

オプティカルフローを用いた 単眼移動カメラからの移動物体検出手法の基礎検討

光本 尚訓† 梅田 和昇‡

† 中央大学大学院理工学研究科・JST CREST 〒112-8551 東京都文京区春日 1-13-27

‡ 中央大学理工学部・JST CREST 〒112-8551 東京都文京区春日 1-13-27

E-mail: † mitsumo@sensor.mech.chuo-u.ac.jp, ‡ umeda@mech.chuo-u.ac.jp

あらまし 本研究では、カメラが移動する環境下において、静止物体と移動物体を見分け、移動物体を検出する手法について基礎検討を行う。提案手法では KLT Tracker を用いオプティカルフローを抽出した後、静止物体と移動物体を区別する。その際、カメラの運動パラメータ情報、フローの消失点、フローの大きさ情報より各々フローを解析する。また実験より本手法の有効性を検証する。

キーワード オプティカルフロー, KLT Tracker, カメラの運動パラメータ, 消失点, RANSAC

1. 序論

近年、移動ロボットの自律化や、自動車等の乗り物の運転支援を実現するために、画像処理を応用し、環境や障害物を認識する研究が盛んになっている。このとき移動体に搭載されたカメラで撮影した動画像を利用することになるが、カメラそのものも動くため、本来静止している背景領域にも見かけ上の動きが生じ、移動物体を抽出するのが困難になる。

そこで本研究では、カメラの運動パラメータ、オプティカルフローの消失点情報、フローの大きさ情報を基に、カメラの動きに伴う背景の見かけ上の動きと移動物体の動きを区別し、移動物体を検出する手法を提案する。またコストの低下を図るため、本研究では、単眼のカメラによる実装を考える。

2. オプティカルフローの抽出

異なる時間に撮影された2枚の画像間で同じ対象の対応づけを行い、その移動量をベクトルデータとして表現したものをオプティカルフローと呼ぶ。様々な検出手法が提案されているが、本研究では KLT Tracker^{[1][2]}を用いる。KLT Tracker は、追跡に適した特徴点を抽出し、その特徴点においてフローを求め、追跡する手法である。勾配法を利用し、同一物体に属する局所領域においてフローが一定と仮定することで次式よりフローが求まる。

$$\mathbf{d} = \mathbf{G}^{-1} \mathbf{e}$$
$$\mathbf{G} = \int_W \mathbf{g} \mathbf{g}^T \omega dA \quad \mathbf{e} = \int_W h \mathbf{g} \omega dA \quad (1)$$

ここで W は局所領域、 $\mathbf{g}$ は画素値の勾配、 ω は重み関数、 h はフレーム間の画素値の差、 dA は画素の微小面積、 $\mathbf{d}$ はオプティカルフローである。特徴点の抽出に関しては、式(1)の $\mathbf{G}$ の固有値 λ_1, λ_2 が閾値 λ_m を上回る点を特徴点とする。

3. 移動物体検出手法

本研究では、カメラの運動パラメータ、オプティカルフローの消失点情報、フローの大きさ情報を基に、3種の移動物体検出手法を提案する。

3.1 カメラの運動パラメータによる手法(提案手法1)

提案手法1の流れを Fig.1 に示す。まず、連続する複数枚の画像において、特徴点の対応点探索を行い、オプティカルフロー（以後フローとも呼ぶ）を抽出する。またこの処理と同時に、カメラの運動パラメータから予測される背景の見かけの動き（以後予測フローと呼ぶ）を算出する。次に予測フローより、抽出されたフロー上の背景の見かけの動きをキャンセルし移動物体を検出する。カメラの運動パラメータに関しては、デッドレコニングなどの手法により取得できることを仮定とする。以下に予測フローの導出過程を述べる。

Fig.2 の座標系において、カメラが並進速度ベクトル $\mathbf{T}=[T_x, T_y, T_z]^T$ 、回転速度ベクトル $\boldsymbol{\Omega}=[\Omega_x, \Omega_y, \Omega_z]^T$ で微小運動した時、3次元空間上の点 $\mathbf{p}=[X, Y, Z]^T$ が $\mathbf{p}'=[X', Y', Z']^T$ に移動したとする。このとき $\mathbf{p}$ と $\mathbf{p}'$ の関係は並進ベクトル $\mathbf{T}$ 、回転行列 $\mathbf{R}$ を用いて次式で表される^[3]。

$$\mathbf{p} = \mathbf{T} + \mathbf{R} \mathbf{p}' \quad \mathbf{R} = \begin{pmatrix} 1 & -\Omega_z & \Omega_y \\ \Omega_z & 1 & -\Omega_x \\ -\Omega_y & \Omega_x & 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

また焦点距離を f とし、 $\mathbf{p}(X, Y, Z)$ を画像平面 (x, y) に投影すると

$$x = f \frac{X}{Z} \quad y = f \frac{Y}{Z} \quad (3)$$

となる。式(2), (3)より予測フロー $[u = dx/dt, v = dy/dt]$ は

$$u = f \left(-\frac{T_x}{Z} - \Omega_y + \frac{\Omega_z y}{f} \right) - x \left(-\frac{T_z}{Z} - \frac{\Omega_x y}{f} + \frac{\Omega_y x}{f} \right) \quad (4)$$

$$v = f \left(-\frac{T_y}{Z} - \frac{\Omega_z x}{f} + \Omega_x \right) - y \left(-\frac{T_z}{Z} - \frac{\Omega_x y}{f} + \frac{\Omega_y x}{f} \right) \quad (5)$$

となる。ここで Z が未知であれば式(5), (6)だけでは予測フローを求めることができないが、本手法では Z を一定とすることで予測フローを求める。



Fig.1 提案手法 1 の流れ

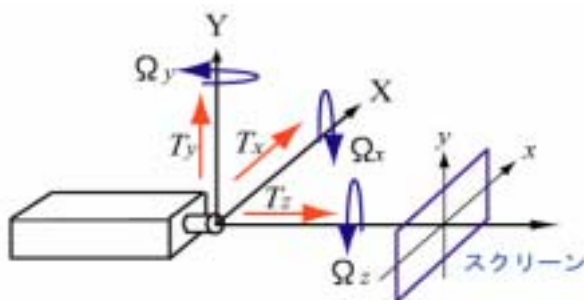


Fig.2 座標系

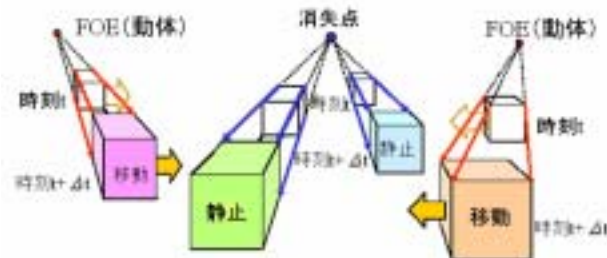
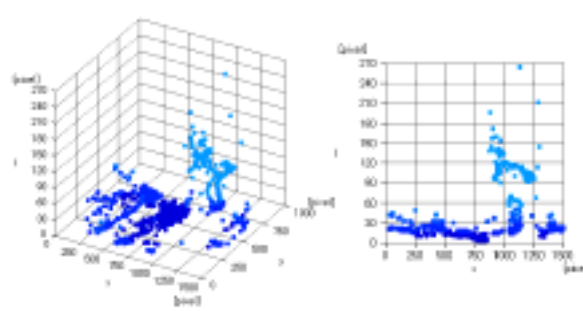


Fig.3 静止物体と移動物体の消失点^[4]



(a) 3次元表示

(b) 2次元表示

Fig.4 画像平面(x, y)に対するフローの大きさ

3.2 消失点方向による手法 (提案手法 2)

提案手法 1 は運動パラメータに依存していたが以下では運動パラメータに依存しない手法を提案する。

まず、オプティカルフローの消失点方向より、静止物体と移動物体を区別する。Fig.3 に示すように、背景領域のフローの消失点と移動物体の消失点は、それぞれ別に存在し、一点に収束しないケースが多い^[4]。この消失点の違いを利用し、静止物体と移動物体を区別する。またこの手法の前提条件として、移動物体領域は背景領域に比べて小さいとする。

本手法では背景領域のフローの消失点のみを抽出し、その消失点に属さないフローは移動物体とみなす。消失点の抽出においては、まず KLT Tracker よりフローを抽出する。次に各々のフローの延長線が最も交わる点、すなわち消失点を投票処理^[5]により決定する。投票空間は、画像サイズに応じて指定する。

3.3 フローの大きさによる手法 (提案手法 3)

提案手法 2 では、フローの消失点の位置に着目したが、提案手法 3 では、フローの大きさに着目し、静止物体と移動物体を区別する。移動物体のフローの流れは、背景領域のフローの流れ場において、方向または大きさが変化する。Fig.4 はカメラが並進速度 $T_x=1[m/s]$ 、回転速度 $\Omega_z=0.5\pi[rad/s]$ で移動したとき (移動物体有り) の画像平面(x, y)に対するフローの大きさ l を示したものである。Fig.4 において、フローの大きさが急激に変化する領域が存在するが、この領域は移動物体の領域にあたる。このように、移動物体のフローの大きさが、フローの流れ場において変化することを利用して、提案手法 3 では静止物体と移動物体を区別する。この手法の前提条件は提案手法 2 と同じく、移動物体領域は背景領域に比べて小さいとする。

3.3.1 背景領域と移動物体領域の区分

背景領域と移動物体領域の区分にはロバスト推定手法である RANSAC^[6] (RANDOM Sample Consensus) を利用する。Fig.4 (b) は画像平面の x 座標に対するフローの大きさを示したものである。このように背景領域のフローは x に対して滑らかに変化することが多い。この性質から、背景領域のフローの変化を二次曲線と近似し、この曲線を RANSAC より求める。そして推定された曲線にのらないはずれ値を移動物体領域とすることで、最終的に移動物体を検出する。

3.3.2 RANSAC による二次曲線推定

RANSAC による二次曲線推定の手順を以下に示す。

1. データ群から 3 つのデータをランダムに選択する
2. 選択された 3 つのデータを用いてモデル (二次曲線) のパラメータを推定する。
3. 推定されたモデルの近傍領域に属するデータの数 C をカウントする。
4. 1~3 を適当な回数繰り返す、カウント数 C が最大となるモデルを最適モデルとする。

これを図に示したものが Fig.5 である。

4. 実験

提案した手法の有効性を検証するため、静止画 3 枚による仮想的な動画を用い、移動物体検出実験を行った。カメラのフレームレートは 30[Hz] と想定した。静止画は、ニコン製のデジタルカメラ D70 を用い、画像サイズ 1504 × 1000[pixel]の JPEG 形式で取得した。また移動物体はテクスチャーを多く含む箱を用いた。移動物体の運動パラメータに関しては、カメラ座標系より $\mathbf{B}=[B_x, B_y, B_z]$ と定義する。実験結果の表示はすべて、Fig.5 のよ

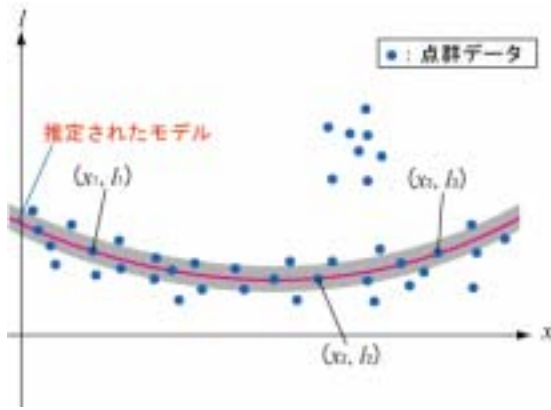


Fig.5 RANSAC による二次曲線あてはめ

うに表示する。同図の(a)は一枚目の画像から特徴点を抽出したもの、(b)は3枚の画像から移動物体の特徴点だけを残したものである。

4.1 提案手法 1

カメラの動作を並進のみ($T_z=1[m/s]$)とした時、回転のみ($\Omega_y=0.5\pi[rad/s]$)とした時、並進および回転($T_z=1[m/s]$, $\Omega_y=0.5\pi[rad/s]$)とした時の実験結果をそれぞれ Fig.6, 7, 8 に示す。移動物体はどの場合も $B_x=1[m/s]$ の速度で動くことを想定した。また予測フローにおけるパラメータ Z に関しては、 $Z=0.8[m]$ とした。Fig.6, 7, 8 の(b)より、移動物体領域に特徴点が密集していることから、移動物体が検出されていることがわかる。移動物体領域外に若干の特徴点が残るのは、特徴点を追跡する際、その点に似た特徴点を誤って追跡してしまい、正確なオプティカルフローが求まらなかったことが原因であると考えられる。

4.2 提案手法 2

カメラの並進速度を $T_z=1[m/s]$ 、移動物体の速度を $B_x=1[m/s]$ とした時の実験結果を Fig.9, カメラの並進速度を $T_z=1[m/s]$, $T_x=1[m/s]$ とし、移動物体の速度を $B_x=1[m/s]$ とした時の実験結果を Fig.10, カメラの並進速度を $T_z=1[m/s]$ 、移動物体の速度を $B_z=-1[m/s]$ とした時の実験結果を Fig.11 に示す。また消失点を抽出する際の投票空間は画像サイズ $1504 \times 1000[pixel]$ に対して 376×250 とした。(b)に記したバツ印は消失点の位置を表す。Fig.9, 10 では同図(b)より移動物体が検出されていることがわかる。一方 Fig.11 では同図(b)からもわかるように移動物体が検出できていない。これは移動物体領域のフローの消失点と、背景領域のフローの消失点の位置が近くなるからである。

4.3 提案手法 3

提案手法 2 の実験と同じ条件で実験した結果を Fig.12, 13, 14 に示す。RANSAC の繰り返し回数は 23 回とした。Fig.12, 14 では同図(b)より移動物体が検出されていることがわかる。Fig.14 に関しては、提案手法 2 では移動物体を検出できなかったが、提案手法 3 では検出することができている。一方 Fig.13 では、提案手法 2 では移動物体を検出できたが、提案手法 3 では検出できていないことが同図(b)よりわかる。これは、移動物体領域のフローの大きさが、その移動物体周りの背景領域のフローの大



(a) 抽出された特徴点



(b) 移動物体の特徴点

Fig.6 $T_z=1[m/s]$, $B_x=1[m/s]$ の時 (提案手法 1)



(a) 抽出された特徴点



(b) 移動物体の特徴点

Fig.7 $\Omega_y=0.5\pi[rad/s]$, $B_x=1[m/s]$ の時 (提案手法 1)



(a) 抽出された特徴点



(b) 移動物体の特徴点

Fig.8 $T_z=1[m/s]$, $\Omega_y=0.5\pi[rad/s]$, $B_x=1[m/s]$ の時 (提案手法 1)



(a) 抽出された特徴点



(b) 移動物体の特徴点

Fig.9 $T_z=1[m/s]$, $B_x=1[m/s]$ の時 (提案手法 2)



(a) 抽出された特徴点



(b) 移動物体の特徴点

Fig.10 $T_z=1[m/s]$, $T_x=1[m/s]$, $B_x=1[m/s]$ の時 (提案手法 2)



(a) 抽出された特徴点



(b) 移動物体の特徴点

Fig.11 $T_z=1[m/s]$, $B_z=-1[m/s]$ の時 (提案手法 2)



(a) 抽出された特徴点



(b) 移動物体の特徴点

Fig.12 $T_z=1[m/s]$, $B_x=1[m/s]$ の時 (提案手法3)



(a) 抽出された特徴点



(b) 移動物体の特徴点

Fig.13 $T_z=1[m/s]$, $T_x=1[m/s]$, $B_x=1[m/s]$ の時 (提案手法3)



(a) 抽出された特徴点



(b) 移動物体の特徴点

Fig.14 $T_z=1[m/s]$, $B_z=-1[m/s]$ の時 (提案手法3)

きさとあまり変わらないことから、移動物体領域をはずれ値として検出できなかったことが原因であると考えられる。

4.4 考察

実験結果からもわかるように、各手法には、メリット・デメリットが存在する。

まず提案手法1は、比較的簡単に精度よく移動物体を検出できる。しかし、カメラの運動パラメータが何らかの手法で取得できる点と予測フローのパラメータ Z を一定とする点において、拘束条件が厳しいということが問題として挙げられる。提案手法2は、運動パラメータに依存しない点は良いが、移動物体の運動方向がカメラの動きと平行の場合、移動物体を検出できない。提案手法3に関しては、提案手法2と同様に運動パラメータに依存しない点と移動物体の運動方向がカメラの動きと平行の場合も移動物体を検出できる点は良いが、移動物体領域のフローの大きさが、その移動物体周りの背景領域のフローの大きさとあまり変わらない場合、移動物体を検出できない。

5. 結論

カメラが移動する環境下において、静止物体と移動物体を見分け、移動物体を検出する手法について3種提案した。また実験より各手法のメリット・デメリットを確認した。今後の展望としては、このメリット・デメリットを利用して、様々な環境下に応じてうまく3種の手法を切り分けていくことが挙げられる。

参考文献

- [1] C. Tomasi and T. Kanade: "Detection and Tracking of Point Features," Technical Report CMU-CS-91-132, April 1991.
- [2] B. D. Lucas and T. Kanade: "An Iterative Image Registration Technique With an Application to Stereo Vision," International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp.674-679, 1981.
- [3] 武川直樹, 宮島耕治: "コンピュータビジョン: 技術評論と将来展望 第9章 時系列画像からの3次元運動と形状解析", 新技術コミュニケーションズ, 1998.
- [4] 古賀由紀夫, 片山明伯ほか: "移動観測系における移動物体検出・呈示システムの検討", 情報処理学会, コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM)研究報告, Vol.2003, No.2, pp.91-98, 2003.
- [5] 清水雅夫: "デジタル画像処理 第12章 パターンと図形の検出", 財団法人画像情報教育振興協会, 2006.
- [6] M. A. Fischler and R. C. Bolles: "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Application to image Analysis and Automated Cartography," Communications of the ACM, Vol24, pp.381-395, 1981.