

時空間画像中の運動軌跡の統合に基づくオプティカルフロー推定法

大塚 和弘 堀越 力 鈴木 智

NTT ヒューマンインタフェース研究所

e-mail : tsuka@aether.hil.ntt.co.jp

あらまし

時空間中の運動軌跡に基づく新しいオプティカルフロー推定法を提案する。本研究では、移動物体のエッジや輪郭が時空間中に描く曲面状の軌跡に着目し、この軌跡に接する接平面の交線の方向から速度成分を推定するという原理を示し、その実行の手段として、ハフ変換を用いた手法を提案する。本手法は、2段階のハフ変換を用い、最も優勢な交線の方向を検出することで、ノイズやオクルージョンにロバストに準局所的な並進速度成分が得られるという特徴がある。また、推定されたフローの信頼度を定義し、aperture problemを抑制するための最適な注視範囲を自動決定するアルゴリズムもあわせて示す。合成画像ならび実画像を対象とした実験により本手法の有効性を示す。

Optical Flow Estimation from Motion Trajectory in Spatiotemporal Space

Kazuhiro OTSUKA Tsutomu HORIKOSHI Satoshi SUZUKI

NTT Human Interface Laboratories

Abstract

A new framework and method, based on image motion trajectories in spatiotemporal space, are proposed to estimate optical flow from an image sequence. We focus on the surfaces of the trajectories in the spatiotemporal space formed by the edges and contours of moving objects and obtain image velocity from the orientation of intersection line formed by tangent planes on the trajectories. The proposed method includes two Hough transforms to detect the most dominant orientation in all possible intersection lines and reliably produces the dominant translational image velocity semi-locally. Experimental results from several synthetic and real image sequences are presented to verify the effectiveness of the method.

1 はじめに

オブティカルフローの推定は、時系列画像の解析において基本的な問題の一つである。近年、その対象は、剛体から医療画像や気象画像などの変形や生成、消滅等を伴う対象へと広がっている。しかし、このような実世界の対象に対しては、従来のオブティカルフロー推定法が前提としている画像輝度の不変性や連続性などの仮定[1]が成立しない。そのため、これらの対象からのオブティカルフローの推定は未だ困難な課題として残っている。

そこで著者らは、従来法のノイズやオクルージョン、画像輝度および速度場の不連続に起因する欠点を改善すべく時空間画像に基づくオブティカルフローの推定法の研究を進めている。時空間画像とは、時系列画像の各フレームの画像を順番に積み重ねてできる3次元のボリュームデータのことであり、時空間画像を用いることにより、対応づけの問題が回避でき、従来の多くの手法が積極的に用いていなかった連続する時系列に含まれる豊富な情報が活用できるため、オクルージョンやノイズ等にロバストな手法を導くことができると考えられる。

画像中の見かけの動きは、移動する対象物体が描く時空間中の運動軌跡の方向から得られることが知られている[2][3]。これまで、時空間画像から抽出された $x-t$ 断面などの断面画像を用い、その画像中に現れる運動軌跡のエッジの傾きからの速度を得る手法が提案されており、対象の動きの方向が限定された交通の計測などの応用に主に適用されてきた[4]。

また、時空間画像の周波数領域での表現に基づいた方向選択性の時空間フィルタを用いる手法[5][6]が提案されているが、演算が局所的であるため、空間的に方向性の強いパターンに対しては、aperture problemが避けられないという問題が指摘されている[7]。

本研究では、これらの手法とは異なり、3次元の時空間領域そのものを対象とし、画像平面中のエッジや輪郭が時空間中に描く運動軌跡(これを軌跡曲面と呼ぶ)を考える。そして、対象が一様に並進すると仮定したとき、軌跡曲面に接する全ての接平面がつくる交線は運動軌跡と同じ方向をもつことに着目し、この交線の方向から画像速度を推定するという原理を提案する。また、その実行の手段として、2段階のハフ変換を用いた手法を提案する。この手法は、着目している点の近傍(注視範囲と呼ぶ)に含まれる軌跡曲面の接平面を検出し、可能な組合せの交線の中で、最も優勢な交線の方向を決定することで、ノイズやオクルージョンが存在する時系列画像からも、安定かつ正確に局所的な並進の速度成分を求めることができるという特徴をもつ。また、aperture problemを抑制するために注視範囲を可変として、その最適なサイズを決定する

アルゴリズムもあわせて提案する。

これまでも、ハフ変換を用いた動きの推定法として、予め他の方法で得られたオブティカルフローや特徴点の動きの解釈をハフ変換で行なうものや、フレーム間の局所領域内の濃淡値等のマッチングをおこなう手法などが提案されている[8][9][10][11]。これら手法のほとんどは、2フレームのみを用いているのに対し、本研究では、複数のフレームからなる時空間画像に含まれる動きの情報が活用できる点が大きく異なる。

本報告の構成は以下のようになっている。2節で提案手法の原理を述べ、3節で2段階のハフ変換を用いたアルゴリズムを述べる。4節で合成画像、実画像に対して本手法を適用し、その有効性を検証し、5節で結びと今後の課題を述べる。

2 原理

時系列画像の各フレームを時間方向に順番に積層していくと、時空間画像と呼ばれる3次元の画像輝度のデータが得られる。時空間画像中において、移動する対象物体上の一点は直線状または曲線状の運動軌跡を描き、この運動軌跡の傾きから物体の画像上での見かけの移動速度、方向が推定できることが知られている[2][3]。しかし、実際に画像中の一点を安定に抽出、追跡することは、ノイズやオクルージョンなどが生じる環境下では困難である。

そこで、本研究では抽出が比較的容易である画像中のエッジや輪郭と、それらが時空間画像中に描く曲面状の軌跡に着目した。いま、対象物体の輪郭上の2点(ただしコーナ等を除く)を考えると、その2点に接する接線は、互いに平行でない場合には唯一の交点を持つ(図1(a))。これを時空間領域で見ると、対象物体の輪郭は曲面を描く(これを軌跡曲面と呼ぶ)(図1(b))。そして、輪郭上の接線は、この軌跡曲面の接平面になり、輪郭上の接線の交点は、接平面の交線となる(図1(c))。対象物体の動きが空間的に一様で時間的に変化しない場合、軌跡曲面に接する接平面の全ての交線は、対象物体の運動軌跡の方向と同一の方向をもつ(図1(d))。よって、対象物体の画像上での速度成分を推定する問題は、時空間中の軌跡曲面の接平面がつくる交線の方向を検出する問題とみなすことができる。

ここでは、注視範囲内において、軌跡曲面の接平面の全ての可能な組合せから得られる交線の方向を求め、その最も優勢な方向から運動軌跡の方向を求めることで、部分的にオクルージョンが起こる場合やノイズにより画像が劣化する場合にも、安定かつ正確に最も優勢な並進成分を推定することができる。

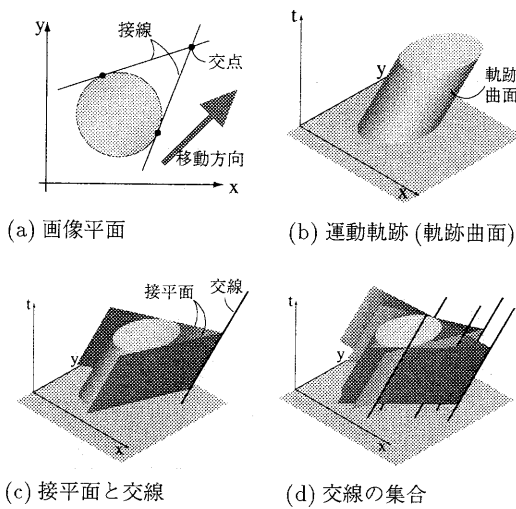


図 1: 時空間中の運動軌跡の接平面とその交線

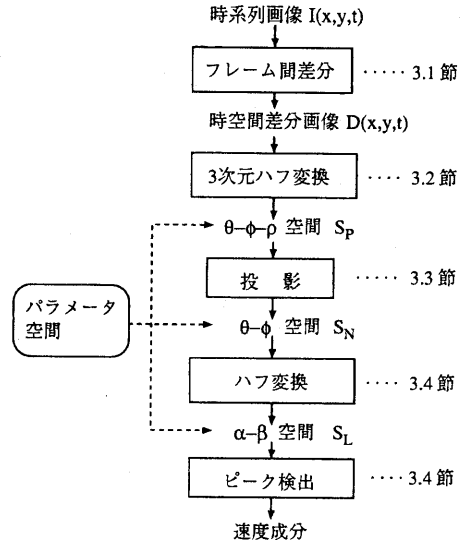


図 3: 流れ図.

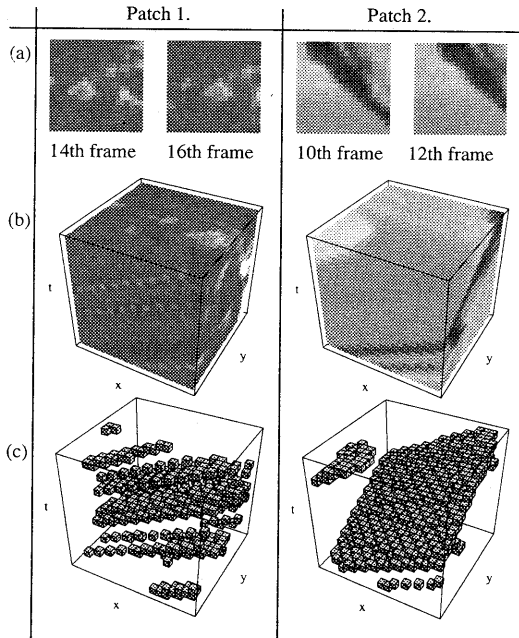


図 2: (a) 時系列画像 (画像サイズ: 20×20 pixels), (b) 時空間画像 (サイズ: 20×20 pixels \times 21 frames), (c) 時空間差分画像 (表示のため 2 値化, サイズ: 20×20 pixels \times 20 frames).

3 提案するアルゴリズム

提案した原理を実行する手段として、2段階のハフ変換を用いた手法を提案する。ハフ変換は、ノイズや欠落が存在する図形要素(直線、円など)を画像から検出する方法として優れた能力をもつことが知られている [12]。そこで本研究では、このハフ変換の性質を利用し、まず、3次元ハフ変換を用い、時空間画像中から軌跡曲面の接平面の検出を行ない、続いて、別のハフ変換により接平面の交線を検出することで、準局所的に、最も優勢な並進成分を決定する。図3に本手法の流れを示す。

3.1 軌跡曲面の抽出

はじめに、時系列画像から注視範囲の抽出をおこなう。その例を図2(a),(b)に示す。図2(a)は図6(a)のある二つの部分 (20×20 pixels) を抜きだした時系列画像中の2フレームであり、図2(b)は、その時空間画像である。図2(左側)は図6(a)の中央上部の木の葉の密集しているテクスチャーの細かい部分であり、図2(右側)は木の幹の直線的なエッジをもつ部分である。いづれも左から右に一樣に移動している。

次に、対象物体のエッジや輪郭が時空間中に描く軌跡曲面を構築するため、抽出した近傍の時系列画像 $I(x,y,t)$ についてフレーム間差分を行ない、差分画像を積層した時空間画像をつくる。この画像を時空間差分画像と呼び、その濃淡値を $D(x,y,t)$ と表す。フレーム間差分をおこなうと、その差分画像中には対象物体

の移動等によって物体境界部や物体内のエッジなど、濃淡変化の大きい部分が大きな値として現れ、静止領域は除去される。この差分画像の正值または負値、絶対値をとった画像を時間方向に積層すると、エッジや輪郭は連続した曲面状の軌跡として時空間差分画像中に現れる。これを本研究では軌跡曲面として考える。図2(c)は、図2(b)の例について、それぞれ時空間差分画像の様子を2値化して表示したものである。図2(c)の左側の例では、細かいテクスチャーが移動するため、棒状の軌跡が多数出現するのに対し、右側の例では木の幹のエッジによって描かれた大きな平面状の軌跡が存在することがわかる。

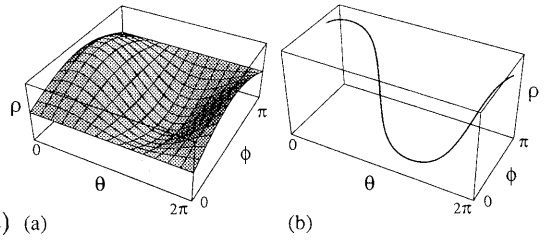


図4: (a) x - y - t 空間中での一点に対応する θ - ϕ - ρ 空間中の一曲面, (b) x - y - t 空間中での一直線に対応する θ - ϕ - ρ 空間中の一曲面。

3.2 接平面の検出

時空間差分画像 $D(x, y, t)$ として得られた軌跡曲面から、その接平面を3次元ハフ変換によって検出する。ここでは、軌跡曲面の接平面を時空間差分画像 D 中の画素の集合からなる平面として近似をおこない、その分布を極座標表示した平面のパラメータ (θ, ϕ, ρ) の関数として求める。

時空間中の点 (x_i, y_i, t_i) を通る平面は、極座標を用いると次式のように表すことができる [13]。

$$x_i \cdot \cos \theta \cdot \sin \phi + y_i \cdot \sin \theta \cdot \sin \phi + t_i \cdot \cos \phi = \rho \quad (1)$$

ただし、 (θ, ϕ, ρ) は平面のパラメータであり、その範囲を $0 \leq \theta < 2\pi, 0 < \phi < \pi/2, -\infty < \rho < \infty$ とする。式(1)より、時空間 $(x$ - y - t 空間)中の1点は図4(a)のようなパラメータ空間 $(\theta$ - ϕ - ρ 空間と呼ぶ)中の一曲面に対応し、 θ - ϕ - ρ 空間中の一点は、 x - y - t 空間中の一平面上に対応することがわかる。 x - y - t 空間での一平面上にある複数の点に対応する θ - ϕ - ρ 空間中の複数の曲面は、 θ - ϕ - ρ 空間中の一点で交わる。よって、 θ - ϕ - ρ 空間における曲面の交点を求めることで x - y - t 空間中の平面を検出することができる。

3次元ハフ変換では、 θ - ϕ - ρ 空間を離散化した3次元配列 $S_P(\theta, \phi, \rho)$ を準備し、対象となる時空間差分画像 $D(x, y, t)$ の全ての画素について、式(1)が指す $S_P(\theta, \phi, \rho)$ 中のセルに濃淡値 $D(x, y, t)$ の重みを付けて投票を行なう。投票終了後、 $S_P(\theta, \phi, \rho)$ 中に集積された投票値は、時空間 $D(x, y, t)$ 中の軌跡曲面に含まれる平面成分の分布を表す。ここではこれを軌跡曲面の接平面の分布と近似する。

また、対象にオクルージョンが生じる場合、運動軌跡には途切れが生じるが、3次元ハフ変換の性質により、ロバストに軌跡の接平面が検出できる。

3.3 軌跡の統合

注視範囲内の動きの情報を時間と位置に不変な情報へと統合するために、 θ - ϕ - ρ 空間を平面の法線方向の

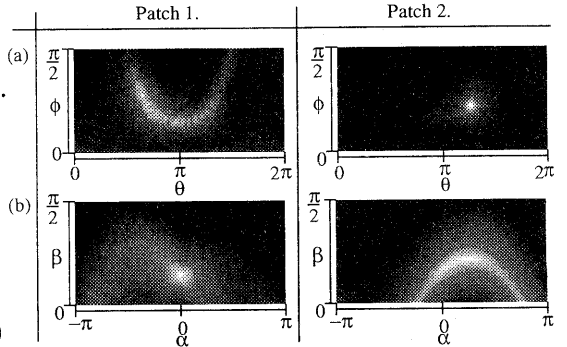


図5: (a) θ - ϕ 空間(時空間中の平面の分布を表現), (b) α - β 空間(接平面の交線の分布を表現)。

パラメータ空間 $(\theta$ - ϕ 空間, S_N) に投影する。この操作は、 θ - ϕ - ρ 空間中の各々の (θ, ϕ) について ρ 方向に投票の最大値を探索することで行なわれる。

$$S_N(\theta, \phi) = \max_{\rho} S_P(\theta, \phi, \rho) \quad (2)$$

図5(a)は、図2で示した2つの例について、それぞれ θ - ϕ 空間を図示したものである。投票数の大小を濃淡で表現しており、ピークの座標値は接平面の法線方向に対応する。図5(a)の左側の例では、図2(c) (左側)の棒状の軌跡を取り巻く接平面が一連のピークとして現われているが、図5(a)の右側の例には、図2(c) (右側)中の平面に対応する一つの顕著なピークが現われている。パラメータ空間中のピークの広がりは、主に対象物体の速度や方向のばらつき、エッジの形状等により影響を受ける。

3.4 交線の検出

あらゆる接平面の組合せがつくる交線の方向の分布を検出するために、接平面の法線方向のパラメータ空間である θ - ϕ 空間を交線の方向を表すパラメータ空間

(α - β 空間)へ変換するハフ変換を定義し、最終的に α - β 空間中の投票値のピークから速度を決定する。 α は交線の空間方向、 β は時間方向を表すパラメータである。

いま、 x - y - t 空間中の一直線が θ - ϕ - ρ 空間中ではどのように表されるかを考えると、この直線は x - y - t 空間中の2点を3次元ハフ変換したときに描かれる2つの曲面の交線に対応することが知られている [13]。いま、 x - y - t 空間中の直線が2点 $P_1(x_1, y_1, t_1)$, $P_2(x_2, y_2, t_2)$ を通るとすると、変換される曲線は式(1)から

$$\phi = \tan^{-1} \frac{t_2 - t_1}{(x_1 - x_2) \cos \theta + (y_1 - y_2) \sin \theta} \quad (3)$$

$$\rho = x_1 \cos \theta \sin \phi + y_1 \sin \theta \sin \phi + t_1 \cos \phi \quad (4)$$

のように求めることができる。ただし、 $t_1 \neq t_2$ である。図4(b)に、この曲線の様子を示す。ここで、交線の方向を一種の極座標表示のパラメータである α, β を用いて、

$$l_x = x_2 - x_1 = \cos \alpha \cos \beta \quad (5)$$

$$l_y = y_2 - y_1 = \sin \alpha \cos \beta \quad (6)$$

$$l_t = t_2 - t_1 = \sin \beta \quad (7)$$

と表すと、式(3)は、

$$\phi = -\tan^{-1} \frac{\tan \beta}{\cos(\alpha - \theta)} \quad (8)$$

と書き直せる。よって、 α - β 空間と θ - ϕ 空間の関係は、 x - y - t 空間中の直線の方向のみに依存し、式(8)から α - β 空間中の一点(つまり x - y - t 空間中の一直線)は θ - ϕ 空間中の一曲线に対応することがわかる。また、式(8)を書き直すと θ - ϕ 空間中の一点は、

$$\beta = -\tan^{-1} \{ \tan \phi \cdot \cos(\alpha - \theta) \} \quad (9)$$

と表される α - β 空間中の一曲线に対応することがわかる。式(9)の曲线は x - y - t 空間中に一つの平面を与えたときに、その平面上に存在し得る直線の方向の分布を与える。

したがって、 θ - ϕ 空間中に2点を与えると、 α - β 空間中には二つの曲线が引かれ、平面の交線の方向はこの二曲线の交点から得ることができる。

また、言い替えると、 α - β 空間中の一点を決定する問題は、 θ - ϕ 空間中の分布 $S_N(\theta, \phi)$ に最もマッチする式(8)の曲线のパラメータ α, β を決定する問題とも考えられる。

以上の考察より、交線の方向を求めるためのハフ変換が定義できる。まず、 α - β 空間を2次元配列 $S_L(\alpha, \beta)$ 上に確保し、次に、 θ - ϕ 空間中の分布 $S_N(\theta, \phi)$ の各点について、式(9)の曲线を通る S_L 中のセルに投

票を行なう。この時、投票には $S_N(\theta, \phi)$ の重みがつけられる。投票後、 $S_L(\alpha, \beta)$ に集積された値が、接平面の交線の分布を表す。 $S_L(\alpha, \beta)$ の値は、交線をつくる複数の接平面を含む $D(x, y, t)$ の濃淡値と関連している。

ここで、投票後の S_L において、最大の投票値をもつピークが最も優勢な交線の方向を表すものとし、この交線の方向から対象物体の速度成分を求める。 $S_L(\alpha, \beta)$ 中の最大値を与える点を α_P, β_P とすると、速度の方向は α_P に等しく、速度の大きさは、式(7)から β_P を用いて

$$V = \frac{1}{\tan \beta_P} \quad (10)$$

のように得られる。

図5(b)は図2の2つの例について、 α - β 空間を図示したものである。左側の例ではピークが一点に立ち、速度が一意に決定できることがわかる。しかし、右側の例では、分布が曲线状になるため速度が曖昧であることが読みとれる。この例では、注視範囲内(図2(a)の右図)に直線状のエッジしか存在せず、速度を一意に決定するための情報が不足し、aperture problem が発生している。

3.5 フローの信頼度と最適な注視範囲の決定

図5(b)の右側の例からわかるように、 α - β 空間中のピークの広がり、推定されたフローの不確かさを反映している。そこで、 α - β 空間中のピーク点 (α_P, β_P) まわりの分散を得られた速度成分の信頼度として利用する。分散値 σ^2 は、 α, β 方向の分散 $\sigma_\alpha^2, \sigma_\beta^2$ の和

$$\sigma^2 = \sigma_\alpha^2 + \sigma_\beta^2 \quad (11)$$

として与えられる。分散 σ^2 が小さいときは、推定されたフローの信頼度が高く、逆に分散 σ^2 が大きいときは、信頼度が低いことを示す。

この信頼度を利用し、最適な注視範囲のサイズを自動的に決定するアルゴリズムを提案する。まず、時空間中の着目点 (x_0, y_0, t_0) を中心とする注視範囲の初期値、終了値、増分を与える。次に、注視範囲を初期値から徐々に膨張させながら、上述のフロー推定のアルゴリズムを実行し、推定値の信頼度を式(11)で求める。その後、最終的に分散値 σ^2 のもっとも小さい推定値を出力とする。この膨張処理により、注視範囲のサイズの自動選択が可能となり、aperture problem を抑制することができる。

また、信頼度を推定値の妥当性の判断材料として考え、分散値をしきい値として与え、出力の選別を行なうことで、推定誤差のばらつきを抑えることができる。

4 実験

提案した手法の有効性を確認するために、いくつかの合成画像、実画像に対して速度場の推定を行なった。パラメータ空間の解像度は、 $\Delta\theta=\Delta\alpha=2[\text{deg}]$, $\Delta\phi=\Delta\beta=1[\text{deg}]$ とし、 ρ 方向の分割数は 50 とした。提案したアルゴリズムを一定の空間間隔毎に実行し、速度場を得た。

4.1 合成画像

合成画像として、Fleet[6], Barron[14] らの “Translating tree”, “Diverging tree” 画像を用いた (図 6(a)). 画像のサイズは 150×150 pixels で、膨張処理を 10 ~ 25 pixels まで、10 ~ 20 frames まで行なった。

Translating tree sequence 対象に対しカメラが横にスライドする画像で、左端で 1.73 pixels/frame, 右端で 2.3 pixels/frame の水平方向の速度をもつ。図 6(b) に本手法で計算された速度場を示す。平均角度誤差 [6] は 1.08[deg] となり、高い精度で推定がなされていることがわかる。信頼度のしきい値は $\sigma^2=40.0$ とした。

Diverging tree sequence 対象に対してカメラが前進する画像であり、画像の中心から離れるにしたがい、速度が増加している。図 6(c) に理想的な速度場を示す。図 6(d) に本手法により得られた速度場を示す。平均角度誤差は 5.21[deg] となった。しきい値は $\sigma^2=30.0$ とした。“Translating tree” の場合と比べて精度が低下するのは、局所的に速度、方向が変化しているためであると考えられる。

ノイズに対するロバスト性 “Translating tree” に平均 0 のガウス状ノイズを加え、提案手法のノイズに対するロバスト性を検証した。図 7(a) に標準偏差 20.0 のノイズを加えた画像を示す。図 7(b) には図 7(a) から得られた速度場を示す。平均角度誤差は 3.27[deg] となり、ノイズの量に対して、十分に精度良く速度場が得られていることがわかる。しきい値は $\sigma^2=10.0$ とし、膨張処理は、10 ~ 30 pixels, 10 ~ 20 frames まで行なった。また、平滑化等の前処理、後処理はおこなっていない。

一様なランダムノイズは θ - ϕ 空間の投票の集積値をかき上げる効果をもつ。しかし、本来の対象の動きによる投票値のピークが、ノイズによる投票値より高い限り、ハフ変換の多数決の原理により正確な速度を求めることができる。

4.2 実画像

SRI sequence 林の中をカメラが対象に対して横にスライドに並進するシーンである (図 8(a)). 速度は約 2 pixels/frame であり、オクルージョン等のために難しい対象とされている [14]. 図 8(b) には、本手法で

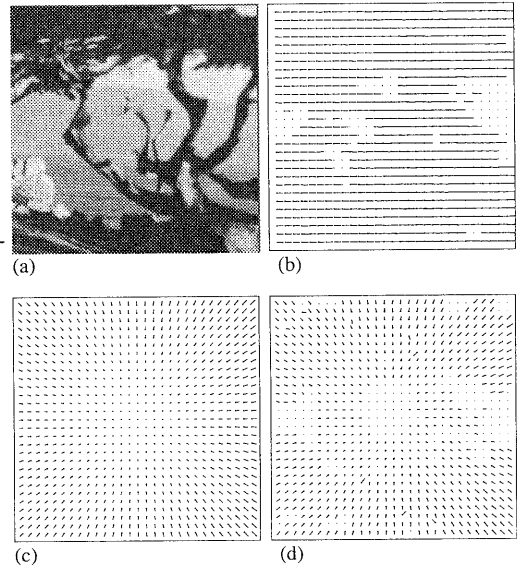


図 6: (a) 対象画像, (b) “Translating tree” に対する本手法の速度場, (c) “Diverging tree” の正しい速度場, (d) “Diverging tree” に対する本手法の速度場.

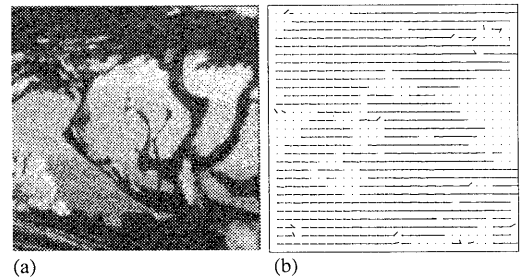


図 7: (a) ノイズが付加された画像 (平均 0, 標準偏差 20.0 のガウス状ノイズ), (b) 本手法により得られた速度場.

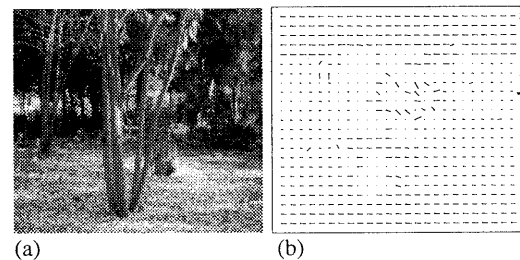


図 8: (a) SRI Tree sequence, (b) 本手法により得られた速度場.

計算された速度場を示す。分散のしきい値は25.0とし、膨張処理は10～30 pixels, 10～21 framesまで行なった。中心部分でややエラーが多くなっているが、他の部分においては妥当なフローが得られた。

Taxi sequence 3台の車が異なった速度で動いている“Taxi sequence”を対象とした実験結果を図9に示す。図9(bottom)には、本手法で計算された速度場を示す。分散のしきい値は使用せず、膨張処理は10～25 pixels, 10～21 framesまで行なった。背景との境界部においても妥当なフローが得られた。

5 むすび

時空間中の運動軌跡に基づく新しいオプティカルフロー推定法を提案した。移動する対象物体のエッジや輪郭が時空間中につくる曲面状の運動軌跡に着目し、この軌跡の接平面の交線の方向から速度を決定する原理を提案した。その実行のために、2段階のハフ変換を用いて、準局的に最も優勢な並進成分を求めるアルゴリズムを提案した。いくつかの合成画像、実画像から速度場を推定する実験をおこない、ノイズへのロバスト性等、本手法の有効性を確認した。今後の課題として、しきい値の決定法やハフ変換の計算の効率化、パラメータ空間の解析法、生成・消滅を伴う動柔物体への適用などを検討している。

謝辞

本研究の機会を与えていただいた映像処理研究部 徳永幸生部長、並びに熱心に御討論頂いた基礎研究所 村瀬 洋主幹研究員、コミュニケーション科学研究所 上田修功主任研究員、映像処理研究部の皆様に感謝いたします。

参考文献

- [1] B. K. P. Horn and B. G. Schunck, “Determining optical flow”, *Artificial Intelligence*, Vol.17, pp.185-203, 1981.
- [2] 山本, “画像化された運動軌跡による動画像処理”, 情処学論, Vol.22, No.5, pp.442-449, 1981.
- [3] E. H. Adelson and J. R. Bergen, “Spatiotemporal energy models for the perception of motion”, *J. Opt. Soc. Am. A*, Vol.2, No.2, pp.284-299, 1985.
- [4] 中西, 塩, 石井, “時空間画像処理による走行車両自動抽出”, 信学論 D-II, Vol. J77-D-II, No.9, pp.1716-1726, 1994.
- [5] D. J. Heeger, “Optical flow using spatiotemporal filters”, *Int. Journal of Computer Vision*, Vol.1, pp.279-302, 1988.
- [6] D. J. Fleet and A. D. Jepson, “Computation of component image velocity from local phase information”, *Int. Journal of Computer Vision*, Vol.5, No.1, pp.77-104, 1990.
- [7] A. Mitiche and P. Bouthemy, “Computation and analysis of image motion: a synopsis of current problems and methods”, *Int. Journal of Computer Vision*, Vol.19, No.1, pp.29-55, 1996.

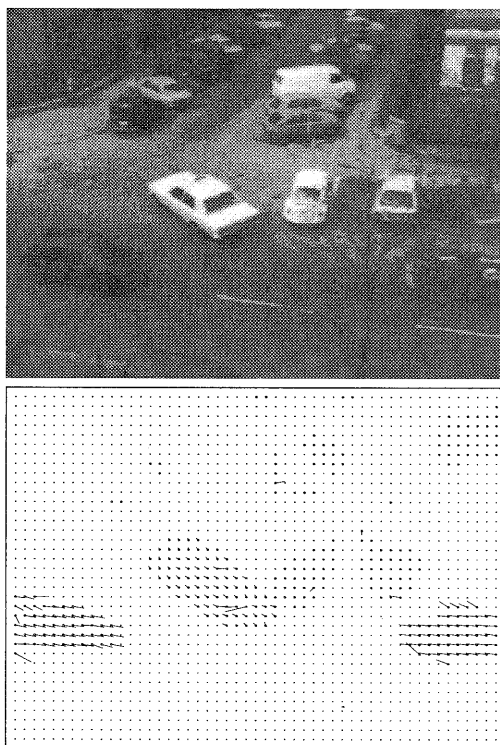


図 9: (top)Taxi sequence, (bottom)本手法により得られた速度場。

- [8] C.J.Radford, “Optical flow fields in Hough transform space”, *Pattern Recognition Letters*, Vol.4, pp.293-303,1986.
- [9] C. L. Fennema and W. B. Thompson, “Velocity determination in scenes containing several moving objects”, *Comput. Graphics Image Process.*,Vol.9, pp.301-315, 1979.
- [10] M. Bober and J. Kittler, “Estimation of complex multimodal motion: an approach based on robust statistics and Hough transform”, *Image Vision Computing*, Vol.12, No.10, pp.661-668, 1994.
- [11] D. Ben-Tzvi, A. D. Bimbo, and P. Nesi, “Optical flow from constraint lines parametrization”, *Pattern Recognition*, Vol.26, No.10, pp.1549-1561, 1993.
- [12] R. O. Duda and P. E. Hart, “Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures”, *Comm. ACM*, Vol.15, pp.11-15, 1972.
- [13] 西野, 秋山, 小林, “直線型3次元Hough変換による平面の抽出”, 信学論 D-II, Vol. J72-D-II, pp.1635-1642, 1989.
- [14] J. L. Barron, D. J. Fleet, and S. S. Beauchemin, “Performance of optical flow techniques”, *Int. Journal of Computer Vision*, Vol.12, No.1, pp.43-77, 1994.