

1. はじめに

セキュリティやマーケティングにおいて、対象物体の存在領域や移動方向の情報を得ることは重要な課題である。このような問題に対し、本研究では Space-Time Patch(ST-patch) 特徴 [1] を用いて、物体の移動方向識別とセグメンテーションを同時に行う手法を提案し、評価実験によりその有効性を示す。

2. ST-patch

ST-patch の特徴は、ある小さな領域の x 軸, y 軸のそれぞれの勾配, 時間軸である t 軸の勾配から得られる。ST-patch の概念を図 1 に示す。

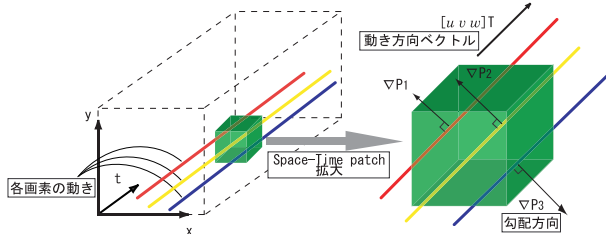


図 1: ST-patch の概要

ST-patch 特徴 画像中の動きが一定の場合、それぞれの画素の勾配 $\nabla P_i = (P_{x_i}, P_{y_i}, P_{t_i})$ は、画素の動き方向ベクトル $[u \ v \ w]^T$ に対して垂直となる。よって、画素数が n の場合、式 (1) の関係が成り立つ。

$$\begin{bmatrix} P_{x_1} & P_{y_1} & P_{t_1} \\ P_{x_2} & P_{y_2} & P_{t_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ P_{x_n} & P_{y_n} & P_{t_n} \end{bmatrix}_{n \times 3} \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad (1)$$

ST-patch 内の n 画素の ∇P_i からなる $n \times 3$ の行列を G とし、行列 G^T を掛けると、行列 $G^T G$ は 3×3 の行列となる。ここで、行列 $G^T G$ を M とすると式 (2) となる。

$$M = G^T G = \begin{bmatrix} \sum P_x^2 & \sum P_x P_y & \sum P_x P_t \\ \sum P_y P_x & \sum P_y^2 & \sum P_y P_t \\ \sum P_t P_x & \sum P_t P_y & \sum P_t^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式 (2) より求められる行列 M が 1 つの ST-patch から得られる特徴である。このような特徴を持つ行列 M を式 (3) のような 9 次元ベクトル m と表現し、これを ST-patch 特徴とする。

$$m = \left(\sum P_x^2, \sum P_x P_y, \dots, \sum P_t^2 \right) \quad (3)$$

3. ST-patch 特徴のベクトル量子化

学習サンプルから得られた ST-patch 特徴に移動方向ラベルと物体の重心位置、マスク画像を格納し、LBG アルゴリズムを用いて ST-patch 特徴のコードブックを作成する。コードブックの各クラスには、クラス内の移動方向ラベル数の割合 (含有率) が閾値以上のラベルを割り当てる。この様に作成したコードブックを用いて、入力画像から得た ST-patch 特徴をベクトル量子化を行う (図 2)。

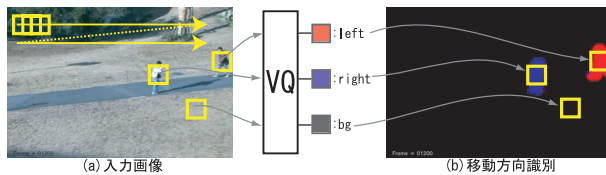


図 2: ST-patch 特徴のベクトル量子化

4. 物体の重心位置の推定とセグメンテーション

重心位置の推定 物体の重心位置の推定を行う。画像座標 l より抽出された ST-patch 特徴 e のベクトル量子化を行うと、クラス I に属する確率 $p(I | e, l)$ を得ることができる。そして、求められたクラス I から、物体 o_n の重心位置 x である確率 $p(o_n, x | I, l)$ を得ることができる。よっ

て、ある物体 o_n の重心位置 x である確率は式 (4) で求めることができる。

$$p(o_n, x | e, l) = p(o_n, x | I, l) p(I | e) \quad (4)$$

このような確率を持つ票が投票された点の位置の極値を Mean-Shift クラスタリングにより求め、物体の重心位置推定を行う。

物体のセグメンテーション 求められた重心位置周辺に投票された ST-patch 特徴を逆投影し、物体のセグメンテーションを行う。各 ST-patch 特徴に関連付けてあるマスク画像から得られる物体の情報 $p(p = fig. | o_n, x, I, l)$ と、式 (4) の事後確率を掛けることで物体領域の確率を求める。

$$p(p = fig. | o_n, x) = \sum_p \sum_I p(p = fig. | o_n, x, I, l) p(e, I, l | o_n, x) \quad (5)$$

各 ST-patch 特徴 e から得られる確率の加重平均を取ることで物体領域を推定し、矩形領域に物体のセグメンテーションを行う。

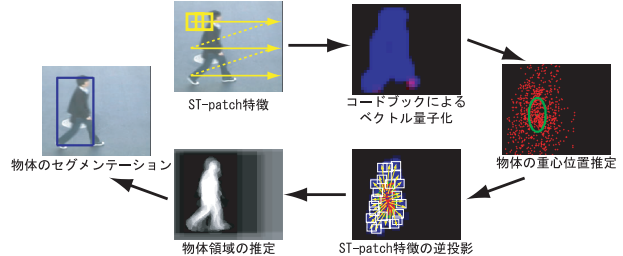


図 3: 物体の移動方向識別とセグメンテーションの手順

5. 評価実験

提案手法を用いた物体の移動方向識別とセグメンテーションと、従来法であるアピアランス情報を用いた物体のセグメンテーション手法との比較を行う。それぞれのシーケンスに対するコードブックを用いて識別を行った結果を表 1 に示す。

表 1: 識別結果 [frame]

	シーケンス	
	歩行者 (10134)	車両 (12963)
従来法	6519(64.3%)	9124(70.7%)
提案手法	7567(74.7%)	12090(93.3%)

提案手法では物体の移動方向識別を行うことができるため、従来法より識別率を向上させることができた。図 4 に提案手法を用いた物体のセグメンテーション例を示す。このように、提案手法は、オクルージョンに対して頑健なセグメンテーションが可能である。



図 4: 移動物体の方向識別とセグメンテーション例

6. おわりに

本研究では、ST-patch 特徴による物体の移動方向識別とセグメンテーションを行う手法を提案した。今後は、同一方向へ移動している物体が重なっている場合への対応、提案手法にアピアランスの情報を加え、物体の認識を行う方法の検討を行う予定である。

参考文献

[1] E. Shechtman, M. Irani, "Space-Time Behavior Based Correlation", Computer Vision and Pattern Recognition, vol.1, pp.405- 412, 2005.