

# MRCoHOG 特徴量と Binarized Neural Networks を用いた高精度な人物検出

阿部 佑志<sup>†</sup> 柴田 雅聡<sup>††</sup> 山田 英夫<sup>††</sup> 田向 権<sup>†††</sup>  
<sup>†</sup> 九州工業大学システム創成情報工学科 <sup>††</sup> エクオス・リサーチ  
<sup>†††</sup> 九州工業大学生命体工学研究科

## 1. はじめに

近年、自動運転の市場が急激に成長してきている。自動運転システムでは周囲の人を常に検知しておく必要がある。そのためにはカメラによるリアルタイムで高精度な人物検出が求められる。人物検出は、画像から特徴を取り出す処理と、特徴から人物と背景を識別する処理に分けられる。よって人物検出の精度は特徴量と識別器の精度に依存する。本稿では特徴量に MRCoHOG 特徴量[1]を、識別器に BNNs[2]を用いて人物と背景の識別を行った。そしてその結果を既存手法である Real Adaboost で検出した結果と比較した。

## 2. MRCoHOG 特徴量

MRCoHOG 特徴量は HOG 特徴量[3]および CoHOG 特徴量[4]を改良した特徴量である。HOG 特徴量は局所領域における各画素の輝度勾配に着目し、勾配強度ヒストグラムを作成する。CoHOG 特徴量は HOG 特徴量と同様に勾配方向をヒストグラムとするが、さらに二画素間の勾配ペアに着目する。各勾配ペアの共起関係をヒストグラムにすることで広範囲の物体形状特徴を捉えることが可能である。MRCoHOG 特徴量は局所領域をリサイズして低解像度の画像を用意し、この異なる解像度間の共起に着目する。CoHOG 特徴量よりも特徴記述能力が高くなり、精度の向上に貢献する。

## 3. 識別器

Real Adaboost は弱識別器を組み合わせ、強識別器を生成することで高い識別性能を実現する。弱識別器は学習毎に特徴次元数用意された中から最も識別に有効な特徴次元を一つ残す。つまり学習回数分だけ特徴次元を選び、それらを用いて識別を行う。

BNNs はニューラルネットワークにおいて、重みと活性化関数を二値化することで、処理を単純化し、さらに計算リソースを削減することができる。

## 4. 実験

MRCoHOG 特徴量と BNNs を用いて人物の識別を行い、500 回学習した Real Adaboost の識別精度と比較した。BNNs は二層のネットワークを構成した。入力には MRCoHOG 特徴量の全 32592 次元または、その中から Real Adaboost の弱識別器によって選ばれた 500 次元を用いた。さらに中間層のユニット数も変化させた実験を行った。特徴抽出から識別までの流れを図 1 に示す。

図の  $u$  は中間層のユニット数である。INRIA データセットを用い、学習には 8560 枚、テストには 5966 枚用いた。

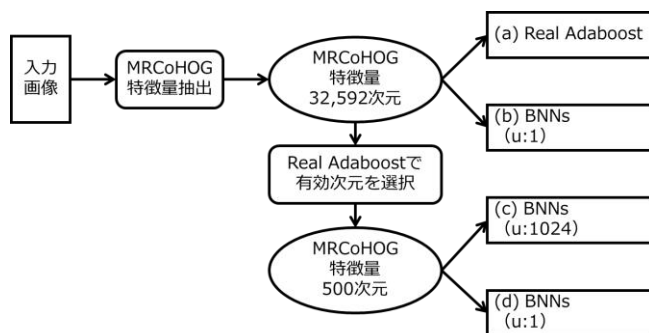


図 1 人物検出処理の流れ

## 5. 結果

図 1 における各識別処理の結果を表 1 に示す。BNNs の入力ベクトルが 32592 次元で中間層のユニット数が 1 のときおよび、入力数が Real Adaboost の弱識別器によって選ばれた 500 次元で中間層のユニット数が 1024 のとき、Real Adaboost よりも良い精度となった。さらに入力ベクトル 500 次元で中間層のユニット数を 1 つに減らしたときでも、Real Adaboost での識別精度と 0.5 ポイント差にとどまった。

表 1 識別精度の比較

	識別器	ユニット数[個]	識別精度[%]
(a)	Real AdaBoost	-	97.59
(b)	BNNs(i:32592)	$u:1$	98.29
(c)	BNNs(i:500)	$u:1024$	98.37
(d)	BNNs(i:500)	$u:1$	97.05

## 6. まとめ

人物検出で MRCoHOG 特徴量と BNNs を用いた手法で、Real Adaboost を用いた手法より高い認識精度を実現した。また、ネットワークの総ユニット数を減らしても精度の低下は 0.5 ポイントにとどまった。

## 参考文献

- [1] S. Iwata, et al., ISVC, 2014
- [2] M. Courbariaux, et al., arXiv:1602.02830, Feb. 9, 2016
- [3] N. Dalal, et al., IEEE CVPR, 2005
- [4] T. Watanabe, et al., PSIVT, 2009