

东南大学

硕士学位论文

高速公路交通事件自动检测算法研究

姓名：罗时春

申请学位级别：硕士

专业：交通信息工程及控制

指导教师：路小波

20090526

# 高速公路交通事件自动检测算法研究

## 摘要

交通事件管理系统是高速公路交通管理系统的重要组成部分,对减少交通事件造成的人员伤亡、财产损失以及避免二次事故的发生等具有重要的作用。交通事件自动检测算法是交通事件管理系统的核心。因此,研究交通事件自动检测算法具有重要的意义。

本文主要研究基于小波分析的交通事件自动检测算法和基于支持向量机的交通事件自动检测算法。首先研究基于小波分析的交通事件自动检测算法,分析选择合适的交通参数作为检测模型的输入参数,分析适合交通事件检测的小波函数,确定使用 *Haar* 小波函数实现对交通信号的二进小波变换,从而检测交通信号的突变点,判断交通事件的发生时间和地点。其次研究基于支持向量机的交通事件自动检测算法,构造合适的特征向量作为检测模型的输入参数,并选择最小二乘支持向量机作为检测算法的模型,通过检测交通流的不同状态,判断交通事件的发生情况。仿真实验分析表明,基于小波分析的交通事件自动检测算法和基于支持向量机的交通事件自动检测算法的性能明显优于传统的 *California* 算法的性能。最后,通过仿真实验,讨论检测器布设,分析交通事件自动检测算法的性能与检测器布设间距之间的关系。

关键词: 交通事件, 事件自动检测算法, 小波分析, 支持向量机, 检测器布设

# Research on freeway automatic incident detection algorithm

## ABSTRACT

Freeway automatic incident detection algorithm is the core of incident management subsystem, which is an important component of freeway management system that provides information for emergency relief and traffic control and management purposes to reduce personnel casualties and property loss and to avoid the occurrence of following incident.

The thesis presents freeway automatic incident detection algorithms based on wavelet analysis and based on support vector machine. Firstly, Freeway automatic incident detection algorithm based on wavelet analysis is discussed. The result of simulation experiment shows that the performance of this algorithm is better than California algorithm, after selecting proper traffic parameters as the input variables, choosing the suitable wavelet function *Haar* to transform traffic signal to detect the break point. Secondly, the paper develops an automatic incident detection algorithm based on support vector machine, which is the least square support vector machine. This algorithm being testified by the simulation data has a good performance. At last, the relationship between the performance of automatic incident detection algorithm and detector layout density is discussed.

**Key words:** traffic incident, automatic incident detection algorithm, wavelet analysis, support vector machine, detector layout

## 东南大学学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得东南大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本文所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

研究生签名：罗时春 日期：2009.5.26

## 东南大学学位论文使用授权声明

东南大学、中国科学技术信息研究所、国家图书馆有权保留本人所送交学位论文的复印件和电子文档，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。本人电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。除在保密期内的保密论文外，允许论文被查阅和借阅，可以公布（包括刊登）论文的全部或部分内容。论文的公布（包括刊登）授权东南大学研究生院办理。

研究生签名：罗时春 导师签名：路波 日期：2009.5.26

## 第一章 绪论

### 1.1 研究背景

高速公路是社会经济发展的必要产物，是伴随着汽车工业发展和整个社会的政治、经济、军事的发展而发展起来的。自从 1932 年德国修建世界上第一条高速公路以来，高速公路得到了快速发展，改变了人们的时空观念与生活节奏，使人们的出行更为方便、舒适、安全和快速；促进了货物运输在信息、组织、集散、运送、服务等方面向快速优质方向发展，使整体道路服务水平得到了大幅度提高。

目前，全球高速公路通车总里程超过了 23 万公里。美国的高速公路通车总里程约为 9 万公里，位居世界第一，其中 54 条约 7.1 万公里的州际高速公路，形成了横贯东西，纵贯南北的高速公路网主骨架，完成了以州际为核心的高速公路网，连接所有 5 万人以上的城镇。加拿大高速公路通车里程为 1.65 万公里，居世界第三位，德国高速公路通车里程为 1.1 万公里，居世界第四位，法国高速公路通车里程约为 1 万公里，居世界第五位<sup>[1][2]</sup>。

从 1988 年 10 月 31 日上海至嘉定 18.5 公里的第一条高速公路正式建成通车以来，我国高速公路建设突飞猛进：1999 年高速公路通车里程突破 1 万公里，2001 年达到 1.9 万公里，2004 年突破了 3 万公里，2005 年达到 4.1 万公里，2006 年进一步达到 4.54 万公里，截至 2007 年底，我国高速公路通车里程达到 5.3 万公里，稳居世界第二。预计到 2010 年，我国高速公路通车里程将达到 6.5 万公里<sup>[2][3]</sup>。高速公路的发展，极大地提高了我国公路网的整体技术水平，优化了交通运输结构，缓解了交通运输对国民经济的“瓶颈”制约作用，有力地促进了我国经济的快速发展和社会进步。

然而，随着经济的发展和社会的进步，交通需求的急剧的增长，交通问题日趋严峻，城市道路在高峰期拥挤、阻塞日益严重，高速公路的交通事件频繁发生，造成了巨大的经济损失和人员伤亡。据统计，美国每年因交通事故死亡的人数超过 4 万人，由此造成的经济损失超过 1500 亿美元<sup>[4]</sup>。我国公安部通报的全国道路交通事故统计分析表明，2005 年全国共发生道路交通事故 450254 起，造成 98738 人死亡，469911 人受伤，直接财产损失 18.8 亿元，其中高速公路交通事故死亡人数达 6407 人，占总数的 6.5%；在 47 起特大交通事故中，高速公路上就发生 10 起<sup>[5]</sup>。

据世界各国的统计资料表明：高速公路的事故率通常要比一般公路低得多，但是由于高速公路具有车流量大、行车速度高的特点，一旦发生交通事故则往往非常严重，不仅一次事故影响的车辆多、伤亡率高，会造成严重的交通阻塞和行车延误，而且还会引起二次事故的发生，严重影响高速公路的整体通行能力和运营效率。

为了缓解日益严峻的高速公路的交通安全问题，美国、欧洲、日本等发达国家先后分别研究开发了高速公路事件管理系统用于高速公路交通事件管理。现场试验表明，该系统可以快速检测交通异常，及时地采取相应的紧急救援措施，有效地避免了二次事件，减少了财产损失和人员伤亡，对解决高速公路交通问题具有重要的意义。高速公路事件管理系统主要包括交通事件检测与确认、交通事件快速反应、现场管理、交通管理、交通事件清理和交通事件信息发布等，交通事件检测与确认是高速公路管理系统的基础与核心。因此，及时、准确地检测交通事件对事件管理系统具有重要的意义。

## 1.2 国内外研究概况

### 1.2.1 国外研究现状

20 世纪 60 年代, 美国等发达国家开始对高速公路进行早期的运行管理, 开展了对高速公路交通事件自动检测 (Automatic Incident Detection, AID) 算法的研究。

最早设计并投入使用的检测算法是由 Texas Transportation Institute (TTI) 于 20 世纪 60 年代设计的加利福尼亚算法, 用于洛杉矶公路管理控制中心。该算法通过比较相邻检测站之间的占有率数据判断有无事件的发生。经过深入研究, Payne 和 Tignor 公布了 10 种基于最初的加州算法的改进检测方法, 其中性能最好的是加州 #7 算法和加州 #8 算法。加州 #7 算法能够区分常见的交通压缩波, 而不会发生误报警。为了进一步降低误判率, 加州 #8 算法增加了反复的持续性判别, 但检测时间总体上推迟了 5 分钟<sup>[6]</sup>。

1970-1975 年期间 TTI 设计了以判别交通事件为主要功能的标准偏差 (SND) 算法 (Dudek, Messer, and Nuckles), 用于休斯顿海湾公路 (I-45) 的交通监视和控制中心。Dudek 等人通过判断交通参数的变化率是否大于指定的阈值来实现对交通事件的判别。标准偏差值 SND 可通过简单的统计分析得到, 即用当前交通参数值减去平均值, 再除以标准偏差得到。如果在连续的两个采样周期内的 SND 值都大于预定的阈值, 则认为发生了交通事件<sup>[7]</sup>。

Cook 设计了一种双指数平滑 (DES, Double Exponential Smoothing) 算法, 用于对交通事件的判别。这种方法以交通参数数据的双指数平滑值作为预测值, 通过比较交通参数数据的预测值和实测值来构造一个跟踪信号, 当该跟踪信号超过预定的阈值时, 触发交通事件警报<sup>[8]</sup>。

Levin 和 Krause 设计了贝叶斯算法, 该算法与加州算法相似, 也使用两个相邻检测器之间占有率的差值对所发生的拥挤进行判别, 但不同之处在于它通过计算交通事件或常发性拥挤引起的占有率变化的条件概率对拥挤进行自动判别。因此, 这种算法更适用于对具有一定规律性的常发性拥挤和事故多发路段上的偶发性交通拥挤进行判别<sup>[9]</sup>。

Ahmed 和 Cook 运用 Box-Jenkins 随机时间序列分析技术中的自回归移动平均方法 ARIMA (autoregressive integrated moving average) 设计了一种交通事件的判别算法。这种算法以单个检测器提供的占有率为输入数据, 建立了一个三阶 ARIMA (0,1,3) 模型对占有率及其置信水平进行短期预测, 当预测数据与观测数据存在较大的偏差时, 触发交通事件警报<sup>[10]</sup>。

高占有率算法 (HIOCC) 由 Collins et al 设计, 运用环型线圈检测器获得的占有率数据判别车辆的存在。这种算法每秒钟对检测器的占有率数据扫描十次, 如果连续几个瞬时占有率的值都超过了预定的阈值, 则触发交通事件报警<sup>[11]</sup>。

TTI 设计了一种低流量下的交通事件判别算法。这种算法根据车辆进入特定路段的速度和时间 (假设车辆以不变速度通过目标路段) 预测它离开该路段的时间, 并对从车辆进入路段开始到预测的离开路段时刻为止的时间段内的车辆进行计数。如果离开该路段的车辆数小于进入的车辆数, 说明该路段发生了交通事件; 如果离开的车辆数等于进入的车辆数, 说明没有交通事件发生; 如果离开的车辆数大于进入的车辆数, 则无法确定具体的交通状况<sup>[11]</sup>。

英国道路交通研究实验室 (TRRL) 设计了一种模式识别算法 (PATREG) 对交通事件进行判别。该算法通过测量和跟踪相邻检测器之间的行程时间来估计车辆的行程速度, 并将其和预定的阈值进行比较, 当低于阈值时, 触发交通事件警报<sup>[12]</sup>。

动态模型算法是一种宏观检测方法, 该算法包括多重模型法 (MM) 和一般似然率法 (GLR) (Willsky et al.) 两种, 这种算法是一种运用交通流“速度-密度”关系和“流量-密度”关系进行交

通事件判别的算法。假定道路交通的变化服从可预测的交通模式，则可运用多重模型法（MM）和一般似然率法（GLR）检查实际交通数据中的“流量-密度”关系，一旦这种关系不符合既定的交通模式，则触发交通事件报警<sup>[13]</sup>。

Persaud et al 根据突变理论设计了 McMaster 算法。使用大量的拥挤和非拥挤交通状态下的“流量-占有率”历史数据，设计一个“流量-占有率”分布关系模板，通过将观测数据之间的关系与模板进行两次比较，判断是否发生了交通拥挤以及发生的是偶发性拥挤还是常发性拥挤。这种算法第一次将过大交通需求引起的常发性拥挤作为分析判断的对象<sup>[14]</sup>。

Chassiakos 和 Stephanedes 设计了一种低通滤波算法，采用移动平均的方法去除交通参数实测数据中的噪声和高频成份，只保留低频数据实现对交通拥挤的判别<sup>[15]</sup>。

以上为早期设计的交通事件检测算法，其中加利福尼亚算法、标准偏差算法、双指数平滑算法、贝叶斯算法、动态模型算法、McMaster 算法以及低通滤波算法等均属于早期的经典检测算法，而加利福尼亚州算法和 McMaster 算法则是公认程度最高的两种经典算法，这两种算法通常被用作新设计检测算法的性能比较。在经典算法的基础上，随着数学理论和人工智能等高新技术的不断发展，一系列人工智能算法相继出现。

Chew 等人最先将人工神经网络（ANN）应用于在高速公路交通事件检测，设计了人工神经网络结构模型，并取得了良好的检测效果<sup>[16]</sup>。之后，Chew 和 Ritchie 又设计了基于多层前馈网络（MLF）的算法，该神经网络由输入层、中间层和输出层三层组成，输入层由上、下游流量、速度、占有率组成，中间层处理数据，输出层产生交通事件和非交通事件信号<sup>[17]</sup>。

Hsiao 首先提出应用模糊逻辑检测交通事件，通过模糊集中的隶属度函数扩展了常规集合理论，使交通模式分类这种复杂的高维问题得到了较好解决<sup>[18][19]</sup>。Chang E.C. 和 Wang S.H. 提出了改进的模糊逻辑交通事件检测算法，在高流量的条件下把模糊逻辑应用到加州 #8 算法中，模糊集合算法将不精确推理和不确定性引入交通事件的判别逻辑。该算法通过设定模糊边界对不精确数据或不完整的数据进行近似推理，从而得到交通事件的可能发生概率<sup>[20]</sup>。

Abdulhai 提出了应用概率神经网络（PNN）对交通事件进行检测的算法，首次将交通事件发生的先验概率、道路条件和误判损失（如错误划分严重事故的损失）等参数引入检测算法设计中<sup>[21]</sup>。

Srinivasan 提出了基于混合模糊逻辑遗传算法的交通事件检测算法，算法中模糊控制器的灵活性和鲁棒性可使该模型的函数相当复杂，对不精确的数据具有高度的容错性，将遗传算法的优化能力用于优化模糊设计参数，使算法达到最优性能<sup>[22]</sup>。

Fang Yuan 和 Ruey Long Cheu 将支持向量机（SVM）技术应用到检测算法中，分别运用主干路网的模拟数据和加利福尼亚的 I-880 高速公路实测数据进行测试，并与多层前反馈神经网络测试结果比较<sup>[23]</sup>。

Samant 和 Adeli 最先将小波分析理论用于交通事件检测，他们将小波分析与神经网络相结合，充分发挥各自的优点。Hualiang Teng 和 Yi Qi 对小波分析和神经网络相结合的检测算法进行改进，运用小波分析进行特征提取，用神经网络进行事件检测<sup>[24]</sup>。

### 1.2.2 国内研究现状

我国高速公路建设起步较晚，交通监控系统建设相对滞后。近些年随着国家的重视和资金的投入，目前多数高速公路已经建成了一定规模的交通监控系统。在高速公路交通事件检测算法理论研究和技术应用方面，虽然与发达国家有些差距，但也取得了一定的研究成果。

李文江、荆便顺等提出了一种基于小波分析的交通事件检测算法，该算法首先构造小波函数，对交通流数据进行小波转换，检测其奇异点，根据判断逻辑确定是否有交通事件发生<sup>[25]</sup>。

高昕、贺国光等给出了 Mallat 塔式算法的公式,采用小波变换的方法进行交通事件检测,并给出了利用小波变换进行交通事件检测方法的程序流程图,利用实际数据进行了分析,结果表明小波分析用于交通流数据分析有其突出的优点<sup>[26]</sup>。

姜紫峰、刘小坤提出从多层前向人工神经网络角度建立模型,并运用 BP 算法予以实现,与经典算法比较表明,BP 算法具有检测率高、误报率低、检测时间短的优点,同时也存在有学习速度慢、各参数实际意义不明确、训练具有局限性等不足之处<sup>[27]</sup>。

姜桂艳、温慧敏等提出了一种具有三级报警制度的高速公路交通事件自动检测系统,并以人工神经网络技术为依托,设计了基于单个检测设施的检测算法<sup>[28]</sup>。

周伟、罗石贵提出了一种基于模糊综合识别的交通事件检测算法,确定了流量、速度、上下游占有率各模糊集的隶属函数,并运用实际数据进行验证,该算法既可以检测拥挤,还能够确定拥挤成因<sup>[29]</sup>。

周雪铭提出了一种同时基于小波分析和神经网络的检测算法,通过小波变化对原始采样信号进行奇异点检测,然后利用神经网络对小波变换的结果进行分类,最后给出交通事件的信息<sup>[30]</sup>。

吕琪、王慧将一种新型的动态神经网络结构与传统的基于状态估计的故障检测方法相结合,提出了一种基于动态神经网络的交通事件检测算法。该网络借鉴静态 BP 网络的训练算法,并针对其训练方法中收敛速度慢及容易陷入局部极小点的缺点采用一种改进的算法<sup>[31]</sup>。

杨兆升等在对与传统不确定性推理融合算法比较的基础上,提出应用模糊综合决策模型来进行多目标多传感器的信息融合,来解决在交通事件中的多传感器的交通事件识别问题,该模型具有信息损失少,计算量少,且实用性强等特点<sup>[32]</sup>。

宫晓燕、汤淑明提出一种基于非参数回归的短时交通流量预测与交通事件检测综合算法框架并对框架中的每个步骤进行详细说明,同时对传统的非参数回归算法做了相应的改进<sup>[33]</sup>。

刘伟铭、王倩提出了基于小波包分析的交通事件检测算法,给出了利用小波包变换进行交通事件检测方法的步骤,经用 I880 实际数据分析比较,表明小波包变换对突变信号的处理有着突出的表现,应用小波包变换分析交通事件检测,弥补了小波变换的不足,具有经典方法所无法比拟的优点<sup>[34]</sup>。

刘伟铭等提出了一种直接利用车辆检测器输出的脉冲宽度和脉冲间隔作为参数的高速公路交通事件自动检测算法,运用 LVQ 神经网络对获得的脉冲宽度数据和脉冲间隔数据进行处理来判断是否有交通事件发生。该算法还能利用神经网络的自学习能力,很好地确定各条道路上发生的交通事件的门限值<sup>[35]</sup>。

刘伟铭、尹湘源等针对目前我国高速公路上存在着埋设检测器数量少、间距大的现象,提出了一种将主线检测器得到的信息和收费口处得到的信息进行融合来判断交通事件的发生的事件检测算法<sup>[36]</sup>。

樊小红、荆便顺针对神经网络交通事件检测算法的缺陷,提出遗传算法与神经网络相结合的交通事件检测算法,应用遗传算法优化交通事件检测的神经网络模型参数,得到交通事件发生与交通参数间的映射关系<sup>[37]</sup>。

覃频频描述了支持向量机(SVM)的基本方法,建立了基于 SVM 的检测模型,并与 PNN、MLF 模型进行了理论比较,实验结果表明基于 SVM 的检测模型性能优于 PNN、MLF 检测模型<sup>[38]</sup>。

姜桂艳、蔡志理、江龙晖等提出了一类基于支持向量机(SVM)的高速公路交通事件自动检测算法,依据所选取的交通参数设计了反映交通状态的特征向量,针对不同类型的支持向量机设计了不同的检测算法,并运用模拟数据进行了对比分析<sup>[39]</sup>。

梁新荣、刘智勇等提出了用支持向量机分类方法研究高速公路交通事件检测问题,根据交通事



件对交通流参数的影响规律选择了支持向量机的输入量,并进行了仿真研究<sup>[40]</sup>。

陈斌建立了基于支持向量机的高速公路意外交通事件检测模型,利用自主设计的 EAD2Simulations 系统所建立的数据库进行仿真试验,并研究了单侧输入与双侧输入、不同输入特征因素组合的性能指标<sup>[41]</sup>。

裴瑞平、梁新荣、刘智勇提出了一种基于小波变换和最小二乘支持向量机的交通事件自动检测算法,利用小波变换提取特征数据,使用最小二乘支持向量机进行分类<sup>[42]</sup>。

张存保、杨晓光等分析了以往基于固定式检测器的交通事件判别算法之不足,依据交通事件会显著影响车辆运行速度这一特点,提出了一种基于浮动车数据的交通事件自动判别算法<sup>[43]</sup>。

孙棣华,陈伟霞提出基于手机定位的高速公路事件检测方法并给出一种检测算法。算法以在路车辆上每部手机的定位数据为基础,由此获取平均速度、速度标准差和速度变化系数作为特性参数,采用模糊综合评判方法判断道路交通运行状态,实现高速公路事件的自动检测<sup>[44]</sup>。

姜桂艳、蔡志理、江龙晖设计了一种基于 GPS 的高速公路交通事件自动检测算法,并对采样时间间隔的确定、检测阈值的确定、持续性检测时间的设定与报警机制设计等方法进行了研究,分别利用软件模拟数据和实测模拟数据对算法的有效性与可移植性进行了检验<sup>[45]</sup>。

综上所述,国内外对交通事件检测算法的研究主要集中在近年来的新理论和新技术的应用研究方面,包括神经网络、模糊理论、小波分析以及支持向量机等。相对于传统的检测算法,基于新理论的交通事件检测算法具有良好的性能表现,检测率较高、误报率较低且检测时间短。但是基于新理论的检测模型尚有改进之处,算法的适用条件以及检测模型之间的性能差异研究不足。目前,已研究的基于小波分析的检测算法包括基于离散小波的检测算法和基于小波包的检测算法等,但对基于二进小波的检测算法的性能缺乏研究。基于支持向量机的检测算法是目前研究较新的一种检测算法,且性能优于几种常用的基于神经网络的检测算法,但是,与基于小波分析的检测算法的性能差异缺乏研究。因此,本文将展开对小波分析和支持向量机用于交通事件自动检测的研究。

## 1.3 研究内容

本文将小波分析理论和支持向量机理论用于交通事件检测,研究基于小波分析的交通事件检测算法和基于支持向量机的交通事件检测算法,讨论分析两种理论在交通事件检测方面的应用性能,为交通事件检测算法的选用提供参考。研究了检测器布设方案,为实际应用中检测器布设方案提供借鉴。主要研究内容如下:

### (1) 基于小波分析的交通事件自动检测算法研究

首先将讨论交通参数在交通事件发生前后的变化规律,选择合适的交通参数作为检测模型的输入信号,分析适合交通事件自动检测的小波函数,并选择合适的小波函数实现对交通信号的小波变换,从而通过检测交通信号的突变点,判断交通事件的发生时间。最后将通过仿真实验,分析检测算法的性能,比较基于小波分析的交通事件自动检测算法的性能与传统检测算法性能。

### (2) 基于支持向量机的 AID 算法的研究

在分析交通参数在交通事件前后变化规律的基础上,构造合适的特征向量作为检测模型的输入参数,并选择合适的支持向量机及核函数作为检测算法的模型,通过检测交通流的不同状态,判断交通事件的发生时间。最后将通过仿真实验,比较基于支持向量机的交通事件自动检测算法的性能与基于小波分析的交通事件自动检测算法的性能。

### (3) 检测器布设研究

将通过仿真实验,设置多种不同的实验方案,研究上述某种交通事件自动检测算法在不同的交通量、不同的检测器布设条件下的性能特点。分析交通事件检测算法的检测率、误报率、平均检测

时间与检测器间距的关系。

技术路线图如下：

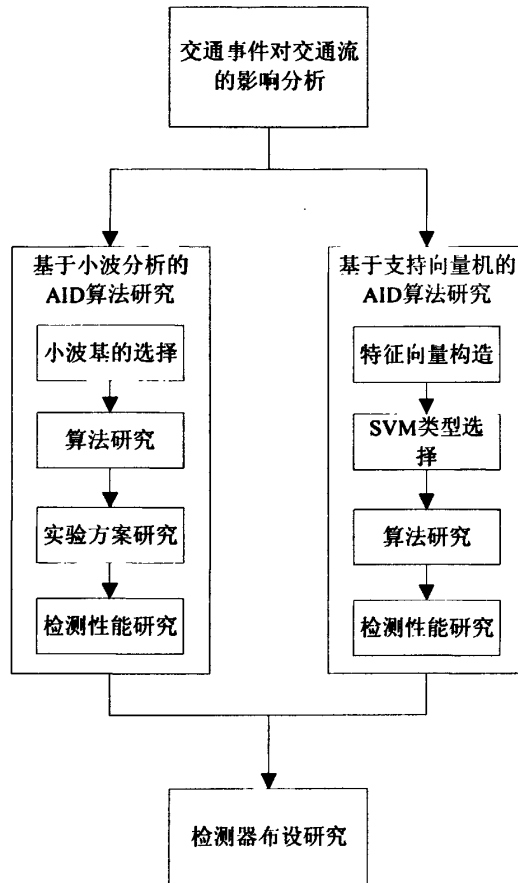


图 1-1 技术路线图

第二章 交通事件影响分析及检测算法综述

引起偶发性交通拥挤的情况包括交通事故、车辆抛锚、恶劣的天气、货物散落、道路养护、集会、体育赛事等，这些交通情况通常被称为交通事件。根据交通事件的信息在事件发生前能否为交通管理部门和受影响人群所获知的特性，可以将交通事件分为突发性事件和计划性事件。本文研究对象是突发性交通事件。本章主要将讨论其对交通流的影响，分析交通参数的变化情况。然后，总结归纳近年来常用的交通事件检测算法。

2.1 交通事件分类

交通拥挤是道路交通需求超过道路通行能力时，超过通行能力的那部分车流滞留在道路上形成排队的交通现象。按交通拥挤的发生特征，可把交通拥挤分为两类：常发性拥挤和偶发性拥挤。常发性拥挤的发生主要是交通需求超过通行能力和道路本身的几何特征的限制而引起的交通拥挤。交通需求过大可能是由于经济的持续增长导致交通总体需求的增长，也可能是没有受到良好控制的出入匝道通过过多的其他道路的流量；几何特征的限制主要表现在交通瓶颈处，例如车道数的减少、车道宽度变窄、交织段过短、视线不良、收费站等处。

通过长期的观察、分析可以比较准确地掌握常发性拥挤发生的具体位置，甚至可以估计出常发性拥挤的发生时间段。因此，一般采用预案管理和现场指挥相结合的方式对这类交通拥挤进行管理。

偶发性拥挤是由于道路交通突发情况导致路段通行能力暂时降低而造成的交通拥挤。引起偶发性交通拥挤的情况包括交通事故、车辆抛锚、恶劣的天气（雨雪冰雾）、货物散落、道路养护、集会、体育赛事等，这些交通情况通常被称为交通事件。根据交通事件的信息在事件发生前能否为交通管理部门和受影响人群所获知的特性，可以将交通事件分为突发性事件和计划性事件。两类交通事件对道路交通的影响如表 2-1 所示。由于突发性事件的不可预知性，其发生的时间、地点具有不可预测性。为了最大程度的降低其影响程度，及时准确的检测其发生的时间地点具有重要的意义。因此，本文研究的对象是突发性交通事件，在不致引起混淆的情况下，本文简称为交通事件。

表 2-1 交通事件对道路交通的影响

事件分类		事件产生的影响	
		对交通需求的影响	对通行能力的影响
突发性事件	交通事故	交通量的转移或减少	全部或部分道路或车道阻塞
	车辆抛锚	交通量的转移或减少	部分道路或车道阻塞
	恶劣天气	交通需求降低	车速降低将影响通行能力
	货物散落	交通量的转移或减少	部分道路或车道阻塞
	灾害等紧急事件	产生额外的交通需求	部分路段不能通行
计划性事件	道路养护施工作业	其他道路交通需求增加	关闭部分路段或车道
	重大集会或体育赛事	产生额外的交通需求	关闭部分道路

## 2.2 交通事件对交通流的影响

在正常情况下,高速公路交通流具有一定的惯性,从自由流到拥挤状态的变换是缓慢的,从拥挤状态到自由流也是缓慢变化的;在交通事件发生前后,交通流状态发生较大改变,各种交通参数有着不同程度地变化。

文中通过仿真实验,仿真了某条高速公路在服务流量分别为 800vph、1200vph、1400vph 三种情况下,交通事件的发生情况。仿真路段长度为 1000m,检测器布设间距为 600m,交通事件发生位置在上下游检测器之间。仿真路段示意图如图 2-1 所示。仿真时间为 40min,交通事件发生在第 15min 末,并持续 15min,至第 30min 结束。

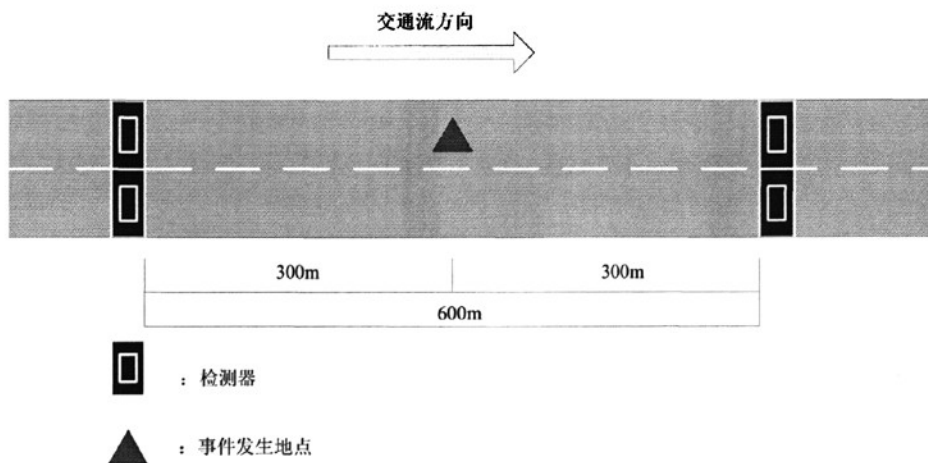
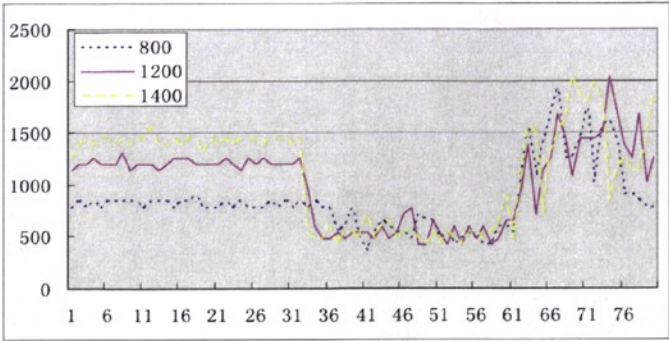


图 2-1 仿真路段示意图

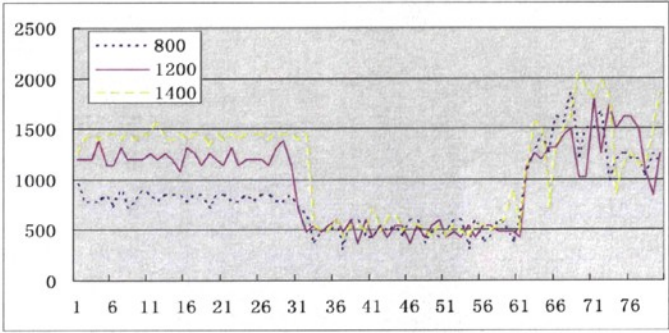
图 2-2 是交通事件发生后,某车道上游和下游检测器记录的交通量变化图,图 2-2a 是上游交通量变化图,图 2-2b 是下游交通量变化图。交通事件发生的时刻为 30 (单位: 30s, 下同), 结束的时刻为 60, 事件持续时间 15min。从图中可以看到: 交通事件发生后, 上游和下游交通量都发生变化, 在时刻为 31 左右, 交通量都明显下降, 直到交通事件结束后, 交通量才恢复至正常水平。其中, 服务流量为 1400vph 时, 交通量变化显著, 服务流量为 1200vph 时, 交通量变化较明显, 服务流量为 800vph 时, 交通量变化不大。

图 2-3 是交通事件发生后, 某车道上游和下游检测器记录的速度变化图, 图 2-3a 是上游速度变化图, 图 2-3b 是下游速度变化图。从图中可以看到: 交通事件发生后, 上游和下游速度都有一定的变化, 由于交通事件发生后导致上游交通拥挤或阻塞, 上游速度明显下降, 下游速度变化不大。其中, 服务流量在 1400vph、1200vph、800vph 三种情况下, 速度变化基本相同。

图 2-4 是交通事件发生后, 某车道上游和下游检测器记录得占有率变化图。图 2-4a 是上游占有率变化图, 图 2-4b 是下游占有率变化图。从图中可以看到: 交通事件发生后, 上游和下游占有率都有较大的变化, 上游占有率明显增加, 下游占有率明显减少。其中, 在上游占有率变化图中, 服务流量为 800vph 时的占有率变化延时较长, 服务流量为 1400vph 时的占有率变化延时较短, 服务流量为 1200 时的占有率变化延时长度介于两者之间。

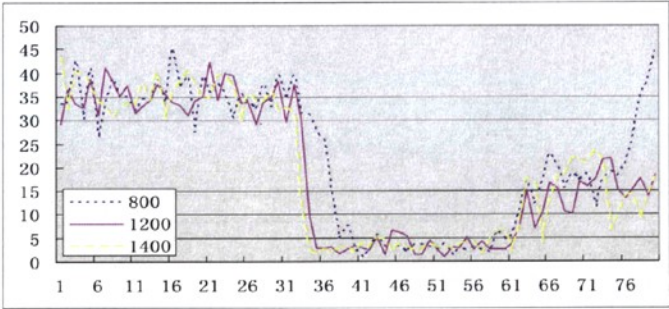


(a) 上游

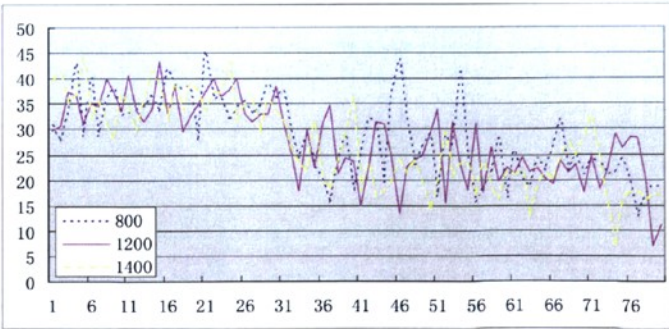


(b) 下游

图 2-2 事件发生后的流量变化图 注：纵坐标单位为 vph，横坐标单位为 30s

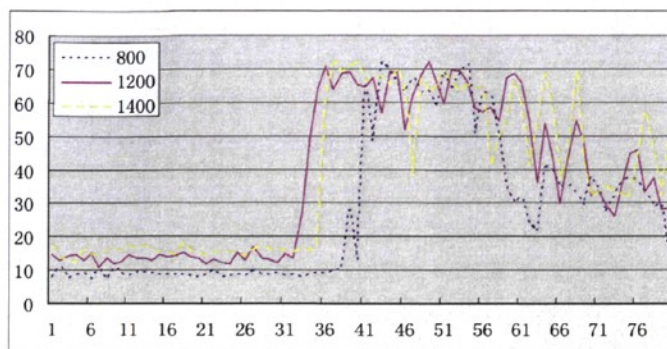


(a) 上游

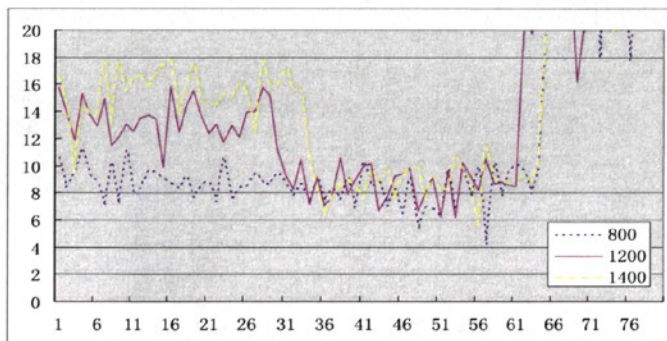


(b) 下游

图 2-3 事件发生后的速度变化图 注：纵坐标单位为 mph，横坐标单位为 30s



(a) 上游



(b) 下游

图 2-4 事件发生后的占有率变化图 注：纵坐标单位为%，横坐标为 30s

## 2.2 交通事件检测算法概述

高速公路事件检测系统自 20 世纪 60 年代发展起来以后，形成了各种各样的检测方法和技术。高速公路事件检测分为人工监视和自动检测。人工监视主要包括闭路电视、航空监视、警察和公路巡逻车等。人工监视一般运营成本较高，受时间和天气的影响较大，检测时间长，检测率低。自动检测技术是一种基于车辆检测技术、通信技术以及计算机技术等先进的检测技术。自动检测分为直接检测和间接检测。直接检测技术是运用先进的视频图像处理技术检测路段的事件发生和存在。由于受天气影响较大以及设备成本较高，直接检测技术还处于研究阶段，尚未普及。随着电子技术、通信技术以及计算机技术的飞速发展以及 ITS 的逐步实施，间接检测技术以其低成本、全天候等优势成为了当今检测系统所采用的最主要的方法。可以分为以下几类。

### (1) 基于模式识别的算法（比较算法）

这类算法是根据事件产生前后交通变量的差值是否超过某一给定的阈值来判断事件，进而启动事件报警系统，主要包括加利福尼亚（California）算法、莫尼卡（Monica）算法、多用途事件检测（APID）算法。

California 算法是 20 世纪 60 年代由美国加利福尼亚运输部开发，属于双截面算法，基于事件发生时上游截面占有率将增加，下游截面占有率将减少这一事实。该算法以一分钟的平均占有率为输入参数，当上下游占有率相对差值、绝对差值以及下游占有率相对差值同时超过阈值时，触发报警，当连续报警次数为  $P$ （一般取 2 或 3）次时，则认为发生事件。随后在 California 算法的基础上，又



出现了一系列改进的算法,其中效果比较好的是 California #7 和 California #8 算法<sup>[6]</sup>。California 算法的主要缺点是它只使用了与占有率相关的交通变量作为输入,并未考虑流量、速度等相关的数据;阈值的选择对算法效果影响较大;上下游检测站的间距不宜过大。该算法通常作为评价其他算法的标准。

Monica 算法于 1991 年欧盟 DRIVEI 开发,它是基于连续车辆之间车头时距的测量值和方差,以及连续车辆间的速度差来进行事件判定。在正常交通流情况下,这些参数在一定的范围内变化,当受到干扰时这些参数发生很大的变化,如果超过了预先设定的阈值,算法将启动事件报警系统<sup>[6]</sup>。Monica 算法与车道数以及其它路段部分的交通行为无关,但是要求环型线圈的设置间距较短,一般为 500-600 m。

### (2) 基于统计理论预测的算法

这类算法通过构造交通参数的时间序列模型,应用标准的统计技术来判定观测到的检测数据是否与估计值或预计值之间存在很大的差别,当超过预先设定的阈值时,启动事件报警系统,主要包括:贝叶斯算法、标准正常偏差算法、指数平滑算法和卡尔曼滤波算法等。

贝叶斯算法应用贝叶斯统计理论,通过计算由下游车道阻塞引起路段容量减少的频率来计算事件报警的概率。此算法像 California 算法一样使用相邻环形线圈的占有率的差值,不同之处在于它是计算由事件引起的占有率的变化次数与总的占有率变化次数的比值。在运用该算法时需要三个数据库:事件状态期间的占有率和流量、正常状态下的占有率和流量以及关于事件类型、位置和影响的数据。该算法的检测率很高,误报率比较低,但平均检测时间比较长<sup>[9]</sup>。

SND 算法在检测到拥挤后,用时刻  $t$  前  $n$  个采样交通参数值(交通量或占有率)的算术平均值来预测时刻  $t$  的交通参数值,用标准正态偏差来度量交通参数相对于以前的时间间隔中检测的平均趋势的改变程度,当 SND 超过阈值时,触发报警,当连续报警次数为  $P$  (一般取 2 或 3) 次时,则认为发生事件<sup>[7]</sup>。该算法平均检测时间比较长。

双指数平滑算法,以交通参数数据的双指数平滑值作为预测值,通过比较交通参数数据的预测值和实测值来构造一个跟踪信号,当该跟踪信号超过预定的阈值时,触发交通事件警报<sup>[8]</sup>

### (3) 基于时间序列的平滑算法

在原始的测量数据中含有较多的噪声,如果直接应用将导致较高的误报率,而且通常难以准确地分辨常发性拥挤和偶发性拥挤。此类算法通过分析或平滑原始数据,去除短期的交通干扰如随机波动、交通脉冲和压缩波,然后将处理过的数据与预定的阈值进行比较。

低通滤波(LPF)算法的关键是对原始数据作低通滤波处理,并在此基础上判断是否存在拥挤,以及拥挤是否是由事件引起。此算法设  $t$  时刻在上下游两检测站得的占有率之差为  $x(t)$ ,事件对交通流的作用是比较突然的,不同于常发性拥挤,所以当检测到  $t$  之后  $M$  分钟内  $x(t)$  的平均值和  $t$  之前  $N$  分钟内的  $x(t)$  的平均值之间有较大差异时,可以判定事件发生<sup>[15]</sup>。

Dutch 算法与 Monica 算法相似,分析高速公路单个路段的数据,而与上游或下游的状态无关它应用指数平滑滤波器检测平均滤波速度,当测量值超过了阈值时,启动事件报警系统<sup>[6]</sup>。

ARIMA 算法用求和自回归滑动平均时间序列模型(ARIMA)描述交通流状态。该模型通过平均前三个时间段的观测值和预测值之间的误差,来预测当前时间段  $t$  和前一时间段  $t-1$  交通参数的差值。该模型通常用作短期交通预测和置信区间预测,预测数据与观测数据存在较大的偏差时,启动事件报警系统<sup>[10]</sup>。

高占有率算法(HIOCC)可以检测平稳和缓慢行驶的车辆的的存在性,通过环型线圈检测这些车

辆的占有率数据,使用计算机每秒扫描检测器占有率数据十次,检查连续几个瞬时值是否超过阈值,如果超过阈值,启动事件报警系统<sup>[11]</sup>。

单、双指数平滑算法通过过去和现在的占有率观测值的权值,预测将来的交通条件。大多数此类算法在数学上表示为单指数和双指数函数,用一个平滑常数表示过去观测的权重。在有些模型中,可以通过跟踪信号,即所有以前预测值和观测值之差的总和来识别事件发生。在没有事件发生条件下,跟踪信号值稳定在 0 附近;事件发生时,预测参数值和实际参数显著不同,跟踪信号显著地偏离零值<sup>[14]</sup>。

#### (4) 基于交通流模型的算法

这类算法通过使用交通流理论来描述和预测有事件和无事件发生的交通行为,将实测的交通流参数与预测的交通流参数进行比较。这类算法主要有 McMaster 算法和低流量算法。

McMaster 算法基于下述假设:当交通流从拥挤变为非拥挤状态时,其速度急剧变化,而流量和占有率缓慢的变化。该算法根据历史数据绘制流量-占有率关系图,通过比较模型和实际检测器数据,确定交通状态<sup>[14]</sup>。该算法的重要特点是其检测过程包括两个阶段:1) 检测拥挤的存在;2) 判别拥挤的类型。McMaster 算法判断拥挤的依据是高速公路路段在拥挤时车流速度降低、道路占有率增加以及拥挤车流的存在。当检测的占有率和速度超过确定的阈值时,说明发生拥挤;拥挤的原因由邻近的下游站的占有率和速度值来确定。该算法较加利福尼亚算法有一些明显的优点:同时使用流量和占有率作为输入,考虑到了周期性拥挤的存在以及检测时间比较短,但是所需的临界曲线难以标定,算法的可靠性受到一定影响。

大多数现存的算法当将其运用在低流量的状态下时存在着一些问题,因为它们进行交通监控主要是为了表明一个事件状态如交通流的不连续性、车队或堵塞。低流量算法是分析高速公路路段单个车的速度输入-输出值,在其速度和实际进入时间的基础上,该算法预测进入车辆的驶出时间(假设在测量路段速度恒定),根据预测的和实际的输出时间,车辆被分成三类:出口数少于预测数(显示事件),出口数等于预测数(没有事件),出口数多于预测数(未知状态)<sup>[11]</sup>。

#### (5) 基于人工智能的算法

模糊逻辑理论起始于 20 世纪 60 年代,1965 年美国加利福尼亚大学教授 L.A.Zadeh 首次提出模糊集合概念。交通事件检测的模糊算法,其主要思想是模糊规则形式的模糊知识库,知识库通过推理系统区分相应的交通状态。基于模糊逻辑的检测算法<sup>[18][19][20][22][29][32]</sup>,其主要优点是采用了模糊逻辑,消除了传统算法由于采用阈值而引起的临界决策区。在该算法中,确定各个模糊集的隶属函数是一项至关重要的工作,隶属函数合适与否,直接影响到检测率和误报率,所以,隶属函数的确定是该算法的难点。该算法另一个突出优点便是检测时间短,如果隶属函数恰当,检测率和误报率都比较理想。

神经网络检测算法不需要人为建立检测模型,不需要人为分析道路上发生事件和不发生事件时交通流各有什么特点,而是从真实的有代表意义的交通流数据出发,让神经网络自动学习,直接归纳出交通流的规律。从而避免了传统算法因人为建立的模型与实际情况不符合导致检测不准确的情况。而且一个三层和三层以上的神经网络可形成任何非线性相互关系,这和传统的检测算法采用一个或几个解析式来表达相比较,更适于用来描述像交通流这样高度复杂的非线性问题。1995 年, RUEY L.CHEU 和 STEPHEN GRITCHIE 将之应用到高速公路交通堵塞检测中,取到了很好的效果。在交通事件检测方面所应用到的神经网络类型主要有:多层感知器 (MLP) 网络模型、概率神经网络 (PNN) 模型和模糊神经网络 (FNN) 模型<sup>[16][17][21][27][28][30][31][37]</sup>。

多层感知器 (MLP) 网络模型其缺点是训练过程较为复杂,需要大量的学习样本,而且学习时收敛速度较慢,存在局部极小问题。1990 年,Specht 将贝叶斯分类器用于神经网络实现,提出了概



率神经网络 (PNN), PNN 也是一种前馈网络,其实质是基于贝叶斯最小风险准则发展而来的一种并行算法。

模糊神经网络 (FNN) 是将模糊逻辑与神经网络相结合,使用神经网络的结构实现模糊逻辑系统的一种方式。2000 年 Hoj-jat Adeli 和 Asim Karim 利用模糊逻辑、径向基函数网络实现了事件自动检测。FNN 的优点主要是算法收敛速度快、网络中权值的意义清晰以及较强的鲁棒性和容错能力。

遗传算法是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索算法,其重要特点是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换。作为一种新的全局优化搜索的方法,对于以往难以解决的函数优化问题,复杂的多目标规划问题,人工神经网络的权系数调整和网络构造等问题,遗传算法有着突出的优势。Srinivasan 提出了基于混合模糊逻辑遗传算法的交通事件检测算法,将遗传算法的优化能力用于优化模糊设计参数,使算法达到最优性能<sup>[22]</sup>

基于小波分析的算法源于 20 世纪 80 年代初, Morlet 和 Arens 等人首次提出了“小波”的概念。小波分析的出现和发展,源于许多不同科学领域信号处理的需要,它作为一种数学工具,已广泛地应用于信号分析、图像处理、数值分析等方面。小波分析在处理突变信号方面有着突出的表现,有着很好的时频特性和局部特性,尤其在信号的奇异性检测方面。近年来,小波分析理论也开始应用在交通事件检测方面,并取得了良好得效果,具有良好的应用前景<sup>[24] [25] [26] [30] [34]</sup>。

基于支持向量机 (SVM) 的算法是近年来发展起来的一种有效的非线性问题处理工具,具有完备的统计学习理论和出色的学习性能,主要内容在 1992-1995 年间才基本完成。支持向量机是针对结构风险最小化原则提出的,具有很好的泛化能力。SVM 算法是一个凸优化问题,局部最优解一定是全局最优解,这些特点使支持向量机广泛应用于模式识别和回归分析。由于交通事件检测是对不同交通状态的判断,即交通模式的识别,因而,支持向量机理论也逐步应用于交通事件检测,并取得了一定的效果<sup>[23] [38] [39] [40] [41] [42]</sup>。

### 第三章 基于小波分析的 AID 算法研究

本章首先介绍小波分析的基础知识，基本小波函数的概念，几种常用的小波函数及小波变换。重点研究基于小波分析的交通事件自动检测算法，分析讨论适合交通事件检测的小波函数及小波变换，分析选择合适的交通参数作为检测模型的输入参数。最后，通过仿真实验分析基于小波分析的交通事件自动检测算法的性能。

#### 3.1 小波分析概述

小波分析 (wavelet analysis, WA) 是 20 世纪 80 年代后期形成的一个新兴的数学分支，它是在傅立叶分析的基础上发展起来的。小波变换的概念最早是由法国地质学家 J.Morlet 在 1974 年首先提出的，他通过物理的直观和信号处理的实际需要建立了反演公式。1984 年，Morlet 和 Grossman 在对地质信号的分解中提出了伸缩、平移的概念，第一次提出了“wavelets”一词。1985 年，Meyer 证明了一维小波函数的存在性，并显示构造了小波函数，Y.Meyer 和 S.Mallat 合作建立了构造小波函数的多尺度分析之后，小波分析才开始在国际上成为了科学界研究的热点。

小波变换是在傅立叶变换的基础上发展起来的，但小波变换与傅立叶变换有很大的不同。从微观上看，小波变换与傅立叶变换的根本区别是由小波和正弦波的不同局部化性质产生的。从宏观上看，傅立叶变换是整体域分析，用单独的时域或者频域表示信号的特征；而小波分析是局部化时频分析，它用时域和频域的联合表示信号的特征。与 Fourier 变换、窗口 Fourier 变换相比，它是一个时间和频率的局域变换，因而能有效的从信号中提取信息，通过小波母函数的伸缩和平移对原始信号函数进行多尺度分析，解决了 Fourier 变换不能解决的许多困难。作为时频分析方法，小波变换比傅立叶变换有着许多本质性的进步。它能从信号中提取许多有用的信息，是各种信号处理方法的统一处理框架，它的快速算法为分析和解决实际问题带来极大的方便。因而，小波变换被誉为“数学显微镜”，它是调和分析发展史上里程碑式的进展。

目前，小波分析的应用领域十分广泛，主要应用于信号处理方面。由于其可以对信号进行不同尺度的时频变换，在信号奇异性检测方面的性能尤为突出。交通事件发生后，交通状态发生变化，各种交通参数也有不同程度地改变，当把交通参数作为随时间变化的信号时，可以对其进行小波变换，通过检测时变信号的奇异性，实现检测交通事件的目的。

##### 3.1.1 基本小波

设函数  $\psi(t) \in L^1(R) \cap L^2(R)$ ，并且  $\hat{\psi}(0) = 0$ ，即  $\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0$ ，则称  $\psi(t)$  为一个基本小波或母小波。对母小波  $\psi(t)$  做伸缩或者平移得

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a, b \in R, \quad a \neq 0 \quad (3.1)$$

称  $\psi_{a,b}(t)$  为小波函数，简称小波。其中， $a$  为伸缩因子（尺度因子）， $b$  为平移因子。变量  $a$  反映函数的尺度或者宽度，变量  $b$  检测小波函数在  $t$  轴上的平移位置。一般地，母小波  $\psi(t)$  的能量集

中在点, 小波函数的能力集中在  $b$  点。

在工程应用中, 通常假设  $a > 0$ 。这时在小波  $\psi_{a,b}(t)$  的定义中, 尺度因子  $a$  的作用是将基本小波  $\psi(t)$  做伸缩,  $a$  越大,  $\psi(\frac{t}{a})$  越宽, 小波的持续时间随  $a$  变大而增宽; 幅度与  $\sqrt{a}$  成反比减小, 但小波的形状保持不变。  $\psi_{a,b}(t)$  中的  $1/\sqrt{a}$  的作用是使具有不同  $a$  值的小波  $\psi_{a,b}(t)$  的能量保持相等, 即  $\|\psi_{a,b}(t)\|_2 = \|\psi(t)\|_2$ 。

设函数  $\psi(t) \in L^1(R) \cap L^2(R)$ , 且满足条件

$$c_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (3.2)$$

则称  $\psi(t)$  为允许小波, 式 (3.2) 为允许条件。

由  $c_\psi < +\infty$  可知,  $\hat{\psi}(0) = 0$ , 即  $\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0$ , 因此允许小波一定是基本小波; 反过来, 若  $\psi(t)$  满足  $|\psi(t)| \leq c(1+|t|)^{-1-\varepsilon}$  ( $\varepsilon > 0$ ), 且  $\hat{\psi}(0) = 0$ , 其中,  $c$  是一个常数, 则式 (3.2) 成立。这表明, 允许条件与  $\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0$  几乎是等价条件。从小波的定义可知, 小波函数不仅要求具有一定的震荡性, 即它包含某种频率特征, 而且还要求具有一定的局部性, 即它在一个区间上恒等于 0 或者很快地收敛于 0, 这也是  $\psi(t)$  称为小波的原因。

### 3.1.2 小波变换

#### (1) 连续小波变换 (Continuous Wavelet Transform, CWT)

设  $\psi(t)$  是基本小波,  $\psi_{a,b}(t)$  是由式 (3.1) 定义的连续小波函数。对于任意函数  $f(t) \in L^2(R)$ , 其连续小波变换或积分小波变换 (Continue Wavelet Transform, CWT) 为

$$WT_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = \langle f(t), \psi_{a,b}(t) \rangle \quad (3.3)$$

其中,  $a \neq 0$ ,  $b$ 、 $t$  为连续变量,  $\psi^*(t)$  表示  $\psi(t)$  的复共轭。

连续小波变换具有如下重要性质:

#### ① 线性

如果  $f(t)$  和  $g(t)$  的小波变换分别为  $WT_f(a,b)$  和  $WT_g(a,b)$ , 则  $k_1 f(t) + k_2 g(t)$  的小波变换为  $k_1 WT_f(a,b) + k_2 WT_g(a,b)$ 。

#### ② 平移不变性

如果  $f(t)$  的小波变换为  $WT_f(a, b)$ , 则  $f(t-t_0)$  的小波变换为  $WT_f(a, b-t_0)$ 。也就是说,  $f(t)$  的平移对应于它的小波变换  $WT_f(a, b)$  的平移。

连续小波变换可改写为卷积表达式, 即

$$WT_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = |a|^{\frac{1}{2}} f * \bar{\psi}_{|a|}(b) \quad (3.4)$$

其中,  $\bar{\psi}_{|a|}(t) = |a|^{-1} \psi^*(-t/a)$ 。所以, 小波变换也可以看成是信号与滤波器的卷积运算。

如果  $\psi$  是允许小波, 则对任何  $f \in L^2(R)$  和  $f$  连续的点  $x \in R$ ,

$$f(t) = \frac{1}{c_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{da}{a^2} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{a^2} WT_f(a, b) \psi_{a,b}(t) da db \quad (3.4)$$

其中,  $a, b \in R, a \neq 0$ 。

### ③ 时标定理

$f(t)$  如果  $f(t)$  的小波变换为  $WT_f(a, b)$ , 则  $f(ct)$  的小波变换为  $\frac{1}{\sqrt{c}} WT_f(ca, c\tau)$ 。

### ④ 能力守恒

$$\int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt = \frac{1}{c_\psi} \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |WT_f(a, \tau)|^2 \frac{dad\tau}{a^2} \quad (3.5)$$

### ⑤ 冗余度

连续小波变换将一维信号  $f(t)$  变换到二维空间  $WT_f(a, b)$ , 因此小波变换中存在多余的信息,

成为冗余度。从分析小波  $\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$  角度看,  $\psi_{a,b}(t)$  是一族超完备基函数, 它们之间

是线性相关的, 度量冗余度的量称为再生核, 它反映了小波变换的冗余性。

### (2) 离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT)

在上一节连续小波变换的概念我们知道, 在连续变换的尺度  $a$  和时间  $\tau$  值下, 小波函数  $\psi_{a,\tau}(t)$

具有很大的相关性, 所以一维信号  $f(t)$  做小波变换成二维的  $WT_f(a, \tau)$  后, 它的信息是冗余的, 其

冗余性体现在不同点的  $WT_f(a, \tau)$  满足重建核方程。在理想情况下, 离散后的小波函数  $\psi_{m,n}(t)$  满足

正交完备性条件, 此时小波变换后的系数没有任何冗余度, 这样大大压缩了数据, 并且减少了计算量, 并使小波变换的快速算法和硬件操作的实现成为可能。在实际应用中, 为了方便用计算机进行

分析、处理, 信号  $f(t)$  都要离散化为离散时间序列。对于连续小波变换, 其尺度和平移参数  $a$  和  $\tau$

也必须离散化, 使之转化为离散小波变换, 记为 DWT (Discrete Wavelet Transform)。

为了减少小波变换系数冗余度，我们将小波函数  $\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right)$  的  $a$  和  $\tau$  限定在一些离

散点上进行取值。

#### ① 尺度参数离散化

目前通行的办法是对尺度进行幂数级离散化，即令  $a = a_0^m$ ， $a_0 > 0$ ， $m \in \mathbb{Z}$ ，此时对应的小波

函数是  $a_0^{-j/2} \psi[a_0^{-j}(t-\tau)]$ ， $j = 0, 1, 2, \dots$ 。

#### ② 位移参数离散化

通常对  $\tau$  进行均匀离散取值，以覆盖整个时间轴。为了防止信息丢失，采样间隔  $\tau$  满足 Nyquist 采样定理，采样率大于等于该尺度下频率通带的二倍。所以每当  $m$  增加 1 时，尺度  $a$  增加一倍，对应的频率减少一半，可见采样率可以降低一半而不致引起信息的丢失（带通信号的采样率决定于其带宽，而不是决定于其频率上限）。所以在尺度  $j$  下，由于  $\psi(a_0^{-j}t)$  的宽度是  $\psi(t)$  的  $a_0^j$  倍，因此采样间隔可以扩大  $a_0^j$ ，同时不会引起信息的丢失。 $\psi_{a,\tau}(t)$  改为：

$$\psi_{a_0^j, k\tau_0}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j}(t - ka_0^j\tau_0)) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j}t - k\tau_0) \quad (3.6)$$

离散小波变换定义为：

$$WT_f(a_0^j, k\tau_0) = \int f(t) \psi_{a_0^j, k\tau_0}^*(t) dt \quad j = 0, 1, 2, \dots, k \in \mathbb{Z} \quad (3.7)$$

#### (3) 二进小波变换 (Stationary Wavelet Transform, SWT)

对于上节中提到的尺度和位移均离散化的小波序列，如果取离散栅格  $a_0 = 2$ ， $\tau_0 = 1$ ，即相当于连续小波在尺度  $a$  上进行量化，平移参数  $\tau$  仍然连续变化，我们称这类小波为二进小波，表示为：

$$\psi_{2^k, \tau}(t) = 2^{-k/2} \psi\left(\frac{t-\tau}{2^k}\right) \quad (3.8)$$

二进小波介于连续小波和离散小波之间，由于它只是对尺度参数进行离散化，在时间域上的平移量仍保持着连续的变化，所以二进小波变化具有连续小波变换的时移共变性，这个特点也是正交离散小波所不具有的。因此，二进小波变换在奇异性检测、图像处理方面都十分有用。

令小波函数为  $\psi(t)$ ，其傅立叶变换为  $\psi(\omega)$ ，若存在常数  $A, B$ ，当  $0 < A \leq B < \infty$  时，使得

$$A \leq \sum_{k \in \mathbb{Z}} |\psi(2^k \omega)|^2 \leq B \quad (3.9)$$

此时， $\psi(t)$  才是一个二进小波，称上式为二进小波的稳定性条件。

定义函数  $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$  的二进小波变换系数为：

$$WT_{2^k}(\tau) = f(t) * \psi_{2^k}(t) = 2^{-k/2} \int_{\mathbb{R}} f(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{2^k}\right) dt \quad (3.10)$$

其中:  $\psi_{2^k}(t) = 2^{\frac{k}{2}} \psi(\frac{t}{2^k})$ 。

二进小波具有以下性质:

- ① 二进小波  $\psi(t)$  满足小波母函数的容许性条件, 即二进小波必为基本小波;
- ② 二进小波  $\psi(t)$  是冗余的;
- ③ 二进小波具有时移共变性。

### 3.2 几种常用的小波函数

与标准的傅立叶变换相比, 小波分析中所用到的小波函数不具有唯一性, 即小波函数  $\psi(t)$  具有多样性。下面介绍一些常用的小波函数及其特点。

#### (1) Haar 小波

*Haar* 函数是小波分析中最早用到的一个具有紧支撑的正交小波函数, 也是最简单的小波函数, 它是支撑域在  $t \in [0, 1]$  范围内的单个矩形波。 *Haar* 函数的定义如下:

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t \leq 1/2 \\ -1 & 1/2 \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3.11)$$

*Haar* 小波函数在时域上是不连续的, 所以作为基本小波性能不是特别好。但它有自己的优点:

- ① 计算简单;
- ② 在多分辨分析中 *Haar* 小波构成一组最简单的正交归一的小波族。

#### (2) 二次 B 样条小波

二次 B 样条小波具有奇对称性和紧支集的二次样条小波函数

$$\psi(t) = \begin{cases} \frac{1}{2}t^2 & 0 \leq t < 1 \\ -\frac{3}{2}t^2 + 4t - 2 & 1 \leq t < 2 \\ \frac{3}{2}t^2 - 8t + 10 & 2 \leq t < 3 \\ -\frac{1}{2}t^2 + 4t - 8 & 3 \leq t < 4 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3.12)$$

#### (2) Daubechies(dbN) 小波

*Daubechies* 小波是由世界著名的小波分析学者 *Ingrid Daubechies* 构造的小波函数, 一般简写成 *dbN*,  $N$  是小波函数的阶数。小波函数  $\psi(t)$  和尺度函数  $\phi(t)$  中的支撑区为  $2N-1$ ,  $\psi(t)$  的消失矩为  $N$ 。除  $N-1$  外, *dbN* 不具有对称性 (即非线性相位)。 *dbN* 没有明确的表达式 ( $N-1$  除外), 但转换函数  $h$  的平方模是很明确的。

令  $P(y) = \sum_{k=0}^{N-1} C_k^{N-1+k} y^k$ ，其中， $C_k^{N-1+k}$  为二项式的系数，则有

$$|m_0(\omega)|^2 = (\cos^2 \frac{\omega}{2}) P(\sin^2 \frac{\omega}{2}) \quad (3.13)$$

式中， $m_0(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k=0}^{N-1} h_k e^{-j k \omega}$ 。

*Daubechies* 小波具有以下特点：

① 在时域上是有限支撑的，即  $\psi(t)$  长度有限。而且其高阶原点矩  $\int t^p \psi(t) dt = 0$ ，

$p = 0 \sim N-1$ ； $N$  值越大， $\psi(t)$  长度越长；

② 在频域上  $\psi(t)$  在  $\omega = 0$  处有  $N$  阶零点；

③ 小波函数  $\psi(t)$  和它的整数位移正交归一，即  $\int \psi(t) \psi(t-k) dt = \delta_k$ ；

④ 小波函数  $\psi(t)$  可以由所谓二尺度函数  $\phi(t)$  求出。尺度函数  $\phi(t)$  为低通函数，长度有限，支

撑域在  $t = [0, 2N-1]$  范围内。

(3) *Mexican Hat* 小波

*Mexican Hat* 小波函数为 *Gauss* 函数的二阶导数：

$$\psi(t) = (1-t^2) e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (3.14)$$

$$\psi(\omega) = \sqrt{2\pi} \omega^2 e^{-\frac{\omega^2}{2}} \quad (3.15)$$

因为其形状像墨西哥帽的截面，所以称这个函数为墨西哥帽函数，其在时间域与频率域都有很好的局部化，并且满足  $\int \psi(t) dt = 0$ 。由于它不存在尺度函数，所以其小波函数不具有正交性。

(4) *Morlet* 小波

*Morlet* 小波函数是高斯包络下的单频率复正选函数：

$$\psi(t) = C e^{-\frac{t^2}{2}} \cos(5t) \quad (3.16)$$

$C$  是重构时的归一化常数。

*Morlet* 小波函数没有尺度函数  $\phi(t)$ ，而且是非正交分解。

(5) *Symlet* (*symN*) 小波

*Symlet* 小波函数是 *Daubechies* 提出的近似对称的小波函数，它是对 *db* 函数的一种改进。

*Symlet* 小波函数通常表示为 *symN* ( $N = 2, 3, \dots, 8$ )。

(6) *Coiflet* (*CoifN*) 小波

根据  $R.Coifman$  的要求,  $Daubechies$  构造了  $Coiflet$  小波, 它具有  $CoifN$  ( $N=1,2,3,4,5$ ) 这一系列。 $Coiflet$  小波函数  $\psi(t)$  的  $2N$  阶矩为零, 尺度函数  $\phi(t)$  的  $2N-1$  阶矩为零。 $\psi(t)$  和  $\phi(t)$  的支撑长度为  $6N-1$ 。 $Coiflet$  的  $\psi(t)$  和  $\phi(t)$  具有比  $dbN$  更好的对称性。

小波分析中所用到的小波函数并不是唯一的, 即小波函数  $\psi(t)$  具有多样性。在工程应用中, 一个十分重要的问题就是最优小波函数的选择, 因为不同的小波函数具有不同的性质, 分析同一个问题会产生不同的结果。虽然不同的小波函数具有不同的特性, 但它们仍具有一些共同特点, 这在选择小波函数时具有一定的参考作用。

#### (1) 支撑长度

$\psi(t)$ 、 $\psi(\omega)$ 、 $\phi(t)$  和  $\phi(\omega)$  的支撑区间, 是当时间或频率趋向无穷大时,  $\psi(t)$ 、 $\psi(\omega)$ 、 $\phi(t)$  和  $\phi(\omega)$  从一个有限值收敛到 0 的长度。支撑长度越长, 一般需要耗费的计算时间更多, 且产生更多高幅值的小波系数。

#### (2) 对称性

具有对称性的小波, 在图像处理中可以很有效地避免相位畸变, 因为该小波对应的滤波器具有线性相位的特点。

#### (3) 消失矩

$\psi(t)$ 、 $\phi(t)$  的消失矩阶数, 对于数据压缩和特征提取是非常有用的。消失矩越大, 就使更多的小波系数为零。但在一般情况下, 消失矩越高, 支撑长度也越长。所以, 在支撑长度和消失矩之间, 必须折中处理。

#### (4) 正则性

正则性好的小波, 能在信号或图像的重构中获得较好的平滑效果, 减小量化或舍入误差的视觉影响。但在一般情况下, 正则性好, 支撑长度越长, 计算时间相应增加。

#### (5) 相似性

选择信号波形相似的小波, 对于压缩和消噪是有参考价值的。

实际应用时, 通常考虑小波函数的以上特性, 并结合信号处理的要求, 选择合适的小波函数。

### 3.3 基于小波分析的 AID 算法研究

#### 3.3.1 小波函数的选取

将 2.2 节中上游占有率信号作为原始输入信号, 如图 3-1 所示。交通事件发生的时刻为  $30 \times 30s$ , 持续时间为  $30 \times 30s$ , 结束于  $60 \times 30s$ 。选择不同的小波函数分别对其进行分析, 从而确定合适的小波函数。



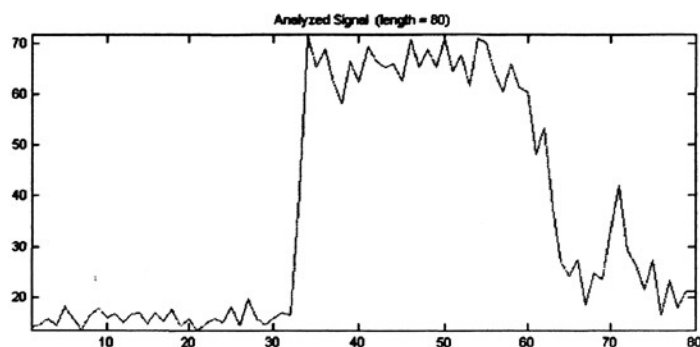


图 3-1 上游占有率变化图 (横坐标单位: 30s, 纵坐标单位: %)

运用 *Haar* 小波函数对原始信号进行连续小波变换分析, 尺度为 16 时的小波系数图如图 3-2。从图中可以看到, 在时刻  $30 \times 30s$  左右, 图中有一个最小值, 对应于占有率由小变大的突变点, 图中的最大值对应于占有率有大变小的突变点。图 3-3 为运用 *Haar* 小波函数对原始信号进行连续小波变换分析后的小波系数最大值图。其中, 尺度为  $1:1:32$ , 采样周期为 1。从图中可以看到, 在交通事件发生时刻  $30 \times 30s$  左右, 小波系数存在极值, 具体时刻为  $33 \times 30s$ , 检测延时  $3 \times 30s$ 。

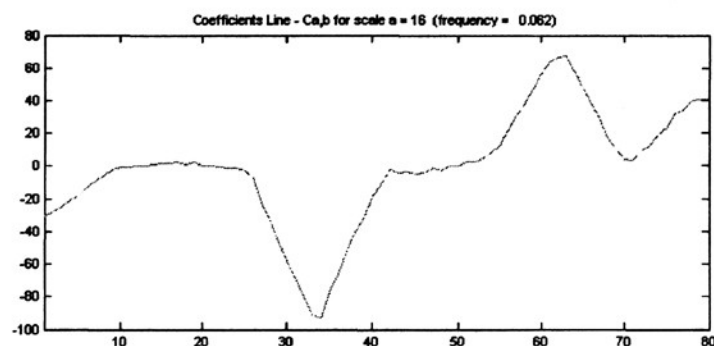
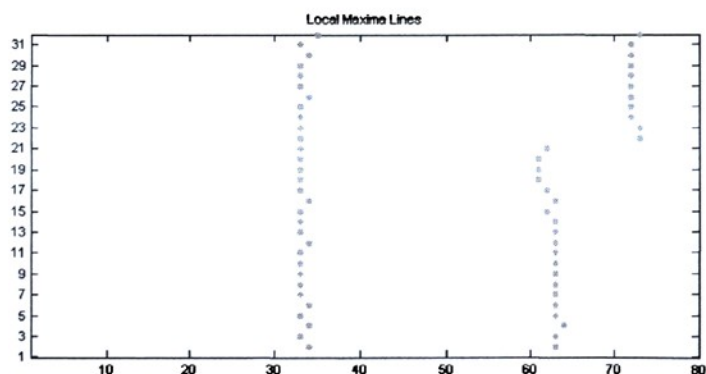
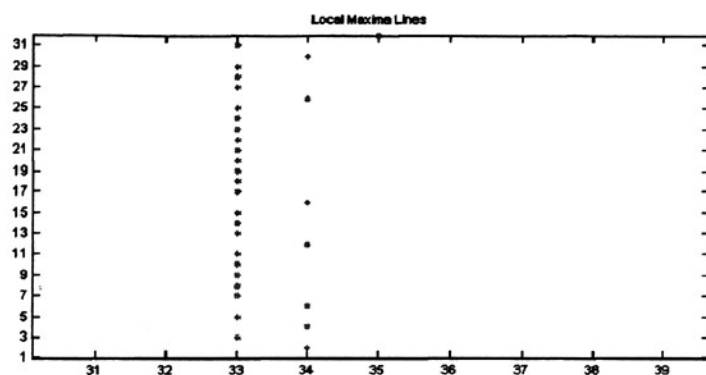


图 3-2 小波系数图 (横坐标单位: 30s, 纵坐标单位: 1)



(a) 全局图



(b) 局部图

图 3-3 小波系数最大值图 (横坐标单位: 30s, 纵坐标单位: 1)

运用 *db4* 小波函数对原始信号进行连续小波变换分析, 尺度为 16 时的小波系数图如图 3-4。从图中可以看到, 交通事件发生时刻  $30 \times 30s$  左右, 小波系数存在极值, 但多个极值点, 无法具体判断信号突变点。图 3-5 为运用 *db4* 小波函数对原始信号进行分析后的小波系数最大值图。其中, 尺度为 1:1:32, 采样周期为 1。从图中可以看到, 在交通事件发生时刻  $30 \times 30s$  左右, 小波系数最大值位置不明确, 不利于判断信号突变的位置。

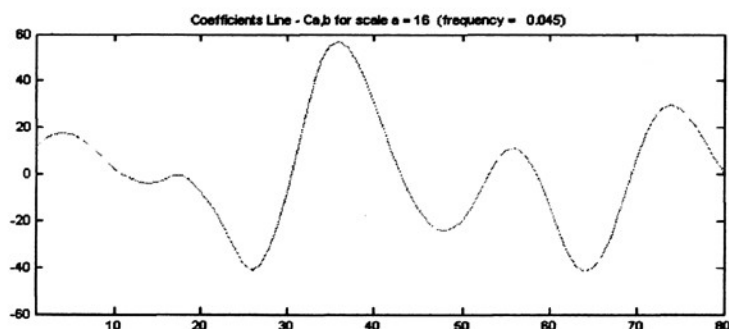
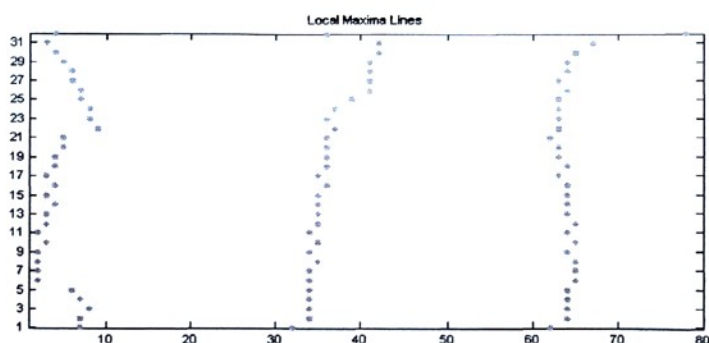
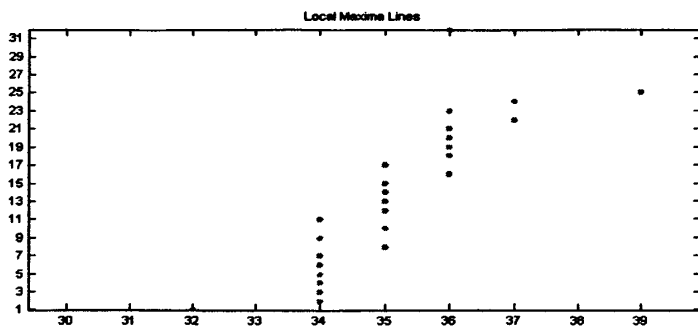


图 3-4 小波系数图 (横坐标单位: 30s, 纵坐标单位: 1)



(a) 全局图



(b) 局部图

图 3-5 小波系数最大值图 (横坐标单位: 30s, 纵坐标单位: 1)

信号检测中突变点的位置有时是由小波变换的过零点反映的,有时是由其极值点反映的。一般来说,根据过零点作检测不如根据极值点作检测。因为过零点易受噪声干扰,而且有时过零点反映的不是突变点,而是信号在凸凹区间的转折点。因此,检测阶跃信号宜采用反对称小波,检测尖峰脉冲宜采用对称小波。信号突变点的小波变换在各尺度上都有符号一致的表现,但正交小波变换在不同尺度上有相应的移位现象,对称小波变换模极大值在反映突变点时是位置整齐对应的。结合以上分析,本文选用具有反对称性质的 *Haar* 小波函数用于设计检测算法。

连续小波变换用于信号处理时,由于冗余量多,计算量大,耗时较长,一般很少使用。在离散小波变换应用中,大多数采用快速算法,即 *Mallat* 算法。该算法在每次计算后需要进行抽取处理,每经过一级分析后,数据就减少一半,分析级数越大,所得的数据越稀疏,不利于表现信号的奇异性的位置。

二进小波变换介于连续小波变换和离散小波变换之间,是对尺度参数进行离散化,在时间域上的平移量仍保持着连续的变化,所以二进小波变化结合了连续小波变换的优点和离散小波变换的优点,具有连续小波变换的时移共变性,利于信号奇异点的判断。

因此,本文将采用基于 *Haar* 小波函数的二进小波变换 (SWT)。

图 3-6 为对原始信号上游占有率 (图 3-1) 进行三层二进小波变换后的高频和低频系数图,图 3-6a 为第 1 层变换后的高频和低频系数图,图 3-6b 为第 2 层变换后的高频和低频系数图,图 3-6c 为第 3 层变换后的高频和低频系数图。从图中可以看到,运用 *Haar* 小波对上游占有率突变信号进行二进小波变换后,可以很好地检测信号奇异点,随着变换层数的增加,奇异点的位置判断更加准确,如图 3-6c 中第 3 层高频系数所示,信号奇异点的判定位置与实际位置几乎一致,奇异点处的模值明显大于其他各点的模值。

图 3-7 为 2.2 节仿真实验中交通事件发生后上游速度图,将其作为原始信号,进行三层二进小波变换,变换后的高频和低频系数图如图 3-8。图 3-8a 为第 1 层变换后的高频和低频系数图,图 3-8b 为第 2 层变换后的高频和低频系数图,图 3-8c 为第 3 层变换后的高频和低频系数图。从图中可以看到,运用 *Haar* 小波对上游速度突变信号进行二进小波变换后,可以很好地检测信号奇异点,随着变换层数的增加,奇异点的位置判断更加准确,如图 3-8c 中第 3 层高频系数所示,信号奇异点的判定位置与实际交通事件发生位置几乎一致,并且奇异点的模值明显大于其他各点的模值。

因此,本文基于小波分析的交通事件自动检测算法选择 *Haar* 小波函数,并对分析原始信号进行 3 层二进小波变换。

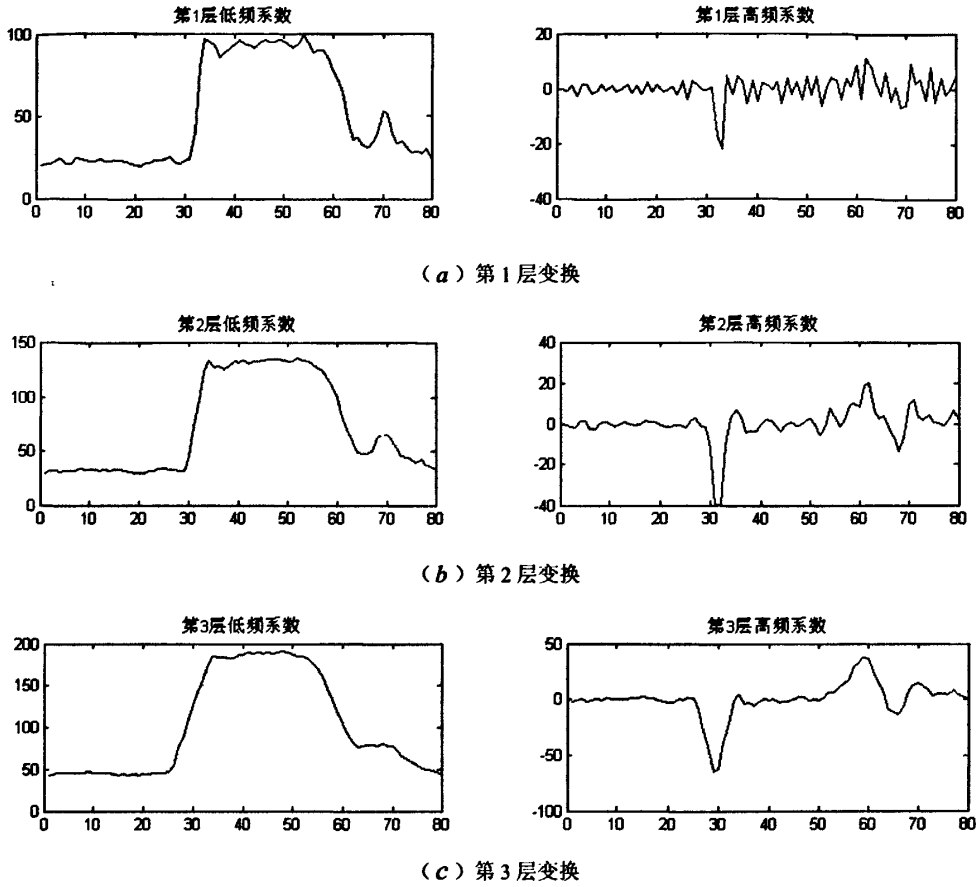


图 3-6 上游占有率信号二进小波变换后的高频和低频系数图

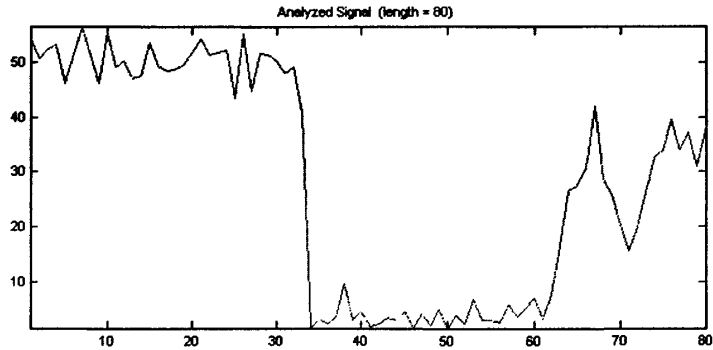


图 3-7 上游速度变化图 (横坐标单位: 30s, 纵坐标单位: mph)

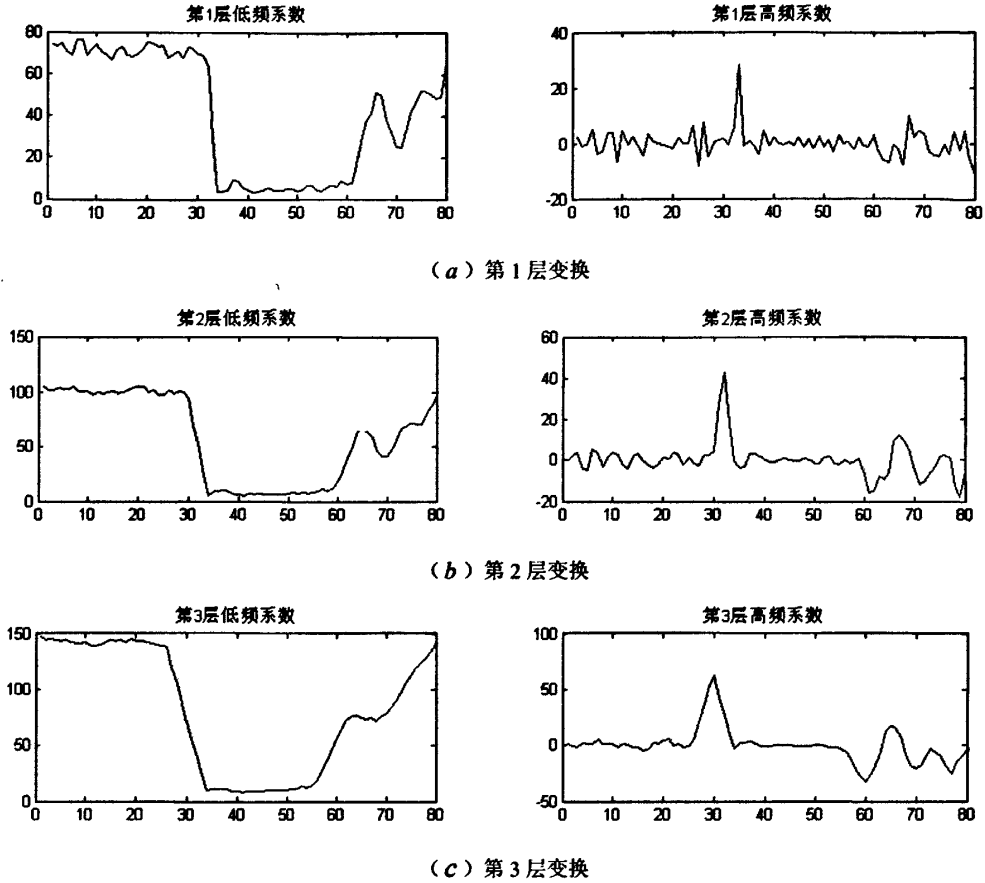


图 3-8 速度信号二进小波变换后的高频和低频系数图

### 3.3.2 检测算法

根据 2.2 节交通事件对交通流的影响分析可知, 某时刻高速公路有交通事件发生, 上游检测器占有率和速度均会发生突变。因此, 运用小波变换检测交通事件的实质是检测突变信号, 即检测交通参数的突然变化。

根据 2.2 节交通事件对交通流的影响分析, 本文事件检测算法采用单截面检测, 首先运用小波变换分析单截面检测器速度  $v[t]$  变化, 如果检测速度异常, 可能有交通事件发生, 检测该检测器占有率  $o[t]$ , 如果占有率异常, 则确认有交通事件发生。

本节交通事件检测算法的具体工作步骤如下:

- (1) 将各截面检测器的速度  $v[t]$  和占有率  $o[t]$  作为算法的输入参数;
- (2) 运用 *Haar* 小波进行二进小波变换单独分析各截面检测器速度  $v[t]$ , 并进行判断;
- (3) 如果判定速度  $v[t]$  变化异常, 输入该检测器的占有率  $o[t]$ ; 否则, 返回第一步;

- (4) 运用二进小波变换分析该截面检测器占有率 $o[t]$ ，并进行判断；
- (5) 如果判定占有率 $o[t]$ 变化异常，判定有交通事件发生；否则，返回第三步；
- (6)  $t = t + \Delta t$ ，返回第一步。

检测算法流程图如图 3-9 所示。

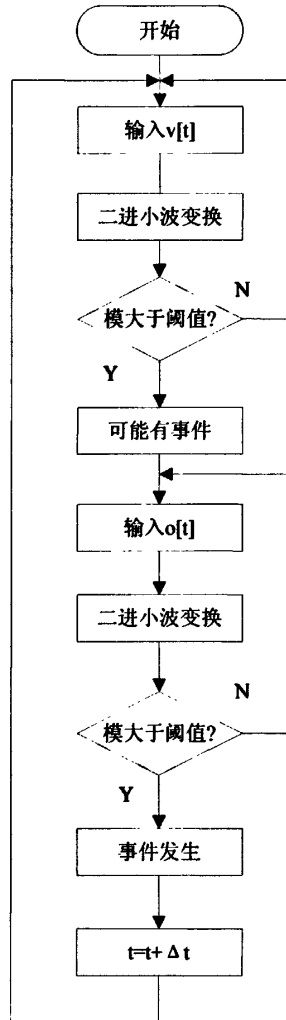


图 3-9 检测算法流程图

### 3.4 实验分析

本文采用仿真数据对检测算法的性能进行测试，为了较为准确地验证检测算法的有效性，本文仿真了多种交通状态下的事件发生情况。

3.4.1 实验数据

本文运用 TSIS 仿真软件建立高速公路交通事件模型，产生仿真数据。服务流量分别设置为 800vphpl、1000vphpl、1200vphpl、1400vphpl、1600vphpl、1800vphpl、2000vphpl 等七种情况。上下游检测站间距为 2000ft(600m)，交通事件发生的位置距上游检测站距离分别为 100m、200m、300m、400m、500m 等五个地段，如图 3-10 所示。因此，总共有 35 种交通事件的设置方案，具体见表 3-1。

表 3-1 仿真实验设置方案

条件 方案	事件地点(m)	交通量(vph)	发生时间(s)	持续时间(s)	仿真时间(s)
1	100	800	900	900	2400
2	200	800	900	900	2400
3	300	800	900	900	2400
4	400	800	900	900	2400
5	500	800	900	900	2400
6	100	1000	900	900	2400
7	200	1000	900	900	2400
8	300	1000	900	900	2400
9	400	1000	900	900	2400
10	500	1000	900	900	2400
11	100	1200	900	900	2400
12	200	1200	900	900	2400
13	300	1200	900	900	2400
14	400	1200	900	900	2400
15	500	1200	900	900	2400
16	100	1400	900	900	2400
17	200	1400	900	900	2400
18	300	1400	900	900	2400
19	400	1400	900	900	2400
20	500	1400	900	900	2400
21	100	1600	900	900	2400
22	200	1600	900	900	2400
23	300	1600	900	900	2400
24	400	1600	900	900	2400
25	500	1600	900	900	2400
26	100	1800	900	900	2400
27	200	1800	900	900	2400
28	300	1800	900	900	2400
29	400	1800	900	900	2400
30	500	1800	900	900	2400
31	100	2000	900	900	2400
32	200	2000	900	900	2400
33	300	2000	900	900	2400

34	400	2000	900	900	2400
35	500	2000	900	900	2400

在七种服务流量情况下，每种服务流量时，仿真交通事件发生 50 次，正常交通状态 450 次。其中，50 次交通事件分别对应交通事件发生的 5 个地段，每个地段仿真发生 10 次交通事件。因此，实验总共仿真  $7 \times (50+450) = 3500$  次，其中，仿真交通事件总数为  $7 \times 5 \times 10 = 350$  次。每次仿真时间为 40 分钟，事件发生在第 15 分钟，并持续 15 分钟。数据采样间隔为 30s。

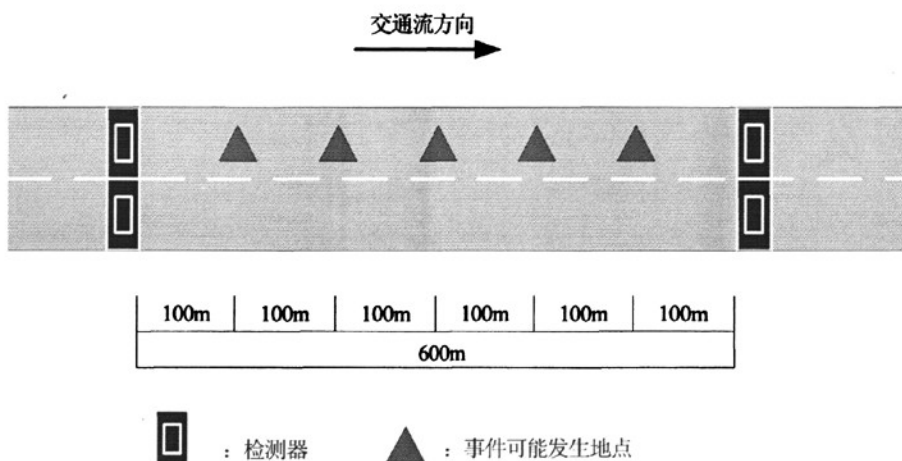


图 3-10 仿真路段示意图

### 3.4.2 性能评价

交通事件检测算法的常用评价指标有检测率、误报率和平均检测时间。本文同时选取这三个指标，对不同的检测算法进行性能评价。

检测率是指交通事件检测算法检测到的事件数与实际发生的引起道路通行能力下降的事件数的比值。即：

$$\text{检测率} = \frac{\text{检测到得事件数}}{\text{实际仿真得事件数}} \times 100\%$$

本文实验总共有 35 种交通事件的设置方案，每种方案条件下设置的交通事件数目为 10。首先分别对每种方案进行单独检测，用以验证检测算法在该条件下的检测性能，然后综合考虑 35 种方案下的算法的检测性能。

误报率是指误报事件数与总测试事件数的比值，即：

$$\text{误报率} = \frac{\text{误报事件数}}{\text{仿真实验次数}} \times 100\%$$

误报事件是指在正常交通状态下某检测算法检测到交通事件的发生。因此，在每种方案条件下，设置 10 次交通事件的同时，仿真 90 次正常交通状态，从而总的仿真实验次数为 100。即，在某方案条件下，运用检测算法检测时，有 10 组发生交通事件的数据和 90 组正常交通状态下的数据。



检测时间是指在一定时间内，从事件发生到被算法检测到的时间差值。在某方案条件下，如果在 10 次交通事件中检测到 10 次交通事件，平均检测时间为每次交通事件的检测时间的平均值

上述三个指标是相互关联的，即对同一算法而言，若要求检测率高，必然会带来误报率的增加；而要求误报率低，也会带来检测率低和检测时间增长的问题。所以检测算法的性能体现在对这三个指标的综合评价，在具体应用中，事件检测的逻辑决定了三者之间的平衡关系。一般在选择算法时，其误报率在某一预先设置的容许值内，并接受与之相对应的检测率和平均检测时间。

基于 *Haar* 小波函数的二进小波变换的检测算法(以下简称为 SWT 算法)的性能如表 3-2 所示。文中选择 California 算法进行比较分析。

表 3-2 SWT 算法和 California 算法的性能比较

交通量 (vph/lane)	位置(m)	SWT 算法			California 算法		
		检测率(%)	误报率(%)	检测时间(s)	检测率(%)	误报率(%)	检测时间(s)
800	100	10/10	0/100	30	10/10	1/100	90
	200	10/10	0/100	60	10/10	0/100	420
	300	10/10	0/100	210	9/10	0/100	540
	400	10/10	0/100	300	5/10	0/100	630
	500	10/10	10/100	480	5/10	0/100	540
1000	100	10/10	0/100	30	9/10	0/100	210
	200	10/10	0/100	60	9/10	0/100	210
	300	10/10	0/100	90	10/10	2/100	660
	400	10/10	0/100	150	10/10	0/100	510
	500	9/10	0/100	180	7/10	0/100	630
1200	100	10/10	0/100	30	10/10	1/100	120
	200	10/10	0/100	30	10/10	1/100	690
	300	10/10	0/100	30	10/10	1/100	360
	400	10/10	0/100	30	8/10	0/100	510
	500	10/10	0/100	90	8/10	0/100	420
1400	100	10/10	0/100	30	9/10	1/100	480
	200	10/10	0/100	30	10/10	3/100	420
	300	10/10	0/100	30	10/10	0/100	510
	400	10/10	0/100	60	8/10	0/100	570
	500	10/10	0/100	90	8/10	0/100	480
1600	100	10/10	2/100	30	10/10	2/100	90
	200	10/10	0/100	30	10/10	1/100	12
	300	10/10	0/100	30	9/10	1/100	510
	400	10/10	0/100	30	10/10	0/100	240
	500	10/10	0/100	54	9/10	2/100	420
1800	100	10/10	0/100	30	10/10	1/100	90
	200	10/10	1/100	30	10/10	2/100	450
	300	10/10	0/100	30	8/10	0/100	120
	400	10/10	0/100	30	10/10	2/100	180
	500	10/10	0/100	30	9/10	0/100	240
2000	100	10/10	2/100	30	10/10	0/100	90

	200	10/10	0/100	30	10/10	3/100	120
	300	10/10	0/100	30	10/10	1/100	330
	400	10/10	0/100	30	9/10	0/100	360
	500	10/10	0/100	30	10/10	5/100	450
均值	-	349/350	15/3500	2574/35	309/350	30/3500	12780/35
	-	100%	0.43%	74s	90.9%	1.67%	365s

从表中可以看出, SWT 算法的检测率为 100%, 误报率为 0.43%, 平均检测时间为 74s; California 算法的检测率为 90.9%, 误报率为 1.67%, 平均检测时间为 365s。因此, SWT 算法相对于 California 算法具有理想的检测性能。但是, 在交通量较低的时候 (例如交通量为 800vphpl 时), 检测时间较长, 尤其当事件发生位置距检测器较远的时候。在交通量较大的时候, 检测率较高, 检测时间较短, 但有一定的误报率。

图 3-11 是 SWT 算法和 California 算法的检测率和误报率关系图。从图中可以看到, SWT 算法具有较高的检测率和较低的误报率, 检测性能明显优于 California 算法的检测性能。

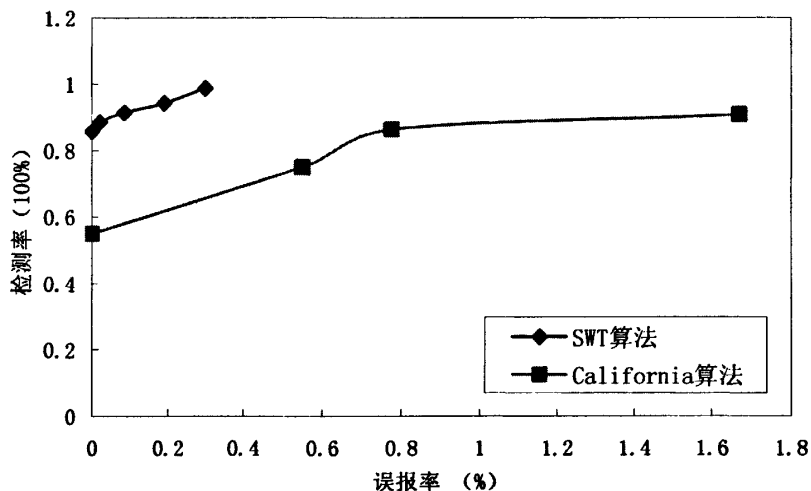


图 3-11 检测率与误报率关系图

## 第四章 基于 SVM 的 AID 算法研究

本章首先介绍标准支持向量机的基本概念，以及用等式约束替换标准支持向量机中的不等式约束的最小二乘支持向量机。重点研究基于 SVM 的交通事件自动检测算法，讨论 SVM 模型的确定、核函数的选择，并通过实验分析基于 SVM 的交通事件自动检测算法的性能。

### 4.1 支持向量机概述

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是20世纪90年代由 *Vapnik* 提出的一种新的机器学习方法，是建立在统计学习理论的VC维理论和结构风险最小原理基础上的，根据有限的样本信息在模型的复杂性（即对特定训练样本的学习精度）和学习能力（即无错误地识别任意样本的能力）之间寻求最佳折衷，以期获得最好的推广能力。

SVM具有严格的数学理论基础、直观的几何解释和良好的泛化能力，在处理小样本学习问题上具有独到的优越性。不仅如此，SVM与机器学习的另一主流算法——人工神经网络相比，SVM避免了神经网络中的局部最优解问题和拓扑结构难以确定的问题，并有效地克服了“维数灾难”。因此，SVM已经在很多工程实际问题中获得了成功的应用，为模式识别、回归分析和概率密度函数估计等方面提供了一种有效的技术手段。由于其出色的学习性能，支持向量机理论已成为机器学习研究的热点，并在很多领域得到了成功的应用，尤其在模式识别方面。其通过构造特征向量，由低维空间向高维空间转化，从而实现模式分类。交通事件发生后，交通流由正常的交通状态转变为非正常的交通状态，交通模式发生较大的变化，交通事件检测就是检测出交通状态的突然改变。支持向量机可以很好地识别这种模式的变化。因此，可以将支持向量机理论用于判断交通流状态，检测交通事件。

#### 4.1.1 标准支持向量机

SVM是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的，其基本思想可用图4-1的二维情况来说明。图中，实心点和空心点代表两类样本， $H$  为分类线， $H_1$ 、 $H_2$  分别为过各类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线，它们之间的距离叫做分类间隔 (*margin*)。所谓最优分类线就是要求分类线不但能将两类正确分开，而且使分类间隔最大。

分类线方程为： $x \cdot w + b = 0$ ，对其进行归一化，使得对线性可分的样本集  $(x_i, y_i)$ ， $i = 1, \dots, n$ ， $x \in R^d$ ， $y \in \{-1, +1\}$ ，满足

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \quad (4.1)$$

此时分类间隔等于  $2/\|w\|$ ，使分类间隔最大等价于使得  $\|w\|^2$  最小。满足条件 (1) 且使  $\frac{1}{2}\|w\|^2$  最小的分类面叫做最有分类面。 $H_1$ 、 $H_2$  上的训练样本点叫做支持向量。

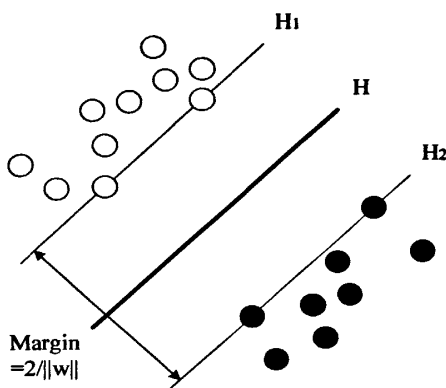


图4-1 最优分类面

利用 *Lagrange* 优化方法可以把上述最优分类面问题转化为对偶问题，即在约束条件

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \quad \alpha_i > 0, \quad i = 1, \dots, n \quad (4.2)$$

下对  $\alpha_i$  求解下列函数的最大值：

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (4.3)$$

$\alpha_i$  为原问题中与每个约束条件 (1) 对应的 *Lagrange* 乘子。

这是一个不等式约束下二次函数寻优的问题，存在唯一解。容易证明，解中将只有一部分  $\alpha_i$  不为零，对应的样本就是支持向量。解上述等式后得到的最优分类函数是

$$f(x) = \text{sgn} \{ (w \cdot x) + b \} = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (4.4)$$

式中的求和实际上只对支持向量进行。 $b^*$  是分类阈值，可以用任一个支持向量（满足(1)中的等号）求得，或通过两类中任意一对支持向量取中值求得。

对非线性问题，可以通过非线性变换转化为某个高维空间中的线性问题，在变换空间求最优分类面。在上面的对偶问题中，不论是寻优目标函数 (4.3) 还是分类函数 (4.4) 都只涉及训练样本之间的内积运算  $(x_i \cdot x_j)$ 。

设有非线性映射  $\Phi: R^d \rightarrow H$  将输入空间的样本映射到高维（可能是无穷维）的特征空间  $H$  中。当在特征空间  $H$  中构造最优超平面时，训练算法仅使用空间中的点积，即  $\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ ，而没有单独的  $\Phi(x_i)$  出现。因此，如果能够找到一个函数  $K$  使得

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (4.5)$$

这样, 在高维空间实际上只需进行内积运算, 而这种内积运算是可以用原空间中的函数实现的, 我们甚至没有必要知道变换  $\Phi$  的形式。

根据泛函的有关理论, 只要一种核函数  $K(x_i, x_j)$  满足 *Mercer* 条件, 它就对应某一变换空间中的内积。因此, 在最优分类面中采用适当的内积函数  $K(x_i, x_j)$  就可以实现某一非线性变换后的线性分类, 而计算复杂度却没有增加, 此时目标函数 (4.3) 变为:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (4.6)$$

而相应的分类函数也变为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b^* \right\} \quad (4.7)$$

这就是支持向量机。

为了在经验风险和推广性能之间求得某种均衡, 可以通过引入正的松弛因子  $\xi_i$  来允许错分样本的存在。这时, 约束 (4.1) 变为:

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \quad (4.8)$$

为了避免松弛因子  $\xi_i$  取值过大, 在目标函数中引入惩罚系数  $C$ , 使得目标函数  $\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$  最小。

相应的对偶问题如下:

Maximize:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (4.9)$$

s.t.

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, n \quad (4.10)$$

标准支持向量机的求解步骤为:

(1) 设已知训练集

$\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \in (X \times Y)^n$ , 其中  $x_i \in X = R^n$  为  $n$  维的训练样本输入,

$y_i \in Y = \{-1, 1\}$  为样本输出,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;

(2) 选择适当的惩罚系数  $C > 0$ , 构造并求解最优化问题

Maximize:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i, x_j) \quad (4.11)$$

s.t.

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i=1, \dots, n \quad (4.12)$$

得最优解  $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_n^*)^T$ ;

(3) 计算  $w^* = \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* x_i$ ; 选择  $\alpha^*$  的一个小于  $C$  的正分量  $\alpha_j^*$ , 并据此计算

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* (x_i \cdot x_j);$$

(4) 构造分类超平面  $(w^* \cdot x) + b^* = 0$ , 由此求得决策函数

$$f(x) = \text{sgn}((w^* \cdot x) + b^*) \quad (4.13)$$

对于非线性可分问题, 需要在式 (11) 中引入一个实现线性映射的核函数  $K(x_i, x_j)$ :

$$\text{Maximize: } Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (4.14)$$

选择不同的核函数  $K(x_i, x_j)$ , 可以构造不同的支持向量机, 其决策函数的一般形式为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^* \right\} \quad (4.15)$$

SVM 中不同的内积核函数将形成不同的算法, 目前研究最多的核函数有三类:

(1) 多项式核函数

$$K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^d, \quad d \text{ 为阶数};$$

(2) 高斯径向基核函数 (RBF 核函数)

$$K(x, x_i) = \exp \left[ -|x - x_i|^2 / (2\sigma^2) \right];$$

(3) Sigmoid 核函数 (双曲线正切核函数)

$$K(x, x_i) = \tanh[a(x \cdot x_i) + b].$$

#### 4.1.2 最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机 (Least Squares Support Vector Machine, LSSVM) 是对标准支持向量机的改

进，其核心思想是用等式约束替换标准支持向量机中的不等式约束。由于采用等式约束，原来需要求解一个二次规划的问题就转换成了求解一个线性方程组的问题。因此，求解的难度大大降低。LSSVM 的具体求解过程如下：

设已知训练集： $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \in (X \times Y)^n$ ，其中  $x_i \in X = R^n$  为  $n$  维的训练样

本输入， $y_i \in Y = \{-1, 1\}$  为样本输出， $i = 1, 2, \dots, n$ 。

LSSVM 算法的目标优化函数为：

Minimize:

$$\frac{1}{2} w^T w + \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (4.16)$$

s.t.

$$y_i [w^T \phi(x_i) + b] = 1 - e_i \quad i = 1, \dots, n \quad (4.17)$$

为求解优化函数的最小值，构造 *Lagrange* 函数

$$L = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{w^T \phi(x_i) + b + e_i - y_i\} \quad (4.18)$$

其中  $\alpha_i$  为拉格朗日乘子。

对式 (4.18) 求偏导，可得：

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i), \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i, \quad i = 1, \dots, N, \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow w^T \phi(x_i) + b + e_i - y_i = 0, \quad i = 1, \dots, N \end{cases} \quad (4.19)$$

通过消去  $w, e$ ，求解的优化问题转化为求解线性方程：

$$\begin{bmatrix} 0 & -y^T \\ y & \Omega + \frac{1}{\gamma} I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1_v \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

其中， $y = [y_1; \dots; y_n]$ ， $1_v = [1; \dots; 1]$ ， $\Omega_{kj} = y_k y_j \phi(x_k)^T \phi(x_j) = y_k y_j K(x_k, x_j)$ ， $\alpha = [\alpha_1; \dots; \alpha_n]$ ， $k, j = 1, \dots, n$ 。

运用最小二乘法，求解式 (4.20) 可得到  $\alpha$  和  $b$ ，最小二乘支持向量机也由此得名。并且 LSSVM 分类器为：

$$f(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \right] \quad (4.21)$$

## 4.2 基于 SVM 的 AID 算法研究

交通事件发生前后,交通状态的判别问题是一个典型的模式识别问题。由于 SVM 在模式识别方面具有良好的效果,因此,可以将 SVM 用于交通事件检测。SVM 在交通事件检测中的应用,主要是通过对所采集的在交通事件和非交通事件条件下的参数数据集进行优化分类,达到交通事件检测的目的。

基于 SVM 的交通事件自动检测算法的基本原理是,首先基于高速公路交通特性选取具有典型特征的交通参数,由这些交通参数组成一定维数的特征向量,再将特征向量输入到 SVM 中进行优化计算,依据最大间隔原理实现问题分类,从而达到事件检测的目的。基于 SVM 的交通事件检测可以描述为如下分类问题:已知高速公路上相邻两个检测站的速度、占有率、交通量等数据,构造特征向量,运用支持向量机对特征向量进行分类,从而判别该路段的交通状态是否属于事件发生状态。

研究基于 SVM 的交通事件自动检测算法的重点是研究特征向量的构造、SVM 模型及核函数的选取等。主要有以下几个部分:

### (1) 特征向量的确定

在运用 SVM 检测算法之前,首先要确定基于 SVM 的 AID 算法的输入参数,也就是确定特征向量。特征向量作为检测算法的输入参数,对检测算法的效果具有重要的影响。因此,应该仔细分析交通参数,确定合适的特征向量。

根据第二章的分析可知,交通流三参数在交通事件发生后都有不同程度地变化。本章选择上游的速度和占有率来构造特征向量。图 4-2 是上游占有率和上游速度在交通事件发生后的散点分布图。方点表示交通事件发生后的速度和占有率散点分布值;三角形点表示交通事件结束后,交通流由拥挤状态向正常状态过渡时的速度和占有率散点分布值;菱形点表示正常交通流状态时的速度和占有率散点分布值。从图中可以看到:交通事件发生后,上游速度和上游占有率散点分布呈现明显的聚集。因此,本文的特征向量确定为 $(V, O)$ 。并将有事件发生的特征向量标识为+1,将无事件发生的特征向量标识为-1,即:有事件发生时 $y = +1$ ,无事件发生时 $y = -1$ 。

### (2) SVM 模型的选择

标准支持向量机训练样本时需要求解二次规划问题,训练速度较慢,因此文中采用改进的支持向量机—最小二乘支持向量机,它是在标准支持向量机的基础上,通过采用最小二乘价值函数和等式约束,将标准支持向量机求解的二次规划问题转变为线性问题,简化了计算的复杂性,加快了训练速度。同时,采用径向基(RBF)核函数的 LSSVM 的模型参数比采用相同核函数的标准支持向量机少一个,可加快建模速度。

### (3) 参数的确定

采用径向基(RBF)核函数的 LSSVM 的检测模型参数为正则化系数 $\gamma$ 和核函数宽度系数 $\sigma$ 。

本文运用试凑法,对 3.4 节中交通事件仿真数据进行分析,确定的参数为: $\gamma = 10$ ,  $\sigma^2 = 0.2$ 。



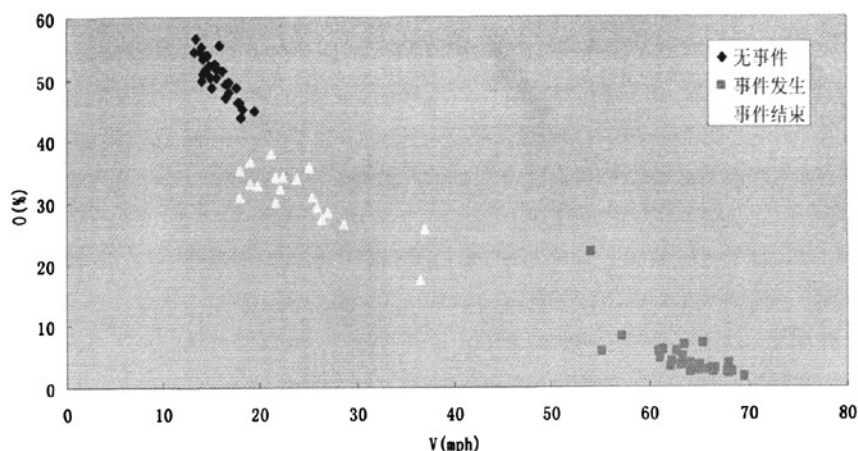


图 4-2 事件发生后上游速度和占有率散点分布图

#### (4) 模型的测试

图 4-3 为 3.4 节中一组交通事件仿真数据的 LSSVM 分类图。特征向量为  $(V, O)$ ，核函数采用径向基 ( $RBF$ )，正则化系数  $\gamma$  和核函数宽度系数  $\sigma$  分别为： $\gamma = 10$ ， $\sigma^2 = 0.2$ 。图中，星号点表示正常交通状态，方形点表示交通事件发生后的交通流状态。黑线表示两种交通状态的边界。从图中可以看到，选择以上参数后，运用 LSSVM 进行交通事件检测的效果十分理想。

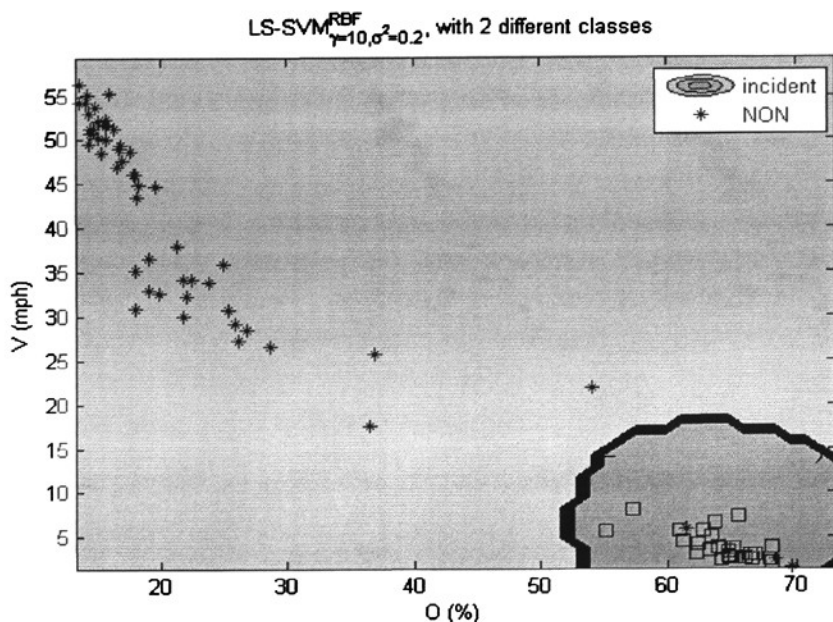


图 4-3 事件发生后 LSSVM 分类图

4.3 实验分析

本节对基于支持向量机的 AID 算法进行仿真评价。为便于与基于小波分析的 AID 算法和 California 算法进行性能比较，交通事件仿真方案同第三章的仿真方案，如表 3-1 所示。

在评价基于 SVM 的检测算法时，同样采用三个常用评价指标：检测率、误报率和平均检测时间，具体含义见 3.5.2。实验方案总共为 35 种，每种实验方案条件下，设置产生 10 组发生交通事件的数据，90 组正常交通状态下的交通数据。首先确定 SVM 算法在每一种方案条件下的检测率、误报率和平均检测时间；然后平均各种条件下的评价指标，即得到 SVM 算法的综合评价指标，并与 SWT 算法进行比较。详见表 4-1。

表 4-1 SVM 算法与 SWT 算法的性能比较

交通量 (vph)	位置(m)	SVM 算法			SWT 算法		
		检测率(%)	误报率(%)	检测时间(s)	检测率(%)	误报率(%)	检测时间(s)
800	100	10/10	0/100	210	10/10	0/100	30
	200	10/10	0/100	270	10/10	0/100	60
	300	10/10	0/100	420	10/10	0/100	210
	400	10/10	0/100	480	10/10	0/100	300
	500	10/10	0/100	-	10/10	10/100	480
1000	100	10/10	0/100	150	10/10	0/100	30
	200	10/10	0/100	240	10/10	0/100	60
	300	10/10	0/100	270	10/10	0/100	90
	400	10/10	1/100	360	10/10	0/100	150
	500	10/10	0/100	420	9/10	0/100	180
1200	100	10/10	0/100	120	10/10	0/100	30
	200	10/10	0/100	180	10/10	0/100	30
	300	10/10	0/100	210	10/10	0/100	30
	400	10/10	0/100	270	10/10	0/100	30
	500	10/10	0/100	270	10/10	0/100	90
1400	100	10/10	0/100	120	10/10	0/100	30
	200	10/10	0/100	150	10/10	0/100	30
	300	10/10	0/100	210	10/10	0/100	30
	400	10/10	0/100	240	10/10	0/100	60
	500	10/10	0/100	270	10/10	0/100	90
1600	100	10/10	0/100	120	10/10	2/100	30
	200	10/10	0/100	150	10/10	0/100	30
	300	10/10	0/100	150	10/10	0/100	30
	400	10/10	0/100	180	10/10	0/100	30
	500	10/10	0/100	210	10/10	0/100	54
1800	100	10/10	0/100	90	10/10	0/100	30
	200	10/10	0/100	120	10/10	1/100	30
	300	10/10	0/100	150	10/10	0/100	30
	400	10/10	0/100	180	10/10	0/100	30
	500	10/10	10/100	180	10/10	0/100	30

2000	100	10/10	0/100	90	10/10	2/100	30
	200	10/10	0/100	120	10/10	0/100	30
	300	10/10	10/100	150	10/10	0/100	30
	400	10/10	0/100	120	10/10	0/100	30
	500	10/10	0/100	93	10/10	0/100	30
均值	-	350/350	21/3500	4683/34	349/350	15/3500	2574/35
	-	100%	0.6%	205s	100%	0.43%	74s

从表中看出：SVM 算法在各种状态下的检测率均为 100%，即该算法在各种条件下均可以很好地将交通事件状态检测出来，体现了 SVM 的分类效果。在各种条件下的误报率有所不同，但均可以接受，误报事件的产生可能是由于数据噪声的影响。平均检测时间因实验方案的不同而有所差异，且具有一定的规律性：在交通量较小的时候，平均检测时间较长，在交通量较大的时候平均检测时间较短，而且交通量越大，平均检测时间越短；同时，在距检测器较远的时候，平均检测时间较长，在距检测器较近的时候，平均检测时间较短。

在本文的实验方案条件下，SVM 算法的平均检测率为 100%，平均误报率为 0.6%，平均检测时间为 205s。SWT 算法的平均检测率为 100%，平均误报率为 0.43%，平均检测时间为 74s。两种算法的平均检测率相等，平均误报率也相近，SVM 算法的平均检测时间较长，但其检测时间小于 California 算法的平均检测时间（365s）。这主要是由于交通事件发生后，交通波的传播需要一定的时间，当交通事件的发生地点距离检测器较远时，检测时间越长。在交通量较小的情况下，交通事件的发生仅造成交通流的微小波动，反应在交通参数上的变化也是不明显的。只有当交通波的波峰到达检测器截面时，SVM 算法才能确定交通事件的发生，而这就导致了检测时间的延长。

但是，具有“数学显微镜”之称的小波分析的检测算法却能很好的解决这一问题。由于小波分析可以对交通事件信号进行放大，在交通事件发生后，交通波的波峰还没有到达检测器截面的时候，已经可以判断交通流的波动以及是否有交通事件发生，从而其检测时间较短。

需要指出的是，文中算法的各项评价指标均是基于本文设置的实验方案，在不同的实验条件下，各项评价指标略有差异。因此，两种算法的各项评价指标的相对大小更有实际意义。

## 第五章 检测器布设研究

本章首先对检测器布设的影响因素进行分析,检测器布设间距较大,交通事件自动检测算法性能不能充分发挥,影响其检测效果,检测器布设间距较小,投资增加。因此,本章将讨论在确保交通事件自动检测算法性能充分发挥的条件下,优化检测器的布设方案,达到投资最低。最后,将详细分析交通事件自动检测算法在不同的检测器布设方案条件下的性能,从而为指导检测器的布设提供依据。

### 5.1 概述

目前,在道路交通信息采集应用系统中,国内外普遍采用的交通检测器如环线线圈、微波雷达和视频检测器等,采集的是固定地点的交通流数据。交通检测器采集到的交通数据是否能够及时准确地反应相应的交通状态,与检测器的布设间距和空间位置有很大关系。只有道路网络中有足够多的检测器并进行合理地布设时,才能够实现对道路网络交通运行状态的准确判断。

国外在进行交通检测器布设时主要是在保证效益的条件下,以尽可能准确地采集路段动态信息为目的,按固定间距进行布设。例如,日本阪神高速公路设有 2030 个车辆检测器,主线平均布设间距为 500m;美国芝加哥 355km 高速公路设有 1700 套自动检测设施,平均布设间距为 200m;加拿大多伦多市高速公路平均 600m 布设一组检测器<sup>[46]</sup>。密集的交通信息采集设施可以实时准确地获取各路段交通流信息,便于动态分析各路段运行状况,及时采取交通管理措施。但是,国内的检测器布设间距普遍较大,能否满足检测性能的要求,还有待研究。

合理的交通检测器布设方案和检测器布设日的密切相关。在交通事件检测系统中,交通检测器的布设方案一方面要确保交通事件检测系统的性能充分发挥,另一方面要考虑投资成本。交通事件检测系统的性能取决于交通事件检测算法的性能,交通事件检测算法的性能能否充分发挥很大程度上取决于检测器的布设情况。因此,本文将分析交通事件检测算法的性能与检测器布设方案的关系,为检测器布设的优化调整提供依据。

### 5.2 仿真条件设置

为了较准确地反应在各种道路交通条件下,交通事件检测算法的性能与检测器布设之间的关系,本文在设置仿真实验时,参考高速公路服务水平等级,设置四种不同服务流量下的交通事件,同时设置多种检测器的布设方案,从而确定在各种高速公路服务水平条件下,AID 算法性能与检测器布设间距的关系。

#### (1) 道路网络

选择某双向四车道高速公路一段 2km 的路段作为微观模拟仿真的基本路网。

#### (2) 交通量

参考采用不同服务水平条件下的交通量作为道路网络的输入流量。服务水平等级根据服务交通量与道路通行能力的比值来确定。

#### (3) 检测器设置

本文结合实际情况,检测器的间距分别设置为 500m、700m、1000m、1200m、1500m 等五种情况。

具体实验方案设置如表 5-1 所示。

表 5-1 实验方案

方 案		检测器间距 (m)				
		500	700	1000	1200	1500
服务流量 (vph)	800	0805	0807	0810	0812	0815
	900	0905	0907	0910	0912	0915
	1000	1050	1070	1010	1012	1015
	1200	1205	1208	1210	1212	1215
	1600	1605	1607	1610	1612	1615
	2000	2005	2007	2010	2012	2015

第四章对 SWT 算法和 SVM 算法进行了详细的性能比较,两种检测算法都具有良好的检测性能,具有较高的检测率和较低的误报率,但是 SWT 算法具有更短的平均检测时间。因此,本文选择 SWT 算法研究检测器的布设。

5.3 实验结果分析

运用检测算法分别执行表 5-1 中的方案。在检测器间距分别为 500m、700m、1000m、1200m、1500m 时,服务流量分别为 800vph、900vph、1000vph、1200vph、1600vph、2000vph,各种方案编号如表 5-1 所示,方案总数为 30 个,各方案分别仿真 10 次,总实验次数为 300。

5.3.1 仿真结果

在运用各种仿真方案时,为了更好地体现算法的性能在不同检测器间距布设条件下的差异,同时为了便于直观地比较,本文在考虑算法性能时,确保在各种条件下算法的检测率最大的情况下,比较各种条件下的误报率和平均检测时间。

在检测器间距为 500m 时,服务流量分别设置为 800vph、900vph、1000vph、1200vph、1600vph、2000vph,算法在各种服务流量情况下的检测率、误报率和平均检测时间如表 5-2 所示。

表 5-2 检测器间距为 500m 时的算法性能

检测器间距(m)	服务流量(vph)	检测率(%)	误报率(%)	平均检测时间(s)
500m	800	0/10	0/100	-
	900	10/10	0/100	420
	1000	10/10	0/100	120
	1200	10/10	10/100	30
	1600	10/10	0/100	30
	2000	10/10	0/100	30
均值	-	50/50	10/500	630/5
	-	100%	2%	126

从表中可以看出,在服务流量为 900vph、1000vph、1200vph、1600vph、2000vph 等情况下,算法的检测率为 100%,误报率为 2%,平均检测时间为 126s。其中,在服务流量为 900vph 时,检测时间较长,为 420s,在服务流量为 1000vph 时,检测时间为 120s,而在服务流量为 1200vph-2000vph

时，平均检测时间为 30s，这说明在检测器间距为 500m，服务流量较大的时候，算法的检测效果十分理想。但是，在服务流量为 800vph 时，算法的检测率为 0，说明算法在该服务流量时，已失去了检测效果。由于在各种实验方案下，服务流量为 800vph 时，算法的检测率均为 0，因此，本文在统计算法的平均检测性能时，不考虑这种低流量情况。

在检测器间距为 700m 时，在服务流量为 900vph、1000vph、1200vph、1600vph、2000vph 情况下，算法的检测率为 100%，误报率为 4%，平均检测时间为 180s。其中，在服务流量为 900vph 时，误报率较大，一方面是由于在服务流量较小的情况下，交通事件导致的交通流的波动和正常的交通流的微小波动同时被算法检测出来，因而导致了误报事件，另一方面，可能由于数据噪声的影响。在服务流量为 900vph 时，平均检测时间为 540s；在服务流量为 1000vph 时，平均检测时间为 210s；服务流量为 1200vph 时，平均检测时间为 90s；在服务流量为 1600vph、2000vph 时，平均检测时间均为 30s。详细数据见表 5-3。

表 5-3 检测器间距为 700m 时的算法性能

检测器间距(m)	服务流量(vph)	检测率(%)	误报率(%)	平均检测时间(s)
700m	800	0/10	0/100	-
	900	10/10	20/100	540
	1000	10/10	0/100	210
	1200	10/10	0/100	90
	1600	10/10	0/100	30
	2000	10/10	0/100	30
均值	-	50/50	20/500	900/5
	-	100%	4%	180

在检测器间距为 1000m 时，在服务流量为 900vph、1000vph、1200vph、1600vph、2000vph 等情况下，算法的检测率为 100%，误报率为 14%，平均检测时间为 246s。其中，在服务流量为 900vph 时，误报率为 71%，一方可能是由于检测器间距较大，交通事件引起的交通流的波动在传播过程中自行衰退，而算法为了确保检测率，其敏感度降低，造成了很多误报；另一方面，在服务流量较小的情况下，交通事件引起的交通流波动和正常的交通波动同时被检测出来，因而导致了误报事件。在服务流量为 900vph 时，平均检测时间为 630s，在服务流量为 1000vph 时，平均检测时间为 330s，在服务流量为 1200vph 时，平均检测时间为 180s，在服务流量为 1600vph 时，平均检测时间为 60s，在服务流量为 2000vph 时，平均检测时间为 30。详细数据见表 5-4。

表 5-4 检测器间距为 1000m 时的算法性能

检测器间距(m)	服务流量(vph)	检测率(%)	误报率(%)	平均检测时间(s)
1000m	800	0/10	0/100	-
	900	10/10	71/100	630
	1000	10/10	0/100	330
	1200	10/10	0/100	180
	1600	10/10	0/100	60
	2000	10/10	0/100	30
均值	-	50/50	71/500	1230/5
	-	100%	14%	246

在检测器间距为 1200m 时，在服务流量为 900vph 情况下，算法的检测率为 0，误报率为 78%；在服务流量为 1000vph、1200vph、1600vph、2000vph 等情况下，算法的检测率为 100%，平均检测时间为 203s；在服务流量为 900vph、1000vph、1200vph、1600vph、2000vph 等情况下，算法的误报率为 14%。在服务流量为 900vph 的情况下，由于算法的检测率为 0，误报率为 78%，因此，在这种情况下，算法已失去其检测作用，主要是由于在检测器间距较大时，服务流量较小的情况下，交通事件引起的交通波动和正常的交通流波动在检测器之间传播时，已自动衰减，误报事件的产生可能是由于检测器附近的正常的交通流的波动引起。在服务流量为 1000vph 时，平均检测时间为 420s；在服务流量为 1200vph 时，平均检测时间为 240s；在服务流量为 1600vph 时，平均检测时间为 90s；在服务流量为 2000vph 时，平均检测时间为 60s。详细数据见表 5-5。

表 5-5 检测器间距为 1200m 时的算法性能

检测器间距(m)	服务流量(vph)	检测率(%)	误报率(%)	平均检测时间(s)
1200m	800	0/10	0/100	-
	900	0/10	78/100	-
	1000	10/10	0/100	420
	1200	10/10	0/100	240
	1600	10/10	0/100	90
	2000	10/10	0/100	60
均值	-	40/40	78/500	810/4
	-	100%	16%	205

在检测器间距为 1500m 时，在服务流量为 900vph 情况下，算法的检测率为 0，误报率为 0，算法已失去检测作用。在服务流量为 1000vph、1200vph 情况下，算法的检测率较低，误报率很高，在服务流量为 1600vph、2000vph 情况下，算法的检测率 100%，误报率 0。平均检测时间为 293s。在服务流量为 1000vph 时，平均检测时间为 570s；在服务流量为 1200vph 时，平均检测时间为 360s；在服务流量为 1600vph 时，平均检测时间为 150s；在服务流量为 2000vph 时，平均检测时间为 90s。详细数据见表 5-6。

表 5-6 检测器间距为 1500m 时的算法性能

检测器间距(m)	服务流量(vph)	检测率(%)	误报率(%)	平均检测时间(s)
1500m	800	0/10	0/100	-
	900	0/10	0/100	-
	1000	7/10	70/100	570
	1200	9/10	34/100	360
	1600	10/10	0/100	150
	2000	10/10	0/100	90
均值	-	36/40	114/400	1170/4
	-	90%	28.5%	293

### 5.3.2 算法性能与检测器间距的关系

#### (1) 误报率与检测器间距的关系

图 5-1 是各种服务流量下的平均误报率与检测器间距的关系图。从图中可以看到，检测器间距为 500-600m 左右时，误报率较小，检测器间距为 800-1000m 时，误报率上升较快，检测器间距大于 1200m 时，误报率增加迅速。因此，从图中看出，检测器间距小于 800m 时，可获得可以接受的误报率，大于 800m 时，误报率较大。

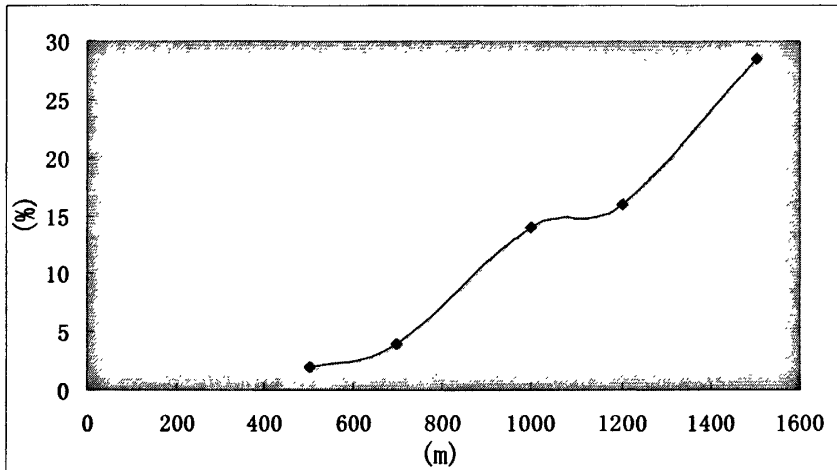


图 5-1 误报率与检测器间距的关系

#### (2) 平均检测时间与检测器间距的关系

图 5-2 表示在不同服务流量时，平均检测时间与检测器间距之间的关系图。从图中可以看到，当服务流量为 900mhp，检测器间距分别为 500m、700m、1000m 时，相对应的平均检测时间为 420s、540s、630s；当服务流量为 1000vph，检测器间距为 500m、700m、1000m、1200m、1500m 时，相对应的平均检测时间为 120s、210s、330s、420s、570s；当服务流量为 1200vph，检测器间距分别为 500m、700m、1000m、1200m、1500m 时，相对应的平均检测时间为 30s、90s、180s、240s、360s；当服务流量为 1600vph，检测器间距分别为 700m、1000m、1200m、1500m 时，相对应的平均检测时间为 30s、60s、90s、150s；当服务流量为 2000vph，检测器间距分别为 1000m、1200m、1500m 时，相对应的平均检测时间为 30s、60s、90s。

图 5-2 表明，交通事件的平均检测时间随检测器间距的增大快速增加。在可接受的平均检测时间 200-300s 左右时，服务流量为 1000vph 时，检测器间距应该不大于 800m；服务流量为 1200vph 时，检测器间距应该不大于 1000m，服务流量为 1600vph 时，检测器间距应该不大于 1500m。



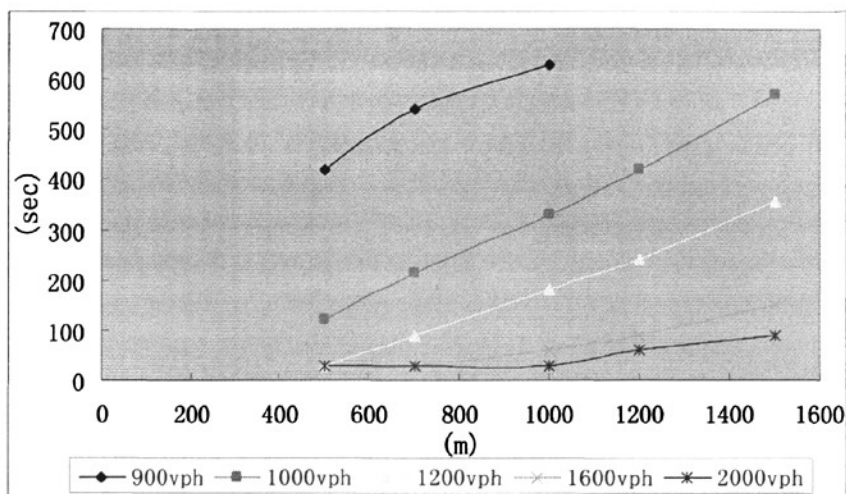


图 5-2 不同服务流量时的检测时间与检测器间距的关系

图 5-3 是各种服务流量下的平均检测时间与检测器间距之间的关系图。其中，平均检测时间是某一检测器间距时，服务流量为 1000vph、1200vph、1600vph、2000vph 等四种情况下的检测时间的平均值。在检测器间距为 500m 时，平均检测时间为  $(120+30+30+30)/4=52.5\text{s}$ ；在检测器间距为 700m 时，平均检测时间为  $(210+90+30+30)/4=90\text{s}$ ；在检测器间距为 1000m 时，平均检测时间为  $(330+180+60+30)/4=150\text{s}$ ；在检测器间距为 1200m 时，平均检测时间为  $(420+240+90+60)/4=202.5\text{s}$ ；在检测器间距为 1500m 时，平均检测时间为  $(570+360+150+90)/4=293\text{s}$ 。从图中可以看出，平均检测时间随检测器间距的增加而快速增加，成近似线性关系。

图 5-3 中的平均检测时间为本文中四种服务流量情况下的平均值，在某一检测器间距一定的情况下，取各种服务流量下的检测时间的平均值，是为了直观地表述平均检测时间与检测器间距之间的关系。

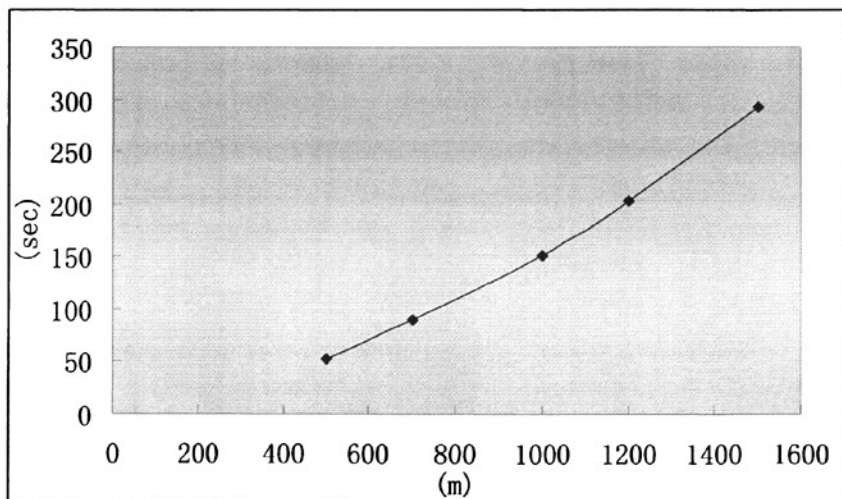


图 5-3 平均检测时间与检测器间距之间的关系

## 第六章 总结与展望

### 6.1 主要研究工作及结论

本文介绍了交通事件的分类,讨论了交通事件发生后对交通流的影响,综述了交通事件检测算法的研究现状,并按照检测原理的不同,对其进行了分类总结,讨论了各自的优缺点。研究了基于小波分析的交通事件自动检测算法和基于支持向量机的交通事件自动检测算法,并通过仿真实验分析了两种自动检测算法的检测性能。在此基础上研究了检测器布设间距问题。主要研究工作及结论如下:

(1) 研究了基于小波分析的交通事件自动检测算法。分析了几种常用的小波变换和小波函数,并最终选择了适合交通事件检测模型的 *Haar* 小波函数和二进小波变换。其中, *Haar* 小波函数在交通事件检测方面具有显著的优势,能够准确检测信号的突变点;二进小波变换结合了连续小波变换的优点和离散小波变换的优点,具有连续小波变换的时移共变性,利于信号奇异点位置的判断。仿真实验分析表明,基于 *Haar* 小波函数和二进小波变换的交通事件自动检测算法具有良好的检测性能,具有检测率高、误报率低、平均检测时间短等特点,且其检测性能明显优于传统的 *California* 算法。

(2) 研究了基于支持向量机的交通事件自动检测算法。分析了最小二乘支持向量机的优越性,确定选择径向基 (*RBF*) 核函数和最小二乘支持向量机的检测模型,最后,通过试凑法确定了检测模型参数。仿真实验分析表明,基于径向基核函数和最小二乘支持向量机的交通事件检测算法的性能明显优于 *California* 算法,具有很高的检测率、较低的误报率、较短的平均检测时间等优点。但相对于基于小波分析的交通事件自动检测算法,其平均检测时间较长。

(3) 研究了检测器的布设间距问题。检测器的布设既要确保充分发挥交通事件检测算法的性能,又要考虑投资成本。本文研究了基于交通事件自动检测算法性能的检测器布设间距,分别从误报率、平均检测时间等方面考虑其与检测器布设间距的关系,在保证检测算法性能的基础上,尽量减少检测器的布设。

### 6.2 展望

鉴于作者的研究水平和时间限制,文中还有一些不足和有待进一步探讨之处,主要有以下几个方面:

(1) 在分析基于小波分析的交通事件自动检测算法性能时,只是通过恰当地调整,选择了适合本文的阈值,并没有详细讨论阈值的选择对算法性能的影响。

(2) 在研究基于支持向量机的交通事件自动检测算法时,不同的特征向量,对检测算法的性能影响较大。因此,关于特征向量的构造方面还有有待进一步探讨。

(3) 在研究自动检测算法性能与检测器布设间距关系时,本文是在算法的检测率最大时,分析误报率、平均检测时间与检测器布设间距之间的关系。还可以进一步讨论在一定的误报率时,检测率、平均检测时间与检测器布设间距之间的关系。

## 致谢

时光荏苒近三年，硕士研究生阶段即将结束。回想两年多的学习生活，有得有失，迷茫过，彷徨过，憧憬过，幻想过。总的来说，在这两年里还是收获颇丰，无论是在专业知识方面还是在其他方面，对我个人的成长有很大的帮助。

值此硕士论文结束之际，我想对所有关心和帮助过我的所有亲人、老师、同学和朋友表示深深的感谢，感谢大家在困难的时候给我的帮助，在迷茫的时候给我的指引。

首先，我要深深地感谢我的父母，是他们的默默奉献和倾力支持让一个孩童沿着理想的人生轨迹从小学、中学到大学这样一路成长。感谢父亲在我无助的时候给我的鼓励和支持，同时希望远方的母亲为我感到欣慰。

其次，由衷地感谢我的指导老师路小波教授，是他的包容给了我在东大读书的机会，让我领略到东大淳朴的校风；是他的谆谆教诲和悉心指导，让我完成了硕士论文；是他渊博的学识、严谨的治学态度、诲人不倦的师德品格和敦厚质朴的人生气质激励着我的成长、鼓励着我的前进。

再次，感谢交通学院过秀成教授、ITS 中心的钱振东教授、柴干副教授、刘斌等老师对我的关心和指导。感谢实验室已毕业的陈伟博师兄和钟琨师兄等、博士研究生朱周、李楠和硕士研究生吴晶、李建明、冼允廷、杨军飞、张焙铨、陈光华、刘阳、冯世昌等在学习和生活上帮助和支持。感谢三位室友张浩、徐邱斌和丁建友在学习上的帮助和生活上的关心。

最后，祝愿所有支持和鼓励我的亲友平安如意，你们的关心和鼓励将是我奋斗的不竭动力！

罗时春

2009 年 1 月

于逸夫建筑馆 1114

## 参考文献

- [1] 郭洪江. 我国高速公路建设融资方式分析[D]: [硕士学位论文]. 吉林: 吉林大学交通学院, 2006.
- [2] <http://gb.cri.cn/18824/2007/12/18/106@1881463.htm>, 2007-12-18
- [3] [http://www.gmw.cn/01gmrb/2006-12/30/content\\_529709.htm](http://www.gmw.cn/01gmrb/2006-12/30/content_529709.htm), 2006-12-30.
- [4] <http://www.cnii.com.cn/20050801/ca343181.htm>, 2006-03-30.
- [5] <http://www.safetyinfo.com.cn/dongtai/safetyinfo.asp?ArticleID=59762>, 2006-1-16.
- [6] 姜桂艳. 道路交通状态判别技术与应用[M]. 北京: 人民交通出版社, 2004:162-165.
- [7] C.L.Dudek, C.J.Messer, and N.B.Nuckles. Incident Detection on Urban Freeways[C]. In: TRB eds. Transportation Research Record. Washington DC: TRB, 1974. 12-24.
- [8] Karl F. Petty, Michael Ostland et al. A New Methodology for Evaluating Incident Detection Algorithms [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2002, 10(3):189-204.
- [9] Levin M., Krause G.M. Incident Detection: A Bayesian Approach [J]. Transportation Research Record, 1978: 52-58.
- [10] Ahmed S.A., Cook A.R. Analysis of Freeway Traffic Time-series Data by Using Box-Jenkins Technique [J]. Transportation Research Record, 1979:1-9.
- [11] Booze Allen, Hamilton. Incident Management: Detection, Verification, and Traffic Management [R]. Intelligent Transportation Systems Field Operational Test Cross-Cutting Study, 1998:81-98.
- [12] Messmer, M.Papageorgiou. METANEA: A macroscopic simulation program for motorway networks [J]. Traffic engineering and control, 1990, 31(8):466-470.
- [13] ALAN S. Willsky, et al. Dynamic Model-based Techniques for the Detection of Incident on Freeways [J]. IEEE Transaction Automatic Control, 1980, 25(3):347-360.
- [14] Persaud B.N., Hall, F.L. Catastrophe Theory and Patterns in 30-second Freeway Traffic Data-Implication for incident detection [J].Transportation Research Part A, 1990, 23(2):103-113.
- [15] Stephanedes Y.J., Chassiakos A.P. Application of Filtering Techniques for Incident Detection[J].Journal of Transportation Engineering, 1993, 119(1):13-26.
- [16] Stephen G. Ritchie, Ruey L. Chew. Neural Network Models for Automated Detection of Non-Recurring Congestion [R]. California Partners for Advanced Transit and Highways Research Report, UCB-ITS-PRR-93-5, University of California Irvine, 1993.
- [17] Chew, R.L., Ritchie, S.G. Automatic Detection of Lane-blocking Freeway Incidents Using Artificial Neural Networks [J].Transportation Research Part C, 1995, 3(6):371-388.
- [18] Hsiao C.H., Lin C.T., Cassidy M. Application of Fuzzy Logic Set Theory to Incident Detection [C]. Proceedings of 72nd Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington D.C.1993.
- [19] Hsiao C.H., Lin C.T., Cassidy M. Application of Fuzzy Logic and Neural Networks to Automatically Detect Freeway Traffic Incident [J]. Journal of Transportation Engineering, 1994, 125(5): 753-772.
- [20] Chang E.C., Wang S.H. Improved Freeway Incident Detection Using Fuzzy Set Theory[R]. Transportation Research Record, Transportation Research Board, Washington D.C., 1994:75-82.
- [21] Abdulhai B., Ritchie S.G. Enhancing the University and Transferability of Freeway Incident Detection Using a Bayesian-based Neural Network[J].Transportation Research Part C, 1996(7): 261-280.
- [22] Srinivasan D., Chew,R.L. et al. Development of an Intelligent Technique for Traffic Network Incident Detection [J].Engineering Application of Artificial Intelligence, 2000(13):311-322.
- [23] Fang Yuan, RueyLong Chew. Incident detection using support vector machines [J]. Transportation Research Part C, 2003(11):309-328.

- [24] Hualiang Teng, Yi Qi. Application of wavelet technique to freeway incident detection [J]. Transportation Research Part C, 2003(11): 289-308.
- [25] 李文江, 荆便顺. 基于小波分析的事件检测算法[J]. 西安公路交通大学学报, 1997, 17 (2B): 134-138.
- [26] 高昕, 贺国光等. 小波理论及其在交通事件检测中的应用[J]. 公路交通科技, 1999, 116 (13): 63-65.
- [27] 姜紫峰, 刘小坤. 基于神经网络的交通事件检测算法[J]. 西安交通大学学报, 2000, 20 (3): 67-73.
- [28] 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.
- [29] 周伟, 罗石贵. 基于模糊综合识别的事件检测算法[J]. 西安公路交通大学学报, 2001, 21 (2): 70-73.
- [30] 周雪铭. 基于小波分析和神经网络的交通事件自动检测[J]. 公路与汽运, 2002 (91): 17-19.
- [31] 吕琪, 王慧. 基于动态神经网络模型的交通事件检测算法[J]. 公路交通科技, 2003, 20 (6): 105-108.
- [32] 杨兆升, 杨庆芳, 冯金巧. 基于模糊综合推理的道路交通事件识别算法[J]. 公路交通科技, 2003, 20 (4): 92-94.
- [33] 宫晓燕, 汤淑明. 基于非参数回归的短时交通流量预测与事件检测综合算法[J]. 中国公路学报, 2003, 16 (1): 82-86.
- [34] 刘伟铭, 王倩. 基于小波包变换的交通事件检测[J]. 交通与计算机, 2004, 22 (6): 9-12.
- [35] 刘伟铭, 尹湘源, 管丽萍. 基于检测器脉冲数据的高速公路事件自动检测算法研究[J]. 中国公路学报, 2004, 17 (2): 90-93.
- [36] 刘伟铭, 尹湘源. 一种基于多信息融合的事件检测算法[J]. 长沙交通学院学报, 2004, 20 (1): 58-62.
- [37] 樊小红, 荆便顺. 基于遗传算法的交通事件检测[J]. 长安大学学报 (自然科学版), 2005, 25 (4): 70-72.
- [38] 覃频频. 事件检测支持向量机模型与神经网络模型比较[J]. 计算机工程与应用, 2006 (34): 214-217.
- [39] 姜桂艳, 蔡志理, 江龙晖, 等. 基于支持向量机的高速公路交通事件自动检测算法研究[C]. 第六全球智能控制与自动化大会会议论文集, 中国大连, 2006, 12 (10): 8769-8773.
- [40] 梁新荣, 刘智勇. 基于支持向量机的高速公路事件检测[J]. 计算机工程与应用, 2006, (14): 213-218.
- [41] 陈斌. 基于支持向量机的高速公路意外事件检测模型[J]. 中国公路学报, 2006, 19 (6): 107-112.
- [42] 裴瑞平, 梁新荣, 刘智勇. 基于小波变换和 LS-SVM 的事件检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43 (1): 229-231.
- [43] 张存保, 杨晓光, 严新平. 基于浮动车的高速公路交通事件自动判别方法研究[J]. 武汉理工大学学报 (交通科学与工程版), 2006, 30 (6): 973-975.
- [44] 孙棣华, 陈伟霞. 基于手机定位的高速公路事件检测方法研究[J]. 公路交通科技, 2006, 23 (2): 133-136.
- [45] 姜桂艳, 蔡志理, 江龙晖. 基于 GPS 的高速公路交通事件自动检测算法研究[J]. 交通与计算机, 2007, 25 (2): 1-5.
- [46] 储浩, 杨晓光, 李克平等. 基于行程时间估计的快速路检测器布设密度优化方法研究[J]. 公路交通科技, 2006, 23 (5): 84-87.

## 硕士期间发表的论文

罗时春, 路小波, 李建明. 基于小波分析的交通事件自动检测算法[C]. 见: 第三届中国智能交通年会论文集. 南京: 东南大学出版社, 2007. 293-297