

文章编号 1000-5013(2005)04-0353-04

# 室外场景下目标分割和目标识别算法

黄建新

(华侨大学数学系, 福建 泉州 362021)

**摘要** 视频监控应用场所可分为室内和室外. 室外环境受到诸如光照、下雨、落叶等因素的影响, 整个场景变化复杂, 给视频处理带来许多困难. 文中介绍一种室外场景下目标分割和目标识别的方法, 使用基于像素颜色特征的混合概率模型, 将当前图像中与模型匹配的像素视为背景, 然后更新模型中各个参数. 为了去除目标区域的阴影部分, 引入一种基于阈值和区域特征的阴影消除算法. 同时, 采用基于支持向量机的分类方法, 识别场景中新出现的目标.

**关键词** 目标分割, 混合概率模型, 阴影消除, 支持向量机

**中图分类号** TP 394.1; TN 914.1

**文献标识码** A

智能视频监控系统可以应用在交通、银行、安全部门及公共场合等. 它通过视频摄像头拍摄现场, 将视频数据传输到监控中心, 由计算机视频处理软件实现场景内所有目标的运动跟踪和分析, 识别目标的行为. 若发现不正常的行为, 则提供自动报警. 整个视频处理过程分成低级处理、中级处理和高级处理 3 个阶段. 低级处理阶段主要是目标分割, 它将图像分成背景和前景部分, 前景部分形成目标区域; 中级处理阶段提取目标特征, 例如位置、形状、速度、运动轨迹等; 高级处理包括目标识别和目标行为分析. 目标分割是视频处理的首要步骤, 目前主要使用背景差分法. 它先建立背景参考模型, 然后将当前图像跟参考模型比较, 如果图像中某一个像素与模型不匹配, 则视为前景. 在室外场景下目标分割会遇到光照变化无规律、背景物体出现反复运动等困难, 例如树被风吹动、落叶或下雨等. 为了解决此类问题, 我们对 Stauffer 和 Grimson 提出的非参数高斯混合模型<sup>[1]</sup>进行了改进, 从而提高了更新速度, 减少了分割失效率. 在室外由于受到光照的影响, 目标区域会存在阴影, 而且通常跟运动目标连在一起, 势必会影响目标的跟踪和识别. 由于阴影在场景中跟随其目标一起运动, 因此在使用混合概率模型提取前景时, 阴影会成为前景的一部分, 必须消除它. 文 [2] 对阴影产生的机理和常用的检测方法作了陈述. 我们提出一种简单有效的阴影消除方法, 它是基于阴影部分亮度暗和内部色度变化平缓的特点. 室外场景下视频监控还需要对新出现的目标进行识别, 判断它们是属于人、车或动物等类型, 目标的正确分类可便于运动跟踪和行为识别. 常用的分类依据是形状和运动信息, 使用的方法有神经网络<sup>[3]</sup>等. 近年来, 统计学习理论中支持向量机的分类方法受到人们的重视, 它在小样本下具有良好的分类能力<sup>[4]</sup>. 本文就使用支持向量机来解决目标分类的问题, 文中介绍基于改进的自适应混合概率模型的目标分割、阴影消除方法、基于支持向量机的目标识别等.

## 1 改进的自适应混合概率模型

如果场景只有光照变化, 背景中每个像素颜色模型使用自适应的单个 Guass 模型, 就能够实现前景分割. 但在室外, 场景是动态的, 除了光照变化之外, 场景中一些物体会周期性地运动. 例如, 树被风吹动, 以及落下的叶子所出现新的物体或投下的阴影成为背景, 都会引起某些像素颜色发生改变. 图 1 显示 3 000 幅图像序列中某一个像素颜色分量的时间序列分布. 从图中可以看出, 颜色在不同的时间段呈现不同的分布. 因此, 对于每一个像素颜色模型需要建立混合 Guass 模型. 每一个像素颜色值混合

收稿日期 2004-12-27

作者简介 黄建新(1969-), 男, 讲师, 主要从事计算机视觉和多媒体技术的研究. E-mail: jxhuang@hqu.edu.cn

Guass 模型定义为

$$P(X) = \sum_{i=1}^k \omega_i \cdot (X, \mu_i, \sigma_i), \quad (1)$$

像素颜色使用 RGB 颜色空间. 其中,  $X$  是像素颜色值, 含有  $r, g, b$  分量,  $k$  是分布数目,  $\omega_i$  是第  $i$  个 Guass 混合函数的权值,  $\mu_i$  和  $\sigma_i$  是第  $i$  个 Guass 混合函数的均值和协方差,  $P(X)$  是 Guass 概率密度函数.

在提取前景的时候, 首先将混合模型的各种成分, 依据权重与方差的比值进行升序排列. 然后, 设置阈值  $T$  ( $T=0.8$ ), 把权重之和大于  $T$  的前几个成分确定为混合模型中的主要成分, 即它们代表了背景颜色模型. 如果当前像素颜色跟混合模型中的主要成分匹配, 则属于背景部分; 否则, 属于前景. 判断条件为

$$\left\{ \begin{array}{l} |r - \mu_r| > 2.5 \sigma_r \\ |g - \mu_g| > 2.5 \sigma_g \\ |b - \mu_b| > 2.5 \sigma_b \end{array} \right\} \quad (2)$$

如果当前像素颜色没有跟任何  $k$  分布匹配, 则排在最后成分的均值初始化为当前像素颜色值, 权重设为很小的值, 方差取较大的值. 如果匹配, 且满足  $|r - \mu_r|, |g - \mu_g|, |b - \mu_b|$  均小于  $\sigma$ , 的取值范围为  $10 \sim 15$ , 则更新混合模型各个参数; 否则, 按照不匹配的上述方式处理. 这样可以避免出现某成分模型方差和权重不断地增大, 而它们的比值却很小, 导致将本来属于背景的部分误认为前景. 混合模型各个参数更新为

$$\omega_i = (1 - \alpha) \omega_i + \alpha (M_i), \quad (3)$$

$$\mu = (1 - \alpha) \mu + \alpha X, \quad (4)$$

$$\sigma^2 = (1 - \alpha) \sigma^2 + \alpha (X - \mu)^T (X - \mu), \quad (5)$$

其中  $\alpha$  和  $\sigma$  设为常量. 当模型匹配时,  $M_i$  等于 1; 对于其他剩下的模型,  $M_i$  等于 0.

按照上述方法提取前景, 实际上形成二值图像. 此时, 需要根据像素的邻接关系连接成区域, 本文使用了八连通区域连接方法<sup>[5]</sup>. 它仍然会存在一些非感兴趣的目标区域, 但这些区域比较小. 所以, 为了标注感兴趣的目标, 我们设置一个阈值, 如果连通区域内的像素数目大于阈值, 则视为目标区域.

## 2 阴影消除

阴影去除(图 2)使用 HSV 颜色空间. 由于阴影部分的像素亮度比较暗, 我们取两个阈值  $\theta_1$  和  $\theta_2$ ,



(a) 原图像

(b) 分割

(c) 阴影消除

图 2 阴影消除结果

在实验中  $\theta_1$  取值为 0.05,  $\theta_2$  取值为 0.5. 如果某个像素点  $(x, y)$  满足  $\theta_1 < I_{x,y} < \theta_2$ , 就将这个像素点初步列为阴影部分. 为了更精确地判断, 由于阴影区域其相邻点的饱和度变化平缓, 为此将该像素饱和度跟相邻 8 个像素饱和度相减. 若结果小于给定值 (取值为 0.2), 就把它归入阴影部分; 否则, 属于前景部分. 因此, 给定一个像素点  $(x, y)$ , 如果满足以下条件, 则属于阴影部分. 即

$$\left. \begin{matrix} 1 & I_{x,y} & 2, \\ / S_{x,y} \cdot H / \end{matrix} \right\}, \tag{6}$$

其中  $S_{x,y}$  是像素  $(x,y)$  的饱和度,  $I_{x,y}$  是亮度值. 有

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}.$$

3 基于支持向量机的目标识别

3.1 支持向量机

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是 Vapnik 于 1995 年最早提出的,广泛地应用在分类和函数回归方面. 假设某些线性可分的两类样本集  $(x_i, y_i), i = 1, \dots, n, x \in \mathbf{R}^d, y \in \{+1, -1\}$  是类别标号,则线性判别函数的一般形式为

$$g(x) = w \cdot x + b,$$

最优分类面方程满足条件为

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n, \tag{7}$$

且  $|w|^2$  最小. 可求得最优分类面的权系数为

$$w^* = \sum_{i=1}^n a_i^* y_i x_i, \tag{8}$$

最优分类函数为

$$f(x) = \text{sgn}\{(w^* \cdot x) + b^*\} = \text{sgn}\{\sum_{i=1}^n a_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^*\}. \tag{9}$$

在上述的式(9)中,  $\text{sgn}()$  为符号函数,  $b^*$  是分类的域值. 如果用内积  $K(x, x)$  代替式(9)中点积,那么判别函数式变则为

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i, x) + b^*).$$

这就是支持向量机.

3.2 目标识别建立过程

使用 SVM 识别目标,首先需要考虑核函数的选择. 目前,常用的核函数有多项式、高斯径向基函数和 B 样条函数. 我们采用多项式基函数,即

$$K(x, x) = (x, x)^d.$$

其次,要考虑特征空间. 我们选用目标区域矩形框的长宽比( $L$ )和速度( $v$ )作为特征. 前者反映了目标形状信息,它是一种与摄像头距离无关的视觉不变量;后者反映了目标的运动信息. 为了识别多类目标,我们将多类目标识别简单地转化为基于支持向量机的两类识别问题. 如图 3 所示,圆圈表示运动车辆类样本,星号代表骑自行车者的目标样本,加号表示步行者. 首先,我们将运动车辆和骑自行车者看作同类,获得它与步行者的分类曲线 A;然后,将运动车辆和骑自行车者看作不同的两类,使用支持向量机训练获得的曲线 B 来分类.

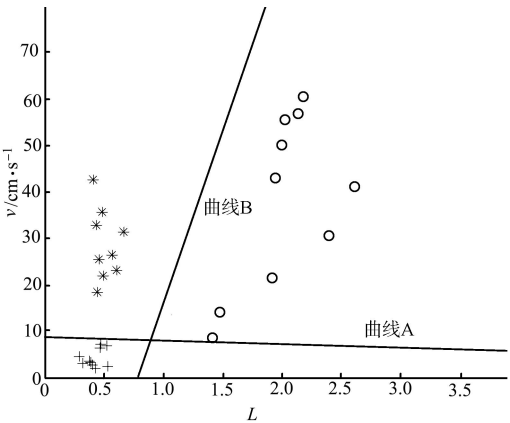


图 3 支持向量机的目标识别

4 实验结果

我们使用 PETS2001 视频数据做测试. 它是在 2001 年召开的第 2 届 IEEE 视觉跟踪和监控国际会议上,提供的公共测试数据源. 开发了 Matlab 源代码,在 1.6 G 奔腾计算机上运行,每幅图像尺寸(像素)为  $192 \times 144$ ,每秒可完成 2~4 幅. 图 4 显示实验的结果. 实验表明,在开始检测阶段,由于模型参数

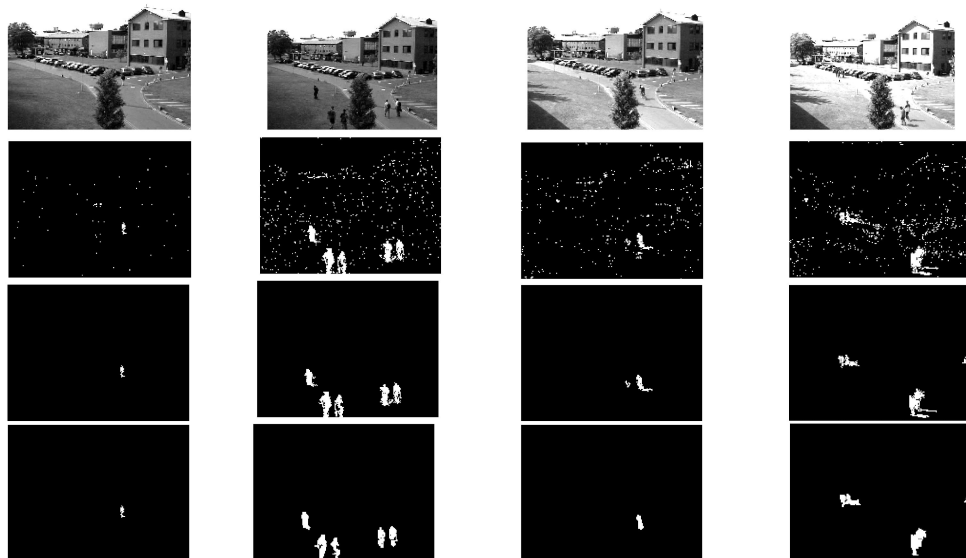


图 4 实验结果示意图

第 1 行分别是第 150, 1 830, 4 480 和 5 280 幅的原图像;第 2 行是提取前景的结果;

第 3 行显示检测的目标区域;第 4 行是去除阴影的结果

处于训练阶段,检测的效果不理想,但经过 100 多幅后,可以很好地提取目标区域.

## 5 结束语

我们使用改进的混合概率模型提取背景,可以解决室外复杂场景下目标分割,阴影消除使用基于阈值和区域特征的方法.实验证明它具有良好的效果,采用支持向量机对多类目标进行识别,识别率较高.

## 参 考 文 献

- 1 Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747 ~ 57
- 2 Stauder J, Mech R, Ostermann J. Detection of moving cast shadows for object segmentation[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 1999, 1(1): 65 ~ 76
- 3 Richard O. 模式分类[M]. 李宕东译. 北京:机械工业出版社, 2003. 230 ~ 266
- 4 Trevor H, Robert T, Jerome F. The elements of statistical learning-data mining, inference and prediction[M]. Berlin: Springer, 2001. 101 ~ 110
- 5 Horn B K P. Robot Vision[M]. Cambridge: The MIT Press, 1986. 66 ~ 69

## An Algorithm for Object Segmentation and Object Recognition on Outdoor Scene

Huang Jianxin

(Department of Mathematics, Huaqiao University, 362021, Quanzhou, China)

**Abstract** The site where video monitoring is applied can be divided as indoor and outdoor. The outdoor surroundings bring about difficulties to video-frequency processing due to the influence of such factors as illumination, raining and fallen leaves which make the entire scene to change and to be complicated. A method is presented here for object segmentation and object recognition. The author regards the pixels in present image matching with a model of mixed probability based on the characteristic of pixel color as background, and updates parameters in the model; and eliminates the shadow in object area by leading in an algorithm based on threshold and characteristic of area; and moreover, recognizes new-emerging object in the scene by adopting method of classification based on a supporting vector machine.

**Keywords** object segmentation, model of mixed probability, elimination of shadow, supporting vector machine