

時空間中の運動軌跡に基づくテンポラルテクスチャー解析

大塚 和弘^{†,☆} 堀越 力^{†,☆} 安達 文夫^{†,☆☆}
曾根原 登^{†,☆} 鈴木 智^{††,☆☆}

本論文では、テンポラルテクスチャーと呼ばれる非剛体動きパターンの局所的な画像特徴を抽出する新しい枠組みおよび手法を提案する。テンポラルテクスチャーの動き特徴とテクスチャー特徴の双方を捉えるために、時系列画像中の動輪郭が時空間中に描く運動軌跡に着目し、その運動軌跡を構成する軌跡点の集合がなす運動の統計的性質として、ノーマルフローの事後確率分布を推定する枠組みを示す。また、ノーマルフローの事後確率分布を運動軌跡曲面の接平面としてパラメータ化し、ハフ変換を用いて推定を行い、得られた分布に基づきテンポラルテクスチャー特徴を抽出する手法を提案する。動き特徴としては、運動の不確定性を表す動きの集中度やエントロピー、パターンの出現・消滅の度合いを表す運動軌跡の隠蔽率等を定義する。また、テクスチャー特徴として、輪郭配置の方向性の強さやその密集度に関する特徴量の抽出を行う。さらに提案した特徴量の有効性を、気象レーダ画像等に対するパターン分類等の実験により検証する。

Temporal Texture Analysis Based on Motion Trajectory in Spatiotemporal Space

KAZUHIRO OTSUKA,^{†,☆} TSUTOMU HORIKOSHI,^{†,☆} FUMIO ADACHI,^{†,☆☆}
NOBORU SONEHARA^{†,☆} and SATOSHI SUZUKI^{††,☆☆}

A novel framework and method are proposed to extract local features of a certain kind of non-rigid motion pattern, referred to as temporal texture. To catch both the motion and texture features of this complex pattern, we focus on motion trajectories in spatiotemporal space derived from moving contours through multiple frames of an image sequence. From a set of trajectory points comprising the motion trajectory, we estimate the posteriori probability distribution of possible normal flow in the spatiotemporal space, as a statistical characteristic of the temporal texture pattern. Based on the normal flow distribution computed by a Hough transform which parametrizes the normal flow as tangent plane on the motion trajectory, a method to extract temporal texture features is proposed. Several motion features including motion intensiveness, entropy, and the occlusion ratio of motion trajectory are defined, and we also extract texture features such as the directionality strength and the density of contour placement. Furthermore, some experiments, including the pattern classification of weather radar images, verify the effectiveness of the defined features.

1. はじめに

本論文では、テンポラルテクスチャーと呼ばれる時間的に変化する動きパターンを対象とし、時空間中の

運動軌跡の解析に基づいた画像特徴の抽出の枠組み、および、その手法を提案する。テンポラルテクスチャーとは、波打つ水面や風にそよぐ木の葉や、群れをなして移動する鳥や魚、車窓ごしに眺める風景の流れなどの非剛体かつ不定形の動きをとまなうテクスチャーパターン¹⁾である。これらのパターンは日常のシーン中にごく頻繁に見受けられるほか、気象衛星、気象レーダ装置により得られる雲画像、レーダエコー画像等の時系列画像中にも多く含まれている。近年、このような画像のデータベース化、認識、予測が望まれており、従来の剛体運動や色、静止テクスチャーの特徴に加え、テンポラルテクスチャー特徴の必要性も高まりつつある。

[†] NTT ヒューマンインタフェース研究所

NTT Human Interface Laboratories

[☆] 現在、NTT サイバースペース研究所

Presently with NTT Cyber Space Laboratories

^{☆☆} 現在、国立歴史民俗博物館

Presently with National Museum of Japanese History

^{††} NTT マルチメディアビジネス開発部

NTT Multimedia Business Department

^{☆☆☆} 現在、NTT マルチメディア推進部

Presently with NTT Multimedia Business Department

テンポラルテクスチャは雲のように決まった形状を持たない非剛体であり、しかも、そのパターンの動きは並進運動に加え、オクルージョン等による対象の出現や消滅、濃淡の変化、局所領域内における複数運動等の多種多様な動きが混ざり合い構成されている。よって、テンポラルテクスチャを特徴づけるためには、動きの特徴と空間的なテクスチャ特徴の双方が必要であると考えられる。

これまでの動画像解析に関する研究は、主に画像内の物体の運動の推定を目的としており、その代表的アプローチとしては画像中の特徴点をフレーム間でトラッキングする方法や、部分画像の濃淡分布をフレーム間でマッチングする手法、画像濃淡の時間的・空間的な勾配に基づいてオプティカルフローを推定する手法等があげられる²⁾。しかしながら、これらの従来手法の多くは、対象の濃淡・形状の不変性や、速度場や濃淡分布の滑らかさ等多くの拘束条件を必要とし、そのために不定形な非剛体であるテンポラルテクスチャへの適用が妨げられている。

これら制約を緩和する1つの試みとして、対象の弾性や輪郭形状の時間発展についてモデルを仮定し、そのパラメータの推定を行う手法が提案されている^{3),4)}。しかしながら、選択するモデルにより適用範囲はきわめて限定される。また、実環境に多く含まれるノイズやオクルージョンに対するロバスト性を強化するために時空間画像を用い、その断面画像中の運動軌跡の方向性に基づく速度推定の手法が知られている⁵⁾。さらに、画像中の運動物体の記述に関する研究としては、時空間画像から物体の輪郭に対応する時空間曲面をセグメンテーション・抽出する手法⁶⁾や、時空間曲面の全曲率等の性質を用いたビデオシーンの記述⁷⁾、ベジェ曲面等へのフィッティングによる対象の記述⁸⁾の方法等が提案されている。しかしながら、これら手法は、対象を形状が明確な物体に限定しており、各物体の運動を陽に推定することに主眼をおいている。

また、テクスチャ解析に関しては、局所的な画像濃淡値の空間的依存関係の統計量を計算する手法や、エッジ等の画像要素の空間的な配置の規則性や隣接関係を記述する方法等が知られている⁹⁾。しかしながら、これらの研究のほとんどは時間的に変化する要因を考慮せず、対象を静止画に限定している。

さらに、直接テンポラルテクスチャを対象とする研究として、Nelsonらは、オプティカルフロー場から計算される統計量を用いてフロー方向の非一様性等の特徴量を抽出する手法を提案している¹⁰⁾。照明や色に不変という利点がある一方、形状に関する情報を

十分に捉えられず、オプティカルフローそのものが、テンポラルテクスチャの場合には正確に推定できないという問題がある。また、Szummerは3次元自己回帰モデルを用いて、テンポラルテクスチャ画像の局所的な時空間の濃淡分布をモデル化する手法を提案している¹⁾。この方法は画像の濃度値を直接用いるため、照明変動や画像に加わるノイズ等の影響を受けやすく、また、得られる回帰係数を特徴量とする場合、その物理的意味が不明確であり、さらに画像の構造が陽に得られないという欠点もある。また、Bouthemyらは時空間勾配から得られるノーマルフローの大きさの絶対値に関する量について共起行列を求め、そこからいくつかの特徴量を定義している¹¹⁾。しかし、パターンの形状等の空間的な特徴と、動きの方向に関する特徴については考慮されていない。このように従来の動画像解析およびテクスチャ解析の手法では、これらパターンの適切な画像特徴の表現が困難であり、また、テンポラルテクスチャを直接対象とする手法もいまだ十分に確立されていないのが現状である。

著者らはこれまで、時系列画像中の動輪郭およびエッジ（以下、まとめて動輪郭と呼ぶ）が時空間中に描く曲面状の運動軌跡に着目し、その曲面上の接平面の交線の方向からオプティカルフローを推定するという手法を提案してきた^{12),13)}。本論文では、このような運動軌跡によって画像の動き特徴と空間的特徴が同時に表現できるという点に着目し、前記手法を発展させたテンポラルテクスチャ特徴抽出のための新しい枠組みと手法を提案する。そこでは、まず、動輪郭が描く運動軌跡を点（軌跡点と呼ぶ）の集合として捉え、軌跡点の組合せがなしうる運動の統計的性質として、ノーマルフロー（法線速度）の事後確率分布を推定する。それにより、滑らかな曲面状の運動軌跡を想定していた前記の手法^{12),13)}を、テンポラルテクスチャ中の動輪郭の出現・消滅や変形等多様な運動に由来する不連続な運動軌跡へと拡張させることが可能となる。このノーマルフロー分布は運動軌跡曲面の接平面としてパラメータ化され、ハフ変換を用いて推定が行われる。そして、得られた分布に基づき、動き特徴として、運動の不確定性を表現する動きの集中度やエントロピー、輪郭の出現・消滅の度合いに対応する運動軌跡の隠蔽率等を定義する。また、ノーマルフロー分布より導かれる動輪郭の接線分布より、輪郭配置の方向性の強さやその密集度に関する特徴量をテクスチャ特徴として抽出する。

本論文は以下のように構成されている。2章では運動軌跡からノーマルフロー分布を推定する原理を示し、

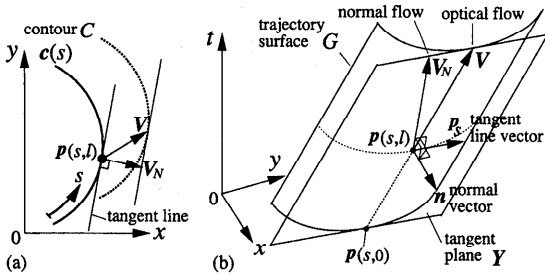


図1 動輪郭 C とノーマルフロー V_N . (a) 画像平面, (b) 時空間
 Fig. 1 Moving contour C and its normal flow V_N on image plane (a) and spatiotemporal space (b).

3章ではその具体的な推定アルゴリズム, ならびに, テンポラルテクスチャー特徴の抽出方法を提案する. 4章ではモデル画像, 実画像を用いた実験により特徴量の有効性を検証し, 最後に, 5章でまとめおよび今後の課題を論ずる.

2. 時空間中の運動軌跡からのノーマルフロー分布の推定

本章では, まず動輪郭が理想的な連続曲線の場合を考え, 続いて, テンポラルテクスチャーの場合について, それぞれノーマルフローの推定方法を述べる.

ノーマルフロー (法線速度) とは, 図1(a)に示すように, 輪郭上の各点における速度成分 (オプティカルフロー) V を輪郭の法線方向に射影した成分 V_N のことである. 一般にオプティカルフローは開口問題 (aperture problem) により; 本質的に一意にフローが得られない場合があり²⁾, また, ノイズやオクルージョンを多く含む対象からの正確かつ安定な推定はいまだ困難な問題とされている. それに対しノーマルフローは, 以下で示すように運動軌跡の幾何学的性質から一意に得ることができるという利点があり, また, その定義から輪郭の方向に関する情報を含むため, 空間・時間の双方の特徴が必要なテンポラルテクスチャー特徴の導出に適するという性質を有する.

ノーマルフローの分布には, テンポラルテクスチャー中のパターンの出現・消滅や隠蔽, 変形といった特徴は直接的にはパラメータ化されていないが, 各現象に対応して出現する特色のあるノーマルフロー分布を解釈することで, 様々なテンポラルテクスチャーの判別が可能となる.

2.1 動輪郭の運動軌跡曲面とノーマルフロー

まずはじめに, 画像中の動輪郭が連続で滑らか曲線の場合を考え, 動輪郭が時空間中に描く曲面状の運動軌跡 (これを運動軌跡曲面と呼ぶ) 上の各点における

ノーマルフローを導く.

いま, 図1(a)のような輪郭 $C : c(s) = (x(s), y(s), 0)$ が, 単位速度ベクトル $V = (v_x, v_y, v_t)$ で運動する場合, 動輪郭が時空間中に描く運動軌跡は局所座標表示を用い,

$$G : p(s, l) = c(s) + lV \tag{1}$$

のように表すことができる. ただし, s は輪郭の弧長, l は時間に関する変数である. この運動軌跡曲面 G は図1(b)に示すような柱面になる. ここで運動軌跡曲面上の点 $p(s, l)$ における輪郭の接線ベクトルを p_s , 単位法線ベクトルを $n = (n_x, n_y, n_t)$ とそれぞれ表すことにする. さらに, この点におけるノーマルフローベクトルを $V_N = (v_{Nx}, v_{Ny}, v_{Nt})$ と表す. 図1(a)で示すようにノーマルフロー V_N は画像平面上において輪郭の接線と直交の関係にある. また, 図1(b)のように時空間中においては, ノーマルフローベクトル V_N は, 運動軌跡曲面 G の法線ベクトル n とも直交している. さらに, 運動軌跡曲面 G の法線ベクトル n と輪郭の接線ベクトル p_s もまた直交の関係にある. よって, これらの関係

$$V_N \cdot p_s = 0, V_N \cdot n = 0, n \cdot p_s = 0 \tag{2}$$

より, ノーマルフローベクトルは,

$$V_N \propto \left(-\frac{n_x n_t}{n_x^2 + n_y^2}, -\frac{n_y n_t}{n_x^2 + n_y^2}, 1 \right) \tag{3}$$

のように導くことができる. 速度成分は, 時空間中においては速度ベクトルの方向のみによるので, ノーマルフロー V_N は式(3)より真の速度成分 V が未知の場合にも, その点における運動軌跡曲面の接平面の法線ベクトルにより一意に決定できることが分かる.

通常, 曲面の法線ベクトルの計算には画像上の近傍画素間における濃淡値の微分演算が含まれるため, ノイズに敏感であり, 曲面の端点, 不連続点等の特異点とその付近においては安定かつ正確に計算できないという問題がある. 特にテンポラルテクスチャーの場合には動輪郭の出現・消滅等が頻繁に生じる結果, 運動軌跡はきわめて断続的なものとなり, この問題が顕著に現れる.

2.2 運動軌跡点からのノーマルフロー分布の推定

次に, 動輪郭の出現・消滅やノイズの影響を受けやすい運動軌跡曲面の局所的な幾何特徴を用いず, ロバストにテンポラルテクスチャー画像に含まれるノーマルフローの確率密度分布を求める方法を提案する.

ここでは2.1節とは異なり, 現実的な時系列画像の観測の過程における画像の空間的・時間的な離散化の影響を反映し, 動輪郭を離散的な点の集合として捉え, 動輪郭が時空間に描く運動軌跡もまた, 離散的な

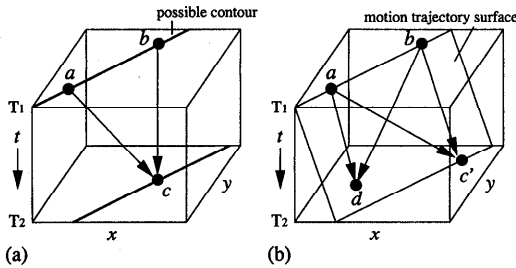


図2 軌跡点の組合せから構成され得る輪郭の運動。(a) 軌跡点と輪郭、(b) 運動軌跡曲面

Fig. 2 Motion of contour which can be created by a combination of trajectory points, (a) Trajectory points and contour, (b) Trajectory surface.

点（これを軌跡点と呼ぶ）の集合から構成されると考える。そのうえで軌跡点の組合せから得られるパターンの運動・形状について議論を進めていく。

テンポラルテクスチャーは形状不定の非剛体パターンであり、しかも、そのパターンの動きは並進運動に加え、出現や消滅、複数運動等多様な動きが混ざり合い構成されている。そのため、観測された軌跡点の組合せからは様々な運動の可能性が考えられ、対象に関する十分な事前知識なくしては、一意的な運動の推定は困難である。本研究では特定の対象に特化した運動モデルを設定せず、個々の軌跡点は局所的に、その点を通りうるすべての運動に等しい確率で寄与していると仮定する。つまり、ある軌跡点は、他のすべての軌跡点からの（への）移動の可能性があり、さらに、輪郭の出現・消滅の場合を考え、軌跡点の存在しない位置からの（への）移動の可能性もまた同時に等しい確率で存在すると考える。

そのうえで観測された軌跡点の集合から構成されるノーマルフローを次のように求める。いま、図2(a)のように、局所的な時空間領域内の同一時刻 T_1 に2つの軌跡点 a, b が観測された場合、この2点を通る直線状の輪郭が存在する可能性は、 a, b を通る他の輪郭よりも大きくなると考える。なお、本研究において、曲線状の輪郭は微小な線分の集合により構成されるという立場をとるため、直線輪郭のみを考える。ここで、より後の時刻 $T_2 (> T_1)$ に1点 c が存在する場合、この2点 a, b から点 c への運動の可能性が存在し、2点 a, b を通る輪郭は、点 c を通る直線輪郭へと移動する可能性を考えることができる。このとき、この仮想した輪郭が描く運動軌跡曲面は3点 a, b, c を通る平面となり、そのノーマルフローはこの平面の法線方向から求めることができる。ここで図2(b)のように、後者の1点 c は、この平面上の何処に移動

させてもノーマルフローは変化しないことが分かり、さらに平面上に4点目 d が存在した場合、この平面に対応するノーマルフローが存在する可能性はより高まる。

このように、あるノーマルフロー成分が存在する可能性は、軌跡点の組合せがなす仮想の運動軌跡曲面の接平面上に存在する軌跡点の数に応じて大きくなると考え、すべての軌跡点の組合せから得られるノーマルフローの可能性を総計することで時空間領域中に含まれるノーマルフローの分布を得る。このように本手法では、個々の軌跡点はノーマルフローの存在を示す証拠情報として独立に存在すると考え、それらの統合により領域全体のノーマルフローの分布を求めるため、輪郭の出現・消滅にともなう部分的な軌跡点の欠落や、ノイズに由来する軌跡点が存在する場合にも、時空間領域全体としては安定にノーマルフローの分布を得ることができるという特徴がある。

本論文ではこの問題を以下のように、観測された軌跡点の集合が各ノーマルフロー成分に起因する事後確率分布を求める問題として定式化する。まず、ノーマルフローを運動軌跡曲面の接平面としてパラメータ化するために、平面の極座標表示のパラメータ $\Omega = (\theta, \phi, \rho)$ を採用する。ここで、 θ, ϕ はそれぞれ方位角、天頂角であり、 ρ は原点から平面に下ろした垂線の長さを表す。このようなパラメータ化により、ノーマルフローの方向、速さに加えて、運動軌跡曲面の接平面（画像平面上では輪郭の接線）の位置に関する情報を保持したノーマルフロー分布が得られ、動き特徴に加えてテクスチャー特徴等の空間的な特徴量を導くことが可能となる。

いま、運動軌跡点の集合を $\mathbf{X}_n = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ と表すと、観測された \mathbf{X}_n がノーマルフロー成分 Ω に起因する事後確率 $P(\Omega|\mathbf{X}_n)$ は、ベイズの定理を用いて、

$$\begin{aligned} P(\Omega|\mathbf{X}_n) &= \frac{P(\mathbf{X}_n|\Omega)P(\Omega)}{P(\mathbf{X}_n)} \\ &= P(\mathbf{x}_1|\Omega)P(\mathbf{x}_2|\Omega, \mathbf{x}_1) \\ &\quad \dots P(\mathbf{x}_n|\Omega, \mathbf{X}_{n-1}) \frac{P(\Omega)}{P(\mathbf{X}_n)} \quad (4) \end{aligned}$$

のように表すことができる。ただし、 $P(\Omega)$ はノーマルフロー Ω に関する事前確率分布である。ここで、

$$P(\mathbf{x}_{i+1}|\Omega, \mathbf{X}_i) = P(\mathbf{x}_{i+1}|\Omega) \quad (5)$$

のような軌跡点の独立性を仮定すると、式(4)は、

$$\begin{aligned}
 P(\Omega|\mathbf{X}_n) &= \prod_i^n P(\mathbf{x}_i|\Omega) \cdot \frac{P(\Omega)}{P(\mathbf{X}_n)} \\
 &= K \cdot P(\Omega) \prod_i^n P(\mathbf{x}_i|\Omega) \quad (6)
 \end{aligned}$$

と書き直せる。ただし、 $P(\mathbf{X}_n)$ は Ω によらないため、その逆数を定数 K と表している。また、本研究ではノーマルフロー分布に関する事前知識はないものとすることから、 $P(\Omega)$ は定数とする。

ここで $P(\Omega|\mathbf{X}_n)$ に対して自然対数をとることで、式 (6) は

$$\begin{aligned}
 L(\Omega) &= \log[P(\Omega|\mathbf{X}_n)] \\
 &= \sum_i^n \log[P(\mathbf{x}_i|\Omega)] + \log[P(\Omega)] + \log K \quad (7)
 \end{aligned}$$

のように表すことができる。式 (7) よりノーマルフローの事後確率 $P(\Omega|\mathbf{X}_n)$ の対数は、ノーマルフロー Ω が存在するときに軌跡点 \mathbf{x}_i が生じる条件付き確率 $P(\mathbf{x}_i|\Omega)$ の対数の総和と、付属する定数項の和として求めることができる。

ここで、確率 $P(\mathbf{x}_i|\Omega)$ の設定方法として、点集合への直線フィッティングの問題における Stephens, Weissらの提案する、直線からの点のずれに関する誤差モデル^{14),15)}を参考にし、条件付き確率 $P(\mathbf{x}_i|\Omega)$ を

$$P(\mathbf{x}_i|\Omega) = A + Bg(\mathbf{x}_i, \Omega) \quad (8)$$

の形で表すこととした。ただし、 A はセンシングや記録にともない画像に加わる一様なノイズに起因して軌跡点 \mathbf{x}_i が生じる確率を表す定数項であり、 B は、点 \mathbf{x}_i がノーマルフロー Ω に属する確率 g を重み付ける定数項である。確率 g は、軌跡点 \mathbf{x}_i のノーマルフロー Ω からのずれの大きさに応じて減少する関数である。

いま、軌跡点 $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i, t_i)$ が誤差なくノーマルフロー Ω で運動する輪郭上の点であると考えるとき、軌跡点 \mathbf{x}_i は先の考察よりパラメータ $\Omega = (\theta, \phi, \rho)$ で表される仮定の運動軌跡曲面の接平面上に存在するため、

$$\begin{aligned}
 F(\mathbf{x}_i, \Omega) &= x_i \cos \theta \sin \phi + y_i \sin \theta \sin \phi \\
 &\quad + t_i \cos \phi - \rho = 0 \quad (9)
 \end{aligned}$$

の関係が成り立つ。ここでは画像空間の離散化にともなう軌跡点の量子化誤差の影響を考慮し、関数 g を軌跡点 \mathbf{x}_i とこの平面との距離 $|F(\mathbf{x}_i, \Omega)|$ の関数として、

$$g(\mathbf{x}_i, \Omega) = \begin{cases} 1 & |F(\mathbf{x}_i, \Omega)| \leq r \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

と定義する。ただし、 r は許容する誤差の大きさを表す定数である。

本論文では、式 (7)~(10) で定義される事後確率分布の計算手段としてハフ変換を採用する。Dudaらのハフ変換¹⁶⁾において、式 (7) の $\log[P(\mathbf{x}_i|\Omega)]$ は、各画素 \mathbf{x}_i からパラメータ空間に対する投票パターンに相当し、その全画素についての和を定数倍し、定数項を付加することで、式 (7) の分布が得られる¹⁴⁾。

3. 特徴抽出アルゴリズム

本章では、2章で述べたノーマルフロー分布の具体的な計算アルゴリズムを示し、テンポラルテキストチャーパターンの動き特徴、テキストチャー特徴を抽出する方法を示す。

3.1 ノーマルフロー分布の推定

はじめに、時系列画像を入力し、特徴抽出の対象となる局所的な時空間領域をパッチ $I(x, y, t)$ として抽出する。続いて、パッチ $I(x, y, t)$ からパターンの動輪郭が描く運動軌跡点の分布を3次元のボリュームデータ D として構築する。ここでは、空間的な濃淡分布の変化の急峻さに応じて動輪郭の強度を与えるため、 $I(x, y, t)$ の各フレーム間において、濃淡分布の差分の絶対値からなる画像を計算し、それを時間方向に積層することで運動軌跡分布を得る。このボリュームデータを時空間差分画像 D と呼び、座標 (x, y, t) における値を $D(x, y, t)$ と表す。運動軌跡点を多値とすることで、画像中の顕著な輪郭・エッジの運動をより重視して、ノーマルフロー分布を得ることができる。その際、 D の各画素について、運動軌跡点が $D(x, y, t)$ 個、座標値 (x, y, t) に同時に存在すると考えることで、2章で示した方法を多値の運動軌跡点へ適用することができる。

次に、時空間差分画像 D から3次元ハフ変換を用いてノーマルフローの分布を求める。まず、パラメータ空間 (θ - ϕ - ρ 空間と呼ぶ) を、 $(\Delta\theta, \Delta\phi, \Delta\rho)$ の解像度で離散化し、3次元配列 $S_P(\theta, \phi, \rho)$ として確保する。続いて、時空間差分画像 D の各画素 (x, y, t) を順番に回り、各々の画素 $\mathbf{x} = (x, y, t)$ について式 (10) の $g(\mathbf{x}, \Omega) = 1$ を満たすパラメータ $\Omega = (\theta, \phi, \rho)$ に対応するパラメータ空間 S_P 中のセルの値を $D(x, y, t)$ だけ増加させる処理を行う。この処理は

$$S_P(\Omega) = \sum_{\mathbf{x}=(x,y,t) \in D} D(x, y, t)g(\mathbf{x}, \Omega) \quad (11)$$

と表すことができる。ここで式 (10) 中の定数 r は $\Delta\rho/2$ とする。

このような投票処理により得られた投票分布

$S_P(\theta, \phi, \rho)$ を、ここではノーマルフローの分布と考える。正確には、式(7)のノーマルフロー分布を得るには、式(11)で求められる分布 S_P に対して、しかるべき定数倍を施し、定数項を付加する必要があるが、本研究では特徴量の定義にあたり、各ノーマルフロー成分の相対的な関係のみを使用するため、 S_P を規格化した分布をノーマルフロー分布として使用することとする。

分布 $S_P(\theta, \phi, \rho)$ は、ノーマルフローの方向 θ 、速度の大きさ ϕ に加え、動輪郭の接線の位置に関する ρ をパラメータとするノーマルフロー分布である。また、 S_P は運動軌跡曲面に接しうる接平面の分布であるとも考えることができ、 (θ, ϕ) が平面の法線方向、 ρ が原点から接平面までの距離に対応する。

3.2 テンポラルテクスチャー特徴の抽出

次に、ノーマルフロー分布 $S_P(\theta, \phi, \rho)$ を、テンポラルテクスチャーの動き特徴と、形状や配置等のテクスチャー特徴を表現する部分空間へとそれぞれ分解し、各部分空間より特徴量を求める方法を示す。

3.2.1 動き特徴

まず、 $S_P(\theta, \phi, \rho)$ を輪郭の位置に不変なパラメータ (θ, ϕ) の張る θ - ϕ 空間に射影することで、ノーマルフロー分布 $S_N(\theta, \phi)$ を

$$S_N(\theta, \phi) = \frac{\max_{\rho} S_P(\theta, \phi, \rho)}{\sum_{\theta, \phi} \max_{\rho} S_P(\theta, \phi, \rho)} \quad (12)$$

のように得る。 $S_N(\theta, \phi)$ の各点の値は、方向 $\theta + \pi$ 、速さ $1/\tan \phi$ のノーマルフローの相対的な頻度を表す。たとえば、図3(a)のように規則的に配置された画像要素が一様な速度で動くようなパターンの場合、図4(a)に示すように、ノーマルフロー分布中に鋭いピークが出現する。一方、図3(b)のようにランダムに出現、消滅を繰り返す画像成分が重畳されたパターンから得られるノーマルフロー分布には、図4(b)のようにランダムな画像要素に由来する背景成分が図4(a)のピークに重なって現れる。このような分布の特性を以下のような特徴量として定量化する。

3.2.1.1 動きの集中度

まず、最も頻度の高いノーマルフロー成分に着目し、その頻度が全体の分布の中でどのくらい突出しているかという、動きの集中度 f_1 を S_N の最大値と平均値 T_N を用いて、

$$f_1 = \frac{\max_{\theta, \phi} S_N(\theta, \phi) - T_N}{\max_{\theta, \phi} S_N(\theta, \phi)} \quad (13)$$

と定義する。動きの集中度 f_1 は、直線エッジが等速で並進する場合に最大値1に近づき、逆に、すべての方向、速さのノーマルフローを持つ動輪郭が等しい割

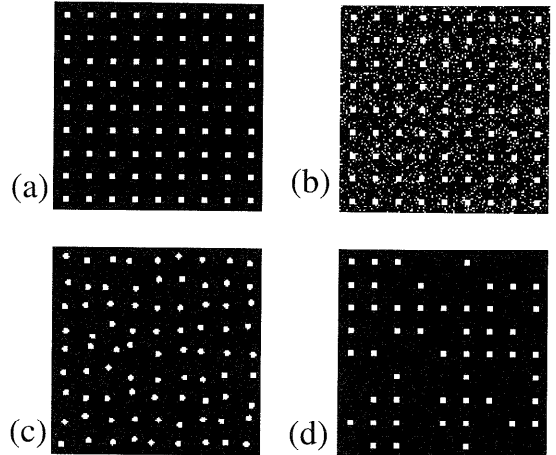


図3 モデル画像。(a)基本パターン(格子間隔=16画素)、(b)ランダムな成分を付加したパターン(全画素の10%)、(c)配置変動パターン(標準偏差=2画素)、(d)周期的な出現・消滅をともなうパターン(欠落区間の割合=42%)

Fig. 3 Model images, (a) Basic pattern (grid interval=16 pixels), (b) Pattern with random component (10% pixels in whole image), (c) Pattern with variation in grid placement (STD.=2 pixels), (d) Intermittent pattern with periodic appearance and disappearance (ratio of intermittence=42%).

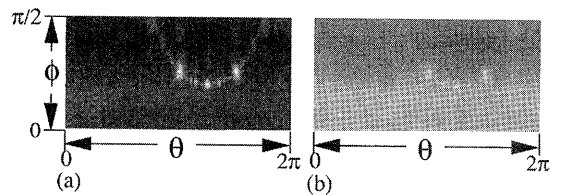


図4 ノーマルフローの分布。(a)基本パターン、(b)ランダムな成分を付加したパターン

Fig. 4 Normal flow distributions for basic pattern (a) and pattern with random component (b).

合で存在するとき最低値0に近づく。

3.2.1.2 ノーマルフローのエントロピー

また、領域内に含まれているノーマルフロー成分の多様さ、ばらつきの度合いに対応する特徴量として、ノーマルフローのエントロピー f_2 を、

$$f_2 = - \sum_{\theta} \sum_{\phi} S_N(\theta, \phi) \log S_N(\theta, \phi) \quad (14)$$

のように定義する。ノーマルフローのエントロピー f_2 は、すべてのフローの方向、速さの動輪郭が等しい割合で存在するとき、つまり、 $S_N(\theta, \phi) = \text{一定}$ の場合、最大値をとり、逆に単一の成分のみが存在するとき最小値をとる。

3.2.1.3 高速成分の割合

さらに、ノーマルフローの速度の大きさに着目し、その高速な成分の割合 f_3 を、

$$f_3 = \frac{\sum_{\theta} \sum_{\phi \leq \phi_{TH}} S_N(\theta, \phi)}{\sum_{\theta} \sum_{\phi} S_N(\theta, \phi)} \quad (15)$$

のように定義する。ただし、 ϕ_{TH} は考慮したい速度の大きさの下限 V_{TH} より、 $\phi_{TH} = \tan^{-1}(1/V_{TH})$ により定まるしきい値である。この高速成分の割合 f_3 により、表面の様子がランダムに変化する（ノーマルフロー分布中に高速な成分が多く出現する）パターンの存在を判定することができる。

3.2.1.4 優勢なオプティカルフロー成分

次に、ノーマルフロー分布 S_N からパッチ I 内の最も優勢な速度成分（オプティカルフロー）を求め、その速度の大きさを特徴量 f_4 とする。ここでは、その方法として著者らが以前提案した方法^{12),13)}を用いる。この方法では、求めるべき速度ベクトル $\mathbf{V} = (v_x, v_y, v_t)$ と、ノーマルフローのパラメータ (θ, ϕ) の関係

$$\tan \phi = -\frac{v_t}{(v_x \cos \theta + v_y \sin \theta)} \quad (16)$$

を用いて、ノーマルフローのパラメータ空間 $S_N(\theta, \phi)$ から、速度空間への投票を行い、その結果最も投票度数の高い成分を優勢な速度成分 \mathbf{V} として検出する。

3.2.2 テクスチャー特徴

テンポラルテクスチャーパターンのテクスチャー特徴として、本研究では優勢な速度成分 \mathbf{V} で運動する動輪郭に着目し、その輪郭の接線の分布より特徴量を定義する。速度成分 $\mathbf{V} = (v_x, v_y, v_t)$ で運動する輪郭に対応するノーマルフロー成分は、 θ - ϕ - ρ 空間中において式 (16) で表される曲面上に拘束される。ここでこの曲面を拘束曲面と呼び、拘束曲面上の分布を

$$S_{TL}(\theta, \rho) = \{S_P(\theta, \phi, \rho) \mid (v_x \cos \theta + v_y \sin \theta) \tan \phi + v_t = 0\} \quad (17)$$

のように抽出する。この分布 S_{TL} は速度 \mathbf{V} で運動する輪郭の接線の頻度分布に対応しており、 θ は輪郭の接線に垂直な方向、 $\rho \sin \phi$ は原点から接線へ下ろした垂線の長さをそれぞれ意味する。例として図 3(a) と図 3(c) のパターンから得られた分布 S_{TL} の様子をそれぞれ図 5(a), (b) に示す。ただし、 θ' は速度成分 \mathbf{V} の方向に垂直な方向を 0 とした接線方向であり、範囲は $(-\pi/2 \leq \theta' \leq \pi/2)$ である。以下では、この範囲内の θ にしぼって議論を進める。

従来、画像平面上の 2 次元の曲線パターンの接線の集合は、直線検出のハフ変換を施して得られるパラメータ空間中の投票分布から近似的に得られることが知られており¹⁷⁾、得られた接線分布よりパターンの凸包の面積や周囲長、2 次曲線のパラメータ等を求める手法が提案されている^{18),19)}。さらに、連続で滑らか

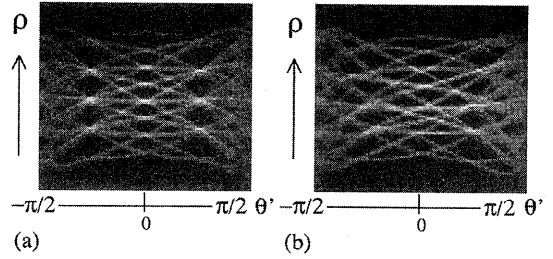


図 5 動輪郭の接線分布（拘束曲面上のノーマルフロー分布）. (a) 基本パターン, (b) 配置変動パターン

Fig. 5 Tangent line distribution (normal flow distribution on constraint surface) of moving contours for basic pattern (a) and pattern with variation in placement (b).

な閉曲線はその接線の集合から再構成できるという性質があり、これを利用したパターンのマッチング手法も提案されている²⁰⁾。本研究では、このような輪郭の接線分布からパターンの空間的特徴が得られるという性質を利用して、以下のような特徴量を求める。

3.2.2.1 輪郭配置の方向性の強さ

まず、動輪郭とその配置の持つ方向性の強度を定量化するため、各接線方向 θ の輪郭配置の顕著さを表す量を、 $S_{TL}(\theta, \rho)$ の ρ 方向の分布の最大値と平均値 T_ρ を用いて、

$$H(\theta) = \max_{\rho} S_{TL}(\theta, \rho) - T_\rho \quad (18)$$

のように求める。これを方向性ヒストグラム $H(\theta)$ と呼ぶ。たとえば、図 3(a) のように顕著な方向性を持つパターンの場合、図 5(a) のように接線分布 S_{TL} 上に強いピークが現れ、その方向性ヒストグラム H も対応する方向において鋭いピークを持つ。一方、図 3(c) のように配置が乱れたパターンについては、図 5(b) のように接線分布 S_{TL} 上に鋭いピークが生成されずに、結果として、方向性ヒストグラム H の分布もなだらかなになる。

このように、方向性ヒストグラム H 中の分布のピーク鋭さが、対応する方向性を持つ輪郭の顕著さを表すので、輪郭配置の方向性の強さ f_5 は、 H 中のピークの最大値と分布 H の平均値 T_H を用いて、

$$f_5 = \frac{\max_{\theta} H(\theta) - T_H}{\max_{\theta} H(\theta)} \quad (19)$$

のように定義することができる。方向性の強さ f_5 は、1 本の直線輪郭が等速で運動するとき最大値 1 に近づき、輪郭の接線があらゆる方向に同じ割合で含まれるとき最小値 0 をとる。

3.2.2.2 輪郭配置の密集度

続いて、動輪郭の接線の分布 S_{TL} より、輪郭の密

集の度合いに関する特徴量を定義する。ここでは、式(18)の方向性ヒストグラム H において最大値を示す θ をパターン内で最も顕著な主方向 θ_{max} とし、この方向 θ_{max} の接線の位置を示す分布 $S_{TL}(\theta_{max}, \rho)$ より、輪郭の配置の密集度 f_6 を $S_{TL}(\theta_{max}, \rho)$ の最大値とその ρ 方向の分布の平均値 T_ρ の比として、

$$f_6 = \frac{T_\rho}{\max_\rho S_{TL}(\theta_{max}, \rho)} \quad (20)$$

と定義する。輪郭配置の密集度 f_6 は、方向 θ_{max} の接線が1本のみのときに最小値をとり、すべての位置 ρ について密に接線が配置されるときに最大値1をとる。なお、 $\sum_\rho S_{TL}(\theta, \rho)$ は全 θ において一定であるため、輪郭が密集している場合には、輪郭の接線に対応するピークの高さが低下し、また輪郭の間隔が広い場合にはピークの高さは大きくなるという性質を式(20)では利用している。

3.2.3 運動軌跡の隠蔽率

輪郭がオクルージョン等により出現・消滅を繰り返す場合、その輪郭の描く運動軌跡は途切れ途切れの不連続なものとなる。ここでは、時空間差分画像 D 中の運動軌跡を優勢な速度ベクトル V の方向に追跡し、走行長を計測することで、動輪郭の隠蔽の度合いに関する特徴量を得る。

そのためまず、拘束曲面上の投票分布 $S_{TL}(\theta, \rho)$ のピーク検出を行い、いくつかの代表的な接平面 Y_P のパラメータ $(\theta_P, \phi_P, \rho_P)$ を特定する。次に、時空間差分画像 D を、この接平面 Y_P で切り取り、接平面上の運動軌跡を単位速度ベクトル V と、単位接線ベクトル $p_s = (-\sin \theta_P, \cos \theta_P, 0)$ を直交する2軸として持つ画像 Z として得る。この画像を接平面画像と呼ぶ。

$$Z(k, l) = D(z(k, l)) = D(k \cdot p_s + l \cdot V + p_0). \quad (21)$$

ただし、 $p_0 = \rho_P \cdot (\cos \theta_P \sin \phi_P, \sin \theta_P \sin \phi_P, \cos \phi_P)$ である。

この接平面画像 Z 上において l 方向に運動軌跡が出現から消滅まで追跡し、運動軌跡が出現している長さ L_A 、消失している長さを計測する。それぞれの合計 L_A, L_D を用い、輪郭の出現・消滅の度合いを表す運動軌跡の隠蔽率 f_7 を

$$f_7 = \frac{L_D}{L_A + L_D} \quad (22)$$

として定義する。本特徴により、気象レーダ画像中のエコーパターンや、波打つ水面のように輪郭の出現・消滅（隠蔽）をとめない、運動軌跡が断続的になるような対象を特徴付けることが可能となる。

なお、本論文で示した特徴量は一例であり、ほかに

も本アプローチに基づいて様々な特徴量が定義可能である。

4. 実験

本章では提案したテンポラルテクスチャー特徴の有効性を検証するため、モデル画像および実画像を用いた実験の結果を示す。以下の実験では、パラメータ空間の解像度は $(\Delta\theta, \Delta\phi, \Delta\rho) = (2 [\text{deg}], 1 [\text{deg}], 0.9 [\text{pixel}])$ とし、パッチサイズは、パッチ内のパターンの性質が空間的かつ時間的にほぼ一定である大きさを対象画像ごとに経験的に決定した。

なお、ノーマルフロー分布の推定精度に関しては、著者らの以前の研究^{12),13)}において、本論文と同様の方法で求めたノーマルフロー分布に基づいてオプティカルフロー場の推定を行った結果、特にノイズの多い画像について、時空間の局所勾配に基づく既存の手法よりも精度良く推定できることが示されており、このことから、本研究で推定したノーマルフロー分布の有効性が確認できる。

4.1 モデル画像

特徴量の振舞いを、テンポラルテクスチャーの基本的な特性を模擬した図3に示すモデル画像を用いた実験により検証した。

図3(a)は、半径2画素の粒子が格子状に等間隔に並び、パターン全体が右上の方向に $\sqrt{2}$ [画素/フレーム] の速度で一様に移動する2値画像パターンであり、理想的な剛体運動を模擬している。これを基本パターンと呼ぶ。3(b)は、図3(a)の基本パターンに、直径1画素の粒子がフレームごとにランダムに分布するパターン（これをランダム成分と呼ぶ）を重ね合わせた画像であり、テンポラルテクスチャー内の運動の多様性を模擬している。ランダム成分のノーマルフローは特定の方向性を持たずに、図5(b)のように全域にわたりほぼ一様なノーマルフロー分布 $S_N(\theta, \phi)$ をもたらず。そのため、ランダム成分の割合を変化させることで、運動の多様性を制御することができる。図3(c)は、個々の画像要素について水平・垂直方向に独立にランダムな配置変動を加えたパターンである。その配置変動の標準偏差を変えることで、テンポラルテクスチャーパターンの輪郭の配置の規則性が制御できる。図3(d)は、各々の要素が一様に移動しながら、それぞれ周期的に出現、消滅を繰り返すパターンである。各画像要素は12フレームの周期で出現、消滅を繰り返している。出現している区間と、消滅している区間の割合を条件として変化させることで、テンポラルテクスチャーにおける輪郭の出現・消滅の頻繁さを制御

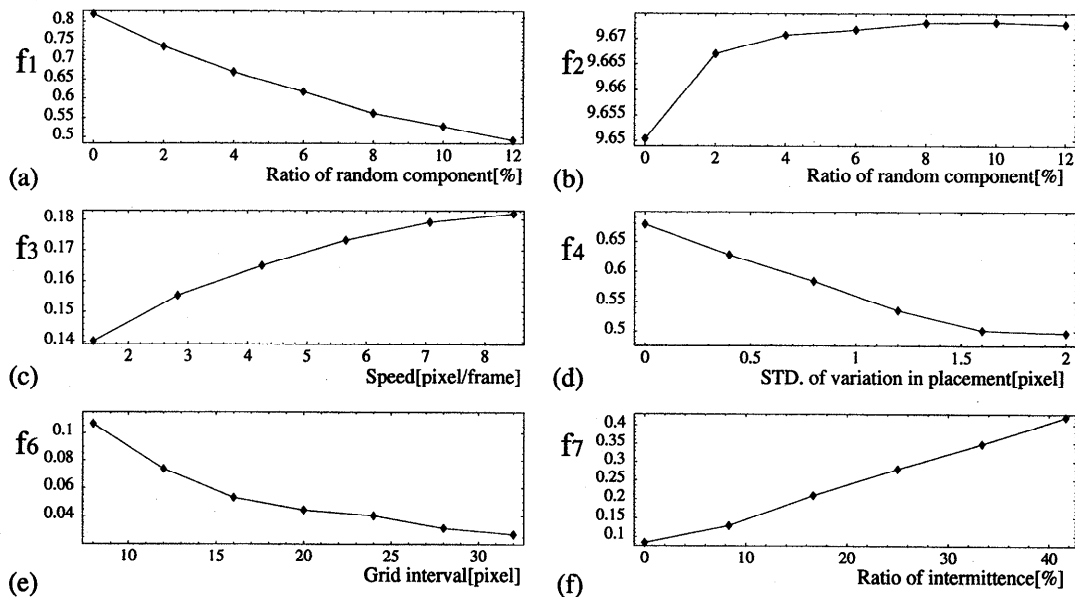


図6 モデル画像に対する特徴量の振舞い。(a) ランダム成分の割合 vs. 動きの集中度, (b) ランダム成分の割合 vs. エントロピー, (c) 速度 vs. 高速成分の割合, (d) 配置の変動 vs. 輪郭配置の方向性の強さ, (e) 格子間隔 vs. 密集度, (f) 欠落区間の割合 vs. 隠蔽率, [ただし, (a), (b), (d), (f) は格子間隔=16 画素, (c) は格子間隔=24 画素, (表示範囲: 145 × 145 画素)]

Fig. 6 Behaviors of features for model images. (a) Ratio of random component vs. Motion intensiveness, (b) Ratio of random component vs. Motion entropy, (c) Speed vs. High-speed ratio, (d) Variation in placement vs. Directionality strength, (e) Grid interval vs. Contour density, (f) Intermittence ratio vs. Occlusion ratio, where grid intervals of (a), (b), (d), (f) are 16 pixels, while grid interval of (c) is 24 pixels (Displayed range: 145 × 145 [pixel]).

している。また、各画像要素の出現、消滅の位相はランダムに与えている。

このように、モデル画像の各条件を変えたときの各特徴量の特性を以下のように確認した。なお、パッチサイズは、60 × 60 [画素]、30 [フレーム]とした。

図6(a)には、図3(b)のパターンにおいて全画素に対するランダム成分の画素の割合を変化させたときの、動きの集中度 f_1 の変化の様子を示す。ランダム成分の割合を増加させるに従い、動きの集中度 f_1 は単調に減少していく様子を確認することができる。

図6(b)には、図6(a)と同一条件下におけるノーマルフローのエントロピー f_2 の変化の様子を示す。ランダム成分の増加にともないエントロピー f_2 は増加し、飽和していく様子が分かる。動きの集中度 f_1 と、エントロピー f_2 の違いとしては、動きの集中度 f_1 は、図6(c)のような輪郭配置の乱れによって低下する傾向があるが、エントロピー f_2 には影響がない点があげられる。

図6(c)には、パターンを速度を変化させたときの、高速成分の割合の推移を示す。ただし、しきい値は

$V_{TH} = 5.0$ [画素/フレーム]とした。速度が大きくなるに従い、高速成分の割合 f_3 は単調に増加する特性が確認できる。また、優勢な速度の大きさ f_4 に関しては、図6(d)と同条件で実験を行った結果、速さ7.1 [画素/フレーム]までは、3%未満の誤差で推定可能であることが確認できた。

図6(d)には、図3(c)のように、各格子点の配置を変動させたときのパターンの輪郭配置の方向性の強さ f_5 の変化の様子を示す。配置変動の標準偏差を大きくするに従い、方向性の強さは単調に減少し、ある程度の配置変動になると飽和する傾向が見られる。これは、変動の幅がある程度大きくなると、元々の格子方向以外に直線的な配置が偶然に出現するようになるためである。

図6(e)には、図3(a)のパターンの格子間隔を変化させたときの輪郭の密集度 f_6 の推移を示す。格子間隔の増大に従って密集度は単調に減少する様子を確認できる。図6(f)には、図3(d)のように、欠落区間の割合を変化させたときの運動軌跡の隠蔽率 f_7 の変化の様子を示す。欠落区間の割合の増加とともに単調に

表 1 各テンポラルテクスチャー画像の平均特徴量
Table 1 Average feature values for each temporal texture image.

| Class | Features | | | | | | |
|-------|------------------------------|------------------------|---------------------------|----------------------|-------------------------------|------------------------|--------------------------|
| | \bar{f}_1 Intensiveness | \bar{f}_2 Entropy | \bar{f}_3 High Speed | \bar{f}_4 Speed | \bar{f}_5 Directionality | \bar{f}_6 Density | \bar{f}_7 Occlusion |
| River | 0.449 | 9.683 | 0.126 | 1.95 | 0.387 | 0.181 | 0.627 |
| Fire | 0.610 | 9.638 | 0.196 | 5.43 | 0.365 | 0.119 | 0.353 |
| Boil | 0.406 | 9.680 | 0.159 | 4.68 | 0.234 | 0.231 | 0.434 |
| Steam | 0.661 | 9.635 | 0.141 | 2.59 | 0.429 | 0.0621 | 0.566 |

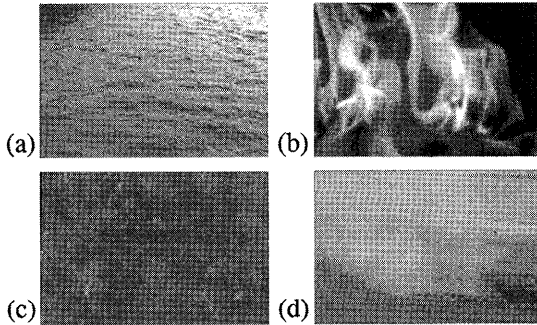


図 7 テンポラルテクスチャー画像。(a) River, (b) Fire, (c) Boil, (d) Steam
Fig. 7 Temporal texture images. (a) River, (b) Fire, (c) Boil, (d) Steam.

隠蔽率は増加することが分かる。

以上のように、各特徴量はモデル画像の各特性を良好に反映していることが確認できた。

4.2 テンポラルテクスチャー画像

図 7 に示す Szummer のテンポラルテクスチャー画像¹⁾ [(a) 川の水面 (river), (b) 炎 (fire), (c) 沸騰する水面 (boil), (d) 蒸気 (steam)] の分類実験を試みた。画像サイズはおおむね 170×115 [画素] であり、パッチサイズは、 30×30 [画素], 30 [フレーム] とした。入力された画像系列を画像濃淡値の平均と分散が同じくなるよう正規化を施した後、画像を上述の大きさのバッチへと分割し、各クラスについて 30 サンプル、合計 120 サンプルを対象とし、それぞれについて特徴量 ($f_1 \sim f_7$) を計算した。

図 8 には、図 7 の各パターンについて得られる典型的なノーマルフロー分布 $S_N(\theta, \phi)$ を示す。なお、図 8 のノーマルフロー分布に重ねた曲線は、式 (16) で表される優勢な速度成分 \mathbf{V} に対応するノーマルフローパラメータを示したものである。また、表 1 には各パッチの特徴量をクラスごとに平均した平均特徴量を示す。

River では、波面の様々な動きに対応して広がりを持ったノーマルフロー分布が得られる。また、運動軌

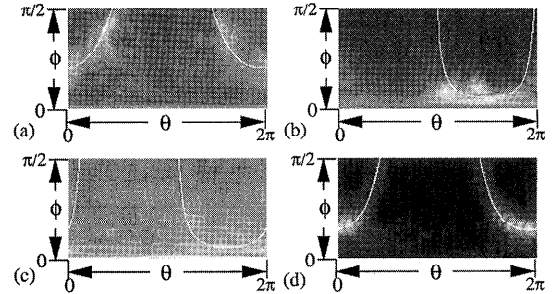


図 8 テンポラルテクスチャー画像に対するノーマルフロー分布。(a) River, (b) Fire, (c) Boil, (d) Steam
Fig. 8 Normal flow distribution for (a) River, (b) Fire, (c) Boil, (d) Steam images.

表 2 テンポラルテクスチャー画像の分類精度

Table 2 Classification accuracy for temporal texture images.

| Feature set | Correct Classification |
|-----------------|------------------------|
| ALL | 93.3 [%] |
| f_3, f_6, f_7 | 95.8 [%] |
| f_3, f_6 | 94.2 [%] |
| f_6 | 71.2 [%] |

跡の隠蔽率より輪郭の出現・消滅が頻繁に生じていることが分かる。Fire では、高速に揺らめく炎の輪郭が、集中度の高い高速なノーマルフロー成分として現れている。Boil では、大小の泡の出現・移動・消滅による激しい波面の揺らぎに対応して、大きな広がりを持つノーマルフロー分布が得られている。Steam では、ノーマルフロー分布中に明確なピークが出現しており、局所的に輪郭の運動は並進性が強いことが分かる。

次に、これら 4 つのパターンについて特徴空間上の各クラスの重心位置からのマハラノビス距離に基づき、1 つ抜き法 (leave-one-out method)²¹⁾ により各サンプルの分類を行った結果を表 2 に示す。特徴量の選択方法としては Backward Selection²¹⁾ を参考にし、全特徴量 $f_1 \sim f_7$ から、1 つずつ分類の正解率の減少が最も小さい特徴量を削減していく操作を繰り返し、各次元数について、分類の正解率が最も高い特徴量セッ

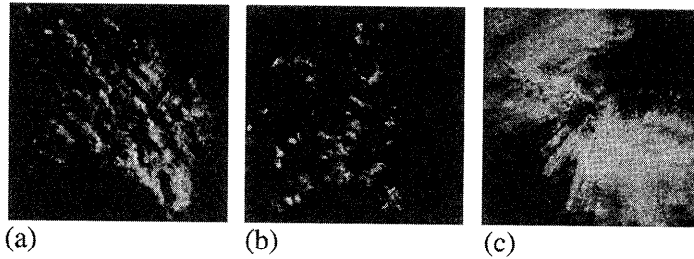


図9 気象レーダ画像。(a)筋状, (b)散在状, (c)層状。(表示の範囲: 210 × 210 [画素])

Fig. 9 Weather radar images. (a) Band-shaped type, (b) Scattered type, (c) Stratiform type (Displayed range: 210 × 210 [pixel]).

トを探索した。表2から、提案した特徴量を用いることでほぼ良好な分類が可能であることが分かった。このテンポラルテクスチャーパターンを分類するうえで、ノーマルフロー分布における高速成分の割合 f_3 と動輪郭の密集度 f_6 が特に重要な働きをしており、このことからテンポラルテクスチャー特徴として、動き特徴とテクスチャー特徴の双方が必要であることが分かった。また、誤分類の原因としては、対象と背景との境界部分における外れ値があげられる。

4.3 気象レーダ画像

次に、気象レーダ画像中のエコーパターンを対象とした分類実験の結果を示す。気象レーダ画像は、レーダエコー反射強度の空間分布を画像化したものであり、エコーパターンと呼ばれる画像中のパターンは、ほぼ降水強度の空間分布に対応している。エコーパターンは局所的にはおおまかに大気の流れに沿って並進するものの、絶えず生成・消滅、変形を繰り返しており、そのパターンの形状・配置は、非常に複雑で多種多様である。そのため、静止画中のエコーパターンのみからは正確な降水現象の判別が困難とされている。一方、各降水現象には、それぞれ特有のパターンの動き方が存在するため、各現象に対応するパターンの判別には「動き」が重要な手掛かりであると考えられている。

ここでは、北海道、札幌市を中心とする気象レーダ画像を対象とし、気象予報士の協力を得て、図9に示すような冬季に比較的好く現れる降水現象に対応する3つのエコーパターンのクラス(筋状, 散在状, 層状)を設定し、提案した特徴量によるパターン分類を試みた。画像サイズは 340 × 340 画素であり、濃淡レベルは 256 階調である。1画素が 1 km² に対応しており、フレーム間隔は 5 分である。パッチサイズは 60 × 60 画素, 20 フレームとした。画像の全面を覆うように 6 × 6 個のパッチへと分割し、エコーの存在する各パッチについて特徴量を計算し、それらの平均値を該当する時間ステップにおけるパターンの特徴量とした。各

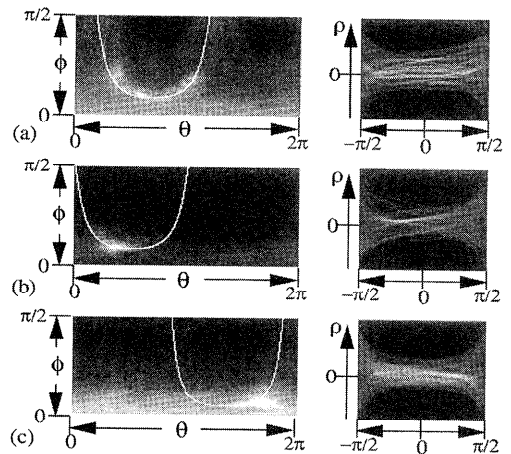


図10 気象レーダ画像中のエコーパターンに対するノーマルフロー分布(左)と接線分布(右)。(a)筋状, (b)散在状, (c)層状

Fig. 10 Normal flow distribution (left) and tangent line distribution (right) for (a) Band-shaped type, (b) Scattered type, and (c) Stratiform type echo patterns in weather radar images.

クラスについて、日付の異なる5つの区間を抽出し、各区間についてはほぼ1時間間隔の5つの時刻において特徴量を計算することで、合計、各クラス25サンプルを準備した。

図10には、図9に示す各クラスの中心付近のパッチから得られたノーマルフロー分布 $S_N(\theta, \phi)$ および拘束曲面上の動輪郭の接線分布の様子をそれぞれ示す。また、表3には各クラスごとの平均特徴量を示す。

筋状パターンは、エコーセルと呼ばれる小さな粒子が大気の流れに沿い移動しつつ、発生・成長・消滅を繰り返す、全体として数本の筋を構成するパターンである。そのノーマルフロー分布には、粒状のエコーセルの並進にともなうピークの連なりが拘束曲面と交わる曲線上に沿って現れ、また、エコーセルの生成、消滅の影響にともなう高速な成分も背景に見受けられる。

散在状パターンは、中小の形状不定のエコーの塊がランダムに散在するパターンである。そのノーマルフ

表3 各気象レーダエコーパターンの平均特徴量
Table 3 Average feature values for each weather radar echo pattern.

| Class | Features | | | | | | |
|------------|------------------------------|------------------------|---------------------------|----------------------|-------------------------------|------------------------|--------------------------|
| | \bar{f}_1 Intensiveness | \bar{f}_2 Entropy | \bar{f}_3 High Speed | \bar{f}_4 Speed | \bar{f}_5 Directionality | \bar{f}_6 Density | \bar{f}_7 Occlusion |
| Band | 0.585 | 9.637 | 0.178 | 4.88 | 0.314 | 0.109 | 0.529 |
| Scattered | 0.640 | 9.628 | 0.176 | 3.32 | 0.417 | 0.088 | 0.491 |
| Stratiform | 0.583 | 9.616 | 0.207 | 5.45 | 0.312 | 0.113 | 0.471 |

表4 気象レーダエコーパターンの分類精度

Table 4 Classification accuracy for weather radar echo patterns.

| Feature set | Correct Classification |
|-----------------|------------------------|
| ALL | 100.0 [%] |
| f_1, f_3, f_4 | 100.0 [%] |
| f_3, f_4 | 98.6 [%] |
| f_3 | 96.0 [%] |

ロー分布は、特定の箇所分布が集中しており、動きの集中度が高い値を示していることから、明確なエッジが直線的な運動していることが読み取れる。

層状パターンは、表面のモヤ状のテクスチャーがフレーム間で激しく変化を繰り返しており、このパターン表面の変化に対応して、高速なノーマルフロー成分が多く見られる。

表4に、これら3つのクラスのパターンを4.2節と同様の方法で分類した結果を示す。表4より、提案した特徴量により図9の3クラスは完全に分類できることが分かる。また、 f_1, f_3, f_4 の3特徴のみを用いても100%の分類精度が達成できることから、高速成分の割合 f_3 、優勢な速度の大きさ f_4 、動きの集中度 f_1 といったノーマルフロー分布より得られる動き特徴量が重要な働きをしていることが分かる。

このように本手法を用いることで、従来手法が不得手としていた気象レーダエコーパターンのような生成・消滅をとまなう非剛体動きパターンからも、安定にノーマルフロー分布を求めることができ、さらに、得られたノーマルフロー分布の特性を定量化することでテンポラルテクスチャーパターンの特徴抽出が可能であることが確認できた。

また、今回は比較的クラス間の相違が明確なサンプルを選択したため少数の特徴量のみで高い分類精度を達成できたが、より複雑なパターンを含めた画像検索等の応用²²⁾においては、より多くの特徴量が必要になる。

5. おわりに

本論文では、テンポラルテクスチャーと呼ばれる非

剛体動きパターンの局所的な画像特徴を抽出する新しい枠組みおよび手法を提案した。テンポラルテクスチャーパターン中の動き特徴とテクスチャー特徴の双方を捉えるために、動輪郭が時空間中に描く運動軌跡に着目し、さらに、輪郭の出現・消滅や変形等に対してロバストに運動を推定するために、運動軌跡を構成する軌跡点の集合に対するノーマルフローの事後確率分布を推定した。また、その実行手段としてハフ変換を用いた方法を提案し、動きの集中度やエントロピー、運動軌跡の隠蔽率等の動き特徴を抽出した。またその際、ノーマルフロー分布を運動軌跡曲面の接平面としてパラメータ化することで、動輪郭の接線分布が得られ、これから輪郭配置の方向性の強さやその密集度に関する特徴量をテクスチャー特徴として抽出した。さらに、気象レーダ画像等を用いたパターン分類実験等により特徴量の有効性を確認した。

本論文で示した特徴抽出手法の1つの応用として、現在、著者らは気象レーダ画像を対象とした類似画像系列の検索に取り組んでいる²²⁾。

また、今後の課題としては、テンポラルテクスチャー特徴量と、対象とする画像固有の現象や利用者の主観との間の対応付けがあげられる。さらに、本論文では、各軌跡点は独立に存在すると仮定したが、従来のテクスチャー解析における画像濃淡値の空間的依存関係のような、近傍の軌跡点の間の相互関係の記述方法も課題としてあげられる。また、今回定義した特徴量は、回転・シフト不変であり、スケールには依存するという性質を有するが、今後、多スケールでの画像の時空間構造の記述や、回転・発散運動等の記述等多種多様な運動やテクスチャーに関する特徴抽出手法への発展も課題としてあげられる。

謝辞 本研究の機会を与えていただいた映像処理研究部中野博隆部長、ならびに熱心にご討論いただいた映像処理研究部の皆様へ感謝いたします。また、気象レーダ画像を提供していただいた札幌総合情報センター(株)ならびにレーダ画像の分類に御協力いただいた札幌総合情報センター(株)藤井雅晴主任に深く感謝いたします。また、テンポラルテクスチャー画像

を提供していただいた Dr. Marcin Olof Szumner に感謝いたします。

参考文献

- 1) Szumner, M.O.: Temporal texture modeling, Technical Report, MIT Media Lab Perceptual Computing 364 (1995).
- 2) Mitiche, A. and Bouthemy, P.: Computation and analysis of image motion: a synopsis of current problems and methods, *Int. J. Computer Vision*, Vol.19, No.1, pp.29-55 (1996).
- 3) Kass, M., Witken, A. and Terzopoulos, M.: Constraints on deformable models: Recovering 3D shape from non-rigid motion, *Artif. Intell.*, Vol.36, pp.91-123 (1988).
- 4) 境野英朋, 堀越 力, 安達文夫, 鈴木 智: 流体モデルによる時系列レーダーパターン変化の予測方法, *信学論 A*, Vol.J82-A, No.4, pp.550-562 (1999).
- 5) 山本正信: 画像化された運動軌跡による動画処理, *情報処理学会論文誌*, Vol.22, No.5, pp.442-449 (1981).
- 6) Sharp, N.G. and Hancock, E.R.: Feature tracking by multi-frame relaxation, *Image and Vision Computing*, Vol.13, No.8, pp.637-644 (1995).
- 7) Hsu, P.R. and Harashima, H.: Spatiotemporal representation of dynamic object, *Proc. CVPR'93*, pp.14-19 (1993).
- 8) 内堀克則, 苗村 健, 金子正秀, 原島 博: 3次元ベジェ曲面チューブを用いた時空間領域の記述, *映像メディア学会誌*, Vol.51, No.10, pp.1688-1695 (1997).
- 9) Haralick, R.M.: Statistical and structural approaches to texture, *Proc. IEEE*, Vol.67, No.5, pp.786-804 (1979).
- 10) Nelson, R.C. and Polana, R.: Qualitative recognition of motion using temporal texture, *CVGIP: Image Understanding*, Vol.56, No.1, pp.78-89 (1992).
- 11) Bouthemy, P. and Fablet, R.: Motion characterization from temporal cooccurrences of local motion-based measures for video indexing, *Proc. ICPR'98*, pp.905-908 (1998).
- 12) Otsuka, K., Horikoshi, T. and Suzuki, S.: Image velocity estimation from trajectory surface in spatiotemporal space, *Proc. CVPR'97*, pp.200-205 (1997).
- 13) 大塚和弘, 堀越 力, 安達文夫, 落合慶広, 鈴木 智: 時空間中の運動軌跡に基づくオプティカルフローの推定, *信学論 (D-II)*, Vol.J81-D-II, No.9, pp.2061-2073 (1998).
- 14) Stephens, R.S.: Probabilistic approach to the Hough transform, *Image and Vision Computing*, Vol.9, No.1, pp.66-71 (1991).
- 15) Weiss, I.: Line fitting in a noisy image, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.11, No.3, pp.325-329 (1989).
- 16) Duda, R.O. and Hart, P.E.: Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures, *Comm. ACM*, Vol.15, pp.11-15 (1972).
- 17) Wright, M., Fitzgibbon, A., Giblin, P.J. and Fisher, R.B.: Convex hulls, occluding contours, aspect graphs and the Hough transform, *Image and Vision Computing*, Vol.14, pp.627-634 (1996).
- 18) 村上和人, 興水大和: Hough 変換平面における凸包抽出法について, *信学論 (D-II)*, Vol.J73-D-II, No.4, pp.597-605 (1990).
- 19) 藤本公三, 岩田剛治, 仲田周次: $\theta-\rho$ ハフ変換平面からの2次曲線のパラメータ抽出, *信学論 (D-II)*, Vol.J74-D-II, No.9, pp.1184-1191 (1991).
- 20) Pao, D., Li, H.F. and Jayakumar, R.: Shapes recognition using the straight line Hough transform: Theory and generalization, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.14, No.11, pp.1076-1089 (1992).
- 21) Fukunaga, K.: *Introduction to statistical pattern recognition*, 2nd ed., Academic Press, San Diego, California (1990).
- 22) Otsuka, K., Horikoshi, T. and Suzuki, S.: Image sequence retrieval for forecasting weather radar echo pattern, *IAPR Workshop on Machine Vision Applications*, pp.238-241 (1998).

(平成 10 年 12 月 25 日受付)

(平成 11 年 6 月 3 日採録)



大塚 和弘 (正会員)

平成 5 年横浜国大工学部電子情報工学科卒業。平成 7 年同大学院工学研究科博士課程前期課程修了。同年日本電信電話(株)入社。現在、NTT サイバースペース研究所にて動画の解析・検索技術の研究に従事。第 55 回全国大会大会優秀賞受賞。平成 9 年度電子情報通信学会学術奨励賞受賞。電子情報通信学会会員。



堀越 力 (正会員)

昭和 36 年生。昭和 62 年慶應義塾大学大学院電気工学研究科修士課程修了。同年、日本電信電話(株)に入社。現在、NTT サイバースペース研究所メディア生成プロジェクト主任研究員。コンピュータビジョン、画像認識・理解、計算機ホログラフィに興味を持つ。工学博士。電子情報通信学会、映像情報メディア学会各会員。



安達 文夫

昭和 48 年東北大学工学部電子工学科卒業。昭和 53 年同大学院博士課程修了。同年日本電信電話公社入社。以来、ファクシミリ通信網の研究開発、画像処理・認識システム、コンテンツ生成の研究に従事。平成 11 年より国立歴史民俗博物館情報資料研究部教授。工学博士。電子情報通信学会、映像情報メディア学会、画像電子学会各会員。



曾根原 登

昭和 53 年信州大大学院修了。同年日本電信電話公社横須賀電気通信研究所入所、画像通信研究部にてファクシミリの研究実用化、およびドキュメント・アーキテクチャの国際標準化に従事。昭和 63 年 ATR 国際電気通信基礎技術研究所視聴覚機構研究所に出向、ニューラルネット情報処理の研究開発に従事。現在、NTT サイバースペース研究所プロジェクトマネージャ。「コンテンツ工学」の研究、技術開発を担当。工学博士。



鈴木 智 (正会員)

昭和 31 年生。昭和 59 年静岡大学大学院電子科学研究科博士課程修了。工学博士。同年、日本電信電話公社に入社。以来、線図形認識、コンピュータビジョンの研究開発に従事。平成 3~4 年、カリフォルニア大学アーバイン校にて客員研究員。現在、NTT マルチメディア推進部担当部長。コンピュータビジョン、映像処理、気象予測に興味を持つ。電子情報通信学会、IEEE, American Meteorological Society 各会員。