

1. はじめに

歩行者 ITS(高度交通システム) では、人や車の往來を自動認識し、その情報を歩行者にリアルタイムで提供する必要がある。藤吉研究室では、フレーム間差分で検出した移動体をニューラルネットワークを用いて識別する手法を提案している。本研究では、より精度の高い物体識別を実現するために新たな特徴量を提案し、その有効性を評価する。

2. 物体識別に用いる特徴量

従来法では、識別器への入力に、物体形状に着目した特徴量として物体矩形領域の縦横比と輪郭の複雑度、テキストチャ情報に着目した特徴量としてエッジ方向成分(4方向)とエッジ連結成分(4方向)を用いている。本研究ではよりロバストな物体識別を実現するため、物体の傾きを表現可能な特徴量として、物体領域に当てはめた正規分布の縦横比と傾きを用いる。さらに、時間軸情報に着目した特徴量として、物体の動きを表すオプティカルフローを用いる。物体領域に当てはめた正規分布の縦横比と傾き、物体の大きな形状を表現する特徴量として、物体領域に当てはめた正規分布の縦横比と傾きを用いる(図1参照)。

$$\text{正規分布の縦横比} = \frac{\text{正規分布の短経}}{\text{正規分布の長径}} \quad (1)$$

$$\text{正規分布の傾き} = |\sin \theta| \quad (2)$$

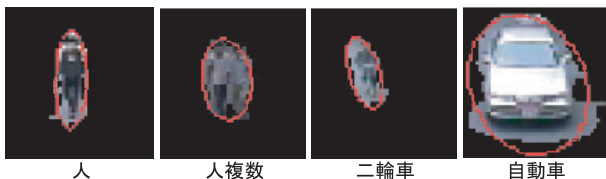


図1：正規分布の当てはめ結果

フローの分散 人と二輪車のような見えが似ている物体においては、形状やテキストチャ情報から種別を識別することは困難である。そこで、物体の動きを表す特徴量として、オプティカルフローを用いる。剛体である自動車や二輪車のフローの向きは一定方向に観測され、非剛体である人のフローは足等に向きのばらつきが生じる傾向がある(図2参照)。

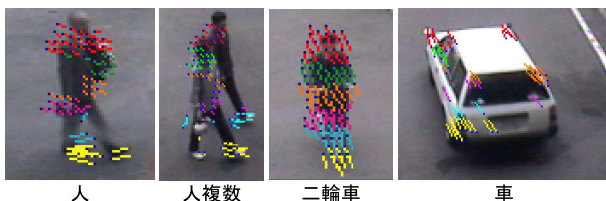


図2：フロー算出結果

物体矩形領域を6分割し、各分割領域内のフローの向きの分散を求める。各ブロックの分散は、人の場合は足等(B6)の下部になるほど分散が高くなる。一方、車の場合は変化がない。これを直線の傾きで表し、特徴量とする。以下に算出手順を示す。

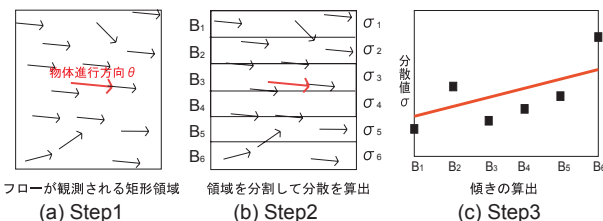


図3：フローの分散の計算

Step1 全フローの向きのヒストグラムを求め、その中央値を移動物体の進行方向  $\theta$  とする(図3(a)参照)。

Step2 物体矩形領域を  $x$  軸と平行に  $B_1 \sim B_6$  の6ブロックに分割し、各分割領域  $B_i$  内のフローの角度  $D_{ij}$  とフローの数  $N_i$  と進行方向  $\theta$  から分散  $\sigma_i$  を計算する(図3(b)参照)。

$$\sigma_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} (D_{ij} - \theta)^2 \quad (3)$$

Step3  $\sigma_i$  から最小二乗法により直線の傾き  $G$  を求め、特徴量として用いる(図3(c)参照)。

$$G = \frac{6 \sum_{i=1}^6 x_i \sigma_i - \sum_{i=1}^6 x_i \sum_{i=1}^6 \sigma_i}{6 \sum_{i=1}^6 x_i^2 - (\sum_{i=1}^6 x_i)^2} \quad (4)$$

3. 識別実験

物体識別には3層の階層型ニューラルネットワークを用い、識別クラスは人、人複数、二輪車、車の4クラスとする。評価には、各識別クラス10シーケンスの計40シーケンスを用いる。1シーケンスから40フレーム分の特徴量を抽出し、20フレームを学習用、残りを評価用とする。正規分布の評価 従来の入力特徴量を用いた場合と正規分布の縦横比と傾きを用いた場合の識別率の比較を行う。物体矩形と正規分布の識別結果のコンフュージョンマトリクスを表1, 2に示す。

表1：物体矩形を用いた場合の識別結果

		出力				正解数	正解率 [%]
		人	人複数	二輪車	自動車		
入力	人	158	26	16	0	158	79.0
	人複数	19	173	8	0	173	86.5
	二輪車	12	12	174	2	174	87.0
	自動車	0	0	1	199	199	99.5
合計						704	88.0

表2：正規分布を用いた場合の識別結果

		出力				正解数	正解率 [%]
		人	人複数	二輪車	自動車		
入力	人	188	5	7	0	188	94.0
	人複数	14	180	6	0	180	90.0
	二輪車	23	2	174	1	174	87.0
	自動車	0	0	2	198	198	99.0
合計						740	92.5

表1, 2より、正規分布を特徴量として用いることにより、人から人複数への誤識別が26から5に減少し、かつ二輪車から人複数への誤識別も12から2に減少しているため、人と人複数の識別に有効であるといえる。しかし、二輪車から人への誤識別が11増加している。これは、カメラ方向に移動する二輪車と人の見えが似ているため、物体の形状やテキストチャから計算した特徴では、識別が困難なためである。

フローの分散の評価 正規分布を加えた特徴量に、さらにフローを加えた場合と加えない場合での識別率の比較を行う。フローの分散を加えた場合の識別結果のコンフュージョンマトリクスを表3に示す。

表3：フローの分散を用いた識別結果

		出力				正解数	正解率 [%]
		人	人複数	二輪車	自動車		
入力	人	180	8	12	0	180	90.0
	人複数	7	184	9	0	184	92.0
	二輪車	5	2	192	1	192	96.0
	自動車	0	0	3	197	197	98.5
合計						753	94.1

表3より、足のフローの向きのばらつきが小さい人クラスのパターンを二輪車に誤識別したため、人から二輪車への誤識別は5増加しているが、二輪車から人への誤識別は23から5に大幅に減少している。以上より、フローの分散を特徴量として用いることは、人と二輪車の識別に有効であるといえる。

物体識別の入力特徴量として、物体形状に着目した特徴量(正規分布の縦横比と傾き、複雑度)、テキストチャ情報に着目した特徴量(エッジ方向成分、エッジ連結成分)、さらに時間軸情報(フローの分散)を用いることにより、平均識別を88.0%から94.1%に向上させることができた。

4. おわりに

本研究では、ニューラルネットワークによる物体識別の入力特徴量として、形状とテキストチャ及び時間的情報を用いることで、より高精度な物体識別器を実現した。今後は、識別率精度の向上のためにフローの精度の向上を検討する必要がある。