

オプティカルフローを用いた車両認識

矢口 実 尾川 浩一
法政大学大学院工学研究科

本論文ではオプティカルフローを用いて、精度の高い移動物体の認識を行う手法を提案する。オプティカルフローを求める手法のひとつに勾配法があるが、この方法は時空間における画像の濃度勾配と、オプティカルフロー速度を結びつける拘束式からフローベクトルを求めるものである。この拘束条件としてオプティカルフロー速度が画像全体でなめらかに変化することがよく用いられているが、この際、用いるパラメータの値は経験的に判断するか何度か計算を行って決定していた。本論文で提案する方法ではあらかじめ2つのパラメータの値を設定し、それぞれの値における計算結果を融合した処理を行うことで、フローベクトルの計算精度が向上した。本手法の有効性は実験によって確認された。

1. はじめに

オプティカルフローの検出は、コンピュータビジョンにおける基礎的な問題の一つであり、これは物体形状認識、フレーム間符号化においてよく用いられている。また、ITS (Intelligent Transport System) における交通量測定等での車両 (移動物体) の認識においても重要な研究分野である。このオプティカルフローとは動画画像における移動物体の見かけの速度のことであり、オプティカルフローの計算に関していろいろな方法が提案されている。従来より提案されている代表的な手法には、マッチング法[1,2]、グラディエント法[3,4,5]がある。このうちマッチング法は、一連の画像のフレーム間に対応点を探査し、得られた変位ベクトルからオプティカルフローを決定する手法である。この時の対応付けは適当なサイズのテンプレートを用いて、相互相関等を求めて行われる。これに対し、ある点における時空間的濃度勾配を用いてオプティカルフローを求める方法がグラディエント法である。これらの方法において前提となる仮定は、移動物体上の濃淡パターンが時間的に不変であるということである。これは理想的な照明条件のもとでは成立するが、実際には正しいオプティカルフローを求めることが困難な場合もある。その場合は局所的な速度に関する簡単な平均をとること、もしくは小さな領域上で一定の速度を仮定することによってある程度は解決できる。その代表例がHornらの速度場が全体的に滑らかであるという拘束条件を導入した手法である[3]。一般に、照明や雑音についての条件がよい場合には、適当なパラメータを選ぶことによりHornの方法で良い結果を得ることができる。しかし、パラメータの最適な値を事前に決定しておかなければならず、このことは処理の高速性が必要な場合には大きな障害となる。これに対して時間的、または空間的に局所領域内でフローベクトルが一定であるという拘束条件を導入した手法[4,5]も提案されているが、計算精度についての改善が不十分な場合がある。このような問題を克服するために、原画像に時空間フィルタをかけた[6]、多重解像度解析の手法を組み込んだ処理[7]やニューラルネットワークを用いるもの[8]も提案され効果を上げている。

本論文では、Hornらの提案した方法を改良した、環境の変化にロバストで精度の高いオプティカルフロー算出法を提案し、これを用いた車両の認識法の有効性を示す。

2. Hornの方法

本論文ではオプティカルフローの計算において、Hornらの方法[3]を基本にしている。ある時刻 t におけるある画素 (x, y) の明るさ $f(x, y; t)$ があり、この点が微小時間 dt の間に x, y 方向にそれぞれ dx, dy だけ移動したとすると、その点は $f(x + dx, y + dy; t + dt)$ と表せる。このとき点の明るさが不変であるとする

$$f(x, y; t) = f(x + dx, y + dy; t + dt) \quad (1)$$

が成立し、右辺をテイラー展開して高次の項が無視できるとすると、

$$f_x u + f_y v + f_t = 0 \quad (2)$$

となる。ここで

$$f_x = \frac{\partial f}{\partial x}, f_y = \frac{\partial f}{\partial y}, f_t = \frac{\partial f}{\partial t} \quad (3)$$

$$u = \frac{dx}{dt}, v = \frac{dy}{dt} \quad (4)$$

である。Hornらはオプティカルフローを決定するために、移動物体の画素は似たような速度を持ち、画像全体ではなめらかに変化することを拘束式に代入した。すなわち、

$$S^2 = \left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y} \right)^2 \quad (5)$$

と式(2)を用いて以下の値を最小化する。

$$E = \iint [(f_x u + f_y v + f_t)^2 + \alpha^2 S^2] dx dy \quad (6)$$

ここで α は(2)式と(5)式との相対的な重みを規定するパラメータであり、この値については後述する。(6)式は変分法の問題であり、これを解くと次のような二つの反復

式が得られる[3].

$$u_n = \bar{u}_{n-1} - f_x \frac{f_x \bar{u}_{n-1} + f_y \bar{v}_{n-1} + f_t}{\alpha^2 + f_x^2 + f_y^2} \quad (7)$$

$$v_n = \bar{v}_{n-1} - f_y \frac{f_x \bar{u}_{n-1} + f_y \bar{v}_{n-1} + f_t}{\alpha^2 + f_x^2 + f_y^2} \quad (8)$$

ここで n は反復回数を表しており、 $\bar{u}_{n-1}, \bar{v}_{n-1}$ はそれぞれのベクトル成分の反復一回前における値の近傍の平均である。(7)式と(8)式を反復的に解くことにより画像上のそれぞれの点におけるオプティカルフローが得られる。

3. 提案する手法

(6)式において、対象となる画像上に雑音が少ない場合では、拘束式を忠実に計算できるので α の値を小さくすることができる。逆に画像内に雑音が多くなると(2)式におけるオプティカルフローベクトルの計算精度が悪くなるので、 S^2 の項の α の値を大きくして(6)式の安定化を図るということになる。従来、この α の値は経験的に決定するか、何度か計算を行ってから最適な値を決定していた。本論文で提案する手法は、あらかじめ2種類の α を設定し、それぞれの結果を融合することによって、より短い計算時間でのオプティカルフローの計算精度向上を目指した。提案する手法を一般道での車両の計測を例に説明する。ここでは図1のような画角のシーンから車両をオプティカルフローを用いて抽出する問題を設定する。図2に、オプティカルフローベクトルの計算と車両の抽出の流れを示す。提案する手法ではシーンに対して $\alpha=64$ 、反復64回でオプティカルフローを計算する(図3(a))。そしてそれぞれの点において得られたオプティカルフローベクトル成分 u, v からベクトルの大きさを計算する。それらの値に対して大きいほうから順に計数していき、画像全体の画素数の1~2%のみのフローベクトルを記録する(図3(b))。計数終了条件は以下のように決定した。図1のように車両を観測する範囲を position A から position B に設定すると、position B の位置での車両の面積はおよそ400pixel以下となる(全画素の0.5%以下)。また position A における車両の面積はおよそ1500pixel以上となる(全画素の1.5%以上)。これらから車両の存在するおよその位置における車両の領域の割合は、横方向の画像の位置 ($x:0 \sim 320$) を用いると、 $1.5 - 0.005x(\%)$ となる。すなわち、計算されたフローベクトルのうち大きい方から、この割合だけ残して、それ以外を0にすると残ったものがおよその車両のフローベクトルとなる。次に同じシーンにおいて $\alpha=2$ 、反復64回でフローを計算する(図3(c))。得られた結果について、先ほど決定された領域内でのみフローベクトルの大きさ、角度について平均を取り、領域外の値はすべて0にする(図3(d))。フローベクトルの平均を取ることで、移動物体領域内における雑音の除去を行いS/Nを改善している。この時点でオプティカルフロー発生領域上のベクトルの大きさと角度が決まる。次に、オプテ

ィカルフローの値が0でない画素をまず検索し、フローベクトルの方向にベクトルの値が0でない画素を見つけ、これらの間の画素を同一のフローベクトルの値に置き換え(図3(e))、同一のフローベクトルを持つ部分を車両領域として車両の抽出を行う(図3(f))。次にフローベクトルのパディングを行った理由を述べる。図4のように移動物体が真横に動く時、フローが現れるのは、移動物体の左端と右端のみとなり、フローベクトルそのものから移動物体を抽出することはできない。またフローベクトルは移動物体の輪郭を形成しないこともある。前述した方法でフローベクトルを埋め、ベクトルの存在する領域を物体領域として抽出した。

4. 実験

提案する手法の有効性を確認するために実験を行った。実験に用いた画像は、実際の交通状況をビデオカメラで1時間にわたり撮影したものである。天気は晴れであるが、日光や局所的な雲の存在により、画面の照度は時々刻々変化している。画像はデジタルビデオカメラ(DCR PC101:ソニー製)で撮影し、Matrox社製のボードを介しPCに取り込んでいる。画像サイズは240x320pixel、フレーム時間は1/30秒である。ここでは画像内に車両が1台だけで存在するシーンを使用し、図5のLane1では146台、Lane2では97台の車の抽出を行った。また、1台の車両については113フレーム分の全データを用いてオプティカルフローの計算を行い、提案する手法の有効性を検討した。

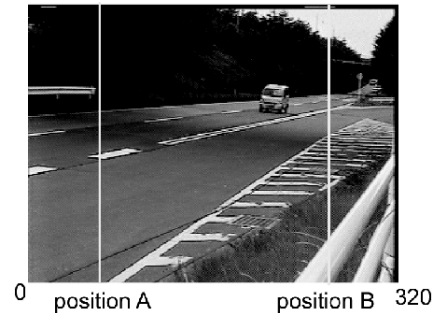


Fig. 1 The rate of the vehicles area in image

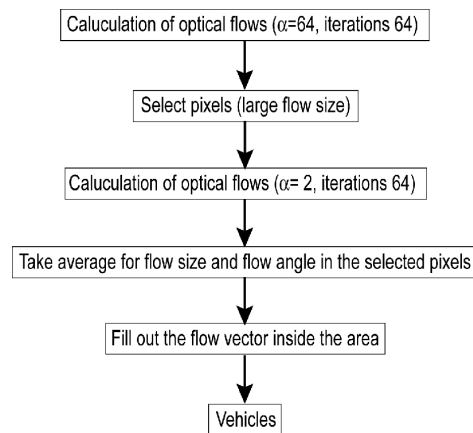
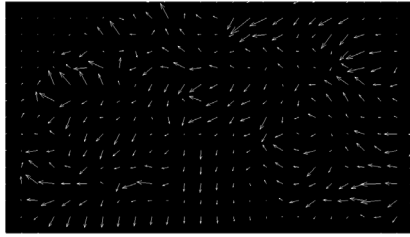


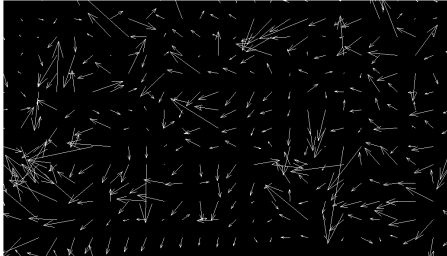
Fig. 2 The flow chart of the proposed method



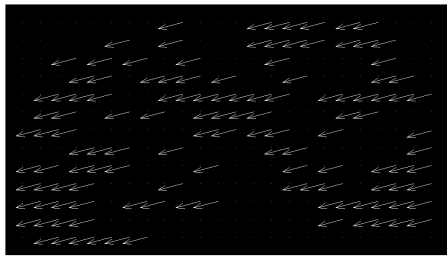
(a) Flow vectors calculated by $\alpha = 64$ with 64 iterations



(b) Pixels having a large vector



(c) Flow vectors calculated by $\alpha = 2$ with 64 iterations



(d) Averaged flow vectors whose pixel values are large



(e) Vector field after flow padding



(f) Extracted vehicle area

Fig. 3 Decision of a vehicle area

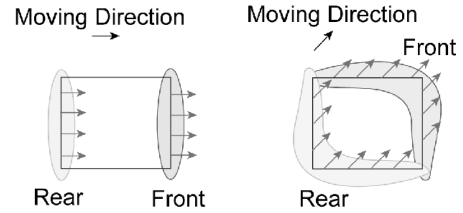


Fig. 4 Flow padding

5. 結果

5.1. オプティカルフローの計算精度

図6~8に、ある車両についての原画像、算出されたフローベクトル分布図(拡大図)、抽出された車両領域の図を示す。ここで図7についてはフローベクトルを見やすくするため、解像度を1段階落とした上、車両部分を拡大して表示してある。また図5のLane1, 2については、フローベクトルの角度の理論値を画像中の走行車線から計算し、実験で得られた結果と比較したものを表1に示す。Lane1を走行する車両については90%以上が、Lane2については85%以上が理論値から誤差5%以内となった。ベクトルの大きさに関しては、図1のposition Aに車両がある場合とposition Bに車両がある場合は見かけの速度が異なるので理論値を求めることはできないが、position Bにおける見かけの速度はおおよそ2pixel/frameほどである。これから実際に計算された結果と比べると、両Laneともその範囲に収まっておりベクトルの大きさに関してよい精度であると考えられる(表2)。

5.2 1台の車両におけるオプティカルフローの変化

図9~11に1台の車両を追跡した結果のグラフを示す。図9で示したベクトルの大きさについては、 $\alpha = 2$ と提案する手法とは同様の傾向を示し、その値の範囲は0.5~2.0に収まっており理論値の範囲であるといえる。しかし、 $\alpha = 64$ の場合は傾きが緩く、また、その値も小さいので物体の動きを正確に捉えたとは言い難い。また、 $\alpha = 2$ の場合には、2カ所に大きく値が変化している部分があり、何らかの雑音を拾ったためと考えられるが提案手法は安定な結果となっている。図10のベクトルの角度に関しては、すべての場合でその平均値は一定し、その値も理論値と一致しているが、提案した手法が最も変動が少なく安定した結果となった。図11の車両面積に関しては提案する手法と $\alpha = 64$ の場合は重なり、その値も計数条件の際に用いた範囲(400~1500pixel)内に収まっており、車両を正しく追跡していると考えられる。これに対して、 $\alpha = 2$ の場合では計算誤差等により、車両以外の領域も誤認してしまっているため、車両の抽出ができていないことがわかる。これらの結果から、提案した手法は安定して、正確なフローベクトルの抽出に成功していることがわかる。



Fig. 5 Lanes 1 and 2 in a source image



Fig. 6 Example of an original image (Lane 2)

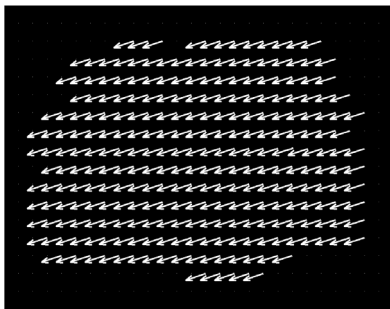


Fig. 7 Distribution of optical flow in Fig. 6



Fig. 8 Vector size for a vehicle

Table 1 Calculated vector angles and theoretical values

ベクトルの角度	理論値	誤差 5%以内
Lane1 の車両	$-168.5^\circ \pm 2.5^\circ$	91.8%
Lane2 の車両	$-173.7^\circ \pm 0.6^\circ$	85.6%

Table 1 Calculated vector sizes

ベクトルの大きさ	計算結果
Lane1 の車両	1.1~1.9pixel
Lane2 の車両	1.2~1.8pixel

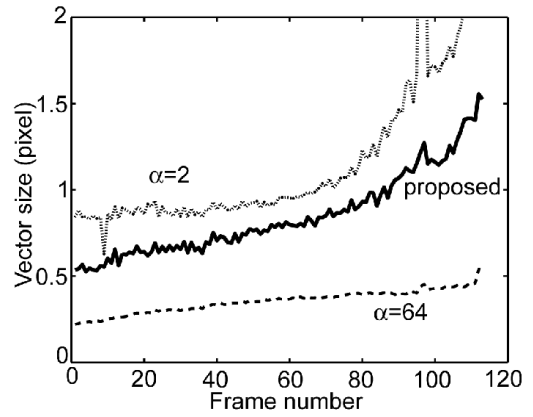


Fig. 9 Vector angle for a vehicle

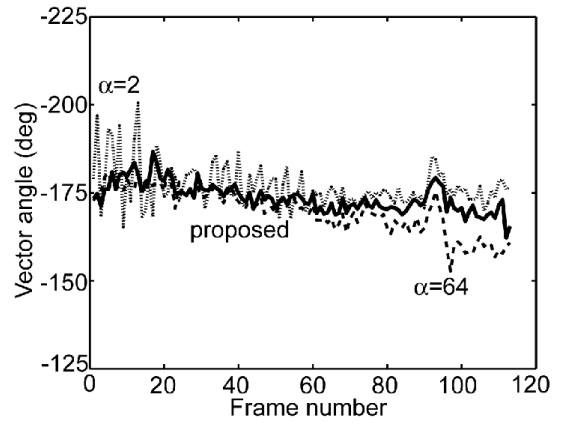


Fig. 10 Calculated area about one vehicle

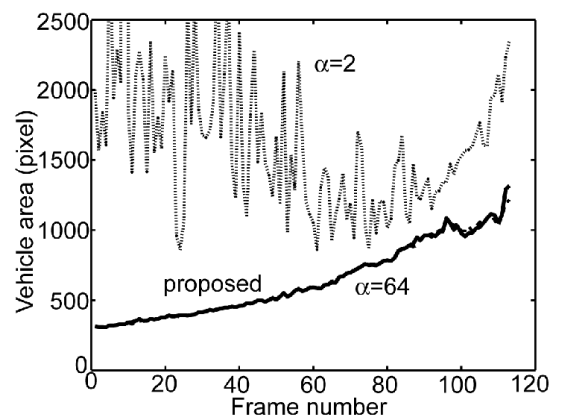


Fig. 10 Calculated area about one vehicle

6. 考察

6.1 提案手法の利点

Horn らが提案した手法では自然環境等で種々の雑音が入る系において、正確にフローベクトルを求めることができない場合があり、本論文ではこの点を改善することを第 1 の目的とした。彼らの論文において正則性の改善のために導入されたパラメータ α は、本来、シーンの雑音の性質や状況に応じて最適に変化させて用いるべきである。そこで、本手法では画像に雑音が多い画像に適した α の結果と、雑音が少ない場合に適した α の値での結果とを融合し、さらに精度を高めることを行った。ここで α の値について考えてみると、 α の値が大きい場合、雑音の影響が抑えられているので、認識の対象となる物体の部分の画素をそのベクトルの大きさから抽出できる。しかし、 α の値が大きいということは雑音成分が抑えられるだけでなくフローベクトルの大きさも抑えられてしまう。そこで、 α が大きい場合の結果は物体の大まかな位置を捉えるという役割のみに使用した。逆に、 α が小さい場合は雑音に敏感であるので、物体の大まかな領域上でベクトルの大きさ、角度ともにそれぞれ平均をとることで雑音の影響が除去でき、より精度の高いオプティカルフローベクトルを求めることが可能となる。また、物体の抽出ということを考えると、多くの場合、フローベクトルの大きさのみで抽出できる物体領域は連続した領域にはなっていない。そこで、それぞれの画素において計算されたベクトルの角度に注目し、それぞれのベクトルの角度の方向の先に別のベクトル発生点があることを前提にそれを検索し、その 2 つのフローベクトルの間の画素を同一のベクトルで埋める操作を行った。

6.2 243 台の車両についてのフローベクトルの計算結果

フローベクトルの検出精度については Lane1 と 2 とで、ベクトルの角度に関して若干の差が出たが、この原因は背景と物体領域とが一部で同化したためである。すなわち、車両のフロントガラスの部分はグレースケールでは大体が黒に近い灰色となる。一方、今回用いた画像には Lane2 の背景に草の生えた土手があり、これがフロントガラスと一部で同色になり移動物体と背景の区別がつかない部分が発生した。ベクトルの大きさに関してはそれぞれの車両の速度の違い等により理論値との比較を表すことができないが、その値はほぼ正確であると考えられる。また車両の面積については前述の問題点により、隙間を埋め立てきれなかったものを除いてはほぼ原画像の車両の領域と一致しており、こちらの結果も問題はないと考えられる。

6.3 1 台の車両についてのフローベクトルの経時的変化

1 台の車両を追跡した結果についてはほぼ理論値の範囲に収まっている。 $\alpha = 2$ または $\alpha = 64$ に固定した場合と提案する手法とを比べると、 $\alpha = 2$ の場合は雑音の影響を受けやすくなっているのに対し、提案手法は安定した値を出すことが示された。また、面積に関しては、 $\alpha = 64$ の場合、抽出する領域を求める際に、用いている情報が提案する手法と同じになるのでグラフが重なるのは当然と言える。一方、 $\alpha = 2$ の場合は雑音の影響を大

きく受け、本来車両のある領域以外にも抽出された領域が出てきてしまったためグラフは激しく上下している。最後にベクトルの大きさについては、 $\alpha = 64$ の場合、見かけの動きの増加に対してほとんどベクトルの大きさが増加しておらず実際の動きを捉えているとは言い難い。逆に $\alpha = 2$ の場合は平均する際に、計算している領域ご認識のため増加し、平均後の値に影響を与えたものと考えられる。以上から 2 種類の α を用いる手法の有効性が確認できたと考えられる。

7. むすび

オプティカルフローを用いた移動物体の認識に対して、Horn の方法を基にした新しいアルゴリズムを提案した。実験結果から本手法の雑音に対する安定性ならびにフローベクトルの計算の正確性が示され、移動物体認識の精度が向上した。

参考文献

- [1] J.A. Leese, C.S. Novak, and V.R. Taylor, "The determination of cloud pattern motions from geosynchronous satellite image data," *Pattern Recognition*, vol.2, pp.279-292, 1970.
- [2] S.T. Barnard, W.B. Thompson, "Disparity analysis of images," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.PAMI-2, pp.330-340, 1980.
- [3] B.K.P. Horn, B.G. Schunck, "Detecting optical flow," *Artificial Intell.*, vol.17, pp.185-203, 1981.
- [4] J.K. Kearney, W.B. Thompson, D.L. Boley, "Optical flow estimation :An error analysis of gradient-based methods with local optimization," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.PAMI-9, no. 2, pp.229-244, Feb. 1987.
- [5] A. Nomura, H. Miike, K. Koga, "Field theory approach for determining optical flow," *Pattern Recog. Letters*, vol.12, no.3, pp.183-190, March 1991.
- [6] 遠藤利生, 鳥生隆, 吉田真澄, "時空間に関する滑らかさ制約を用いたオプティカルフローの算出," *信学論(D)*, vol.J74-D-II, no.12, pp.1678-1685, Oct. 1991.
- [7] E. Memin, P. Perez, "Dense estimation and object-based segmentation of the optical flow with robust techniques," *IEEE Trans. Image Proc.*, vol.7, no.5, pp.703-719, 1998.
- [8] A.G. Bors, I. Pitas, "Optical flow estimation and moving object segmentation based on median radial basis function network," *IEEE Trans. Image Proc.*, vol.7, no.5, pp.693-702, 1998.

キーワード.

オプティカルフロー、車両検出、パターン認識、画像処理

Summary.

Robust Vehicle Detection with Optical Flow

Minoru Yaguchi Koichi Ogawa
Graduate School of Eng., Hosei University, Tokyo, Japan

We present a robust vehicle detection method with optical flow which calculates image velocity from spatiotemporal intensity derivatives. This method is based on the regularization technique which is reported by Horn and Schunk. In our proposed method the position where optical flow exists is calculated with a higher regularized parameter-value and the average flow vector within a vehicle is calculated on above positions by a smaller regularized parameter-value. The performance of the proposed method was clarified by the simulation.

Keywords.

optical flow, vehicle detection, pattern recognition, image processing