

精密なノイズモデルによるオプティカルフローの検出

木村 和広[†] 太田 直哉[†] 金谷 健一[†]

[†]群馬大学工学部情報工学科

オプティカルフローの検出手法の一つに、勾配法と呼ばれる手法がある。勾配法では、フローと画像の微分値間の関係を表す勾配拘束が用いるが、この拘束のみではフローを一意に決定できないため、付加条件としてフローの分布に関する仮定を行う。代表的な仮定の一つは、画像の小領域でフローが一定と仮定するものであり、小領域内で勾配拘束に最小二乗法を適用してフローを計算する。この方法を統計学的に見れば、画像の時間微分値のみにガウスノイズが加わることを仮定し、最尤推定を行なっていることになる。しかし、空間微分値も時間微分値と同様に差分などによって計算することを考えると、すべての微分値に誤差を含むと仮定した方が合理的である。本論文では、このノイズモデルに基づいたオプティカルフローの検出方法について述べる。さらに実験によって、提案の方法が従来の最小二乗法による方法と較べて高い精度を持つことを検証する。

キーワード: 勾配法、最尤推定値、共分散行列、一般固有値

Optical Flow Detection Using a New Uncertainty Model of Gradient Constraint

Kazuhiro Kimura[†], Naoya Ohta[†] and Kenichi Kanatani[†]

[†]Department of Computer Science
Gunma University, Kiryu, Gunma 376, Japan

The *gradient constraint*, which expresses the relationship between the gradient of the image intensity and its motion, is a fundamental basis for optical flow detection. Since this constraint alone is insufficient for unique detection, it is usually combined with the least-squares criterion. From a statistical point of view, adopting this criterion means assuming that only the time derivative of the image intensity contains noise. However, it is more reasonable to assume that all image derivatives contain noise. This paper discusses an optical flow detection technique based on the latter assumption. Since this method requires the covariance matrix of the noise, we also present a method for its determination from the image data. Our experiment shows that the proposed method can compute optical flow more accurately than the method based on the conventional least-squares criterion.

Key words: gradient constraint, maximum likelihood estimation, covariance matrix, generalized eigenvalues

謝辞: 本研究の一部は文部省科学研究費一般研究 B(No. 07458067) および大川情報通信基金の研究助成によった。

[†]376 桐生市天神町 1-5-1, Tel: (0277)30-1841, Fax: (0277)30-1801, E-mail: kimura@ail.cs.gunma-u.ac.jp,
ohta@ail.cs.gunma-u.ac.jp, kanatani@cs.gunma-u.ac.jp

1 はじめに

オプティカルフローは動画解析のための基礎情報の一つであり [11, 12, 16]、その検出のために、さまざまな手法が提案されている [2, 3, 7, 8, 9, 10, 14, 15, 17]。その一つに勾配法と呼ばれる手法があり、次式で示す勾配拘束を用いる。

$$\bar{E}_x u + \bar{E}_y v + \bar{E}_t = 0 \quad (1)$$

上式において、記号 E は画像の濃淡値を、その添え字 x, y, t はそれぞれ $\partial/\partial x, \partial/\partial y, \partial/\partial t$ を表す。また、バーは誤差を含んでいない真の値を意味している。

しかし、この勾配拘束を用いて実際にオプティカルフローを計算しようとする、以下の二つの問題が生じる。

1. オプティカルフローを一意に決定するには式 (1) のみでは条件不足である。
2. 実際に画像から計算する各微分値は誤差を含むため、式 (1) は厳密には成立しない。

第一の問題はアバチャー問題と呼ばれる。この問題を解決するには、不足する条件を補う必要があるが、これにはフローの分布に関する仮定を用いる。その代表的な例は、次の仮定である。

- 画像の小領域では、オプティカルフローは一定と仮定する [7]。
- オプティカルフローは画像全面に渡って滑らかに変化するとすると仮定する [3]。

第二の問題を解決する方法として、最小二乗法の利用が一般的である。まず、次式に示すように式 (1) に対して誤差 δ_g を導入する。

$$E_x u + E_y v + E_t = \delta_g \quad (2)$$

上式において、バーの付かない E_x, E_y, E_t は画像から計算した値を表している。ここでフローの分布に関する仮定として第一のものを採用し、画像上の小領域 Ω でオプティカルフローが一定であるとすると、勾配拘束を用いた最小二乗法は以下の最小化問題となる。

$$J_{LS} = \sum_{\Omega} \delta_g^2 \rightarrow \min \quad (3)$$

以上に述べたフローの計算法を統計的な推定問題としてとらえてみると、暗黙のうちに、 E_t のみが誤差を含み、 E_x および E_y には誤差を含まない誤差モデルを採用したことになる。

$$E_x = \bar{E}_x, \quad E_y = \bar{E}_y, \quad E_t = \bar{E}_t + \delta E_t \quad (4)$$

上式の δE_t は \bar{E}_t に加わるノイズを表している。さらに δE_t をガウスノイズとすると、この最小二乗法は最尤推定と一致する。

微分値 E_x, E_y, E_t はすべてデジタル画像から微分マスクを用いて計算し、さらに画像の各画素は等しくノイズを含む事実を考えると、式 (4) の誤差モデルは不自然で、すべての微分値にノイズを含む以下の誤差モデルを採用することが妥当であると考えられる。

$$E_x = \bar{E}_x + \delta E_x, \quad E_y = \bar{E}_y + \delta E_y, \quad E_t = \bar{E}_t + \delta E_t \quad (5)$$

本論文では式 (5) の誤差モデルに基づいたオプティカルフローの検出法について述べる。フローの分布については第一の仮定、すなわち画像上の小領域でオプティカルフローが一定であるという条件を用いる。

2 オプティカルフローの計算

2.1 問題の定義

次のように3次元ベクトルを定義する。

$$\nabla \bar{E}_\alpha = (\bar{E}_{x\alpha} \bar{E}_{y\alpha} \bar{E}_{t\alpha})^T \quad (6)$$

$$\nabla E_\alpha = (E_{x\alpha} E_{y\alpha} E_{t\alpha})^T \quad (7)$$

$$\mathbf{u} = (u \ v \ 1)^T \quad (8)$$

$$\mathbf{e}_\alpha = (\delta E_{x\alpha} \ \delta E_{y\alpha} \ \delta E_{t\alpha})^T \quad (9)$$

ベクトル ∇E_α は画像から計算される勾配、 $\nabla \bar{E}_\alpha$ は真の勾配である。フロー \mathbf{u} を一定と仮定する領域をパッチと呼ぶ。パッチに含まれる画素に通し番号 $\alpha = 1, \dots, n$ を付け、それぞれ画素における値を添え字 α を用いて区別する。勾配 ∇E_α に含まれる誤差 \mathbf{e}_α はすべての画素について統計的性質は同一とし、平均0(ゼロベクトル)、共分散行列 \mathbf{V}_e の正規分布を仮定する。また、肩の \top は転置を表す。

上記の定義により勾配拘束 (1) は、

$$(\nabla \bar{E}_\alpha, \mathbf{u}) = 0 \quad (10)$$

と表され、誤差モデル (5) は、

$$\nabla E_\alpha = \nabla \bar{E}_\alpha + \mathbf{e}_\alpha \quad (11)$$

と書ける。(, ·) は内積を表す。式 (2) は次のように表される。

$$(\nabla E_\alpha, \mathbf{u}) = \delta_{g\alpha} \quad (12)$$

勾配拘束 (10) と誤差モデル (11) より、パッチのオプティカルフロー \mathbf{u} の最尤推定値 $\hat{\mathbf{u}}$ は次の最小化問題の解として与えられる [5, 6]。

$$J = \sum_{\alpha=1}^n \frac{(\nabla E_\alpha, \mathbf{u})^2}{(\mathbf{u}, \mathbf{V}_e \mathbf{u})} \rightarrow \min \quad (13)$$

次に、この最小化問題の解法を考える。

2.2 最小値の計算

式 (13) の関数 J は \mathbf{u} を定数倍しても変化しないから、まず \mathbf{u} を単位ベクトルとして計算し、後にスケ-

ルを第3成分が1になるように調節してもよい。したがって、最小化問題(13)は次のように書き換えられる。

$$J = \frac{(\mathbf{v}, \mathbf{M}\mathbf{v})}{(\mathbf{v}, \mathbf{V}_e\mathbf{v})} \rightarrow \min, \quad \|\mathbf{v}\| = 1 \quad (14)$$

ただし、 $\|\mathbf{v}\|$ はベクトル \mathbf{v} のノルムであり、 \mathbf{M} は次式によって定義されるモーメント行列である。

$$\mathbf{M} = \sum_{\alpha=1}^n \nabla E_{\alpha} \nabla E_{\alpha}^{\top} \quad (15)$$

最小化問題(14)の解は一般固有値問題

$$\mathbf{M}\mathbf{v} = \lambda \mathbf{V}_e\mathbf{v} \quad (16)$$

の最小一般固有値 λ_{\min} に対する単位一般固有ベクトル \mathbf{v}_{\min} で与えられる[5, 6]。これをその第3成分で割ったものが、オブティカルフロー \mathbf{u} の推定量 $\hat{\mathbf{u}}$ である。

上述の計算に含まれる一般固有値問題は、次の手順により、通常の固有値問題として解くことが出来る[5]。

1. 行列 \mathbf{V}_e の固有値 $\mu_i (i = 1, 2, 3)$ とその単位固有ベクトル \mathbf{m}_i を計算し、それらから次の行列 \mathbf{P} を計算する。

$$\mathbf{P} = \sum_{i=1}^3 \frac{\mathbf{m}_i \mathbf{m}_i^{\top}}{\sqrt{\mu_i}} \quad (17)$$

2. 次の行列 \mathbf{M}' の最小固有値 λ'_{\min} とその単位固有ベクトル \mathbf{v}'_{\min} を計算する。

$$\mathbf{M}' = \mathbf{P}^{\top} \mathbf{M} \mathbf{P} \quad (18)$$

3. 行列 \mathbf{M} の \mathbf{V}_e に関する最小一般固有値 λ_{\min} は λ'_{\min} と等しく、対応する単位一般固有ベクトル \mathbf{v}_{\min} は次式で計算される。

$$\mathbf{v}_{\min} = \frac{\mathbf{P}\mathbf{v}'_{\min}}{\|\mathbf{P}\mathbf{v}'_{\min}\|} \quad (19)$$

2.3 オブティカルフローの信頼性

オブティカルフローの推定量 $\hat{\mathbf{u}}$ の理論的な共分散行列は次式で評価できる[4, 6]。

$$\mathbf{V}_u = \left(\sum_{\alpha=1}^n \frac{(\mathbf{P}_k \nabla \bar{E}_{\alpha})(\mathbf{P}_k \nabla \bar{E}_{\alpha})^{\top}}{(\bar{\mathbf{u}}, \mathbf{V}_e \bar{\mathbf{u}})} \right)^{-1} \quad (20)$$

ただし、

$$\mathbf{P}_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (21)$$

とし、 $(\cdot)^{-1}$ は、ムーアペンローズの一般逆行列を表す。実際に信頼性を評価する際には真のフロー $\bar{\mathbf{u}}$ と真

の勾配変数ベクトル $\nabla \bar{E}_{\alpha}$ は未知であるから、それぞれ推定値 $\hat{\mathbf{u}}$ とデータ ∇E_{α} を代入する。

推定したフロー $\hat{\mathbf{u}}$ の第3成分は定数であり、誤差を含まないから、 \mathbf{V}_u の第3行と第3列の要素はすべて0である。共分散行列 \mathbf{V}_u の0でない部分、すなわちフロー成分 $(\hat{\mathbf{u}}, \hat{\mathbf{v}})^{\top}$ の共分散行列 $V[\hat{\mathbf{u}}, \hat{\mathbf{v}}]$ は次式で与えられる。

$$V[\hat{\mathbf{u}}, \hat{\mathbf{v}}] = \frac{1}{(\hat{\mathbf{u}}, \mathbf{V}_e \hat{\mathbf{u}})} \begin{pmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{pmatrix}^{-1} \quad (22)$$

ただし、 M_{ij} は式(15)のモーメント行列 \mathbf{M} の (i, j) 成分である。

3 ノイズの共分散行列の推定

オブティカルフロー $\hat{\mathbf{u}}$ を計算するためには誤差 e_{α} の共分散行列 \mathbf{V}_e が必要である。最小化問題(13)の解は共分散行列 \mathbf{V}_e のスケールには無関係なので、フローを計算するには \mathbf{V}_e の要素間の比のみを知れば良いが、共分散行列 \mathbf{V}_e に関する何らかの情報が必要である。あらかじめ真のフローが既知の画像が得られれば、それから共分散行列 \mathbf{V}_e を推定することができる。この方法を以下に述べる。

各画素において、真のフローを $\bar{\mathbf{u}}_{\alpha} = (\bar{u}_{\alpha}, \bar{v}_{\alpha}, 1)^{\top}$ とする。ここで、添え字 α は各画素を表す通し番号である。式(11)と式(12)より、勾配拘束に対する残差 $\delta_{g\alpha}$ は次のようになる。

$$\delta_{g\alpha} = (\nabla E_{\alpha}, \mathbf{u}) = (e_{\alpha}, \bar{\mathbf{u}}_{\alpha}) \quad (23)$$

誤差ベクトル e_{α} が平均0、共分散行列 \mathbf{V}_e の3次元正規分布に従えば、その線形変換によって得られる残差 $\delta_{g\alpha}$ も正規分布に従い、平均と分散は次のようになる。

$$E[\delta_{g\alpha}] = 0, \quad V[\delta_{g\alpha}] = (\bar{\mathbf{u}}_{\alpha}, \mathbf{V}_e \bar{\mathbf{u}}_{\alpha}) \quad (24)$$

m 点でフロー $\bar{\mathbf{u}}_{\alpha} (\alpha = 1, \dots, m)$ と残差 $\delta_{g\alpha}$ が得られたとすると、それから計算される \mathbf{V}_e の尤度は次のようになる。

$$L(\mathbf{V}_e) = \prod_{\alpha=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi(\bar{\mathbf{u}}_{\alpha}, \mathbf{V}_e \bar{\mathbf{u}}_{\alpha})}} \exp\left(-\frac{\delta_{g\alpha}^2}{2(\bar{\mathbf{u}}_{\alpha}, \mathbf{V}_e \bar{\mathbf{u}}_{\alpha})}\right) \quad (25)$$

よって、次の最小化問題を解くことによって \mathbf{V}_e の最尤推定値が計算できる。

$$\sum_{\alpha=1}^m \left(\log(\bar{\mathbf{u}}_{\alpha}, \mathbf{V}_e \bar{\mathbf{u}}_{\alpha}) + \frac{\delta_{g\alpha}^2}{(\bar{\mathbf{u}}_{\alpha}, \mathbf{V}_e \bar{\mathbf{u}}_{\alpha})} \right) \rightarrow \min \quad (26)$$

4 実験

実験では、まず画像からノイズの共分散行列 \mathbf{V}_e を推定し、次にオブティカルフローの検出を行なった。

このとき、フローの検出において使用される共分散行列として、推定したものをを用いた場合と、単位行列を用いた場合について実験し、従来の最小二乗法による手法と精度を比較した。これらの実験を行なうためには、オプティカルフローが既知の画像が必要であるが、そのような画像を計算機シミュレーションによって作成した。まずこの画像の作成について述べた後、実験について述べる。

4.1 画像データの作成

実験のための画像は、次のように作成する。

1. ビデオカメラ (SONY XC-75) で同一シーンを16回撮影し、ノイズを低減するために、これらの平均をとる。これを画像 A と呼び、ノイズのない画像と見なす。図1に画像 A を示す。大きさは 640×480 画素、階調値は256である。
2. 画像 A を x 軸方向 (垂直方向) に i 画素 ($i = -4, -3, \dots, 4$) ずらした画像 B_i を作成する。
3. 各画像 B_i に標準偏差2.4のガウシアンフィルタをかけた後、大きさを1/4に縮小した画像 C_i を作成する。これは、CCDの受容野を0.6 (= $2.4/4$) 画素の2次正規分布と仮定したことに相当する。
4. 以下の処理でカメラのノイズを抽出する。まず、白紙を20回撮影し、それらを平均する。次に各画像から平均画像を減算し、ノイズ画像を得る。ノイズ画像から 160×120 画素の大きさの画像を10枚切り取る。この画像を画像 N_i ($i = 1, 2, \dots, 10$) とする。
5. 各画像 C_i にノイズ画像 N_{i+5} を加えて、画像 I_i ($i = -4, -3, \dots, 4$) を作成する。また、画像 C_0 にノイズ画像 N_{10} を加えて、画像 I_p を作成する。

以上のようにして作成した画像 I_p と画像 I_i をシミュレーション動画像の二つのフレームとする。この動画像の移動はすべての点で x 方向に $i/4$ 画素である。

4.2 ノイズの共分散行列の推定

ノイズの共分散行列 V_e は次のように推定する。まず、各微分値の誤差は互いに独立であると仮定する。空間微分の誤差は方向に依存しないと考えられるので、 x, y 方向の誤差の分散は同一とし、 x 方向の移動のみを考える。したがって、推定は以下のように1次元の移動に関する問題となる。

$$V_e = \begin{pmatrix} \sigma_s^2 & 0 \\ 0 & \sigma_t^2 \end{pmatrix} \quad (27)$$

$$\bar{u}_\alpha = (\bar{u}_\alpha \ 1)^T \quad (28)$$

$$\nabla E_\alpha = (E_{x\alpha} \ E_{t\alpha})^T \quad (29)$$

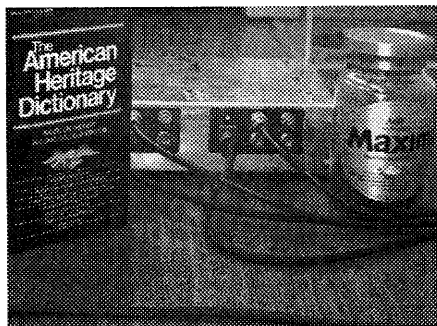


図1: 実験画像

画像の微分値と勾配拘束の残差 $\delta_{g\alpha}$ を次式で計算する。

$$E_{x\alpha}^{(i)} = \frac{S_{i[x+1,y]} - S_{i[x-1,y]} + S_{p[x+1,y]} - S_{p[x-1,y]}}{4} \quad (30)$$

$$E_{t\alpha}^{(i)} = S_{i[x,y]} - S_{p[x,y]} \quad (31)$$

$$\bar{u}^{(i)} = \frac{i}{4} \quad (32)$$

$$\delta_{g\alpha}^{(i)} = E_{x\alpha}^{(i)} \bar{u}^{(i)} + E_{t\alpha}^{(i)} \quad (33)$$

ここで、 S_p, S_i は画像 I_p, I_i を標準偏差1のガウシアンフィルタで平滑化した画像である。また、添え字の $[x, y]$ は、座標 (x, y) の画像点 α で計算した値を表している。これらのデータを用いて式(26)の最小化問題を構成し、パウエル法[13]による数値探索で解いた。得られた推定値を以下に示す。

$$\sigma_s^2 = 2.075, \sigma_t^2 = 0.3435 \quad (34)$$

4.3 検出精度の比較

先に述べた動画像から、次の3通りの方法でオプティカルフローを検出した。

1. 誤差の共分散行列を $V_{e1} = \text{diag}(\sigma_s^2, \sigma_s^2, \sigma_t^2)$ とした提案手法(4.2節参照)。(diag(a_1, a_2, a_3) は (i, i) 成分が a_i の3次元対角行列を表す。)
2. 誤差の共分散行列を $V_{e2} = \text{diag}(1, 1, 1)$ とした提案手法。
3. 最小二乗法を基にした従来法。

微分値 $E_{x\alpha}$ と $E_{t\alpha}$ はそれぞれ式(30)より計算した。一方、 $E_{y\alpha}$ は $E_{x\alpha}$ と同様な計算法を y 方向に対して適用した。使用したパッチの大きさは 5×5 画素の矩形である。

精度の評価は次のように行った。まず、検出したフローの共分散行列を式(22)より計算し、その最大固有

表 1: 検出精度の比較

θ	提案手法 (V_{e1})				提案手法 (V_{e2})				最小二乗法を基にした手法			
	ratio	$E^*[\hat{u}_\alpha]$	$E^*[\hat{v}_\alpha]$	s	ratio	$E^*[\hat{u}_\alpha]$	$E^*[\hat{v}_\alpha]$	s	ratio	$E^*[\hat{u}_\alpha]$	$E^*[\hat{v}_\alpha]$	s
1.0	86.7	1.1111	-0.0131	0.3213	86.0	1.1940	-0.0157	0.4349	98.0	1.1034	-0.0370	0.4480
2 ⁻¹	<u>80.8</u>	<u>1.1004</u>	<u>-0.0069</u>	<u>0.3003</u>	<u>80.1</u>	<u>1.1613</u>	<u>-0.0222</u>	<u>0.3602</u>	94.5	1.1016	-0.0279	0.4174
2 ⁻²	71.7	1.0833	-0.0142	0.2753	71.7	1.1417	-0.0182	0.3035	88.2	1.1000	-0.0090	0.3423
2 ⁻³	60.4	1.0752	-0.0163	0.2602	62.6	1.1281	-0.0178	0.2783	<u>77.8</u>	<u>1.1028</u>	<u>-0.0065</u>	<u>0.2639</u>
2 ⁻⁴	<u>45.7</u>	<u>1.0874</u>	<u>-0.0124</u>	<u>0.2141</u>	<u>50.1</u>	<u>1.1217</u>	<u>-0.0165</u>	<u>0.2252</u>	67.2	1.1001	-0.0091	0.2422
2 ⁻⁵	34.1	1.0990	-0.0004	0.1921	37.0	1.1185	-0.0047	0.2006	<u>54.0</u>	<u>1.1077</u>	<u>-0.0122</u>	<u>0.2135</u>
2 ⁻⁶	<u>23.6</u>	<u>1.1103</u>	<u>-0.0017</u>	<u>0.1728</u>	<u>27.2</u>	<u>1.1345</u>	<u>-0.0020</u>	<u>0.1899</u>	39.4	1.1044	-0.0056	0.1842
2 ⁻⁷	15.6	1.1236	0.0057	0.1486	18.9	1.1383	-0.0028	0.1712	<u>28.6</u>	<u>1.1203</u>	<u>-0.0003</u>	<u>0.1675</u>

(a) $\bar{u} = 1.0$

θ	提案手法 (V_{e1})				提案手法 (V_{e2})				最小二乗法を基にした手法			
	ratio	$E^*[\hat{u}_\alpha]$	$E^*[\hat{v}_\alpha]$	s	ratio	$E^*[\hat{u}_\alpha]$	$E^*[\hat{v}_\alpha]$	s	ratio	$E^*[\hat{u}_\alpha]$	$E^*[\hat{v}_\alpha]$	s
1.0	93.1	0.5412	-0.0135	0.3202	88.6	0.5966	-0.0057	0.4503	98.3	0.5355	-0.0260	0.3746
2 ⁻¹	90.0	0.5394	-0.0056	0.2802	85.1	0.5952	-0.0050	0.3566	94.5	0.5324	-0.0232	0.3568
2 ⁻²	84.0	0.5348	-0.0042	0.2508	<u>79.9</u>	<u>0.5842</u>	<u>-0.0064</u>	<u>0.3141</u>	88.8	0.5378	-0.0083	0.2814
2 ⁻³	<u>76.9</u>	<u>0.5256</u>	<u>-0.0026</u>	<u>0.2156</u>	71.2	0.5611	-0.0045	0.2203	<u>79.1</u>	<u>0.5415</u>	<u>-0.0103</u>	<u>0.2355</u>
2 ⁻⁴	66.9	0.5195	-0.0053	0.1868	61.2	0.5490	-0.0073	0.1853	68.3	0.5419	-0.0088	0.1999
2 ⁻⁵	<u>56.0</u>	<u>0.5202</u>	<u>-0.0090</u>	<u>0.1619</u>	<u>47.5</u>	<u>0.5472</u>	<u>-0.0125</u>	<u>0.1474</u>	<u>54.4</u>	<u>0.5404</u>	<u>-0.0083</u>	<u>0.1596</u>
2 ⁻⁶	42.2	0.5235	-0.0081	0.1399	35.8	0.5482	-0.0084	0.1275	39.8	0.5470	-0.0090	0.1307
2 ⁻⁷	<u>29.9</u>	<u>0.5353</u>	<u>-0.0029</u>	<u>0.1102</u>	<u>25.2</u>	<u>0.5514</u>	<u>0.0005</u>	<u>0.0962</u>	<u>29.7</u>	<u>0.5528</u>	<u>-0.0015</u>	<u>0.1080</u>

(b) $\bar{u} = 0.5$

θ	提案手法 (V_{e1})				提案手法 (V_{e2})				最小二乗法を基にした手法			
	ratio	$E^*[\hat{u}_\alpha]$	$E^*[\hat{v}_\alpha]$	s	ratio	$E^*[\hat{u}_\alpha]$	$E^*[\hat{v}_\alpha]$	s	ratio	$E^*[\hat{u}_\alpha]$	$E^*[\hat{v}_\alpha]$	s
1.0	93.3	0.2744	-0.0293	0.3134	88.4	0.3024	-0.0257	0.4404	97.8	0.2692	-0.0486	0.3825
2 ⁻¹	91.3	0.2699	-0.0272	0.2889	86.0	0.2970	-0.0352	0.3758	94.5	0.2677	-0.0373	0.3387
2 ⁻²	87.5	0.2714	-0.0212	0.2543	<u>81.9</u>	<u>0.2926</u>	<u>-0.0199</u>	<u>0.2941</u>	89.2	0.2699	-0.0193	0.2789
2 ⁻³	<u>81.9</u>	<u>0.2621</u>	<u>-0.0153</u>	<u>0.2218</u>	74.6	0.2913	-0.0137	0.2319	<u>80.5</u>	<u>0.2778</u>	<u>-0.0203</u>	<u>0.2286</u>
2 ⁻⁴	74.3	0.2644	-0.0086	0.1866	64.0	0.2816	-0.0137	0.1849	68.9	0.2790	-0.0138	0.1768
2 ⁻⁵	64.0	0.2606	-0.0128	0.1585	<u>51.5</u>	<u>0.2757</u>	<u>-0.0100</u>	<u>0.1488</u>	<u>54.3</u>	<u>0.2752</u>	<u>-0.0092</u>	<u>0.1459</u>
2 ⁻⁶	<u>52.0</u>	<u>0.2608</u>	<u>-0.0068</u>	<u>0.1342</u>	<u>38.8</u>	<u>0.2746</u>	<u>-0.0073</u>	<u>0.1132</u>	<u>40.3</u>	<u>0.2735</u>	<u>-0.0061</u>	<u>0.1144</u>
2 ⁻⁷	40.0	0.2632	-0.0078	0.1079	28.2	0.2771	-0.0043	0.0849	29.9	0.2777	-0.0037	0.0965

(c) $\bar{u} = 0.25$

値¹ η_α をフローの不確定性の尺度として用いる。[10] 次にしきい値 θ を定め、次の条件式によってフローを選択する。

$$\eta_\alpha < \theta \quad (35)$$

そして、しきい値 θ を変化させ、選択したフローの精度の変化を解析する。大きな θ に対して選択されるフローの数は多いが、精度の低いものも含まれる。反対に小さな θ では少数の精度の高いフローが選択されることが期待される。この評価法を採用した理由は、オプティカルフローは個々のフローの精度情報が得られて初めて有効に利用できるため [2, 10]、単に平均的な精度を比較するだけでは不十分であるからである。選択したフローの精度は、以下の2つの尺度で評価する。

¹文献 [10] では $V[\hat{u}_\alpha, \hat{v}_\alpha]^{-1}$ の最小固有値を信頼性の尺度として使用しているが、意味は同じである。

1. 偏差を示す尺度

$$d = \sqrt{(E^*[\hat{u}_\alpha] - \bar{u})^2 + (E^*[\hat{v}_\alpha] - \bar{v})^2} \quad (36)$$

2. 不確定性を示す尺度

$$s = \sqrt{\text{tr}(V^*[\hat{u}_\alpha, \hat{v}_\alpha])} \quad (37)$$

ただし $E^*[\cdot]$, $V^*[\cdot]$ は選択したフロー標本平均と標本共分散行列を表す。

以上の精度評価を、真のフローが $(1 \ 0)^T$, $(0.5 \ 0)^T$, $(0.25 \ 0)^T$ の3つの場合について行った。結果を表1と図2および3に示す。表1のratioは、選択したフローの数の、全数に対するパーセントである。図2および3は選択したフローのパーセントと精度の関係を示している。

この実験結果をまとめると次のようになる。

1. すべての方法において、フローは真の値より大きく計算される傾向がある (表1)。この偏差はフローの大きさにほぼ比例している (図2)。

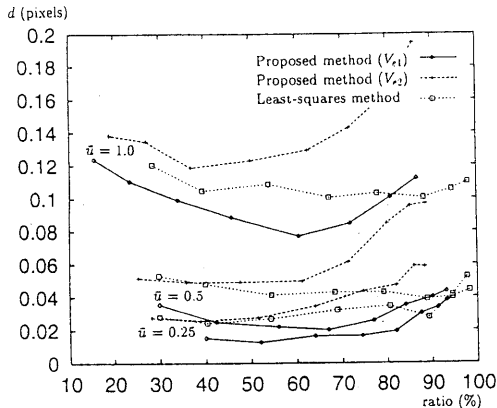


図 2: フローの偏差

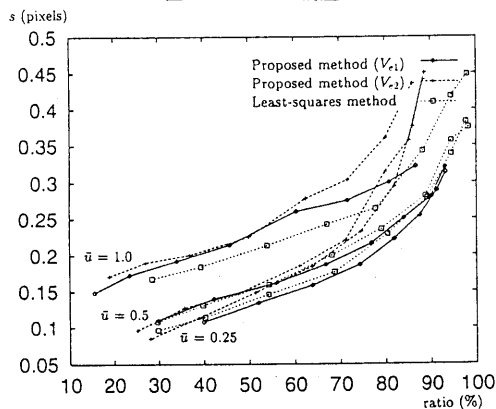


図 3: フローの分散

2. 偏差が最も少ない手法は共分散行列 V_{e1} を用いた提案手法である。これは小さなフローのときに著しい(図 2)。
3. フローのばらつきに関しては各手法とも大きな差は無い(図 3)。しかし、最小二乗法を基にした手法は大きなフローに有利であり、共分散行列 V_{e1} を用いた提案手法は小さなフローに対して精度が高いという傾向がある。

5 まとめ

本論文ではオプティカフロー検出に使用される勾配拘束の誤差モデルとして、すべての微分値に誤差を仮定する精密なモデルを提案し、それに基づいたオプティカフローの検出手法を示した。そして実験を行ない、各微分値のノイズの共分散行列を正しく与えれば、提案手法によって精度の高いフローが計算できることを示した。

実験によれば、提案手法はサブピクセルレベルの小さな移動の検出精度に優れる。一般に、オプティカフローの計算では、大きな移動に対処するため、画像

ピラミッドの利用 [14] や移動の反復計算 [7, 17] が行われる。これらでは、最終的にはサブピクセルレベルの移動計算になるので、提案手法の特徴が有効に作用すると考えられる。

プログラムを差し上げます

本論文で提案した手法に基づいたオプティカフロー検出プログラム (C 言語) を差し上げます。ご希望の方は電子メールで ohta@mail.cs.gunma-u.ac.jp までお申し込み下さい。

参考文献

- [1] 浅田 稔, 「ダイナミックシーンの理解」, 電子情報通信学会, 1994.
- [2] Barron, J.L., Fleet, D.J., and Beauchemin, S.S., Performance of optical flow techniques, *Intern. J. Comput. Vis.*, 12:1, 1994, pp.43-77.
- [3] Horn, B.K.P., and Schunk, B.G., Determining optical flow, *Artificial Intelligence*, 17, 1981, pp.185-203.
- [4] 金谷 健一, パラメトリック当てはめの精度の理論的限界, 情報処理学会研究報告, 94-CV-91, 1994-11.
- [5] 金谷 健一, 「空間データの数理 — 3次元コンピュータリングに向けて —」, 朝倉書店, 1995.
- [6] Kanatani, K., *Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice*, Elsevier Science, Amsterdam, 1996.
- [7] Lucas, B., and Kanade, T., An iterative image registration technique with an application to stereo vision, *Proc. 7th Int. Joint Conf. Artif. Intell.*, Vancouver, Canada, 1981, pp.674-679.
- [8] 三池 秀敏, 古賀 和利, 橋本 基, 百田 正広, 野村 厚志, 「パソコンによる動画像処理」, 森北出版, 1993.
- [9] 武川 直樹, 分散による解像度制御を用いたベクトル場再構成とオプティカフロー推定への応用, 電子情報通信学会論文誌, J78-D-II, 7, 1995, pp.1028-1038.
- [10] Ohta, N., Image movement detection with reliability indices, *IEICE Trans.*, E74, 10, Oct. 1991, pp.3379-3388.
- [11] 太田直哉, 信頼性情報を持ったオプティカフローからの形状復元とその移動物体検出への応用, 電子情報通信学会論文誌, 76-D-II, 8, pp.1562-1571, 1993-8.
- [12] Ohta, N., and Kanatani, K., Optimal structure-form-motion algorithm for optical flow, *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, E78-D, 12, Dec. 1995, pp.1559-1566.
- [13] Press, H.P., Flannery, B.P., Teukolsky, S.A. and Vetterling, W.T., *Numerical Recipes in C*, Cambridge University Press, Cambridge, 1988.
- [14] 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-D, 5, 1986, pp.771-776.
- [15] 志沢 雅彦, 間瀬 健二, 多重オプティカフロー — 基本拘束式と運動透明視・運動境界検出の統一計算理論 —, 電子情報通信学会論文誌, J76-D-II, 5, 1993, pp.987-1005.
- [16] Tagawa, N., Toriu, T., Endoh, T., Estimation of 3-D motion from optical flow with unbiased objective function, *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, E77-D, 10, Oct. 1994, pp.1148-1161.
- [17] 和田 正裕, 山口 博久, 反復勾配法による動画像信号の動き量検出, 電子通信学会論文誌, J68-D, 4, 1985, pp.663-670.