

アピアランスと時空間特徴の共起に基づく人検出

山内 悠嗣[†] 藤吉 弘亘[†] Hwang Bon-Woo^{††} 金出 武雄^{††}

[†] 中部大学 大学院 工学研究科 〒487-8501 愛知県春日井市松本町 1200

^{††} カーネギーメロン大学 ロボティクス研究所 〒15213 米国ペンシルバニア州ピッツバーグ市

E-mail: [†]{yuu,hf}@vision.cs.chubu.ac.jp, ^{††}{bwhwang,tk}@cs.cmu.edu

あらまし 本稿では、アピアランスと時空間特徴の共起に基づく人検出法を提案する。本手法では、アピアランスに基づく特徴として物体の形状を表すことが可能な Histograms of Oriented Gradients(HOG), 時空間特徴に基づく特徴として各ピクセルを静/動状態に判別するピクセル状態分析の結果を特徴ベクトルとして算出する。次に、これらの特徴ベクトルを主成分分析により次元圧縮を行う。アピアランスと時空間特徴の異なる特徴量間の共起を表現し、カスケード型 AdaBoost を用いて人と人以外に判別する。これにより、従来法では誤識別していた人に似たアピアランス特徴を持つ物体に対して、時空間特徴を用いることで誤識別を抑制させることが可能となる。従来法である HOG に基づく人検出法と提案手法による比較実験の結果、誤識別率 10.0% において、提案手法は従来法より約 28.1% 識別率を向上させることができた。

キーワード 人検出, Histograms of Oriented Gradients, ピクセル状態分析, 主成分分析, 共起, AdaBoost

People Detection Based on Co-occurrence of Appearance and Spatiotemporal Features

Yuji YAMAUCHI[†], Hironobu FUJIYOSHI[†], Bon-Woo HWANG^{††}, and Takeo KANADE^{††}

[†] Dept. of Computer Science, Chubu Univ. 1200 Matsumoto, Kasugai, Aichi, 487-8501 Japan

^{††} Robotics Institute, Carnegie Mellon Univ. Pittsburgh Pennsylvania, 15213 USA

E-mail: [†]{yuu,hf}@vision.cs.chubu.ac.jp, ^{††}{bwhwang,tk}@cs.cmu.edu

Abstract This paper presents a method for people detection based on the co-occurrence of appearance and spatiotemporal features. Our approach uses Histograms of Oriented Gradients(HOG) as appearance features and the results of pixel state analysis as spatiotemporal features. Pixel state analysis can classify a foreground pixel into stationary or transient. Both the appearance and spatiotemporal features are projected into subspace in order to reduce the dimensions of vectors by principal component analysis. Our approach uses the cascade Adaboost classifier for detecting people using the co-occurrence of appearance and spatiotemporal features. Feature co-occurrence, which captures the similarity of appearance, motion, and spatial information within the people class, makes it possible to construct an effective detector. Experimental results show that our method has about 28.1% higher performance than that of the conventional method.

Key words People Detection, Histograms of Oriented Gradients, Pixel State Analysis, Principal Component Analysis, Co-occurrence, AdaBoost

1. はじめに

近年、監視映像からの不審者の発見や、ITS における歩行者の安全のため、カメラ画像からの人検出の実現が期待されている。人検出は、従来盛んに研究されてきた顔検出と比較して、顔における目、鼻、口のように、人を顕著に表す特徴が少ないため検出が困難とされている。さらに検出が困難となる要因と

して、人の形状の変化、複雑な背景、照明の変動、人同士の重なりによるオクルージョンなどが挙げられる。

従来、人検出に用いられるアピアランス特徴としては、近接する矩形領域の勾配を表す Haar-like 特徴を用いた手法 [1], ガボール変換によって得られる人の画像パターンがもつ方向性の情報を利用した手法 [2], 局所領域における輝度の勾配方向をヒストグラム化した特徴ベクトルである Histograms of Oriented

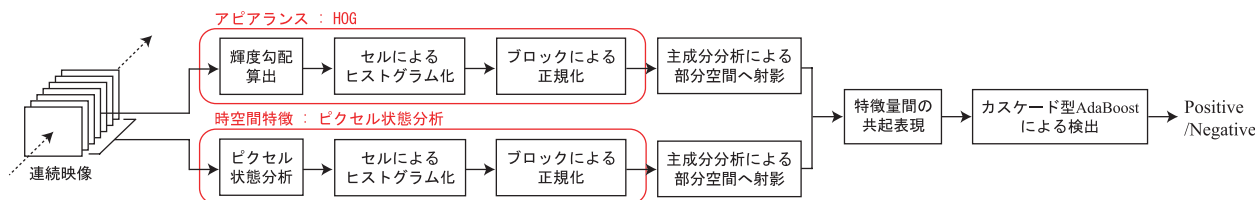


図1 提案手法の流れ

Gradients(HOG) を用いた手法 [3] が提案されている．中でも HOG は，照明変動や影の影響を受けにくく，局所的な幾何学的変化に頑健であるため，HOG を用いた人検出手法が多く提案されている [4] [5] [6]．

また，検出精度を向上させるために，アピアランス特徴とモーション特徴を併用する手法が提案されている．Viola らは，顔や人検出に用いられていた Haar-like 特徴 [1] に，モーションに基づく特徴を加えることによって検出精度を向上させた [7]．Dalal らは，オプティカルフローから得られるモーション特徴である IMH(Internal Motion Histograms) と，HOG を併用することによって検出精度を向上させた [8]．Dalal らの提案した手法は，カメラの動きに依存しないため，移動カメラにおける人検出が可能である．しかし，これらのモーションを併用する手法は，物体の動きに着目するため，静止状態では得られる特徴が減少することにより検出精度が低下する場合がある．

そこで，本研究では，アピアランスに基づく特徴として物体の形状を表現可能な HOG，時空間特徴に基づく特徴として各ピクセルを静/動状態に判別するピクセル状態分析の結果を特徴ベクトルとして用いる．これにより，従来法では誤識別していた人に似たアピアランス特徴を持つ物体に対して，時空間特徴を用いることで誤識別を抑制させることが可能となる．また，単一の特徴だけでは識別困難な画像に対しても，アピアランス特徴と時空間特徴の異なる特徴量間の共起を表現することによって識別を可能とする．

2. アピアランスと時空間特徴の共起に基づく人検出

提案手法は，従来のアピアランスに基づく特徴である Histograms of Oriented Gradients(HOG) [3] に，時空間特徴を加え，特徴量間の共起を表現することで，人検出精度の向上を目指す．図 1 に提案手法の流れを示す．まず，アピアランスに基づく特徴として HOG 特徴ベクトルを算出し，人 (Positive) クラス，人以外 (Negative) クラスのクラスごとに主成分分析により次元圧縮を行い，各クラスの部分空間に射影することによって得られる特徴量をアピアランスに基づく特徴量とする．同様の処理を時空間特徴であるピクセル状態分析 [9] の結果についても行い，各クラスの部分空間に射影することによって得られる特徴量を時空間特徴に基づく特徴量とする．次に，アピアランスと時空間特徴から得られる各特徴量を二値化し，特徴量を組み合わせることにより，アピアランスと時空間特徴の特徴量間の共起を表現する．最後に，共起を表現した特徴量を用いて，学習したカスケード型 AdaBoost によって人を検出する．

3. 特徴量抽出

アピアランスに基づく特徴として HOG，時空間特徴に基づく特徴としてピクセル状態分析の結果を特徴ベクトルとして算出する．本章では，HOG とピクセル状態分析について述べる．また，算出された各特徴ベクトルを，各クラスごとの部分空間に射影することによって，新たに得られる特徴量と，得られた各特徴量から特徴量間の共起によって表現される特徴量について述べる．

3.1 Histograms of Oriented Gradients

Histograms of Oriented Gradients(HOG) とは，局所領域における輝度の勾配方向をヒストグラム化した特徴ベクトルであり，物体の形状を表すことが可能である．近接画素の勾配を局所領域によってヒストグラム化するため，照明や影の影響を受けにくく，局所的な幾何学変化に頑健という特徴がある．以下に HOG 特徴ベクトルの算出法を示す．

3.1.1 輝度勾配算出

各ピクセルの輝度 L から勾配強度 m と勾配方向 θ を次式より算出する (図 2(b))．

$$m(x, y) = \sqrt{f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2} \quad (1)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{f_y(x, y)}{f_x(x, y)} \quad (2)$$

$$\begin{cases} f_x(x, y) = L(x+1, y) - L(x-1, y) \\ f_y(x, y) = L(x, y+1) - L(x, y-1) \end{cases} \quad (3)$$

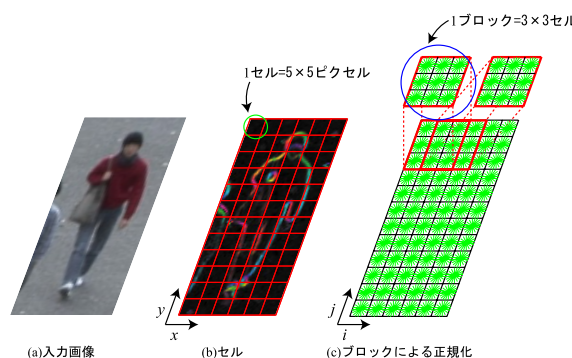


図2 提案手法で用いる領域の構造

3.1.2 セルによるヒストグラム化

算出された勾配強度 m と勾配方向 θ を用いて， 5×5 ピクセルをセルとした領域において，輝度の勾配方向ヒストグラムを作成する．ただし，算出された勾配方向は， $0^\circ - 360^\circ$ となるが，今回は勾配方向の向きを考慮する必要がないため $0^\circ - 180^\circ$ とする．方向を 20° ずつに分割するため，9 方向の勾配方向ヒストグラムとなる．

3.1.3 ブロックによる正規化

各セルで作成した輝度の勾配方向ヒストグラムを 3×3 セルを1ブロックとして正規化を行う。 i 行 j 列のセル (i, j) の特徴量 (9 次元) を $\mathbf{F}_{ij} = [f_1, f_2, \dots, f_9]$ とすると、 k 番目のブロックの特徴量 (81 次元) は $\mathbf{V}_k = [\mathbf{F}_{i,j}, \mathbf{F}_{i+1,j}, \mathbf{F}_{i+2,j}, \mathbf{F}_{i,j+1}, \mathbf{F}_{i+1,j+1}, \mathbf{F}_{i+2,j+1}, \mathbf{F}_{i,j+2}, \mathbf{F}_{i+1,j+2}, \mathbf{F}_{i+2,j+2}]$ と表すことができる。正規化後の特徴ベクトルを v としたとき、次式より正規化する。

$$v = \frac{f}{\sqrt{\|\mathbf{V}_k\|_2^2 + \epsilon^2}} \quad (\epsilon = 1) \quad (4)$$

正規化は、図 2(c) のようにブロックを1セルずつ移動させることによって正規化を行う。そのため、特徴量 f は異なるブロックの領域によって何度も正規化される。入力画像を 30×60 ピクセルとした場合、横方向に4ブロック、縦方向に10ブロック、合計40ブロックに対して正規化を行う。各ブロックごとに正規化されたHOG特徴ベクトルは、40ブロック $\times$ 81次元 $= 3,240$ 次元となる。

3.2 ピクセル状態分析

ピクセル状態分析 (Pixel State Analysis : PSA) とは、ピクセル状態の時間変化をモデル化することにより、各ピクセルを背景 (Background), 静状態 (Stationary), 動状態 (Transient) の三状態に判別する手法である (図 3)。

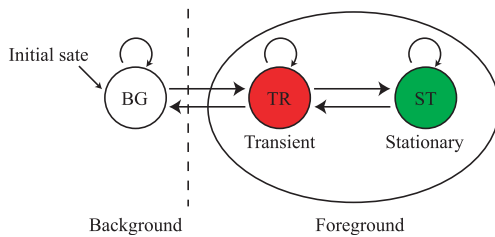


図 3 ピクセルの状態遷移図

これらの状態遷移を捉えるには、輝度値の急激な変化 (Motion Trigger) と輝度値の安定度 (Stability Measure) に着目する。まず最初に、輝度値の急激な変化の検出を行う。ここで、現在のフレームから k フレーム前の輝度値を I_t とする。輝度値の変化量 T を求めるには、 I_t と t よりも前フレームの I_{t-j} の差分の絶対値を算出する。変化量 T は次式より算出する。

$$T = \max\{|I_t - I_{t-j}|, \forall j \in [1, n]\} \quad (5)$$

急激な輝度値の変化がピクセル上に生じたとき、変化量 T の値は大きくなる。次に、ピクセルの安定度 S について考える。安定状態の検出には、 t より後の k フレームに着目する。安定度 S は次式より算出する。

$$S = \frac{k \sum_{j=0}^k I^2(t+j) - \left(\sum_{j=0}^k I(t+j) \right)^2}{k(k-1)} \quad (6)$$

安定度は、フレーム t から $t+k$ までの輝度値の分散であり、安定した状態では安定度 S は小さくなる。ここで、各ピクセルの状態を表す M は、背景のとき bg, 動状態のときに tr, 静状態のときに st をとるように、図 4 に示すアルゴリズムによって

決定される。ここで、 I は時刻 t における輝度値、 th_t は急激な輝度の変化を判定するしきい値、 th_s は安定性を判定するしきい値とする。background は背景画像として、IIR フィルタにより環境変化に対応可能となるように更新する [10]。

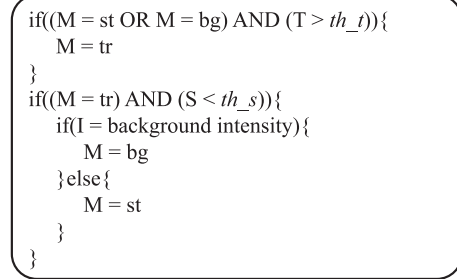


図 4 ピクセル状態分析アルゴリズム

図 5 にピクセル状態分析例を示す。画面左の歩行者は動状態によって表され、画面右の静止している人は静状態によって表されている。オプティカルフローなどの物体の動きを表す特徴量では、静止状態にある物体の情報を得ることは困難だが、ピクセル状態分析を用いることにより静止状態である物体の情報を得ることが可能である。

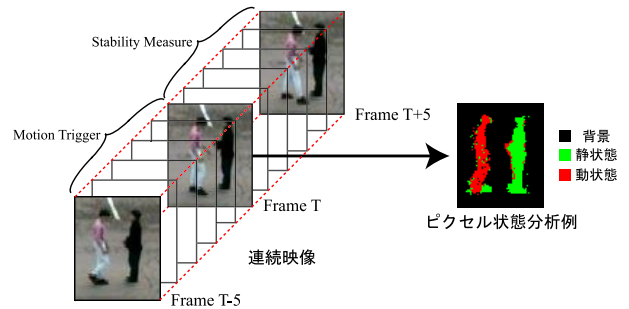


図 5 ピクセル状態分析例

3.2.1 特徴ベクトル算出

ピクセル状態分析結果をセル領域によってヒストグラム化することにより、時空間特徴となる特徴ベクトルを算出する。まず最初に、HOG で用いた領域の構造を用いて、HOG と同様にピクセル状態ヒストグラムを作成する。ピクセルは三状態に判別されるので、一つのヒストグラムから三つの特徴ベクトルが算出される。最後に、3.1.3 で述べた HOG と同様の手順でブロックによる正規化を行う。入力画像を 30×60 ピクセルとした場合、時空間特徴から得られる特徴ベクトルは 40 ブロック $\times$ 27 次元 $= 1,080$ 次元となる。

3.3 主成分分析による次元圧縮

アピアランス (3,240 次元) と時空間特徴 (1,080 次元) の特徴ベクトルは、同じセルに対して何度も正規化を行うため、同一特徴ベクトル間の相関が高いと考えられる。そこで、本研究では、各クラスごと、各特徴ごとに主成分分析により次元圧縮する。主成分分析を行うために、まず最初に分散共分散行列 $\mathbf{S}$ を式 (8) より算出する。このとき、 N 個のデータの特徴ベクトルが K 個とした場合、特徴ベクトル $\mathbf{x}_n = (x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nK})^T$, $n = 1, 2, \dots, N$ となる。

$$M = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_n \quad (7)$$

$$S = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_n - M)(\mathbf{x}_n - M)^T \quad (8)$$

分散共分散行列 S を用いて, $S\mathbf{u}_j = \lambda_j \mathbf{u}_j$ を満たす固有値 λ_j と固有ベクトル $\mathbf{u}_j$ を算出し, 累積寄与率 ηK を次式より求める.

$$\eta K = \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i}{\sum_{i=1}^K \lambda_i} \quad (9)$$

本研究では, 累積寄与率 99% となる次元までの成分を用いる. 学習サンプルを用いて, 上記より各特徴の各クラスへの射影行列を求める.

次に, 部分空間へ射影し, 特徴抽出を行う (図 6). 未知入力パターンが入力されたとき, HOG の特徴 $\mathbf{x}^{HOG}$ とピクセル状態分析の結果から得られる特徴 $\mathbf{x}^{PSA}$ を求める. その後, $\mathbf{x}^{HOG}$, $\mathbf{x}^{PSA}$ は, Positive クラス, Negative クラスの二クラス, アピアランス, 時空間特徴の二特徴から得られる射影行列 $S_p^{HOG}, S_n^{HOG}, S_p^{PSA}, S_n^{PSA}$ を用いて部分空間へ射影され, 新たに得られる特徴量 $\mathbf{v}^{HOG} = [v_1^{HOG}, \dots, v_{m1+m2}^{HOG}]$, $\mathbf{v}^{PSA} = [v_1^{PSA}, \dots, v_{m3+m4}^{PSA}]$ は次式より算出される.

$$[v_1^{HOG}, \dots, v_{m1}^{HOG}] = \mathbf{x}^{HOG^T} S_p^{HOG} \quad (10)$$

$$[v_{m1+1}^{HOG}, \dots, v_{m1+m2}^{HOG}] = \mathbf{x}^{HOG^T} S_n^{HOG} \quad (11)$$

$$[v_1^{PSA}, \dots, v_{m3}^{PSA}] = \mathbf{x}^{PSA^T} S_p^{PSA} \quad (12)$$

$$[v_{m3+1}^{PSA}, \dots, v_{m3+m4}^{PSA}] = \mathbf{x}^{PSA^T} S_n^{PSA} \quad (13)$$

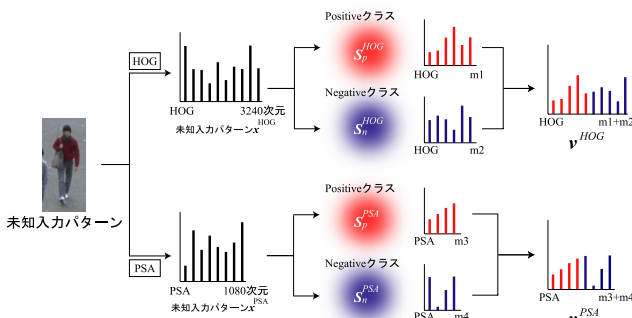


図 6 部分空間への射影

3.4 特徴ベクトル間の共起の表現

主成分分析により新たに得られる特徴量は, 同一特徴量間の共起を表現した特徴である. 本研究では, 異なる特徴量間の共起を表現するために, Mita らが提案したの共起の表現方法 [11] を用いることによって, 識別に有効なアピアランスと時空間特徴の共起の表現を行う. まず最初に, 同時確率を用いるために, 特徴量 v_i を簡単化のために二値化を行う. 二値化は, 式 (14) により 1 と 0 によって特徴量を表現する. 符号 s は, ベイズの定理 (式 15) より算出される事後確率によって次式より決定さ

れる.

$$s = \begin{cases} 1 & P(C_p|v_i) > P(C_n|v_i) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

$$P(C_k|v_i) = \frac{P(v_i|C_k)P(C_k)}{P(v_i)} \quad (k = p, n) \quad (15)$$

$P(v_i|C_k)$ は確率密度分布から得られる確率, $P(C_k)$ は事前確率, $P(v_i)$ は出現確率, C はクラスを表す. 事前確率は両クラス共に 0.5 を与える. 確率密度分布は, 全学習サンプルより得られる特徴量をヒストグラム化したものを用いる.

次に特徴の共起を表現するために, 二値化された符号を組み合わせて特徴量 c を算出する. 特徴量 c は, 二進表現された特徴の組み合わせによって表現される. 本研究では, アピアランスと時空間特徴の特徴量間の共起を表現するために, 特徴量 c は各特徴量から一つずつ用いる. そのため, 合計四通りの値によって表現される. 例として, アピアランスに基づく特徴量から 1, 時空間特徴に基づく特徴量から 0 という符号 s が観測されたとき, 次式から特徴量 c を算出する.

$$c = (10)_2 = 2 \quad (16)$$

4. 識別器の構築

3. 章で述べた特徴量 c を用いて, 人検出を行うための識別器の構築について述べる.

4.1 カスケード型 AdaBoost による識別器の構築

AdaBoost によって, 最終的に構築される識別器は, T 個の弱識別器 $h_t(x)$ の線形結合として, 次式により表される.

$$H(x) = \text{sign}\left(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x)\right) \quad (17)$$

カスケード型に識別器を構築することによって, 検出率を低下させることなく, 誤検出率を抑制させる [12].

4.2 弱識別器

弱識別器 $h_t(x)$ において, 共起を表現する特徴 c を観測する関数を C_t として表す. x から特徴量 $C_t = c$ を観測したとき, 弱識別器を次式によって表す.

$$h_t(x) = \begin{cases} +1 & P_t(y = +1, c) > P_t(y = -1, c) \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

ここで, 同時確率 $P_t(y = +1|c)$ 及び $P_t(y = -1|c)$ は, 学習サンプルの重み $D_t(i)$ に基づき算出することによって, 誤識別した学習サンプルを重視した学習が可能である.

$$P_t(y = +1, c) = \sum_{i: C_t(x_i) = c \wedge y_i = +1} D_t(i) \quad (19)$$

$$P_t(y = -1, c) = \sum_{i: C_t(x_i) = c \wedge y_i = -1} D_t(i) \quad (20)$$

図 8 に実測した各クラスの同時確率を示す. このとき, 式 (18) によって, 弱識別器 $h_t(x)$ が Positive クラス, Negative クラスの判別を行う.

t 個目の弱識別器は, アピアランスに基づく特徴と時空間特徴に基づく特徴の全組合せ $((m1 + m2) \times (m3 + m4))$ の同時確率を算出し, 識別エラーが最小となるように自動的に選択される.

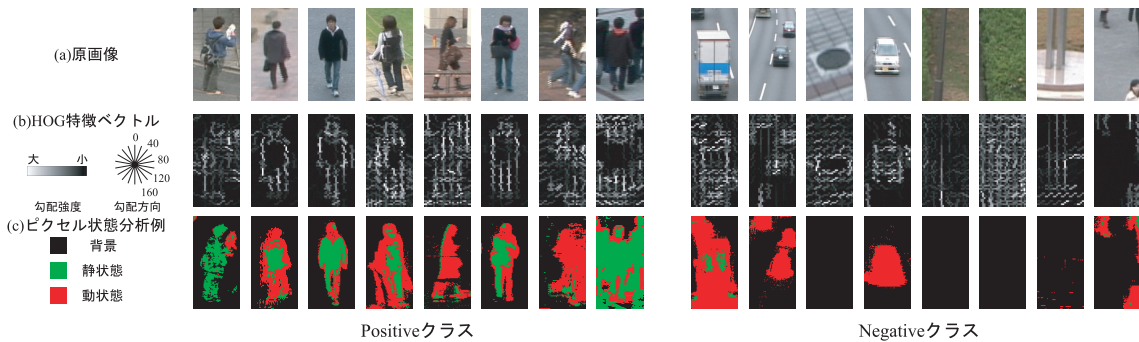


図7 学習サンプルに使用した一部の HOG 特徴ベクトルとピクセル状態分析結果

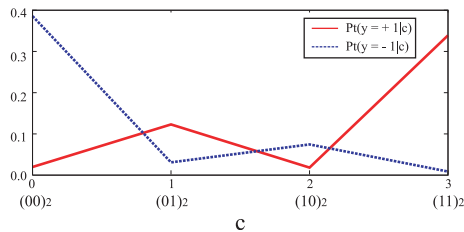


図8 各クラスの同時確率

5. 評価実験

本章では、提案手法の有効性を示すために、従来法との比較実験について示す。

5.1 データベース

主成分分析とカスケード型 AdaBoost による学習のための学習用サンプル画像と、評価実験を行うための評価用画像を収集する。撮影した映像から画像を切り出すことにより学習用サンプル画像と評価用画像を作成した。撮影条件として、固定カメラを用いて、照明、背景、人の歩行方向、人の運動状態、画像に対する歩行者の大きさが異なる複数の場所で撮影した。評価用画像は、学習用サンプル画像とは異なる撮影環境において撮影した。Positive 学習用画像サンプルは 2,053 枚、Negative 学習用画像サンプルは 6,253 枚用意した。同じ要領で、Positive 評価用画像は 1,023 枚、Negative 評価用画像は 1,233 枚用意した。学習に用いたデータベースの一部を各特徴を画像によって表現したものを図7に示す。

5.2 主成分分析による次元圧縮

学習用サンプル画像を用いて主成分分析による次元の圧縮を行う。各特徴、各クラスの圧縮した次元数を表1に示す。

表1 主成分分析による次元の圧縮

特徴量 (クラス)	圧縮前の次元数	圧縮後の次元数	圧縮率 [%]
HOG(Positive)	3,240	678	20.9
HOG(Negative)	3,240	1,231	37.9
PSA(Positive)	1,080	124	11.0
PSA(Negative)	1,080	109	10.0

表1から、HOG の Negative クラスの圧縮率が最も低いことがわかる。これは、Negative クラスのほうが複雑なデータであることを表している。それに対してピクセル状態分析の結果

から得られる特徴は、Positive クラスのほうが圧縮率が低い。Negative クラスには、学習用サンプルとして、静止物体のみの画像が多数含まれているため、データの分散が低いことを表している。

5.3 実験概要

評価用画像を用いて人識別の比較実験を行う。比較する手法として、従来手法である HOG のみを用いる手法 [3] と、ピクセル状態分析の結果を用いる手法、HOG とピクセル状態分析の結果を用いて、式 (14) を弱識別器とする共起を表現しない手法と、共起を表現する手法について比較する。実験には、本来ならば、映像からの人検出を行った結果から比較を行うことが最適だが、検出されたウィンドウの統合処理 [13] の影響が結果として反映されるため、今回は事前に切り出した画像を用いて比較実験を行う。

比較には Detection Error Tradeoff (DET) [14] によって評価を行う。DET とは、横軸に誤識別率、縦軸に未識別率を両対数グラフによって表したものである。識別器のしきい値を変化させることによって、誤識別率に対する未識別率の比較を行うことが可能である。

5.4 識別実験結果

図9に DET による識別結果を示す。提案手法は、従来法である HOG と比べて、識別精度が大幅に向上していることがわかる。これは、アピランスだけでは識別困難なテスト用画像が、時空間特徴を併用することによって識別が可能になったことを表している。

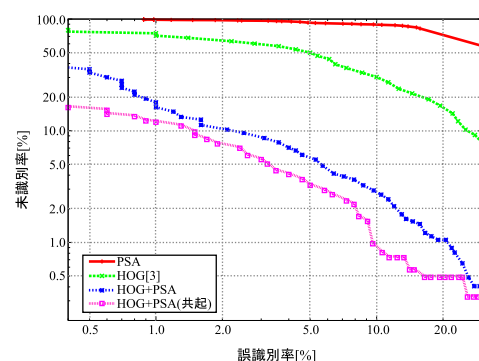


図9 DET

また、特徴量間の共起性を利用することによって、精度が向



図 10 人検出例

上していることが分かる。共起を利用しない方法と比較した場合、誤識別率 10.0% 時において、識別率を約 2.0% 向上、HOG のみの従来法と比較した場合、約 28.1% 向上させることができた。アピアランスと時空間特徴の特徴量間の共起を利用し、識別に有効な組み合わせを行うことによって、識別性能が向上したと考えられる。

5.5 人検出実験

構築した検出器による人検出の実験を行う。人検出を行なうために、検出ウィンドウを画像左上からスケールを変化させ複数回ラスタスキャンを行い、1 枚の画像から約 10,000 の検出ウィンドウを入力として人であるかを識別する。人として識別されたウィンドウは、最後に MeanShift クラスタリングによるウィンドウの統合処理を行う [13]。図 10 に複数の場所において撮影した映像に対する人検出例を示す。提案手法は他の手法と比較して、未検出と誤検出が少ないことがわかる。特に、従来手法である HOG を用いた人検出は、背景が複雑なテクスチャを持つ場合や、人に似た形状をもつ物体に対して誤検出している。これは、人の輪郭情報を得ることができないことや、人の輪郭情報のみを用いて検出しているためである。一方、提案手法は、HOG による輪郭情報に加え、ピクセル状態分析から人の内部/外部、空間的な情報と動きの情報を同時に捉えることができるため、複雑な背景やオクルージョンに対して頑健に人検出が可能となったと考えられる。

6. おわりに

本稿では、従来人検出に用いられてきた HOG 特徴と、ピクセルの時間的変化を表す時空間特徴を用いて、主成分分析により各特徴ごと、各クラスごとに次元圧縮し、二特徴から得られる特徴量から共起を表す特徴を用いて人検出を行う手法を提案した。ピクセル状態分析から得られる結果は、人の輪郭情報だけではなく、人の内部/外部、人の動きの情報を表すことが可能な特徴である。そのため、背景が複雑なテクスチャを持つ画像であっても、人検出が可能であり、高精度な人検出を実現することができた。今後は、アクティブカメラやカメラワークに

対応する方法を検討する予定である。

文 献

- [1] C. P. Papageorgiou, M. Oren, and T. Poggio, "A general framework for object detection", IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 511-562, 1998.
- [2] 堀田一弘, 本田康展, 栗田多喜夫, "コントラストガボール特徴を用いた人検出と特徴選択による汎化能力の改善", 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2002), Vol. II, pp. 303-310, Jul, 2002.
- [3] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection", IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 886-893, 2005.
- [4] F. Suard and A. Broggi, "Pedestrian Detection using Infrared images and Histograms of Oriented Gradients", IEEE Symposium on Intelligent Vehicle, pp. 206-212, Jun, 2006.
- [5] Q. Zhu, S. Avidan, M. Yeh and K. Cheng, "Fast Human Detection Using a Cascade of Histograms of Oriented Gradients", IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 2, pp. 1491-1498, Jun, 2006.
- [6] 小林拓也, 日高章理, 栗田多喜夫, "Histograms of Oriented Gradients を用いた対象識別での特徴選択", 信学技報, Vol. 106, pp. 119-124, Mar, 2007.
- [7] P. Viola, M. Jones and D. Snow, "Detecting Pedestrians Using Patterns of Motion and Appearance", IEEE International Conference on Computer Vision, pp734, Oct, 2003.
- [8] N. Dalal, B. Triggs and C. Schmid, "Human Detection Using Oriented Histograms of Flow and Appearance", IEEE European Conference on Computer Vision, vol. 2, pp. 428-441, May, 2006.
- [9] H. Fujiyoshi and T. Kanade, "Layered Detection for Multiple Overlapping Objects", IEICE Transactions on Information and systems, vol. E87-D, pp. 2821-2827, 2004.
- [10] A. Lipton, H. Fujiyoshi and R. Patil, "Moving Target Classification and Tracking From Realtime Video" IEEE Workshop on Application of Computer Vision, pp. 8-14, Oct, 1988.
- [11] T. Mita, T. Kaneko and O. Hori, "Joint Haar-like Features for Face Detection", IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 1619-1626, 2005.
- [12] P. Viola and M. Jones, "Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features", IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1, pp. 511-518, Dec, 2001.
- [13] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean shift analysis and applications", IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 1197-1203, 1999.
- [14] 鷲見和彦, 関真規人, 波部斉, "物体検出 - 背景と検出対象のモデリング -", 情報処理学会研究会 研究報告 (CVIM2005), Vol.2005, No.88, pp. 79-98, 2005.