

一般化勾配法によるオプティカルフローの検出： 不均一照明下での物体運動の計測

三池 秀敏^{†1} 長 篤志^{†1}
三浦 一幸^{†1} 杉村 敦彦^{†2}

勾配法は、動画像から運動物体の見かけの2次元速度ベクトル場（オプティカルフロー）を検出する代表的手法として知られている。本稿では、Hornらの提案手法以来のオプティカルフロー検出手法の研究史を概説するとともに、筆者らの研究グループで独自に開発を行ってきた、照明の時間的変動や空間的不均一が存在する環境下で運動する物体の速度情報を推定する方法（一般化勾配法）と関連の研究を紹介する。一般化勾配法は、濃淡値の保存則を仮定し、3次元世界から透視投影で映し出された2次元画像中の物体運動の速度ベクトル場と照明の不均一場を同時に検出する。

Detecting Optical Flow with a Generalized Gradient Method: Measuring Object Motion under Non-uniform Illumination

HIDETOSHI MIIKE,^{†1} ATSUSHI OSA,^{†1} KAZUYUKI MIURA^{†1}
and ATSUHIKO SUGIMURA^{†2}

The gradient-based approach is known as a representative method to extract optical flow (an apparent velocity field of two-dimension) from an image sequence. In this paper, we discuss a historical sketch of the study on optical flow since Horn and Schunck proposed their approach of global optimization. And we introduce our original approach of a generalized gradient-based method and related studies, which enable to evaluate optical flow under non-uniform and/or non-stationary illumination. The generalized method assumes a conservation law of gray values in the image sequence, and evaluates not only the velocity vector field (optical flow) but also the distribution of non-uniform and/or non-stationary illuminations.

1. はじめに

動画像は2次元の空間パターン情報の時間変化であり、3次元世界の動的現象を2次元のカメラセンサ（フィルムや半導体デバイス）上に透視投影した像として理解される。しかし、3次元世界での物体運動の情報を2次元の平面に投影して記録することにより、元の情報の一部は失われる。また、動画像中の濃淡パターンの見かけの動き（2次元速度ベクトル場）はオプティカルフローと呼ばれ（図1参照）、カメラと運動物体の相対運動にともなって出現する画面内の運動から検出する。3次元世界での運動復元は、

1) 動画像からの正確なオプティカルフローの検出、

2) 検出されたフローベクトル場を用いた3次元中の運動情報の復元、

の2つの側面に分けられる。本稿では、1)の側面に注目し、オプティカルフローの正確な検出を妨げる要因の整理と、その要因にロバスト（頑強）な検出理論を紹介するとともに、その応用事例を示す。特に、濃淡値の対応付けと正則化手法を基本とする「勾配法」¹⁾を取り上げ、その研究の歴史を紹介するとともに、照明の時間的な変動や空間的不均一が存在する環境下でのオプティカルフロー検出理論（一般化勾配法）とその最近の研究動向を示す。動画像からの運動検出やオプティカルフローの研究に関しては、数多くの論文があり優れたレビューも多く報告されている²⁾⁻⁴⁾。ここでは、照明の空間的不均一や時間的な変化が存在する場合の、フロー検出手法を中心に紹介する。

2. オプティカルフロー研究の流れ

連続するシーンをとらえた動画像からの速度情報の

^{†1} 山口大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering, Yamaguchi University

^{†2} 徳山工業高等専門学校

Tokuyama College of Technology

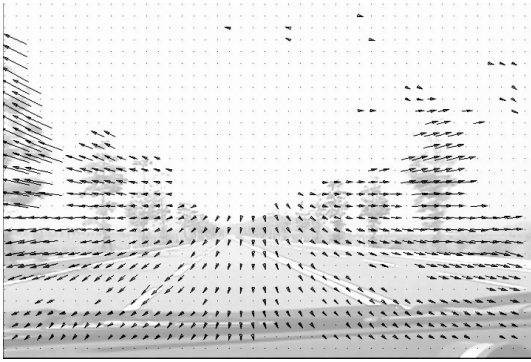


図 1 物体の運動にともなうオプティカルフローの発生。カメラの前方方向への移動にともなう発生するフローの推定例(勾配法で求めたオプティカルフロー場: 矢印の向きと長さで画像中の各点でのフローベクトルを表現)

Fig. 1 Optical flow field with object motion. The arrows show estimated optical flow by the gradient-based method.

検出に関する論文は、気象衛星画像などを対象に 1970 年頃から⁵⁾ 数多く発表されるようになった。通常、デジタル動画像は 3 次元世界の現象を TV カメラでとらえた 2 次元映像である。このため、画像中の運動物体の見かけの速度ベクトル場(オプティカルフロー)の検出には、以下の諸要因にともなう特有の困難さがある。

- (A) 動画像の時間的 & 空間的サンプリング
- (B) 窓枠 (Aperture) 問題
- (C) 3 次元中の手前の物体による奥の物体の隠蔽
- (D) 現実の世界での照明の時間・空間的変動
- (E) カメラの光軸と垂直な方向以外への物体運動

(A) は連続する画像間の物体移動の大きさに関連し、1 フレームあたりの移動量 (pixels/frame) の大きな物体の検出は誤差をとまう。(B) は運動を局所的にとらえる場合に遭遇し、後述のようにオプティカルフローの基本式では、エッジの法線方向の速度成分の情報しか得られない。(C) は手前の物体と奥の物体の運動境界の存在を生じさせ、フローの空間的不連続や 1 点での多重フローを引き起こす。(D) は単純な明度の対応付けが困難であることを意味し、現実の 3 次元世界では照明の時間および空間における均一性が保たれる場合は少ない。(E) は物体の見かけの大きさの変化(拡大縮小)がともなうことによる対応付けの困難さを示し、物体運動がカメラの光軸に平行な成分を持つ場合に発生する。

一方、動画像中の見かけの速度ベクトル場(オプティカルフロー)を検出する手法は大別して、

- 相関法(マッチング法)、

- 勾配法(微分法)、
 - その他の手法、
- に分類される^{3),4),6)}。

相関法では、動画像中の濃淡パターンの対応付け(マッチング)の考え方により、オプティカルフローを計算する。すなわち、連続する画像フレーム間において、適当なサイズのテンプレートの濃淡パターンの対応付け(差分や相関計算)を実行し、得られる変位ベクトル場からオプティカルフローを検出する。この方法は、画像中のオプティカルフロー速度 (pixels/frame) の大きな画像の解析に適すが、誤対応などの本質的な問題をかかえている⁶⁾。誤対応の問題解決には多くの研究者の提案があり、階層化手法⁷⁾⁻⁹⁾ や基線長を可変とする手法¹⁰⁾ などが知られている。コンピュータビジョンと離れば、流体表面の可視化粒子の運動を計測する粒子画像速度計測法(PIV)や粒子追跡速度計測法(PTV)もマッチング手法の 1 つとして分類できる^{11),12)}。流体の速度ベクトル場が推定できれば、流体の渦度分布や発散場、圧力分布などの物理量が推定できることになり、有用な情報が得られる¹³⁾。このためには密なオプティカルフロー場の検出が前提となる。

相関法は直感的で分かりやすいが、先に述べたフロー検出の困難さの諸要因に大きく影響され、(C)~(E)への対応は容易ではない。Lucas ら¹⁴⁾は(1981年)、(B)の Aperture 問題に対応するために、オプティカルフローがある局所領域で一定と仮定し、マッチすべき画像間の誤差関数を最小化するアルゴリズムを提案した(局所最適化)。このアルゴリズムは、その後コンピュータビジョンの分野で最も広く使用される手法の 1 つとして定着する¹⁵⁾。

一方、勾配法の原点となる Horn らの論文も 1981 年に発表されている¹⁾。彼らは、動画像中の各画素において、濃淡値の時間勾配(スカラー)と空間勾配(ベクトル)とを速度ベクトルと結び付ける基本式を基礎とし、検出したオプティカルフロー場に対する付加的な拘束条件式(主にベクトル場の連続性)を組み合わせ、これを正則化の枠組みによって最適化している。すなわち、オプティカルフローの基本式の誤差とフロー場の連続性を同時に画像全体で評価する関数を導入し、この関数の最小化問題として変分法で解くことで(大域的最適化手法)、Aperture 問題への対応を可能とした。この Horn らに刺激されて、その後多数の論文が提出されている。濃淡値の高次勾配まで取り入れた Nagel らの提案や、その階層化手法の提案などがその代表である^{16),17)}。また、「濃淡に基づく手法」と「特徴に基づく手法」の両方の長所を取り入れた提

案や¹⁸⁾、多重のオプティカルフローが存在する場合への拡張なども行われている¹⁹⁾。

勾配法はその後、Kearney らの局所最適化手法の提案²⁰⁾ や Ohta によるオプティカルフローベクトルの信頼性指標の導入²¹⁾、そして照明の時間変動や空間的不均一への対応など²²⁾⁻³³⁾、本質的な改良が加えられ、誤差や信頼性が定量的に評価できる物理計測手法としても確立していった。ただ、勾配法は画像濃淡値の時間・空間微分を計算するため、濃淡値の連続性と、十分細かなサンプリング間隔(時間および空間における)が想定されている。このため、

- (a) 速度 (pixels/frame) の大きな画像の解析には適していない (基本的に 1 pixel/frame 以下)、
- (b) 濃淡勾配の小さな領域ではノイズに弱い、
- (c) 運動境界の部分で速度ベクトルの推定に誤差が出やすい、
- (d) 照明が時間・空間的に変動する環境での検出が困難である、
- (e) カメラの光軸と垂直な方向以外への物体運動の検出が困難である、

などの問題が認識されている。(a), (b) は画像の平滑化や階層的手法の導入である程度対応できるが、濃淡値の時間・空間微分を用いる勾配法の基本的弱点でもある。(c) の運動境界の問題は、多重オプティカルフロー決定の問題と共通し¹⁹⁾、(d), (e) は濃淡値の対応付けが単純には適用できない場合であり、オプティカルフロー検出の共通の困難さでもある。本稿では、3 章で Horn らの提案の概要を示すとともに、4 章では上記の問題点の (d) に対応できる一般化勾配法の紹介を通して最近の研究動向を示す。すなわち、勾配法の枠組みを拡張することで勾配法がかかえる問題の解決が可能であることを示すとともに、最近の研究から、(c) や (d) に対応する提案を紹介する。

3. 勾配法の基礎：基本式と正則化手法(局所最適化と大域的最適化)

画像の濃淡パターンを画像関数 $f(x, y, t)$ で表現すると、濃淡パターンの運動にともない、時刻 $t + \delta t$ では対応する点は $f(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t)$ に移動する。この 2 つの点の濃淡値が等しい(保存される)場合は、

$$f(x, y, t) = f(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (1)$$

が成立し、右辺をテーラー展開することで次式が導かれる(図 2 参照)。

$$f(x, y, t) = f(x, y, t) + \frac{\partial f}{\partial x} \delta x + \frac{\partial f}{\partial y} \delta y + \frac{\partial f}{\partial t} \delta t + \dots \quad (2)$$

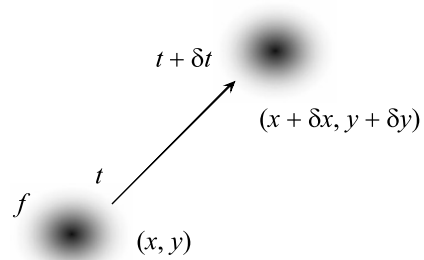


図 2 物体の運動と濃淡パターンの対応付け
Fig. 2 Object motion and the matching of gray-values.

右辺の 2 次以上の微分項を無視して $\delta t \rightarrow 0$ の極限をとると、次式を得る。

$$\frac{\partial f}{\partial t} + \frac{\partial f}{\partial x} u + \frac{\partial f}{\partial y} v = 0 \quad (3)$$

ここで、 $u = \lim_{\delta t \rightarrow 0} \delta x / \delta t$ 、 $v = \lim_{\delta t \rightarrow 0} \delta y / \delta t$ であり、それぞれ運動物体の速度ベクトル \vec{V} (オプティカルフロー) の 2 成分である ($\vec{V} = (u, v)$)。式 (3) は勾配法の基本式として知られ、2 次元空間微分演算子 $\nabla f = \partial f / \partial x \vec{i} + \partial f / \partial y \vec{j}$ を用いて表現すれば、次式を得る。

$$\frac{\partial f}{\partial t} + \nabla f \cdot \vec{V} = 0 \quad (4)$$

この式は、濃淡値の空間勾配、時間勾配とオプティカルフロー速度 \vec{V} とを結び付ける基本式であるが、これだけでは未知数が 2 つ (u と v) 式が 1 つで解けない。すなわち、式 (4) では濃淡の境界(エッジ)の法線方向の速度が算出されるだけであり、局所領域で観測する場合にはオプティカルフローが決定できない(Aperture 問題)。この不良設定問題を解くためには付加的な拘束条件式(知識や経験に基づく)が必要である。コンピュータビジョンの分野で研究されてきた勾配法の多くは、幅広い現象に適用可能な拘束条件式を提案することを中心課題としてきた。この拘束条件式も大別して、局所的な拘束と大域的な拘束に分類されるが、いずれも検出されるオプティカルフロー場の「連続性」を仮定している。

局所的な拘束は、Lucas ら¹⁴⁾ の考えを引き継ぎ(ある局所領域でフローが一定と見なす)、検出したい点の周りの有限領域(時間・空間)の速度場の定常性を仮定する。すなわち、時間・空間にまたがる局所時空間領域 $\delta V = \delta x \times \delta y \times \delta t$ 内での複数個の基本式 (4) が共通の解 $\vec{V} = (u, v)$ を持つと見なす(局所最適化)。こうして、2 つの未知数 (u, v) に対して δV 内の多数の各点に対して同一解を持つ複数(通常 3 つ以上)の連立方程式が得られる。さらに、次式で与える

誤差評価関数 E を導入し、過剰決定の連立方程式を最小二乗法で解く (E を最小とする解 (u, v) を求める²⁰⁾). すなわち、

$$E = \iint_{\delta V} (f_x u + f_y v + f_t)^2 dx dy dt \rightarrow \min \quad (5)$$

に対して、 $\partial E / \partial u = 0$, $\partial E / \partial v = 0$ の連立方程式を解くことで、次式の解を得る．ここに $f_x = \partial f / \partial x$, $f_y = \partial f / \partial y$, $f_t = \partial f / \partial t$ である．

$$\begin{pmatrix} \iint_{\delta V} f_x^2 dx dy dt & \iint_{\delta V} f_x f_y dx dy dt \\ \iint_{\delta V} f_x f_y dx dy dt & \iint_{\delta V} f_y^2 dx dy dt \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} \iint_{\delta V} f_x f_t dx dy dt \\ \iint_{\delta V} f_y f_t dx dy dt \end{pmatrix} \quad (6)$$

この式より、濃淡勾配が小さな領域ではオプティカルフロー決定の信頼性が低い(ノイズに弱い)ことが理解できる．このとき、局所領域の大きさ $\delta V = \delta x \times \delta y \times \delta t$ を調整することで、ノイズの低減が図れるが、大きくしすぎると得られるフロー場の時間・空間分解能が低くなる．小さすぎると、時間・空間分解能は上がるが、フローの信頼性が低下する．通常、局所領域を時空間で設定することにより(たとえば、空間 3×3 画素、時間 3 時点の 27 点)、オプティカルフローの信頼性を保ちながら時間・空間分解能もあるレベルに維持できる．

大域的拘束は Horn ら¹⁾ により導入され、次式の拘束条件を仮定する．

$$\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 = 0 \quad (7)$$

$$\left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2 = 0 \quad (8)$$

すなわち、得られるオプティカルフローの場が滑らか(空間勾配が零)とする．実際には、式 (3) と式 (7), (8) の 2 つの条件がオプティカルフロー場全体 S で満たされるように次式を最小とする拘束を課す(大域的最適化)．

$$E = \alpha^2 \iint_S (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) dx dy + \iint_S (f_x u + f_y v + f_t)^2 dx dy \rightarrow \min \quad (9)$$

ここに、 $u_x = \partial u / \partial x$, $v_x = \partial v / \partial x$ であり、 α^2 は式 (3) の基本拘束誤差と式 (7), (8) の滑らかさの拘束誤差の相対的な重みを決める正規化パラメータである．このパラメータを決定する根拠は、検出対象となるフ

ロー場の物理的性質に依存する．通常、 α^2 を大きくして滑らかさの拘束を強くすると、物体の運動境界のようにオプティカルフローの急激な変化のある場所での誤差が大きくなる．また、滑らかさの拘束を小さくすると同一曲面内などでの推定誤差が大きくなる．オプティカルフローの値が α^2 に大きく左右されることから、不連続なオプティカルフローを含む現実の画像の解析においては α^2 の決め方は重要なポイントとなる⁵⁾．

式 (9) の最小化問題は、変分法を用いて解かれ^{1), 2)}、次式のオイラー・ラグランジェ方程式を得る．

$$\begin{aligned} f_x (f_x u + f_y v + f_t) - \alpha^2 \nabla^2 u &= 0 \\ f_y (f_x u + f_y v + f_t) - \alpha^2 \nabla^2 v &= 0 \end{aligned} \quad (10)$$

Bruhn ら³⁴⁾ によれば、この連立方程式は、 u と v に対する反応・拡散方程式と見なすことができる．こうした方程式の解は一意に定まることがなく、拡散項 ($\alpha^2 \nabla^2 u$, $\alpha^2 \nabla^2 v$) の効果により注目点の周囲のフロー値の影響を受け、濃淡勾配のない領域でもオプティカルフローの推定が可能になる．すなわち、式 (7), (8) の滑らかさの拘束は、(濃淡勾配の大きな) 信頼性の高い領域のオプティカルフローの値による「フィーリング・イン」の効果をもたらし、密なフロー場の決定を可能とする．この点は明らかに、局所的な手法に対する、大域的な手法の長所である³⁴⁾．

4. 照明の不均一への対応

4.1 一般化勾配法(基本式の拡張)

前章で議論した「勾配法」は、理想的な条件下で得られる動画像を想定している．すなわち、

- (i) 動画像のサンプリング間隔が十分細かく、濃淡値の空間分布や時間変化は連続的である．
- (ii) 照明は空間的に均一で、時間的に定常である．
- (iii) 物体の運動はカメラの光軸に垂直である．

しかし、実際のシーンからのオプティカルフロー検出では、上記の 3 条件は成立していない場合が多い．この節では、上記 (ii) や (iii) の状況に対応できる勾配法の拡張について議論する．

勾配法の基本式 (4) は、運動物体の濃淡値が一定に保たれるという仮定の下での対応付けを表している．この式を移動現象にともなう保存則の立場でとらえ直してみよう．観測領域を固定し、この局所領域 δS に流入・流出そして生成・消滅する濃淡値の量に注目してみよう．通常、こうした保存則は質量のような示量変数に対して成り立つが、ここでは濃淡値という示強変数についても成り立つと仮定し以下の議論を行う．すなわち、 δS 内での濃淡値の時間変化の割合は、 δS

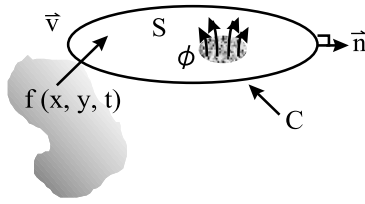


図3 固定観測領域 δS での濃淡値の変化と保存則
Fig. 3 Conservation law of gray-values in a fixed observation area of δS .

を囲む境界 δC を通り δS 内に流入・流出する濃淡値の量と δS 内で単位時間あたりに生成・消滅する濃淡値の量 ϕ との和に等しい (保存則: 図3 参照)。

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t} \int_{\delta S} f dS &= - \oint_{\delta C} f \vec{V} \cdot \vec{n} dC + \int_{\delta S} \phi dS \\ &= - \int_{\delta S} \nabla \cdot (f \vec{V}) dS + \int_{\delta S} \phi dS \quad (11) \end{aligned}$$

ここで、 \vec{n} は δC に対する外向き単位法線ベクトルであり、 $f \vec{V}$ は濃淡値の流れベクトルを表す。ガウスの発散定理 (2 次元) により右辺第 1 項の線積分を面積積分に変換している。したがって、微分形での表現が次式のように得られる。

$$\frac{\partial f}{\partial t} = -\nabla \cdot (f \vec{V}) + \phi \quad (12)$$

さらに、移動現象が拡散まで含むとすると、拡散係数 D を用いて、

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial t} &= -\nabla \cdot (f \vec{V}) + \nabla \cdot (D \nabla f) + \phi \\ &= -\nabla f \cdot \vec{V} - f \cdot \nabla \vec{V} \\ &\quad + D \nabla^2 f + \nabla D \cdot \nabla f + \phi \quad (13) \end{aligned}$$

と表現され、この式が最も一般的な濃淡値の保存則を表現するとも考えられる²⁴⁾。

式 (13) で、 $\nabla \cdot \vec{V} = 0$, $D = 0$, $\phi = 0$ とおけば、勾配法の基本式 (4) が得られる。勾配法の改良の流れの 1 つは、この基本式の拡張の歴史ともいえる。式 (4) からの拡張の流れの視点で、Horn らに始まる研究の流れを整理すると、表 1 のようにまとめられよう。これから、時代とともに濃淡値の保存則がより厳密にモデル化されるようになり、

- 単純な保存則が成立しないことの想定³⁰⁾
- 速度場の発散 $\nabla \cdot \vec{V}$ が存在する場合への拡張²⁷⁾
- 照明の時間・空間的な不均一への対応²²⁾⁻²⁵⁾
- 光源自体が変動する状況への対応²²⁾
- 拡散現象やボケを含む場合への拡張²³⁾

など多様な動的シーンへの対応が可能となり、オプティカルフローの検出精度も向上した。もちろん、精

表 1 基本式 (モデル式) の拡張の歴史

Table 1 A history of the basic constraint equation.

1981 : Horn & Schunck ¹⁾ • 基本式提案	$f_t + \vec{V} \cdot \nabla f = 0$
1983 : Cornelius & Kanade ³⁰⁾	$f_t + \vec{V} \cdot \nabla f = \frac{df}{dt} = \phi$
1986 : Schunck ²⁷⁾ • Image Flow	$f_t + \vec{V} \cdot \nabla f + f \cdot \nabla \vec{V} = 0$
1990 : Mukawa ²⁵⁾ • 拡散面 + 鏡面	$f_t + \vec{V} \cdot \nabla f + q = 0$ ($q_x = cI_x, q_y = cI_y$)
1993 : Negahdaripour & Yu ²²⁾ • 光源の変動	$f_t + \vec{V} \cdot \nabla f + fm_t + c_t = 0$
1995 : Nomura, et al. ²⁴⁾ • 照明の空間不均一 • 照明の時間変化	$f_t + \vec{V} \cdot \nabla f = fq \vec{V} $ $f_t + \vec{V} \cdot \nabla f = fw$
1995 : 野村, 他 ²³⁾ • 拡散現象への拡張	$f_t + \nabla \cdot (f \vec{V} - D \nabla f) = \phi$

度の向上は基本式だけの変更だけでは達成できず、大域的正則化手法の使用時における運動境界への対応³²⁾の工夫や信頼性指標の導入^{21),33)}などが功を奏している。基本式の一般化とともに、これに合わせた拘束条件式や正則化における局所最適化や大域的最適化との組合せの工夫が重要である (付録 A.1 ~ A.4 参照)。

4.2 照明の空間的不均一および時間変化への対応

式 (13) 中の拡散係数 D は、実際に物質が拡散する場合とは別に、焦点が時間とともに変化し画像がボケるような場合も表現する²³⁾。また、 $\nabla \cdot \vec{V} = 0$ は速度場の発散がないこと (非圧縮性流体の特徴) を意味し、逆に $\nabla \cdot \vec{V} \neq 0$ は運動物体の拡大縮小や変形をとまなう場合を表す。カメラの光軸に平行な奥行き方向の運動や運動境界を観測する際にはこの項が無視できなくなる。これに対し、勾配法の基本式 (4) は速度場の発散はもちろん、生成消滅項 ϕ もなく、照明が時間空間的に均一な環境下での、カメラの光軸に垂直な運動という理想的な条件下でのみ成立している。見方を変えれば、従来の勾配法は、物体・照明条件が固定された環境下でカメラが運動する場合にのみ適用可能である⁴⁾といえる。 $D = 0$, $\nabla \cdot \vec{V} = 0$ を仮定すると、式 (13) の保存則は、

$$\frac{\partial f}{\partial t} = -\nabla f \cdot \vec{V} + \phi \quad (14)$$

となり、 ϕ に照明 (光源) のモデルを仮定することで、より現実的なシーンの解析が可能になる。5 章では、式 (14) を照明の空間的不均一や時間変化のある場合に適用した例を紹介する。

Nomura ら²⁴⁾ は、式 (14) において、画像関数を均一照明下の濃淡分布 $g(x, y, t)$ と照明の影響を表す $r(x, y, t)$ との積ととらえ、照明の空間的不均一と

時間的変動の影響を表現する光学モデルを提案した．
 $f = r \cdot g$ を式 (14) に代入すると，

$$g \left(\frac{\partial r}{\partial t} + \vec{V} \cdot \nabla r \right) + r \left(\frac{\partial g}{\partial t} + \vec{V} \cdot \nabla g \right) = \phi \quad (15)$$

ここで，均一照明項 g には基本式 (4) が成立し，

$$g \left(\frac{\partial r}{\partial t} + \vec{V} \cdot \nabla r \right) = \phi \quad (16)$$

を得る．次に，不均一照明項 $r = r(x, y, t)$ を， (x, y) のみに依存する場合と t のみに依存する場合の，2つの場合に分けて解いている．すなわち，空間的不均一照明条件下 $r = r(x, y)$ で，

$$\begin{aligned} \phi &= g (\vec{V} \cdot \nabla r) = f \frac{\vec{V} \cdot \nabla r}{r} \\ &= f q \sqrt{u^2 + v^2} \end{aligned} \quad (17)$$

q は，動きベクトルと ∇r のなす角 θ を用いて， $q = |\nabla r / r| \cos \theta$ で表される．また，時間的非定常照明条件下 $r = r(t)$ で，下記のように表現できる．

$$\phi = g \frac{\partial r}{\partial t} = f w \quad (18)$$

ここで， $w = (\partial r / \partial t) / r$ とした．式 (17) あるいは (18) を式 (14) に代入し，以下の評価関数 E を最小化（局所時間領域 δt あるいは局所空間領域 δS で）することで解が得られる．

$$E = \int_{\delta t} (f_t + \vec{V} \cdot \nabla f - f q |\vec{V}|)^2 dt \quad (19)$$

$$E = \iint_{\delta S} (f_t + \vec{V} \cdot \nabla f - f w)^2 dx dy \quad (20)$$

すなわち，式 (20) は最小二乗法で最小化することで ($\partial E / \partial u = 0$, $\partial E / \partial v = 0$, $\partial E / \partial w = 0$)，また式 (19) は非線形の最小二乗法などで最小化することで， (u, v, q) あるいは (u, v, w) が推定でき，速度場と照明場の両方が決定できる²⁴⁾．

その後，照明の時間変化と空間的不均一が同時に存在する場合への拡張³¹⁾ や，信頼性指標を導入した場合への拡張³³⁾，不均一な照明変動に対応する一般化動画画像モデルの提案^{22), 32)} などが行われ，物理計測手法としてのロバスト性・信頼性や誤差の定量評価が可能となっている（付録参照）．基本式（モデル式）が精密化する一方で，推定すべきパラメータ（速度の2成分 u, v の他に q や w ）が増えると，推定値の誤差が大きくなる．この問題は，次章で現実のシーンの解析を紹介する中で議論する．

5. 解析例

5.1 Yosemite 動画画像の解析

この章では，一般化勾配法（式 (14)）をベースとしたいくつかの検出手法の適用例を示し，その可能性と限界の議論を行う．図 4 は，オプティカルフロー検出のアルゴリズムの能力をテストする動画画像としてよく知られている「Yosemite」のシーンである．背景部分の雲の照度が時間変化したり，奥行き方向へのカメラの運動により速度ベクトル場が発散的傾向を示したりするなど，本質的に困難な課題を含んでいる．また，速度ベクトルの最高値も約 5 pixels/frame と大きく，通常の勾配法の限界を超えている．画像はコンピュータグラフィックス (CG) で作成されているため，理論値が存在し，オプティカルフロー推定値の誤差が定量的に評価できる．オプティカルフローの計算アルゴリズムのパフォーマンスを測る基準画像としてよく用いられている^{35), 36)}．

図 5 は Yosemite 動画画像からのオプティカルフローの検出例を示す．図 5 (a) は理論値，(b) は照明の不均一と信頼性指標を考慮した（拡張した基本式を用いた時空間局所最適手法 + 信頼性指標による安定化：E-STLO with Stabilization）結果の例を示している³³⁾．表 2 に示すように，理論値との平均角度誤差は 5.24° ，標準偏差 8.27° で，フロー密度 100% に対しては 2004 年時点の最良値である．現時点では，Teng ら³²⁾ の方法が Yosemite 動画画像に対するベストパフォーマンスを示している．各手法の詳細は付録を参照されたい．

なお，図 6 は Horn らの手法（表 1 参照）により検出したオプティカルフローの場である．理論値（図 5 (a)）や照明の不均一を考慮した手法に比べて，以下のような問題点を含む．

- (I) 雲の照度が時間空間的に変動する背景の空の部分（図 6 上部）での解析誤差が大きい，

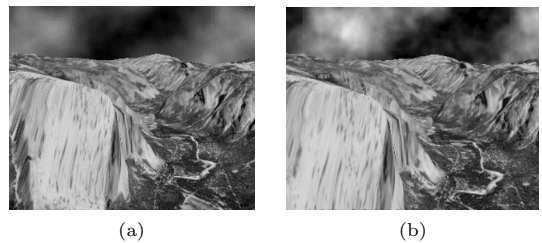
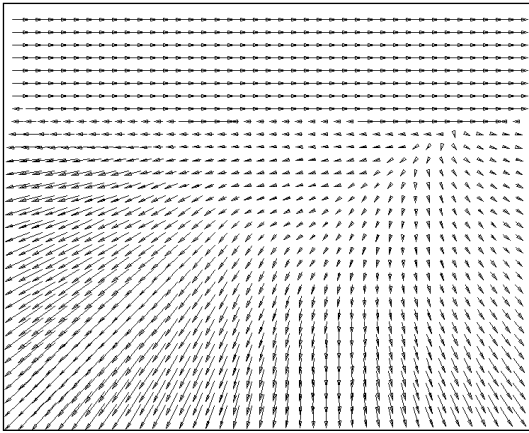
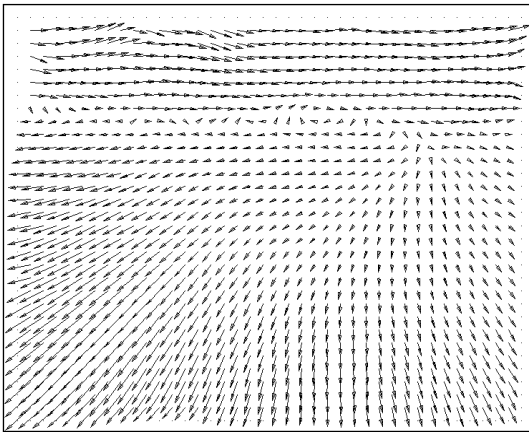


図 4 CG で作成された Yosemite 動画画像．背景の空の部分に照明の時間・空間変化が存在する

Fig. 4 Yosemite sequence created by computer graphics. Illumination changes at sky area of the picture background.



(a)



(b)

図5 Yosemite 動画のオプティカルフローの検出例：(a) 理論値と、(b) 照明の不均一と信頼性指標を考慮し計算した結果 (E-STLO with Stabilization)

Fig. 5 An example of optical flow detection: (a) theoretical flow field, (b) evaluated result by extended spatio-temporal local optimization method (E-STLO) with stabilization.

表2 Yosemite 動画の解析結果

Table 2 Results of analyses for Yosemite sequence.

Authors	平均誤差	標準偏差	フロー密度
Horn & Schunck ¹⁾ (1981)	9.78°	16.19°	100.0%
Lucas & Kanade ¹⁴⁾ (1981)	4.28°	11.41°	35.1%
Osa & Miike ³³⁾ (2004)	5.24°	8.27°	100.0%
Teng, et al. ³²⁾ (2005)	2.70°	5.20°	100.0%

(II) 最速値を示す画面左下のオプティカルフローの値が小さすぎる。

(I) の原因は、Horn らの基本式 (式 (3)) が式 (1)

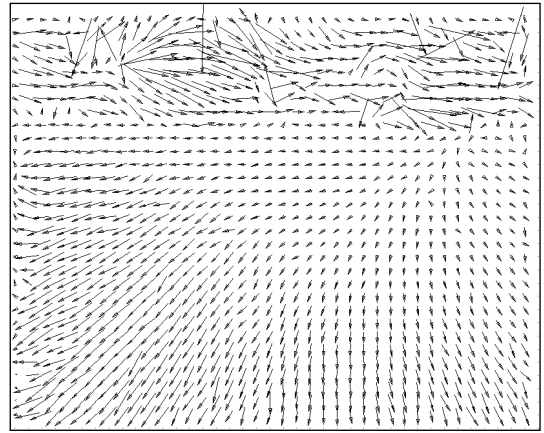


図6 Yosemite 動画画像から Horn らの方法で検出したオプティカルフロー

Fig. 6 Optical flow field detected by Horn and Schunck method from Yosemite sequence.

の仮定に基づく単純な対応付けを仮定しているためであり (2 章勾配法の問題点 (d) に対応), 照明の変動を含む環境下での雲の移動速度の検出は困難となる。その結果, 一定速度での雲移動 (2 pixels/frame で右方向) ではなく, 発散的な過誤のベクトル場が得られている。(II) の原因は, 運動物体 (近接する山々) の速度の絶対値が大きすぎる (画面左下の速度の最大値が約 5 pixels/frame) ためや, 物体の運動方向がカメラの光軸に平行な成分を持つためである (2 章勾配法の問題点 (a), (e) に対応)。特に後者は, カメラが対象物体 (山々) に接近するのにもなうフローの場合であるため, 対象物体の拡大や画面外への運動による誤対応が原因と考えられる。これに対して, 図 5 (b) の結果では, オプティカルフロー場の連続性と信頼性指標を利用した安定化により³³⁾, 特に画像上部の空の部分や左下の山の部分で, より正しい値が推定されている。

一方, Teng らの手法は, 図 5 (b) の結果を凌ぐ推定精度を実現している (表 2)³²⁾。付録 A.4 にも示したように, この手法では, 推定すべき変数やパラメータの数は 10 個以上にもなっている。こうした精密すぎるモデルがノイズを含む現実の画像処理に適用できるかは検証する必要がある。

5.2 気象衛星雲動画の解析

図 7 は気象衛星雲画像の一例 (2001 年 12 月) を示す。よく知られているように, 雲は単に並進移動するのではなく, 形状の変化や生成消滅があり計測困難な対象である。また, 冬場は大陸部分の温度の日周期 (約 24 時間) 変化が顕著となり, オプティカルフローの推定誤差を生む。これは, 濃淡値の対応付けを行う

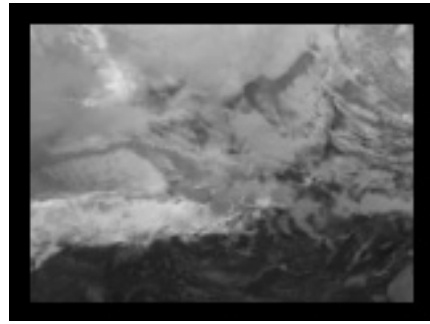


図 7 冬場 (2001 年 12 月) の気象衛星雲画像の例

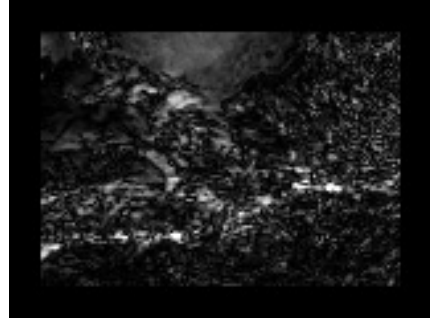
Fig. 7 An example of a weather satellite image sequence in winter (December, 2001).

マッチング法でも、保存則を仮定する勾配法でも同じであり、想定外の要因が対象とする現象に含まれる場合は、その要因を基本式 (モデル) に組み込むか、前もって除外しない限り解析精度の向上は望めない。現実の物理現象を対象とする限り、こうした問題点の克服が鍵となる。一般に、モデル中の推定すべき変数が多くなりすぎると、推定された変数の信頼性は低くなる。単純な対応付けのモデルでは限界がすぐに露呈するが、逆に推定すべき変数が多すぎても問題で、明らかな要因は最初に取り除く工夫が必要といえる。

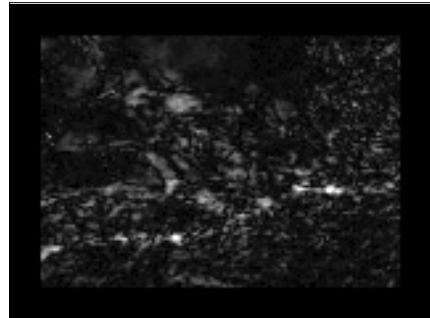
コンピュータグラフィックス (CG) で作成した Yosemite 動画像と違って、気象衛星雲画像の場合には、24 時間周期の大陸中表面温度の変動や未知のノイズも多く、正解のオプティカルフローが不明である。そこで、過去の 3 時点 (1 時間ごと) のデータから得られたフローベクトルから 2 時間後の雲の位置を予測し、実際の雲画像との比較検討を行うことで検出手法の有効性を確認した (図 8 参照)。この際、単に並進運動から雲の位置を予測するだけでなく、E-STLO 法などの解析で得られた生成消滅速度 ϕ を用いて、2 時間後の生成消滅量も考慮している。最近の研究で、いくつかの手法を適用し比較検討した結果、より信頼性のある結果が得られるのは、画像中の 24 時間周期変動を事前に長時間データのスペクトル解析で取り除き、その後改めて式 (14) で $\phi = f \times w$ とおいて、E-STLO 法で (u, v, w) を推定した場合である³⁷⁾ (図 8(c))。図 8(b) の結果は、24 時間周期の温度変動を取り除かず直接 (u, v, w) を推定した場合であり、大陸部分 (上方中央) や雲の運動境界 (下方) での誤差が大きい。一方、E-STLO 法と信頼性指標による大域的安定化を組み合わせた手法³³⁾ では、速度場の平滑化が行きすぎるきらいがあり、ノイズを含む現実の画像の解析では誤差が大きくなる。



(a) 2 時間後の推定画像



(b) E-STLO 法での予測誤差



(c) 周期温度変動を除いた予測誤差

図 8 勾配法による気象衛星動画像の雲移動の予測: (a) ある時点の衛星画像 (図 7) と、その前後各 1 時間のサンプルデータ 3 枚から 2 時間後の雲の位置を予測した結果、(b) は実際の画像との誤差の分布を示し、(c) はあらかじめ 24 時間周期の温度変動を取り除いて E-STLO 法を適用した結果を示す

Fig. 8 Forecasting cloud motion in the satellite image by the E-STLO method: (a) a forecasted cloud image utilizing past three images, (b) an error-map based on the forecasted image and observed one, (c) the error-map based on the forecasted image after reduction of a periodic temperature variation.

6. おわりに

本稿では、Horn ら¹⁾ 以来のオプティカルフロー研究の歴史を振り返るとともに、勾配法の基本式を濃淡値の保存則としてとらえ、そのモデルを精密化することで、照明の時間空間的変動が存在する場合における

オプティカルフロー推定の信頼性を上げる方法を紹介してきた。4.1 節でも述べたように、オプティカルフローの基本式は濃淡値という示強変数に保存則を仮定している。この仮定が成立する条件が明らかにされていないことは本質的な問題の 1 つともいえる。こうした中で、濃淡値の保存ではなく、運動にともなうカラーの不変性を基礎とするオプティカルフローの検出が提案されている³⁸⁾⁻⁴⁰⁾。勾配法の基本式(式(3)や(4))は、2 つの未知数を含んでいる。カラー動画の R, G, B の 3 チャンネルの情報独立であれば、カラー動画では 3 つの方程式が立てられることになり、原理的には不良設定問題の枠組みから逃げられる⁴¹⁾。実際には 3 つのチャンネルは独立な情報を与えることは少なく、問題は簡単ではない。ただ、濃淡値の保存ではなくカラーの保存に注目することで、新たな展開が可能となる。R, G, B ではなく、規格化された r, g, b あるいは HSV や YUV の表色系を用いた比較検討が試みられている³⁸⁾⁻⁴⁰⁾。

勾配法の弱点の 1 つは、速度の大きな場合における解析精度である⁴²⁾。通常 2~3 pixels/frame 以上では、マッチングに基づく手法が多く用いられる。マッチング法の問題点は誤対応の問題であり、これを克服するために正則化や階層化手法を取り入れるのが従来のビジョン研究の大きな流れである。たとえば、March⁴³⁾ や Yokoya⁴⁴⁾ はステレオ画像対応問題において式(5)や式(9)の評価関数の代わりに、次式を用いている。

$$E(u, v) = \iint [f(x+u, y+v) - g(x, y)]^2 dx dy + \lambda \iint (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) dx dy \quad (21)$$

ここで、 $f(x, y)$ と $g(x, y)$ は左右の画像関数を示し、視差ベクトル $\vec{V} = (u, v)$ が、動画でのオプティカルフローに対応する。Mizukami ら⁴⁵⁾⁻⁴⁷⁾ は March の手法と Horn らとの比較検討や GPU (Graphics Processing Unit) による高速演算の可能性を追求している。橋本ら⁴⁸⁾ はこの手法を高速オプティカルフロー領域の計算に適用し、20 pixels/frame 以上での計算の信頼性を確認している。また、Gong ら⁴²⁾ は信頼性に基づく運動評価 (RME) のアルゴリズムを提案している。

しかし、これらの優位性はいずれも照明の空間的不均一や時間変動、あるいは生成消滅がない限定された場合である。実際に March や Yokoya の手法では、こうした照明の時間・空間的变化に対応できず、Yosemite 動画では雲の照度が時間変動する背景の空の部分での解析誤差が大きくなる。すなわち、照明

の時間変化や空間変化がある場合の物体運動は、単純な対応付け (マッチング) の考えでは、正しい速度が検出されない。Horn らの手法¹⁾ でもこの辺の状況は同じであるが、彼らの手法を濃淡値の保存則にとらえ直し基本式を拡張することで (式(12), (13) 参照) オプティカルフローの誤差を小さくできるだけでなく、照明の変動や運動境界の推定も可能となる^{22), 24), 32)}。

一方、現実の動画画像の解析例として取り上げた気象衛星雲画像では、照明の時間空間的な変化はもちろん、ノイズや別の物理的要因による画像の濃淡値の周期変動をともなっていた。ノイズを含まない CG 画像 (Yosemite) の場合は、基本式中の推定パラメータ数を増やしても、オプティカルフローの推定精度を上げることが可能と思われるが、現実の画像では、ノイズを含み、推定すべき物理変数の推定精度が上がらない。推定する変数が多すぎる場合は、むしろ精度が下がる場合もある。このように、現実の動画画像処理には、解析すべき対象の性質とこれを解くために用いる基本式 (数理モデル) の整合性が重要となる。生起している物理現象の本質を正確にとらえ、定量的に推定可能な要因は前もって取り除き、モデルの中の推定変数を減らす工夫も重要である。すなわち、ノイズや予測困難な変動要因が含まれる場合におけるロバストなオプティカルフロー推定方法の開発が必要である。今後の展開として、

- 基本式 (モデル) の進化として、濃淡値の保存によらない方法の提案 (カラー画像の利用など)、
- 現実の動画画像処理に適用可能な方法の開発 (ノイズロバスト性など)、
- オプティカルフロー検出のダイナミックレンジの拡大 (階層化や、局所最適化と大域的最適化の組合せなど、高速領域への対応)、

などが考えられる。

参 考 文 献

- 1) Horn, B. and Schunck, B.: Determining Optical Flow, *Artificial Intell.*, Vol.17, pp.185-203 (1981).
- 2) Nagel, H.-H.: Image Sequence Evaluation: 30 Years and Still Going Strong, *Proc. ICPR*, pp.149-158 (2000).
- 3) Beauchemin, S. and Barron, J.: The Computation of Optical Flow, *ACM Computing Surveys*, Vol.26, pp.433-467 (1995).
- 4) 武川, 宮島: 時系列画像からの 3 次元運動と形状解析, コンピュータビジョン・技術評論と将来展望, 松山, 久野, 井宮 (編), pp.138-148, 新技術コミュニケーションズ (1998).

- 5) Leese, J., Novak, C. and Taylor, V.: The Determination of Cloud Pattern Motions from Geosynchronous Satellite Image Data, *Pattern Recognition*, Vol.2, pp.279–292 (1970).
- 6) 三池, 古賀, 橋本, 百田, 野村: パソコンによる動画像処理, 森北出版 (1993).
- 7) Glazer, F., Reynolds, G. and Anandan, P.: Scene Matching by Hierarchical Correlation, *IEEE CVPR Conference*, pp.432–441 (1983).
- 8) Terzopoulos, D.: Image Analysis Using Multi-grid Relaxation Methods, *IEEE-PAMI*, Vol.8, pp.129–139 (1986).
- 9) 佐藤, 佐々木: 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, Vol.J69-D, pp.771–776 (1986).
- 10) 奥富, 金出: 複数の基線長を利用したステレオマッチング, 信学論, Vol.J-75-D-II, pp.1317–1327 (1992).
- 11) Raffel, M., Willert, C. and Kompenhaus, J.: *Particle Image Velocimetry*, Springer-Verlag, Berlin (1998).
- 12) 木村, 植村, 奥野: 可視化情報計測, 近代科学社 (2001).
- 13) Corpetti, T., Memin, E. and Perez, P.: Extraction of Singular Points from Dense Motion Fields: An Analytic Approach, *J. Mathematical Imaging and Vision*, Vol.19, pp.175–198 (2003).
- 14) Lucas, B. and Kanade, T.: An Interactive Image Registration Techniques with an Application to Stereo Vision, *Proc. 7th IJCAL*, pp.674–679 (1981).
- 15) Baker, S. and Matthews, I.: Lucas-Kanade 20 Years On: An Unifying Framework, *Int. J. Computer Vision*, Vol.56, pp.221–255 (2004).
- 16) Nagel, H.-H.: Displacement Vector Derived from Second-Order Intensity Variations in Image Sequence, *CVGIP*, Vol.21, pp.85–117 (1983).
- 17) Nagel, H.-H. and Enkelmann, W.: An Investigation of Smoothness Constraints for the Estimation of Displacement Vector Fields from Image Sequences, *IEEE-PAMI*, Vol.8, pp.565–593 (1986).
- 18) Yachida, M.: Determining Velocity Maps by Spatio-temporal Neighborhoods from Image Sequences, *CVGIP*, Vol.21, pp.262–279 (1983).
- 19) 志沢, 間瀬: 多重オプティカルフロー (基本拘束式と運動透明視・運動境界検出の統一理論), 信学論, Vol.J-76-D-II, pp.987–1005 (1993).
- 20) Kearney, J., Thompson, W. and Boley, D.: Optical Flow Estimation: An Error Analysis of Gradient-based Methods with Local Optimization, *IEEE-PAMI*, Vol.9, pp.229–244 (1987).
- 21) Ohta, N.: Image Movement Detection with Reliability Indices, *IEICE Trans.*, Vol.E74, pp.3379–3388 (1991).
- 22) Negahdaripour, S. and Yu, C.: A Generalized Brightness Change Model for Computing Optical Flow, *Proc. ICCV*, Germany, pp.2–11 (1993).
- 23) 野村, 三池, 横山: 動画像からの運動・拡散現象の検出, 電学論 C, Vol.115, pp.403–409 (1995).
- 24) Nomura, A., Miike, H. and Koga, K.: Determining Motion Fields under Non-uniform Illumination, *Pattern Recognition Letters*, Vol.16, pp.285–296 (1995).
- 25) Mukawa, N.: Estimation of shape, reflection coefficients and illumination direction from image sequence, *Proc. ICCV*, Osaka, pp.507–512 (1990).
- 26) Mukawa, N.: Optical Model-based Analysis of Consecutive Images, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.66, pp.25–32 (1997).
- 27) Schunck, B.: The Image Flow Constraint Equation, *CVGIP*, Vol.35, pp.20–46 (1986).
- 28) Bimbo, A., Nesi, P. and Sanz, L.: Analysis of Optical Flow Constraints, *IEEE-IP*, Vol.4, pp.460–469 (1995).
- 29) Haussecker, H. and Fleet, J.: Computing Optical Flow with Physical Models of Brightness Variation, *IEEE-PAMI*, Vol.23, pp.661–673 (2001).
- 30) Cornelius, N. and Kanade, T.: Adapting Optical Flow to Measure Object Motion in Reflectance and X-ray Image Sequence, *Proc. ACM SIGGRAPH/SIGART*, Tronto, Canada, pp.145–153 (1983).
- 31) Zhang, L., Sakurai, T. and Miike, H.: Detection of Motion Fields under Spatio-temporal Non-uniform Illumination, *Image and Vision Computing*, Vol.17, pp.309–320 (1999).
- 32) Teng, C., Lai, S., Chen, Y. and Hsu, W.: Accurate optical Flow Computation under Non-uniform Brightness Variations, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.97, pp.315–346 (2005).
- 33) Osa, A. and Miike, H.: An Accurate Determination of Motion Field and Illumination Conditions, *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, Vol.E87-D, pp.2221–2228 (2004).
- 34) Bruhn, A., Weickert, J. and Schnorr, C.: Lucas/Kanade Meets Horn/Schunck: Combining Local and Global Optic Flow Methods, *Int. J. Computer Vision*, Vol.61, pp.211–231 (2005).
- 35) Barron, J., Fleet, D. and Beauchemin, S.: Performance of Optical Flow Techniques, *Int. J.*

Computer Vision, Vol.12, pp.43–77 (1994).

- 36) McCane, B., Novis, K., Crannitch, D. and Galvin, B.: On Benchmarking Optical Flow, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.84, pp.126–143 (2001).
- 37) 杉村, 三池, 長: 輝度値に長期的な変動が存在する条件化での勾配法によるオプティカルフローの推定 (私信).
- 38) Golland, P. and Bruckstein, A.: Motion from Color, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.68, pp.175–198 (1997).
- 39) Andrews, J. and Lovell, B.: Color Optical Flow, *Proc. Workshop on Digital Image Computing*, pp.135–139 (2003).
- 40) Ji, H. and Fermuller, C.: Better Flow Estimation from Color Images, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, pp.1–9 (2007).
- 41) Ohta, N.: Optical Flow Detection by Color Images, *Proc. IEEE ICIP*, pp.801–805 (1989).
- 42) Gong, M. and Yang, Y.: Estimate Large Motions Using the Reliability-Based Motion Estimation Algorithm, *Int. J. Computer Vision*, Vol.68, pp.319–330 (2006).
- 43) March, R.: Computation of stereo disparity using regularization, *Pattern Recognition Letters*, Vol.8, pp.181–188 (1988).
- 44) Yokoya, N.: Dense Matching of Two Views with Large Displacement, *Proc. 1st IEEE ICIP*, pp.213–217 (1994).
- 45) Mizukami, Y., Sato, T. and Tanaka, K.: A Comparison Study for Displacement Computation, *Pattern Recognition Letters*, Vol.831, pp.825–831 (2001).
- 46) Mizukami, Y. and Tadamura, K.: A Study on GPU Implementation of March's Regularization Method for Optical Flow Computation, *IVCNZ, NewZealand* (2006).
- 47) Mizukami, Y. and Tadamura, K.: Optical Flow Computation on Compute Unified Device Architecture, *Proc. 14th ICIAP, Italy*, pp.179–184 (2007).
- 48) 橋本, 石原: グラディエント法に基づいた PIV 法, 宇部高専研究報告 53, 宇部高専 (2006).

付録 照明の変動を考慮した勾配法の拘束式

A.1 Cornelius ら³⁰⁾ の提案式 (1983)

$$E = \sum_i \sum_j \left(f_t + f_x v_x + f_y v_y - \frac{df}{dt} \right)^2 \quad (22)$$

$$+ \alpha^2 \sum_i \sum_j (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2)$$

$$+ \beta^2 \sum_i \sum_j \left(\left[\frac{\partial}{\partial x} \frac{df}{dt} \right]^2 + \left[\frac{\partial}{\partial y} \frac{df}{dt} \right]^2 \right)$$

この式で, $df/dt = q \neq 0$ が単純な濃淡値の保存則が成立しないことを示す項であり, 推定するパラメータは u, v, q の3つとなる. Cornelius らは u, v のほかに q の滑らかさの拘束を追加した大域的最適化手法を提案している.

A.2 Mukawa²⁵⁾ の提案式 (1990)

$$E = \sum_R (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2)$$

$$+ \lambda \sum_R (q + f_x u + f_y v + f_t)^2$$

$$+ \mu \sum_R ([q_x - c f_x]^2 + [q_y - c f_y]^2)$$

$$+ v \sum_R (c_x^2 + c_y^2) \quad (23)$$

この式で, q は拡散輝度と鏡面反射輝度の差を示し, Cornelius らの $df/dt = q$ に対応する. c は各時刻での拡散輝度の割合を示す. 輝度の比を用いることで, 反射率が一定でない面に対してオプティカルフローが高精度化できる⁴⁾.

A.3 Osa ら³³⁾ の提案式 (2004)

局所最適化と大域的最適化とを組み合わせた手法であり, 以下の手順に従う. 1) E-STLO 法で解候補 (u', v', w') を算出する.

$$E_1 = \iiint_{\delta x \delta y \delta t} (f_x u' + f_y v' + f_t - f w')^2 dx dy dt \quad (24)$$

2) 信頼性指標 (r_1, r_2, r_3) を用いて速度場と照明パラメータ分布を安定化させる (大域的安定化).

$$E_2 = \int_V ([r_1 \cdot \Delta v]^2 + [r_2 \cdot \Delta v]^2 + [r_3 \cdot \Delta v]^2) dx dy$$

$$+ \beta \int_V (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2)$$

$$+ \gamma \iint_V (w_x^2 + w_y^2) dx dy dx dy \quad (25)$$

ここで, $\Delta v = (u - u', v - v', w - w')$ であり, 1) の局所最適化で得られた解候補の初期値と, 安定化後の値 (u, v, w) との差を示す. V は対象とする動画の時空間全領域を示す. また, r_1 は最も信頼性の高い方向, r_3 は最も信頼性の低い方向を示す. これらの信頼性指標は Ohta²¹⁾ により導入された $\vec{V} = (u, v) = (A \cos \theta, A \sin \theta)$ に対する信頼性

指標 $R = \|F_t\|/A$ を基礎としたもので、画像中のテクスチャに関連させて提案されている。すなわち、 $F_t = -A \sum_S (f_x \cos \theta + f_y \sin \theta)$ で、振幅 A が一定であれば、 $\|F_t\|$ が大きいほどオブティカルフローは検出しやすいと考えた。Osa らは、これを E-STLO 法による解の 3 次元スペクトル $\vec{V}_{ESTLO} = (u, v, w) = (B \sin \theta \cos \phi, B \sin \theta \sin \phi, B \cos \theta)$ に拡張し、信頼性指標 r_1, r_2, r_3 を定義している。

A.4 Teng ら³²⁾ の提案式 (2005)

$$E = \sum_{i \in D} w_i \left(\frac{f_{x,i} u_i + f_{y,i} v_i + f_{t,i} + m_i f_i + c_i}{\sqrt{f_{x,i}^2 + f_{y,i}^2 + f_i^2 + 1}} \right)^2 + \lambda \sum_{i \in D} (\alpha_{x,i} u_{x,i}^2 + \alpha_{y,i} u_{y,i}^2 + \beta_{x,i} v_{x,i}^2 + \beta_{y,i} v_{y,i}^2) + \mu \sum_{i \in D} (\gamma_{x,i} m_{x,i}^2 + \gamma_{y,i} m_{y,i}^2 + \delta_{x,i} c_{x,i}^2 + \delta_{y,i} c_{y,i}^2) \quad (26)$$

この式は、Negahdaripour ら²²⁾ により提案された拡張された基本式 $f_t + \vec{V} \cdot \nabla f + m_t f + c_t = 0$ がベースとなり、規格化された形となっている。オブティカルフローの拘束式の信頼性の高い領域での重みが大きくなりすぎないように調整する働きを持つ。なお、式 (26) では改めて、 $m = m_t, c = c_t$ と置き換えた形となっている。Negahdaripour ら²²⁾ によれば、基本的なモデルは、

$$f(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) = M(x, y, t) \cdot f(x, y, t) + C(x, y, t) \quad (27)$$

から出発しており、式 (1) とは異なる。 $M = 1 + \delta m$ と $C = \delta c$ は、それぞれ輝度変動場の乗数項とオフセット項を示す。式 (26) の第 2 項目と第 3 項目が速度場の連続性と輝度変動場の連続性の拘束である。また、 $\alpha_{x,i}, \alpha_{y,i}, \beta_{x,i}, \beta_{y,i}, \gamma_{x,i}, \gamma_{y,i}, \delta_{x,i}$ および $\delta_{y,i}$ は各々対応する変数の x 方向および y 方向の滑らかさの拘束の重みを示す。これらの重みの空間分布より運動境界などの評価が可能となる。

(平成 19 年 5 月 16 日受付)

(平成 19 年 11 月 21 日採録)

(担当編集委員 谷口 倫一郎)



三池 秀敏 (正会員)

昭和 23 年生。昭和 51 年九州大学大学院博士課程修了。同年山口大学工学部助手。現在、同大学大学院理工学研究科情報・デザイン工学系学域教授。動画像処理による物理計測、非線形科学およびその画像情報工学への応用に関する研究に従事。工学博士。



長 篤志 (正会員)

昭和 47 年生。平成 9 年山口大学大学院博士前期課程修了。同年同大学工学部感性デザイン工学科助手。現在、同大学大学院理工学研究科情報・デザイン工学系学域講師。動画像処理、コンピュータグラフィックス、デザイン工学、視覚心理に関する研究に従事。博士(工学)。



三浦 一幸

昭和 57 年生。平成 18 年山口大学大学院理工学研究科感性デザイン工学専攻修士課程修了。現在、同大学大学院理工学研究科情報・デザイン工学系専攻博士課程在学中。動画像処理、ヒューマンインタフェースに関する研究に従事。



杉村 敦彦

昭和 38 年生。昭和 62 年豊橋技術科学大学大学院修士課程修了。同年徳山工業高等専門学校情報電子工学科助手。現在、同学科講師。デジタル信号処理、動画像処理に関する研究に従事。