



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103065126 A

(43) 申请公布日 2013. 04. 24

(21) 申请号 201210587777. 3

(22) 申请日 2012. 12. 30

(71) 申请人 信帧电子技术(北京)有限公司
地址 100085 北京市海淀区上地信息路甲
28 号科实大厦 A-6

(72) 发明人 刘忠轩 杨宇

(74) 专利代理机构 北京超凡志成知识产权代理
事务所(普通合伙) 11371
代理人 李世喆

(51) Int. Cl.
G06K 9/00(2006. 01)
G06K 9/62(2006. 01)

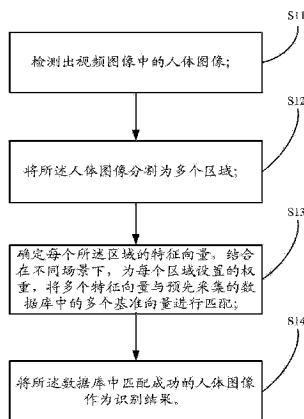
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54) 发明名称

不同场景对人体图像再识别的方法

(57) 摘要

本发明提供了一种不同场景对人体图像再识别的方法,包括:检测出视频图像中的人体图像;将所述人体图像分割为多个区域;确定每个所述区域的特征向量,结合在不同场景下,为每个区域设置的权重,将多个特征向量与预先采集的数据库中的多个基准向量进行匹配;将所述数据库中匹配成功的人体图像作为识别结果。通过上述的步骤,可在数据库中确定出人体图像,将确定出的人体图像的标签或 ID 作为检测到的人体图像。从而可在视频中掌握每个人体图像的活动范围。



1. 一种不同场景对人体图像再识别的方法,其特征在于,包括:
 - 检测出视频图像中的人体图像;
 - 将所述人体图像分割为多个区域;
 - 确定每个所述区域的特征向量,结合在不同场景下,为每个区域设置的权重,将多个特征向量与预先采集的数据库中的多个基准向量进行匹配;
 - 将所述数据库中匹配成功的人体图像作为识别结果。
2. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,所述分割过程包括:
 - 选择人体图像中局部最小值作为种子,采用分水岭算法分割为多个区域。
3. 根据权利要求 2 所述的方法,其特征在于,还包括:
 - 比较相邻区域的颜色灰度,当差值小于阈值时,将所述相邻区域合并。
4. 根据权利要求 2 所述的方法,其特征在于,所述确定特征向量的过程包括:
 - 将所述区域的图像转换为 HSV 格式;
 - 统计所述 HSV 格式的区域内的各种颜色的像素数量;
 - 根据所述各种颜色的像素数量确定与该区域对应的一组特征向量。
5. 根据权利要求 4 所述的方法,其特征在于,所述数据库中的基准向量由以下步骤确定:
 - 预先采集每个人体图像的多幅视频图像;
 - 通过所述多幅视频图像,确定出每个人体图像的多个区域、以及与每个区域对应的一组特征向量,作为该区域对应的基准向量;
 - 所述匹配过程包括:
 - 运算各个所述区域对应的各个特征向量分别与所述数据库中每个人体图像的各个区域的基准向量的距离;
 - 对每个特征向量得到的多个距离排序,确定出两个最小的距离 d_1 和 d_2 ;其中, $d_1 < d_2$;
 - 如果所述 $1.5d_1 < d_2$,则确定该特征向量与用于运算所述 d_1 的基准向量相匹配。
6. 根据权利要求 5 所述的方法,其特征在于,
 - 确定与每个所述特征向量距离最近的基准向量的所在区域对应的人体图像,并统计对应每个人体图像的各个区域的基准向量被匹配的次数的总和;
 - 找出被确定的次数总和唯一、且最高的值的人体图像,作为所述匹配成功的人体图像。
7. 根据权利要求 5 所述的方法,其特征在于,还包括:采用以下欧式距离公式运算所述距离;

$$d = \sum_{i=1}^M q_i \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_{i,j} - X_{i,j})^2} ;$$

其中 d 为特征向量与基准向量的距离, M 表示人体被分为的区域数, q_i 为第 i 个区域在场景中的权重, x 为图像的特征向量, X 为训练得到的基准向量, j 表示特征向量或基准向量的位数, N 为特征向量或基准向量的维数。

8. 根据权利要求 6 所述的方法,其特征在于,还包括:

如果没有匹配成功,则将所述检测出的人体图像的各个区域的特征向量作为新的基准向量加入到所述数据库。

9. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,还包括:

在当前帧图像和之前的视频图像中,采用最小的带颜色框体框住所述检测到的该人体图像。

10. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,

所述人体图像分割的区域为头部、上半身、和下半身;

所述不同的场景包括室内和室外;

所述不同场景为室内,各个区域的权重之比为 1:1:2;

所述不同场景为室外,各个区域的权重之比为 2:3:3。

不同场景对人体图像再识别的方法

技术领域

[0001] 本发明涉及视频监控领域,具体而言,涉及一种不同场景对人体图像再识别的方法。

背景技术

[0002] 目前对视频图像中的人体识别技术,在识别过程中,同样的识别算法在不同的识别环境下,会有不同的识别结果。由于视频识别技术,只能识别出视频中的人体图像,不能对人体图像的个体进行确认,上述不同环境下,又会有不同的识别结果,从而导致不能区分出每个人体图像的移动轨迹,不能确定当前视频中的人体图像的身份。

发明内容

[0003] 本发明旨在提供一种不同场景对人体图像再识别的方法,以解决不能对人体图像的个体进行确认的问题。

[0004] 在本发明的实施例中,提供了一种不同场景对人体图像再识别的方法,包括:检测出视频图像中的人体图像;将所述人体图像分割为多个区域;确定每个所述区域的特征向量,结合在不同场景下,为每个区域设置的权重,将多个特征向量与预先采集的数据库中的多个基准向量进行匹配;将所述数据库中匹配成功的人体图像作为识别结果。

[0005] 通过上述的步骤,可在数据库中确定出人体图像,将确定出的人体图像身份作为检测到的人体图像的身份。从而可在视频中掌握每个人体图像对应的人的活动范围。由于结合了不同场景的权重,增加了识别的准确率。

附图说明

[0006] 此处所说明的附图用来提供对本发明的进一步理解,构成本申请的一部分,本发明的示意性实施例及其说明用于解释本发明,并不构成对本发明的不当限定。在附图中:

[0007] 图1示出了实施例的流程图;

具体实施方式

[0008] 下面将参考附图并结合实施例,来详细说明本发明。参见图1,实施例的步骤包括:

[0009] S11:检测出视频图像中的人体图像;

[0010] S12:将所述人体图像分割为多个区域;

[0011] S13:确定每个所述区域的特征向量,结合在不同场景下,为每个区域设置的权重,将多个特征向量与预先采集的数据库中的多个基准向量进行匹配;

[0012] S14:将所述数据库中匹配成功的人体图像作为识别结果。

[0013] 通过上述的步骤,可在数据库中确定出人体图像,将确定出的人体图像身份作为检测到的人体图像的身份。从而可在视频中掌握每个人体图像对应的人及活动范围。由于

结合了不同场景的权重,增加了识别的准确率。

[0014] 优选地,实施例中,所述人体图像分割的区域为头部、上半身、和下半身;

[0015] 所述不同的场景包括室内和室外;

[0016] 所述不同场景为室内,头部、上半身、和下半身区域的权重之比为 1:1:2;

[0017] 所述不同场景为室外,头部、上半身、和下半身区域的权重之比为 2:3:3。

[0018] 由于区分了场景,在室内、室外光线变化不同,权重比例也不同,更有针对性,显著提高了识别结果的正确率。

[0019] 优选地,实施例中,检测人体图像的步骤包括:使用高斯背景建模法在视频中检测运动区域。为了消除噪声,使用腐蚀和膨胀算法对检测到的前景图进行过滤。将前景图片所在区域圈定出来,作为人体检测的范围。

[0020] 在检测到的运动区域内,使用基于方向梯度直方图(HOG)和带有隐含参数的支持向量机(latent SVM)的物体检测方法,在不同尺度上对视频中的人体图像进行检测。

[0021] 优选地,实施例中,对图像进行分割时,可采用分水岭算法对图像进行分割。在图像中,选取灰度值为局部极小值的点作为分水岭算法的种子,对图像的灰度信息使用分水岭算法,将图片分割为不同的区域。

[0022] 计算像素点的灰度的公式如下: $Y=0.2999R+0.5870G+0.1140B$

[0023] 分水岭算法分割图像:分水岭算法是根据图像的灰度信息,对图像进行区域分割的一种方法。首先将图像中的所有像素点按照灰度值从小到大排序,将灰度值为局部极小值的点作为种子点。在每个种子点所在位置构建区域。之后按照灰度值从小到大的顺序逐个处理每一个像素点,将被处理的像素点加入与它相邻的区域之中。当所有像素点都被加入区域之后,就得到图像的分割信息。分割的区域通常为人体图像的上半身图像,下半身图像、和头部,甚至还可以有脚部等。

[0024] 采用分水岭算法具体实现方式如下:

[0025] M_1M_2, \dots, M_R 表示图像 $g(x, y)$ 的局部极小值点的坐标的集合。 R 为正整数。

[0026] $C(M_i)$ 表示与局部极小值 M_i 相联系的汇水盆内点的集合。

[0027] $T[n] = \{(s, t) | g(s, t) < n\}$ 表示位于平面 $g(x, y) = n$ 下方的点的集合。 S, t 为坐标点。

[0028] $C_n(M_i) = C(M_i) \cap T[n]$ 表示第 n 阶段汇水盆地被水淹没部分的集合。 $M_i = M_1 \sim M_R$

[0029] Q 表示 $T[n]$ 中连续分量的集合。对每个连续分量 $q \in Q$ 有三种可能

[0030] (a) $q \cap C[n-1]$ 为空

[0031] (b) $q \cap C[n-1]$ 包含 $C[n-1]$ 中的一个连通分量。

[0032] (c) $q \cap C[n-1]$ 包含 $C[n-1]$ 多于一个连通分量。

[0033] 遇到新的最小值时,符合条件(a),将 q 并入 $c[n-1]$, 构成 $c[n]$;

[0034] Q 位于某些局部最小值构成的汇水盆地时,符合条件(b),将 q 并入 $c[n-1]$ 构成 $c[n]$, 当遇到分离全部或部分汇水盆地时,符合条件(c),在 q 建立水坝。水坝为两个不同颜色的图像的边缘分界线。

[0035] 终止条件为 $n = \max + 1$ 。 \max 像素点的颜色取值区间,例如:在灰度中,255 为最高。

[0036] 优选地,对分割后的图像消除过度分割:得到图像分割信息之后,计算每个区域的平均灰度,将相邻的区域的平均灰度进行比较,当差值不超过阈值 5 时,将两个区域合并为

一个。

[0037] 优选地,实施例中,确定特征向量的过程包括:

[0038] 将检测到的图像转换为 HSV 格式,并提取颜色分布直方图。

[0039] 从 RGB 颜色空间到 HSV 颜色空间的转换,计算公式如下:

$$[0040] \quad h = \begin{cases} 0 & \mathit{max} = \mathit{min} \\ 60 \times \frac{g-b}{\mathit{max}-\mathit{min}} & \mathit{max} = r, g \geq b \\ 60 \times \frac{g-b}{\mathit{max}-\mathit{min}} + 360 & \mathit{max} = r, g < b \\ 60 \times \frac{b-r}{\mathit{max}-\mathit{min}} + 120 & \mathit{max} = g \\ 60 \times \frac{r-g}{\mathit{max}-\mathit{min}} + 240 & \mathit{max} = b \end{cases}$$

$$[0041] \quad s = \begin{cases} 0 & \mathit{max} = 0 \\ \frac{\mathit{max}-\mathit{min}}{\mathit{max}} & \mathit{otherwise} \end{cases}$$

[0042] $v = \mathit{max}$

[0043] 其中 $\mathit{max} = \mathit{max}(r, g, b)$, $\mathit{min} = \mathit{min}(r, g, b)$ 。比如,对于 RGB 颜色值为 (0.1, 0.2, 0.5) 的像素点,在 HSV 颜色空间中的值为 (225, 0.8, 0.5)。

[0044] 计算颜色直方图:对于图像中的每一个像素,对其颜色进行统计。例如, v 分量小于阈值 1 为黑色, v 分量大于阈值 2 并且 s 分量小于阈值 3 为白色, v 分量在阈值 1 和阈值 2 之间且 v 分量小于阈值 3 为灰色,其他颜色为彩色。

[0045] 对于彩色,按照 h 分量从 0 到 360 均匀划分为 6 种颜色,即 [0, 60), [60, 120), [120, 180), [180, 240), [240, 300), [300, 360)。

[0046] 对每个像素的颜色进行统计,并计算出每种颜色在人体图像的每个区域中所占比例,依次存储到数组 x 中,作为图像的特征向量使用。

[0047] 例如,一个图像区域中有 10 个像素点。其中黑色点和白色点各有 3 个,另外 4 个点属于颜色 [60, 120),那么这个区域对应的特征向量为 (0.3, 0.3, 0, 0, 0.4, 0, 0, 0, 0)。

[0048] 优选地,实施例中,所述数据库中的基准向量由以下步骤确定:

[0049] 预先采集每个人体图像的多幅视频图像;

[0050] 通过所述多幅视频图像,确定出该人体图像的多个区域、以及与每个区域对应的一组特征向量,作为该区域对应的基准向量。

[0051] 该过程可通过聚类的方法实现,例如:使用 K-means(K 均值)等算法。

[0052] 使用 K-means 训练时,将检测过程中得到的每一个人体图像区域的颜色直方图作为特征向量进行聚类,得到特征向量的聚类中心,以及每个聚类中心包含的区域样本。

[0053] K 均值算法需要输入一个参数 k ,以及若干个特征向量。通过 K 均值算法计算可以将这些特征向量分为 k 类,以及每一类中所包含的样本。这样,就可以将输入的样本分为 k 类,每一类代表一个人体图像。

[0054] 将聚类中心得到每一类的各个区域对应的特征向量存储到数据库中。

[0055] 上述的匹配过程包括:

[0056] 运算各个所述区域对应的各个特征向量分别与所述数据库中每个人体图像的各个区域的基准向量的距离;

[0057] 对每个特征向量得到的多个距离排序,确定出两个最小的距离 d_1 和 d_2 ;其中,

$d1 < d2$;

[0058] 如果所述 $1.5d1 < d2$, 则确定该特征向量与用于运算所述 $d1$ 的基准向量相匹配。

[0059] 确定与每个所述特征向量距离最近的基准向量的所在区域对应的人体图像, 并统计对应每个人体图像的各个区域的基准向量被匹配的次数的总和 ;

[0060] 找出被确定的次数总和唯一、且最高的值的人体图像的标签或 ID, 作为所述匹配成功的人体图像。

[0061] 其中, 用于运算出最小的欧式距离的基准向量作为距离最高的基准向量。欧式距离的公式如下 :

$$[0062] \quad d = \sum_{i=1}^M q_i \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_{i,j} - X_{i,j})^2} ;$$

[0063] 其中 d 为特征向量与基准向量的距离, M 表示人体被分为的区域数, q_i 为第 i 个区域在场景中的权重, x 为图像的特征向量, X 为训练得到的基准向量, j 表示特征向量或基准向量的位数, N 为特征向量或基准向量的维数。

[0064] 假设人体图像被划分为若干区域, 其中第 i 个区域被识别为区块 p_i , 来自于数据库中第 s_i 个人体图像。对 s_i 进行直方图统计, 并将整个人体图像归类为直方图中最大的分量所对应的模型。

[0065] 例如 : 如果一共有 5 个人体图像样本, 每个样本为一个人体图像所包含的多个区域所分别对应的多个基准向量。

[0066] 检测到的人体图像被分为 3 个区域, 共 3 个特征向量 ; 数据库中包括 5 个人体图像样本, 每个样本包括 3 个区域, 则共有 15 个区域, 每个区域对应一个基准向量。计算检测到的每个特征向量与 15 个基准向量的距离, 得到 5 组数据。

[0067] 检测到的人体图像的三个区域的特征向量与数据库中的每个基准向量的距离分别为 0.1, 0.2, 0.3。而人体三部分的权重在当前的室内环境下分别为 (1, 1, 2), 则人体到这个距离中心的距离为 $d=0.1 \times 1 + 0.2 \times 1 + 0.3 \times 2 = 0.9$ 。

[0068] 每组数据中包括 15 个距离, 找到最小的两个距离, $d1$ 和 $d2$, 且满足 $1.5d1 < d2$, 则认为匹配到基准向量。

[0069] 统计每个人体图像的各个基准向量被匹配的个数。例如 : 检测某个区域的特征向量为 (1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0), 与之距离最近的两个基准向量分别为 (0.8, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.2) 和 (0.5, 0.5, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)。则可以计算得到 $d1 \approx 0.283$, $d2 \approx 0.707$, 且 $1.5d1 < d2$ 。确定该特征向量与用于运算所述 $d1$ 的基准向量相匹配。用于运算所述 $d1$ 的基准向量为样本 1 的人体图像, 则样本 1 的人体图像为识别成功的人体图像。

[0070] 各个区域被分别识别为以下各个样本中的区域 ; 如 : 样本 1, 样本 1, 样本 2, 则统计直方图为 (2, 1), 样本 1 为最高且唯一的样本, 被检测到的人体图像最终被再识别为样本 1 所对应的人体图像。

[0071] 另外, 为了实现精确匹配, 对识别出的人体图像和样本的图像提取 ORB 特征点, 使用 hamming 距离对特征点进行匹配, 并使用 RANSAC 算法消除错误匹配。根据最终的匹配结果判定是否匹配成功。

[0072] 显然,本领域的技术人员应该明白,上述的本发明的各模块或各步骤可以用通用的计算装置来实现,它们可以集中在单个的计算装置上,或者分布在多个计算装置所组成的网络上,可选地,它们可以用计算装置可执行的程序代码来实现,从而,可以将它们存储在存储装置中由计算装置来执行,或者将它们分别制作成各个集成电路模块,或者将它们中的多个模块或步骤制作成单个集成电路模块来实现。这样,本发明不限制于任何特定的硬件和软件结合。

[0073] 以上所述仅为本发明的优选实施例而已,并不用于限制本发明,对于本领域的技术人员来说,本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

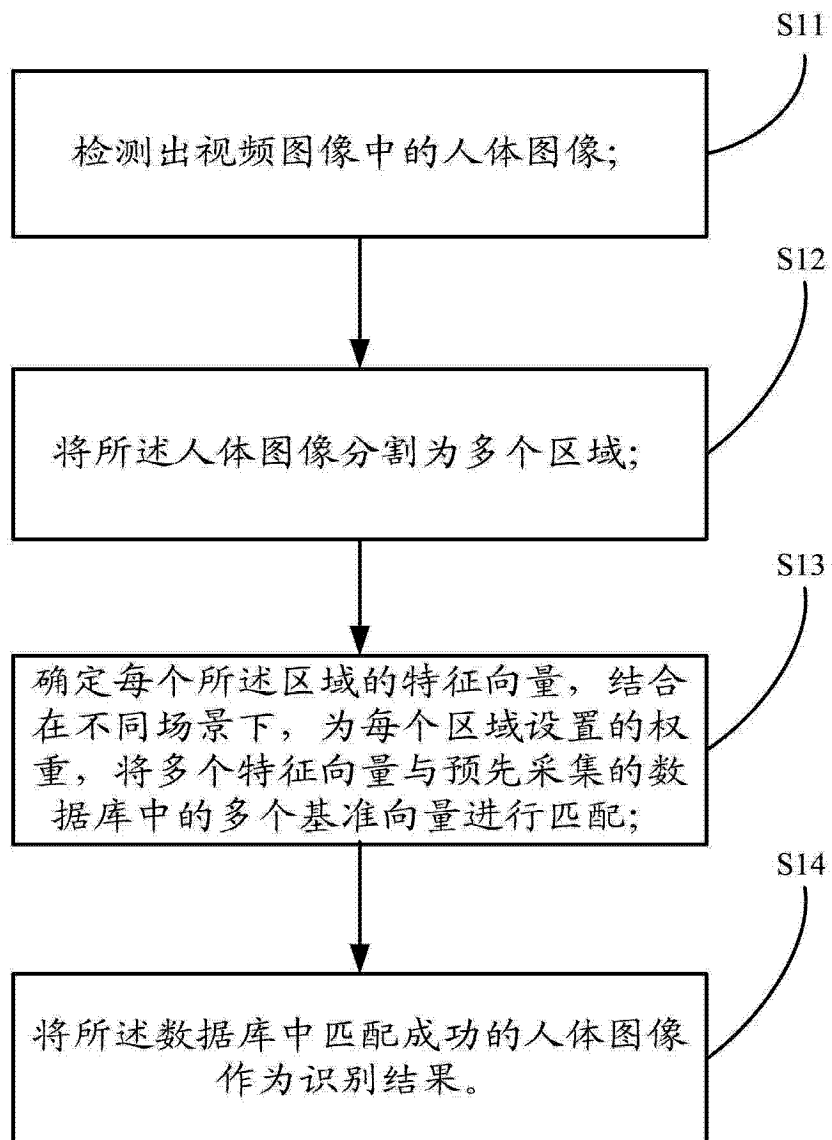


图 1