

A Novel Method of Crowd Estimation in Public Locations

Guo Sen, LiuWei

ShenZhen Institute of Information Technology

Eamil: ybbsss1210@126.com

A novel method of crowd estimation is proposed in this paper: Firstly, surveillance image is divided into bit planes by ostu algorithm, ration of foreground and background and complexity of bit planes is taken as feature vectors of crowd estimation, current images from a sequence of input images are classified into serial crowd density classes, A multi-layer feed forward neural network was developed for classifying the levels of congestion. This system was tested with recorded video from two real scenarios, the result of experiment proves that this proposed approach is able to judge the levels of congestion with accuracy higher than 85%.

Keywords: crowd estimation, OSTU algorithm, bit planes, neural network

一种公共场所人流密度估计的新方法

郭森, 柳伟

深圳信息职业技术学院信息技术研究所, 广东深圳, 518029

摘要

本文提出了一种新的公共场所人流密度估计方法: 首先应用 OSTU 算法将监控图像划分为若干个灰度平面, 将灰度平面的前景及背景像素之比以及灰度平面的图像复杂度作为人流密度的特征向量, 将场景的人流密集程度划分为若干个级别, 应用 BP 神经网络进行训练, 建立分类模型。将现场采集的图像处理后送入分类模型中判断, 得到人流密度估计。将本方法应用于两个真实场景, 预测准确率在 85% 以上, 实验结果证明了方法的有效性。

关键词: 人流密度 OSTU 算法 灰度位平面 神经网络

1 引言

随着城市信息化建设的不断深入, 在车站、广场、体育场等人流密集的公共场所都安装有视频监控设备。充分利用现有设备, 基于图像处理技术, 进行人流密度估计已成为城市管理及智能监控领域内的研究热点, 该项研究扩展了视频监控设备的功能, 有效地提高公共场所安全监控效率, 具有广泛的应用前景和研究价值。

国外自上个世纪 90 年代开始了该项研究, 有代表性项目的有欧盟资助的 PRISMATICA^[1]和香港地铁项目^[2], 它们通过对安装于地铁车站监控视频的智能分析, 自动判断出公共场所人群聚集程度, 为安全管理部门提供决策依据。

现有人流密度估计方法大致可分为以下两类:

(1) 基于像素统计的人群密度估计法^{[3][4][5]}。该方法通常以前景像素点数(或背景像素)作为特征, 通过神经网络等分类器进行密度估计。该方法具有算法简单、快速的优点, 但需要预存背景图像, 并在过程中不断进行背景重构, 通过背景差法获取前景图像, 实际效果很大程度上取决于背景重构算法。(2) 基于纹理的人群密度估计法^{[6][7]}。根据是不同密度的人群图像对应的纹理模式不同。高密度的人群在纹理上表现为细模式, 低密度的人群图像在背景图像也为低频时在

纹理上表现为粗模式。不同密度的人群所对应的纹理图案不同, 常见的方法有灰度共生矩阵、采用小波分析的方法、基于频谱的方法以及采取分形的方法等。这类方法有较高的鲁棒性, 但有较大的算法复杂度, 不适用于实时性要求较高的场所。

本文提出了一种基于灰度位平面的人流密度估计方法, 首先应用 OSTU 算法得到图像若干个灰度平面, 将各个灰度平面中的前景像素在整幅图中所占的比例及该灰度平面的图像复杂度作为人流密度的特征向量, 应用 BP 神经网络进行训练, 建立分类模型。将现场采集的图像处理后送入分类模型中判断, 得到人流密度估计。该方法的优势体现在以下两个方面:

1. 与现有的基于像素统计的人群密度估计法算法相比, 该方法不需对背景进行重构, 因而具有很好的鲁棒性;

2. 与基于纹理的人群密度估计法相比, 算法复杂度低, 有很好的实时性。

本文通过两个真实场景的实验验证了该方法的有效性。

2 算法的整体框架

算法首先提取训练样本人流密度的特征向量, 通过一个 BP 神经网络建立分类模型, 然后应用该模型对

人流密度进行估计。算法整体上包括统计模型建立及样本识别两部分，分类模型建立如算法 1 所示。

算法 1：分类模型建立

输入：样本集合， $S=\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 。

开始：

- (1) For $S_i \in S$
- (2) 应用 OTSU 算法提取图像 S_i 的灰度平面集合， $G_i=\{G_{i1}, G_{i2}, \dots, G_{im}\}$;
- (3) For $G_{ij} \in G$
- (4) 计算灰度平面 G_{ij} 的图像复杂度 c_{ij} ;
- (5) 计算灰度平面中像素比， r_{ij} ;
- (6) End
- (7) $D_i=\{c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{im}, r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{im}\}$ 作为图像 S_i 的特征向量;
- (8) End
- (9) 将集合 $D=\{D_1, D_2, \dots, D_n\}$ 作为特征集送入神经网络中进行训练，建立分类模型;

结束。

在样本识别部分，将现场采集的图像处理后送入分

类模型中判断，进而得出人流密度估计。

3 应用OTSU算法提取图像的灰度位平面

Otsu 算法是日本学者 1974 年提出的通过最大类间方差准则来选取阈值的方法，它是一种自动的非参数非监督的阈值选择法，一直被认为是阈值分割的经典算法。在大多数公共场所视频监控场景中，背景通常是浅色且一致的，因此从理论上说，通过 OTSU 算法进行阈值分割后得到的前景和背景像素之比可以反应出人群的密集程度。但在实际监控视频中，由于聚集人群本身的多态性和复杂性，使得图像的灰度直方图分布不一定出现明显的峰和谷，因此仅仅通过一次 OTSU 算法并不能正确地将场景中的前景与背景分割开来。在本算法中，我们采取了多次 OTSU 算法划分的方法将灰度图像划分得到多个灰度级。图 1 显示同一视频监控图像采取不同划分后得到的图像（不同的颜色代表不同的灰度级）。



(A)原图



(B)4 分图

图 1 应用 OTSU 算法对监控图像进行划分

将处于同一灰度级内的像素共同组成的二值图就称为图像的一个灰度平面。在本项目中，灰度位平面按下式构成：

$$I_k(i, j) = \begin{cases} 0 & thr_k < I(i, j) < thr_{k+1} \\ 1 & else \end{cases} \quad (\text{公式 1})$$

$I_k(i, j)$ 为图像 I 的第 k 个灰度位平面， $I(i, j)$ 为原图中点 (i, j) 的灰度值， thr_k 及 thr_{k+1} 为分割阈值。以图像的 4 分图为例，图 2 为 4 个灰度位平面。



(A)灰度值区域（0-108）



(B)灰度值区域（109-154）

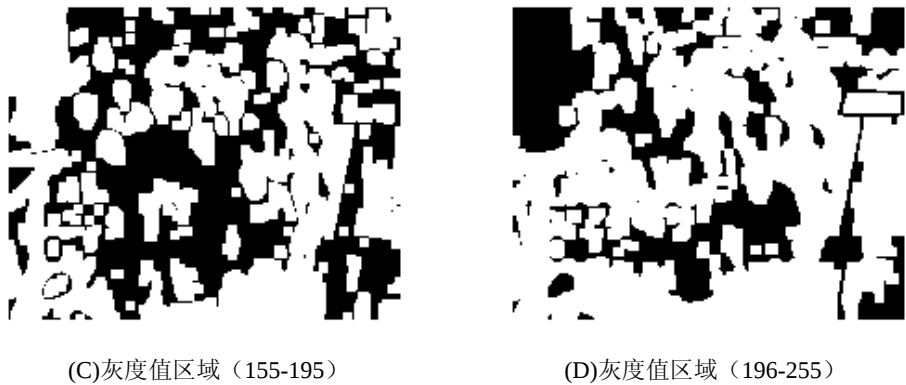


图 2. 灰度位平面

4 人流密度的特征向量

在视频监控场景中人群密度越大则图像中的“碎片”越多，得到的灰度平面的图像的复杂度也就越大。因此可以将灰度平面图像复杂度作为描述人流密度的特征。到目前为止，图像复杂度还没有一个统一的定义。Kawaguchi 在他关于图像阈值的研究中讨论过这个问题，并提出了三种不同定义[9]。通过统计图像中相邻像素的灰度值的变化情况来反映该图像的复杂度，像素值变化得越频繁则表示图像越复杂。本文所采取的图像复杂度计算方法如公式 2 所示：

$$F_{1,k} = \frac{\sum_{i=0}^{X-1} \sum_{j=0}^{Y-1} (C_{1,k}(i,j) + C_{2,k}(i,j))}{2 \times X \times Y - X - Y} \quad (\text{公式 2})$$

$F_{1,k}$ 为位平面 I_k 的图像复杂度， I_k 为灰度图 I 的第 k 个位平面，大小为 $X \times Y$ ； $C_1(i,j)$ 与 $C_2(i,j)$ 计算方式如下所示：

$$C_{1,k}(i,j) = \begin{cases} 1 & I_k(i,j) = I_k(i,j+1) \\ 0 & \text{Else} \end{cases} ;$$
$$C_{2,k}(i,j) = \begin{cases} 1 & I_k(i,j) = I_k(i+1,j) \\ 0 & \text{Else} \end{cases}$$

其中的 $I_k(i,j)$ 为灰度位平面中像素点 (i,j) 的值。

在本算法中，由于灰度平面是应用 OSTU 算法进行划分，不同的灰度平面实际上代表了图像中前景像素与背景像素的分布，人流密度越大，则前景所占的比例越大，反之则越小。因此，不同灰度平面在整个

图像中所占的比例也可作为描述图像复杂度的特征。因此，人流密度的第二个特征向量 $f_{2,k}$ 按公式 3 计算：

$$F_{2,k} = \frac{\sum_{i=0}^X \sum_{j=0}^Y f_k(i,j)}{X \times Y} \quad (\text{公式 3})$$

$$\text{其中 } f_k(i,j) = \begin{cases} 1 & I_k(i,j) = 1 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

按上述方法，如图像 I 被划分为 k 个灰度位平面，可以得到图像的两个特征向量， $F_1(I) = \{F_{1,1}, F_{1,2}, \dots, F_{1,k}\}$ ； $F_2(I) = \{F_{2,1}, F_{2,2}, \dots, F_{2,k}\}$ 。

5 实验及分析

本实验采用了两段视频：（1）视频 1：地铁站台的监控视频，长度为 12 分钟，视频分辨率为 352×288。

（2）视频 2：繁忙街道的监控视频，长度为 5 分钟，视频分辨率为 720×480。

对两段视频采取每间隔 2 秒采集 1 帧的方法，分别采集到 360 帧及 150 帧的视频图像集，按人流拥挤情况划分为四个级别：稀疏、低密度、中等密度、密集。视频 1 中每个级别分别采集 30 帧，视频 2 每个级别采集 20 帧作训练集，其余的视频帧作为测试集。

实验中选择图像的 4 分图，提取图像的 8 维密度特征向量（方法见 4 节）。实验采用了 8 个输入节点，8 个隐层及 1 个输出节点的 BP 神经网络作为分类器，建立分类模型，实验结果如表 1 所示。

表 1 实验结果

	稀疏		低密度		中等密度		密集		总计	
	正确	错误	正确	错误	正确	错误	正确	错误	正确	错误
视频 1	72	4	29	9	38	9	68	8	205	35
视频 2	21	2	14	3	9	3	17	1	61	9

基于对实验的分析可以得出以下结论:

(1) 对两类监控视频人流密度估计的准确率均可以达到 85%以上, 说明该方法可以满足实际应用需求。

(2) 视频 2 的实验效果要明显好于视频 1, 表明该方法对图像的质量有一定的要求。

6 结论与展望

本文提出了一种新的人流密度估计方法, 与现有的方法相比具有较强的鲁棒性和实时性因而适合应用于各种复杂场所, 通过实验证明了该方法的有效性。在下一步的工作中, 将研究图像的不同划分方式对识别率的影响, 根据不同的应用场景选择最佳的划分方式。

References(参考文献)

- [1] Velastin, Boghossian, Maria, PRISMATICA. Toward Ambient Intelligence in Public Transport Environments[C]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics,2005:164-182.
- [2] Chow T,Cho S Y. Industrial neural vision system for underground railway station platform surveillance[J]. Advanced Engineering Informatics,2002(16):73-83.
- [3] Ya-li Hou and Grantham K.H. Pang. Automated People Counting at a Mass Site[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics,2008:464-469.
- [4] H. Rahmalan, M. S. Nixon, and J. N. Carter. On crowd density estimation for surveillance[C]. Proceedings of The Institution of Engineering and Technology Conference on Crime and Security, 2006:202-207
- [5] Davies A C,Yin J H,Velastin S A. Crowd monitoring using image processing[J]. IEE Electronics and Communication Engineering Journal,1995,7(1):37-47.
- [6] Xinyu Wu, Guoyuan Liang, Ka Keung Lee, Yangsheng Xu.Crowd Density Estimation Using Texture Analysis and Learning[C]. Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics,2006:214-219.
- [7] Marana A N, Velastin S A, Costa L Fl. Automatic estimation of crowd density using texture[J]. Safety Science,1998,28(3):165~175.
- [8] Kawaguchi,E,Taniguchi,R. Complexity of binary pictures and image thresholding—An application of DF-Expression to the thresholding problem[A].Proceedings of 8th ICPR of IEEE Computer Society,1986:1221-1225.