

動き領域の見えに基づく物体認識

An object classification method based on moving region's appearance

細井 利憲†
Toshinori Hosoi石寺 永記†
Eiki Ishidera

1. はじめに

カメラ映像からの状況認識や人物の動作理解といったリアルタイム映像解析技術が、フィジカルセキュリティを実現する技術として注目されている。その要素技術の1つとして、映像から抽出された移動物体領域 (Blob) の種類を人物/車等に識別する技術が挙げられる。

従来の Blob を認識する手法には、サイズと縦横比、形状の曲率のような比較的単純な特徴量を組み合わせる手法があるが[1][2]、識別クラスが増加すると十分な識別性能を得られない。一方で、物体認識分野では物体の見えに基づいた統計的な識別手法が有効であることが知られ[3]、勾配特徴量の有効性が示されている[4][5]。しかし、Blob 認識においては、縦横比に関わる形状変動や非物体領域が多く混入することによる認識性能の低下という問題がある。そこで、本稿では Blob の縦横比情報を維持する正規化融合型の勾配特徴量と、動き領域 (物体領域) の見えに基づく学習方式を提案する。本手法では、学習時に動き領域を物体領域として入力するが、認識時には動き領域を出力しない Blob 抽出方法を前処理とすることも可能である。

2. 提案手法による Blob 識別

2.1 処理の概要

本稿では、Blob を 3 種類のクラス「人物/車/その他」に識別する場合を取り扱う。学習/識別手法には、見えに基づいた顔検出において識別性能と処理時間が良好であった統計的な認識手法 GLVQ[4]を用いる。

図 1 は、本手法を用いた Blob 認識時の処理の流れである。まず、Blob 画像からサイズと縦横比を正規化した勾配特徴量を抽出する。次に、この特徴量を用いて人物/非人物識別および車/非車識別を行い、結果を出力する。一方、学習の際には、後述の非物体領域をマスクした特徴量を用いて各識別器の参照ベクトルを更新する。

2.2 正規化融合型勾配特徴量

Blob の縦横比情報を維持した特徴抽出方法について述べる。一般に、統計的な識別では、個々の特徴ベクトルの成分同士が対応づけられるように、決められた方式で特徴ベクトルが正規化される。Blob 識別においては、人物や車は姿勢、個体差、カメラとの相対位置によってサイズや縦横比が大きく異なるため(図 3 上段参照)、これらを元画像の性質を維持するように正規化する必要がある。サイズに関しては画像の解像度を変換すれば良いが、縦横比について例えば図 2 上段のように画像レベルで正方形に正規化すると、Blob の縦横比情報が残らないだけでなく、そのクラスとしては出現し得ないパターンが得られ

る可能性がある。このような画像から求めた勾配特徴量には、元画像とは異なる勾配角度が現れる(図 2 上段右)。

本提案手法では、縦横比の正規化を勾配特徴抽出処理に含める。この流れを図 2 下段に示す。まず、サイズを正規化した画像から勾配方向を計算し、方向別の強度画像に分離する。そして各方向別画像について縦横比が一定値になるよう正規化する。図 2 は(縦横比)=1 の例である。これにより元画像の勾配角度を保持した特徴が得られる。

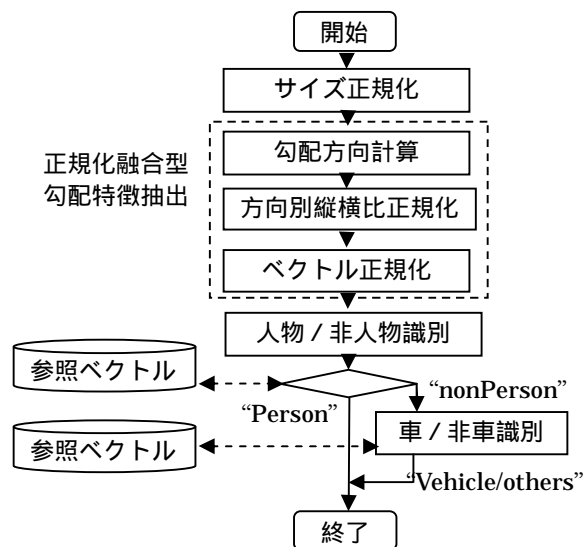


図 1 Blob 認識処理の流れ

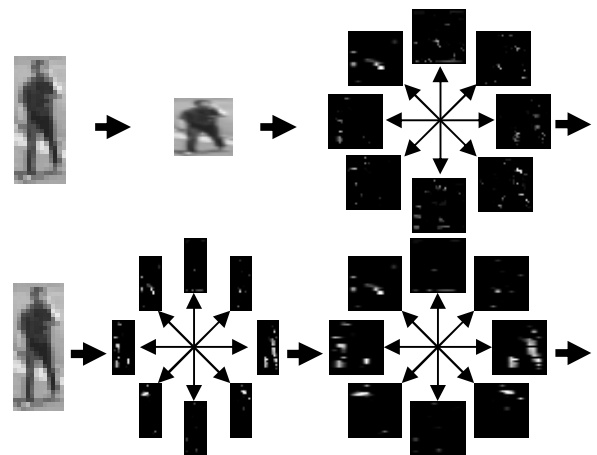


図 2 勾配角度非保持/保持型の特徴抽出の比較

2.3 動き領域に基づく学習

Blob を矩形領域の見えによって識別する場合、特に人物クラスでは、矩形内に占める非物体領域の面積が大き

† NEC メディア情報研究所

いためその影響を強く受ける。そこで、現画像と背景画像との差分や手法[6]から得られる「動き領域」(図3下段参照)が「物体領域」であるとみなし、物体領域以外をマスクした特徴量を用いて識別器を学習する。この際、勾配方向別の強度画像上で非物体領域に相当する成分に乱数を付与することで、1個の学習サンプルから複数のサンプルを生成する。これにより、GLVQによる学習過程で物体領域以外の値が識別に寄与しないことを非明示的に与える。尚、本手法を用いた認識時には、入力としての動き領域は必ずしも必要ではなく、Blobの静止画のみで識別できる。

3. 実験

提案手法による「人物/非人物」および「車/非車」識別性能を実験により調べた。実験用学習サンプルは1クラスあたり67,000個の濃淡矩形画像とし、評価サンプルも同数とした。矩形画像には連続した時系列画像が含まれており、学習用と評価用ではシーンが異なる。ただし、図1のようにカスケード型に識別器を構成するため、非人物クラスには車が含まれるが、非車クラスには人物が含まれない。また、学習時に利用する物体領域画像としては、手法[6]で求めた動き領域の多値画像を2値化して利用した。

3.1 実験1 正規化融合型勾配特徴

濃淡画像レベルで縦横比を正規化した勾配特徴量の場合(grad)と、正規化融合型の勾配特徴量の場合(gradnrm)について、学習・識別した。ただし(縦横比)=1である。人物/非人物識別のROC曲線を図4左に、車/非車識別の曲線を図4右に示す。

図より、人物・車の両方において正規化融合型特徴量による識別性能の方が優れていることがわかる。これより、元画像上での本来の勾配角度がBlobs識別に有効な情報であることがわかる。

3.1 実験2 動き領域に基づく学習

矩形領域の特徴量を単純に学習した場合(normal)と、非物体領域に乱数を付与して学習した場合(randommask)について、学習・識別した。ただし、本実験のサンプルは類似した背景のシーンが多いため、人工的に非物体成分にノイズを付加した。また、提案手法によって1サンプルから生成する個数は100とした。人物/非人物識別のROC曲線を図5左に、車/非車識別の曲線を図5右に示す。

図より、人物識別の場合にはrandommaskの方が明らかに優れた性能を示しているが、車識別では性能差が比較的小さい。これは、車の形状が直方体に近いため、Blob矩形内での物体領域の面積が広く、非物体成分の値を操作することの影響が小さかったためと考えられる。

4. おわりに

Blobの縦横比情報を維持する正規化融合型の勾配特徴量と、動き領域を利用して非物体領域の影響を抑えた識別器の学習方式の2つを提案した。実験により、通常の勾配特徴量・学習方式と比較して、提案特徴量と学習方式の識別性能が優れている事を確認した。今後の課題・展望としては、様々な状況を含む大量サンプルによる追加評価、時系列画像を利用した識別性能の向上が挙げられる。



図3 blob画像と動き領域の例

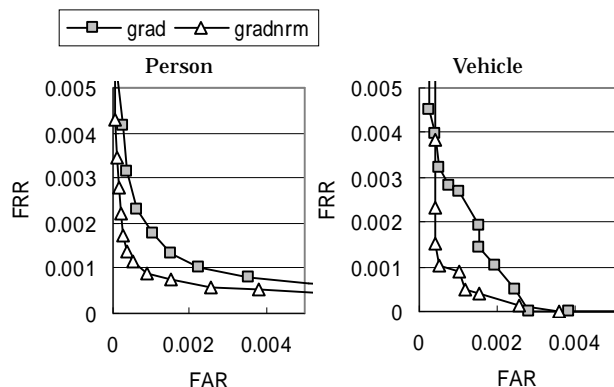


図4 特徴量別のROC曲線

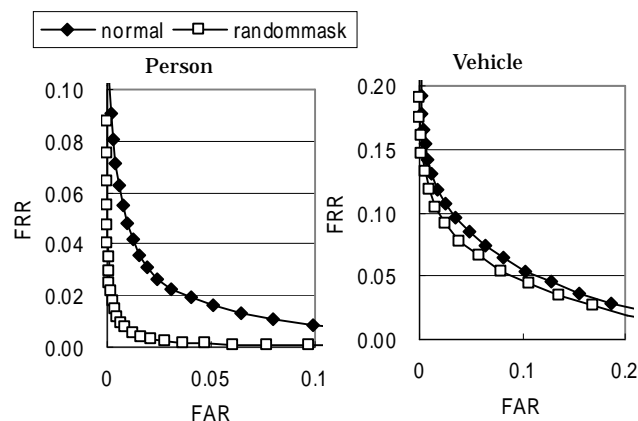


図5 学習方式別のROC曲線

参考文献

- [1] R. T. Collins, et. al., "A System for Video Surveillance and Monitoring", VSAM Final Report, CMU-RI-TR-00-12, Robotics Institute, CMU, 2000
- [2] A. J. Lipton, H. Fujiyoshi, R. S. Patil, "Moving target classification and tracking from real-time video", In Proc. of IEEE Image Understanding Workshop, pp. 129-136, 1998
- [3] P. Viola, M. J. Jones, D. Snow, "Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance", In Proc. of the ICCV'03, vol. 2, pp. 734-741, 2003
- [4] 細井, 佐藤, "一般化学習ベクトル量子化による顔検出", 信学技報, Vol. 102, No. 651, pp. 47-52, 2003
- [5] N. Dalal, B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection", In Proc. of the CVPR'05, vol. 1, pp. 886-893, 2005
- [6] 池田ら, "輝度情報の時間的性質を用いた背景のモデル化とそれに基づく物体検出", FIT2006講演論文集, 2006