文章编号：1674-2974（2025）03-0073-09 DOI：10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2025028

基于图像场景分类和包络线提取的桥梁重车识别

颜永逸[1,2]，林俊平[1]，高珂[1,3†]，翁顺[1,3]，赵丹阳[1]，张景琪[1,3]
（1. 华中科技大学 土木与水利工程学院，湖北 武汉 430074；
2. 中铁第四勘察设计院集团有限公司，湖北 武汉 430063；
3. 华中科技大学 控制结构湖北省重点实验室，湖北 武汉 430074）

摘 要：城市桥梁上的车辆超重荷载是引起桥梁性能劣化和损伤的主要原因之一，传统的运动目标检测算法存在因监控摄像头抖动导致检测精度下降的问题．本文提出一种基于图像最大结构相似度的重车识别方法．基于时域中值法建立桥梁视场背景模型，对待检测图片与背景模型进行分块．通过在对应分块附近搜索最大结构相似度，将该参数作为前景/背景分类依据来降低相机抖动的影响，采用快速傅里叶变换算法提高最大结构相似度的搜索速度．基于长方体外轮廓拟合检测车辆外包络线，提取车辆长宽高特征参数，并设置多组阈值进行重车检测．采用某高架桥监测视频验证方法有效性，结果表明在相机抖动明显情况下，提出的方法仍能较准确地识别重车．

关键词：结构健康监测；桥梁；运动目标检测；重车识别
中图分类号：U446.2 **文献标志码**：A

Identification of Heavy Vehicle on Bridge Based on Image Scene Classification and Envelope Extraction

YAN Yongyi[1,2]，LIN Junping[1]，GAO Ke[1,3†]，WENG Shun[1,3]，ZHAO Danyang[1]，ZHANG Jingqi[1,3]
（1. School of Civil and Hydraulic Engineering，Huazhong University of Science and Technology，Wuhan 430074，China；
2. China Railway Siyuan Survey and Design Group Co.，Ltd.，Wuhan 430063，China；
3. Hubei Key Laboratory of Control Structure，Huazhong University of Science and Technology，Wuhan 430074，China）

Abstract：Heavy vehicle loads on urban bridges are one of the main reasons for the deterioration and damage of bridge performance. Traditional motion target detection algorithms suffer from a decrease in detection accuracy due to camera shake. This paper proposes a heavy vehicle recognition method based on the maximum structural similarity of images. A bridge field of view background model was established based on the time-domain median method，and the detected image and background model were divided into blocks. By searching for the maximum structural

* **收稿日期**：2024-04-31
基金项目：国家重点研发计划资助项目（2023YFC3805705，2021YFF0501001），National Key R&D Program of China（2023YFC3805705，2021YFF0501001）；国家自然科学基金资助项目（52308315，51922046），National Natural Science Foundation of China（52308315，51922046）；中国博士后科学基金资助项目（2023M731206），China Postdoctoral Science Foundation（2023M731206）；华中科技大学交叉研究支持计划资助项目（2023JCYJ014），Interdisciplinary Research Program of Huazhong University of Science and Technology（2023JCYJ014）；中铁第四勘察设计院研究项目（KY2023014S，KY2023126S），Research Fund of China Railway Siyuan Survey and Design Group CO.，LTD.（KY2023014S，KY2023126S）
作者简介：颜永逸（1993—），男，湖北孝感人，华中科技大学工程师，硕士
† 通信联系人，E-mail：gaoke06@hust.edu.cn

similarity near the corresponding block, this parameter is used as the basis for foreground/background classification to reduce the impact of camera shake. Fast Fourier transform algorithm was used to improve search speed for maximum structural similarity. Based on the vehicle's outer envelope of a rectangular outer contour, the vehicle's length, width, and height parameters were extracted, and sets of thresholds for heavy vehicle detection were set. The effectiveness of the proposed method was verified through the video of a certain elevated bridge. The results showed that, even with significant camera shake, the proposed method can still accurately identify heavy vehicles.

Key words: structural health monitoring; bridges; moving target detection; heavy vehicle identification

我国桥梁基数巨大,中国公路桥梁总数稳居世界第一[1].随着中国交通基础设施建设的日益完善,城市桥梁数量和体量不断增长.车辆荷载尤其是重车荷载,作为桥梁的常规服役荷载,是桥梁安全性和耐久性的重要影响因素[2-5],日益繁重的交通负载对桥梁的服役性能产生不利影响,导致发生桥梁开裂、倾覆和垮塌等安全事故[6].因此对于城市桥梁上的重车荷载进行实时监控,有助于保障桥梁服役安全[7].

目前对于过桥车辆荷载识别主要是通过在桥梁端部的路面预先铺设埋入式传感器的车辆动态称重系统,此系统利用点应变对车重、轴重等参数进行有效识别,但只针对桥型简单或模型准确的桥梁结构[8].传感器使用寿命一般远低于结构服役期寿命,基于预埋传感器的车载测量系统的维护和更换难度大、成本高[9].基于图像采集设备的视觉监控技术具有易安装、易维护更换、监测范围广、监测范围远、多目标监测等优点[10].传统的基于视觉的运动目标检测算法包括背景减除法和帧间差分法等,这些方法计算速度快,在车流量较小时具有较高的精度[11],但应用于重车检测时,由重车动荷载引起的相机抖动容易产生较大误差[12].

针对上述问题,本文提出一种基于改进背景减除法的运动重车特征识别方法,推导了基于最大结构相似度的图像前景/背景分离算法,建立了车辆外包络线长宽高尺寸特征识别方法,通过基于快速傅里叶变换的最大结构相似度搜索,降低相机抖动产生的识别误差,并通过车辆外尺寸识别提高车辆识别效率.通过数值模拟和城市立交桥实际监测视频数据验证了该方法的有效性.

1 基于结构相似度的背景减除法

1.1 基于时域中值法的背景模型建立

常见的背景模型建立方法包括均值法、时域中值法、高斯模型法等.时域中值法将取均值改为取中值,与均值法相比具有更好的稳定性,与混合高斯模型法相比更易实现.采用其建立背景模型可表示为:

$$\boldsymbol{V}_{\mathrm{b}}(k)=\mathrm{median}(\boldsymbol{V}(i)) \tag{1}$$

式中:$\boldsymbol{V}(i)$为待检测视频第i帧图片的灰度矩阵;$\boldsymbol{V}_{\mathrm{b}}(k)$为待检测视频第$k$帧图片的背景灰度矩阵;median表示对序列取中位数;$i=k-j\Delta k$,$j\in[0,\ q-1]$,q为用作背景建模的帧数,Δk代表采样帧数间隔.对于桥梁监控视频,背景模型一般变化缓慢,可隔一定时间对背景模型进行更新.

1.2 传统背景减除法

背景减除法是常用运动目标检测方法,该方法实现简单、计算速度快.基本思想是通过视频的当前帧与背景模型的差异提取前景,表示为:

$$\boldsymbol{V}_{\mathrm{f}}(k)=\boldsymbol{V}(k)-\boldsymbol{V}_{\mathrm{b}}(k) \tag{2}$$

式中:$\boldsymbol{V}_{\mathrm{f}}(k)$为视频的第$k$帧图片的前景灰度矩阵.背景减除法严重依赖背景模型精度.当相机抖动时,监测场景中任意一点在监控视频中的成像位置随着帧数的改变而变动,利用时域中值法建立的背景模型一般较于实际背景存在失真、漂移等现象.因此,在相机抖动的情况下,基于单像素做差的背景减除法效果不佳.

1.3 结构相似度

结构相似度是一种结合亮度、对比度、相关系数三种特征的相似性度量指标[13].

令图片每个分块的边长为a,则待检测分块和背景分块可分别由$\boldsymbol{V}(k,\ i,\ j)$、$\boldsymbol{V}_{\mathrm{b}}(k,\ i,\ j)$为唯一标志,其中$i$,$j$分别为分块左上角的像素坐标.两分块之间的结构相似度可表示为:

$$s(k,i,j)=s_{\mathrm{l}}(k,i,j)s_{\mathrm{c}}(k,i,j)s_{\mathrm{r}}(k,i,j) \tag{3}$$

式中:$s(k,\ i,\ j)$为待检测分块$\boldsymbol{V}(k,\ i,\ j)$与背景分块$\boldsymbol{V}_{\mathrm{b}}(k,i,j)$的结构相似度;$s_{\mathrm{l}}(k,i,j)$、$s_{\mathrm{c}}(k,i,j)$、$s_{\mathrm{r}}(k,i,j)$分别表示亮度、对比度、相关系数三个指标,表达式

分别为:

$$s_1(k,i,j)=\frac{2u[\boldsymbol{V}(k,i,j)]u[\boldsymbol{V}_b(k,i,j)]+\beta_1}{u[\boldsymbol{V}(k,i,j)]^2+u[\boldsymbol{V}_b(k,i,j)]^2+\beta_1} \tag{4}$$

$$s_c(k,i,j)=\frac{2\sigma[\boldsymbol{V}(k,i,j)]\sigma[\boldsymbol{V}_b(k,i,j)]+\beta_2}{\sigma[\boldsymbol{V}(k,i,j)]^2+\sigma[\boldsymbol{V}_b(k,i,j)]^2+\beta_2} \tag{5}$$

$$s_r(k,i,j)=\frac{\mathrm{cov}[\boldsymbol{V}(k,i,j),\boldsymbol{V}_b(k,i,j)]+\beta_3}{\sigma[\boldsymbol{V}(k,i,j)]\sigma[\boldsymbol{V}_b(k,i,j)]+\beta_3} \tag{6}$$

式中:u 为均值;σ 为标准差;cov 为协方差算子;β_1、β_2、β_3为小常数,防止分母接近0造成系统误差.一般取$\beta_3=\beta_2/2$,此时结构相似度$s(k,i,j)$的计算可简化为式(7).

$$s(k,i,j)=\frac{2u[\boldsymbol{V}(k,i,j)]u[\boldsymbol{V}_b(k,i,j)]+\beta_1}{u[\boldsymbol{V}(k,i,j)]^2+u[\boldsymbol{V}_b(k,i,j)]^2+\beta_1}\cdot\frac{2\mathrm{cov}[\boldsymbol{V}(k,i,j),\boldsymbol{V}_b(k,i,j)]+\beta_2}{\sigma[\boldsymbol{V}(k,i,j)]^2+\sigma[\boldsymbol{V}_b(k,i,j)]^2+\beta_2} \tag{7}$$

1.4　基于最大结构相似度的前景/背景分离

将图像转换为灰度图像后,使用Otsu法计算图像阈值来实现图像前景与背景的分离[14],其中灰度值大于Otsu阈值的像素点为图像前景,灰度值变为255;小于Otsu阈值的像素点为图像背景,灰度值变为0.

为削弱漂移现象的影响,通过在背景分块附近搜索结构相似度最大值,以该值对待检测分块进行前景/背景分类.令最大结构相似度为$s_m(k,i,j)$,$\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)$为背景模型$\boldsymbol{V}_b(k,i-a,j-a)$到$\boldsymbol{V}_b(k,i+a,j+a)$的矩形区域,则$s_m(k,i,j)$为待检测分块$\boldsymbol{V}(k,i,j)$与矩形区域所有等尺寸窗口的最大结构相似度,可由式(8)表示.

$$s_m(k,i,j)=\max\{s(k,\bar{i},\bar{j}),\bar{i},\bar{j}\in\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)\} \tag{8}$$

根据最大结构相似度$s_m(k,i,j)$对待检测分块$\boldsymbol{V}(k,i,j)$进行前景/背景分类,并采用标志位记录$\boldsymbol{V}(k,i,j)$的分类状态.当$s_m(k,i,j)$大于设定的阈值时,$\boldsymbol{V}(k,i,j)$为背景,标志位取1;否则为前景,标志位取0.根据实际经验,阈值一般取0.5~0.7.如果某分块经计算不属于背景块,而周围8个分块都属于背景块,则该分块大概率也属于背景块,否则必然包含整辆车信息.由于每个分块的尺寸都偏小,一个分块包含整辆车信息的概率很低.因此,可对标志位进行中值滤波,根据滤波后的结果判断每个待检测分块的最终分类.

待检测图片每个分块分类完毕后,需要对背景模型的每个分块执行同样分类操作,并结合背景减除法进行二值分割.首先,如果待检测图片的某分块属于前景,则该分块和对应背景模型分块保留,否则两者均清零.然后,根据式(2)提取前景,并取绝对值.最后,采用最大类间方差法对前景进行二值分割,方便后续处理.进行二值分割可提取包含车辆信息的二值图片,其中像素值为1的白色像素点属于车辆,像素值为0的黑色像素点属于背景.至此,仅将所有车辆与背景区分,仍需进一步对每辆车进行具体定位.

1.5　基于快速傅里叶变换的最大结构相似度搜索

搜索最大结构相似度的过程以遍历搜索进行十分耗费时间,利用快速傅里叶变换对$\boldsymbol{V}(k,i,j)$和$\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)$进行处理,大幅缩短运算时间[15],方法实现流程如表1所示.经验证,当图片高度、宽度和每个分块的边长分别取512、512、16时,采用MATLAB实

表1　搜索最大结构相似度$s_m(k,i,j)$流程

Tab.1　Search for the maximum structural similarity $s_m(k,i,j)$ process

输入:待检测分块$\boldsymbol{V}(k,i,j)$;背景模型矩形搜索区域$\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)$	
输出:最大结构相似度$s_m(k,i,j)$	
1	对待检测分块$\boldsymbol{V}(k,i,j)$和背景模型矩形搜索区域$\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)$进行快速傅里叶变换;
2	初始化常数β_1、β_2、β_3←0.01^2, 0.03^2, $0.03^2/2$;
3	均值滤波器$\boldsymbol{I}$←初始化与分块$\boldsymbol{V}(k,i,j)$同尺寸的均值滤波器;
4	$u[\boldsymbol{V}(k,i,j)]$←计算分块$\boldsymbol{V}(k,i,j)$的均值;
5	$u[\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)]$←以均值滤波器$\boldsymbol{I}$计算矩形搜索区域$\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)$中每个与分块$\boldsymbol{V}(k,i,j)$等尺寸窗口的均值;
6	$\sigma[\boldsymbol{V}(k,i,j)]^2$←计算分块$\boldsymbol{V}(k,i,j)$的方差;
7	$\sigma[\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)]^2$←计算矩形搜索区域$\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)$的每个等尺寸窗口方差.以均值滤波器$\boldsymbol{I}$处理$[\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)]^2$,并减去$u[\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)]$点乘$u[\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)]$;
8	$\mathrm{cov}[\boldsymbol{V}(k,i,j),\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)]$←计算矩形搜索区域$\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)$的每个等尺寸窗口与分块$\boldsymbol{V}(k,i,j)$的协方差.通过以分块$\boldsymbol{V}(k,i,j)$作为滤波器处理$\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)$,减去$u[\boldsymbol{V}(k,i,j)]$点乘$u[\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)]$;
9	$\{s(k,i,j)\}$←将变量代入式(7),计算矩形搜索区域$\boldsymbol{V}_{br}(k,i,j)$每个等尺寸窗口与分块$\boldsymbol{V}(k,i,j)$的结构相似度;
10	$s_m(k,i,j)$←计算集合$\{s(k,i,j)\}$中的最大值.

现,由于各个分块之间互不依赖,可通过并行计算技术加快计算速度[16].

2 基于包络线的车辆特征识别方法

本文提出一种基于外包络线提取的重车检测方法.首先,采用长方体模型描述车辆的长宽高特征,通过最小化模型和车辆在同一透视矩阵下的包络线误差,提取车辆长宽高特征.然后,设置体积、长度、宽度以及高度等多组阈值实现重车识别,以解决车辆部分位于监控场景的情况.最后,通过数值模拟验证方法的有效性.

2.1 基于车辆外包络线的车辆长宽高特征识别

世界坐标系xyz代表车辆在真实世界的坐标系,在世界坐标系中定义长方体模型为$\boldsymbol{M}(x,\ z,\ w,\ h,\ l)$.假设车辆沿着车道直线行驶,定义长方体朝向为道路方向,即世界坐标系z轴方向.$(w,\ h,\ l)$分别描述了长方体模型的宽度、高度、长度.图片坐标系uv代表车辆投影在图片中的像素坐标系,以水平为u轴,竖直向下为v轴.图片中车辆区域包络线为$\boldsymbol{L}$,可通过取凸包计算.透视矩阵$\boldsymbol{H}$代表世界坐标系中三维车辆与图片坐标系二维车辆投影的多对一映射关系,需要寻找6对以上对应点进行计算[17].对应点的坐标可借助全站仪等测量设备,测量事先在路面上布置的标记点,也可由标定车辆确定.

$$\boldsymbol{M}_{\mathrm{H}}=\mathrm{homo}^{-1}\{\boldsymbol{H}[\mathrm{homo}(\boldsymbol{M})]\} \tag{9}$$

式中:$\boldsymbol{M}_{\mathrm{H}}$为长方体模型$\boldsymbol{M}$在透视矩阵$\boldsymbol{H}$的映射下在图片坐标中的投影,并根据图像边界进行了适当裁剪,以模拟车辆部分位于图像中的情况;$\mathrm{homo}(\boldsymbol{x})$表示将坐标转换为齐次坐标$[m\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}},\ m]^{\mathrm{T}}$,常取$m$为1;$\mathrm{homo}^{-1}(\boldsymbol{x})$表示将齐次坐标$[k\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}},\ k]^{\mathrm{T}}$转换为坐标$\boldsymbol{x}$.

寻找描述车辆长宽高特征最佳的长方体模型等价于最小化包络线$\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}}$与$\boldsymbol{L}$的误差$e(\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}},\ \boldsymbol{L})$.两包络线误差可通过面积交并比或者并集与交集面积差值计算.考虑到包络线为非规则闭合曲线,面积计算比较复杂,本文以均匀采样的方式对误差计算进行简化.采用极坐标描述闭合包络线,原点取车辆包络线$\boldsymbol{L}$的中心$\mathrm{mean}(\boldsymbol{L})$.从原点以角度$\theta$发射采样射线,令射线与包络线$\boldsymbol{L}$、$\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}}$的交点分别为$\boldsymbol{\mu}(\theta,\ \boldsymbol{L})$、$\boldsymbol{\mu}(\theta,\ \boldsymbol{L}_{\mathrm{M}})$.因包络线$\boldsymbol{L}$是凸多边形,且发射点处于包络线$\boldsymbol{L}$内部,故$\boldsymbol{\mu}(\theta,\ \boldsymbol{L})$唯一.对凸多边形包络线$\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}}$而言,发射点有位于包络线外部或内部两种情况.当位于内部时,$\boldsymbol{\mu}(\theta,\ \boldsymbol{L}_{\mathrm{M}})$唯一;当位于外部时,$\boldsymbol{\mu}(\theta,\ \boldsymbol{L})$可能存在无解、一个解、两个解三种情况.射线的单次采样误差定义如下:

$$e(\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}},\boldsymbol{L},\theta)=\begin{cases}\max(d(\boldsymbol{\mu}(\theta,\ \boldsymbol{L}_{\mathrm{M}}),\boldsymbol{\mu}(\theta,\ \boldsymbol{L})))\\ \boldsymbol{\mu}(\theta,\ \boldsymbol{L}_{\mathrm{M}}),\text{存在}\\ \lambda d(\mathrm{mean}(\boldsymbol{L}),\mathrm{mean}(\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}}))\\ \boldsymbol{\mu}(\theta,\ \boldsymbol{L}_{\mathrm{M}}),\text{不存在}\end{cases} \tag{10}$$

式中:$d(\boldsymbol{\mu}(\theta,\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}}),\boldsymbol{\mu}(\theta,\boldsymbol{L}))$表示点$\boldsymbol{\mu}(\theta,\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}})$与$\boldsymbol{\mu}(\theta,\boldsymbol{L})$的欧拉距离;$\max(d(\boldsymbol{\mu}(\theta,\ \boldsymbol{L}_{\mathrm{M}}),\boldsymbol{\mu}(\theta,\ \boldsymbol{L})))$表示取所有交点的最大欧拉距离;$\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}}$为$\boldsymbol{M}_{\mathrm{H}}$的包络线,同样可通过取凸包计算;$\lambda$为常数,用于控制两包络线收敛.

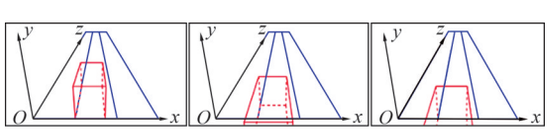
在单次采样误差$e(\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}},\ \boldsymbol{L},\ \theta)$的基础上,进行均匀采样可计算两包络线的误差,可由式(11)表示,其中$\Delta\theta$为相邻采样射线夹角间隔.式(11)为非凸函数,存在局部最小值,因此对优化初始值需要谨慎选取.关于w、h、l本文默认为2 000、2 000、4 000 mm.对于x、z坐标可以根据包络线$\boldsymbol{L}$中心坐标以及透视矩阵$\boldsymbol{H}$,计算出一个合理的初始估计.

$$e\left(\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}},\boldsymbol{L}\right)=\sum_{\theta=0,\ \Delta\theta}^{2\pi}e\left(\boldsymbol{L}_{\mathrm{M}},\boldsymbol{L},\theta\right)^{2} \tag{11}$$

2.2 数值模拟验证

采用MATLAB进行数值模拟验证,整体的场景如图1所示.图中红色长方体模拟车辆,蓝色线条模拟三条车道,世界坐标系原点位于最左侧车道左下角,车道纵向为z轴,垂直向上为y轴,车道横向为x轴.车道宽度为3 500 mm,长方体模型长度l、宽度w、高度h分别取6 000 mm、2 500 mm、3 000 mm,车速取30 km/h,车速方向为z轴方向.监控摄像头位于(5 250, 8 000, −10 000),观察目标点坐标(5 250, 0, 10 000),视口尺寸为1 080×1 920,视场角70°,帧率为30 帧/s.分为三种工况进行验证:工况一车辆完全位于监控区域,如图1(a)所示,车辆上、后表面完全出现,此时车辆左下角坐标为(3 500,0 0);工况二车辆大部分位于监控场景,如图1(b)中,车辆上表面完全出现,后表面仅出现少部分,车辆左下角坐标为(3 500,0,−4 000);工况三车辆少部分位于监控场景,仅车辆上表面出现,如图1(c)所示,此时车辆左下角坐标为(3 500,0,−6 000).

对车辆包络线$\boldsymbol{L}$的模拟过程如图2所示.首先根

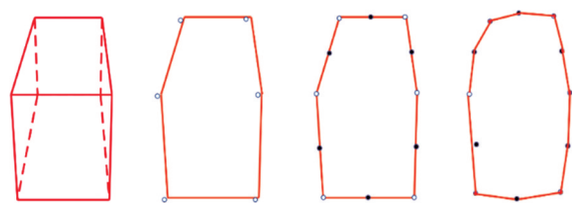


(a)工况一 (b)工况二 (c)工况三

图1 三种工况模拟

Fig.1 Three kinds of working condition simulation

据模拟车辆提取出真实包络线,见图2(b),真实包络线仅包含6个白色顶点.然后对每条线段进行插值,获取更多顶点.如图2(c)中进行了2倍插值,增加了图中6个黑色顶点.最后对所有顶点添加服从正态分布的扰动,再重新取凸包,如图2(d)所示.



(a)模拟车辆　(b)真实包络线　(c)插值　(d)取包络线

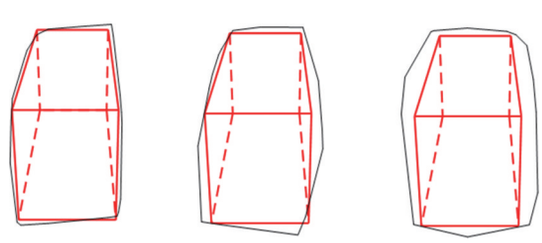
图2　包络线模拟

Fig.2　Envelope line simulation

对顶点添加的扰动可由式(12)表示,其中$[u_t,v_t]$为真实顶点坐标;$[u_m,v_m]$为模拟顶点坐标;$N(0,\sigma^2)$为均值为0,标准差为σ的正态分布.当插值倍数为10,正态分布标准差分别取10、20、30像素时,模拟的包络线如图3所示.标准差越大,包络线偏差越大.

$$u_m = u_t + N(0,\sigma^2) \quad v_m = v_t + N(0,\sigma^2) \tag{12}$$

取包络线插值倍数为10,标准差为20,进行包络线模拟.基于式(11)建立优化方程,采样射线夹角

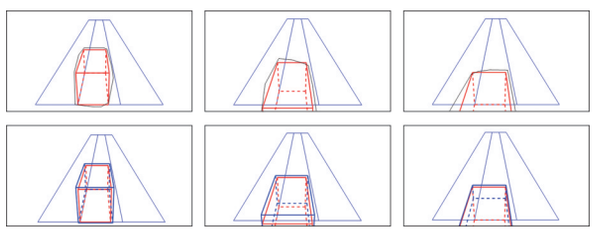


(a)标准差为10　(b)标准差为20　(c)标准差30

图3　插值倍数为10的模拟包络线

Fig.3　The simulated envelope of interpolation multiple 10

间距为3°,采用内点法[18]进行优化求解.对三种工况分别进行100次识别试验,图4列出了三种工况随机抽取样本的识别结果.



(a)工况一　(b)工况二　(c)工况三

图4　随机抽取样本的识别结果

Fig.4　The recognition results of randomly selected samples

图4(a)(b)中蓝色长方体为识别的模型,与实际的红色长方体较为吻合.图4(c)中识别的蓝色长方体高度偏差较大,原因在于未监控到车辆高度信息.

识别车辆的x坐标、z坐标、长度l、宽度w、高度h等参数标准差如表2所示.工况一中,车辆x、z识别结果的标准差分别为152 mm、248 mm,车辆w、h、l的相对误差分别为12.24%、8.97%、14.61%.工况二中,由于车辆的后、侧面几乎未出现在场景中,丢失车辆左下角信息,误差较工况一增大.其中参数z的标准差增大到985 mm,参数w、h、l的相对误差增长为17.28%、16.63%、12.75%.工况三中,误差进一步增加,参数x、z的标准差增长到585 mm、1 565 mm,车辆w、h、l的相对误差增加到18.60%、47.86%、40.78%.其中参数w的识别效果较好,因为监控场景中包含了车辆的宽度信息,h、l参数信息未被监控,识别结果不准确.综上所述,在车辆完全位于监控场景时,能够有效识别车辆的长宽高特征.在车辆部分或者少部分位于监控场景时,能够有效识别部分尺寸特征.

表2　三种工况的识别结果标准差

Tab.2　The standard deviation of the identification results of the two working conditions

工况	x/mm		z/mm		w		h		l	
	识别值标准差	理论值	识别值标准差	理论值	识别值标准差/mm	相对误差/%	识别值标准差/mm	相对误差/%	识别值标准差/mm	相对误差/%
一	152	3 500	248	0	306	12.24	269	8.97	877	14.61
二	317	3 500	985	−4 000	432	17.28	499	16.63	765	12.75
三	585	3 500	1 565	−6 000	465	18.60	1 436	47.86	2 447	40.78

注:w理论值为2 500 mm;h理论值为3 000 mm;l理论值为6 000 mm.

提取车辆长宽高特征后,分别设置重车的体积、长度、宽度以及高度的下限阈值,满足其中任意一个条件即为重车,因此即使车辆部分位于监控场景时也能进行识别.

根据《汽车、挂车及汽车列车外廓尺寸、轴荷及质量限值》(GB 1589—2016)[19]规定,乘用车、二轴客车、货车的长宽高限制一致,均为12 m、2.55 m、4 m.实际乘用车的尺寸普遍小于二轴客车和货车,乘用

车中最常见的轿车长宽高尺寸普遍在5 m、2 m、1.6 m左右.本文设置重车体积阈值为45 m^3,即长度阈值6 m,宽度阈值2.5 m,高度阈值3 m.在实际应用中,要求车辆在图像上不产生拖影,即曝光时间×车速≤允许拖影长度,拖影长度依据2.1节的算法精度判断,本文设定允许拖影长度不超过车辆长度的5%.

2.3 与传统背景减除法识别结果对比

图5为一段小轿车行驶拍摄视频,拍摄过程中相机固定.视频帧率为30 帧/s,监测时长为8 s,总帧数为240帧.采用时域中值滤波法建立背景模型,建模帧数为20,帧数间距为10,背景模型如图5(b)所示.背景模型细节保留完整,不存在车辆残影,因此背景模型精度较好.

对每一帧以图5(b)作为背景,应用基于结构相似度的背景减除方法以及传统背景减除法,前者方法中阈值取0.6,图片的w、a分别取为512和16.表3为6组待检测图片的车辆检测结果.在6组检测结果中,通过两种方法得到的车辆检测结果基本相同,说明不考虑相机抖动情况下,本方法与传统背景减除法具有等同的识别精度.



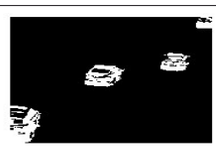
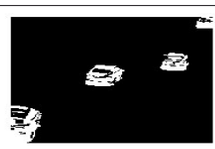
(a)监控视频 (b)背景模型

图5 相机不抖动情况下的监测视频

Fig.5 Monitoring video without camera shaking

表3 相机不抖动情况下,传统背景减除法与结构相似度背景减除法对比

Tab. 3 Under the condition that the camera is not shaken, the traditional background subtraction method is compared with the structural similarity background subtraction method

组数	待检测图片	传统背景减除法	结构相似度背景减除法
组数1			
组数2			
组数3			
组数4			
组数5			
组数6			

3 实例分析

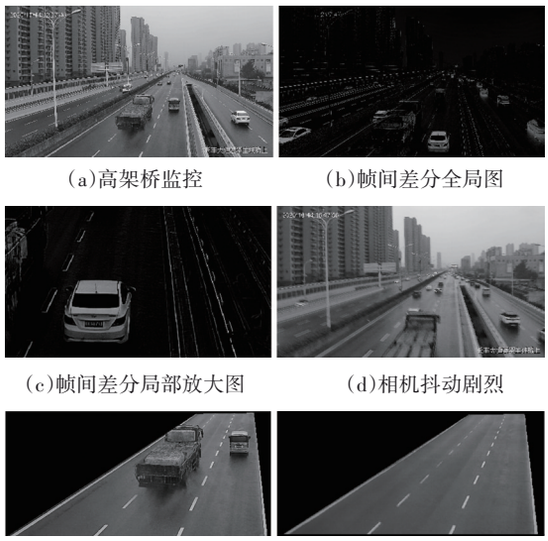
结合某高架桥进行实例分析.图6为高架桥部分路段的场景图.图7(a)为从高架桥拍摄的视频,帧率为30 帧/s,相机抖动明显.图7(b)和图7(c)为相邻10帧的两张图片的差分图.在相机不抖动的情况下,差分图上应该只残留车辆信息,而图中车道线等

背景信息残留较多.图7(d)中,选择图像右下角的栅栏进行分析,以模板匹配方法为基础,得到右下角栅栏在每一帧图像上的位置并给定阈值,将栅栏位置在相邻几帧图像上位置的差值与阈值比较,超出阈值则认为相机发生抖动,由此判断此图片发生了相机抖动.因为相机抖动剧烈,出现残影现象.抽取138张图片进行重车检测,选取AOI(area of interest)区域,如图7(e)所示,后续只对AOI区域进行处理.通过人工统计,位于AOI区域车辆数量为134辆,其中重车46辆.采用时域中值滤波法进行背景建模,建模帧数取20,帧数间距取10,模型效果如图7(f)所示,由于相机抖动影响,背景模型细节损失较为严重,白色车道线最为明显.



图6　高架桥场景图

Fig.6　Viaduct scene diagram



(a)高架桥监控　(b)帧间差分全局图

(c)帧间差分局部放大图　(d)相机抖动剧烈

(e)AOI区域　(f)背景模型

图7　高架桥监控视频

Fig.7　Viaduct monitoring video

采用基于结构相似度的方法进行车辆检测,抽取6组检测结果列于表4.第一、二、三、四组的待检测图片成像质量较高,但由于背景模型与检测图片存在漂移现象,导致背景减除法残留较多区域被误判,而基于结构相似度的方法考虑了背景漂移的影

表4　基于结构相似度的车辆检测结果

Tab.4　Vehicle detection results based on structural similarity

组数	待检测图片	背景差分二值图	结构相似度检测结果	结构相似度检测结果二值图
第一组				
第二组				
第三组				
第四组				
第五组				
第六组				

响,检测效果较好.由于第五、六组待检测图片的相机抖动明显,拖影严重,导致背景减除法的检测结果引入极大误差,而结构相似度的方法依旧具有较好的检测效果.因此,提出的基于结构相似度的方法可以有效降低相机抖动的干扰,提高运动车辆检测的精度.

车辆检测结果表明,视频中出现的134辆车,正确识别出107辆,车辆识别率为79.85%.重车识别结果中,46辆重车中正确识别39辆,重车识别准确率为84.78%.通过实际高架桥重车监控试验结果分析表明,基于结构相似度与车辆长宽高特征的重车监测方法可以有效监测重车,并对相机抖动具有较强的抵抗性.

4 结 论

本文提出了一种图像最大结构相似度的重车识别方法.首先,以时域中值法对监控场景建模,并对待检测图片与背景模型进行分块.在对应分块附近搜索最大结构相似度,并采用快速傅里叶变换算法大幅提高最大结构相似度的搜索速度.将相似度参数作为前景/背景分类依据,减小相机抖动的影响.然后,以长方体外轮廓拟合检测车辆的外包络线,提取车辆长宽高特征,并设置多组阈值以解决车辆部分位于监控场景的情况.基于实际高架桥重车监测视频验证本方法精度,结果显示对于常规车辆的总体识别准确率为79.85%;对于长宽高尺寸超过规定阈值的重车识别准确率为84.78%.本方法能够准确高效地从城市桥梁的监控视频中获取交通车流中的重型车辆信息,后续可基于重车识别信息分析重型车辆占所有车辆的比例,重型车辆出现的时间和空间规律等,有助于交管部门进行重车管控,为桥梁安全运营提供保障.

参考文献

[1] 张劲泉, 晋杰, 汪云峰, 等. 公路桥梁智能检测技术与装备研究进展[J]. 公路交通科技, 2023, 40(1): 1-27.
ZHANG J Q, JIN J, WANG Y F, et al. Study progress of intelligent inspection technology and equipment for highway bridge [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2023, 40(1): 1-27. (in Chinese)

[2] LI M, HUANG T L, LIAO J J, et al. WIM-based vehicle load models for urban highway bridge[J]. Latin American Journal of Solids and Structures, 2020, 17(5): e290.

[3] 陈水生,赵辉,朱朝阳,等. 重车荷载作用的简支梁桥荷载效应极值预测[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2021,49(9):95-100.
CHEN S S, ZHAO H, ZHU C Y, et al. Extreme value prediction of load effect of simply supported beam bridge under heavy vehicle load [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 49(9): 95-100. (in Chinese)

[4] 孙莉, 刘钊. 2000—2008年美国桥梁倒塌案例分析与启示[J]. 世界桥梁, 2009, 37(3): 46-49.
SUN L, LIU Z. Case analysis and lessons drawn from bridge failures in United States from 2000 to 2008[J]. World Bridges, 2009, 37(3): 46-49. (in Chinese)

[5] 韩万水,闫君媛,武隽,等. 基于长期监测的特重车交通荷载特性及动态过桥分析[J]. 中国公路学报,2014,27(2):54-61.
HAN W S, YAN J Y, WU J, et al. Extra-heavy truck load features and bridge dynamic response based on long-term traffic monitoring record[J]. China Journal of Highway and Transport, 2014, 27(2): 54-61. (in Chinese)

[6] 贺拴海, 王安华, 朱钊, 等. 公路桥梁智能检测技术研究进展[J]. 中国公路学报, 2021, 34(12): 12-24.
HE S H, WANG A H, ZHU Z, et al. Research progress on intelligent detection technologies of highway bridges [J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(12): 12-24. (in Chinese)

[7] 李惠,周文松,欧进萍,等. 大型桥梁结构智能健康监测系统集成技术研究[J]. 土木工程学报,2006,39(2):46-52.
LI H, ZHOU W S, OU J P, et al. A study on system integration technique of intelligent monitoring systems for soundness of long-span bridges[J]. China Civil Engineering Journal, 2006, 39(2): 46-52. (in Chinese)

[8] 陶兴旺. 基于监测响应的桥梁车辆荷载识别[D]. 大连:大连海事大学,2019.
TAO X W. Load identification of bridge vehicles based on monitoring response [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2019. (in Chinese)

[9] 沙胜义, 冯文兴, 詹一为,等. 管道振弦式应变传感器的使用性能对比[J]. 油气储运,2022,41(4):397-403.
SHA S Y, FENG W X, ZHAN Y W, et al. Service performance comparison of vibrating wire strain sensors for pipeline[J]. Oil &

Gas Storage and Transportation, 2022, 41(4): 397-403. (in Chinese)

[10] DONG C Z, CATBAS F N. A review of computer vision-based structural health monitoring at local and global levels [J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(2): 692-743.

[11] 张可, 杨灿坤, 周春平, 等. 无人机视频图像运动目标检测算法综述[J]. 液晶与显示, 2019, 34(1): 98-109.
ZHANG K, YANG C K, ZHOU C P, et al. Review of moving target detection algorithms for UAV video images [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2019, 34(1): 98-109. (in Chinese)

[12] 唐俊义. 融合数字影像与结构响应的桥梁车辆荷载识别方法探索[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2022.
TANG J Y. Exploration of bridge vehicle load identification method integrating digital image and structural response [D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2022. (in Chinese)

[13] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.

[14] LIAO P S, CHEN T S, CHUNG P. A fast algorithm for multilevel thresholding [J]. Journal of Information Science and Engineering, 2001, 17: 713-727.

[15] GUIZAR-SICAIROS M, THURMAN S T, FIENUP J R. Efficient subpixel image registration algorithms [J]. Optics Letters, 2008, 33(2): 156-158.

[16] 巴振宁, 赵靖轩, 吴孟桃, 等. 基于CPU-GPU异构并行的复杂场地近断层地震动谱元法模拟[J]. 地震学报, 2022, 44(1): 182-193.
BA Z N, ZHAO J X, WU M T, et al. Simulation of near-fault ground motions in complex sites based on CPU-GPU heterogeneous parallelism by spectral element method [J]. Acta Seismologica Sinica, 2022, 44(1): 182-193. (in Chinese)

[17] HARTLEY R, ZISSERMAN A. Multiple view geometry in computer vision [M]. 2nd ed. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2003.

[18] ANDERSEN E D, ROOS C, TERLAKY T. On implementing a primal-dual interior-point method for conic quadratic optimization [J]. Mathematical Programming, 2003, 95(2): 249-277.

[19] 汽车、挂车及汽车列车外廓尺寸、轴荷及质量限值: GB 1589—2016[S]. 北京: 中国标准出版社, 2016.
Limits of dimensions, axle load and masses for motor vehicles, trailers and combination vehicles: GB 1589—2016 [S]. Beijing: Standards Press of China, 2016. (in Chinese)