

1. はじめに

屋外に設置したカメラからの移動体識別では、照明変化や物体の見え方などが変化する為、このような不確定要素に対して不変な特徴量を求める必要がある。従来用いられている特徴量は、検出された領域全体から得られる大局的な特徴量であるといえる。本研究では、従来の特徴量では表現できていない物体構造に着目した特徴量を用いた識別を提案し、その有効性を示す。

2. 物体構造に基づく特徴量の抽出

グラフカットによる背景除去 通常、フレーム間差分により検出された領域には、物体と背景が含まれる。物体構造のモデル化を行う際、背景領域が含まれると物体構造を正確に表現できない。そこで、グラフカットを用いてより正確な移動体領域を抽出する(図1)。

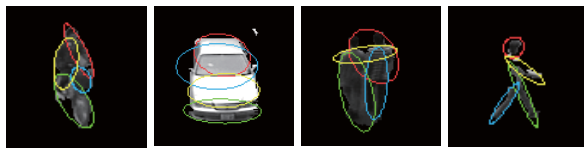


(a) 移動体検出結果 (b) 背景除去画像

図1: グラフカットによる背景除去
物体構造のモデル化 物体領域に混合正規分布を当てはめることにより、物体構造のモデル化を行う。物体領域の座標 (u, v) と輝度 I を $x_i = \{u_i, v_i, I_i\}^T$, 混合正規分布パラメータを $\Phi = \{\alpha_j, \mu_j, \Sigma_j\}_{j=1}^c$ とする。 x に対して、式(1)のDAEMアルゴリズムを用いて混合正規分布パラメータ Φ_{ML} を推定する。

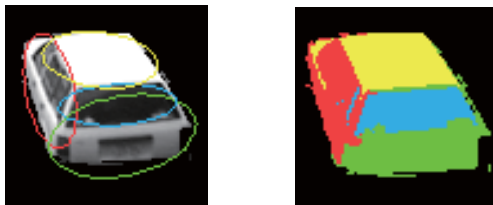
$$\Phi_{ML} = \arg \max_{\Phi} \sum_{j=1}^c (\alpha_j p_j(x | \mu_j, \Sigma_j))^\beta \quad (1)$$

ただし、 $p_j(x; \mu_j, \Sigma_j)$ は、平均 μ_j 、共分散行列 Σ_j の正規分布、 β は温度パラメータである。また、 α_j は混合比で、 $\alpha_j > 0$ 、 $\sum_{j=1}^c \alpha_j = 1$ を満たす。正規分布を当てはめ後、 Φ_{ML} で表される3次元の混合正規分布を2次元画像平面 (u, v) 上に投影する。当てはめた正規分布は、物体の各部位を表しており、これを物体構造のモデル化に利用する。図2に正規分布の当てはめにより物体構造をモデル化した例を示す。



(a) 二輪車 (b) 車 (c) 人複数 (d) 人

図2: 正規分布の当てはめ例
画像のクラスタリング 推定されたパラメータ Φ_{ML} と座標 (u, v) 、輝度 I から、各ピクセルがどの正規分布に属しているか求め、図3に示すように領域分割を行う。



(a) 正規分布推定結果 (b) クラスタリング結果

図3: ピクセル単位のクラスタリング
物体構造モデルから得られる特徴量 クラスタリング後の各領域に対して以下の特徴量(正規分布の傾き, 正規分布の縦横比, x方向エッジ, y方向エッジ, 左上がりエッジ, 右上がりエッジ)を抽出する。

3. グラフマッチングによる識別

構造からグラフの作成 各領域毎に得られた特徴量をグラフを用いて表現する。グラフは頂点(ノード)と、頂点を

結ぶ辺(アーク)によって構成され、ノードには正規化した全ての特徴量、アークには各ノードが持つ2つの正規分布間の距離がセットされる(図4)。

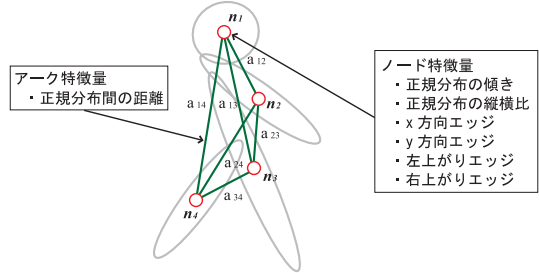


図4: 物体構造からグラフの作成

グラフマッチング ノード特徴量を $N = \{n_1, \dots, n_4\}^T$, アーク特徴量を $A = \{a_{11}, \dots, a_{34}\}^T$ とすると、参照グラフ $T = \{N_t, A_t\}$, 入力グラフ $X = \{N_x, A_x\}$ と表すことができる。この2つのグラフ T, X 間のマッチングコストを以下の式より求める。

$$cost(T, X) = |N_t - N_x| + |A_t - A_x| \quad (2)$$

しかし、 T と X のノードの対応は未知である。そこで、 T と X のノードの全ての組み合わせについてコストを計算し、最小値を T と X のマッチングコストとする。

$$Cost(T, X) = \min_{i \in C1=24} \{cost(T, X_i)\} \quad (3)$$

各クラス毎にテンプレートグラフを作成し、入力グラフとテンプレートグラフとのマッチングコストを計算し、kNN法を用いて識別判定を行う。

4. 評価実験

人、人複数、二輪車、自動車の4クラスの識別実験により、提案する特徴量の評価を行う。各クラス400枚の画像を用意し、200枚を学習画像、残り200枚を評価画像に用いる。物体領域全体から得られる特徴量と、構造情報に基づく特徴量の比較を行う。それぞれの識別結果を表1, 2に示す。

表1: 全体から得られる特徴量での識別結果

		出力					
		人	人複数	二輪車	自動車	正解数	正解率 [%]
入力	人	136	25	39	0	136	68.0
	人複数	17	169	9	5	169	84.5
	二輪車	35	14	145	6	145	72.5
	自動車	0	1	2	197	197	98.5
	合計					647	80.9

表2: 構造情報に基づく特徴量での識別結果

		出力					
		人	人複数	二輪車	自動車	正解数	正解率 [%]
入力	人	140	20	40	0	140	70.0
	人複数	21	170	8	1	170	85.0
	二輪車	21	8	169	2	169	84.5
	自動車	0	2	3	195	195	97.5
	合計					674	84.3

表1, 2から、物体領域全体から得られる特徴量より構造情報に基づく特徴量を使用したものが3.4%識別率が向上した。しかし、自動車の識別率は1%低下した。そこで、2つの特徴量を併用してグラフマッチングした結果を表3に示す。表3より、全体と各領域から得られる2つの特徴量を用いることにより、識別率を向上させることができた。

表3: 特徴量を併用した識別結果

		出力					
		人	人複数	二輪車	自動車	正解数	正解率 [%]
入力	人	153	14	33	0	153	76.5
	人複数	21	173	6	0	173	86.5
	二輪車	20	7	172	1	172	86.0
	自動車	0	1	0	199	199	99.5
	合計					697	87.1

5. おわりに

本研究では、物体構造に基づく特徴量を用いたグラフマッチングによる物体識別法を提案した。従来の特徴量と併用することで、識別率を向上させることができた。