

大型集会的人群监测与态势预警分析

陈思文^{1,2,3}, 卞阳东⁴, 胡风^{1,2,3}, 王潮^{1,2,3}

- (1. 上海大学特种光纤与光接入网重点实验室, 上海 200444;
2. 上海大学特种光纤与先进通信国际合作联合实验室, 上海 200444;
3. 上海大学上海先进通信与数据科学研究院, 上海 200444;
4. 波士顿大学工程学院, 波士顿 02215)

摘要: 以上海外滩踩踏事件为例, 提出大型集会人群监测与人流态势分析急需解决的问题: 人群统计及景区内部的人流密度、流向和流速分析, 以及大型集会内部局部区域人流走走停停和对冲等异动的判断, 分析当前三大类主要技术手段存在的先天性缺陷。基于手机信令与基站拜访位置寄存器提出相应的算法和对策建议, 为未来各类大型集会人流态势研判和预警、应急响应和疏导提供支持。

关键词: 人群监测; 态势预警; 拜访位置寄存器; 外滩踩踏事件; 大型集会

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-109x.2017.00207

Population surveillance and trend alert analysis of mass gatherings

CHEN Si-wen^{1,2,3}, BIAN Yang-dong⁴, HU Feng^{1,2,3}, WANG Chao^{1,2,3}

- (1. Key Laboratory of Specialty Fiber Optics and Optical Access Networks, Shanghai University, Shanghai 200444, China;
2. Joint International Research Laboratory of Specialty Fiber Optics and Advanced Communication, Shanghai University, Shanghai 200444, China;
3. Shanghai Institute for Advanced Communication and Data Science, Shanghai University, Shanghai 200444, China;
2. College of Engineering Electrical Engineering Department, Boston University, Boston 02215, America)

Abstract: Taking the bund stampede in December 31th, 2014 as an example, the urgent problems of the population surveillance and trend alert analysis in mass gatherings were proposed: population statistics and the flow density in the scenic, flow and velocity analysis, the judgments of stop-and-go or head-on walking phenomenon inside the local area. In order to provide support for population situation judgment and early warning, emergency response and evacuation in future mass gatherings, the intrinsic defects of the current three principal techniques analysis and the corresponding suggestions were put forward.

Key words: population surveillance, trend alert, visitor location register, the bund stampede, mass gathering

1 引言

2014年12月31日23时35分, 上海市黄浦区外滩陈毅广场发生了踩踏事故, 致36人死亡, 47人受伤(下文简称“上海外滩踩踏事件”)^[1]。

2015年1月1日7时起到8日, 上海市信息化专家委员会也紧急就此事开展多次讨论, 专家一致认为, 对于特大型集会的人流态势分析目前还需要发展技术层面的有效手段, 需要加强基于手机和视频的人流态势监测研究。

收稿日期: 2017-11-02; **修回日期:** 2017-12-05. **通信作者:** 王潮, wangchao@staff.shu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61572304, No.61272096, No.60970006, No.61332019)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61572304, No.61272096, No.60970006, No.61332019)

大型集会踩踏事故的“重灾区”。美国、英国等各国在采取诸如疏导、限制人流、增加出口支路等管理措施的同时,也积极采用各类技术手段对人流态势进行分析。

对大型集会的人群监控应整合社会学、心理学、建筑学等方面理解人群及拥挤、冲突的形成。但也需要为管理部门提供必要的信息技术手段,采取有效简便的方法分析大型集会聚集地的人流态势,判断人群数量、局部高危区域人群密度、移动方向和速度及其变化,提供一定的分析数据,并对人群走走停停、出现对冲等异常行为进行分析,支撑管理部门对人流态势进行研判和预警,以及应急响应和疏导采取措施。

现有的3类人群态势分析技术方案分别为:1) 基于手机信号分析(移动通信信令、基站、Wi-Fi、蓝牙等);2) 基于视频分析(计算机视觉);3) 基于城市尺度的人群流动模式分析(如北京公交卡的城市脉动分析)。这3类技术手段对大型集会而言均存在先天性缺陷,不能有效地解决大型集会的人群数量统计、态势分析,特别是景区内内部人群对冲、走走停停等异动监测和预警。相关视频数据,国内仍然依靠人工监视、分析,智能程度较低。

下面具体分析前2种技术方案的先天性缺陷,并提出建议措施。第3种城市尺度的人群分析,难以用于一个局部区域性分析,因此不予讨论。

2 基于手机信号的人群统计和人流轨迹跟踪

本文分析了多种手机信号,包括手机信令、基站定位、Wi-Fi、GPS和蓝牙等,如果用于人群统计和人流轨迹跟踪分析,发现都存在不同程度的技术缺陷,不能充分反映每个人的存在,会有相当部分群体不能纳入统计。

2.1 基于手机信号的人群统计

中国手机用户已经超过12亿,尽管一些用户有2部手机,统计时需要去重^[2]。但考虑到老人、小孩等无手机游客因素,如能正确统计外滩等大型集会现场的手机信号,应该能反映人群拥挤状态。由于不能保障每个手机用户都打开GPS、蓝

牙及Wi-Fi接入等,因此手机信号统计主要依赖于信令统计分析^[3~8]。

人群的信令统计方法,主要是基于信令网关对话务量进行分析,人群在特定场合特定时间的平均话务量在一定程度上可以通过统计和分析进行估算。而通过计算每个基站实时话务量与估算的人均话务量的比值即可估算出每个基站覆盖范围内的人数。但是,特定场合人群的平均话务量还受到现场环境以及各种突发事件影响,估算出的人均话务量和实际可能存在较大偏差,使人数估算结果较为不精确。

这类信令网关话务量统计人群的方法还有一个致命的先天性缺陷,就是大型集会地区的通信话务量模型设置,并非针对一年一度或难得几次的大型集会而设计。

移动通信网络提供2种通信通道。1) 电路通道:由于基站设计容量和话务流量设置有限,很多手机无法分配通信链路,无法接入移动通信网络拨打电话。2) 数据通道:即使网络带宽没有阻塞,也有可能产生信令风暴,最终导致无法上网。

也就是说,大型集会的游客人数,远超过通信网络的设计容量。通过信令网关进行话务量统计获得的人群数据是不正确的,仅统计了那些能上移动通信网和打开手机的用户,大批不能上网的用户无法纳入统计。

为此,本文专门做了调研,调查了64名学生,验证了在大型集会举行时,甚至还没有临近跨年活动时,上海外滩景区及东南西北4个方向的周边地区通信信号很难畅通,很多人无法获得通信和网络服务,如图1所示。

2.2 基于手机信号的人流轨迹分析

手机信号原本并非用于人流轨迹分析。笔者期望通过对于每个用户手机连续定位,分析人流走向轨迹和路口分流等情况,并可以对接下来一段时间的人流走向进行一定的预测,给出容易超负荷和出现拥堵的路段、路口。

但目前主要的移动通信定位方式都是针对个人定位,不仅无法针对人群进行定位,而且个人定位的精度不高。除了GPS的卫星定位,已有的移动通信定位方案还无法完全达到E-911的定位

时间	区域	地点	信号情况	人数
18:00~22:00	浦东	正大广场	无信号	6
			有信号	
			时有时无	
		东方明珠	无信号	3
			有信号	
			时有时无	2
		陆家嘴地铁口	无信号	5
			有信号	
			时有时无	
	浦西	从步行街至中山东一路外滩周边	无信号	
			有信号	8
			时有时无	
22:00~次日 00:40	浦东	东方明珠	无信号	3
			有信号	
			时有时无	
		正大广场	有信号	
			时有时无	
			无信号	6
		滨江大道	有信号	1
			时有时无	
			无信号	3
	浦西	四川中路—外滩	有信号	
			时有时无	3
			无信号	10
		陈毅广场—外滩源	有信号	
			时有时无	2
			无信号	14
		英雄纪念碑	有信号	
			时有时无	2
			无信号	5
		北京东路—中山东一路	有信号	
			时有时无	1
			无信号	8
		河南中路—北京东路	有信号	
			时有时无	
			无信号	8
		步行街以西	有信号	10
			时有时无	3
			无信号	
次日 00:40 之后	浦东、浦西两边信号均恢复正常			47

图 1 外滩跨年活动期间周边街道及道路信号情况

精度要求，难以用于人流轨迹分析。

1996 年，美国联邦通信委员会(FCC, Federal Communications Commission)颁布 E-911 法规，

要求自 2001 年 10 月 1 日起，移动通信网络必须能对发出紧急呼叫的移动台提供精度在 125 m 内的定位服务，而且满足此定位精度的概率应不低

于 67%^[9]。1999 年, FCC 对定位精度提出新的要求: 对基于网络定位要求提供精度为 100 m 内定位的概率应不低于 67%, 精度为 300 m 内定位概率应不低于 95%; 对基于移动台的定位为精度 50 m 内概率应不低于 67%, 精度为 150 m 以内的定位概率应不低于 95%^[10]。欧洲同样也提出了相应的 E112 规定。

如表 1 中所示, 双曲线定位模型到达时间差 (TDOA, time difference of arrival) 和圆周定位模型到达时间 (TOA, time of arrival) 都能够有小于 150 m 的定位误差, 很低的定位开销, 定位速度也在可以接受的范围内, 但是 TOA 的定位方式要求基站与移动台(手机)的时间完全相同, 这就很大程度上降低了定位的准确性。而方位角定位模型到达角 (AOA, angle of arrival) 在稍差的定位精度下开销和速度都比较慢。全球定位系统 (GPS) 能够实现很精确的定位, 但是很多人手机没有打开 GPS, 难以低成本实现人群的定位。

表 1 多种定位算法的比较

定位算法	定位精度	定位开销	定位速度
TOA/TDOA	40~150 m	低	中
AOA	50~150 m	中	中
GPS	3~50 m	低	慢

因此, 不难理解上海外滩踩踏事件发生后 2 个著名公司的跨年热力图存在差异。原因在于很难获得全面的手机用户信息, 一部分手机用户没有获得定位, 没有反映到热力图上。如图 2

所示, 红色表示人群密集, 橙色次之, 绿色表示人数较少 (彩色的热力图见插图 1)。

3 基于视频分析的人群统计及人流态势分析

3.1 人流态势分析需要解决的关键问题

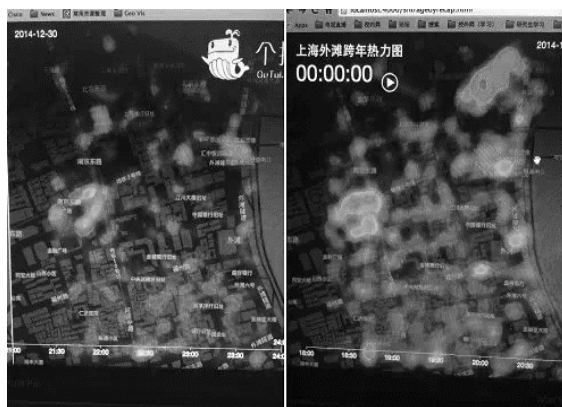
如何监测局部危险区域的人群走走停停和对冲, 预警大型集会人群踩踏, 是最迫切需要解决的难题。

英国学者 Anders Johansson 以麦加朝圣活动作为研究对象^[11], 对人群拥挤的行为模式做了深入研究。他将重点研究位置放在发生多次重大惨案的 old Jamarat Bridge, 通过大量的视频数据累计发现, 在发生踩踏时间之前, 人群的行为模式会进行相应的变化, 而只要在事发之前发现并及时进行处理便能达到预防灾难的效果。例如, 人群中的走走停停现象是十分恐怖的。

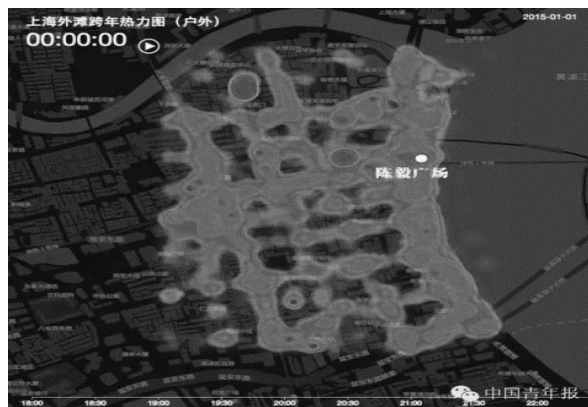
在大部分踩踏事件中, 对冲行人流是导致事故发生的罪魁祸首, 而对冲行人流的发生一般都是由于人群高度密集, 人与人之间的信息传递不及时所引起的。所以预防行人之间产生对冲, 对即将会发生的对冲行人流进行及时的预测、预警, 是减少事故发生的有效措施。

3.2 视频人流统计的技术缺陷

PAMI 和 ICPR 等计算机视觉和模式识别领域的主要的期刊和会议都有大量的文献涉及人群统计、异常行为分析^[12~16]。但是已有的人群定位方法, 大都基于对个人进行精确定位、跟踪轨迹等达到统计的目的, 只能适用于人流量不大和视



(a) 百度热力图



(b) 力推热力图

图 2 热力图

频清晰度高的情况，对于外滩等视频清晰度低、人群密度大的场景不适合。

这是因为高密度人群的情况下，Hough 变换等经典的计算机视觉算法无法获得清晰的轮廓、边缘特征，这是计算机视觉领域的一个基本概念和判断。因此较难判断人群的密度、景区内各个人群区域的运动方向和速率等。

3.3 视频人流统计的研究现状

最早用于人流量视频统计的算法 Jacobs's method，是一种非常简单估算大数量人群的方法，它把图像内的场景划分为很多个小块，选出几个小块，计算每个块中的人数，再计算它们的平均数，得到场景内总人数的近似值，该算法认为在最密集的人群中，每个站着的人占了约 2.5 平方英尺（0.23 m²）。而 DDIS（Digital Design and Imaging Service）所用的多密度算法，就是对 Jacobs's method 的一次升级。

DDIS 首先测量了集会地点可能发生人群聚集的地图，之后在集会场所上空上升带有照相机的气球，短时间内就可以从不同角度获得人群影像，将影像覆盖在 3D 模型上便可以通过人群密度与面积相乘得到总人数。

以色列 CROWD VISION 公司推出的实时视频监控软件^[7]不仅能够统计人群数量、密度、分布以及流向，还能够预测哪个地点将出现人群过于密集的情况。实时数据将汇集到指挥室，军方人员、警方以及其他人群管理专家再综合分析压力、密度、走走停停等异常现象。

对于人群的视频分析原理主要分为两类。一类是对于人数较少的情况，对于这种情况一般直接统计视频内人的数量，直对视频图像的像素点进行操作，从视频中分割出运动物体的轮廓，再对其进行判断分析、再计数，或者根据像素点所占的面积、周长等数据与人数之间的关系进行计数。当人群数量较多时，由于图像中人与人之间的相互重叠或者背景遮挡等问题，Hough 变换等经典的计算机视觉算法无法获得清晰的轮廓、边缘特征，使用这些方法技术精确度很低。

另一类是针对高密度人群的统计。通常采用密度估计的方法，对视频图像中出现的人群密度做大致估计。人群密度的估计一般都是根据视频

图像的纹理特征与人数之间的关系进行人数估计，人群密度大小与图像的纹理特征具有一定的关系。

但是，上海外滩踩踏事件中由于光照、视频清晰度低等原因，纹理分析的方法往往会失效，更无法分析人群异动、走走停停和对冲等异常行为。

4 基于基站拜访位置寄存器的大型集会人群统计及校正统计人数误差算法

4.1 基于基站拜访位置寄存器的大型集会人群统计

基于移动通信网络的人群统计不但能统计出人群数量，还能对踩踏事件的发生进行提前的预警，有英国学者 Johansson 实验得出理论，当人群“压力”超过 0.02/s²时就有可能发生灾难，并且灾难事件至少持续 30 min。而这个被称为压力的系数是由速度的方差乘以人群密度计算得到的，这些都可以通过信令分析结果轻松得到，只要压力有超过警戒线的趋势，便可以向用户定向发送有关信息进行提醒，也就是所谓的小区广播，做好相关预防工作。

传统的基于移动通信网络的人数统计往往在人数超过基站负载后失去其统计人数的功能。针对已有技术的不足，提出一种基于基站拜访位置寄存器（VLR, visitor location register）的大型集会人群统计方法。

拜访位置寄存器作为基站 MSC 中用于存储来访用户信息的数据库，除了存储着来自原地理位置寄存器的用户登记业务，开关机状态，是否有协议、通信资格、用户地址等信息，还存储着每个用户的实时位置登记信息。为了避免移动交换中心使用穷举法寻找用户终端所在位置，用户终端需要周期性地向移动通信网络报告其所在的接入蜂窝位置，该周期通常在 0.5~1 h。因而每个用户在开机、接入无线网络或者进入一个新的拜访位置寄存器服务区内时，都会在拜访位置寄存器上进行登记，原地理位置寄存器在修改该用户的位置信息后，还要通知原来的拜访位置寄存器，删除该移动用户的位置信息。由于拜访位置寄存器容量宽裕、移动终端都能在拜访位置寄存器中登

记,以及目前中国智能手机的持有率在90%~110%,通过拜访位置寄存器统计出的用户数可以很直观地反映出特定基站小区内的实际人数,保证了统计数据的完整性。

拜访位置寄存器位置数据更新机制使移动终端漫游的位置区改变时,移动台(MS, mobile station)将主动发起位置更新的工作,包括在同属于一个拜访位置寄存器下的不同基站位置信息,以及不同移动交换中心(MSC, mobile switching center)或拜访位置寄存器下的位置信息更新。在智能手机向基站发起主动业务的同时,拜访位置寄存器的位置数据更新也在进行。这些主动业务包括基础的建立通话连接、发送短信、接入互联网、微信和各种推送在后台使用的信令业务等。因为大部分智能手机存在大量需要使用数据链路的后台程序,只要手机处于开机模式并接入互联网,手机在拜访位置寄存器中的位置信息更新几乎是实时的。当然,除了位置信息,每部智能手机的业务信息、权限信息及开机状态也是实时登记在拜访位置寄存器中。

手机在关机时会向基站发出关机信息信号,从而在拜访位置寄存器中登记为关机状态,通过这个信息可以排除关机后离开基站范围的那部分人。在某些特殊情况下手机系统被迫关闭(如被破坏、被拔电池板等),手机不会进行主动业务发起,基站会认为手机不在服务区内,基站会每隔一段时间对这部手机进行一次尝试寻呼,并同步一次拜访位置寄存器中的信息。这个寻呼时间间隔根据运营商和基站不同而有所不同,一般在0.5~1 h之间,等到基站对这台移动终端主动寻呼并发现不在基站覆盖范围内时,才会判定该手机已关机。

以上这种情况会使一个手机系统意外关闭的人被默认依然存在该基站区域,从而造成数据上的延时,然而这种情况在统计人流数据中依然是极少数。总体而言,拜访位置寄存器统计的人流数据具有实时性。

如果处于市中心地带,建筑物较多的地方,如何排除障碍物中的人群也是一项挑战。现在大多建筑物中都设有Wi-Fi,只要人们的手机开通终端的WLAN功能,Wi-Fi便能够反向获得每位

用户的AP从而将用户位置记录下来。但由于用户并不是所有人都会打开WLAN功能,这种情况下就需要通过相应的渗透率来计算得到总人数。另一种排除建筑物中人群的方法是通过无线定位技术,当发现人们在长时间内的位移只限定在小范围内,便可以大致认为此人处于建筑物中。

4.2 校正统计人数误差算法

上文的分析中提到智能手机在人群中的持有率、手机系统意外关闭引起的数据反馈延时等情况,都是拜访位置寄存器统计人数中误差的一部分。然而以上这些误差都属于小概率事件,在统计人流态势时可以忽略不计。

拜访位置寄存器容量宽裕,且记录所有正常开机状态手机的位置信息,在基站业务超过负载时,依旧可以统计出基站覆盖范围内人数。但与此同时,则会因为基站分摊人流而引起高负载情况下的统计人数误差。

基站在整体覆盖范围上成蜂窝状遍布,但为了保持无线信号的全方位覆盖,基站的实际功率可覆盖范围应该比规划范围大很多。因此,手机在大部分时间都可以接收到2个甚至多个基站的信号。2个或多个基站信号覆盖的范围被称为信号重叠区域。在重叠区域内的手机一般接收2个基站的信号来源,一个为主基站,一个为辅基站,其位置信息以主基站的位置登记在拜访位置寄存器中。而决定主基站与辅基站区别的一般是手机收到信号的强弱,又因为基站信号强弱与距离成反比,所以主基站一般由重叠区域内移动终端离2个基站的距离决定。在一般情况下,基站的有效覆盖范围和蜂窝状结构相同,即近似圆形。而在特定基站业务量过大时,重叠区域原本属于主基站范畴的用户就会被移入较为空闲的辅基站,这样,原本靠近主基站的重叠区域内的人便被归入辅基站,以辅基站的位置信息登记进拜访位置寄存器。相对来说,等于主基站的覆盖面积变小了,而按照原本算法将主基站的人数归在原本的基站覆盖范围内,使主基站范围内的人数比实际少,形成误差。

对上述形成的误差进行校正,采用结合信令截取统计方法,在基站满负载之前,基于信令统计的人数有相当的可信度,可以用以校正因系统

或其他客观因素导致的拜访位置寄存器统计出的数目的偏差。而在基站业务量过大时，通过计算本基站与周边基站由信令统计出的人数的增长速度，推算出基站范围内实际人数的估值，并在基站高业务量后根据实际情况以一定的系数在拜访位置寄存器统计出的人数数据上进行修正，从而减小因分摊而流失人数造成的误差。具体来说，就是通过计算本基站与周边基站由信令统计出的人数的增长速度，推算出基站范围内实际人数的估值，并在基站高业务量后以根据实际情况对一定的系数在拜访位置寄存器统计出的人数数据上进行修正，从而减小因为分摊而流失的人数造成的误差。基于此，本文提出了减少拜访位置寄存器统计人数的误差算法，具体步骤如下。

1) 估算每个基站无线覆盖面积

选取 5 个基站作为模拟对象，根据它们的经纬度坐标，计算单个基站与其相邻各基站的直线距离，选取最小的 3 个相邻基站距离取平均值，得出该基站到邻近基站的等效距离 D_{AB} ，再计算出该基站的等效覆盖半径 D_{AC} 。

$$D_{AC} = \frac{\sqrt{3}}{3} D_{AB}$$

在不考虑基站扇区具体的功率区别情况下，基站的覆盖范围在规划中是一个标准的六边形，而在实际情况中，其覆盖范围可以视作圆形。由此可以得到每个基站的覆盖面积为

$$S = \pi D_{AC}^2$$

2) 计算基站未达满负荷时人数

基站到达满负荷之前，基于拜访位置寄存器统计的人数根据其与时信令统计出的人数差值以一定的权重修正，该权重根据基站所处位置、信号覆盖能力、范围内用户群等因素变化。

3) 校正人数误差

基站到达满负荷之后，由于基站会将周边与其他基站重合范围内的用户留给其他基站处理，基站统计出的人数相对实际数值将偏低，本文设计了一个偏差量 Δ_P ，用以计算“本应统计在该基站内的人数”： Δ_P 在基站到达满负荷之后会从 0 开始以一定速度增长，并在将重叠区域人群全部

交付周边基站处理时达到最大值。 Δ_P 削减到 0 的规律与增长相同。

所以，基站到达满负荷之后进行人数校正的步骤如下。

① 统计出在基站到达满负荷之前的人数增长趋势：基站在满负荷之后， Δ_P 的瞬时增长速度应与之前人数的增长速度相近，设计以下算法。

$$\Delta_P = (T - T_{mt}) \left. \frac{dP_c}{dt} \right|_{t=T_{mt}-1}$$

其中， Δ_P 为设计的人数的偏差值， T 为实际时间， T_{mt} 为基站到达满负荷的时间， P_c 为经过校正的实时统计人数。即统计出在基站到达满负荷之前的人数增长趋势，作为偏差值 Δ_P 的增长趋势。

② 计算基站面积

令基站的覆盖半径为 R ，基站蜂窝正六边形面积即为

$$R \times \frac{\sqrt{3}}{2} R \times \frac{1}{2} \times 6 = \frac{3\sqrt{3}R^2}{2}$$

③ 计算重叠面积

基站与其他基站重叠面积约为

$$2 \times \left(\pi R^2 - \frac{3\sqrt{3}R^2}{2} \right) \approx 1.0870R^2$$

④ 重叠面积占基站原本覆盖面积比例为

$$\frac{1.0870R^2}{\pi R^2} \approx 34.6\%$$

所以， $\Delta_{P_{\max}} = 34.6\% \times P_{\max}$ ，当 Δ_P 到达 $P_{\max}$ 后将保持不变，直到基于拜访位置寄存器统计出的人数开始下降。 $P_{\max}$ 为该基站满负载时统计出的人数。

4) 实现可视化

根据开放地理空间联盟（Open Geospatial Consortium）所制定的地理数据绘制标准写成 KML（keyhole markup language）文件。CartoDB 是一个云计算可视化集成工具网站，上传 KML 文件，并编辑可视化信息，对一些参数进行设置后就能看到动态的热力图。

4.3 实验仿真

在仿真实验中，根据已知的基站坐标，选取 5 个基站作为模拟对象。首先计算单个基站与相邻

各基站的直线距离,采用选取最小的3个相邻基站距离取平均值,得出该基站到邻近基站的等效距离 D_{AB} ,然后计算出该基站的等效覆盖半径 D_{AC} 。根据输入的基站经纬度自动计算基站与其相邻基站距离,并算出等效的覆盖半径。以仿真实验中的基站4为例,根据算法计算出修正后基站统计得出的人数。如图3所示,横坐标表示统计检测的时间长度(小时),其中实线条代表每小时基于拜访位置寄存器统计出的人数,虚线条为每小时基于信令统计出的该基站范围内人数。可以看出在基站负荷到达满负荷之前,两者的统计结果相近,超过基站可容纳人数范围后,基于信令截取的人数统计方式便不再提供有效的数据,因此可通过VLR统计出更准确的人数。

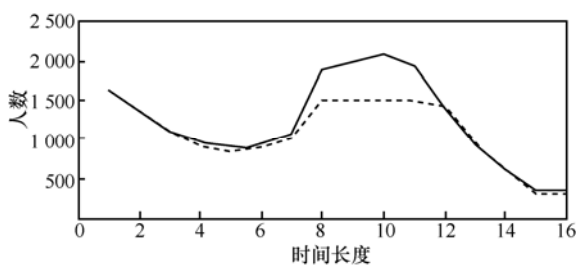


图3 基于VLR和信令统计的每小时人数

5 结束语

1) 关于人群统计

由于话务量模型的问题,通过信令网关统计话务量的办法无法精确统计外滩等大型集会的超负荷人群。而基于视频的统计方法同样也会受到光照、天气、摄像头清晰度等影响,无法实施Hough变换等边缘提取及纹理分析,也就无法对大型集会的超负荷人群进行精确统计。

除了研究新的手机信号统计方法之外,可以在现场增加基站,还可以通过临时部署无人机或热气球的方式,搭载高清晰摄像头并实施补光措施,对大型集会现场实施视频扫描,并统计人群数。

2) 关于人流态势分析与踩踏预警

就“外滩事件”而言,目前的人群统计计算机视觉方法由于本身技术缺陷(受光照、摄像头清晰度等因素制约),很难分析人群的密度、景区内各个局部区域人群的运动方向和速率,更难

以解决踩踏事件最关键的局部区域走走停停和对冲等监测与预警。

也可以通过管理人员携带伪基站,统计局部高危区域的人群数量和密度。

因此,需要发展新的技术,在光照不足、低清晰度视频情况下,能从群体角度识别人群的群体特征,进而判断局部人群的走走停停、对冲等异常行为和踩踏前兆并实施预警。

参考文献:

- [1] [EB/OL]. <http://www.xinhuanet.com/politics/szjcxzt/shwtctsg/>.
- [2] 姜莹. 工信部:国内手机用户达12.9亿户 4G用户占比突破10%[EB/OL]. <http://www.chinanews.com/it/2015/03-17/7135495.shtml>.
JIANG Y. MIIT: domestic mobile phone users reached 1.29 billion and 4G user accounted for more than 10%[EB/OL]. <http://www.chinanews.com/it/2015/03-17/7135495.shtml>.
- [3] 吴松, 雒江涛, 周云峰. 基于移动网络信令数据的实时人流量统计方法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(3): 776-779.
WU S, LUO J T, ZHOU Y F. Method of real-time traffic statistics using mobile network signaling[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(3): 776-779.
- [4] 陈娜. 基于位置信息的北京市出行模式研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2016.
CHEN N. Position-based resident travel pattern of beijing[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016.
- [5] 代鑫, 杨俊宴, 吴浩. 基于手机信令数据的城市商业中心空间活力研究——以上海为例[C]//2016中国城市规划年会. 2016.
DAI X, YANG J Y, WU H. Study on the spatial vitality of urban commercial center based on mobile phone signaling data-take Shanghai as an example[C]//Annual National Planning Conference. 2016.
- [6] 钟炜菁, 王德. 上海市不同类型的城市空间活动动态特征比较——基于手机信令数据的探索[C]//2016中国城市规划年会. 2016.
ZHONG W J, WANG D. Comparison of dynamic features of different types of urban spatial activities in Shanghai-based on mobile phone signaling data[C]//The Annual National Planning Conference 2016, 2016.
- [7] 胡忠顺, 王进, 朱亮. 基于手机信令数据的大客流监控应用研究[J]. 电信技术, 2017(4):21-25.
HU Z S, WANG J, ZHU L. Study on the large passenger flow monitoring and application based on mobile phone signaling data[J]. Telecommunications Technology, 2017(4):21-25.
- [8] 钟炜菁, 王德, 谢栋灿, 等. 上海市人口分布与空间活动的动态特征研究——基于手机信令数据的探索[J]. 地理研究, 2017, 36(5): 972-984.
ZHONG W J, WANG D, XIE D C, et al. Research on the dynamic

characteristics of population distribution and spatial activity in Shanghai-based on the exploration of mobile phone signaling data[J]. Geographical Research, 2017, 36(5): 972-984.

- [9] FCC Docket. Revision of the commission's rules to ensure compatibility with enhanced 911 emergency calling systems[S]. 1996, RM-8143:94-102.
- [10] REED J H. An overview of the challenges and progress in meeting the E-911 requirement of location service[J]. IEEE Communications Magazine, 1998, 36(4): 30-37.
- [11] JOHANSSON A. From crowd dynamics to crowd safety: a video-based analysis[J]. Social Science Electronic Publishing, 2008, 11(4): 497-527.
- [12] KONG D. A viewpoint invariant approach for crowd counting[C]// The 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06). 2006.
- [13] CONTE D. Counting moving people in videos by salient points detection[C]//2010 International Conference on Pattern Recognition. 2010: 1743-1746.
- [14] LI M. Estimating the number of people in crowded scenes by MID based foreground segmentation and head-shoulder detection[C]//International Conference on Pattern Recognition. 2008.
- [15] GAO C, LIU J, FENG Q, et al. People-flow counting in complex environments by combining depth and color information[J]. Multimedia Tools & Applications, 2016, 75(15): 9315-9331.
- [16] ZENG C B. Robust head-shoulder detection by PCA-based multilevel HOG-LBP detector for people counting[C]//2010 International Conference on Pattern Recognition. 2010.w
- [17] JOHANSSON A. Pedestrian, crowd and evacuation dynamics[J]. Encyclopedia of Complexity & Systems Science, 2012, 16: 697-716.

作者简介：



陈思文（1991-），男，黑龙江富锦人，上海大学硕士生，主要研究方向是网络空间安全。



卞阳东（1992-），男，上海人，波士顿大学硕士生，主要研究方向为机器学习及图像处理。



胡风（1991-），男，浙江温州人，上海大学博士生，主要研究方向为信息安全、量子计算密码、社会网络。



王潮（1971-），男，江苏镇江人，博士，上海大学教授，主要研究方向为无线传感器网络、网络信息安全与椭圆曲线密码学、量子计算与量子攻击密码分析。