

地理环境下的群体运动分析与异常行为检测

宋宏权^{1,2}, 王 丰², 刘学军^{3*}, 闫国年³, 韩志刚¹

(1. 河南大学环境与规划学院, 河南 开封 475004; 2. 河南大学生命科学学院, 河南 开封 475004;

3. 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室, 江苏 南京 210023)

摘要:人群密集场所具有人群高度聚集、流动性大的特性,时常发生拥挤踩踏等突发公共事件。现有基于视频的人群监控无法真实度量与分析地理环境下的群体运动与异常行为,该文将视频分析系统与GIS有机结合,设计了地理环境下的群体运动分析与异常行为检测方法,可在GIS环境下实现对群体运动模式、群体运动趋势、群体运动速率的分析与可视化表达;同时,可检测识别群体运动速率突变、群体运动趋势突变、逆向行走、骤聚、骤散等群体异常行为。实验结果表明,利用该文提出的群体运动分析与检测方法,可实时动态感知区域人群状态的时空格局,为安防部门有效管理人群提供科学依据。

关键词:视频 GIS; 群体运动分析; 异常行为检测; 感知监控

中图分类号:P208 **文献标识码:**A **文章编号:**1672-0504(2015)04-0001-05

0 引言

人群密集场所(广场、体育场馆等)具有人群高度聚集、流动性大等特性,隐藏着巨大安全隐患,时常发生拥挤踩踏等突发事件,造成大量人员伤亡与巨大经济损失。实时感知人群状态,实现密集人群的智能化管理,对突发事件预防预警具有重要意义。鉴于此,各国已将视频监控技术的应用上升至战略高度,并从经济、政策、法律等方面给予大力支持。

近年来,基于视频监控的智能化人群感知技术已成为研究热点^[1-3],主要包括人群密度监测^[2,4-8]与群体行为理解^[9-11]。群体行为理解是指对人群运动模式与规律进行分析与识别,包括运动特征提取、行为识别、高层行为与场景理解等流程^[8,11]。国内外学者提出了很多用于人群分析与理解的方法,可分为人群个体分析和人群整体分析两类。基于人群个体的分析方法是通过对分割或检测人群中的个体,对个体间的运动模式进行分析,实现对人群行为的理解^[12-15]。基于人群整体的分析方法是把场景中人群作为一个整体,分析与理解人群的行为模式^[16-22]。现有基于视频的群体行为分析大都以图像空间为参考,无法真实度量监控场景的人群特征与群体行为,只能通过上、下、左、右简单描述群体运动趋势。对于群体运动速率,基于图像空间的分析结果以像素为单位,无法得到真实的运动速率,且无法获取发生异常行为的具体地理位置。

目前,监控探头已遍及城市各个角落,实现地理环境下的群体运动分析与异常行为检测,需实现视频分析系统与GIS间的协同分析^[2,3,23,24]。本文将视频数据与GIS有机集成,尝试在地理参考下进行群体运动分析与异常行为检测,为安防部门的人群智能管理、警力动态部署等提供依据。

1 群体运动特征提取与分析

1.1 地理参考下的群体运动矢量场提取

实时感知群体运动特征是进行群体运动分析与异常行为检测的基础,在地理参考下定量表达群体运动特征是实时监测与分析地理环境下群体运动首要解决的问题。本文在地理参考下提取群体运动矢量场,基于此分析群体运动模式与群体运动趋势,估算群体运动速率。图1为地理环境下群体运动矢量场提取流程:1)在视频监控场景中选取人群活动区域,对该区域进行地理空间映射处理^[3];2)实时接收视频信号,将人群活动区域图像块映射至地理参考;3)实时处理视频数据,在地理参考下提取人群运动光流场,得到地理参考下可度量的人群运动矢量场。

1.2 群体运动模式分析

根据监控区域内的人群运动方向,可将群体运动模式划分为单向运动、双向运动、中心聚拢、四周发散和散漫无序5类。实时感知公共场所的群体运动模式,可及时获取监控区域的人群运动状态。

收稿日期:2014-11-13; 修回日期:2015-01-15

基金项目:国家科技支撑计划项目(2012BAH35B02);国家自然科学基金项目(41401107,41201402)

作者简介:宋宏权(1986-),男,博士,讲师,主要从事空间分析与建模、GIS与遥感应用等研究。*通讯作者 E-mail:liuxuejun@njnu.edu.cn

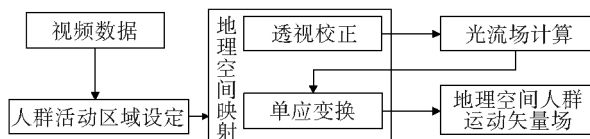


图1 地理参考下的群体运动矢量场提取
Fig. 1 Crowd movement vector field extraction under geographical reference

因运动矢量分布在整个人群活动区域,基于地理参考下的人群运动矢量场,无法直接识别人群运动模式。极坐标系中的点是由一个夹角和一个相对于中心点(极点)的距离表示,运动矢量是具有方向和大小的向量,故将人群运动矢量转换至极坐标空间,可在极参考下表示运动矢量场的分布格局,进而

识别人群运动模式。

将极坐标系的 0° 方向确定为正东方向,沿逆时针 90° 方向为正北方向,以此类推确定极坐标的各地理参考方向。将地理空间人群运动矢量转换至极坐标系时,以矢量长度和该矢量与地理参考系横轴夹角确定其在极参考中的位置。图2a—图2c分别为模拟的单向运动、双向运动和散漫无序型群体运动矢量场的极坐标表示。图2d为中心聚拢或四周发散型群体运动矢量场的极坐标分布,仅从运动矢量场在极参考下的分布,无法区分中心聚拢与四周发散型人群运动。这两种人群运动模式表现为群体的骤聚/骤散异常行为。

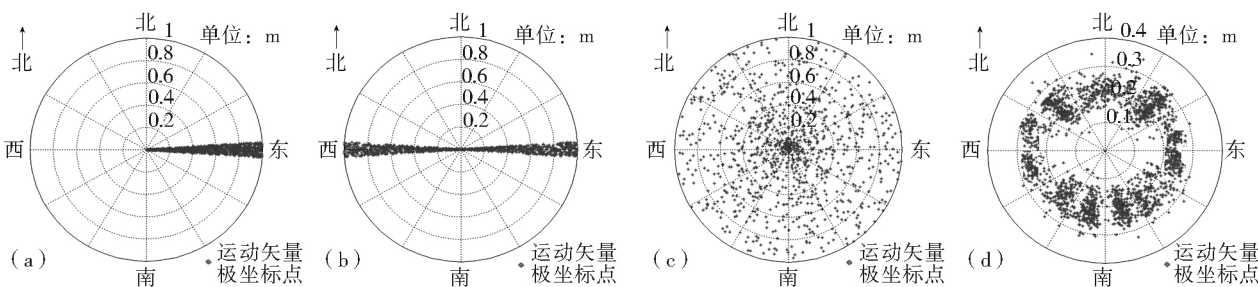


图2 群体运动模式的极坐标表示
Fig. 2 Expressions of crowd movement patterns in polar coordinates

1.3 群体运动趋势分析

为进行人群运动趋势分析,将极坐标系从东偏北 11.25° 起,按逆时针方向以 22.5° 间隔等分为16份,利用风向玫瑰图方法将人群运动矢量根据其所属方向累加,计算该方向运动矢量个数占总运动矢量数的百分比,得到各方向人群运动矢量累积频率,即人群运动趋势玫瑰图。图3为1.2节模拟人群运动矢量场的群体运动趋势分析结果。其中,图3a为正东向的单向群体运动;图3b为双向群体运动趋势

图,约62%的人群向正东方向行进,约38%向西行进,可判断主体运动趋势为正东方向;图3c为中心聚拢或四周发散群体运动趋势图,各方向具有相似的群体运动趋势;图3d为随机型群体运动趋势图,各方向人群运动矢量概率分布呈随机状态,在东偏北 22.5° 和东偏南 45° 的人群运动矢量分布概率较大,西偏南 45° 的人群运动矢量分布概率最小。可知,基于地理空间的人群运动矢量场,利用风向玫瑰图可直观定量表达与分析群体运动趋势。

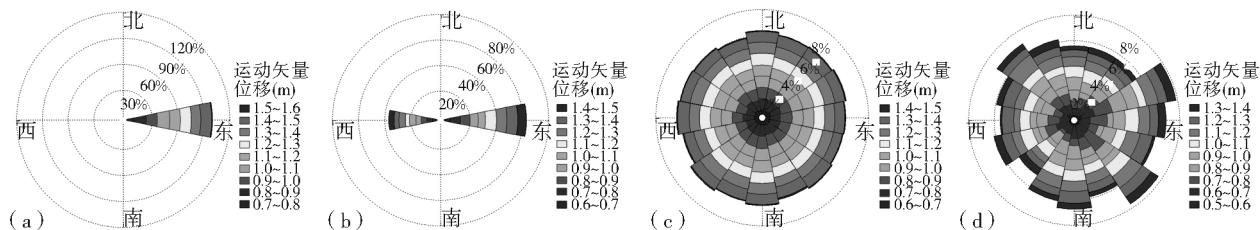


图3 群体运动趋势
Fig. 3 Crowd movement trends

1.4 群体运动速率估算

人群速度是指人群整体表现出来的运动状态,它不是由个体速度决定,而是人群在行走过程中相互影响和制约表现出来的平均速度。群体运动趋势可定量分析人群运动矢量在各方向的概率分布,无法获取各方向的人群运动速率。以往基于视频的动态目标运动速度估算以图像空间为参考系,以像素

为单位度量动态目标的运动速率。本文以极坐标系 0° 为起始方向,以 45° 间隔按逆时针方向分别划分为东、东北、北、西北、西、西南、南和东南8个方向(图4)。在此基础上,基于地理参考下的群体运动矢量场,分别估算各方向人群运动速率,具体步骤为:1)将地理参考下的人群运动矢量场转换至极坐标;2)根据极坐标系方向划定标准判断各运动矢量所属方向;3)

累加各方向运动矢量位移,统计各方向范围的运动矢量个数,求算各方向运动矢量位移的均值;4)根据提取运动矢量场时间间隔,求算各方向人群运动速率。

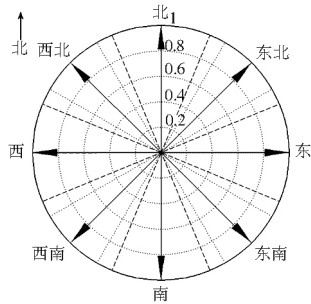


图 4 群体运动方向的极坐标空间划分

Fig. 4 Divisions of crowd movement directions in polar coordinates

表 1 各运动模式人群运动参数估算结果
Table 1 Estimation results for crowd movement modes

运动模式	运动参数	运动方向							
		东	东北	北	西北	西	西南	南	东南
单向	累积位移	467.48	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	平均位移	0.49	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	平均速率	0.49	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
双向	累积位移	265.16	0.00	0.00	0.00	198.78	0.00	0.00	0.00
	平均位移	0.51	0.00	0.00	0.00	0.52	0.00	0.00	0.00
	平均速率	0.51	0.00	0.00	0.00	0.52	0.00	0.00	0.00
中心聚拢	累积位移	70.35	72.44	68.66	63.34	75.37	77.75	80.36	74.40
	平均位移	0.62	0.58	0.56	0.54	0.67	0.61	0.71	0.59
	平均速率	0.62	0.58	0.56	0.54	0.67	0.61	0.71	0.59
四周发散	累积位移	72.35	72.44	68.66	71.32	75.37	77.75	77.36	74.40
	平均位移	0.63	0.58	0.56	0.61	0.67	0.61	0.68	0.59
	平均速率	0.63	0.58	0.56	0.61	0.67	0.61	0.68	0.59
随机	累积位移	57.23	102.80	47.84	85.03	68.23	105.92	56.02	116.35
	平均位移	0.60	0.73	0.51	0.64	0.65	0.69	0.62	0.73
	平均速率	0.60	0.73	0.51	0.64	0.65	0.69	0.62	0.73

单位:累积位移(m)、平均位移(m)、平均速率(m/s)。

2.2 运动速率/趋势突变异常检测

对于运动速率突变异常检测,首先设定各方向运动速率变化阈值,若运动速率变化超过阈值,则判断该方向发生运动速率突变异常。运动趋势突变异常

以时间间隔为 1 s 的两帧人群图像提取人群运动矢量场,表 1 为 1.2 节模拟群体运动矢量场在各方向的累积位移、平均位移和平均速率估算结果。例如,对于单向人群运动,其主体运动方向为向东,在正东方向,人群运动矢量场累积位移为 467.48 m,平均位移量 0.49 m,人群平均运动速率为 0.49 m/s。

2 群体异常行为检测

2.1 群体异常行为分类

本文将密集人群异常行为划分为运动速率突变、运动趋势突变、骤聚(中心聚拢)、骤散(四周发散)、逆向行走 5 类。

常指在一定时间内,群体运动趋势发生骤变,图 5a 为模拟的某时刻群体运动趋势图,图 5b 为发生运动趋势突变后的群体运动趋势,据此可判断发生群体运动趋势突变异常。

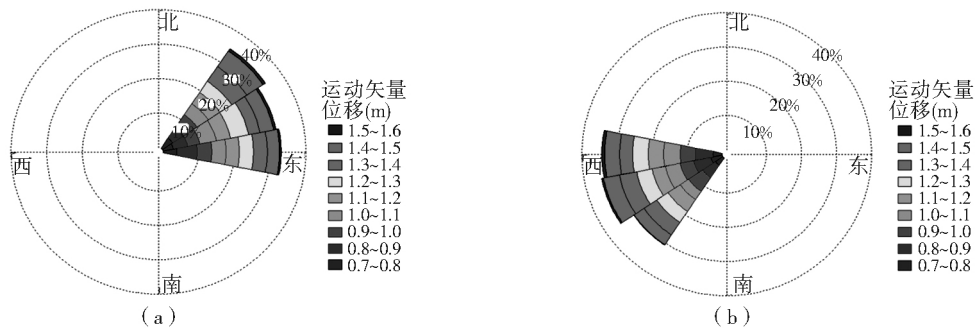


图 5 运动趋势突变异常检测
Fig. 5 The sudden change detection of the crowd movement trend

2.3 逆向行走异常检测

设定监控区域的人群只能单向行走,实时感知监控区域各方向人群运动趋势,若规定行走方向的反方向人群运动矢量骤增,可判定发生逆向行走异常。图 6a 为逆向行走异常示例场景,图 6b 为逆向

行走异常人群运动矢量场,图 6c 为逆向行走行为发生前群体运动趋势,图 6d 为发生逆向行走时群体运动趋势,可见在群体运动主体方向的反方向出现了较小人群运动矢量分布,可据此判断发生了逆向行走异常。

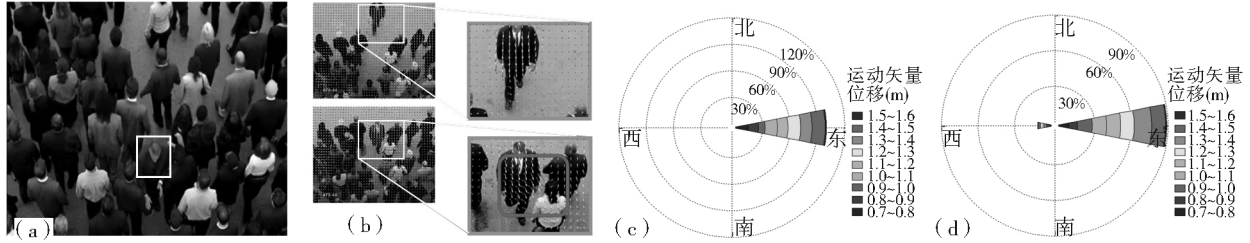


图 6 逆向行走异常检测
Fig. 6 The abnormal behavior detection for the reverse walking

2.4 骤聚/骤散异常检测

利用群体运动矢量场无法直接检测骤聚/骤散异常。矢量分析是指通过求算矢量场的散度、旋度等参数来定量表征矢量场的状态特征。散度用于表征矢量场发散的强弱程度,若散度大于 0,表示该点为具有散发通量的正源(发散);若散度小于 0,表示该点具有吸收通量的负源(集聚)。散度表示的负源和正源分别对应人群的骤聚和骤散,故采用散度检测骤聚与骤散异常。图 7a(见封 2)为某监控场景人群运动矢量场,该场景包括骤聚与骤散两种群体异常行为。图 7b(见封 2)为矢量场的散度空间分布,散度大于 0,表示人群运动为发散状态,值越大说明骤散速度越快;散度小于 0,表示人群运动为聚拢状态,值越小表明该点人群骤聚速度越快。图 7b 中红色区域表示骤散异常,蓝色表示骤聚异常,可见散度空间分

布能较好地与人群运动矢量场吻合。

3 实验结果分析

采用夫子庙步行街某监控场景数据对上述群体行为分析方法进行验证。图 8a 为夫子庙步行街某监控场景示例人群图像,通过对选定的人群活动区域进行地理空间映射处理,求算地理空间人群运动矢量场,并将其转换至极坐标空间(图 8b),可知人群运动为“西北—东南”向的双向运动模式,故利用本文的群体运动模式分析方法可有效判断群体运动模式。图 8c 为群体运动趋势玫瑰图,可知该场景东北与西南方向具有较大的人群运动概率分布,分别为 37%和 23%,正东方向人群运动概率分布约 7%,而其他方向人群运动的概率分布均较小,人群流动主方向为东北向,结果与场景真实情况吻合。

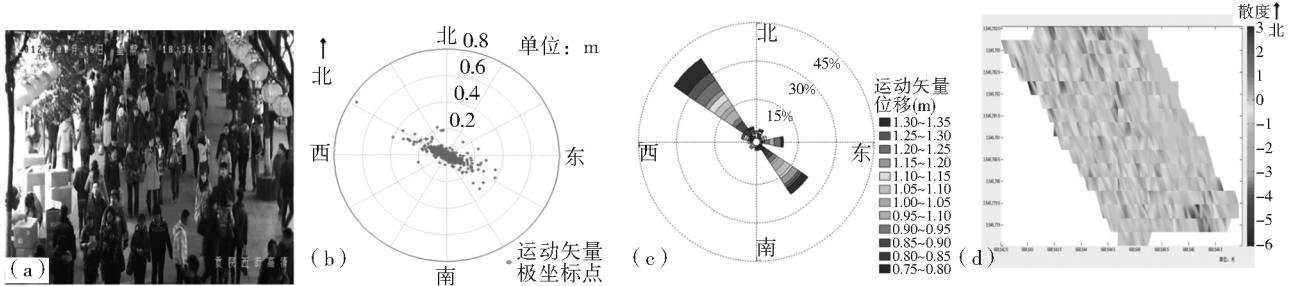


图 8 实验场景及分析结果
Fig. 8 Experimental video scene and analysis results

本实验每隔 100 ms 捕获一帧图像,利用群体运动速率估算方法,计算地理空间各方向的人群运动速率(表 2),人群运动主方向的人群运动速率分别为 0.24 m/s(西北)和 0.22 m/s(东南)。因未能测量其真实速度,无法验证本结果精度。选取南京师范大学仙林校区地理科学学院广场作为实验场景(图 9a),选取个体目标评价运动速率的估算精度。利用 GPS 接收机实时记录场景中人的行走速度,利用上述人群运动速率估算方法,求算 8 个时刻的人体运动速率(图 9b)。利用式(1)评估运动速率的估算精度:

$$err = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|v_e(i) - v(i)|}{v(i)}}{n} \times 100\% \quad (1)$$

式中: $v_e(i)$ 为运动速率估算结果, $v(i)$ 为实际测定的运动速率值, n 为实验中的测试时刻数,其估算结果精度为 89.91%。监控场景的地理空间映射精度及光流场求算精度对估算人群运动速率有较大影响,故提高视频数据的地理空间映射与光流计算精度,可进一步提高人群运动速率的估算精度。

表 2 人群运动速率估计结果
Table 2 Crowd movement velocities at different directions

运动参数	东	东北	北	西北	西	西南	南	东南
累积位移(m)	1.64	1.87	15.77	16.50	0.00	1.25	15.51	22.93
平均位移(m)	0.01	0.01	0.03	0.02	0.00	0.01	0.02	0.02
平均速率(m/s)	0.08	0.11	0.28	0.24	0.00	0.08	0.21	0.22

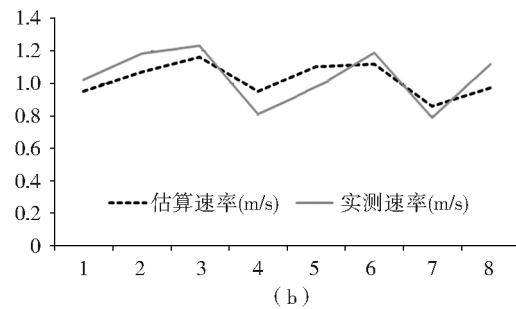


图9 运动速率估算精度评价
Fig. 9 The accuracy evaluation for the estimation method of crowd movement velocity

4 结论

利用地理参考下的人群运动矢量场,提出了地理环境下群体行为模式分析方法。实验表明,本文提出的群体运动模式分析、群体运动趋势分析、群体运动速率估算、群体异常行为检测等方法,应用于感知与分析场景中群体行为模式是可行的。在地理参考下分析群体行为,可掌握监控场景中人群的运动状态,且可预测人群活动的发展态势。在地理环境下分析群体运动模式、运动趋势、运动速率、异常行为等群体行为模式,可分析与表达群体行为模式与地理空间的关系,实时动态感知区域人群运动趋势、人群状态的时空格局,为安防部门有效管理人群提供科学依据。

参考文献:

- [1] 徐方,魏东,魏星. 公众聚集场所人群疏散基础数据的分析[J]. 中国安全科学学报, 2008, 18(4): 137-145.
- [2] 宋宏权,刘学军,闫国年,等. 一种可跨摄像机的人群密度估计模型[J]. 中国安全科学学报, 2013, 23(12): 139-145.
- [3] 宋宏权,刘学军,闫国年,等. 区域人群状态的实时感知监控[J]. 地球信息科学学报, 2012, 14(6): 686-692.
- [4] 肖坦,杨棚,李黄煌. 基于视频监控的铁路客运站人群密度分析算法[J]. 铁道通信信号, 2010, 46(8): 80-82.
- [5] 吴晟,葛万成. 基于可变形框的人群密度估计算法[J]. 通信技术, 2011, 44(10): 63-65.
- [6] 麻文华,黄磊,刘昌平. 基于置信度分析的人群密度等级分类模型[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(1): 30-39.
- [7] MARANA A N, VELASTIN S A, COSTA L D F, et al. Automatic estimation of crowd density using texture[J]. Safety Science, 1998, 28(3): 165-175.
- [8] KILAMBI P, RIBNICK E, JOSHI A J, et al. Estimating pedestrian counts in groups[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 10(1): 43-59.
- [9] BRÉMOND F, THONNAT M, ZÚNIGA M. Video-understanding framework for automatic behavior recognition[J]. Behavior Research Methods, 2006, 38(3): 416-426.
- [10] ELBASI E, ZUO L, MEHROTRA K, et al. Control charts approach for scenario recognition in video sequences[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2005, 13(3): 303-309.
- [11] 凌志刚,赵春晖,梁彦,等. 基于视觉的人行理解综述[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(9): 2570-2578.
- [12] BOBICK A F, DAVIS J W. The recognition of human movement using temporal templates[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(3): 257-267.
- [13] JACQUES J C S, BRAUN A, SOLDERA J, et al. Understanding people motion in video sequences using Voronoi diagrams[J]. Pattern Analysis & Applications, 2007, 10(4): 321-332.
- [14] CHERIYADAT A M, RADKE R. Detecting dominant motions in dense crowds[J]. IEEE Journal of Selected Topics Signal Processing, 2008, 2(4): 568-581.
- [15] WANG X, MA X, GRIMSON W E L. Unsupervised activity perception in crowded and complicated scenes using hierarchical Bayesian models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(3): 539-555.
- [16] ANDRADE E L, BLUNSDEN S, FISHER R B. Modelling crowd scenes for event detection[A]. International Conference on Pattern Recognition[C]. Hong Kong, China, 2006. 175-178.
- [17] ALI S, SHAH M. A lagrangian particle dynamics approach for crowd flow segmentation and stability analysis[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Minneapolis, Minnesota, USA, 2007. 1-6.
- [18] MEHRAN R, OYAMA A, SHAH M. Abnormal crowd behavior detection using social force model[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Miami, Florida, USA, 2009. 935-942.
- [19] HELBIG D, MOLNÁR P. Social force model for pedestrian dynamics[J]. Physical Review E, 1995, 51(5): 4282-4286.
- [20] KRATZ L, NISHINO K. Anomaly detection in extremely crowded scenes using spatio-temporal motion pattern models[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Miami, Florida, USA, 2009. 1446-1453.
- [21] XIONG G, CHENG J, WU X, et al. An energy model approach to people counting for abnormal crowd behavior detection[J]. Neurocomputing, 2012, 83: 121-135.
- [22] 杨琳,苗振江. 一种人群异常行为检测系统的设计与实现[J]. 铁路计算机应用, 2010, 19(7): 37-41.
- [23] 宋宏权,刘学军,闫国年,等. 基于视频的地理场景增强表达研究[J]. 地理与地理信息科学, 2012, 28(5): 6-9.
- [24] 宋宏权,孔云峰. Adobe Flex 框架中的视频 GIS 系统设计与开发[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2010, 35(6): 743-746.

(下转第 11 页)

- sis[M], Essex: Longman Scientific & Technical, 1995.
- [16] 王汉东, 乐阳, 李宇光, 等. 城市商业服务设施吸引力的空间相关性分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(9): 1102–1106.
- [17] EICK C F, PARMAR R, DING W, et al. Finding regional co-location patterns for sets of continuous variables in spatial datasets[A]. Proceedings of the 16th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems[C]. 2008. 30.
- [18] DING W, EICK C F, YUAN X, et al. A framework for regional association rule mining and scoping in spatial datasets[J]. Geoinformatica, 2011, 15(1): 1–28.
- [19] THURSTAIN-GOODWIN M, UNWIN D. Defining and delineating the central areas of towns for statistical monitoring using continuous surface representations[J]. Transactions in GIS, 2000, 4(4): 305–317.

Regional Co-location Pattern Mining and Scoping from Urban Facility POI

YU Wen—hao^{1,2,3}, AI Ting—hua^{1,4}, ZHOU Qi⁵

(1. Key Laboratory of Urban Land Resources Monitoring and Simulation, Ministry of Land and Resources, Shenzhen 518000; 2. College of Urban and Environmental Science, Huazhong Normal University, Wuhan 430079; 3. Key Laboratory of Digital Mapping and Land Information Application of National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation, Chengdu 610100; 4. School of Resource and Environmental Science, Wuhan University, Wuhan 430079; 5. The Third Geoinformation Mapping Institute of National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation, Chengdu 610100, China)

Abstract: Different types of urban facilities usually appear together, which have strong spatial association. The spatial co-location pattern mining, which aims to discover this type of knowledge, can be utilized to support many applications, such as commercial layout, urban planning and regional management. However, traditional co-location pattern mining usually adopts the global statistical index, which tends to neglect the strong significance of spatial relationship in regional geographic areas. Considering this problem, a regional prevalence index is proposed in this paper, and the impact area of neighborhood is constructed based on the regional impact of the First Law of Geography, and thereby significant areas of co-location patterns can be delimited. The actual data experiment for mining the POIs' co-location patterns is used to analyze spatial association characteristics of the POI infrastructure in Shenzhen City. The assess result indicates that this approach is more reliable than other methods.

Key words: spatial data mining; co-location pattern; scoping; urban facility; POI

(上接第 5 页)

Crowd Movement Analysis and Abnormal Behavior Detection under Geographical Environment

SONG Hong—quan^{1,2}, WANG Feng², LIU Xue—jun³, LV Guo—nian³, HAN Zhi—gang¹

(1. College of Environment and Planning, Henan University, Kaifeng 457004; 2. College of Life Sciences, Henan University, Kaifeng 475004; 3. Key Lab of Virtual Geographic Environment, Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: The massive crowd gathering appears frequently with the rapid urbanization and the development of socio-economic. There are enormous stampede accidents caused by the high crowd density. Numerous surveillance cameras have been installed in many cities. So, it is important to monitor the crowd status in real time in crowded areas, and this can provide basic data for crowd management and emergency warning. Existing video-based crowd movement analysis cannot express crowd movement patterns and abnormal behaviors quantitatively in geo-referenced systems. In this study, a method for crowd movement analysis and abnormal behavior detection was proposed based on the integration of video surveillance systems and GIS. Consequently, crowd images can be processed and crowd movement vector fields can be extracted in GIS using video frames which were mapped to geographic space. And then, crowd movement patterns, crowd movement trends, and crowd movement velocities can be calculated and expressed in GIS. In addition, abnormal behaviors can be also detected through this method, such as the sudden change of the movement velocity and the movement trend, reverse walking, central gathering, and central divergence. Experimental results illustrate the method proposed by this study can provide spatial-temporal patterns of crowd status in large areas.

Key words: video-GIS; crowd movement analysis; abnormal behavior detection; sensing and monitoring

第 4 页插图

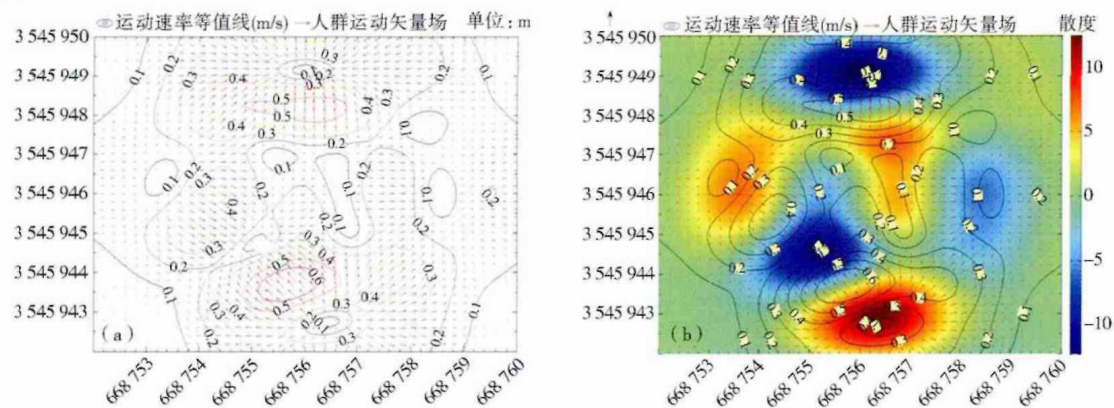


图 7 骤聚/骤散异常检测
Fig. 7 Abnormal behavior detections for central gathering and central divergence

第 45 页插图

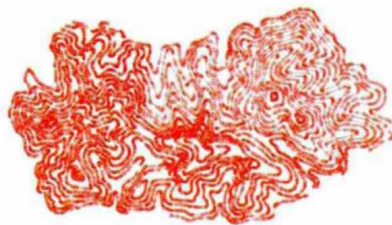


图 9 平移要素后的认证结果
Fig. 9 Authentication result after translation elements

第 46 页插图

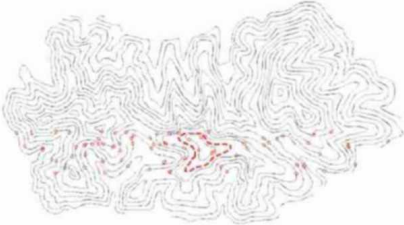


图 10 含水印数据删除要素后的认证结果
Fig. 10 Authentication result after deleting elements

第 49 页插图

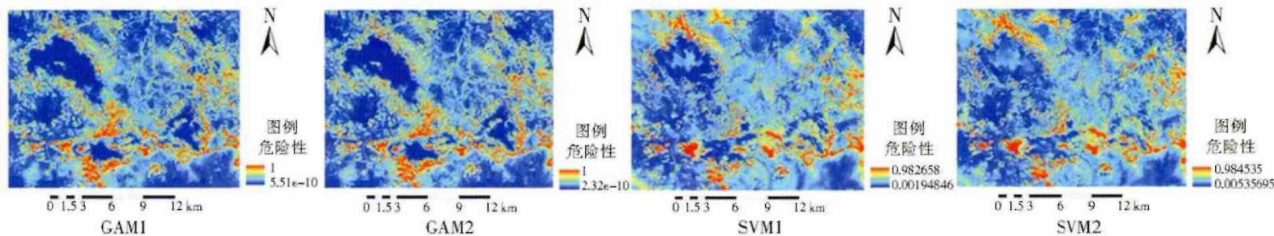


图 3 4 个模型的全区滑坡危险性分布
Fig. 3 Landslide susceptibility distributions of four selected models

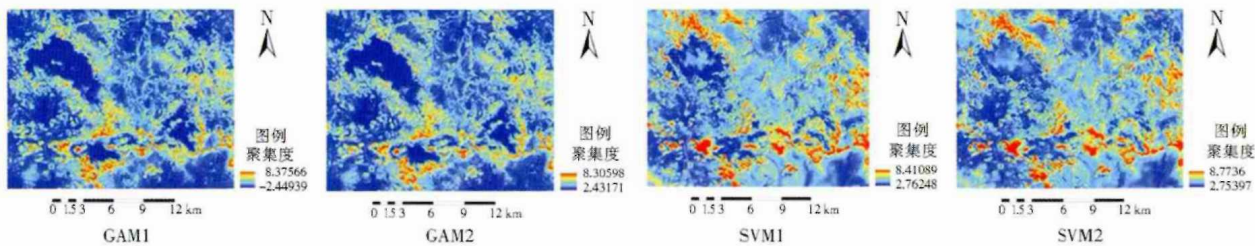


图 4 4 个筛选模型的空间聚集度分布
Fig. 4 Space clustering results of four selected models

第 52 页插图

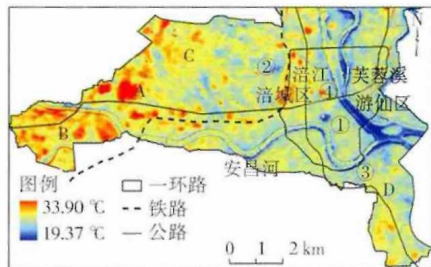


图 2 城市地表热场空间格局
Fig. 2 Spatial pattern of urban thermal field

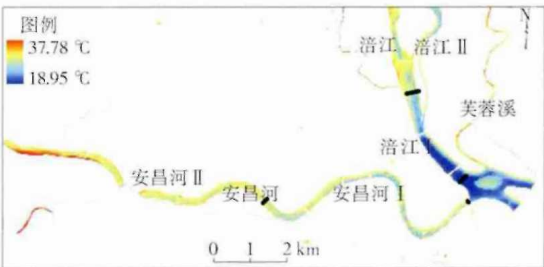


图 3 河流廊道景观对应的地表温度分布
Fig. 3 Distribution of land surface temperature corresponding river corridor landscape