

# 一种高鲁棒性的夜间车辆定位与跟踪方法

陈 迪, 刘秉瀚

(福州大学数学与计算机科学学院, 福州 350108)

**摘 要:** 针对夜间环境下的车辆检测问题, 从车头灯视角出发, 提出一种具有高鲁棒性的夜间车辆定位和跟踪方法。结合卡尔曼滤波实现健壮的亮斑帧间跟踪, 并根据亮斑的运动连续性和形态稳定性提取车灯目标。采用基于时域和空域特征的谱系聚类方法对车灯进行同车分组, 利用车头灯组对车辆目标进行准确定位和跟踪。实验表明该方法在夜间交通环境中的有效性和高鲁棒性。

**关键词:** 智能交通系统; 夜间车辆检测; 卡尔曼滤波器; 谱系聚类; 定位与跟踪

## High Robustness Method of Nighttime Vehicle Location and Tracking

CHEN Di, LIU Bing-han

(College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

**【Abstract】** This paper proposes a high robustness method of nighttime vehicle location and tracking from the headlight angle of view. By virtual of Kalman filter, a robustness tracking process of each bright spot is realized and vehicle lamps are subtracted exactly according to their motion continuity and shape stability. Pedigree clustering methods based on the temporal and spatial features are brought in to classify the lamps into vehicle lamp groups. The headlight groups selected from the lamp groups are employed in the accurate location and tracking of moving vehicles. The validity and high robustness of this method is proved in the experiment.

**【Key words】** intelligent transportation system; nighttime vehicle detection; Kalman filter; pedigree clustering; location and tracking

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.16.059

### 1 概述

为了实现对交通路况准确而又高效的监控管理, 基于计算机通信网络和信息技术的智能交通系统应运而生。车辆检测和跟踪是智能交通系统中获取车流信息的首要步骤, 然而在夜间交通视频中呈现出的复杂环境极大地加深了检测的难度。因此, 夜间环境下的车辆检测也被视为智能交通系统中的一个研究难点。

在夜间的交通视频图像中, 由于车辆与背景的对比如度过低, 因此要提取完整的车辆目标较为困难, 此时车灯就成为了夜间识别车辆最显著且稳定的特征。文献[1]依据空间特征对车灯进行分组, 再根据窗体重叠度进行跟踪匹配。文献[2]将车灯的先配对后跟踪和先跟踪后分组的方法结合进行夜间车辆检测。这些方法并没有有效地解决在夜间环境中经常出现的如车灯粘合与遮挡、路面反射光、车身反光等照明干扰问题, 且只依赖单帧信息独立地进行车灯分类, 忽略了视频时域信息的利用, 因而在复杂的夜间交通环境下, 这些方法的鲁棒性不强。

本文以车头灯视角的夜间车辆检测为研究对象, 提出了一种具有高鲁棒性的夜间车辆检测方法。该方法利用了运动目标的时域和空域信息, 不但对夜间复杂的光照环境具有良好的适应能力, 并且能准确地对夜间车辆进行定位和跟踪。

### 2 夜间车辆检测

传统的夜间车辆检测方法通常采用针对车灯进行“先帧内配对, 再帧间跟踪”的思路。该方法依据车灯的形态特征和位置关系来对车灯进行配对和跟踪, 但在实际夜间环境中存在的下列问题将严重影响这类方法的鲁棒性:

- (1) 车顶灯、示廓灯及车身反光区域对车灯配对的干扰;
- (2) 大小车前灯间的粘合导致车灯对之间形态的不对称;
- (3) 临近车辆间的车灯粘合与遮挡;

(4) 形态持续变化的路面光照区域的干扰。

针对夜间复杂的交通环境, 本文提出的车辆检测方法是先进行基于卡尔曼滤波的亮斑帧间跟踪来获取运动信息, 再依据稳定性判断来筛选车灯, 而后使用车灯的时域和空域特征进行以车辆为划分的聚类分组, 最后用车头灯组的中心位置来对车辆进行定位和跟踪。先进行准确率较高的帧间跟踪不但可以获得目标的运动特征, 且有利于进行非稳定亮斑的过滤, 实现准确的车灯提取; 再利用结合历史聚类信息的空间特征进行聚类则能够对车灯目标进行更合理的分组。该方法可以很好地适应夜间复杂的交通环境, 对上述的干扰具有良好的免疫作用。

#### 2.1 运动目标分割及特征提取

车灯作为夜间环境下的检测目标需要通过图像分割方法予以提取。固定阈值的分割方法缺乏灵活性, 而常用的OTSU方法对车灯这样的小目标区域又容易导致过度分割。本文采取文献[3]中提出的以最大水域的谷底作为阈值的直方图分割方法。该方法适用于目标和背景像素比例不平衡的图像, 能准确获得最佳阈值且计算量小易实现。夜间无车辆图像的直方图呈现单峰形状, 为了能够适应这种情况, 本文改进了阈值选择方法:

$$T_i = \begin{cases} HS(d_i) & \text{if } HS(d_i) \geq T_s \\ T_{i-1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $T_i$  是第  $i$  帧图像的阈值;  $HS(d_i)$  为文献[3]方法提取的阈值;  $T_s$  为亮斑的最低亮度, 并且设  $T_0 = T_s$ 。

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60675058); 福建省自然科学基金资助项目(2009J01248)

**作者简介:** 陈 迪(1985—), 男, 硕士, 主研方向: 图像处理, 模式识别; 刘秉瀚, 教授

**收稿日期:** 2011-02-28 **E-mail:** muma0102@163.com

本文对阈值分割得到的二值图进行形态学开运算来过滤掉如噪声和强光线等干扰像素,并在目标分割后对亮斑的质心坐标、最小外接矩形位置、面积等空间特征进行提取。

## 2.2 基于卡尔曼滤波的亮斑帧间跟踪

亮斑的帧间匹配是实现亮斑跟踪和获取运动信息的基础,然而在亮斑匹配过程中还存在车灯粘合、遮挡等跟踪干扰情况,为了实现健壮的亮斑跟踪处理,本文结合卡尔曼滤波模型来实现亮斑的帧间匹配。

卡尔曼滤波<sup>[4]</sup>是一种最优递推滤波算法,仅需要前一时刻的参数估计值和新的观测值,即可在线性无偏最小方差估计准则下,借助于系统的状态预测方差及递推公式组算出新的参数估计值。该模型在目标跟踪领域已经有了较为广泛的使用<sup>[5]</sup>,首先根据状态预测方程对状态向量进行估计,将估计状态和观测目标进行匹配,匹配成功后再利用测量更新方程对目标状态进行校正,重复此过程直至目标退出检测范围。

本文的状态向量设置为  $[x, x_v, y, y_v, s, s_v]^T$ , 观测向量设置为  $[x, y, s]^T$ 。其中,  $(x, y)$  表示目标的质心坐标;  $(x_v, y_v)$  表示对应坐标的运动速度;  $s$  为亮斑的面积;  $s_v$  为亮斑面积在当前时刻的变化值。

首先作如下定义:  $C_i^t$  表示  $t$  帧图像中的亮斑  $i$ ;  $\hat{C}_i^t$  表示亮斑  $C_i^{t-1}$  预测的下一帧的亮斑状态;  $S_j^t$  和  $\hat{S}_j^t$  为其对应的面积;  $T_d$  为移动距离阈值。如果处于相邻帧的 2 个亮斑的质心距离小等于  $T_d$ , 则认为它们互为可匹配亮斑。

本文的亮斑匹配规则分为如下:

(1) 对任意  $\hat{C}_i^t$ , 若存在唯一可匹配亮斑  $C_j^t$  使得式子  $|1 - \hat{S}_i^t / S_j^t| \leq T_{s1}$  成立, 则认为  $\hat{C}_i^t$  和  $C_j^t$  匹配成功, 用  $C_j^t$  的观测值结合先验估计值对模型进行校正, 并更新跟踪链。其中,  $T_{s1}$  为面积变化阈值。

(2) 对任意  $C_j^t$ , 若存在 2 个可匹配亮斑  $\hat{C}_i^t$  和  $\hat{C}_k^t$ , 使得  $|1 - (\hat{S}_i^t + \hat{S}_k^t) / S_j^t| \leq T_{s1}$  成立, 则认为出现车灯粘合现象。将当前估计值作为实际值进行匹配, 把先验估计值作为后验估计值, 并跳过校正步骤。

(3) 对任意  $\hat{C}_i^t$ , 若存在 2 个可匹配亮斑  $C_j^t$  和  $C_k^t$ , 使得  $|1 - \hat{S}_i^t / (S_j^t + S_k^t)| \leq T_{s1}$  成立, 则认为出现车灯分离现象。用  $C_j^t$  和  $C_k^t$  分别与  $\hat{C}_i^{t-1}$  进行匹配, 并继承原亮斑的跟踪链信息。由于亮斑分裂, 状态向量产生突变, 因此重新建立 2 个新亮斑的卡尔曼滤波模型。

(4) 对任意稳定亮斑的预测状态  $\hat{C}_i^t$ , 若匹配失败或者存在唯一可匹配亮斑  $C_j^t$  满足  $\hat{S}_i^t > S_j^t$  且  $1 - \hat{S}_i^t / S_j^t > T_{s2}$ , 则认为  $\hat{C}_i^{t-1}$  已消失或正在消失。此时进一步判断若满足  $|x_{\max} - x_i^{t-1}| \geq T_l$ , 则认为  $\hat{C}_i^{t-1}$  被遮挡, 如规则(2)继续卡尔曼滤波跟踪; 否则认为  $\hat{C}_i^{t-1}$  已出了检测区, 结束跟踪链。其中,  $T_l$  为边界距离阈值;  $T_{s2}$  为面积突变阈值;  $x_{\max}$  为检测区纵向坐标最大值, 稳定亮斑的定义见下一节。

依据上述规则进行匹配处理之后, 检查在  $t-1$  帧中没有匹配的亮斑, 标记为临时亮斑, 结束跟踪链; 而在  $t$  帧中未

匹配成功的亮斑则认为是首次出现的亮斑, 为其建立卡尔曼滤波模型, 并创建跟踪链。

## 2.3 稳定亮斑的筛选

本文对稳定亮斑的定义为在跟踪过程中连续匹配成功且形态稳定的运动亮斑, 即具有运动连续性和形态稳定性。路灯为静止亮斑, 而闪烁车灯则间断不连续, 路面反射光和车身反光区域随着光源照射角度以及照射区域纹理的改变其形态也会随之不规则地变化, 因此, 它们都被视为非稳定亮斑, 而车灯为稳定亮斑。

本文对首次出现的亮斑先进行一段预跟踪过程来判断其运动连续性, 即统计各亮斑连续匹配成功的次数, 在次数未达到某一设定阈值时认为该亮斑处在预跟踪过程中, 暂不进行聚类处理。在预跟踪之后, 再对其形态稳定性进行鉴定。本文采用具有缩放不变性的矩形度作为亮斑的形态特征, 利用其在时域的方差值作为判断依据。

矩形度公式为:  $R = S / (WL)$ , 其中,  $S$  为亮斑的面积;  $W$ 、 $L$  分别为对应亮斑的最小外接窗口的长宽值。

矩形度的时域均值与方差为:

$$\begin{cases} \mu_t = [(m-1)\mu_{t-1} + R_t] / m \\ \sigma_t^2 = [(m-1)\sigma_{t-1}^2 + (R_t - \mu_t)^2] / m \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $m$  表示由预跟踪阶段开始累计的检测帧数;  $t$  为当前帧数。

当满足  $\sigma_t^2 \leq T_\sigma$  时, 则认为该亮斑形态稳定, 并作为车灯目标进行下一步的聚类处理, 其中,  $T_\sigma$  为方差阈值。

## 2.4 车灯聚类分组

本文基于谱系聚类方法利用车灯的运动空间特征对其进行同车分组。谱系聚类法<sup>[6]</sup>是模式识别中的一种高效且实用的聚类方法, 其基本思想是将样本集中距离最近的样本合并成一类, 然后迭代这一过程, 不断寻找当前聚类域中最相似的 2 类进行合并, 直至类间最小距离大于给定阈值为止, 从而得到一个按相似性大小聚集起来的谱系图。该方法不必预先知道类别数目, 而是通过设置类距阈值来划分类别, 因此适用于未知车辆数目情况下的车灯分组。

车灯的特征向量设为  $(x_i^n, y_i^n, sx_i^n, sy_i^n, \overline{x_i^{n-1}}, \overline{y_i^{n-1}})$ 。其中,  $(x_i^n, y_i^n)$  为第  $n$  帧中车灯  $i$  的质心坐标;  $sx_i^n$ 、 $sy_i^n$  分别为该时刻的水平位移和垂直位移;  $(\overline{x_i^{n-1}}, \overline{y_i^{n-1}})$  为前一帧中该车灯所在车辆的中心。同车的车灯具有一致的运动特征和相近的位置特征, 而前一帧的车辆中心特征则可以继承之前的分类结果, 在非同车的车灯出现偶然的特征近似时, 可以有效区分, 对首次聚类的车灯目标, 将该特征设为其质心坐标。通过利用该特征向量进行聚类处理可以有效利用时域信息, 避免只凭单帧图像信息进行划分的弊端。

本文选择距离平均法来对类间距离进行设定, 式(3)、式(4)分别为类距定义公式和类距合并公式:

$$D_{pq} = 1 / (n_p \cdot n_q) \times \sum d_{ij}^2(x_i, x_j) \quad (3)$$

$$D_{kl} = (n_p \times D_{kp} + n_q \times D_{kq}) / (n_p + n_q) \quad (4)$$

其中,  $D_{pq}$  为类  $p$  和类  $q$  的类间距离;  $x_i$  和  $x_j$  分别为来自对应类的集合  $W_p$  和  $W_q$  中的任意元素;  $n_p$  和  $n_q$  为相应的类元素个数;  $D_{kp}$  和  $D_{kq}$  分别为类  $p$ 、 $q$  与类  $k$  合并前的类间距离;  $D_{kl}$  为合并后类  $l$  与类  $k$  的距离, 且有  $W_l = W_p \cup W_q$ 。

车灯聚类分组的步骤如下:

(1) 统计当前帧各个车灯的特征向量, 并在各个特征值上

进行归一化处理以平衡特征权重。

(2)构造动态类距矩阵  $S$ : 其中,  $s_{ij}$  表示类  $i$ 、 $j$  之间的类间距离, 初始设定为车灯  $i$ 、 $j$  的特征向量的欧式距离值。

(3)最短类距选择: 在矩阵  $S$  中搜寻最小元素  $s_{pq}$ , 若满足  $s_{pq} \leq T_g$ , 则转步骤(4), 否则结束聚类过程, 其中,  $T_g$  是由实验得到的类距阈值。

(4)相近类合并: 首先在动态矩阵  $S$  中消除类  $p$  和类  $q$  所在的行和列, 并添加新类  $l$  的行和列, 同时依据式(4)计算合并后的新类与其他各类的类间距离。在更新矩阵  $S$  后记录下合并的类内元素, 更新相应的分组元素, 并回到步骤(3)。

2.5 车辆定位与跟踪

聚类处理过程提取了以车辆为划分的车灯分组, 此时需要进一步对各个车辆进行定位和跟踪。由于大小车前灯间在运动过程中易产生粘合或分离现象, 因此本文利用车头灯组的中心位置来对车辆进行定位, 车辆的定位和跟踪过程如下:

(1)标识车头灯组: 在每辆车的车灯组中, 依据纵向坐标对车灯进行排序。设  $C_i$  为组内排序位为  $i$  的车灯, 则若满足  $|\overline{x_i} - \overline{x_{i+1}}| \leq T_x$ , 则认为车灯  $C_i$  和  $C_{i+1}$  互为邻近车灯, 其中,  $\overline{x_i}$  为车灯  $C_i$  质心的纵向坐标;  $T_x$  为纵向距离阈值。依据此规则在每个车灯分组中提取出第 1 组邻近车灯, 并将其标识车头灯组。

(2)定位车辆中心: 在各个车头灯组中提取每个车灯的质心位置, 并计算其所有质心坐标的中心点, 并以之作为车辆的中心位置。最后再将该中心坐标作为特征值赋予分组内的每个车灯来作为下一帧的车灯特征信息。

(3)车辆帧间跟踪: 在进行车辆跟踪时, 若当前车辆的车灯皆为首次聚类, 则创建该车辆的跟踪链开启跟踪过程; 否则, 在现有未更新的跟踪链中搜索与该车辆中心距离最近的一条, 若该距离小于某特点距离阈值则将其中心位置加入该跟踪链。当前没有更新的跟踪链结束其对应车辆的跟踪过程, 作车辆信息统计处理。

3 实验结果与分析

本文基于图像处理库 OpenCV 在 Visual C++ 6.0 下进行实验, 实验平台配置为 Pentium Dual 2.20 GHz, 1 GB 内存。实验素材为 3 段不同交通环境下拍摄的视频, 如表 1 所示。

表 1 夜间交通视频描述

| 视频 | 道路   | 光照环境 | 时长/min | 交通情况 |
|----|------|------|--------|------|
| 1  | 城市公路 | 有路灯  | 12     | 流畅   |
| 2  | 城市公路 | 无路灯  | 15     | 流畅   |
| 3  | 隧道公路 | 有路灯  | 8      | 拥挤   |

实验结果如表 2 所示, 在该表中通过人工检测与本文方法检测的结果比较, 所有被正确检测出的运动车辆被标记为正确检出, 同一车辆被识别为多辆或非车辆物体被误认为车

辆的被标记为误检, 因遮挡或其他照明原因未被检出的车辆被标记为漏检。

表 2 车辆检测的实验结果

| 视频 | 正确检出/辆 | 误检/辆 | 漏检/辆 | 识别率/(%) |
|----|--------|------|------|---------|
| 1  | 834    | 17   | 11   | 96.75   |
| 2  | 457    | 5    | 8    | 97.23   |
| 3  | 358    | 9    | 16   | 93.47   |

实验数据表明, 本文方法在夜间环境下具有较好的检测效果, 即使在拥挤的交通环境中, 也能保持较好的识别准确率。在视频 1、视频 3 中, 由于路灯的影响车身产生较严重的反光现象, 容易产生车辆误检。而在狭窄的隧道环境中车辆间则存在着严重的遮挡现象, 因而视频 3 的车辆漏检率较高。在无路灯干扰且宽敞的公路环境中本文方法便拥有较好的识别率。图 1 展示了 3 段交通视频检测的效果图。



(a)视频 1 (b)视频 2 (c)视频 3

图 1 夜间车辆定位与跟踪效果图

4 结束语

本文提出了一种高鲁棒性的夜间运动车辆检测方法, 该方法遵循先跟踪后聚类的思路, 利用运动亮斑的时域信息实现了准确的夜间车辆的定位与跟踪。然而, 在夜间交通环境中还存在着诸如车灯强光干扰、雨天路面倒影等复杂状况, 为了提高夜间车辆检测方法的适应性, 进一步工作将针对这类环境进行实验研究。

参考文献

[1] Chen Y L, Wu Bingfei, Fan C J. Real-time Vision-based Multiple Vehicle Detection and Tracking for Nighttime Traffic Surveillance[C]//Proc. of the 2009 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. San Antonio, USA: [s. n.], 2009: 3352-3358.

[2] 吴海涛, 霍 宏, 方 涛, 等. 复杂环境下的夜间视频车辆检测[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(12): 386-389.

[3] 王文宁, 王汇源, 牟文英. 一种新的灰度直方图分割阈值的自动检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(26): 89-90.

[4] Kalman R E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems[J]. Journal of Basis Engineering, 2006, 25(4): 35-45.

[5] 刘 涛, 李 明, 骆瑞玲, 等. 改进的交互式多模型跟踪算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(22): 207-209.

[6] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 北京: 高等教育出版社, 2008.

编辑 任吉慧

(上接第 172 页)

[3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time Tracking of Non-rigid Objects Using Mean Shift[C]//Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE Press, 2000: 142-149.

[4] Comaniciu D, Meer P. Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.

[5] Collins R T. Mean-shift Blob Tracking through Scale Space[C]//Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Madison, USA: [s. n.], 2003: 234-241.

[6] 蒋 昱, 许 勤, 尚 涛, 等. 基于粒子滤波和 Mean-shift 的跟踪算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(5): 21-22.

[7] 高 琳, 唐 鹏, 盛 鹏. 基于前景分割和特征空间自适应选择的视觉目标跟踪[J]. 控制与决策, 2010, 25(2): 207-212.

[8] 李培华. 一种改进的 Mean Shift 跟踪算法[J]. 自动化学报, 2007, 33(4): 347-354.

[9] 文志强, 蔡自兴. 目标跟踪中巴氏系数误差的分析及其消除方法[J]. 计算机学报, 2008, 31(7): 1165-1174.

编辑 顾逸斐



