

2019 年第九届“华为杯”中国大学生智能 设计竞赛参赛作品报告

作品名称: 智能人流量监管云平台

参赛学校: 江苏科技大学张家港校区

学院/系: 电气与信息工程学院

指导教师: 卢冶

组 长: 江芳

组 员: 刘小强

通信地址: 江苏省苏州市张家港市杨舍镇江苏科技大学

电 话: 18862625207

电子邮箱: 1648770299@qq.com

提交日期: 2019 年 5 月 11 日

一. 摘要

人流量的检测与分析一直以来都是一个热门的研究方向。随着机器视觉技术的快速发展,有关视频中人流量的检测分析在监控领域迅速兴起。于此同时,随着城市进程的不断加快,人员大规模聚集的情况也越来越常见。一方面,人流量的数据对城市建设、交通规划、管理资源分配、政策制定有十分重要的作用,另一方面,人流量异常爆发的地点存在着极大的安全隐患。因此,不仅要利用对人流量的检测分析为社会生产生活中的管理和决策服务,还要有效地降低人群密集时发生危险的可能性。

本项目设计实现了可以进行人流量实时检测的平台。平台前端使用 Amaze Ui 框架及 Echarts 等前端开发技术,后端为 Java EE 的核心开发框架 SSM 技术。平台的边缘端程序和云监管平台程序支持独立部署的不同服务器,满足边缘端计算云边协同架构的实际需求。

密集人群的人流量检测算法采用二级结构来实现。通过提取人头 Haar 特征,训练级联分类的 Adaboost 检测器对视频中的人头进行粗定位,再利用 CNN 卷积神经网络对粗定位的人头区域进行二次的识别和筛选,降低了系统人头的误检率。不同于传统的基于人体几何特征进行人流量检测的算法,实验结果表明,该方法在实际密集人群监控场景下也可以取得较好的效果。

人流量检测系统提供了可以进行指定地点、时间段的人流量查询功能、人流量异常时预警功能、智能推荐安保人员功能、人流量预测功能。通过 Echarts 在 web 端实时展示人流量的数据,利用 LSTM 长短期记忆神经网络实现人流量的预测、使用基于 SPFA+EK 的网络流模型实现了安保人员的派遣,搭建了一个功能较完整的人流量检测及应用的平台。

二. 作品介绍

2.1 特色描述

(1) 实现双服务器部署

为了满足平台边缘计算云边协同的实际需求,需要实现边缘端程序和云监管

平台两个程序支持独立部署的服务器。

(2) 实现多地点检测

公共地点人流量监管平台能够正确识别 3 个以上人群密集边缘区域的地点信息和人流量，并能对人流量信息进行相应的排序，重点突出容易发生人流量异常的地点和时间段。

(3) 实现数据云端存储

用户可以在人流量监管平台查询到异常的人流量视频，大量的视频数据需要保存到 OSS 云端进行存储。

(4) 实现密集人群检测

本系统研究的一大目标就是通过级联分类器和 CNN 卷积神经网络实现密集情况下的人流量检测，使公共地点人流量的检测分析同样能够适用于人群密集的情况。

(5) 实现人流量预测

为了使人流量的相关数据发挥最大的作用，项目能对已有的人流量数据进行统计分析，并预测出可能会出现人流量异常的地点和时间段。

(6) 实现安保人员智能推荐

当人流量发生异常时，平台智能给出最优的推荐方案，使人流量异常的险情及时得到处理。

2.2 作品背景

随着科学技术的不断发展，关于人流量的统计分析和决策也逐渐成为一个热点的研究方向。对于城市不同区域如车站、政府部门、学校、大型商场等公共场所的人流量实时统计是管理过程中必不可少的数据，也是城市智能信息化管理建设的重要组成部分。物联网技术的发展，智慧城市、智慧交通等现代化城市治理政策的提出，为密集人群的流量检测和管理提出了新的方案。通过对于人流量的统计分析能够客观反映出某场所的人员流动情况，为城市建设、交通规划、管理资源分配、政策制定等提供合理化的理论支持，具有一定的商业价值和应用前景。

2.3 应用市场分析

基于视频的人流量检测技术预计将在预测期内主导人流量检测系统市场。基于视频的人流量检测技术能够在高客流下提供高准确性的人流量检测，能够检测人或者购物者的移动方向，同时不会受光线、高温、阴影等环境变化影响，并且可以很容易地区分人和物体，并能进行长时间、大范围的持续追踪。

由于零售业的持续发展，正变的越来越复杂，零售商店、超市和大型购物中心应用领域预计将在预测期内引领人流量检测市场。人流量检测通过提供进入商店的人数、路过商店的人数、逗留时间和光顾频率等信息，帮助提高商店的运营。铁路、公交等大型公共交通设施管理部门可以通过人流量检测技术，实时掌握各线路、各站点的人流量数据，并对车辆进行合理的调度，最大化的利用资源。旅游胜地、博物馆等可以通过人流量的检测分析，预测人流量较大的观景地点和时间段，提前做好售票和管理。

由此来看，公共地点的人流量检测分析具有十分广泛的应用场所和可观的商业价值。

三. 实现方案

3.1 总体分析

在公共场所人数密集的边缘区域通过摄像头采集人流和地点的视频数据，视频采集完成后送至边缘端的中央处理器对视频中的人流量进行检查分析。如果人流量正常则不上报云监管平台，如果人流量超过阈值则将异常的地点信息和人流量数据在 OSS 云端进行存储，并在 web 端进行预警，必要时通知相关的安保人员。系统的总体架构图如下：

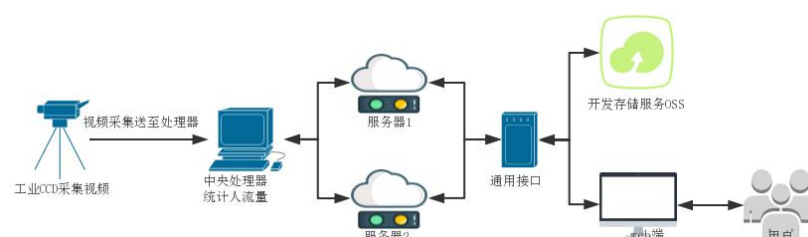


图 3.1 系统架构图

3.2 系统方案

公共地点人流量监管系统的具体实现思路如下：

- (1) 使用 CCD 相机采集视频数据。
- (2) CCD 相机与中央处理器相连，收集好的视频信息发送到处理器。
- (3) 处理器接收完图像之后，运行人流量检测算法，并返回识别完成人流量数据
- (4) 使用 OSS 作为云端存储平台，边缘端的异常视频在云端进行存储，在每一个时间周期里，由边缘端向云端传送相关视频信息。
- (2) 此外，人流量的数据将在 web 端进行实时的展示，用户可以使用为其设计的网页端无缝接入。在 web 平台下，用户可以进行相关异常人流量视频数据和信息的查询。当人流量超过阈值的时候 web 端将向用户（管理人员）智能推荐相关安保人员的联系方式。
- (6) 通过不断完善提高复杂光学环境下、人群密集情况下的人流量识别准确率，并完善终端的兼容性。

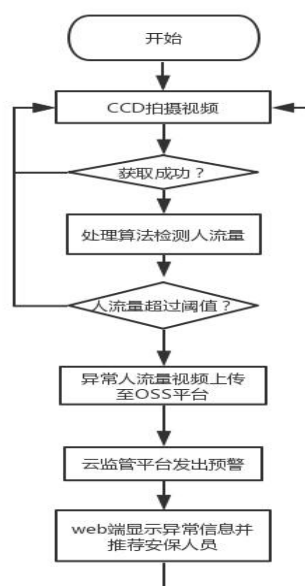


图 3.2 系统软件流程图

四. 性能测试

4.1 测试方案

①测试系统的云端存储功能

边缘端的摄像头采集到相关的视频数据，上传至云端，登录 web 端查看相关的视频记录。

②测试系统数据的实时性

为了证明本项目的云端平台能够实时展示边缘端采集到的人流量视频数据。本小组成员进行了相应的模拟实验。成员 A 和成员 B，经过视频采集区域。同时成员 C，刷新人流量监管云平台。验证是否能够看到相应的视频信息。

4.2 测试设备及环境配置

①软件环境配置

在本地 Windows 系统主机上安装 Anaconda Python3.6 环境，并安装 Tensorflow、OpenCV、imutils、dlib 等 Python 软件包，以及阿里云 OSS 存储的 SDK。

②硬件设备配置

需要安装 CCD 摄像头的驱动程序，然后采用三脚架固定摄像头，防止抖动。

4.3 测试数据及结果分析

小组成员在校园的不同区域，采集了多组测试数据，实践证明视频数据能够在云端进行存储并且能在 web 端进行相应查询。

用户可以在人流量监管平台首页查看到实时人流量数据图，如图 4.1 所示：

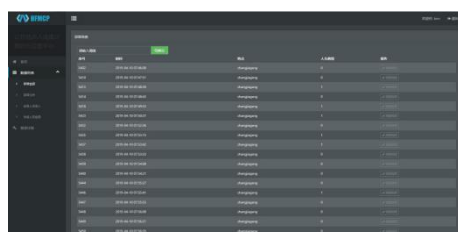
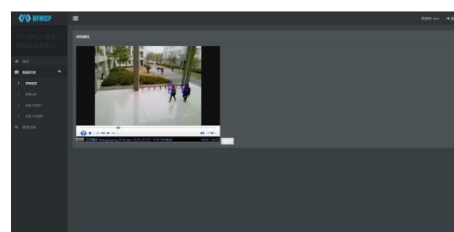


图 4.1 异常信息表图



4.2 观看视频

小组成员进行了平台数据实时性的实验。如图 4.3，成员 A 和成员 B 路过检测区域。如图 4.4 成员 C 刷新人流量监管云平台就能查看到相关视频数据。



图 4.3 成员实验现场图片 1

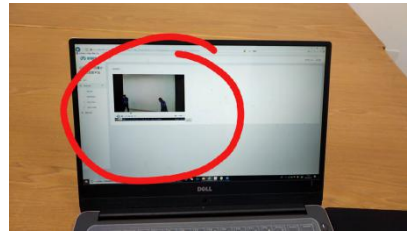


图 4.4 成员实验现场图片 2

五. 创新性

5.1 系统服务

在系统服务方面，边缘端程序和云监管平台程序支持独立部署的不同服务器。双服务器的设计不仅能加快平台的响应速度，还能满足边缘计算云边协同架构的实际需求。

5.2 项目功能

（1）预警功能

边缘端对采集到的人流量和地点的视频数据进行分析统计，当人流量发生异常超过正常值时，边缘端将相关的地点信息、视频和人流量数据上报云端，云端发出预警，提醒相关的管理人员做好疏导和管理工作。

（2）预测功能

能够正确识别三个以上的人群密集边缘区域的地点信息和人头数，并能够对其进行相应的排序，重点突出容易发生人流量异常的地点和时间段。能够根据之前记录到的人流量数据进行相关的分析预测，推测出下一阶段的人流量情况。

（3）智能推荐功能

在云端数据库中存放着城市中不同区域的安保人员的信息，当人流量异常云端发出预警时，云监管平台能够智能匹配给出疏导处理的相关保安组织人员的信息和联系方式，这样就有便于相关安保人员进行及时的疏导处理，有助于防范于

未然。

4.3 实现技术

(1) 人流量检测算法

在实现人流量检测分析的过程中，对传统的人流量检测方法进行创新改造，形成了人流量检测算法。当公共地点人群密集的边缘区域摄像头采集到相关的视频数据，传送到边缘端，先利用级联分类器对人头进行粗定位，尽可能确定所有可能为人头的区域，虽然级联的 Adaboost 人头检测器具有较高的召回率，但是它并不能排除虚假目标的存在，因此需要对检测目标进行进一步剔除。需要再使用 CNN 卷积神经网络对人头进行二次筛选，最终确定出当前地点的人流量实时数据。通过人流量检测算法，降低了系统人头目标的误检率，使人流量的检测更加准确可靠。

(3) LSTM 长短期记忆神经网络

本项目中是通过 LSTM (Long Short-Term Memory) 来实现人流量的预测功能，LSTM 模型是 RNN 的变型，且 LSTM 神经网络的训练可以通过调节很多的参数来进行优化。

(4) 基于 SPEA+EK 的网络流模型

当人流量超过正常值时，云端发出预警并智能推荐相关的安保人员。在此功能的实现中，将安保人员的派遣转化为经典的网络流模型（最小费用最大流），并使用 SPEA+EK 算法解决，其中 SPFA 求增广路，EK 算法求最大流。

六. 总结

6.1 系统总结

研究复杂条件下的、人群密集情况下的人流量检测旨在如何将边缘端与云端技术相结合，搭建人流量检测的云监管平台，揭示数据分析处理如何影响到生活的方方面面。

从智能监控的角度分析，第一对于某些封闭的场所，不能简单地通过监控该

场所的人流量来对该场景内的总人数进行估计,第二对于开放的场所也不能直观的检测人群的疏密程度和分布情况,所以本系统重点研究的是人流量的统计算法及云端存储和相关的 web 端平台开发。

密集人群的人流量检测方面,本文重点研究的是中长距离非垂直架设情况下的人流量统计方法,并重点研究了基于 CNN 的人流量检测算法。人流量检测算法应用两级检测的结构,即分为候选人头区域的生成和人头识别两个算法步骤。采用基于 LBP 特征的 Adaboost 算法来进行人头的初检,然后再利用卷积神经网络(CNN)对初检结果进行二次判定,大大降低了人头的误检率。

密集人流检测的边缘端会将视频信息定时向云端进行传送,本项目中云端对象存储是使用 OSS 来完成的。

人流量检测的云监管平台的 web 端利用 HTML5、CSS3、JavaScript 和 amaze ui 以及 Echarts 实时想用户展示各地点的人流量信息,管理人员可以通过云端进行查询。Web 端提供显示人流量信息、查询异常人流量数据、登记安保人员等功能。

6.2 未来展望

本系统搭建了一个可以实时监测分析人流量的 web 平台,人流量检测算法应用两级检测的结构,在一定程度上提高了密集人群的流量检测算法的正确率。但是本系统着重解决的是密集人群的算法部分及 web 平台的搭建,而关于硬件部分的搭建及视频采集端的部署分析是欠缺的。

在实际应用中,多重外在的因素会使人流量的检测分析变得更加的困难,人群十分拥挤的情况下,遮挡十分严重也会照成漏检的情况。如何在利用卷积神经网络的基础之上,继续优化密集人群的检测算法将是接下来需要研究的重点内容。

总之,人流量的检测分析具有较好的应用前景和发展空间,是一项对社会有益的科研工作,将会推动着“智能城市”的进一步发展。

参考文献

- [1] 张雅俊,高陈强,李佩,等.基于卷积神经网络的人流量统计[J].重庆邮电大学学报(自然科学版), 2017, 29(2):265-271.
- [2] 李子彦 基于 RGB-D 与深度卷积网络的地铁人流量统计算法研究[D].计算机工程（多媒体技术及应用）.2007,6.33(11):216-263
- [3] 潘浩,高枝宝,何小海,殷俊琳 基于机器视觉的公交系统人流量检测算法[J]
- [4] 曹丹华,邹伟,吴裕斌.基于背景图像差分的运动人体检测[J].光电工程,2007(06):107-111.
- [5] 孙中森,孙俊喜,宋建中,乔双.一种抗遮挡的运动目标跟踪算法[J].光学精密工程,2007(02):267-271.
- [6] 顾晶龙.眼底照相机图像处理与分析关键技术研究[D].南京航空航天大学,2010.
- [7] 张万鹏.密集人群的人流量统计系统研究[D].山东师范大学,2018.
- [8] 杨小平.基于数学形态学的小波变换图像去噪方法研究[J].桂林师范高等专科学校学报,2007(01):135-138.
- [9] 何楠楠.智能视觉监控中人形目标检测[D].北京邮电大学,2010.
- [10] 李元亨.基于云环境的区域人流量统计分析[D].长江大学 2018
- [11] 裘凝远.景区区域人流量实时显示的微信小程序设计[J] 现代商业贸易, 2019（10）: 187-189
- [12] Takaya K. Detection and Segmentation of Moving Objects in video[C]. Electrical and Computer Engineering, Canadian Conference on May 2006:2069-2073.
- [13] YamK Y, SiuW C, LawN F, et al. Effective bi-directional people flow counting for realtime surveillance system[C]// IEEE International Conference on Consumer Electronics.IEEE, 2011:863 - 864
- [14] Lin Y, Liu N. Integrating bottom-up and top-down processes for accurate pedestrian counting[J]. 2012:2508-2511.