

DOI: 10.13203/j.whugis20130070

文章编号: 1671-8860(2014)10-1236-05

利用鱼眼相机对密集人群进行智能监控

胡学敏¹ 郑 宏² 郭 琳¹

¹ 湖北大学物理学与电子技术学院,湖北 武汉,430062

² 武汉大学电子信息学院,湖北 武汉,430072

摘要: 人群密集场所的人群智能监控是公共安全领域中一个重要而困难的问题。以鱼眼图像为研究对象,提出了一种基于透视加权模型的密集人群智能监控方法。实验结果表明,本文方法能有效、实时、准确地对室内密集人群进行密度估计和人数统计。

关键词: 密集人群;透视加权模型;密度估计;人数统计

中图法分类号 P231.5

文献标志码:A

针对室内公共场所的密集人群监控是公共安全领域的重要课题。目前,研究者们针对监控录像的人数统计的方法主要有三大类:基于目标检测的人数统计方法^[1-3]、基于特征点跟踪的人数统计方法^[4]和基于特征拟合的方法^[5-9]。这些方法虽然取得了一定的成果,但是在高密度人群中的效果并不理想。另外,现有人群监控系统一般是基于传统枪式相机的。这种监控系统在进行全方位监控时无法满足实时性和控制成本的要求。针对现有人群智能监控的问题,本文利用鱼眼相机,提出了一种基于透视加权模型(perspective weight model, PWM)的密集人群智能监控方法。该方法能够有效地区分不同密度级别的人群,并且能对高密度人群进行准确、实时的密度估计和人数统计,具有很好的实用性。

1 基于 PWM 的人群智能监控算法

本文提出的基于 PWM 的人群智能监控算法分为五个部分:预处理、前景分割、特征提取、密度估计和人数统计,如图 1 所示。

1.1 预处理

为了减少计算量,本文使用一种基于半径约束的最小二乘圆拟合的方法对鱼眼图像进行兴趣区域(region of interest, ROI)划分^[10]。另外,由于本文提出的透视加权模型基于“所有人群目标分布在同一个水平面上”这样一个前提条件,因此

需要将楼梯等不在同一个水平面上的区域人为地划分到 ROI 以外。

1.2 前景分割

考虑到室内人群目标运动速度缓慢、光照变化小和系统的实时性需求,本文采用文献[9]中的前景分割方法提取人群目标。

1.3 特征提取

1.3.1 鱼眼图像的透视加权模型

本文在建立透视加权模型之前,提出三个假设条件:①所有人的高度都相近;②所有人都处在同一水平面上;③图像的中心对应相机成像靶面的中心。为了使监控视场最大化,本文实验中将相机安装在被监控区域中央的天花板上,并且相机的主光轴与水平面垂直。在这种安装条件下,鱼眼相机能够获取水平 360°、垂直约 180°的视角范围。图 2(a)为鱼眼相机成像的三维模型,其中, G 为水平面上的中心位置,即主光轴与水平面的交点, g 为 G 在成像靶面上的投影, A 为透镜组的物镜中心, f 为透镜的焦距, H 为透镜离水面之间的垂直距离, Q_r 为水平面 ROI 内任意一点,其在成像靶面上的投影为 q_r, Q_r 发出的光线入射到 A,与主光轴形成的夹角为 θ。为了使成像光路显得更加直观,将三维图简化成二维图,取 AQ_rG 所在的平面作为相机的二维成像模型,如图 2(b)所示。图 2(b)左上角的圆表示与成像靶面对应的图像, P_G 为图像中心, P_r 和 P_R 分别为 q_r 和 Q_r 对应的图像中的像素点,r 为图像中的像素

收稿日期: 2013-04-23

项目来源: 湖北大学校基金资助项目(030-098343); 湖北省教育厅科学技术研究计划青年人才基金资助项目(Q20131004)。

第一作者: 胡学敏,博士。主要研究方向包括图像处理、计算机视觉、智能计算和智能系统。E-mail: huxumin2003@163.com

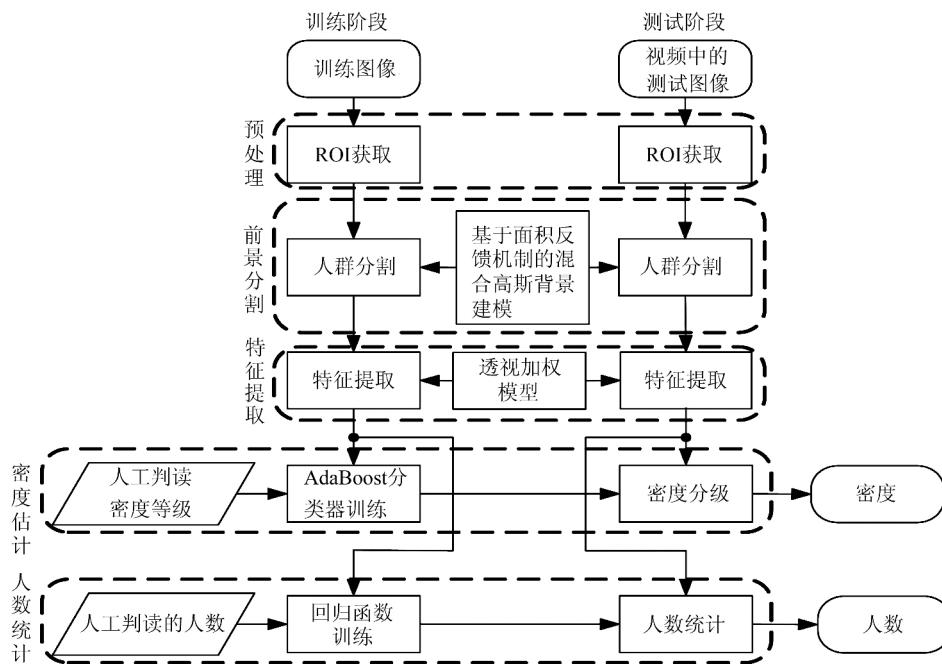


图 1 基于 PWM 的人群智能监控算法流程图

Fig. 1 Flow Chart of Crowd Monitoring Approach Based on PWM

点到图像中心之间的像素距离 (pixel), d_r 为成像靶面上的像点到靶面中心的距离 (mm)。依据鱼眼镜头的成像原理和图 2(b) 中的几何关系, 水平面上任意一点 Q 到物镜中心 A 之间的距离 D_r , 可以通过式(1)计算:

$$D_r = H / |\cos\theta| = H / \left| \cos \frac{r\epsilon}{f} \right| \quad (1)$$

式中, ϵ 为 CCD 靶面的像元尺寸。由于透视结构的影响, 图像中的目标呈现“远小近大”的规律, 因此要使得图像中所有像素点占有相同的比重, 需要使图像中心区域点的权值较小, 而外围区域点的权值较大。本文使用目标点 Q_r 到物镜中心 A 的距离作为透视距离来计算图像中对应像素点的加权值。从图 2(b) 中可以看出, P_G 点的权值应该最小, 图像中其他像素点的权值随着离 P_G 距离的增加而增大。令 P_G 点的权值为 $w_G = 1$, 则图像中离 P_G 点的距离为 r 的像素点的权值 w_r 应为:

$$w_r = \frac{D_r}{D_c} = \left| \sec \frac{r\epsilon}{f} \right| \quad (2)$$

依据式(2),就可以计算出鱼眼图像中每一个像素点在特征提取时所需的权值。

1.3.2 人群目标特征提取

在一些经典的基于传统图像的人群监控方法中,目标面积、轮廓周长、边缘点数和角点数是最常用的几个特征。由于鱼眼图像透视结构的影响,本文在计算这些特征时,使用透视加权模型进行加权计算,其计算方法如式(3)所示:

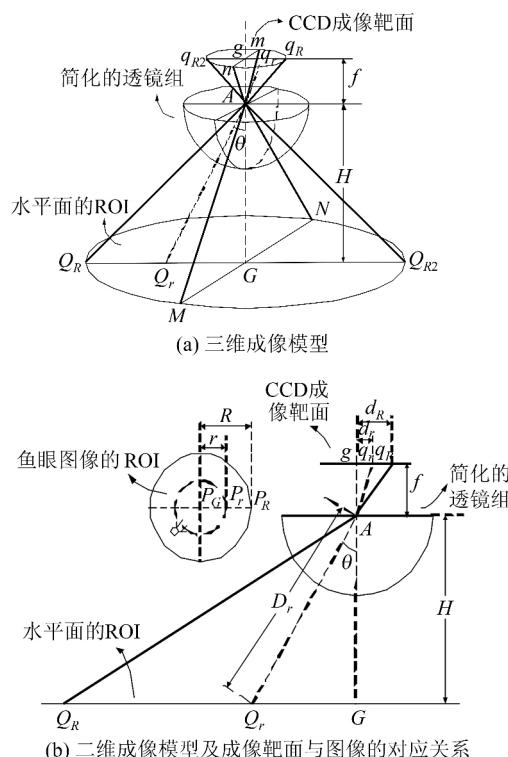


图 2 鱼眼相机的二维和三维成像模型

Fig. 2 2D Model and 3D Model of Fisheye Camera

$$X = \sum_{(x,y) \in F} w_r(x,y) \quad (3)$$

其中, $w_r(x, y)$ 为本文提出的透视加权模型中坐标为 (x, y) 的像素点的加权值; X 为加权切向梯度 (weighted tangential gradient, WTG) 特征; F 为使用经过去径向形态学处理后的切向梯度图像的

点集。当 X 分别为加权面积 (weighted area, WA)、加权轮廓周长 (weighted contours camera perimeter, WCP)、加权边缘点数 (weighted edge pixel number, WEPN) 和加权 Harris 角点数 (weighted Harris corner number, WHCN) 时, F 依次为 ROI 内的前景区域的点集, 使用基于链码的轮廓跟踪算法^[11] 对前景二值图像提取的轮廓图像的轮廓点集, 以及使用 Canny 算子对人群图像进行边缘提取后的图像中的边缘点集和人群前景图像通过 Harris 算子^[12] 计算得到的角点的点集。

为了解决人群的遮挡问题, 本文提出了一种加权切向梯度特征。如图 3(a) 所示, P 为鱼眼图像中任意一点, 其坐标为 (x, y) , $P_1 \sim P_8$ 为 P 点的 8 邻域, O 为鱼眼图像的圆心, 坐标为 (x_c, y_c) , 直线 $P_2 P_6$ 与 PO 垂直。由于 P 和 O 的坐标已知, 则依据几何关系可以计算出点 $P_1 \sim P_8$ 的坐标。仿照 Sobel 算子计算梯度的方法, P 点的切向梯度可以通过式(4)计算:

$$G_t(P) = |I(P_1) + 2I(P_2) + I(P_3) - I(P_5) - 2I(P_6) - I(P_7)| \quad (4)$$

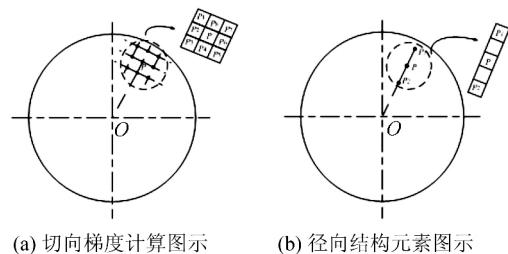
其中, I 为原始灰度图像; G_t 为求得的切向梯度图像。

为了增强切向梯度特征, 需要对提取的切向梯度图像进行数学形态学处理。本文提出了一种新的基于鱼眼图像的径向腐蚀和径向膨胀处理方法。图 3(b) 为使用一个像素宽度的径向结构元素对鱼眼图像进行操作的示例。右上方的带状方格为结构元素, 其中每一个点的值为 1。左边的大圆表示待处理的二值的鱼眼图像, 其中结构元素的中心移动到了 P 点, 对 P 点进行逻辑运算。 P_1 和 P_2 分别为结构元素的两个端点, O 为鱼眼图像的圆心。依据几何关系可以计算出直线 $P_1 P_2$ 上点 P_1 到 P_2 之间 n 个点的坐标值。在进行径向腐蚀或径向膨胀操作时, 将这 n 个坐标点对应的值与结构元素中相应的值进行逻辑与或者逻辑或运算即可。逻辑运算的结果输出在点 P 的位置。

本文提出的加权切向梯度特征提取步骤如下:

- 1) 计算切向梯度图像;
- 2) 对切向梯度图像进行二值分割;
- 3) 利用宽度为 1、长度为 n 的径向结构元素对切向梯度图像进行腐蚀和膨胀处理。
- 4) 利用式(3)计算切向梯度特征。

本文使用的最后一个特征为加权面积梯度比 (weighted area-gradient ratio, WAGR), 即



(a) 切向梯度计算图示

(b) 径向结构元素图示

图 3 切向梯度计算图和径向结构元素图

Fig. 3 A Method of Computing the Tangential Gradient and the Radial Structure Element

$$\text{WAGR} = \text{WA}/\text{WTG}.$$

在得到每一幅图像的人群目标的各个特征后, 将这些特征组成在一起, 得到一个 6 维的特征矢量 $\mathbf{X} = \{\text{WA}, \text{WCP}, \text{WEPN}, \text{WHCN}, \text{WTG}, \text{WAGR}\}$ 。

1.4 密度估计

鉴于特征数量少、样本多的特点, 本文使用 AdaBoost 分类器^[13,14] 将人群密度分为三级: 低、中和高。对于某场景的人群密度分级实验, 先选择一些有代表性的样本图像作为训练样本, 使用的样本图像数量越多越好, 并且样本图像中必须包含人群密度低、中和高的时刻。计算每一幅样本图像中 ROI 内人群目标的这 6 个特征作为分类器的输入, 人工判定每一幅样本图像的密度级别作为训练的标准输出。本文指定 1 为低密度, 2 为中密度, 3 为高密度。测试时, 计算待测视频每一帧图像 ROI 内的 6 个特征作为输入, 然后用训练的结果进行人群密度分级, 得到测试图像的人群密度等级。

1.5 人数统计

本文使用六元线性回归的方法来进行人数统计, 其回归方程如式(5)所示:

$$y = \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^6 \hat{\beta}_j x_j \quad (5)$$

其中, $\hat{\beta}_0 \sim \hat{\beta}_6$ 是训练过程中通过最小二乘法计算的回归参数的估计量^[15]。在人数统计过程中, 计算测试图像的 6 个特征 WA、WCP、WEPN、WHCN、WTG 和 WAGR 的值, 依次代入式(5)中的参数 $x_1 \sim x_6$ 中, 即可计算出当前测试图像中的人数 y 。

2 实验结果和分析

本文实验所用的视频拍摄为笔者拍摄得到的。将实验得到的结果与实际人工判读的密度级别和人数进行对比。对于密度分级的结果, 采用平均分类错误率作为评判标准, 其计算如式(6)所

示。平均错误率越小,分类结果越准确。

$$V_{\text{err}} = \left(\sum_{i=1}^{N_f} f_u(E(i), E_t(i)) \right) / N_f \times 100\% \quad (6)$$

其中, V_{err} 为本段视频的分类错误率; $E(i)$ 为第*i*个样本的分类结果; $E_t(i)$ 为第*i*个样本实际的人群密度级别,通过人工判读得到; N_f 为本段视频中所取样本的个数;函数 f_u 的作用是判断 $E(i)$ 和 $E_t(i)$ 是否相等,相等则返回0,不相等则返回1。

对于人数统计结果,采用平均误差评判标准,其计算公式如式(7)所示。误差越小,人数统计结果越准确。

$$M_{\text{err}} = \left(\sum_{i=1}^{N_f} \text{Err}(i) \right) / N_f = \left(\sum_{i=1}^{N_f} \frac{|y(i) - y_t(i)|}{y(i)} \right) / N_f \times 100\% \quad (7)$$

其中, M_{err} 为测试视频的平均误差; $\text{Err}(i)$ 为第*i*个样本图像的人数统计误差; $y(i)$ 为第*i*个样本图像的实际人数(人工判读得到); $y_t(i)$ 为第*i*个样本图像的检测人数。

表1为本文提出的基于PWM方法的人群密度估计和人数统计结果,其中包括选取的8个测

试样本的检测结果和4段测试视频的综合测试结果。图4为这8个测试样本的结果图,图4(a)~4(h)与表1中的样本(1)~(8)对应。

从图4和表1可以得出,本文提出的鱼眼图像人群特征是基于图像的透视加权模型来提取的,利用了鱼眼图像的透视信息,有效地解决了不同位置的人体目标尺寸不一致的问题以及图像的畸变问题。本文方法在一定程度上解决了人群目标的相互遮挡,不管是对于高密度人群还是低密度人群,都能准确对人群进行密度分级和人数统计。该方法计算过程比较简单,复杂度低,具有较好的实时性。但本文方法也存在一些缺点。
①由于没有考虑行李箱、背包等附属物品的存在,如果图像中出现这些附属物品时,人数统计的误差将会增大。
②鱼眼镜头是短焦距镜头,无法对远处的目标清晰地成像,如果在远离相机的区域有密集的人群存在,会对人群密度和人数的检测产生一定的影响。
③由于本文提出的6个特征中有3个特征是基于前景分割的结果,所以当前景分割的结果效果不理想时,人群密度估计和人数统计的精度会有所降低。

表1 基于PWM方法的人群密度分级和人数结果

Tab. 1 Results of Crowd Density Rating and Counting

	视频编号		测试视频1		测试视频2		测试视频3		测试视频4	
密度 分级	测试样本编号	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	
	实际密度级别	3	3	2	2	1	1	2	2	
	检测密度级别	3	3	2	2	1	1	2	2	
	平均分类错误率/%	9.09		2.91		2.03		4.63		
人数 统计	平均时间/ms	106		102		103		102		
	实际人数	23	22	13	13	4	6	9	8	
	检测人数	22	21	13	14	4	6	8	7	
	单样本误差/%	4.35	4.55	0	7.69	0	0	11.11	12.50	
	平均误差/%	5.77		10.63		6.21		12.13		
	平均时间/ms	95		92		93		90		

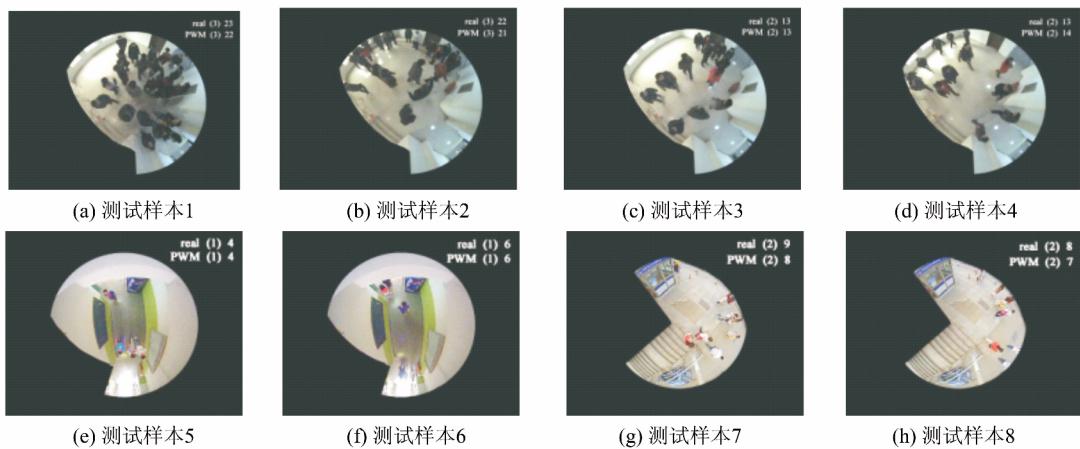


图4 六幅测试样本图像人群密度估计和人数统计结果

Fig. 4 Results of Density Estimation and Crowd Counting of the Six Testing Samples

3 结语

鱼眼相机相比于传统相机在人群监控方面具有成本低、实时性好、遮挡少的优势,本文针对鱼眼相机,提出了一种基于透视加权模型密集人群智能监控的方法。实验结果表明,本文方法能有效地对室内的高密度人群的场景进行密度估计和人数统计。未来的工作将集中在如何更加准确地进行人群目标分割,提高人数统计的精确度,以及如何将本文的模型移植到其他全景相机(如折反射式相机)对室外人群目标进行监控等方面。

参 考 文 献

- [1] Paisitkriangkrai S, Shen Chunhua, Zhang Jian. Fast Pedestrian Detection Using a Cascade of Boosted Covariance Features[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2008, 18(8): 1 140-1 151
- [2] Sim C H, Rajmadhan E, Ranganath S. A Two-Step Approach for Detecting Individuals Within Dense Crowds[C]. The 5th International Conference on Articulated Motion and Deformable Objects, Singapore, 2008
- [3] Wang Zhenrui, Jia Yulan, Huang Hua , et al. Pedestrian Detection Using Boosted HOG Features [C]. The 11th International IEEE Conference on Intelligent Transaction Systems, Beijing, China, 2008
- [4] Lucas B, Kanade T. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision [C]. The 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, San Francisco, USA, 1981
- [5] Marana A N, Costa L F, Lotufo R A, et al. On the Efficacy of Texture Analysis for Crowd Monitoring [C]. International Symposium on Computer Graphics, Image Processing, and Vision, Rio de Janeiro, Brazil, 1998
- [6] Chan A B, Liang Z J, Vasconcelos N. Privacy Preserving Crowd Monitoring: Counting People Without People Models or Tracking[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, 2008
- [7] Kong Dan, Gray D, Hai Tao. A Viewpoint Invari- ant Approach for Crowd Counting[C]. The 18th International Conference on Pattern Recognition, Hong Kong, China, 2006
- [8] Guo Sen, Yan Heping, Liu Wei. Crowd Density Estimation Based on Grey Level Dependence Matrix [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44 (28): 169-171(郭森,严和平,柳伟. 基于灰度共生矩阵的密集人群人数估计[J]. 计算机工程与应用,2008, 44(28): 169-171)
- [9] Hu Xuemin, Zheng Hong, Zhang Qing. Crowd Monitoring for Underground Railway Station Based on Weighted Area Perspective Transformation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(3): 343-347(胡学敏,郑宏,张清. 利用加权面积透视变化对地铁站台进行人群监控[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2012, 37(3): 343-347)
- [10] Liu K, Zhou F Q, Zhang G J. Radius Constraint Least Square Circle Fitting Method and Error Analysis [J]. *Journal of Optoelectronics & Laser*, 2006, 17(5): 604-607
- [11] Gionniss P. Automatic Contour Extraction from 2D Image[J]. *Applied Medical Informatics*, 2011, 28 (1): 9-15
- [12] Lowe D G. Distinctive Image Feature from Scale-Invariant Keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60 (2): 91-110
- [13] Freund Y, Schapire R E. Experiments with a New Boosting Algorithm [C]. International Conference on Machine Learning, San Francisco, USA, 1996
- [14] Gong Jianya, Yao Huang, Shen Xin. Object-Oriented Classification of High Spatial-Resolution Remote Sensing Imagery Based on AdaBoost[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2010, 35(12): 1 440-1 443(龚健雅,姚璜,沈欣. 利用 AdaBoost 算法进行高分辨率影像的面向对象分类[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2010, 35(12): 1 440-1 443)
- [15] Li Jianning. Multivariate Analysis and Its Application in Higher Education Research[M]. Hefei: Anhui University Press, 2009(李健宁. 多元分析及其在高等教育研究中的应用[M]. 合肥:安徽大学出版社,2009)

(下转第 1256 页)

On the Store Strategy of Small Spatio-Temporal Data Files in Cloud Environment

XIONG Lian¹ XU Zhengquan¹ WANG Tao¹ GU Xin¹

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Internet applications create massive small spatio-temporal data files in cloud environments. Therefore a method aiming to raise the processing efficiency of small files in HDFS; a data scheme combining user access and data features, is proposed. This scheme regards a user access stream as file request sequence, and constructs a characteristic sequence by spatio-temporal attribute extraction. A characteristic template of different user access patterns is formed when analyzing the characteristic sequence by template matching. Then merger-related files are analyzed. Experimental results show that our scheme improves the storage efficiency for small files, and also decreases network application response times.

Key words: cloud storage; small file; spatio-temporal data; feature extraction; template matching

First author: XIONG Lian, PhD candidate, specializes in Web data mining and distributed storage. E-mail: xionglian302@163.com

Foundation support: The National 973 Program of China, No. 2011CB302306; the National Natural Science Foundation of China, No. 41271398.

(上接第 1240 页)

Intelligent Monitoring for Dense Crowd Using a Fisheye Camera

HU Xuemin¹ ZHENG Hong² GUO Lin¹

1 School of Physics and Electronics, Hubei University, Wuhan 430062, China

2 School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China

Abstract: Crowd monitoring in dense crowd scene has become an important and difficult topic in the field of automatic surveillance system. A dense crowd monitoring approach based on perspective weight model for fisheye images is proposed in this paper. Experimental results show that the proposed approach is effective and feasible for dense crowd monitoring in indoor scenes.

Key words: dense crowd; perspective weight model; density estimation; crowd counting

First author: HU Xuemin, PhD, specializes in image processing, machine vision, intelligent computing and intelligent system. E-mail: huxuemin2003@163.com

Foundation support: Research Fund of Hubei University, No. 030-098343; Science and Technology Research Program for the Young Talents of Hubei Education Committee of China, No. Q20131004.