

オプティカルフロー解析によるシーンに依存しない平面領域抽出

川本 一彦^{†1} 山田 大輔^{†2} 井宮 淳^{†2,†3}
 ラインハルト クリッタ^{†4} 廣田 薫^{†1}

カメラ運動が引き起こすオプティカルフローから、ビデオ画像中の平面領域を判定するアルゴリズムを提案する。オプティカルフローは、テクスチャや色に比べて、対象への依存度が低く、画像理解のための汎用的なセンシング手法を与えてくれる。このオプティカルフローの性質を利用して、シーンに依存しないアルゴリズムを提案する。提案アルゴリズムは、各画素ごとに、算出したフローベクトルと標準フローベクトルとの照合を行う非常に単純で高速な方法である。実画像による実験で、平面シーンに静止した障害物と動きのある障害物が現れても、約90%程度の精度で平面領域を抽出できること示す。また、この抽出結果が、時空間的に不規則な雑音によって乱されることを実験的に指摘し、中央値フィルタによる結果の改善もあわせて示す。

Scene-independent Approach for Planar Surface Detection Using Optical Flow Fields

KAZUHIKO KAWAMOTO,^{†1} DAISUKE YAMADA,^{†2} ATSUSHI IMIYA,^{†2,†3}
 REINHARD KLETTE^{†4} and KAORU HIROTA^{†1}

We propose an algorithm for the detection of planar surface regions in a video sequence from optical flow caused by a monocular moving camera. Optical flow being a scene-independent measurement, the flow-based algorithm can be applied to various situations, while color- and texture-based algorithms depend on specific scenes such as roadway and indoor scenes. The algorithm detects a planar surface region by evaluating the difference between model flow and calculated flow. We demonstrate some results obtained by the algorithm for two real image sequences. Furthermore, indicating the results are corrupted by random noise in the spatio-temporal domain, we apply median filtering to the results to remove random noise.

1. はじめに

近年、家庭内での娯楽や仕事代行・補助などを目的とした自律型小型ロボットの開発が横断的な研究分野として注目を集め、コンピュータビジョン分野からはカメラによる環境理解のための技術が求められている。単純な障害物の検知だけであれば測距センサで十分であるが、より高度な視覚認識処理のためにはカメラに

よる対象物の検知も必要である。さらに、カメラによる環境センシングができれば、測距センサと合わせてより安定した視覚情報処理を期待することができる。

日常的な生活場所での環境理解を実現するためには、次のような制約または状況を考慮する必要がある。

- 行動計画のための人為的なマーカの設置や特定のテクスチャ・色の事前仮定が困難である。
- 静止物体と移動物体が混在している。
- 主な活動場所は平面(床)上である。

したがって、マーカやテクスチャ・色を手がかりとする自律走行の技術^{1),2)}を転用することは難しい。また、物体の輪郭^{3),4)}などの静止物体から得られる画像特徴に基づく手法では対処できない状況が起こりうる。一方、移動場所を平面上と仮定できることで、より制限された幾何学的な拘束条件が利用できるなど、一般的な運動を考えるよりも計算が有利な面がある。

そこで、本稿では、テクスチャや色に比べて対象への依存度が低いオプティカルフロー⁵⁾から、静止・移

^{†1} 東京工業大学大学院総合理工学研究科
 Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

^{†2} 千葉大学総合メディア基盤センター
 Institute of Media and Information Technology, Chiba University

^{†3} 国立情報学研究所ソフトウェア研究系
 Software Research Division, National Institute of Informatics

^{†4} オークランド大学 CITR
 Centre for Image Technology and Robotics, University of Auckland

動物体が混在するビデオ画像中の平面領域を推定するアルゴリズムを提案する．従来，オプティカルフローは，計算コストの高い処理として認識されてきたが，近年では，計算機能力の向上やハードウェア化⁽⁶⁾により高速に計算できるようになってきた．さらに，オプティカルフローは1台のカメラだけから計算できるので，ステレオ視に基づく誘導システム^{(7),(8)}よりも，より単純でコンパクトなシステムを設計できる．

オプティカルフローに基づく平面上の障害物検知として，Anconaの手法⁽⁹⁾がある．この手法は，直進運動とFOE(Focus of expansion)の位置を仮定し，平面と障害物が引き起こすフローベクトルの長さの違いから障害物を検知する．しかし，この手法は，本質的に直進運動が引き起こすオプティカルフローの性質に基づいているため，回転運動が加わる運動に対して単純に適用することができない．さらに，静止した障害物を対象としているため移動物体の検知に対しては検討が必要である．

それに対して，我々の手法は，平面と障害物のオプティカルフローの違いを利用するという基本的な考え方は同じだが，異なるアプローチで上記の課題を克服する．提案手法では，カメラ運動が引き起こす平面のオプティカルフローを標準パターンとしてあらかじめ作成・保持しておき，観測時刻のオプティカルフローとの照合により平面領域を判定する．家庭内ロボットでは，いくつかの運動パターン(前後左右への並進運動や円運動など)が事前に分かっている場合が多いので，各運動ごとに標準パターンを用意しておけば，それぞれの運動に対応できる．さらに，障害物のオプティカルフローは，その移動状態にかかわらず，一般に平面のものとは異なるから，さまざまな状態の物体が混在していても動作する．いったん標準パターンを用意できれば，各画素ごとのフローベクトルに対して照合を行うだけであるから，非常に単純であり，高速に動作することも特長である．また，オプティカルフローの雑音に対する感受性を考慮し，照合結果に時空間フィルタリングを施すことで，平面領域の判定結果が安定することもあわせて報告する．

以下，2章では，アルゴリズム導出のための準備として空間中の平面の運動解析を示す．3章では，平面の運動解析を基に平面検出アルゴリズムを導く．そして，4章では，実画像を使った実験結果を示す．

2. 平面の3次元運動解析

平面抽出アルゴリズム導出の準備として，運動するカメラから見た平面の3次元運動解析をまとめる．以

下では，家庭内を動き回るために必要な平面に対して平行な並進運動と円運動を取り上げるが，平面に対して平行な運動であれば同様に議論することができる．

2.1 平面の3次元運動

XYZ 座標系を，カメラに固定された座標系(カメラ座標系)とし， $X = (X, Y, Z)^T$ をこの座標系で表現された点とする．空間中の平面は，法線ベクトル $n = (a, b, c)^T$ と原点からの距離 d で指定できる．カメラ座標系が，回転速度 ω ，並進速度 v で運動しているとすると，平面は，相対的に次の運動をしているように見える⁽¹⁰⁾．

$$\dot{n} = -\omega \times n, \quad \dot{d} = -n^T v. \quad (1)$$

ただし，記号ドットは時間に関する微分を表す．平面の運動(1)は，カメラが等速並進運動のときは，

$$\dot{n} = 0, \quad \dot{d} = -n^T v, \quad (2)$$

となり，等速円運動のときは，

$$\dot{n} = -\omega \times n, \quad \dot{d} = -n^T (\omega \times C). \quad (3)$$

となる．ただし， C は，カメラ座標系で表現された円運動の中心位置を表す．

2.2 一定なオプティカルフロー

フローベクトルは，カメラと物体の配置関係や運動に依存して決定され，時刻ごとに，さまざまなオプティカルフローが形成される．しかし，カメラが平面に対して平行に等速運動すれば，その平面が引き起こすオプティカルフローは一定になる．たとえば，図1の(a)並進運動，もしくは(b)円運動が一定速度で継続するとき，それぞれの運動に対して，図1の(c)と(d)のようなオプティカルフローが任意の時刻で観測される．この関係は，後述する地面検出アルゴリズムで中心的な役割を果たす．この関係を，以下で補題の形でまとめ，次章でアルゴリズムを導く．

補題 2.1 カメラ座標系が平面に対して平行な等速並進運動をするとき，その平面が引き起こすオプティカルフローは時間に関して一定である．

証明 カメラ座標系が地面に対して平行に並進運動するとき，その並進速度 v と法線ベクトル n は互いに直交する．すなわち， $n^T v = 0$ が成立する．この関係と式(2)より， $\dot{n} = 0$ と $\dot{d} = 0$ を得る．すなわち，この並進運動に関して，カメラと平面との配置は変化

より正確には，照明や物体表面のテクスチャなどにも依存する．たとえば，濃淡値がある方向に一定な領域では，アバチャ(開口)問題が発生し，画像上で実際の物体の動きと計算されたオプティカルフローは必ずしも一致しない．

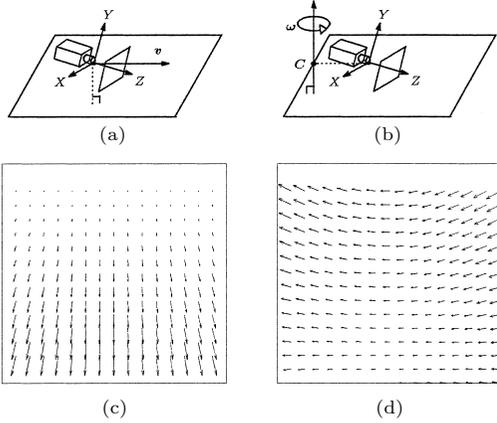


図 1 平面に対して平行なカメラ運動とそのオプティカルフロー
Fig. 1 Camera motion parallel to a plane and its optical flow.

しない。したがって、任意の時刻で、同じパラメータを持つ平面を一定速度で観測することになり、その平面が引き起こすオプティカルフローは変化しない。□

補題 2.2 カメラ座標系が平面に対して平行な等速円運動をするとき、その平面が引き起こすオプティカルフローは時間に関して一定である。

証明 カメラ座標系が地面に対して平行に円運動するとき、その回転速度 ω と法線ベクトル n は平行になる。したがって、式 (3) より、 $\dot{n} = 0$ と $\dot{d} = 0$ を得る。すなわち、この円運動に関して、カメラと平面との配置は変化しない。したがって、任意の時刻で、同じパラメータを持つ平面を一定速度で観測することになり、その平面が引き起こすオプティカルフローは変化しない。□

3. 平面抽出アルゴリズム

$x(x, y)$ を画像面上の位置 (x, y) における投影像とする。そして、 $\dot{x}(x, y)$ を平面が引き起こすオプティカルフロー、 $\dot{x}_t(x, y)$ を時刻 t におけるオプティカルフローとする。すなわち、平面抽出は、時刻 t に観測されたオプティカルフロー $\dot{x}_t(x, y)$ が、平面に対応するオプティカルフロー $\dot{x}(x, y)$ かどうかを判定する問題になる。補題 2.1 と 2.2 より、カメラ座標系が平面に対して平行に等速運動し、かつ並進もしくは円運動をするとき、任意の時刻に関して、平面のオプティカルフローは一定である。したがって、時刻 t で、位置 (x, y) に平面が投影されているならば、 $\dot{x}(x, y)$ と $\dot{x}_t(x, y)$ は同じベクトルである。このとき、これら 2 つのベクトルの大きさや方向に関して、

```

procedure: Ground Plane Detection
input  $\dot{x}(x, y)$  for  $1 \leq x \leq M, 1 \leq y \leq N$ :
    the optical flow of the ground plane
 $\dot{x}_t(x, y)$  for  $1 \leq x \leq M, 1 \leq y \leq N$ :
    the optical flow observed at time  $t$ 
for  $x = 1$  to  $M$ 
for  $y = 1$  to  $N$ 
    if  $\frac{\dot{x}_t(x, y)^\top \dot{x}(x, y)}{\|\dot{x}_t(x, y)\| \|\dot{x}(x, y)\|} \approx 1$  and  $\frac{\|\dot{x}_t(x, y)\|}{\|\dot{x}(x, y)\|} \approx 1$ 
        then output  $x_t(x, y)$ 
    end
end
    
```

図 2 マッチングアルゴリズム
Fig. 2 Matching algorithm.

$$\left| 1 - \frac{\|\dot{x}_t\|}{\|\dot{x}\|} \right| < \epsilon_l, \quad 1 - \frac{\dot{x}_t^\top \dot{x}}{\|\dot{x}_t\| \|\dot{x}\|} < \epsilon_d, \quad (4)$$

が成立する。ただし、 ϵ_l と ϵ_d は、それぞれ、ベクトルの大きさや方向に関してフロー推定および数値計算の誤差を考慮した小さな定数である。

一方、もし、 $\dot{x}_t(x, y)$ が障害物が引き起こすオプティカルフローならば、 $\dot{x}_t(x, y)$ は、平面のオプティカルフロー $\dot{x}(x, y)$ とは一般に異なる。このとき、式 (4) は成立しない。ただし、 $(n/d - n'/d')^\top x = 0$ が成立する場合を除く。ここで、 $\{n, d\}$ と $\{n', d'\}$ は、それぞれ、基準となる平面とそれ以外の平面を表すパラメータである。この式は、異なる 2 平面の境界直線の投影像であるから、 $x_t(x, y)$ が境界直線の投影像である場合を除いて、平面領域のフローだけが式 (4) を満たす。以下に、この幾何学的な関係をまとめる。

定理 3.1 $\dot{x}(x, y)$ を平面が引き起こすオプティカルフロー、 $\dot{x}_t(x, y)$ を時刻 t におけるオプティカルフローとする。もし、 $\dot{x}_t(x, y)$ が平面のオプティカルフローならば、式 (4) が成立する。 $\dot{x}_t(x, y)$ が平面とは異なる平面が引き起こすオプティカルフローならば、この式は成立しない。ただし、 $x_t(x, y)$ が、基準となる平面と他の平面との境界直線の投影像である場合は除く。□

もし、平面のオプティカルフロー $\dot{x}(x, y)$ が既知であれば、式 (4) を使って、 $\dot{x}_t(x, y)$ が平面のオプティカルフローかどうかを判定することができる。平面のオプティカルフロー $\dot{x}(x, y)$ は、障害物が存在しない平面だけのシーンをあらかじめ撮影し計算することで、容易に得ることができる。あらかじめ撮影し計算した平面のオプティカルフロー $\dot{x}(x, y)$ を標準パターンとして、時刻 t におけるオプティカルフロー $\dot{x}_t(x, y)$ と

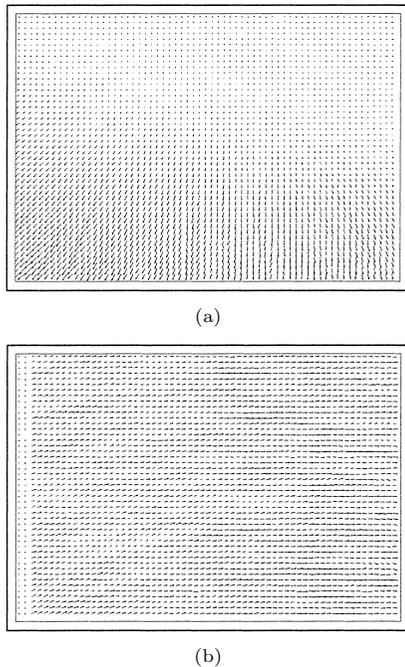


図 3 標準フローパターン: (a) 並進運動, (b) 円運動
 Fig. 3 Model optical flows: (a) translational motion,
 (b) circular motion.

マッチングをとることにより、画像列からの平面を検出することができる。また、標準パターンの別の作成方法として、あらかじめカメラを校正しておき、計算により作成する方法も考えられる。しかし、正確なカメラ校正は煩雑であることから、実際に撮影した画像列から標準パターンを作成するほうがより簡便である。図 2 に、このマッチングアルゴリズムを示す。

4. 実 験

提案アルゴリズムを実験的に評価するために、以下の 3 つのビデオ画像に対して実験を行った。

- 静止物体が存在するシーン（並進運動、図 5）。
- 移動物体が存在するシーン（並進運動、図 6）。
- 静止物体が存在するシーン（円運動、図 7）。

最初の 2 つの並進運動では、市販のデジタルカメラ（OLYMPUS 社 CAMEDIA C-2020 ZOOM）を用いて、QuickTime Motion JPEG 形式、 320×240 画素、毎秒 15 フレームで撮影したビデオ画像から切り出した 200 フレームを用いた。円運動では、ビデオカメラ（SONY 社 EVI-D30）を用いて、 320×240 画素の pgm 形式に変換した 30 枚の画像を入力とした。各ビデオ画像におけるオプティカルフローの算出には、我々のグループで開発したアルゴリズム¹¹⁾を使い、3 枚の連続画像から、フローベクトルを 5 画素間隔で求

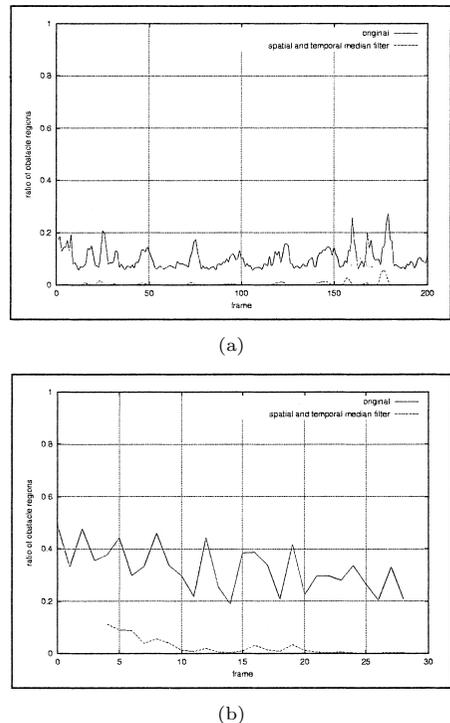


図 4 平面シーンに対する平面以外と判定された領域の画像全体に対する割合（横軸：時間、縦軸：割合）: (a) 並進運動, (b) 円運動
 Fig. 4 Ratio of the detected obstacle region to the whole image plane in the planar-surface sequence:
 (a) translational motion, (b) circular motion.

め、サブピクセル精度で算出した。

以下、4.1 節では、マッチングアルゴリズムに必要な標準フローパターンの作成について説明する。4.2 節では、アルゴリズムの性質を調べるために、平面シーンに対して行った予備実験について報告する。4.3 節、4.4 節、および 4.5 節では、それぞれ、3 つのビデオ画像に対する平面抽出についてまとめる。

4.1 標準パターンの作成

等速に並進または円運動するカメラから障害物の現れない平面シーンを撮影し、そのビデオ画像から標準フローパターンを作成する。図 3 (a) と (b) が、それぞれ、並進および円運動における標準フローパターンである。標準フローパターンは、ある連続する 3 枚の画像だけから求めることができるが、ここでは、算出したフローベクトルに加わる誤差を考慮して、入力画像列の連続する 3 枚から計算されるすべてのオプティカルフローを時間的に平均して、標準フローパターンを作成した。

4.2 平面シーンによる予備実験

アルゴリズムの性質を調べるために、平面シーンを

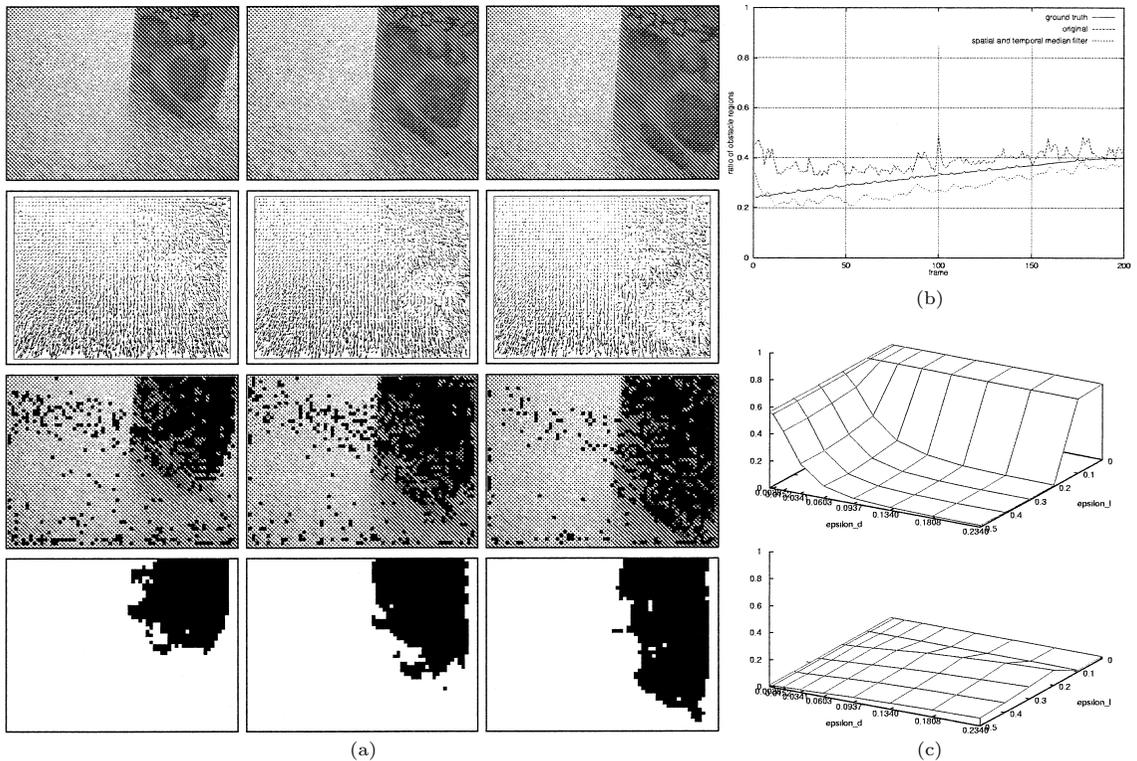


図 5 静止物体シーンの実験結果 (並進運動): (a) 各行上から順に, 画像例, 算出したオプティカルフロー, 抽出した平面領域 (黒画素は障害物領域), 空間的+時間的中央値フィルタ適用後の平面領域 (白画素). (b) 障害物領域 (黒画素) の画像全体に対する割合 (横軸: 時間, 縦軸: 割合), 手作業で抽出した結果 (実線), マッチングアルゴリズムによる結果 (破線), 空間的+時間的中央値フィルタの適用結果 (点線). (c) 閾値パラメータ ϵ_d と ϵ_l の変化に対する平面領域の推定誤差 (上) 平面であるのに障害物と判定した領域の画像全体に対する割合 (下) 障害物であるのに平面と判定した領域の画像全体に対する割合

Fig. 5 Results for the static-object sequence (translational motion): (a) (top) example images of the sequence, (second) the calculated optical flows, (third) the detected planar surface region, (bottom) results after applying the spatial and temporal median filter. (b) The ratio of the detected obstacle regions to the whole image plane, (solid line) manually, (dashed line) by the matching algorithm, (dotted line) by applying the spatial and temporal median filter. (c) The ratio of the wrong detected regions to the whole image plane with changes in the thresholds ϵ_d and ϵ_l , (top) the planar surface region estimated as obstacles, (bottom) obstacle regions estimated as the planar surface.

使って, 以下のような予備実験を行った.

平面シーンに対して, 標準パターン (図 3 (a), (b)) を使って平面領域を抽出する. この実験では, 理想的には, 画像全体を平面領域として抽出しなければならない. 図 4 (a) と (b) が, それぞれ, 並進および円運動に対して, 各フレームにおける障害物と判定した領域の画面全体に対する割合を示すグラフで, 横軸がフレーム番号, 縦軸がその割合である. このグラフより, 並進運動では各フレームで平均して約 10% の領域 (実線) を, 円運動では約 35% から約 40% の領域 (実線)

を地面ではないと判定していることが分かる. これらの誤判定された領域を画像列上で観察すると, 1) 空間的に孤立している, 2) 時間的に相関がない, という実験的事実が観察される. これらは, フローベクトルに加わる誤差が, 空間的にも時間的にも相関のない不規則な信号であること示している.

そこで, これらの領域を取り除くために, 中央値フィルタを以下のように適用する. まず, 地面と判定した画素の濃淡値を 0 に, それ以外の画素の濃淡値を 1 として 2 値化する. 次に, この 2 値化した各画像に 5×5

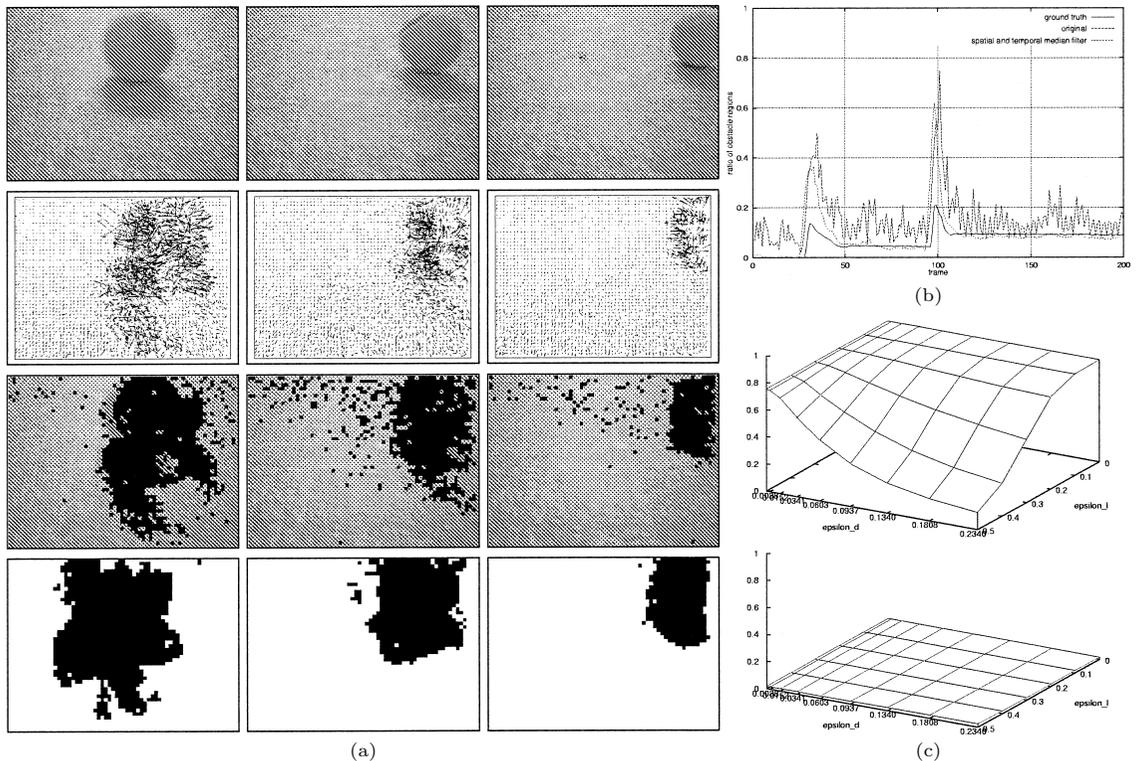


図 6 移動物体シーンの実験結果 (並進運動): 各図の配置は, 図 5 と同じである
 Fig. 6 Results for the moving-object sequence (translational motion): the configuration of the images is same as that of the images in Fig. 5.

の中央値フィルタを適用し, さらに, 4 フレーム前まで時間軸方向に各画素に中央値フィルタを適用する. これらの処理により, 平面領域の抽出処理を, 空間的にも時間的にも安定させることができる. 図 4 (a) と (b) の破線が, 空間的 + 時間的中央値フィルタをマッチングアルゴリズムの結果に施して得られたグラフである. これらのグラフより, ほとんどのフレームで, 地面以外と判定した領域の割合が 0% に近づいていることがわかり, 中央値フィルタによる効果を確認することができる.

4.3 並進運動における静止物体シーン

次に, 地面に対して静止した物体 (箱) が現れるシーン (並進運動) について実験を行った. 図 5 (a) では, 第 1 行目が実験で使用したビデオ画像の一部を, 第 2 行目が算出したオプティカルフローを, 第 3 行目がマッチングアルゴリズムにより抽出した平面領域を, そして第 4 行目が空間的 + 時間的中央値フィルタを適用して得られた平面領域を示している. 図 5 (a) の第 3 行目のマッチングアルゴリズムによる結果では, 本来は平面領域であるのに障害物と判定した領域が, 一方, 本来は障害物であるのに平面と判定した領域が見

られる. しかし, それらの多くは, たかだか数画素程度の大きさを持ち, さらに時間的に相関が見られない領域である. したがって, 前章で検討したように, 中央値フィルタによって, 抽出結果を改善することができる. 実際, 図 5 (a) の第 4 行目に示すように, 中央値フィルタ適用後は, より正確な平面領域抽出が行われていることが分かる. ただし, これらの結果は, 式 (4) の閾値を $\epsilon_d = 0.1340$ ($\approx 1 - \cos 30^\circ$) と $\epsilon_l = 0.3$ に固定して得たものである.

図 5 (b) は, 手作業 (実線), マッチングアルゴリズム (破線), 空間的 + 時間的中央値フィルタ (点線) を適用した後の障害物領域の画面全体に対する割合を表示したグラフである. 手作業によるグラフは, 真値データとして提案手法と比較するために用意した. ただし, 目視によって障害物領域を切り出しているため, 真値から数十画素程度の誤りは含んでいる. グラフより中央値フィルタによる改善結果を, 障害物領域が時間の経過にともなって滑らかに増加して様子 (点線) が, 実際の障害物の出現 (実線) と対応していることから確認できる.

図 5 (c) では, 式 (4) の閾値 ϵ_d と ϵ_l の変化に対し

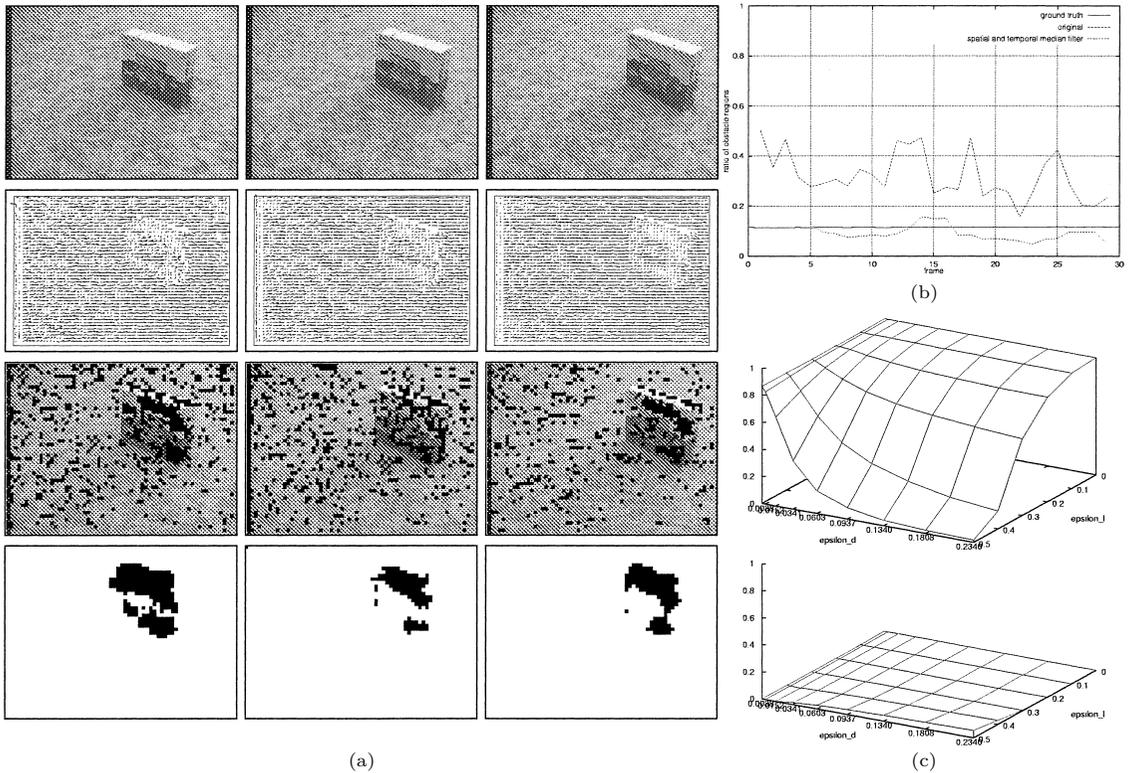


図 7 静止物体シーンの実験結果 (円運動): 各図の配置は, 図 5 と同じである

Fig. 7 Results for the static-object sequence (circular motion): the configuration of the images is same as that of the images in Fig. 5.

て, 平面であるのに障害物と判定した領域の画像全体に対する割合 (上), 障害物であるのに平面と判定した領域の画像全体に対する割合 (下) を全フレームで平均して表示したグラフである. ただし, それぞれの結果は, 手作業で障害物領域を切り出した画像列を基準にして得た値である. 図 5(c) のグラフ (上) に比べて, グラフ (下) はほとんど変化がなく, 視覚誘導にとって危険な判定 (障害物であるのに平面と判定) は, この画像列からはあまり起こらないことが分かる. この傾向は, あとの 2 つの画像列に対してもあてはまる. また, ϵ_d が $0.0937 (\approx 1 - \cos 25^\circ)$ と $0.2340 (\approx 1 - \cos 40^\circ)$ の間, ϵ_l が 0.2 と 0.5 の間であれば, 誤判定した領域の割合は画像全体の 10% 以下であることが分かる.

4.4 並進運動における移動物体シーン

次に, 地面に対して移動している物体 (ボール) が現れるシーン (並進運動) について実験を行った. 図 6 に, 前節の静止物体シーン実験 (図 5) と同じ表示構成で実験結果を示す. 図 6(a) と (b) の結果は, $\epsilon_d = 0.1808 (\approx 1 - \cos 35^\circ)$ と $\epsilon_l = 0.5$ に設定した結果を表示している. この実験におけるボールの運動

は, 徐々に減速していき, 最終的に画面右端の位置で静止するように設定した. また, 掲載していないが, 最初のボールを転がした後, 2 個目のボールを最初のボールにぶつけるように転がした. したがって, このシーンは, 移動物体が静止物体に変わり, さらに, 移動物体と静止物体の衝突が起こる, 比較的複雑な状況になっている.

この実験では, 図 6(a) の第 2 行目に示すように, ボール領域のフロー推定が大きく誤っている. これは, 地面の動きがフレーム間で数画素程度なのに対し, ボールの運動が数十画素 (図 6(a) の左最上段の画像では約 20 画素) と非常に速いためである. さらに, ボールが地面に落とす影領域でも, 同じ理由でフローの誤推定が起きている. したがって, 図 6(b) と (c) が示すように, 平面抽出処理でも, この誤差に影響され, 前節の静止物体シーンの実験に比べ, 誤判定した領域の割合が大きい. たとえば, 図 6(b) の中央値フィルタの適用結果 (点線) の 2 つのピークは, ボールが現れた時間に対応しているが, ボールの速度が速いため, 手作業で得た値 (実線) とは大きく異なっている. しかし, この結果は, 前述したようにオプティカルフ

ロー推定にとって厳しい条件(速度差が大きい物体の存在)のもとでの結果であり,図6(a)の第3行目に示すように,抽出した障害物領域がボールにともなって運動している様子は観察することができる.マッチングアルゴリズムの性質により,障害物のフローベクトルが,必ずしも正しく推定できなくても,障害物領域として判定することができるからである.また,ボールの速度が落ちる後半のビデオ画像(図6(a)の右最上段)では,ほぼ正確な抽出が行われている.

4.5 円運動における静止物体シーン

最後に,地面に対して静止した物体(箱)が現れるシーン(円運動)について実験を行った.図7に,図5と同じ表示構成で実験結果を示す.図7(a)と(b)の結果は, $\epsilon_d = 0.1808 (\approx 1 - \cos 35^\circ)$ と $\epsilon_l = 0.5$ に設定した結果を表示している.

この実験では,図7(a)の第3行目や図7(b)の破線が示すように,並進運動と比べて,マッチングアルゴリズムが誤判定した領域の割合が大きい.この原因は,円運動では,各画素ごとにフローベクトルの方向が異なるのに,画像全体に対して同じ閾値を用いて処理したことが可能性として考えられる.また,円運動の制御は並進運動と比べて難しく,カメラの実際の軌道が完全な円運動からずれていることにも起因している可能性がある.これらに対処するためには,フローベクトルの方向と大きさに応じた適応的な閾値の導入が,解決策の候補としてあげられる.ただし,本稿では,オプティカルフローに基づく新しいマッチング手法の提案が目的であったため,この問題に関しては今後の検討課題としたい.しかし,中央値フィルタを適用すれば,平面であるのに障害物と判定した領域はほとんど取り除くことができ,さらに障害物であるのに平面と判定した領域も減らせること(図7(a)の第4行目)が分かる.

5. ま と め

本稿では,カメラ運動が引き起こすオプティカルフローからのシーンに依存しない平面抽出アルゴリズムを提案した.提案アルゴリズムは,観測時刻で算出された各画素のフローベクトルと標準フローベクトルのマッチングをとるだけの非常に単純で高速な手法である.提案手法の性能を評価するために,並進と円運動に関して,静止物体と移動物体が障害物として現れる3つのビデオ画像について実験を行った.また,マッチング結果が時空間的に不規則な雑音によって乱されることから,時空間領域に対する中央値フィルタリングによって結果を改善する方法について報告した.

標準パターンを用意し,観測時刻のパターンと比較する考えは,パターン認識や信号処理の分野において,よく使われる方法である.本稿の主要な主張の1つは,そのよく知られた考え方を,環境にあまり依存しないオプティカルフローに適用することで,画像情報による環境センシングのための汎用的な手段を与えることができるという点である.その結果,視覚誘導の汎用的な方法として,提案手法は適用できる場面は多くあると考えている.

謝辞 本研究の一部は,第1著者が Auckland 大学 CITR 滞在中に行われた.本研究の機会を与えてくださった Auckland 大学 CITR に感謝する.また,実験の一部を手伝っていただいた千葉大学工学部情報画像工学科の大西直哉氏に感謝する.

参 考 文 献

- 1) Thorpe, C., Hebert, M.H., Kanade, T. and Shafer, S.A.: Vision and Navigation for the Carnegie-Mellon Navlab, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.10, No.3, pp.362-373 (1988).
- 2) Atiya, S. and Hager, G.D.: Real-time Vision-Based Robot Localization, *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol.9, No.6, pp.785-800 (1993).
- 3) Blake, A., Zisserman, A. and Cipolla, R.: Visual exploration of free-space, *Active Vision*, pp.175-188, MIT Press (1992).
- 4) 佐藤 淳, 木下敬介, 口ベルト チボラ: 曲面上のエピポーラ幾何と未校正カメラによる視覚誘導, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J82-D-II, No.9, pp.1401-1410 (1999).
- 5) Beauchemin, S.S. and Barron, J.L.: The computation of optical flow, *ACM Computing Surveys*, Vol.27, No.3, pp.433-467 (1995).
- 6) 小室 孝, 鈴木伸介, 石井 抱, 石川正俊: 汎用プロセッシングエレメントを用いた超並列・超高速ビジョンチップの設計, 電子情報通信学会論文誌(D-I), Vol.J81-D-I, No.2, pp.70-76 (1998).
- 7) Li, F. and Brady, M.: Modeling the Ground Plane Transformation for Real-Time Obstacle Detection, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.71, No.1, pp.137-152 (1998).
- 8) Zheng, Y., Jones, D.G., Billings, S.A., Mayhew, J.E.W. and Frisby, J.P.: Switcher: A Stereo Algorithm for Ground Plane Obstacle Detection, *Image and Vision Computing*, Vol.8, No.1, pp.57-62 (1990).
- 9) Ancona, N.: A Fast Obstacle Detection Method based on Optical Flow, *Proc. 2nd Euro. Conf. Computer Vision*, pp.267-271 (1992).

- 10) Kanatani, K.: *Geometric Computation for Machine Vision*, Oxford Univ. Press, Oxford, U.K. (1993).
- 11) Imiya, A., Iwawaki, K. and Kawamoto, K.: An efficient statistical method for the subpixel flow detection, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol.15, No.2, pp.169-176 (2002).

(平成 14 年 9 月 2 日受付)

(平成 15 年 3 月 28 日採録)

(担当編集委員 八木 康史)



川本 一彦 (正会員)

1997 年千葉大学工学部情報工学科卒業。2002 年同大学大学院自然科学研究科博士後期課程修了。同年より、東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻助手、現在に至る。3次元形状復元、運動解析に関する研究に従事。



山田 大輔

2001 年千葉大学工学部情報画像工学科卒業。2003 年同大学大学院自然科学研究科博士前期課程修了。同年より、株式会社 NTT データ勤務、現在に至る。オプティカルフローに関する研究に従事。



井宮 淳 (正会員)

1980 年東京工業大学工学部卒業。1985 年同大学大学院理工学研究科博士課程修了。金沢大学、千葉大学を経て、現在、国立情報学研究所および千葉大学教授。その間、1992 年チェコスロバキア科学アカデミー招聘上級研究員、1996 年～1998 年ハンブルグ大学研究員。現在の研究テーマは離散幾何学とロボットビジョン。



Reinhard Klette

Dr. Reinhard Klette is professor of information technology in the Department of Computer Science at the University of Auckland (New Zealand) and director of CITR Tamaki (Centre for Image Technology and Robotics). His research interests are directed on theoretical and applied subjects in image data computing, pattern recognition, image analysis, and image understanding. He has published journal and conference papers on different topics within computer science, and books about parallel processing, image processing, and shape recovery based on visual information.



廣田 薫 (正会員)

1974 年東京工業大学工学部電子工学科卒業。1979 年同大学大学院理工学研究科博士課程修了。1979 年～1982 年相模工業大学専任講師。1982 年～1995 年法政大学工学部専任講師・助教授・教授。1995 年より東京工業大学大学院、現在に至る。ソフトコンピューティングの研究に従事。