

基于人脸识别技术的城市轨道交通客流 监测应用可行性分析

韩晓 王琮

(天津轨道交通运营集团有限公司,300022,天津//第一作者,高级工程师)

摘要 近年来,人脸识别技术作为一种新颖的技术开始应用。将人脸识别技术应用到城市轨道交通客流监测方面,期望为城市轨道交通大客流预警、客运组织、运营安全等方面提供技术支撑,并为该项技术日后在城市轨道交通运营中成熟应用提供参考。

关键词 城市轨道交通;客流监测;人脸识别;客流图像

中图分类号 U293.13

DOI:10.16037/j.1007-869x.2020.01.034

Application Feasibility Analysis of Urban Rail Transit Passenger Flow Monitoring Based on Face Recognition Technology

HAN Xiao, WANG Cong

Abstract In recent years, as a novel technology, the face recognition has been widely applied. In this paper, the application of face recognition technology in urban rail transit passenger flow monitoring is studied, which is expected to provide technical support for the early warning of large passenger flow, passenger transport organization, operation safety and so on, also to provide a reference for the mature application of this technology in the future operation of urban rail transit.

Key words urban rail transit; passenger flow monitoring; face recognition; passenger flow image

Author's address Tianjin Rail Transit Operation Group Co., Ltd., 300022, Tianjin, China

目前,城市轨道交通客运监测主要通过 AFC(自动售检票)系统来统计客流,通过红外传感器来采集人体红外特征。这两种方式都有不完善的地方。AFC 系统只能统计乘客进出站的情况,无法对车站内通道、安检点、AFC 设备、楼扶梯及换乘节点等处的客流进行监视。而红外传感器容易受到环境影响,在冬季乘客衣物厚重时会遇到检测困难等问题,而且多数红外传感器的布设密度会影响其使用的效果和准确性。

人脸识别技术作为人工智能的重要分支,可以快速准确地实现对人体面部的高效识别,还能识别同一场景下的全部面部信息,从而实现对车站各区域客流的自动监测。

1 人脸识别技术的优点

采用人脸识别技术监测客流主要有以下优点:

1) 能实现准确高效的识别。人脸识别技术能根据每个人的脸部特征做到有效识别,不仅能避免数据的重复统计等错误,而且还能有效辨识潜在的危险乘客,以便运营方及时做好预警和响应工作。

2) 能实现客流分类统计。通过人脸识别技术,可在必要时识别乘客身份,进而精确地统计出每个乘客的个人属性(包括乘客性别、年龄段、职业等)。在无需识别乘客时,仅通过比对人脸信息,也可对乘客乘坐城市轨道交通的频次及出行起讫站点等信息进行分析,为城市轨道交通客流构成及出行路径分析提供支撑。

3) 实现城市轨道交通车站内各个关键点位上实时客流监测预警。能通过通信和安防摄像头采集各个关键点客流信息,以综合研判预警站内客流情况,为运营方提供客流组织及疏导方案,并为后续的应急处置提供决策依据。

2 基于人脸识别技术的客流监测方案

2.1 人脸识别软件

目前,主流的人脸识别软件有在线式和离线式两种。在线式识别软件的识别精度高,自学习自我完善的能力强;但需要外接网络支持,且只能以图像方式交互(交互速度与图像的清晰度成反比);而且现场情况虽以视频流方式采集,但最终只能以帧图像方式回放,且回放时会明显表现出跳帧。离线式识别软件的识别精度略低,缺乏自学习的能力,

不需要外部网络支持,不仅可以直接在视频流上截取分析,还可以实现视频叠加输出。

由于城市轨道交通客流监视仅需连续分析乘客的流向信息,而不需要准确识别乘客身份,因而人脸识别的精度不需要达到身份识别的等级,只要能定位出乘客位置即可。可见,离线式识别软件更适合现阶段城市轨道交通客流监控的需求。

2.2 客流监测方案

本研究选用 OpenCV4.0 计算机视觉(算法)库,基于 Python3.7 开发环境搭建试验环境,将高清定焦摄像头实时采集的客流图像作为图像源。

客流监测分时间段进行统计:首先,借助人脸识别技术将图像内的人脸位置信息解析出来,用于计算每 1 帧内出现的乘客数量;同时,截取人脸图像并形成面部特征信息,对重复的面部信息不再计数;然后,统计在统计周期内出现的不同面部特性信息数量,作为客流量的数据值。每个统计周期都会重新统计面部特征信息和统计数,并实时清空前 1 统计周期的数据。客流监控流程示意图见图 1。

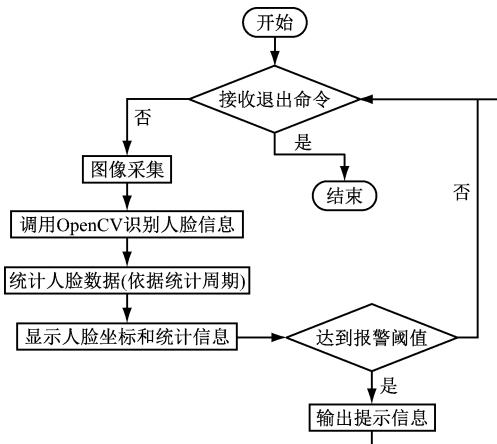


图 1 基于人脸识别技术的客流监控流程示意图

客流监测软件界面如图 2 所示。软件处理摄像机采集的实时图像经软件处理后,可实时显示乘客的面部坐标位置和统计周期(本文设定为 1 min)内统计的乘客面部信息数量。

2.3 试验测试

参考国内城市轨道交通行业内常规客流辨识方法,本文主要通过收集不同车站、不同客流量下的乘客信息数量,综合分析客流密度、客流流量和客流速度三者之间的关系。结合运营实际需求及从量化操作角度出发,本文主要研究客流非高峰-高峰分界值和客流高峰预警值。

经过大量数据对比分析后,本文试验中的单组闸机群(按 5 台剪式速通门闸机计算)的客流非高峰与高峰分界值为 80 人/min,即当客流监测单向通行人数低于 80 人/min 时认定为客流非高峰状态;当高于 80 人/min 时认定为客流高峰状态。客流高峰预警值设定为 120 人/min,即单组闸机群单向通行人数统计超过 120 人/min 时,认定为高峰客流预警状态。

图 2 是非高峰客流监测界面截屏图。由图 2 可知,在当前统计周期内,已经识别出 6 名通过乘客,而当前图像帧内有 4 名乘客正在通过。



图 2 非高峰客流监测界面截屏图

图 3 是高峰客流监测界面截屏图。由图 3 可知,图像前端的乘客基本上都已被成功识别,在当前统计周期内已经累计识别了 72 名乘客,实际上该统计周期的统计客流量是 173 人。



图 3 高峰客流监测界面截屏图

本文设定试验场景,主要是选取不同站点、不同时段、不同地点的客流图像,累计采集不同日期、不同时段分析的图像时长超过 3 000 min。根据客流强度分类统计计算,形成客流强度统计分析表,采用人工与数据对比分析的方式识别客流非高峰

与高峰时段。监测程序所识别出的客流统计数值,与 AFC(自动售检票)系统出站客流、安检处机器统计客流相匹配,数据统计如表 1 所示。

表 1 客流统计对比表

统计时段	客流量统计值/人		统计差值 百分比/%	客流 时段	监测结果
	客流监测系统	AFC 系统			
7:00—7:05	242	242	0	非高峰	匹配
7:05—7:10	268	268	0	非高峰	匹配
7:10—7:15	320	330	-3.03	非高峰	基本匹配
7:15—7:20	320	320	0	非高峰	匹配
7:20—7:25	310	302	2.65	非高峰	基本匹配
7:25—7:30	380	387	-1.81	高峰	基本匹配
7:30—7:35	400	402	-0.50	高峰	基本匹配
7:35—7:40	435	437	-0.46	高峰	基本匹配
7:40—7:45	450	446	0.90	高峰	基本匹配
7:45—7:50	520	518	0.39	高峰	基本匹配
7:50—7:55	564	558	1.08	高峰	基本匹配
7:55—8:00	600	596	0.67	高峰	基本匹配
8:00—8:05	615	617	-0.32	高峰	基本匹配
8:05—8:10	588	590	-0.34	高峰	基本匹配
8:10—8:15	554	550	0.73	高峰	基本匹配
8:15—8:20	487	485	0.41	高峰	基本匹配
8:20—8:25	423	420	0.71	高峰	基本匹配
8:25—8:30	385	380	1.32	高峰	基本匹配
8:30—8:35	356	354	0.56	非高峰	基本匹配
8:35—8:40	310	310	0	非高峰	匹配
8:40—8:45	287	287	0	非高峰	匹配
8:45—8:50	220	220	0	非高峰	匹配
8:50—8:55	200	200	0	非高峰	匹配
8:55—9:00	115	115	0	高峰	匹配

注:统计差值百分比 = $100\% \times (\text{客流监测系统统计值} - \text{AFC 系统统计值}) / \text{AFC 系统统计值}$

从表 1 中可看出,在人脸识别客流监测系统的统计数据和 AFC 系统的统计数据略有差异。经分

析,当有乘客携带行李或带儿童(身高低于 1.2 m)时,人脸识别客流监测系统会识别到儿童并计入客流量;当乘客携带行李通过闸机时会有回头动作,导致人脸识别客流监测系统无法识别;如前后两名乘客通过 AFC 设备距离过近,或乘客走行时低头未正视前方,则人脸识别客流监测系统也会有识别误差。

如表 1 所示,人脸识别客流监测系统和 AFC 系统的客流量统计值分布较为一致,但在客流量激增时,二者差值也会增大,但差值仍在 $\pm 3\%$ 以内。

由此可见,试验基本达到了预期的效果,验证了借助人脸识别技术在城市轨道交通客流监测方面应用的可行性。但人脸识别客流监测系统也存在不足,其只能识别乘客正向面部,如有个别乘客在走行过程中作出侧身或回头等动作,则可能使摄像机难以准确捕捉到乘客面部,无法识别。因此,如果要准确识别客流情况,需要对向设置 2 台摄像机,再统计分析结果。

3 结语

基于人脸识别技术的客流监测可以使运营单位实时掌握客流的情况,详细掌握容易出现客流流线交织或冲突的“拥堵点”和“关键点”,方便运营单位及时调整运营的方式。此外,人脸识别不需要额外增加采集设备,利用站内的视频监控系统采集图像即可,可以有效节约投资。相信在不久的将来,随着人脸识别技术的广泛应用,人脸识别监测技术必将在城市轨道交通领域有更加广泛的应用前景。

参考文献

- [1] The Python Software Foundation. Python 3.7.3 documentation [EB/OL]. (2018-06-27) [2018-06-27]. <https://docs.python.org/3.7/tutorial/index.html>.

(收稿日期:2019-05-08)

欢迎访问《城市轨道交通研究》网站

www.umt1998.com