



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103218816 A

(43) 申请公布日 2013. 07. 24

(21) 申请号 201310136575. 1

(22) 申请日 2013. 04. 18

(71) 申请人 中山大学

地址 510275 广东省广州市海珠区新港西路
135 号

(72) 发明人 郑慧诚 吴泽瑜

(74) 专利代理机构 广州市华学知识产权代理有
限公司 44245

代理人 杨晓松

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2006. 01)

G06T 5/00(2006. 01)

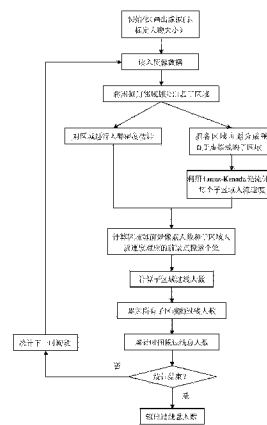
权利要求书3页 说明书8页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于视频分析的人群密度估计方法与人流
量统计方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于视频分析的人群密度估计方法与人流统计方法。人群密度估计方法包括下述步骤:(1) 离线训练:人工统计人群密度数据并提取特征进行训练;(2) 在线估计:提取特征并利用训练后的模型参数进行回归预测。人流统计的方法是通过结合人群密度与小区域人流速度建立过线前景点与过线人数的鲁棒关系。本发明基于区域整体提取前景、边缘、灰度共生矩阵等特征进行人群密度估计,融合这些特征能较好地解决人群密集和遮挡等问题,实现了实时的人群密度估计;另外,在区域人群密度估计的基础上结合基于光流的人流速度进行人流量统计,避免了对复杂环境下大量个体的检测跟踪,实现了密集人群下精确鲁棒的双向人流量计数。



1. 一种基于视频分析的人群密度估计方法,其特征在于,包括下述两个阶段:

(1) 人群密度估计的离线训练,人工统计人群密度数据并提取图像的前景、边缘、纹理特征,通过回归函数训练生成模型参数;

(2) 人群密度估计的在线处理,提取与离线训练阶段相同的特征,并利用训练好的模型参数进行回归预测。

2. 根据权利要求 1 所述的基于视频分析的人群密度估计方法,其特征在于,所述人群密度估计的离线训练具体包括下述步骤:

(1-1) 通过人工统计的方法对视频图像选定的一些区域进行人数统计,获取一定数量的区域人群密度数据;

(1-2) 利用基于低通滤波和 Retinex 理论的光照补偿去除光照变化的影响,获取亮度稳定的灰度图;

(1-3) 对去除光照影响的灰度图进行基于混合高斯背景建模的背景检测获取背景图和前景图,并对前景图进行阴影检测去除,采用 Canny 算子获取边缘图;

(1-4) 把图像分割成若干小区域,通过灰度图与高斯核的卷积去除噪声;

(1-5) 使用前景图对边缘图与灰度图进行掩模处理,并对处理后的前景图、边缘图、灰度图提取特征;

(1-6) 使用所提取的特征与人工统计的人群密度数据通过支持向量机进行回归训练,生成模型参数。

3. 根据权利要求 2 所述的基于视频分析的人群密度估计方法,其特征在于,步骤(1-2)中,去除光照变化影响的方法为:

将一幅给定的图像 $S(x, y)$ 分解成两幅不同的图像:反射物体图像 $R(x, y)$ 和入射光图像 $L(x, y)$,即 $S(x, y) = R(x, y)L(x, y)$,其中 $L(x, y)$ 对应图像的低频部分,两边取对数可得 $\log(S) = \log(R) + \log(L)$,通过低通滤波获取 $\log(L)$,去除 $\log(L)$ 部分并取指数即可得到不受光照变化影响的图像 $R(x, y)$ 。

4. 根据权利要求 2 所述的基于视频分析的人群密度估计方法,其特征在于,步骤(1-3)中,对去除光照影响的图像 $R(x, y)$,采用基于归一化互相关函数与亮度比值的阴影检测去除前景图中的阴影,具体算法如下:

像素点 (x, y) 处归一化的互相关函数为:

$$NCC(x, y) = \frac{BR(x, y)}{EB(x, y)ER(x, y)} \quad (1)$$

$$\text{其中: } BR(x, y) = \sum_{n=-W}^W \sum_{m=-W}^W B(x+n, y+m)R(x+n, y+m)$$

$$EB(x, y) = \sqrt{\sum_{n=-W}^W \sum_{m=-W}^W B(x+n, y+m)^2}$$

$$ER(x, y) = \sqrt{\sum_{n=-W}^W \sum_{m=-W}^W R(x+n, y+m)^2}$$

其中 $B(x, y)$ 为背景图像像素, W 为设定的模板大小,阴影检测如下式($S(x, y) = 1$ 为阴

影)：

$$S(x, y) = \begin{cases} 1 & NCC(x, y) \geq T_{ncc} \ \& \ T_s < \frac{R(x, y)}{B(x, y)} < T_h \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (2)$$

(2) 式中：阈值 T_{ncc} 为互相关系数阈值，接近 1 的常数； T_s 为亮度比下限， T_h 为亮度比上限。

5. 根据权利要求 4 所述的基于视频分析的人群密度估计方法，其特征在于， W 设置为 3， T_{ncc} 为 0.923， T_s 为 0.52 和 T_h 为 0.95。

6. 根据权利要求 2 所述的基于视频分析的人群密度估计方法，其特征在于，步骤(1-5)中，提取的特征包括经过高斯平滑的灰度图的灰度共生矩阵特征、前景图的像素点数目、前景图团块大小直方图、边缘图的像素点数目、以及边缘图的闵可夫斯基维数特征。

7. 根据权利要求 1 所述的基于视频分析的人群密度估计方法，其特征在于，人群密度估计的在线处理具体包括下述步骤：

(2-1) 对图像中少量代表性人体大小进行人工标注，与训练阶段的标准库进行对比，得到尺度因子；

(2-2) 采用训练阶段的步骤(1-2)至(1-5)提取特征值，并采用尺度因子对特征向量进行规范化处理；

(2-3) 利用支持向量机回归算法与离线训练阶段得到的模型参数对所提取的特征进行回归预测，获取区域的人群密度估计，再对前后相邻几帧的估计结果进行平滑滤波，得到最终的区域人群密度估计值。

8. 基于权利要求 2 所述的人群密度估计方法的人流量统计方法，其特征在于，包括下述步骤：

(3-1) 在图像上需要计算人群通过流量的位置画出虚拟线，并将虚拟线两侧邻域划分为若干区域，根据人群密度估计方法得到各区域 i 的人群估计密度；

(3-2) 各区域 i 的估计人数 d_i 除以该区域内的前景点数量 f_i ，得到该区域内每前景像素对应的平均人数 ρ_i ；

(3-3) 把每个区域又划分成垂直于虚拟线的若干个子区域，并利用 Lucas-Kanade 光流算法计算出在一个小的时间段 Δt 内每个子区域垂直于虚拟线的人流速度；

(3-4) 利用步骤(3-3)获得的人流速度，计算该时间段 Δt 内每个子区域 j 穿过虚拟线的人群长度，并统计每个子区域 j 在该长度内的前景点像素个数 g_j ，计算 $\rho_i g_j$ 即可得到该子区域过虚拟线人数；

(3-5) 对一个区域中的每个子区域分别按步骤(3-4)的方法统计人数再累加，得到该区域的过线人数。

9. 根据权利要求 8 所述的人流量统计方法，其特征在于，步骤(3-5)中，进一步包括：将每个区域的过线人数累加得到过虚拟线的总人数， Δt 内人流量 $S_{\Delta t}$ 计算公式如下：

$$S_{\Delta t} = \sum_{i=1}^N \left(\frac{d_i}{f_i} \sum_{j=1}^M g_j \right) \quad (3)$$

其中 d_i 为区域 i 内的估计人数， f_i 为该区域前景点数量， g_j 为子区域 j 在 Δt 内过线

的前景点数量, N 为划分的区域数, M 为每个区域划分的子区域数。

一种基于视频分析的人群密度估计方法与客流量统计方法

技术领域

[0001] 本发明涉及人群密度及人流量处理的技术领域,特别涉及一种基于视频分析的人群密度估计方法与客流量统计方法。

背景技术

[0002] 随着城市人口密度急剧增大,许多公共基础设施经常会迎来短期的人流高峰,人群的高度拥挤容易引起各种突发事件。因此对公共基础设施等场合进行人群密度估计,进而进行后续的管理、协调是十分必要的。此外,实时可靠的人流量统计信息在交通控制、商业分析、节假日出行人数统计等许多领域同样具有非常重要的意义。而采用人工监控的传统统计方法,不仅费时费力,且无法保证统计精度。因此,实现智能化的人群密度估计和人流量统计系统具有重要的现实意义。

[0003] 目前常见的人群密度估计和人流量统计方法可分为基于传统传感器和基于视频图像处理两大类。然而基于超声波、红外、感应圈等的传统方法具有一些缺点,例如:成本高、需要专门安装、移动困难、适应性差等,更重要的是精度较低且仅适用于稀疏、几乎无遮挡的人群,且作用的范围小。而基于视频图像处理的方法具有成本低、安装灵活、精度高、应用前景广阔等优点,因而成为当前的研究开发热点。在平安城市建设的推动下,目前很多地方和关键场所都已安装视频摄像头,大多数情况下只需在后台安装相应的软件系统,利用现有摄像头就可实现人群密度估计并进行客流量计数。

[0004] 现有基于视频图像处理的方法主要可以分为基于个体跟踪统计与基于群体分析两种。

[0005] 基于个体跟踪方法的基本思想是在图像中把人作为个体进行检测跟踪。这种方法的缺陷是要求检测跟踪精度高,计算量较大,很难达到实时性要求。而且当人群密度较大时,存在遮挡情况,难以对个体进行检测跟踪。

[0006] 基于群体分析的方法是以一个区域作为整体进行分析,避免了个体检测跟踪的困难。但现有的方法基本上仅以累加前景像素结合人流速度作为统计特征估计过线人数,对遮挡问题考虑不足,不适用于人群高度密集、遮挡严重的情况。

[0007] 此外,现有方法一般没有考虑光照,摄像头远近、角度等问题,鲁棒性较差,且将人群密度估计与客流量统计分别实现,增加了视频分析的计算量。

发明内容

[0008] 本发明的目的在于克服现有技术的缺点与不足,提供一种基于视频分析的人群密度估计方法。

[0009] 本发明的另一目的在于,提供一种基于上述人群密度估计方法的人流量统计方法。

[0010] 为了达到上述第一目的,本发明采用以下技术方案:

[0011] 本发明基于视频分析的人群密度估计方法,包括下述两个阶段:

[0012] (1) 人群密度估计的离线训练, 人工统计人群密度数据并提取图像的前景、边缘、纹理等特征, 通过回归函数训练生成模型参数;

[0013] (2) 人群密度估计的在线处理, 提取与离线训练阶段相同的特征, 并利用训练好的模型参数进行回归预测。

[0014] 优选的, 所述人群密度的离线训练具体包括下述步骤:

[0015] (1-1) 通过人工统计的方法对视频图像选定的一些区域进行人数统计, 获取一定数量的区域人群密度数据;

[0016] (1-2) 利用基于低通滤波和 Retinex 理论的光照补偿去除光照变化的影响, 获取亮度稳定的灰度图;

[0017] (1-3) 对去除光照变化影响的灰度图进行基于混合高斯背景建模的背景检测获取背景图和前景图, 并对前景图进行阴影检测去除, 采用 Canny 算子获取边缘图;

[0018] (1-4) 把图像分割成若干小区域, 通过灰度图与高斯核的卷积去除噪声;

[0019] (1-5) 使用前景图对边缘图与灰度图进行掩模处理, 并对处理后的前景图、边缘图、灰度图提取特征;

[0020] (1-6) 使用所提取的特征与人工统计的人群密度通过支持向量机进行回归训练, 生成模型参数。

[0021] 优选的, 步骤(1-2)中, 去除光照变化影响的方法为:

[0022] 将一幅给定的图像 $S(x, y)$ 分解成两幅不同的图像: 反射物体图像 $R(x, y)$ 和入射光图像 $L(x, y)$, 即 $S(x, y) = R(x, y)L(x, y)$, 其中 $L(x, y)$ 通常对应图像的低频部分。两边取对数可得 $\log(S) = \log(R) + \log(L)$, 可通过低通滤波获取 $\log(L)$, 去除 $\log(L)$ 部分并取指数即可得到不受光照变化影响的图像 $R(x, y)$ 。

[0023] 优选的, 对去除光照变化影响的图像 $R(x, y)$, 采用基于归一化互相关函数与亮度比值的阴影检测去除前景图中的阴影, 具体算法如下:

[0024] 像素点 (x, y) 处归一化的互相关函数为:

$$[0025] \quad NCC(x, y) = \frac{BR(x, y)}{EB(x, y)ER(x, y)} \quad (1)$$

$$[0026] \quad \text{其中: } BR(x, y) = \sum_{n=-W}^W \sum_{m=-W}^W B(x+n, y+m)R(x+n, y+m)$$

$$[0027] \quad EB(x, y) = \sqrt{\sum_{n=-W}^W \sum_{m=-W}^W B(x+n, y+m)^2}$$

$$[0028] \quad ER(x, y) = \sqrt{\sum_{n=-W}^W \sum_{m=-W}^W R(x+n, y+m)^2}$$

[0029] 其中 $B(x, y)$ 为背景图像像素, W 为设定的模板大小, 阴影检测如下式 ($S(x, y) = 1$ 为阴影):

[0030]

$$S(x, y) = \begin{cases} 1 & NCC(x, y) \geq T_{ncc} \ \& \ T_s < \frac{R(x, y)}{B(x, y)} < T_h \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (2)$$

[0031] (2) 式中 : 阈值 T_{ncc} 为互相关系数阈值, 接近 1 的常数, T_s 为亮度比下限 ; T_h 为亮度比上限。

[0032] 优选的, W 设置为 3, T_{ncc} 为 0.923, T_s 为 0.52 和 T_h 为 0.95。

[0033] 优选的, 步骤(1-5)中, 提取的特征包括经过高斯平滑的灰度图的灰度共生矩阵特征、前景图的像素点数目、前景图团块大小直方图、边缘图的像素点数目、以及边缘图的闵可夫斯基维数特征。

[0034] 优选的, 人群密度估计的在线处理具体包括下述步骤 :

[0035] (2-1) 对图像中少量代表性人体大小进行人工标注, 与训练阶段的标准库进行对比, 得到尺度因子 ;

[0036] (2-2) 采用训练阶段的步骤(1-2)至(1-5)提取特征, 并采用尺度因子对特征向量进行规范化处理 ;

[0037] (2-3) 利用支持向量机回归算法与训练好的模型参数对所提取的特征进行回归预测, 获取区域的人群密度估计, 再对前后相邻几帧的估计结果进行平滑滤波, 得到最终的区域人群密度估计值。

[0038] 为了达到上述第二目的, 本发明采用以下技术方案 :

[0039] 本发明基于人群密度估计方法的人流量统计方法, 包括下述步骤 :

[0040] (3-1) 在图像上需要计算人群通过流量的位置画出虚拟线, 并将虚拟线两侧邻域划分为若干区域, 根据人群密度估计方法可得到各区域 i 的人群估计密度 ;

[0041] (3-2) 各区域 i 的估计人数 d_i 除以该区域内的前景点数量 f_i , 得到该区域内每前景像素对应的平均人数 ρ_i ;

[0042] (3-3) 把每个区域又划分成垂直于虚拟线的若干个子区域, 并利用 Lucas-Kanade 光流算法计算出在一个小的时间段 Δt 内每个子区域垂直于虚拟线的人流速度 ;

[0043] (3-4) 利用步骤(3-3)获得的人流速度, 计算该时间段 Δt 内每个子区域 j 穿过虚拟线的人群长度, 并统计每个子区域 j 在该长度内的前景点像素个数 g_j , 计算 $\rho_i g_j$ 即可得到该子区域过虚拟线人数 ;

[0044] (3-5) 对一个区域中的每个子区域分别按步骤(3-4)的方法统计人数再累加, 得到该区域的过线人数。

[0045] 进一步的 : 将每个区域的过线人数累加得到过虚拟线的总人数, Δt 内人流量 $S_{\Delta t}$ 计算公式如下 :

$$S_{\Delta t} = \sum_{i=1}^N \left(\frac{d_i}{f_i} \sum_{j=1}^M g_j \right) \quad (3)$$

[0047] 其中 d_i 为区域 i 内的估计人数, f_i 为该区域前景点数量, g_j 为子区域 j 在 Δt 内过线的前景点数量, N 为划分的区域数, M 为每个区域划分的子区域数。

[0048] 本发明相对于现有技术具有如下的优点及效果 :

[0049] 1、本发明是基于区域整体提取前景、边缘、灰度共生矩阵等特征进行人群密度估

计,融合这些特征能较好地解决人群密集和遮挡等问题,避免了对复杂环境下大量个体的分别检测,实现了实时的人群密度估计。

[0050] 2、本发明在区域人群密度估计的基础上结合基于光流的人流速度估计进行人流量统计,避免了对复杂环境下大量个体的分别跟踪,对遮挡更为鲁棒,使统计结果更精确,并实现了密集人群下实时的双向人流量计数。

[0051] 3、本发明通过尺度规范化、光照补偿、阴影去除等处理环节提高了对距离、角度、光照等的鲁棒性和适应性。

附图说明

[0052] 图 1 是本发明人群密度估计训练阶段与在线估计的方框图；

[0053] 图 2 是本发明人流量统计的流程图。

具体实施方式

[0054] 下面结合实施例及附图对本发明作进一步详细的描述,但本发明的实施方式不限于此。

[0055] 实施例

[0056] 本发明首先采集目标区域的视频图像,接下来进行的视频分析主要分为两个阶段:(一)人群密度估计的离线训练;(二)人群密度估计和人流量统计的在线处理。

[0057] (一)如图 1 所示,离线训练阶段包括下述步骤:

[0058] ①通过人工统计的方法对视频图像选定的一些区域进行人数统计,获取一定数量的区域人群密度数据(人/区域)。

[0059] ②利用基于低通滤波和 Retinex 理论的光照补偿去除光照变化的影响,获取亮度稳定的灰度图。

[0060] 根据 Retinex 理论,一幅给定的图像 $S(x, y)$ 分解成两幅不同的图像:反射物体图像 $R(x, y)$ 和入射光图像 $L(x, y)$,即 $S(x, y) = R(x, y)L(x, y)$ 。其中 $L(x, y)$ 对应图像的低频部分。两边取对数可得 $\log(S) = \log(R) + \log(L)$,可通过低通滤波获取 $\log(L)$,去除 $\log(L)$ 部分并取指数即可得到不受光照变化影响的图像 $R(x, y)$ 。

[0061] ③对去除光照变化影响的灰度图进行混合高斯背景建模获取背景图和前景图,采用 Canny 算子获取边缘图。基于灰度图像 $R(x, y)$,采用基于归一化互相关函数与亮度比值的阴影检测去除前景图中的阴影,具体算法如下:

[0062] 像素点 (x, y) 处归一化的互相关函数为:

$$[0063] \quad NCC(x, y) = \frac{BR(x, y)}{EB(x, y)ER(x, y)} \quad (1)$$

[0064] 其中: $BR(x, y) = \sum_{n=-W}^W \sum_{m=-W}^W B(x+n, y+m)R(x+n, y+m)$

$$[0065] \quad EB(x, y) = \sqrt{\sum_{n=-W}^W \sum_{m=-W}^W B(x+n, y+m)^2}$$

$$[0066] \quad ER(x, y) = \sqrt{\sum_{n=-W}^W \sum_{m=-W}^W R(x+n, y+m)^2}$$

[0067] 其中 $B(x, y)$ 为背景图像像素, W 为设定的模板大小(我们设置为 3)。阴影检测如下式($S(x, y)=1$ 为阴影):

[0068]

$$S(x, y) = \begin{cases} 1 & NCC(x, y) \geq T_{ncc} \ \& \ T_s < \frac{R(x, y)}{B(x, y)} < T_h \\ 0 & others \end{cases} \quad (2)$$

[0069] (2) 式中: 阈值 T_{ncc} 为接近 1 的常数, 设为 0.923, 阈值 T_s 和 T_h 分别设为 0.52 和 0.95。

[0070] ④把图像分割成若干小区域, 通过灰度图与高斯核的卷积去除噪声, 提高鲁棒性。使用前景图对边缘图与灰度图进行掩模处理。提取特征: 经过高斯平滑的灰度图的 GLCM (Gray-level Co-occurrence Matrix, 灰度共生矩阵) 特征、前景图的像素点数目、前景图团块大小直方图、边缘图的像素点数目、边缘图的闵可夫斯基维数等特征。

[0071] GLCM 是统计描述图像中相邻像元或一定间距内两像元灰度呈现某种关系的矩阵。该矩阵中的元素值代表灰度级之间联合条件概率 $P(i, j | d, \theta)$, 即在给定空间距离 d 和方向 θ 下, 灰度级对 (i, j) 的出现概率。本方法中 d 取 1, θ 分别取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 。GLCM 特征是先计算灰度图的 GLCM, 在 GLCM 的基础上提取用来定量描述纹理的统计特征。对每个 θ 的 GLCM 计算三种 GLCM 纹理统计量:

$$[0072] \quad 1. \text{ 能量(角二阶矩): } Energy(\theta) = \sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k P(i, j | d=1, \theta)^2$$

$$[0073] \quad 2. \text{ 熵: } Entropy(\theta) = -\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k P(i, j | d=1, \theta) \ln(P(i, j | d=1, \theta))$$

$$[0074] \quad 3. \text{ 同质度: } Homogeneity(\theta) = \sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k P(i, j | d=1, \theta) \frac{1}{1+(i-j)^2}$$

[0075] 前景点团块大小直方图可以通过下面公式统计:

$$[0076] \quad N(j) = \sum_{i=0}^k \delta_j(i) \quad \text{其中 } \delta_j(i) = \begin{cases} \frac{s(i) - B_j}{\Delta B_j} & B_j < s(i) < B_{j+1} \\ 0 & others \end{cases}$$

[0077] 其中 $s(i)$ 为第 i 前景点团块的大小, $\Delta B_j = B_{j+1} - B_j = 1000$ 为设置的阈值大小, j 为对应的直方图坐标。

[0078] 闵可夫斯基维数也称为计盒维数, 是一种测量距离空间 (X, d) 中分形维数的计算方法。要计算分形 S 的维数, 可以把这个分形放在一个均匀分割的网格上, 数一数最小需要几个格子来覆盖这个分形。通过对网格的逐步精化, 查看所需覆盖数目的变化, 从而计算出计盒维数。

[0079] $\dim_{\text{box}} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log N(\varepsilon)}{\log(1/\varepsilon)}$,其中 $N(\varepsilon)$ 为格子边长为 ε 时对应的格子数量。

[0080] ⑤对特征与人工统计的人群密度通过 SVM (support vector machine, 支持向量机) 进行回归训练, 生成模型参数。

[0081] (二) 在线处理阶段

[0082] 在线处理阶段主要分为两部分: 人群密度估计与人流量统计

[0083] I. 首先进行人群密度估计, 如图 1 在线估计所示, 人群密度的估计包括下述步骤:

[0084] ①对图像中少数代表性人体大小进行人工标注, 与训练阶段的标准库进行对比, 获得尺度因子, 上述代表性人体: 即图像中无遮挡的整个人体, 且与该区域内其他大部分人体大小基本一样的人体。

[0085] ②采用训练阶段的②至④提取特征, 并采用尺度因子对特征向量进行规范化处理。例如对前景点、边缘点像素数目乘以该尺度权重; 对于前景点团块大小直方图, 则对团块大小阈值 ΔB_j 进行尺度缩放; 提取 GLCM 特征时的距离因子 d 也按照尺度权重进行缩放, 也可以保持 d 不变, 对灰度图进行缩放; 而闵可夫斯基维数则不受图像大小影响。通过尺度规范化可以使密度估计算法对摄像头远近引起的透视问题具有适应性。

[0086] ③利用 SVM 回归算法与训练得到的模型参数对所提取的特征进行回归预测, 获取区域的人群密度估计。考虑到人群密度在短时间内变化不大, 可对前后相邻几帧的估计结果进行平滑滤波, 避免出现大误差, 得到最终的区域人群密度估计值。

[0087] II. 然后进行人流量统计, 如图 2 所示, 人流量统计包括下述步骤:

[0088] ①在图像上需要计算人群通过流量的位置画出虚拟线, 并将虚拟线两侧邻域划分为若干区域; 在 I 阶段已得到各区域 i 的人群估计密度。

[0089] ②各区域 i 的估计人数 d_i 除以该区域内的前景点数量 f_i , 得到该区域内每前景像素对应的平均人数 ρ_i 。

[0090] ③把每个区域又划分成垂直于虚拟线的若干个子区域, 并利用 LK(Lucas-Kanade) 光流算法计算出在一个小的时间段 Δt 内每个子区域垂直于虚拟线的人流速度。

[0091] ④利用上一步获得的人流速度, 计算该时间段 Δt 内每个子区域 j 过虚拟线的人群长度, 并统计每个子区域 j 在该长度内的前景点像素个数 g_j , 计算 $\rho_i g_j$ 即可得到该子区域过虚拟线人数。

[0092] ⑤对一个区域中的每个子区域分别按步骤④的方法统计人数再累加, 即可得到该区域的过线人数。将每个区域的过线人数累加即可得到过虚拟线的总人数, Δt 内人流量 $S_{\Delta t}$ 计算公式如下:

$$[0093] \quad S_{\Delta t} = \sum_{i=1}^N \left(\frac{d_i}{f_i} \sum_{j=1}^M g_j \right) \quad (3)$$

[0094] 其中 d_i 为区域 i 内的估计人数, f_i 为该区域前景点数量, g_j 为子区域 j 在 Δt 内过线的前景点数量, N 为划分的区域数, M 为每个区域划分的子区域数。累加各个小的时间段内的人流量即可获得指定统计时间区间内的总人流量。

[0095] 测试时, 我们采用了光照条件较差、人群密集程度不同的三个视频: video1 (密度较低), video2 (中等密度), video3 (高度密集), 事先通过人工统计的方法获取真实人群密

度与人流量信息以便比较。

[0096] 首先进行人群密度估计实验：每个视频各取 250 帧，每帧分成 6 个区域，即测试数据中每个视频包含 $250 \times 6 = 1500$ 个区域。采用不同特征的估计效果如表 1 所示，其中平均密度是所有区域人数的平均值，平均绝对误差是每个区域的绝对估计误差累加值的平均值，平均相对误差是每个区域的相对估计误差累计值的平均值。从结果来看，该方法结合三种特征进行人群密度的回归估计能取得较好的效果。

[0097] 表 1 不同特征对密度估计效果的影响

[0098]

	Video 1		Video 2		Video 3	
平均密度 (人/区域)	6.43		8.72		11.58	
误差统计 特征类型	平均绝对 误差	平均相对 误差	平均绝对 误差	平均相对 误差	平均绝对 误差	平均相对 误差
前景特征	1.21	14.7%	1.57	15.8%	1.92	19.6%
边缘特征	1.36	16.6%	1.76	18.7%	2.14	21.3%
GLCM 特征	1.08	13.3%	1.34	14.7%	1.58	16.1%
三种特征结合	0.96	11.9%	1.18	12.3%	1.31	12.6%

[0099] 下面以表 1 中三种特征结合的方法为基础分别验证光照补偿、阴影去除及估计结果平滑对效果的影响。结果如表 2 所示，可以看到去除光照变化影响及去除阴影对估计效果有一定的改善作用，因为这些处理使算法更具有鲁棒性，对不同的环境、光照具有适应性。而由于人群是连续行进，不会产生突变，因此邻近几帧图像的人群密度应该相差不大，从而对连续几帧的估计结果进行平滑，也可以减少估计误差。

[0100] 表 2 光照、阴影、结果平滑对估计效果的影响

[0101]

误差统计	Video 1		Video 2		Video 3	
改进处理	平均绝对 误差	平均相对 误差	平均绝对 误差	平均相对 误差	平均绝对 误差	平均相对 误差
光照补偿前	1.22	13.4%	1.29	14.8%	1.51	16.2%
阴影去除前	1.19	12.5%	1.26	13.8%	1.38	13.3%
估计结果平滑前	1.13	12.3%	1.22	12.7%	1.36	12.9%
改进后估计结果	0.96	11.9%	1.18	12.3%	1.31	12.6%

[0102] 进一步进行了人流量统计实验(每个视频统计 2000 帧)，并重现杭州电子科技大学的陆蓓等人提出的基于启发信息的行人流量统计方法进行实验比较。该方法采用混合高斯背景建模方法分割前景，并对结果后处理，去除噪声；接着，将原图转换到 HSV 空间，去除前景中的阴影部分；在学习阶段，采用基于梯度方向直方图的方法进行行人检测，并将若干检测结果通过最小二乘法拟合成直线后，作为启发信息确定虚拟门上各点与其所在位置行人

模型的前景点像素总数的比值,来为每个点赋予权重;在计数阶段,采用稀疏光流LK算法对门上的点进行运动补偿,确定运动矢量的大小和方向,并通过累加这些具有权重的、经过运动补偿了的前景点以达到行人流量统计的目的。

[0103] 本发明与该方法的对比测试效果如表3所示。

[0104] 表3人流量统计结果

[0105]

	Video 1				Video 2				Video 3			
	人工统计	估计值	绝对误差	相对误差	人工统计	估计值	绝对误差	相对误差	人工统计	估计值	绝对误差	相对误差
陆蓓等的方法	252	190	61	25%	430	245	185	43%	642	270	372	58%
本发明算法	252	254	2	0.8%	430	485	55	13%	642	545	97	15%

[0106] 从实验结果可以看到,本发明所实现的算法对三个视频段的估计都取得较好的效果,在人群密集,遮挡严重时也具有明显优势。此外本发明与其他方法相比也有一定的优势,现有其他方法的实验结果基本上都是基于环境条件较好、图像像素较高、人群稀疏的视频得到。

[0107] 上述实施例为本发明较佳的实施方式,但本发明的实施方式并不受上述实施例的限制,其他的任何未背离本发明的精神实质与原理下所作的改变、修饰、替代、组合、简化,均应为等效的置换方式,都包含在本发明的保护范围之内。

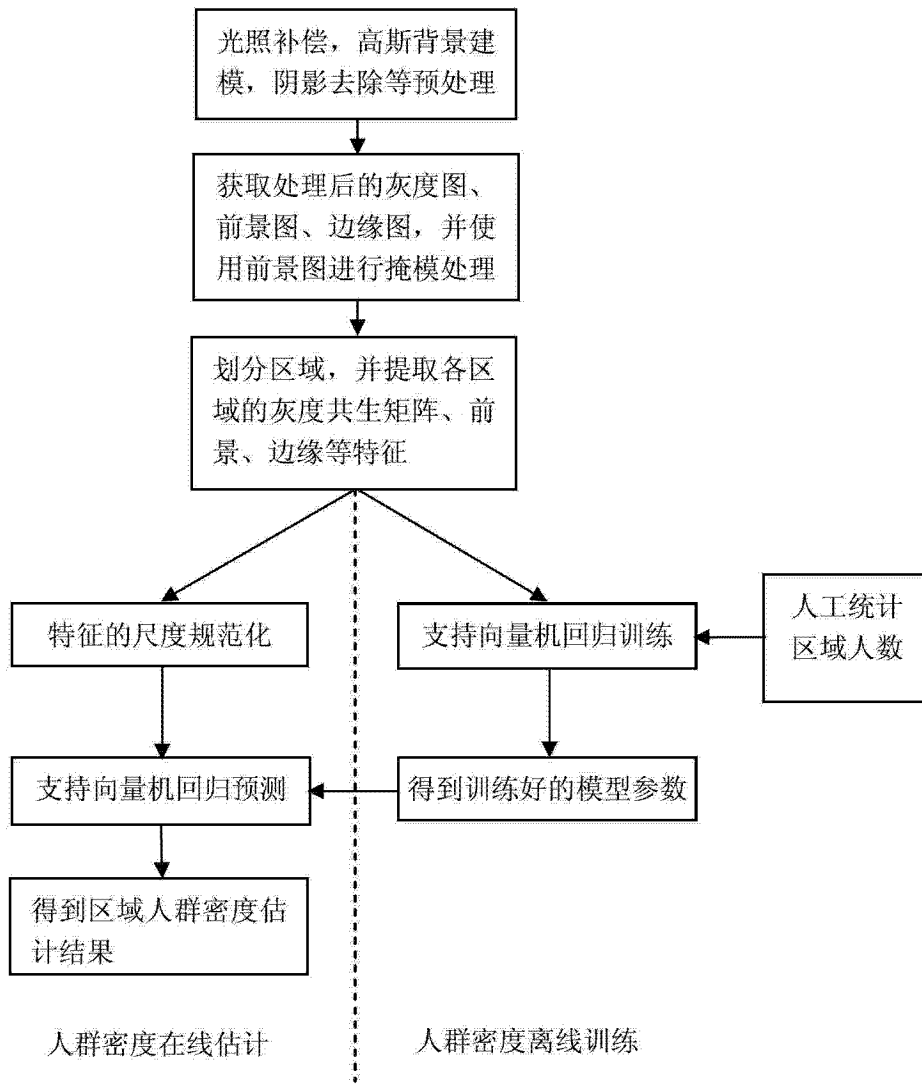


图 1

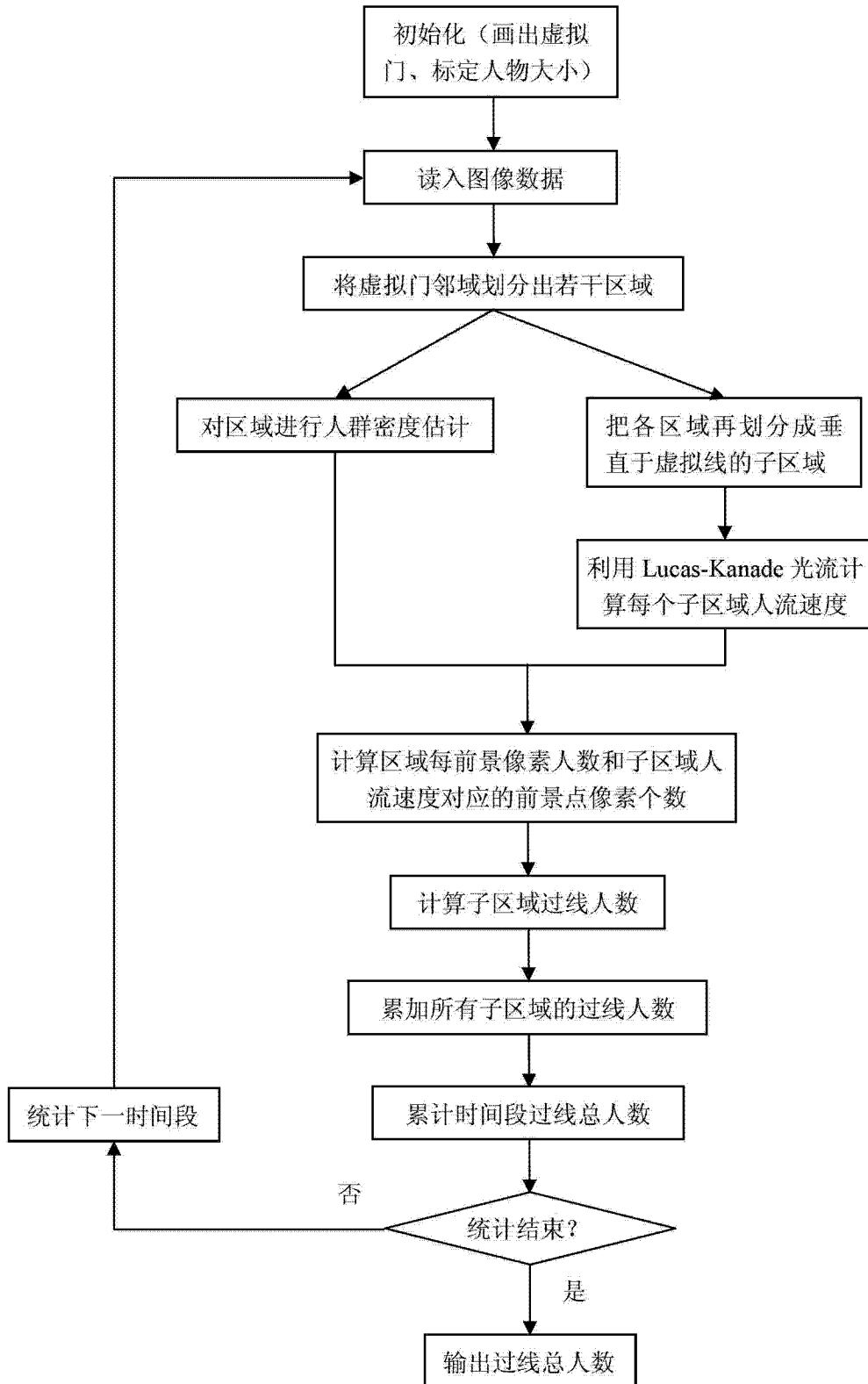


图 2