

# 基于视频的智能交通异常检测系统\*

方晓莹, 王小君

(浙江国际海运职业技术学院, 浙江 舟山 316021)

**摘要:** 交通异常情况检测一直是交通管理中的重要任务, 其在智能交通系统中显得尤为重要。传统的检测方法存在许多不足, 不能满足视频监控的需要。基于此, 提出一种基于视频图像处理的异常情况检测算法, 在对视频图像进行非线性校正后, 通过基本的图像处理获得较准确的交通信息, 对各时刻的交通状态进行判断并可对下一阶段的状态进行预测。实验结果表明, 该算法具有较强的有效性, 在 ITS 中有较好的应用。

**关键词:** 交通异常; McMaster 算法; 指数平滑法

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

## A traffic abnormality detection algorithm based on vision in the ITS

FANG Xiao Ying, WANG Xiao Jun

(Zhejiang International Maritime College, Zhoushan 316000, China)

**Abstract:** The traffic abnormality detection is an important task in the traffic management system, and it becomes more important in the ITS. The traditional detection algorithms have several deficiencies and can not satisfy the visual surveillance system. An algorithm based on digital image processing can get the accurate parameters of traffic by rectifying the nonlinear distortion. This algorithm can detect and predict the traffic abnormality. The results of experiments show that this algorithm has availability and has good applications in the ITS.

**Key words:** traffic abnormality; McMaster algorithm; exponential smoothness

目前交通拥挤日益成为交通运营的重要问题, 拥挤使交通运营效率降低, 也使发生事故的可能性显著增大。智能交通系统(ITS)是新一代的交通管理系统, 它包括交通流量检测、车辆识别、交通异常事件及违章检测、交通运行管理和疏导等诸多方面, 而交通异常事件及违章检测是公安交通管理部门日常交通管理的重要任务之一。交通异常检测的作用是检测引起通行能力减少的异常事件以便进行控制决策与救援, 尽快排除由事件带来的交通不便, 恢复正常的交通。

传统的异常检测方法主要有电磁感应环形线圈式和波式, 它们均是基于车辆经过时利用反射波的频率变化来检测车辆信息。但使用“磁”与“波”检测的方法均不能提供全面的交通信息, 只能作为智能交通监测系统的一种辅助手段。基于视频的交通异常检测是应用摄像机等视觉传感器和以计算机视觉理论为基础, 对车辆进行检测和识别, 并对交通运行状态进行判断。

## 1 系统概述

ITS 中的交通异常检测系统通过对道路的交通进行监视, 正确判断及预测交通运行状态, 及时检测引起通行能力降低的异常事件, 以便进行控制决策与救援, 尽快排除异常事件, 保证车辆运行畅通, 降低事故的危害性。本系统的基本思想是通过摄像机来获得交通视频信号, 运用数字图像处理手段提取图像中的车辆信息与道路信息<sup>[1]</sup>, 根据交通异常事件对交通参数(如车流量、车速、交通密度等)的影响来确定一定的检测算法, 对交通运行状态进行检测及预测, 及时进行调整, 从而实现交通的智能控制与管理。该系统的信息流程如图 1 所示。

## 2 交通参数的选择

### 2.1 影响交通参数选择的因素

在异常检测系统中, 交通流的时间与空间变化是通过在各车道上等间距或不等间距地设置一定的虚拟检测器, 每隔一定时间间隔对交通参数进行采样来完成的。常用于判断异常的交通变量有流量、车速、道路占有率和密

\* 基金项目: 2007 年度浙江省高校优秀青年教师资助项目

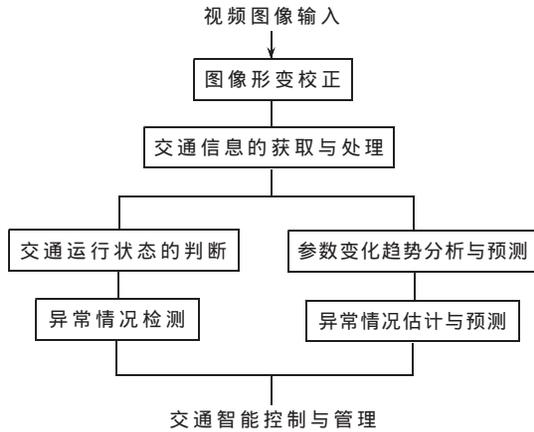


图1 系统的信息流程图

度等,根据不同的检测算法对变量有不同的选择。

在传统的检测算法对参数的选择中,以占有率应用最为广泛,交通量与速度次之,密度由于难以检测而应用较少<sup>[2-3]</sup>。采用一个变量作为交通参数的较多,采用2个或多个变量作为交通参数的较少。究竟采用哪个或哪几个变量作为交通参数,应从多方面去考虑。采用一个变量作为交通参数最方便,但可靠性较差,例如数据丢失或失真。不同的变量在反映交通流变化时的能力不同,因此应在异常发生时,对交通参数的敏感性进行分析。

## 2.2 参数的敏感性分析

### 2.2.1 占有率与速度的敏感性比较

设有  $n$  个采样间隔,每次采样的交通流量  $Q$ 、时间平均速度  $V_t$ 、空间平均速度  $V_n$ 、占有率  $O_a$ 、密度  $K$  的时间序列分别为:

$$Q = \{q(1), q(2), \dots, q(n)\}$$

$$V_t = \{v_t(1), v_t(2), \dots, v_t(n)\}$$

$$V_n = \{v_n(1), v_n(2), \dots, v_n(n)\}$$

$$O_a = \{O_a(1), O_a(2), \dots, O_a(n)\}$$

$$K = \{K(1), K(2), \dots, K(n)\}$$

设第  $i$  个采样间隔有  $m(i)$  辆车,第  $j$  辆车的速度为  $V(j)$ ,从而有:

$$V_t(i) = \sum_{j=1}^{m(i)} V(j) / m(i) \quad (1)$$

设采样间隔长为  $T$ ,根据占有率定义有:

$$O_a(i) = \left[ \sum_{j=1}^{m(i)} L_j / V(j) \right] / T \quad (2)$$

其中,  $L_j$  为第  $j$  辆车的车长。

设  $L$  为平均车辆长度,  $\Delta L_j$  为  $L_j$  与  $L$  之差,则有:

$$O_a(i) = \left[ L \sum_{j=1}^{m(i)} 1 / V(j) \right] / T + \left[ \sum_{j=1}^{m(i)} \Delta L_j / V(j) \right] / T \quad (3)$$

假设:

$$\left[ \sum_{j=1}^{m(i)} \Delta L_j / V(j) \right] / T = 0 \quad (4)$$

则有:

$$O_a(i) = \left[ L \sum_{j=1}^{m(i)} 1 / V(j) \right] / T \quad (5)$$

进而可得

$$O_a(i) = L \times q(i) / V_n(i) \quad (6)$$

由于

$$k(i) = q(i) / V_n(i) \quad (7)$$

因此式(6)又可以写为:

$$O_a(i) = L \times k(i) \quad (8)$$

设  $n$  个间隔的平均占有率为  $\bar{O}_a$ ,平均密度为  $\bar{K}$ ,从而有:

$$\bar{O}_a = L \times \bar{K} \quad (9)$$

速度则有:

$$\frac{V_t(i)}{\bar{V}_t} = \frac{V_n(i)}{\bar{V}_n} \quad (10)$$

其中,  $\bar{V}_t$  为  $n$  个间隔的时间平均速度,  $\bar{V}_n$  为  $n$  个间隔的空间平均速度。

敏感性比较:设前  $n-1$  个间隔没有异常,第  $n$  个采样间隔有异常发生,构造如下变量:

$$R(O_a, V_t) = \frac{O_a(n) / \bar{O}_a}{V_t(n) / \bar{V}_t} \quad (11)$$

显然,若  $R(O_a, V_t) > 1$ ,则异常发生时占有率参数比速度参数敏感;若其等于 1,则两者相等;否则,速度参数比占有率参数敏感。

由式(7)、式(8)、式(9)、式(10)可得:

$$R(O_a, V_t) = \frac{q(n) \times V_n^2}{Q \times V_n^2(n)} \quad (12)$$

由式(7)、式(12)又可得:

$$R(O_a, V_t) = \frac{k(n) \times \bar{V}_n}{\bar{K} \times V_n(n)} \quad (13)$$

当异常发生时,密度将增加,而车速将下降,所以式(13)大于 1,从而在异常发生期间,速度参数比占有率参数更敏感。

### 2.2.2 交通量与占有率的敏感性比较

定义变量

$$R(O_a, Q) = \frac{O_a(n) / \bar{O}_a}{q(n) / \bar{Q}} \quad (14)$$

由式(8)、式(9)、式(10)可得:

$$R(O_a, Q) = \frac{k(n) \times \bar{Q}}{q(n) \bar{K}} \quad (15)$$

由式(7)、式(8)、式(9)、式(10)和式(15)又可得到:

$$R(O_a, Q) = \frac{V_n(n)}{\bar{V}_n} \quad (16)$$

当异常发生期间,速度将减小,即  $V_n(n) < \bar{V}_n$ ,  $R(O_a, Q) < 1$ ,所以交通流量比占有率敏感。

综合以上分析,在异常发生期间,速度参数最敏感,交通流量次之,占有率最不敏感。因此,对交通状态进行

# 图形、图像与多媒体

判断的主要依据是这 3 个参数的变化情况。

## 3 异常情况检测算法

### 3.1 异常情况检测模型

传统的用来检测异常情况的算法有很多种,主要有模式识别算法中的加利福尼亚算法、McMaster 算法、统计分析算法中的标准正常偏差(SND)算法以及平滑算法等。有些算法只通过一个或两个交通参数来进行判断,存在较大的误判。考虑到交通状态的变化对车速、流量、车道占有率都有较大的影响,需要将多个参数综合考虑。本文在 McMaster 算法的基础上加以改进,提出了新的检测算法,具体的算法流程如图 2 所示。

该算法中,将 3 个参数分别与其阈值进行比较。为了降低误判率,该算法规定只有当检测器在连续 2 个采样周期内车流小于临界流量的 75%或占有率大于临界值,且连续 3 个周期内车速低于阈值,或连续 3 个周期内车流小于临界流量的 75%或占有率大于临界值,且连续两个周期内车速低于阈值,才判为有拥挤存在。在拥挤状态下,当连续 3 个检测周期车速和流量都大于一定的阈值,占有率小于临界值时,判断为拥挤结束。一般的采样周期长度为 30s 或 60s。

### 3.2 异常情况预测模型

在智能交通中不仅要求在异常发生时能及时地检测并报警,更要求根据前些时刻的交通信息来对其变化趋势进行分析与预测,对可能发生阻塞的道路进行及时的疏导,减少异常的发生。

在基于视频的异常预测中,采用指数平滑法<sup>[4]</sup>的预测模型。该算法不需要保留较多的历史数据,只需要保留本期观测值和上期的预测值就可对下期进行预测,实际上就是将前一期的预测值与新实测值按不同的比例结合,其数学模型为:

$$occ(i+1)=\alpha \times m(i)+(1-\alpha) \times occ(i) \quad (17)$$

式中,occ(i)的为本期的预测值,occ(i+1)为下一周期的预测值,m(i)为本期的实测值, $\alpha$ 为平滑常数, $0 < \alpha < 1$ 。

在该算法中的难点就是确定合适的值,这里可以通过训练的方式来选择<sup>[5]</sup>。先给出 n 个历史周期的实测值, $\alpha$ 先取一个较小值,如 0.01,由式(17)计算每一周期的预测值,与已知的实测值进行比较,求得误差平方和或均方差。 $\alpha$ 值递增大变化,如每次递增 0.01,直到  $\alpha$  为 1。每递增一次都重新计算各周期的预测值和方差。选择使误差平方和或均方差达到最小的值,即通过式(17)对以后的趋势进行估

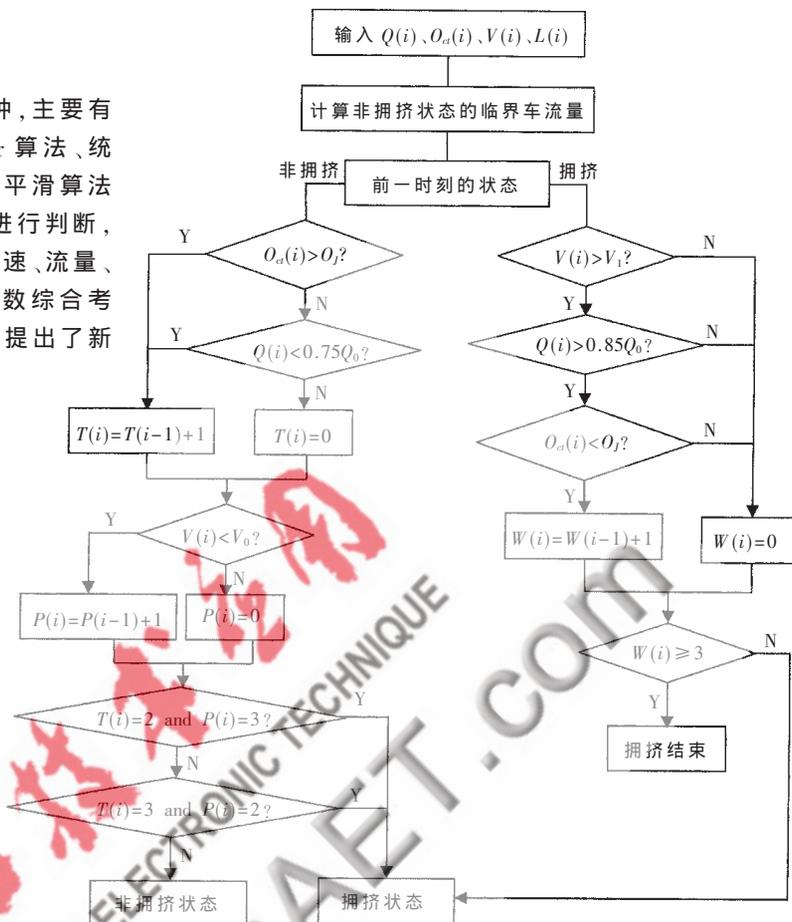


图 2 异常检测算法流程图

计和预测。如果当前周期的实际测量值与预测值的偏差超过了一定的程度,即参数的变化不连续,表明有异常情况出现。

## 4 实验结果分析

### 4.1 异常检测结果及其分析

为检验上述算法的有效性,本文分别以陕西高速公路上某路段和上海市龙阳路某路段的交通录像为对象进行测试。该段录像以每秒 12 帧的频率进行采集,所以这里以 360 帧为一个检测周期,即 30s,测得的数据分别如表 1、表 2 所示。

表 1 陕西高速公路检测数据

检测周期	1	2	3	4	5	6	7
占有率/%	1.9037	0.6400	3.5022	7.2000	4.1689	7.4356	5.7000
车速/(m/s)	25	37.5	18.75	37.5	18.75	30	32.8125
流量/(辆/h)	360	120	120	600	120	600	480

表 2 龙阳路段检测数据

检测周期	1	2	3	4	5	6	7	8
占有率/%	12.3556	15.2889	73.9296	9.1071	16.0081	33.4151	45.9371	110.7848
车速/(m/s)	18.75	20.38	16.63	21.59	16.76	19.34	18.54	14.4
流量/(辆/h)	1320	2760	7200	1320	1320	6360	4920	1440

表 3 外环线预测数据

时间	1	2	3	4	5	6	7	8	下一周期 预测	平滑常数
占有率/%	19.79	30.45	74.56	21.54	34.34	44.01	53.94	38.97	41.16	0.306
车速/(m/s)	21.63	22.92	21.78	23.37	24.14	22.92	20.78	23.16	22.5	0.246
流量/(辆/h)	3 120	3 600	3 240	2 760	3 480	3 600	4 440	4 080	4 107	0.712

由表 1 中数据可以看出这一段的流量极小,远远低于临界流量,类似于阻塞时的车流量情况,但其占有率较小且车速较高,所以只是属于车流很小的情况而不是阻塞。

由表 2 中数据可以看出第 3 个和第 8 个检测周期的占有率较大(这里用到的是时间占有率,所以可以超过 100%),但第 3 个周期的流量和车速均没有低于阈值,所以不被检测为阻塞状态。由于这一段属于城市交通,因此车速的阈值要区别于高速公路,应该设得稍低些。从第 7 个周期到第 8 个周期占有率加速上升,车速和流量都呈下降,用上述算法在这个周期测得阻塞发生。

#### 4.2 异常预测数据及其分析

本文以上海市外环线某路段的交通录像为检测对象,根据前 8 个周期的测量值对第 9 个周期进行预测,得到的平滑常数和预测值如表 3 所示。由表中数据可以看出这个时段占有率较高且速度较大,属于交通高峰期,不是拥阻状态。如果下一周期的实测值比预测值有较大的变化,如速度明显下降,流量明显减少,可以判断有异常发生。

异常情况检测在交通视频监控中有着极其重要的作用,本文通过对视频监控图像的数字化处理,获得交

通参数(如占有率、车流量、车速等)。根据异常发生时交通参数的敏感性分析,提出了一种基于视频监控的异常检测与预测算法,并以实际交通录像为对象进行检测。从实验结果可以看出该算法在检测和预测中的有效性,在 ITS 中能有很好的应用。

#### 参考文献

- [1] 方晓莹,刘富强,王臣豪.摄像机内参数异构情况下交通参数的获取[J].信号处理学报,2005,21(21).
- [2] 蒋锐.交通异常自动检测系统[D].上海:同济大学,2000.
- [3] 王小华.基于模糊算法的高速公路事件检测及主线控制的研究与实现[D].南京:河海大学学位论文,2003.
- [4] 蔡志理.高速公路交通事件自动检测算法研究[D].吉林:吉林大学学位论文,2003.
- [5] 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.

(收稿日期:2009-12-15)

#### 作者简介:

方晓莹,女,1973 年生,工学硕士,副教授,主要研究方向:数字图像处理及在智能交通系统(ITS)中的应用。

王小君,男,1970 年生,大学本科,讲师,主要研究方向:图像处理。