差分ステレオに基づく人物検出における二次元画像の利用

柴田　雅聡*　　生形　徹　　有江　誠　　モロ　アレサンドロ（中央大学）
寺林　賢司（静岡大学）　　梅田　和昇（中央大学）

Utilization of 2D Images in Human Detection Based on Subtraction Stereo

Masatoshi Shibata*, Toru Ubukata, Makoto Arie, Alessandro Moro (Chuo University)
Kenji Terabayashi (Shizuoka University), Kazunori Umeda (Chuo University)

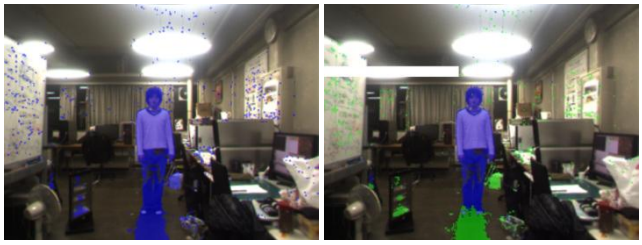
In this paper, two human detection methods that combine 2-D images with 3-D information are compared. One is the human detection method using template matching based on the method of scanning human by distance information. The other is the human detection method using Joint HOG features based on segmentation of range images. Subtraction stereo is used to obtain 3-D information. Experimental results show the usefulness of each method.

キーワード：ステレオカメラ，人物検出，テンプレートマッチング，HOG 特徴量
(stereo camera, human detection , template matching, HOG features)

1.　序論

近年，監視カメラからの不審者検出や人流計測のために，カメラ画像から人物をリアルタイムで自動的に検出することが期待されている．近年の人物検出では，HOG 特徴 [1] のような輝度勾配に基づいた局所特徴量を Boosting[2] や SVM[3] によって学習・識別する手法が盛んに研究されている．しかし，このような局所特徴量に基づく人物検出は複雑な背景やオクルージョンによって検出精度が落ちる場合がある．また，画像中の人物の大きさが未知なため，検出ウィンドウのスケールを変化させながら複数回スキャンする必要があり，リアルタイムでの検出が困難である．

本研究では，3 次元計測可能なステレオカメラを用いて，距離情報と 2 次元画像を利用することにより高速かつ高精度な人物検出を行う．距離情報と 2 次元画像を取得する方法として，背景差分により得られる前景領域に距離計測を限定する差分ステレオ[4]を提案している．本論文では，既に提案している手法である，距離情報と前景領域を組み合わせることにより画像内から人物を検出する 2 手法を比較，検証する．1 つ目は，距離画像と前景領域よりテンプレートマッチングを行う領域を制限する人物検出手法[5]である．その際，オクルージョンなどへ対応するため，局所領域の人物の形状を 2 値で表す aSC(approximated Shape Context)特徴量[6]による人物特有の上半身形状を用いた人物検出手法を組み合わせることで，高速かつ高精度な人物検出を行う．　2 つ目は，Mean Shift Clustering[7]により距離画像を人物の領域ごとに分割した情報と，Joint HOG 特徴 [8]を用いた人物検出器を組み合わせることで人物を検出する手法[9]である．



(a) Bg. subtraction　　(b) Shadow detection

Fig.1 Foreground detection

本論文の構成は以下の通りである．まず，2 章において距離情報と前景領域を取得する基盤となっている差分ステレオと影検出について述べる．3 章と 4 章では，距離情報と 2 次元画像を利用した人物検出手法について説明する．続く 5 章では，人物検出の 2 手法について比較実験を行い，それぞれの有用性について検証する．最後に 6 章で結論と今後の展望について述べる．

2.　前景検出

〈2･1〉　差分ステレオ

本研究では，画像中の前景領域（移動体物体）を検出する方法として，差分ステレオを用いる．差分ステレオでは，まず左右カメラそれぞれで背景差分によって前景領域を抽出し，その後に抽出された前景領域をマッチングすることで距離情報を得る．このように，マッチングする領域を背景差分で得られた前景領域に限定することで，マッチングの誤対応と処理時間を削減することができる．差分ステレオによって検出された前景領域を Fig.1(a) に青色で示す．

(a) Previous (b) Proposed

Fig.2 Scan methods of detection window

〈2･2〉 影検出

差分ステレオによって検出された前景領域には，オブジェクトの影となる領域も含まれてしまう．そのため，前景領域を正確に検出するためには，画像座標 (x,y) における輝度値を $I_{(x,y)}$ とし，背景画像における同位置の輝度値を $I'_{(x,y)}$ とすると，影を判定する評価関数は次式で表わされる．

$$\theta_{(t+1,x,y)} = \begin{cases} \alpha\Psi_{(x,y)} + \beta\Lambda_{(x,y)} + (1-\alpha-\beta)\theta_{(t,x,y)}, & if\ \dfrac{I_{(x,y)}}{\eta} < I'_{(x,y)} \\ \infty, & otherwise \end{cases} \quad \cdots(1)$$

ここで，θ は影と判断するためのスコアを表し，θ が閾値以下となる画素を影と判断して前景領域から除去する．Ψ は前景の近傍画値と背景の近傍画素値の相違度を表し，Λ は前景の色相と背景の色相の相違度を表す．また，α，β，η はそれぞれの項に対して重みを与える定数である．今回用いた影検出手法の詳細は文献[10]にて述べられている．Fig.1(b)に，影と認識された領域を緑色で表わし，最終的に検出された前景領域を示す．

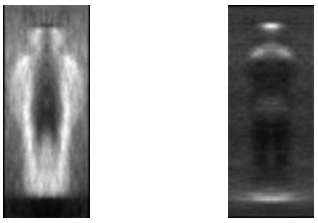
3. 距離情報を用いた人物探索手法に基づくテンプレートマッチングを用いた人物検出

本手法では，ステレオカメラより得られる距離情報を用いた高速で誤検出の少ない検出ウィンドウの走査手法を用いている．人物の検出には，人物の大まかな形状を表現しつつ算出時間の少ない輝度勾配方向を用いたテンプレートマッチングと局所領域の人物の形状を 2 値で表す aSC 特徴量を用いる．

〈3･1〉 検出ウィンドウサイズの動的変化

従来手法では，Fig.2(a)のように，画像全体に対して複数サイズの検出ウィンドウを走査していたが，処理時間が多くかかると同時に，誤検出が増加してしまう．そこで，検出ウィンドウの走査領域を Fig.2(a)のような背景差分から得られる前景領域に絞る．これにより，テンプレートマッチングにかかる処理時間と誤検出が増加する問題を解決することができる．

また，画像内の人物は距離による大きさ，位置が変化するため，異なるサイズの検出ウィンドウを複数回走査しなければならない．この問題に対して，画像内の前景領域を走査する検出ウィンドウのサイズを前景領域までの距離やカメラの仰角の情報から動的に求めることで解決する．人物の大きさはカメラからの距離と反比例の関係にあること



(a) Horizontal (b) Vertical

Fig.3 Template for each orientation

(a) Front (b) Side (c) Walk

Fig.4 Positive sample each template

を利用し，人物の高さと幅の比例定数 k_h，k_w を用いてサイズを推定する．また，カメラの仰角による人物の見えの変化が擬似透視投影に従うと仮定し，下記の式でウィンドウサイズ R_h（高さ），R_w（幅）を推定する．

$$R_h = \frac{k_h}{W_Y(i,j)}(\cos\theta - y\sin\theta) \quad \cdots\cdots(2)$$

$$R_w = \frac{k_w}{C_Z(i,j)} \quad \cdots\cdots(3)$$

ここで，$W_Y(i,j)$ は世界座標系でのカメラから前景領域までの距離，$C_Z(i,j)$ はカメラ座標系でのカメラから前景領域までの距離，θ はカメラの仰角，y は画像の縦幅を正規化した時の画像座標を表す．以上の手法を用いることで，Fig.2(b) のように画面内の前景領域に対して検出ウィンドウを密に走査し，走査回数を 1 回にすることができる．

〈3･2〉 輝度勾配テンプレートを用いた人物検出

本手法で用いる入力画像との類似度計算に用いるテンプレートは，人物のサンプル画像の輝度勾配方向と強度から構築し，人物の大まかな輪郭形状を表現する．従来手法の HOG 特徴量は，9 方向の輝度勾配を用いているが，本手法では縦方向と横方向の輝度勾配のみからテンプレートを構築する．これにより，HOG 特徴量に対して少ない計算量で算出可能である．以下の式(4)，(5)より輝度勾配の方向と強度を算出する．

$$orientation(i,j) = \tan^{-1}\left(I_j(i,j)/I_i(i,j)\right) \quad \cdots\cdots(4)$$

$$magnitude(i,j) = \sqrt{I_i^2(i,j) + I_j^2(i,j)} \quad \cdots\cdots(5)$$

ここで，$I_i(i,j)$ は横方向の輝度勾配，$I_j(i,j)$ は縦方向の輝度勾配であり，それぞれ注目画素の左右，上下のピクセルで差分を行い算出したものである．本手法では，輝度勾配方向の 0°～45°，135°～180° である横方向のみを用いる．この横方向での勾配強度を累積することで Fig.3(a) のようなテンプレート画像を構築する．Fig.3(a) のテンプレ

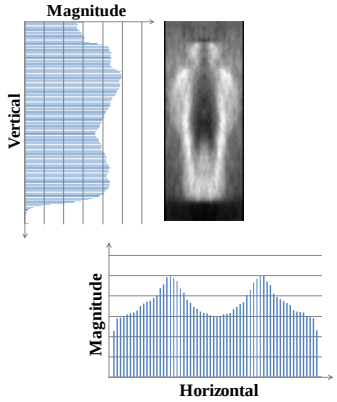


Fig.5 Histogram obtained from intensity gradients of a template image

ートは，Fig.3(b) の縦方向の輝度勾配のみで構築されたテンプレートと比べて，人物の輪郭が表現されているのが分かる．テンプレートマッチングを用いて人物検出を行う際には，人物の輪郭が表現されている Fig.3(a) のみを用いる．

本手法では，人物の歩行状態を典型的な輪郭形状を表せる 3 種類に分けている．具体的には，Fig.4 に示す(a) 人物の正面または背面，(b) 人物の側面，(c) 歩行の 3 種類である．これらの歩行状態毎の人物サンプル画像を 1000 枚ずつ用いて 3 枚のテンプレートを構築する．

更なる計算時間の削減のため提案手法では，2 次元のテンプレート画像での 1 次元方向で輝度勾配強度を累積した特徴量を用いる．一般にテンプレートマッチングは，テンプレート画像と入力画像内の各ピクセルから得られる類似度を用いて検出するが，各ピクセルではマッチングの計算時間がかかる．また，同一の画像ではなく大まかな形状の輝度勾配を入力画像から探索するため，従来手法では類似度が小さくなる可能性がある．そこで，本手法のテンプレートマッチングは，テンプレートと入力画像内の各ピクセルから類似度計算を行わず，テンプレートから得られる累積輝度勾配特徴量を用いて類似度計算を行う．累積輝度勾配特徴量とは，Fig.5 に示すテンプレート画像の縦軸と横軸を bin とした 2 つの特徴量である．累積輝度勾配特徴量の横軸は，テンプレート画像の縦，横軸での座標を示している．また，縦軸はそれぞれの座標での輝度勾配強度を累積し，0～1 に正規化したものである．構築したテンプレートと対象画像からの類似度算出には，正規化相互相関を用いる．正規化相互相関算出には，テンプレートから作成した勾配強度を累積した特徴量を用いる．正規化相互相関は以下の式(6), (7), (8)より

$$R_{ZNCC}(i) = \frac{\sum_{i=0}^{M-1}\left((I(i)-\bar{I})(T(i)-\bar{T})\right)}{\sqrt{\sum_{i=0}^{M-1}(I(i)-\bar{I})^2 \times \sum_{i=0}^{M-1}(T(i)-\bar{T})^2}} \quad (6)$$

$$R_{ZNCC}(j) = \frac{\sum_{j=0}^{N-1}\left((I(j)-\bar{I})(T(j)-\bar{T})\right)}{\sqrt{\sum_{j=0}^{N-1}(I(j)-\bar{I})^2 \times \sum_{j=0}^{N-1}(T(j)-\bar{T})^2}} \quad (7)$$

$$R_{ZNCC} = (R_{ZNCC}(i) + R_{ZNCC}(j))/2 \quad \cdots\cdots\cdots\cdots (8)$$

(a) Color image　(b) Binary image　(c) aSC descriptor

Fig.6 Outline of the aSC descriptor

ここで，I は入力画像の勾配強度を累積した特徴量，T はテンプレート画像の勾配強度を累積した特徴量，M は，i 軸でのbin の総数，N は j 軸でのbinの総数，i は i 軸のbin である，j は j 軸のbin である．

人物検出は R_{ZNCC} の値に閾値処理を行う． R_{ZNCC} の値は -1.0 ～1.0 の間の値をとり，1.0 に近ければテンプレートに類似していることを示している．本研究では，経験的に人物判定の閾値を 0.3 としている．人物の歩行状態別の 3 つのテンプレートのうち，1 つでも閾値以上であれば人物と判定する．

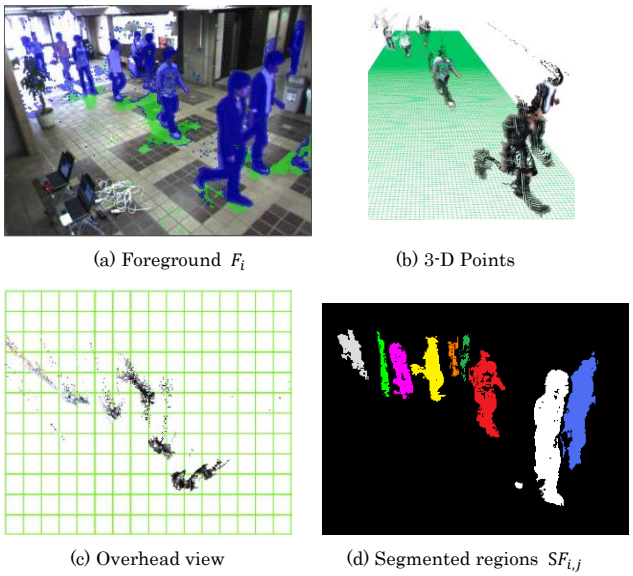
〈3･3〉aSC 特徴量を用いた人物検出

人物の下半身が画像内に映らない場合や人物同士のオクルージョンが生じる際に，局所領域から大まかな形状を表すことができる特徴量を用いる．

3･2 節で述べたテンプレートマッチングを用いた人物検出では，画像内に人物全体が映っている場合のみ人物検出が可能である．また，監視カメラのように高所からカメラの光軸を下向きに設置した場合，画面内での人物の位置が近いほど下半身が映らず，人物検出の精度が低下する．そこで，人物特有の上半身形状から局所特徴量を算出し，テンプレートマッチングでは検出が困難なシーンでの人物検出精度の向上を目指す．

aSC 特徴量とは，Fig.6 のような人物の画像に対して前景と背景を分けた 2 値画像から算出する特徴量であり，3×3 のセルから構成される．具体的には，それぞれのセル内で前景と背景でのピクセル数の大小で 2 値化を行い，パターン化したものである．人物領域周辺から算出する特徴量で，人物のサンプル画像を多く必要とするが，学習が容易に行えるという特徴がある．

1 つの aSC 特徴量では，人物の上半身を表現できないため，aSC 特徴量の集合より人物の上半身形状全体を表現する．この aSC 特徴量の集合を Codebook とする．3･1 節の Fig.3(b) のように，輝度勾配方向での縦方向の輝度値は，人物の肩や頭等の上半身領域に出やすいという特徴がある．そこで，人物のサンプル画像から輝度勾配の縦方向での勾配強度を算出し，勾配強度が高い領域から aSC 特徴量を算出する．人物の上半身での肩や頭周辺の領域から算出された aSC 特徴量のみで Codebook を構築することができる．この Codebook 内の aSC 特徴量を用いて検出ウィンドウ内の aSC 特徴量が人物か否かを判定する．提案手法では，Codebook 構築に用いる aSC 特徴量を 15 種類としている．



(a) Foreground F_i　(b) 3-D Points

(c) Overhead view　(d) Segmented regions $SF_{i,j}$

Fig.7 Range image segmentation

検出ウィンドウ内から 15 種類の aSC 特徴量を算出し，Codebook のものと半数以上一致するならば検出ウィンドウ内の前景領域を人物と判定する．検出ウィンドウ内からの aSC 特徴量算出は，Codebook 構築時と同様で輝度勾配の縦方向での勾配強度が高い領域から行なう．理由としては，検出ウィンドウ内から領域を固定して aSC 特徴量の算出を行うと，前景と背景の境界である人物領域周辺から算出されないことがあるためである．

〈3･4〉テンプレートマッチングと aSC 特徴量を組み合わせた人物検出

テンプレートマッチングを用いた人物検出の検出精度向上のため，テンプレートマッチングと aSC 特徴量を組み合わせて人物検出を行う．テンプレートマッチングでは，正規化相互相関の閾値が 0.3 以上の検出ウィンドウを人物と判定しているが，0～0.3 の前景領域も人物である可能性がある．そのため，これら検出ウィンドウに対して，aSC 特徴量を用いた人物検出を行い，テンプレートマッチングでの人物検出で未検出扱いになった前景領域に対して再び人物検出を行う．

4. 距離画像セグメンテーションに基づく Joint HOG 特徴を用いた人物検出

本手法では，ステレオカメラから取得した距離画像を領域分割（セグメンテーション）した情報と，Joint HOG 特徴量による人物検出器を組み合わせることで，高精度な人物検出とリアルタイム処理を実現する．

〈4･1〉　距離画像セグメンテーション

前景検出で抽出された領域からオクルージョンを検出し，重なりが生じたオブジェクトを個々に検出するため，前景領域の距離画像をセグメンテーションする．

世界座標系 X-Y 平面(人物を俯瞰した面) にセルを構成し，Fig.7(a) に示す前景領域の距離情報(Fig.7(b)) を Fig.7(c) のように投影する．ただし，Fig.7(c) は見やすい様に 1m×1m のセルを描画しており，実際は 5cm×5cm のセルを構成する．各セルで投影された距離情報のヒストグラムを構成し，前景領域における n 個の連結成分 F_i (i = 1, …, n) ごとにヒストグラムを構築する．人物が直立していると仮定すると，ヒストグラムのピーク周辺に人物が存在する可能性が高い．そこで，ヒストグラムの頻度に対して，ガウシアンカーネルを用いて Mean Shift Clustering を行う．任意のセル c での位置ベクトルをP_c とすると，重心位置 v における Mean Shift ベクトル $m(v)$ は次式で表わされる．

$$m(v) = \frac{\sum_c P_c H(c) g\left(\left\|\frac{v - P_c}{\sigma}\right\|^2\right)}{\sum_c H(c) g\left(\left\|\frac{v - P_c}{\sigma}\right\|^2\right)} - v \quad \cdots\cdots\cdots(9)$$

ここで，$H(c)$ は任意のセルにおけるヒストグラムの頻度，g はカーネル関数，σ はガウシアンカーネルで用いる標準偏差を表す．この Mean Shift ベクトル $m(v)$ を用い，次のステップで距離画像をクラスタリングする．

1. 投影面の大きさに応じてカーネルの初期位置，配置数を推定
2. 各カーネルを式(9) の反復計算により移動させ，ヒストグラムのピーク位置を推定
3. 近傍のカーネルを統合し，重心位置より一定範囲内のセルを同じクラスタとする

分類されたクラスタごとのセルに含まれる投影点を画像に逆投影することで，Fig.7(d) のように画像中の前景領域を分割する．

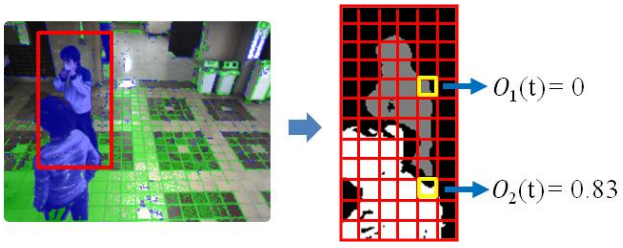
〈4･2〉　Joint HOG 特徴を用いた人物検出

HOG 特徴量は検出ウィンドウ内をセルに分割し，各セルにおける輝度勾配を勾配方向ごとにヒストグラム化することで特徴量を得る．単一の HOG 特徴量では人の対称的な形状や連続的な形状を表現することが困難なため，本研究では複数の HOG 特徴量の共起[11]を表現して組み合わせた Joint HOG 特徴量を用いる．

共起を表現した特徴量を全セルの組み合わせに対し求め，1 段階目の Real AdaBoost[12] により識別に有効な特徴の組み合わせを選択し，Joint HOG 特徴を生成する．その後，生成された Joint HOG 特徴から 2 段階目の Real AdaBoost により識別に有効な特徴量のみを選択し，強識別器 $H(c)$ を構築する．

$$H(X) = \sum_{t=1}^{T} h_t(X) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots(10)$$

ここで，X は選択された Joint HOG 特徴，T は 2 段階目の学習回数，$h_t(X)$ は 1 段階目の学習から得られる強識別器を表す．本研究では，検出ウィンドウの走査を分割された領域 $SF_{i,j}$ (j = 1, …,mi) ごとに行う．ここで，mi は前景領域 F_i が分割された数である．また，領域ごとの距離情報をもとに，ウィンドウサイズを動的に変化させることで走査回数を削減できる．人物の大きさはカメラからの距離と反比例の関係にあるので，式(2)，(3)を用いてウィンドウサ



(a) Detecting window (b) Occlusion ratio

Fig.9 Occlusion detection

イズを動的に変化させる．Fig.7(d) での領域 $SF_{i,j}$ ごとに提案手法を用いて走査した結果を Fig.8(a) に示す．特徴量算出の時間を削減すると共に，背景からの誤検出を低減している．特徴量算出後，人物と識別された検出ウィンドウは，近傍のウィンドウと統合されて検出結果となる．Fig.8(a) での検出ウィンドウの統合結果を Fig.8(b) に示す．ウィンドウの統合を分割された領域 $SF_{i,j}$ ごとに行うことで，3 次元空間で離れたウィンドウは統合されない．すなわち，Fig.8(a)で異なる色の検出ウィンドウ間では統合が行われない．これにより，オクルージョンによる未検出を減らしている．

画像中で人物同士が重なる場合，遮蔽により後方人物の見えが捉えられない．そこで，検出ウィンドウ内に複数の領域 $SF_{i,j}$ が含まれるとき，各領域の距離 $W_Y(i,j)$を比較してオクルージョンを検出する．Fig.9(b) に示すように，走査対象となる領域（灰色）より手前にある領域（白色）をオクルージョンとして検出する．Joint HOG 特徴は組み合わせた 2 つのセル内の特徴量から弱識別器 $h_t(X)$ の出力を求める．そこで，各セルでオクルージョンを含む割合 (Fig.9(b) で白い領域を含む割合）を算出する．弱識別器 $h_t(X)$ で使用される 2 つのセルのオクルージョンの割合をそれぞれ $O_1(t)$，$O_2(t)$ とすると，オクルージョンの割合に応じて，下記の式より最終識別器 $H_0(X)$ を得る．

$$H_0(X) = \sum_{t=1}^{T} \{h_t(X) \cdot (1 - O_1(t) \cdot (1 - O_2(t))\} \quad (11)$$

オクルージョン割合が大きい程，弱識別器の出力が小さくなることから，遮蔽部の識別器の出力を抑制することができる．この最終識別器 $H_0(X)$ に対し閾値を設け，人物か否かを識別する．

5. 比較実験

2 つの人物検出手法の比較を行うと共に有用性を検証するために，人物検出の精度評価実験を行った．3 章で述べた距離情報を用いた人物探索手法に基づくテンプレートマッチングを用いた人物検出，4 章で述べた距離画像セグメンテーションに基づく Joint HOG 特徴を用いた人物検出手法を比較，検証した．

〈5･1〉 実験条件

Fig.10 に示す単純な背景でのシーンと Fig.11 に示す複雑な背景でのシーンにおいて実験を行った．それぞれ 1000 フレーム分で人物検出精度評価を行った．

人物検出精度の検証は，以下の 3 つの評価指標を用いた．

・True Positive (T.P.)：真値の人数のうち，システムが人物を検出した割合

・False Negative (F.N.)：システムが人物を検出できなかった割合

・False Positive (F.P.)：システムが人物でないものを人物として検出する割合

実験に使用したステレオカメラは Bumblebee2 (Point Grey Research，カラー，f=3.8mm, VGA, 48fps)，処理には CPU が Intel Core2 Duo (3.06GHz)，メモリ 6GB RAM を搭載したノート PC を使用した．

テンプレート構築， Joint HOG 特徴量における学習には，NICTA Pedestrian Dataset[13]を用いた．また，aSC 特徴量を用いた Codebook 構築には 2 値化した人物の画像を用いるため，独自のデータセットを用いた．この 2 値化画像は 100 枚用いた．

〈5･2〉 実験結果

単純な背景のシーンにおける人物検出精度の結果を Table 1 に，複雑な背景のシーンにおける人物検出精度の結果を Table 2 に示す．

Table 1，Table 2 より Joint HOG 特徴を用いた人物検出手法の方が検出精度が高いことがわかる．これはテンプレートマッチングを用いた人物検出手法で用意したテンプレートが 3 種類のみで，Fig.11(a)のように，斜め方向へ進む人物の形状を考慮していないことが原因と考えられる．また，複雑な背景でのシーンでは単純な背景のシーンと比べて，いずれの手法でも精度が低下している．これは，人物と背景画像の色が近いため，前景領域を正しく抽出できず，テンプレートマッチングや Joint HOG 特徴量の算出が正しく行えていないことが原因である．

Table 3 に単純な背景のシーンでの各処理プロセスにおける計算時間を示す．Joint HOG 特徴を用いた人物検出手法よりもテンプレートマッチングを用いた手法の方が処理時間が早い．このことから実際に人物検出を行う際には，人物検出精度と処理時間の重要度から選択的に手法を用いることが望ましいと考えられる．それぞれの手法は約 11 [fps], 15 [fps]とほぼリアルタイムの人物検出が可能である．

Table 1 Results in simple background

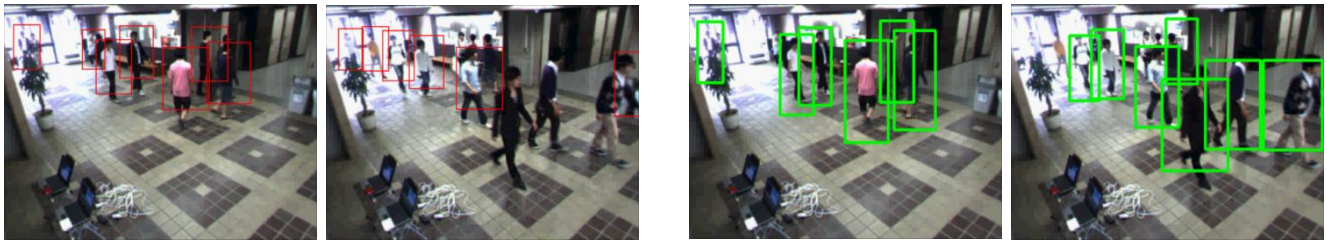
	T.P.[%]	F.N.[%]	F.P[%]
Template + aSC	77.7	23.3	10.2
Joint HOG	80.0	20.0	1.3

Table 2 Results in complicated background

	T.P.[%]	F.N.[%]	F.P.[%]
Template + aSC	75.2	24.8	12.3
Joint HOG	76.9	23.1	4.5

(a) Template matching and aSC descriptor　　(b) Joint HOG features

Fig.10 Example of detection results in simple background



(a) Template matching and aSC descriptor　　(b) Joint HOG features

Fig.11 Example of detection results in complicated background

Table 3 Computation time

Process	Template + aSC [ms]	Joint HOG [ms]
Capture	16.3	16.3
Bg. subtraction	0.4	0.4
Stereo matching	18.8	18.8
Shadow detection	6.7	6.7
Segmentation	11.5	-
Joint HOG	34.4	-
Template + aSC	-	21.8
Total	88.1	64.0

6. 結論

本稿では，既存の手法である，距離情報と 2 次元画像を組み合わせることにより人物を検出する 2 手法について比較，検証を行った．人物検出手法として，距離情報を用いた人物探索手法に基づくテンプレートマッチングを用いた人物検出手法と，距離画像セグメンテーションに基づく Joint HOG 特徴を用いた人物検出手法を用いた．

比較実験より，それぞれの手法で高い人物検出精度を得られた．また，検出精度と処理時間を明らかにし，それぞれの手法の有用性を示した．

今後の展望としては，距離情報とより低次元な特徴量を組み合わせることによって高速かつ高精度な人物検出手法の構築を目指す．

文　献

（1） N. Dalal, B. Triggs：“Histograms of oriented gradients for human detection,” In Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vol.1, pp. 886-893 (2005)

（2） Y. Freund, R.E. Schapire：“A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting,”Journal of Computer and System Sciences, Vol.55, No.1 pp.119–139 (1997)

（3） Bernhard E. Boser, Isabelle M. Guyon, Vladimir N. Vapnik：“A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers,” In Proc. 5th Annual Workshop on Computational Learning Theory (COLT), pp. 144-152 (1992)

（4） K. Umeda, et al.：“Subtraction Stereo -A Stereo C amera System That Focuses On Moving Regions -,” Proc. Of SPIE-&T Electronic Imaging, Vol.7239 (2009)

（5） 有江誠 他：「輝度勾配方向によるテンプレートマッチングを用いた高速な人物探索手法に基づく人物検出」，2012 JSME Conference on Robotics and Mechatronics (ROBOMEC2012)， 2A2-L05 (2012)

（6） C. Beleznai：“Fast Human Detection in Crowded Scene by Contour Integration and Local Shape Estimation,” CVPR, pp.2246-2253 (2009)

（7） Y. Cheng：“Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering,” IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell., Vol.17, No.8 pp. 790-799 (1995)

（8） 尾崎貴洋，山内悠嗣，藤吉弘亘：「Joint HOG 特徴を用いた 2 段階 AdaBoost による車両検出」，動的画像処理実利用化ワークショップ (DIA2008)，I1-13 (2008)

（9） 生形徹 他：「距離画像セグメンテーションに基づくリアルタイム人物検出」，動的画像処理実利用化ワークショップ(DIA2012)，O5-5 (2012)

(10) A. Moro, et al.：“Auto-adaptive threshold and shadow detection approaches for pedestrian detection,” In Proc. AWSVCI, pp.9-12, (2009)

(11) T. Mita, T. Kaneko, B. Stenger, O. Hori：“Discriminative Feature Co-occurrence Selection for Object Detection,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.30, NO.7 pp. 1257-1269, (2008)

(12) R. E. Schapire, Y. Singer：“Improved Boosting Algorithm Using Confidence-rated Predictions,” Machine Learning, No.37, pp. 297-336 (1999)

(13) G. Overett, L. Petersson, N. Brewer, L. Andersson, N. Pettersson：“A new pedestrian dataset for supervised learning,” In Proc. IEEE Intelligent Vehicle Symposium, pp. 373-378 (2008)