

# 多尺度局部区域响应累积的非滑窗快速目标检测算法

胡正平 董淑丽 赵淑欢

(燕山大学信息科学与工程学院, 河北秦皇岛 066004)

**摘 要:** 针对滑动窗口全局搜索检测目标搜索时间长的问题, 提出一种多尺度局部区域响应累积的非滑窗快速目标检测算法。首先, 提取检测目标多尺度可重叠局部区域作为训练样本, 通过学习得到多尺度且具有判别能力的部件集, 部件集中每个局部区域与检测目标有明确位置对应关系; 然后, 根据各投影检测器响应判断目标是否在某一区域出现, 并利用多尺度目标局部区域的检测结果和位置约束进行投票, 完成目标粗定位; 其次, 利用 HOG 特征提取和 SVM 相结合完成检测目标验证实现准确检测。该方法将多尺度部件模型、统计累积投票思想及分类器判决相结合, 实现快速目标检测, 大大减少滑动窗口逐像素搜索背景时所消耗时间, 提高检测效率。

**关键词:** 目标检测; 非滑窗; 多尺度; 统计累积投票; 部件模型

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2016.01.006

## Fast Object Detection Algorithm with Non-sliding Window Based on Accumulation of Multi-scale Local Response

HU Zheng-ping DONG Shu-li ZHAO Shu-huan

(School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China)

**Abstract:** Exhaustive search method of sliding window which consumes much time in searching the location is used to detect objects. In order to solve this problem, we propose a fast object detection algorithm with non-sliding window based on accumulation of multi-scale local response. Firstly, the multi-scale and foldable local areas are extracted as the training sample, then learning them to obtain a part sets with multi-scale and discriminative ability, in which every local area and object have a definely position corresponding relationship; Secondly, the appearance of a particular area is based on every projection detector's response and the object's positions are determined by using voting shceme with multi-scale object detection results of the local area and the position constraint; Finally, we test the object by combining the HOG feature extraction with the classifier of SVM to realize accurate location. Experimental results show that the proposed method which combining multi-scale part model and statistics of cumulative voting and the classifier of SVM improves the detection efficiency via saving the consumed time of the sliding window pixel-by-pixel searches background.

**Key words:** object detection; non-sliding window; multi-scale; statistics of cumulative voting; part based model

## 1 引言

目标检测是计算机视觉及模式识别中的关键问题, 因为快速检测以及准确定位直接影响着目标跟踪、场景分类、图像理解等机器视觉系统后续处理。

近年来, 目标检测在机器人视觉导航、军事国防、工业质量检测、农业生产安全、医学图像分析与诊断、车牌车辆定位识别、公共安全与防护、遥感图像分析等诸多应用领域得到关注, 但是现有目标检测技术对于复杂目标背景、多变化目标姿态以及存在形变目标等情

况下准确目标定位仍存在一定局限性,因此,迫切需探索高效率和高鲁棒性目标检测算法。

利用局部信息进行目标检测是近年来目标检测技术研究热点,得到学者广泛关注。例如 Dalal 和 Triggs 等人利用稠密且相互重叠的局部区域特征来描述图像的方向梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradient, HOG), 并利用线性 SVM 分类器判断滑动窗口内的 HOG 特征来确定行人所在位置,该算法优点是能容许行人有肢体动作,且不影响其检测精度,然而滑窗搜索极大地限制目标检测速度<sup>[1]</sup>;为此,Zhu 等在此基础上进行改进,通过计算积分直方图快速提取出 HOG 特征向量,同时允许 HOG 中块大小可变,然后与级联分类器 (AdaBoost) 相结合快速抛弃没有目标区域,利用复杂运算分析确定目标位置,解决滑窗思想穷举搜索耗时问题,实现实时行人检测<sup>[2]</sup>;为更好解决行人检测中复杂背景问题,Chan 和 Fu 提出新的扩展 HOG 特征 (Histograms of Oriented Gradients of Granule, HOGG), 并将 HOGG 特征和 HOG 特征相结合共同训练 SVM 分类器,用于行人检测,此方法在目标检测效率和检测准确率上都有所提高<sup>[3]</sup>。此外,一些改进的 HOG 检测方法被相继提出,使基于 HOG 特征提取方法效率得到提高<sup>[4-6]</sup>。

考虑到全局信息不能克服存在遮挡的困难,Felzenszwalb 等提出基于部件模型 (Part Based Models) 目标检测算法<sup>[7]</sup>,利用隐支持向量机 (LSVM) 对多个局部区域进行辨别,并增加各部件模型与目标整体模型相对位置约束进行定位,对复杂背景和遮挡目标具有一定鲁棒性;针对该部件模型难以检测出形变较大目标问题,提出基于可形变、多尺度部件模型 (Deformable Part Model, DPM)<sup>[8]</sup>,这个模型由覆盖整个目标的粗糙的根滤波器和若干个表示目标各个部件的高分辨率的部件滤波器组成,此模型通过结合级联分类器对刚性目标 (如车和沙发) 和容易发生形变的的目标 (如人、猫、狗等) 检测效果都较好;DPM 在一定程度上克服遮挡问题,但是局部特征与被检测图像进行匹配花费大部分检测时间。为此 Pedersoli 等提出由粗到细的快速形变部件模型<sup>[9]</sup>,该方法将低分辨率下的局部与图像进行匹配,把响应值大位置保存下来,高分辨率下只对

保存下来部分位置进行检测,因此大大缩短检测时间;由于弱监督模型易受部件初始位置影响,Hossein 等提出强监督可形变部件模型<sup>[10]</sup>,通过人工注释部件来建立优化的部件模型,改进部件模型初始化,该模型在实验中取得较好检测性能;针对强监督可形变部件模型不能检测类内变化较大的目标问题,Gu<sup>[11]</sup>等提出将基于混合模型的 MPLBoost 分类器用于 DPM 检测,基于混合模型的 MPLBoost 分类器通过视觉特征聚类表示类内变化,并通过训练自动选取具有判别性的根模型,该算法能有效解决类内变化较大目标的检测问题。

本文借鉴可形变、多尺度部件模型<sup>[12]</sup>,并将统计累积投票思想应用于目标检测,提出基于多尺度局部区域响应累积的非滑窗快速目标检测算法。首先,借鉴文献[12]中局部区域对应不同权重思想,本文提取检测目标的多尺度可重叠的局部区域,相当于某局部区域判别性越强,其对应权重越大,从而有利于剔除大量背景;其次,针对 DPM 模型局部特征与被检测图像进行匹配耗时问题,采用低复杂度的快速归一化互相关算法加快计算各局部投影检测器响应的速度,然后,利用得到的多尺度目标局部区域的检测结果与目标的相对位置约束,借鉴统计累积投票思想粗略定位目标位置;最后,利用 HOG 特征提取结合 SVM 分类模型对上面得到的粗略目标位置进行验证,实现目标准确定位,这样不但对目标检测精度有所提高,同时解决 HOG 利用滑窗思想耗时问题,提高目标检测效率。

## 2 系统组成框图

图 1 给出本文提出的多尺度局部区域响应累积的非滑窗快速目标检测与定位组成框图。该算法主要由四部分组成:(1)提取检测目标的多尺度可重叠局部区域作为训练样本,记录局部区域相对检测目标的位置,形成多尺度且具有判别能力的部件集;(2)根据各投影检测器的响应判断目标对某一局部出现的可能性;(3)利用多尺度目标局部区域的检测结果和位置约束进行投票,完成目标粗定位;(4)利用 HOG 特征结合 SVM 分类模型完成检测目标验证,实现目标准确定位。

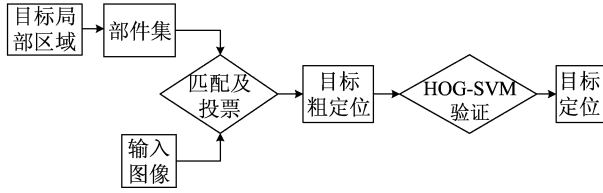


图 1 本文提出非滑窗快速目标检测算法框图

Fig. 1 Diagram of the proposed fast object detection method

### 3 多尺度局部区域响应累积的非滑窗快速目标检测算法

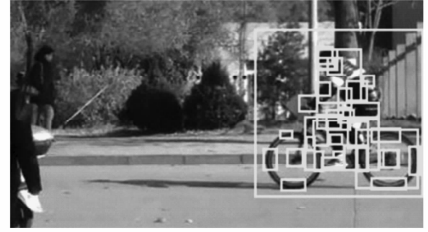
#### 3.1 多尺度、可判别局部区域提取

形状是目标检测中常用的图像固有特征之一,利用形状进行目标检测的方法主要分为两类:一类是基于目标边缘检测;另一类是基于区域分割检测。基于目标边缘的图像检测<sup>[13-14]</sup>,利用边缘信息和信号处理结果来获取目标轮廓,这种方法在一定程度上能反应目标的几何形状特征,有效地分离目标和背景,但是过于依赖对目标的边缘提取。基于区域分割的检测<sup>[15-16]</sup>主要利用图像分割方法提取可判别性区域,利用图像的颜色、纹理和大小来判别训练图像和测试图像的相似性,这种方法在一定程度上能反应区域形状特征,但是目标的边缘信息表达不完整。

结合上面两种检测方法的优点,选择待检测目标中具有判别性的局部区域。首先将目标的 RGB 图像转化为灰度图像,并对其进行均值归一化处理,以减弱光照变化对目标的影响,然后提取灰度目标图像的任意不同大小、可包含、可重叠、可重复选取的能有效区分背景和目标的判别性局部区域(例如在骑车图像中多次提取包含人与自行车相接触部分),并记录提取的局部区域相对目标的位置,形成多尺度且具有判别能力的部件集。部分多尺度、可判别性部件集如图 2 所示。



(a) 原始图像



(b) 多尺度、可判别性局部区域提取

图 2 多尺度-可判别部件集

Fig. 2 Multi-scale and discriminative parts set

#### 3.2 部件集快速检测

##### 3.2.1 快速归一化互相关响应模型

快速归一化互相关(Fast Normalized Cross-Correlation, FNCC)是图像匹配模型<sup>[17]</sup>,其原理是利用匹配模板图像和待匹配图像的相似性来确定两个图像的匹配程度,假定待匹配图像大小为  $M \times N$ ,匹配模板图像大小为  $P \times Q$ ,则生成  $(M+P-1) \times (N+Q-1)$  个待匹配图像与匹配模板图像快速归一化的互相关值,其中在待匹配图像中共有  $(M-P+1) \times (N-Q+1)$  个快速归一化互相关值。两个图像越匹配 FNCC 的绝对值越接近于 1,如果 FNCC 绝对值大于或等于规定的阈值,则认为两幅图像匹配成功,否则,匹配失败。匹配模板图像和待匹配模板图像快速归一化互相关值  $\gamma(u, \nu)$  定义为

$$\gamma(u, \nu) = \frac{\sum_{x,y} [f(x,y) - \bar{f}_{u,\nu}] [t(x-u, y-\nu) - \bar{t}]}{\left\{ \sum_{x,y} [f(x,y) - \bar{f}_{u,\nu}]^2 \sum_{x,y} [t(x-u, y-\nu) - \bar{t}]^2 \right\}^{0.5}} \quad (1)$$

式中:  $f(x, y)$  是待匹配图像在  $(x, y)$  位置处的像素灰度值;  $t(x-u, y-\nu)$  是匹配模板图像在  $(x-u, y-\nu)$  位置处的灰度图像值;  $\bar{f}_{u,\nu}$  是  $f$  在  $(u, \nu)$  位置处与匹配模板图像相同大小区域内的平均像素灰度值;  $\bar{t}$  是匹配模板图像的平均灰度值。  $\gamma(u, \nu)$  构成一个相关平面,在该平面上峰值反映了待匹配模板图像与匹配模板图像匹配的位置。

##### 3.2.2 部件集快速检测

本文将部件集与待检测图像进行响应,根据各局部投影检测器的响应剔除无用背景,减少检测位

置,加快目标检测速度。此外,对于已有图像匹配算法每次进行图像匹配都需要重新进行图像相关计算问题,建立一个相关系数响应集,里面包括各个多尺度局部区域与待检测图像的响应结果,可直接用于后面图像匹配而不需重复计算。

给定上节中从  $P \times Q$  大小目标中提取的部件集  $\{T_1 \dots T_i \dots T_n\}$ ,  $n$  表示部件集中多尺度可重叠局部区域个数,  $T_i (i=1, \dots, n)$  表示第  $i$  个局部区域,即第  $i$  个匹配模板图像。为了减弱光照影响并与目标模板保持一致,将大小为  $K \times L$  的待检测图像  $A$  同目标一样进行取均值归一化处理,作为待匹配图像。针对部件滤波器与待检测图像匹配耗费时间问题,本文采用 FNCC 方法计算匹配模板图像  $T_i$  与待匹配图像  $A$  两个图像的互相关系数矩阵  $S_i$ , 并利用各个局部区域得到相关系数矩阵构成相关响应集。文献[17]给定  $(K+P-1) \times (L+Q-1)$  大小的矩阵  $S_i$  中只有  $(K-P+1) \times (L-Q+1)$  个互相关系数是在待匹配模板中的,本文只保留在待匹配模板中互相关系数,形成新互相关系数矩阵  $S_i'$ , 减少计算量,加快检测速度。 $S_i'$  在  $S_i$  中的位置是  $(xs:xe, ys:ye)$ 。

$$\begin{cases} xs = M_i + x_i \\ ys = N_i + y_i \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} xe = K - P + M_i + x_i \\ ye = L - Q + N_i + y_i \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $(x_i, y_i)$  为第  $i$  个局部区域  $T_i$  相对于目标左上角坐标,  $xs$  为横坐标的起始位置;  $xe$  为横坐标的终止位置;  $ys$  为纵坐标的起始位置;  $ye$  为纵坐标的终止位置。受文献[17]阈值设定策略的启发,本文根据各局部对应的相关系数矩阵  $S_i'$  动态设置相对应的响应阈值,在本文实验中取  $S_i'$  中最大值的 80% 作为阈值,则  $S_i'$  中大于等于阈值的互相关系数位置即为第  $i$  个投影检测器响应。

将  $n$  个投影检测器响应合并,组成目标模板在待匹配图像中要搜索的位置集合  $(sx, sy)$ , 以此减少检测时要搜索的位置,可以克服滑窗穷举搜索耗时问题。

$$\begin{cases} sx_i = tx_i - M_i - x_i + 1 \\ sy_i = ty_i - N_i - y_i + 1 \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} sx = sx_1 \cup sx_2 \cup \dots \cup sx_i \cup \dots \cup sx_n \\ sy = sy_1 \cup sy_2 \cup \dots \cup sy_i \cup \dots \cup sy_n \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $(tx_i, ty_i)$  是第  $i$  个匹配模板图像在第  $i$  个投影检测器上的响应;  $(sx_i, sy_i)$  是第  $i$  个投影检测器响应对应的目标模板在待匹配图像左上角位置。各投影检测器响应的中心位置如图 3(a) 所示, 图中不同颜色点代表不同局部投影检测器响应中心位置; 结合各投影检测器响应判断目标模板在待检测图片中可能中心位置如图 3(b) 中红色星号所示。从图 3(b) 中红色星号分布位置可以看出: 目标模板在待匹配图像中要搜索的位置分布在待匹配图像中的目标周围, 搜索位置个数相对滑窗思想穷举搜索大大减少, 可见本文算法不仅计算复杂度低, 计算速度快, 而且能去除大部分背景干扰。



(a) 各投影检测器响应结果中心



(b) 部件集快速检测结果

图3 部件集快速检测

Fig. 3 Rapid detection of parts set

### 3.3 多尺度、可形变局部响应累积投票

已有的局部目标检测算法大多都是利用固定局部区域检测, 如果检测目标发生形变则很有可能检测不出目标所在位置。针对该问题, 本文借鉴多尺度、可形变部件模型提出多尺度、可形变局部响应累积投票思想, 在目标的局部发生形变时也能较好的检测出其位置, 大量实验证明: 统计累积投票思想能够去除一些与目标较为相似的背景, 因此目标检测率上大有提高。通常目标局部区域与目标相对位置偏差不会太大, 因此, 本文利用各个多尺度局部投影检测器响应和局部区域相对目标位置约束进行统计累积投票, 对目标位置进行粗定位。

首先, 选取某位置的可形变局部区域相关系

数,选取局部区域相关系数矩阵对应位置附近最大的相关系数作为此位置可形变局部区域相关系数,对局部区域发生形变有一定的鲁棒性。假设 $(sx_k, sy_k)$ 为目标模板的左上角坐标在待匹配模板图像中的位置,此位置的第 $j$ 个局部区域图像对应的可形变局部区域相关系数记为 $S_j(tx_{km}, ty_{km})$ ,即

$$tx_{set} = \{tx_{kzm}\}_{m=1}^d, ty_{set} = \{ty_{kzm}\}_{m=1}^d \quad (6)$$

$$tx_{km} = \max(tx_{set}), ty_{km} = \max(ty_{set}) \quad (7)$$

其中, $(tx_k, ty_k)$ 是 $(sx_k, sy_k)$ 位置的第 $j$ 个局部区域图像的相关系数在相关系数矩阵 $S_j$ 中的位置, $(tx_{set}, ty_{set})$ 是 $(tx_k, ty_k)$ 及其可移动的 $d$ 范围内的位置集合, $d$ 是上下左右可移动的范围。

其次,把待检测图像中的每个位置看做一个晶格,并根据局部区域与目标的位置约束对上面得到的要搜索位置集合进行统计累积投票。经典的统计累积投票会把部分背景误判为目标,为减少背景误判采用局部区域的相关系数作为对应局部区域的投票分数,而不是把整数作为投票分数。目标在待检测图像中的统计累积投票矩阵 $C$ 如公式(8)所示。图4(a)给出目标模板左上角对应的统计累积投票能量图,能量图中部位越亮代表投票分数越高,即是目标的可能性越大。

$$C(sx_k, sy_k) = \sum_{j=1}^n S_j(tx_{km}, ty_{km}) \quad (8)$$



(a) 统计累积投票能量图



(b) 目标中心粗定位投票结果

图 4 多尺度-可形变局部响应累积投票结果

Fig. 4 Cumulative voting result of Multi-scale and deformable local response

最后,为进一步消除部件集快速检测中存在的背景位置,保留统计累积投票矩阵 $C$ 中大于阈值位置作为目标的粗定位。目标中心粗定位如图4(b)所示。从图4可以看出,相比图3中的定位中心,目标的中心更集中,大大减少后续搜索范围,提高目标检测率。

### 3.4 基于 HOG 特征和 SVM 分类器的目标验证

基于梯度方向直方图(HOG)结合支持向量机(SVM)人体检测算法<sup>[1]</sup>,利用滑窗思想密集计算整个待检测图片,导致大量无用特征向量。本文只对上面得到的目标粗略位置进行检测,不但减少特征向量计算量,而且在一定程度上减少误检率。HOG特征提取和SVM分类器的目标检测算法流程图如5所示。主要分为两大步骤:一是提取特征并训练,二是分类器分类。其中前五步是特征提取及训练,主要包括:标准化Gamma空间和颜色空间,计算梯度,将梯度投影到单元格的梯度方向,将所有单元格在块上进行归一化,计算检测窗口图像所有块HOG特征。

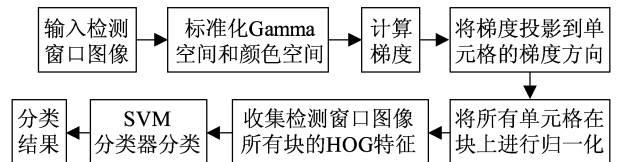


图 5 HOG 特征提取和 SVM 分类器的目标检测

Fig. 5 HOG-SVM object detection

HOG特征提取是对图像梯度进行描述,如果用 $I$ 表示一幅灰度图像, $I(x, y)$ 表示 $(x, y)$ 处灰度图像的像素值,则灰度图像 $(x, y)$ 处梯度大小 $R(x, y)$ 和梯度方向 $Ang(x, y)$ 计算如下所示。

$$R(x, y) =$$

$$\sqrt{(I(x+1, y) - I(x-1, y))^2 + (I(x, y-1) - I(x, y+1))^2} \quad (9)$$

$$Ang(x, y) = \tan^{-1} \left( \frac{I(x, y+1) - I(x, y-1)}{I(x+1, y) - I(x-1, y)} \right) \quad (10)$$

由公式(9)和公式(10)计算出检测窗口图像每个像素的梯度大小和方向,将梯度投影到单元格梯度方向,并在块上进行归一化形成直方图,最后得到检测窗口中所有HOG特征形成特征向量。提取HOG特征形成特征向量后,需要分类器对其进行训练和分类,这里采用与HOG结合的SVM分类器训练和

分类。首先,标定正负样本的标签,提取每幅正负样本图像的 HOG 特征分别形成特征向量,对正负标签和其特征向量用 SVM 分类器训练形成分类判别器;然后,提取待匹配图像中检测窗口 HOG 特征向量,用上面学习得到的分类判别器模型;最后对分类结果进行融合,确定目标区域,实现目标定位。

#### 4 实验结果与分析

为验证本文算法的有效性,利用该算法分别对 INRIA 行人数据库、TUD 奶牛数据库和自建的骑车数据库三种类别目标进行实验。图 6、图 7、图 8 分别给出了行人、奶牛和骑车三种类别目标的实验定位结果。表 1 给出本文算法和 HOG-SVM 检测精度和平均速度对比结果。

行人实验图像是在 INRIA 行人数据库中随机选取 80 幅单行人图像,其中 39 幅作为训练图像,用于提取正样本,负样本随机从训练图像的背景中选取,本文算法选取训练图像中一幅,并提取其目标

图像的 36 个多尺度、可判别局部区域,形成部件集,剩余 41 幅作为测试图像。图 6 给出 INRIA 行人检测定位结果,其中左列图为检测图像原图;中间图为本文快速目标检测算法粗定位结果;右列图为本文算法用 HOG-SVM 验证结果。从实验结果中可以看出,当行人处在复杂背景中或是发生形变(姿态变化)时仍能进行准确定位。

奶牛实验图像是在 TUD 的奶牛数据库中随机选取 100 幅图像,其中 15 幅作为训练图像,用于提取正样本,负样本随机的从训练图像的背景中选取,本文算法选取训练图像中一幅,并提取其目标图像的 41 个多尺度、可判别局部区域,形成部件集,剩余 85 幅作为测试图像。图 7 给出了 TUD 的奶牛检测定位结果,其中左列图为检测图像的原图;中间图为本文快速目标检测的粗定位;右列图为本文方法用 HOG-SVM 验证结果。从实验结果中可以看出,当奶牛姿态发生变化时本文算法仍能进行准确定位。



图 6 行人定位结果

Fig. 6 Results of pedestrian type object detection

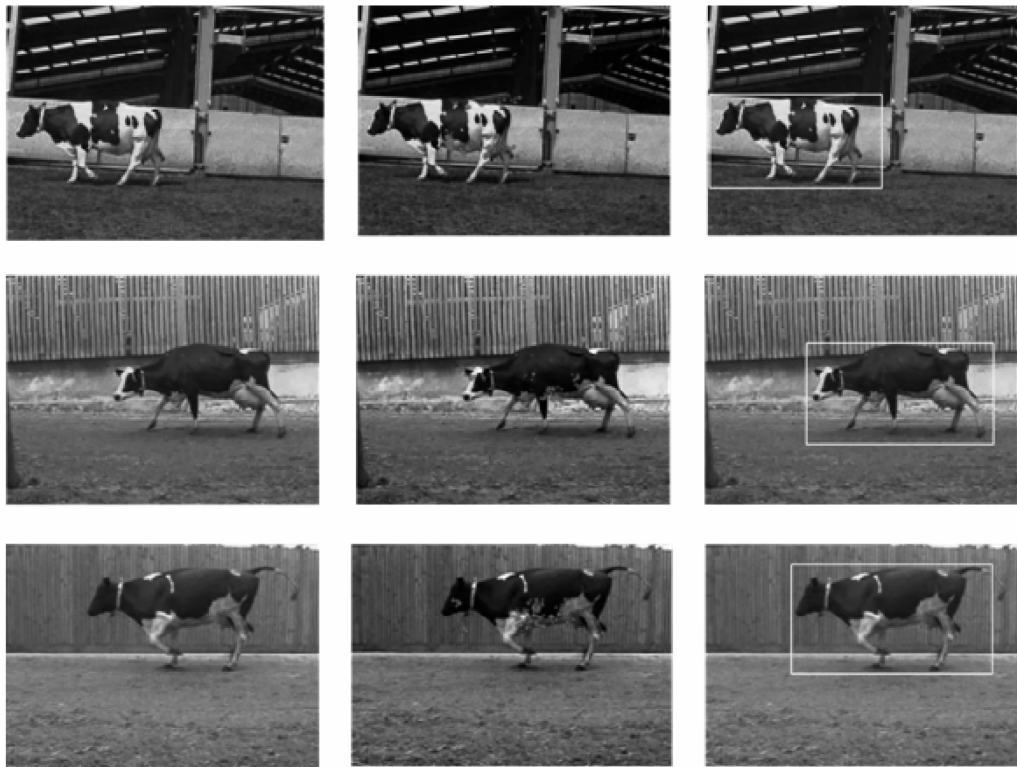


图 7 奶牛定位结果

Fig. 7 Results of cow type object detection



图 8 骑车定位结果

Fig. 8 Results of riding bike type object detection

骑车实验图像是课题组收集的 60 幅单一目标图像,其中 30 幅作为训练图像,用于提取正样本,负样本随机的从训练图像的背景中选取,本文算法选

取训练图像中一幅,并提取其目标图像的 36 个多尺度、可判别局部区域,形成部件集,剩余 30 幅作为测试图像。图 8 给出自建的骑车检测定位结果,其中

左列图为检测图像的原图;中间图为本文快速目标检测的粗定位;右列图为本文方法用 HOG-SVM 验证结果。从实验结果可以看出,本算法同样适用于关联的目标检测,且当关联目标背景复杂和存在较小角度变化时本文算法仍能进行准确的定位。

本次实验是在 3.11 GHz 主频,1.75 GB 内存,AMD Athlon(tm) II X2 255 处理器,Matlab R2010a 仿真软件平台下进行的。为验证本文算法的检测精度和检测速度,将本文算法、经典的 HOG-SVM 及文献[18](基于可形变部件模型局部边缘得分的快速目标检测)在检测准确率和检测速率上进行对比,对比结果如表1、表2、表3所示。

表1 行人数据库检测精度和平均检测速度对比

Tab.1 Accuracy and average detection rate comparison in the pedestrian database

性能	HOG-SVM	文献[18]	本文算法
准确率/%	81	82	83
时间/张/s	334	65	43

表2 奶牛数据库检测精度和平均检测速度对比

Tab.2 Accuracy and average detection rate comparison in the cow database

性能	HOG-SVM	文献[18]	本文算法
准确率/%	81	87	90
时间/张/s	195	60	24

表3 骑车数据库检测精度和平均检测速度对比

Tab.3 Accuracy and average detection rate comparison in the cycling database

性能	HOG-SVM	文献[18]	本文算法
准确率/%	78	86	89
时间/张/s	238	118	68

表1、2、3给出本文算法、文献[18]和 HOG-SVM(移动步长越大检测速度越快,但检测准确率也越低,综合检测准确率和检测速度,以4像素为移动步长)的检测精度和平均检测速度对比,在表中可以清晰的看出:在相同条件下,本文算法比其他两种算法准确率稍高,同时检测速度是三种算法中最快的,HOG-SVM 最慢。该算法优于其他两种算法原因主要有:本文利用具有可判别性的部件集进行 FNCC 计算,快

速剔除待检测图像中大部分背景,相对其他两种算法,节省大量无效背景检测时间;其次,本文利用局部与整体的位置约束进行统计累积投票,避免部分与目标相似的背景误判情况,且部件位移范围参数可调,故对形变目标检测具有一定鲁棒性,因此检测精度是三者中最高的,文献[18]基于可形变部件模型,故对形变目标具有鲁棒性,检测精度虽比本文算法稍低,但高于 HOG-SVM 算法。

## 5 结论

提出的多尺度局部区域响应累积的非滑窗快速目标检测算法。该算法的主要优点有:(1)由多尺度、可重叠局部区域形成具有判别性的部件集,便于区分目标和背景;(2)可形变局部区域对形变目标的定位具有鲁棒性;(3)利用部件集与目标的位置约束进行统计累积投票,有效剔除背景位置,减少搜索范围,加快检测速度。未来研究工作主要有:自动提取多尺度、可判别性局部区域,避免人工提取的主观性;如何将提取特征形成视觉汇,然后利用视觉词汇去检测目标,加快检测速度;将本文算法推广到其他关联目标检测算法中。

## 参考文献

- [1] Navneet Dalal, Bill Triggs. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005:886-893.
- [2] Zhu Qiang, Avidan Shai, Yeh Meichen. Fast human detection using a cascade of histograms of oriented gradients[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006:1491-1498.
- [3] Chan Yiming, Fu Lichen, Hsiao Peiyung, et al. Pedestrian detection using histograms of oriented gradients of granule feature[C]//IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2013:1410-1415.
- [4] Ren Xiaofeng, Ramanan Deva. Histograms of sparse codes for object[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013:3246-3253.
- [5] Okado Wataru, Goto Tomio, Hirano Satoshi, et al. Fast and high-quality regional histogram equalization[C]//IEEE Global Conference on Consumer Electronics, 2013:445-446.
- [6] Satpathy Amit, Jiang Xudong, Eng How-Lung. Human



- detection by quadratic classification on subspace of extended histogram of gradients[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(1):287-297.
- [7] Felzenszwalb Pedro F, Girshick Ross B, McAllester David, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(9):1627-1645.
- [8] Felzenszwalb Pedro F, Girshick Ross B, McAllester David. Cascade object detection with deformable part models [C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010:2241-2248.
- [9] Pedersoli Marco, Vedaldi Andrea, Gonzalez Jordi. A coarse-to-fine approach for fast deformable object detection [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011:1353-1360.
- [10] Azizpour Hossein, Laptev Ivan. Object detection using strongly-supervised deformable part models [M]. European Conference on Computer Vision, 2012:836-849.
- [11] Gu Chaoran, Mou Luntian, Tian Yonghong, et al. MPL-Boost-based mixture model for effective human detection with deformable part model [C] // IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2013:1-6.
- [12] Wang Botao, Xiong Hongkai, Jiang Xiaoqian, et al. Data-driven hierarchical structure kernel for multiscale part-based object recognition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(4):1765-1778.
- [13] Piotr Dollar, C. Lawrence Zitnick. Structured forests for fast edge detection [C] // IEEE International Conference on Computer Vision, 2013:1841-1848.
- [14] Ma Lei, Jiang Bitao. Edge grouping with a novel shape model for object detection [C] // International Conference on Image and Graphics, 2013:186-191.
- [15] Ahsan Amin M, Mohamad Dzulkifli B. Features extraction for object detection based on interest point [J]. Telkomnika-Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2013, 11(5):2716-2722.
- [16] Kim Jungho, Choi Byeongho, Kweon In-So. Object detection using hierarchical graph-based segmentation [C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2013:1923-1926.
- [17] Smacki Lukasz. Latent lip print identification using fast normalized cross-correlation [C] // International Conference on Biometrics and Kansei Engineering, 2013:189-192.
- [18] Kokkinos Iasonas. Bounding part scores for rapid detection with deformable part models [C] // 12th European Conference on Computer Vision, 2012:41-50.

### 作者简介



**胡正平** 男,1970年生,四川仪陇县人,燕山大学通信电子工程系主任,教授,博士生导师,中国电子学会高级会员,中国图像图形学会高级会员。研究方向为模式识别。

E-mail:hzp@ysu.edu.cn



**董淑丽** 女,1987年生,河北沧县人,燕山大学信息科学与工程学院电子与通信工程专业硕士研究生,主要研究方向为目标检测。

E-mail:dongshuli0705@126.com



**赵淑欢** 女,1988年生,河北高碑店人,燕山大学信息科学与工程学院电子与通信工程系博士研究生,主要研究方向为稀疏表示分类。

E-mail:zhaoshuhan\_ysu@yeah.net