



视频监控行人流量统计系统的设计

殷 涛, 崔佳冬

(杭州电子科技大学 新型电子器件与用研究所, 浙江 杭州 310018)

摘 要 针对当前行人统计方式落后、非实时性、统计数据滞后等问题, 文中提出采用智能视频监控、图像识别的方式实时统计行人流量。系统根据积分通道思想统计行人目标特征, 通过 Adaboost 算法训练分类器对图像帧中的行人目标进行定位、识别。文中在已识别目标的基础上采用 CPU 多任务模型改进核相关滤波算法对目标进行实时跟踪、统计得到行人流量。测试结果表明, 系统能实时识别、跟踪、统计行人目标, 整体功能稳定, 平均识别率为 93%, 改进多任务模型使得跟踪速率提高约 20%。

关键词 人流量统计; 实时监控; 积分通道特征; 核相关滤波; 多任务跟踪; Adaboost 算法

中图分类号 TP311 **文献标识码** A **文章编号** 1007-7820(2019)12-048-05

doi:10.16180/j.cnki.issn1007-7820.2019.12.010

Design of Pedestrian Flow Statistics System on Video Monitoring

YIN Tao, CUI Jiadong

(Institute of Electron Devices & Application, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310000, China)

Abstract Aiming at the problems of backward pedestrian statistics, non-real-time and backward statistical data, intelligent video surveillance and image recognition were proposed for real-time pedestrian traffic statistics. The system calculated the pedestrian target characteristics according to the integral channel idea, and used the Adaboost algorithm to train the classifier to locate and identify the pedestrian target in the image frame. Based on the identified targets, the CPU multi-task model was used to improve the kernel correlation filtering algorithm to track the target in real time and obtain the pedestrian traffic. The test results showed that the system can recognize, track and count pedestrian targets in real time. The average recognition rate was 93%, and the improved multi-task model increased the tracking rate by about 20%.

Keywords pedestrian flow statistics; real-time monitoring; integral channel features; kernel correlation filtering; multi-task tracking; Adaboost algorithm

随着城市化规模的扩大, 人口基数的膨胀给城市发展带来了巨大的商机, 也为行人监控和城市安防带来了巨大的挑战。早在 20 世纪 70 年代, 视觉监控就在美国、日本和欧洲地区陆续实施。2003 年, ARDA (Advanced Research and Development Activity) 机构开展了 VACE (Video Analysis Content Extraction) 研究计划, 开始通过行人目标的检测、识别和跟踪达到理解目标行为的目的^[1]。国内研究相对较晚, 传统的行人流量

统计、人力统计具有数据非实时性、设备统计存在区域局限性等问题, 无法克服环境多变造成的影响。新型人流量监控系统能够应对复杂的检测环境, 由于其算法具有不断学习与修正性能, 识别率和统计成功率可得到持续提升^[2-3]。

利用视频图像处理来跟踪和统计行人流量, 需要考虑行人目标姿态变化、路径方向随意性、复杂变化的干扰信息, 以及庞大的图像数据等因素, 这些因素将决定视频监控过程中图像处理的复杂度、准确度和实时性^[4]。

1 系统架构

本文提出的系统由 4 大模块组成, 图 1 是系统的总体框架图。实验通过 Open CV 函数库^[5]初始化视频采集驱动启动图像采集得到 RGB (Red, Green, Blue) 图像数据。对图像进行处理以消除图像上较大的噪声, 同时对每一帧图像大小进行校正, 保持图像处理的纵横比。行人识别模块通过计算图像通道特征并

收稿日期: 2018-12-16

基金项目: 国家自然科学基金国际(地区)合作与交流资助项目 (61411136003)

National Natural Science Foundation International (Regional) Cooperation and Exchange Funding Project (61411136003)

作者简介: 殷涛 (1994-), 男, 硕士研究生。研究方向: 数字图像处理。崔佳冬 (1974-), 男, 副教授。研究方向: 嵌入式系统及物联网应用

结合分类器对视频图像帧中的行人进行识别,并将数据交由跟踪模块进行跟踪。为防止行人跟踪消失,程序为检测到的每一个行人数据都分配一个跟踪器,并启动一个独立的跟踪任务,在行人越界或者永久消失时销毁对应的跟踪器和任务。最后通过计算跟踪信息对行人流量进行统计。

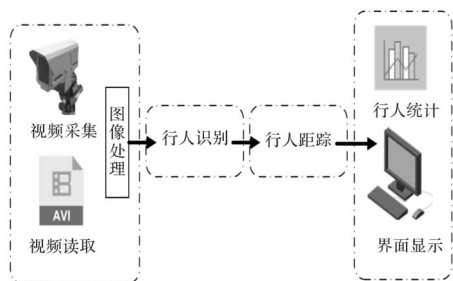


图1 系统总体框架图

Figure 1. System overall framework

2 系统设计与实现

2.1 行人目标检测

学习算法以及特征描述算子是当前目标检测算法的两大制约因素^[6]。对于行人的检测,Open CV3.0 内置的方向梯度直方图(Histogram of Gradient, HOG)结合支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器以及其它基于 HOG 的相关算法,通过大量复杂运算,得出图像在局部区域的梯度方向直方图,最终构成目标特征。算法首先需将输入的图像数据进行多次缩放处理,然后利用滑动窗口,从缩放的各个尺度上对图像进行多次特征提取。该方法在一定情况下避免了几何和光学形变对图像带来的干扰^[7-9]。

2.1.1 多通道融合

积分通道特征则是从特征描述的方向去探讨,通过对输入的图像 x 做各种线性以及非线性变换,最终得到输入图像的输出响应^[10]。

在行人检测方面,积分通道特征经证实比 HOG 等特征具有更好的性能,相对于单一特征的 HOG,积分通道特征集成了多种特征信息,具有 4 大优点:(1)集成了图像多种的特征信息;(2)对于通道的计算只需要很少的参数设置;(3)在目标探测的过程中,对空间的定位精确;(4)结合级联分类器,协同工作时速度更快,积分通道特征拥有更快的检测能力^[11]。

实验中选择三种类型的通道特征进行融合:梯度直方图、LUV 色彩空间和梯度幅值,然后使用自适应增强(Adaboost)迭代算法和级联分类器进行目标识别。

2.1.2 Adaboost 与分类器

Adaboost 算法的目的在于,使用同一个训练集去训练多个不同的弱分类器 $h_i(x)$,然后线性累加所有的弱分类器,最终形成一个强分类器 $H(x)$

$$H(x) = \sum_{i=1}^T a_i h_i(x) \quad (1)$$

其中, a_i 是弱分类器的权重。算法分为 3 步:

(1)选择弱分类器。弱分类器是一种简单粗略分类器,由于依据单一,因此在分类性能上只要准确度达到 50% 以上即可。其中,阈值分类器是最常见的弱分类器

$$h(f(x), p, \theta) = \begin{cases} 1, pf(x) \leq p\theta \\ -1, pf(x) > p\theta \end{cases} \quad (2)$$

其中, x 是滑动检测窗口; p 取 ± 1 表示不等式的方向; θ 是阈值,对所有样本特征进行统计后得到,是分类器的依据; $f(x)$ 是特征值,最后分类器输出 1 或者 -1 表示分类目标是否存在。选择一个弱分类器的关键在于如何确定其特征值和阈值。

(2)弱分类器组合成强分类器。设定训练数据 (x_n, y_n) , 初始化样本权重为

$$\omega_{1,f} = \begin{cases} \frac{1}{2q}, y_i = 1 \\ \frac{1}{2m}, y_i = -1 \end{cases} \quad (3)$$

其中, q 和 m 分别为正负样本; $n = m + q$; 设最大迭代次数为 T ; 对于每一个弱分类器 h , 带入误差和公式, 选出误差之和最小的弱分类器 ε_i , 令弱分类器的权重 a_i 为

$$a_i = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - \varepsilon_i}{\varepsilon_i} \right) \quad (4)$$

更新权重,最后将若干个迭代出来的弱分类器组合在一起就得到一个强分类器

$$H(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^T a_i h_i(x) \right) \quad (5)$$

(3)强分类器级联。级联分类器首先会对目标进行有序的逐级检测,只有通过上一级的检测,才会触发下一级的检测过程^[12]。图 2 为级联分类器检测过程,只有通过所有检测器的待选样本才会被认定为目标,否则认定为非目标,利用强分类器级联的方式,可以大幅提高分类器的分类效果和检测速率。

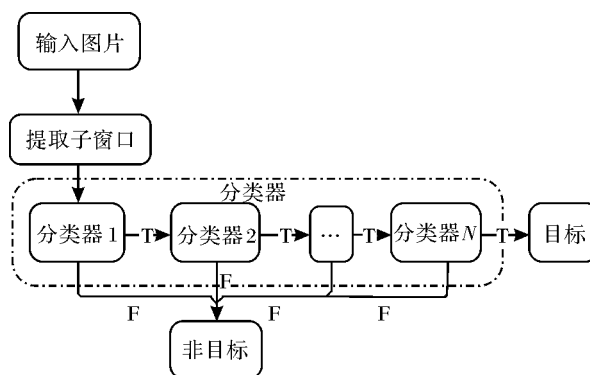


图2 级联分类器检测过程

Figure 2. Process of cascade classifier detection

2.2 多目标多任务跟踪

2.2.1 核相关滤波算法

核相关滤波算法(Kernel Correlation Filter, KCF)

于2014年由Joao F Henriques等人提出,在算法速度和跟踪精度上都有大幅度提升^[13]。

KCF算法能够实现输入目标 x 的高速跟踪,在目标的跟踪过程中使用循环矩阵训练目标检测器,样本集 (x_i, y_i) 的训练实际是脊回归问题或者叫做正则化最小二乘问题^[14]。

$$\min_{\omega} \sum_i (f(x_i) - y)^2 + \lambda \|\omega\|^2 \quad (6)$$

其中, λ 用于控制系统的结构复杂性。训练的目的是为了寻找一组权值 w

$$\omega = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y \quad (7)$$

其中, X 和 y 是对应的样本和类别。将式(7)转化到傅里叶域内计算得到

$$\omega = (X^H X + \lambda)^{-1} X^H y \quad (8)$$

使用目标检测器根据训练样本来检测图像下一帧预测的位置是否存在目标得到检测结果,然后利用检测结果更新检测器得到新的目标检测器。KCF中训练样本是通过目标循环移位得到,如图3所示。

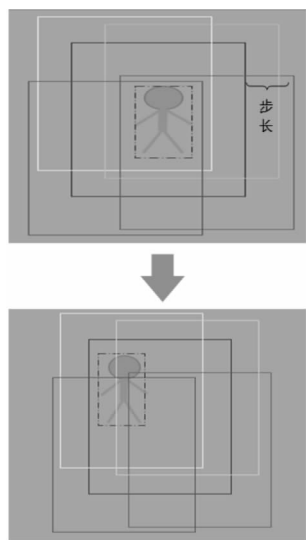


图3 KCF 循环矩阵图

Figure 3. KCF cyclic matrix diagram

循环矩阵能够在傅里叶空间使用离散傅里叶变化进行对角化,根据循环矩阵求逆性质

$$X^{-1} = F \cdot \text{diag}(\hat{x}) = C(f^{-1} \text{diag}(\hat{x})^{-1}) \quad (9)$$

可以把矩阵求逆转化为特征值求逆,其中 F 为离散傅里叶矩阵。同时,使用傅里叶对角化简化脊回归

$$\hat{\omega} = \frac{\hat{x} \odot \hat{y}}{\hat{x}^* \odot \hat{x} + \lambda} \quad (10)$$

矩阵运算和求逆运算可由向量的点积运算代替,这样可以显著提高运算速度^[15]。核空间的脊回归将非线性向量映射到新空间中线性可分,在新的空间则可使用脊回归寻找分类检测器^[16]。

2.2.2 多任务的实现

本文使用的跟踪算法基于KCF算法,并在其基础上添加多尺度变换。利用CPU的多任务模型改进跟踪

算法,使跟踪任务独立化进行,最后统一处理跟踪结果。如图4所示,为单线程与多线程模型对比图。在单线程模型中,任务依次执行,但由于CPU处理的速度足够快,因此最终的效果跟主线程将跟踪任务分发给各个线程执行的效果一致。但从处理时间和效率上分析,多任务并行执行,合理使用CPU资源,在该实验中,尤其在跟踪任务较多时,明显降低了处理时间。由于主线程需要汇总子线程的数据,因此多任务执行时需阻塞主线程,直到所有任务执行完毕后,唤醒主线程统计数据。

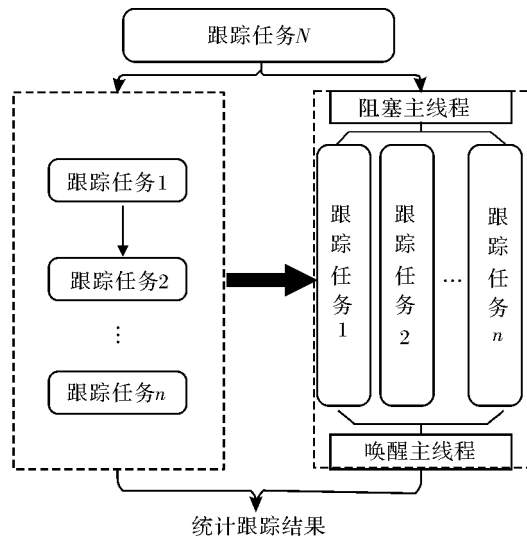


图4 多任务跟踪模型

Figure 4. Multitask tracking model

2.3 双向行人统计与显示

实验为每一个检测到的行人数据都分配了一个跟踪器,用于实时跟踪,以一个数据结构——集合(图5)保存跟踪信息,每个目标从出现到最后离开检测区域,每一帧对应的相对位置信息都被记录到与之对应的集合之中。

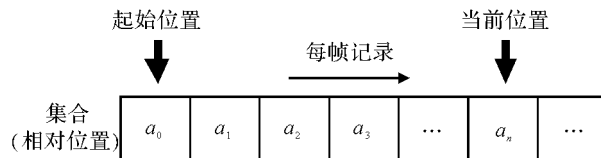


图5 行人位置信息存储

Figure 5. Pedestrian location information storage

目标出现的起始位置决定行人的方向,每一帧图像数据处理完毕之后,对集合中的行人位置信息进行处理:首先设定行人计数的分界线为检测区域的中心;然后分别根据集合的首元素和末元素,确定目标的方向和当前位置;最后根据位置差与中心线的距离决定是否进行行人计数。

3 测试分析

3.1 人体识别

使用积分通道特征思想,实验分别将LUV(颜色空间)的3个通道、1个梯度幅值和6个梯度方向共10个通道特征相融合。除融合10个通道特征之外,实验

中还使用到分类器。分类判别时使用一个两层的决策树,每个决策树由3个树桩分类器组成。最后通过权重的线性组合将3个树桩分类器组成一个强分类器,通过离散 Adaboost 算法学习到决策树以及权重。选择2 048个弱分类器,通过训练得到强分类器进行行人检测,检测结果如图6所示。在行人局部遮挡情况下能够正确使用矩形框绘制出目标区域。



图6 行人检测结果

Figure 6. Results of pedestrian detection

实验测试了不同通道下对不同行人目标数量识别的准确度。对比 HOG 单通道与实验通过积分通道特征结合分类器检测到的行人数据的结果(图7),单通道行人目标检测的成功率略低于多通道检测的结果,且随着检测的目标增多,多通道能持续保持较高的性能,而单通道由于特征点的局限与不适应性,检测正确率逐渐变小。

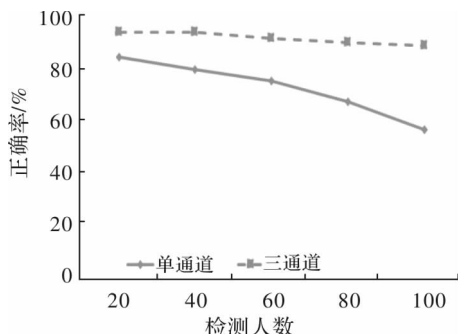


图7 通道检测对比图

Figure 7. Diagram of channel detection contrast

3.2 行人跟踪

回归训练目标检测器,持续跟踪检测目标;然后使用训练的目标检测器去检测视频的下一帧预测的位置是否存在目标得到检测结果;最后将检测结果更新至训练集得到新的目标检测器。检测器训练过程中,越靠近目标区域正样本的可能性越大,所以一般选取目标区域为训练的正样本。由于实验中同时存在多目标需要跟踪,为提升跟踪速率,本文提出采用多任务机制改进跟踪模型。实验对比单任务模型跟踪与多任务模型跟踪效率(图8)可以得出,对于少量目标的跟踪,单任务模型消耗的时间低于多任务模型,但对于多目标跟踪效率看,多任务模型的耗时明显低于单任务模型。

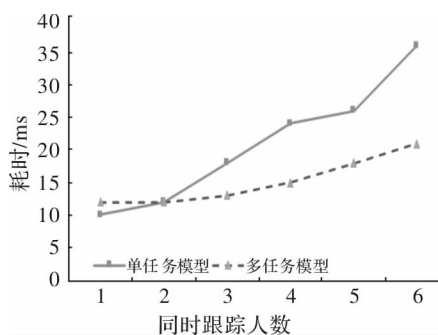


图8 单/多任务跟踪耗时比较

Figure 8. Time-consuming comparison of single/multi-task tracking

为呈现检测和跟踪效果,跟踪时使用矩形框实时绘制检测区域,检测和跟踪效果如图9所示。



图9 行人跟踪结果

Figure 9. Results of pedestrian tracking

图中绘制的小圆是行人跟踪的结果,行人由两个方向进入检测区域。

3.3 统计分析

双向人流通过检测区域并分别对行人进行统计。图10截取视频中的某帧数据,经画面和控制台输出统计的双向人数。



图10 人流量统计效果

Figure 10. Statistical effect of pedestrian flow

为减少摄像头视觉盲点,实验时摄像头距水平斜45°朝下放置。在检测区域的中央绘制了一条分割线,经过分割线则计数加1。根据KCF跟踪的结果,从目标出现开始跟踪到目标经过中心区域的每一帧都会计算目标的当前位置与起始位置的距离。当距离大于

边界到图像区域中心区域的距离时,计数完成并停止对当前目标的位置统计,直到目标运动出边界消除跟踪回收资源。最后分别在不同性能的机器上测试得到表1中的性能数据。

表1 处理性能
Table1. Processing performance

处理器 CPU	GPU	帧耗时/ms	测试人数	检测人数	正确率
Intel i5 - 7500 (台式机)	GT730	24	76	69	90.7%
Intel i5 - 3500 (笔记本)	GT630	36	45	43	95.6%

在常规处理器下,若平均每帧耗时约为 30 ms,且行人检测成功率维持在 93% 左右,实现了实时监控统计的目的。

4 结束语

本文设计并实现了实时视频下行人流量的检测、跟踪和双向统计。系统采用积分通道思想结合强、弱分类器完成了对行人的检测,其重点在使用分类器的经典算法而非通过复杂的运算提取行人的特征。采用多任务模型改进 KCF 算法,利用循环矩阵训练目标跟踪器,实现实时行人跟踪,提高系统的效率。与其他提取运动目标跟踪方法不同的是,系统通过通道特征识别行人目标,通过目标循环移位回归训练目标跟踪器实现跟踪,真正实现了行人目标的识别以及目标的跟踪。最后将跟踪的结果进行双向统计,得到行人的流量数据,形成一套完整的行人流量统计系统,具有一定的实际应用价值。

参考文献

- [1] 王瑞. 基于机器视觉的人流量双向统计技术研究[D]. 西安:西北大学,2013.
Wang Rui. Research on two-way statistical technology of human flow based on machine vision[D]. Xi'an: Northwest University, 2013.
- [2] 屈鉴铭. 智能视频监控中的运动目标检测与跟踪技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2015.
Qu Jianming. Research on moving object detection and tracking technology in intelligent video surveillance[D]. Xi'an: Xidian University, 2015.
- [3] 白平平. 智能视频监控中行人的检测与跟踪方法研究[D]. 北京:北京交通大学,2017.
Bai Pingping. Pedestrian detection and tracking in intelligent video surveillance [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017.
- [4] 闫婷. 基于图像处理的公交乘客流量统计系统的研究[D]. 呼和浩特:内蒙古大学,2016.
Yan Ting. Research on bus passenger flow statistics system based on image processing[D]. Hohhot: Inner Mongolia University, 2016.
- [5] 毛星云. Open CV3 编程入门[M]. 北京:电子工业出版社,2015.

- Mao Xingyun. Introduction to Open CV3 programming[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2015.
- [6] 马纯. 动态背景下的行人检测与跟踪研究[D]. 南京:南京邮电大学,2016.
Ma Chun. Pedestrian detection and tracking under dynamic background[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2016.
- [7] Zini L, Noceti N, Odone F. Precise people counting in real time[C]. Melbourne: IEEE International Conference on Image Processing, IEEE, 2014.
- [8] 程栗. 基于视频监控的人流量统计系统研究[D]. 绵阳:西南科技大学,2015.
Cheng Li. Research on video-based traffic statistics system [D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2015.
- [9] 查宇锋. 基于 HOG 和 SVM 的公交客流量统计技术研究[D]. 合肥:安徽大学,2015.
Zha Yufeng. Research on statistical technology of bus passenger flow based on HOG and SVM[D]. Hehui: Anhui University, 2015.
- [10] Dollár P, Wojek C, Schiele B, et al. Pedestrian detection: an evaluation of the state of the art[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(4): 743-761.
- [11] 王盼盼, 李玉惠. 基于特征融合和 L-M 算法的车辆重识别方法[J]. 电子科技, 2018, 31(4): 12-15.
Wang Panpan, Li Yuhui. Vehicle recognition method based on feature fusion and L-M algorithm[J]. Electronic Science and Technology, 2018, 31(4): 12-15.
- [12] 彭志勇. 智能视频监控系统中的行人重识别方法研究[D]. 济南:山东大学,2016.
Peng Zhiyong. Pedestrian recognition in intelligent video surveillance system[D]. Jinan: Shandong University, 2016.
- [13] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583-596.
- [14] 张英. 基于视频的实时人数统计关键技术的研究[D]. 杭州:杭州电子科技大学,2014.
Zhang Ying. Research on key technologies of video-based real-time number statistics[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2014.
- [15] 程伟. 智能视频监控系统中运动目标检测与跟踪的研究与实现[D]. 镇江:江苏科技大学,2016.
Cheng Wei. Research and implementation of moving object detection and tracking in intelligent video surveillance system [D]. Zhengjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2016.
- [16] 聂义. 智能视频监控中单目标运动的检测与跟踪算法研究[D]. 长沙:湖南师范大学,2016.
Nie Yi. Research on single target motion detection and tracking algorithm in intelligent video surveillance[D]. Changsha: Hunan Normal University, 2016.