

文章编号: 2095-2163(2022)02-0170-05

中图分类号: U231.4

文献标志码: A

基于视频识别的地铁站突发大客流智能预警方法研究

耿亚宁, 胡 华, 孟艳丽, 石 琦, 张 文

(上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620)

摘要: 为应对地铁车站突发性大客流并进行实时智能管控,本文提出了一种基于视频数据的地铁车站突发大客流智能预警方法。首先通过视频识别技术,获取地铁车站各瓶颈处的实时客流数据;同时引入 KNN 近邻算法和百分位数法,对历史客流数据进行处理,提出客流密度持续增长时间的概念,并建立了客流密度持续增长时间的智能算法模型;最后以上海地铁徐泾东站为例进行算法验证。结果表明:本文提出方法具备可行性和有效性,对于保障城市轨道交通在大客流发生时的安全运营有重要的现实意义。

关键词: 地铁车站; 突发大客流; 视频数据; 客流密度持续增长时间

Research on intelligent warning method of sudden large passenger flow in subway station based on video recognition

GENG Yaning, HU Hua, MENG Yanli, SHI Qi, ZHANG Wen

(School of Urban Rail Transit, Shanghai University of Engineering and Technology, Shanghai 201620, China)

[Abstract] To deal with the sudden large passenger flow and achieve the real-time intelligent control for subway station, this paper proposes an intelligent warning method aimed at sudden large passenger flow of subway station based on video data. First by video recognition technology for subway station, real-time traffic data of subway station is collected which will be then processed with KNN neighbor algorithm and the percentile method. The concept of continuous growth time of passenger flow density is proposed and the intelligent algorithm model of continuous growth time of passenger flow density is established. Finally, the algorithm is verified by taking Xujing East Station of Shanghai Metro as an example. The results show that the intelligent early warning method of sudden large passenger flow in metro station proposed in this paper is feasible and effective, and has important practical significance for ensuring the safe operation of urban rail when large passenger flow occurs.

[Key words] subway station; sudden large passenger flow; video data; continuous growth of passenger flow density

0 引言

随着中国城市发展,地铁的客流量逐年上升,但由于地铁的封闭性,在车站发生突发大客流条件下,易导致车站客运组织混乱、人群聚集和有序拥挤,给车站运营安全管理带来严峻的挑战^[1]。因此,对地铁车站突发大客流进行实时监测和预警,对于提高车站突发大客流应急处置效率、保障车站运营安全具有重要意义。

近年来,相关人员对地铁车站大客流预警方面的研究不断深入。如:文献[2]运用计算机仿真技术,研究了城市轨道交通站台客流滞留分级预警方法;文献[3]通过拥堵,实现对地铁网络脆弱性的评估;文献[4]针对大客流和车站有限空间的矛盾,研究了城市轨道交通车站大客流预警及其疏散方法;

文献[5]提出了基于 WiFi 探针检测数据的地铁车站客流预警模型;文献[6]提出用相关向量机对轨道交通突发客流进行预测,并采用受试者工作特征曲线对模型进行优度评价。综上所述,虽然相关理论研究较成熟,但现有研究主要集中在对常态大客流预警等级和系统机制的探索,缺少对突发大客流的研究。

在客流采集技术方面,目前中国地铁运营企业已经使用 AFC 系统、热敏传感、蓝牙定位、WiFi 探针、视频识别等多项技术,对车站突发大客流识别估计进行初步试点研究与应用^[7]。不同客流监测技术都有其各自的优缺点,其中视频识别技术获取数据精度最高、使用灵活性大、适用范围广、成本低且容易掌握^[8]。本文提出一种基于视频识别的地铁车站突发大客流智能预警方法,引入 KNN 分类算法

基金项目: 国家自然科学基金(71601110);上海市科委地方院校能力建设项目(19030501400)。

作者简介: 耿亚宁(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向:城市轨道交通运营管理优化;胡 华(1979-),女,博士,教授,主要研究方向:城市轨道交通运营管理优化。

通讯作者: 胡 华 Email:huhua1979@126.com

收稿日期: 2021-08-19

和百分位数法对历史客流数据进行处理,提出客流密度持续增长时间的概念,建立了客流密度持续增长时间的智能算法模型,并进行了实例分析。

1 突发大客流判定

突发大客流是指在某一段时间内突发性地集聚客流,客流量超过了地铁车站设施设备的承受能力,且客流量还在不断增加,需采取对应的客流组织措施^[9]。地铁车站由出入口、楼扶梯、通道、安检机、闸机、站台、站厅等设施设备组成,各设施为客流服务流线上的关键节点,当发生突发大客流时,楼扶梯、安检机、闸机等关键节点就成为产生客流拥堵的瓶颈点。

为了判定车站是否发生突发大客流,提出使用各瓶颈点处的客流密度持续增长时间作为判定指标。客流密度持续增长时间,是指某瓶颈点处的实际客流密度相比历史同时刻正常客流密度为增长趋势时增长持续的时间。当客流密度持续增长时间超过某一阈值,就可以判定车站发生了突发大客流,需启动相应预案。

2 客流数据采集与分析

基于视频识别技术对客流数据进行采集与处理时,需要在车站内安装摄像头,覆盖所有客流瓶颈点。数据采集与分析思想如下:首先确定地铁车站不同特征日不同时段瓶颈点,并划定视频识别分析网格,通过视频识别获得各瓶颈点的第 i 个特征日第 j 个采集分析时段的客流密度值 δ_1 ; 利用 KNN(K 最近邻) 分类算法,找出与当前日的已知前 k 个时段客流模式最相似的 K 个参照客流模式的历史特征日,取 K 个历史特征日的第 j 个时段的 85 百分位客流密度作为 δ_2 。客流数据采集流程如图 1 所示:

(1) 划定视频识别分析网格:根据地铁车站各基础设施的通行能力,将车站瓶颈点划分为安检机、闸机、楼扶梯、通道、站台、站厅、出入口、售票点等 8 种类型。根据车站客流特征划分特征日(如工作日、周末),结合站内行人交通流线上各类设施的通行能力,计算和现场观测结果,确定车站各条行人交通流线上、不同特征日、高峰时段的瓶颈点类型及位置,并划定具体的视频分析网格。

(2) 视频识别技术:视频识别技术是在图像与事件描述之间建立一种映射关系,使计算机从纷繁的视频图像中定位、识别和跟踪关键目标物体,并实

时分析和判断目标的行为。根据预定的规则进行相应的报警或处理动作,从而能在异常事件发生时及时做出反应,做到早期的侦测和防范。

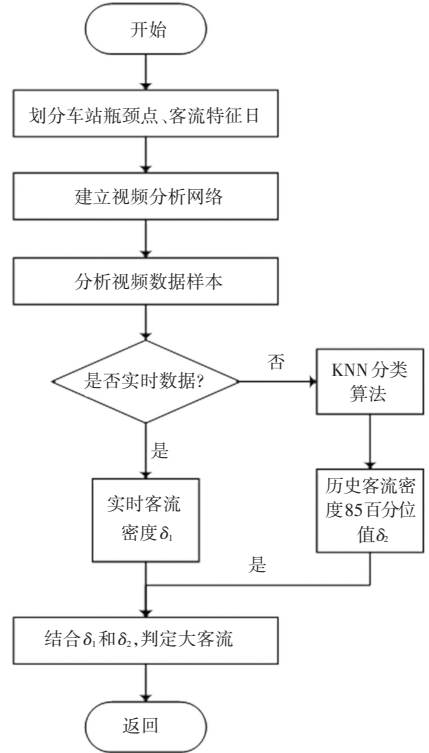


图 1 客流数据采集流程图

Fig. 1 Flow chart of passenger flow data collection

基于车站内部安装的视频图像设备,获取站内客流数据。设定视频数据分析频率(1次/min),利用视频识别技术获取各瓶颈点第 i 个特征日第 j 个采集分析时段的客流密度值 δ_1 。

(3) KNN 分类算法: KNN 算法是一个基本的分类和回归算法,属于监督学习中分类方法的一种^[10]。其算法流程如图 2 所示。

本文针对各瓶颈点,利用 KNN 分类算法,找出与当前特征日之前的 k 个时段($j-1, j-2, \dots, j-k$)的客流模式最相似的 K 个参照客流模式的历史特征日($i-1, i-2, \dots, i-K$),计算得到该瓶颈点这 K 个历史特征日第 j 个时段的 85 百分位客流密度值 δ_2 ; 85 百分位客流密度指将客流密度数据集按数值大小排列,处于 85% 位置的值。该值能够很好的反映出正常情况下瓶颈处历史客流密度可以达到的最大值,避免了偶尔过大的历史客流数据影响判定指标的准确性,其计算公式见式(1)。

$$\delta_{85\%} = \delta_{L_{\min}} + \frac{0.85 \times K - F_b}{f} \times q \quad (1)$$

式中, $\delta_{L_{\min}}$ 为 $\delta_{85\%}$ 所在组的最小客流密度值; K 为总

统计频数; F_b 为小于 $\delta_{85\%}$ 的累计频率; f 为 $\delta_{85\%}$ 所在组的累计频率; q 为组距。

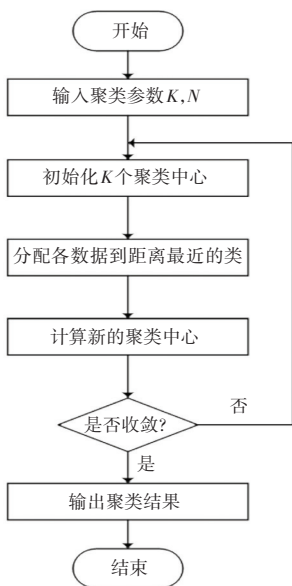


图2 KNN 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of KNN algorithm

3 智能预警算法

基础数据采集与预处理完成后,进一步计算客流密度增长持续时间,其算法如下,流程如图3所示。

Step 1 计算各瓶颈点第 i 个特征日第 j 个时段的客流密度 δ_1 与其历史 85 百分位客流密度 δ_2 的同比变化率 f_1 (见式(2)), 并进行判定。判定规则如下:

当 $f_1 \leq 0$ 时,直接转入下一次判定;当 $f_1 > 0$ 时进一步迭代计算各瓶颈点第 i 个特征日第 $j+1$ 个时段的客流密度值 δ_3 与第 j 个时段的客流密度值 δ_1 的环比变化率 f_2 (见式(3)), 同时统计其持续增长时间 t 。

$$f_1 = \frac{\delta_1 - \delta_2}{\delta_2} * 100\% \quad (2)$$

$$f_2 = \frac{\delta_3 - \delta_1}{\delta_1} * 100\% \quad (3)$$

式中,同比变化率是指某时刻实时客流密度较历史同时刻客流密度的变化率,环比变化率指某时刻实时客流密度较相邻上一时刻客流密度的变化率。

Step 2 计算各瓶颈点客流密度持续增长时间 t , 设 t 初值为 0, 统计判定规则如下:

(1) 当该瓶颈点第 i 个特征日第 $j+1$ 个时段的客流密度值 δ_3 与第 j 个时段的客流密度值 δ_1 的变化

率 $f_2 > 0$ 时, t 累计加 1, 反之 t 仍旧为 0;

(2) 当该瓶颈点第 i 个特征日第 $j+2$ 个时段的客流密度值与第 $j+1$ 个时段的客流密度值的变化率 f_2 仍然大于 0 时, t 继续累计加 1, 反之 t 停止累计。这样能够在每一分钟得到一个 t 值。

Step 3 根据车站常态客运组织方案下, 各瓶颈点能够承受的最大客流增长率, 确定其突发大客流持续增长时间 t 的预警阈值 T 。当判定 $t > T$ 时, 该瓶颈点突发大客流报警, 并通知车站工作人员启动相应的应急处置措施。如客流均衡引导、限流等。

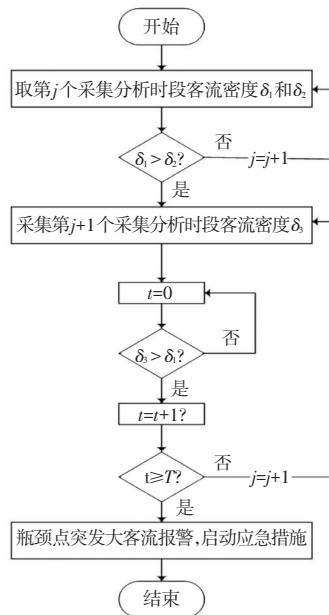


图3 突发大客流智能预警判定方法

Fig. 3 Intelligent early warning judgment method for sudden large passenger flow

4 案例分析

本文实验以上海地铁徐泾东车站客流数据为例, 进行方法验证。上海轨道交通二号线徐泾东车站, 与国家会展中心对接, 共有 9 个出入口。车站工作日, 日均客流量约为 6 万人次, 主要为通勤客流。早高峰出现时段为上午 7~10 时, 晚高峰为下午 17~20 时。

首先将徐泾东地铁站瓶颈点划分为安检机、闸机、楼扶梯、通道、站台、站厅、出入口、售票点 8 种类型。根据车站客流特征划分特征日 (如工作日和周末), 结合站内行人交通流线上各类设施的通行能力计算和现场观测结果, 确定车站各条行人交通流线上、不同特征日、高峰时段的瓶颈点类型及位置。8 类瓶颈点设置的视频识别点数分别为: 4、12、10、

10、10、4、9、6,并对其进行编号(编号分别为瓶颈点 1, 2, ..., n),同时在每一个瓶颈点划定具体的视频分析网格。

以工作日为特征日,采集徐泾站各个瓶颈点每周连续 5 个特征日早高峰(7:00-9:00,每一分钟作为一个采集分析时段,每天各个瓶颈点视频网格

表 1 徐泾站 1 号楼扶梯处 15 min 的客流密度统计表

Tab. 1 Passenger flow density at No. 1 escalator of Xujing East Station in 15 min

时间	7:45	7:46	7:47	7:48	7:49	7:50	7:51	7:52	7:53	7:54	7:55	7:56	7:57	7:58	7:59
$\delta_1 / (\text{人}/\text{m}^2)$	1.34	1.68	1.37	1.58	1.45	1.98	2.11	1.75	1.78	1.62	1.65	1.47	1.89	2.04	1.96

获取徐泾站 1 号楼扶梯瓶颈点 8:00 前 15 min 的客流密度数据(15 个视频采集分析时段)后,利用 KNN 分类算法找出与该 15 min 采集时段的客流模式最相似的历史相同时刻点的前 15 min 时段所在的 20 个历史特征日,聚类过程如图 4 所示。计算得到该瓶颈点这 20 个历史特征日 8:00 的客流密度数据集的 85 百分位客流密度值 δ_2 为 1.92 人/ m^2 。

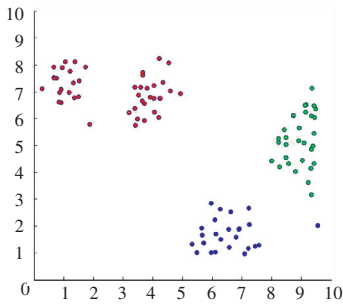


图 4 一次聚类结果

Fig. 4 Results of primary clustering

采集 2 h 共 120 组样本数据)客流量视频数据,设定视频数据分析频率为 1 次/min。以某楼扶梯为例,利用视频识别技术获取徐泾站某工作日早高峰实时客流量,以 8:00 为时间节点,此时该楼扶梯的客流密度 δ_1 为 2.01 人/ m^2 。取 8:00 前 15min 该楼扶梯处的样本客流密度数据见表 1。

通过计算 f_1 和 f_2 ,判断该瓶颈点处客流密度持续增长时间 t 。

经过上述步骤,得到:8:00 时该楼扶梯处 $\delta_1 = 1.92$ 人/ m^2 、 $\delta_2 = 1.96$ 人/ m^2 。通过计算, $f_1 \leq 0$ 则进入下一次判定。实时观测到 8:01 时该楼扶梯处客流密度 $\delta_1 = 1.97$ 人/ m^2 ,计算分析得到此时 $\delta_2 = 1.96$ 人/ m^2 。通过计算, $f_1 = 0.51\% > 0$,令 $t = 0$;持续获取 8:01 后该楼扶梯处的实时客流数据 δ_3 。计算 f_2 ,判定客流密度持续增长时间 t ,见表 2。

分析表 2 可知,8:02 后该楼扶梯瓶颈点处客流密度持续增长,直至 8:08 已连续增长 6 min 且增长率越来越大。按照此趋势可能继续增加造成车站拥堵,此时车站值班员必须保持密切观察,若该楼扶梯瓶颈点处客流密度持续增长超过 10 min,必须启动车站突发大客流报警,并通知车站工作人员启动相应的应急处置措施。

表 2 瓶颈点 8:00-8:08 客流密度持续增长时间统计

Tab. 2 Statistical table of continuous growth time of passenger flow density at the bottleneck between 8:00 and 8:08

时间	$\delta_1 / (\text{人}/\text{m}^2)$	$\delta_2 / (\text{人}/\text{m}^2)$	$f_1 / \%$	$\delta_3 / (\text{人}/\text{m}^2)$	$f_2 / \%$	T / min
8:00	1.92	1.96	-2.04
8:01	1.97	1.96	0.51	0
8:02	1.92	1.92	-2.53	0
8:03	1.94	1.94	1.04	1
8:04	1.97	1.97	1.55	2
8:05	2	2	1.52	3
8:06	2.05	2.04	2.00	4
8:07	2.1	2.1	2.94	5

5 结束语

本文基于视频数据的地铁车站突发大客流智能预警方法,提出以客流密度持续增长时间作为判定指标。通过视频识别技术获取地铁车站各瓶颈点的

实时客流数据,结合 KNN 分类算法和百分位数法,并提出了客流密度持续增长时间的智能算法模型,最后以上海地铁徐泾站为例进行算法验证。结果表明:本文提出的基于视频识别的地铁车站突发大 (下转第 177 页)