

拡張フーリエ変換法によるオプティカルフロー算出手法

正員 松尾 啓志[†] 准員 清原 学[†]
 正員 岩田 彰[†] 正員 鈴木 宣夫^{††}

Optical Flow Calculation Using Extended Fourier Transformation Method

Hiroshi MATSUO[†], Member, Manabu KIYOHARA[†], Associate Member,
 Akira IWATA[†] and Nobuo SUZUMURA^{††}, Members

あらまし オプティカルフローの算出は、物体のセグメンテーションや認識などに有用である。本論文では、物体が移動している3次元時空間をフーリエ変換すると、物体の動く方向に依存する特定の平面にスペクトルが分布するという性質を用いたフーリエ変換法によるオプティカルフロー検出と、オプティカルフロー検出の代表的な方法であるこう配法とブロックマッチング法の三つのフロー算出手法の定量評価を行う。更にフーリエ変換法によるフロー算出能力を向上させるために、拡張フーリエ変換法の提案を行った。拡張フーリエ変換法は、次の四つの拡張部から構成される。(1)動きに起因するスペクトルを強調させる時空間フィルタ。(2)フーリエ変換法に適した動領域判定手法。(3)過去に検出したフローと現在のフローはあまり変化しないという時間的な滑らかさを考慮したフロー予測分布関数。(4)のぞき穴問題を解決するフローエネルギー制限項。更にコンピュータシミュレーションによりこう配法、ブロックマッチング法との比較を行い、拡張フーリエ変換法が、精度良くオプティカルフローを算出可能であることを確認した。

キーワード オプティカルフロー、コンピュータビジョン、フーリエ変換、画像処理、動画像処理

1. まえがき

時系列画像中で動きのある物体を抽出する手法は、時系列画像における物体のセグメンテーションや認識などに際して必要な基礎技術である。その中でもオプティカルフローによる物体の動きベクトル検出は、画像間の対応付けを行う必要がないため、興味ある手法としてさまざまな研究が行われている。

オプティカルフロー検出の代表的な手法として、ブロックマッチング法とこう配法がある。ブロックマッチング法^{(1),(2)}は、フレーム間予測誤差エントロピーが最小となる方向をフローとする手法である。ブロックマッチング法では、ブロックの大きさが小さい場合には、誤ったフローを検出する可能性が高く、ブロック

の大きさが大きい場合には、マッチングのための計算時間が膨大になる上、マッチング時のフローの精度が低下する。こう配法⁽³⁾は、動きベクトルの空間的な連続性という制約条件を用い、この制約条件を最小化することで、動きベクトルの算出を行っている。しかしこう配法は、比較的大きな動きに対しては検出精度が低く、検出されるフローの大きさが画像のコントラストに左右され、更にノイズによる影響を受けやすいという問題点がある。このようなこう配法の欠点を解決する方法として、遠藤らは時空間に関する滑らかさをこう配法に導入することにより、こう配法の改良を行った⁽⁴⁾。木村らは、予測と探索の機能をこう配法に付加することによる精度の向上を行った⁽⁵⁾。Ohtaは、信頼性指標をこう配法に加えた、ブロックこう配法の提案を行った⁽⁶⁾。

また、テレビジョンの分野でよく知られている性質として、物体が移動している3次元の時空間をフーリエ変換すると、物体の動く方向に依存する特定の平面にスペクトルが分布するという性質がある⁽⁷⁾。つまり3

[†] 名古屋工業大学電気情報工学科名古屋市
 Department of Electrical and Computer Engineering, Nagoya Institute of Technology, Nagoya-shi, 466 Japan
^{††} 中部大学工学部電子工学科春日井市
 Faculty of Engineering, Chubu University, Kasugai-shi, 487 Japan

次元スペクトル分布を解析することによりオプティカルフローを算出することができる(以下フーリエ変換法)。鈴木らは画像のサンプリング間隔を無限小と仮定することにより、こう配法とフーリエ変換法が等価であることを証明した⁽⁸⁾。しかし、一般的な動画画像計測のサンプリング間隔は1/30秒程度である。つまり厳密にはサンプリング間隔は無限小とは仮定しにくい。またフーリエ変換法、こう配法、ブロックマッチング法との間の性能比較も行われていない。

本論文では、フーリエ変換法、こう配法、ブロックマッチング法によるオプティカルフロー計算法の比較を行う。更にフーリエ変換法の性能を向上させるために種々の拡張を付加した拡張フーリエ変換法を提案する。以下2.では、こう配法とフーリエ変換法の比較について示す。3.では、フーリエ変換法の精度を向上させるために、種々の拡張を行った拡張フーリエ変換法を提案する。4.では、計算機で作成したシミュレーション画像および実際の動画像を用いて、ブロックマッチング法、こう配法、フーリエ変換および拡張フーリエ変換法の比較を行い、各方式の耐ノイズ性やフロー算出精度について検討する。

2. こう配法とフーリエ変換法

2.1 こう配法

こう配法は、Hornらの提案したオプティカルフロー(以後フロー)の計算法の一つである⁽⁹⁾。対象物体の濃度値が2枚の画像間で変化しないと仮定した場合、対象物体の微小領域の濃度と、それが時間 Δt だけ移動した後の同一物体の同一領域の濃度は等しい。つまり物体が Δt の間に $(\Delta x, \Delta y)$ 移動したとき、画像 g には、式(1)が成立する。

$$g(x, y, t) = g(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) \quad (1)$$

式(1)をテイラー展開し、高次の項を無視すると、

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

となり、更に $\Delta t \rightarrow 0$ とする式(2)は、式(3)となる。

$$\frac{\partial g}{\partial x} \cdot v_x + \frac{\partial g}{\partial y} \cdot v_y + \frac{\partial g}{\partial t} = 0 \quad (3)$$

式(3)では、濃度こう配に垂直な速度成分は求まらない。そこでフローの滑らかさという制約条件を付加し、標準正則化原理を適用することにより v_x, v_y を算出することが可能となる。フローの滑らかさを $\nabla^2 v_x, \nabla^2 v_y$ で定義すると、フロー算出はラグランジュの未定係数法を用い、式(4)を最小化する問題に帰着する。

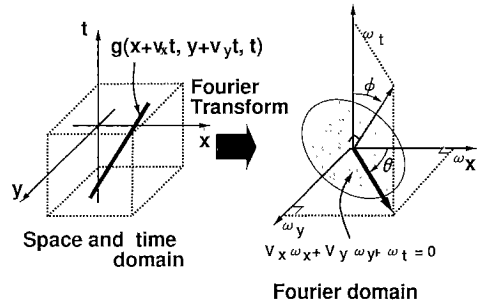


図1 物体の動きによるスペクトルの分布
Fig. 1 Spectrum distribution pattern with object movement.

$$E(x, y) = \left(\frac{\partial g}{\partial x} v_x + \frac{\partial g}{\partial y} v_y + \frac{\partial g}{\partial t} \right)^2 + \lambda^2 (\nabla^2 v_x + \nabla^2 v_y) \quad (4)$$

2.2 フーリエ変換法

次にフーリエ変換法によるフロー算出方法について示す。図1に、フーリエ変換法で用いる座標系を示す。画像 $g(x, y)$ のフーリエ変換を $G(\omega_x, \omega_y)$ として、この画像中、 (x, y) を中心とした物体が (v_x, v_y) の速度で移動する場合を考える。このとき t 秒後の画像は、 $g(x + v_x t, y + v_y t)$ となる。これをフーリエ変換すると

$$G(\omega_x, \omega_y, \omega_t) = G(\omega_x, \omega_y) \delta(v_x \omega_x + v_y \omega_y + \omega_t) \quad (5)$$

となり、この画像信号によって周波数空間に発生するスペクトルは

$$v_x \omega_x + v_y \omega_y + \omega_t = 0 \quad (6)$$

の平面上に存在する。

つまり、物体が移動している3次元時空間を3次元フーリエ変換した場合、図1に示すようにスペクトルは物体の移動した方向を法線ベクトルとする平面上に分布する⁽⁷⁾。従ってこの平面を検出することにより、物体の移動方向が算出できる。更に画像を細かな小領域(以下対象領域)に分割することにより、局所的なフローも算出することが可能となる。

こう配法とフーリエ変換法は基本的に等価であることが、鈴木らによって証明されている⁽⁸⁾。証明においては、フレーム間時間差を無限小と仮定している。しかし現実の計測では、画像間に最小でも1/30秒程度の時間間隔があるため、現実的には等価であると言いがたい。更にフーリエ変換法では、3.4において示すように、過去のフローによる予測と現在のフローの算出を統一して扱うことができる。更に、複数フレームの画像を

用いることができるため、耐ノイズ性の向上が期待できるなどの利点を有するものとする。

3. 拡張フーリエ変換法

3.1 平面スペクトル和の算出

2.2において示したように、対象領域中に動く物体がある場合、3次元フーリエ空間上でのスペクトル分布がある平面上に偏って分布する。つまり局所的にスペクトルが分布する平面を探索することによりフローの算出を行うことが可能となる。

平面スペクトル和 $H(\theta, \phi)$ を式(7)により定義する。なお $G(\omega_x, \omega_y, \omega_t)$ は動く物体を含む時系列画像 $g(x, y, t)$ を3次元フーリエ変換した結果である。また $s(\theta, \phi)$ は、法線ベクトル (θ, ϕ) で表される原点を通る平面とする。

$$H(\theta, \phi) = \int_{s(\theta, \phi)} G(\omega_x, \omega_y, \omega_t) d\omega_x d\omega_y d\omega_t \quad (7)$$

但し

$$\theta = \tan^{-1} \frac{\sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2}}{\omega_t}$$

$$\phi = \tan^{-1} \frac{\omega_y}{\omega_x}$$

この平面スペクトル和 $H(\theta, \phi)$ を最大にする (θ, ϕ) をそれぞれ (Θ, Φ) とした場合、フロー (v_x, v_y) は式(8)によって算出できる。

$$\begin{aligned} v_x &= \tan \Phi \cos \Theta \\ v_y &= \tan \Phi \sin \Theta \end{aligned} \quad (8)$$

3.2 時空間フィルタ

原理的には、式(8)によりフローを算出することが可能である。しかし、全く移動しない背景成分に起因するスペクトルは $\omega_t=0$ の平面上に分布する。従って対象領域に比べて小さい物体の動きの検出が困難となる。

そこで拡張フーリエ変換法では、この問題点を解決するために、 G に式(9)および3.6のStep4で示す微分フィルタ処理を行う。式(9)に移動強調微分フィルタ $F(\omega_x, \omega_y, \omega_t)$ を示す。 F_1 は xy 方向に微分処理を行う項であり、 F_2 は t 方向への微分処理項である。

$$F(\omega_x, \omega_y, \omega_t) = F_1(\omega_x, \omega_y) F_2(\omega_t) \quad (9)$$

$$F_1(\omega_x, \omega_y) = \sin(\sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2})$$

$$F_2(\omega_t) = |\sin \omega_t|$$

F_2 により、 $\omega_t=0$ 平面に局在する動きに起因しないスペクトルの影響を抑えることができる。なお、過度に高い周波数領域の強調は雑音成分も強調することとなる。従って高域強調を制限したフィルタ形状とした。

3.3 動領域検出

3.2の時空間フィルタ処理を行うことにより、3次元フーリエ空間上 $\omega_t=0$ 平面上のスペクトルの値は0となる。つまり $\omega_t=0$ 平面が、平面スペクトル和最大となることはない。従って対象領域が動領域であるか、静領域であるかの判別をあらかじめ行う必要がある。

一般に動領域と静領域の判定方法として、フレーム間差分後のパワーを用いる方法がある⁽¹⁰⁾。しかし、この方法は比較的ノイズの影響を受けやすい。更に拡張フーリエ変換法をハードウェアにより実現することを考えた場合、フレーム間差分を行う処理を追加することは、ハードウェア規模の増大につながる。そこで、式(10)を用いて、スペクトルの総和 S を算出し、適当なしきい値 T を用いて動領域の判定を行う。

$$S = \sum_{\omega_x} \sum_{\omega_y} \sum_{\omega_t} G_2(\omega_x, \omega_y, \omega_t)^2 \quad (10)$$

但し

$$G_2 = G(\omega_x, \omega_y, \omega_t) F_2(\omega_t)$$

動く物体が存在することにより S が増大する。従って、適当なしきい値 T を設定し、 $S < T$ の場合静領域と、 $S \geq T$ の場合動領域と判定する。

3.4 フロー分布予測関数の導入

物体は、短い時間内では動きの方向、大きさを急激に変化させることはない。そのため過去に検出した動き量を用いて、現在の動物体の動き量にある程度予測することができる。

そこで拡張フーリエ変換法では、フロー予測分布関数 P を定義することにより、過去のフローを現在のフロー推定に用いた、式(11)に示すフロー予測分布関数 P は過去のフローを用いて、対象領域のスペクトル分布に、過去のフロー方向に重み付けを行う関数である。

$$P(\omega_x, \omega_y, \omega_t) = \sum_{r \in R'} p(\omega_x, \omega_y, \omega_t) \quad (11)$$

$$\begin{aligned} p(\omega_x, \omega_y, \omega_t) &= \begin{cases} A_r \cos(\theta/c_r) & (-\pi/2 \leq \theta/c_r \leq \pi/2) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \end{aligned}$$

$$\theta = \Theta' - \tan^{-1} \frac{\sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2}}{\omega_t}$$

なお R' は、現在フローを求めようとする対象領域 r に移動すると予測できる複数の過去の対象領域の集合であり、その一つの要素を r' とする。また A_r は、図2に示すように、対象領域に移動したと予測できる過去の対象領域 r' の寄与率であり、 r と r' の存在位置の重なる面積より算出する。また Θ' は、 r' において平面

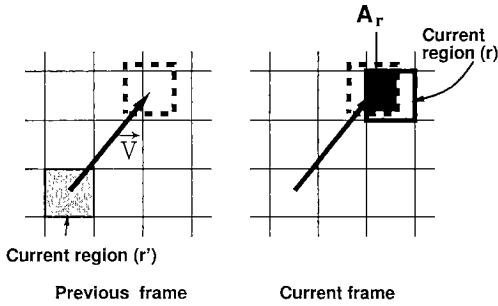
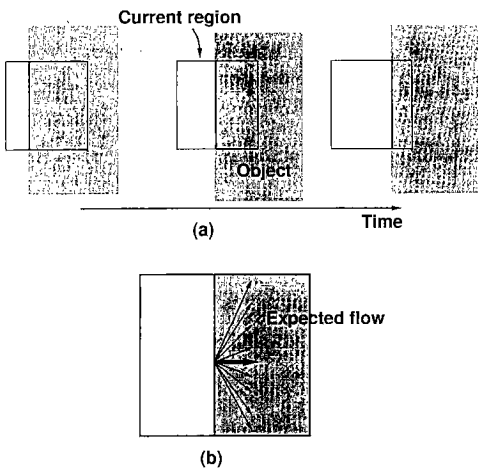


図2 過去の対象領域の移動量から求めた寄与率 A
 Fig. 2 Contributing rate A obtained from previous region movement.



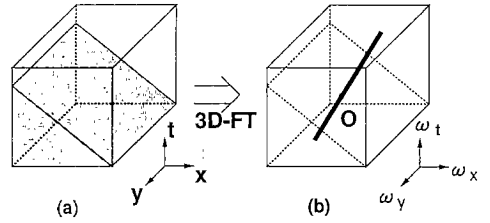
(a) Sample flow which yields the flow indefination problem.
 (b) Expected flows.

図3 不確定問題
 Fig. 3 The flow indefination problem.

スペクトル和 H' が最大となった θ である。 c_r は、推定されたフローの確信度を表し、 r' のスペクトル分布 G' および平面スペクトル和 H' を用いて式(12)で定義する。

$$c_r = k_1 \frac{\max(H')^2}{\sum_{\omega_x, \omega_y, \omega_t} G'^2} \quad (12)$$

ここで k_1 は正規化定数であり、1枚の画像の対象領域群の中で c_r の最大値が1となるように設定した。従って、過去のフローの確信度 c_r が高い場合は、確信度が低い場合に比べて、過去のフロー方向のスペクトルがより尖鋭に強調される。この処理により、耐ノイズ性の向上が期待できると共に、平面スペクトル和最大値の探索範囲が限定できることになり、計算時間の削減



(a) Sample flow on 3D space and time domain.
 (b) Spectrum distribution.

図4 フーリエ領域における不確定問題
 Fig. 4 The flow indefination problem on Fourier domain.

も可能となる。

3.5 のぞき穴問題への対応

図3(a)に示す直線的なエッジを有する物体が運動する場合、フローを正確に求めることは困難である。つまり、画像間の対応付けを行わないオプティカルフロー算出法では、図3(b)のように複数のフローを考えることが可能である。このような直線的なエッジは、例えば車のフロント部分など人工物体には多く見られる。この問題は一般にのぞき穴問題と呼ばれる。

動きが一意に決まらない時空間の例として、図4(a)に示す時空間分布を考える。この時空間をフーリエ変換するとスペクトルは図4(b)のように周波数空間で線上に分布する⁽⁹⁾。

図4(b)のようにスペクトルが線状に分布した場合、この直線を含む平面のスペクトル和が同じとなり、動き量を一意に検出できない。このような場合、この配法では原理的に、フローの向きとしてフローの大きさが最小となる方向(図3(b)中太矢印)を算出する。これは通常の人間の感覚からも妥当である。

そこで拡張フーリエ変換法では、平面スペクトル和最大値を求める際、エネルギー最小となるフローをより抽出しやすくするために、平面スペクトル和に式(13)に示すフローエネルギー制限項 $R(\phi)$ を加えた。

$$R(\phi) = \exp^{-1/2(\phi/k_2)^2} \quad (13)$$

k_2 は定数

この項は、平面スペクトル和 $H(\theta, \phi)$ の ϕ 方向、つまりフローの大きさを表す方向に対して作用し、フローの大きさの小さい領域を強調するガウス型のフィルタである。

3.6 フロー検出方法

前述した各処理を用いて、フローを検出する過程を示す(図5参照)。

(Step 1) 対象領域 $g(x, y, t)$ を3次元フーリエ変換し

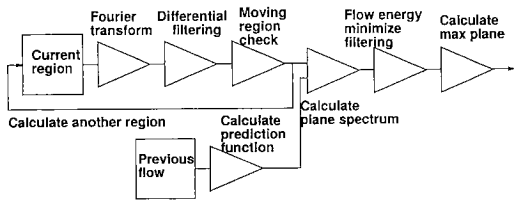


図5 オプティカルフローの算出手順
Fig. 5 Schematic diagram for calculating optical flow.

$G(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$ を得る。

(Step 2) 式(10)により、動領域判定のための G_2 を算出する。

(Step 3) もし対象領域が静領域と判定された場合は、対象領域を変更して Step1 へ。

(Step 4) 式(11)に示すフロー予測分布関数 P 、式(9)に示す F_1 と G_2 を掛け合わせ、平面スペクトル和の算出対象となる G_3 を算出する。

(Step 5) 式(7)を用いて平面スペクトル和 H を算出する。なお式(7)中の G は Step4 で算出した G_3 を用いる。

(Step 6) 式(13)に示すフローエネルギー制限フィルタと H を掛け合わせ H_2 を算出後、 $H_2(\theta, \phi)$ が最大となる (θ, ϕ) を探索する。

(Step 7) 式(8)を用いて、フロー v_x, v_y を求める。以上の処理を画像中のすべての対象領域について行うことによりフローを算出する。

4. 処理結果

4.1 計算機シミュレーション

4.1.1 動領域検出

3.3 で示した動領域検出方法の評価結果について示す。なお比較の対象として、式(14)に示すフレーム間差分後のパワーを用いる方法を選んだ⁽¹⁰⁾。フレーム間差分値 S は、動物体が存在することにより増大する。従って適当なしきい値 T を設定し、 $S < T$ の場合静領域と、 $S \geq T$ の場合動領域と判定する。

$$S = \sum_x \sum_y \{g(x, y, t) - g(x, y, t-1)\}^2 \quad (14)$$

動領域判定を行う際の問題点は、しきい値の設定である。動領域のクラスと静領域のクラスの評価値が大きく違っているほど、優れた評価基準であると考えられる。そこで1画素(画素値 1,000)からなる物体が、フレーム当たり1画素移動している画像を評価画像とし、この評価画像にガウスノイズを加えた画像を用いて、動画像抽出方法の評価を行った。

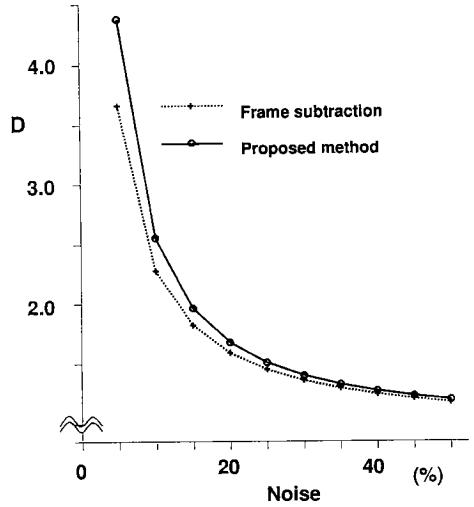


図6 動画像領域判定法とノイズとの関係
Fig. 6 Relation between moving region detectability and standard deviation of noise.

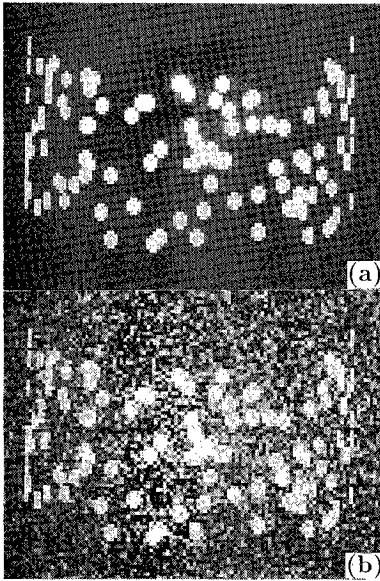
まず、式(10)と式(14)をそれぞれ用いて評価画像の S の値を算出し、 S_a とする。更に移動物体を削除した評価画像、すなわちノイズのみの画像を用いて、同様の式を用いて算出した S を S_b とする。

動領域の判定に用いるしきい値 T を、 S_a と S_b の間に選んだ場合、この対象領域の動きの有無を良好に判別できることになる。このとき S_a と S_b との差が大きいほど、しきい値が設定しやすい優れた方法であると考えられる。そこで、動領域判定の容易性を判定係数 $D = S_a / S_b$ で表し、この値のノイズの大きさに対する変化量を算出した。

結果を図6に示す。横軸は移動物体の画素値(1,000)と比較したガウスノイズの標準偏差を、縦軸は判定係数 D を示す。3.2 で提案した方法は、フレーム間差分を用いる方法と比べて、大きな判定係数を得ることが可能であった。また動領域判定のためにフレーム間差分を行うハードウェアを付加する必要なく、動領域判定を行うことができることが可能であることから、3.3 で示した動領域検出手法は、3次元フーリエ空間を用いるフロー算出方式での有効な動領域判定方法であると言える。

4.1.2 フロー検出精度の検討

次に拡張フーリエ変換法の有効性を検証するために、計算機で作成した人工的な時系列画像を用いて、混入した雑音とフローの検出精度の関係を調べる実験を行った。シミュレーションには図7(a)に示すランダムにドット



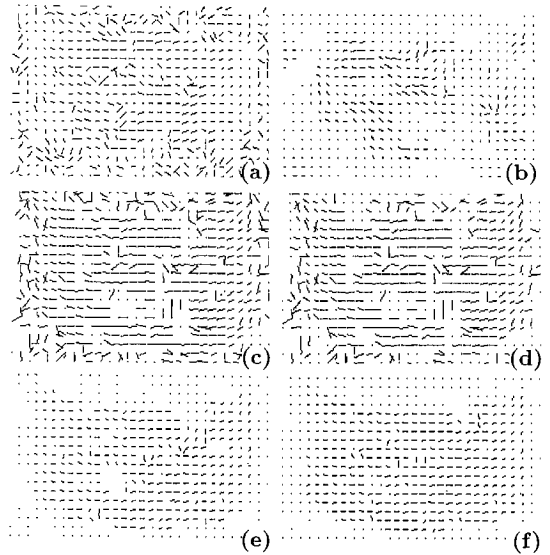
(a) Image without noise.
 (b) Image with noise.
 (standard deviation of noise is 30 % compared with dots).

図7 計算機シミュレーションに用いる画像
 Fig. 7 Random dot phantom for computer simulation.

トを配置した円筒側面状物体を用いた。ドットは正面から見た直径が5画素の円形で濃度値は1,000に設定した。円筒は左向きに120フレームで1周するようにドットを移動させた。ドットの移動距離の最大値は、約2.6画素である。更に、平均が0のガウスノイズを付加することにより、ノイズによる検出精度の検討も行った。図7(b)に標準偏差300(ドットの値に対して30%)のノイズを付加した円筒側面状物体を示す。なおシミュレーションに用いた画像は、1画素16bit、画素数256×240画素で表現した。またフローは4画素間隔で算出した。

比較対象としてブロックマッチング法とこう配法を用いた。各方式の条件として、ブロックマッチング法は、マッチングに使うブロックの大きさは検出点を中心とした8×8画素とし、探索範囲はx, y方向に3画素とした。またこう配法では、各画素の値を3×3画素の領域の単純平均した値を用い、また式(4)中の空間的滑らかさを決める定数 $\lambda=0.5$ とした。

更にフーリエ変換法および拡張フーリエ変換法では、対象領域サイズ8×8×8画素とし、各補正項の効果を確認するため、以下の条件でフローの算出を行った。なお式(13)中の $k_2=3.0$ と設定した。



(a) Block matching method.
 (b) Gradient method.
 (c) Fourier transform method with filtering.
 (d) Fourier transform method with filtering and moving area detection.
 (e) Fourier transform method with filtering, moving area detection and flow energy restriction.
 (f) Fourier transform method with filtering, moving area detection, flow energy restriction and flow prediction.

図8 算出されたフロー
 Fig. 8 Calculated flow using Random dot phantom.

- (FFT1) 式(7)のみを用いる方法(フーリエ変換法)
- (FFT2) FFT1+時空間フィルタ処理
- (FFT3) FFT2+動領域判定
- (FFT4) FFT3+フローエネルギー制限項
- (FFT5) FFT4+フロー予測関数

評価方法として、算出されたフローの向きと真値との相関係数を用いた⁽⁴⁾。なおこう配法およびブロックマッチング法によるフローの算出は、動領域判定を行っていないため、円筒以外の領域にもフローが検出される。従って円筒以外の領域を比較の対象に加えた場合、こう配法、ブロックマッチング法は、フロー検出精度が見掛け上、低下する。そこで、本評価では円筒領域以外(背景部分)のフローは、相関係数算出の対象外とした。

相関が1に近いほど、フローの向きが真値に近いことを表す。標準偏差をランダムドットの値(1,000)の30%に設定したガウスノイズを付加した画像を入力として、各方式によって得られたフローを図8に示す。

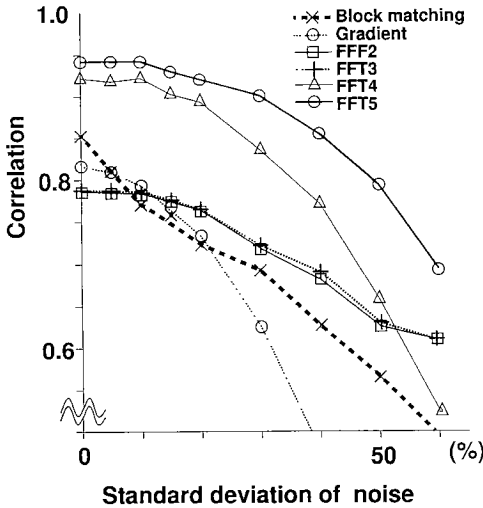


図9 算出したフローの誤差とノイズとの関係
Fig. 9 Relation between calculated movement and Gaussian noise.

更に図9にガウスノイズの大きさに対するフローの精度を示す。図中横軸が画像に加えたノイズの標準偏差、縦軸は相関係数である。FFT1は3.2で指摘したとおり、対象領域中の動き成分より静止成分が強いため $\omega_t = 0$ 平面が平面スペクトル和 H 最大となり、画像全体でフローが0となった。従って図8, 9には加えていない。この結果からFFT2は、こう配法やブロックマッチング法とほぼ同程度のフロー検出能力があることがわかる。またFFT3はFFT2に比べてわずかながら検出精度が向上した。これは、本実験では相関係数算出を円筒領域のみを対象としているが、FFT2ではドットのない領域のフローが多少不安定となるのに比べ、FFT3では0となるためである。更にフローエネルギー制限項を加えたFFT4は、ブロックマッチングとこの配法よりも高い検出精度を得ることが可能であった。更に予測を加えたFFT5は、ノイズの少ない領域で0.05程度、ノイズの多い領域で0.15程度FFT4に比べ相関係数を向上させることが可能であった。またフロー予測を行うことにより、平面スペクトル和の探索範囲が大幅に減少するため、演算に必要な時間を約1/2程度に削減することが可能であった。

4.2 実際の画像による実験

本方式を実際の動画画像に適用した。入力画像として、車が移動する画像を用いた。フレームレートは1/30秒、画素数は256×240画素、1画素を256階調で計測を行った。車は1フレーム当り約3画素ずつ下方向に移

動している。式(10)の S を10,000、式(13)の k_2 を0.5に設定した。なおこれらの値は経験的に決定した。

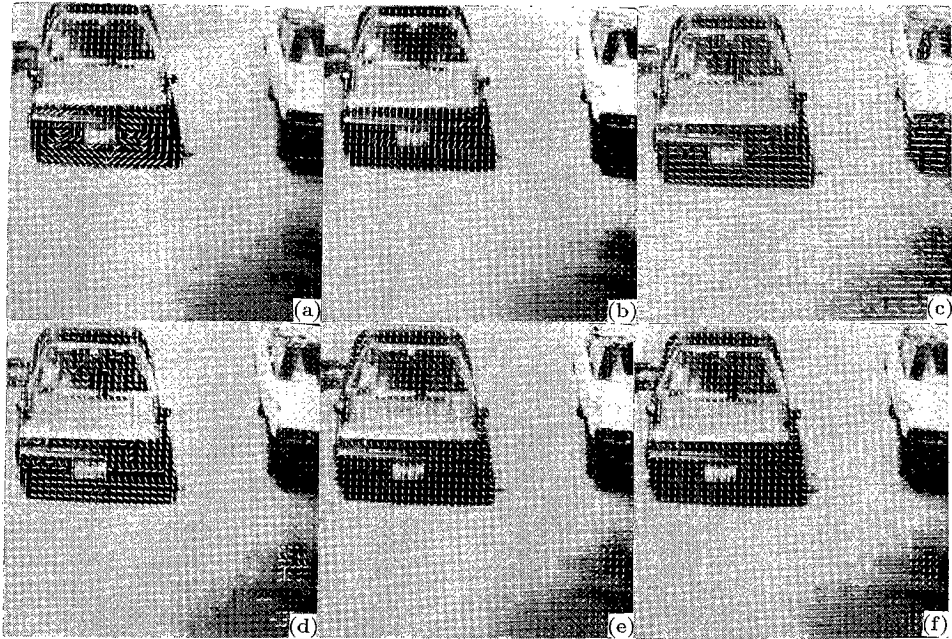
図10(a)のブロックマッチング法は、フローの方向、および大きさの均一性に劣っている。(b)のこの配法は、全体的に良好なフローが得られているものの、ボンネット部分などにフローの乱れが確認できる。またフローの大きさの均一性にも問題がある。(c)のFFT2は車以外の領域にもフローが算出されており、また算出されたフローも乱れている。また(d)のFFT3では、車以外の部分はほとんどが静領域と判定され、フロー検出の対象とならなかったことから動領域判定の有効性が確認できる。更にフローエネルギー制限項を加えた(e)のFFT4は、フローの方向、大きさともそろった良好なフローを得ることが可能であった。更に写真上下部右にある風による木の影のフローも算出することが可能であった。また(f)のFFT5ではFFT4でフローの向きが反転していた、車のナンバープレート付近でのフローが正常に算出されていることが確認できる。

5. むすび

本論文では、物体が移動している3次元時空間をフーリエ変換すると、物体の動く方向に依存する特定の平面にスペクトルが分布するという、テレビジョンの分野でよく知られた性質を用いたフーリエ変換法によるオプティカルフロー検出と、オプティカルフロー検出の代表的な方法であるこの配法とブロックマッチング法の三つのフロー算出手法の定量評価を行った。

更に、フーリエ変換法によるフロー算出能力を向上させるために、拡張フーリエ変換法の提案を行った。拡張フーリエ変換法は、次の四つの拡張部から構成される。(1)動きに起因するスペクトルを強調させる時空間フィルタ。(2)フーリエ変換法に適した動領域判定手法。(3)過去に検出したフローと現在のフローはあまり変化しないという時間的な滑らかさを考慮したフロー予測分布関数。(4)のぞき穴問題を解決するフローエネルギー制限項。

次に拡張フーリエ変換法の有効性を確認すべく、計算法で作成したシミュレーション画像により、ブロックマッチング法、この配法、フーリエ変換法を比較対象として実験を行った。その結果、従来の方式に比べ良好なフローを算出できることを確認した。更にノイズを付加した実験も行った結果、本方式がノイズの影響を受けにくいことを確認した。また実画像を用いて



- (a) Block matching method.
- (b) Gradient method.
- (c) Fourier transform method with filtering.
- (d) Fourier transform method with filtering and moving area detection.
- (e) Fourier transform method with filtering, moving area detection and flow energy restriction.
- (f) Fourier transform method with filtering, moving area detection, flow energy restriction and flow prediction.

図 10 実際の画像を用いた実験
Fig. 10 Calculated flow using real images (moving car).

も本方式が有効であることを確認した。

本方式は、現在のところこう配法の 10 数倍の演算時間を必要とする。しかし本方式をハードウェアで実現することを考えた場合、必要な処理ユニットは、フーリエ変換、および平面スペクトル和の算出という単純なユニットである。更に処理の並列化、パイプライン化などは容易に行うことが可能である。

今後の課題としては、実時間処理を目指して、よりいっそう処理時間の削減を図ることが挙げられる。また、今後はハードウェア化に適するよう処理アルゴリズムを再検討する予定である。更に予測の最適化を行い、よりいっそうフロー算出の精度を向上させることも今後の課題である。

文 献

- (1) Aggarwal J. K., David L. S. and Martin W. N.: "Correspondence processes in dynamic scene analysis", *IEEE Proc.* **69**, 5, pp. 562-572 (1981).
- (2) 富永英義, 小松尚久, 宮下荘史, 花村 剛: "階層画素情報を用いた動画における動き量検出方式", *信学論(D-II)*, **J72-D-II**, 3, pp. 395-403 (1989-03).
- (3) Horn B. K. P. and Schunck B. G.: "Determining Optical Flow", *Artificial Intelligence*, **17**, pp. 185-203 (1981).
- (4) 遠藤利男, 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-II)*, **J74-D-II**, 12, pp. 1678-1685 (1991-12).
- (5) 木村 茂, 糸内太郎, 小沢慎治: "予測と探索の機能を有した勾配法によるオプティカルフロー抽出", *信学論(D-II)*, **J74-D-II**, 4, pp. 509-519 (1991-04).
- (6) Ohta N.: "Image Movement Detection with Reliability Indices", *Trans. IEICE*, **E74**, 10, pp. 3379-3388 (Oct. 1991).
- (7) Cafforio C. and Rocca F.: "Methods for Measuring Small Displacements of Television Images", *IEEE Trans. IT*, **22**, 5, pp. 573-579 (1976).
- (8) 鈴木教洋, 吹坂敬彦: "動画像の速度に関する二つの基本定理の等価性について", *信学論(D)*, **J70-D**, 9, pp. 1828-1829 (1987-09).

- (9) Bracewell R. M. : "The Fourier Transform and Its Applications", McGraw Hill (1965).
- (10) Plompen R., Hatori Y., Geuen W., Guichard J., Guglielmo M. and Brusewitz H. : "Motion video coding in CCITT SG XV—The video source coding", in Proc. GLOBECOM 88, 31.2.1, pp. 998-1004 (1988).

(平成5年3月16日受付, 7月5日再受付)



松尾 啓志

昭58名工大・情報卒。昭60同大学院修士課程了。同年松下電器産業(株)入社。平1名工大大学院博士課程了。同年名工大・電気情報・助手, 平5名工大・電気情報・講師, 現在に至る。画像処理, 画像認識, 分散処理に関する研究に従事。工博。情報処理学会, ソフトウェア科学会, IEEE各会員。



清原 学

平4名工大・電気情報卒。現在, 同大学院博士前期課程(電気情報工学専攻)在学中。画像処理, 自動証明に関する研究に従事。



岩田 彰

昭48名大・工・電気卒。昭50同大学院修士課程了。同年名工大・情報・助手。昭57年4月より昭58年10月まで, ドイツ連邦共和国ゲーセン大学医学部医用情報研究所客員研究員。昭59名工大・情報・助教授。平5名工大・電気情報・教授, 現在に至る。生体情報処理, 医用情報処理, ニューラルネットワークに関する研究に従事。工博。日本ME学会, 情報処理学会, IEEE各会員。



鈴木 宣夫

昭28名大・工・電気卒。民間会社勤務の後, 昭38名大・工・助手。以後, 講師, 助教授を経て, 昭49名工大・情報・教授。学科改組により, 電気情報工学科教授を経て, 現在, 中部大学工学部電子工学科教授。この間, 生体信号の計測処理, 生体関連の画像処理等の研究に従事。工博。