

[Original article]

(2008年12月16日 Accepted)

## カメラ動き補償のための複数特徴点追跡

上村 浩文<sup>1</sup>, Krystian MIKOLAJCZYK<sup>2</sup>, Joo Kooi TAN<sup>3</sup>, 石川 聖二<sup>3</sup>

1) 九州工業大学大学院・工学府 2) CVSSP, University of Surrey, UK

3) 九州工業大学大学院・工学研究院

**要約:** 本論文では、カメラ動き補償のための複数特徴点の追跡法を提案する。提案法では、FAST 特徴点検出器を用いて検出した複数の特徴点を、KLT 法により追跡を行う。特徴点の検出時や追跡中にも、追跡失敗点や不要な点を削除し新たな特徴点を検出・追加する処理を加えることにより、長期間にわたってロバストな特徴点の追跡が可能である。各特徴点の追跡情報を、画像の荒いセグメンテーション情報と結びつけることにより、平面領域を推定し、背景の動きを複数の平面射影変換モデルとして推定する。動き補償を行うことにより、動画像中からカメラによる動きを排した移動物体のみの動き情報の推定を行う。複数の異なる環境において、移動カメラによって撮影した映像に対して本手法を適用し、効果的な特徴点の検出と追跡、および動き補償が行えることを示す。

**キーワード:** FAST, KLT, 特徴点追跡, 平面射影変換, オプティカルフロー, 平面領域推定, カメラ動き補償

## Multiple Feature Points Tracking for Camera Motion Compensation

Hirofumi UEMURA<sup>1</sup>, Krystian MIKOLAJCZYK<sup>2</sup>, Joo Kooi TAN<sup>3</sup>, Seiji ISHIKAWA<sup>3</sup>

1) Graduate School of Engineering, Kyushu Institute of Technology, JAPAN

2) Center for Vision, Speech and Signal Processing, University of Surrey, UK

3) Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology, JAPAN

**Abstract:** This paper describes an approach to detect and track multiple feature points for robust estimation of background motion under camera motion. The main contribution is a robust multiple features tracking algorithm based on KLT tracker and FAST feature point detector. We evaluate the tracking quality for each point and discard some points which are not well-tracked then add new feature points instead of them to keep the number of feature points during tracking. The features are combined with the segmented parts on the image to estimate dominant planes and homographies, and then separated into static and moving ones regardless of the camera motion. The camera motion compensation shows very good accuracy on a number of test sequences.

**Keywords:** FAST, KLT, Feature point tracking, Homography transformation, Optical-flow, Dominant plane estimation, Camera motion compensation

Hirofumi UEMURA

Department of Mechanical & Control Engineering, Kyushu Institute of Technology, Sensuicho 1-1, Tobata, Kitakyushu, Fukuoka, 804-8550, JAPAN

Phone: +81-93-884-3191, Fax: +81-93-884-3183, E-mail: uemura@ss10.cntl.kyutech.ac.jp

## 1. はじめに

動画像中の人物動作認識は、コンピュータビジョンの世界でより大きな興味を集める研究題材となっている。これまでに提案された動作認識の手法[2,3,8,9,12,14]では、高い動作認識率を実現しているが、使用した映像は固定カメラにより撮影されたものが多く、背景も動きの無い単純なものが多い。しかし、現実には撮影される映像では固定カメラから得られる映像よりも、移動カメラから得られるものが多く、背景も動いていることが一般的である。Laptev&Perezは[4]において、実際の映画から切り出した映像に対して、時空間方向に拡張した Boosting を提案したが、カメラが固定されているシーンのみを用いていた。Yilmaz&Shahは[16]において、初めて移動カメラの映像を用いた動作認識を行ったが、複数のカメラや同一人物を複数の視点から撮影した映像を必要としており、応用の範囲はそれほど広くないと考えられる。Veitら[13]やYangら[15]は、動き情報と画像のセグメンテーション情報を組合せ、シーン中の平面領域の推定やカメラ動きの推定を行ったが、事前に精度良く分割された移動領域や3次元復元された情報が必要であった。ロボットナビゲーションのために平面領域を推定する手法として、オプティカルフロー情報を用いた繰り返し処理を用いた手法[10]がある。しかし、これまでに人の動作認識のためのカメラ動き補償を、移動カメラ一台のみで実現する手法は無かった。

本論文では、人の動作認識への応用を目的としたカメラ動き補償法を実現するための手法を提案する。提案法は、長期間にわたって複数特徴点をロバストに追跡する手法を提案し、それらを追跡することにより得られるオプティカルフロー情報を利用して、背景の動きを推定する。特徴点の検出には、FAST 特徴点検出器[11]を用いる。特徴点の追跡には、KLT 法[6,18,19]を用いたロバストな特徴点追跡手法を提案し、これを用いる。また、追跡において追跡失敗点を考慮し、特徴点の追加と削除処理を行うことにより、長期間にわたる追跡を実現する。カメラ動き補償において、画像は色情報を元に領域分割を行い、追跡した特徴点情報を組み合わせることにより、背景領域を複数の平面領域に分割し、各平面領域に対して背景領域の動きを射影変換モデルとして推定を行うことにより、より正確な背景領域の動き推定を実現する。

2 節では、特徴点の検出および追跡手法についてそ

の詳細を述べる。3 節では、カメラ動き補償に関して、画像の平面領域への分割および背景の動き推定について述べる。4 節では、複数環境で撮影した映像に対して提案法を適用し、その効果を考察する。

## 2. 複数特徴点の追跡

提案法では、以下のステップに従って複数特徴点の追跡を行う。

- Step1. 特徴点の検出
- Step2. 特徴点の追跡
- Step3. 追跡失敗点の判断と削除
- Step4. 特徴点の再検出と追加

Step4 までの処理を行った後 Step2 へ戻り繰り返し、繰り返し処理を行うことにより長期間にわたる追跡を実現する。

### 2.1 特徴点の検出

一般的に用いられる特徴点検出器として、ハリス・ラプラシアン [7]がある。特徴点検出器を用いることにより、画像中からコーナーなど特徴の強い点・領域を検出することが可能である。Rosten&Drummondにより提案された FAST[11]は、多数の特徴点を比較的短時間のうちに検出することを実現した特徴点検出器である。

提案法では、FAST を用い追跡対象となる特徴点を検出する。FASTは、閾値  $Th$  を変化させることにより、検出する特徴点数を制御することが可能である。ただし、後の特徴点の追跡において述べる KLT 法は、追跡する点数が増えるに従い計算コストも増えるため、処理時間の観点より、あまりに多くの特徴点を追跡するのは好ましくない。また、各特徴点間の距離が近すぎると、処理の上では無駄が大きい。

そこで、特徴点の検出において特徴点の個数  $n$  が希望する特徴点の総数  $N$  以下に、また特徴点間の距離  $d$  が  $T_d$  以上となるように  $Th$  の調整を行う。まず、初期閾値を  $Th_0$  とし特徴点の検出を行う。次に、検出された特徴点をラスタスキャンし、選択された点の半径  $T_d$  内に存在する点を削除する。最後に、残った点の数  $n$  を計測し  $n \ll N$  の場合には  $Th-1$ 、 $n > N$  の場合には  $Th+1$  として処理を繰り返すことにより、希望する特徴点間の距離  $T_d$  および特徴点数  $N$  を自動的に得ることが可能となる。図 1 に、特徴点検出の例を示す。ここで、

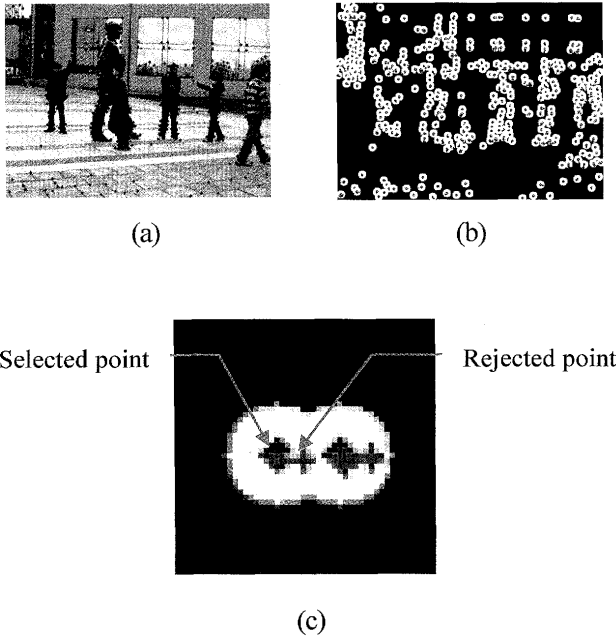


図1 特徴点の検出例

(a) 入力画像, (b) 検出された特徴点, (c) 削除点

特徴点間の距離  $T_d$  の範囲は白の領域で示されている。

## 2.2 特徴点の追跡

特徴点の追跡には、KLT法を用いる。KLT法は、画像間の対応を取る手法の一つであるLK法[6]をTomasiらが改善[19]したものである。LK法では、以下に述べる繰り返し処理を行うことにより、画像  $I(t-1)$  と  $I(t)$  間の誤差が最小となるワーブ関数  $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{h})$  を計算する。ここでワーブ関数  $\mathbf{W}$  は、画像の幾何学的変換を表す行列、 $\mathbf{h}$  はそのパラメータベクトルであり、画像をワーブするとは、画像に対して幾何学的変換を行うことを意味する。また、 $I(t|\mathbf{x})$  はピクセル位置  $\mathbf{x}$  における画像  $I$  の輝度値を表し、 $I(t|\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{h}))$  は  $I(t)$  を  $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{h})$  によって幾何学的変換を行った画像における輝度値を表す。

Step1. 画像  $I(t)$  を  $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{h})$  によりワーブした画像  $I(t|\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{h}))$  を計算する。

Step2. 同様に、ワーブした勾配画像  $\nabla I(t|\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{h}))$  を計算する。

Step3. ワーブ関数のヤコビ行列  $\frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{h}}$  および最急勾配行列  $\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{h}}$  を計算する。

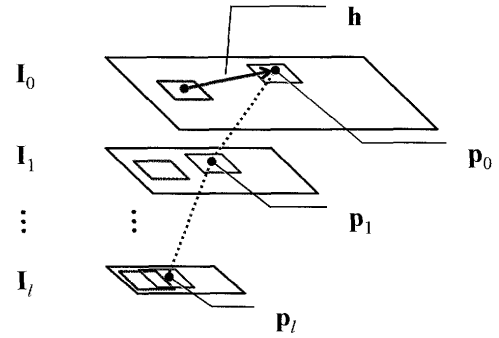


図2 ピラミッド画像上におけるKLT法による追跡

Step4. 次のヘッセ行列を計算する。

$$\mathbf{H} = \sum_{\mathbf{x}} [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{h}}]^T [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{h}}]$$

Step5. 次のワーブ関数のパラメータ更新成分を計算する。

$$\Delta \mathbf{h} = \mathbf{H}^{-1} \sum_{\mathbf{x}} [\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{h}}]^T [I(t-1) - I(t|\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{h}))]$$

Step6. ワーブ関数のパラメータ  $\mathbf{h}$  を更新する。

$$\mathbf{h} \leftarrow \mathbf{h} + \Delta \mathbf{h}$$

以上の処理を、 $\|\Delta \mathbf{h}\| \leq \epsilon$  となるまで繰り返すことにより、式(1)に示す画像間の誤差  $E$  が最小となるワーブ関数(オプティカルフロー)を求める。これを連続するフレーム間で順に実行する。KLT法では、ワーブ関数として平行移動を考える。

$$E = \sum_{\mathbf{x}} [I(t-1|\mathbf{x}) - I(t|\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{h}))]^2 \quad (1)$$

実際には、特徴点周りのパッチ領域を切り出し、KLT法を適用するため、対象がパッチ領域の大きさよりも大きく動いた場合、正しく追跡することは難しい。そこで、提案法ではピラミッド画像上でKLT法による特徴点の追跡を行い、大きな動きに対応する。ピラミッド画像とは、元画像の解像度を  $I_0$  とし、画素数が縦横とも  $1/2$  になる縮小画像  $I_1, I_2, \dots, I_l, I_l$  を順次生成し、階層構造としたものである。ピラミッド画像上における追跡の様子を図2に示す。まず、最も解像度の低い画像  $I_l$  上でオプティカルフローを計算し、 $I_l$  における対応点  $p_l$  を求める。一つ解像度の上がる次の画像  $I_{l-1}$  では、 $p_l$  を初期位置としてオプティカルフローの計算を行う。以上の処理を最も解像度の高い画像  $I_0$  まで再

帰的に行うことにより、大きく動く特徴点にも対応することが可能となる。最終的に、フレーム  $t$  の特徴点位置  $\mathbf{p}$  を中心としたパッチ領域  $\mathbf{I}_0(t|\mathbf{p})$  において、フレーム間の誤差  $E$  が最小となるオプティカルフロー  $\mathbf{h}$  を求めることが可能である。

### 2.3 追跡失敗点の判断と削除

KLT 法による追跡を行っている時、動きによる対象のぶれ、テクスチャや見た目の変化、明るさの変化などの影響によって正しくない対応点を追跡する可能性がある。そのような追跡失敗点は、追跡処理を継続すべきではない。提案法では、以下の条件を満たさない追跡結果を追跡失敗点として削除する。

条件1 フレーム間の誤差  $E$  が閾値  $T_e$  以下である。

条件2 フロー  $\mathbf{h}$  の強度  $\|\mathbf{h}\|$  が閾値  $T_v$  以下である。

フロー強度は以下の式により求める。

$$\|\mathbf{h}\| = \sqrt{d_x^2 + d_y^2} \quad (2)$$

ただし

$$\mathbf{h} = [d_x \quad d_y]^T \quad (3)$$

ここで、 $d_x$  はオプティカルフローの横成分（横方向の移動量）、 $d_y$  は縦成分（縦方向の移動量）である。

条件1 によって、間違っただけの対応点を削除することが可能である。条件2 は、図3 に示すように距離が離れているにもかかわらず、誤差  $E$  が小さくなるために対応点であると間違っただけの判断を下す場合への対応である。このような現象は、同じようなテクスチャ領域が繰り返す対象やテクスチャの少ない対象において、ピラミッド画像の低解像度領域で間違っただけの対応点を検出するために発生する。この場合、オプティカルフローの強度（以下ではフロー強度と略記）が異常に大きいものとなる。（一般に連続フレーム間では、変位が小さいためフロー強度はそれほど大きくはならない。）フロー強度が大きすぎるものはノイズである場合が多いため、そのようなフローを削除するための条件である。ただし、閾値  $T_v$  を小さく設定してしまうと、正常なオプティカルフローまで削除してしまう場合が考えられるため、 $T_v$  はある程度大きな値に設定することが望ましい。

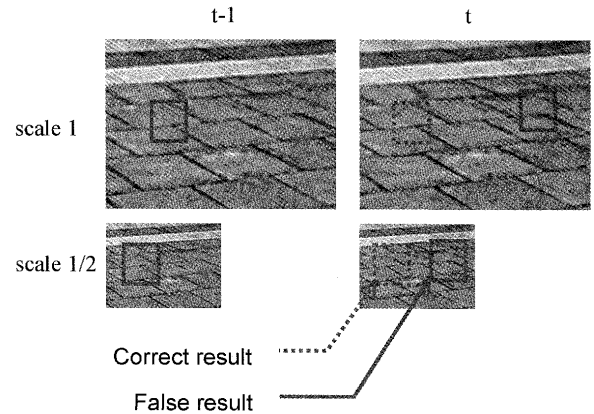


図3 繰り返しテクスチャ領域における追跡失敗例

追跡失敗点のほか、追跡を行う上で移動する対象やカメラのズーム動作の影響によって、追跡された特徴点が一箇所に集中してしまうことがある。例えば、カメラがズームダウンした場合、画面中の特徴点はズーム中心に集中することになる。その場合、特徴点間の距離が近づき、再び処理の上で無駄が大きくなる。そこで、特徴点の検出時と同様の処理を行うことにより、特徴点間の距離が  $T_d$  より小さい点を削除する。

### 2.4 特徴点の再検出と追加

追跡失敗点の削除を行うことにより、追跡対象となる特徴点数  $n$  は追跡フレーム数が増えると減少することになる。カメラ動き補償を行うためには、常に一定数の追跡点数を保持することが望ましい。また、カメラの動きによってこれまで画面内に存在していなかった新しい領域が現れるため、そのような領域に対して新たな特徴点を検出し、追跡対象として追加する。追加する場合にも、すでに存在する追跡成功点との距離が  $T_d$  以上かつ特徴点の総数が  $N$  以下となるように点を自動的に選択し追加を行う。新規に追加されたものも含めて特徴点を追跡することにより、常に一定数の特徴点数を保持した追跡が可能となる。図4 に追跡結果とカメラ動きの例を示す。追跡された特徴点の軌跡が線で表示されている。

## 3. カメラ動き補償

フレーム間の対応点情報を用い、カメラ動きによる画像間の背景の見え方の変化を射影変換によりモデル化する。見え方の変化を表現した射影変換モデルは、同時に背景の動きを表現していると考えられる。しかし、一つの射影変換モデルでは一つの平面の

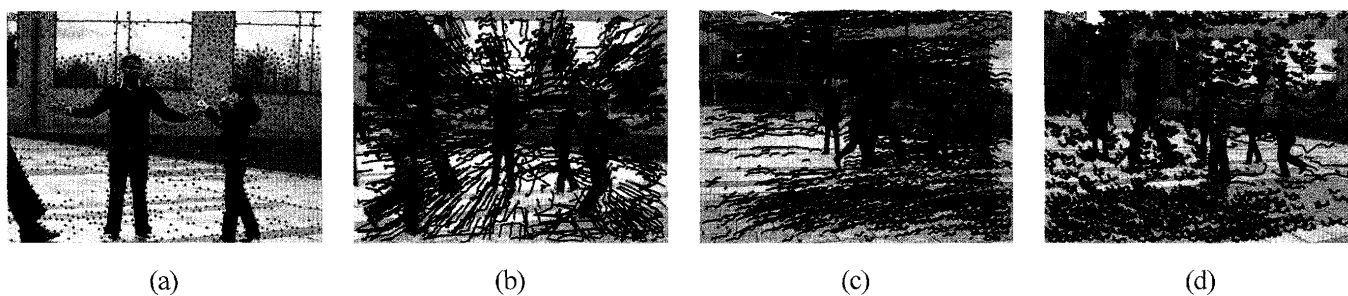


図4 特徴点の追跡結果とカメラ動き  
(a) 初期特徴点, (b) ズーム動作, (c) パン動作, (d) 手ぶれ

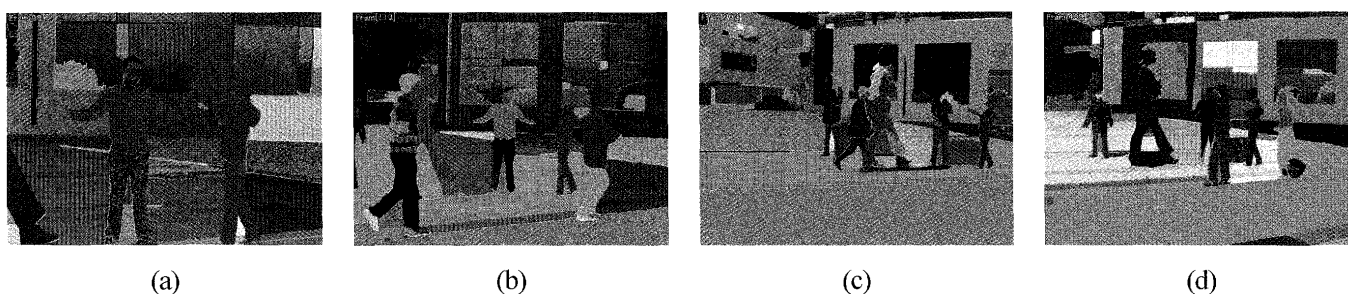


図5 Mean Shift による領域分割

幾何変換のみしか表現できないため、複数の平面が組み合わされたシーンでは、背景の動きを完全に表現することが難しい。例えば、カメラを平行移動させながら撮影した場合、カメラに近い物体はより早く移動するように見え、遠い部分は遅く移動するように見える。また、地面から垂直に立った壁などは、地面とは違った向き・速さで移動するように見える。

この問題を解決するため、シーンを平面要素ごとに領域分割し、各平面要素に対して射影変換モデルを推定する。平面要素への領域分割を単眼カメラからの映像のみで実現するために、まず色情報を用いて画像を多数の小領域へ分割する。小領域への分割後、各小領域を平面と仮定し領域毎に動きモデルを推定する。その後、動き情報を基にして領域統合を行うことにより、シーンを最大3つの平面領域に分割する。これはシーン中に存在する平面として、地面と二つの壁を想定したものである。

### 3.1 画像の領域分割

画像の小領域への分割には、RGB 色空間上における Mean Shift による領域分割法[1]を用いる。画像領域上で大きさ( $R_w, R_h$ )の矩形窓を設け、同時に RGB 色空間上に半径  $R_c$  の円形窓を設け、Mean Shift により画像を局所領域に分割する。分割された領域は、画像空間上で位置が近くかつ RGB 色空間上で近い色を持つピクセル

が統合されたものとなる。 $R_w=11$ ,  $R_h=11$ ,  $R_c=40$  とし、図4の画像を領域分割した結果を図5に示す。

### 3.2 平面領域の推定

領域分割により、画像は  $M$  個の領域  $S_1, S_2, \dots, S_M$  ( $m=1,2,\dots,M$ ) に分割されたとする。ここで、特徴点  $\mathbf{p}_n$  がどの領域に含まれるかを表す行列  $\mathbf{S}_p$  を以下のように定義する。

$$\mathbf{S}_p = \begin{matrix} S_1 \\ \vdots \\ S_M \end{matrix} \begin{matrix} \mathbf{p}_1 & \dots & \mathbf{p}_N \\ \left[ \begin{array}{cccc} 0 & 1 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & \dots & 1 \end{array} \right] \end{matrix} \quad (4)$$

ここで、 $\mathbf{S}_p(S_m, \mathbf{p}_n)=1$  であれば、特徴点  $\mathbf{p}_n$  は領域  $S_m$  に含まれることを示す。複数領域の境界付近に存在する特徴点は、複数領域に含まれることを許容する。

次に、領域  $S_m$  の動きを表す射影変換モデル  $\mathbf{H}_m$  を、ロバスト推定の一つである段階的マッチング[17]を用いて推定する。もし、 $\mathbf{H}_m$  を推定するのに十分な数の特徴点が領域に存在しない場合、 $\mathbf{H}_m$  は単位行列とする。

次に、 $\mathbf{H}_m$  を用いて領域  $S_m$  を  $M \leq 3$  となるまで領域統合を行う。そのために、特徴点  $\mathbf{p}_n$  の動きがどの射影変換  $\mathbf{H}_m$  に含まれるかを表す行列  $\mathbf{H}_p$  を以下に定義する。

## カメラ動き補償のための複数特徴点追跡

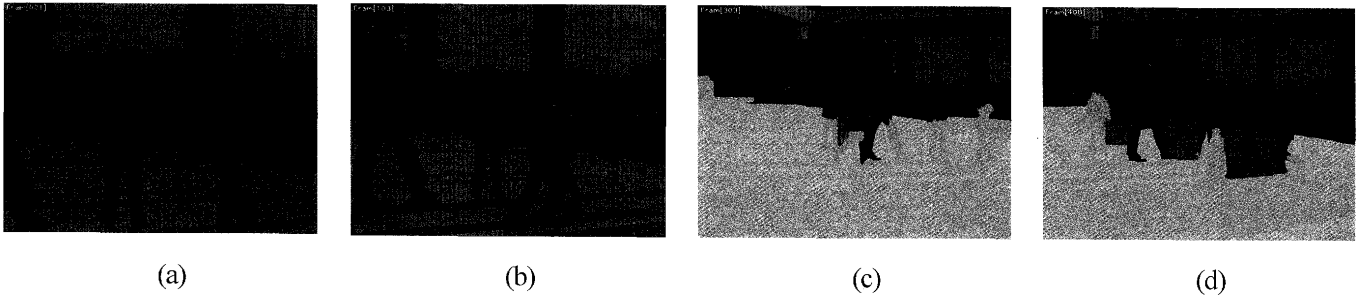


図6 推定された平面領域

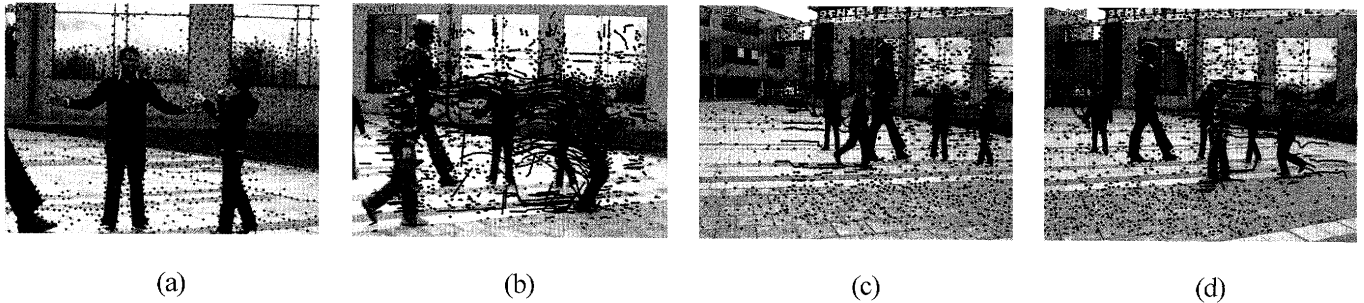


図7 カメラ動き補償後のローカルモーション

$$\mathbf{H}_p = \begin{matrix} \mathbf{H}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{H}_M \end{matrix} \begin{matrix} \mathbf{p}_1 & \dots & \mathbf{p}_N \\ \left[ \begin{array}{cccc} 0 & 1 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{array} \right] \end{matrix} \quad (5)$$

ここで、前フレームの特徴点  $\mathbf{p}_n(t-1)$  を  $\mathbf{H}_m$  により投影した点  $\mathbf{p}_n(\mathbf{H}_m|t-1)$  と、 $\mathbf{p}_n(t-1)$  を追跡した結果得られた点  $\mathbf{p}_n(t)$  との距離を  $d(\mathbf{p}_n, \mathbf{H}_m)$  とし、 $d(\mathbf{p}_n, \mathbf{H}_m) < T_i$  である場合、点  $\mathbf{p}_n$  の動きは  $\mathbf{H}_m$  で表現可能であると考えることができ、点  $\mathbf{p}_n$  を  $\mathbf{H}_m$  のインライア  $\mathbf{H}_p(\mathbf{H}_m, \mathbf{p}_n)=1$  とし、それ以外を0 (アウトライア) とする。

次に、以下の計算により行列  $\mathbf{H}_s$  を求める。

$$\mathbf{H}_s = \mathbf{S}_p \cdot \mathbf{H}_p^T = \begin{matrix} S_1 \\ \vdots \\ S_M \\ \sum_H \end{matrix} \begin{matrix} \mathbf{H}_1 & \dots & \mathbf{H}_M \\ \left[ \begin{array}{cccc} 4 & 34 & \dots & \dots \\ 2 & 21 & \dots & \dots \\ 3 & 56 & \dots & \dots \\ 24 & 1 & \dots & \dots \\ 33 & 112 & \dots & \dots \end{array} \right] \end{matrix} \sum_S \begin{matrix} 42 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \end{matrix} \quad (6)$$

$\mathbf{H}_s$  は、領域  $S_m$  中の点がどれだけ  $\mathbf{H}_m$  に含まれるかを表した行列である。ここで、 $\mathbf{H}_s$  の各列の合計  $\sum_H$  は画像全体における  $\mathbf{H}_m$  のインライア数を表す。また、 $\sum_S$  は領域  $S_m$  に含まれる特徴点の合計を表す。インライア数が最大となる  $\mathbf{H}_m$  が最も大きな背景の動きを表していると考えられるため、そこに含まれる領域のうち、

$\mathbf{H}_s(S_i, \mathbf{H}_j) / \sum_S \geq 0.8 (i, j=1, 2, \dots, M)$  となるすべての領域を統合し平面領域とする。

以上の処理を、領域数  $M < 3$  となるまで繰り返す。推定された平面領域より、再び射影変換モデルのロバスト推定を行った結果を、各平面領域の最終的な動きモデル  $\mathbf{H}_m (m=1, \dots, M < 3)$  とする。図4に示した画像の平面領域を推定した結果を図6に示す。

### 3.3 動き補償

推定された平面領域の動きモデル  $\mathbf{H}_m$  を推定し、各特徴点の動き補償を行う。以下の計算により、動き補償を行い、各特徴点のローカルモーション  $\mathbf{v}_n$  を得る。

$$\mathbf{v}_n = \mathbf{p}_n(t) - \mathbf{p}_n(\mathbf{H}_m | t-1) \quad (7)$$

ただし、 $\mathbf{p}_n$  は平面領域  $S_m$  に含まれている特徴点であり、 $\mathbf{p}_n(\mathbf{H}_m|t-1)$  は  $\mathbf{p}_n(t-1)$  を  $\mathbf{H}_m$  により投影した点である。図4に示した追跡結果に対してカメラ動き補償を行い、ローカルモーションのみを示した例を図7に示す。

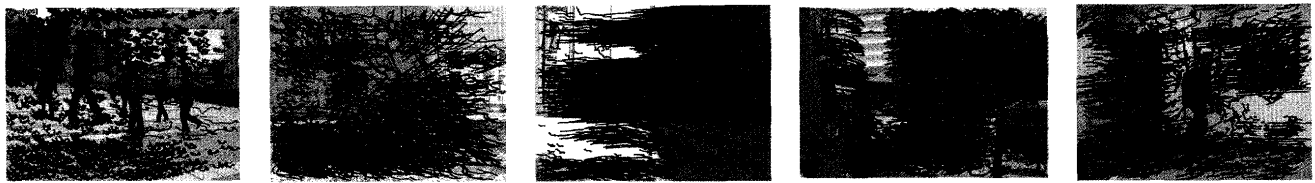
## 4. 実験および考察

### 4.1 実験と結果

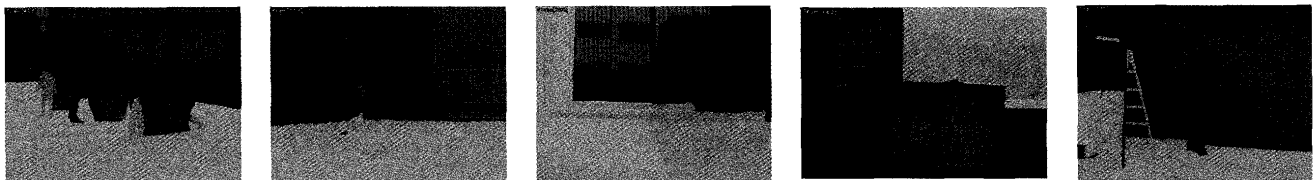
カメラ動き補償の効果を確認するため、屋内で撮影した2種類の映像および屋外で撮影した3種類の映像に対して、提案する特徴点追跡法を適用し動き補償を行った。実験で用いた各パラメータの値を表1に、各

表1 パラメータ設定

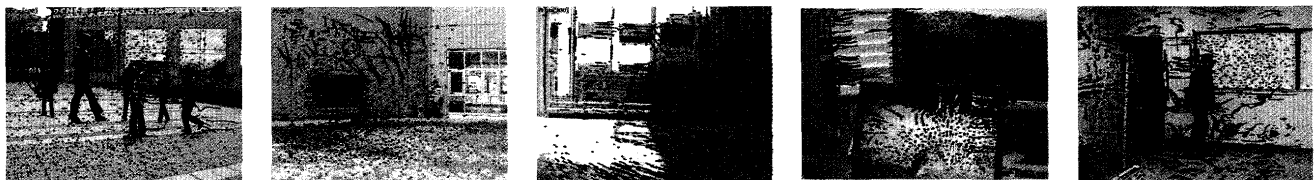
特徴点数:	$N=1500$	[個]
特徴点間距離:	$T_d=10$	[pixel]
フレーム間誤差閾値:	$T_e=10$	
フロー強度閾値:	$T_v=100$	[pixel]
領域分割窓サイズ:	$R_w, R_h=11$	[pixel]
領域分割色空間窓サイズ:	$R_c=40$	
インライア判別閾値:	$T_i=1.0$	[pixel]



(a)



(b)



屋外1

屋外2

屋外3

屋内1

屋内2

(c)

図8 実験結果

(a) 特徴点追跡結果, (b) 平面領域推定結果, (c) ローカルモーション推定結果

実験環境における特徴点追跡結果および平面領域推定結果, ローカルモーション推定結果を図8に示す.

カメラ動き補償の効果を評価するために, あらかじめ背景領域と前景領域(移動人物)の領域を指定したマップ画像を, それぞれの実験環境に対して5フレーム分用意し, 各領域内の特徴点のフロー強度の平均を求め, カメラ動き補償前と補償後における変化を減衰率 $\sigma$ として計測する. 減衰率 $\sigma$ は以下の式を用いて求めるものとする.

$$\sigma = 1 - \frac{\|\mathbf{v}_c\|}{\|\mathbf{v}_o\|} \quad (6)$$

ここで,  $\|\mathbf{v}_c\|$ は補償ありの場合におけるフロー強度,  $\|\mathbf{v}_o\|$ は補償なしの場合におけるフロー強度である.  $\|\mathbf{v}_c\|=0$ となった場合に減衰率 $\sigma=1$ ,  $\|\mathbf{v}_c\|=\|\mathbf{v}_o\|$ の場合減衰率 $\sigma=0$ となる. 理想的な結果として, 前景の減衰率は1, 背景の減衰率は1より小さくなることが望ましい.

## カメラ動き補償のための複数特徴点追跡

表2 フロー強度と減衰率

環境	前景					背景				
	屋外1	屋外2	屋外3	屋内1	屋内2	屋外1	屋外2	屋外3	屋内1	屋内2
補償なし	6.3	7.5	9.2	0.0	10.7	3.2	9.6	12.9	3.7	14.1
補償あり	5.6	4.9	5.9	0.0	5.8	0.7	1.1	2.2	0.7	4.2
減衰率 $\sigma$	0.11	0.35	0.36	0.0	0.46	0.78	0.89	0.83	0.81	0.7

## 4.2 考察

表2にカメラ動き補償なしの場合および補償ありの場合のフロー強度と減衰率を示す。なお、屋内1の環境では、映像中に背景領域のみ存在したため、前景のフロー強度が0となっている。

表2より、すべての環境においてカメラ補償ありの場合に背景領域のフロー強度が減少した。その一方で、前景領域のフロー強度は背景ほど減少しておらず、移動人物のローカルモーション情報が得られていることが確認できる。カメラ動き補償後の前景・背景それぞれのフロー強度の減衰率の平均は、前景において0.32、背景において0.8となった。屋内2の環境において、背景領域のオプティカルフロー強度は、カメラ動き補償ありの場合も4.2と高い値を示している。これは、撮影した環境の背景が、テクスチャのない壁であったため、他の環境に比べて特徴点の追跡が困難であり、大きな強度を持ったオプティカルフローがノイズとして多く発生したためである。同様のノイズは、屋外環境3においても発生した。また、屋外環境2においては、壁のテクスチャが繰り返し特性をもつものであったため、離れたテクスチャ領域に追跡点がジャンプすることがあり、これもノイズとして補償ありの場合のオプティカルフロー強度を大きくする原因となったと考えられる。ただし、提案法では、特徴点の追跡処理の段階において追跡失敗点の削除を行っており、これがノイズの発生を抑えることに貢献していると考えられる。また、段階的マッチングによるロバストな動き情報の推定と、平面領域の推定を行うことにより、ノイズの影響を抑えることができ、結果として背景領域の減衰率を0.8とするカメラ動き補償が実現できた。ただし、いくつかの特徴点においては、削除できなかったノイズが図8(c)において背景の動きとして観測されている。

## 5. おわりに

カメラ動き補償のための複数特徴点の追跡手法を提案した。提案法では、FASTを用いて検出した特徴点をKLTにより追跡した。追跡中に、追跡失敗点を判断して削除し、新たな特徴点を検出・追加することにより、長期間にわたり多数の特徴点を自動的にかつロバストに追跡した。また、色情報を用いた画像の領域分割を行い、各小領域と追跡点の情報を統合することにより、動き情報に基づいた背景平面領域の推定を実現した。推定した背景平面領域の動き情報を複数の射影変換モデルとして推定し、動き補償を行うことにより移動人物のローカルモーションを得ることに成功した。提案法の効果を確認するため、5つの異なる環境において撮影した映像に対して提案法を適用し、その効果を確認した。オプティカルフロー強度の減衰率を検討した結果、提案法により効果的なカメラ動き補償が可能であることが確認できた。

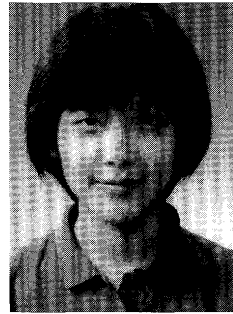
## 参考文献

- [1] D. Comaniciu and P. Meer, Mean Shift: A Robust Approach toward Feature Space Analysis, PAMI Vol.24 No.5, pp.603-619, May 2002.
- [2] P. Dollár, V. Rabaud, G. Cottrell and S. Belongie, Behavior Recognition via Sparse Spatio-Temporal Features, VS-PETS, pp.65-72, Oct 2005.
- [3] C. Fanti, L. Zelnik-Manor and P. Perona, Hybrid Models for Human Motion Recognition, CVPR'05, pp.1166-1173, June 2005.
- [4] I. Laptev and P. Perez, Retrieving Actions in Movies, ICCV'07, Oct 2007.
- [5] D. Lowe, Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, IJCV Vol.60 No.2, pp.91-110, Nov 2004.
- [6] B. D. Lucas and T. Kanade, An Iterative Image Registration Technique with An Application to Stereo Vision, IJCAI, pp.674-679, 1981.
- [7] K. Mikolajczyk and C. Schmid, A Performance Evaluation of Local Descriptors, PAMI Vol.27 No.10, pp.1615-1630, Oct 2005.
- [8] J. C. Niebles, H. Wang and L. Fei-Fei, Unsupervised Learning of Human Action Categories using Spatial-Temporal Words, BMVC'06, pp.1249-1258, 2006.
- [9] S. Nowozin, G. Bakir and K. Tsuda, Discriminative Subsequence Mining for Action Classification, ICCV'07,



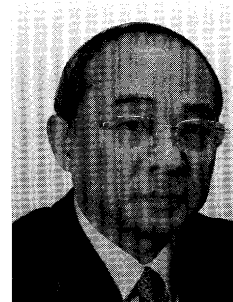
pp.1919-1923, Oct 2007.

- [10] N. Ohnishi and A. Imiya, Model-Based Plane-Segmentation Using Optical Flow and Dominant Plane, LNCS Vol.4418, 2007.
- [11] E. Rosten and T. Drummond, Machine Learning for High-Speed Corner Detection, ECCV'06, pp.430-443, May 2006.
- [12] C. Schuldt, I. Laptev and B. Caputo, Recognizing Human Action: A Local SVM Approach, ICPR'04, pp.32-36, Aug 2004.
- [13] T. Veit, F. Cao and P. Boutheymy, An a contrario Decision Framework for Region-Based Motion Detection, IJCV Vol.68 No.2, pp.163-178, June 2006.
- [14] S. Wong and R. Cipolla, Extracting Spatiotemporal Interest Points using Global Information, ICCV'07, Oct 2007.
- [15] A. Yang, S. Rao, A. Wagner and Y. Ma, Segmentation of a Piece-Wise Planar Scene from Perspective Images, CVPR'05, pp.154-161, June 2005.
- [16] A. Yilmaz and M. Shah, Recognizing Human Actions in Videos Acquired by Uncalibrated moving Cameras, ICCV'05, pp.150-157, Oct 2005.
- [17] 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, 2003.
- [18] Simon Baker and Ian Matthews, Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework, International Journal of Computer Vision, Vol.56 No.3, pp.221-255, 2004.
- [19] Jianbo Shi and Carlo Tomasi, Good Features to Track, CVPR'94, pp 593-600, 1994.



**Joo Kooi TAN** (じゅーくわい たん)

九州工業大学大学院工学研究科博士後期課程修了。工学博士。現在、同大学院工学研究院機械知能工学研究系知能制御工学部門助教。98年度計測自動制御学会九州支部奨励賞、2004年度情報処理学会九州支部第13回奨励賞、同年度知能生命・ロボット国際シンポジウム若手奨励賞、平成20年度本学会和文論文誌優秀論文賞、英文論文誌 The Best Paper Award 受賞。主に画像計測及び解析、コンピュータビジョンの研究に従事。IEEE、情報処理学会、計測自動制御学会各会員。



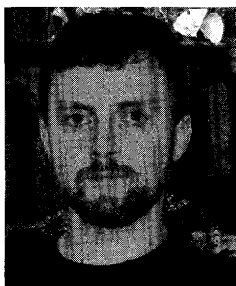
**石川 聖二** (いしかわ せいじ)

東京大学工学部計数工学科卒。東京大学大学院工学系研究科博士課程了。工学博士。九州工業大学情報工学科講師を経て、現在、九州工業大学大学院工学研究院教授(機械知能工学研究系)。この間、連合王国シェフィールド大学客員研究員。オランダ王国ユトレヒト大学客員教授。主に3次元画像計測の研究に従事。平成20年度本学会和文論文誌優秀論文賞、英文論文誌 The Best Paper Award 受賞。計測自動制御学会、電子情報通信学会、画像電子学会、IEEE各会員。



**上村 浩文** (うえむら ひろふみ)

2004年熊本電波高専専攻科修了。2006年九州工業大学大学院工学研究科博士前期課程修了。現在、同大学大学院博士後期課程在籍中。この間、英国サリー大学CVSSPにて研究を行う。画像処理及び物体追跡・ロボットビジョンに関する研究に従事。



**Krystian MIKOLAJCZYK**

(くりすちゃん みこらいついく)

2002年フランス国立グルノーブル理工科学院にて博士号習得。現在、英国サリー大学講師及びCVSSP研究員。2002年から2004年まで英国オックスフォード大学ロボットリサーチグループ研究員。画像中から不変特徴量の検出やシーン・物体の認識、機械学習、コンピュータビジョンの研究に従事。