

# 基于跟踪算法和模糊推理的交通事件检测方法

朱文兴 刘晓亮 赵成龙

(山东大学控制科学与工程学院, 济南, 250061)

**摘要:** 针对高速公路交通事故容易引发大规模拥堵的问题, 提出了一种基于视频的快速检测算法, 实现了事件信息的快速反馈。首先利用平滑序列法获取背景, 并由背景差法获取前景。然后在使用凸包占有率对遮挡进行检测的基础上, 采用改进的卡尔曼滤波特征匹配跟踪算法对车辆进行跟踪。最后通过对交通流的速度和流量进行检测, 建立速度、流量与交通流状态之间的映射关系, 运用模糊推理方法判别交通事件的发生。实验结果证明, 本文提出的方法能有效地获取前景信息, 并能实时有效地对高速公路上的交通事件进行检测。

**关键词:** 基于视频; 卡尔曼滤波; 模糊推理; 交通事件检测

**中图分类号:** TP393      **文献标志码:** A

## Freeway Incident Detection Algorithm Based on Video Tracking and Fuzzy Inference

Zhu Wenxing, Liu Xiaoliang, Zhao Chenglong

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan, 250061, China)

**Abstract:** Aiming that highway incidents are apt to cause massive congestion, a video-based rapid detection algorithm for fast feedback event information is proposed. Firstly, the smoothing sequence method is used to get the background, and the background differencing method is utilized to obtain the foreground target. Secondly, using convex hull share on detecting occlusion, the car with the modified Kalman filter feature matching algorithm is tracked. Finally, through detecting the traffic flow speed and flow, the map relationships between speed, flow and the states of traffic flow is built. The fuzzy inference method is used to detect the traffic incident. Experimental results show that the method could obtain accurate prospect information, and it is applicable and high time-efficiency for traffic incident detection on the freeway.

**Key words:** video-based; Kalman filter; fuzzy inference; traffic incident detection

## 引 言

高速公路事件是指非周期发生且能够导致道路通行能力下降或交通需求不正常升高的事件, 包括车辆抛锚、货物散落、交通事故、道路维护和气候影响等。由于高速公路车辆行驶速度较快, 同时事件产

生的时间和地点不可预测,故高速公路发生事故时,后果较为严重,如不及时排除,易造成后继事故的发生。所以对高速公路交通事件进行快速检测、对事件信息进行管理和及时处理非常必要,同时也是智能交通系统的一个重要部分。关于交通事件的检测,近年来一直是国内外学者研究的热点。加州算法<sup>[1]</sup>主要是通过比较相邻检测站之间占有率来判断事件是否发生,但该算法对于每个检测地点的阈值难以精确标定;文献[2]提出的多目标事件检测算法整合和扩展了加州算法,采用平滑的占有率作为检测变量来减少误警率,对于大交通量环境,该算法的事件检测效果较好,然而在小交通量环境下效果并不理想。文献[3]提出的贝叶斯算法给定了一个有事件和无事件交通条件的先验概率,通过贝叶斯定理计算出期望后验概率以判断事件的发生,缺点是平均检测时间长、实时性差。麦克马斯特算法<sup>[4]</sup>基于突变理论,引入平均车速和占有率来检测事件的发生,由于该算法需要重新定义不同的地点和数据集,从而造成了较差的移植性。由于交通事件的发生具有不确定性、非线性,难以通过精准的数学模型进行描述,因此人工智能方法广泛运用在交通事件检测中。Abdulhai<sup>[5]</sup>用概率神经网络来进行事件检测;姜紫峰<sup>[6]</sup>等采用了一个4层结构的反向神经网络算法检测实测数据;陈维荣等<sup>[7]</sup>提出了基于支持向量机的交通事件检测方法,通过对数据库的分析研究获得支持向量机的参数;孙熙等<sup>[8]</sup>提出了一种基于 Boosting 模糊分类的交通事件检测方法,通过对样本数据的训练获得模糊规则。采用 boosting 方法赋予每个模糊规则权重,最后以加权投票方式进行分类决策。这类检测方法都存在着对真实的历史数据依赖性强、可移植性较差等缺点。为克服上述方法适用性差、时效性有待提高等缺点,本文以高速公路发生事件时交通流的变化特征为基础,采用数字图像处理技术、计算机视觉技术和模糊推理算法对交通事件进行判别。首先针对高速公路视频源,利用平稳序列法获取背景;然后通过背景差法获取前景;再次利用改进的卡尔曼滤波算法对道路上的车辆进行跟踪,同时对高速公路的交通流速度和流量进行获取;最后运用模糊推理算法建立流量、速度等参数与交通流状态间的模糊逻辑,针对交通流状态做出判别,从而完成交通事件的检测。

## 1 基于视频的事件检测算法

高速公路背景下与城市背景下的交通流特征有较大差异。在高速公路上,车辆的行驶速度较快,超车现象频频发生,利用传统的测速算法无法准确获取车速。此外,由于高速公路上大型车辆较多,车辆间的遮挡问题尤为严重,这对交通流参数的获取造成了严重的影响。为了准确获取高速公路交通流参数,本文提出了一种改进卡尔曼滤波跟踪算法。同时为提高事件的检测率,降低误报率,本文采用基于交通流参数的模糊推理算法来检测高速公路上的事件。

### 1.1 车辆提取与跟踪

#### 1.1.1 背景获取

提取背景的常用方法有多帧平均法、统计中值法和统计直方图法等,本文采用一种基于平稳序列搜索的背景提取法<sup>[9]</sup>,该算法对视频图像中提取背景图像有很好的效果。其基本思想是基于判别算法,针对图像的像素点提取连续时间上符合要求的平稳子集,设定此类子集为候选背景子集,取中值在变化范围邻域内元素数量最多的候选背景子集作为背景子集,由此实现背景初始化。具体方法如下。

(1)选取视频序列中的某  $N$  帧序列作为生成初始背景中提取序列,图像中的像素点包含  $N$  个观测值  $\{x_i | i=1, \dots, N\}$ 。定义一个初始长度为  $\omega$ , 允许像素值变化范围为  $\delta_{\max}$  的滑动可变窗口,利用滑动可变窗口搜索像素值排列的时间序列,选取变化范围在  $\delta_{\max}$  内的平稳子集作为背景候选序列:  $L = \{l_1, l_2, \dots, l_k\}$ 。

(2) 依据背景子序列的相似性,将训练序列上搜索得到的平稳序列划分为不同的子类,实际背景像素值将由包含平稳序列数最多的那部分子类得到。选取候选背景序列集合  $L = \{l_1, l_2, \dots, l_k\}$  中每个平稳序列的像素值中值  $S_j$ 。

(3) 由于背景序列的像素值在固定时间段内保持稳态。查找候选背景集合  $\{S_1, S_2, \dots, S_k\}$  中元素  $\delta_{\max}$  邻域范围内包含元素点数目最多的区域集合作为背景子集。背景子集提取公式为

$$SD_j = \frac{L_j}{\sigma_j^2} \quad 1 \leq j \leq k \quad (1)$$

式中:  $SD_j$  为提取得到的背景像素值;  $L_j$  为第  $j$  个子序列的长度;  $\sigma_j^2$  为第  $j$  个子序列的方差。采用基于平稳序列搜索的背景提取法可有效从视频中提取背景,获取的背景结果如图 1 所示。



图 1 平稳序列法获取高速公路背景图像结果

Fig. 1 Background result using smoothing sequence method

### 1.1.2 前景获取

在获取有效背景的基础上,采用背景差分法得到差分图像,计算过程为

$$f(x, y) = \begin{cases} 1 & |I_k(x, y) - B(x, y)| > T \\ 0 & |I_k(x, y) - B(x, y)| \leq T \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $f(x, y)$  为二值化前景图像,  $I_k(x, y)$  为第  $k$  帧图像中  $(x, y)$  坐标处灰度值,  $B(x, y)$  为背景图像中  $(x, y)$  坐标处灰度值,  $T$  为通过大津法<sup>[10]</sup>自适应获取的阈值。

在差分图像的基础上,采用轮廓查找法<sup>[11]</sup>获取单个运动目标区域,并对目标区域进行形态学处理<sup>[12]</sup>,从而获得较为完整和准确的前景图像。结果如图 2 所示。



(a) 背景差分图像  
(a) Background difference image

(b) 二值化图像  
(b) Binary image

图 2 形态学处理后的前景图像

Fig. 2 Foreground result using morphology process

1.1.3 基于卡尔曼滤波器的车辆跟踪

在获取前景图像的基础上,为了避免在多部车辆通过检测区域的过程中无法对不同帧内的车辆进行正确匹配,从而导致无法获取有效交通流参数的不良影响,需要在每一帧中实现前景目标的跟踪。运动目标跟踪<sup>[13]</sup>的本质是检测出图像序列中的动态目标,并建立这些动态目标之间的对应关系。为了实现前景目标的实时和有效跟踪,本文提出了一种改进的卡尔曼滤波跟踪算法<sup>[14]</sup>。卡尔曼滤波器<sup>[15]</sup>是一种利用线性系统状态方程,通过系统输入输出观测数据,对系统状态进行最优估计的算法。由于观测数据中包括系统噪声和干扰的影响,所以最优估计也可看作是滤波过程。针对跟踪目标,计算跟踪目标的系统状态向量  $x$  和观测向量  $z$ ,根据图像序列观察运动目标,在时间  $t$  上,针对状态向量  $x_k$ ,通过卡尔曼滤波器预测第  $k+1$  帧状态向量  $x_{k+1}$ ,从而进一步预测第  $k+1$  帧观测向量  $\hat{z}_{k+1}$ ,构成预测控制器。针对观测向量  $z_k$ ,通过观测得到的第  $k$  帧观测向量  $z_k$  来估计第  $k$  帧状态向量  $x_k$ ,然后预测  $x_{k+1}$  和  $\hat{z}_{k+1}$ ,进而利用预测的  $\hat{z}_{k+1}$  和观测得到的  $z_{k+1}$  作差,在满足最小均方误差准则下重新计算,修正滤波器参数,构成更新控制器。针对控制回环状态预测方程为

$$\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k \tag{3}$$

协方差预测方程为

$$P_k = AP_{k-1}A^T + Q \tag{4}$$

卡尔曼增益方程为

$$K_k = P_k H^T (HP_k H^T + R)^{-1} \tag{5}$$

状态更新方程为

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k + K(z_k - H\hat{x}_k) \tag{6}$$

协方差更新方程为

$$P_k = (1 - K_k H)P_k \tag{7}$$

本文选取车辆的质心  $(\bar{i}, \bar{j})$  和几何尺寸  $(l_x, l_y)$  作为运动目标跟踪匹配时的状态特征。

质心坐标为

$$\begin{cases} \bar{i} = \frac{m_{10}}{m_{00}} = \frac{\sum_{(i,j) \in X} i}{\sum_{(i,j) \in X} 1} \\ \bar{j} = \frac{m_{01}}{m_{00}} = \frac{\sum_{(i,j) \in X} j}{\sum_{(i,j) \in X} 1} \end{cases} \tag{8}$$

几何尺寸

$$\begin{cases} l_x = x_{rd} - x_{lu} \\ l_y = y_{rd} - y_{lu} \end{cases} \tag{9}$$

将前景目标的状态特征值代入式(3~7)进行预测与修正,通过不断地递归计算,对相邻帧之间的前景目标特征进行特征匹配,从而完成对前景目标的跟踪。卡尔曼滤波器工作原理如图3所示。

1.1.4 改进的卡尔曼滤波跟踪算法

为了有效解决车辆跟踪过程中的遮挡问题<sup>[16]</sup>,本文提出了一种改进的卡尔曼滤波跟踪算法。该算法首先利用基于凸包占有率<sup>[17]</sup>方法对车辆遮挡进行判别。凸包占有

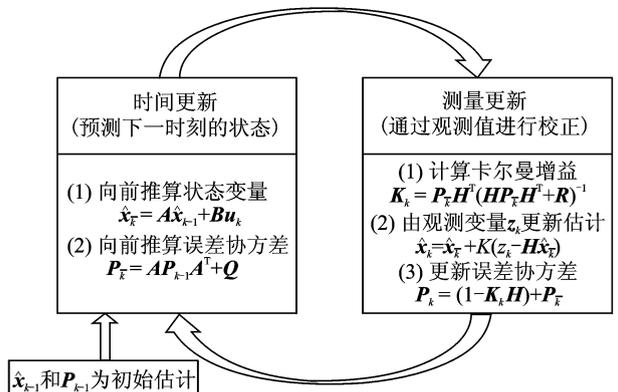


图3 卡尔曼滤波器工作原理图

Fig. 3 Working principle of kalman filter

有率为

$$\gamma_{\text{hull}} = \frac{n_q}{n_{\text{all}}} \quad (10)$$

式中:  $n_q$  为二值化图像中前景目标的像素点个数;  $n_{\text{all}}$  为整个凸包中的像素个数。当没有遮挡时, 前景目标的  $\gamma_{\text{hull}}$  值满足式(11), 当发生遮挡时, 由于车辆间的空隙,  $\gamma_{\text{hull}}$  会小于没有发生遮挡时  $\gamma_{\text{hull}}$  的值, 当前景目标的  $\gamma_{\text{hull}}$  值满足式(12)时, 则认为车辆之间发生遮挡。  $T_{\text{hull}}$  为实验获取的经验值。无遮挡状态与遮挡状态下的凸包轮廓对比如图 4 所示。

没有遮挡时

$$T_{\text{hull}} \leq \gamma_{\text{hull}} \leq 1 \quad (11)$$

发生遮挡时

$$\gamma_{\text{hull}} < T_{\text{hull}} \quad (12)$$



(a) 无遮挡状态下凸包轮廓

(b) 遮挡状态下凸包轮廓

(a) Convex hull outline without shade condition

(b) Convex hull outline in shade condition

图 4 无遮挡状态与遮挡状态下的凸包轮廓对比

Fig. 4 Comparison result of regular target and sheltered target

当检测到遮挡发生时, 首先停止对卡尔曼滤波器模型的更新, 避免把遮挡物引入模板, 造成跟踪误差。同时通过卡尔曼滤波器对被遮挡的前景目标进行预测跟踪<sup>[18]</sup>: 采用跟踪序列中该前景目标前一帧的预测值  $\hat{z}_k$  作为此帧的观测值  $z_k$ , 将卡尔曼滤波器中的预测值  $\hat{z}_{k+n}$  存入跟踪序列, 并记录观测序列中的观测值  $z_{k+m}$ 。当在检测区域内存在预测值和观测值满足式(13)时, 假设跟踪序列中的前景目标在第  $m$  帧重新匹配, 则

$$|F(\hat{z}_{k+n}) - F(z_{k+m})| < \epsilon \quad (13)$$

式中:  $F(\hat{z}_{k+n})$  为前景目标针对预测值  $\hat{z}_{k+n}$  的总体运动特征状态,  $F(z_{k+m})$  为前景目标针对观测值  $z_{k+m}$  的总体运动特征状态,  $\epsilon$  为实验获取的匹配阈值。

当存在可能匹配目标时, 在此后的  $i$  帧中, 仍采用预测值  $\hat{z}_{k+n+i}$  作为下一帧的观测值, 继续与实际观测值  $z_{k+m+i}$  进行对比。若预测值和观测值满足式(14), 则确认跟踪序列中的前景目标和观测序列中的前景目标匹配成功, 为遮挡前景目标, 恢复对其跟踪检测, 则

$$|F(\hat{z}_{k+n+i}) - F(z_{k+m+i})| < \epsilon \quad (14)$$

定义车辆通过检测区域所需时间的最大值为区域最大行驶时间, 记为  $t_m$ , 若在  $t_m$  内不存在预测值与观测值满足式(11), 则说明在有效区域内无成功匹配, 车辆已驶出有效区域, 在跟踪序列中删除该前景目标。改进的跟踪算法流程如图 5 所示。针对前景目标进行跟踪的结果如图 6 所示。改

进的跟踪算法不但能够对前景目标进行有效的跟踪，也能有效地解决车辆的遮挡问题，是一种适用性更强的跟踪算法。

### 1.2 参数获取及模糊判别

#### 1.2.1 交通流参数获取

在众多交通流参数中，速度、流量和占有率的变化能够更好地反映交通事件发生与否。本文将高速公路路段车辆的速度、流量以及它们的变化作为交通事件检测的参数。本文采用虚拟线圈法<sup>[19]</sup>获取上述参数，具体过程如下：

(1) 选定检测区域，当车辆质心进入检测区域时，开始对车辆进行跟踪，记录车辆编号 ID 和车辆进入检测区域的时间  $t_{start}$ ，并记录车量数  $n$ 。

(2) 当车辆在检测区域中运行时，利用跟踪算法保持对车辆的跟踪，车辆 ID 始终保持不变。

(3) 当车辆质心(矩心)离开检测区域时，检测此车的编号 ID，若与进入时刻记录的编号相同，则记录车辆进入检测区域的时间  $t_{end}$ ，结束对车辆的跟踪。

(4) 数据处理：通过标定换算得到车辆在检测区域经过的实际距离  $l$ ，其中路段交通流速度  $v$  和流量  $q$  由式(15~17)所得。路段单车速度

$$v_i = \frac{l_i}{T_{end} - T_{start}} \quad 1 \leq i \leq n \quad (15)$$

路段平均速度

$$v = \sum_{i=1}^n v_i / n \quad 1 \leq i \leq n \quad (16)$$

路段流量

$$q = n / \Delta t \quad (17)$$

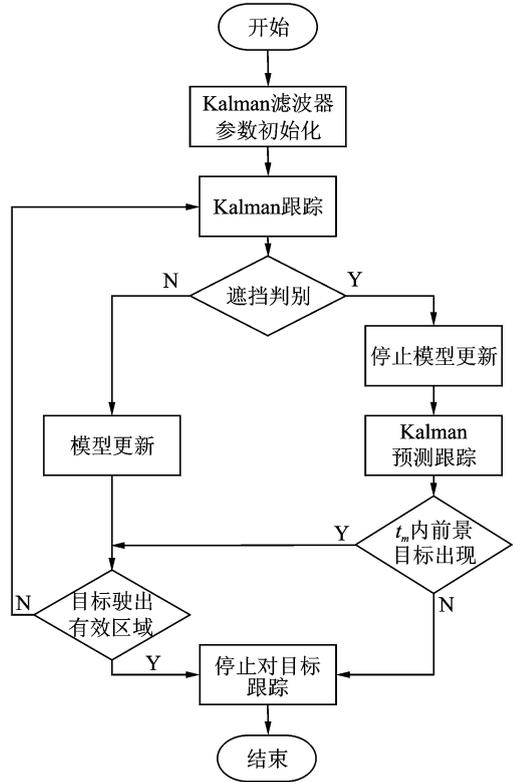


图 5 改进的跟踪算法流程图

Fig. 5 Improved tracking algorithm flowchart



图 6 车辆跟踪效果图

Fig. 6 Result of vehicle tracking

## 1.2.2 基于模糊推理的交通事件判别

采用模糊推理算法可以有效解决交通流状态检测这种界线模糊的问题。模糊推理算法<sup>[20]</sup>用连续的视角分析问题,通过隶属度来定量描述论域中的元素符合概念的程度。从而可以对模糊概念进行解析和处理。在非线性对象控制中,模糊推理算法具有较强的鲁棒性和可控性。为提高事件的检测率、降低误报率,本文构建两个模糊控制器,采用速度和速度的变化作为控制器1的输入,流量和流量的变化作为控制器2的输入,建立输入量与交通流状态间的模糊规则,通过对交通流状态的获取,对事件进行判别。首先为优化计算过程,将实际变化范围为 $[a, b]$ 的输入变量函数转换为变化范围在 $[-3, 3]$ 上的隶属度函数<sup>[21]</sup>,转换公式为

$$y = [6x - 3(a + b)] / (b - a) \quad (18)$$

高速公路车辆可能由于事故影响而出现异常高速,所以在制定隶属度函数时将模糊子集制定为 $\{\text{Small}, \text{Medium}, \text{Large}, \text{Very Large}\}$ ,根据高速公路具体速度标准以60 km/h和120 km/h为分界线,将60 km/h以下划为Small;120 km/h以上划为Very Large;40~90 km/h划为Medium;80~130 km/h划为Large。同时根据不同道路情况制定速度的变化、流量和流量的变化3个变化范围较小的输入量模糊子集为 $\{\text{Small}, \text{Medium}, \text{Large}\}$ 。由于输入量的变化是连续的,为了不失一般性,将隶属度函数取为梯形函数<sup>[22]</sup>,由此判断交通流状态的隶属函数如图7,8所示。

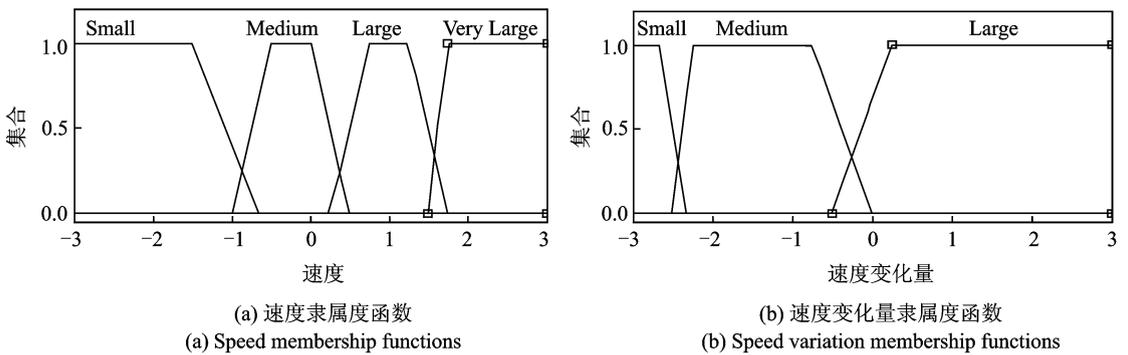


图7 速度及速度的变化作为输入的隶属度函数

Fig. 7 Input membership functions of speed and speed variation

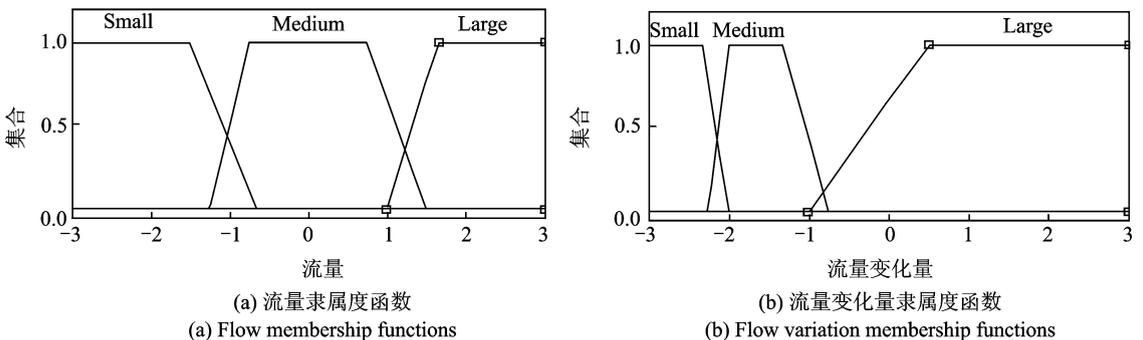


图8 流量及流量的变化作为输入的隶属度函数

Fig. 8 Input membership functions of traffic flow and flow variation

根据高速公路交通事件发生时交通流速度和流量的变化特征,总结交通流速度及速度变化、流量及流量变化与交通流状态之间的对应关系,建立模糊规则,如表 1,2 所示。

表 1 速度及速度的变化针对交通流状态的模糊规则

**Tab. 1 Fuzzy rules between speed and traffic flow**

速度的变化	速度			
	Small	Medium	Large	Very large
Small	Abnormal	Normal	Normal	Abnormal
Medium	Abnormal	Normal	Normal	Abnormal
Large	Abnormal	Abnormal	Abnormal	Abnormal

表 2 流量及流量的变化针对交通事件发生的模糊规则

**Tab. 2 Fuzzy rules between flow and traffic flow**

流量的变化	流量		
	Small	Medium	Large
Small	Abnormal	Normal	Abnormal
Medium	Abnormal	Normal	Abnormal
Large	Abnormal	Abnormal	Abnormal

令  $A_m$  和  $B_n$  分别表示速度及速度的变化,  $S$  表示交通流状态,那么模糊规则可以表述为:当速度为  $A_m$  且速度的变化为  $B_n$ ,输出结果为  $C$ 。分别采用  $C_N$  和  $C_A$  表示模糊输出的正常交通流状态和异常交通流状态。根据输入的交通流参数和模糊规则,采用式(19,20)判断交通事件是否发生,则

$$S_N = \sum_{i=1}^4 \mu_i = \sum_{i=1}^4 A_m(v) \times B_n(v') \quad (19)$$

$$S_A = \sum_{j=1}^8 \mu_j = \sum_{j=1}^8 A_m(v) \times B_n(v') \quad (20)$$

式中:  $A_m(v)$  为速度  $v$  关于语言值  $A_m$  的隶属度;  $B_n(v')$  为速度的变化  $v'$  针对  $B_n$  的隶属程度;  $i$  为正常状态与速度的映射关系,  $j$  为异常状态与速度的映射关系;  $\mu_i = A_m \times B_n$  为输出针对第  $i$  条模糊规则设定交通状态的隶属程度。  $S_N$  为输出状态对正常于交通流状态的隶属程度;  $S_A$  为输出状态对异常于交通流状态的隶属程度。若  $S_N$  大于  $S_A$  则输出  $C_N$ , 为正常交通流状态; 若  $S_N$  小于  $S_A$  则输出  $C_A$ , 为异常交通流状态。针对流量及其变化, 判别公式为

$$S_N = \sum_{i=1}^2 \mu_i = \sum_{i=1}^2 D_m(q) \times E_n(q') \quad (21)$$

$$S_A = \sum_{j=1}^7 \mu_j = \sum_{j=1}^7 D_m(q) \times E_n(q') \quad (22)$$

式中:  $D_m(q)$  为流量  $q$  关于语言值  $D_m$  的隶属度;  $E_n(q')$  为流量的变化  $q'$  针对  $E_n$  的隶属程度;  $i$  为正常状态与流量的映射关系,  $j$  为异常状态与流量的映射关系;  $\mu_i = D_m \times E_n$  为输出针对第  $i$  条模糊规则在设定交通状态下的隶属程度。通过式(19~22)可由输入变量确定交通流状态,从而为判别交通事件发生提供有效的依据。采用仿真得到模糊控制折线图如图 9 所示,图中交通流状态为 1 表示正常, -1 表示异常。通过基于速度和速度变化-交通流状态、流量和流量变化-交通流状态两个模糊控制器,可以确定交通流状态,进而判别事件的发生<sup>[23]</sup>。定义从检测到交通流状态异常到确认事件发生所需的时间为事件确立时间,记为  $t_q$ 。当检测到任一模糊推理机输出的交通流状态异常时,做出交通流异常的假设;当两

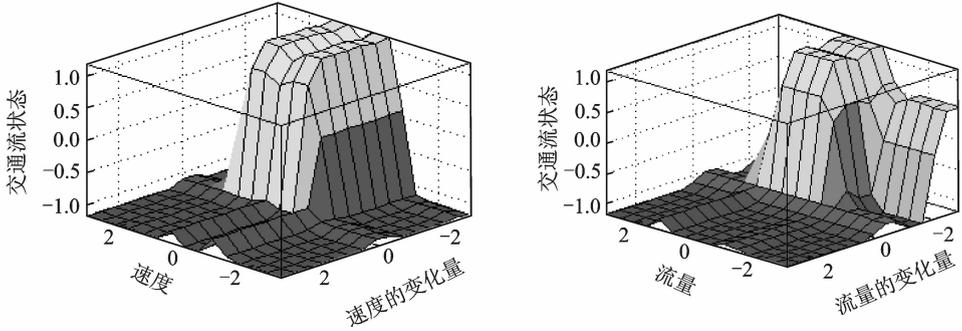


图9 针对速度及速度变化、流量及流量变化的模糊控制折线图

Fig. 9 Fuzzy control line chart based on speed and flow

模糊推理机同时输出异常的交通流状态时,针对假设做出结论,确定交通流的异常状态。若交通流在  $t_0$  时间段内持续保持异常状态,则作出有交通事件发生的结论,从而对高速公路交通事件进行检测与判别。

## 2 实验结果分析

考虑到高速公路交通事件样本不易获取,而城市道路交通流在瓶颈的作用下发生交通事件与高速公路在事故作用下发生交通事件的特征相似。因此采用城市道路交通事件进行实验,验证本文提出的交通事件检测算法。通过对实验路段车辆正常行驶和发生事件时的交通流取样测试,分别获取正常交通流与异常交通流对应的速度和流量变化范围,并依此制定隶属度函数和模糊规则,得到针对城市道路交通事件的模糊控制器。以此为基础,取经十路千佛山路至舜耕路路段交通流视频对城市道路交通事件进行检测,得到的事件检测结果如表3所示。

表3 实验路段事件检测结果

Tab. 3 Results of traffic incident detection

检测事件	事件发生	检测时间/s	检测事件	事件发生	检测时间/s	检测事件	事件发生	检测时间/s
是	是	26	是	是	27	是	是	29
是	是	28	是	是	26	是	是	28
是	是	28	是	是	28	是	是	31
是	是	27	是	是	27	是	是	26
是	是	24	是	是	28	否	是	
是	是	26	是	是	30	是	是	28
是	是	28	是	是	28	是	是	27
是	是	30	是	是	26	是	是	29
是	是	29	是	是	27	是	是	30
否	是		是	是	28	是	是	26

本样本实际发生交通事件数为30个,算法检测到的交通事件数为28个,误检交通事件数为0个,由此得到算法的检测率为93.3%,误报率为0%,同时将28次检测时间加和求平均,得到算法平均检测

时间为 27.6 s<sup>[24]</sup>。为保证实验结果的准确性,另取经十路、山大路至燕子山路路段,经十路、历山路至山师东路路段,山大路、经十路至文化东路路段,山大路、和平路至解放路路段早 9:00~11:00,下午 14:00~16:00 视频,以信号灯交通事件作为检测标准进行实验,实验结果如表 4 所示。

表 4 城市道路交通事件算法检测结果

Tab. 4 Results of urban road traffic incident detection algorithm

拍摄路段	实发事件数	检测事件数	误检事件数	检测率/%	误报率/%	平均检测时间/min
1	30	28	0	93.3	0	0.46
2	32	30	0	93.8	0	0.44
3	34	31	0	91.2	0	0.45
4	46	43	0	93.4	0	0.47
5	42	39	0	92.9	0	0.45
算法检测结果	183	170	0	92.9	0	0.46

通过对表 1 数据进行统计,得到算法的检测率、误报率和平均检测时间分别为 93%,0%和 0.46 min,与常用的交通事件检测算法的性能指标<sup>[25]</sup>对比结果如图 10 所示。

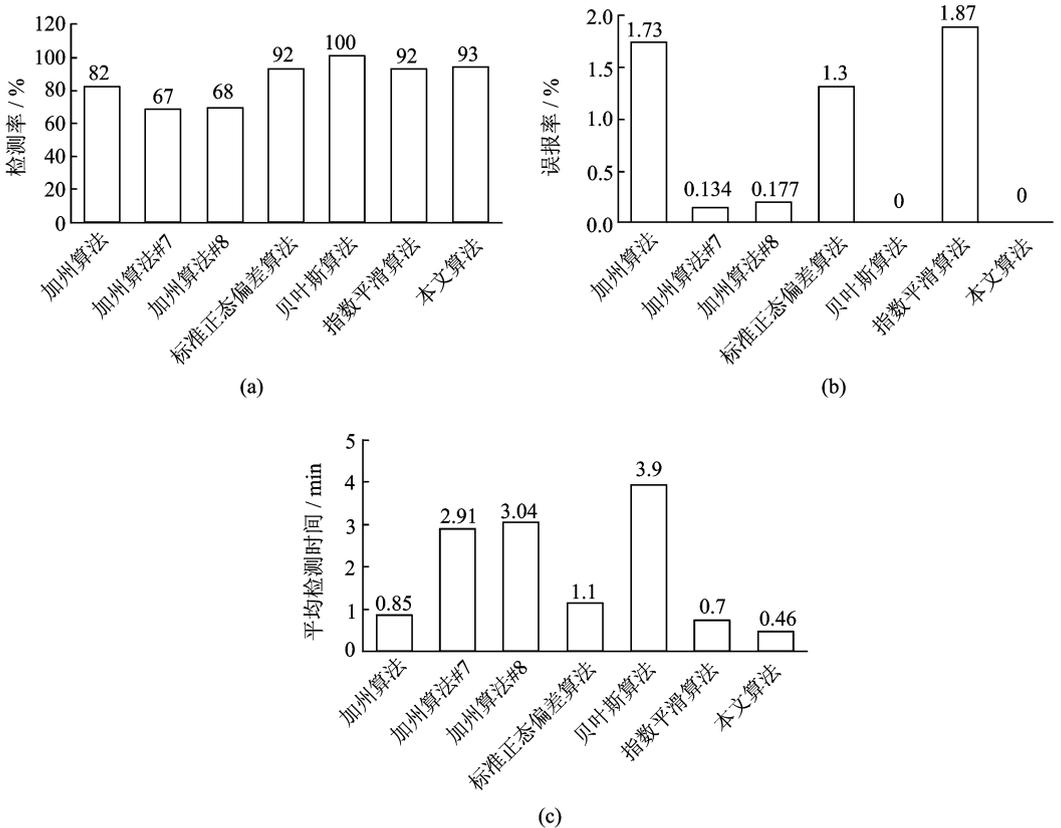


图 10 交通事件检测算法性能比较图

Fig. 10 Comparison chart for traffic incident detection algorithm performance

由实验结果可知,与其他方法相比,本文提出的检测算法不但检测率较高,误报率极低,而且具有很强的实时性,是一种快捷有效的交通事件检测方法。

### 3 结束语

本文提出一种基于对视频图像进行处理来获取交通流参数,并利用模糊推理进行高速公路事件检测的算法。该算法通过对通行车辆逐一进行跟踪检测,获取更为准确的交通流参数,从而提高事件检测的准确性,同时基于视频的检测方法可以很大程度上提高算法速率,快速检测出高速公路上发生的交通事件和事件发生的地点,及时提交有效报警信号,具有良好的鲁棒性、精确性和实时性。但是该算法获取速度的精确度还有待提高,对于夜间事件的检测仍不完善,在下一步的工作中可对视频检测算法作进一步深入分析并予以改进,使系统更加实用。

#### 参考文献:

- [1] Karim A, Adeli H. Fast automatic incident detection on urban and rural freeways using wavelet energy algorithm[J]. Journal of Transportation Engineering, 2003,129(1):57-68.
- [2] Patwa P, Dutta R. Joint modeling of mobility and communication in a V2V network for congestion amelioration[C]//Computer Communications and Networks, Proceedings of 16th International Conference on IEEE. [S.l.]: IEEE, 2007:575-582.
- [3] Zhang K, Taylor M A P. Effective arterial road incident detection: A Bayesian network based algorithm[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2006,14(6):403-417.
- [4] Ritchie S G, Cheu R L. Simulation of freeway incident detection using artificial neural networks[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 1993,1(3):203-217.
- [5] Abdulhai B, Ritchie S G. Enhancing the universality and transfer ability of freeway incident detection using a Bayesian-based neural network[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 1999,7(5):261-280.
- [6] 姜紫峰,刘小坤.基于神经网络的交通事件检测算法[J].西安公路交通大学学报,2000,20(3):67-70.  
Jiang Zifeng, Liu Xiaokun. Traffic incident detection algorithm based on neural network[J]. Journal of Xi'an Highway University, 2000, 20(3):67-70.
- [7] 陈维荣,关佩,邹月嫻.基于SVM的交通事件检测技术[J].西南交通大学学报,2011,46(1):63-67.  
Chen Weirong, Guan Pei, Zou Yuexian. Automatic incident detection technology based on SVM[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2011, 46(1):63-67.
- [8] 孙熙,李夏苗.基于boosting算法的交通事件检测[J].交通运输系统工程与信息,2007,7(5):37-41.  
Sun xi, Li Xiamiao. Traffic incident detection based on boosting method [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2007, 7(5):37-41.
- [9] 李志慧,张长海,曲昭伟,等.交通流视频检测中背景初始化算法[J].吉林大学学报:工学版,2008,38(1):148-151.  
Li Zhihui, Zhang Changhai, Qu Zhaowei, et al. Background initialization algorithm based on traffic flow video detection [J]. Journal of Jilin University: Engineering Science, 2008, 38(1): 148-151.
- [10] 郝颖明,朱枫.2维Otsu自适应阈值的快速算法[J].中国图象图形学报:A辑,2005,10(4):484-488.  
Hao Yingming, Zhu Feng. A fast algorithm for two dimensional Otsu adaptive threshold [J]. Chinese Journal of Image and Graphics: Series A, 2005, 10(4):484-488.
- [11] Liu H, Wang X. A vehicle contours detection method based on openCV[J]. Science Technology and Engineering, 2010,12:44.
- [12] Schreuderl R, BaayemE R H. Modeling morphological 6 processing[C]//Morphological Aspects of Language Processing. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum, 2013:131.
- [13] Jazayeri A, Cai H, Zheng J Y, et al. Vehicle detection and tracking in car video based on motion model[J]. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 2011,12(2):583-595.
- [14] 赵莉,陈泉林.基于Kalman滤波器的车辆检测与跟踪系统的实现[J].电子测量技术,2007,30(2):165-168.

- Zhao Li, Chen Quanlin. Implementation of vehicle detection and tracking system based on Kalman filter [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2007, 30(2): 165-168.
- [15] Mbalawata I S, Särkkä S, Vihola M, et al. Adaptive metropolis algorithm using variational Bayesian adaptive Kalman filter [J]. *Computat Statist Data Anal*, 2015, 83:101-105.
- [16] 刘亚, 艾海舟. 一种基于背景模型的运动目标检测与跟踪算法[J]. *信息与控制*, 2002, 31(4): 315-319.  
Liu Ya, Ai Haizhou. An algorithm for detecting and tracking of moving object based on background modeling [J]. *Information and Control*, 2002, 31(4): 315-319.
- [17] 熊昌镇, 任建新, 李正熙. 一种基于轮廓的车辆遮挡检测与分割方法[J]. *系统仿真学报*, 2009, 21(1): 75-82.  
Xiong Changzhen, Ren Jianxin, Li Zhengxi. A method for the detection and segmentation of vehicle occluding based on contours[J]. *Journal of System Simulation*, 2009, 21(1): 75-82.
- [18] 李晶, 范九伦. 一种基于卡尔曼滤波的运动物体跟踪算法[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(8): 2162-2164.  
Li Jing, Fan Jiulun. A moving object tracking algorithm based on kalman filter[J]. *Application Research of Computers*, 2010, 27(8): 2162-2164.
- [19] 王坤峰, 李镇江, 汤淑明. 基于多特征融合的视频交通数据采集方法[J]. *自动化学报*, 2011, 37(3): 322-330.  
Wang Kunfeng, Li Zhenjiang, Tang Shuming. Video traffic data collection method based on multi-feature fusion[J]. *Journal of Automation*, 2011, 37(3): 322-330.
- [20] Jantzen J. *Foundations of fuzzy control: A practical approach*[M]. Chichester: John Wiley & Sons, 2013.
- [21] 马红伟. 基于模糊逻辑的高速公路交通事件检测算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2007.  
Ma Hongwei. A study on fuzzy-logic-based freeway incident detection algorithm[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2007.
- [22] Wang L X. *Adaptive fuzzy systems and control: Design and stability analysis*[M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall Inc., 1994.
- [23] 庄斌, 杨晓光, 李克平. 道路交通拥挤事件判别准则与检测算法[J]. *中国公路学报*, 2006, 19(3): 82-86.  
Zhuang Bin, Yang Xiaoguang, Li Keping. Road traffic congestion incident criterion and detection algorithm[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2006, 19(3): 82-86.
- [24] Adeli H, Samant A. An adaptive conjugate gradient neural network-wavelet model for traffic incident detection[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2000, 15(4): 251-260.
- [25] 史新宏, 蔡伯根. 高速公路自动事件检测算法[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2001, 1(4): 306-310.  
Shi Xinhong, Cai Bogen. Freeway automatic incident detection algorithm [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2001, 1(4): 306-310.

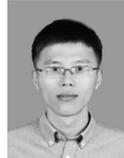
## 作者简介:



朱文兴(1971-),男,教授,硕士生导师,研究方向:智能交通系统及理论建模,E-mail: zhuwenxing@sdu.edu.cn.



刘晓亮(1990-),男,硕士研究生,研究方向:智能交通系统视频图像处理。



赵成龙(1990-),男,硕士研究生,研究方向:模式识别与图像处理。

