

DOI: 10.3901/JME.2020.02.077

# 基于单目视觉的松软地面星球车车轮滑转率估计\*

吕凤天<sup>1</sup> 高海波<sup>1</sup> 李楠<sup>1</sup> 丁亮<sup>1</sup> 邓宗全<sup>1</sup> 刘光军<sup>2</sup>

(1. 哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室 哈尔滨 150001;

2. 瑞尔森大学航空航天工程系 多伦多 M2J4A6 加拿大)

**摘要:** 车轮滑转率的估计对星球车的移动控制具有重要的意义,可以帮助星球车进行定位导航,预防沉陷。通过分析两相邻时刻车轮-地面图像,建立车轮滑转率估计模型,提出一种只利用视觉手段估计车轮滑转率的方法。提取车轮-地面图像中高亮度车辙弱边界,利用两相邻时刻获取的车轮-地面图像中的车辙边界,估计车轮前进位移及线速度。提出车轮-地面图像中车轮标记点的提取方法,利用两相邻时刻获取的车轮-地面图像中的车轮标记点,估计车轮旋转角度和角速度。给出另一种利用编码器和车轮-地面图像估计滑转率的方法,对两种方法进行试验测试,试验结果说明两种方法是有效的,滑转率估计误差均低于 9%。滑转率估计方法不仅可以帮助星球车在利用车轮-地面图像检测沉陷量的同时,而且能实现对车轮滑转率的估计,能提高从车轮-地面图像中获取的车轮状态信息数量。

**关键词:** 滑转率检测; 视觉检测; 星球车; 图像弱边界提取

**中图分类号:** V448

## Monocular Vision-based Estimation of Wheel Slip Ratio for Planetary Rovers in Soft Terrain

LÜ Fengtian<sup>1</sup> GAO Haibo<sup>1</sup> LI Nan<sup>1</sup> DING Liang<sup>1</sup> DENG Zongquan<sup>1</sup> LIU Guangjun<sup>2</sup>

(1. State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001;

2. Department of Aerospace Engineering, Ryerson University, Toronto M2J4A6, Canada)

**Abstract:** Estimation of wheel slip ratio is of tremendous significance for planetary rover's mobility control, it can help rovers to navigate and prevent wheels sinking into soil. A model for estimation of wheel slip ratio is built through analyzing wheel-terrain images acquired at two adjacent moments. A method for estimating wheel slip ratio only using visual means is proposed. The high-brightness weak boundaries of wheel ruts in the wheel-terrain image are extracted. Wheel forward displacement and line speed are estimated using the wheel ruts boundaries in wheel-terrain images acquired at two adjacent moments. A method for extracting mark points of the wheel in the wheel-terrain image is proposed. Wheel rotation angle and angular velocity are estimated using the wheel mark points in the wheel-terrain images acquired at two adjacent moments. Another method for estimating slip ratio using encoder and wheel-terrain images is presented. Two methods are experimentally tested and the results show that the two methods are both effective. The estimation errors of the slip ratio of both two methods are less than 9%. The estimation methods for slip ratio can help rovers to detect the wheel slip ratio based on the wheel-terrain images that can be used to detect the wheel sinkage, and thus improve the number of wheel-motion-state information acquired from the wheel-terrain images.

**Key words:** slip ratio detection; visual detection; planetary rover; extraction of weak edges in images

## 0 前言

星球车已经成为了星球探测的主要工具,星球探测任务要求星球车在复杂的地形具有良好的移动

能力。轮地相互作用对星球车移动性能有着重要的影响<sup>[1]</sup>,一般来说,松软地面比硬质地面能够为车轮提供的反作用力要小,通过性较差。

星球车在沙土地面上行进时,容易发生车轮打滑现象<sup>[2]</sup>,从而造成时间和能量的浪费,甚至引发陷车。车轮滑转率是评价和预测轮地相互作用情况的关键变量<sup>[3-5]</sup>。滑转率检测对于星球车的运动控制、星球车导航和防止星球车沉陷具有重要意义<sup>[6-7]</sup>。2005 年,“机遇号”火星车没有监控车轮滑转沉陷,

\* 国家自然科学基金(51822502)、国家自然科学基金委员会创新研究群体科学基金(51521003)、“111”创新引智计划(B07018)和机器人技术与系统国家重点实验室(哈尔滨工业大学)自主课题(SKLR201501B)资助项目。20190127 收到初稿,20190816 收到修改稿

发生车轮滑转率过大的现象,致使车轮沉陷量急剧增加,陷在沙土中长达数周<sup>[8]</sup>。通过限制星球车在沙土地面上的滑转率,可以降低车轮滑转沉陷<sup>[9]</sup>,防止陷车。在了解地面力学的基础上,可以通过牵引力控制方法限制驱动力矩不超过土壤的最大剪切应力<sup>[10]</sup>,有利于星球车成功穿越沙土地面。

GPS 信息、惯导模块和车轮角度编码器获得的信息可以用来估计滑转率<sup>[11]</sup>,这种方法需要多种传感器参与,系统较为复杂。星球车往往会配有视觉采集系统,2004 年, NISTER 等<sup>[12]</sup>首次提出用视觉里程计方法检测滑转率。JPL 的 MAIMONE 等<sup>[13]</sup>对用视觉里程计检测滑转率进行了进一步的研究。视觉里程计通常是在星球车运动过程中使用双目视觉系统获得地面图片,通过匹配不同时刻图像的特征,检测整车线速度,用整车线速度和各车轮角速度估计各车轮滑转率。DING 等<sup>[14-15]</sup>提出了根据车辙痕迹检测滑转率的方法。之后, LI 等<sup>[16-17]</sup>对根据车辙图像检测滑转率进行了进一步的研究,对车辙形成机理进行了分析,提出了基于车辙图像滑转率时域和频域估计模型。通过图像处理计算相邻车辙单元间距,计算车轮滑转率。

在笔者早期的研究中<sup>[18]</sup>,完成了利用车轮-地面图像检测车轮沉陷量检测的研究,本文的目的是利用相同的车轮-地面图像估计车轮滑转率。不同时刻的车轮-地面图像中车轮位置相同,车辙边界的位置是不同的。可以根据不同时刻的车辙相对车轮的位移估计车轮线速度。本文在此思想的基础上,建立了基于单目视觉的车轮滑转率估计模型,对车轮-地面图像中的车辙边界特征进行了分析,发现车辙边界为高亮度的弱边界,对 Canny 边界提取算法进行了修改,提取出车轮-地面图像中的车辙弱边界,并对不同时刻的车辙边界进行匹配,进而估计车轮前进的位移和线速度。给出两种滑转率估计方式:第一种根据编码器检测的电机转速,计算车轮旋转角速度,结合视觉方法计算的车轮线速度估计车轮滑转率。第二种方式为利用单目视觉手段估计车轮旋转角度,给出了车轮-地面图像中车轮标记点的提取流程,对两幅相邻时刻图像中车轮标记点进行了匹配,进而计算了车轮标记点相对车轮圆心的位移及车轮旋转角度,结合视觉方法计算的车轮前进位移估计车轮滑转率。利用轮地作用测试台进行了滑转率估计的试验验证。

## 1 基于单目视觉的滑转率估计模型

车轮滑转率  $s$  定义为

$$s = \frac{\omega r - v}{\omega r} = 1 - \frac{v}{\omega r} \quad (1)$$

式中,  $v$  为车轮前进速度,  $\omega$  为车轮角速度,  $r$  为车轮半径。图 1 为一个运动过程中两个不同时刻的车轮-地面图像。图 2 为从两个不同时刻的车轮-地面图像中抽象出的车轮状态示意图。车轮上的螺帽可视为标记点,标记点对应关系如图 1 所示,具体的标记点匹配方法将在第 3 节中进行介绍,在图 2 中以一个标记点进行分析,对于外表面没有螺帽的车轮,可以人为标记上标记点。

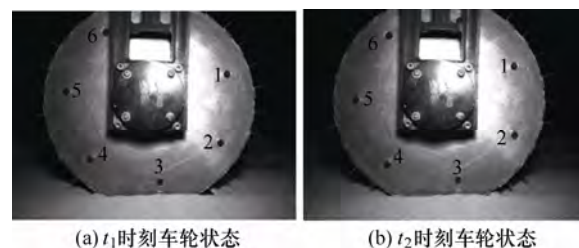


图 1 不同时刻车轮-地面图像

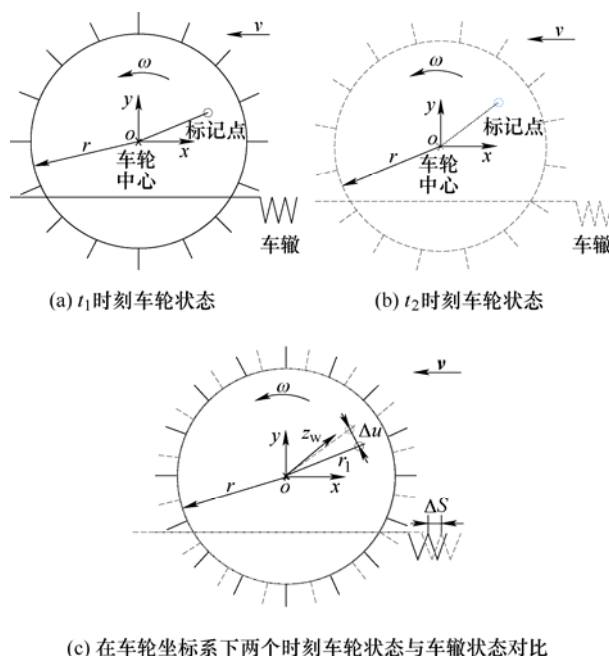


图 2 车轮运动中两个不同时刻标记点与车辙位置变化

车轮坐标系为  $oxy$ ,  $o$  位于车轮圆心,  $x$  与水平方向平行,  $y$  与重力方向相反。在车轮坐标系  $oxy$  下,  $r_1$  为标记点距圆心距离,  $\Delta S$  为两个时刻的车辙相对于车轮的移动距离,即车轮的前进距离,则

$$v = \Delta S / (t_2 - t_1) \quad (2)$$

车辙像素位移为  $\Delta S_p$ , 车轮的像素半径为  $r_p$ , 像素尺为  $\eta$ , 则

$$\Delta S = \eta \Delta S_p \quad (3)$$

$$r = \eta r_p \quad (4)$$

根据车辙相对车轮位移  $\Delta S$  和两个时刻的时间差  $\Delta t$  ( $\Delta t = t_2 - t_1$ ) 可以计算车轮线速度。因此要实现滑转率检测, 还需要检测车轮的旋转角速度  $\omega$ 。

(1) 方法一。本方法采用编码器检测电机转速, 计算车轮角速度  $\omega$ , 将之视为已知项, 则车轮滑转率为

$$s = 1 - \frac{v}{\omega r} = 1 - \frac{\eta \Delta S_p / \Delta t}{\eta r_p \omega} = 1 - \frac{\Delta S_p}{\omega r_p \Delta t} \quad (5)$$

要得到滑转率  $s$ , 需要确定  $\Delta S_p$  和  $r_p$ , 其中  $\Delta S_p$  的视觉估计方法将在第 2 节中介绍。 $r_p$  其中可以根据像素尺  $\eta$  和车轮半径进行计算,  $\eta$  的计算在 2.3 中进行介绍。

(2) 方法二。根据标记点在  $\Delta t$  时间内的位移  $\Delta u$  计算车轮旋转角  $\Delta \varphi$ , 进而计算车轮的角速度  $\omega$ 。

$$\Delta u^2 = 2r_1^2 - 2r_1^2 \cos \Delta \varphi \quad (6)$$

$$\Delta \varphi = \arccos(1 - \Delta u^2 / (2r_1^2)) \quad (7)$$

$$\omega = \Delta \varphi / (t_2 - t_1) = \Delta \varphi / \Delta t \quad (8)$$

式中,  $\Delta u_p$  为车轮转标记点像素位移,  $r_{1p}$  为车轮转标记点离圆心的像素距离, 则

$$\Delta u = \eta \Delta u_p \quad (9)$$

$$r_1 = \eta r_{1p} \quad (10)$$

方法二的滑转率计算式为

$$s = 1 - \frac{\eta \Delta S_p / \Delta t}{\eta \Delta \varphi r_p / \Delta t} = 1 - \frac{\Delta S_p}{\arccos(1 - \Delta u_p^2 / (2r_{1p}^2)) r_p} \quad (11)$$

要得到滑转率  $s$ , 还需要确定  $\Delta u_p$ ,  $\Delta u_p$  的计算在第 3 节中进行介绍。

## 2 基于单目视觉的车轮前进位移估计

车轮前进位移计算流程如图 3 所示。对车轮-地面图像进行平滑处理, 降低图像中的噪声, 提取出车辙边界, 并校正由相机位置引起的图像变形, 对两幅不同时刻车轮-地面图像中的车辙边界进行匹配, 计算车轮前进像素位移。

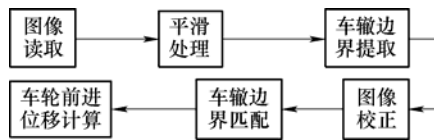


图 3 车轮前进位移计算流程

### 2.1 车辙边界特征分析

车轮-地面图像中有多种边界, 如图 4 所示。对车辙边界进行分析, 获得车辙边界独特的特征, 进而对边界提取算法进行修改, 提取出车辙边界。在车轮-地面图像中, 车轮圆形边界和阴影边界的两侧的像素点的灰度差比较大, 这两种边界属于强边界。然而, 车辙边界两侧的像素点的灰度差值远小于前

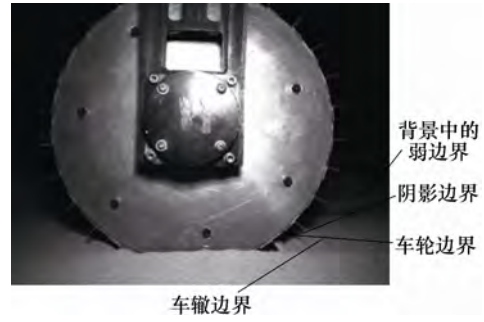


图 4 车轮-地面图像中的边界

一种边界的灰度差。对比于车轮边界和阴影边界, 车辙边界属于弱边界。车辙边界沿与边界垂直方向上的灰度梯度  $G_b$  较小, 小于强弱边界阈值  $G_t$ 。即车辙边界特征一

$$G_b < G_t \quad (12)$$

车轮-地面图像中的弱边界主要有: 车辙边界、背景中弱边界、以及沙粒形成的弱边界。相对于背景中的弱边界, 车辙边界两侧像素点灰度值较大, 因此车辙边界特征二为: 车辙边界像素点 8 邻域内灰度均值  $\bar{f}_b$  满足

$$\bar{f}_b > f_t \quad (13)$$

式中,  $f_t$  为区分背景与车辙之间的灰度阈值。相对于沙粒形成的弱边界, 车辙边界所占像素点数目比较大, 因此车辙边界特征三为: 车辙边界连通像素面积  $A_b$  大于指定阈值  $A_t$ , 即

$$A_b > A_t \quad (14)$$

车轮边界特征一和二用于指导 Canny 边界提取算法的修改, 特征三采用面积滤波的方式进行实现。

### 2.2 基于修改的 Canny 算法车辙边界提取

#### 2.2.1 Canny 算法原理简介

Canny 算法的实现步骤如下<sup>[19]</sup>。

(1) 用高斯滤波器平滑图像。

(2) 用一阶偏导的有限差分来计算梯度的幅值和方向。

一阶差分卷积模板为

$$H_u = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$H_v = \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

图像中行与列两个方向的梯度为

$$G_u(u, v) = H_u * f(u, v) \quad (17)$$

$$G_v(u, v) = H_v * f(u, v) \quad (18)$$

则点  $(u, v)$  的梯度及梯度方向分别为

$$G(u, v) = \sqrt{G_u^2(u, v) + G_v^2(u, v)} \quad (19)$$

$$\alpha(u, v) = \arctan(G_u(u, v)/G_v(u, v)) \quad (20)$$

(3) 对梯度幅值进行非极大值抑制。全局的梯度并不足以确定边界。为了确定边界, 必须保留局部梯度最大的点, 而抑制非极大值。首先将图像按角度划分成 4 个方向范围: 水平(0°)、-45°、垂直(90°)、+45°, 如图 5 所示, 4 个扇区的标号为 0 到 3, 对应 3×3 邻域的 4 种可能组合。接着对 3×3 区域的 4 个基本边缘方向进行非极大值抑制。在每一点上, 邻域的中心像素(u, v)与沿着梯度线的两个像素相比。如果(u, v)的梯度值不比沿梯度线的两个相邻像素梯度值大, 则令  $f(u, v)=0$ 。否则,  $f(u, v)=1$ 。

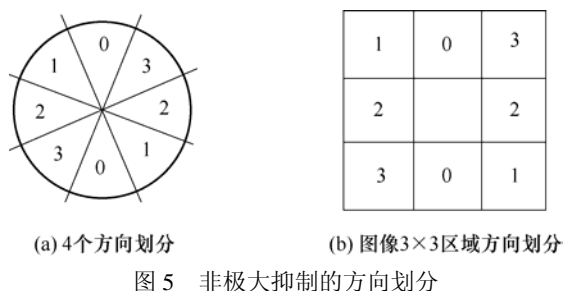


图 5 非极大抑制的方向划分

(4) 用双阈值算法检测和连接边界。选取高阈值  $T_H$  和低阈值  $T_L$ , 比率为 2:1 或 3:1。将小于  $T_L$  的点抛弃, 赋值 0; 将大于  $T_H$  的点保留(这些点就是边界点), 赋值 1。将大于  $T_L$ , 小于  $T_H$  的点使用 8 邻域确定, 只有与大于  $T_H$  的像素点连接时才会被接受, 成为边界点, 赋值 1, 否则赋值 0。

### 2.2.2 Canny 算法的修改

Canny 算法提取的图像边界必然包含图像强边界, 无法只从图像中提取出弱边界。然而, 根据第 2.1 节中的分析, 发现车辙边界属于弱边界。利用 Canny 算法无法从图像中只提取出车辙边界, 因此, 对 Canny 算法进行修改, 使之只能提取出图像中的车辙弱边界。

根据车辙边界的特征, 对 Canny 算法进行修改, 使之能够完成弱边界的检测。对步骤(4)进行修改, 并增加了一步处理。修改后的 Canny 算子原理如下。

(1) 用高斯滤波器平滑图像。

(2) 用一阶偏导的有限差分来计算梯度的幅值和方向。

(3) 对梯度幅值进行非极大值抑制。

(4) 选取位于双阈值之间的边界点并连接边界。

选取高阈值  $T_H$  和低阈值  $T_L$ , 比率为 2:1 或 3:1。将小于  $T_L$  或大于  $T_H$  的点抛弃, 赋值 0; 其他点赋值 1, 成为弱边界点。

(5) 选取 8 邻域内灰度均值大于阈值的边界点。

选取灰度阈值  $f_i$ , 用于区分车辙区域弱边界与

背景区域弱边界。对 8 邻域内的灰度均值大于阈值  $f_i$  的弱边缘点赋值 1, 否则, 赋值 0。即

$$\bar{f}(u, v) = \begin{cases} \frac{1}{9} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 f(u+i, v+j) & ed(u, v) = 1 \\ 0 & ed(u, v) = 0 \end{cases} \quad (21)$$

$$ed_b(u, v) = \begin{cases} 1 & \bar{f}(u, v) \geq f_i \\ 0 & \bar{f}(u, v) < f_i \end{cases} \quad (22)$$

式中,  $\bar{f}(u, v)$  为像素点(u, v)的 8 邻域内灰度均值,  $f(u, v)$  为像素点(u, v)的灰度值,  $ed$  为步骤(4)处理后得到的图像,  $ed_b$  为处理后图像。

### 2.2.3 车辙边界提取流程

车辙边界提取及车轮前进位移计算流程如图 6 所示。对图像进行平滑处理, 降低图像中的噪声, 利用修改后的 Canny 算子提取图像明亮区域内的弱边界, 主要为车辙边界, 得到图像  $ed_b$ , 如图 7b 所示。

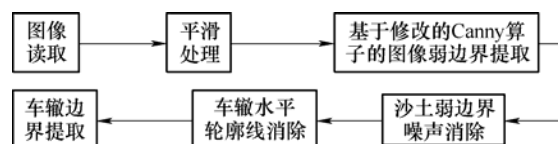


图 6 车辙边界提取流程

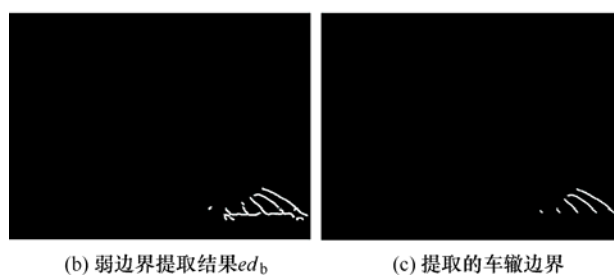
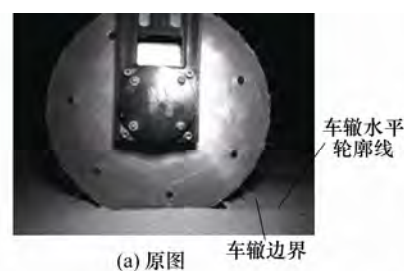


图 7 车辙边界提取结果

利用 Matlab 中 `bwareaopen` 函数消除面积小于图像面积 1/30 的沙土弱边界。从图 7b 中可以发现提取的边界包含水平方向的车辙轮廓线, 该直线不利于第 2.3 节的车辙边界匹配及车轮前进位移的计算。利用霍夫变换提取图像中最长的一条水平直线, 确定该直线在图像中所处于的行数  $c_1$ , 对与  $c_1$  之间像素距离小于 2 的像素点赋值 0, 消除水平方向车辙轮廓线, 保留车辙边界。将像素值为“1”的像素点 8 邻域内所有点均赋值“1”, 利用 `bwareaopen`

函数消除面积小于图像面积的 1/10 噪声连通区域(车辙轮廓线消除后残留边界), 利用 `bwmorph` 提取各连通区域的中心线, 得到车辙边界, 如图 7c 所示。

### 2.3 基于图像校正的车辙边界匹配及车轮像素位移计算

相机拍摄时光轴不一定与车轮圆形平面相垂直, 为了获得滑转率估计模型中的像素位移  $\Delta S_p$ , 需要将图像校正到图 3 中示意图所示平面, 即, 车轮为圆形的平面。然后在该平面内寻找车辙  $z_w=0$  的点形成的像素点, 然后计算两个不同时刻中相匹配的车辙边界中的这类像素点之间的像素差作为  $\Delta S_p$ 。

如图 8 所示, 为任意位置的图像校正模型。通常情况下, 摄像机光轴与车轮平面并不垂直。车轮平面成像并非圆形, 此时需要对图像进行校正。在车轮平面建立一个车轮坐标系  $Oxyz_w$ , 该坐标系随车轮运动而运动, 理想摄像机机坐标系与实际摄像机机坐标系分别为  $O_fX_fY_fZ_f$  和  $O_{c1}X_{c1}Y_{c1}Z_{c1}$ 。

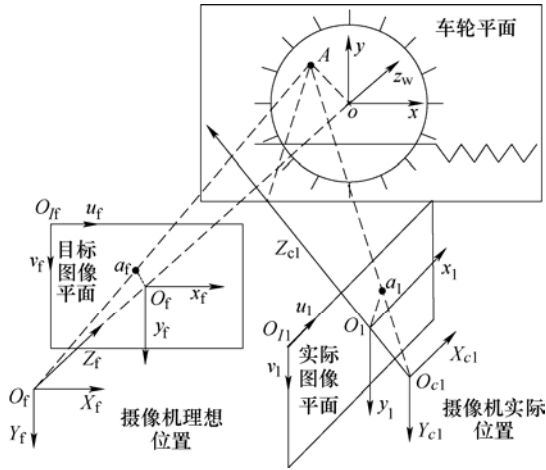


图 8 图像校正原理示意图

根据摄像机成像原理可得

$$\begin{pmatrix} u_1 & v_1 & 1 \end{pmatrix}^T = \frac{1}{Z_{c1}} \mathbf{M}^1 \begin{pmatrix} x & y & z_w & 1 \end{pmatrix}^T \quad (23)$$

$$\begin{pmatrix} u_f & v_f & 1 \end{pmatrix}^T = \frac{1}{Z_f} \mathbf{M}^f \begin{pmatrix} x & y & z_w & 1 \end{pmatrix}^T \quad (24)$$

$$\mathbf{M} = \mathbf{F} \begin{pmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{pmatrix} \quad (25)$$

式中,  $\mathbf{F}$  为相机内部参数矩阵,  $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{T}$  为相机坐标系相对于车轮坐标系旋转矩阵与平移矩阵,  $\mathbf{M}^1$  和  $\mathbf{M}^f$  分别为相机实际位置与理想位置的  $\mathbf{M}$  矩阵。

车轮平面上一点在车轮坐标系下的坐标  $z_w=0$ , 即可表示为  $(x, y, 0)$ 。根据摄像机坐标系与车轮坐标系之间的变换关系消去  $Z_{c1}$  和  $Z_f$  可以得到

$$(u_1 m_{31}^1 - m_{11}^1)x + (u_1 m_{32}^1 - m_{12}^1)y = m_{14}^1 - u_1 m_{34}^1 \quad (26)$$

$$(v_1 m_{31}^1 - m_{21}^1)x + (v_1 m_{32}^1 - m_{22}^1)y = m_{24}^1 - v_1 m_{34}^1 \quad (27)$$

$$(u_f m_{31}^f - m_{11}^f)x + (u_f m_{32}^f - m_{12}^f)y = m_{14}^f - u_f m_{34}^f \quad (28)$$

$$(v_f m_{31}^f - m_{21}^f)x + (v_f m_{32}^f - m_{22}^f)y = m_{24}^f - v_f m_{34}^f \quad (29)$$

式中,  $(u_1, v_1)$  和  $(u_f, v_f)$  分别为实际图像平面和理想图像平面像素坐标,  $m_{ij}^1$  和  $m_{ij}^f$  分别为矩阵  $\mathbf{M}^1$  和  $\mathbf{M}^f$  的参数。联立式(26)~(29)得

$$u_f = g_1(u_1, v_1) \quad (30)$$

$$v_f = g_2(u_1, v_1) \quad (31)$$

校正后图像像素尺为  $\eta$ , 则

$$\eta = f_c / |t_f| \quad (32)$$

式中,  $f_c$  为相机焦距,  $t_f$  为理想坐标系  $O_fX_fY_fZ_f$  相对于车轮坐标系  $Oxyz_w$  沿  $z_w$  方向的平移距离。

如图 9 所示, 利用式(30)和(31)对图像中车辙边界进行校正, 对校正后的两幅图像中的轮地作用边界合成到一幅图像中, 并记录原本各边界所属图像和轮地作用边界总数  $n_b$ , 然后按列倒序逐行计算每行中的轮地作用边界数目  $n_{bk}$ , 当查阅到第一行  $n_{bk}$  等于  $n_b$  时, 记录该行的行数  $k$ , 位于  $k$  行的轮地作用边界像素点用来计算  $\Delta S_p$ 。

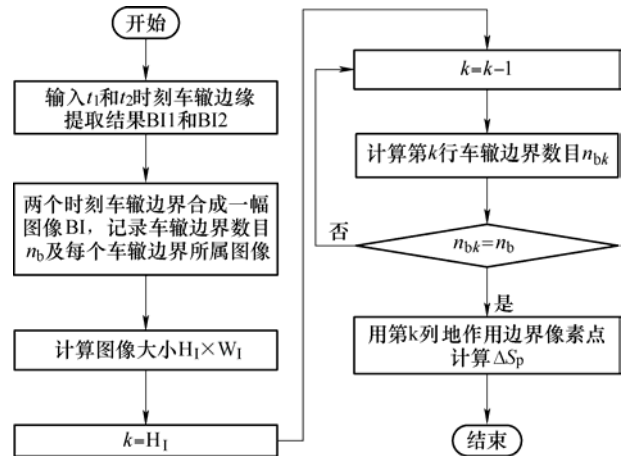


图 9 车辙  $z_w=0$  像素点查找流程

针对  $t_1$  时刻图像的每一条车辙边界第  $k$  行  $b_{1ki}$  计算与像素位置在  $b_{1ki}$  右侧  $t_2$  时刻图像中车辙边界第  $k$  行  $b_{2kj}$  的距离  $d_{bij}$

$$d_{bij} = u_{1ki} - u_{2kj} \quad (33)$$

式中,  $u_{1ki}$  为  $t_1$  时刻图像第  $i$  个车辙边界第  $k$  行的  $u_f$  坐标,  $u_{2kj}$  为  $t_2$  时刻图像第  $j$  个车辙边界第  $k$  行的  $u_f$  坐标。计算  $d_{bij}$  的最小值最为车轮前进像素位移, 对应的  $j$  即为匹配的车辙边界。

$$\Delta S_p = \frac{1}{n_b} \sum_{i=1}^{n_b} \min(d_{bij}) \quad (34)$$

### 3 车轮标记点的提取与位移估计

标记点提取及像素位移计算流程如图 10 所示。根据相机位置, 利用式(23)对标记点所在圆环进行估计, 除去其他部分图像, 对圆环内像素点进行二值化处理, 提取图像边界, 然后填充图像中的孔洞, 使得标记点区域填满, 对图像进行开运算等形态学处理获得车轮标记点, 利用式(30)、(31)对图像进行校正, 对标记点进行排序, 然后对不同图像中的标记点进行匹配, 进而计算标记点位移。

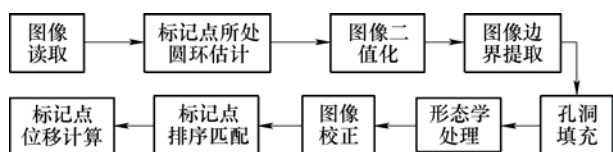


图 10 车轮标记点提取及匹配流程

根据车轮与相机的相对位置估计车轮标记点所处圆环  $C$ , 对于圆环内的像素点灰度值保持不变, 其他区域为白色, 即

$$f(u, v) = \begin{cases} f(u, v) & (u, v) \in C \\ 1 & (u, v) \notin C \end{cases} \quad (35)$$

使用 Matlab 中的函数 `im2bw` 对图像进行二值化处理, 使用 `imfill` 函数填充图像中的孔洞, 完善车轮标记点的提取, 对每一个标记点, 采用第 2 节所述原理进行图像校正, 使得标记点位于同一半径上, 消除由相机位置造成的计算误差。使用 `bwlabel` 函数对图像中的标记点进行标号并计算校正后的中心点坐标  $(u_{f1mi}, v_{f1mi})$ 。

$t_1$  时刻图像标记点  $i$  与  $t_2$  时刻图像标记点  $j$  的距离  $d_{12}(i, j)$  为

$$d_{12}(i, j) = \sqrt{(u_{f1mi} - u_{f2mj})^2 + (v_{f1mi} - v_{f2mj})^2} \quad (36)$$

式中,  $(u_{f1mi}, v_{f1mi})$  为  $t_1$  时刻图像标记点  $i$  中心坐标,  $(u_{f2mj}, v_{f2mj})$  为  $t_2$  时刻图像标记点  $j$  中心坐标。选择使得  $d_{12}(i, j)$  最小的点  $j$  作为  $i$  匹配点, 记录该值为标记点像素位移  $\Delta u_i$ 。

$$\Delta u_i = d_{i12\min} = \min(d_{12}(i, j)) \quad (37)$$

计算  $n_M$  个标记点的均值即为  $\Delta u_p$ , 则

$$\Delta u_p = \frac{1}{n_M} \sum_{i=1}^{n_M} \Delta u_i \quad (38)$$

## 4 车轮滑转率估计试验

### 4.1 试验设备简介

如图 11a 所示, 采用带有视觉采集系统的轮地

作用测试台进行滑转率估计试验。测试台装有带动车轮转动的驱动电动机, 拖拽车轮沿导轨运动的拖拽电动机。配重用来调整车轮的垂直载荷, 车轮的实际载荷以六维力传感器读取的为准。在试验中, 拖拽电动机带动车轮向前行驶, 模拟星球车的车体运动, 驱动电动机带动车轮转动, 通过控制拖拽电动机和驱动电动机的转速来控制车轮的滑转率, 利用视觉采集系统获取车轮-地面图像。试验车轮如图 11b 所示。车轮半径为 140 mm, 宽度为 150 mm, 装有 28 个贯通式直轮刺, 轮刺高度为 15 mm。

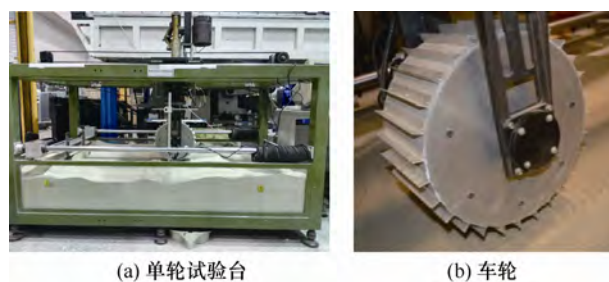


图 11 试验设备

试验用土壤为上海航天技术研究院提供的 HIT-LSS1 土壤<sup>[15]</sup>, 土壤参数如表 1 所示,  $\rho$  是土壤密度,  $k_c$  为土壤内聚(黏聚)变形模量,  $k_\phi$  为摩擦变形模量,  $c$  为土壤内聚力,  $\phi$  为内摩擦角。

表 1 试验用土壤参数表

土壤密度	变形模量	摩擦变形模量	土壤内聚力	内摩擦角
$\rho/(\text{kg}/\text{m}^3)$	$k_c/(\text{kPa}/\text{m}^{n-1})$	$k_\phi/(\text{kPa}/\text{m}^n)$	$c/\text{kPa}$	$\phi/^\circ$
1.60	-20.7	1594.8	0.46	38.1

### 4.2 滑转率估计流程

车轮滑转率估计流程如图 12 所示, 对于方法一: 可以通过编码器检测电机转速, 进而获得车轮旋转角速度  $\omega$ , 通过第 2 节介绍的视觉手段计算车轮的前进像素位移, 将测得的数据输入到式(5)中计算车轮滑转率。

对于方法二: 通过第 2 节介绍的视觉手段计算车轮的前进像素位移, 通过第 3 节介绍的视觉手段计算车轮标记点相对车轮圆心的像素位移, 将测得的数据输入到式(11)中计算车轮滑转率。

### 4.3 滑转率估计结果分析

车轮前进速度设定为 10 mm/s, 通过调整车轮角速度控制车轮滑转率。考虑到滑转率很大时, 车轮轮辙痕迹叠压严重, 车辙特征不明显, 故在试验中, 设计滑转率范围为 0 至 0.8, 第一组试验滑转率为 0, 每组试验在前一组滑转率基础上增加 0.05, 共进行 17 组试验, 每组试验重复 3 次, 共 51 次试

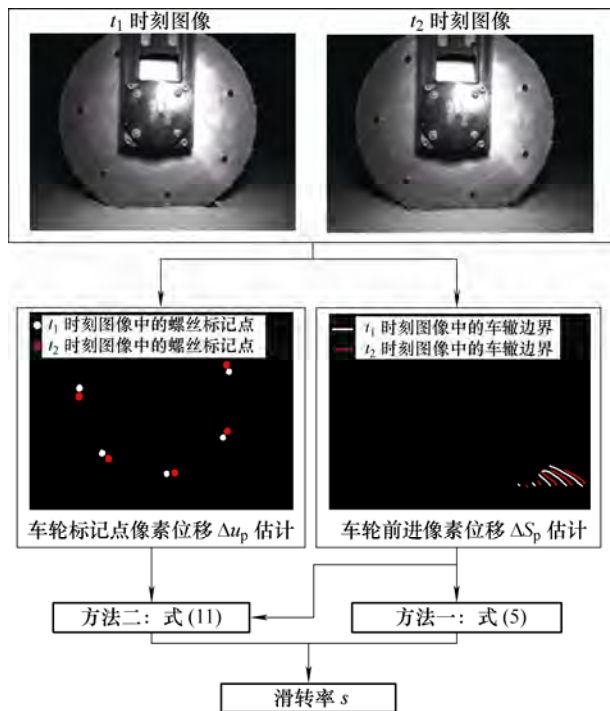


图 12 车轮滑转率估计流程

验。轮地作用测试台的滑转率经过标定，可以认为是准确的。试验中每隔 1 s 采集一张图像。每次试验滑转率选取 12 张图片进行处理，获得 6 个滑转率估计值，通过每个滑转率下的 3 次重复试验，可以获得对应的 18 个滑转率估计值，分别计算 18 个值得平均值、最大值、最小值以及标准差。车轮滑转率估计结果如表 2 所示，滑转率估计最大误差曲线如图 13 所示。

表 2 车轮滑转率检测结果

滑转率 设定值	方法一滑转率估计值				方法二滑转率估计值			
	均值	最大值	最小值	标准差	均值	最大值	最小值	标准差
0	0.007	0.059	-0.047	0.032	0.000	0.031	-0.061	0.037
0.05	0.042	0.078	0.003	0.036	0.043	0.071	-0.026	0.049
0.1	0.106	0.158	0.068	0.031	0.098	0.161	0.072	0.033
0.15	0.151	0.175	0.126	0.024	0.156	0.189	0.115	0.031
0.2	0.210	0.263	0.127	0.039	0.203	0.252	0.186	0.031
0.25	0.258	0.309	0.218	0.032	0.250	0.299	0.226	0.029
0.3	0.314	0.358	0.268	0.028	0.301	0.362	0.277	0.034
0.35	0.349	0.396	0.264	0.049	0.350	0.403	0.289	0.062
0.4	0.404	0.449	0.352	0.034	0.409	0.447	0.374	0.030
0.45	0.448	0.478	0.393	0.034	0.446	0.483	0.406	0.037
0.5	0.503	0.529	0.467	0.022	0.515	0.518	0.473	0.024
0.55	0.556	0.581	0.527	0.022	0.552	0.573	0.522	0.028
0.6	0.600	0.622	0.577	0.025	0.604	0.623	0.553	0.029
0.65	0.653	0.679	0.630	0.027	0.647	0.681	0.632	0.028
0.7	0.706	0.723	0.687	0.030	0.701	0.728	0.685	0.027
0.75	0.746	0.783	0.678	0.031	0.750	0.765	0.687	0.028
0.8	0.801	0.822	0.783	0.028	0.806	0.818	0.781	0.021

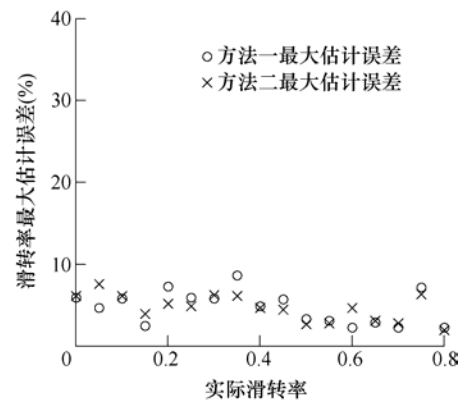


图 13 滑转率估计最大误差

从表 2 中可以发现，两种方法所估计的滑转率平均值都接近于设定滑转率，方法一滑转率估计的标准差不大于 0.049，方法二滑转率估计的标准差不大于 0.062，两种滑转率估计的标准差都比较小，说明估计的滑转率在平均值附近分布较为集中。从图 13 中可以发现方法一和方法二的车轮滑转率估计误差均小于 9%。两种方法的检测精度都比较高，说明检测方法的正确性。

## 5 结论

(1) 根据车轮-地面图像，建立了两种滑转率估计模型：第一种利用编码器估计车轮角速度，利用单目相机估计车轮线速度，计算车轮滑转率；第二种只利用单目视觉手段估计车轮角速度和线速度，计算车轮滑转率。

(2) 提出了高亮度车辙弱边界的提取方法，利用不同时刻图像中的车辙边界，估计了车轮前进位移及线速度。提出了车轮标记点提取方法，利用不同时刻图像中的车轮标记点，估计了车轮旋转角度及角速度。

(3) 利用单轮测试试验台进行了滑转率估计试验，试验结果说明两种方法的滑转率估计误差均低于 9%，滑转率估计具有较高的精度。

(4) 当车轮线速度较大时，车轮在 1 s 内前进位移较大，由拍照时间误差引起的车轮速度估计误差比较小，此时采用第一种方法能够更快地得到滑转率估计值；而在线速度较小时，由拍照时间误差引起的车轮速度估计误差比较大，利用第二种方法能够得到更精确滑转率估计。

(5) 为了实现利用车轮-地面图像对车轮前进位移和旋转角的估计，在两个相邻图像获取的时间内，车轮旋转角度要小于标记点间夹角的一半，车轮前进位移要小于两相邻刺间的车轮轮缘弧长。对于试验所用车轮，车轮旋转速度要低于 0.523 rad/s，前

进速度低于 31.4 mm/s。

(6) 当光源亮度不足时, 采集的地面-车轮图像会比较暗, 不利于车辙弱边界的提取, 此时可以通过图像增强手段, 如直方图规定化、灰度分段线性变换等, 来提高图像的整体灰度值及强弱边界的对比。图像的处理方法需要进一步研究, 面向野外环境, 开展针对复杂光照条件的车轮-地面图像处理方法研究, 提高本方法对环境的适应能力。

### 参 考 文 献

- [1] BEKKER M G. Theory of land locomotion; the mechanics of vehicle mobility[M]. Ann Arbor, USA: the University of Michigan Press, 1956.
- [2] 邓宗全, 范雪兵, 高海波, 等. 载人月球车移动系统综述及关键技术分析[J]. 宇航学报, 2012, 33(6): 675-689.  
DENG Zongquan, FAN Xuebing, GAO Haibo, et al. Review and key techniques for locomotive system of manned lunar rovers[J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(6): 675-689.
- [3] WONG J Y, REECE A R. Prediction of rigid wheel performance based on analysis of soil-wheel stresses, part I: performance of driven rigid wheels[J]. Terramechanics, 1967, 4(1): 81-98.
- [4] 杨怀广, 丁亮, 高海波, 等. 星球车车轮原地转向沉陷试验及模型研究[J]. 机械工程学报, 2017, 53(8): 99-108.  
YANG Huaiguang, DING Liang, GAO Haibo, et al. Experimental study and modeling of wheel's steering sinkage for planetary exploration rovers [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(8): 99-108.
- [5] LHOMME D, GRAND C, GUINOT J, et al. Doppler-based ground speed sensor fusion and slip control for a wheeled rover[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2009, 14(4): 484-492.
- [6] 梁忠超, 王永富, 高海波, 等. 基于应力修正的载人月球车车轮侧向力模型研究[J]. 机械工程学报, 2017(9): 14-21.  
LIANG Zhongchao, WANG Yongfu, GAO Haibo, et al. Lateral force model of lunar roving vehicle's wheel based on pressure modifying[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017(9): 14-21.
- [7] YOUNG K. Mars rover escapes from the "Bay of Lamentation" [EB/OL]. [2018-08-27]. [http :  
//space.newscientist.com/article/n9286-ars-rover-escapes-from-the-bay-of-lamentation.html](http://space.newscientist.com/article/n9286-ars-rover-escapes-from-the-bay-of-lamentation.html).
- [8] ZHAO Y Q, LI H Q, LIN F, et al. Estimation of road friction coefficient in different road conditions based on vehicle braking dynamics[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2017, 30(4): 982-990.
- [9] DING Liang, GAO Haibo, DENG Zongquan, et al. Wheel slip-sinkage and its prediction model of lunar rover [J]. J. Cent. South Univ. Technol., 2010, 17: 129-135.
- [10] YOSHIDA K, HAMANO H. Motion dynamics of a rover with slip-based traction model[C]// Institute of Electrical and Electronics Engineers. Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 11-15 May, 2002, Ishington, DC, USA. Piscataway, NJ: IEEE, 2002: 3155-3160.
- [11] WARD C, IAGNEMMA K. Dynamic-model-based wheel slip detector for mobile robot on outdoor terrain[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(4): 821-831.
- [12] NISTER D, NARODITSKY O, BERGEN J. Visual odometry[C]// Institute of Electrical and Electronics Engineers. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 27 June-2 July, 2004, Ishington, DC, USA. Piscataway, NJ: IEEE, 2004: I-652-I-659.
- [13] MAIMONE M, CHENG Y, MATTHIES L. Two years of visual odometry on the mars exploration rovers: Field re-ports[J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(3): 169-186.
- [14] DING Liang, GAI Haibo, DENG Zongquan, et al. Slip ratio for lugged wheel of planetary rover in deformable soil: definition and estimation[C]// Institute of Electrical and Electronics Engineers. 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 10-15 Oct. 2009, St. Louis, MO, USA. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 3343-3348.
- [15] DING Liang, GAO Haibo, DENG Zongquan, et al. Experimental study and analysis on driving wheels' performance for planetary exploration rovers moving in deformable soil [J]. Journal of Terramechanics, 2011, 48: 27-45.
- [16] LI Nan, DING Liang, GAO Haibo, et al. Detection method for planet rover slip ratio based on vision measuring technology[C]// Control Theory Committee of China Automation Society of the School of Mathematics, Chinese Academy of Sciences. The 35th Chinese Control Conference, 26-28 July, 2013, Xi'an, China. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 3673-3679.
- [17] 李楠, 高海波, 吕凤天, 等. 车辙图像频域分析及星球车车轮滑转率估计方法[J]. 宇航学报, 2016, 37(11): 1356-1364.  
LI Nan, GAO Haibo, LÜ Fengtian, et al. Wheel trace imprint image frequency domain analysis and rover wheel slip ratio estimation[J]. Journal of Astronautics, 2016, 37(11): 1356-1364.

- [18] GAO Haibo, LÜ Fengtian, YUAN Baofeng, et al. Sinkage definition and visual detection for planetary rovers wheels on rough terrain based on wheel-soil interaction boundary[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2017, 98: 222-240.
- [19] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8: 679-698.

作者简介: 吕凤天, 男, 1990 年出生, 博士研究生。主要研究方向为星球车轮地作用和机器视觉。

E-mail: hitlft@163.com

高海波, 男, 1970 年出生, 博士生, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为移动机器人和深空探测。

E-mail: gaohaibo@hit.edu.cn

李楠(通信作者), 男, 1986 年出生, 博士生。主要研究方向为星球车轮地作用和机器视觉。

E-mail: lnlinanln@126.com



(上接第 76 页)

- [10] HÄBLER M, ROSE S, FÜSSEL U, et al. TIG narrow gap welding-new approaches to evaluate and improve the shielding gas coverage and the energy input[J]. *Welding in the World*, 2015, 59(1): 71-76.
- [11] MURPHY A B, TANAKA M, TASHIRO S, et al. A computational investigation of the effectiveness of different shielding gas mixtures for arc welding[J]. *Journal of Physics. D: Applied Physics*, 2009, 42(11): 1-14.
- [12] LAGO F, GONZALEZ J J, FRETON P, et al. A numerical modeling of an electric arc and its interaction with the anode: Part III. Application to the interaction of a lightning strike and an aircraft in flight[J]. *Journal of Physics. D: Applied Physics*, 2006, 39(5): 2294-2310.
- [13] CHOO R T C, SZEKELY J, WESTHOFF R C. On the calculation of the free surface temperature of

gas-tungsten-arc weld pools from first principles: Part I. modeling the welding arc[J]. *Metallurgical and Materials Transactions*, 1992, 23(3): 357-369.

- [14] FANARA C. Sweeping electrostatic probes in atmospheric pressure arc plasmas part-II: Temperature determination[J]. *IEEE Transactions on Plasma Science*, 2005, 33(3): 1082-1092.
- [15] SCHWANDER M, KWIATKOWSKI P, PRIESKE M. Comparison of analytical methods to determine the electron density and temperature for a laser-based atmospheric plasma jet[J]. *Spectrochimica Acta Part B*, 2016, 123: 68-75.

作者简介: 李渊博, 男, 1984 年出生, 副教授, 硕士研究生导师。主要研究方向为高效焊接方法及焊接数值模拟。

E-mail: liyuanbo1027@163.com