

オプティカルフロー推定における光学勾配法の比較分析

A Comparative Study on Gradient-Based Approaches for Optical Flow Estimation

布施孝志*・清水英範**・堤盛人***

By Takashi FUSE, Eihan SHIMIZU and Morito TSUTSUMI

1. はじめに

交通事故や交通渋滞などに代表される交通問題に対し、従来から様々な対策が試みられてきたが、その対策効果は近年遞減傾向にあり、交通ネットワークなどを考慮に入れたマクロな視点からの対策ではなく、各車両の詳細挙動を考慮に入れたよりミクロな視点からの対策が必要とされている。その際、例えば、交通事故のメカニズムや交通渋滞の原因などを把握するための分析が必要となるが、交通における自動車の詳細挙動を計測し、解析することは困難なため、それらの実現は容易なことではない。これらの分析のため、従来はディテクターによる交通計測、ビデオ画像をもとにした専門家による考察、ビデオ画像を用いた人手による車両の軌跡の追跡などが行われてきた。特にこの中でも、ビデオ画像を用いた交通現象の分析は自動車の瞬時の挙動を連続的に把握する点において優れるものの、その非効率性が問題となっている。

一方、光学センサなどの計測機器の性能向上、コンピュータの性能向上にともない、現在では高品質なデジタル動画の取得が容易となっている。このデジタル動画をを用いた3次元環境認識、すなわち3次元形状復元や3次元運動解析の試みが盛んに行なわれており、これらの試みによりコンピュータビジョン、ロボットビジョンへの道が開かれつつある。3次元環境認識においてはステレオ動画をを用いることを想定しているが、左右動画における特徴点の移動ベクトルが必要であり、この移動ベクトルを抽出する手法の確立が重要な課題である。一般に移動ベクトルとしてオプティカルフローが用いられ、オプティカルフロー推定手法として光学勾配法が最もよく知られている手法である。従来から光学勾配法の様々な手法が提案されてきたが、実用化に対し、いまだ確立されているものではない。なぜなら、これらの分野では、対象を単純な形状である剛体、かつ人工的な動きに限定した理論研究に重点が置かれ、特定の対象に対する実証的比較分析は十分ではないためである。すなわち、開発された手法を自動車交通の挙動解析にそのまま適用しようとしても有効な結果が得られる可能性が低いと考えられる。オプティカルフローによる自動車交通の詳細挙動の把握が可能となれば、道路の詳細設計の再検討、信号制御への応用、交通規制への提言などに有用な情報を提供することが期待できる。

以上の背景のもと、本研究の目的は、従来断片的に行なわれてきた光学勾配法の基本的アプローチの理論的整理、および自動車挙動分析を対象とした基本的アプローチの実証的比較分析を行ない、光学勾配法の自動車の詳細挙動分析への適用可能性を検証することにある。

* 工修 東京大学大学院博士課程 工学系研究科 社会基盤工学専攻 (〒113-8656 文京区本郷 7-3-1)
日本学術振興会特別研究員

** 工博 東京大学大学院教授 工学系研究科 社会基盤工学専攻 (〒113-8656 文京区本郷 7-3-1)

*** 工博 東京大学大学院講師 工学系研究科 社会基盤工学専攻 (〒113-8656 文京区本郷 7-3-1)

2. 光学勾配法の整理

(1) 基本拘束式

ある点 (x, y) および、フレーム t における画像の濃淡値を $I(x, y, t)$ としよう。いま、物体が移動した時に、その物体内にある点の濃淡値は変化しないと仮定すると次式が得られる。

$$\frac{dI}{dt} = 0 \quad (1)$$

テイラー展開により(1)式は

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (2)$$

となり、オプティカルフローの x 、 y 成分をそれぞれ

$$u = \frac{dx}{dt}, \quad v = \frac{dy}{dt} \quad (3)$$

とおくと、以下の基本拘束式が導かれる⁷⁾。

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (4)$$

ここで、 I_x 、 I_y 、 I_t はそれぞれ濃淡値 I の x 、 y 、 t に関する偏微分、すなわち

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, \quad I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, \quad I_t = \frac{\partial I}{\partial t} \quad (5)$$

である。

(4)式は、点 (I_x, I_y, I_t) を通り、傾き $(u, v, 1)$ を持つ平面を表現している。すなわち、オプティカルフローを求めることはこの平面の傾きを求めることに帰着する。しかし、オプティカルフローの x 、 y 成分である二つのパラメータ u 、 v に対し、一つの基本拘束式だけでは解を一意に得ることは不可能である。この問題は悪条件問題と呼ばれ、この問題を解くために(4)式を正則化する必要がある。その正則化手法は種々提案されてきたが、その基本的アプローチを以下に整理する。

(2) 観測方程式数の増加

基本拘束式を解くための第一の方法は、観測方程式数を増加させることにより解く方法である。これは、

- (a) ある空間領域においてオプティカルフローを一定と仮定する空間的局所最適化法^{4)、8)、9)};
- (b) ある時間領域においてオプティカルフローを一定と仮定する時間的局所最適化法^{8)、13)};
- (c) 各ピクセルにおいて色情報 (RGB, HSI) を利用するマルチスペクトル拘束法^{10)、11)、18)};
- (d) 各ピクセルにおいて濃淡値の2階微分値を用いる2階微分法^{3)、12)、15)、16)、17)};
- (e) 上記の統合法

に分類される。

空間的局所最適化法において、例えば空間局所領域として $n \times n$ ピクセルの正方形を設定したとしよう。局所領域内においてオプティカルフローが一定であると仮定することにより、 n^2 個の観測方程式が立てられる。行列で表現すると

$$G f = -b \quad (6)$$

となる。ここで、

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} I_{1x} & I_{1y} \\ \vdots & \vdots \\ I_{ix} & I_{iy} \\ \vdots & \vdots \\ I_{n^2x} & I_{n^2y} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{f} = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} I_{1t} \\ \vdots \\ I_{it} \\ \vdots \\ I_{n^2t} \end{bmatrix} \quad (7)$$

である。この過剰決定系の線形連立方程式は、最小二乗法によって以下の解が得られる。

$$\hat{\mathbf{f}} = -(\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{b} \quad (8)$$

ただし、ここでは行列 $\mathbf{G}^T \mathbf{G}$ の逆行列が存在していることを仮定している。

時間的局所最適化法、マルチスペクトル拘束法においても、同様にオプティカルフローを求めることが可能である。2階微分法においては、式(6)において

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} I_x & I_y \\ I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} I_t \\ I_{tx} \\ I_{ty} \end{bmatrix} \quad (9)$$

とすることにより、同様に解が得られる。

(3) 条件の付加

基本拘束式を解くためのもうひとつの方法は、新たに条件を付加することにより解く方法である。付加する条件としてはオプティカルフローの滑らかさが用いられる。この方法は、

- (a) オプティカルフローの空間的な滑らかさを条件として付加する空間的大域最適化法^{4), 5), 7), 14)};
- (b) オプティカルフローの時間的な滑らかさを条件として付加する時間的大域最適化法;
- (c) 上記の統合法

に分類される。

空間的大域最適化法において、オプティカルフローの空間的滑らかさを条件として付加するために、フローの変化率の大きさ

$$\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2 \quad (10)$$

を最小にすることが考えられる。この条件を付加し、以下の E の最小化を行なう。

$$E = \sum_x \sum_y \left\{ (I_x u + I_y v + I_t)^2 + \alpha^2 \left(\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2 \right) \right\} \quad (11)$$

ここで、 α は基本拘束式と滑らかさの相対的な重みを決定する係数である。凡関数 E に変分法をもちいることにより、以下の連立方程式を得る。

$$\begin{aligned} I_x^2 u + I_x I_y v &= \alpha^2 \nabla^2 u - I_x I_t \\ I_x I_y u + I_y^2 v &= \alpha^2 \nabla^2 v - I_y I_t \end{aligned} \quad (12)$$

式(12)中のラプラシアンは次のように近似することができる。

$$\begin{aligned}\nabla^2 u(i, j) &= \frac{1}{6} \{u(i-1, j) + u(i, j+1) + u(i+1, j) + u(i, j-1)\} \\ &\quad + \frac{1}{12} \{u(i-1, j-1) + u(i-1, j+1) + u(i+1, j+1) + u(i+1, j-1)\} - u(i, j) \\ \nabla^2 v(i, j) &= \frac{1}{6} \{v(i-1, j) + v(i, j+1) + v(i+1, j) + v(i, j-1)\} \\ &\quad + \frac{1}{12} \{v(i-1, j-1) + v(i-1, j+1) + v(i+1, j+1) + v(i+1, j-1)\} - v(i, j)\end{aligned}\tag{13}$$

式(12)は Gauss-Seidel 法により解くことが可能である。

時間的大域最適化法では、以下の時間的滑らかさを条件として付加し、同様に解くことができる。

$$\left(\frac{\partial u}{\partial t}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial t}\right)^2 \rightarrow \min.\tag{14}$$

3. 適用

(1) 各手法の適用

本章では 2. において整理した基本的アプローチの自動車挙動分析に対する実証比較を行う。実際の自動車交通を撮影した動画のサイズは 720 × 480 ピクセルであり、現在普及している一般家庭用のビデオカメラにより得られる動画を想定し、撮像間隔は 1/30 秒である。図 - 1 はその中の 1 フレームであり車両は画像右上から左下に向かい走行している。各車両の速度を目視により計測すると、それぞれ、(1) 20pixels/frame、(2) 3pixels/frame、(3) 2pixels/frame であった。この値を各手法の精度を検討するために用いる。

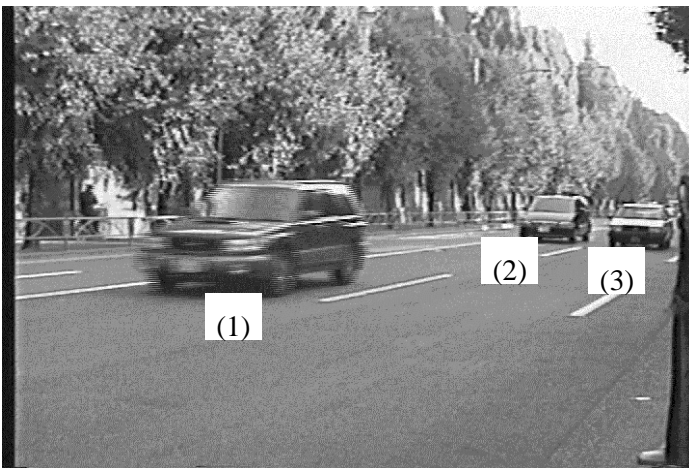


図 - 1 実証比較に使用した画像

以下の結果において、推定されたオプティカルフローをすべて表示することは煩雑なため、20 ピクセルおきに 10 倍の大きさの線分によって表示している。

図 - 2 は空間的局所最適化法による結果である。空間局所領域として 5 × 5 ピクセルの正方形を設定した。各車両の中から比較的精度の良いオプティカルフローの大きさをあげるとそれぞれ、(1) 6.4pixels/frame、(2) 2.0pixels/frame、(3) 1.5pixels/frame であった。後方の車両(2)、(3)においては精度良く推定されたオプティカルフローも存在するが、その反面、同じ車両内においてもオプティカ

ルフローが推定されていないところが目立つ。この問題に関しては後述する。一方で、前方の車両(1)は推定されたオプティカルフローの数は多いものの、その大きさ、および方向は精度の悪いものが多く含まれる。

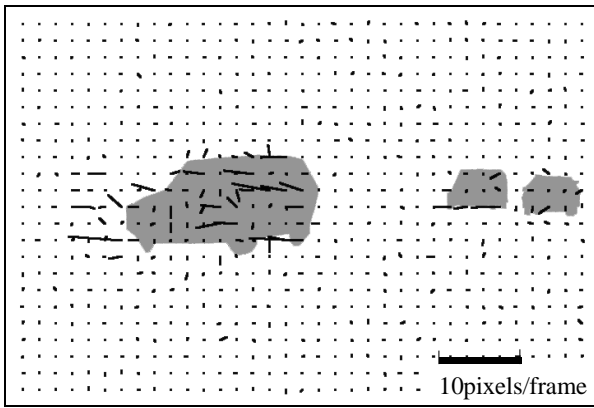


図 - 2 空間的局所最適化法による結果

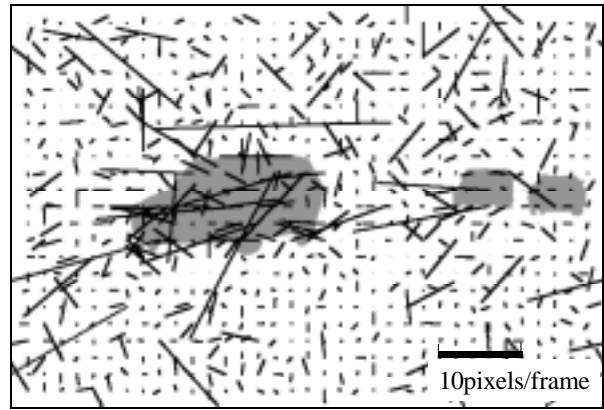


図 - 3 時間的局所最適化法による結果

図 - 3 は時間的局所最適化法を適用した結果である。時間局所領域として 3 フレームを設定した。車両におけるオプティカルフローの精度は悪く、本来静止している背景部分にも大きなオプティカルフローが現れている。時間的局所最適化法は、動物体の速度が 1pixel/frame 以下のときに適していると言われている。以上から、撮像間隔が 1/30 秒の場合、時間局所領域においてオプティカルフローが一定であるという仮定は適切ではないと考えられる。

マルチスペクトル拘束法の結果を図 - 4 に示すが、オプティカルフローにはノイズの影響が大きく出ている。屋外で撮影された画像はカラー画像といえども、RGB の各チャンネルが類似した値を取る場合が多い。このため、推定結果が不安定となり、ノイズの影響を大きく受けることになる(図 - 5)。2 階微分法における自由度はマルチスペクトル拘束法と同様に 1 となり、推定結果は不安定となる(図 - 6)。

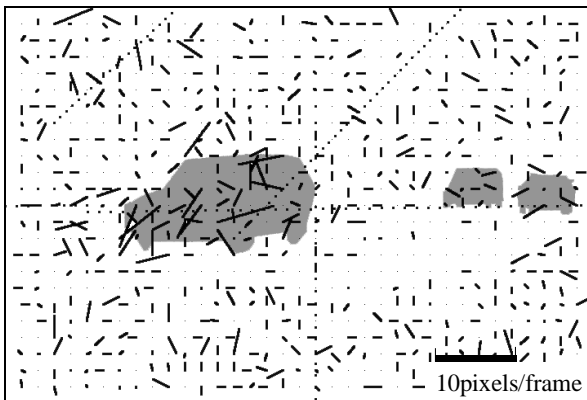


図 - 4 マルチスペクトル拘束法による結果

あるピクセルにおける観測データ

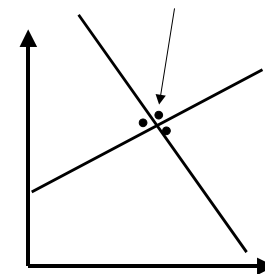


図 - 5 マルチスペクトル拘束法における解の不安定性

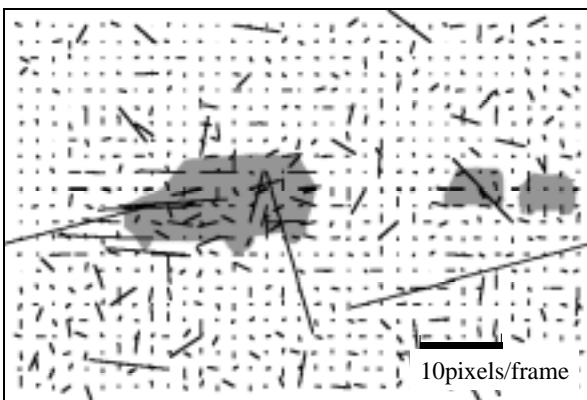


図 - 6 2 階微分法による結果

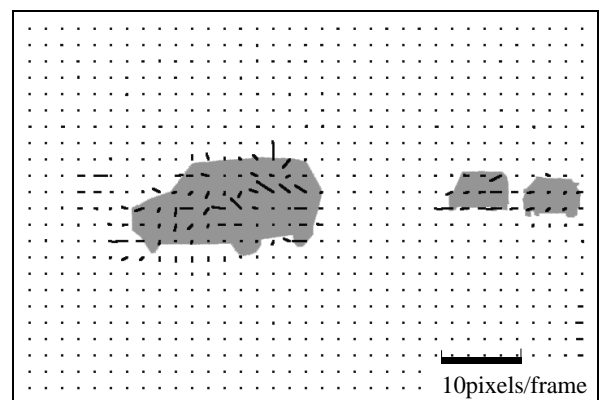


図 - 7 空間的大域最適化法による結果

観測方程式数を増加させる方法による推定されたオプティカルフロー (u, v) の標準偏差の平均をまとめたものが表 - 1 である。各手法における推定値の標準偏差の平均値のオーダーを比較すると、画像全体でみた場合、(a)空間的局所最適化法が最も当てはまりのよい推定値を与えていることがわかる。

表 - 1 各手法における推定値の標準偏差

	u の標準偏差 (pixels)	v の標準偏差 (pixels)
(a)空間的局所最適化法	0.13	0.15
(b)時間的局所最適化法	1036	1014
(c)マルチスペクトル法	720	636
(d)2階微分法	697	677
(a)+(b)	67	65
(a)+(c)	49	48
(a)+(d)	45	44
(b)+(c)	202	203
(b)+(d)	190	188
(c)+(d)	140	139
(a)+(b)+(c)	28	27
(a)+(b)+(d)	26	25
(a)+(c)+(d)	19	19
(b)+(c)+(d)	85	39
(a)+(b)+(c)+(d)	12	5

図 - 7 は空間的大域最適化法による結果である。空間的局所最適化法の場合と同様に、各車両の中から比較的精度の良いオプティカルフローの大きさをあげると、それぞれ、

(1) 5.3pixels/frame、(2) 2.0pixels/frame、(3) 0.9pixels/frame であった。滑らかさの条件は、オプティカルフローを平滑化することを意味する。この条件により、正しい方向のオプティカルフローも平滑化されるため、その大きさが過小評価されることになる。以上の結果以外にも各手法の統合法を適用したが、十分な結果は得られなかった。

(2) 空間的局所最適化法の改良

基本的アプローチの中で比較的良い結果を示した手法は、空間的局所最適化法であった。空間的局所最適化法の適用結果において、車両内にオプティカルフローが推定されていない部分が存在したが、これはアパチャー問題と呼ばれている。アパチャー問題とは、ある一様な色の平面が移動しても、局所領域にのみ注目しているとその動きを認識することができない問題である(図 - 8)。車両にはアパチャー問題が存在するため、空間的局所最適化法を用いても、車両の形状を規定するすべての特徴点においてオプティカルフローを正確に推定することはできない。そのため、車両の3次元形状までをも考慮した自動車の詳細挙動分析には光学勾配法の基本的アプローチを用いることは困難である。図 - 9 は空間局所最適化法によって推定されたオプティカルフロー (u, v) の t 値の分布を表示したものである。なお、図中では車両領域内のみ表現し、 t 値が 2.0 以上のピクセルを黒で表示している。特に、 \hat{u} に対する t 値に注目すると、有意な推

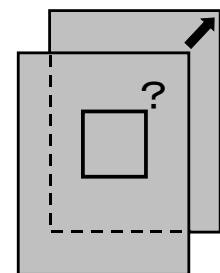
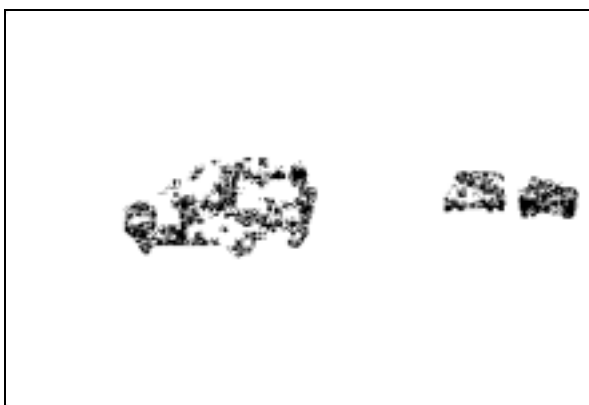
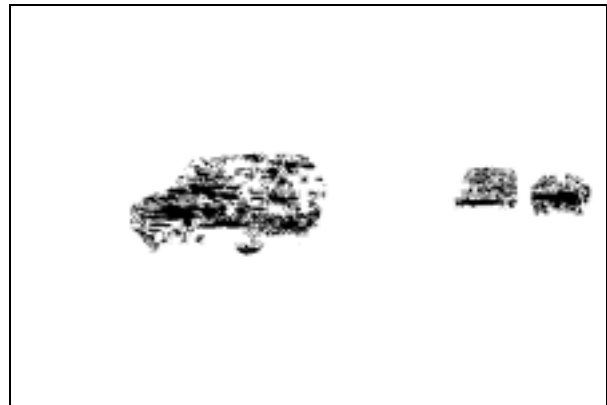


図 - 8 アパチャー問題

定されたオプティカルフロー (u, v) の t 値の分布を表示したものである。なお、図中では車両領域内のみ表現し、 t 値が 2.0 以上のピクセルを黒で表示している。特に、 \hat{u} に対する t 値に注目すると、有意な推



(a) 推定値 \hat{u} に対する t 値



(b) 推定値 \hat{v} に対する t 値

図 - 9 車両領域における推定値の t 値

定がされたと予想されるのが、速度の小さい後方の車両部分、あるいはエッジ付近に集中していることがわかる。適用結果からも、オプティカルフローは主に速度の小さい車両のエッジ部分における推定値の精度が比較的よいことが確認できる。そこで、自動車のエッジ部分を空間局所領域に設定し⁶⁾、解像度を階層的に変化させ段階的にオプティカルフローを推定する^{1), 2)}、階層的エッジ局所最適化法を適用することを試みた。

階層的推定法では、最初に2組の多階層の時系列画像 $\{I_0^1, I_1^1, \dots, I_{k-1}^1, I_k^1\}$ 、 $\{I_0^2, I_1^2, \dots, I_{k-1}^2, I_k^2\}$ を用意する。画像 I_k^1 、 I_k^2 は両者とも $2^k \times 2^k$ ピクセルで構成されているものとする。その後、解像度の低い画像から高い画像へ段階的にオプティカルフローを推定していくことになる。ここで、 f_{k-1} を画像 I_{k-1} におけるオプティカルフローとすると、推定値 f_{k-1} 分だけ画像 I_k^2 をシフトさせ、次の段階 I_k におけるオプティカルフローを推定する。この時のオプティカルフローは以下のとおりになる。

$$f = f_k + 2 \times f_{k-1} \tag{15}$$

このプロセスを各段階において行い、最終的に以下のオプティカルフローが推定される。

$$f = f_k + 2 \times f_{k-1} + 2^2 \times f_{k-2} + \dots + 2^k f_0 \tag{16}$$

階層的エッジ局所最適化法による結果を図 - 10 に示した。推定されたオプティカルフローは5ピクセルごとに3倍の大きさの線分で表示している。従来の基本的アプローチと比較して、推定されたオプティカルフローの大きさ、方向の改善がみられるピクセルが増えたものの、車両の3次元形状までも考慮した自動車の詳細挙動分析のために十分なオプティカルフローを抽出することは困難であった。

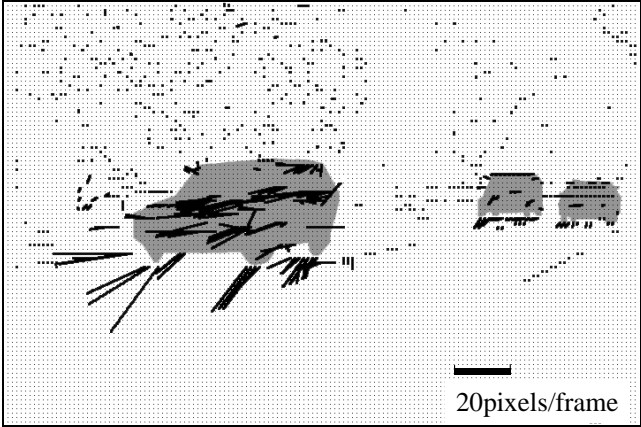


図 - 10 階層的エッジ局所最適化法による結果

4. 結論

本研究の成果は、光学勾配法の基本的アプローチを正則化の視点から理論的に整理し、各手法を自動車の詳細挙動に対して実証的に比較したことにある。

本研究で対象とした動画は、現在普及している一般家庭用のビデオカメラを想定した、撮像間隔 1/30 秒のものであり、取得が容易なものである。しかしながら、1/30 秒程度の撮像間隔の動画に対して、光学勾配法の基本的アプローチ、およびその組み合わせによる結果では正確かつ高密度のオプティカルフローを推定することは困難であった。この結果、3次元形状までも考慮に入れた詳細な自動車挙動分析に対し、光学勾配法の基本的アプローチは適切な手法ではないと考えられる。1/30 秒程度の撮像間隔の動画に対しては、基本拘束式によらない、根本的に異なるその他のアプローチが必要である。

今後の課題としては、より撮像間隔の短い動画に対する光学勾配法の適用可能性の検証、Least Squares Matching 等に代表されるパターンマッチング手法の適用可能性、および実証比較などが挙げられる。

参考文献

- 1) 佐藤誠, 佐々木宏, 動画像における動きベクトルの階層的推定法, 電子通信学会論文誌, J69 (D5), pp.771-776, 1986.
- 2) 富永英義, 小松尚久, 宮下壮史, 花村剛, 階層画素情報を用いた動画像における動き量検出方式, 電子情報通信学会論文誌, J72 (D- 3), pp.395-403, 1989.
- 3) Bainbridge-Smith, A. and Lane, R.G., Determining Optical Flow Using Differential Method, Image and Vision Computing 15, pp.11-22, 1997.
- 4) Barron, J.L., Fleet, D.J. and Beauchemin, S.S., Performance of Optical Flow Techniques, International Journal of Computer Vision, 12(1), pp.43-77, 1994.
- 5) Beauchemin, S.S. and Barron, J.L., The Computation of Optical Flow, ACM Computing Surveys, 27(3), pp.433-467, 1997.
- 6) Davis, L.S., Wu, Z. and Sun, H., Contour-Based Motion Estimation, Computer Vision, Graphics and Image Processing, 23, pp.313-326, 1983.
- 7) Horn, B.K.P. and Schunck, B.G., Determining Optical flow, Artificial Intelligence, 17, pp.185-203, 1981.
- 8) Kearney, J.K., Tompson, W.B. and Boley, D.L., Optical Flow Estimation: An Error Analysis of Gradient-Based Methods with Local Optimization, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-9(2), pp.229-244, 1987.
- 9) Lucas, B.D. and Kanade, T., An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision, In: Proceedings of the Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp.674-679, 1981.
- 10) Markandey, V. and Flinchbaugh, B.E., Multispectral Constraints for Optical Flow Computation, Proceedings of Third International Conference on Computer Vision, pp.38-41, 1990.
- 11) Mitiche, A., Wang, Y.F. and Aggarwal, J.K., Experiments in Computing Optical Flow with Gradient-Based, Multiconstraint Method, Pattern Recognition, 20, pp.173-179, 1987.
- 12) Nagel, H-H., Displacement Vectors Derived from Second-Order Intensity Variations in Image Sequences, Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 21, pp.85-117, 1983.
- 13) Nomura, A., Miike, H. and Koga, K., Field Theory Approach for Determining Optical Flow, Pattern Recognition Letters, 12, pp.183-190, 1991.
- 14) Schunck, B.G., The Motion Constraints Equation for Optical Flow, In: Proceedings of Seventh International Conference on Pattern Recognition, pp.20-22, 1984.
- 15) Tistarelli, M. and Sandini, G., Estimation of Depth from Motion Using an Anthropomorphic Visual Sensor, Image and Vision Computing, 8(4), 1990.
- 16) Tretiak, O. and Pastor, L., Velocity Estimation from Image Sequences with Second Order Defferential Operators, Proceedings of International Conference on Pattern Recognition, pp.16-19, 1984.
- 17) Uras, S., Giroi, F., Verri, A. and Torre, V., A Computation Approach to Motion Perception, Biological Cybernetics, 60, pp.79-87, 1988.
- 18) Woodham, R.J., Multiple Light Source Optical Flow. Proceedings of Third International Conference on Computer Vision, pp.42-46, 1990.