

基于高斯混合模型与 PCA-HOG 的 快速运动人体检测*

汪成亮, 周 佳, 黄 晟
(重庆大学 计算机学院, 重庆 400044)

摘 要: 针对传统人体检测系统中由于检测窗口扫描区域过大, 帧的特征维度过高使其在实际应用中内存消耗量大且检测速度慢的情况, 提出了改进的运动人体检测方法。该方法利用高斯混合模型进行背景建模剔除大部分图像背景, 减少了侦测扫描区域, 从而在减少负例样本误检率的同时提升了检测速度。同时对处理 HOG 的高维度, 提出了一种基于主成分分析(PCA)降维的梯度方向直方图(HOG)的描述子, 即 PCA-HOG 描述子, 它在不降低识别率的前提下, 很大程度地提升了侦测窗口的分类速度。实验验证了混合高斯模型与 PCA-HOG 相结合显著提升了人体检测速度。

关键词: 运动人体检测; 混合高斯模型; 主成分分析(PCA); 梯度方向直方图(HOG); PCA-HOG 描述子

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)06-2156-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.06.041

Motion human detection based on mixture of Gaussians and PCA-HOG

WANG Cheng-liang, ZHOU Jia, HUANG Sheng
(College of Computer, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Since a traditional human object detection system searched the human object in a huge region with the method of slide window and used a high dimension features to represent the human objects for a better classification taking high memory resources and time consumptions, this paper proposed an improved method. An application of Gaussian mixture model (GMM) can coarsely extract the foreground and reduce the region, then the system searching human objects only in the foreground area, which speeded up the detection velocity and reduced the false positives error rate in a practical application. Owing to the high dimension of histogram of oriented gradient (HOG) feature vector, it proposed a novel descriptor which was called PCA-HOG. This descriptor used a classical dimension reduction method called principal component analysis (PCA) to reduce the dimension of raw HOG. The novel descriptor had a lower dimension feature vector than that of HOG, so it gave a much faster speed of the detect window classification. The detect rate of PCA-HOG was almost as high as that of HOG. The experiment shows that the human object detection system combined with the PCA-HOG descriptor and Gaussian mixture model gives a remarkable performance of detection rate.

Key words: motion human detection; mixture of Gaussians; principal component analysis(PCA); histogram of oriented gradient(HOG); PCA-HOG descriptor

0 引言

人体目标检测在图像复原、视频监控、智能交通系统等领域有着广泛的应用,同时也是计算机视觉研究热点之一。近年来有许多基于单目摄像头的人体目标检测的方法被提出^[1~11]。这些方法都是利用图像静态特征(如颜色、形状、纹理等),直接应用静态图像的人体检测。然而人体目标所蕴含的信息不仅仅是人体形状、着装纹理等这些静态信息,运动信息也是人体目标信息所蕴涵的一部分。前景提取是常见的利用运动信息进行目标检测的方法之一。在目前广泛使用的前景检测的方法中,帧差法^[12]对于动态的场景具有较强的适应性与实时性,但是在运动较慢或者存在相邻

帧重叠的情况下,它一般不能提取出完整的运动前景;光流法^[13]检测的准确性较高,但由于其算法计算量大,影响运动目标检测的实时性;背景相减法^[14]具有实现简单、实时性高等优点,取得了广泛的研究和良好的应用。在背景相减法模型中,单高斯背景模型与混合高斯模型为应用最为广泛的两个模型。利用单高斯模型对背景建模进行前景提取与目标跟踪^[15],该方法在背景比较稳定的场景下具有很好的效果,但是在背景周期性变化的复杂场景下,难以有效地建立具有鲁棒性的背景模型。Stauffer 等人^[16,17]使用高斯混合背景模型,很好地克服了单高斯模型所带来的问题,并且高斯混合模型不断随着背景变化而提高了算法的鲁棒性。介于本文是利用前景检测算法去除掉大部分背景从而

收稿日期: 2011-11-10; **修回日期:** 2011-12-18 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61004112);中央高校基本科研业务费科研专项项目(CDJXS11181162)

作者简介: 汪成亮(1975-),男,四川资阳人,副教授,博士,主要研究方向为图像处理、人工智能理论与应用(wangcl@equ.edu.cn);周佳(1987-),女,湖南常德人,硕士研究生,主要研究方向为模式识别、图像处理、机器学习;黄晟(1988-),男,浙江金华人,博士研究生,主要研究方向为模式识别、计算机视觉、机器学习。

减少人体检测的扫描区域,选取高斯混合模型作为本文的前景检测方法。

在人体检测方法的人体检测模型的选取中,本文选择了 Dalal 等人^[1]在 2005 年提出的基于梯度方向直方图描述子的人体检测模型。它在 INRIA 行人数据库与 MIT 行人数据库中展现了优秀的性能,但由于该方法特征向量的维度过高,严重降低了分类速度。对此本文提出了一种基于经典降维方法、主成分分析与原 HOG 描述子相结合的新描述子,这种描述子称为 PCA-HOG 描述子。

1 基于高斯混合模型的前景检测

1.1 图像序列的预处理

对于视频图像中一个特定的像素,在其时间顺序上构成了一个像素序列,描述为

$$\{X_1, X_2, \dots, X_t\} = \{I(x_0, y_0, i) : 1 \leq i \leq t\} \quad (1)$$

其中: I 代表某一特定图片, t 是某一具体的帧, X_t 是某像素点在某一帧的像素值。图片中常常存在很多噪声点,使得背景建模时会产生噪声。对于噪声的滤除,有许多经典方法如高斯平滑滤波、中值滤波等算法,但高斯平滑滤波在滤除噪声的同时模糊了图像的细节,难以有效检测一些小的运动物体。中值滤波主要适用于滤除椒盐噪声,所起作用有限。本文采用式(2)简单的 3 阶滤波算子,可以滤除大部分噪声,同时保持图像边缘细节。

$$\text{sme}(x) = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

1.2 混合高斯模型

自适应混合高斯模型是由 Stauffer 等人^[17]提出的能够较好地克服周期性变化的背景模型。该模型为

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K w_{i,t} \times \eta(x_t, u_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (3)$$

其中: K 是模型中高斯分布的个数,它一般取 3~5 个(Stauffer 等人^[17]论文); $w_{i,t}$ 是各高斯分布在 t 时的权重; $u_{i,t}$ 是在 t 时第 i 个高斯分布的均值; $\Sigma_{i,t}$ 是在 t 时第 i 个高斯分布的协方差; η 是高斯密度函数,定义为

$$\eta(x_t, u, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(x_t - u)^T \Sigma^{-1} (x_t - u)} \quad (4)$$

介于颜色的独立性假设,协方差可定义为 $\Sigma_{k,t} = \sigma_k^2 I$ (σ_k^2 是第 k 个高斯分布的均方差)。若某帧中某像素值 x 满足 $|x_t - u_{k,t}| < D \times \sigma$, 则 x_t 在 t 时刻是和第 k 个高斯分布匹配的,记 $M_{k,t} = 1$ (不匹配时为 0), D 是控制前景提取严格度的阈值,一般取 2.5,该值越小表示越严格。其他参数根据以下公式更新为

$$w_{k,t} = (1 - \alpha) w_{k,t-1} + \alpha (M_{k,t}) \quad (5)$$

$$u_t = I(x, y, t) = \begin{cases} (1 - \rho) u_{t-1} + \rho X_t & \text{when } M_{i,t} = 1 \\ u_{t-1} & \text{when } M_{i,t} = 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$\sigma_t^2 = \begin{cases} (1 - \rho) \sigma_{t-1}^2 + \rho (X_t - u_t)^T (X_t - u_t) & \text{when } M_{i,t} = 1 \\ \sigma_{t-1}^2 & \text{when } M_{i,t} = 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$\rho = \alpha \eta(x_t | u_k, \sigma_k) \quad (8)$$

若某像素点和任意一个高斯分布均不匹配,则把它视为一个前景点,并建立一个新的高斯分布来替换原来权重最小的后 n 个高斯分布。它用最近的像素值作为新高斯分布的平均值,

并且初始化了一个较小的权重与较大的方差。对于更新了混合模型,随着时间的变化,如果某一像素点一直与 K 个高斯分布中某一分布是匹配的,即 $M_{k,t} = 1$, 那么 w 将随着时间不断增大,而 σ 不断减小。通过对 w/σ 进行排序,并重新归一化 w , 通过截取前 b 个(通过权重和阈值设定)权重最高的高斯分布作为背景模型:

$$B = \text{argmin}_b \left(\sum_{k=1}^b w_k > T \right) \quad (9)$$

其中: b 是满足 $1 \leq b \leq K$ 的参数, T 值反映了模型建立的一个阈值。 T 值较小,则模型往往变成了单高斯模型的,且该单高斯模型是最好的高斯分布(权重最大);若 T 较大,则会使用多个分布作为模型,那么对于树叶的抖动、湖面波纹等场景不具有稳定性。像素点只要和前 b 个高斯分布中任意一个分布匹配就被判定为背景像素点,反之则判为前景点。

1.3 提取感兴趣区域

通过自适应高斯混合模型对前景进行提取,能够对每一帧图像得到一个前景图像。在高斯混合模型的前景提取中,一个目标经常会被分成几个连通域,成为独立的感兴趣区域。介于以上情况,本文利用 MATLAB 中半径为 8 的 ball 形态学操作模板进行膨胀操作,并对处理后的前景图像进行二值化处理以便获取前景图像块信息。由于过小的图像块很难表征运动目标特征,并且成为运动人体目标的概率比较小,所以将会设定一个阈值来剔除面积过小形状过窄的前景图块(连通域)。在实际实现中,一个列表将维护用来定义各个前景图块的信息。前景图块的信息可表示为 $b(x, y, \text{width}, \text{height})$, 其中, x 与 y 是覆盖图像块最小包围盒的左上点,后两个参数定义包围盒的宽高。阈值 Thres 将会用来过滤掉不符合要求的前景块: $\min(\text{width}, \text{height}) > \text{Thres}$, 其中, Thres 可取滑动窗口高度的一半,这里取 64。在对前景块列表进行过滤后,每个前景块的包围盒还要向四周扩展一定长度的空间以避免在前景提取中目标的局部部分未被提取出所带来的误差,包围盒扩展长度为

$$\text{len} = \text{len} \times \min(\text{width}, \text{height}) \quad (10)$$

其中: len 是 0~1 的一个比值,一般取 0.1。包围盒扩展后,前景块信息如 $b(x - \text{len}, y - \text{len}, \text{width} + 2\text{len}, \text{height} + 2\text{len})$ 这些前景块所组成的列表就是最后获取的感兴趣区域列表,滑动窗口的方法将会用在这些感兴趣区域上。

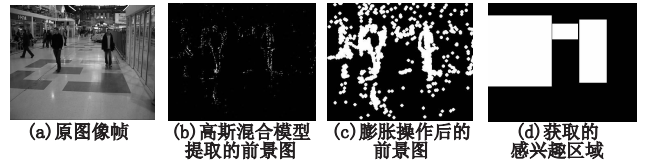


图1 高斯混合方法前景提取效果

2 基于 PCA-HOG 的人体检测

2.1 HOG 描述子

HOG^[1] 图像描述子利用梯度特征与边缘特征刻画目标。HOG 的构建过程主要分成以下几个步骤:

a) 对人体检测窗口(detect window)进行归一化,以减少光照带来的影响。

b) 利用一阶模板算子 $(-1, 0, 1)$ 分别从横向与纵向进行提取梯度操作,求得检测窗口的梯度图像。

c)把梯度图像分成同等大小的正方形小块(block),这些小块是相互重叠的并且每个块又会被分为更小的正方形单元(cell, $n \times n$ 像素)。

d)利用梯度幅值和梯度方向在每个单元中进行直方图投票,其中梯度方向作为直方图投票区间,而梯度幅值作为直方图投票权重,这样对于每个小块(block)都能得到一个维度为 $m \times m \times b$ (一个 block 含有 $m \times m$ cells,方向直方图的直方图区间为 b)的直方图向量,把所有块的直方图向量连接起来就得到了最后用于分类的图像描述子向量。

2.2 PCA-HOG 描述子

基于主成分分析的梯度方向直方图称为 PCA-HOG 描述子。对于 PCA-HOG 中 HOG 构建部分,遵从 Dalal 等人在文献[1]中的建议,取每个 block 间间隔为 8,包括 cell 的个数为 4,每个 cell 的边长 n 为 8,梯度角度范围的选择为 180° ,每个单元直方图数目为 9,对图像进行提取。对于一个大小为 128×64 的侦测窗口,可以将其划分为 7×15 个块,利用 HOG 进行特征描述后可得到一个 3 780 维特征向量。

由于高维的 HOG 特征向量存在大量的冗余信息,这些信息不仅可以减缓分类速度,有些维度信息甚至降低了识别的精度。本文利用 PCA 对特征向量进行降维。PCA 与其他降维算法相比实现更简单、处理更简洁,能够在降维这个步骤中比其他算法节省更多时间,而且实验表明 PCA 算法降维效果比较明显,HOG 维度降至 30 维时仍然具有较为优秀的识别率(97%以上),所以利用其他复杂但降维更佳的算法就没有多大的实际意义了。

PCA 的降维原理是通过对原来的样本空间进行一个空间变换,使得原来坐标投影到一个新的、维度更低的且相互正交的空间上,这样就达到了降维的目的。假设第 i 个 HOG 特征向量为 $x_i \in R^n$,一个由 l 个 HOG 特征向量所组成的训练样本矩阵为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_l\}$ 且其平均值为 u ,一个投影矩阵 W 以及一个平移向量 b ,可得投影后向量为

$$z_i = W^T x_i + b \quad (11)$$

其中: $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_l\}$ 是投影后的样本矩阵, $z_i \in R^m$; W 是 $n \times m$ 的矩阵; b 的维度为 m 。本文利用现有参数通过以下线性反映射对训练集进行重构:

$$\hat{x}_i = W(z_i - b) \quad (12)$$

重构后训练集为 $\hat{X} = \{\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_l\}$, 重构后的训练集的均方误差为

$$\varepsilon_{MS}(W, b) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \|x_i - \hat{x}_i\|_2 \quad (13)$$

对于 PCA 模型求解,其实就是寻求一组 W, b 使得重建后的样本均方误差 ε_{MS} 最小。对于 W, b 求解可以转换成一个优化模型为

$$(W, b) = \underset{W, b}{\operatorname{argmin}} (\varepsilon_{MS}(W, b')) \quad (14)$$

最后利用矩阵分解的方法进行求解。空间映射 $W = [w_1, \dots, w_m]$ 是样本协方差矩阵前 m 个最大特征根所对应的特征向量,而 $b = W^T u$ 。其中 m 值是最终所要降低的目标维度,该值由自己设定。由于 b 是与 W 相关而 u 对于样本矩阵式是已知的,所以 b 对于任何一个样本都是相同的,即在以后的分类中并不会做出贡献,所以 b 可以直接去除,得到最后的

基于 PCA 的降维投影公式为

$$z_{\text{PCA-HOG}} = W^T x_{\text{HOG}} \quad (15)$$

其中: x_{HOG} 是 HOG 特征向量, $z_{\text{PCA-HOG}}$ 是 PCA-HOG 特征向量。

2.3 降维维度选择

识别率与识别速度是衡量一个检测模型的重要指标。对于基于 HOG 的 PCA 降维,本文采用划定最低识别率要求,在满足识别率情况下选举具有最短识别时间的维度。提取最优降维维度算法伪代码:

算法 1

初始化:

rate_vector = null;

time_vector = null;

train_hog_list = [train_hog₁; train_hog₂; ...; train_hog_i; ...];

test_hog_list = [test_hog₁; test_hog₂; ...; test_hog_i; ...];

labels = [$\overbrace{1, 1, 1, \dots}^{\text{positive samples number}}, \overbrace{-1, -1, -1, \dots}^{\text{negative samples number}}$];

PCA_matrix = [eigenvector₁, eigenvector₂, ..., eigenvector_i, ...];

low_limit_rate = best_hog_rate - 0.65%;

N = eigenvector_number;

输入: train_hog_list, test_hog_list, PCA_matrix, SVMparams, labels,

low_limit_rate

输出: best_dimension

for i = 1 to N do

temp_PCA = SelectFirstNColumns(PCA_matrix, i);

new_train_hog = train_hog_list × temp_PCA;

trainparams = SVMTrain(new_train_hog, labels, SVMparams);

new_test_hog = test_hog_list × temp_PCA;

[time_vector(i), predict_values] = SVMClassify(trainparams, new_test_hog);

rate_vector(i) = GetDetectRate(predict_values);

indexs = find(rate_vector >= low_limit_rate);

new_time_vector = time_vector(indexs);

[best_dimension, min_value] = min(new_time_vector);

end

作为降维维度的策略。HOG 降维前最佳识别率为 98.15%, 本文选定 97.5% 作为降维后的最佳识别率(表 1 与图 2)。本文中所指识别率是结合正负样本的总识别率。

$$\text{false positives per window (FPPW)} = \frac{\text{false positives}}{\text{false positives} + \text{true negatives}} \quad (16)$$

$$\text{miss rate} = \frac{\text{false negatives}}{\text{true positives} + \text{false negatives}} \quad (17)$$

$$\text{detect rate} = 1 - \frac{\text{miss rate} \times \text{positives} + \text{FPPW} \times \text{negatives}}{\text{positives} + \text{negatives}} \quad (18)$$

其中: falsePositivesPerWindow 为虚警率, missRate 为缺失率。

表 1 符合最低识别率要求的 PCA-HOG 维度列表

项目	PCA-HOG 维度								
	400	30	40	50	60	80	100	200	300
识别率	0.9759	0.9803	0.9803	0.9795	0.9807	0.9827	0.9783	0.9779	0.9771
识别速度/s	0.0630	0.1720	0.1400	0.1560	0.3430	0.4530	0.7660	1.5000	2.0000

根据以上策略可得 PCA-HOG 最佳维度为 30。表 1 中所有识别速度均在 MATLAB 7.1 环境下获取, 计算机环境为 2.1 GHz CPU 与 2 GB 内存。

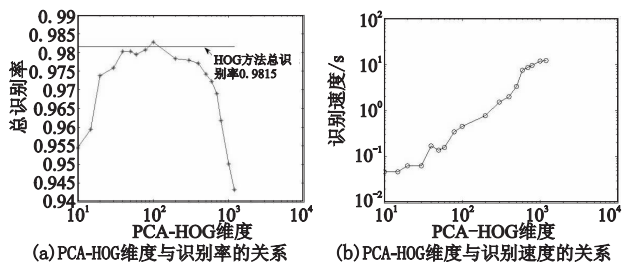


图2 PCA-HOG维度与识别速度和总识别率的关系(维度范围为10~1200维,最后可得满足最低识别率的维度有9组)

3 实验与分析

3.1 实验环境及数据库

本文是基于 Dalal 等人的人体目标检测的框架。在分类器的选择上本文选择与 Dalal 等人一致的分类算法——支持向量机。选择的支持向量机的 MATLAB 工具箱的 OSU_SVM 3.00^[18]。

数据库的选择为现今流行的 INRIA 行人数据库作为测试数据库。INRIA 行人数据库具有 2 416 个训练用的正例样本(包括镜像图片)。本文从 INRIA 的无人图像集中割取 1 877 个 128 × 64 大小的图像块作为负例训练集,从训练集中选取 1 208 个正样本(去除每个正样本的镜像)与所有负训练样本作为本次实验用的训练集。实验训练集包括 1 126 正样本与 1 359 负样本(图 3)。



图3 INRIA 行人数据库中样本

3.2 实验步骤

该检测方法主要为两部分:a)对视频中的图像帧进行前景提取从而可获取可能含有人体目标的感兴趣区域列表;b)在感兴趣区域内利用滑动窗口法获取检测窗口并利用本文提出的一种 PCA-HOG 描述子对检测窗口进行描述,最后利用支持向量机进行判别。主要流程(图 4)如下:

- 利用混合高斯模型的方法对输入一帧图像去除图像的背景。
- 在前景图像中利用图像膨胀操作确保获取人体的整体轮廓,同时利用阈值方法过滤掉部分比较小的图像。
- 提取每个独立的前景图像块作为感兴趣区域。
- 对每个感兴趣区域运用滑动窗口截取检测窗口。
- 利用 PCA-HOG 描述子对每个检测窗口进行描述并生成 PCA-HOG 特征向量。
- 对获取特征向量利用线性支持向量机进行分类。

3.3 实验结果及分析

实验利用不同维度 PCA-HOG 对训练集进行描述,并用 Lin-SVM 对样本进行分类,发现在 30 ~ 400 维 PCA-HOG 的识别率与 PCA 很接近,部分情况下 PCA-HOG 的分类效果更明显(图 5)。实验中,100 维 PCA-HOG 的最佳识别率比 HOG 最佳识别率约提高了 1.2%。这说明部分冗余信息对分类有一定

的干扰作用。虽然 PCA-HOG 在某些维度下提升了一定的识别率,但在实际应用中与 HOG 差别不大。

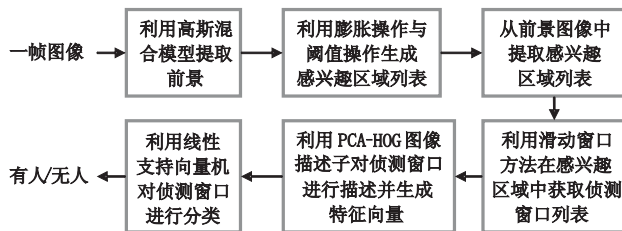


图4 算法框架

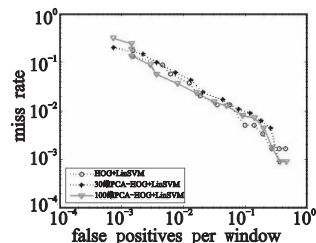


图5 HOG与不同维度PCA-HOG效果对比

PCA-HOG 相较于 HOG 速度提升非常明显,PCA-HOG 的检测速度要比 HOG 快数百倍(表 2)。

表2 各种人体检测算法在检测速度上的对比
(每千个检测窗口\分类时间)

项 目	HOG	级联 HOG ^[4]	30 维 PCA-HOG	100 维 PCA-HOG
MATLAB 环境下	11.37 s	516.81 ms	25.35 ms	182.3 ms
C++	约 790 ms	/	3.23 ms	39.7 ms

本文在 PET2006 视频库^[19]中应用本文方法与 Dalal 等人方法,统一采用了滑动窗口方式进行选取检测窗口,纵横方向的滑动间隔为 8 个像素,扫描尺度为 0.6 ~ 1.3,尺度变化间隔为 1.2 倍。实验结果表明,基于高斯混合模型与 PCA-HOG 方法相较于 HOG 滑动窗口方法在速度上提高了约 4 倍,且在复杂背景情况下,本文的方法具有更低负例样本误检率。HOG 方法与本文方法在处理图像帧(720 × 576)速度上的对比如表 3 所示。

表3 HOG 方法与本文方法在处理图像帧(720 × 576)速度上的对比
(在 MATLAB 环境下)

时间	方法	
	高斯混合模型 + PCA-HOG	滑动窗口 + HOG
处理时间/s	平均 317.3 (平均 5 723 个窗口)	约 1 535 (共 23 256 个窗口)

图 6 所示是应用于 PET2006 库的部分经过 Mean-Shift 包围盒融合后的实验结果。

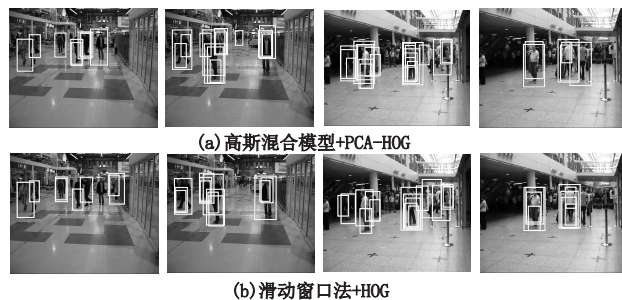


图6 本文方法与Dalal等人方法的部分应用效果

4 结束语

本文结合人体运动信息,提出了一种基于高斯混合背景模型与 PCA-HOG 描述子的运动人体检测算法。应用高斯混合模型首先对对象帧进行前景提取,调节前景提取阈值,尽可能

保持所有运动人体都被留在前景图中,同时也去除掉大部分背景。在实际应用中,背景图像区域去除不仅降低了负例误识别率,而且还因缩减了应用滑动窗口扫描的区域而大大提高了检测速度。传统 HOG 方法在人体检测应用中具有很高的识别率,但是因为其特征维度过高且识别速度过慢,在实际中很难被应用。本文利用 PCA 对 HOG 进行降维操作,使得在识别率基本不变的情况下,特征向量从 3 780 维降至 30 维,而且分类速度比原先的 HOG 方法提高了 400 多倍。上述的两步方法都提升了人体检测的速度。最终在实际应用中本文方法处理一帧图像的速度比 HOG 的方法快了近 4 倍。最重要的是,结合这两种方法的优点使得本文方法在实际应用中既兼顾了高斯混合模型速度快的优点,同时也使得算法具有 HOG 识别率高的优点。在实验中发现,滑动窗口法是阻碍高效的人体检测算法在实际应用中实时性的最大瓶颈,笔者下一步的工作是寻求一种新的搜寻人体检测窗口的方法来替代传统的滑动窗口法。

参考文献:

- [1] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2005:886-893.
- [2] MOHAN A, PAPAGEORGIOU C, POGGIO T. Example-based object detection in images by components[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligent*,2001,23(4):349-361.
- [3] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C, ZISSERMAN A. Human detection based on a probabilistic assembly of robust part detectors[C]//Proc of the 8th European Conference on Computer Vision. 2004: 69-82.
- [4] ZHU Qiang, YEH M C, CHENG K T, *et al.* Fast human detection using a cascade of histograms of oriented gradients[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2006: 1491-1498.
- [5] XU R, ZHANG Bao-chang, YE Qi-xiang, *et al.* Cascaded l1-norm minimization learning (CLML) classifier for human detection [C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2010:89-96.
- [6] PEDERSOLI M, VEDALDI A, GONZALEZ J. A coarse-to-fine approach for fast deformable object detection[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,2011:1353-1360.
- [7] RAZAVI N, GALL J, Van COOL L. Scalable multi-class object detection[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,2011: 1505-1512.
- [8] BROGGI A, BERTOZZI M, FASCIOLI A, *et al.* Shape-based pedestrian detection [C]//Proc of IEEE Intelligent Vehicles Symposium. 2000:215-220.
- [9] LIN Zhe, DAVIS L S. Shape-based human detection and segmentation via hierarchical part-template matching [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligent*,2010,32(4):604-618.
- [10] TUZEL O, PORIKLI F, MEER P. Human detection via classification on Riemannian manifolds[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,2007:18-23.
- [11] TOSATO D, FARENZENA M, CRISTANI M, *et al.* Art-based human detection on Riemannian manifolds [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,2010:26-29.
- [12] LIPTON A J, FUJIYOSHI H, PATIL R S. Moving target classification and tracking from real-time video[C]//Proc of IEEE Workshop on Application of Computer Vision. Washington DC: IEEE Computer Society,1998:19-21.
- [13] SHAFIE A A, FADHLAN H, ALI M H. Motion detection techniques using optical flow [J]. *World Academy of Science, Engineering and Technology*,2009,56:559-561.
- [14] HARITAOGLU I, HARWOOD D, DAVIS L S. W4: real-time surveillance of people and their activities[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,2000,22(8):809-830.
- [15] WREN C R, CHRISTOPHER R, AZARBAYEJANI A, *et al.* Real-time tracking of the human body[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,1997,19(7):780-785.
- [16] BOUWMANS T, BAF F E, VACHON B. Background modeling using mixture of Gaussians for foreground detection-a survey [J]. *Recent Patents on Computer Science*,2008,1(3):219-237.
- [17] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,1999:246-252.
- [18] The Department of Electrical and Computer Engineering of the Ohio State University. The support vector machine's MATLAB source code [EB/OL]. http://www.ece.osu.edu/~maj/osu_svm/osu_svm3.00.zip.
- [19] FERRYMAN J, CROWLEY J L. PETS 2006 benchmark data [EB/OL]. [2006-06-18]. <ftp://ftp.cs.rdg.ac.uk/pub/PETS2006/>.
- [20] PICCARDI M. Background subtraction techniques: a review [C]//Proc of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2004: 3099-3104.