

移動するステレオカメラによるオプティカルフローを用いた複数移動物体検出手法の改良と実験的評価

○戸田哲郎(中央大学) 梅田和昇(中央大学)

1. 序論

移動物体の検出は、移動ロボットや自動車の自律化のために重要となってきた。本論文では、移動ロボットや自動車等に載せたステレオカメラから移動物体を検出する手法を提案する。

図1で示すように、動くカメラから取得した画像では、静止物体と移動物体の両方がフレーム間で移動しているように見える。よって、このシーンに単純な背景差分法を適用するのは困難である。それに対して、複数の背景モデルを用いることでカメラが動く環境下でも背景差分を行う手法が提案されている[1]。また、文献[2]では、連続する2枚の画像からカメラの移動を推定することで背景差分を行う手法を提案している。一方で、背景差分を使わない手法もある。Huら[3]は、車に載せたカメラから移動物体を検出する手法を提案している。文献[4]では、PTAM[5]を用いてカメラの運動パラメータを推定し、オプティカルフローと比較することで移動物体を検出している。これらの手法は、カメラを自動車やUAVに載せることを想定しており、カメラの動きや向きを限定している。他の手法として、オプティカルフローのFoEから移動物体を検出する手法が提案されている[6]。この手法は、カメラと移動物体が同一方向に動いている場合に検出が難しくなってしまう。

我々は、ステレオカメラを用いて三次元座標を利用することでカメラの動きや向きやを限定しない移動物体検出手法を提案している[7][8]。本論文では、[7][8]の特徴点のラベリングの処理の部分工夫することで、誤検出の低減を目指した。

2. 移動物体検出手法

2.1 手法概要

図2のステップ1から3の処理は[?]の処理と同様である。第1ステップでは、連続する2フレームの画像に対してそれぞれ特徴点を検出する。そして、検出された特徴点に対して、2枚の画像間で対応点探索を行い、

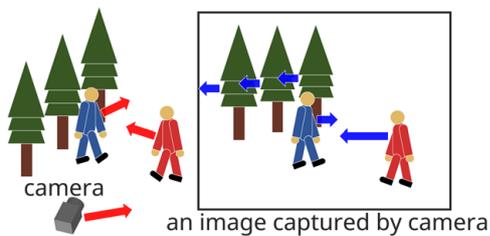


図1 カメラから見た背景の見かけの動き

オプティカルフローを抽出する。第2ステップでは、対応付けられた特徴点の3次元座標をステレオカメラにより求める。さらに、それらの値を用いてカメラの運動パラメータを推定する。第3ステップでは、推定した運動パラメータを基に現画像の特徴点に対してオプティカルフローを推定する。以後、この推定したオプティカルフローを推定フローと呼ぶ。推定フローは背景の見かけの動きを表す。第1ステップで抽出したオプティカルフローと推定フローを比較することで、移動物体のオプティカルフローを抽出する。最後に、抽出した移動物体の特徴点にラベリングをすることで移動物体を個々に検出する。

2.2 オプティカルフローの抽出

2画像間からオプティカルフローを抽出する様子を図3に示す。カメラから取得した現フレームを f^t 、前フレームを f^{t-1} とする。ここで、 t はカメラが画像を取得した時刻を表す。オプティカルフロー F_k は、特徴点 p_k^{t-1} から特徴点 p_k^t までの移動ベクトルである。ここで、 k はマッチングした特徴点の組を表す。特徴点の検出にはAKAZE[9]アルゴリズムを用いる。AKAZE特徴量は画像のぶれ、回転、スケール、輝度の変化に頑健であるため、移動するカメラから取得した画像に対して有効である。

2.3 カメラ運動パラメータの推定

図4にカメラの運動パラメータを示す。カメラの運動パラメータは、並進ベクトル t と回転行列 R があり、

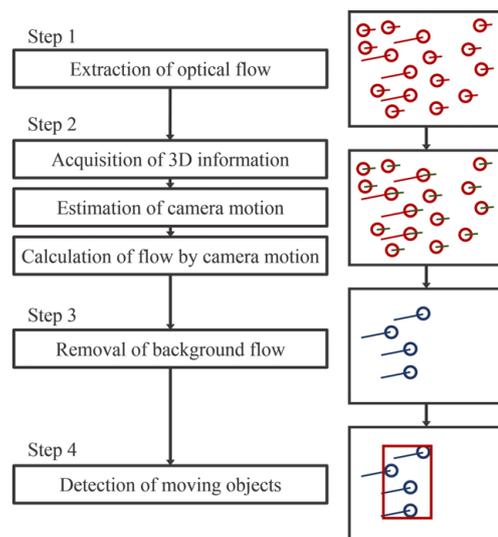


図2 移動物体検出手法の流れ

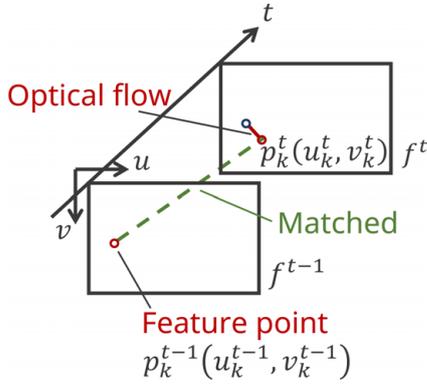


図3 オプティカルフローの抽出

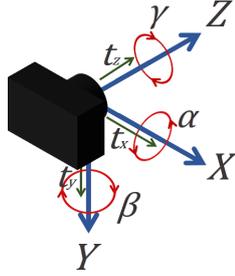


図4 カメラの運動パラメータ

それぞれ次式で表される.

$$t = [t_x \ t_y \ t_z]^T \quad (1)$$

$$R = \begin{bmatrix} 1 & -\gamma & \beta \\ \gamma & 1 & -\alpha \\ -\beta & \alpha & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

ただし、カメラの回転運動が微小であると仮定することで、回転行列 R を近似している。また、 α, β, γ はそれぞれ図4に示すカメラ座標系の X, Y, Z 周りの回転角である。

2 フレーム間でマッチングしたある特徴点 p_k^t と p_k^{t-1} の三次元座標は、それぞれ $P_k^t = [X_k^t \ Y_k^t \ Z_k^t]^T$ と $P_k^{t-1} = [X_k^{t-1} \ Y_k^{t-1} \ Z_k^{t-1}]^T$ で表される。ここで、 P_k^t と P_k^{t-1} の関係は、運動パラメータ t, R を用いて次式で表せる。

$$P_k^{t-1} = RP_k^t + t \quad (3)$$

さらに、上式を書き換えると次式になる。

$$P_k^{t-1} - P_k^t = R'P_k^t + t \quad (4)$$

ここで、 R' は次式で表される。

$$R' = \begin{bmatrix} 0 & -\gamma & \beta \\ \gamma & 0 & -\alpha \\ -\beta & \alpha & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

最後に、 P_k^t, P_k^{t-1} 、運動パラメータの関係は次式で表せる。

$$A_k \xi = b_k, \quad (6)$$

ここで、

$$A_k = \begin{bmatrix} 0 & Z_k^t & -Y_k^t & 1 & 0 & 0 \\ -Z_k^t & 0 & -X_k^t & 0 & 1 & 0 \\ Y_k^t & -X_k^t & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\xi = [\alpha \ \beta \ \gamma \ t_x \ t_y \ t_z]^T \quad (8)$$

$$b_k = P_k^{t-1} - P_k^t \quad (9)$$

よって、カメラの運動パラメータ ξ は次式に示す線形最小二乗解により求まる。

$$\xi = \begin{bmatrix} A_1 \\ \vdots \\ A_n \end{bmatrix}^+ \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} \quad (10)$$

2.4 推定フローの計算

画像座標系上の特徴点 $p_k^t = [u_k^t \ v_k^t]^T$ を、正規化画像座標系で $q_k^t = [x_k^t \ y_k^t]^T$ と表す。ここで、 p_k^t と q_k^t の関係は次式で表される。

$$x_k^t = \frac{\delta_u(u_k^t - c_u)}{f} \quad (11)$$

$$y_k^t = \frac{\delta_v(v_k^t - c_v)}{f} \quad (12)$$

ここで、 f は焦点距離、 δ_u と δ_v はそれぞれ横方向と縦方向のピクセルサイズ、 $[c_u \ c_v]^T$ は画像の中心座標である。このとき、 q_k^t と P_k^t の関係は次式で表される。

$$x_k^t = \frac{X_k^t}{Z_k^t} \quad (13)$$

$$y_k^t = \frac{Y_k^t}{Z_k^t} \quad (14)$$

よって、推定フロー $F'_k = [x_k^t \ y_k^t]^T$ は次式で求めることができる。

$$F'_k = \begin{bmatrix} \dot{x}_k \\ \dot{y}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_k}{\partial t} \\ \frac{\partial y_k}{\partial t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{X_k^{t-1}}{Z_k^t} - \frac{X_k^t Z_k^{t-1}}{Z_k^2} \\ \frac{Y_k^{t-1}}{Z_k^t} - \frac{Y_k^t Z_k^{t-1}}{Z_k^2} \end{bmatrix} \quad (15)$$

ここで、 $X_k^{t-1}, Y_k^{t-1}, Z_k^{t-1}$ はそれぞれ式(3)より次式で表せる。

$$X_k^{t-1} = X_k^t - \gamma Y_k^t + \beta Z_k^t + t_x \quad (16)$$

$$Y_k^{t-1} = \gamma X_k^t - Y_k^t + \alpha Z_k^t + t_y \quad (17)$$

$$Z_k^{t-1} = (-\beta X_k^t) - \alpha Y_k^t + Z_k^t + t_z \quad (18)$$

これらを式(15)に代入し、推定フロー F'_k は次式で表せる。

$$F'_k = \begin{bmatrix} -\gamma y_k^t + \beta + \frac{t_x}{Z_k^t} - x_k^t(-\beta x_k^t + \alpha y_k^t + \frac{t_z}{Z_k^t}) \\ -\gamma x_k^t + \alpha + \frac{t_y}{Z_k^t} - y_k^t(-\beta x_k^t + \alpha y_k^t + \frac{t_z}{Z_k^t}) \end{bmatrix} \quad (19)$$

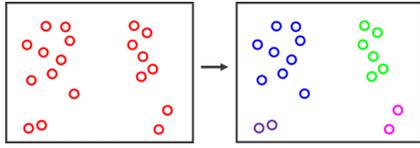
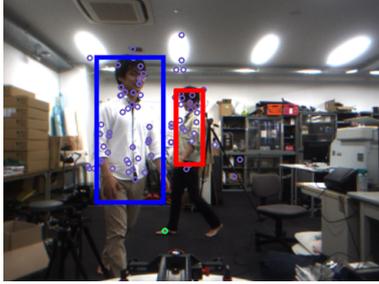
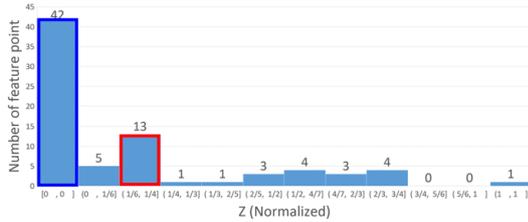


図5 特徴点のラベリング



(a) シーンの様子



(b) シーンのZのヒストグラム

図6 人物検出例

推定フローの端点（以下，推定点） $\mathbf{p}_k^t = [u_k^t \ v_k^t]^T$ は次式から求まる。

$$u_k^t = u_k^i + \frac{f \dot{x}_k^t}{\delta_u} \quad (20)$$

$$v_k^t = v_k^i + \frac{f \dot{y}_k^t}{\delta_v} \quad (21)$$

2.5 背景オプティカルフローの除去

特徴点 \mathbf{p}_k^i から推定点 \mathbf{p}_k^t までのユークリッド距離を d_k とする。 d_k がしきい値 d_{th} より小さいときに、オプティカルフロー \mathbf{F}_k を背景オプティカルフローとして除去する。残ったオプティカルフローは移動物体のオプティカルフローであると考えられる。

2.6 移動物体の検出

移動物体を個々に検出するために特徴点にラベリングを行う。始めに，図5に示すように，距離が近いもの同士が同じラベルになるようにラベル付けを行う。次に，カメラ座標系においての特徴点のZ座標についてのヒストグラムを作成する。図6(a)の小さい円は特徴点を表す。図6(b)は，それらの特徴点のZ座標のヒストグラムである。最後に，特徴点の多いビンに属する特徴点を1つの移動物体として検出する。図6(a)で表示されている矩形は同じビンに属する特徴点全てを囲う最小の矩形である。

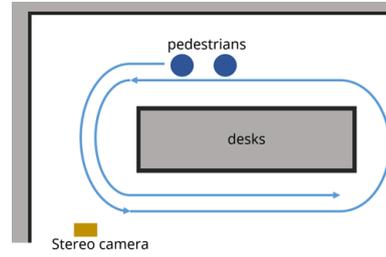


図7 歩行者の歩行経路

表1 検出結果の比較

	提案手法	[8]
T. P. rate	93.8%	75.4%
F. P. rate	6.3%	24.6%
F. N. rate	15.1%	18.9%
Precision	93.6%	75.4%
Recall	86.1%	80.0%
F value	89.8%	77.6%

3. 移動物体検出実験

本手法の有効性を検証するために2つの実験を行った。使用したカメラはPoint Grey ResearchのBumblebee2である。また，カメラを移動させるとき，回転運動にはKONOVAのsmart pan-tilt head，並進移動にはKONOVAの電動スライダーを用いた。1つ目の実験では，歩行者2人を対象に実験を行った。歩行者はカメラに対して図7のように歩行した。このとき，カメラは左右に等角速度でパンさせた。実験はオフラインで行い，[8]と同一のシーンで行った。歩行者の検出結果の画像を図8と図9に示す。小さい円は特徴点を表し，矩形は人物が検出された領域を表す。これらの図から，人物がうまく検出されていることがわかる。また，提案手法の方が誤検出が減っていることがわかる。検出結果の比較を表1に示す。この表からも，提案手法の方が誤検出が少なくなっていることがわかる。しかし，未検出率についてはあまり変化がなかった。これは，どちらの手法も完全に歩行者が重なって見える場合や，カメラに近すぎて三次元情報が取得できない場合には未検出になってしまうためである。

2つ目の実験では，ある特定のカメラの移動と移動物体の移動を行ったときのそれぞれの検出結果の検証を行った。対象は歩行者1名とした。実験は，図10に示す異なる2つのシーンにおいて行った。図10(a)のシーンは図10(b)と比べて，暗く，背景のテクスチャが少ないため，特徴点が検出されにくい。実験の結果をシーン別にそれぞれ表2と表3に示す。2つの表のF値から，どちらのシーンでもおおよそ検出できていることがわかる。また，シーン1よりシーン2の方が悪い結果となっている。これは，背景の特徴点が少ないために推定フローがうまく求まらなかったり，移動物体についての特徴点が少ないために検出されなかったことが原因となっている。

表 3 シーン 2 での実験結果

運動		Precision	Recall	F value
カメラ	歩行者			
パン	平行	72.0%	65.5%	68.6%
パン	前進	91.2%	72.2%	80.1%
トラック	前進	87.5%	73.4%	79.8%
ドリー	前進	84.8%	67.6%	75.2%



図 8 提案手法による検出結果

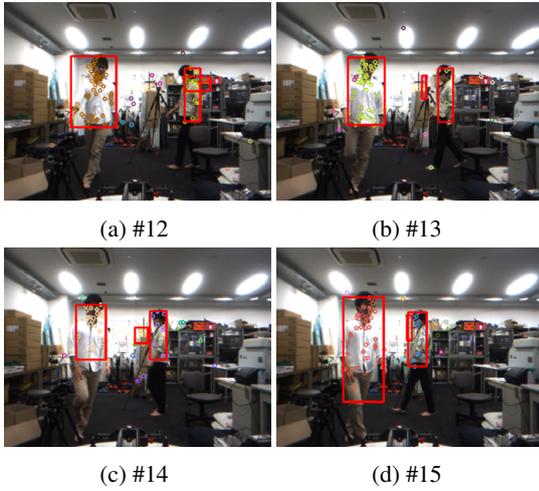


図 9 [8] による検出結果

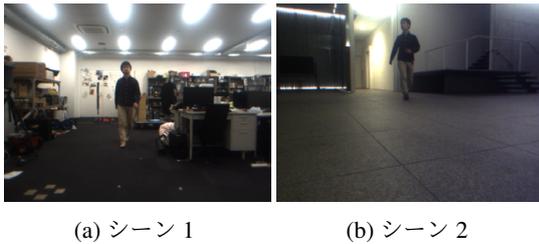


図 10 検証シーン

表 2 シーン 1 での実験結果

運動		Precision	Recall	F value
カメラ	歩行者			
パン	平行	80.0%	95.2%	87.0%
パン	前進	89.2%	80.0%	81.5%
トラック	前進	89.4%	91.1%	90.0%
ドリー	前進	82.5%	84.3%	83.4%

4. 結論と今後の展望

本論文では移動するステレオカメラからオプティカルフローを用いて移動物体を検出する手法を提案した。実験では、本手法は誤検出を低減できていることを示した。また、カメラと移動物体の様々な移動の組み合わせにおいて、変わりなく検出できることを示した。さらに、暗く、特徴点の検出しづらい背景においても、おおよそ移動物体を検出できることを示した。

今後は、屋外等の様々なシーンで実験を行い本手法の有効性を検証する必要がある。また、どの程度の速度までの移動物体を検出できるかを確認する必要がある。

参考文献

- [1] H. Sajid and S.-C. S. Cheung: "Background Subtraction for Static & Moving Camera," Proc. of IEEE International Conference on Image Processing, pp. 4530-4534, 2015.
- [2] D. Zamaieva, A. Yilmaz, and J. W. Davis: "Exploiting Temporal Geometry for Moving Camera Background Subtraction," 22nd International Conference on Pattern Recognition, pp. 1200-1205, 2014.
- [3] Z. Hu and U. Uchimura: "Tracking Cycle: a New Concept for Simultaneous Tracking of Multiple Moving Objects in a Typical Traffic Scene," Proc. of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 233-239, 2000.
- [4] G. R. Rodriguez-Canosa, S. Thomas, J. D. Cerro, A. Barrientos, and B. MacDonald: "A Real-Time Method to Detect and Track Moving Objects (DATMO) from Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) Using a Single Camera," Remote Sens., pp. 1090-1111, 2012.
- [5] G. Klein and D. Murray: "Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces," 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality, pp. 225-234, 2007.
- [6] N. Takeda, M. Watanabe, and K. Onoguchi: "Moving Obstacle Detection Using Residual Error of FOE Estimation," Proc. of IROS'96, pp. 1642-1647, 1996.
- [7] 戸田 哲郎, 増山 岳人, 梅田 和昇: "移動するステレオカメラによるオプティカルフローを用いた複数移動物体検出", 第 34 回日本ロボット学会学術講演会, 2016.
- [8] T. Toda, G. Masuyama, and K. Umeda: "Detecting Moving Objects Using Optical Flow with a Moving Stereo Camera," Proc. of MOBIQUITOUS 2016, pp. 35-40, 2016.
- [9] P. F. Alcantarilla, J. Nuevo, and A. Bartoli: "Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces," Proc. of British Machine Vision Conference 2013, pp. 13.1-13.11, 2013.
- [10] M. A. Fischler and R. C. Bolles: "Random Sample Consensus: a Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," Communications of the ACM, pp. 381-395, 1981.