

近似 texton 特徴量による人検出の高速化

Fast Human Detection using Approximated Texton Features

三井 相和† 藤原 忠† 藤吉 弘亘† 秋田 時彦‡

Tomokazu Mitsui†, Tadashi Fujiwara†, Hironobu Fujiyoshi†, Tokihiko Akita‡

†中部大学 ‡アイシン精機株式会社

†Chubu University, ‡AISIN SEIKI Co.,Ltd.

E-mail: mitsui@vision.cs.chubu.ac.jp

Abstract

本稿では, texton に用いられるフィルタをボックスフィルタの組み合わせで表現し, 近似した texton 特徴量による人検出法を提案する. texton のフィルタによる特徴抽出は処理が容易であることから, テクスチャ解析やパターン認識, また近年では Bag of Features と組み合わせた一般物体認識など多岐の分野で多く用いられる. しかし, 単純なフィルタリング処理では, フィルタ内の 1 ピクセルごとにアクセスし演算しなければならないため, 特徴抽出の処理コストが非常に高い. これは, 本研究の目的である人検出などの高速な処理が求められるアプリケーションにとって, 致命的な問題である. そこで, 本稿では特徴抽出の処理コストを削減するために, texton に用いられるフィルタを近似することで高速な人検出を実現する. texton の近似には処理が簡易なボックスフィルタ (平均化フィルタ) を用いる. この平均化フィルタをピラミッド上に組み合わせることで, 擬似的に texton のフィルタの形状を構築する. また, ボックスフィルタの応答値の算出には, 領域の画素値の合計を一括算出することが可能な Integral Image を用いる. これにより texton のフィルタの応答値を高速に求めることが可能となる. 評価実験の結果より, 提案手法は人検出の特徴量として有効である Histograms of Oriented Gradients(HOG 特徴量) を用いた人検出と同精度である場合と比較し, 約 7 倍の高速化, 6fps での人検出を実現した.

1 はじめに

デジタルカメラや車載カメラの普及に伴ない, 撮影画像の画質改善や運転者のアシストを目的とした人検出の実用化が期待され, FPGA などによるハードウェア化の研究が行われている [1]~[5]. ハードウェア化においては, 高精度かつ高速に動作する人検出アルゴリズムの実現が重要である. 近年, 提案されている人検出法は,

画像局所特徴量と統計的学習手法の組み合わせによる手法 [6]~[10] が多い. 特徴量には, 画像の局所領域の勾配に着目した Histograms of Oriented Gradients(HOG 特徴量)[11] などの特徴量を用いられている [12], [13]. これらの特徴量は, 物体の形状をとらえることが可能であるが, 正規化などの処理があるため計算コストが増大するという問題がある. この問題を解決するためには, いかに画像局所特徴量を簡易に計算するかが重要である. 画像局所特徴量の高速化のアプローチには, SURF(Speeded Up Robust Features)[14] や Haar-like 特徴量 [15] などが挙げられる. SURF では, キーポイントの算出をボックスフィルタにより近似することで高速化を実現している. Haar-like 特徴量は, 2 つの領域の輝度値の差を特徴量とする手法であり, 高速かつ高精度な顔検出が可能である. これらの手法は Integral Image[15] を用いることで高速な処理を実現している. 同様に, HOG 特徴量でも, Integral Image をヒストグラムに対応した Integral Histogram[16] を用いることで高速化が可能である. しかし, 局所領域における正規化が必須となる HOG 特徴量は, ラスタスキャンによる検出で計算コストが増加し, リアルタイムによる検出が困難である.

そこで, 我々は texton 特徴量 [17] に着目する. texton 特徴量は局所領域における様々な特徴量を抽出することが可能であり, また微分フィルタによるエッジ抽出が可能であるため, 人検出への応用が期待できる. しかし, 通常のフィルタリング処理を, 1 ピクセルごとに計算をするため, 特徴抽出の処理コストが高く, 高速な人検出は実現できない. そこで, 本稿では高速かつ高精度な人検出手法として, 近似 texton 特徴量による人検出法を提案する. 提案手法では texton 特徴量で用いられる filter bank の各フィルタを, 単数又は複数のボックスフィルタを組み合わせで近似する. 近似した texton 特徴量は Integral Image[15] によりボックスフィルタの領域を一括で計算することが可能となり, 高速に特徴抽出をすることが期待できる.

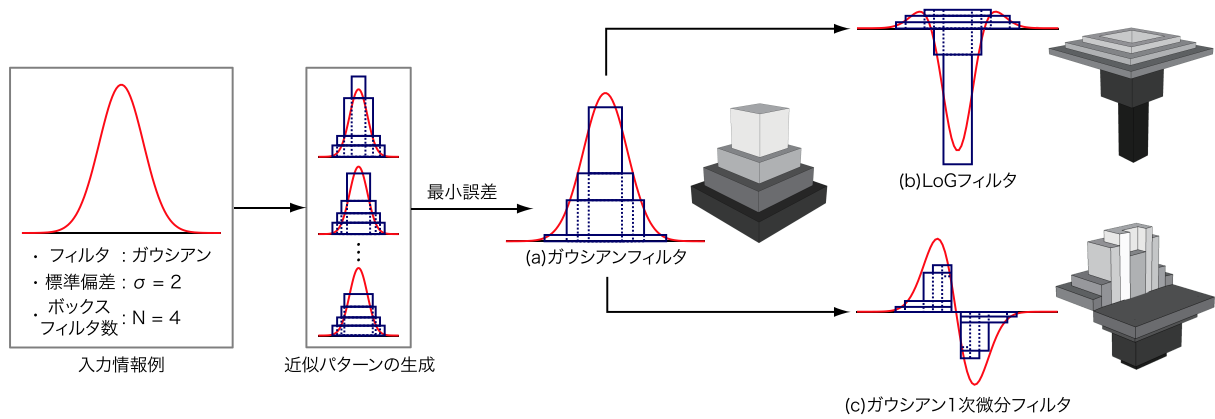


図2 提案手法の流れ

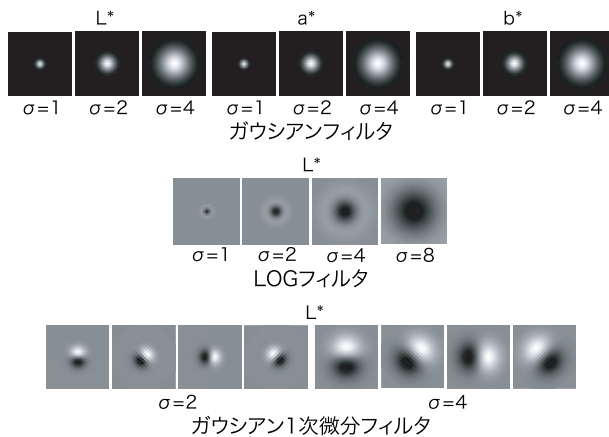


図1 filter bank

2 texton 特徴量

texton とは、ガウシアンフィルタ、LoG フィルタ、微分フィルタなどの様々な方向、サイズによるフィルタの応答を特徴量とするものである。このフィルタの集合を filter bank と呼ぶ。texton は主にテクスチャの解析 [17] をするための特徴抽出法であり、類似画像検索 [18], [19] や、一般物体認識 [20] などに幅広く用いられている。また、filter bank には、微分フィルタや LoG フィルタによりエッジ抽出が可能であることから、人検出においても有効な特徴量であると考えられる。本稿では CIE L*a*b* 画像に対し、ガウシアンフィルタから 9 次元、LoG フィルタから 4 次元、ガウシアン 1 次微分フィルタから 8 次元の計 21 次元を用いる。図 1 に、filter bank の各フィルタを示す。

2.1 ガウシアンフィルタ

ガウシアンフィルタは平均化フィルタにガウス分布の重みを加えたフィルタである。注目ピクセルを原点とした場合の座標 (x, y) に対するガウシアンフィルタ $h_g(x, y)$ は、ガウス分布の広がりや重みを変化させる標

準偏差 σ を用いて以下のように表す。

$$h_g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

2.2 LoG フィルタ

LoG (Laplacian of Gaussian) フィルタは、ガウシアンフィルタによる平滑化の後、ラプラシアンフィルタでエッジを抽出するフィルタである。ガウシアンフィルタにより平滑化することで、ノイズを抑えながらエッジを抽出することができる。注目ピクセルを原点とした場合の座標 (x, y) に対する LoG フィルタ $h_{log}(x, y)$ は、標準偏差 σ を用いて以下のように表す。

$$h_{log}(x, y) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{2\pi\sigma^6} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

2.3 ガウシアン 1 次微分フィルタ

ガウシアン 1 次微分フィルタはガウシアンフィルタの式を x 方向、または y 方向など特定方向に偏微分することにより形成する特定方向のエッジを抽出するフィルタである。注目ピクセルを原点とした場合の座標 (x, y) に対する x 方向、 y 方向のガウシアン 1 次微分フィルタ $h_{dx}(x, y)$, $h_{dy}(x, y)$ は、標準偏差 σ を用いて以下のように表す。

$$h_{dx}(x, y) = -\frac{x}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

$$h_{dy}(x, y) = -\frac{y}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

3 ボックスフィルタによる texton 特徴量の近似

前章で述べた texton 特徴量は、処理は容易であるが注目ピクセルとその周辺ピクセル全てに対し演算するため、高速な特徴抽出は期待できない。そこで、本研究では様々なフィルタの応答値を特徴量とする texton 特徴量を、単数又は複数のボックスフィルタ (平均化フィルタ) で近似し、高速に特徴量を抽出する手法を提案する。

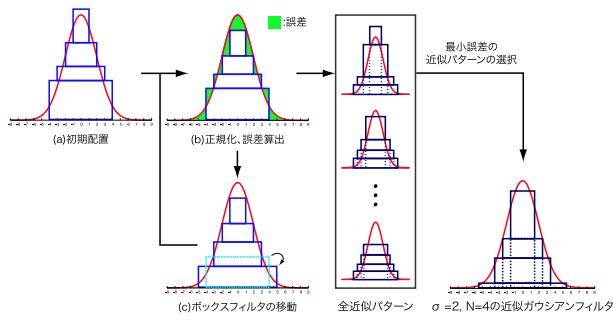


図3 近似パターン作成の流れ

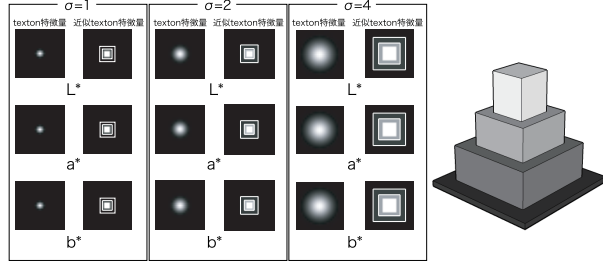


図4 近似ガウシアンフィルタの例

3.1 ボックスフィルタによる近似

提案手法における近似手法の流れについて述べる。図2に本手法における近似フィルタ作成の流れを示す。まず、入力情報としてガウシアンフィルタと標準偏差 σ 、近似に用いるボックスフィルタの数 N を与える。入力情報を基に近似パターンを網羅的に生成し、最も誤差少ない近似パターンを入力情報における近似ガウシアンフィルタとする(図2(a))。次に、生成した近似ガウシアンフィルタに各微分式を適用し、LoG フィルタ(図2(b))とガウシアン1次微分フィルタ(図2(c))を生成する。以下より各近似フィルタの生成の詳細を述べる。

3.2 ガウシアンフィルタの近似

はじめに、ガウシアンフィルタの設計をする。入力情報として分布の広がりを決定する標準偏差 σ と近似に用いるボックスフィルタ数 N を与える。提案手法では σ は1, 2, 4, 8の4種類、 N は1~6の6種類を用いる。フィルタの走査範囲は 3σ までとし、ボックスフィルタが真値であるガウス分布の曲線からはみ出している領域、またはボックスフィルタで埋められない領域を誤差として扱う。以下より、ガウシアンフィルタの近似の手順を示す。

1. ガウス分布の中央から順にボックスフィルタを N 個設置する(図3(a))。
2. 設置したボックスフィルタの体積が1となるように正規化する。
3. ガウシアンフィルタとの誤差を算出する(図3(b)の緑色で示す領域の和)。
4. 図3(c)のように1番下のボックスフィルタを1ピ

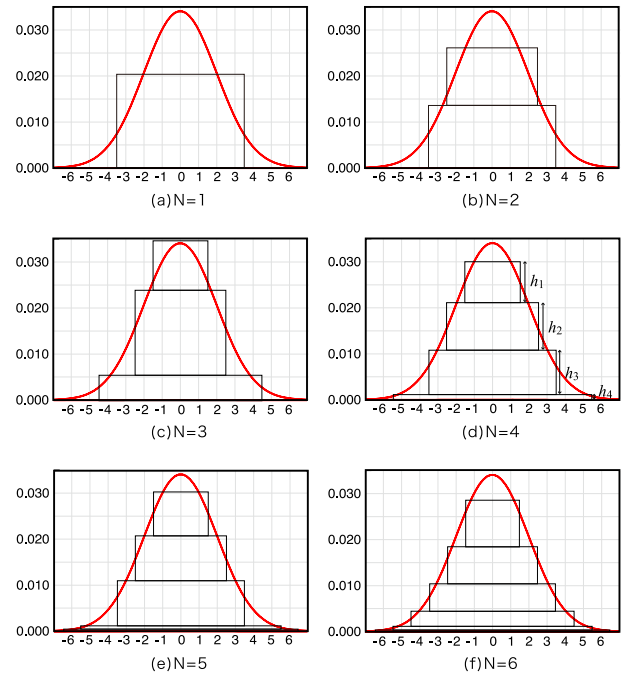


図5 近似ガウシアンフィルタ例($\sigma = 2$)

クセル拡大する。最下段のボックスフィルタが 3σ に達した場合、1つ上のボックスフィルタ走査する。5. 最上段のボックスフィルタが移動できなくなるまで2~4を繰り返す、誤差が最小である近似パターンを選出する。

以上の処理により、ガウシアンフィルタに対する各標準偏差ごとの近似フィルタを生成する。生成した各近似フィルタの例を図4に記す。また、図5に $\sigma = 2$ の場合の各近似フィルタの例を示す。ここで、図5(d)の $N = 4$ の場合、各ボックスフィルタの重み h_i は $h_1 = 0.009648$, $h_2 = 0.009855$, $h_3 = 0.009815$, $h_4 = 0.001536$ となり、フィルタの高さとして表現される。

3.3 LoG フィルタの近似

LoG フィルタはガウシアンフィルタにラプラシアンフィルタを適用したフィルタである。そのため、近似LoG フィルタは、近似ガウシアンフィルタにラプラシアンフィルタを適用することで作成する。適用するラプラシアンフィルタの式を以下に示す。

$$g_{log}(x, y) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} \quad (5)$$

近似ガウシアンフィルタに $g_{log}(x, y)$ を適用するには、基となる近似ガウシアンフィルタの N に関わらず、1つのフィルタとして扱い、積をとることで適用する。しかし、与えられる値が1ピクセルずつ違うためボックスフィルタごとの重みが均一にはならない。そこで、各ボックスフィルタの重みの平均を該当のボックスフィルタの重みとすることで、均一化する。また、LoG フィルタの性質として、正負の領域の境界が $\sqrt{2}\sigma$ であるため、

この境界にボックスフィルタがある場合、 $\sqrt{2}\sigma$ を境に正負に分断する。そのため、近似 LoG フィルタはボックスフィルタ数が基となる近似ガウシアンフィルタと異なる場合が存在する。近似 LoG フィルタの例を図 6 に示す。ここで、図 5(d) の $N = 4$ の近似ガウシアンフィルタを元に近似 LoG フィルタを生成した場合、各ボックスフィルタの重み h_i は $h_1 = -0.014835$, $h_2 = -0.007087$, $h_3 = 0.001020$, $h_4 = 0.001936$ となる。

3.4 ガウシアン 1 次微分フィルタの近似

ガウシアン 1 次微分フィルタ x 方向, y 方向, 斜め方向の微分は, 方向 (角度) が異なるのみでありフィルタ内の値は同じである。そのため x 方向のガウシアン 1 次微分フィルタのフィルタ値を近似させたものを 45 度ずつ回転させ, 各方向のガウシアン 1 次微分フィルタの近似フィルタとする。適用する x 方向のガウシアン 1 次微分フィルタには以下の式を用いる。

$$g_{dx}(x, y) = \frac{-x}{\sigma^2} \quad (6)$$

近似ガウシアン 1 次微分フィルタも, 近似 LoG フィルタと同様に基となる近似ガウシアンフィルタの持つ重みと $g_{dx}(x, y)$ の積を算出することで生成する。微分フィルタの性質として, 正領域と負領域の 2 つの領域に分断されている。そのため, 実際に近似ガウシアン 1 次微分フィルタに用いられるボックスフィルタの数は $2N$ 個となる。近似ガウシアン 1 次微分フィルタの例を図 7 に示す。ここで, 図 5(d) の $N = 4$ の近似ガウシアンフィルタを元に近似ガウシアン 1 次微分フィルタを生成した場合, 各ボックスフィルタの重み h_i は $h_1 = -0.002819$, $h_2 = -0.001567$, $h_3 = 0.005073$, $h_4 = 0.001312$ となる。

3.5 Integral Image を用いた特徴抽出

提案手法では, ボックスフィルタを用いて領域の輝度値の和を求める処理が必要である。輝度値の和を求める場合, 領域が移動するごとに単純に 1 ピクセルずつ加算処理をしては高速な特徴抽出は望めない。このような領域の和を繰り返し算出する問題に対し, Viola と Jones は Integral Image[15] を利用している。Integral Imge は, 矩形領域内の輝度値の和を 4 点の演算のみで一括に算出することができる手法である。提案手法では, 各ボックスフィルタに対する輝度値の和の算出に利用する。これにより高速な特徴抽出が可能になると考えられる。以下より Integral Image について述べる。

3.5.1 正方向の Integral Image

Integral Image により領域内の輝度値の和を算出するためには, 元画像 $I(x, y)$ に対し, 以下の式を用いて

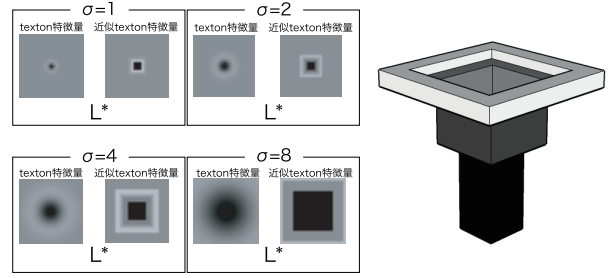


図 6 近似 LoG フィルタの例

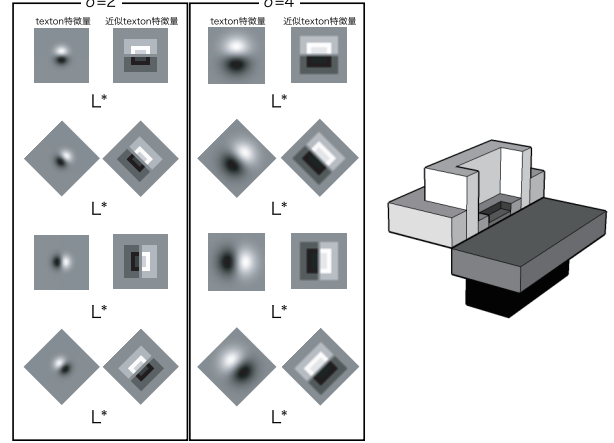


図 7 近似ガウシアン 1 次微分フィルタの例

積分画像 $II(x', y')$ を作成する。

$$II(x', y') = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} I(x, y) \quad (7)$$

この積分画像を利用することで, 図 8(a) のような原点から離れた画像内の矩形領域 D における画素値の和を求めることができる。矩形領域 D の計算は, 領域の端の 4 点, $P1, P2, P3, P4$ を用いて以下のように求めることができる。

$$D = P4 + P1 - P2 - P3 \quad (8)$$

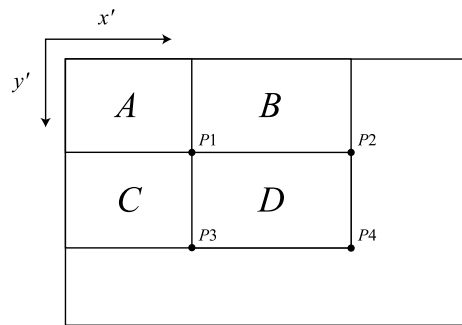


図 8 Integral Image

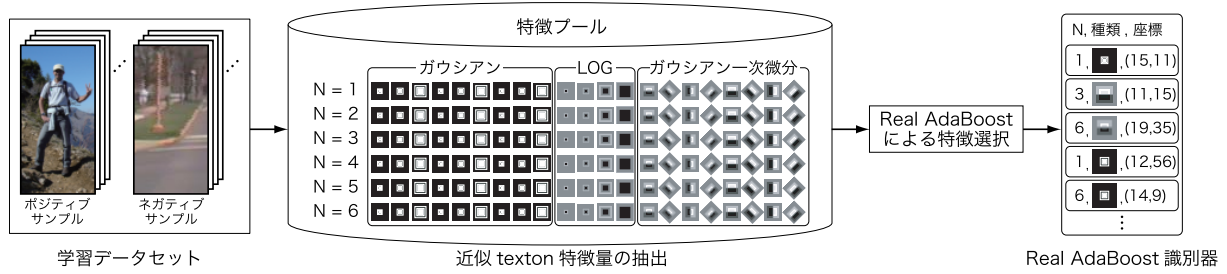


図 10 提案手法による学習の流れ

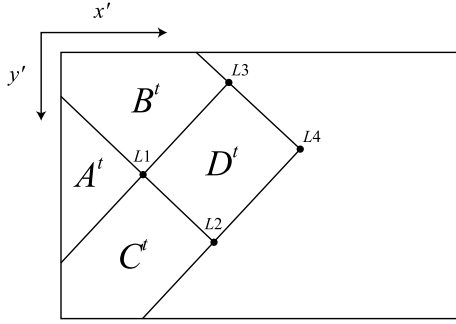


図 9 斜め方向の Integral Image

3.5.2 斜め方向の Integral Image

45 度, 135 度の斜め方向の領域を求めるには, 斜め方向に対応した Integral Image[21] を作成する. 提案手法では正方向と斜め方向の Integral Image を用意することになる. 斜め領域を計算する場合は, 元画像 $I(x, y)$ に対して, 以下の計算をすることにより, 積分画像 $II'(x', y')$ を作成する.

$$II'(x', y') = \sum_{x' \leq x, x' \leq x - |y - y'|} I(x, y) \quad (9)$$

この積分画像 $II'(x', y')$ から領域 D^t を求める場合, 正方向と同様に, 以下の式により算出する (図 9).

$$D^t = L4 + L1 - L2 - L3 \quad (10)$$

3.5.3 Integral Image を用いた近似 texton 特徴量の抽出

Integral Image を用いることで, ボックスフィルタの応答値を 4 点の演算のみで算出することが可能となり, 高速な特徴抽出が可能となる. 正方向の積分画像を用いる場合, 近似フィルタから算出される特徴量 $f(p, t, N)$ は, 各ボックスフィルタの応答値 $D(p)$, ボックスフィルタの高さである重み $h_i(t)$ を用いて以下の式により求められる.

$$f(p, t, N) = \sum_{i=1}^N D(p) h_i(t) \quad (11)$$

ここで $p = (x, y, s_i)$ であり, 画像上の座標 (x, y) と各ボックスフィルタのサイズ s_i を表す. t はフィルタの種類, N は近似に用いるボックスフィルタ数である. 近似 texton 特徴量 $f(p, t, N)$ は, 各ボックスフィルタの応答値 $D(p)$ に重み $h_i(t)$ を掛け合わせ, 和をとることにより算出される. また, 斜め方向の Integral Image についても, 同様の算出方法で特徴抽出する (式 (12)).

$$f(p, t, N) = \sum_{i=1}^N D^t(p) h_i(t) \quad (12)$$

4 近似 texton 特徴量を用いた人検出法

近似 texton 特徴量を用いた人検出における学習法と検出法について述べる.

4.1 学習

図 10 に本手法における学習の流れを示す. 学習には Real Adaboost[22] を使用する. Real AdaBoost は, AdaBoost[23] と異なり, 弱識別器の出力値が連続値で得られ, サンプルの重みをより最適に調整することが可能である. そのため, より少ない弱識別器で高精度な識別器が構築できる. 入力された学習データセットから近似 texton 特徴量を算出し, 特徴プールに格納する. 特徴プールには, 各座標からボックスフィルタの数 $N = 1 \sim 6$, 21 種類の近似フィルタの全パターンを用いて特徴抽出をする. この時, N が増加する程, フィルタへの近似精度は向上するが, 近似精度と識別精度は必ずしも比例関係ではない. 近似精度が低くても, 人検出に有効な特徴量となる場合も十分に考えられるため, 与えられたデータセットをより識別できる最適な N も選択する必要がある. そこで, 本研究では Real AdaBoost を用い, 人検出に有効な座標, ボックスフィルタ数, フィルタの種類を選択する.

4.2 検出

学習により構築した識別器を用いた人検出について述べる. 人検出をするために, 検出ウィンドウを画像左上からスケールを変化させて複数回ラスタスキャンする. ここで, 検出ウィンドウは 30×60 を初期サイズとし, スケールを 0.2 ずつ増加させ, 2.0 倍になるまでラスタスキャンを繰り返し, 63860 個の検出ウィンドウ



図 11 INRIA Person Dataset の例

の識別処理をする。検出対象として検出されたウィンドウは、最後に Mean Shift[24] クラスタリングによるウィンドウの統合処理を行う。

5 評価実験

提案手法である近似 texton 特徴量の有効性を評価するために、予め切り出された画像データセットを用いた検出精度の比較実験と、1 フレームにおける検出速度の比較をする。

5.1 データセット

識別実験には人の領域のみを切り出した画像データセットを用いる。データセットには INRIA Person Dataset[25] を使用する。学習用サンプルとして、ポジティブサンプルが 2,146 枚、ネガティブサンプルが 13,156 枚を使用し、評価用サンプルとして、ポジティブサンプルが 1,176 枚、ネガティブサンプルが 9,060 枚を使用する。図 11 に、INRIA Person Dataset のサンプル例を示す。

5.2 実験概要

実験では、以下に示す手法を用いる。

- 近似 texton 特徴量
- texton 特徴量
- HOG 特徴量

ここで用いる入力画像サイズは 30×60 ピクセルとする。提案手法では、4.1 で述べたように基本となる近似ガウシアンフィルタのボックスフィルタ数 $N = 1 \sim 6$ で生成した全特徴量を特徴プールとする。比較対象である、HOG 特徴量のパラメータはセルサイズを 5×5 ピクセル、ブロックサイズを 3×6 セル、勾配方向数を 9 方向とした。

5.3 検出精度の比較実験

学習には識別器による各手法の精度が変化しないかを調査するため、Real AdaBoost[22] と、線形 SVM の

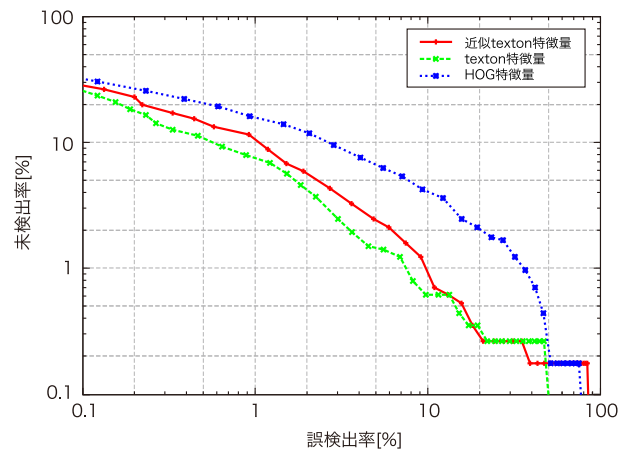


図 12 Real AdaBoost による検出結果の DET カーブ

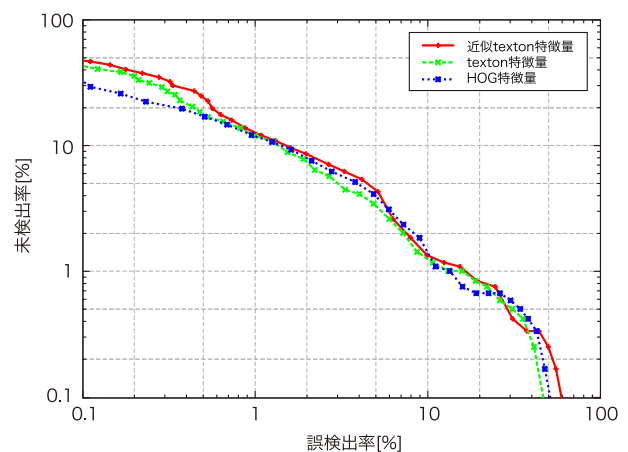


図 13 線形 SVM による検出結果の DET カーブ

2 つの実験をする。Real AdaBoost では、識別に用いる特徴量数を 500 とする。線形 SVM では全特徴量を特徴プールとする。評価には Detection Error Trade-off (DET) カーブを用いる。DET カーブは横軸に誤検出率、縦軸に未検出率を表し、原点に近いほど高精度であることを示す。図 12 に Real AdaBoost、図 13 に線形 SVM の実験結果の DET カーブを示す。

図 12 の Real AdaBoost による結果より、誤検出率 5.0 % の場合に、未検出率が HOG 特徴量では約 7.9%, texton 特徴量が約 1.7%, 提案手法は約 2.1% となり、HOG 特徴量と比較し、提案手法は高精度な識別が可能であることがわかる。また、texton 特徴量と比較し、ほぼ同精度であることが確認できる。図 13 の線形 SVM では、全手法ともほぼ同精度であることが確認できる。

5.4 検出速度の比較実験

4.2 で述べた手法に従い、検出速度の比較実験をする。比較手法である HOG 特徴量の抽出には Integral Histogram[16] を用いる。比較に用いる各手法の弱識別器数は、比較手法である HOG 特徴量の最高精度と同

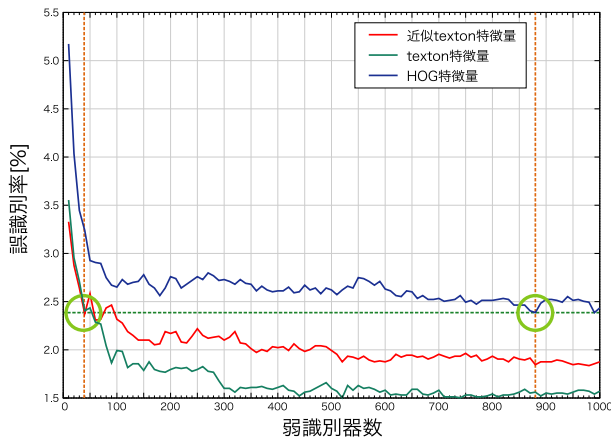


図 14 弱識別器数に対する誤識別率の変化

表 1 各手法の同精度における検出速度の比較

手法	弱識別器数	検出速度 [sec]
提案手法	41	0.16
texton	45	7.22
HOG(IH)	879	1.08

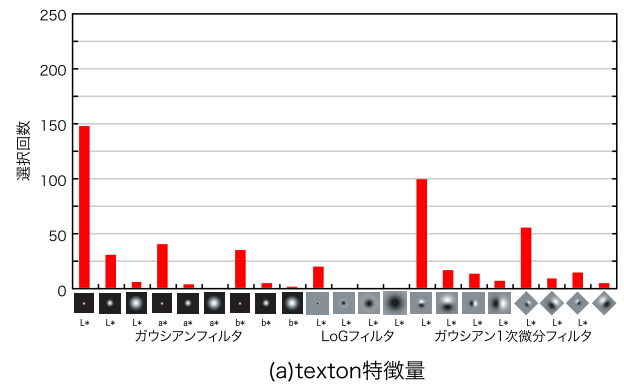
精度を示す数を用いる．そこで，まず各手法の弱識別器数に対する誤識別率を調査する．誤識別率とは評価用サンプルの総数に対し，人クラス，非人クラスに関わらず誤識別したサンプル数の割合である．図 14 に，弱識別器数を 10 個から 1000 個まで 10 個ずつ変化させた各手法の誤識別率を示す．

図 14 より, HOG 特徴量は弱識別器数 879 個で最高精度の識別率 97.64% となる. これに対し, textron は 45 個, 提案手法は 41 個で HOG 特徴量の最高精度に達する. 以上の弱識別器数を用いて検出速度の比較実験をした結果を表 1 に示す.

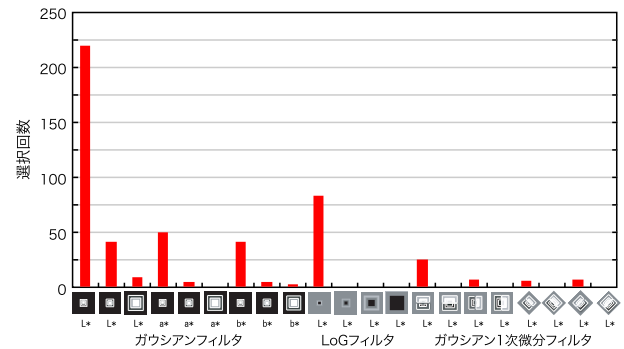
表 1 より, Integral Histogram を用いた HOG 特徴量と比較し, 提案手法は約 7 倍の高速な処理が可能となり, 6fps での人検出を実現した. 図 15 に, 提案手法による人検出例を示す.

5.5 選択されたフィルタの頻度比較

最後に、選択されたフィルタの傾向調査をする。図 12, 13 より、提案手法は `texton` 特徴量と同精度であることが確認できた。この詳細を調査するため、`Real AdaBoost` により選択されたフィルタの傾向調査をする。図 16 に、`texton` と提案手法の選択された 500 個のフィルタの頻度分布を示す。図 16 より、全体の傾向として似たようなフィルタが選択されているのがわかる。また、提案手法は `texton` と比べ各 1 次微分フィルタの選択される頻度が少なくなっている代わりに、ガウシアンフィルタが多く選択されているのがわかる。これは、`texton` の 1 次微分フィルタと近似 `texton` の 1 次微分フィルタの応答値に差があり、人の輪郭などの特徴



(a)texton特徴量



(b)提案手法:近似texton特徵量

図 16 頻度調査

を捉えきれていないと考えられる。また、提案手法では、ガウシアンフィルタや LoG フィルタが多く選択されている。これは、HOG 特徴量ではとらえられない識別に有効なテクスチャをよくとらえ、精度向上に影響を与えていると考えられる。

6 おわりに

本稿では、ボックスフィルタで近似した `texton` 特徴量と Integral Image を用いた高速な人検出法を提案し、その有効性を示した。提案手法は、HOG 特徴量を用いた人検出と同精度である場合と比較し、約 7 倍の高速化、6fps での人検出を実現した。今後は、近似 `texton` 特徴量の共起を用いた、より表現能力の高い特徴量について検討する。

参考文献

- [1] V. Nair, P. O. Laprise, and J. J. Clark, "An FPGAbased people detection system", *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, pp.1047–1061, 2005.
- [2] A. Ess, B. Leibe, K. Schindler, and L. V. Gool, "A mobile vision system for robust multi-person tracking", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1–8, 2008.
- [3] K. Khattab, J. Dubois, and J. Miteran, "Cascade boosting-based object detection from high-level description to hardware implementation", *EURASIP Journal on Embedded Systems*, 2009.

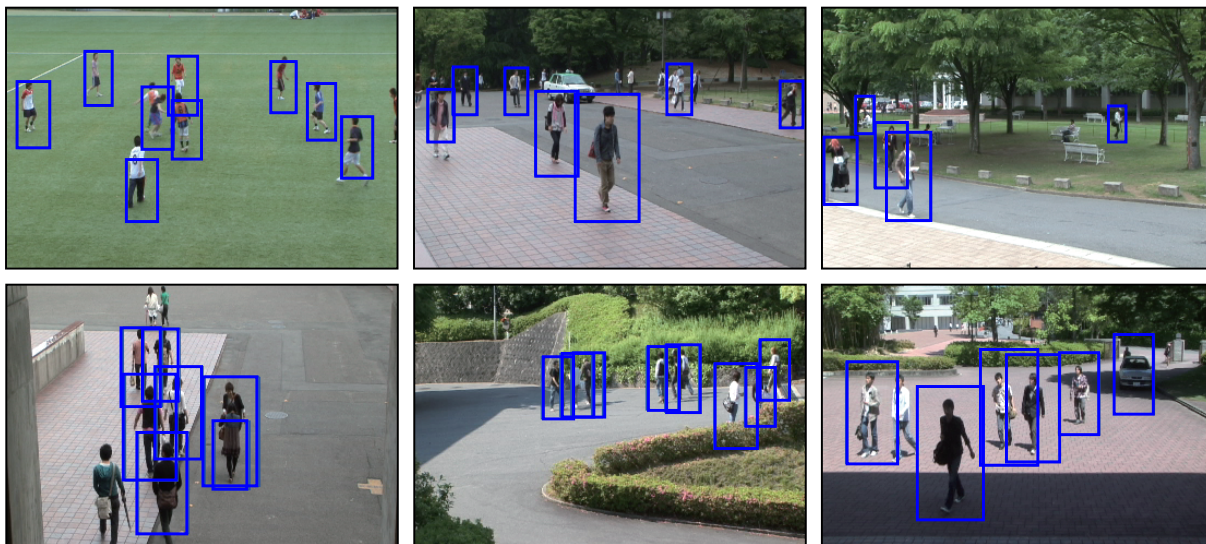


図 15 検出例

- [4] 門田亮二, 中村行宏, 宮本龍介, “実時間歩行者認識に向けた HOG 特徴抽出のハードウェア実装”, 電子情報通信学会技術研究報告, pp.43–48, 2009.
- [5] 山中悠歩, 山崎俊彦, 相澤清晴, “FPGA による histogram of oriented gradients アルゴリズムの高速化”, 情報処理学会創立 50 周年記念全国大会, 2010.
- [6] B.Wu and R.Nevatia, “Detection of Multiple, Partially Occluded Humans in Single Image by Bayesian Combination of Edgelet Part Detectors”, IEEE International Conference on Computer Vision, vol.1, pp.90–97, 2005.
- [7] B. Leibe, E. Seemann, and B. Schiele, “Pedestrian detection in crowded scenes”, IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp.878–885, 2005.
- [8] O. Tuzel, F. Porikli, and P. Meer, “Human detection via classification on riemannian manifolds”, IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1–8, 2007.
- [9] T. Watanabe, S. Ito, and K. Yokoi, “Co-occurrence histograms of oriented gradients for pedestrian detection”, Advances in Image and Video Technology, pp.37–47, 2009.
- [10] V. Chandrasekhar, G. Takacs, D. Chen, S. Tsai, R. Grzeszczuk, and B. Girod, “CHoG: Compressed histogram of gradients: A low bit-rate feature descriptor”, IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2504–2511, 2009.
- [11] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of Oriented Gradients for Human Detection”, IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp.886–893, 2005.
- [12] C. Hou, H. Ai, and S. Lao, “Multiview pedestrian detection based on vector boosting”, Proceedings of Asian Conference on Computer Vision, pp.210–219, 2007.
- [13] A. Bosch, A. Zisserman, and X. Munoz, “Representing shape with a spatial pyramid kernel”, Proceedings of ACM international conference on Image and video retrieval, pp.401–408, 2007.
- [14] Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool, “SURF: Speeded Up Robust Features”, Computer Vision and Image Understanding, Vol.110, No.3, pp.346–359, 2008.
- [15] P.Viola, M.Jones, “Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features”, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.511–518, 2001.
- [16] Porikli, F., “Integral Histogram: A Fast Way to Extract Histograms in Cartesian Spaces”, IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, ISSN: 1063-6919, Vol. 1, pp. 829–836, 2001.
- [17] T. Leung and J. Malik, “Representing and recognizing the visual appearance of materials using three-dimensional texton”, IJCV, **43**, 1, pp. 29-44, 2001.
- [18] Bogdan Georgescu, Ilan Shimshoni, Peter Meer, “Mean Shift Based Clustering in High Dimensions: A Texture Classification Example”, ICCV, vol. 1, pp.456, Ninth IEEE International Conference on Computer Vision - Volume 1, 2003.
- [19] James Hays, Alexei A. Efros, “IM2GPS: estimating geographic information from a single image”, Proceedings of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008.
- [20] J. Winn, A. Criminisi and T. Minka, “Object categorization by learned universal visual dictionary”, ICCV '05: Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision, Washington, DC, USA, IEEE Computer Society, pp. 1800–1807, 2005.
- [21] R Lienhart, J Maydt, “An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection”
- [22] R. E. Schapire and Y. Singer, “Improved Boosting Algorithms Using Confidence-rated Prediction”, Machine Learning, No. 37, pp. 297–336, 1999.
- [23] Y. Freund, and R. E. Schapier, “Experiments with a new boosting algorithm”, In Proceedings of the Thirteenth International Conference on Machine Learning, 1996.
- [24] D. Comaniciu, P. Meer, “Mean shift analysis and applications”, IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 1197–1203, 1999.
- [25] INRIA Person Dataset, <http://pascal.inrialpes.fr/data/human/index.html>, 2007.