

# 基于车型聚类的交通流参数视频检测

吴聪<sup>1</sup> 李勃<sup>1</sup> 董蓉<sup>1</sup> 陈启美<sup>1</sup>

**摘要** 单目摄像机成像丢失深度信息,且 PTZ (Pan/Tilt/Zoom) 摄像视频场景多变,导致交通流参数提取误差较大.提出了一种基于车型聚类的交通流参数检测方法.在改进的摄像机自标定成像模型中,提取 PTZ 参数变化下的透视投影不变量“伪形状特征”,对其进行基于贡献率算法的车型聚类分析,以车型均高代替实际高度,获取车辆的长宽,进而计算道路空间占有率,并提升车速检测精度.测试表明实时性较高,车型聚类自适应于不同场景,平均准确度为 96.9%,车长计算精度优于 90%.

**关键词** 交通流参数检测, 车型聚类, 摄像机成像模型, 透视投影不变量

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2011.00569

## Detecting Traffic Parameters Based on Vehicle Clustering from Video

WU Cong<sup>1</sup> LI Bo<sup>1</sup> DONG Rong<sup>1</sup> CHEN Qi-Mei<sup>1</sup>

**Abstract** Traditional methods of traffic parameter extraction often result in large errors because of the lost of depth information in monocular camera imaging and the frequent changes of the PTZ (Pan/Tilt/Zoom) camera video scenes. In this paper, a video-based traffic parameter extraction method using vehicle clustering is proposed. Built on the new method is a modified camera self-calibration imaging model in which the pseudo-form feature of vehicles projection is described. For purposes of obtaining vehicle length and width, the imaging model is improved by introducing a contribution rates algorithm for vehicle clustering, and using the average vehicle height instead of the actual height in the model. Thus space occupancy can be obtained, and speed detection accuracy can be increased. Test results show that: high real-time performance is achieved; vehicle clustering algorithm is adaptive in various scenes, and has an average accuracy of 96.9%; the accuracy of vehicle length estimation is greater than 90%.

**Key words** Traffic parameter detection, vehicle clustering, camera imaging model, perspective projective invariant

基于 PTZ (Pan/Tilt/Zoom) 摄像视频的交通流参数检测以获取信息快速简便、处理智能以及检测范围广等优点,在 ITS (Intelligent transport system) 领域逐步得到广泛应用.但是,PTZ 摄像机参数多变;车型分类时,必须要求摄像机位于特殊的位置<sup>[1-2]</sup>或角度<sup>[3-4]</sup>.这是由于摄像机在成像投影过程中丢失了深度信息,难以提取车辆三维结构,也难以兼容 PTZ 摄像机的图像识别方式,因而难以获得车型分类、道路空间占有率等交通流参数.

为此,文中提出了一种基于车型聚类的交通流参数检测方法,其框架结构如图 1 所示.在改进了 PTZ 摄像机自标定模型<sup>[5-6]</sup>的基础上,兼顾左右车道,建立车辆的简化模型,提取了 PTZ 参数变化下的透视投影不变量“伪形状特征”;结合窗口数据的建立、更新和清空<sup>[7-9]</sup>,通过对伪形状特征的长度和宽度进行聚类分析,获取了车型信息.因为在实际应

用中,不同车型的车高主要集中于 1.5 米、2.5 米及 3.5 米三个特征参数值,将车型均高及车辆位置坐标带入车辆简化模型,获得实际车长和车宽,进而计算道路空间占有率,并提升车速检测精度.

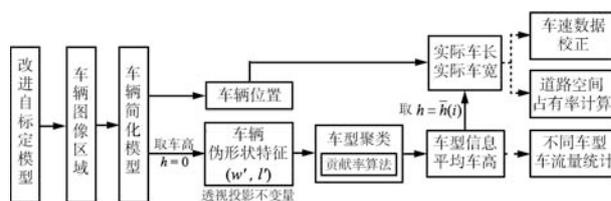


图 1 检测方法框架图

Fig. 1 The framework of the proposed algorithm

为了提取透视投影不变量而采取的车辆简化模型带来较大的误差,而且角点坐标和参考线的计算也存在一定的误差,使得伪形状特征的分布较不规则,很难采用传统的图像识别方式或者基于阈值划分的分类技术解决 PTZ 摄像视频的车型分类问题.文中采用基于密度的聚类方法对伪形状特征的长度和宽度进行车型的聚类分析;而且为满足视频检测系统的实时性需求,比较分析了 DBSCAN 算法<sup>[10]</sup>、Chameleon 聚类算法<sup>[11]</sup>及基于 SNN 密度聚类算法<sup>[12]</sup>,定义了一种新的简单的相似性间接度

收稿日期 2010-05-31 录用日期 2011-01-12  
Manuscript received May 31, 2010; accepted January 12, 2011  
江苏省科技厅项目 (BE2009667), 江苏省自然科学基金 (BK2010366) 资助  
Supported by Science and Technology Commission of Jiangsu Province (BE2009667) and Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK2010366)  
1. 南京大学电子科学与工程学院 南京 210093  
1. School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093

量“贡献率”，结合 DBSCAN 算法，提出了一种用于车型聚类的新算法。

## 1 车辆投影伪形状分析

PTZ 摄像机参数由于监控需要经常改变并无规律可循，且单目摄像机成像丢失深度信息。若能提取车辆的透视投影不变量，则大大简化 PTZ 摄像视频的车型分类问题。

为便于计算车长和车宽，改进摄像机自标定模型；为提取透视投影不变量，且兼顾左右车道，建立了车辆的简化模型，并在假设车高  $h = 0$  的情况下，提取出透视投影不变量“伪形状特征”。

### 1.1 摄像机自标定模型改进

在经典 Tsai 模型的基础上，针对检测系统性能需求和路况成像特点，构建摄像机成像模型<sup>[6]</sup>，根据路面车道分割线，能够实时地自动标定 PTZ 摄像机，标定路面距离精度达到 96% 以上。为了方便计算车长和车宽，改进成像模型<sup>[6, 13-14]</sup>，将世界坐标系原点移至摄像机正下方，如式 (1) 中  $T$  所示；建立像平面坐标系  $(u-v)$  与世界坐标系  $(X_w-Y_w-Z_w)$  的变换关系，如式 (1) 和图 2 所示，其数学表达式记为式 (2)，其中  $H$  为摄像机光心与世界坐标系原点的距离， $t$  为摄像机的俯仰角， $p$  为偏角， $s$  为旋转角， $f$  为焦距。

$$[u \ v \ 1]^T = Z_c^{-1} P_f R_s R_{pt} ([X_w \ Y_w \ Z_w \ 1]^T - T) \quad (1)$$

其中

$$Z_c = \cos(t) \sin(p) \times X_w + \cos(t) \cos(p) \times Y_w - \sin(t) \times (Z_w - H)$$

$$T = H \times \tan^{-1}(t) \times [\sin(p) \ \cos(p) \ 0 \ 0]^T$$

$$P_f = \begin{bmatrix} -f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad R_s = \begin{bmatrix} \cos(s) & -\sin(s) & 0 & 0 \\ \sin(s) & \cos(s) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$R_{pt} = \begin{bmatrix} \cos(p) & -\sin(p) & 0 & 0 \\ -\sin(t) \sin(p) & -\sin(t) \cos(p) & -\cos(t) & 0 \\ \cos(t) \sin(p) & \cos(t) \cos(p) & -\sin(t) & \frac{H}{\sin(t)} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Z_c [u \ v \ 1]^T = B_H^{s, t, p, f} [X_w \ Y_w \ Z_w \ 1]^T \quad (2)$$

式 (2) 中， $Z_c$  表示空间物体的深度信息，矩阵  $B$  为  $3 \times 4$  的摄像机矩阵，对于空间物体，由于摄像机将三维物体投影到二维平面上，属退化的射影变换，因此不可能从三维物体的单幅图像恢复其三维结构，

即如果不知道  $Z_w$  的数值，无法从该点的像平面坐标计算得到其世界坐标。

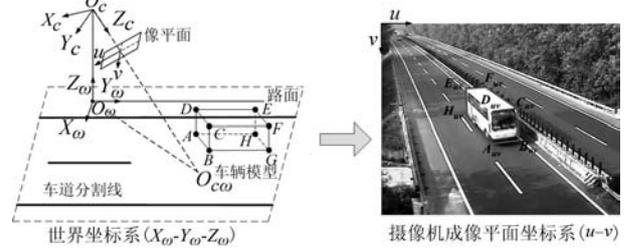


图2 成像模型的坐标变换关系

Fig. 2 Coordinate transform of visual model

### 1.2 透视投影不变量分析

在不同 PTZ 参数下的成像模型如图 3 所示，当摄像机高度  $H$  固定，摄像机的俯仰角  $t$ 、偏角  $p$ 、旋转角  $s$  和焦距  $f$  的变化导致像平面的变化，如图 3 中的像平面 I 和像平面 II 所示，使得三维物体在像平面上的投影区域改变。但是，三维物体的世界坐标并不改变。

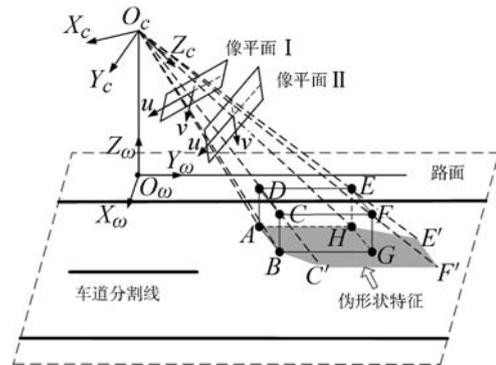


图3 不同 PTZ 参数的成像示意图

Fig. 3 Camera imaging of different PTZ parameters

车辆高度因车型而不同，为解决 PTZ 视频的车型分类问题，定义了车辆的伪形状特征，即车辆的投影视锥与道路平面的相交区域，如图 3 中的阴影区域所示。摄像机高度  $H$  固定，由射影几何关系可知：当只有 PTZ 参数发生变化，仅仅是伪形状特征在像平面中的投影发生变化，而伪形状特征的世界坐标并没有变化；车辆的伪形状特征只与车辆的位置和车高有关，在 PTZ 参数变化下，伪形状特征可以区分 3 类不同的车型。取包含伪形状特征的最小矩形为伪形状特征的长度  $w'$  和宽度  $l'$ ，车辆所在位置设为点  $B [X_{wB} \ Y_{wB} \ 0]^T$ ，车宽为  $w$ ，车长为  $l$ ，车高为  $h$ ，则

$$\begin{bmatrix} w' \\ l' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-h}{H-h} X_{wB} + \frac{H}{H-h} w \\ \frac{-h}{H-h} Y_{wB} + \frac{H}{H-h} l \end{bmatrix} \quad (3)$$

伪形状特征的提取过程与摄像机成像过程的关系如图4所示. 由伪形状特征的定义可知, 伪形状特征和车辆模型在同一像平面上的投影重合; 由背景差分 and 边缘检测, 可以获得点  $B_{UV}$  和点  $E_{UV}$  的像平面坐标, 结合上述自标定算法计算得到的摄像机参数, 并令车高  $h = 0$ , 通过反投影变换, 获得车辆的伪形状特征; 通过对伪形状特征的聚类分析, 获得车型信息, 用车型平均车高代替实际车高, 代入标定方程, 得到车辆的实际车长及车宽.

因为路宽有限,  $X_{wB}$  取值范围较小, 且其系数较小, 对  $w'$  影响较小; 取  $Y_{wB} = Y_{Ref}$  时, 即车辆距离摄像机所在的  $X_w - Z_w$  平面的距离为固定若干个参考值, 如图5所示, 定义式(4)为伪形状特征的宽度和长度. 需指明, 车辆的伪形状特征不会随 PTZ 摄像机焦距、俯角等参数的改变而变化.

$$\begin{bmatrix} w' \\ l' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-h}{H-h} X_{wB} + \frac{H}{H-h} w \\ \frac{h}{H-h} Y_{Ref} + \frac{H}{H-h} l \end{bmatrix} \quad (4)$$

上述模型考虑的是摄像机在道路左侧. 若摄像机在道路右侧, 则伪形状特征的宽度和长度如式(5)所示.

$$\begin{bmatrix} w' \\ l' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-h}{H-h} X_{wA} + \frac{H}{H-h} w \\ \frac{h}{H-h} Y_{Ref} + \frac{H}{H-h} l \end{bmatrix} \quad (5)$$

在实际应用中, 与不同车型的尺寸相比, 同一车型之间的尺寸较为接近, 而且车高  $h$  主要集中于小型车 1.5 米、中型车 2.5 米及大型车 3.5 米三个特征参数值. 结合式(4)得出, 同一车型的伪形状特征的宽度和长度也会集中于该车型的典型值. 反之, 则可以根据车辆的伪形状特征来判定该车辆的车型信息, 并结合车辆位置信息, 获取实际的车长和车宽, 如式(6)所示. 或者直接将车型平均车高和车辆位置坐标代入式(1), 计算得到实际的车长和车宽.

$$\begin{bmatrix} w \\ l \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \frac{H - \bar{h}(i)}{H} w' + \frac{\bar{h}(i)}{H} X_{wB} \\ \frac{H - \bar{h}(i)}{H} l' + \frac{-\bar{h}(i)}{H} Y_{Ref} \end{bmatrix}$$

其中

$$\bar{h}(i) = \begin{cases} 1.5, & i = 1, \text{小型车} \\ 2.5, & i = 2, \text{中型车} \\ 3.5, & i = 3, \text{大型车} \end{cases} \quad (6)$$

但是, 为了提取特征不变量而采取车辆的简化模型带来较大误差, 而且角点坐标和参考线的计算也存在一定的误差, 使得伪形状特征的分布较不规

律, 很难采用传统的图像识别方式或者基于阈值划分的分类技术解决 PTZ 摄像视频的车型分类问题.

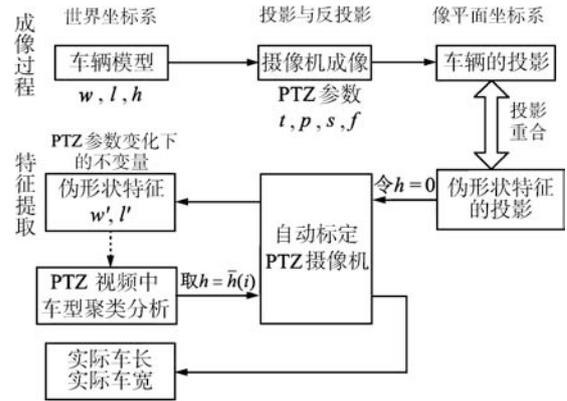


图4 摄像机成像和伪形状特征的提取

Fig. 4 Camera imaging and pseudo-form feature computing



图5 伪形状特征的透视投影

Fig. 5 Perspective project of pseudo-form feature

## 2 车型聚类与贡献率算法

结合伪形状特征的讨论, 影响车型分类的因素多而复杂, 各个误差的影响程度也不尽相同, 无法用数学模型统一衡量. 因此, 文中提出了采用车型聚类的方式解决 PTZ 摄像视频的车型分类问题, 以获得实时准确的车型分类. 车型聚类问题转化为基于伪形状特征  $[w', l']^T$  的聚类分析问题, 可以通过基于图的聚类算法解决. 基于伪形状特征  $[w', l']^T$  的聚类分析问题主要存在以下 3 个难点:

- 1) 伪形状特征数据中存在噪声, 且三种簇的形状和大小均不同;
- 2) 聚类算法需满足实时性应用的要求;
- 3) 在 PTZ 摄像视频的交通流参数检测中, 伪形状特征数据不断增加. 如果只将之前所有数据进行聚类, 原聚类分析得到的聚类可能与新的数据不匹配.

## 2.1 车型聚类

产生新的聚类方法有两种<sup>[7]</sup>:一种是重新聚类,另一种是增量聚类.由于聚类分析面对的一般都是大数据集,所以重新聚类相对增量聚类效率较低、计算代价较大.

因为车型分类的数据量较小,测试视频数据量均小于600辆/时,增量聚类的效率由于其算法的复杂度反而其优势不明显.为了满足实时监控系统的需要,每次只取窗口数据 $D$ ,对其进行聚类分析,测试中 $D$ 取100时,车型的正确识别率为96.9%以上.需指明,窗口数据 $D$ 的大小要和选择的算法相匹配.

车辆的伪形状特征具有在PTZ参数变化下的不变性.考虑一种较少发生的情况,若PTZ参数变化过大, $Y = Y_{\text{Ref}}$ 不在成像区域内,则无法计算车辆的伪形状特征,需重新选取合适的 $Y_{\text{Ref}}$ ,导致伪形状特征的数据分布规律改变,窗口数据需被清空,如图6所示.为了有较好的计算精度且兼顾左右车道, $Y = Y_{\text{Ref}}$ 一般取图像中心区域内.例如,满足 $0.2 v_{\text{max}} < v_{\text{Ref}} < 0.8 v_{\text{max}}$ , $v_{\text{max}}$ 为图像纵坐标的最大值.

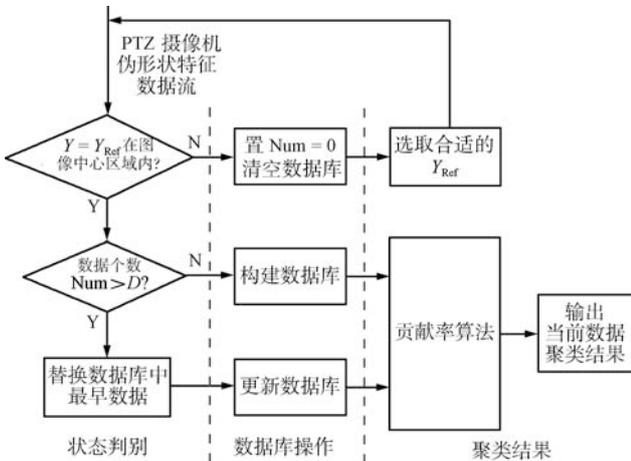


图6 基于贡献率算法的车型聚类流程图

Fig. 6 The software flow of the vehicle clustering analysis method based on contribution rates

由上述讨论,提出了一种新的基于贡献率算法的车型聚类方法,流程如图6所示.不论PTZ参数怎样变化,只要当前的 $Y = Y_{\text{Ref}}$ 在图像中心区域内,则用该车辆的伪形状特征数据替换数据库中最早的数据,进行基于贡献率算法的车型聚类;若PTZ参数变化导致 $Y = Y_{\text{Ref}}$ 已不在图像中心区域内,则重新选择合适的 $Y_{\text{Ref}}$ ,并重新提取伪形状特征,重复上述过程.针对系统应用的特点,为了满足实时监控系统的需要,提出一种与DBSCAN结合的贡献率算法,能够抑制伪形状特征数据中的噪声,并能够处理任意形状和不同大小的非接触簇,且实时性较高,测

试证明其简单有效.

## 2.2 贡献率算法

若不考虑满足实时性的应用,此问题通过聚类分析处理较为简单.虽然三种簇的形状和大小均不同,但基于密度的聚类方法能够抑制伪形状特征数据中的噪声,并能够处理任意形状和不同大小的簇.常用的基于密度的聚类算法有DBSCAN算法<sup>[10]</sup>、Chameleon聚类算法<sup>[11]</sup>和基于SNN密度的聚类算法<sup>[12]</sup>.DBSCAN算法需要用户指定距离参数 $E_{ps}$ ,但是由于不同车型的数据间距不同,无法统一指定距离参数 $E_{ps}$ ;Chameleon算法需要构造稀疏图和划分图,相对较复杂;基于SNN密度的聚类算法计算所有点的K-最近邻后,需要建立基于SNN相似度图,计算较为复杂,不能满足视频检测系统的实时性.

经过测试,簇间是非接触的,这就简化了问题,定义一种新的简单的相似性间接度量“数据的贡献率”,并与DBSCAN算法结合在一起,创建一种新的聚类算法,不用计算建立稀疏化临近度图和最小生成树图,计算简单,实时性较高,能够处理数据中的噪声,并能够处理任意形状和不同大小的簇,测试证明其简单有效.

数据的贡献率用来度量一个点被类似的点(在K-最近邻中)包围的程度,如式(7)所示.

$$cr(i) = K \left( \sum_{j=1}^{i-1} \frac{1}{M_{ji}} + \sum_{j=i+1}^D \frac{1}{M_{ji}} \right) \quad (7)$$

其中, $M$ 为K-最近邻矩阵的稀疏矩阵.若点 $i$ 是点 $j$ 第 $L$ 近邻, $L \leq K$ ,则 $M_{ji} = L$ 或1; $L < K$ ,则 $M_{ji} = 0$ .注意, $M_{ji}$ 是非对称的.

因此,在簇中心的点,周围具有同样特征的点较多,一般具有相对较高的贡献率;在簇边界附近的点,周围具有同样特征的点较少,一般具有相对较低的贡献率;噪声点的贡献率一般趋近于零.根据贡献率定义核心点、边界点和噪声点:

1) 核心点.一个点是核心点,在该点的K-最近邻图中,其贡献率高于某个阈值 $HighPts$ ,其中, $HighPts$ 是用户提供的参数.

2) 边界点.一个点是边界点,在该点的K-最近邻图中,其贡献率小于 $HighPts$ 且高于某个阈值 $LowPts$ ,其中, $LowPts$ 是用户提供的参数.

3) 噪声点.一个点是噪声点,在该点的K-最近邻图中,其贡献率小于 $LowPts$ .

由上述定义可知,边界点一定落在某个核心点的K邻域内,参数 $K$ 、 $HighPts$ 和 $LowPts$ 可以设置为与数据总数有关的系数.边界点的指派也可采用近邻核心点加权投票的方法.贡献率算法的步骤

如下所示:

- 1) 找出所有点的 K-最近邻;
- 2) 计算所有点的贡献率, 将其标记为核心点、边界点和噪声点;
- 3) 删除噪声点;
- 4) 每组连通的核心点形成一个簇;
- 5) 将每个边界点指派到一个与之关联的核心点的簇中.

图 7(a) 为一个样本数据, 图 7(b) 为聚类结果. 其中数据总量设置为 610,  $K$  设置为 0.1 倍的数据总量, 即为 61;  $HighPts$  和  $LowPts$  分别设置为 0.1 倍和 0.045 倍的数据总量, 即为 61 和 27.

如果窗口数据  $D$  设置过大, 则计算时间较长, 不利于实时有效地统计和分析数据. 系统设置窗口数据  $D$  为 100, 如图 8(a) 所示, 其中, 中型车的数据量较少; 选取  $K$ 、 $HighPts$  和  $LowPts$  分别为  $0.1D$ 、 $0.08D$  和  $0.03D$ , 边界点的指派采用近邻核心点加权投票的方法, 聚类结果如图 8(b) 所示, 能够产生较好的聚类效果.

### 3 性能测试

测试使用的 MPEG-2 视频采集来自江苏省宁通高速公路视频监控系统, 测试平台为 P4/2.4 GHz 单 CPU、512M 内存、SUSE Linux 操作系统.

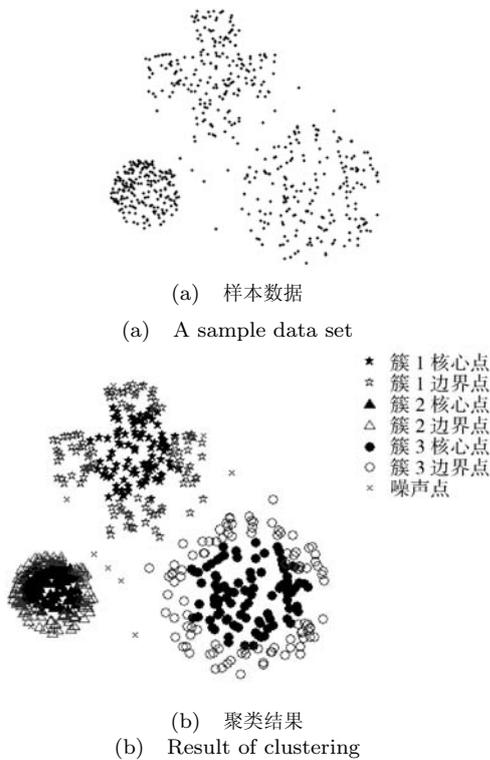


图 7 贡献率算法发现的簇

Fig. 7 The results of contribution rates algorithm

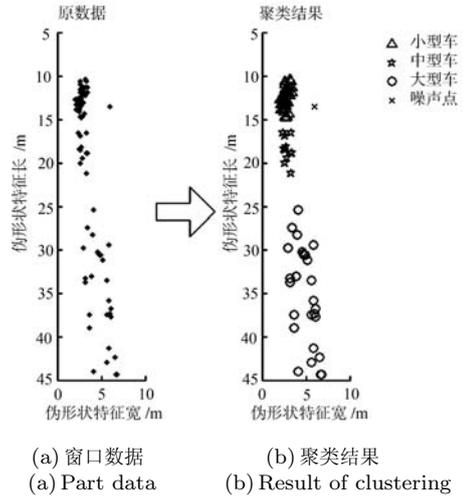


图 8  $D = 100$  时车型聚类产生的簇

Fig. 8 Results of vehicle clustering when  $D = 100$

### 3.1 车型聚类结果

测试时可以采用聚类的熵和纯度<sup>[15]</sup> 检验每次的聚类效果. 其定义如下:

1) 熵: 每个簇由单个类的对象组成的程度. 对每个簇, 首先计算数据的类分布, 即对于簇  $i$ , 计算簇  $i$  的成员属于类  $j$  的概率  $p_{ij} = m_{ij}/m_i$ , 其中,  $m_i$  是簇  $i$  中对象的个数, 而  $m_{ij}$  是簇  $i$  中的类  $j$  的对象个数. 使用类分布的标准公式:

$$e_i = - \sum_{j=1}^L p_{ij} \log_2 p_{ij}$$

计算每个簇  $i$  的熵, 其中  $L$  是类的个数. 簇集合的总熵用每个簇的熵的加权和计算, 即

$$e = - \sum_{i=1}^K \frac{m_i}{m} e_i$$

式中,  $K$  是簇的个数, 而  $m$  是数据点的个数.

2) 纯度: 簇在多大程度上包含单个类的对象的另一种度量. 簇  $i$  的纯度:

$$p_i = \max_j p_{ij}$$

而聚类的总纯度为:

$$purity = \sum_{i=1}^K \frac{m_i}{m} p_i$$

选取路段 BK 100 + 400 (N)、CK 145 + 350 (S) 以及 EK 258 + 580 (S) 各 1 小时的视频数据进行测试, 测试结果如表 1 所示. 测试结果表明: 小型车和大型车的正确识别率均在 97% 以上, 且熵相对较低; 中型车的正确识别率相对偏低, 熵相对偏高. 主要是因为中型车的数量相对较少, 且定义范围模糊, 部分车型接近小型车, 部分车型接近大型车. 车型的正确识别率达 96.9% 以上, 可满足实际应用的要求.

表 1 三种视频场景的车型聚类结果

Table 1 The clustering results of three video scenes

路段	识别结果	小型车数量	中型车数量	大型车数量	熵	纯度
BK 100 + 400 (N)	小型	293	1	0	0.0328	0.9966
	中型	1	27	2	0.5608	0.9000
	大型	0	3	111	0.1756	0.9737
	合计	294	31	113	0.1061	0.9840
CK 145 + 350 (S)	小型	171	4	0	0.1572	0.9771
	中型	1	14	2	0.8343	0.8235
	大型	0	1	94	0.0843	0.9895
	合计	172	19	96	0.1732	0.9721
EK 258 + 580 (S)	小型	165	5	0	0.1914	0.9706
	中型	0	11	3	0.7496	0.7857
	大型	0	1	106	0.0764	0.9907
	合计	165	17	109	0.1760	0.9691

表 2 车辆投影包含的信息

Table 2 The information of vehicle projection image

聚类结果	点 $B_{UV}$ 坐标 ( $u_B, v_B$ )	点 $E_{UV}$ 坐标 ( $u_E, v_E$ )	伪形状特征的宽度 (m)	伪形状特征的长度 (m)
小型车	(326, 366)	(370, 334)	3.20	13.21
	(312, 364)	(354, 334)	3.05	12.42
	(362, 365)	(406, 334)	3.25	13.15
	(154, 368)	(204, 336)	3.36	11.67
	(364, 363)	(406, 332)	3.14	13.51
	(200, 370)	(250, 336)	3.40	12.60
	(208, 366)	(256, 334)	3.33	12.34
中型车	(284, 373)	(358, 320)	5.44	22.95
	(124, 376)	(196, 323)	4.88	20.04
大型车	(278, 390)	(384, 310)	7.65	34.55
	(56, 394)	(196, 308)	9.29	32.66
	(90, 392)	(214, 308)	8.35	32.72
	(70, 392)	(206, 308)	9.11	32.44
	(318, 395)	(412, 307)	6.84	38.84

### 3.2 车长运算结果

选取 EK 258 + 580 (S) 号路段进行测试, 摄像机位于道路右侧, 由上述标定算法及相应公式, 计算得  $s = 1.8^\circ$ ,  $t = 6.4^\circ$ ,  $p = 9.6^\circ$ ,  $f = -863$ ,  $H = 12\text{m}$ . 表 2 给出了每个检测数据的车型聚类结果、点  $B_{UV}$  和点  $E_{UV}$  的像素值, 以及伪形状特征. 表 3 给出了伪形状特征的长度, 目测结果对应的理论车长, 根据车辆位置与车高计算的结果, 计算车长, 并计算平均误差.

由此可以看出, 小型车的车长平均准确率在

90% 以上, 误差主要是角点坐标和参考线的计算误差带来的, 但其中误差较大的数据主要是由于小型面包车和越野车的车高大于 1.5 米所造成的; 中型车包含的种类较多, 但主要的两种车型的准确率均在 90% 以上; 大型车的平均准确率也在 90% 以上, 大卡车的准确率较低, 因为其车高 2.8 米, 与大型车计算参考的车高 3.5 米的偏差较大. 实际车型种类很多, 只用大中小型车代表所有车型, 其准确率有所下降, 如果能根据车高对车型进行更细致地分类, 则计算的准确度会更高.

表3 车长计算结果及误差  
Table 3 The errors of vehicle length computing

伪形状特征的长度 (m)	实际目测车型	对应理论值 (长×宽×高) (m × m × m)	计算车长 (m)	计算误差 (%)
13.21	小型车	$4.8 \times 1.8 \times 1.5$	5.41	12.7
12.42	小型车	$4.8 \times 1.8 \times 1.5$	4.62	3.8
13.15	小型车	$4.8 \times 1.8 \times 1.5$	5.23	9.0
11.67	小型车	$4.8 \times 1.8 \times 1.5$	4.63	3.5
13.51	小型车	$4.8 \times 1.8 \times 1.5$	5.42	13.0
12.60	小型车	$4.8 \times 1.8 \times 1.5$	5.41	12.7
12.34	小型车	$4.8 \times 1.8 \times 1.5$	5.00	4.2
22.95	面包车	$7.8 \times 2.3 \times 2.9$	8.51	9.1
20.04	依维柯	$5.9 \times 2.1 \times 2.6$	6.24	5.8
34.55	大客车	$12 \times 3.5 \times 3.8$	12.25	2.1
32.66	大客车	$12 \times 3.5 \times 3.8$	12.77	6.4
32.72	大卡车	$11 \times 2.5 \times 2.8$	12.25	11.4
32.44	大卡车	$11 \times 2.5 \times 2.8$	12.37	12.5
38.84	大货车	$14 \times 2.8 \times 3.0$	15.26	9.0

## 4 结论

测试表明, 基于车型聚类的交通流参数检测方法能够快速准确地对不同的 PTZ 摄像视频进行车型分类, 自适应性较强, 平均准确度为 96.9%; 能够从单 PTZ 摄像视频中, 获得车辆的长度和宽度, 计算车长的精度达到 90% 以上。

基于车型聚类的交通流参数检测方法可以根据车型聚类结果, 统计不同车型的车流量; 通过上述获得的车长、车宽和车高, 能够计算道路空间占用率; 因为基于图像中心的车速检测抗干扰能力强, 但其结果受车高影响较大, 通过上述方法获得车辆的车高, 进而提升车速检测的精度。

## References

- Gupte S, Masoud O, Martin R F K, Papanikolopoulos N P. Detection and classification of vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2002, **3**(1): 37–47
- Rad R, Jamzad M. Real time classification and tracking of multiple vehicles in highways. *Pattern Recognition Letters*, 2005, **26**(10): 1597–1607
- Kim Z W, Malik J. Fast vehicle detection with probabilistic feature grouping and its application to vehicle tracking. In: Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Nice, France: IEEE, 2003. 524–531
- Sidla O, Paletta L, Lypetsky Y, Janner C. Vehicle recognition for highway lane survey. In: Proceedings of the 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Washington D. C., USA: IEEE, 2004. 531–536
- Meng Xiao-Qiao, Hu Zhan-Yi. Recent progress in camera self-calibration. *Acta Automatica Sinica*, 2003, **29**(1): 110–124
- (孟晓桥, 胡占义. 摄像机自标定方法的研究与进展. *自动化学报*, 2003, **29**(1): 110–124)
- Li Bo, Dong Rong, Chen Qi-Mei. Automatic calibration method for PTZ camera. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2009, **32**(z1): 24–29  
(李勃, 董蓉, 陈启美. 路况 PTZ 摄像机自动标定方法. *北京邮电大学学报*, 2009, **32**(z1): 24–29)
- Ma Shuai, Tang Shi-Wei, Yang Dong-Qing, Wang Teng-Jiao. An incremental clustering algorithm for the topology adjustment of location databases. *Journal of Software*, 2004, **15**(9): 1351–1360  
(马帅, 唐世渭, 杨冬青, 王腾蛟. 一种用于位置数据库结构调整的增量聚类算法. *软件学报*, 2004, **15**(9): 1351–1360)
- Liu Ming, Wang Xiao-Long, Liu Yuan-Chao. A fast clustering algorithm for large-scale and high dimensional data. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(7): 859–866  
(刘铭, 王晓龙, 刘远超. 一种大规模高维数据快速聚类算法. *自动化学报*, 2009, **35**(7): 859–866)
- Liu Kai-Di, Liu Xin, Zhao Qi, Zhou Shao-Ling. An unsupervised learning algorithm based on classification weight and mass center driving. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(5): 526–531  
(刘开第, 刘昕, 赵奇, 周少玲. 基于分类权与质心驱动的无监督学习算法. *自动化学报*, 2009, **35**(5): 526–531)
- Ester M, Kriegel H P, Sander J, Xu X W. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Portland, USA: AAAI, 1996. 226–231
- Karypis G, Han E H, Kumar V. Chameleon: hierarchical clustering using dynamic modeling. *Computer*, 1999, **32**(8): 68–75
- Ertöz L, Steinbach M, Kumar V. Finding clusters of different sizes, shapes, and densities in noisy, high dimensional

data. In: Proceedings of the 3rd SIAM International Conference on Data Mining. San Francisco, USA: SIAM, 2003. 47–58

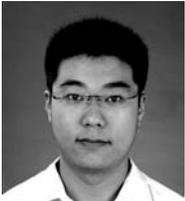
- 13 Zhou Xue, Hu Wei-Ming. Object contour tracking with fusion of color and incremental shape priors. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(11): 1394–1402

(周雪, 胡卫明. 融合颜色和增量形状先验的目标轮廓跟踪. 自动化学报, 2009, **35**(11): 1394–1402)

- 14 Jiao Bo, Li Guo-Hui, Wang Yan-Ming, Tian Hao. A method of shadow elimination for moving vehicle based on morphology. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(7): 838–840

(焦波, 李国辉, 汪彦明, 田昊. 一种基于形态学的运动车辆阴影消除方法. 自动化学报, 2008, **34**(7): 838–840)

- 15 Zhao Y, Karypis G. Empirical and theoretical comparisons of selected criterion functions for document clustering. *Machine Learning*, 2004, **55**(3): 311–331



**吴 聪** 南京大学电子科学与工程学院博士研究生. 主要研究方向为图像处理和机器学习.

E-mail: wucong1986@163.com

(**WU Cong** Ph.D. candidate at the School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University. His research interest covers image processing

and machine learning.)



**李 勃** 南京大学电子科学与工程学院讲师. 主要研究方向为图像处理和机器学习. 本文通信作者.

E-mail: liboee@nju.edu.cn

(**LI Bo** Lecturer at the School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University. His research interest covers image processing and machine learning. Corresponding author of this paper.)



**董 蓉** 南京大学电子科学与工程学院博士研究生. 主要研究方向为视觉监控、图像与视频处理.

E-mail: drwistaria@163.com

(**DONG Rong** Ph.D. candidate at the School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University. Her research interest covers visual surveillance, image and video processing.)



**陈启美** 南京大学电子科学与工程学院教授. 主要研究方向为视觉监控、图像与视频处理.

E-mail: chenqimei@nju.edu.cn

(**CHEN Qi-Mei** Professor at the School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University. His research interest covers visual surveillance, image and video processing.)

and machine learning.)