

[Original article]

(2014年2月11日 Accepted)

M-HOG 特徴量と色相の共起情報を用いた人検出法

中島 佑樹¹, タン ジュークイ¹, 金 亨燮¹, 森江 隆², 石川 聖二¹

1) 九州工業大学・工学府・機械知能工学科

2) 九州工業大学・大学院・生命体工学研究科

要約: 近年注目されている技術分野として ITS (Intelligent Transport System) がある. 特に画像から自動で人物や人を検出する技術は多くの研究者によって研究, 開発されている. Dalal らによって提案された HOG 特徴量は多くの研究者が改良手法を提案しており, 人検出手法において注目されている特徴量である. しかし, いずれの提案法も検出率と処理速度は十分とはいえない. 本論文では, 人(直立, 歩行, 走行中の人物)を対象に, HOG 特徴量におけるビン数を領域ごとに可変にした, M-HOG(Multiple-HOG)特徴量と, 色相の特徴を共起情報として用いる, RealAdaBoost アルゴリズムに基づく人検出法を提案し, 高い検出率を保ったまま処理速度の高速化を実現する. また, 共起情報を表現するために, 2次元確率密度関数を導入する. 提案法を従来法と比較する実験を行って処理性能の向上を確認した.

キーワード: 人検出, Multiple-HOG, 共起, 2次元確率密度関数, RealAdaBoost, コンピュータビジョン.

A Method of Human Detection Employing Co-occurrence Information on Multiple-HOG Feature and Color Feature

Yuuki NAKASHIMA¹, Joo Kooi TAN¹, Hyungseop KIM¹, Takashi MORIE²,

Seiji ISHIKAWA¹

1) Department of Mechanical and Control Engineering, Kyushu Institute of Technology

2) Graduate School of Life Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology

Abstract: Recently, car vision technologies have been paid much attention in the field of ITS(Intelligent Transport System). In particular, techniques for automatic detection of humans (or pedestrians) from images have been studied enthusiastically. The HOG feature proposed by Dalal and Triggs is a well known feature for representing and recognizing a human image. This is the reason why the feature is improved by many researchers. However, none of the previous improved techniques are satisfactory in the detection rate and the processing time. In this paper, we propose a method of detecting a human based on the M-HOG (Multiple-HOG) feature and RealAdaBoost using 2D probability density function. The proposed method can optimize the number of histogram's bin and express feature co-occurrence. We also propose a method using Hue (HSV Transform) and M-HOG feature. Experimental results show effectiveness of the proposed method compared to previous ones.

Keywords: Human detection, multiple-HOG, co-occurrence, 2-dimansional PDF, RealAdaBoost, computer vision.

Yuki NAKASHIMA

Sensuicho 1-1, Tobata-ku, Kitakyushu, Fukuoka 804-8550, Japan

Phone:, Fax:, E-mail: nakashima@ss10.cntl.kyutech.ac.jp

1. はじめに

近年もっとも注目されている技術分野の一つとして ITS(Intelligent Transport System)がある。これは、車両にセンサを搭載し、道路交通環境を安全かつ円滑にするためのシステムの総称である。ITS に含まれる機能としては、情報提供/警告、車両制御、情報通信が挙げられる。それぞれ、人命を守るための人やドライバーへの注意喚起、衝突防止のための自動ブレーキング、事故情報の路車間/車両間/人車間での共有などを目的としている。

ITS に導入される画像処理技術としては、車両検出[1]、道路レーン検出[2][3]、道路標識認識[4][5]など数多くの技術が開発されているが、特に自動で人物や人を検出する技術[6][7][8]は、人や運転者の安全を守るための技術として重要視されている。

人物や人を守るシステムを普及させる上で重要な要件として以下の項目が挙げられる。

- ・ 検出率が高い事
- ・ 高速に処理できる事
- ・ 安価にシステムが構築できる事

これらを満たし得る人検出手法として、Dalal ら[8]によって提案された HOG(Histograms of Oriented Gradients)特徴量を用いる手法が挙げられる。HOG 特徴量は、検出性能に関しては、服装や姿勢、照明の変化などの影響に比較的ロバストな特徴量であると報告されている。特徴量算出にかかる処理時間の高速化に関しては、HOG 特徴量を積分ヒストグラム[9]を用いて算出することにより実現できる。システム構築コストに関しては、カメラ1台と計算機でシステムを構築できる(赤外線センサやレーザレンジファインダなどの機器を必要としない)ため、安価に抑えられると考えられる。

しかしながら Dalal らの手法[8]は、セルサイズ、ブロックサイズ、ビン数が固定されていることや、共起性を表現していないことにより検出率の向上を妨げているという問題がある。そこで、人検出手法において、HOG 特徴量は様々に改良されてきた[10][11][12][13][14][15][16][17]。手法[10][11]では HOG 特徴量を拡張することにより、手法[12][13][14]では HOG 特徴量を共起表現することにより、また手法[15][16][17]では HOG 特徴量と他の特徴量(例えば色情報)と組合せることにより、線形 SVM を用いた Dalal らの手法に対する検出率の向上、処理時間の高速化を目指している。

Zhuand ら[10]は様々なブロックサイズを定義した HOG 特徴量を線形判別分析 (SVM, LDA) を用いて次元圧縮を試みた。Maji ら[11]はセルサイズを多段に変化させて得た HOG 特徴量を Multi-Level Oriented Edge Energy Features として用いる手法を提案している。山内ら[12]は RealAdaBoost を用いて HOG 特徴量の弱識別器の出力を加算、乗算することにより共起表現する手法を提案しており、類似手法として三井ら[13]は RealAdaBoost を用いて HOG 特徴量の共起表現を与えている。この手法は、HOG 特徴量と Boosting を用いて共起表現した新たな特徴量を Joint HOG 特徴量と定義し、Joint-HOG 特徴量を RealAdaBoost によって学習するという手法である。手法[13]のように共起した特徴量を用いる手法としては、渡辺ら[14]によって、Co-occurrence HOG(Co-HOG)特徴量を用いた手法が提案されている。この手法は HOG を算出する際に 2 方向の輝度勾配を組み合わせる。また、HOG 特徴量と他の特徴量を組み合わせる手法としては、Wang ら[15]によって LBP(Local Binary Pattern)と組み合わせる手法、Gall ら[16]によって Lab 色相系、1 次微分及び 2 次微分と組み合わせる手法、Dollár ら[17]によって、複数の表色系、輝度勾配の強度、輝度勾配の方向ごとの輝度勾配の強度をチャンネルとし、矩形内の特徴量を足しこみ、その値を複数足し引きして得られる特徴量(Integral Channel Features)を用いる手法が提案されている。

しかし、いずれの提案法も検出率がそれほど向上しない原因として、HOG 特徴量の方向数(ビン数)が固定されており、画像上の人物の各部位に対して最適な HOG の方向数が得られていないこと、また、種類の違う特徴量を組み合わせる手法では異なる特徴量間(例えば HOG 特徴量と色情報)の共起性が考慮されていないことが挙げられる。また、手法[10][12][13][14]では検出率の向上のために改良した特徴量算出に時間がかかるという問題がある。

本論文では、HOG 特徴量におけるビン数を領域ごとに可変にした、M-HOG(Multiple-HOG)特徴量と、色の特徴量(Hue)の共起情報を用いた、RealAdaBoost アルゴリズムに基づく人検出法を提案する。また共起情報の表現のために、特徴量算出に共起性を用いるのではなく、学習に用いる弱識別器に 2 次元確率密度関数を導入することにより、種類の異なる特徴量間の共起性を表現する方法を提案する。

提案法と従来法との比較実験を行い、提案法が高い検出率を保ったまま従来法の数十倍の速度改善を実現する性能を持つことを示す。

2. 人検出器の学習

提案する人検出器の学習手法について述べる。人検出には機械学習による2クラス分類器を生成する手法を用いる。まず、入力画像は画像サイズを正規化した人画像(positive class)と人以外の物体画像(negative class)とし、M-HOG 特徴量及びHSV 表色系の色相 Hue を特徴量として用いる。また学習器には、弱識別器に2次元確率密度関数を用いた RealAdaBoost 検出器を用いる。

2.1 M-HOG 特徴量

従来の HOG 特徴量は1枚の画像から得られるヒストグラムのビン数がすべて固定であるため、最適なビン数ではない場合に検出性能が低下する恐れがある。人検出の場合、比較的コントラストの高い頭部はビン数の少ないヒストグラムが有効であり、脚部や腕部などの形が複雑な部位にはビン数の多いヒストグラムが有効である可能性がある。そこで網羅的に細かな情報から大まかな情報までを記述できる M-HOG(Multiple-HOG)特徴量(図2.1参照)を提案する。

M-HOG 特徴量の算出手法について述べる。M-HOG 特徴量は設定したセルにつき、複数の異なるビン数のヒストグラムが算出される手法である。セル k ($k=1, 2, \dots, K$)のビン数 B_b ($b=1, 2, \dots, B$)のヒストグラムにおける i ($i=1, 2, \dots, B_b$) 番目のビンの M-HOG 特徴量 μ^{kb}_i は、画像の座標を (u, v) 、輝度勾配の大きさを $m(u, v)$ 、輝度勾配の方向を $\theta(u, v)$ とすれば、

$$\mu^{kb}_i = \sum_{(u,v) \in \text{cell}_i} m(u,v) \quad (2.1)$$

$$\text{if } (i-1)\pi/B_b < \theta(u,v) \leq i\pi/B_b$$

で与えられる。このセルごとの特徴量算出を画像全体で行うことにより M-HOG 特徴量を得る。セルとセルがオーバーラップするように1ピクセルごと移動させて M-HOG 特徴量を求める。

M-HOG 特徴量を全て算出後、最適なビン数を決定する。最適なビン数は RealAdaBoost により決定する。図2.2中、"Feature Selection using RealAdaBoost"の処理により選択されたビン数を最適なビン数として用いる。

2.2 色相の特徴量

全画素に対してそれぞれ色相値(Hue)を求める。座標 (u, v) の色相を h_{uv} で表す。

2.3 特徴ベクトルの表現

M-HOG 特徴量と色相の特徴量が画像の特徴ベクトル \mathbf{x}_0 を構成する。セル k に関する M-HOG 特徴量成分は以下のように記述できる。

$$\mathbf{x}_k = (\mu^{k1}_1, \mu^{k1}_2, \dots, \mu^{k1}_{B_1}, \mu^{k2}_1, \mu^{k2}_2, \dots, \mu^{k2}_{B_2}, \dots, \mu^{kb}_1, \mu^{kb}_2, \dots, \mu^{kb}_{B_b}, \dots, \mu^{kB}_1, \mu^{kB}_2, \dots, \mu^{kB}_{B_B}) \quad (2.2)$$

したがって、特徴ベクトル \mathbf{x}_0 は画像の色相値(Hue) h_0 を、画像横サイズ U 、画像縦サイズ V を用いて以下のように記述できる。

$$\mathbf{x}_0 = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_k, \dots, \mathbf{x}_K, \mathbf{h}_0) \quad (2.3)$$

$$\mathbf{h}_0 = (h_{11}, h_{12}, \dots, h_{uv}, \dots, h_{UV})$$

2.4 識別器の決定

一般的に RealAdaBoost では、確率密度関数は特徴量ベクトルから1つの特徴量を用いて算出される1次元の確率密度関数を用いられる。しかし、このアルゴリズムでは特徴量が1つしか使用できず、ある複数の特徴量が同時に生じるという共起性は考慮されない。そこで、RealAdaBoost に用いる確率密度関数を2次元に拡張することにより、この共起性を考慮した RealAdaBoost アルゴリズムを提案する。しかしながら、2次元確率密度関数を用いた RealAdaBoost をそのまま実行すると、特徴ベクトル \mathbf{x}_0 の次元数を F_0 とすれば、算出すべき確率密度関数の個数は $F_0 C_2$ となり、 F_0 が大きければこの数は膨大であり、現実的な計算ではない。そこで本手法では、M-HOG 特徴量と Hue を算出後、従来の1次元確率密度関数を用いた RealAdaBoost を用いて、特徴ベクトル \mathbf{x}_0 から特徴量を F ($F \ll F_0$)個選択し、選択された特徴量を新たに特徴ベクトル \mathbf{x} として、 \mathbf{x} の各成分に対して2次元確率密度関数を算出し、

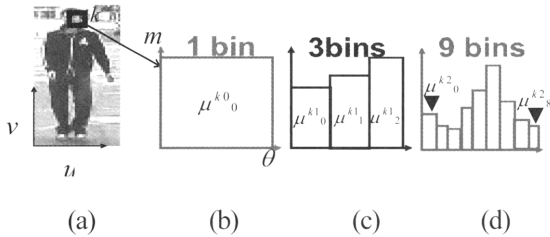


図2.1 セル k の Multiple-HOG. (a) 入力画像上に設定されたセル k , (b) 1 ビンのヒストグラム, (c) 3 ビンのヒストグラム, (d) 9 ビンのヒストグラム.

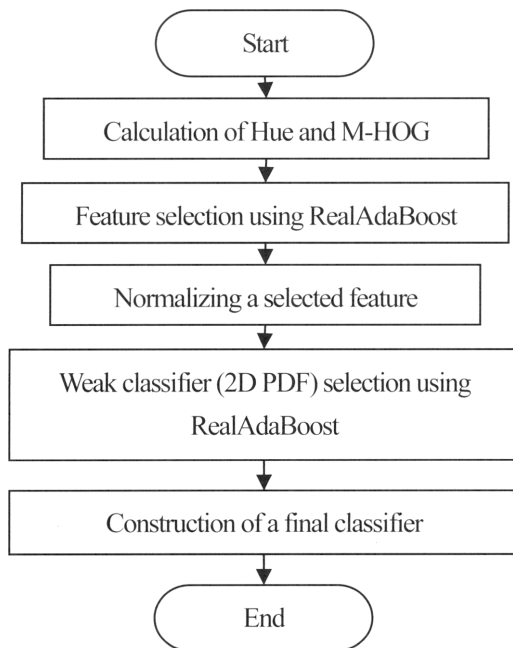


図2.2 学習処理の流れ

RealAdaBoost により人検出器を決定する. なお, 提案手法では, ブロックによる正規化[8]を行わず, \mathbf{x} から Hue を除いた特徴量ベクトルを L1 正規化する. 図 2.2 に提案法の学習アルゴリズムの流れを示す.

\mathbf{x}_n を特徴量ベクトル, y_n を教師信号として, N 個のサンプル $(\mathbf{x}_n, y_n) (n=1, 2, \dots, N)$ が与えられたとき, 識別器 $H(\mathbf{x})$ は以下の手続きにより生成される.

(i) サンプル重み D_0 の初期化

サンプル重み $D_0(n)=1/N (n=1, 2, \dots, N)$ で初期化を行う.

(ii) 弱識別器の選択

$t(t=0, 1, \dots, T)$ 回目の学習における弱識別器 h_t を以下の手順によって選択する.

(ii-1) 2次元確率密度関数の算出

positive および negative サンプルの 2次元確率密度関数をそれぞれ W^+ , W^- とすれば, これらは

$$W^+(i, j) = \frac{\sum D(n)}{\sum_{BIN(x_1)=i \wedge BIN(x_2)=j \wedge y_n=1} D(n)} \quad (2.4)$$

$$W^-(i, j) = \frac{\sum D(n)}{\sum_{BIN(x_1)=i \wedge BIN(x_2)=j \wedge y_n=-1} D(n)}$$

により算出される. ここで, $BIN(\cdot)$ はビン番号への変換関数, i, j はそれぞれ 2次元確率密度関数のビン番号, x_1, x_2 はそれぞれ \mathbf{x} から選択された 2つの特徴量である. この選択された 2つの特徴量を用いて 2次元確率密度関数を算出する. ここで特徴ベクトルの次元数を dim とすれば 2次元確率密度関数の個数は ${}_{dim}C_2$ となる.

(ii-2) 弱識別器の選択

算出された各弱識別器の確率密度関数である W^+ , W^- を用いて次式により評価値 z を算出する.

$$z = \sum_i \sum_j \sqrt{W^+(i, j)W^-(i, j)} \quad (2.5)$$

ここで z は Bhattacharyya 係数である. 評価値 z が小さいほどクラスの間隔が大きくなる. したがって, z が最小となる弱識別器 h_t を選ぶ.

(iii) サンプル重み D_t の更新

選択された弱識別器 h_t の出力を用いて各サンプルの重み D_t を更新する. 弱識別器 h_t の出力は

$$h_t(x_{t1}, x_{t2}) = \frac{1}{2} \ln \frac{W^+(BIN(x_{t1}), BIN(x_{t2})) + \varepsilon}{W^-(BIN(x_{t1}), BIN(x_{t2})) + \varepsilon} \quad (2.6)$$

で定義される. ここで ε は 0 除算を避けるための正の実数である. この弱識別器 h_t の出力値を用いて次式により重み D_t の更新, 正規化を行う.

$$D_{t+1}(n) = D_t(n) \exp(-y_n h_t(x_{t1}^n, x_{t2}^n))$$

$$D_{t+1}(n) = D_{t+1}(n) / \sum_{n=0}^N D_{t+1}(n) \quad (2.7)$$

(iv) 強識別器の生成

(ii), (iii) の処理を T 回反復し, 強識別器 $H(\mathbf{x})$ を

$$H(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{t=1}^T h_t(x_{t1}, x_{t2}) \right) \quad (2.8)$$

として得る.

3. 実験

3.1 従来法との比較実験

従来法[8][13]との比較実験を行った. 従来法[8]では非線形 SVM(ガウシアンカーネル)を用いた. 画像データベースには INRIA Person Dataset を用いた. INRIA Person Dataset の人物画像から, 30×60 [pixel] に切り取られた画像を 2416 枚を用意した. 人物以外の画像は,

INRIA Person Datasetに登録されている人物が写されていない画像から、ランダムに切り取った画像 6000 枚を用いた。また、比較に用いる従来法[8][13]及び提案法における特徴量算出には積分ヒストグラム[9]を用いて特徴量算出の処理時間を高速化している。なお、従来法[8][13]は 9 ビン、提案手法は 1, 3, 9 ビンを使用した。

実験結果として表 3.1 に従来法及び提案法の検出率と処理時間を示す。また、図 3.1 に DET 曲線を、表 3.2 には DET 曲線を評価するための指標値を示す。これは、図 3.1 の DET 曲線において FPPW(False Positive Per Window)が 0.01 から 0.1 の区間における、AUC(Area Under the Curve)である。この指標値が小さいほど検出率が高い。提案法では検出率 97.14[%]、処理時間 73[micro sec]が得られ、従来法と比較してよりよい結果が得られた。

表 3.1 比較実験における検出率と処理時間

Method	Recognition Rate[%]	Processing time [micro second]
[8]	97.00	10622
[13]	96.80	1620
Proposed	97.14	73

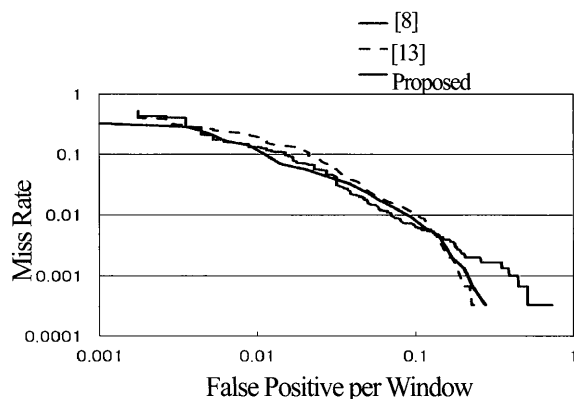


図 3.1 DET 曲線

表 3.2 AUC(Area Under the Curve)の値の比較

Method	AUC (FPPW 0.01 - 0.1)
[8]	0.003244
[13]	0.004820
Proposed	0.003227

表 3.3 提案法の効果確認実験に用いた特徴量と学習器の組み合わせ.

Case	HOG(9)	M-HOG(1,3,9)	Hue	1D PDF	2D PDF
(i)	○			○	
(ii)	○				○
(iii)		○		○	
(iv)		○			○
(v)		○	○	○	
(vi)		○	○		○

*HOG(9)はビン数 9 の HOG を使用。M-HOG(1,3,9)はビン数 1,3,9 の 3 種類の HOG を使用。1D PDF は 1 次元確率密度関数、2D PDF は 2 次元確率密度関数を使用。

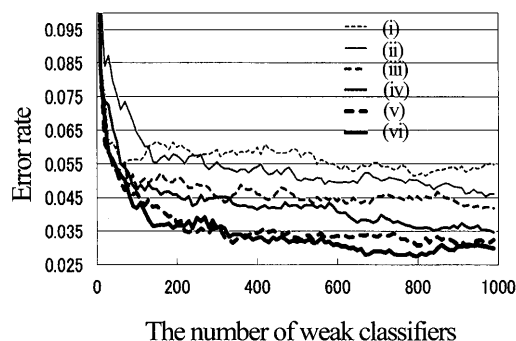


図 3.2 弱識別器数に対する誤答率

3.2 提案法の効果確認実験

提案法では、特徴量として M-HOG 特徴量及び Hue、また RealAdaBoost における弱識別機の決定法に 2 次元確率密度関数を導入した。この 3 要因について、どの要因が性能向上に寄与しているのかを確認するため、表 3.3 の組み合わせについて 6 通りの比較実験を行った。表 3.3 の網掛部分が提案法である。なお、括弧内の数字はビン数である。実験では、学習に RealAdaBoost を用い、弱識別器数を増加させながら、誤答率を計測した。それぞれの場合における計測結果を図 3.2 に示す。用いたデータセットは 3.1 と同様である。

4. 考察

従来法との比較実験結果に対する考察を述べる。ここでは、検出率と処理時間に関して評価する。

検出率について述べる。提案法において、表 3.1 の結果、また表 3.2 の指標値が最も小さいことから、提案法が最も検出率が高いと考えられる。

性能改善が顕著に生じた処理時間について述べる。処理時間では手法[8]の約 145 倍、手法[13]の約 22 倍の高速化を実現している。以下に処理時間の観点から考察する。

まず、従来法[8]ではガウシアンカーネルを用いた非線形 SVM を用いているため、特徴量次元とサポートベクトル数に比例して処理時間がかかる。特に比較実験に用いた従来法[13]と提案法に比べ、2 乗、平方根、exponential の演算が多い事が処理時間増加の原因と考えられる。

次に、従来法[13]では HOG 特徴量を算出した後、Joint-HOG 特徴量を算出するために処理時間がかかる。2 つのセル間の共起表現を用いた第 1 段階の RealAdaBoost による識別器を構築し、その RealAdaBoost の出力値から Joint-HOG 特徴量を算出するためである。Joint-HOG 特徴量を算出するには第 1 段階の RealAdaBoost の出力値の算出が必要となるため、例えば、第 1 段階の RealAdaBoost の学習回数を 20 回、第 2 段階の RealAdaBoost の学習回数を 1,000 回とすれば、検出に必要な弱識別器の出力を加算する回数は 20,000 回となり、計算量が大きくなる。

一方、提案法では、M-HOG 特徴量と Hue を算出するため、従来法[8][13]と比較して特徴量の算出時間が長くなることが考えられるが、検出器出力の算出にかかる時間は短くなると考えられる。これは、従来法[13]では第 1 段階の RealAdaBoost の出力値を算出しなければ、共起性を考慮した Joint-HOG 特徴量は算出できないが、提案法では選択された 2 つの特徴量を用いて 2 次元に拡張した確率密度関数の値を参照し、加算するだけで共起性を考慮した RealAdaBoost の出力値が算出されるため、高い検出率を保ったまま高速化を実現できたと考えられる。例えば RealAdaBoost の学習回数を 1000 回とすれば、検出に必要な弱識別器の出力を加算する回数は 1000 回で共起表現された出力を算出できる。

最後に、提案法の効果確認実験について述べる。図 3.2 から、3 要因それぞれについて以下のように、提案法を用いた場合に検出率が向上していることが分かる。

- ・ (i)(ii) vs. (iii)-(vi): HOG より MHOG の方が高検出率
- ・ (i)-(iv) vs. (v)(vi): Hue は用いた方が高検出率
- ・ (i)(iii)(v) vs. (ii)(iv)(vi): 1DPDF より 2DPDF の方が

高検出率

M-HOG 特徴量, Hue, 及び 2 次元確率密度関数を弱識別器の決定に用いた RealAdaBoost のどの要因も性能向上に寄与していることが分かった。図 3. 2 のグラフ間の距離から、M-HOG 特徴量と Hue の効果が大きいことが分かる。

以上のように、提案法の有効性が実験的に示されたが、処理時間はさらに高速化する必要がある。画像 1 枚あたりの検索窓数は 10,000 オーダとなる場合がある。このとき、提案法では処理時間が 1 検索窓あたり 73 [micro sec]かかるため、画像 1 枚あたり 730[msec]となり実時間処理 30[fps]には及ばない。ITS に導入する場合、この実時間処理を達成する必要がある。この問題は、識別器を Cascade 構造を用いて構築するという方法や、グラフィックスプロセッシングユニット(GPU)やメディアプロセッサ(MP)等の高速処理プロセッサを用いることにより改善できる可能性がある。

また、検出率に関しては 97.14%という良好な結果が得られたが、ITS の中でも、人検出に基づく警告や車両制御によって人命を守る機能への応用を考えると、100%に限りなく近い検出率であることが望ましい。従って、100%を目指して検出率を向上させるために、他の特徴量との組合せ等、さらなる改善を検討している。

5. 結論

本論文では、従来用いられてきた HOG 特徴量の改良である M-HOG 特徴量及び色相と、2 次元確率密度関数を弱識別器決定に導入した RealAdaBoost を用いる人検出法を提案した。提案法により、97.14[%]という高い検出率を保ったまま、従来法[8]の 135 倍、従来法[13]の 22 倍の処理の高速化を実現した。今後の課題は処理時間の更なる高速化と検出率の更なる向上である。

参考文献

- [1] 東久保政勝ら:SVM による検出とペア特徴追跡の組み合わせによる車両・二輪車計測, 画像センシングシンポジウム(SSII), CD-R, IS4-02, 2010.
- [2] F. Ren, et al.: Lane detection on the iPhone, Multimedia Imaging Report 30 (The University of Auckland), 2008.

- [3] Y. Wang et al.: Lane detection using catmull-rom spline, Proc. of the 1998 IEEE International Conference on Intelligent Vehicles, Vol. 1, pp. 51-57, 1998.
- [4] 高木雅成ら : SIFT 特徴量を用いた交通道路標識認識, 画像センシングシンポジウム(SSII), CD-R, LD2-06, 2007.
- [5] D. M. Gavrila: Multi-feature hierarchical template matching using distance transforms, Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 439-444, 1998.
- [6] 松島宏典ら : ステレオセンサを用いた人認識, 情報処理学会研究報告 ITS[高度交通システム], pp. 49-54, 2006.
- [7] D. M. Gavrila: Pedestrian detection from moving vehicle, Proc. European Conf. on Computer Vision, pp.37-49, 2000.
- [8] N. Dalal, et al.: Histograms of oriented gradients for human detection, Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 886-893, 2005.
- [9] F. Porikli: Integral histogram: a fast way to extract histogram features in Cartesian spaces, Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 829-836, 2005.
- [10] Q. Zhu, et al.: Fast human detection using a cascade of histograms of oriented gradients, Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1491-1498, 2005.
- [11] S. Maji, et al.: Classification using Intersection Kernel Support Vector Machines is Efficient, Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, 2008.
- [12] 山内悠嗣ら : Boosting に基づく特徴量の共起表現による人検出, 画像の認識・理解シンポジウム(MIRU), pp. 180-187, 2008.
- [13] 三井相和ら : Joint 特徴量を用いた2段階 Boosting による物体検出, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J92-D, No. 9, pp. 1591-1601, 2009.
- [14] T. Watanabe, et al.: Co-occurrence histograms of oriented gradients for human detection, IPSJ Trans. on Computer Vision and Application, Vol. 2, pp. 39-47, 2010.
- [15] M. Calonder, et al.: A HOG-LBP human detector with partial occlusion handling, Proc. IEEE Int. Conf. on Computer Vision, pp. 32-39, 2009.
- [16] J. Gall, et al.: Class-specific Hough forests for object detection, Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 20-25, 2009.
- [17] P. Dollár, et al.: Integral channel features, Proc. British Machine Vision Conf., 2009.

中島 佑樹 (なかしま ゆうき)

現職九州工業大学工学府機械知能
工学専攻



九州工業大学大学院工学府機械知能
工学専攻博士前期課程修了。

画像処理を用いた人物の検出と、人物
に関する情報取得によるITS分野への
応用の研究に従事。

2009年度SICE九州支部学術講演会支
部奨励賞受賞。

BMFSA2010 奨励賞受賞。

タン ジュークイ (たん じゅーくい)

現職九州工業大学大学院工学研究院
准教授



九州工業大学大学院設計生産工学
専攻博士後期課程修了,工博。

3次元復元, 人の挙動認識・解析の研
究に従事。1999年, 計測自動制御学会
九州支部奨励賞, 2004年, 情報処理学
会九州支部奨励賞, 2005年, 知能生
命・ロボット国際シンポジウム若手奨
励賞受賞, BMFSA2008年度 The Best
Paper Award, 同和文誌最優秀論文賞
受賞, 計測自動制御学会, 情報処理学
会, IEEE 各会員。

金 亨燮 (キム ヒョンソフ)

現職九州工業大学大学院工学研究院
教授



九州工業大学大学院工学研究科修士
修了。

画像計測, 医用画像処理, パターン
認識に関する研究に従事。電子情報通
信学会, 日本医用画像工学会, バイオ

M-HOG特徴量と色相の共起情報を用いた人検出法

メディカルファジィシステム学会、医用画像情報学会、IEEE 各会員.



森江 隆 (もりえ たかし)

現職九州工業大学大学院
生命体工学研究科教授

大阪大学大学院・理・物理・修士修了.
工博.

NTT LSI 研究所勤務, 広島大学工学
部助教授. 車載用画像処理, 脳型集積
システム, ナノ構造による脳型デバイ
スの研究等に従事.



石川 聖二 (いしかわ せいじ)

現職九州工業大学大学院工学研究院
教授

東大工計数卒, 同大学院博士課程
修了. 工博.

シェフィールド大学客員研究員, ユト
レヒト大学客員教授. 3次元画像計測
の研究に従事. BMFSA2008 年度 The
Best Paper Award, 同和文誌優秀論文
賞受賞. 電子情報通信学会, 計測自動
制御学会, IEEE 各会員.