

1 はじめに

時系列画像からオプティカルフローを推定する問題は、動画画像解析の最も基本的な問題の一つであるが、ノイズやオクルージョンが存在する実環境下におけるロバスト性がいまだ課題となっている。本稿では、著者らがこれまで提案してきた時空間中の運動軌跡に基づくフロー推定手法を発展させ、時系列画像中の1画素、1フレーム毎にオプティカルフローを推定する手法を提案し、耐ノイズ性など提案手法の有効性を検証したので報告する。

2 運動軌跡に基づくフローの推定

時系列画像において並進する対象の輪郭やエッジは、時空間中では柱面状の運動軌跡(軌跡曲面と呼ぶ)を描く。著者らは、この軌跡曲面に接する接平面を考えたとき、複数の接平面がつくる交線の方向は、対象の運動の方向と一致することに着目し、2段階のハフ変換によって、この方向を検出し、速度成分を得る手法を提案している[1](図1(a)参照)。

この手法ではまず、時空間画像として構成される軌跡曲面上の各画素 $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i, t_i)$ について、

$$f(\mathbf{x}_i, \mathbf{a}) = x_i \cdot \cos \theta \cdot \sin \phi + y_i \cdot \sin \theta \cdot \sin \phi + t_i \cdot \cos \phi - \rho = 0 \quad (1)$$

を満たす、平面を極座標表示したパラメータ $\mathbf{a} = (\theta, \phi, \rho)$ の指すセル $A(\mathbf{a})$ に対して投票が行われる。この投票パターンは、接平面のパラメータ空間 (θ - ϕ - ρ 空間) において図1(b)中の S_1 のような曲面状をなす。投票後のセルに集積された投票値 $A(\mathbf{a})$ がピークをなす位置より、時空間中の軌跡曲面に接する接平面の存在が示唆される。

次に、 θ - ϕ - ρ 空間の投票の分布 $A(\mathbf{a})$ を時間と位置によらない法線方向を表す θ - ϕ 空間中の分布 $A'(\mathbf{a})$ に変換する。

$$A'(\mathbf{a}) = \max_{\rho} A(\mathbf{a}) \quad (2)$$

さらに、 $A'(\mathbf{a})$ のピークが示す複数の接平面がなす交線の方向を図1(a)のようなパラメータ $\mathbf{b} = (\alpha, \beta)$ で表し、交線方向のパラメータ空間 (α - β 空間) へのハフ変換を定義する。 θ - ϕ 空間中の \mathbf{a} について、式(1)より導かれる \mathbf{a} と \mathbf{b} の関係式、

$$g(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \beta + \tan^{-1} \{ \tan \phi \cdot \cos(\alpha - \theta) \} = 0 \quad (3)$$

*Estimation of Dense Optical Flow from Motion Trajectory in Spatiotemporal Space

[†]Kazuhiro OTSUKA, Tsutomu HORIKOSHI, and Satoshi SUZUKI

[‡]NTT Human Interface Laboratories

を満たす、セル $B(\mathbf{b})$ に対し投票が行われる。

最後に、最大の投票値をもつセル $B(\mathbf{b}_P)$ が検出され、このパラメータ \mathbf{b}_P から、対象となる局所的な時空間内における優勢な並進速度成分 $\mathbf{V}(\mathbf{b}_P)$ が求められる。

本手法は、ノイズに対するロバスト性などの特徴があるが、一方、得られるフローの解像度が時空間的に粗いという問題があった。

3 密なフローの推定

前節で検出された並進速度成分を支持する証拠情報に対し、時空間中のどの画素が寄与しているかを判定することにより、1画素、1フレーム単位に速度成分を割り当て、より密なフローを推定する手法を提案する。ここでは、G. Gerig の逆写像手法 [2] を参考にした。

時空間中の個々の画素 \mathbf{x}_i からは、図1(b)の S_1 のような曲面をなす θ - ϕ - ρ 空間中のセルの集合に対して投票が行われる。また、並進速度を表す α - β 空間中のパラメータ \mathbf{b}_P が与えられたとき、このセルの投票値に寄与し得る θ - ϕ - ρ 空間中のセルの集合は式(3)より、図1(b)の S_2 のような柱面をなす。よって、画素 \mathbf{x}_i は、速度 $\mathbf{V}(\mathbf{b}_P)$ を支持する証拠情報(投票値 $B(\mathbf{b}_P)$) に対して曲面 S_1 と曲面 S_2 が交わる曲線上のセルへの投票値として寄与していることがわかる。この画素毎の寄与の度合いを、この曲線上のセル $A(\mathbf{a})$ に蓄積された投票値の最大値として

$$C(\mathbf{x}_i) = \max_{\mathbf{a}} \{ A(\mathbf{a}) | f(\mathbf{x}_i, \mathbf{a}) = 0, g(\mathbf{a}, \mathbf{b}_P) = 0 \} \quad (4)$$

のように定義し、これを寄与度 $C(\mathbf{x}_i)$ と呼ぶことにする。

速度 $\mathbf{V}(\mathbf{b}_P)$ を支持する証拠情報 $B(\mathbf{b}_P)$ には、ノイズを含む画素や速度のばらつきなどによる影響も含まれている。特に、ランダムなノイズは、バイアス成分として投票値をかさ上げする効果をもつ。また、開口問題などによって $B(\mathbf{b}_P)$ の周辺にもピークは広がりをもつ。

このようなノイズ等の影響を避けるために、 α - β 空間中の最低値からピーク値 $B(\mathbf{b}_P)$ までを1.0とした割合として寄与率 ϵ を与え、 $\epsilon \cdot B(\mathbf{b}_P)$ 以上の投票値の蓄積に必須な θ - ϕ 空間のセル、時空間中の画素が速度 $\mathbf{V}(\mathbf{b}_P)$ への寄与に決定的であると考え、これらを順次特定していく。

α - β 空間中の投票値 $B(\mathbf{b}_P)$ に寄与する θ - ϕ 空間のセル $A'(\mathbf{a})$ の集合 S は、 \mathbf{b}_P を与えたときに、式(3)を満たす \mathbf{a} から求められる。ここで、投票値が大きいセルほど重要な寄与をしていると考え、 $A'(\mathbf{a}) \in S$ について、小さな投票値から順に加算していったとき、その総計値 T が $\epsilon \cdot B(\mathbf{b}_P)$ に対応するときの値を求める。このときの T をしきい値 T_h とし、

$$\{ A'(\mathbf{a}) | A'(\mathbf{a}) \geq T_h, g(\mathbf{a}, \mathbf{b}_P) = 0 \} \quad (5)$$

で表される T_h 以上の投票値をもつセルを寄与率 ϵ 以上の証拠情報の蓄積に必須な θ - ϕ 空間のセルとする。

最後に、式 (5) で表されるセルの投票値に寄与している画素を特定し、画素毎の速度 $\mathbf{v}(\mathbf{x}_i)$ を決定するため、各画素の寄与度 $C(\mathbf{x}_i)$ としきい値 T_h を比較し、しきい値 T_h 以上の寄与度 $C(\mathbf{x}_i)$ をもつ画素 \mathbf{x}_i のみに速度成分 $\mathbf{V}(\mathbf{b}_P)$ を与える。

$$\mathbf{v}(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} \mathbf{V}(\mathbf{b}_P) & \text{if } C(\mathbf{x}_i) \geq T_h \\ 0 & \text{if } C(\mathbf{x}_i) < T_h \end{cases} \quad (6)$$

このようにして、2の手法で用いた時空間内において、推定された速度 $\mathbf{V}(\mathbf{b}_P)$ をもつ画素が特定でき、対象のエッジや輪郭部分について画素毎、フレーム毎の密なフロー場を推定することができる。

4 実験結果

図 2(a) に示す水平方向に並進するシーンの一部分を対象とした実験を行った。図 2(a) の画像に標準偏差 20 のガウス状ノイズを加えた対象の画像領域を図 2(b) に、抽出された輪郭を図 2(c) にそれぞれ示す。対象とする時空間領域のサイズは、 30×30 画素、20 フレームである。図 3(a) には $A'(\mathbf{a})$ 、図 3(b) には $B(\mathbf{b})$ の投票値の分布をそれぞれ示す。図 4(a) は、単純な軌跡曲面の濃淡値のしきい値処理により求めたフロー場であり、ノイズが多く含まれていることがわかる。一方、図 4(b) は、寄与率 $\epsilon = 0.98$ を与えたときに本手法により得られたフロー場であり、ノイズは大幅に削減されたことが確認できる。また、図 5(a) には、図 4(b) における各画素の寄与度の空間分布を示す。テスト画像、フロー場はフレーム $t=10$ におけるものを示した。

5 まとめ

本稿では、時空間中の運動軌跡に基づいて密なオプティカルフローを求める手法を検討した。運動軌跡の接平面がつくる交線の方向を2段階のハフ変換により推定する手法において、ハフ空間に蓄積された証拠情報と、各画素の証拠情報への寄与の度合いにより画素単位にフローを決定した。ガウス状ノイズを付加した画像を用いた実験により本手法の対ノイズ性(耐ノイズ性)を確認し、本手法の有効性を示唆した。今後の課題としては、運動軌跡の局所性を利用した計算の効率化と複数の動きへの対応があげられる。

参考文献

- [1] K. Otsuka, T. Horikoshi, and S. Suzuki, "Image velocity estimation from trajectory surface in spatiotemporal space", *Proc. CVPR*, pp.200-205, 1997.
- [2] G. Gerig, "Linking image-space and accumulator-space: a new approach for object-recognition", *Proc. ICCV*, pp.112-117, 1987.

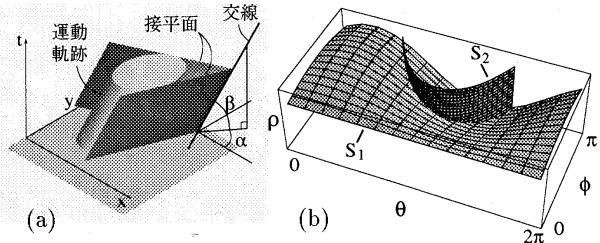


図 1: (a) 軌跡曲面の接平面とその交線, (b) ハフ曲面.

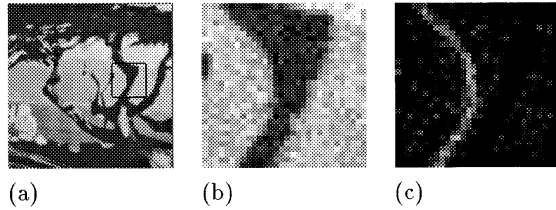


図 2: (a) テスト画像、(b) 対象となる画像領域(ノイズあり)、(c) 輪郭(ノイズあり).

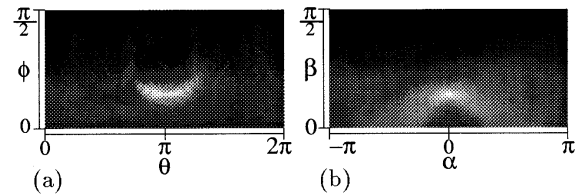


図 3: (a) θ - ϕ 空間の投票値の分布, (b) α - β 空間の投票値の分布.

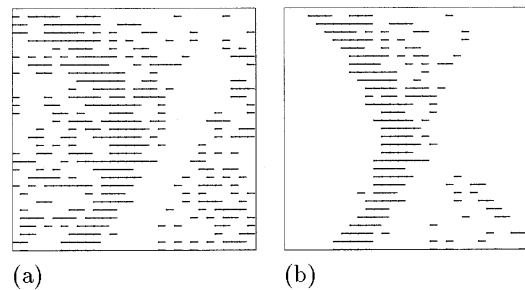


図 4: 推定されたフロー場. (a) 単純なしきい値によるフロー、(b) 本手法 ($\epsilon = 0.98$).

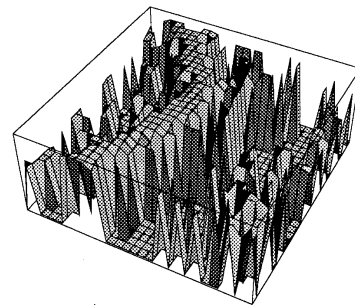


図 5: 寄与度の空間分布.