

# 基于车辆积压长度的高速公路交通事件检测算法\*

李翠<sup>1</sup>, 李雪<sup>2</sup>

(1.江西交通职业技术学院 信息工程系, 江西南昌 330013; 2.长安大学 电子与控制学院, 陕西 西安 710064)

**摘要:** 为了准确、快速地检测高速公路上发生的交通事件, 提出一种基于车辆积压长度的检测算法, 该方法利用上、下游检测点同步采集的交通流量实时估计检测点之间的车辆积压长度, 并以车辆积压长度的移动平均值作为特征指标来实时检测交通事件。仿真分析结果表明, 该特征指标对交通事件敏感, 所提算法具有检测率高、误检率低和检测时间短的优点, 具有良好的检测性能。

**关键词:** 交通安全; 交通事件; 车辆积压长度; 检测算法; 高速公路

中图分类号: U491.3

文献标志码: A

文章编号: 1671-2668(2021)01-0021-03

在城市快速路或高速公路上偶尔会发生车辆碰撞和抛锚、道路施工、货物撒落等交通事件, 轻则引发道路短暂性拥挤, 重则中断交通流、阻塞交通。为减少交通延误、保障道路安全, 需准确、快速地检测交通事件。许多学者基于模式识别、统计分析和人工智能等理论对交通事件检测展开研究。模式识别法的典型代表是加州算法及其改进算法, 其存在阈值取值困难、误报率高等问题。统计分析法一般分为两类, 一类包括正态偏差法及其改进算法, 这类算法一般只考察单一的统计特征属性, 容易造成误检; 另一类统计算法结合人工智能, 如支持向量机(SVM)分类算法和贝叶斯分类算法, SVM 分类算法依赖于核函数的选择, 贝叶斯算法则存在计算复杂、泛化能力不强等问题。在人工智能领域, 有些学者基于模糊逻辑、神经网络来检测交通事件, 这类算法虽然能较有效地区分常规拥堵和交通事件, 但模糊逻辑方法非常依赖专家经验知识来确定模糊隶属参数, 神经网络模型存在缺乏有效样本集、权值和阈值参数难以准确设置及收敛速度慢等问题。总体而言, 基于模式识别的算法准确性较差, 而基于统计分析和人工智能的算法较复杂, 且依赖先验知识。为此, 该文提出一种基于车辆积压长度的高速公路交通事件检测算法, 利用上、下游检测点同步采集的交通流量实时估计两个检测点之间的车辆积压长度, 以车辆积压长度的移动平均值作为检测交通事件的特征指标, 并采用 VISSIM 进行交通事件仿真分析, 验证该算法的检测性能。

## 1 车辆积压长度

表征交通流特性的常用参数主要有速度、流量和密度, 其在道路交通信息采集系统中分别对对应行车速度、交通流量和时间占有率。发生交通事件时, 这些参数会发生相应变化。一般情况下, 交通事件发生在两个检测点(即上、下游检测点)之间。为及时准确地检测交通事件, 利用上、下游检测点采集的交通参数构建敏感性高的特征指标。

假设在上、下游检测点同步进行连续的数据采集, 选择时刻  $t$  之前的某个时刻  $t_0$  作为起始时刻估计时间长度为  $(t - \tau - t_0)$  的同一交通流在上、下游检测点之间的车辆积压长度:

$$L(t) = Q_1[t_0 : (t - \tau)] - Q_2[(t_0 + \tau) : t] \quad (1)$$

式中:  $Q_1[t_0 : (t - \tau)]$  为上游检测点从时刻  $t_0$  到  $t - \tau$  的交通流量, 即输入检测路段的交通流量;  $Q_2[(t_0 + \tau) : t]$  为下游检测点从时刻  $t_0 + \tau$  到  $t$  的交通流量, 即输出检测路段的交通流量;  $t_0$  为起始时刻;  $\tau$  为时延。

若  $\tau$  恰好等于无交通事件发生时车辆在检测路段上的通行时间, 则  $L(t) = 0$ , 即输入和输出的交通流为同一交通流。由于行车速度的波动性和采集数据的离散性, 不存在唯一确定的  $\tau$  使输入和输出的交通流完全相同,  $L(t)$  也会发生波动。无交通事件发生时,  $\tau$  的合理取值应使  $L(t)$  的均值接近于零。若发生交通事件, 则由于输入的车辆不能及时驶出

\* 基金项目: 江西省教育厅科学技术研究项目(191325); 江西省交通运输厅科技项目(2020X0012); 西安市科技计划项目(201805045YD23CG29(7))

检测路段,  $L(t)$  会急剧增大。因此, 根据  $L(t)$  的变化情况可及时判断是否发生交通事件。

由于式(1)给出的  $L(t)$  存在波动幅度较大的特点, 进一步对其取移动平均, 得:

$$M(t) = \text{mean}[L(t-t_l) : t] \quad (2)$$

式中:  $\text{mean}()$  表示取平均值;  $[L(t-t_l) : t]$  为时刻  $t-t_l$  到  $t$  之间的车辆积压长度;  $t_l$  为常数, 使参与  $M(t)$  计算的数据个数为  $t_l+1$ 。

由于  $M(t)$  比  $L(t)$  更平滑, 选用  $M(t)$  作为交通事件检测的特征指标。

## 2 仿真分析

### 2.1 仿真参数

以长度为 3 km 的某双车道高速公路路段为例进行 VISSIM 仿真分析, 该路段的最高和最低限速分别为 120、60 km/h。在距输入端和输出端各 1 km 处分别设置上、下游检测点, 并假设交通事件发生在距上游检测点 0.4 km 处。设置局部路径将外侧车道临时关闭, 以模拟交通事件的发生。仿真时间设定为 10 800 s, 并假设交通事件从第 3 600 s 开始, 共持续 3 600 s。两个检测点的采样频率均为 20 s, 同步采集平均速度、交通流量和时间占有率 3 种交通参数。

### 2.2 典型分析

将输入的交通流量设定为 2 000 veh/h 来分析交通参数的典型变化特征, 上、下游检测点采集的交通参数时间序列见图 1~3。

由图 1 可知: 1) 上游检测点的平均速度刚开始在高位平稳波动, 但从第 5 000 s 开始大幅下降并转换到低位平稳波动, 直到第 7 800 s 才开始恢复高位平稳波动。2) 除第 3 600 s 处的平均速度出现奇异

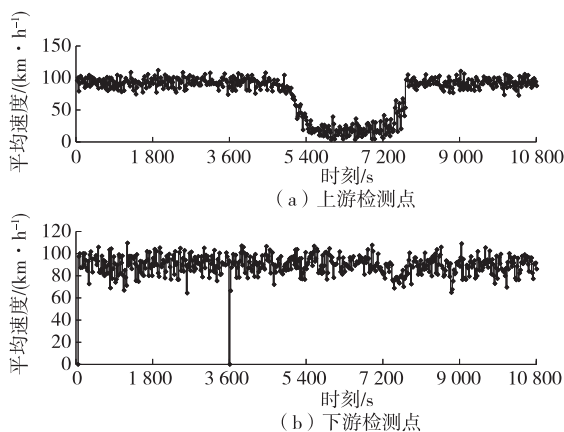


图 1 上、下游检测点平均速度时间序列

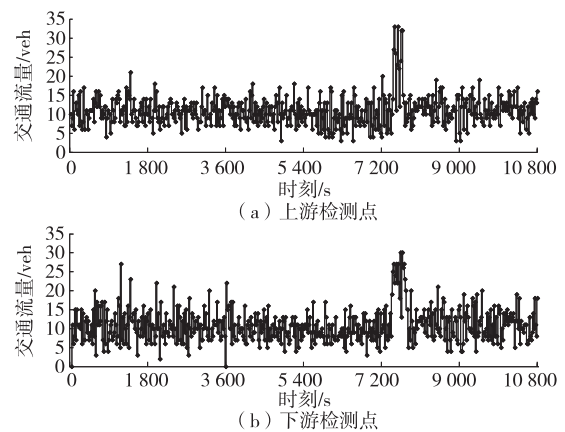


图 2 上、下游检测点交通流量时间序列

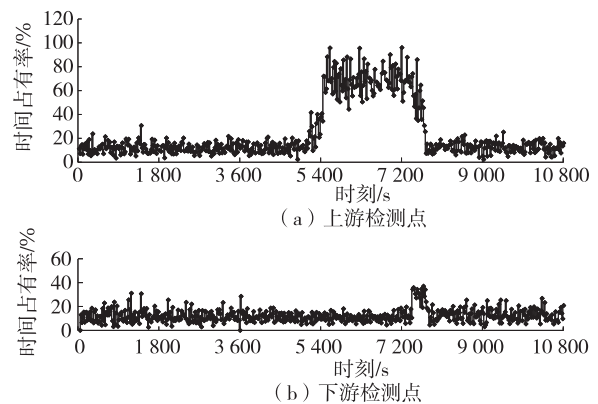


图 3 上、下游检测点时间占有率时间序列

外(可视作噪声), 下游检测点的平均速度基本在高位平稳波动。可见, 交通事件对上游检测点平均速度的影响较大, 对下游检测点平均速度的影响很小。这是由于交通事件造成的通行瓶颈会使上游检测点的车辆通行缓慢, 但不会影响下游检测点的车辆保持快速通行。因此, 尽管可根据上游检测点的平均速度变化判断交通事件的发生, 但平均速度的明显变化会比交通事件的发生时间滞后约 1 400 s。

由图 2 可知: 上、下游检测点的交通流量均在第 7 200~7 800 s 短暂升高, 而在其他时间保持较平稳的波动, 这种交通流量的短暂升高是由交通堵塞解除后积压车辆快速通行造成的。下游检测点交通流量短暂升高的持续时间比上游检测点略长, 说明堵塞车辆的排队长度已延伸到上游检测点之外。可见, 交通事件不会使检测点的交通流量发生非常明显和及时的变化。

由图 3 可知: 1) 上游检测点的时间占有率(简称占有率)刚开始在低位平稳波动, 但从第 5 000 s 开始大幅上升并切换到高位平稳波动, 直到第 7 800 s 才开始恢复低位平稳波动。2) 除第 7 200~7 800

s 占有率短暂升高外,下游检测点的占有率均在低位平稳波动,下游检测点占有率的短暂升高是由交通事件结束导致积压的车辆快速通过造成的。尽管可根据上游检测点的占有率变化判断交通事件的发生,但占有率的明显变化会比交通事件的发生时间滞后约 1 800 s。

根据式(1)和式(2),取时延  $\tau=40$  s(等于 2 倍采样间隔),并取  $t_i=120$  s(等于 6 倍采样间隔),得到积压长度  $L(t)$  及其移动平均值  $M(t)$ (见图 4)。由图 4(a)可知:1) 积压长度刚开始在低位平稳波动,然后在第 3 600 s 快速增加至高位波动,并且在第 7 200 s 快速回落至低位重新开始平稳波动。根据图 4(a)可判断有交通事件发生,而且积压长度的明显变化仅比交通事件的发生时间滞后约 600 s。图 4(b)中曲线变化与图 4(a)整体类似,但图 4(b)给出的积压长度移动平均值在各时刻的波动幅度更小,整体更平滑,有利于合理确定阈值以判断交通事件的发生。

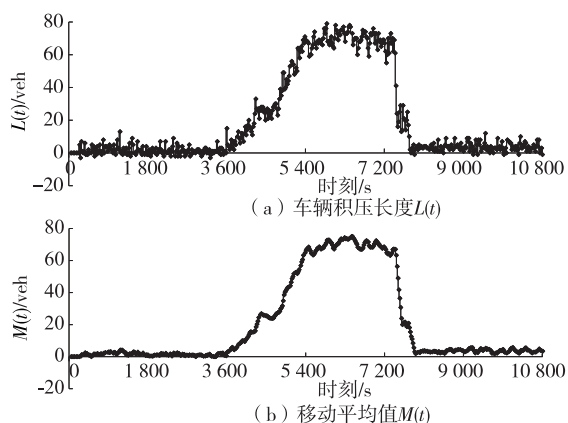


图 4 车辆积压长度估计值与移动平均值时间序列

综上,图 1(a)、图 3(a)和图 4(a)、(b)均可用于交通事件检测。相比之下,图 4(a)、(b)对交通事件更敏感,曲线的明显变化发生更快。由于图 4(b)的曲线比图 4(a)整体上更平滑,有利于设定阈值来实现交通事件的自动检测,故判断积压长度移动平均值是一个很好的检测交通事件的特征指标。

### 2.3 统计分析

根据 2.2 节的分析,采用式(2)给出的积压长度移动平均值  $M(t)$  作为检测交通事件的特征指标。报警条件设定为:若连续 3 个采样时刻  $t-40$ 、 $t-20$  和  $t$ (采样间隔为 20 s)的特征指标  $M(t)$ 、 $M(t-20)$ 、 $M(t-40)$  均超过前面 20 个连续时刻的特征指标最大值  $\max(M[(t-440):(t-60)])$  的 30%,

则在  $t$  时刻报警。

采用检测率(Detection Rate, DR)、误报率(False Alarm Rate, FAR)和平均检测时间(Average Detection Time, ADT)3 个性能指标来验证上述算法的有效性,并与经典的加州算法进行对比。分别模拟低饱和交通(1 000 veh/h)、中饱和交通(2 000 veh/h)和高饱和交通(3 000 veh/h)3 种交通环境,各进行 100 次仿真分析,结果见表 1。

表 1 文中算法与加州算法的性能指标

交通环境	检测算法	DR/%	FAR/%	ADT/min
低饱和	文中算法	98.0	1.82	3.76
	加州算法	75.1	14.20	6.58
中饱和	文中算法	100.0	1.56	3.23
	加州算法	81.3	11.70	6.12
高饱和	文中算法	100.0	1.44	3.42
	加州算法	85.9	10.90	6.27

由表 1 可知:文中算法在 3 种交通环境下的检测率均很高,同时具有较低的误检率和平均检测时间。相比之下,加州算法的检测率较低,误检率较高且平均检测时间较长。可见,文中算法具有良好的检测效果。

## 3 结论

(1) 相比平均速度、交通流量和时间占有率,车辆积压长度移动平均值对交通事件更敏感,能在更短的时间内发生明显变化,且其物理意义明确、计算简单。

(2) 基于车辆积压长度的交通事件检测算法以车辆积压长度移动平均值作为特征指标来检测交通事件,在不同交通环境下均具有较高的检测率、较低的误检率和较短的检测时间,具有良好的检测性能。

## 参考文献:

- [1] 龙琼,胡列格,张谨帆,等.基于尖点突变理论模型的交通事故检测[J].土木工程学报,2015,48(9):112-116.
- [2] PAYNE H J, HELFENBEIN E D, KNOBEL H C. Development and testing of incident detection algorithms [R]. Washington D C: Federal Highway Administration, 1976.
- [3] DUDEK C L, MESSER C J, NUCKLES N B. Incident detection on urban freeways[R]. Washington D C: Transportation Research Board, 1974:12-24.
- [4] TANG S, GAO H. Traffic incident detection algorithm based on nonparametric regression[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2005, 6(1):

城的大街小巷,超速、闯红灯、闯机动车道,甚至一边开车一边打电话,更是增加了大学城的交通安全隐患。目前已有不少大大小小的交通事故发生,部分学校已对进入校园的外来车辆进行了管控,但校园外围公路的管制措施、设备和设施还有待进一步加强。如在道路上增设限速标志、在路口增设测速设备,必要时在行人活动高峰期设置志愿者及交通管理人员,相关部门还可以和高校联合进行宣传教育活动,从而减少交通事故的发生。

## 5 结语

该文以上海海湾大学城为对象,采用自主行驶法采集到 496 464 条数据,经过处理得到有效数据 473 665 条,从中提取 2 880 个有效运动学片段,将各片段特征值通过主成分分析、K-means 聚类分析和皮尔逊相关系数法比较得到 1 941 s 的汽车行驶工况。上海海湾大学城私人用车具有平均速度高且匀速行驶比例大、加速和减速比例及怠速比例相对较小等特点,与主城区的汽车行驶工况和欧洲 NEDC 标准有较大差异。结合工况特征与交通安全法分析,大学城的交通存有一定安全隐患,建议除学校以外的交通管理部门加强对大学城周边道路的交通管制,预防交通事故的发生。

## 参考文献:

- [1] 蔺宏良,余强,张雪莉.市区道路车辆行驶工况研究进展[J].机械科学与技术,2014,33(2):282-288.
- [2] 田宇,朱建军,周博雅.太原市轻型车实际行驶工况构建[J].汽车技术,2018(3):51-55.
- [3] 张翠平,王铁,徐妙侠,等.内燃机排放与控制[M].北京:机械工业出版社,2013.
- [4] 胡志远,秦艳,谭丕强,等.基于大样本的上海市乘用车行驶工况构建[J].同济大学学报(自然科学版),2015,43(10):1523-1527.
- [5] FOTOUHI A, MONTAZERIGH M. Tehran driving cycle development using the K-means clustering method [J]. Scientia Iranica, 2013, 20(2): 286-293.
- [6] 石琴,仇多洋,周洁瑜.基于组合聚类法的行驶工况构建与精度分析[J].汽车工程,2012,34(2):164-169.
- [7] 李宁.城市道路车辆行驶工况的构建与研究[D].保定:河北农业大学,2013.
- [8] 黄友友,程勇,李闯.基于车辆能耗状态的济南市道路行驶工况构建[J].西南交通大学学报,2012,47(6):899-995.
- [9] MATJAZ Knez, TARIQ Muneer, BORUT Jereb, et al. The estimation of a driving cycle for Celje and a comparison to other European cities [J]. Sustainable Cities and Society, 2013, 11: 56-60.
- [10] 杜爱民,步曦,陈礼璠,等.上海市公交车行驶工况的调查和研究[J].同济大学学报(自然科学版),2006,34(7):943-946.
- [11] 仇多洋.汽车行驶工况的构建及波动特性研究[D].合肥:合肥工业大学,2012.
- [12] 郑殿宇,吴晓刚,陈汉,等.哈尔滨城区乘用车行驶工况的构建[J].公路交通科技,2017,34(4):101-107.
- [5] YUAN F, CHEU R L. Incident detection using support vector machines [J]. Transportation Research Part C (Emerging Technologies), 2003, 11(3): 309-328.
- [6] WANG L, NGAN H Y T, YUNG N H C. Automatic incident classification for large-scale traffic data by adaptive boosting SVM [J]. Information Sciences, 2018, 467: 59-73.
- [7] LIU Q, LU J, CHEN S, et al. Multiple naive bayes classifiers ensemble for traffic incident detection [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 2014(4): 1-16.
- [8] 张轮,杨文臣,刘拓,等.基于朴素贝叶斯分类的高速公路交通事件检测[J].同济大学学报(自然科学版),2014,42(4):1508-1513.
- [9] SRINIVASAN D, JIN X, CHEU R L. Adaptive neural network models for automatic incident detection on freeways [J]. Neurocomputing, 2005, 64: 473-496.
- [10] LU J, CHEN S, WANG W, et al. A hybrid model of partial least squares and neural network for traffic incident detection [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(5): 4775-4784.
- [11] 于勇,邓天民,刘龙甘.一种新的快速路交通事件综合检测算法[J].公路与汽运,2009(1):34-37.
- [12] 姜桂艳,温慧敏,杨兆升.高速公路交通事件自动检测系统与算法设计[J].交通运输工程学报,2001,1(1):77-81.

收稿日期:2020-04-01

收稿日期:2020-06-17

(上接第 23 页)

38-42.