

1. はじめに

統計的学習手法による人検出法 [1] は、人手により学習サンプルを収集するため、多大な労力が必要である。また、学習サンプル収集時の環境と、検出対象となる環境が大きく異なる場合において検出精度が低下するという問題がある。そこで本研究では、人体シルエットの生成型追加学習により人検出性能を向上させる手法を提案する。提案手法では、実環境下でのカメラ位置や背景などを考慮して、実環境に特化した人体シルエットの学習サンプルを生成することで、検出性能の向上を実現する。

2. 提案手法

提案手法では、実環境に対応した人体シルエット画像を生成する。そして、生成した画像を学習サンプルとする効率的な追加学習法を提案する。

2.1 人体シルエットの生成

人体シルエットの生成モデルは、下記の種類のパラメータを与えることにより、様々な見えのサンプルを生成することができる。各パラメータを以下に示す。

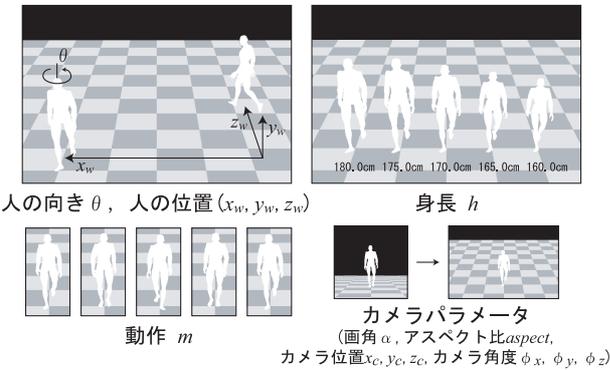


図 1：人体シルエットの生成モデル

カメラパラメータ

画角  $\alpha$  , アスペクト比  $aspect$  , カメラ位置  $x_c, y_c, z_c$  , カメラ角度  $\phi_x, \phi_y, \phi_z$

人体形状パラメータ

身長  $h$  , 動作  $m$  , 人の向き  $\theta$  , 人の位置  $x_w, y_w, z_w$

テクスチャ

背景のテクスチャ  $T_{bg}$  , 人の中身のテクスチャ  $T_{in}$

人体形状パラメータをランダムに与えることで、様々な人体シルエット画像を生成することが可能となる。

2.2 実環境に応じた学習サンプルの生成

実環境にカメラを設置した場合、キャリブレーションによりカメラパラメータや、その環境下における背景画像を取得することができる。取得したパラメータや背景画像を生成モデルのカメラパラメータや背景のテクスチャ  $T_{bg}$  と対応させる。これにより、図 2 (b) に示すように、特定の実環境に対応した人クラスのサンプル画像を生成することができる。さらに、取得した背景画像を用いて人以外クラス (背景) のサンプル画像を生成する。



(a) 実環境下における人 (b) 実環境に対応した背景取得例

図 2：実環境を考慮した生成の例

2.3 学習手法

提案手法では、事前に精度の良い識別器を構築する。そして、2.2 で生成した実環境の背景と人クラスのサンプル画像を用いて追加学習することにより、特定の環境に特化した識別器を構築する。まず、事前学習として汎用性のあ

る学習サンプル用データベースを用いて、Real Adaboost により識別器  $H_1$  を構築する。次に、追加学習ではブートストラップを利用し、実環境の背景と生成サンプルを  $H_1$  により識別する。そして、誤識別したサンプルを学習サンプルに加えて、識別器を学習する。追加学習により構築した識別器の出力に対する閾値を低くした識別器  $H_{21}$  と、高くした識別器  $H_{22}$  を作成する。これらの識別器を図 3 に示すように組み合わせる。これにより、誤識別するような背景の検出を抑制し、未検出するような人を検出可能となる、実環境に特化した識別器を構築する。

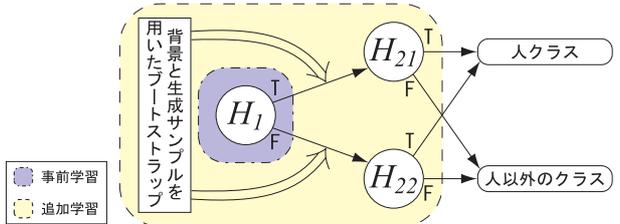


図 3：提案手法による学習の流れ

3. 評価実験

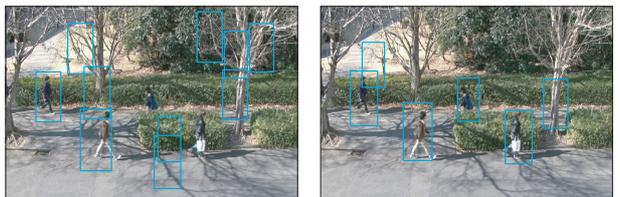
提案手法の有効性を示すため、従来法 [1] との比較実験をする。特徴量は、従来法と同様に Histograms of Oriented Gradients (HOG) 特徴量を用いる。従来法のデータセットには INRIA Person Dataset [1] の学習用セットを用いる。提案手法では事前学習に INRIA Person Dataset と追加学習のブートストラップでは INRIA Person Dataset と同じ枚数加える。評価には、実画像 100 フレームを用いる。また、汎用性の評価に、INRIA Person Dataset の評価用セットを用いる。実画像 100 フレームでは False Positive Per Image (FPPI) と、miss rate 比較する。INRIA Person Dataset の評価用セットでは False Positive Per Window (FPPW) と、miss rate を比較する。

3.1 実験結果

表 1 に実験結果を示す。実環境での検出実験において、提案手法は従来法と比べ、FPPI を約 4.0 倍、miss rate を約 1.6 倍に低減することができた。また、INRIA test set では、追加学習したのにもかかわらず、同等の精度であることを確認した。図 4 に人検出例を示す。提案手法では従来法では検出できない人を検出することができ、背景の誤検出を抑制することができた。

表 1：実験結果

	実画像 100 フレーム		INRIA test set	
	FPPI[個]	miss rate[%]	FPPW[率]	miss rate[%]
従来法 [1]	7.5	56.0	0.05	3.37
提案手法	1.9	35.1	0.05	3.86



(a) 従来法 (b) 提案手法

図 4：人検出例

4. おわりに

本研究では生成モデルにより、実環境に特化した人体シルエット画像を自動生成し、追加学習をすることで、人検出の精度が向上することを確認した。今後は、生成モデルを実際の人のアピランスに近づくよう改良する予定である。参考文献

[1] N. Dalal and B. Triggs: "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection", CVPR, pp. 886-893 (2005).