する安定なPKFによって運動推定が継続可能であることがわかった。

### 5.2 特徴点の検定に関する実験

実画像における検定の実験を行った。ここではフレーム0からフレーム4までのステレオ対画像を取得した。これを画像列2とする。奥行きや実際の運動は前節と同じであるが、対象物の前に動きのない障害物をおいた。これは障害物によって実特徴点(本来の特徴点)の隠れが生じたとき、隠れた箇所にも偽特徴点(違う運動を示す特徴点)が現れる場合を想定するためである。また検定は有意水準0.01の両側検定とした。

表1 特徴点のt検定量

	フレーム 2	フレーム 4
棄却特徴点	-3.3331	-2.7555
検定量最大点	0.4925	0.5135

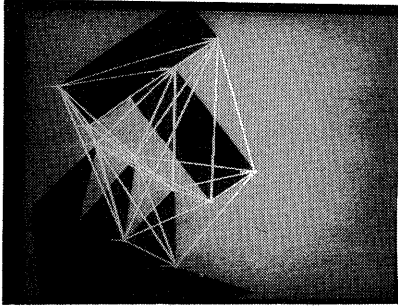


図8 フレーム 1 におけるPKFと速度ベクトル



図11 フレーム 2 の特徴点と速度ベクトル

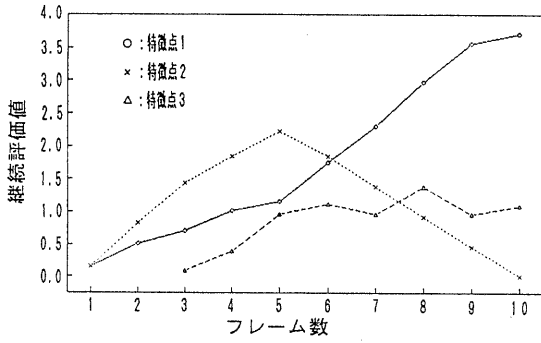


図9 特徴点の継続評価値の推移

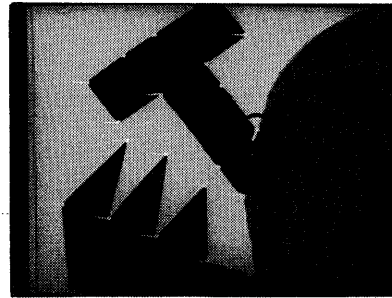


図12 フレーム 4 の特徴点と速度ベクトル

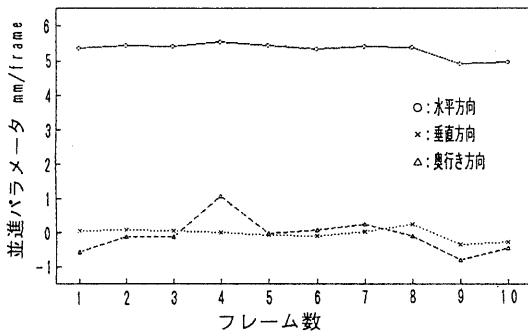


図10 画像列1の並進運動パラメータの推移

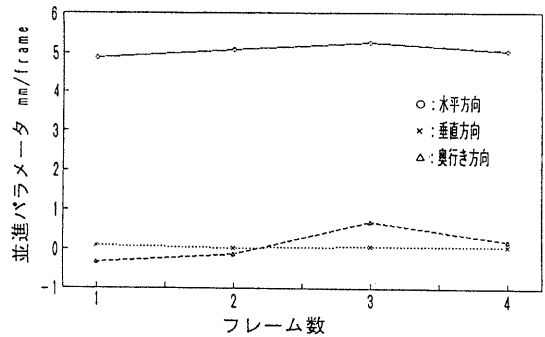


図13 画像列2の並進運動パラメータの推移

実験を行ったところ、フレーム 2 とフレーム 4 において特徴点の棄却が発生した。このときの  $t$  検定量を表 1 に示す。表 1 の下段は、上段の特徴点と同一の PKF 上にある点の中で、 $t$  検定量の絶対値が最大のものである。

フレーム 2 における棄却は図 1.1 に示す○印の特徴点である。これは障害物によってフレーム 1 での特徴点が隠れ、間違っって障害物上の点と対応付けられ、フレーム 1 で予測した移動ベクトルと実際の移動ベクトルとの残差が大きくなってしまったためである。

またフレーム 4 における棄却は図 1.2 に示す○印の特徴点である。これは一つ前のフレーム 3 で障害物上の点との対応付けが行われ、そこで PKF が構成され、初期値（現存する PKF の推定値の平均）が与えられたが、フレーム 4 においてもこの対応関係が継続され、PKF の初期値から予測された移動ベクトルと実際の移動ベクトルとの残差が大きくなってしまったためである。これは PKF が異なる運動をする特徴点に跨っていると解釈することができる。

この画像列 2 における並進運動パラメータの平均値の推移を図 1.3 に示す。検定により誤りと判断された特徴点を棄却することで、安定な運動推定を継続することができることがわかった。

## 6 考察

以上、多重分散カルマンフィルタによる運動推定の基本的な性質について述べてきた。シミュレーション実験及び実画像による実験を通して、本手法の有効性を基本的には確かめた。特に、隠れを含む場合の偽特徴点の検出に効果があった。これは PKF を分散して定義していることのメリットである。また、PKF を多重化して定義したことにより、局所的に発生する隠れや照合の失敗などに影響されずに運動が継続的に推定することが可能となった。

一方では、ノイズに対する特性やステレオ対応までも含めた誤りに対処するためには、さらに工夫を要することもわかった。

さらに特徴点の総数、フレーム数を増やして実験を重ねる予定である。

## 謝辞

本研究に多大なご援助をいただいたカシオ科学振興財団に感謝いたします。

## 参考文献

- (1)[ZHANG92] Z. Zhang, O. Faugeras : 3D Dynamic Scene Analysis, Springer-Verlag (1992).
- (2)[MATTHIES89] L. Matthies, T. Kanade, R. Szeliski : Kalman Filter-based Algorithms for Estimating Depth from Image Sequences, International Journal of Computer Vision, Vol. 3, No. 3, pp. 209-238 (1989).
- (3)[CROWLEY88] J. L. Crowley, P. Stelmasyk, C. Discour : Measuring Image Flow by Tracking Edge Lines, Proc. Int. Conf. Computer Vision, pp. 658-664 (1988).
- (4)[BROIDA86] T. J. Broida, R. Chellappa : Estimation of Object Motion Parameters from Noisy Images, IEEE Trans. PAMI-8, No. 1, pp. 90-99 (1986).
- (5)[MORAVEC79] H. P. Moravec : Visual Mapping by a Robot Rover, Proc. 6th IJCAI, pp. 598-600 (1979).
- (6)[宮鍋92] 宮鍋, 金子, 本多 : 特徴の安定性を利用した剛体の 3 次元運動の推定, 情報処理学会研究報告 92-CV-80-31, pp. 231-238 (1992).