

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)09-1599-08

论文索引信息: 冯文刚, 高隽, Bill Buckles, 吴克伟. 多颜色空间中目标约束的车辆阴影分割研究 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(9): 1599-1606

多颜色空间中目标约束的车辆阴影分割研究

冯文刚^{1),2)}, 高隽¹⁾, Bill Buckles²⁾, 吴克伟¹⁾

¹⁾(合肥工业大学图像信息处理研究室, 合肥 230009) ²⁾(北得克萨斯大学计算机科学系, 丹顿 76203)

摘要:智能交通系统希望从交通视频中获取车辆的相关信息来管理交通流,而视频中车辆阴影的检测和移除是移动车辆检测的一个关键问题。首先提出一种新颖的背景模型更新方法,它是基于从前帧学习到的目标知识来更新背景模型;其次提出一种新的颜色空间,VIRGBC颜色空间,进行车辆阴影分割,它是通过从不同颜色空间中提取对阴影敏感的光谱特征和几何特征进行融合获得VIRGBC颜色特征;然后分别对VIRGBC颜色空间中各通道利用条件随机场进行训练,利用调和平均数合并获得分割结果。实验结果表明,该方法的precision-recall曲线下的面积为93.5%,比现有其他算法获得更好的结果。

关键词:阴影分割;颜色空间融合;条件随机场;交通监控

Research on vehicle shadow segmentation with object knowledge constraint based on multi-color spaces

Feng Wengang^{1),2)}, Gao Jun¹⁾, Bill Buckles²⁾, Wu Kewei¹⁾

¹⁾(Lab of Image Information Processing, Hefei University of Technology, Hefei 230009 China)

²⁾(Department of Computer Science, University of North Texas, Denton 76203 America)

Abstract: Intelligent Transportation System research aims at managing traffic flow by providing vehicle information in the scene. Moreover, moving vehicle detection in a video sequence is a very difficult question because of vehicle shadows. In this paper, first, a novel background model update is proposed, which uses object knowledge which is learnt by previous frame to renew background model. Second, a new color space is proposed for vehicle shadow segmentation, which is VIRGBC color space. The proposed technique exploits spectral and geometrical properties of shadows, by fusing all the shadow sensitive features extracted from different color spaces to obtain the VIRGBC color feature. Finally, we use conditional random model to train each channel mask of the VIRGBC color space, and fuse every channel result to obtain the segmentation result by harmonious mean. Experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed method, and particularly interesting are the results obtained by the new approach in terms of area under precision recall curve ($\sim 93.5\%$), which is better than those obtained by other state-of-the-art method.

Keywords: shadow segmentation, color space fusion, conditional random field, traffic surveillance

收稿日期: 2010-06-13; 修回日期: 2010-10-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(60875012, 60905005); 得克萨斯州交通部项目(0-6432)。

第一作者简介: 冯文刚(1982—), 男。合肥工业大学智能信息处理研究室计算机应用技术专业博士研究生, 主要研究方向为模式识别、计算机视觉、图像处理等。E-mail: wengang.feng@gmail.com。

0 引言

智能交通系统是电子技术,计算机技术和通信技术合作的基础上对交通进行监控,减少拥塞以及增强机动性。在智能交通系统中,智能视频监控技术在自动交通数据收集和分析中的有效性越来越明显。视频序列中移动车辆的分割是信息提取的第一步,并且是智能交通系统中最关键任务之一。在此之外,基于计算机视觉的方法在交通监控中具有易维护性和高灵活性,且逐渐成为在智能交通系统中进行交通控制的流行方法。接着,场景中车辆的具有鲁棒性的跟踪可以可靠并有效的对移动目标检测。然而,该任务实施的困难性有以下几点原因^[1]:1)有多重移动目标;2)兴趣目标通常小且低纹理性;3)光照条件可能较差且变化迅速;4)阴影和遮挡问题的发生。

很多智能交通研究的目的在于通过从视频中获取车辆信息来管理交通流,更进一步,视频中移动车辆检测由于车辆阴影的存在成为一个较困难的问题。移动车辆阴影会导致场景中目标的误分割。从图像或视频序列中的阴影中可以获取相关信息,它们可能包括目标相关位置和形状的线索,以及目标表面和光源信息。实际上,精确阴影分割可以使目标检测更加可靠和迅速。此外,如果需要在应用中实施诸如目标分类,这就更加需要精确分割进行支持。阴影分割可以理解为对每一个像素标记为车辆或阴影。假设车辆和阴影模型以及它们的运动是未知的,这样可以获得最大的应用独立性。

在阴影分割方法中通常采用 Barrow 和 Tenenbun^[2]提出的图像的内在概念,它可将一幅图像 $F(i,j)$ 定义为反射图像 $R(i,j)$ 和亮度图像 $L(i,j)$ 的乘积结果,即

$$F(i,j) = R(i,j) \times L(i,j) \quad (1)$$

因此在阴影分割中最常用的阴影的性质为阴影区域比它的邻域要暗一些,但是它们却具有相类似的色度信息。

阴影可以分成两类,自阴影和投影^[3]。这里我们将只考虑运动投影。背景方法是处理阴影问题的最常用方法。图像中的前景同时包括移动目标和它们的阴影。因此,寻找一种鲁棒性的分割算法是一项很有挑战性的任务,从而能把移动目标与其阴影分离。阴影分割方法可以分为两类:基于模型的方

法和基于性质的方法。

第 1 类方法是通过模型描述场景、目标和光照的几何的先验知识。Mertel-Brisson 和 Zaccarin^[4]提出一种基于 YUV 颜色空间的自适应高速混合阴影模型来检测不同类型的阴影。在此基础上,文献^[5]提出在 HSV 颜色空间上的边缘分析进行阴影分割。韩忠民等人^[6]提出一种结合色度和亮度的方法,在 HSV 颜色空间中进行运动阴影消除。胡丹丹等人^[7]提出基于分层图像的改进高斯混合模型背景分割算法,在 HSV 空间进行背景分割。Cucchiara^[8]首先采用中值滤波获得背景模型,然后在 HSV 颜色空间中利用阴影与背景像素具有相似的色调和饱和度和不同的亮度进行阴影检测和分割。Salvador^[9]提出一种对于静止图像和视频序列的阴影识别方法,对于视频序列在 RGB 空间中背景帧和当前帧的帧间差的基础上利用阴影的光谱属性进行阴影检测。Zhang^[10-11]采用混合高斯模型进行背景建模,并在研究“边缘比率”的基础上进行阴影识别。

另一类方法则是通过提取几何、光度或阴影等特征来识别阴影。Wang 等人^[12]利用 k 均值聚类算法在仿射参数空间中寻找最小聚类类别来获得运动类别数目。Borshukov 等人^[13]在此基础上通过合并多类算法使结果更加鲁棒。路红等人^[14]提出像素灰度归类法的改进方法,在 RGB 空间进行阴影消除。Chien^[15]利用帧间差信息建立背景模型,对获得的前景目标计算形态梯度,则具有较小形态学梯度的为阴影。Horprase^[16]提出基于 RGB 颜色空间的色度模型在色度成分中分离亮度元素进行阴影识别。Jacques^[17]利用统计模型进行前景和背景的分离,然后在邻域中利用像素比率的标准偏导识别阴影。Stander^[18]在帧序列中计算像素比率,在邻域中分析像素比率的局部变化性检测阴影。Tian^[19]利用高斯自适应混合模型建立背景模型,利用局部归一化矩阵来检测阴影。Leone^[20]提出基于纹理分析的阴影检测算法,对每一帧中所有图像块都与背景帧进行比较,通过 Gabor 函数检测纹理信息来识别阴影。

实际上,大部分的阴影分割方法都是基于颜色信息的,但是它们基本都是基于单一颜色空间。提出一种检测和分割车辆阴影的有效方法。该方法在研究阴影的光谱和几何性质以及阴影区域和空间位置的关系的基础上,提出一种新的颜色空间,

VIRGBC 颜色空间,它融合了所有对阴影敏感的颜色特征。在利用背景模型去除噪声的基础上,通过条件随机场模型对颜色空间中每一个通道分别进行训练分割,采用信息融合方法合并各通道结果获得分割结果,最后利用获取的车辆和阴影知识来升级背景模型。本文方法可以在不了解光照方向,车辆颜色信息以及背景信息基础上,获得良好的阴影分割结果。

1 系统描述

构建一种新的颜色空间(VIRGBC)在交通图像中检测阴影。该颜色空间是一种累加颜色空间,即从 HSV 颜色空间中提取 V 通道, HIS 颜色空间中提取 I 通道, RGB 颜色空间中提取 R、G、B 通道,以及具有不变性特征的颜色空间 $C_1C_2C_3$ (该颜色特征将在 2.2 节中进行详细描述)中提取 C 通道。与只采用单一颜色线索不同,构建的 VIRGBC 颜色空间综合所有对阴影敏感的颜色线索,它在阴影区域和非

阴影区域像素的特征向量值间的“鸿沟”搭建起桥梁,可以在视频序列中的每一帧中获取备选阴影像素和非阴影像素。

如图 1 中算法流程图所示,首先利用众数统计模型计算出当前输入帧的背景帧;接着对于 VIRGBC 累加颜色空间的各个通道,利用当前帧与背景帧间差分获得运动区域掩膜(备选阴影区域),并采用全局阈值以及窗口加权对备选阴影区域去噪;为了从备选阴影像素中识别出车辆像素和真实阴影像素,分别将各个颜色通道中的备选阴影像素输入到条件随机场中,通过模型训练来判定真实阴影像素及车辆像素;然后利用信息融合的方法获得最终车辆区域与阴影区域;最后利用获得的车辆区域与阴影区域的知识,对下一帧的背景帧进行更新。总体来说,对于图像序列中的每一帧图像,本算法分为 4 个步骤:计算背景帧,获取备选阴影掩膜,条件随机场模型分割出真实阴影区域,更新背景帧。其中更新背景帧则为下一帧的计算背景帧步骤。

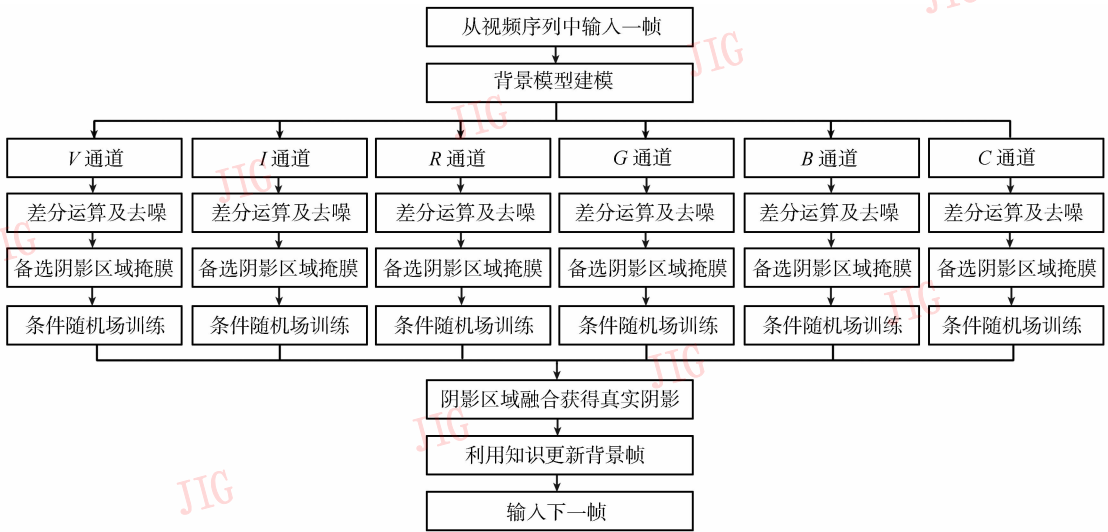


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of algorithm

1.1 背景模型

一般来说,通过背景模型对候选阴影像素进行筛选是可行的。如图 2 所示,每一帧都是由前景和背景构成,其中前景又是由车辆和车辆阴影构成。在交通视频序列中当前帧与背景帧间的差值可以有助于约束候选区域的范围。

背景帧,即对背景场景建模后获得的不包括前

景目标的图像帧。这里采用两个步骤对背景进行建模:对于第一帧图像直接利用统计背景模型建模,对于后续的每一帧利用学习到的车辆和阴影知识进行更新背景模型。计算背景帧是一个迭代的过程。

令 F^k 为颜色视频序列中某一帧,且上标 k 为帧序列中的编号。令 $F^k(i, j)$ 为第 k 帧像素 (i, j) 的强度值, B^k 为第 k 帧的背景帧,而 S^k 和 V^k 分别表示第 k 帧中的阴影区域和车辆区域。首先,利用众数

模型来计算背景统计模型,如下:

$$B^k(i,j) = \underset{(x_i,x_j) \in \Gamma(i,j)}{\operatorname{argmax}} \operatorname{frequency}(x_i,x_j) \quad (2)$$

这里 frequency 函数表示为在 RGB 空间中出现次数最多的强度值。实验中,使用众数模型不仅是最有效,而且其计算耗费较少。初始众数背景帧显示如图 3 所示。

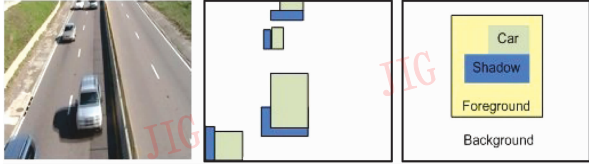


图 2 帧分析

Fig. 2 Frame analysis



图 3 初始背景帧

Fig. 3 Initial background frame

由于交通视频里面的每一帧是时间连续的,具有有序性,可以利用从前帧中获得的知识来更新背景帧。本文的方法采用目标知识来更新背景模型:

$$B^{k+1}(i,j) = \begin{cases} \text{计算新背景像素} & (i,j) \notin \{S^k \cup V^k\} \\ \text{采用前帧背景像素} & (i,j) \in \{S^k \cup V^k\} \end{cases} \quad (3)$$

式(3)定义了选择性背景模型更新,也就是说,通过前一帧学习到的目标知识对背景进行更新。由式(3)所示,如果某个像素属于阴影或车辆区域,则利用上一帧的背景像素作为当前帧的背景像素;如果某个像素属于背景区域,则重新进行计算获得新的背景像素。该模型并不是基于像素层,而是基于目标层,这是为了通过从交通视频中检测到的车辆和阴影的知识进行更新。背景模型的优点在于可以从前帧中获取信息,将知识融合至模型。经过若干帧更新后的背景帧显示(如图 4 所示),可以看出,该背景帧可以较好地表示出背景场景。

1.2 VIRGBC 颜色空间与特征提取

由于不同颜色空间在阴影分割任务中可以获得不同的效果,因此如何选择颜色模型是一个关键问



图 4 更新后背景帧

Fig. 4 Background frame after updating

题。总的来说,不同的颜色空间都具有良好的备选性,其不同的颜色通道具有相似的性质。也就是说,可以从不同的颜色空间中选取所有可用的成分。

在 HSV 颜色空间中,色调和饱和度受颜色影响很少,正因为这种性质,可以通过预置阈值来寻找阴影像素,且通过经验值来控制检测的精确度。同样,在 HSI 颜色空间中,仅有强度部分会受到阴影区域的影响。而在 RGB 颜色空间中,通常可以在所有通道中设置阈值。在这 RGB 颜色空间的 3 条通道中,当它们从参考值区域到阴影区域时,值会降低^[9]:

$$\begin{aligned} R_{\text{shadow}} &< R_{\text{reference}} \\ G_{\text{shadow}} &< G_{\text{reference}} \\ B_{\text{shadow}} &< B_{\text{reference}} \end{aligned} \quad (4)$$

该方法的缺点在于它不是分析方法。所以可以通过颜色不变模型, $C_1 C_2 C_3$ 模型,来检测阴影^[21]。该特征描述了每一个像素关于阴影,高亮等的颜色结构信息,它们具有对光照条件的不变性,因此在检测阴影时会有较好的效果。颜色不变性特征定义如下^[19]:

$$\begin{aligned} C_1 &= \arctan\left(\frac{R}{\max(G,B)}\right) \\ C_2 &= \arctan\left(\frac{G}{\max(R,B)}\right) \\ C_3 &= \arctan\left(\frac{B}{\max(R,G)}\right) \end{aligned} \quad (5)$$

这里 R, G, B 分别表示在图像中每一个像素的红、绿和蓝通道。

所有这些通道都可以在阴影检测中起到决定性作用。也就是说,在给定的观测集中具有相同的数量并在相同的成分中表示。然而它们需要通过不同的方法来获得。在下一步中,综合所有的方法来获得最为精确过程。这里,融合所有通道的掩膜,来获得一个掩膜能包括所有可能为阴影区域的子区域。因此,选择 HSV 颜色空间中的 V 通道, HSI 颜

色空间中的 I 通道, RGB 颜色空间的 R 、 G 、 B 通道, 以及颜色不变性空间的 C 通道, 构成 VIRGBC 颜色空间。

为每一帧图像定义不同颜色通道中的阴影掩膜, 以 RGB 颜色通道中的 R 通道为例:

$$SP_R(i, j) = \begin{cases} 1 & R^k(i, j) - F^k(i, j) > \alpha \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

式中, α 为阈值参数, 可以通过设置不同的阈值来适应不同的交通场景状况。

对于交通视频序列, 背景像素 $B^k(i, j)$ 属于参考或背景图像, 它用来表示场景的背景, 而背景图像是通过背景模型重建获得。背景像素 $B^k(i, j)$ 与 $F^k(i, j)$ 在帧中处于相同的位置。通过分析帧间差 $D(i, j)$ 来检测候选阴影像素点:

$$D(i, j) = B^k(i, j) - F^k(i, j) \quad (6)$$

在忽略噪声干扰下的 VIRGBC 颜色空间的每一个通道中, 例如在 R 通道中 $B_R^k(i, j) - F_R^k(i, j) > 0$, 则表示像素 $F^k(i, j)$ 属于备选阴影区域。但是在实际情况中, 在信息获取过程中定然会引入噪声, 因此变化为 $B_R^k(i, j) - F_R^k(i, j) > X_R$ 。对于所有通道中的变量, $X = (X_V, X_I, X_R, X_G, X_B, X_C)$ 考虑了所有噪声可能产生的失真。由此, 为了对于每一个像素位置 $F^k(i, j)$ 获取更加鲁棒的结果, 我们将分析扩展到观测窗口, $W_{F^k(i, j)}$, 有 $(2N + 1)(2M + 1)$ 个像素, 以 $F^k(i, j)$ 为中心。在 $D_w(i, j)$ 中, 我们分析帧间差的总和^[17]:

$$D_w(i, j) = \frac{1}{(2N + 1)(2M + 1)} \sum_{a=-N}^N \sum_{b=-M}^M \times D(i + a, j + b) \quad (7)$$

如果帧间差 $D_w(i, j)$ 的每一个成分都比 X 的对应成分要大, 则属于候选阴影像素。则阈值 X 具有内容独立性并且需要依据不同的序列进行调整。如果像素 $F^k(i, j)$ 满足在所有的颜色通道的话, 则定义为一个候选阴影像素。在图 5 中显示了不同通道中的掩膜。

1.3 阴影分割

在从交通视频中的每一帧中的每一个颜色通道中提取候选阴影像素后, 将在不同颜色通道中采用条件随机场来训练数据集, 最后利用信息融合方法合并所有通道的分割结果获得真实阴影像素。将 VIRGBC 颜色空间的各个通道中所有备选阴影区域当做模型的输入, 即在训练过程中分颜色通道进行训练, 并在输出时对其标记为阴影像素和非阴影

像素。

将使用 Lafferty^[22] 提出的条件随机场。可以将训练过程视为二值分类问题。

条件随机场定义: 令 $G = (S, E)$ 为一个图, 且 x 表示图 G 中的节点。若在条件 y 中, 随机变量 x_i 遵照马尔科夫属性 $p(x_i | y, x_{S-\{i\}}) = p(x_i | y, x_{N_i})$, 则称 (x, y) 为条件随机场。这里 $S - \{i\}$ 表示图 G 中除节点 i 外所有节点, N_i 为图 G 中节点 i 的邻居节点集合, 而 x_Ω 表示集合 Ω 中节点标记集合^[23]。

因此条件随机场是全局上的条件依赖于观测值 y 的随机场。而此条件需要对于所有输入变量满足非负性 $p(x | y) > 0$ 。现在, 依据 Hammersley Clifford 理论^[24], 可以假设点对势函数的非零属性, 且基于观测值 y 的标记 x 的联合分布律可记为^[25]

$$p(x | y) = \frac{1}{Z} \exp \left(\sum_{i \in S} A_i(x_i, y) + \sum_{i \in S} \sum_{j \in N_i} I_{ij}(x_i, x_j, y) \right) \quad (8)$$

这里 Z 为归一化常量, 即划分函数, 且 $-A_i$ 和 $-I_{ij}$ 分别为一元势函数和点对势函数^[23]。

在条件随机场框架中, 采用局部判决模型对 $A_i(x_i, y)$ 进行建模, 即输出与位置 i 和类别 x_i 相关, 定义为^[23]

$$A_i(x_i, y) = \log(\sigma(x_i w^T h_i(y))) \quad (9)$$

这里 $w = \{w_0, w_1\}$ 为模型参数。为了将逻辑模型扩展至能处理特征空间中的非线性判决边界, 对于每一个位置 i 定义一个转换特征向量, $h_i(y) = [1, \phi_1(f_i(y), \dots, \phi_R(f_i(y)))]$, 其中 $\phi_k(\cdot)$ 为任意非线性函数。

而条件随机场中的点对势函数通过两项的凸组合进行建模^[20]:

$$I_{ij}(x_i, x_j, y) = \beta \{ Kx_i x_j + (1 + K) \times (2\sigma(t_{ij} v^T u_{ij}(y)) - 1) \} \quad (10)$$

这里 $0 \leq K \leq 1$ 。势函数中的第 1 项为具有数据独立性的平滑项, 类似于 Ising 模型, 而第 2 项为点对逻辑函数的 $[-1, 1]$ 映射, 定义为

$$p(t_{ij} | \varphi_i(y), \varphi_j(y)) \sigma(t_{ij} v^T u_{ij}(y))$$

$$t_{ij} = \begin{cases} +1 & \text{若 } x_i = x_j \\ -1 & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

1.4 信息融合

在分别独立获得所有颜色通道的阴影分割结果后, 将对所有结果进行融合获得最终的识别结果, 采用非训练的信息综合方法。用 $S_k(i, j)$, 表示每一

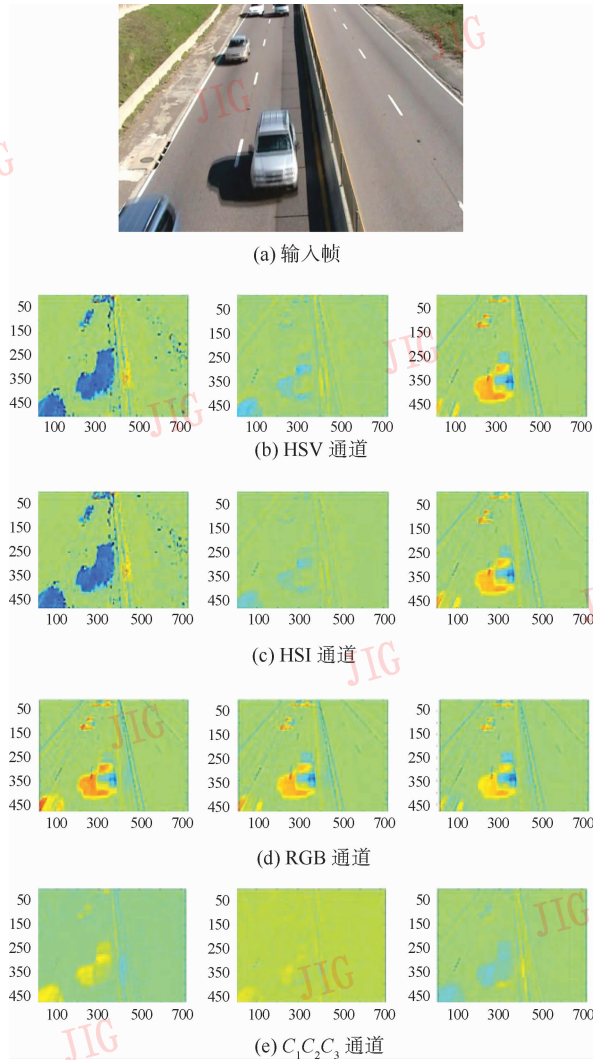


图 5 不同通道中的掩膜

Fig. 5 Masks in different channels

个通道中识别出的阴影区域像素,其中各颜色通道参数 $k = 1, 2, \dots, L$, 最终的识别结果的合并规则利用调和平均数,表示如下:

$$S(i, j) = \left(\frac{1}{L} \sum_{k=1}^L \frac{1}{S_k(i, j)} \right)^{-1} \quad (12)$$

真实阴影分割结果相当于对于所有颜色通道的分割结果的调和平均数。

2 实验分析

2.1 测试数据库

实验是基于交通视频序列,在图 6(a)中显示的是测试图像帧,是从我们自己拍摄的高速公路视频中提取出的。每一帧的分辨率为 480×720 像素,且

每一秒提取 24 帧图像。

2.2 颜色模型的选择和融合

本文提出方法需要对交通视频序列中的每一帧图像设置阈值,而这些阈值是基于下列准则的经验值。对于 HSV、HSI 和 RGB 颜色特征而言,阈值需要较小来使假负值最小化,而对于不变性颜色特征的阈值则需要设置较大来使假负值最小化。通常而言,对于 HSV 颜色空间的阈值为 $[-0.20, -0, +20]$, HSI 颜色空间的阈值为 $[-0.25, -0, +20]$, RGB 颜色空间的阈值为 $[+30, +30, +30]$, 不变性颜色空间的阈值为 $[+0.15, +0.16, +0.18]$ 。在图 5 中,我们可以看到在不同阈值下不同通道的掩膜结果。对于观测窗口的参数选择也是经验值,这里使用 7×7 像素。

2.3 实验结果讨论

整个实验是在交通视频图像序列上完成,图 6 中所示是交通视频图像序列中其中 4 帧的结果,其中第 1 列分别是第 197 帧、第 208 帧、第 221 帧和

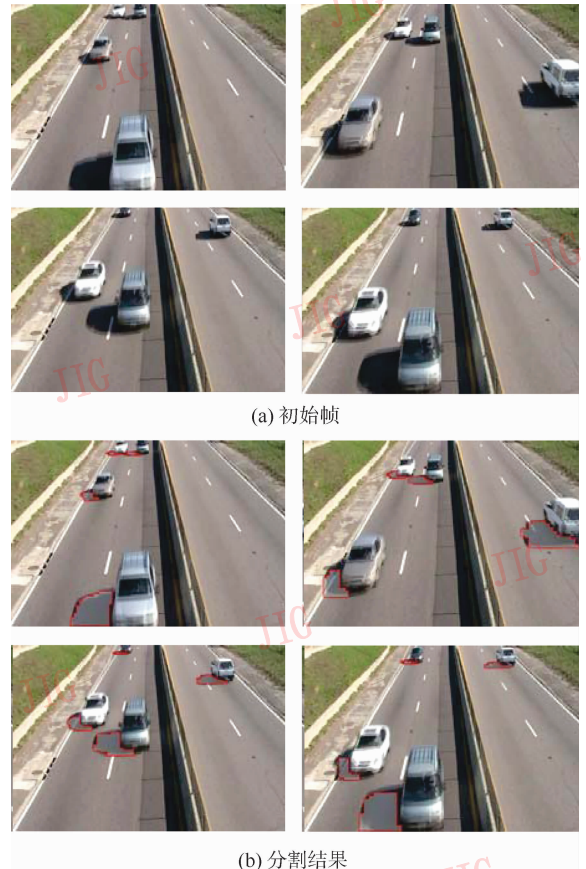


图 6 交通视频序列中阴影分割结果

Fig. 6 Shadow segmentation results for the traffic sequence

第 237 帧的原始图像,第 2 列为相对应的分割结果。从本文算法结果中可以清晰地看出,所有车辆的阴影都被完整的划分出来。即使在第 197 帧和第 208 帧中,阴影会有轻微的粘连效果,但是也可以将其清晰的划分出来。由图 7 可知,在处理 500 帧图像后,本方法的 ROC 曲线下的面积为 93.5%,比现有其他算法获得更好的结果。

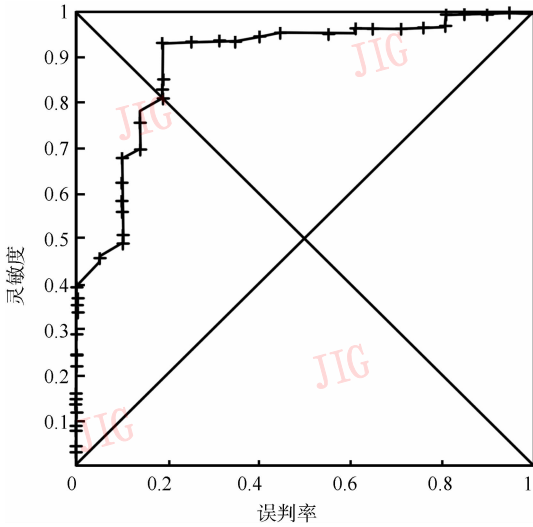


图 7 本文算法的 ROC 曲线

Fig. 7 ROC curve of proposed method

使用 Precision 和 Recall 两个指标客观地评价不同运动对象分割算法的分割结果。对于交通视频序列中的 6 帧进行比较。本文算法和单个颜色空间的 Precision 的平均值分别是 0.93 和 0.81 ($C_1C_2C_3$ 颜色空间), 0.71 (RGB 颜色空间), Recall 的平均值分别是 0.96 和 0.86 ($C_1C_2C_3$ 颜色空间), 0.83 (RGB 颜色空间)。可以看出,本文算法的 Precision 和 Recall 两个指标会在单个颜色空间的基础上显著提升,分割结果优于单个颜色空间的结果(如表 1、表 2 所示)。

表 1 Precision-recall 值结果比较

Tab.1 Precision and recall value comparison

图像帧	本文方法		$C_1C_2C_3$ 颜色空间	
	Precision	Recall	Precision	Recall
1	0.928 5	0.947 0	0.814 5	0.856 2
2	0.916 4	0.953 3	0.810 8	0.858 2
3	0.915 0	0.955 1	0.794 8	0.867 0
4	0.910 9	0.961 2	0.790 4	0.871 3
5	0.880 4	0.968 7	0.786 4	0.882 1
6	0.845 5	0.980 6	0.748 5	0.899 2

表 2 Precision-recall 值结果比较

Tab.2 Precision and recall value comparison

图像帧	RGB 颜色空间		HSV 颜色空间	
	Precision	Recall	Precision	Recall
1	0.736 5	0.810 2	0.726 7	0.802 6
2	0.729 8	0.822 0	0.713 5	0.798 2
3	0.714 0	0.832 1	0.708 9	0.784 6
4	0.710 1	0.861 5	0.697 4	0.778 6
5	0.686 8	0.872 6	0.671 2	0.772 1
6	0.664 0	0.881 5	0.656 4	0.764 5

本算法在对条件随机场模型完成训练后(约 200 帧后),可以实现隔帧实时处理(每帧处理时间约 3 s)。表 3 给出了本文方法的主要步骤的处理时间,基本实现了准实时、准确、有效的处理。

表 3 单颜色通道的算法各步骤处理时间

Tab.3 Each step time cost of single color channel

每一帧处理步骤名称	处理时间/ms
颜色空间转换	60 ~ 80
背景模型计算	30 ~ 40
运动区域分割	10 ~ 20
CRF 阴影检测	700 ~ 800
总体	800 ~ 940

3 结 论

描述一种交通视频序列中有效鲁棒的阴影分割方法。本方法是一种混合方法,同时结合基于自底向上分析(颜色特征混合)和自顶向下分析(基于目标知识的背景模型更新)方法。这种改进可以获得更好的 Precision-Recall 值,它比目前其他算法都能获得更好的结果。从实验结果可以看出,本方法易于实现车辆与其阴影的分割及其检测,而且数学模型简单,运算速度快,能基本满足准实时高速行驶车辆的检测和追踪的要求,具有很高的实用价值。今后的工作应致力于实时算法研究,因为本方法目前不能应用在实时系统中。

参考文献 (References)

[1] KimJ B, Kim H J. Efficient region-based motion segmentation for a video monitoring system[J]. Pattern Recognition Letter, 2003,

- 24:113-128.
- [2] Barrow H G, Tenenbaum J M. Recovering Intrinsic Scene Characteristics from Images [M]. Computer Vision Systems. New York: Academic Press, 1988.
- [3] Geusebroek J, Boomgaard R, Smeulders A. Color invariance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23: 1338-1350.
- [4] Martel-Brisson N, Zaccarin A. Moving cast shadow detection from a Gaussian mixture shadow model [C] // Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE Press, 2005: 643-648.
- [5] Martel-Brisson N, Zaccarin A. Learning and removing cast shadows through a multidistribution approach [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 2007, 29(7): 1133-1146.
- [6] Han Zhongmin, Liu Zhi, Lu Yu. A new approach to moving cast shadow removal in video segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(10): 2110-2113. [韩忠民, 刘志, 陆宇. 视频分割中运动阴影消除的新方法 [J]. 中国图象图形学报 [J]. 2009, 14(10): 2110-2113.]
- [7] Hu Dandan, Gao Qingji, Zhi Yuan. Studies of background subtraction and shadow [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(8): 1486-1491. [胡丹丹, 高庆吉, 支源. 背景分割和阴影检测算法研究 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(8): 1486-1491.]
- [8] Cucchiara R, Grana C, Piccardi M, et al. Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 2003, 25(10): 1337-1342.
- [9] Salvador E, Cavallaro A, Ebrahimi T. Cast shadow segmentation using invariant color features [J]. Comput. Vis. Image Understand, 2004, 95: 238-259.
- [10] Zhang W, Fang X Z, Yang X. Moving cast shadows detection based on ratio edge [C] // Proc. 18th Int. Conf. Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE Press, 2006: 73-76.
- [11] Zhang W, Fang X Z, Yang X K. Moving cast shadows detection using ratio edge [J]. IEEE Trans. Multimedia, 2007, 9(6): 1202-1214.
- [12] Wang J Y A, Adelson E H. Spatio-temporal segmentation of video data [C] // Proceedings of the SPIE: Image and Video Processing. San Diego: SPIE Press, 2004: 324-330.
- [13] Borshukov G, Bozdagi G. Motion segmentation by multistage affine classification [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2006, 15: 1591-1594.
- [14] Lu Hong, Fei Shumin, Zheng Jianyong, et al. Moving object segmentation based on background reconstruction and shadow elimination [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(10): 2023-2027. [路红, 费树岷, 郑建勇, 等. 基于背景重构和阴影消除的运动目标分割 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(10): 2023-2027.]
- [15] Chien S Y, Ma S Y, Chen L G. Efficient moving object segmentation algorithm using background registration technique [J]. IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol, 2002, 12(7): 577-586.
- [16] Horprasert T, Harwood D, Davis L. A statistical approach for real time robust background subtraction and shadow detection [C] // Proc. IEEE ICCV Frame-Rate Workshop. Tokyo: IEEE Press, 1999: 345-356.
- [17] Jacques J C S, Jr Jung C R, Musse S R. A background subtraction model adapted to illumination changes [C] // Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing. Madrid: IEEE Press, 2006: 1817-1820.
- [18] Stauder J, Ostermann R M. Detection of moving cast shadows for object segmentation [J]. IEEE Trans. Multimedia, 1999, 1(1): 65-76.
- [19] Tian Y, Lu M, Hampapur A. Robust and efficient foreground analysis for real-time video surveillance [C] // Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE Press, 2005: 1182-1187.
- [20] Leone A, Distanti C. Shadow detection for moving objects based on texture analysis [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(4): 1222-1233.
- [21] Gevers T, Smeulders A. Color based object recognition [J]. Pattern Recognition, 1999, 32: 453-464.
- [22] Lafferty J, McCallum A, Pereira F. Conditional random fields: a discriminative framework for contextual interaction in classification [C] // IEEE Int. Conference on Computer Vision. Los Angeles: IEEE Press, 2003: 1150-1157.
- [23] Kumar S, Hebert M. Discriminative random fields: a discriminative framework for contextual interaction in classification [C] // IEEE Int. Conference on Computer Vision. Los Angeles: IEEE Press, 2003: 1-8.
- [24] Li S Z. Markov Random Field Modeling in Image Analysis [M]. Tokyo: Springer Press, 2001.
- [25] Kumar S, Hebert M. Discriminative fields for modeling spatial dependencies in natural images [C] // The Neural Information Processing Systems. Boston: IEEE Press, 2004: 321-328.