

基于均值偏移的户外图像快速分割算法

杨 晓, 卢惠民, 张 辉

(国防科学技术大学 机电工程与自动化学院, 长沙 410073)

摘 要: 提出一种改进的基于均值偏移的户外图像快速分割算法,使其能够满足基于视觉的户外移动机器人导航对图像处理的快速性要求。阐述了均值偏移算法的基本原理,给出了图像快速分割的具体实现方法:对图像进行尺度空间变换,用均值偏移算法在选定的颜色空间中对图像进行分割。通过对多种户外环境下采集到的图像进行实验,结果表明该算法对户外彩色图像快速分割取得了良好的效果。

关键词: 均值偏移; 户外环境; 图像分割; 尺度变换; 颜色空间

中图分类号: TP391.4; TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)02-0793-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.02.106

Fast outdoor image segmentation algorithm based on Mean-Shift

YANG Xiao, LU Hui-min, ZHANG Hui

(College of Mechatronics Engineering & Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: This paper presented an improved fast outdoor color image segmentation algorithm based on Mean-Shift, which could satisfy the real-time requirement of the image processing for the visual navigation of mobile robots in outdoor environments. It introduced the basic theory of Mean-Shift algorithm firstly, and then processed fast color image segmentation algorithm; used a scale transformation to the original image, then segmented the transformed image by the Mean-Shift algorithm in the chosen color space. The experiment results on the outdoor color images show that good segmentation results can be achieved by the proposed algorithm.

Key words: Mean-Shift; outdoor environment; image segmentation; scale conversion; color space

随着基于机器人视觉的自主导航技术的不断发展,移动机器人使用视觉传感器理解户外自然场景成为机器人视觉领域的一个研究热点。美国国防部高级研究计划署(DARPA)支持下的LAGR^[1]等项目已经成功将实时户外图像处理应用到移动机器人视觉导航中,而国内这一领域还处于刚起步的阶段。要实现在户外非结构环境下基于视觉的移动机器人自主导航,就要求对机器人实时采集的图像进行快速处理分析,而图像分割是图像分析的第一步,也是最重要的一步,它在很大程度上影响着图像分析和理解的最终结果。国内外常见的图像分割算法主要有基于图论的NCuts方法、基于能量函数优化的分割、基于边界的分割、基于特征的均值偏移方法。图像分割的目的是把图像分割成若干有意义的区域。“有意义”是指这些分割后的区域能使机器人更好更快地理解当前环境的各种信息,如地面移动机器人对图像处理的快速性要求较高,处理图像的目的就是能够快速地从图像中提取出可通行区域,一般只需将图像分为可通行和不可通行区域两部分,并不需要对图像的一些细节进行分析处理。

1 图像分割方法概述

图像分割现在还没有统一的方法,自然场景分割比较典型的算法包括基于边界的分割^[2]、基于分水岭的分割^[3]、基于特征的空间聚类、均值偏移方法等^[4]。一般都是结合想要达到

的目的对图像进行相应的处理。

基于边界的分割主要依靠边缘检测技术。边缘检测是灰度图像分割广泛使用的一种技术,其基于区域边缘上的像素灰度变化比较剧烈,尝试通过检测不同区域的边缘来解决图像分割问题。在灰度图像中,边缘是基于灰度级的突变,只有两个区域的边缘亮度变化明显时才能被检测出来。在彩色图像中,用于边缘检测的信息更加丰富,如具有相同亮度、不同色调的边缘同样可以被检测出来。相应地,彩色图像边缘的定义也是基于三维颜色空间的不连续性。户外真实图像中的边缘是比较复杂的,如由于采样等原因,实际图像中的边缘是有坡度的,需要很多参数才能将其描述出来,而参数的增多一般都会增加算法的复杂性,降低算法效率。

分水岭(watershed)是地形学的概念,也是图像形态学的一个主要算子。在图像处理中,把图像视为地形表面,像素的灰度对应于地形高度,其局部最小值对应地形的洞。设想将地形表面浸入一个湖中,从最小值开始,水会逐渐充满各个不同的聚水盆地。当来自相邻聚水盆地的水要合并时,若在该处建立一个堤坝,则淹没结束时,所建立的堤坝就对应于区域的轮廓,而聚水盆地则对应分割区域。分水岭算法应用非常广泛,但目标标记的正确与否对图像的先验知识依赖较为严重,所以不适合缺乏先验知识的户外图像分割。

特征空间聚类算法不需要训练样本,是一种无监督的统计

收稿日期: 2011-07-01; 修回日期: 2011-08-21

作者简介: 杨晓(1986-),男,河北沧州人,硕士,主要研究方向为机器人视觉(yangxiao356@sohu.com);卢惠民(1980-),男,福建南平人,讲师,博士,主要研究方向为机器人视觉、足球机器人;张辉(1971-),男,安徽合肥人,教授,博士,主要研究方向为机器人控制、模式识别、智能系统。

方法,它是通过迭代地执行分类算法来提取各类的特征值,其中 K 均值^[5]、模糊均值(FCM)^[6]等是最常用的分类方法。对于彩色图像,颜色空间本身就是一种特征空间。颜色空间聚类方法用于彩色图像分割具有直观、易于实现的特点,并且能同时利用三个分量的颜色信息,但其最大问题是要事先确定聚类数目,即需先进行聚类的有效性分析,而对于未知的户外图像,一般很难事先确定聚类数目。

本文采用的均值偏移(Mean-Shift)算法^[7]是一种特征空间聚类算法,它的最大优点是无须人为地设定过多参数,就可以得到较为客观的分割结果。为了达到基于视觉的户外移动机器人导航的各种要求,本文针对户外环境下移动机器人视觉导航的各种要求,引入尺度变换的方法,设计实现了基于均值偏移的彩色图像快速分割算法。

2 均值偏移算法及其在图像分割中的应用

均值偏移算法是一种有效的统计迭代算法,是由 Fukunaga 等人^[8]在 1975 年首先提出的。近年来,Comaniciu 等人^[9,10]将该方法应用到图像特征空间的分析,对图像进行平滑和分割处理,并证明了均值偏移算法在一定条件下可收敛到最近的一个概率密度函数的稳态。均值偏移算法的基本思想是,通过迭代搜索特征空间中样本点最密集的区域,搜索点沿着样本点密度增加的方向偏移至局部密度极大点,如图 1 所示。均值偏移算法有原理简单、迭代效率高的优点,但迭代中搜索区域的大小对算法的准确性和效率有很大影响,因此,需要对其核函数的类型和核窗宽进行设置,使其满足户外图像分割的各种要求。

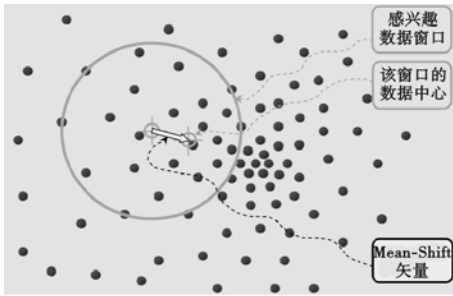


图1 均值偏移算法过程示意

2.1 均值偏移算法原理

均值偏移算法实质是核密度估计算法,该算法的核心是对特征空间中的点进行聚类,得到收敛点,即密度梯度为零的点。均值偏移的理论基础如下:假设在 d 维空间 R^d 中有 n 个点 x_i ($i=1,2,\dots,n$),则在点 x 处,用定义的核函数 $K(x)$ 和 $d \times d$ 的正对称带宽矩阵 H 得到的多变量密度估计算子表达式为

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_H(x - x_i) \quad (1)$$

其中: $K_H(x) = |H|^{-1/2} K(H^{-1/2}x)$ (2)

在实际计算中,带宽矩阵 H 的选择对聚类结果有直接影响。为了降低计算的复杂性,一般选择对角阵 $H = \text{diag}[h_1^2, \dots, h_d^2]$ 或单位矩阵的比例阵 $H = h^2 I$ 。其中后者的优点是只需要指定一个大于零的带宽参数 h 。 $w(x_i)$ 是一个赋给采样点 x_i 的权重,则概率密度函数梯度的估计为

$$\nabla \hat{f}(x) = \nabla \hat{f}(x) = \nabla \left(\frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) w(x_i)}{h^d \sum_{i=1}^n w(x_i)} \right) \quad (3)$$

核函数 $K(x)$ ^[11] 有很多种选择,一般常用的有 Gauss 核(如式(4)) 和 Epanechnikov 核(如式(5))。

$$K_G(x) = e^{-\|x\|^2} \quad (4)$$

$$K_E(x) = \begin{cases} \frac{3}{4}(1 - x^2) & x < 1 \\ 0 & x \geq 1 \end{cases} \quad (5)$$

另外,定义核函数 $K(x)$ 的剖面函数 $k(x)$,使得

$$K(x) = k(\|x\|^2) \quad (6)$$

$k(x)$ 的负导函数 $g(x)$,即 $g(x) = -k'(x)$,其对应的核函数为

$$G(x) = g(\|x\|^2) \quad (7)$$

由上面定义,式(3)可重写为

$$\nabla \hat{f}(x) = \frac{2 \sum_{i=1}^n (x - x_i) G\left(\frac{\|x - x_i\|^2}{h^2}\right) w(x_i)}{h^{d+2} \sum_{i=1}^n w(x_i)} = \frac{2}{h^2} \left[\frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{\|x - x_i\|^2}{h^2}\right) w(x_i)}{h^d \sum_{i=1}^n w(x_i)} \right] \left[\frac{\sum_{i=1}^n (x - x_i) G\left(\frac{\|x - x_i\|^2}{h^2}\right) w(x_i)}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{\|x - x_i\|^2}{h^2}\right) w(x_i)} \right] \quad (8)$$

其中,第二个中括号中的一部分就是均值偏移向量,第一个中括号内的那一部分是以 $G(x)$ 为核函数对概率密度函数 $f(x)$ 的估计,记做 $\hat{f}_G(x)$,而式(3)定义的 $\hat{f}(x)$ 重新记做 $\hat{f}_K(x)$,因此式(8)可以重新写为

$$M_h(x) = \frac{1}{2} h^2 \frac{\nabla \hat{f}_K(x)}{\hat{f}_G(x)} \quad (9)$$

式(9)表明,用核函数 G 在 x 点计算得到的均值偏移向量 $M_h(x)$ 正比于归一化的用核函数 K 估计的概率密度函数 $\hat{f}_K(x)$ 的梯度,归一化因子为核函数 G 估计的 x 点的概率密度。因此,均值偏移向量 $M_h(x)$ 总是指向概率密度增加最大的方向。

2.2 均值偏移算法应用于图像分割

一幅彩色图像可以表示成一个二维网格点上的 p 维向量,每一点代表一个像素,本文仅使用了 YUV 颜色空间中的 Y 特征作为向量,故选 $p=1$,网格点的坐标表示图像的空间信息。统一考虑图像的空间和色彩信息,组成一个 $p+2$ 维的向量 $x = (x^s, x^r)$,其中 x^s 表示网格点的坐标, x^r 表示该网格点上的 p 维向量特征,通过计算色彩信息的偏移来对空间坐标进行加权,最终得到收敛点的坐标。

这里用核函数 K_{h_s, h_r} 来估计 x 的分布, K_{h_s, h_r} 具有如下形式:

$$K_{h_s, h_r} = \frac{C}{h_s^2 h_r^p} k\left(\frac{\|x^s\|^2}{h_s^2}\right) k\left(\frac{\|x^r\|^2}{h_r^2}\right) \quad (10)$$

其中: h_s, h_r 控制着平滑的解析度, C 是一个归一化常数。

分别用 x_i 和 z_i ($i=1, \dots, n$) 表示原始和平滑后的图像,用均值偏移算法对图像中的每一个像素进行平滑处理:

a) 初始化 $j=1$, 且令 $y_{i,1} = x_i$;

b) 使用均值偏移算法计算 $y_{i,j+1}$, 当偏差小于一定阈值时,记收敛值为 $y_{i,c}$;

c) 令 $z_i = (x_i^s, y_{i,c}^r)$ 。

将收敛到同一点的所有点划为一个区域,用不同的颜色将

每个区域标记出来,即完成了一幅图像的分割。

3 尺度变换

彩色图像比灰度图像包含更多的信息,也更接近人眼的视觉效果。但是对于一个尺寸较大的图像(本文使用的原始图像分辨率为 656×493)进行分割,很难保证图像分割的快速性,所以本文在图像分割之前对图像进行了尺度变换^[12]。户外环境图像往往相对开阔,图像快速分割对图像细节要求较低,大尺度空间图像既能满足快速性要求,也能满足户外环境机器人视觉导航的需求。信号的尺度空间有一个重要的特性就是信号通过低通滤波器后不希望在大尺度上引入虚假结构。Koenderink^[13]、Lindeberg^[14]、Florack 等人^[15]用精确的数学形式通过不同途径都证明了高斯核是实现这种尺度变换的唯一变换核。随着尺度的增加,信号的细节结构逐渐消失,从小尺度到大尺度的变化是一个细节逐步简化的过程,并且,在大尺度上信号并没有引入额外的人工结构。从物理概念上来看,当尺度足够大,任何图像细节都将会平滑消失。户外移动机器人导航要求机器人能够较快地分辨出可通行区域和障碍区域这两个具有大尺度的结构,所以对图像进行大尺度变换有助于更好地更快地分割户外图像。

图像信号的多尺度描述一般包括两个步骤:a)图像经过一个低通滤波器进行平滑;b)对这个平滑图像进行抽样(一般抽样比例在水平和竖直方向上都为 $1/2$),从而得到尺寸缩小的图像。

使用高斯低通滤波器对图像进行平滑,高斯低通滤波器需要设置模板的大小和平滑尺度 t 的标准差 σ 两个参数。模板大小和标准差 σ 都影响着高斯平滑滤波效果,这两个值的大小和平滑效果成正比,但是对于一幅较大的图像来说,这两个参数的增大会导致高斯滤波时间的增加,这与快速性的要求背道而驰。为了同时兼顾算法的快速性和图像平滑效果,经过实验,本文选择了模板大小为 9×9 、标准差为 $\sigma = 4$ (尺度为 16)的高斯低通滤波器。再使用最近邻插值法对平滑后的图像进行抽样,将图像缩小为原尺寸的 $1/16$,这也大大减少了图像像素点的个数和图像分割时间,同时过滤掉了图像中的一些噪声点。再将分割后的图像还原回原图像大小。

4 颜色特征空间的选择

RGB 是最常用的色彩空间,自然界中的各种颜色光都可分解成红、绿、蓝三种颜色光。HSI 色彩空间是色调、饱和度、亮度空间,采用色调和饱和度来描述颜色,是基于人类的色彩视觉机理提出的^[16]。YUV 色彩空间是 RGB 空间通过下面这个简单的线性变换得到的

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.229 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.275 & -0.321 \\ 0.212 & -0.523 & 0.311 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (11)$$

在 YUV 空间中,每一个颜色有一个亮度信号 Y ,和两个色度信号 U 和 V 。亮度和色度信号分开,这样亮度就可以在不影响颜色的情况下改变。由于 Y 分量提供了单色显示所需要的所有信息,进而使人类视觉系统的特性得以利用,特别是在亮度的敏感性方面,亮度代表了察觉到的光源能量。相比 RGB 色彩空间,人类的视觉系统的特性采用 HSI 或 YUV 色彩空间

来描述更为适合。因为它们可以通过算法直接对色调、饱和度和亮度独立地进行操作,减少彩色图像处理的复杂性,提高处理的快速性,同时更接近人对彩色的认识和解释。同时由于实验中使用的机器人视觉系统的摄像机输出图像的格式为 YUV,因此本文选用 YUV 颜色空间进行图像分割。

在 YUV 颜色空间的特征选取上,本文对比了分别使用 Y 、 U 、 V 三个特征单独进行分割和联合三个特征同时进行分割的效果,发现三个特征同时参与分割时的分割时间明显变长,而分割效果却没有得到提升,单独使用 Y 特征进行分割的效果最好,所以本文采用 YUV 颜色空间中的 Y 特征作为特征量对图像进行分割。

5 实验结果与分析

本文主要使用了均值偏移算法对图像进行分割,将不同的特征空间、不同核函数以及不同参数下的图像分割结果进行了对比,最终通过实验得到了算法的最优参数设置为:使用 YUV 色彩空间下的 Y 分量作为特征向量,使用 Gauss 核函数,色彩空间核窗宽 $h_r = 10$,距离空间核窗宽 $h_s = 10$ 。

5.1 图像尺度变换与分析

原图像和经过高斯低通滤波后的图像如图 2 所示(尺度空间变换处理后图像大小为 164×123)。



图2 原图像和预处理后图像对比

可以从图 2 中看出,图像经过高斯低通滤波,尺度变大后,图像中道路等具有大尺度的结构保留下来了,而一些具有精确尺度的结构被平滑掉了。为了看出高斯低通滤波器的作用,可以将滤波前和滤波后的图像分割进行对比,结果如图 3 所示。

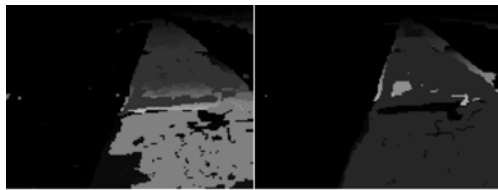


图3 原图像直接分割结果和滤波处理后分割结果

从图 3 中可看出,图像滤波后的分割效果要比滤波前好很多,相似的环境场景在大尺度上更容易被分割为一类区域,同时也消除了一些像素点数目较少的小区域。使用其他环境下图像做实验,也能得出类似结果,所以本文在图像分割前对图像进行尺度空间变换。

5.2 不同色彩空间下图像处理与分析

颜色空间的选取对彩色图像分割有非常重要的意义,不同的颜色空间一般都对应对应的不同的分割算法。均值偏移算法是一种特征空间自动聚类算法,本文选取了 RGB、YUV 和 HSI 色彩空间中的特征量 R 、 Y 和 I 分别进行实验,分割结果如图 4 所示。由图 4 可以看出,RGB 色彩空间分割效果最差,HSI 和 YUV 色彩空间分割结果相差不大。但从表 1 实验数据上看,使用 YUV 色彩空间中 Y 分量对图像进行分割,在分割区域数和分割时间上要略优于使用 HSI 色彩空间中的 I 分量。本文

还在 YUV 色彩空间中使用 Y、U、V 分量共同参与分割和单使用 Y 特征进行图像分割,结果如图 5 所示。

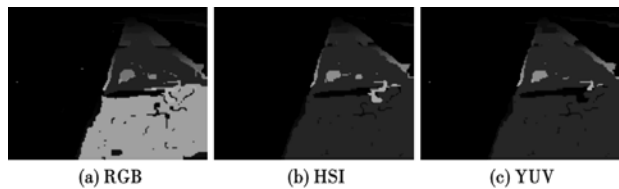


图4 使用不同色彩空间特征分割结果

表 1 不同色彩空间下分割效果

色彩空间	区域数	分割时间
RGB	1079	720
HSI	731	789
YUV	722	751

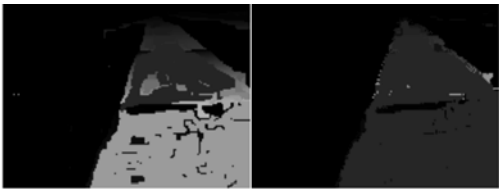


图5 YUV特征联合参与分割和仅使用Y特征进行分割

从图 5 可以看出,使用三个特征向量共同参与分割的效果并不如单独使用 Y 特征进行分割的效果,使用其他环境下图像做实验,也能得出类似结果。本文分析,这种结果主要是由于 Y、U、V 三个特征各自的性质导致的。特征 Y 是一种类似亮度的信号,而特征 U 和 V 是色度信号,这种颜色空间的最大优点是将亮度和色度信号分离,人类视觉系统对亮度的敏感程度远强于对颜色浓淡的敏感程度,所以单独使用 Y 分量进行处理的结果更加符合人类视觉系统的这种特性。而且使用多个特征参与分割势必会增加图像处理的时间,故本文选择单独使用 Y 分量进行图像分割。

5.3 不同核函数下图像处理与分析

均值偏移算法用于图像分割时,一般采用 Gauss 核函数或 Epanechnikov 核函数,本文对比了两种核函数分割图像的结果,如图 6 所示。

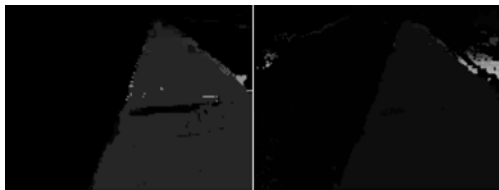


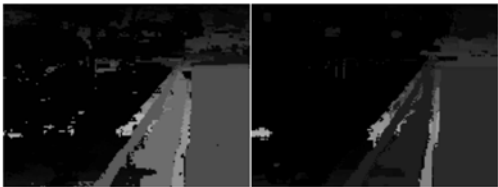
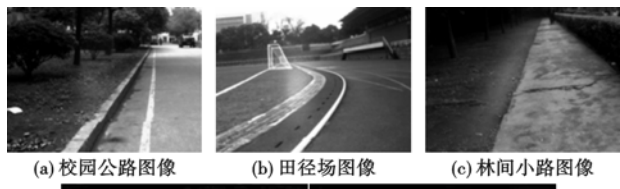
图6 Gauss和Epanechnikov核函数分割结果

从图 6 可以看出,Gauss 和 Epanechnikov 核分割图像的结果差不多,但是在处理不同图像时,Epanechnikov 核需要设置不同的核窗宽才能达到最优分割效果,而摄像机采集的户外图像是不断变化的,所以 Epanechnikov 核不适合本文的场合。而 Gauss 核窗宽大小在选定后一般不需要改变,故选择 Gauss 核作为首选的均值偏移算法核函数。

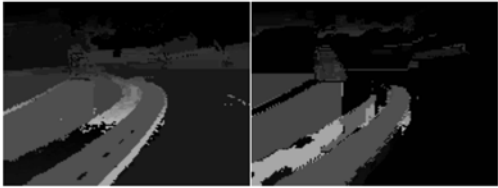
5.4 图像分割结果

本文分别对原始尺寸的图像和大尺度空间图像使用上述实验中确定的最优参数(即在 YUV 色彩空间下,选择 Y 特征向量,使用 Gauss 核函数,令色彩空间核窗宽 $h_c = 10$,距离空间核窗宽 $h_d = 10$)进行图像分割,分割结果如图 7 所示。通过对比可以看出,本文算法将几种场景下的可通行区域近似分割出

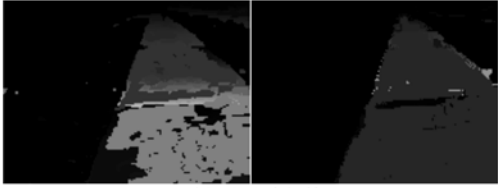
来,对道路的分割尤其明显,并将相似的类进行了合并,使图像分割得到的小区域数量大大减少。



(d)校园公路分割结果



(e)田径场分割结果



(f)林间小路分割结果

图7 原图像直接分割和本文算法使用大尺度空间图像分割的结果对比

表 2 为实验结果数据。从表 2 中可以看出,使用本文算法处理后的分割区域数目和分割时间都有显著的减少。

表 2 实验结果数据

图 7	原图直接分割		本文算法分割	
	区域数目	分割时间/ms	区域数目	分割时间/ms
(a)	5 203	13 708	722	751
(b)	16 122	14 265	1 760	716
(c)	17 193	13 587	1 902	715

6 结束语

本文针对移动机器人户外环境视觉导航中的图像分割问题,提出了一种将均值偏移算法和尺度空间变换方法相结合的图像快速分割算法,通过对比实验,分析得到了一组用于分割户外场景图像的算法最优参数。尺度空间变换的方法在图像分割领域得到了越来越多的应用,尤其适用于快速性要求很高、精确度要求一般的系统。本文算法尤其对图像中一些具有大尺度的结构有较好的分割效果。总体来说,本文提出的算法在保证图像分割快速性的同时,具有很好的分割效果。

参考文献:

[1] JACKEL L. Purpose of LAGR[C]//Proc of International Conference on Robotics and Automation. [S.l.]:IEEE, 2004.

[2] MARTIN D R, FOWLKES C C, MALIK J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(5):530-549.

(下转第 800 页)

过的上身的 MC 特征。图 4 所示是相同目标在不同场景中的相似度值曲线。由图中可以看出,对于相同的目标,MCSHR 方法计算出的相似度值较稳定,而经过分布模型处理的目标相似度值则扩大了目标的差异,通过选取合适的阈值,可以使得差异控制在可容忍的范围之内,同时更好地表现了目标之间的差异。

在不同目标的匹配方面,同样选取三个场景中的共 20 组目标图像进行实验,结果如图 5 所示。从图 5 中可以看出,MCSHR 特征在计算不同目标时,相似度值整体偏高,而经过分布模型处理之后的目标组,则由于扩大了不同目标组之间的差异,使得其相似度值更能表现不同目标之间的区别。

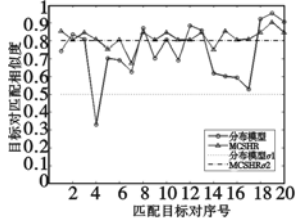


图4 不同监控视频中相同目标的匹配相似度值曲线

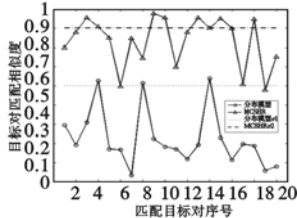


图5 不同监控视频中不同目标的匹配相似度值曲线

从以上三个部分的实验结果看来,本文所提出的颜色空间分布模型不仅对于颜色分布有差异的目标能进行较好的识别,同时还能去除检测的边缘效应,减少噪声干扰。与传统的方法相比,在保持了相同目标在不同场景的匹配准确率的同时,在不同目标的准确率上有了较大的提高。

3 结束语

本文提出了一种适用于非重叠视域监控系统中行人目标的匹配方法。首先,使用最近邻法对目标各个区域的像素进行聚类,得到能表征目标主要外观的 MC 特征,不仅能有效去除噪声的影响,而且对于光照等引起的目标外观变化因素有一定的容忍度。其次,通过建立的颜色空间分布模型对得到的 MC 特征进行转换,一方面能够突出主要表现目标的 MC 特征,同时能够降低由于检测和分割产生的目标边缘背景像素对 MC 特征的影响。最后,基于建立的颜色空间分布模型计算匹配目标对的相似度,在保持相同目标在不同场景中的匹配准确率的同时,降低了不同目标之间的误匹配。

(上接第 796 页)

[3] 刘海宾,何希勤,刘向东. 基于分水岭和区域合并的图像分割算法[J]. 计算机应用研究,2007,24(9):307-308.

[4] ZHANG Y J. Advances in video and image segmentation[M]. New York: IRM Press, 2006:1-15.

[5] CAREVIC D, CAELLI T. Region based coding of color image using Karhunen-Loeve transform[J]. Graphics Models and Image Processing,1997,59(1):27-38.

[6] BEZDEK J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. New York: Plenum Press,1981.

[7] COMANICIU D, MEER P. Mean-Shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002,24(5):603-619.

[8] FUKUNAGA K,HOSTETLER L D. The estimation of the gradient of a density function with applications in pattern recognition[J]. IEEE Trans on Information Theory,1975,21(1):32-40.

[9] COMANICIU D, MEER P. Mean-Shift analysis and applications

目标匹配使用的外观特征主要是颜色的 MC 特征,这不可避免地会受到环境光照的影响。本算法通过颜色聚类 and 设定合理的相似度阈值,在一定程度上降低了光照的影响,但仍然有一些目标的特征变化较大,因此如何对目标环境光照条件进行估计并对目标进行颜色转换,仍然是一个值得研究的问题。

参考文献:

[1] REDDING N J, OHMER J F, KELLY J, et al. Cross-matching via feature matching for camera handover with non-overlapping fields of view[J]. Digital Image Computing: Techniques and Applications, 2008(38):343-350.

[2] JAVED O, SHAFIQUE K, RASHEED Z, et al. Modeling inter-camera space-time and appearance relationships for tracking across non-overlapping views[J]. Computer Vision and Image Understanding,2008(109):146-162.

[3] JAVED O, SHAFIQUE K, SHAH M. Appearance modeling for tracking in multiple non-overlapping cameras[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005:26-34.

[4] MADDEN C, CHENG E D, PICCARDI M. Tracking people across disjoint camera views by an illumination-tolerant appearance representation[J]. Machine Vision and Applications,2007,18(3):233-247.

[5] CHENG E D, MADDEN C, PICCARDI M. Mitigating the effects of variable illumination for tracking across disjoint camera views [C]//Proc of IEEE International Conference on Video and Signal Based Surveillance. 2006:32-38.

[6] JEONG K, JAYNES C. Object matching in disjoint cameras using a color transfer approach [J]. Machine Vision and Applications, 2008(19):443-455.

[7] TEIXEIRA L F, CORTE-REAL L. Video object matching across multiple independent views using local descriptors and adaptive learning [J]. Pattern Recognition Letters,2009,30(2):157-167.

[8] CUCCHIARA R, PICCARDI M, PRATI A. Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2003,25(10):1337-1342.

[9] SHASHUA A, GDALYAHU Y, HAYUN G. Pedestrian detection for driving assistance systems: single-frame classification and system level performance[C]//Proc of Intelligent Vehicles Symposium. 2004:1-6.

[C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. 1999:1197-1203.

[10] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. The variable bandwidth Mean-Shift and data-driven scale selection[C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision. 2001:438-445.

[11] TURLACH B. Bandwidth selection in kernel density estimation: a review[EB/OL]. (1993). <http://citeseer.ist.psu.edu/214125>.

[12] 王永明,王贵锦. 图像局部不变性特征与描述[M]. 北京:国防工业出版社,2010.

[13] KOENDERINK J J. The structure of images[J]. Biological Cybernetics,1984,50(5):363-370.

[14] LINDBERG T. Scale-space theory in computer vision[M]. [S.l.]: Kluwer Academic Publishers, 1994.

[15] FLORACK L M J, HAAR R B M, KOENDERINK J J, et al. Scale and the differential structure of images[J]. Image and Vision Computing,1992,10(6):376-388.

[16] SONKA M, HLAVAC V, BOYLE R. Image processing, analysis, and machine vision[M]. [S.l.]:Nelson Engineering,2003.