

# 轻量级的全息道路交通状态视觉检测的研究

汤一平 黄磊磊 严杭晨 马宝庆

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

**摘要** 针对道路拥堵检测难、交通基本参数获取计算复杂度高等问题,提出了一种轻量级的全息道路交通状态视觉检测方法。为了能在嵌入式系统上同时实现道路拥堵状态和各种交通基本参数的视觉自动化检测,首先通过定制道路区域并自动生成均匀分布的采样点,采用以点代面的设计思想,来减少图像处理的计算资源和存储资源;其次,采用背景差法和帧间差法相结合的处理方法分别得到非存在采样点、存在采样点、移动存在采样点和静止存在采样点;接着,采用非存在采样点实现精准快速的道路背景建模,根据存在采样点的空间分布情况获取一些重要的交通基本参数,并利用静止存在采样点的空间排列情况进行拥堵分析。实验结果表明,文中提出的检测算法具有计算效率高、耗费资源少、检测范围广、鲁棒性强等优点,能快速并准确地检测出各种交通基本参数和道路拥堵状态。

**关键词** 机器视觉, 采样点, 背景更新, 道路拥堵检测, 交通基本参数检测

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

## Research on Traffic Holographic State Detection Based on Machine Vision in Lightweight

TANG Yi-ping HUANG Lei-lei YAN Hang-chen MA Bao-qing

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract** Aiming at the problems of difficulty for road congestion state detection and high computational complexity for traffic basic parameters, a holographic road traffic state detection method based on machine vision in lightweight was presented in this paper. In order to achieve automatic detection of the road traffic congestion state and a variety of traffic basic parameters simultaneously using machine vision in embedded system, firstly, according to the design idea of "points stand for a plane", road areas is customized, and the uniform distribution of sampling points in the areas is generated automatically, which contributes to reduce the computing and storage resources. Secondly, by combining the background subtraction algorithm with the frame differential algorithm, some import data are obtained, such as the non-existence sampling points, the existence sampling points, the motion existence sampling points and the motionless existence sampling points reflecting the road congestion states. Then, road scene background is updated by the gray value of non-existence sampling points, and some important traffic basic parameters are obtained by calculating the space distribution regularity of the existence sampling points, and traffic congestion state is achieved by analyzing the space arrangement of the motionless existence sampling points. The experiment results show that the proposed algorithms have the advantage of high computational efficiency, less resource consumption, large detection range and strong robustness, etc., and can quickly and accurately detect various traffic basic parameters and road congestion states.

**Keywords** Machine vision, Sampling points, Background update, Road congestion detection, Traffic basic parameters detection

随着城市化进程的加快和交通量的急剧增长,城市的道路变得越来越拥挤,交通拥堵甚至交通瘫痪时有发生,高能耗与污染等一系列问题给城市交通带来了严峻挑战。

智能交通系统(ITS)有助于有效改善目前严重的城市道路交通问题,是目前国际公认的缓解城市交通问题的有效手段和重要途径。在该背景下,基于机器视觉的全息交通状态感知成为计算机视觉领域中的一个新的研究方向,交通各种基本参数和拥堵视觉检测在ITS中起着重要的作用。

目前,基于机器视觉的交通拥堵判别技术<sup>[1-5]</sup>基本上都是以

交通状态参数的获取为基础,对获取的视频图像数据进行处理、分析、识别和归纳,最终得到道路拥堵程度。这些检测方法存在着以下一些问题:图像处理的运算量极其巨大,一般要经过背景建模、前景对象分割、对象匹配与跟踪等处理,需要花费极大的计算资源和存储资源,不适合在嵌入式系统上实现;另一方面,拥堵的检测是以交通基本参数的获取为前提的,因此,拥堵检测的准确性受相关交通参数获取准确性的影响,同时拥堵判别滞后于交通状态参数的检测,并有检测误差放大的趋势。

到稿日期:2013-07-15 返修日期:2013-10-26 本文受国家自然科学基金项目(61379078)资助。

汤一平(1958—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为全方位视觉传感器应用、计算机视觉和物联网技术,E-mail:typ@zjut.edu.cn;  
黄磊磊(1986—),男,硕士生,主要研究方向为计算机视觉、智能视频分析。

背景建模和更新是获取各种交通状态参数的重要基础,背景模型建立的准确与否对能否准确获取交通状态参数具有至关重要的影响。在实际的道路交通环境中,由于光线、天气等外界因素的变化,简单的背景建模技术难以满足准确检测道路上对象目标的需求。为了解决这些问题,国内外学者设计了很多背景建模方法。Stauffe 和 Grimson<sup>[6]</sup>提出的高斯混合模型(GMM)就具有实时跟踪功能。高斯混合背景建模要依赖于一种假设,即与道路背景场景相比车辆前景对象的变动更加频繁可见,而且它还有一个相对狭义的方差,显然这种背景建模方式不适用于 ITS 中车辆前景对象出现比较频繁的场景尤其是经常出现道路拥堵的情况。Zivkovic<sup>[7,8]</sup>提出了一种改进的 GMM 模型,它使用递归算法,从贝叶斯角度不断更新 GMM 的参数,从而自适应地选择适当数量的高斯模型。该方法虽然能够比较完整地分割出运动目标,但背景更新速率较慢,当背景出现变化时,容易在目标边缘出现大量的背景噪声,从而导致结果不准确,而且该方法不适用于室外复杂多变的环境。近几年,国内外学者在背景建模方法上有了新的发展。Yanjie Zhang 等<sup>[9]</sup>从监控视频中抽取  $n$  帧图像,对每个像素点在时间域上进行中值运算,并将结果作为当前像素点的背景,再对每个像素点建立背景,从而建立参考背景,然后通过卡尔曼预测方法对背景进行更新。Barnich O<sup>[10,11]</sup>放弃了消耗巨大计算量的高斯建模方法,应用非参数聚类方法,对图像中的每个像素点建立历史像素集(一般取 20 个点),然后将当前时刻的所有像素与对应的历史像素集进行匹配,匹配成功则从历史像素集中随机选取一个像素作为该像素的背景值。对于 ITS 应用来说,该算法存在着两个缺陷,首先当环境的光线发生突变导致灰度值的变化超过一定量时,该算法鲁棒性较差;其次该算法对场景中从一开始就一直存在的前景对象难以准确建模。上述这些背景建模方式和检测方法难以满足嵌入式系统中轻量级运行的要求。

针对上述存在的问题,本文提出了一种轻量级的全息道路交通状态视觉检测方法,首先,通过对道路区域进行定制并设置均匀分布的采样点,在不丢失交通场景重要信息的前提下减少图像处理的计算资源和存储资源,实现轻量级运算;其次,通过检测并分析具有特殊意义的采样点,在获取交通基本参数的同时,对道路的拥堵情况进行判定;另外,针对传统自适应建模方法中背景更新不准确的问题,本文设计了一种基于采样点的背景更新策略,通过对非存在采样点和存在采样点采取不同的更新策略,建立了很好的背景模型。关于各种类型采样点的含义请参考 1.2 节。

本文提出的全息道路交通状态视觉检测方法具有以下几个创新点:1)采用以点代面的设计思想,通过在车道上定制均匀分布的采样点,来消除图像中的无关信息并减弱图像中的空间冗余,进而减轻了视频图像处理的计算负荷和存储负荷;2)提出了一种基于采样点的精准背景更新策略,利用非存在采样点的灰度值来更新存在采样点的背景,实现了一种轻量级、精准高效的背景更新方法;3)依据存在采样点的空间排列规律,通过简单的计算直接获取重要的交通基本参数,实现了一种轻量级的交通基本参数获取方法;4)模拟人类视觉的整体性和简单性原理,根据静止存在采样点的空间排列情况对拥堵状况进行了分析,实现了一种轻量级的道路交通拥堵检测。并且,道路交通拥堵的检测与各种交通基本参数的检测

是同步并行完成的,不会出现检测误差的传播问题。

## 1 交通状态的轻量级检测原理

鉴于视频图像中存在着大量的空间冗余数据,定制车道和设置采样点有助于减少空间冗余,同时赋予嵌入式系统相关的道路环境先验知识。通过道路车道和行驶方向的定制使得机器视觉关注范围更为精准,并能有效减少算法中参与运算的数据量,缩短检测计算时间,实现道路交通状态的前端轻量级视觉自动化检测。

本文首先采用背景差法和帧间差法相结合的处理方法分别得到非存在采样点、存在采样点、移动存在采样点和静止存在采样点;接着,采用非存在采样点实现精准快速的道路背景建模,用存在采样点的空间排列规律获取车道占有率和车流量等交通基本参数;最后根据静止存在采样点的空间排列情况对拥堵状况进行识别。

### 1.1 车道区域和采样点的定制

本文尝试模拟人类视觉系统的选择性注意机理,以及时地缩小被监视的空间和时间范围,从而减少视频图像中的时间冗余和空间冗余、集中分配计算资源,建立一种更高效和统一的层次化道路视频监控框架。在交通监控场景中,路边的树、绿地以及建筑物等对于交通状态的检测来说不属于视频注意焦点。因此,定制道路对于缩减采用视频分析技术来检测交通状态时的数据计算量是很有必要的。本文采用人机交互方式,对交通场景图像中的道路进行分车道定制,定制的车道近似于图 1 中的梯形区域。采用人机交互方式操作的优势在于能够准确分割车道,同时也引入了关注性视觉的区域范围。

视频图像数据是海量数据,存在着大量的冗余,包括时间冗余和空间冗余。其中,空间冗余是指在同一幅图像中规则物体和规则背景的表面物理特性具有相关性,通常表现为相邻像素间的相关性。一般来说,路面具有基本相同的灰度值,因此可以通过对路面进行采样点定制来进一步减少道路场景图像中的空间冗余。

另外,考虑到摄像机在二维平面成像时出现“近大远小”的现象,即距离摄像机越远的目标对象在成像平面上所占据的像素点越少,在车道上设置采样点时,尽可能遵循“距离摄像机越远的地方,采样点分布越密集,距离摄像机越近的地方采样点分布越稀疏”的原则。同时为了保证相邻采样点在三维空间中投影点的间隔距离相等,在自动生成采样点时,尽可能均匀分布。图 1 示出了车道区域和采样点的实际效果。对于车道定制和采样点的生成方法,请参见文献[12,13]。



图 1 定制车道区域和采样点

如果视频图像的分辨率为  $640 \times 480$ ,假设在车道定制区

域取了 300 个采样点,那么可以将图像处理量减少至原有道路视频图像的千分之一,这就减少了参与图像处理计算的数据量,从而奠定了交通状态视觉检测的轻量级运算基础,同时也扩展了算法的使用范围。

### 1.2 采样点的分类和检测原理

本文采用具有特殊意义的采样点来检测道路的交通状态,从有无前景对象的角度来看,道路上的采样点分为存在采样点和非存在采样点。从时间序列角度来看,存在采样点又分为移动存在采样点和静止存在采样点。另外,通过对每行的所有采样点进行滤波处理可以得到由多个相邻的采样点组成的采样行,每个采样行有 0 和 1 两种状态,0 表示该采样行没有被车辆遮挡,记为非存在采样行;1 表示该采样行上有车辆存在,记为存在采样行。此处将存在采样行和非存在采样行所组成的集合称为采样行 01 序列,采样行 01 序列在空间角度上反映了道路上的车辆分布情况,在时间角度上反映了道路的流信息,通过该信息可以获取车道占有率、车流量。关于采样点的划分如图 2 所示。

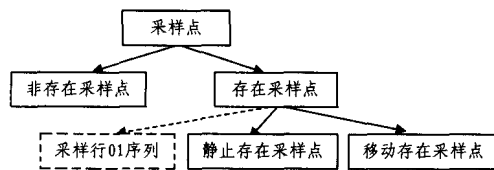


图 2 采样点分类图

存在采样点表示存在着前景对象(车辆)的采样点,用于表达车辆等前景对象的信息;非存在采样点表示不存在前景对象的采样点,用于表达道路背景信息;移动存在采样点表示存在着运动前景对象的采样点,用于表达道路上的运动车辆的信息;静止存在采样点表示存在着静止前景对象的采样点,用于表达道路上的静止车辆的信息。

所谓拥堵,拥就是车辆密度很高,堵就是车辆基本上处于静止状态,因此道路上静止车辆的密度越大,道路拥堵就越严重。根据采样点的意义可知,静止车辆的密度可通过静止存在采样点的密度来检测,静止存在采样点的比重越大,分布越密,表示道路的拥堵程度越大。因此,本文在分析静止存在采样点的空间分布状况的基础上给出拥堵判定的检测方法。

道路拥堵检测算法的处理流程如下:

Step 1 读取参考背景图像,在该图像上定制车道和生成均匀分布的采样点;

Step 2 采用背景差分算法得到存在采样点和非存在采样点,利用基于采样点的背景更新策略实时更新背景;

Step 3 对存在采样点采用过滤算法,得到采样行 01 序列,并计算车道占有率和车流量;

Step 4 采用帧间差分法得到移动存在采样点,对存在采样点和移动存在采样点做差运算,得到静止存在采样点;

Step 5 根据静止存在采样点的空间分布规律对道路拥堵进行识别和估算。

## 2 前景检测和背景更新

在实际的交通环境中,诸如光线、天气等外界因素的复杂多变,加大了背景建模的难度。针对该问题,本文提出了一种基于非存在采样点的背景更新策略,利用非存在采样点充分反映环境信息的特性,分别对存在采样点和非存在采样点采

用不同的更新策略,有效地解决了传统自适应背景建模方法中背景更新难的问题。

### 2.1 存在采样点的检测

存在采样点的分布情况能有效反映道路上的车辆密集程度,是与道路的拥堵状态相关的一个重要参数。本文对存在采样点和非存在采样点的检测采用背景差分算法,算法流程如下:

Step 1 设定采样点的基准灰度图像  $B_0$  和二值化的灰度阈值  $TH1$ ;

Step 2 获得  $t_n$  时刻采样点的灰度图像  $X_n$ ;

Step 3 按照式(1)计算采样点图像与基准灰度图像之间的差值,得到采样点的背景差分图像  $D_n$ ;

$$D_n = X_n - B_0 \quad (1)$$

Step 4 对基准灰度图像进行背景更新,获取与当前帧对应的背景模型;

Step 5 用在 Step 1 中所设定的阈值  $TH1$  对  $D_n$  进行二值化处理,得到存在采样点二值图像  $ES_n$ ,在  $ES_n$  中所有采样点均有 1 和 0 两种状态,1 表示该采样点上有前景对象存在,即存在采样点;0 表示该采样点上不存在前景对象,即非存在采样点。

在实际场景中,车辆某些部位的灰度值往往与道路地面灰度值相近,因而造成了将存在采样点误判为非存在采样点的情况。另外,道路上的遗留物、行人和非机动车也会导致存在采样点的误检测。

考虑到车辆对象是一个刚体,在运动过程中不会发生大小和形状的变化,可以认为车辆在任意时刻都可以用若干个相邻的存在采样点组成的存在采样块来描述,因此本文将通过过滤算法来消除上述采样点的误检测。本文将这些干扰采样点称为孤立采样点。过滤算法的原则为:如果与孤立采样点相邻的大多数采样点的状态与该孤立采样点的状态相反,则可认为这些采样点是误检测,需要对其进行置反矫正。此处将矫正后的存在采样点二值化图像用  $ES'_n$  表示。图 3 给出了滤波前后存在采样点和非存在采样点的检测效果,图中(a)、(b)和(c)分别为原图像、滤波前的存在采样点二值图像和滤波后的存在采样点二值图像。从实验结果中可以发现,在滤波后的存在采样点二值图像中几乎不存在孤立采样点,而且由滤波后的存在采样点组成的存在采样块更能反映出实际场景中的车辆。

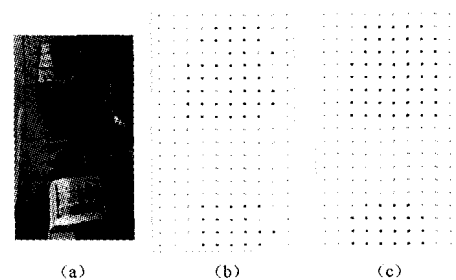


图 3 存在采样点滤波效果

### 2.2 精准高效的背景更新策略

现有的自适应背景建模方法在背景更新过程中不能很好地区分真实的前景和环境剧烈变化引起的“伪前景”(即光线等剧烈变化导致部分背景误检测为前景),若采用统一的背景更新策略,尤其是相对于道路环境中的背景,随着时间的推

移,前景很容易被误更新为背景。另外,如果对每一帧图像的场景都进行更新,不但会浪费很大的计算和存储资源,而且也很难实现精准的背景更新。因此,有针对性的背景更新是一种优秀的背景更新策略必须解决的问题。

一般情况下,道路表面的灰度值比较相近,上文已将道路上的采样点分为存在采样点和非存在采样点。精准的背景更新,就是对已被前景对象覆盖的存在采样点的背景采用特有的方法进行更新,而对非存在采样点的背景更新与现有的背景更新方式雷同。因此,本文对采样点和非存在采样点采用不同的更新策略。对于非存在采样点,即采用如式(2)中所示的加权背景更新策略。对于存在采样点,从非存在采样点集合中寻找出与其最近的非存在采样点,然后将该非存在采样点的背景值作为该存在采样点的背景值,如式(2)中  $Nearest(B_n^c)$  所示。因此将所有采样点分成两个集合进行背景更新,改进的背景更新模型如式(2)所示。

$$B_{n+1}^p = \begin{cases} B_n^p + \alpha(F_n^p - B_n^p), & p \in E \\ Nearest(B_n^c), & p \in C-E \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $F_n^p$  表示像素点  $p$  在  $t$  时刻的灰度值;  $B_{n+1}^p$  和  $B_n^p$  分别表示  $t+1$  和  $t$  时刻像素点  $p$  所对应的背景灰度值;  $C$  表示所有采样点集合;  $E$  表示所有非存在采样点集合;  $C-E$  表示所有存在采样点集合;  $p$  表示图像中的一个采样点元素;  $Nearest(B_n^c)$  表示与存在采样点距离最近的非存在采样点在  $n$  时刻的背景灰度值;  $\alpha$  是学习速率,建议取值在 0.01~0.05 之间。

一般来说,道路路面上会有一些表示交通指示的标识符,例如右转、左转以及直行等标识符。这些标志符的灰度值与路面相差很大,在存在采样点的更新过程中,如果采用该值进行更新,会造成很大的误差。另外,考虑到摄像机的抖动会造成检测采样点时的误差,采样点的位置选取要尽量避开这些标识符。

针对这个问题,本文在自动生成采样点过程中添加了一种灰度值检测和采样点位置微调算法。算法的基本思想是对生成的采样点灰度值进行一致性检查,对偏离灰度值的采样点进行空间位置调整。具体的实现方法是对所有定制的采样点进行灰度值检查,如果某一个采样点的灰度值  $X_n^p$  偏离其初始背景值  $B_n^p$ , 即  $|X_n^p - B_n^p| \geq T_1$ , 就要变更该采样点的位置。变更的方法是沿垂直于车辆行驶方向逐步移动采样点,使得该采样点的灰度值  $X_n^p$  满足  $|X_n^p - B_n^p| < T_1$ , 遍历所有采样点后,将  $B_n^p$  作为每个采样点的初始背景灰度值。

### 3 交通基本参数的获取

交通基本参数是实现智能交通控制和诱导的最重要信息来源。准确实时地获取各种交通基本参数在 ITS 中起到了极其重要的作用。其中,车流量、车速、车辆密度等都是重要的交通基本参数。

本文通过采样行 01 序列来计算车道占有率、车流量等交通基本参数。采样行是由垂直于车道行驶方向上平行的一系列采样点构成的,因此,采样行可以用于表示垂直于车道行驶方向的某横断面上的信息。这里将首先介绍采样行 01 序列的获取方法,然后对基于采样行 01 序列的车道占有率和车流量的获取方法进行阐述。

#### 3.1 采样行 01 序列的获取

车道占有率、车流量等交通基本参数是在分析采样行 01 序列时空规律的基础上得到的,本文将通过对采样点的状态

进行滤波处理得到采样行 01 序列。采样行 01 序列的滤波算法思想为:从 2.1 节存在采样点的检测中获得交通监控场景中车辆占据每行采样点的个数,然后设置存在采样行中存在采样点数的比例阈值,接着按行遍历车道上的所有采样点,并统计每行中存在采样点的数目,按照预设的阈值划分存在采样行和非存在采样行,即采样行 01 序列。图 4 给出了采样行 01 序列的一种情况。

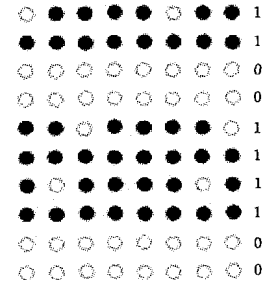


图 4 采样行 01 序列

#### 3.2 基于采样行的车道占有率的检测

车道占有率分为时间占有率和空间占有率。其中时间占有率是观测时间内道路表面被车辆占有的时间与总观测时间之比,时间占有率描述交通流随时间的变化情况。空间占有率是指观测区域内车辆面积与道路面积之比,空间占有率描述交通流的空间特性。这里主要计算空间占有率,车道占有率是通过采样行 01 序列中存在采样行占据采样行总数的比例计算得到的,车道占有率的计算方法如式(3)所示。

$$LOcRatio = \frac{EPNum}{SPNum} \times 100\% \quad (3)$$

式中,  $EPNum$  表示采样行 01 序列中存在采样行的数目,  $SPNum$  表示采样行 01 序列中采样行的总数,  $LOcRatio$  表示车道占有率,以百分比表示。

#### 3.3 基于采样行的车流量的检测

车流量指在单位时间内通过道路某一横断面的车辆数量。车流量描述道路上车辆数量随时间的变化过程,反映了道路交通流状况。这里讨论基于采样行 01 序列的车流量的检测原理。最简单的车流量检测方法是将道路横向断面上的所有采样点连接为一条虚拟线,通过判断该虚拟线的灰度变化来判断有无车辆通过。但是,单条虚拟线容易受附近车道上其他车辆阴影的干扰,因此本文采用由多条虚拟线组成虚拟检测区域的方法来检测是否有车辆通过。

基于虚拟检测区域的车流量检测方法首先要获得虚拟检测线的采样行 01 序列。虚拟检测线的采样行 01 序列中的存在采样行的数目将决定虚拟检测区域中是否有前景对象的状态,而虚拟检测区域的状态变化将反映是否有车辆通过虚拟检测区域。

虚拟检测区域包含 3 种状态,即「0」、「●」和「1」,其中「●」表示缓冲状态,在具体代码实现中即为保持原状态,具有迟滞性,起抗干扰作用;「0」表示无车辆覆盖;而「1」表示有车辆覆盖。3 种状态的判定法则如下:

「1」:区域中存在采样行的比例大于等于 2/3;

「●」:区域中存在采样行的比例小于 2/3 且大于等于 1/3;

「0」:区域中存在采样行的比例小于等于 1/3。

如果虚拟检测区域的状态由「0」变为「1」,则认为有车辆通过虚拟检测区域,并将车辆计数器加 1。检测原理如图 5 所示,它展示了黑色汽车通过虚拟检测区域时检测区域的状态

态变化,图中的白色横线为虚拟检测线,[0]和[1]为虚拟检测区域的状态。

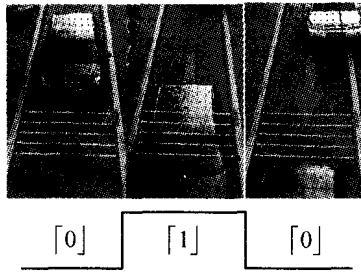


图5 虚拟检测区域状态变化

车流量的统计标准量为辆/小时,为了实时计算车流量,此处以1分钟为单位对经过虚拟线的车辆进行计数,然后用FIFO算法统计当前时间前60分钟内经过虚拟检测区域的车辆数。FIFO算法如下:

- Step 1 读取当前1分钟内经过虚拟检测区域的车辆数;
- Step 2 检测存储的统计次数是否已经到T次;
- Step 3 如果是,选择最先进入的统计值进行置换,转到Step 5;
- Step 4 否则,存入统计值,转到Step 1;
- Step 5 统计T次中的所有车辆数,并输出前60分钟的车流量统计结果,转到Step 1。

#### 4 基于采样点的拥堵分析

拥堵判定是交通状态分析中的关键部分,实时准确的拥堵检测对于交通信号控制和提高人们出行的质量具有极其重要的意义。但是拥堵本身是一个模糊的概念,而且人们对拥堵的感知存在着很大的主观成分,这些都增加了拥堵检测的难度。

人类在感知道路交通状态时具有整体性和简单性的优点,即既不统计车辆数目也不计算车辆的速度也能快速感知交通状态。因此,本文模拟人类视觉的这个优点,提出了一种直接感知道路交通拥堵程度的轻量级的交通拥堵判定方法。由上文可知,静止存在采样点的空间分布情况反映了道路的拥堵状况,因此,道路拥堵检测的核心是要检测静止存在采样点。但是要从一帧图像中直接检测出静止存在采样点是不容易的。本文提出的检测算法是:首先从图像序列中检测并计算出移动存在采样点;然后根据存在采样点和移动存在采样点计算得到静止存在采样点,进而考虑到车辆整体性的特点,采用车辆模板匹配检测算法对静止存在采样点进行处理,得到反映道路上静止车辆的拥堵块;最后结合道路通行能力的设计标准、实时车流量、拥堵块的大小以及拥堵块的持续时间对道路的拥堵状况进行分析。

##### 4.1 静止存在采样点的检测

静止存在采样点的检测思想实质上是从存在采样点中去掉移动存在采样点部分得到静止存在采样点,如图2所示。本文利用背景差法分离出存在采样点(代表着车辆信息)与非存在采样点(代表着道路场景信息);另一方面利用帧间差分法从存在采样点(车辆信息)中分离出移动存在采样点(移动车辆信息),根据两者之间的差最终得到静止存在采样点(代表着静止车辆信息)。因此,求取静止存在采样点的前提是准

确获取存在采样点和移动存在采样点的信息。

移动存在采样点反映了道路上运动的前景对象,移动存在采样点可以由帧间差分法来获得,其检测算法流程如下:

Step 1 读取  $t_{n-k}$ 、 $t_n$  以及  $t_{n+k}$  时刻的采样点灰度值图像序列  $F_{n-k}$ 、 $F_n$  和  $F_{n+k}$ 。

Step 2 计算  $t_{n-k}$ 、 $t_n$  以及  $t_{n+k}$  相邻时间灰度图像的差分图像,计算方法如式(4)和式(5)所示。

$$\Delta F_{-k} = |F_n - F_{n-k}| \quad (4)$$

$$\Delta F_k = |F_{n+k} - F_n| \quad (5)$$

Step 3 对  $\Delta F_{-k}$  和  $\Delta F_k$  用阈值  $TH3$  进行二值化处理,得到第一特征提取图像与第二特征提取图像  $Z1_n$  与  $Z2_n$ 。

Step 4 按照式(6)对第一特征提取图像与第二特征提取图像进行与运算得到移动采样点图像  $Q_n$ 。

$$Q_n = Z1_n \wedge Z2_n \quad (6)$$

静止存在采样点由存在采样点和移动存在采样点做差运算得到,计算公式如式(7)所示。

$$S_n = ES_n' - Q_n \quad (7)$$

式中,  $ES_n'$  为过滤处理后的存在采样点二值化图像,  $Q_n$  为移动采样点图像,  $S_n$  为静止采样点图像。

##### 4.2 基于采样点的道路拥堵判定

根据上文所述,静止的车辆分布越密集且持续时间越长表明道路拥堵越严重。由于车辆会影响整块相连的采样点,因此本文采用由静止存在采样点组成的拥堵块来反映道路上堵塞的区域,所以道路拥堵检测的首要任务是道路上拥堵块的检测。

由于拥堵块与车辆的大小存在密切的关系,并且拥堵块以类似于车辆的形状出现,因此本文对拥堵块的检测采用一种车辆模板匹配检测算法。该算法首先要根据定制区域的大小、车辆的大小以及采样点的分布密度设定模板的大小,模板通常用  $m * n$  来表示,其中  $m$  表示车辆在垂直车辆行驶方向上占据的采样点的个数,即反映了车辆的宽度;  $n$  表示车辆在行驶方向上占据的采样点的个数,即反映了车辆的长度。具体的匹配检测算法流程为:

Step 1 设定车辆模板的大小,此处用  $m * n$  的模板,同时设定车辆数目计数器  $CAR\_NUM=0$ ;

Step 2 规定车道横向方向上的检测:假设车道横向方向上有  $K$  个采样点,则在某一车道同一个横向方向  $direction0$  上检测的范围是  $0 \sim K-1$ ,从  $i=0$ 、 $j=0$  开始进行匹配检测,依次在该横向方向上的  $i=0,1,\dots,K-m$  处投放模板,进行  $K-m-1$  次匹配检测,遍历模板中的所有采样点并统计静止存在采样点的个数;

Step 3 如果匹配模板中有 50% 以上的静止存在采样点,就判定该区域为静止存在块,同时置  $i=i+8$  且  $CAR\_NUM=CAR\_NUM+1$ ;否则置  $i=i+1$  且  $CAR\_NUM=CAR\_NUM$ ,规定该横向方向为  $direction1$ ;

Step 4 指示横向方向  $direction1$ ,返回 Step 2 继续进行匹配检测直至到某一车道上的末端位置( $i=L-1$ 行),该车道检测结束;

Step 5 通过  $CAR\_NUM$  和车辆行驶方向上的两个相邻采样点间隔相对应的实际距离来计算该行驶方向上的拥堵块的长度。

拥堵块的大小和发生的持续时间是检测道路拥堵的关键

指标。随着时间推移,如果同一区域内的拥堵块不断增大,那么道路就从初步拥堵→拥堵→严重拥堵,最后发展为局部道路和大面积瘫痪。

然而受摄像机视角的限制,单个摄像机无法完成整条道路的交通状态的检测,因此需要结合多个摄像机才能完成对整条道路的交通状态的判定。

另外,路段和交叉口是路网的基本组成元素,路段和交叉口的状态与路网整体状态关系密切,但是,这两者又具有各自的特性,因此本文将分为路段和交叉口两种不同情况进行拥堵判定。对于路段的拥堵情况,将根据道路通行能力的设计标准,结合车道的实际车流量、拥堵区域的长度以及持续时间进行分析;对于交叉口来说,通常根据车流量和实际通行能力的比率即可实现交通状态的初步判定,但是对于拥堵状态来说,拥堵块要持续至少3个信号周期才能判定为拥堵,因此对于交叉口的拥堵判定,将会根据车道的车流量、拥堵区域的大小和持续时间来对交通状态进行有效判定。

## 5 实验研究

本文设计的轻量级道路交通状态的视觉检测算法在Eclipse开发平台上采用java语言实现,由奔腾双核2.7G CPU、3GB内存配置的PC机在Windows 7操作系统环境下进行实验研究。

为了验证本文设计的交通状态检测方法的有效性,从3个交通基本参数检测方面进行了实验研究。首先分别对本文所提出的车道占有率和车流量的检测算法的有效性和准确性进行了实验验证,然后采集多组交通场景视频对本文提出的拥堵区域检测算法进行了实验验证和分析。

### 5.1 车道占有率的检测实验研究

为了有效验证基于存在采样点的车道占有率检测算法的有效性和准确性,本文分别选用晴天和雨天的视频对算法进行了实验测试。实验时,在定制的车道检测区域中自动生成了均匀分布的 $10 \times 34$ 阵列的采样点,然后分别从两组视频中随机抽取两帧检测区域内车辆数目不同的图像,图6给出原图像、车道占有率的检测结果。

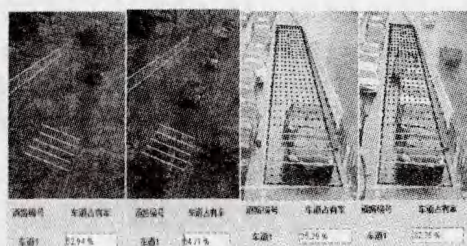


图6 车道占有率实验结果

为了验证本文所提出的车道占有率算法检测的准确性,需要人工统计在原视频图像的定制区域中被车辆遮挡的采样点的行数,并估计车道占有率,将该结果作为标准值,并与软件检测结果进行对比。在上述4幅图像中被车辆遮挡的采样点的行数分别为18、23、11和29,因此人工计算得到的车道占有率分别为52.94%、67.65%、32.35%和85.29%。将该结果与视觉检测结果进行对比可以发现,视觉检测算法的计算结果与人工观察结果具有较高的吻合度,检测结果可信。但是,视觉检测方法还存在着一些检测误差,产生这种误差的主要原因是车身某些部位(如车窗等)的灰度值与道路路面的灰度值接近,从而导致了存在采样点误检测为非存在采样点,

进而在车道占有率计算时产生一些检测误差。

### 5.2 车流量的检测实验

为了验证基于存在采样点的车流量的检测算法的有效性和准确性,本文分别在杭州市和平广场天桥、市一医院天桥实验、杭州大厦天桥以及府西政协等采集了交通场景视频,并进行了实验验证,最后将通过虚拟检测区域的车辆数目的检测结果记录于表1中的①列。同时,对每个视频中通过检测线的车辆进行人工统计,并将统计结果记录于表2中的②列。将人工统计结果与视觉检测结果进行比对,对5段视频图像的视觉检测结果进行统计计算,其计算精度如表1所列。

表1 车流量的实验结果

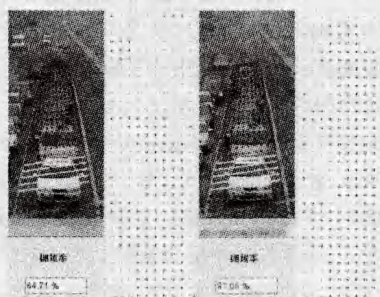
	视频长度	①	②	检测精度(%)
和平广场天桥	2'54"	10	11	90.90
市一医院天桥实验	1'38"	13	14	92.86
杭州大厦天桥	2'13'	27	28	96.42
杭州某机场入口	9'59"	67	67	100
府西政协	9'59"	128	135	94.81

注:①表示本文算法对视频中通过虚拟检测线的车辆的数目;  
②表示人工统计的通过虚拟检测线的车辆的数目。

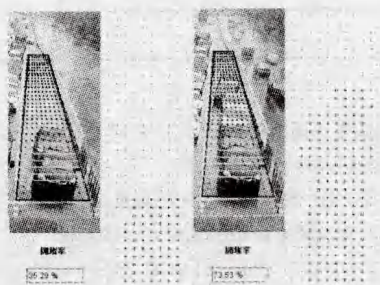
从表1中可以看出,本文提出的车流量检测算法的平均检测准确率达到95%,但是还存在一定的误差。经分析,产生这些误差的主要原因是车辆间的间距太小,且受摄像头倾斜角度大小的影响,在摄像机的成像平面上会产生两辆车“连为一体”的现象,这导致了在两辆车依次通过虚拟检测线区域时,虚拟检测区域的状态维持状态[1]不变,进而导致车辆的漏检。

### 5.3 交通拥堵判定实验验证

由上文所述,拥堵块的存在是造成交通阻塞的直接原因,因此拥堵块的检测是道路交通拥堵检测的核心,此处对拥堵块的检测进行了实验研究。本文选取杭州市和平广场大厦天桥为视频采集地点,对交叉口的拥堵情况进行了实验研究。为了量化显示拥堵区域的大小,本文计算了静止存在采样点占据采样点的比例,即拥堵率。对采集的视频进行了实验测试,并记录了部分检测结果,如图7所示。



(a) 第1组实验



(b) 第2组实验

图7 拥堵块检测的实验结果

图7给出了晴天和雨天两种天气环境下的交通状态图像。对于每组视频,分别随机选取了车道处于拥堵状态下的视频片段,并给出了相应的拥堵率和静止存在采样点的检测结果图像。在静止存在采样点二值图像中,黑色点表示静止存在采样点,灰色点表示非存在采样点。为了验证本算法的检测准确度,通过人工统计静止存在采样点个数并计算占采样点总数的比例,即可以得到拥堵率。同时,通过估计源图像中静止的车辆占定制区域的比例也可以得到拥堵率的人工计算结果。将本文算法中拥堵率的检测结果与上述两种结果进行对比,可以发现本文提出的拥堵检测算法具有较高的可信度。

拥堵块的大小和发生的持续时间是检测道路拥堵的关键指标。因此,拥堵判断指标中还必须加上时域特性,即在考虑道路上拥堵块大小的同时,还要考虑持续时间的要素。如果随着时间推移同一区域内的拥堵块呈现不断增大趋势,那么道路就判定为从初步拥堵→拥堵→严重拥堵。另外,摄像机的视觉检测范围有限,大范围的道路拥堵状态检测还需要多个视觉传感器的信息融合。

**结束语** 本文针对现有的基于机器视觉的ITS应用在实时性、实施维护成本、计算压力以及感受性指标等评价指标方面存在的不足,提出了一种轻量级的全息道路交通状态检测方法。首先,利用以点代面的设计思想,通过对车道进行定制并自动生成采样点,将参与算法运算的数据量缩减至原有道路视频图像的千分之一左右,使得基于计算机视觉的交通状态算法能在嵌入式设备上运行。接着,通过检测并分析采样点,在获取交通基本参数的同时对拥堵状况进行了实时判定。另外,针对背景建模难的问题设计了一种精准的背景更新策略,利用非存在采样点反映当前环境的特性,对存在采样点和非存在采样点采取不同模式的更新策略,进而建立了准确的背景模型。本文提出的各种交通基本参数统计,其计算方便,算法实现简单,这种轻量级的视频图像处理技术便于在嵌入式系统中实现,同时能通过网络与先进的交通控制系统等动态智能交通模块衔接,从而实现更多的功能。

本文的实验研究是在PC机上完成的,今后的工作是要将本文提出的各种算法移植到嵌入式系统中。针对实时的道路状态感知需求,拟研究以嵌入式操作系统为核心,设计多任务并发处理机制,进行感知数据的实时获取与处理;针对全方位和全天候的道路状态智能感知需求,拟研究设备支持宽电源输入、低功耗技术,实现设备电源稳定性和节能设计;针对轻量级和低成本的道路状态智能感知需求,拟研究设备硬件的小型化。

(上接第307页)

- [7] 林亚忠,郝刚.利用邻域差异性信息的FCM改进算法[J].计算机应用,2011,31(2):375-378
- [8] 依玉峰,高立群.基于全局空间相似性的模糊聚类算法[J].东北大学学报:自然科学版,2012,33(2):178-181
- [9] Liu Y L, Wang J, Chen X, et al. A robust and fast non-local means algorithm for image denoising[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2008, 23(2): 270-179

- [1] Bauza R, Gozalvez J. Traffic congestion detection in large-scale scenarios using vehicle-to-vehicle communications[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2013, 36(5): 1295-1307
- [2] Bauza R, Gozalvez J, Sanchez-Soriano J. Road traffic congestion detection through cooperative vehicle-to-vehicle communications [C]//2010 IEEE 35th Conference on Local Computer Networks (LCN). IEEE, 2010: 606-612
- [3] Mandal K, Sen A, Chakraborty A, et al. Road traffic congestion monitoring and measurement using active RFID and GSM technology[C]//2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). IEEE, 2011: 1375-1379
- [4] Vaqar S A, Basir O. Traffic pattern detection in a partially deployed vehicular ad hoc network of vehicles[J]. Wireless Communications, IEEE, 2009, 16(6): 40-46
- [5] Palubinskas G, Kurz F, Reinartz P. Detection of traffic congestion in optical remote sensing imagery[C]//Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International. IEEE, 2008, 2: II-426-II-429
- [6] Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747-757
- [7] Zivkovic Z, van der Heijden F. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(7): 773-780
- [8] Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Cambridge, United Kingdom, IEEE, 2004. 2: 28-31
- [9] Zhang Y J, Li X H. A new object detection method in color image processing[C]//2011 4th International Congress on Image and Signal Processing (CISP). IEEE, 2011, 2: 974-978
- [10] Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(6): 1709-1724
- [11] Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBe: a powerful random technique to estimate the background in video sequences[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009 (ICASSP 2009). IEEE, 2009: 945-948
- [12] 孟焱,孙军,汤一平.基于机器视觉的停车位检测技术的研究[J].计算机测量与控制,2012,20(3):638-641
- [13] 汤一平,等.基于全方位计算机视觉的道路交通状态检测装置:中国,101710448A[P]. 2010-05-19

- [10] Bezdek J C. Cluster validity with fuzzy sets[J]. Cybernetics and Systems, 1973, 3(3): 58-73
- [11] Bezdek J C. Mathematical methods for systematic and taxonomy[C]//Proceedings of Eight International Conference on Numerical Taxonomy. San Francisco, 1975
- [12] Xie X L, Beni G A. Validity measure for fuzzy clustering[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1991, 3: 841-846