



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105261017 B

(45)授权公告日 2018.12.11

(21)申请号 201510657978.X

(22)申请日 2015.10.14

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 105261017 A

(43)申请公布日 2016.01.20

(73)专利权人 长春工业大学

地址 130012 吉林省长春市延安大街2055号

(72)发明人 王冬梅 刘帅师 冯偲 邱东

于微波 刘德雨 戴威

(74)专利代理机构 吉林长春新纪元专利代理有

限责任公司 22100

代理人 魏征骥

(51)Int. Cl.

G06T 7/13(2017.01)

(续)

(56)对比文件

郭靖.《基于机器视觉的车辆辅助驾驶系统关键问题研究》.《中国优秀硕士学位论文全文数据库 信息科技辑》.2014,第2014年卷(第03期),

I138-584.

F. Suard等.《Pedestrian Detection using Infrared images and Histograms of Oriented Gradients》.《Intelligent Vehicles Symposium》.2006,206-212.

衡浩.《复杂交通场景中基于路面提取的行人检测研究》.《中国优秀硕士学位论文全文数据库 工程科技II辑》.2013,第2013年卷(第07期),C034-700.

SDF Hilado等.《Vision based pedestrian detection using Histogram of Oriented Gradients, Adaboost & Linear Support Vector Machines》.《TENCON 2012 - 2012 IEEE Region 10 Conference》.2012,1-5.

杨如林.《车载红外行人检测系统研究》.《中国优秀硕士学位论文全文数据库 信息科技辑》.2014,第2014年卷(第08期),I138-1435. (续)

审查员 崔蓝芳

权利要求书4页 说明书7页 附图6页

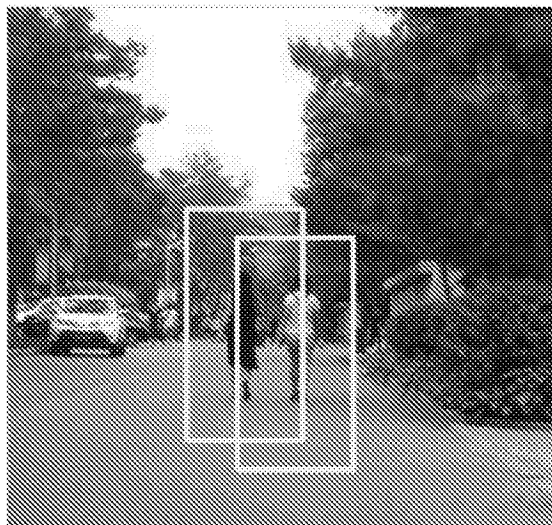
(54)发明名称

基于路面约束的图像分割法提取行人感兴趣区域的方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于路面约束的图像分割法提取行人感兴趣区域的方法,属于车载行人检测感兴趣区域提取领域。包括读入待检测图像、判断图像I是否为灰度图像,对图像进行中值滤波处理后得图像,利用直方图均衡化技术对图像进行灰度增强,利用模糊C均值聚类算法训练出一般行车图像的最优的灰度图像分割阈值得出二值图像,对图像进行边缘检测,对图像进行霍夫变换得出直线方程切割路面,对图像进行连通区域标记,提取可能存在行人的感兴趣区域,对提取的ROIs感兴趣区域使用HOG+SVM进行精确行人检测,在原始图像I上,绘制128\*64像素大小矩形框。本发明有效的减少了遍历窗口的数量,从

而提高了检测速度和检测精度。



CN 105261017 B

[转续页]

[接上页]

(51) Int.Cl.

*G06T 7/136*(2017.01)

*G06T 5/40*(2006.01)

*G06K 9/00*(2006.01)

*G06K 9/38*(2006.01)

*G06K 9/46*(2006.01)

(56)对比文件

David Geronimo等.《Survey of Pedestrian Detection for Advanced Driver Assistance Systems》.《IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence》.2009,第32卷(第7期),第1239-1258页.

1. 一种基于路面约束的图像分割法提取行人感兴趣区域的方法,其特征在于包括下列步骤:

- (1) 读入待检测图像I;
- (2) 判断图像I是否为灰度图像,若是实施步骤(3),若不是则转化为灰度图像;
- (3) 对灰度图像进行中值滤波处理后得到图像 $I_{med}$ ;

采用3\*3的中值滤波模板,中值滤波模型为:

$$g(mx, my) = \text{med} \{f(mx-3, my-3)\} \quad (1)$$

其中 $g(mx, my)$ 表示处理后的图像, $f(mx-3, my-3)$ 表示原始图像以 $(mx, my)$ 为中心的3\*3邻域内的像素值,med操作为取像素中值操作;

- (4) 利用直方图均衡化技术对图像 $I_{med}$ 进行灰度增强,增强后图像为 $I_{histeq}$ ;
- (5) 判断是否有最优灰度分割阈值 $\theta$ ,如果有执行步骤(7),没有执行步骤(6);
- (6) 利用模糊C均值聚类FCM算法训练出行车图像的最优灰度分割阈值 $\theta$ ;

当算法收敛时,得到各类的聚类中心和各个样本对于各类的隶属度,最终聚类分割,根据分割的图像效果,找出最能突出行人位置的最优灰度分割阈值 $\theta$ ,并保存最优灰度分割阈值 $\theta$ ;

所述模糊C均值聚类FCM算法按照以下步骤完成:

1) 读入训练需要的所有行车图像形成聚类样本, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是n个行车图像组成的集合,设定聚类数目为c,由于行车图像由行人,天空,树木,道路四块组成,故设FCM的聚类数目 $c=4$ ;

2) 初始化各个聚类中心 $m_j$ ;

3) 用当前聚类中心根据式(4)计算隶属函数;

4) 用当前隶属函数按式(3)更新各类聚类中心;

5) 设置停止运算条件,当 $t \geq t_{max}$ ,停止运算;否则 $t = t+1$ ,返回步骤3),其中,t为迭代次数, $t_{max}$ 为允许最大迭代数目:

$$m_j = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b x_i}{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b} \quad i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,c \quad (3)$$

$$\mu_j(x_i) = \frac{(1/\|x_i - m_j\|^2)^{1/b-1}}{\sum_{k=1}^c (1/\|x_i - m_k\|^2)^{1/b-1}}, \quad i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,c \quad (4)$$

$m_j$ 是每一个聚类的中心, $j=1,2,\dots,c$ , $\mu_j(x_i)$ 是第i个样本关于第j类的隶属度,b是模糊加权幂指数;

(7) 利用最优灰度分割阈值 $\theta$ 对步骤(4)生成的图像 $I_{histeq}$ 利用式(5)进行阈值分割得出二值图像 $I_{bw}$ ;

$$B'(bw, by) = \begin{cases} 1 & B(bw, by) > \theta \\ 0 & B(bw, by) \leq \theta \end{cases} \quad (5)$$

其中 $B(bw, by)$ 为图像坐标 $(bw, by)$ 上的灰度值, $B'(bw, by)$ 为坐标 $(bw, by)$ 上新的灰度

值;

(8) 对二值图像 $I_{bw}$ 进行连通区域标记,标记后图像为 $I_{lable}$ ;

给二值图像 $I_{bw}$ 每个连通区域分配一个唯一代表该连通区域的编号 $1, 2, 3, \dots, n_i$ ,在输出图像 $I_{lable}$ 中该连通区域内的所有像素的像素值就赋值为该连通区域的编号,输出标记图像 $I_{lable}$ ;

(9) 对实施步骤(2)后的灰度图像进行区域生长得出二值图像 $I_{Bgrow}$ ;区域生长是根据事先定义的准则将像素或者子区域聚合成更大区域的过程;

(10) 使用canny算子对图像 $I_{Bgrow}$ 进行边缘检测,得出图像 $I_{edge}$ ;

(11) 对图像 $I_{edge}$ 进行霍夫变换得出直线方程;

(12) 根据步骤(11)得出的直线方程对图像 $I_{Bgrow}$ 切割路面;

设置直线方程的线宽 $L_d$ ,将直线方程上所有点的像素设为0,得出切割后的图像 $I_{hough}$ ;

(13) 对图像 $I_{hough}$ 进行连通区域标记,并找出最大的连通区域 $I_{road}$ ;

(14) 对图像 $I_{road}$ 进行膨胀处理,得到完整的路面区域 $I_{froad}$ ;

(15) 提取可能存在行人的感兴趣区域,方法如下:

首先需要计算图像中连通区域的面积,在实施步骤(8)后, $I_{lable}$ 共有 $n_i$ 个连通区域,用 $O_{pi}$ 表示第 $pi$ 个连通区域, $pi = 1, 2, 3, \dots, n_i$ ,计算图像 $I_{lable}$ 中连通区域 $O_{pi}$ 的面积,具体做法是对连通区域 $O_{pi}$ 的像素数量进行计数,计数最大值即为连通区域 $O_{pi}$ 的面积 $S_{qpi}$ ,面积阈值为 $v$ ,如果 $S_{qpi} < v$ ,则将连通区域 $O_{pi}$ 像素值置0,如果 $S_{qpi} > v$ ,则将连通区域 $O_{pi}$ 和路面区域 $I_{froad}$ 求交集,并判断这两个区域是否存在交集,如果不存在,则将连通区域 $O_{pi}$ 像素值置0,处理完所有连通区域后,保存 $I_{lable}$ 中非0像素值的连通区域 $O_{pi}$ 作为新的 $I_{lable}$ ;

(16) 在步骤(15)后,计算图像 $I_{lable}$ 中连通区域 $O_{pi}$ 的质心;扫描连通区域 $O_{pi}$ 找出像素值为该连通区域编号的像素坐标,计算其平均值,得出所有连通区域 $O_{pi}$ 的质心位置坐标 $Ma_{pi}(cx_{pi}, cy_{pi})$ ;

(17) 在图像 $I$ 上,以所有连通区域 $O_{pi}$ 质心位置坐标 $Ma_{pi}(cx_{pi}, cy_{pi})$ 为中心点坐标,将 $128*64$ 像素大小的区域保存,保存的区域即为行人检测的感兴趣区域 $ROI_s$ ;

(18) 对感兴趣区域 $ROI_s$ 使用HOG+SVM进行精确行人检测,如果感兴趣区域 $ROI_s$ 在精确的检测后被确定为非行人区域,则予以排除;

(19) 在图像 $I$ 上,以剩下的 $Ma_{pi}(cx_{pi}, cy_{pi})$ 为中心点坐标,绘制 $128*64$ 像素大小矩形框,该 $128*64$ 像素大小的矩形框是行人位置。

2. 根据权利要求1所述的一种基于路面约束的图像分割法提取行人感兴趣区域的方法,其特征在于所述步骤(9)中所述区域生长包括如下步骤:

1) 选择合适的生长点;

在现实的行车状态下,车前方 $3m-5m$ 处为路面区域,基于先验知识,在车正前方 $3m-5m$ 的区域内选取区域生长所需的初始生长点 $Q$ ;

2) 确定相似性准则;

灰度图像为待生长的图像,以 $Q$ 点的灰度值为初始生长点的灰度值,若待测点灰度值与生长点灰度值差小于阈值 $\omega = 0.1$ ,那么待测点和生长点 $Q$ 合并为一个区域;

3) 确定生长停止条件;

当灰度图像不存在满足生长点准则像素点,生长停止,得出路面的生长区域 $region$ ;

4) 将灰度图像中生长区域中所有像素赋值为1,非生长区域中所有像素赋值为0,得出区域生长后的二值图像 $I_{Bgrow}$ 。

3. 根据权利要求1所述的一种基于路面约束的图像分割法提取行人感兴趣区域的方法,其特征在于所述步骤(10)中采用canny算子来进行边缘检测的步骤如下:

1) 用高斯滤波器平滑图像 $I_{Bgrow}$ ;

$$H(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

$$G(x, y) = f(x, y) * H(x, y) \quad (7)$$

其中 $H(x, y)$ 是省略系数的高斯函数, $f(x, y)$ 是图像数据, $G(x, y)$ 为平滑后的图像, $\sigma$ 是标准差;

2) 用一阶偏导的有限差分来计算梯度的幅值和方向;

$$H_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$H_2 = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\varphi_1(x, y) = f(x, y) * H_1(x, y) \quad (10)$$

$$\varphi_2(x, y) = f(x, y) * H_2(x, y) \quad (11)$$

得到幅值

$$\varphi(x, y) = \sqrt{\varphi_1(x, y) + \varphi_2(x, y)} \quad (12)$$

$$\text{方向: } \zeta_\varphi = \tan^{-1} \frac{\varphi_2(x, y)}{\varphi_1(x, y)} \quad (13)$$

其中, $H_1, H_2$ 为一阶差分卷积模板, $\varphi_1(x, y)$ ,  $\varphi_2(x, y)$ 分别为x方向的梯度幅值和y方向的梯度幅值, $\varphi(x, y)$ 为梯度幅值, $\zeta_\varphi$ 为梯度方向;

3) 对梯度幅值进行非极大值抑制;

仅仅得到全局的梯度不足以确定边缘,为了确定边缘,必须保留局部梯度最大的点,进行非极大值抑制,即将非局部极大值点置零以得到细化边缘;

4) 用双阈值算法检测和连接边缘;

使用两个阈值 $T_1$ 和 $T_2$ , $T_1 < T_2$ ,从而可以得到两个阈值边缘图像 $N_1$ 和 $N_2$ ,双阈值法要在 $N_2$ 中把边缘连成轮廓,在 $N_1$ 中收集边缘,直到将 $N_2$ 连接起来为止,得到使用canny算子进行边缘检测后的图像 $I_{edge}$ 。

4. 根据权利要求1所述的一种基于路面约束的图像分割法提取行人感兴趣区域的方法,其特征在于所述步骤(11)中霍夫变换计算方法是:

建立一个二维累加数组 $A(a, b)$ ,第一维的范围是图像 $I_{edge}$ 坐标空间中直线斜率的范围,第二维的范围是图像 $I_{edge}$ 坐标空间中直线截距的范围,开始时将 $A(a, b)$ 初始化为0,然后对图像 $I_{edge}$ 坐标空间的每一个前景点 $(ex, ey)$ ,将参数空间每一个a的离散值带入 $b = -ex * a + ey$ ,计算出对应的b值,每计算出一对 $(a, b)$ ,都将对应的数组元素 $A(a, b)$ 加1,即 $A(a, b) = A(a, b) + 1$ ,所有的计算结束后,在参数空间表决结果中找到 $A(a, b)$ 的最大峰值,所对应的a、b

就是原图像中共线点数目最多的直线方程参数;接下来可以继续寻找次峰值和第3、第4峰值,它们对应于原图像中共线点数目少一些的直线。

5. 根据权利要求1所述的一种基于路面约束的图像分割法提取行人感兴趣区域的方法,其特征在于所述步骤(13)对图像 $I_{\text{hough}}$ 进行连通区域标记,并找出最大的连通区域的方法是:

给图像 $I_{\text{hough}}$ 每个连通区域分配一个唯一代表该连通区域的编号 $1, 2, 3, \dots, nr$ ,在图像 $I_{\text{hough}}$ 中该连通区域内的所有像素的像素值就赋值为该连通区域的编号;扫描一遍图像 $I_{\text{hough}}$ 中所有的标注信息,对像素值为该连通区域编号的像素进行计数,计数最大值对应的连通区域即为最大的连通区域,标记为 $Q_{\text{max}}$ ,对 $I_{\text{hough}}$ 中 $Q_{\text{max}}$ 之外的连通区域的像素值置0,得出路面的二值图像 $I_{\text{road}}$ , $I_{\text{road}}$ 为提取的路面区域。

## 基于路面约束的图像分割法提取行人感兴趣区域的方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于车载行人检测感兴趣区域提取领域。

### 背景技术

[0002] 行人检测可定义为:判断输入图片(或视频帧)是否包含行人,如果有,给出位置信息。行人检测系统(PDS:Pedestrian Detection System)旨在行进的汽车上建立一个自主、智能的行人检测、智能辅助驾驶系统,具有提高驾驶安全性、保障行人生命财产安全的重要意义和实用价值。在行人检测系统中,通常包括感兴趣区域提取、特征提取、目标识别,三个阶段。

[0003] 在行人检测系统中,根据所用信息的不同可以将感兴趣区域(ROIs:Regions of Interest)分割算法大体分为基于运动,基于立体视觉,基于图像特征、基于雷达、以及基于规则、基于显著区域提取等。滑动窗口在ROIs提取中得到了广泛的应用,滑动窗口法扫描窗口以固定的长度步进,当进行密集扫描时会产生大量没有目标的负窗口,从而降低了检测速度,若步长过大又会造成漏检的发生;基于图像特征的方法在静态图片提取ROIs主要优点是简单直接,但是需要针对特定的应用场景进行具体的分析。在基于图像特征的方法提取行人检测感兴趣区域中,通过对原始图像阈值分割和形态学处理提取感兴趣区域的方法有效的减少了待检测窗口的数量,但是该方法也存在鲁棒性较低,复杂背景下检测效果不佳、感兴趣窗口中包含了大量数目天空等负检测窗口的问题。在《基于多特征的行人层级识别研究》中利用了显著区域提取的方式缩小搜索范围,设计了多层分类器,第一层采用HSCENTRIST特征进行初步识别,排除了大量非行人区域,这一层分类器提取了部分感兴趣区域,然后进行再次精细的分类,文中行人检测的速度获得了很大的提升,但是算法较为复杂,需要多次的提取特征来进行分类导致算法的执行时间过长,检测时间提高。

### 发明内容

[0004] 本发明提供一种基于路面约束的图像分割法提取行人感兴趣区域的方法,以解决滑动窗口遍历算法检测效率低、耗时长、检测窗口过多问题、及解决传统图像特征的方法包含了大量树木、天空等负检测窗口问题、及解决多层分类器算法较为复杂,算法执行时间长问题。该算法先对图像进行灰度分割,得出行人可能位置;使用霍夫变换,阈值分割等技术提取路面区域;根据路面区域来约束行人可能位置,排除了天空等负检测窗口,最终通过矩形框在行人图片上标注行人位置即为ROIs区域。

[0005] 本发明采取的技术方案是,包括以下步骤:

[0006] (1) 读入待检测图像I;

[0007] (2) 判断图像I是否为灰度图像,若是实施步骤(3)若不是则转化为灰度图像 $I_{gray}$ ;

[0008] (3) 对图像 $I_{gray}$ 进行中值滤波处理后得图像 $I_{med}$ ;

[0009] 采用3\*3的中值滤波模板,中值滤波模型为:

[0010]  $g(mx, my) = med \{ f(mx-3, my-3) \}$  式(1)

[0011] 其中 $g(mx, my)$ 表示处理后的图像 $f(mx-3, my-3)$ 表示原始图像以 $(mx, my)$ 为中心的 $3*3$ 领域内的像素值,  $med$ 操作为取像素中值操作;

[0012] (4) 利用直方图均衡化技术对图像 $I_{med}$ 进行灰度增强, 增强后图像 $I_{histeq}$ ;

[0013] (5) 判断是否有最优灰度分割阈值 $\theta$ , 如果有执行步骤(7), 没有执行步骤(6);

[0014] (6) 利用模糊C均值聚类(Fuzzy C-means, FCM)算法训练出一般行车图像的最优的灰度图像分割阈值 $\theta$ ;

[0015] 当算法收敛时, 得到各类的聚类中心和各个样本对于各类的隶属度, 最终聚类分割, 根据分割的图片效果, 找出最能突出行人位置的分割阈值 $\theta$ , 并保存分割阈值 $\theta$ ;

[0016] (7) 利用阈值 $\theta$ 对步骤(4)生成的图像 $I_{histeq}$ 利用式5进行阈值分割得出二值图像 $I_{bw}$ ;

$$[0017] \quad B'(bw, by) = \begin{cases} 1 & B(bw, by) > \theta \\ 0 & B(bw, by) \leq \theta \end{cases} \quad (5)$$

[0018] 其中 $B(bw, by)$ 为图像坐标 $(bw, by)$ 上的灰度值,  $\theta$ 为步骤(5)得出的灰度图像分割阈值,  $B'(bw, by)$ 为坐标 $(bw, by)$ 上新的灰度值;

[0019] (8) 采用二值图像 $I_{bw}$ 连通区域进行标记, 标记后图像为 $I_{lable}$ ;

[0020] 给二值图像 $I_{bw}$ 每个连通区域分配一个唯一代表该区域的编号 $(1, 2, 3 \dots ni)$ 在输出图像 $I_{lable}$ 中该连通区域内的所有像素的像素值就赋值为该区域的编号, 输出标记图像 $I_{lable}$ ;

[0021] (9) 对实施步骤(2)后的 $I_{gray}$ 图像进行区域生长得出二值图像 $I_{Bgrow}$ ; 区域生长是根据事先定义的准则将像素或者子区域聚合成更大区域的过程;

[0022] (10) 对图像 $I_{Bgrow}$ 进行边缘检测, 得出图像 $I_{edge}$ , 使用canny算子;

[0023] (11) 对图像 $I_{edge}$ 进行霍夫变换得出直线方程;

[0024] (12) 根据步骤11得出的直线方程对图像 $I_{Bgrow}$ 切割路面;

[0025] 设置直线方程的线宽 $Ld$ , 对直线方程上所有点设为像素为0即黑色, 得出切割后的图像 $I_{though}$ ;

[0026] (13) 对图像 $I_{though}$ 进行连通区域标记, 并找出最大的连通区域;

[0027] (14) 对图像 $I_{road}$ 进行膨胀, 得到完整的路面区域 $I_{froad}$ ;

[0028] (15) 提取可能存在行人的感兴趣区域;

[0029] (16) 获得图像 $I_{lable}$ 中 $O_{pi}$ 区域的质心; 扫描 $O_{pi}$ 区域找出像素值为该区编号的图像 $(x, y)$ 坐标, 计算其平均值, 得出所有 $O_{pi}$ 区域的质心位置坐标 $Ma_i(x_i, y_i)$ ;

[0030] (17) 在图像 $I$ 上, 以 $Ma_i(x_i, y_i)$ 为中心点坐标, 将 $128*64$ 像素大小的区域保存, 该区域即为行人检测的感兴趣区域 $ROI_s$ ;

[0031] (18) 对提取的 $ROI_s$ 感兴趣区域使用HOG+SVM进行精确行人检测;

[0032] (19) 在原始图像 $I$ 上, 以 $Ma_i(x_i, y_i)$ 为中心点坐标, 绘制 $128*64$ 像素大小矩形框, 该 $128*64$ 像素大小的矩形框是行人位置。

[0033] 本发明的优点是: 使用基于路面约束的图像分割法提取行人感兴趣区域, 本方法剔除了数目、天空等部分背景区域, 减少了检测窗口数量, 减少了对非行人区域的分类识别, 从而降低了整个系统的检测时间提高了检测效率。在实验中还将基于路面约束的图像分割方法和传统的滑动窗口法进行了对比, 对像素大小为 $305*289$ (如图1)的图片来说, 采



用滑动窗口法的检测行人时间为17.52s,而在使用基于路面约束的图像分割提取感兴趣区域的方法只用了7.89s,检测时间相比滑动窗口法缩短了一倍以上;本发明的方法采用基本的图像处理技术,算法执行效率高,执行时间短。由于进行了路面提取、灰度增强等处理,所有本算法在复杂光照条件下鲁棒性较高。

### 附图说明

- [0034] 图1是本发明实施例中使用的待检测的行车图像;
- [0035] 图2是实施步骤2的灰度变换后的灰度图像;
- [0036] 图3是实施步骤3后经过中值滤波的图像;
- [0037] 图4是实施步骤4进行灰度增强的图像;
- [0038] 图5是实施步骤7后在分割阈值 $\theta$ 下得到的二值图像;
- [0039] 图6是实施步骤10后得出的边缘检测图像;
- [0040] 图7是实施步骤12后得到的路面切割的图像;
- [0041] 图8是实施步骤13后得到的路面区域图像;
- [0042] 图9是实施步骤14进行灰度膨胀后得出的路面区域;
- [0043] 图10是没有路面约束下进行的图像分割即执行步骤1-8、16、19后得出的图像;
- [0044] 图11是在基于路面约束的图像分割后即执行步骤1-17、19之后得出的图像;
- [0045] 图12是在执行上述全部19个步骤后即加入HOG+SVM精确检测后的结果图像。

### 具体实施方式

- [0046] 1. 读入待检测图像I
- [0047] 2. 判断图像I是否为灰度图像,若是实施步骤3若不是则转化为灰度图像 $I_{gray}$ ,如图2,为转换后的灰度图像。
- [0048] 3,对图像 $I_{gray}$ 进行中值滤波处理后得图像 $I_{med}$ ;
- [0049] 本实施方式采用3\*3的中值滤波模板,中值滤波模型
- [0050] 为 $g(mx,my) = med\{f(mx-3,my-3)\}$  (1)
- [0051] 其中 $g(mx,my)$ 表示处理后的图像 $f(mx-3,my-3)$ 表示原始图像以 $(mx,my)$ 为中心的3\*3领域内的像素值,Med操作为取像素中值操作,例如图3所示,为中值滤波后的效果;
- [0052] 4. 利用直方图均衡化技术对图像 $I_{med}$ 进行灰度增强,增强后图像 $I_{histeq}$ ;
- [0053] 采用直方图均衡化提高图像对比度从而实现灰度增强,经过均衡化处理后的图像中,像素占用尽可能多的灰度级并且分布均匀,所以,这样的图像将具有较高的对比度和较大的动态范围,通过灰度映射函数式(2)使输入图像 $I_{med}$ 转换为在每一个灰度级上都有近似相同的像素点数的输出图像 $I_{histeq}$ ,如图4所示,灰度增强后突出了行人区域;

$$[0054] \quad S_k = \sum_{m=0}^k \frac{GN_{mm}}{GN} \quad k=0,1,2,\dots,L-1 \quad (2)$$

- [0055] 其中 $S_k$ 为新的灰度值, $GN_{mm}$ 为当前灰度级的像素个数, $GN$ 为图像中像素总和, $L$ 为图像中的灰度级总数;
- [0056] 5. 判断是否有最优灰度分割阈值 $\theta$ ,如果有执行步骤7,没有执行步骤6;
- [0057] 6. 利用模糊C均值聚类(Fuzzy C-means,FCM)算法训练出一般行车图像的最佳的

灰度图像分割阈值 $\theta$ ;

[0058] 模糊C均值聚类FCM算法可以按照以下步骤完成:

[0059] (1) 读入训练需要的所有行车图片形成聚类样本 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是n个行车图像组成的集合, 设定聚类数目c, 由于行车图片主要由行人, 天空, 树木, 道路四块组成, 故设FCM的聚类数目 $c=4$ ;

[0060] (2) 初始化各个聚类中心 $m_j$

[0061] (3) 用当前聚类中心根据式(4)计算隶属函数;

[0062] (4) 用当前隶属函数按式(3)更新各类聚类中心;

[0063] (5) 设置停止运算条件当 $t \geq t_{\max}$ , 停止运算; 否则 $t = t + 1$ , 返回步骤(3), 其中, t为迭代次数t,  $t_{\max}$ 为允许最大迭代数目为:

$$[0064] \quad m_j = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b x_i}{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b} \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, c \quad (3)$$

$$[0065] \quad \mu_j(x_i) = \frac{(1/\|x_i - m_j\|^2)^{1/b-1}}{\sum_{k=1}^c (1/\|x_i - m_k\|^2)^{1/b-1}}, \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, c \quad (4)$$

[0066]  $m_j (i = 1, 2, \dots, c)$ 是每一个聚类的中心,  $\mu_j(x_i)$ 是第i个样本关于第j类的隶属度, b是模糊加权幂指数;

[0067] 当算法收敛时, 得到各类的聚类中心和各个样本对于各类的隶属度, 完成模糊聚类划分, 最后将模糊聚类结果进行去模糊化, 将模糊聚类转变为确定性分类, 实现最终的聚类分割, 根据分割的图片效果如图6所示, 实在四个不同阈值下分割的二值图像, 找出最能突出行人位置的分割阈值 $\theta$ , 并保存分割阈值 $\theta$ ;

[0068] 7. 利用阈值 $\theta$ 对步骤4生成的图像 $I_{\text{histeq}}$ 利用式5进行阈值分割得出二值图像 $I_{\text{bw}}$ ,

$$[0069] \quad B'(bw, by) = \begin{cases} 1 & B(bw, by) > \theta \\ 0 & B(bw, by) \leq \theta \end{cases} \quad (5)$$

[0070] 其中 $B(bw, by)$ 为图像坐标 $(bw, by)$ 上的灰度值,  $\theta$ 为步骤5得出的灰度图像分割阈值,  $B'(bw, by)$ 为坐标 $(bw, by)$ 上新的灰度值, 得出的二值图像例如图5;

[0071] 8. 采用二值图像 $I_{\text{bw}}$ 连通区域进行标记, 标记后图像为 $I_{\text{label}}$ ;

[0072] 给二值图像 $I_{\text{bw}}$ 每个连通区域分配一个唯一代表该区域的编号 $(1, 2, 3 \dots ni)$ 在输出图像 $I_{\text{label}}$ 中该连通区域内的所有像素的像素值就赋值为该区域的编号, 输出标记图像 $I_{\text{label}}$ ;

[0073] 9. 对实施步骤2后的 $I_{\text{gray}}$ 图像进行区域生长得出二值图像 $I_{\text{Bgrow}}$ ;

[0074] 区域生长是根据事先定义的准则将像素或者子区域聚合成更大区域的过程; 本发明区域生长有三个步骤:

[0075] (1) 选择合适的生长点;

[0076] 在现实的行车状态下, 车前方3m-5m处为路面区域, 基于该先验知识, 可以选取车正前方3m-5m的区域为区域生长所需的初始生长点Q;

[0077] (2) 确定相似性准则既生长准则;

[0078] 图 $I_{gray}$ 图像为待生长的图像,以Q点的灰度值为初始生长点的灰度值,若待测点灰度值与生长点灰度值差小于阈值 $\omega = 0.1$ ,那么待测点的和生长点Q合并;

[0079] (3) 确定生长停止条件;

[0080] 当图像 $I_{gray}$ 不存在满足生长点准则像素点,生长停止,得出路面的生长区域region;

[0081] (4) 对图像 $I_{gray}$ 中region区域所有坐标像素值赋值为1(白色),非region区域像素赋值为0(黑色),得出区域生长后的二值图像 $I_{Bgrow}$ ;

[0082] 10. 对图像 $I_{Bgrow}$ 进行边缘检测,得出图像 $I_{edge}$ ,本发明使用canny算子;

[0083] 由于canny算子在抗噪声干扰和精确定位之间寻求折衷的方案,边缘检测的效果要优于其他算法,本发明采用canny来进行边缘检测,例如图6所示,为使用该算法的边缘检测效果,具体步骤如下:

[0084] (1) 用高斯滤波器平滑图像 $I_{Bgrow}$

[0085] 利用一个省略系数的高斯函数;

$$[0086] \quad H(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

$$[0087] \quad G(x, y) = f(x, y) * H(x, y) \quad (7)$$

[0088] 其中 $f(x, y)$ 是图像数据, $G(x, y)$ 为平滑后的图像, $\sigma$ 是标准差;

[0089] (2) 用一阶偏导的有限差分来计算梯度的幅值和方向;

$$[0090] \quad H_1 = \begin{vmatrix} -1 & -1 \\ 1 & 1 \end{vmatrix} \quad (8)$$

$$[0091] \quad H_2 = \begin{vmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{vmatrix} \quad (9)$$

$$[0092] \quad \varphi_1(x, y) = f(x, y) * H_1(x, y) \quad (10)$$

$$[0093] \quad \varphi_2(x, y) = f(x, y) * H_2(x, y) \quad (11)$$

[0094] 得到幅值

$$[0095] \quad \varphi(x, y) = \sqrt{\varphi_1(x, y) + \varphi_2(x, y)} \quad (12)$$

$$[0096] \quad \text{方向: } \zeta_\varphi = \tan^{-1} \frac{\varphi_2(x, y)}{\varphi_1(x, y)} \quad (13)$$

[0097] 其中, $H_1, H_2$ 为一阶差分卷积模板, $\varphi_1(x, y)$ ,  $\varphi_2(x, y)$ 分别为x方向的梯度幅值和y方向的梯度幅值。 $\varphi(x, y)$ 为梯度幅值, $\zeta_\varphi$ 为梯度方向

[0098] (3) 对梯度幅值进行非极大值抑制

[0099] 仅仅得到全局的梯度不足以确定边缘,为确定边缘,必须保留局部梯度最大的点,而抑制非极大值,即将非局部极大值点置零以得到细化边缘;

[0100] (4) 用双阈值算法检测和连接边缘;

[0101] 使用两个阈值 $T_1$ 和 $T_2$  ( $T_1 < T_2$ ),从而可以得到两个阈值边缘图像 $N_1[i, j]$ 和 $N_2[i, j]$ ,双阈值法要在 $N_2[i, j]$ 中把边缘连成轮廓,在 $N_1[i, j]$ 中收集边缘,直到将 $N_2[i, j]$ 连接起来为止,得到canny算子进行边缘检测后的图像 $I_{edge}$ ;

[0102] 11. 对图像 $I_{edge}$ 进行霍夫变换得出直线方程

[0103] 霍夫变换计算时, 建立一个二维累加数组 $A(a, b)$ , 第一维的范围是图像 $I_{edge}$ 坐标空间中直线斜率的可能范围, 第二维的范围是图像坐标空间中直线截距的可能范围。开始时 $A(a, b)$ 初始化为0, 然后对图像 $I_{edge}$ 坐标空间的每一个前景点 $(x_i, y_i)$ , 将参数空间每一个 $a$ 的离散值带入 $b = -x_i a + y_i$ , 计算出对应的 $b$ 值, 每计算出一对 $(a, b)$ , 都将对应的数组元素 $A(a, b)$ 加1, 即 $A(a, b) = A(a, b) + 1$ , 所有的计算结束后, 在参数空间表决结果中找到 $A(a, b)$ 的最大峰值, 所对应的 $a_0, b_0$ 就是原图像中共线点数目最多(共 $A(a_0, b_0)$ 个共线点)的直线方程参数; 接下来可以继续寻找次峰值和第3第4峰值等, 它们对应于原图中共线点数目少一些的直线;

[0104] 12. 根据步骤11得出的直线方程对步骤9得出的图像 $I_{Bgrow}$ 切割路面;

[0105] 设置直线方程的线宽 $L_d$ , 对直线方程上所有点设为像素为0即黑色, 得出切割后的图像 $I_{hough}$ , 例如图7, 为切割路面后的效果;

[0106] 13. 对图像 $I_{hough}$ 进行连通区域标记, 并找出最大的连通区域;

[0107] 给图像 $I_{hough}$ 每个连通区域分配一个唯一代表该区域的编号 $(1, 2, 3 \dots nr)$ 在图像 $I_{hough}$ 中该连通区域内的所有像素的像素值就赋值为该区域的编号; 扫描一遍图像 $I_{hough}$ 所有的标注信息, 对像素值为该区编号的像素进行计数, 计数最大值即为最大的连通区域标记的编号, 对 $I_{hough}$ 非编号 $n$ 的区域的像素值置0, 得出路面的二值图像 $I_{road}$ , 例如图8, 为采取步骤13后提取的路面区域;

[0108] 14. 对图像 $I_{road}$ 进行膨胀, 得到完整的路面区域 $I_{froad}$ ;

[0109] 为了填补细小的空洞对图像进行膨胀处理, 定义为:

$$[0110] \quad A \oplus SR = \left\{ z \mid (SR)_z \cap A \neq \emptyset \right\} \quad (14)$$

[0111] 让模板 $SR$ 在整个 $z$ 平面上移动并与图像 $A$ 去交集, 填补细小的空洞, 得出对图像 $I_{road}$ 膨胀的 $I_{froad}$ , 例如图9为在 $I_{road}$ 基础上进行膨胀的结果;

[0112] 15. 提取可能存在行人的感兴趣区域,

[0113] 首先需要计算图中连通区域的面积, 设实施步骤7后 $I_{lable}$ 共有 $n$ 个连通区域用 $O_{ni}$  ( $1, 2, 3 \dots, ni$ )表示第 $ni$ 连通区域, 扫描所有一遍图像 $I_{lable}$ 的标注信息, 对像素值为该区编号的像素进行计数, 计数最值即为连通区域 $O_{ni}$ 的面积 $S_{qni}$ , 面积阈值为 $v$ , 如果 $S_{qni} < v$ 则将 $O_{ni}$ 区域剔除, 将剩连通区域 $O_{ni}$ 分别和路面区域 $I_{froad}$ 求交集, 并判断是否这两个区域存在交集, 如果不存在剔除该区域, 扫描完所有连通区域后, 保存 $I_{lable}$ 图像的剩余连通区域 $O_{pi}$ ;

[0114] 16. 获得图像 $I_{lable}$ 中 $O_{pi}$ 区域的质心, 扫描 $O_{pi}$ 区域找出像素值为该区编号的图像 $(x, y)$ 坐标, 计算其平均值, 得出所有 $O_{pi}$ 区域的质心位置坐标 $Ma_i(x_i, y_i)$ ;

[0115] 17. 在原始图像 $I$ 上, 以 $Ma_i(x_i, y_i)$ 为中心点坐标, 将 $128*64$ 像素大小的区域保存, 该区域即为行人检测的感兴趣区域 $ROI_s$ ;

[0116] 18. 对提取的 $ROI_s$ 感兴趣区域使用HOG+SVM进行精确行人检测;

[0117] 将获取的感兴趣区域提取HOG(Histogram of Oriented Gradients, 梯度向量直方图)特征, 并送入SVM(Support Vector Machine支持向量机)分类器其中进行进一步的识别, 检测由步骤16提取的 $ROI_s$ 是否为行人区域, 若判断是行人区域则执行步骤18, 直到将所有的 $ROI_s$ 区域检测完毕, 算法结束。

[0118] 19. 在原始图像I上,以 $M_{a_i}(x_i, y_i)$ 为中心点坐标,绘制128\*64像素大小矩形框,该128\*64像素大小的矩形框即为得出的行人位置。



图1



图2



图3



图4



图5

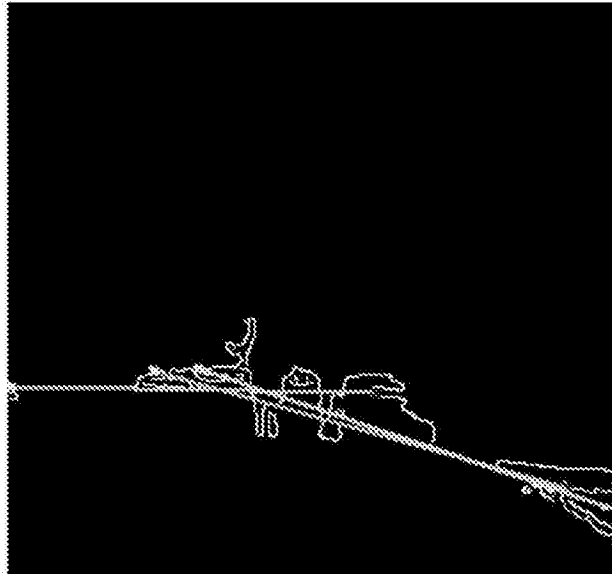


图6



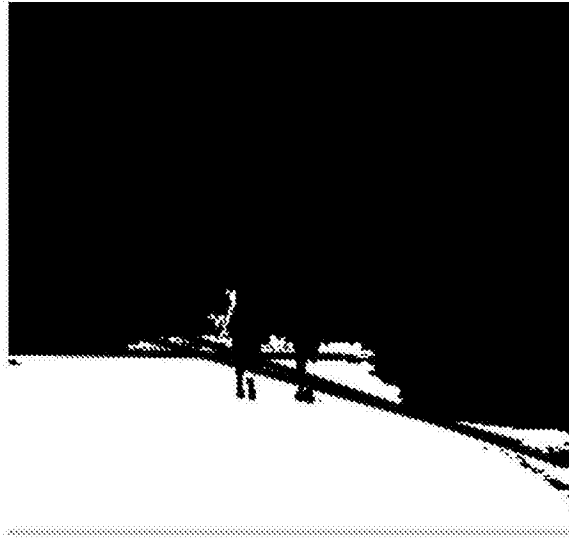


图7



图8

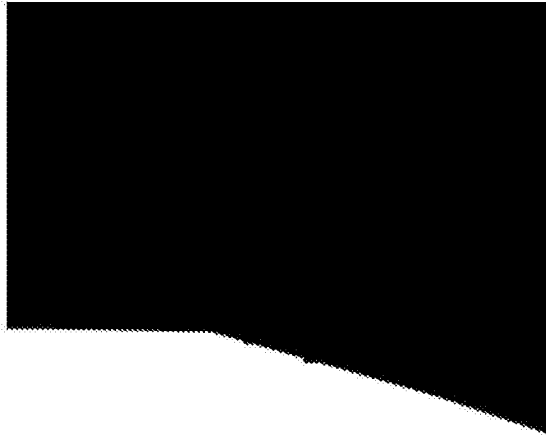


图9

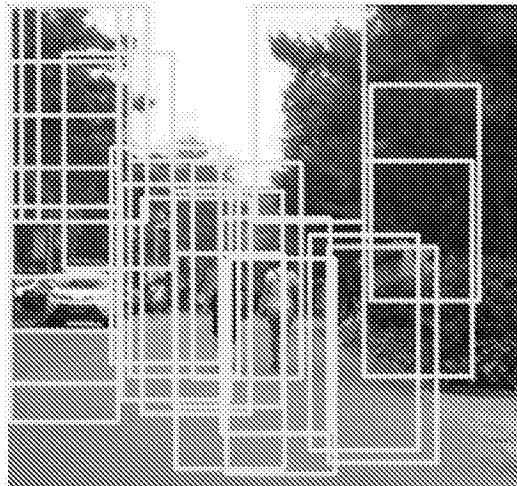


图10

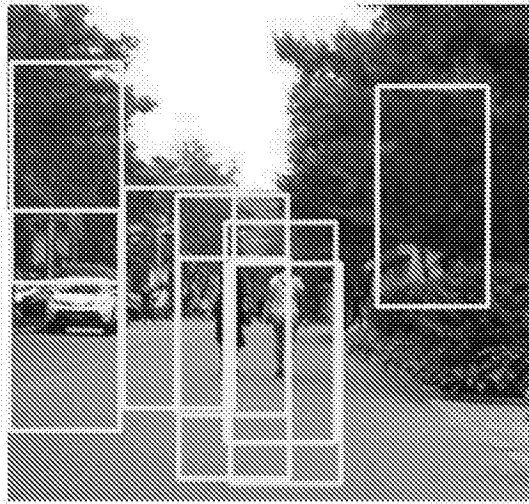


图11

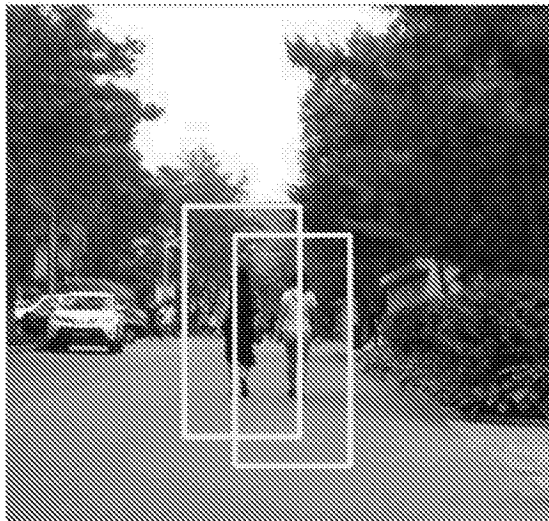


图12