

多重解像度解析を用いたオプティカルフロー推定の検討

安達 栄 輔[†], 堀 口 進^{††}

本論文では、時系列画像の多重解像度解析によるオプティカルフロー推定法について議論する。多重解像度解析は、勾配法において発生する時間的エイリアシングの影響を除去するために用いられる。まず、各解像度画像におけるオプティカルフロー推定において、オプティカルフローの拘束式をフィッティングさせる局所領域の大きさをどのように設定すべきかの指針を与える。次に、各解像度間のオプティカルフロー統合法についても議論する。オプティカルフロー統合法は、画像歪曲型と解像度選択型に分類される。画像歪曲型と解像度選択型を比較したところ、画像歪曲型が速度の大きい場所特に動きの境界において解像度選択型よりも有利であることが分かった。また、解像度選択型において、多重解像度処理を各解像度ごとの処理に並列化し、その有効性を示した。

Investigation on Optical Flow Estimation Using Multiresolution Analysis

EISUKE ADACHI[†] and SUSUMU HORIGUCHI^{††}

This paper discusses optical flow estimation method using multiresolution analysis of image sequence. The multiresolution analysis is used to eliminate the time aliasing in gradient based method. This paper presents a guideline how to adjust a size of local region that constraint equation of optical flow is fit in optical flow estimation of each resolution image. We also discuss two optical flow unification methods; *Image Warping type* and *Resolution Selection type*. It is found that *Image Warping type* is more accurate than *Resolution Selection type* where speed is large particularly on motion boundary. In *Resolution selection type*, multiresolution processes are parallelized to different resolution processes to reduce computation times. It is shown that the parallelization can effectively reduce the computation times.

1. はじめに

時系列画像から推定されるオプティカルフローは、画像の領域分割や動物体の抽出に重要な特徴量である。画像の時空間輝度勾配とオプティカルフローの間に成り立つ一次方程式を用いる勾配法^{1),2)}は、画像の局所テンプレートマッチングに基づくブロックマッチング法と比べて計算時間が短いという長所があり、現在までに様々な様式の手法が提案されている。しかし、勾配法は、オプティカルフローベクトルの絶対値が大きくなると時間的なエイリアシングによって正確なフローが推定できなくなるという問題があり、これは空間的ローパスフィルタ（以下 LPF）を施すことによって解決できることが知られている^{3),4)}。また空

間的 LPF を時系列画像に施すと得られるオプティカルフローの解像度が低くなってしまふことから、ガウシアンピラミッド^{5),6)}や離散ウェーブレット変換による多重解像度解析を用いた粗密戦略（coarse-to-fine strategy）⁷⁾⁻¹⁰⁾が提案されている。

勾配法は、時系列画像の次空間輝度勾配とオプティカルフローの間に成り立つ拘束式（オプティカルフローの拘束式）をある局所領域においてフィッティングさせることによってオプティカルフローを求める方法である。一般的に、オプティカルフローの拘束式をフィッティングさせる局所領域の大きさをどのように選択するかが1つのテーマになっている。本論文では、まずこの局所領域の大きさを、多重解像度画像の各解像度においてどのように決めたらよいのかという問題に対して、時系列画像に加えられた雑音の観点から1つの指針を示す。

次に、多重解像度画像を用いたオプティカルフロー推定法において、各解像度で求めたオプティカルフローの統合法に関して検討を行う。各解像度間でのオプティカルフロー統合法は、主に2種類ある。1つ目は、

[†] 北陸先端科学技術大学院大学

Japan Advanced Institute of Science and Technology

^{††} 東北大学

Tohoku University

現在、産業技術総合研究所

Presently with National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

解像度の低い画像で推定されたオプティカルフローに基づいて解像度の高い画像を歪曲させて、高い解像度における動きの大きさを小さくし、徐々に画像の解像度を高ししながら動きの細部を推定していく手法である。2つ目は、各解像度画像から推定されたオプティカルフローのうち、各位置において最適と思われる解像度で推定されたものを選択する手法である。ここで、前者を画像歪曲型 (Image Warping type: IW) 後者を解像度選択型 (Resolution Selection type: RS) と呼ぶことにする。本論文では、多重解像度画像を用いたオプティカルフロー推定法において、画像歪曲型および解像度選択型の性能を比較する。このとき、解像度選択型では、多重解像度処理を各解像度ごとの処理に並列化できることを示す。

2章では、雑音の振舞いから、各解像度ごとのオプティカルフローの拘束式フィッティングさせる局所領域の大きさを決める指針を示し、3章でその評価を行う。4章では、多重解像度解析を用いたオプティカルフロー推定法を述べる。5章では、オプティカルフローの精度について画像歪曲型と解像度選択型の比較を行う。6章では、オプティカルフロー計算時間について画像歪曲型と解像度選択型の比較を行う。また、解像度選択型を並列計算機で実行し、その性能を評価する。

2. 各解像度における局所領域の大きさの決定

2.1 オプティカルフローの推定

オプティカルフローを推定するとは、画像内のある局所領域に着目したとき、次式に示す J を最小化する \mathbf{v} を見つけることである。

$$J = \sum_{\mathbf{u} \in \Omega} \epsilon(\mathbf{u}, \mathbf{v})^2 \quad (1)$$

$$\epsilon(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = I_1(\mathbf{u} + \mathbf{v}) - I_0(\mathbf{u})$$

ただし、 I_1 は現フレーム、 I_0 は前フレームにおける画像の輝度値を表す。また、座標 \mathbf{u} の原点は局所領域の中心であり、 Ω は着目する局所領域内に属する座標の集合を表す。各解像度におけるオプティカルフロー計算は、異なる遮断周波数 ω_l ($l = 0, 1, \dots, L$) を持つ空間的ローパスフィルタ (LPF) 群を施して得られた多重解像度時系列画像 I_l に対して、式 (1) を最小化することによって行う。

ここで、局所領域 Ω の大きさを、各解像度レベルごとにどのように設定するかという問題が出てくる。以下に時系列画像に加えられた雑音が各解像度画像を生成するとき使用する空間的ローパスフィルタ (LPF) によって、その共分散がどうなるかを調べることにし、 Ω の大きさの設定の指針を示す。

2.2 空間的ローパスフィルタ (LPF) 適用時における雑音の共分散

ある局所領域 Ω における真の動きベクトルを $\bar{\mathbf{v}}$ とする。このとき、時系列画像に雑音に加えられていた場合や局所領域内で動きが一定でない場合、次式に示す残差が発生する。

$$\bar{J} = \sum_{\mathbf{u} \in \Omega} \epsilon(\mathbf{u}, \bar{\mathbf{v}})^2 \quad (2)$$

ここで、 $\delta(\mathbf{u}) = \epsilon(\mathbf{u}, \bar{\mathbf{v}})$ と置き、 $\delta(\mathbf{u})$ は、各位置 \mathbf{u} において平均値 $E\{\delta\} = 0$ 、分散 $E\{\delta^2\} = \sigma^2$ のガウス分布に従って生成されると仮定する。また、各位置 \mathbf{u}_i 、 \mathbf{u}_j 間 ($i \neq j$) での δ の共分散は $E\{\delta(\mathbf{u}_i)\delta(\mathbf{u}_j)\} = 0$ とする。ここで雑音成分 δ は、真の時系列画像 \bar{I} に加えられた雑音と見なすことができる。したがって、時系列画像 I に空間的 LPF を施すと、雑音 δ も同様にフィルタリングされることになる。空間的 LPF を施された雑音成分 n_δ は、次式で表される。

$$n_\delta(\mathbf{u}) = \int_{\mathbf{m} \in \Gamma} h(\mathbf{u} - \mathbf{m})\delta(\mathbf{m})d\mathbf{m} \quad (3)$$

ただし、 $h(\mathbf{m})$ はフィルタの伝達関数であり、 $\Gamma = [-\infty, \infty] \times [-\infty, \infty]$ としたとき、 $\int_{\mathbf{m} \in \Gamma} h(\mathbf{m})^2 d\mathbf{m}$ は零でない有限の値を持つとする。フィルタを施された雑音 n_δ の位置 \mathbf{u}_i における平均 M_i は次式となる。

$$\begin{aligned} M_i &= E\{n_\delta(\mathbf{u}_i)\} \\ &= \int_{\mathbf{m} \in \Gamma} h(\mathbf{u}_i - \mathbf{m})E\{\delta(\mathbf{m})\}d\mathbf{m} \\ &= 0 \end{aligned} \quad (4)$$

フィルタを施された雑音 n_δ の位置 \mathbf{u}_i 、 \mathbf{u}_j における分散共分散 R_{ij} は次式となる。

$$\begin{aligned} R_{ij} &= E\{n_\delta(\mathbf{u}_i)n_\delta(\mathbf{u}_j)\} \\ &= \int_{\mathbf{m} \in \Gamma} \int_{\mathbf{m}' \in \Gamma} h(\mathbf{u}_i - \mathbf{m})h(\mathbf{u}_j - \mathbf{m}') \\ &\quad \times E\{\delta(\mathbf{m})\delta(\mathbf{m}')\}d\mathbf{m}d\mathbf{m}' \\ &= \sigma^2 \int_{\mathbf{m} \in \Gamma} h(\mathbf{u}_i - \mathbf{m})h(\mathbf{u}_j - \mathbf{m})d\mathbf{m} \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、 $\mathbf{y} = \mathbf{u}_j - \mathbf{u}_i$ と置き、以下のように R_{ij} を \mathbf{y} の関数として表すと次式となる。

$$R(\mathbf{y}) = \sigma^2 \int_{\mathbf{m} \in \Gamma} h(\mathbf{m})h(\mathbf{y} + \mathbf{m})d\mathbf{m} \quad (6)$$

式 (6) から分かることは、フィルタの伝達関数の形状によってはフィルタを施された雑音 n_δ の各位置間で共分散行列が零にならないことである。これは、最小二乗法における前提条件に反し、推定に誤差が生じる。どの程度の誤差が生じるかは、次式に示す信号成分のパワー P_s に対する雑音の共分散 $R(\mathbf{y})$ の比 r_s

で見積もることができると考えられる．

$$r_s = \frac{R}{P_s} = \frac{P_n}{P_s} r \quad (7)$$

ただし、 $P_n (= R(0))$ はフィルタリングされた雑音 n_δ の分散、 r は次式に示す h の正規化自己相関関数である．

$$r(\mathbf{y}) = \frac{R(\mathbf{y})}{R(0)} \quad (8)$$

ここで、 $r(\mathbf{y})$ は $\mathbf{y} = \mathbf{0}$ で最大値 $r(\mathbf{0}) = 1$ を示し、 $h(\mathbf{m})$ の台が有限の場合 $r(\mathbf{y})$ も有限の台を持つ．また、 $h(\mathbf{m})$ の台が有限でない場合、 $\mathbf{y} \rightarrow \infty$ のとき $r(\mathbf{y}) \rightarrow 0$ となる．

一般的に、式 (7) における雑音と信号のパワーの比 P_n/P_s は、信号の周波数成分の分布の仕方によって変化する．たとえば、信号がローパスフィルタの遮断周波数以上の周波数成分を持たない場合、信号のパワー P_s は変化せず、雑音のパワー P_n のみが減少することになる．逆に、遮断周波数以上の周波数の信号成分を持つ場合、ローパスフィルタによって P_s も減少する．ここでは簡単のため、信号は雑音とほぼ同じ周波数成分を持ち、ローパスフィルタをかけても P_n/P_s が変化しないと仮定する．すると、 r_s は r の大きさに支配的になる．以下、 r を考える．フィルタの伝達関数を次のように定義する．

$$h_a(\mathbf{m}) = \frac{1}{a^2} h\left(\frac{\mathbf{m}}{a}\right) \quad (9)$$

ただし、伝達関数のスケール a はフィルタの遮断周波数 ω に反比例する値である． h_a の正規化自己相関 r_a は次式ようになる．

$$r_a(\mathbf{y}) = r\left(\frac{\mathbf{y}}{a}\right) \quad (10)$$

ここで、ある関数 $f(\mathbf{x})$ の広がりを次式に示す標準偏差 σ で表す．

$$\sigma = \sqrt{\frac{\int \mathbf{x}^T \mathbf{x} f(\mathbf{x}) d\mathbf{x}}{\int f(\mathbf{x}) d\mathbf{x}}} \quad (11)$$

関数 $r(\mathbf{y})$ の広がりを σ_r としたとき、 $r_a(\mathbf{y})$ の広がり σ_a は次式となる．

$$\sigma_a = a\sigma_r \quad (12)$$

これは、 a に比例して r_a の広がりが大きくなることを意味する．したがって、局所領域から任意に取り出した標本間において、雑音の共分散値の期待値が a が增大するに従って高くなる．これに対処するためには、画像の空間方向を $\mathbf{u}' = \mathbf{u}/a$ のようにスケールし直すか、局所領域の大きさを次式のように a に比例するように調節することが必要となる．

$$\Omega_a = [-an, an] \times [-an, an] \quad (13)$$

3. ローパスフィルタと局所領域およびオプティカルフロー推定誤差の関係の評価

3.1 実験方法

式 (2) に示すフレーム間でのマッチング誤差の原因として、時系列画像に加えられている雑音を仮定した場合と局所領域内での動きの変動によると仮定した場合に対して実験を行い、空間的 LPF の遮断周波数と局所領域のサイズ、動きベクトル推定誤差の間の関係を調べる．

オプティカルフローの推定法としては、式 (1) の代わりに次式を使う．

$$J = \sum_{\mathbf{u} \in \Omega} w(\mathbf{u}) \epsilon(\mathbf{u}, \mathbf{v})^2 \quad (14)$$

重み関数 w としては、局所領域 Ω の中心を \mathbf{x} としたとき、標準偏差 σ_w のガウス関数を用いた．局所領域 Ω は、このガウス関数の標準偏差 σ_w に応じて、次のように設定した．

$$\Omega = [-K\sigma_w, K\sigma_w] \times [-K\sigma_w, K\sigma_w] \quad (15)$$

ただし、 K は適当な定数である．標準偏差 σ_f のガウス関数を畳み込むことで空間的 LPF を時系列画像に施し、勾配法の一つである Lucas と Kanade の方法²⁾ を用いて式 (14) を最小化する \mathbf{v} を各位置 \mathbf{x} に対して求めた．ここで、 σ_f は 2.2 節における a に対応する．また、オプティカルフロー推定誤差として、以下に示す角度誤差²⁾ を用いる．

$$\phi_E = \cos^{-1} \frac{\mathbf{v}_e^T \mathbf{v}_c}{|\mathbf{v}_e| |\mathbf{v}_c|} \quad (16)$$

ただし、 $\mathbf{v}_e = (u_e, v_e, 1)^T$ 、 $\mathbf{v}_c = (u_c, v_c, 1)^T$ 、 $(u_e, v_e)^T$ は推定されたオプティカルフロー、 $(u_c, v_c)^T$ は真のオプティカルフローである．

3.2 画面内で速度一定の時系列画像に対する実験

まずはじめに、テスト時系列画像として画像の濃度単位で平均パワーが 30^2 のガウス分布に従って発生させたガウス雑音パターンが画面内で静止しているような時系列画像に対し、平均パワーが σ_n^2 のガウス雑音を加えたものを用意した．

この時系列画像に対し、施す空間的 LPF の σ_f および σ_n を変化させながらオプティカルフローを推定し、推定したオプティカルフローの誤差を算出した．ただし、 $\sigma_w = 2$ とした．これを図 1 に示す．これを見ると、 $\sigma_n = 0$ のときは σ_f を大きくする、すなわち遮断周波数を低くしてもオプティカルフロー推定誤差はほとんど発生していない．これに対し σ_n を大き

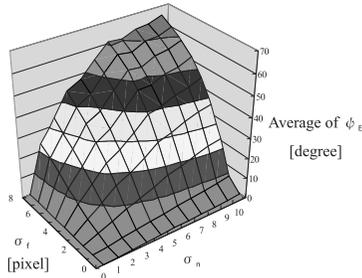


図 1 ガウス雑音パターンの時系列画像に対する、雑音の強さと LPF の遮断周波数およびオプティカルフロー推定誤差の関係 ($\sigma_w = 2$)

Fig. 1 Relationship among power of noise, cutoff frequency of LPF and optical flow estimation error in image sequence of gaussian noise pattern ($\sigma_w = 2$).

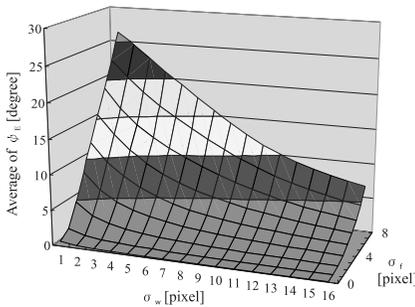


図 2 ガウス雑音パターンに対する、LPF の遮断周波数と局所領域の大きさおよびオプティカルフロー推定誤差の関係 ($\sigma_n = 1$)

Fig. 2 Relationships among cutoff frequency of LPF, size of local patch and optical flow estimation error in image sequences of gaussian noise pattern ($\sigma_n = 1$).

くすると、それに従って σ_f を大きくしたときに発生するオプティカルフロー推定誤差が大きくなっているのが分かる。すなわち、雑音が存在するときに LPF の遮断周波数を低くすると、オプティカルフロー推定誤差が増加することが分かる。これは、式 (7) において $P_n = 0$ のとき $r_s = 0$ となることから妥当と考えられる。

同様の時系列画像において、今度は雑音の平均パワーを $\sigma_n^2 = 1$ に固定し、 σ_f と σ_w を変化させながらオプティカルフローを推定し誤差を算出した。この結果を図 2 に示す。これを見ると、 σ_f を増加させるに従って増加したオプティカルフロー推定誤差が、 σ_w を大きく設定することによって今度は減少しているのが分かる。これは、LPF による雑音の画素間の相関による影響が、局所領域を大きくすることで緩和されたと考えられる。

ガウス雑音パターン以外の画像についても実験を行った。テスト時系列画像は、図 3 に示す 2 枚の画像



図 3 テスト画像パターン A (左), B (右)
Fig. 3 Test image pattern A (left), B (right).

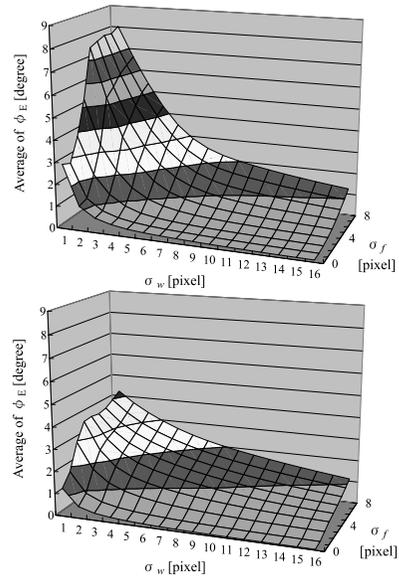


図 4 画像パターン A (上) および B (下) の時系列画像に対する、LPF の遮断周波数と局所領域の大きさおよびオプティカルフロー推定誤差の関係

Fig. 4 Relationships among cutoff frequency of LPF, size of local patch and optical flow estimation error in image sequences of pattern A (upper) and B (under).

パターンが静止しているものにガウス雑音を加えたものを用いた。図 4 に画像パターン A および B の時系列画像に対して、 σ_f と σ_w を変化させながら推定したオプティカルフロー誤差を示す。ガウス雑音パターン同様の傾向があることが分かる。

3.3 速度一定でない時系列画像に対する実験

次に、図 12, 13 に示す合成時系列画像に対して実験を行った。ここで、“Diverging Tree” は 150×150 [pixel]、“Yosemite” は 256×256 [pixel] のデータである。これらの時系列画像に対して、 σ_f および σ_w を変化させながらオプティカルフローを推定し、その誤差を算出した。図 5 に“Diverging Tree” に対する結果を、図 6 に“Yosemite” に対する結果を示す。た

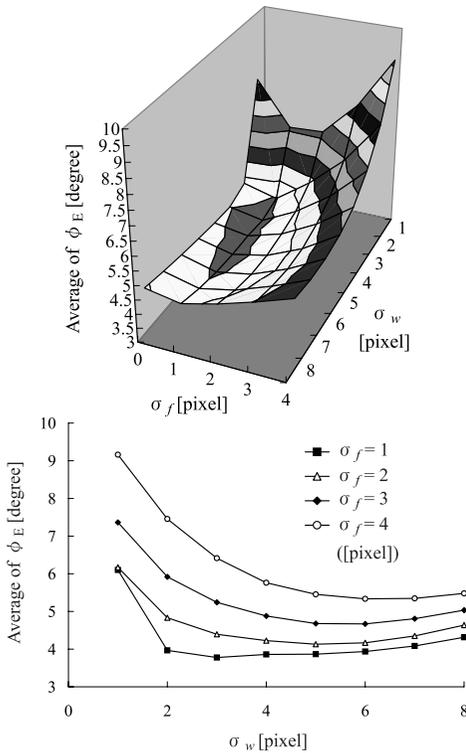


図5 時系列画像“Diverging Tree”に対する，LPFの遮断周波数と局所領域の大きさおよびオプティカルフロー推定誤差の関係

Fig. 5 Relationship among cutoff frequency of LPF, size of local patch and optical flow estimation error in image sequence “Diverging Tree”.

だし，“Diverging Tree”に対しては，画像の左上隅を(0, 0) [pixel]としたときに(38, 38) [pixel]の位置から76 × 76 [pixel]のサイズの領域において誤差の平均値をとった．“Yosemite”に対しては，同様に(80, 80) [pixel]の位置から96 × 96 [pixel]のサイズの領域において誤差の平均値をとった．

まず，図5(上)を見てみると， σ_f が0から2まで増加するにつれてオプティカルフローの推定誤差がいったん減少しているのが分かる．これは，オプティカルフローを計算した領域内のオプティカルフローの大きさが大きかったため，LPFの遮断周波数を低くすることで，勾配法の拘束式が成り立つようになり誤差が減少したものと考えられる．図6(上)における $\sigma_f = 0$ から2までのオプティカルフロー推定誤差の減少も同様の理由によるものと考えられる．

図5(下)は，図5(上)のうち， $\sigma_f = 1$ から4までのグラフを見方を変えて表示したものである．同様に，図6(下)は，図6(上)のうち， $\sigma_f = 2$ から5までのグラフを見方を変えて表示したものである．こ

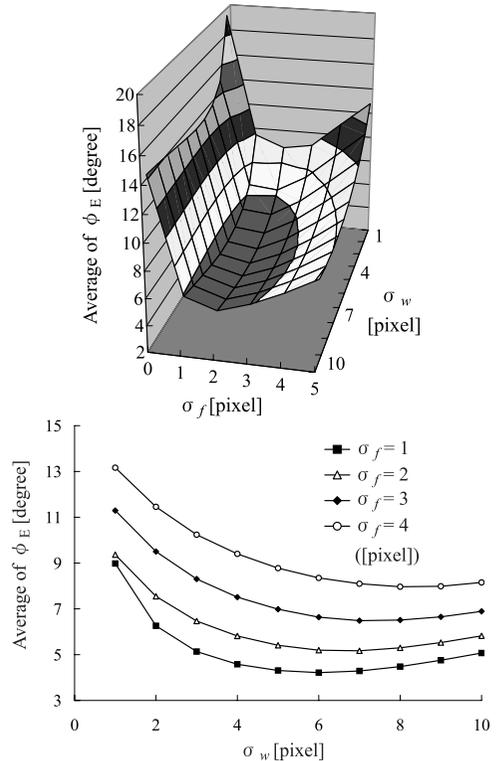


図6 時系列画像“Yosemite”に対する，LPFの遮断周波数と局所領域の大きさおよびオプティカルフロー推定誤差の関係

Fig. 6 Relationship among cutoff frequency of LPF, size of local patch and optical flow estimation error in image sequence “Yosemite”.

れらを見ると，図2とほぼ同様に σ_f を増加させるに従って増加したオプティカルフロー推定誤差が， σ_w を大きく設定することによって減少しているのが分かる．また， σ_w を増加させすぎると再びオプティカルフロー推定誤差が上昇を始めるが，これは局所領域 Ω が広がることで，この中に様々な種類の動きが含まれてしまうため，これらの動きの平均が推定されてしまい実際の動きとずれてしまうからであると考えられる．したがって，各 σ_f ごとに最適な σ_w が存在するが，同図を見ると σ_f が大きいくほどこの最適な σ_w も増加する方向にずれていく傾向があることが分かる．

4. 多重解像度解析を用いたオプティカルフロー推定法の構築

4.1 各解像度におけるオプティカルフローの推定
各解像度 l におけるオプティカルフロー v_l は，次式に示す正規方程式を解くことで推定する(LucasとKanadeの方法²⁾).

$$A_l v_l = b_l \tag{17}$$

$$A_l = \begin{bmatrix} a_{xx,l} & a_{xy,l} \\ a_{yx,l} & a_{yy,l} \end{bmatrix}, \mathbf{b}_l = - \begin{bmatrix} a_{xt,l} \\ a_{yt,l} \end{bmatrix}$$

ただし、 $a_{pq,l}(p, q \in \{x, y, t\})$ は次式となる。

$$a_{pq,l}(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{u} \in \Omega_l} w_l(\mathbf{u}) \eta_{p,l} \left(\frac{\mathbf{u} + \mathbf{x}}{2^l} \right) \eta_{q,l} \left(\frac{\mathbf{u} + \mathbf{x}}{2^l} \right) \quad (18)$$

ここで、 $(\mathbf{u} + \mathbf{x})/2^l$ が整数のときのみ加算を行うものとする。また、 Ω_l は式 (1) における局所領域 Ω と同じものである。式 (18) における $\eta_{p,l}$ は、次式のように原時系列画像における時空間輝度勾配 I_p に対してフィルタリングとダウンサンプリングを行うことで求める。

$$\eta_{p,l}(\mathbf{x}') = \sum_{\mathbf{u} \in \Gamma_l} h_l(-\mathbf{u}) I_p(\mathbf{u} + 2^l \mathbf{x}', t) \quad (19)$$

$$\Gamma_l = [-m_l, m_l] \times [-m_l, m_l]$$

ただし、 m_l は h_l の台に比例するように設定する。また、原時系列画像における時空間輝度勾配 I_p は次式のように、微分フィルタ d を畳み込むことにより計算する。

$$I_p(\mathbf{z}) = \sum_{\Delta=-k}^k d(-\Delta) I(\mathbf{z} + \mathbf{e}_p \Delta) \quad (20)$$

ただし、 $\mathbf{z} = (x, y, t)^T$, $\mathbf{e}_x = (1, 0, 0)^T$, $\mathbf{e}_y = (0, 1, 0)^T$, $\mathbf{e}_t = (0, 0, 1)^T$ である。

多重解像度画像としては、ラプラシアンピラミッド⁵⁾を用いた。ラプラシアンピラミッドのある層は、制限周波数の異なるローパスフィルタをかけた画像の差からなる。具体的には、ラプラシアンピラミッドを生成するフィルタの伝達関数 h_l は次式となる。

$$h_l(\mathbf{x}) = g_l(\mathbf{x}) - g_{l+1}(\mathbf{x}) \quad (21)$$

$$g_l(\mathbf{x}) = \frac{1}{2\pi\sigma_l^2} \exp\left(-\frac{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}{2\sigma_l^2}\right)$$

$$\sigma_l = 0.56 \times 2^l$$

ただし、 g_l はガウシアンピラミッド⁵⁾を生成するフィルタの伝達関数である。これにより、画像信号の直流成分が除去でき、全体的な時間方向の明るさの変化はオプティカルフローに影響しなくなる。ラプラシアンピラミッドを生成するためのフィルタ群の伝達関数 h_l は、スケール因子が $a = 2^l$ となる。そこで、オプティカルフロー推定時に速度一定と仮定する局所領域を $\Omega_l = [-2^l n, 2^l n] \times [-2^l n, 2^l n]$ のように設定する。以後の実験では $n = 3$ とした。また、局所領域内の重み関数 w_l は、標準偏差 $\sigma_w = 2\sigma_l$ の等方性二次元ガウス関数を用いた。

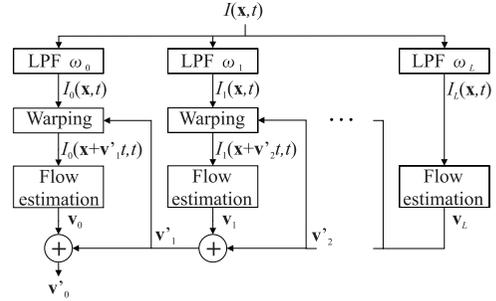


図 7 画像歪曲型
Fig. 7 Image warping type.

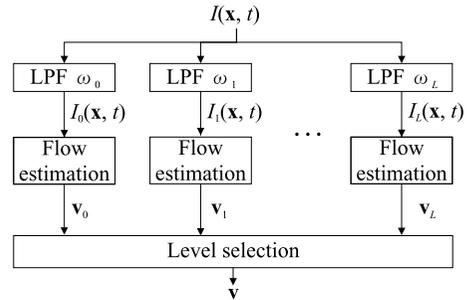


図 8 解像度選択型
Fig. 8 Resolution selection type.

4.2 各解像度間でのオプティカルフローの統合法

4.2.1 画像歪曲型

画像歪曲型の概略図を図 7 に示す。 $l = L$, $(u'_{l+1}, v'_{l+1})^T = (0, 0)^T$ と設定し、次の処理を $l = 0$ まで繰り返す。

- (1) オプティカルフロー $(u_l, v_l)^T$ を推定する。ただし、式 (20) の代わりに次式に示す \hat{I}_t を用いる。

$$\hat{I}_t(\mathbf{z}, \mathbf{w}) = \sum_{\Delta=-k}^k d(-\Delta) I(\mathbf{z} + \mathbf{w} \Delta) \quad (22)$$

ここで、 $\mathbf{w} = (u'_{l+1}, v'_{l+1}, 1)^T$ である。

- (2) $(u'_l, v'_l)^T = (u'_{l+1}, v'_{l+1})^T + (u_l, v_l)^T$ とする。
- (3) $l = l - 1$ とする。

次式に示す $(u, v)^T$ が最終的に出力されるオプティカルフローである。

$$(u, v)^T = (u'_0, v'_0)^T = \left(\sum_{l=0}^L u_l, \sum_{l=0}^L v_l \right)^T \quad (23)$$

4.2.2 解像度選択型

解像度選択型の概略図を図 8 に示す。まず、時系列画像 I_l からオプティカルフロー $(u_l, v_l)^T$ ($l = 0, 1, \dots, L$) を推定する。その後、最適と思われる解像

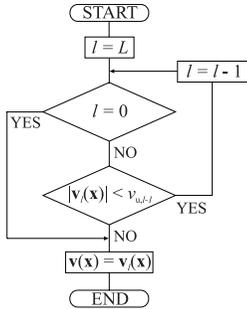


図 9 解像度レベルの選択法

Fig. 9 Method of resolution selection.

度で推定されたオプティカルフローを選択する．図 9 に解像度選択のフローチャートを示す．解像度選択は次のような戦略で行う．まず，オプティカルフローが推定される解像度は高ければ高いほど良いとする．これは，なるべく細部までオプティカルフローの振舞いを調べるためである．しかしながら，推定されるオプティカルフローは，時間的エイリアシングの影響のため，その真の速度によって，推定できる解像度の最大値が制限されてしまう．画像の空間的サンプリング周波数を ϕ_s ，画像に含まれる空間的な周波数成分の最大値を ω_u とすると，時間的エイリアシングの発生しない最大の速度の大きさ v_u は， $v_u = \phi_s/2\omega_u$ となる³⁾．各解像度の時系列画像は，遮断周波数 ω_l の空間的ローパスフィルタを施されて生成されるため，解像度レベル l での推定できる最大の速度は，次のように設定する．

$$v_{u,l} = \phi_s/2\omega_l \quad (24)$$

オプティカルフロー $v(x)$ は，次のようにして求める．

- (1) $l = L$ とする．
- (2) $l = 0$ ならば (4) へ．
- (3) $|v_l(x)| < v_{u,l-1}$ の場合，もう 1 段階解像度を上げててもフローを推定できると考えられるため， $l = l - 1$ として (2) へ．
- (4) $v(x) = v_l(x)$ とし，終了する．

5. オプティカルフロー推定誤差の検討

5.1 実験条件

各解像度におけるオプティカルフローの統合法において，オプティカルフロー推定誤差について検討する．テスト時系列画像を図 10，図 11，図 12，図 13，図 14 に示す．最大の解像度レベルを $L = 3$ とした．また，解像度選択型の式 (24) における $v_{u,l}$ は，前実験により式 (25) のように設定した．

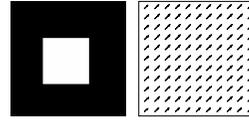


図 10 時系列画像 “Square” (100 × 100 [pixel])

Fig. 10 Image sequence “Square” (100 × 100 [pixel]).

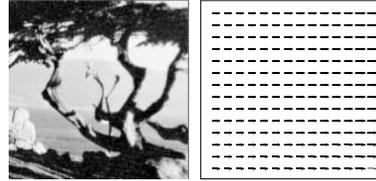


図 11 時系列画像 “Translating tree” (150 × 150 [pixel])

Fig. 11 Image sequence “Translating tree” (150 × 150 [pixel]).

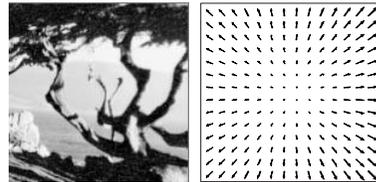


図 12 時系列画像 “Diverging tree” (150 × 150 [pixel])

Fig. 12 Image sequence “Diverging tree” (150 × 150 [pixel]).

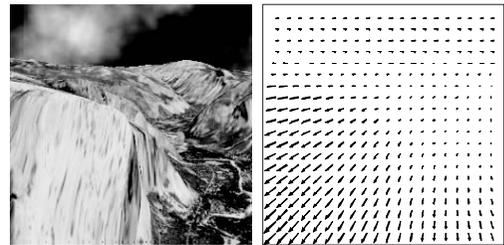


図 13 時系列画像 “Yosemite” (256 × 256 [pixel])

Fig. 13 Image sequence “Yosemite” (256 × 256 [pixel]).

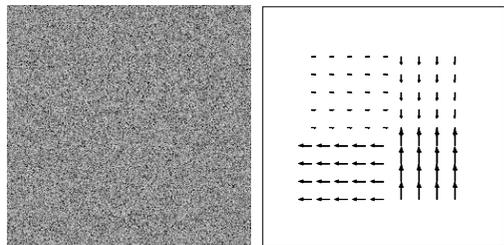


図 14 時系列画像 “Blocks” (257 × 257 [pixel])

Fig. 14 Image sequence “Blocks” (257 × 257 [pixel]).

表 1 オプティカルフロー推定誤差
Table 1 Optical flow estimation error.

Image Sequence	Method	Ang. error [degree]		Abs. error [pixel]		Dens. [%]
		Av.	St. dev.	Av.	St. dev.	
Square	IW	0.0206	0.0830	0.000768	0.00309	8.51
	RS	0.123	0.0701	0.00566	0.00319	8.51
Trans. Tree	IW	1.39	1.85	0.0821	0.106	100
	RS	0.710	0.720	0.0464	0.0510	100
Div. Tree	IW	3.98	3.36	0.109	0.105	100
	RS	4.07	3.63	0.109	0.0981	100
Yos. 256	IW	8.78	11.0	0.432	0.492	100
	RS	9.46	12.2	0.472	0.514	100
Blocks	IW	2.87	9.53	0.124	0.424	100
	RS	5.18	13.6	0.320	0.683	100

$$v_{u,l} = 0.5 \times 2^l \quad (25)$$

各テスト時系列画像に対して、画像歪曲型（以下 IW）および解像度選択型（以下 RS）の手法でオプティカルフローを推定し、その誤差を求めた。誤差測定度としては、以下に示す角度誤差（Angular error）および絶対誤差（Absolute error）を用いた。

$$\text{Angular error} = \cos^{-1} \frac{\mathbf{v}_e^T \mathbf{v}_c}{\|\mathbf{v}_e\| \|\mathbf{v}_c\|} \quad (26)$$

$$\text{Absolute error} = \|\mathbf{v}_e - \mathbf{v}_c\| \quad (27)$$

ただし、 $\mathbf{v}_e = (u_e, v_e, 1)^T$ 、 $\mathbf{v}_c = (u_c, v_c, 1)^T$ 、 $(u_e, v_e)^T$ は推定されたオプティカルフロー、 $(u_c, v_c)^T$ は真のオプティカルフローである。このとき、式 (17) において、 $|A_i| = 0$ のときオプティカルフロー計算を行わないとした。

5.2 推定誤差

表 1 に画像全体に対するオプティカルフロー推定誤差の平均値 (Av.) と標準偏差 (St. dev.) を示す。同時に、オプティカルフローを算出した画素数の画像全体の画素数に対する割合 (Dens.) も算出した。まず、誤差測定度によって手法ごとの傾向が異なるということはない。"Translating Tree"、"Blocks" を除いては、IW 型の方がややオプティカルフロー推定誤差が小さかった。今回のテストでは、"Blocks" を除いては、IW 型と RS 型の間に重大な差は現れなかった。

"Blocks" の結果を見ると、IW に比べて RS での誤差が著しく増大しているのが分かる。図 15 は、時系列画像 "Blocks" におけるオプティカルフローの (a) 真値、(b) IW による推定値および (c) RS による推定値の絶対値 $|\mathbf{v}|$ を表示したものである。この図を見ると RS の推定値において、特に速度が大きい場合、オプティカルフローの形が崩れているのが分かる。これは、RS では、速度の大きい場所では低い解像度が選

れるため、オプティカルフロー一定と仮定する局所領域のサイズが大きくなってしまい、異なるフローを持つ領域の境界付近において他の領域の影響を受けやすくなっているためと考えられる。これが IW では、解像度を高くしていく過程でオプティカルフローが徐々に改善されていくため、RS よりも領域境界におけるフローの形状が真値に近くなっていると考えられる。

5.3 ガウス雑音パターンにおける推定誤差

表 2 に、ガウス雑音パターンを 1 フレームあたり $(u, 0)$ [pixel] だけ平行移動させて作成した時系列画像に対するオプティカルフロー推定誤差 (Abs. error [pixel]) の平均値を示す。表中の $l = 0 \sim 3$ は、各解像度レベルにおける結果である。特に $l = 3$ と IW を比べてみる。 $l = 3$ を見ると、速度 u が大きくなるに従って誤差が増大しているのが分かる。これは、画像に施す空間的 LPF が理想 LPF でないため、高周波成分が画像内に残ってしまい、これが時間的エイリアシングとにより雑音となったためと考えられる。一方、IW を見るとこちらも $l = 3$ と同様に速度 u の増大に従って誤差が増大しているが、 $l = 3$ のときに比べて誤差の増加が抑制されているのが分かる。これは、低い解像度から高い解像度へオプティカルフローを更新することによって、低い解像度で発生したオプティカルフロー推定誤差が高い解像度で改善されたためと考えられる。

6. 計算時間の評価

6.1 実験条件

実験には、共有メモリ型並列計算機 SGI Altix3700 (Processor: Intel(R) Itanium(R) 2×128, Memory: 768 GB) を用いた。時系列画像の 1 フレームあたりの画像サイズは、 257×257 [pixel] に固定した。また、テスト時系列画像として白色雑音を用いることにより、すべての画素においてオプティカルフローの計算を実

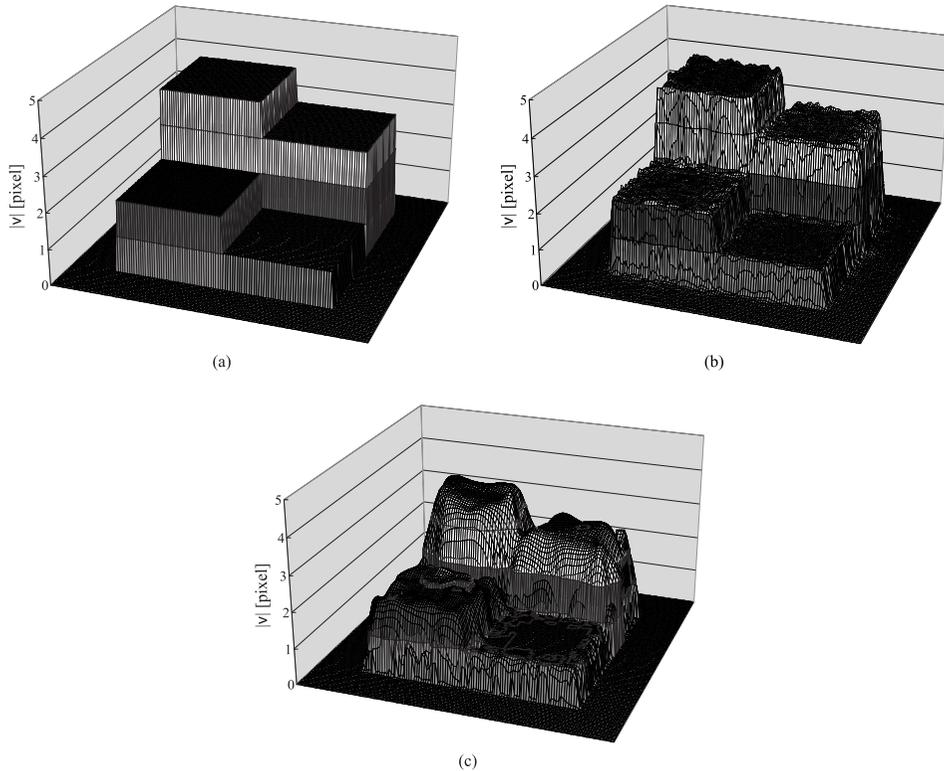


図 15 “Blocks” におけるオプティカルフローの絶対値 $|v|$: (a) 真値, (b) IW による推定値, (c) RS による推定値

Fig. 15 Absolute value of optical flow $|v|$ for “Blocks”: (a) true value, (b) estimate from IW, (c) estimate from RS.

表 2 ガウス雑音パターンを 1 フレームあたり $(u, 0)$ [pixel] だけ平行移動させて作成した時系列画像に対するオプティカルフロー推定誤差 (Abs. error [pixel]) の平均値

Table 2 Average of optical flow estimation error (Abs. error [pixel]) from a image sequence that gaussian noise pattern is translated in $(u, 0)$ [pixel] per frame.

	$u = 1$	$u = 2$	$u = 3$	$u = 4$
$l = 0$	7.32×10^{-17}	2.26	3.00	4.01
$l = 1$	8.74×10^{-17}	0.906	2.63	4.12
$l = 2$	1.34×10^{-16}	0.153	0.751	2.01
$l = 3$	1.24×10^{-4}	1.18×10^{-2}	7.96×10^{-2}	0.277
IW	2.09×10^{-5}	2.32×10^{-4}	1.07×10^{-3}	4.17×10^{-3}

行させるようにした．最大の解像度レベルは $L = 5$ とした．

6.2 逐次処理時間

IW 型および RS 型において，逐次処理によってオプティカルフローを計算した．このとき，計測した計算時間を表 3 に示す．同表には，各解像度における計算時間も併記した．まず，IW と RS においてオプティカルフロー計算にかかった全時間 (all) を見ると，IW の方が RS に比べてやや計算時間が大きいことが分かる．これは，画像の歪曲および各解像度における

オプティカルフローの加算等の処理によるものと考えられる．次に，各解像度における計算時間を見てみると， $l = 0$ で最も時間がかかり， l が增大するに従って計算時間が緩やかに減少していくことが分かる．

6.3 並列処理時間

RS 型のプログラムを「OpenMP」によって各解像度ごとの処理に並列化した．並列化したプログラムを CPU 数を変えながら並列処理させたときの計算時間を表 4 に示す．同表には，同時に全処理に対する計算時間 (all) が CPU を増やすことによってどれだけ減

表 3 逐次処理による計算時間 (単位: [sec])
Table 3 Process time of serial processing (unit: [sec]).

Method	$l=0$	$l=1$	$l=2$	$l=3$	$l=4$	$l=5$	all
IW	0.235	0.198	0.167	0.158	0.151	0.156	1.07
RS	0.224	0.180	0.141	0.133	0.126	0.126	0.931

表 4 並列処理による計算時間
Table 4 Process time of parallel processing.

CPU Number	Process time [sec]							Percentage of all [%]
	$l=0$	$l=1$	$l=2$	$l=3$	$l=4$	$l=5$	all	
1	0.224	0.181	0.141	0.133	0.126	0.125	0.933	100
2	0.235	0.192	0.170	0.135	0.128	0.141	0.601	64.4
3	0.244	0.226	0.159	0.181	0.130	0.151	0.473	50.7
6	0.308	0.273	0.245	0.230	0.226	0.201	0.312	33.4

少しのかわを, CPU 数 1 に対する結果を 100%として表示した. ここで, 解像度のレベル数は 6 なので, CPU 数は 6 の約数とした. まず, 表中の “all” を見ると, CPU 数を増加させるに従って全計算時間が減少しているのが分かる. 次に全計算時間のパーセンテージを見ると, 単純に $1/(\text{CPU 数})$ にはなっていないのが分かる. これは, もともと各解像度における計算時間が異なっているためと, CPU 数を増やすに従って各解像度における処理時間が増加しているためということが表から分かる.

7. おわりに

本論文では, 多重解像度解析を用いたオプティカルフロー推定法の詳細な検討を行った. まず, 勾配法を用いることを想定し, オプティカルフローの拘束式をフィッティングさせる局所領域の大きさに対して, 空間的ローパスフィルタ (LPF) を画像に施したときの雑音の共分散から, 局所領域の大きさを, 施した空間的 LPF の遮断周波数に反比例して設定することを提案した.

次に, 各解像度間での推定されたオプティカルフローどうしを統合する方法として, 画像歪曲型と解像度選択型の 2 つを紹介し, 精度および計算時間の観点から比較した. 実験から, 画像歪曲型において, 動きの速い領域での特に動きの境界における精度が良いという結果が得られた. はっきりとした動きの境界が存在しない場合においては, 画像歪曲型が解像度選択型に比べてわずかに誤差が小さい程度であった. さらに, 解像度選択型において各解像度ごとの処理に並列化することにより高速にオプティカルフローが計算できることを示した.

参 考 文 献

- 1) Thompson, W.B. and Boley, D.L.: Optical flow estimation: An error analysis of gradient-based methods with local optimization, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.9, No.2, pp.229-244 (1987).
- 2) Barron, J.L., Fleet, D.J. and Beauchemin, S.S.: Systems and experiment performance of optical flow techniques, *Int. J. Comp. Vision*, Vol.12, No.1, pp.43-77 (1994).
- 3) Christmas, W.J.: Filtering requirements for gradient-based optical flow measurement, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.9, No.10, pp.1817-1820 (2000).
- 4) Weber, J. and Malik, J.: Robust computation of optical flow in a multi-scale differential framework, *Int. J. Comp. Vision*, Vol.14, No.1, pp.5-19 (1995).
- 5) Burt, P.J. and Adelson, E.H.: The laplacian pyramid as a compact image code, *IEEE Trans. communications*, Vol.31, No.4, pp.532-540 (1983).
- 6) Burt, P.J.: Fast filter transform for image processing, *Computer Vision and Image Processing*, Vol.16, pp.20-51 (1981).
- 7) Szeliski, R. and Coughlan, J.: Spline-based image registration, *Int. J. Comp. Vision*, Vol.22, No.3, pp.199-218 (1997).
- 8) Wu, Y.T., Kanade, T., Li, C.C. and Cohn, J.: Image Registration Using Wavelet-Based Motion Model, *Int. J. Comp. Vision*, Vol.38, No.2, pp.129-152 (2000).
- 9) Bernard, C.P.: Discrete wavelet analysis: a new framework for fast optic flow computation, *Proc. ECCV'98*, pp.354-368 (1998).
- 10) Chen, L.F., Lin, J.C. and Liao, H.Y.M.: Wavelet-based optical flow estimation, *Proc.*

ICPR'00, Barcelona, Vol.3, pp.1068–1071 (2000).

- 11) Lucas, B.D. and Kanade, T.: An iterative image registration technique with an application to stereo vision, *Proc. DARPA Image Understanding Workshop*, pp.121–217 (1981).

(平成 16 年 9 月 8 日受付)

(平成 17 年 4 月 1 日採録)



安達 栄輔 (正会員)

平成 13 年長岡技術科学大学大学院工学研究科修士課程修了。平成 16 年北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程単位取得退学。現在、産業技術総合研究所に勤務。

動画画像処理に関する研究に従事。画像電子学会会員。



堀口 進

昭和 56 年東北大学大学院工学研究科博士課程修了。昭和 61～62 年まで米国 IBM トーマスワトソン研究所研究員。平成 4～16 年まで北陸先端大情報科学研究科教授。現在、

東北大学大学院情報科学研究科教授。画像処理、並列計算機、並列処理ならびにネットワークの研究に従事。工学博士。IEEE Computer Society シニア会員、IEICE, IPS, IASTED 学会各会員。