

移动摄像机环境下基于特征变换和 SVM 的分级行人检测算法

田 广,戚飞虎

(上海交通大学计算机科学与工程系,上海 200240)

摘 要: 本文提出了一种应用于单目移动摄像机的基于特征变换和支持向量机 (Support Vector Machine, 简称 SVM) 的 coarse-to-fine 行人检测方法. 首先,用查找表 (Look-Up Table, 简称 LUT) Gentle AdaBoost Cascade 训练一个粗级的行人检测器. 接着把粗级的行人检测器的每一段分别作为一个特征,并用能通过粗级行人检测器的正负样本来训练基于 SVM 的精密级行人检测器. 最后,采用基于颜色和空间信息的时序分析方法进一步提高行人检测率和降低误报率. 从实验结果可以看出我们算法的高效性.

关键词: 行人检测; 支持向量机 (SVM); Gentle Adaboost; 时序分析

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 05-1024-05

Feature Transformation and SVM Based Hierarchical Pedestrian Detection with a Monocular Moving Camera

TIAN Guang, QI Fei-hu

(Department of Computer Science and Technology, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: In this paper, we propose a coarse-to-fine pedestrian detection based on feature transformation and SVM with a monocular moving camera. In this method, a coarse pedestrian detector is learnt by Look-Up Table (LUT) Gentle AdaBoost cascade. Then each stage classifier in coarse detector is taken as a feature, and a fine pedestrian detector based on those features is learnt with SVM from those training data which pass through the coarse pedestrian detector. The detection results by this detector are refined by temporal analysis using the color and spatial information of each detection results to improved pedestrian detection rate and decrease the false alarm rate. Experimental results show our method high performance.

Key words: pedestrian detection; support vector machine (SVM); Gentle Adaboost; temporal analysis

1 引言

行人检测对计算机视觉领域的许多应用非常重要,例如视频监控,汽车驾驶员辅助系统,人体的运动捕捉系统^[2]等.尤其在汽车驾驶员辅助系统中,因连续两帧图像的背景是变化的,使得基于运动信息的行人检测方法在这种环境下检测性能很差.因而,应用于静止摄像机情况下的一些有效方法,如 Viola 和 Jones 提出的集成行人外貌和运动信息的行人检测方法^[3],在移动摄像机环境中误报率非常高.目前,移动摄像机环境中的行人检测方法主要采用行人的外貌信息在单帧图像上检测行人.然而,在单帧图像上检测行人存在着以下几个难点:(1)行人是铰链对象,具有各种各样的形状,不可能用单个模型描述所有可能的人体形状.(2)行人的服装有各种各样的颜色和式样(裙子,风衣,夹克等),从而使行人类的类内方差很高.所以基于颜色和精确轮廓边的检测技术很难正常工作^[4].(3)行人经常行走在杂乱的场景中,在这些场景里存在着许多外形非常象人的干扰物体,如树干,邮筒,路牌等.(4)有时行人在图像中的分辨率很低.(5)行人有可能在很短的一段时间内行走

姿势变化很大.(6)行人面对摄像机的角度在 $[0^\circ, 360^\circ]$ 范围内,造成行人的同一个姿式在图像中有不同的形状,如直立行人的前视图与侧视图就相差很大.(7)行人所处的自然场景的光照可能突然变化,如阴影和灯光.(8)行人检测系统应该达到实时性要求.

在传统的级联算法中(cascade),一个被检测对象在级联的某个段分类器的置信度信息在该对象进入下一级段分类器时被丢掉,且当前的段分类器在对被检测对象做判断时并不考虑它在前面那些段分类器的分类效果^[5,6].同时,级联的总检测性能通常要求非常准确.随着级联结构中段分类器数目的增多,将导致后续段分类器的学习难度加大^[7].并且,级联结构包含的段分类器数目越多,过拟合的风险越大,训练出的检测器的稳定性越差.所以我们开发了由一个粗级行人检测器和一个精密级行人检测器组成的行人检测器,称作粗到精(coarse-to-fine)行人检测器.粗级行人检测器通过 AdaBoost Cascade 从样本集中学习得到,所含的段分类器数目为传统方法的一半.精密级行人检测器将粗级行人检测器的段分类器作为其特征,通过 SVM 学习得到.本文提出的行人检测方法首先用粗级行人检测器在图

像中检测行人,得到高检出率和适度高的误报率的检测效果.然后,用精密级行人检测器去除粗级行人检测器的检测结果中的误报并保持检出率基本不变.通过这种方法,我们可以把粗级行人分类器的总检测性能适当降低,从而降低粗级行人检测器的学习难度,也能重新利用前面段分类器的历史信息.

2 分级行人检测方法

coarse-to-fine 行人检测器的结构如图 1 所示.在这个检测策略中,首先用基于 Adaboost Cascade 的行人检测器检测输入图像.粗级行人检测器的检出框触发基于 SVM 的精密级行人检测器来进一步判断这些检出框是否是行人.

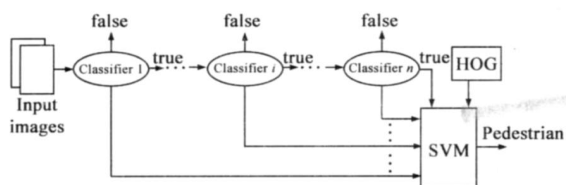


图 1 coarse-to-fine 行人检测器

2.1 粗级行人检测器

在粗级行人检测器中,采用类似文献[8]的 haar-like 特征集表示行人.同时,用 LUT Gentle Adaboost^[11]训练粗级行人检测器.这种学习方法比 Viola 和 Jones 在文献[3]使用的 Discrete Adaboost 更稳定并且对训练样本中的离异子(噪声样本)具有强的健壮性.在 LUT Gentle Adaboost 里,特征的响应值被分成 M 个不相交的区间(bin),根据样本集中样本在特征上的分布得到一个 $M=64$ 级的特征直方图.在我们的方法中,区间的宽度不相等.靠近 0 特征值的 bin 的宽度小(0.08),远离 0 值的地方区间宽度大(最宽 0.4).这样能很好地分离正负样本.然后,根据训练样本的权重来估计样本权重直方图,即弱分类器的输出.基于查找表的 Gentle Adaboost (LUT GAB) 算法的具体步骤如下:

(1) 给定训练样本集合 $S = \{ (x_i, y_i) \}, i = 1, \dots, N$, 弱分类器空间 F , 其中 $x_i \in X$, 为样本向量, $y_i = \pm 1$, 为类别标签, N 为样本总数.初始化样本概率分布, $D_1(i) = 1/N$.

(2) For $t = 1, \dots, T$:

(a) 计算样本概率分布:

$$D_t(i) = \frac{D_1(i)}{Z_t}, Z_t = \sum_{i=1}^N D_1(i), \quad i = 1, \dots, N \quad (1)$$

(b) 对 F 中的每个弱分类器 f 作如下操作:

(i) 对样本空间 X 进行划分,得到 $bin_1, bin_2, \dots, bin_M$

(ii) 在样本的概率分布 D_t 下,计算

$$P_w(y = l \mid x_i \in bin_m) = \frac{D_t(i)}{\sum_{i: x_i \in bin_m, y = l} D_t(i)}, \quad l = \pm 1, i = 1, \dots, N \quad (2)$$

(iii) 设置弱分类器在这个划分上的输出

$$f_t^{(m)}(x) = P_w(y = 1 \mid x \in bin_m) - P_w(y = -1 \mid x \in bin_m), \quad m = 1, \dots, M \quad (3)$$

(iv) 弱分类器的输出值

$$f_t(x) = \sum_{m=1}^M f_t^{(m)}(x) \cdot w_t^{(m)}(x), \quad i = 1, \dots, N \quad (4)$$

$$\text{其中, } w_t^{(m)}(x) = \begin{cases} 1, & x \in bin_m \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

(c) 在弱分类器空间 F 中选择一个 f_t , 使得 J_t 最小化

$$J_t(x_i) = \sum_{i=1}^N D_t(x_i) \cdot I[y_i \neq f_t(x_i)], \quad i = 1, \dots, N \quad (5)$$

$$\text{其中, } I[y_i \neq f_t(x_i)] = \begin{cases} 1, & y_i \neq f_t(x_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

(d) 更新训练样本概率分布

$$D_{t+1}(x_i) = D_t(x_i) \cdot \exp(-y_i \cdot f_t(x_i)), \quad i = 1, \dots, N \quad (6)$$

(3) 最终强分类器 F 为

$$F(x) = \text{sign} \left[\sum_{t=1}^T f_t(x) - b \right] \quad (7)$$

其中 b 为阈值,默认为 0. 类似的可以定义 F 的置信度

$$\text{Conf}_F(x) = \left| \sum_{t=1}^T f_t(x) - b \right| \quad (8)$$

所以这种弱分类器能给出一个被检测对象的置信度.图 2 用插图说明了基于 LUT Gentle Adaboost 弱分类器的定义.

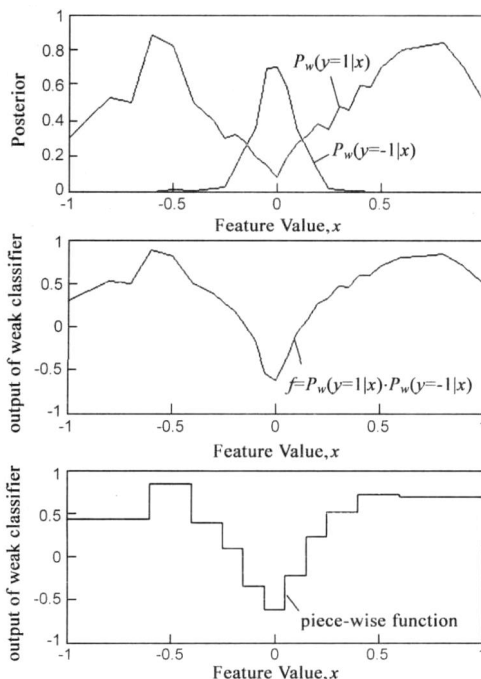


图 2 基于 LUT Gentle Adaboost 弱分类器的定义

2.2 基于特征变换和 SVM 的行人检测器

给定一个具有 N 段的基于 LUT Gentle Adaboost 级联分类器,该分类器中每一段的值表示如下:

$$F_i(x) = \sum_{t=1}^T f_t(x) \quad (9)$$

一个被检测对象在每个段分类器的值分别为 F_1, \dots, F_N . 每一个值都是一个评价该被测对象在级联分类器的对应段分类效果的置信度. 这些值为被测对象构成了一个 N 维的特征矢量, $V = (F_1, \dots, F_N)$. 我们用这个特征矢量以及梯度直方图 (histogram of gradient: HOG)^[13] 在精密级行人分类器中表示行人. 精密级行人检测器用 SVM 训练, 以检测能通过粗级行人检测器的候选行人检出框. 这些检出框用上面提到的特征矢量表示. SVM 是一个基于结构风险最小化准则的统计学习方法^[9], 已在许多对象检测领域取得了极好的效果, 如人的检测^[4, 10~13]等. SVM 能把线性不可分的低维特征空间通过核函数转换到高维线性可分的特征空间来解决非线性分类问题. 在我们的精密级行人检测器中, 采用一个基于高斯核的 SVM, 能达到一个比线性 SVM 更好的检测性能.

3 基于颜色和空间信息的时序分析

在 coarse-to-fine 检测器的检出框中, 存在着一些误报. 大多数误报在图像序列中只出现一次或者不连续地出现几次. 一个真实的行人图像连续地出现在图像序列中, 只是间断地丢失一帧. 因而, 我们设计一个基于颜色和空间信息的时序分析算法来去除 coarse-to-fine 行人检测器检测结果中的虚假检测, 增补 coarse-to-fine 行人检测器检测结果中偶尔的漏检. 同时采用颜色和空间信息对序列帧中的行人检出框进行匹配能防止时序分析算法产生错误匹配的几率, 防止其引入新的误检. 该算法首先在一个连续 3 帧的时间窗口中, 验证第 t 帧的第 i 个检出框在其他帧中出现的次数. 若出现的次数大于 2 次, 则这个行人检出框及在其他帧中对应的检出框被认为是真实的行人检出. 若存在漏检, 则根据前后帧中对应的检出框的几何中心、大小和颜色直方图的平均得到漏检的行人检出框. 若 t 帧一个检出框不满足上述条件, 则在 $t-2, t-1$ 帧已经处理了的行人检测结果中搜索是否有检出框与之匹配. 若能找到检出框与之匹配, 认为这个检出框是真实的行人检测, 否则, 认为其为误报. 检出框的表示为 $R_t(d) = \{d, s, Box\}$, d 是检出框的几何中心, Box 是检测窗口的最小尺寸, s_t 是在第 t 帧的这个检出框相对于最小检测窗口的尺度. 两个检出框之间的相似度用 $S(d_t^{(i)}, d_{t+1}^{(j)})$ 表示, 计算如下:

$$S(d_t^{(i)}, d_{t+1}^{(j)}) = \alpha_1 S_1(d_t^{(i)}, d_{t+1}^{(j)}) + \alpha_2 S_2(d_t^{(i)}, d_{t+1}^{(j)}) \quad (10)$$

在式(10)中, $S_1(d_t^{(i)}, d_{t+1}^{(j)})$ 是第 t 帧的第 i 个检出框 $R_t^i(d)$ 与第 $t+1$ 帧的第 j 个检出框 $R_{t+1}^j(d)$ 之间基于颜色的相似测度. $S_2(d_t^{(i)}, d_{t+1}^{(j)})$ 是基于空间信息的相似测度. α_1 和 α_2 是权重因子分别取 0.2 和 0.8, 并且 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1.0$.

3.1 基于颜色的相似测度

我们用 Hue-Saturation-Value (HSV) 颜色空间的颜色直方图表示检出框^[14, 15] 以便消除行人非刚体, 多视角和部分遮挡的影响. 这种方法受光照的影响较小. 整个直方图由 $N = N_h N_s + N_v$ 区间组成, N_h, N_s, N_v 都为 10. $b_t(u) = \{1, \dots, N\}$ 表示跟第 t 帧的像素点 (u) 的颜色矢量 $y_t(u)$ 相关联的直方图的区间. $R_t(d)$ 在第 t 帧的颜色直方图按下式计算,

$$p_t^{(n)}(d) = K_{u \in R_t(d)} w \left(\frac{|u - d|}{a} \right) \cdot (b_t(u) - n), \quad n = 1, \dots, N \quad (11)$$

其中 δ 是 Kronecker delta 函数, K 是归一化因子 $K =$

$$\frac{1}{w \left(\frac{|u - d|}{a} \right)} \quad \text{以确保} \quad \sum_{n=1}^N p_t^{(n)}(d) = 1, w \text{ 是一个权}$$

重函数, $a = \frac{1}{2} \sqrt{\text{height}^2 + \text{width}^2}$, height 是检出框的高, width 是检出框的宽. a 用来适应检出框的尺寸大小, 是一个跟最小检测窗口有关的尺度因子. w 用来增强颜色直方图的健壮性以减轻检出框的边缘像素属于背景或被遮挡的情况. 检出框中的像素离检出框的质心越远, 则分配给这个像素的权重越小, 权重的计算公式如下^[15].

$$w(r) = \begin{cases} 1 - r^2, & r < 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中 r 是该像素点到检出框质心的距离. 假如 $p_t(d1)$ 是 $R_t(d1)$ 的颜色直方图, $p_{t+1}(d2)$ 是 $R_{t+1}(d2)$ 的颜色直方图, 我们用 Bhattachary coefficient^[16] 来度量直方图 $p_t(d1)$ 和 $p_{t+1}(d2)$ 之间的相似性.

$$S_1(d1, d2) = \sum_{n=1}^N \sqrt{p_t^{(n)} p_{t+1}^{(n)}} \quad (13)$$

如果 $p_t(d1)$ 和 $p_{t+1}(d2)$ 分别是相同行人在帧 t 和 $t+1$ 的直方图, 那么相似测度 $S_1(p_t, p_{t+1})$ 总是接近 1. 相反, $S_1(p_t, p_{t+1})$ 非常小.

3.2 基于空间信息的相似测度

假如行人在帧 t 和 $t+1$ 的检出框分别为 $R_t^{(i)}(d1)$ 和 $R_{t+1}^{(j)}(d2)$. 我们能看到这两个检出框在图像坐标系上几乎完全覆盖, 也就是说这两个检出框的几何中心距离 $|d1 - d2|$ 很小并且这两个检出框的大小几乎相等. 原因是行人的运动是连续的并且连续两帧的时间间隔很小, 对 PAL 制式而言为 $1/25s$, 所以行人在连续两帧中的位移很小并且形变很小. 通过上述分析, 我们能用高斯分布来表示两个检出框之间的相似性, 表示如下.

$$S_2(d1, d2) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(x_{d1} - x_{d2})^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y_{d1} - y_{d2})^2}{\sigma_y^2} + \frac{(H_{d1} - H_{d2})^2}{\sigma_H^2} + \frac{(W_{d1} - W_{d2})^2}{\sigma_W^2} \right] \right\} \quad (14)$$

其中 $d1 \triangleq (x_{d1}, y_{d1})$, $d2 \triangleq (x_{d2}, y_{d2})$, H 是 $R(d)$ 的高度, W 是 $R(d)$ 的宽度, γ 是一个用来调节检出框位置和小重要性的常数因子, 取值为 0.4, $x_s = 6$, $y_s = 6$, $H = 8$, $w = 8$.

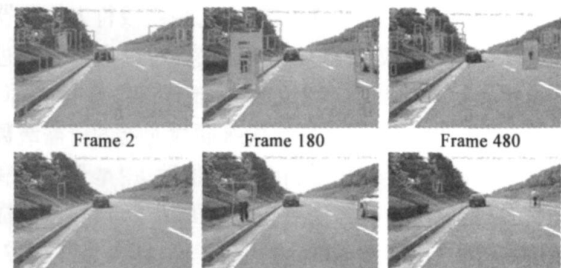
4 实验结果

训练粗级行人检测器的正样本集有 2,700 个人的样本, 其中的 925 来自 MIT 行人数据库^[4], 其余的来自 INRIA 实验室^[13]. 在这些正样本中, 行人穿着不同颜色, 式样和花纹的服装, 有着不同的动作, 面对摄像机的角度变化很大, 且在不同的光照条件和季节拍摄的. 我们的负样本集来自 INRIA 实验室^[13], 有 4,000 张负样本图像, 图像中没有一个人. 这些图像是自然场景图像. 训练样本的尺寸为 20×40 . 粗级行人检测器用基于 LUT 的 Gentle Adaboost 和级联风险函数^[7]来训练, 共训练 18 层, 总的检出率为 81.4%, 总的虚警率为 1.88×10^{-4} .

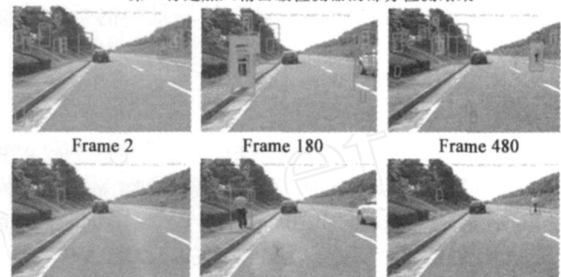
我们用 bootstrapping 方法训练基于 SVM 的精密级行人检测器. 第一次训练精密级行人检测器时用能通过粗级行人监测器的 2526 正样本和 2700 负样本. 之后, 每训练一次精密级行人检测器, 就从没有行人的图像中穷举地搜索 1200 个被精密级行人检测器错误分类的负样本加入到当前的负样本集中. 这个增强的训练集又被用来训练精密级行人检测器. 训练过程循环下去, 直到精密级行人检测器达到事先设定的检测性能指标. 精密级行人检测器采用基于 RBF kernel 的 LibSVM 2.8^[17]来训练.

这个算法用 C++ 实现, 在 P4 3.0G CPU, 1G RAM 和 80G 7200rpm Hard Disk 的计算机上被测试. 所用测试集有 14 个图像序列以及 INRIA 实验室的 CAVIAR 的行人数据, 11 个序列的背景是城市中的小街道, 背景非常杂乱, 其余的 2 个序列的背景是野外高速公路, 这 13 个序列由日本的 OMRON 公司提供, 最后 1 个序列的背景是我们的校园, 总共 18026 张图像. 从图 3 可见, 精密级行人检测器能排除掉粗级检测器结果中至少 90% 的误报, 并且检出率仅下降 1.5%. 而且, 检测时间为 1ms/frame, 相对于粗级行人检测器 (60ms/frame) 而言几乎可以忽略不计. 这主要是因为精密级行人检测器仅对粗级行人检测器的结果进行检测, 而粗级行人检测器在每帧图像上产生的检出框不会超过 200 个, 并且每个检出框在精密级行人检测器的特征值在粗级行人检测器检测该框时就计算好了. 图 4 展示了本文所提算法在自然场景和街道场景中的部分行人检测结果. 图 5 展示了 Viola and Jones 的 44 级静止行人检测器^[18], 44 级粗级行人检测器, coarse-to-fine 行人检测器, 和 coarse-to-fine 行人检测器加上时序分析后的 ROC 曲线. Viola 和 Jones 的静止行人检测器用 discrete Adaboost 来训练, 采用跟文献 [8] 中一样的类 Haar 特征集. 这种监测器的检出率在相

同的虚警率下比我们的基于 LUT 的 Gentle Adaboost 粗级行人检测器低 1~3%, 但比我们的 coarse-to-fine 行人检测器要低 6~8%. 从图 5, 还能看到加上时序分析的 coarse-to-fine 行人检测器的检出率在相同虚警率下比 coarse-to-fine 行人检测器高出 1~2%.



(a) 第一行是由 14 段的粗级检测器检测的部分结果, 第二行是加入精密级检测器的部分检测结果



(b) 第一行是由 15 段的粗级检测器检测的部分结果, 第二行是加入精密级检测器的部分检测结果

图 3 我们算法在自然场景下的一些测试结果

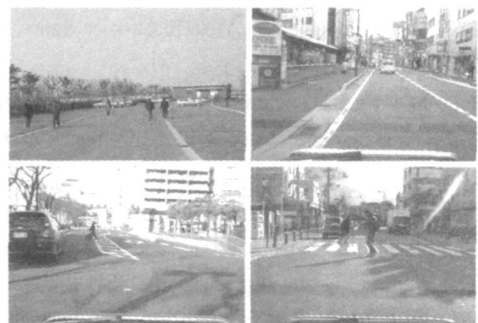


图 4 我们算法在自然场景下的一些测试结果

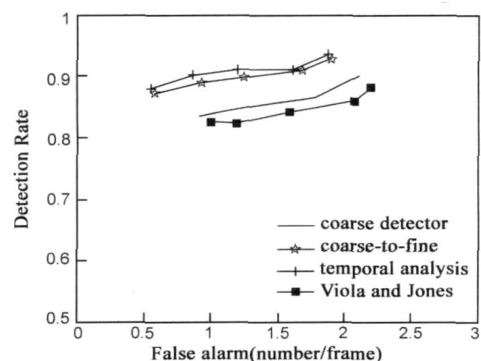


图 5 文中所提算法对我们测试集的 ROC 曲线

5 结束语

本文提出了一种应用在移动摄像机环境中检测自

然场景中行人的 coarse-to-fine 行人检测方法. 该方法的粗级行人检测器由基于 LUT 的 Gentle Adaboost 和级联风险函数自动训练, 能够限制 overfitting 现象, 并且在数值计算上比较稳定. 粗级行人检测器的检出框在每个段检测器上的置信度被结合成表示该检出框的特征矢量, 以便使用精密级行人检测器再次判决. 精密级行人检测器用基于 RBF 核函数的 SVMlib 来训练. 通过这个提炼过程, 由粗级行人检测器产生的绝大部分误报被排除掉. 在相同检测性能下, 本文所需的级联检测器的所需级数大大降低, 减少了学习时间和难度. 最后, 用基于颜色和空间信息的时序分析算法对提炼后的结果进行处理, 能有效地提高检出率和降低虚警率. 我们行人检测方法对一些杂乱的场景图像中的行人检测的实验结果表明这种算法在移动摄像机环境下对自然场景中的行人检测非常有效.

参考文献:

- [1] C Demirkir, B Sankur. Face detection using look-up table based gentle adaBoost[A]. Lecture Notes in Computer Science 3546: Audio and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA2005) [C]. Berlin: Springer-Verlag, 2005. 339 - 345.
- [2] 杜友田, 陈峰, 等. 基于视觉的人的运动识别综述[J]. 电子学报, 2007, 35(1): 84 - 90.
Du You Tian, Chen Feng, et al. A survey on the vision-based human motion recognition[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(1): 84 - 90. (in Chinese)
- [3] P Viola, M J Jones, D Snow. Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance[J]. Int J Comput Vision, 2005, 63(2): 153 - 161.
- [4] A Mohan, C Papageorgiou, T Poggio. Example-based object detection in images by components[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(4): 349 - 361.
- [5] L Bourdev, J Brandt. Robust object detection via soft cascade [A]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2005) [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2005. 236 - 243.
- [6] C HUANG, H Z AI, B WU, S H LAO. Boosting nested cascade detector for multi-view face detection [A]. IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2004) [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2004. 23 - 26.
- [7] J Sun, J M Rehg, A Bobick. Automatic cascade training with perturbation bias [A]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2004) [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2004. 276 - 283.
- [8] R Lienhart, J Maydt. An extended set of Haarlike features for rapid object detection [A]. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2002) [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2002. 900 - 903.
- [9] V N Vapnik. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer, 1995.
- [10] M Oren, C Papageorgiou, P Sinha, E Osuna, T Poggio. Pedestrian detection using wavelet templates [A]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR97) [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 1997. 193 - 199.
- [11] C Papageorgiou, M Oren, T Poggio. A general framework for object detection [A]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV98) [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 1998. 687 - 691.
- [12] C Papageorgiou, T Poggio. A trainable system for object detection [J]. Int J Computer Vision, 2000, 38(1): 15 - 33.
- [13] N Dalal, B Triggs. Histograms of oriented gradients for human detection [A]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2005) [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2005. 886 - 893.
- [14] P Perez, C Hue, J Vermaak, M Gangnet. Color-based probabilistic tracking [A]. Lecture Notes in Computer Science 2350: European Conference on Computer Vision (ECCV 2002) [C]. Berlin: Springer-Verlag, 2002. 661 - 675.
- [15] K Nummiaro, K M Esther, L V Gool. An adaptive color-based particle filter [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21: 99 - 110.
- [16] N A Thacker, F J Aherne, P I Rockett. The Bhattacharyya metric as an absolute similarity measure for frequency coded data [J]. Kybernetika, 1997, 34(4): 363 - 368.
- [17] C C Chang, C J Lin. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines [R]. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>. 2001.
- [18] P Viola, M J Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple feature [A]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2001) [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2001. 551 - 518.

作者简介:



田 广 男, 1970 年生于湖南古丈, 上海交通大学计算机科学与工程系博士. 主要研究方向为图像处理、视频处理和计算机视觉. 已在国内外学术期刊和学术会议上发表学术论文十余篇, 其中 3 篇被 SCI 检索, 5 篇被 EI 检索.
E-mail: tianguang @sjtu.org



戚飞虎 男, 1938 年生于上海, 上海交通大学计算机科学与工程系教授, 博士生导师. 主要研究方向包括: 图像处理与计算机视觉、人工神经网络与软计算、视频压缩与多媒体技术、视频处理和计算机视觉. 已在国内外学术期刊和学术会议上发表学术论文二百余篇, 其中 80 余篇被 SCI 检索. E-mail: fhqi @sjtu.edu.cn