

# 基于双目视觉的智能车辆障碍物探测技术研究

王荣本 李琳辉 金立生 郭烈 赵一兵

(吉林大学交通学院, 长春 130025)

**摘要** 鉴于障碍物探测是越野智能车辆自主导航的关键环节,为此针对越野环境光照多变、地形复杂的特点,提出了一种适用于越野环境的双目视觉障碍物检测技术,即首先对系统进行标定和坐标变换,以抵消地形的影响;然后采用高斯滤波和有限对比适应性直方图均衡化(CLAHE)对图像进行预处理,以削弱噪声、光照和对比度的影响;接着在特征匹配部分,用提取的图像的亚像素级 Harris 角点特征参与匹配;同时基于 RANSAC 方法估计基础矩阵,再通过极几何约束匹配来提高系统的实时性,并采用连续性约束消除误匹配,最终获取环境的 3 维信息;在障碍物提取部分,则通过线性插值来构建车前环境的高程图像;最后通过边缘提取和形态学处理来最终检测障碍物。此外还通过不同环境中的检测实验,验证了该算法的可行性及有效性。

**关键词** 越野智能车辆 双目视觉 有限对比适应性直方图均衡化 特征匹配 障碍物检测

中图分类号: TP242.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)12-2158-06

## Study on Binocular Vision Based Obstacle Detection Technology for Intelligent Vehicle

WANG Rong-ben, LI Lin-hui, JIN Li-sheng, GUO Lie, ZHAO Yi-bing

(Transportation College, Jilin University, Changchun 130025)

**Abstract** Obstacle detection is the main components of cross-country intelligent vehicle guidance. Cross-country environments always have changeful illuminations and complicated terrains. The paper presents a new cross-country obstacle detection method based on binocular vision system. First, we calibrated the parameters of the vision system and studied the coordination transform at first to eliminate the influence of terrains. Second the original images were preprocessed by Gaussian filter and contrast-limited adaptive histogram equalization(CLAHE) method to weaken the effect of noise, light and contrast. Harris corners were located with sub-pixel accurate. Third to guarantee the overall system real-time performance, feature-based matching techniques were studied and fundamental matrix was calculated based on random sample consensus(RANSAC). Fourth continuity restrain was studied to eliminate pseudo matching pairs. Finally data interpolation was introduced to build elevation maps. Edge extraction and morphological processing were concerned to accomplish obstacle detection. Experimental results for different conditions are presented in support of the obstacle detection technology.

**Keywords** cross-country intelligent vehicle, binocular vision, contrast-limited adaptive histogram equalization(CLAHE), feature-based matching, obstacle detection

## 1 引言

近年来,智能车辆在户外环境下的环境感知与

自主导航技术已逐渐成为人们研究的热点。由于立体视觉技术应用于智能车辆环境感知,具有信息量丰富、被动式测量、测量快速、准确等特点,因此是目前获取环境信息最常用的技术,如前车探测<sup>[1]</sup>、行

基金项目:中国空间技术研究院项目(20060916)

收稿日期:2007-03-08;改回日期:2007-06-21

第一作者简介:王荣本(1946~),男,教授,博士生导师。主要研究方向为智能车辆、汽车安全辅助驾驶、物流自动化。E-mail: wrb@

jlu.edu.cn

人检测<sup>[2]</sup>、无人车越野<sup>[3]</sup>、行星车漫游<sup>[4,5]</sup>等。

应用于智能车辆环境感知的立体图像匹配算法大致可分为密集视差匹配和稀疏视差匹配两类。其中密集视差匹配应用于智能车辆领域,其虽能够反映详细的环境信息,便于 3 维建模,但同时也存在有计算量庞大、多义性问题严重及对变形敏感等问题。早期的算法有美国卡内基·梅隆大学的水平体视技术,它是通过平面道路假设来减少算法的复杂度,其仅适用于高速公路等结构化环境<sup>[3]</sup>,美国喷气推进实验所(jet propulsion laboratory, JPL)的 DEMO III 及火星车<sup>[4]</sup>系列普遍采用密集匹配来获取视差图,其对硬件系统有较高的要求。

稀疏视差匹配应用于智能车辆领域,能够大幅度降低立体匹配的计算量,同时也减少了误匹配的可能性,从而可提高环境感知的实时性,并具有较强的抗干扰和抗变形能力。但由于稀疏匹配后的 3 维场景恢复比较困难,且容易出现漏检现象。目前的应用还主要以室内环境为主<sup>[6,7]</sup>。稀疏视差匹配应用于越野环境,关键在于如何有效提取灰度对比不明显、缺乏纹理的环境区域的特征,以便参与匹配,进而获取完备的障碍物信息,以提高算法的环境适应能力。

本文针对越野环境光照多变、地形复杂的特点,并综合考虑车体姿态的影响和硬件设备的限制,以凸起障碍物为对象,开展了障碍物检测与定位方法的研究,提出了一种基于稀疏视差匹配的双目视觉障碍物检测技术。该技术首先对所设计的双目视觉系统进行 3 维标定,以建立双目测量数据与世界坐标的关系;接着对基于角点特征的图像匹配技术进行了研究,采用有限对比适应性直方图均衡化的方法来增强局部区域的灰度对比,用来保证图像特征的提取,以提高算法的环境适应能力和避免漏检;然后通过线性插值对不规则 3 维数据点进行处理来构建环境的高程图像,并通过对高程图像的边缘提取及数学形态学操作完成障碍物的检测。在不同地形环境、不同光照下的实验结果表明,本文算法具有良好的实时性和环境适应能力。

## 2 相机标定与坐标变换

为了描述图像上的一个点在真实场景中的 3 维坐标,首先定义如下图像坐标系、车体坐标系和世界

坐标系:

(1) 图像坐标系(I) 描述真实场景中的点  $P$  在左、右图像上的投影坐标,其向量表示为  $(x_1^L, y_1^L, 1)$  和  $(x_1^R, y_1^R, 1)$ 。

(2) 车体坐标系(M) 原点为车体的几何中心,定义  $X_M$  为车辆前进方向、 $Y_M$  为横向方向、 $Z_M$  为高度方向,在双目视觉系统标定过程中,根据照相机成像的线性理论,通过测量 3 维标定板上参考点在车体坐标系中的坐标,计算出以下左右(上角 L, R 分别代表 left, right)相机的投影矩阵:

$$M^L = \begin{bmatrix} m_{11}^L & m_{12}^L & m_{13}^L & m_{14}^L \\ m_{21}^L & m_{22}^L & m_{23}^L & m_{24}^L \\ m_{31}^L & m_{32}^L & m_{33}^L & m_{34}^L \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$M^R = \begin{bmatrix} m_{11}^R & m_{12}^R & m_{13}^R & m_{14}^R \\ m_{21}^R & m_{22}^R & m_{23}^R & m_{24}^R \\ m_{31}^R & m_{32}^R & m_{33}^R & m_{34}^R \end{bmatrix} \quad (2)$$

进而可推导得以下空间点  $P$  在车体坐标系下的齐次坐标  $(x_M, y_M, z_M, 1)$  与点  $P$  的左右图像像素坐标  $(x_1^L, y_1^L, 1)$  和  $(x_1^R, y_1^R, 1)$  的关系式为

$$M \cdot \begin{bmatrix} x_M \\ y_M \\ z_M \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{34}^L x_1^L \\ m_{34}^L y_1^L \\ m_{34}^R x_1^R \\ m_{34}^R y_1^R \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中,矩阵  $M$  为

$$\begin{bmatrix} m_{11}^L - m_{31}^L x_1^L & m_{12}^L - m_{32}^L x_1^L & m_{13}^L - m_{33}^L x_1^L & m_{14}^L \\ m_{21}^L - m_{31}^L y_1^L & m_{22}^L - m_{32}^L y_1^L & m_{23}^L - m_{33}^L y_1^L & m_{24}^L \\ m_{11}^R - m_{31}^R x_1^R & m_{12}^R - m_{32}^R x_1^R & m_{13}^R - m_{33}^R x_1^R & m_{14}^R \\ m_{21}^R - m_{31}^R y_1^R & m_{22}^R - m_{32}^R y_1^R & m_{23}^R - m_{33}^R y_1^R & m_{24}^R \end{bmatrix} \quad (4)$$

然后用最小二乘法便可求出各组匹配点对应的 3 维坐标。

(3) 世界坐标系(W) 原点为车体在初始点时的几何中心; $X_w$  轴过原点平行于地面,指向车体的初始前进方向; $Y_w$  轴平行于地面,且垂直于车体的初始前进方向; $Z_w$  轴垂直于地面。定义向量  ${}^wO_M = (x_o, y_o, z_o)$  为车体坐标系原点在世界坐标系下的坐标。

智能车辆在行驶过程中,考虑地形及车辆动力学的影响,需要实时获取车体的姿态,用来计算车体坐标系与世界坐标系的转换矩阵,从而将双目视觉传感器的输出转化到世界坐标系中,以便环境地形

地貌的识别。车体坐标系到世界坐标系的转换可描述为

$$\begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} = \mathbf{R} \cdot \begin{bmatrix} x_M \\ y_M \\ z_M \end{bmatrix} + {}^w\mathbf{O}_M \quad (5)$$

若用  $\varphi$ 、 $\theta$  和  $\psi$  分别表示车体的偏航角、俯仰角和侧倾角(如图 1 所示),则可得车体坐标系到世界坐标系的旋转变换矩阵

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos\varphi\cos\theta & \cos\varphi\sin\theta\sin\psi - \sin\varphi\cos\psi & \cos\varphi\sin\theta\cos\psi + \sin\varphi\sin\psi \\ \sin\varphi\cos\theta & \sin\varphi\sin\theta\sin\psi + \cos\varphi\cos\psi & \sin\varphi\sin\theta\cos\psi - \cos\varphi\sin\psi \\ -\sin\theta & \cos\theta\sin\psi & \cos\theta\cos\psi \end{bmatrix} \quad (6)$$

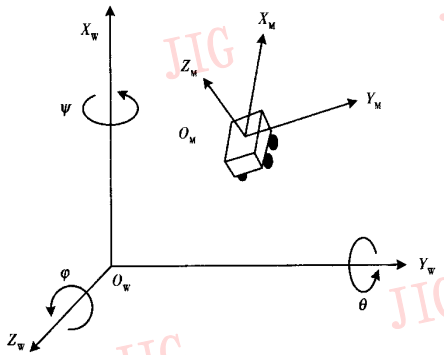


图 1 偏航角、俯仰角和侧倾角

Fig. 1 Yawing angle, pitching angle and heeling angle

### 3 基于特征的立体匹配

#### 3.1 预处理

预处理是采用高斯滤波滤除图像中的噪声点,并对每幅图像作有限对比适应性直方图均衡化(CLAHE)<sup>[8]</sup>处理,其不仅能够减弱越野环境中光照变化的影响,并可增强环境中局部细节的对比度,这样也便于角点的提取。如图 2 所示,原图是一幅强光且亮度分布不均匀的越野环境图像。从预处理后的图像中可以看出,强光的影响被削弱了,远景中本来模糊的灌木丛特征被显著增强了。

#### 3.2 角点提取

Harris 角点<sup>[9]</sup>是一种基于信号点特征的角点提取方法,它具有简单、稳定,对噪声、光照条件等情况不敏感等特点。Harris 算子的卷积表达式如下:

$$\mathbf{H} = \mathbf{G}(\bar{s}) * \begin{bmatrix} \nabla_x^2 & \nabla_x \nabla_y \\ \nabla_x \nabla_y & \nabla_y^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

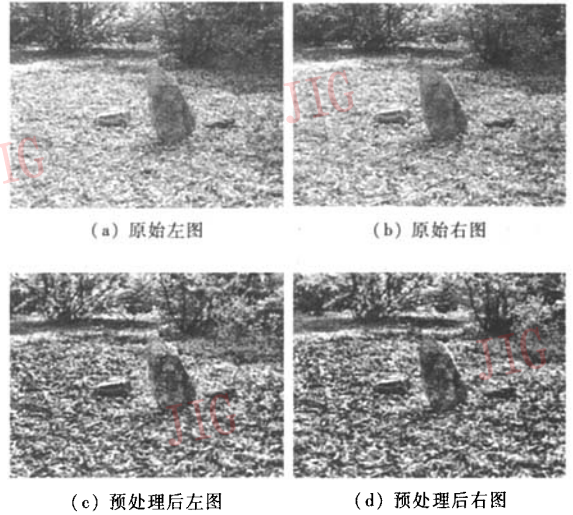


图 2 图像预处理结果

Fig. 2 The preprocessing results of images

$$Q = \det(\mathbf{H}) - k \cdot \text{tr}^2(\mathbf{H}), k = 0.04 \quad (8)$$

其中,  $\nabla_x$  为  $x$  方向的梯度,  $\nabla_y$  为  $y$  方向的梯度,  $\mathbf{G}(\bar{s})$  为高斯模板,  $*$  为卷积操作,  $Q$  为每点的兴趣值,  $\det$  为矩阵的行列式,  $\text{tr}$  为矩阵的迹,  $k$  为常数,一般选取 0.04。

在本文中,由于在数据预处理阶段已经对原图像进行了高斯滤波,所以此处将高斯模板  $\mathbf{G}(\bar{s})$  改用如下的二值函数描述:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{当}(x, y) \text{在窗口内} \\ 0 & \text{当}(x, y) \text{在窗口外} \end{cases} \quad (9)$$

图 3 为图 2(c)、图 2(d) 的角点提取结果,由图 3 可以看到,预处理后的图像特征分布均匀,采用 Harris 角点提取的方法能够获取环境的主要信息。

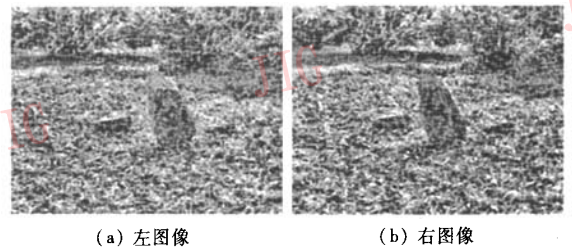


图 3 Harris 角点提取

Fig. 3 Harris corner extraction

由于 Harris 算子只能检测到角点的像素极坐标,不能满足智能车辆环境感知精度的需求,所以需

要求得各角点的亚像素坐标,用二次多项(式(10))来逼近角点反映函数  $I(x, y)$ ,即可找出角点  $I$  的亚像素级精确位置。

$$ax^2 + by^2 + cxy + dx + ey + f = I(x, y) \quad (10)$$

求取亚像素级位置时,先用已经检测出来的角点  $(x, y)$  周围的 9 个像素点来建立含有  $a$  到  $f$  等 6 个未知量的超定方程组,再运用最小二乘法求解这个超定方程。与亚像素级角点  $(x, y)$  对应的是二次多项式的极大值点。可通过对二次多项式求偏导来获得

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial x} = 2ax + cy + d = 0 \\ \frac{\partial I}{\partial y} = 2by + cx + e = 0 \end{cases} \quad (11)$$

### 3.3 初始双向匹配

由于在预处理过程中图像的亮度差异已经在很大程度上得到了补偿。本文为了减少运算量,以提高匹配速度,采用了以下像素灰度差平方和(SSD)作为角点匹配的相似性度量指标:

$$\gamma(s, t) = \sum_{(x, y) \in W_{j, k}} (I_L(x, y) - I_R(x + \Delta x, y + \Delta y))^2 \quad (12)$$

匹配时,先设定一个搜索窗口,再按式(12)计算左图角点与右图对应搜索窗口内以角点为中心,  $J \times K$  大小的图像的相似度,然后取极值,经正反两次运算后,即可将满足唯一性约束的匹配对作为初始匹配对。

### 3.4 对极线约束匹配

在初始匹配对的基础上,再采用 RANSAC (random sampling consensus) 方法来估计基础矩阵, RANSAC 方法的基本思想是通过迭代随机抽取最小点集来找出能够使正确的匹配所占比例最高的最小点集。在一次在线求取基础矩阵之后,智能车辆行驶过程中的特征点匹配均在极线的约束下进行,而不再进行 2 维搜索空间的初始匹配,这样就能大幅度提高匹配速度。

### 3.5 连续性约束

为进一步剔除误匹配,本文引入了连续性约束,其基本思想是连续性假设,也称为视差约束。如果同一物体表面上的两点相距很近,则它们在两幅图像上的投影及形成的矢量方向一般也比较接近。

获取环境 3 维信息时,对满足连续性约束的各

组匹配点,先通过式(3)求解各组匹配点对应的车体坐标系坐标,再由式(5)换算出各点在世界坐标系中的坐标。图 4 为 3 维坐标点在世界坐标系下的点云数据分布及其体绘制效果。由图 4 可以看出,本文算法能重构出车辆前方的环境轮廓。

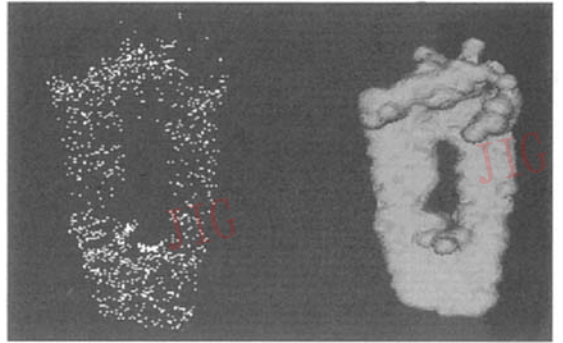


图 4 点云数据及其体绘制

Fig. 4 Point data and volume render result

## 4 障碍物检测

为了得到车辆前方环境的高程图,需要对原始点云数据进行插值处理,考虑实时性问题,本文采用线性插值实现。

一般来讲,障碍物为图像中灰度值变化较大的点,可采用边缘检测算法提取高程图的边缘作为障碍物的边缘,考虑 Sobel 算子运算简单、运算速度快、在空间上易于实现,故本文采用 Sobel 算子进行障碍物边缘检测。考察高程图  $f(i, j)$  的每个像素的上、下、左、右邻点灰度的加权差,定义 Sobel 差分模板如下:

$$d_1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad d_2 = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

Sobel 算子差分计算公式为

$$s(i, j) = \sqrt{[d_1 f(i, j)]^2 + [d_2 f(i, j)]^2} \quad (14)$$

其中,  $d_1 f(i, j)$ ,  $d_2 f(i, j)$  分别为模板  $d_1, d_2$  在像素  $(i, j)$  处的卷积值。

对边缘图像进行形态学闭操作,即选择同一结构元素  $b$  对图像  $f$  先进行膨胀再进行腐蚀,其中膨胀定义为

$$(f \oplus b)(s, t) = \max \{ f(s - x, t - y) + b(x, y) \mid (s - x, t - y) \in D_f, (x, y) \in D_b \} \quad (15)$$

腐蚀定义为

$$(f \ominus b)(s, t) = \min \{ f(s+x, t+y) - b(x, y) \mid (s+x, t+y) \in D_f, (x, y) \in D_b \} \quad (16)$$

这种形态学闭操作能够填补邻近边缘点之间的空隙,凸现障碍物实体,并不会改变障碍物的位置。

### 5 实验结果

双目视觉系统在吉林大学智能车辆课题组的 CJ-1 型智能车辆上的安装效果如图 5 所示,两个同型号的摄像机等高度安装在车体前端的云台上,向内稍有倾斜,用于拍摄车前一定区域内的环境图像,以完成自主避障功能。由于 CJ-1 为月面巡视探测器的原理型样车,所以车辆的最高行驶速度为 300m/h。硬件设备主要由 CCD 和普通工控机组成,在 320 × 240 大小的双目图像中各选取 1 000 个特征点参与匹配,双目视觉障碍物探测算法的处理速度为 2fps。

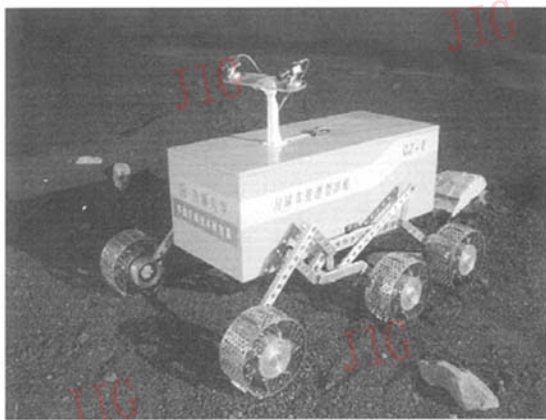
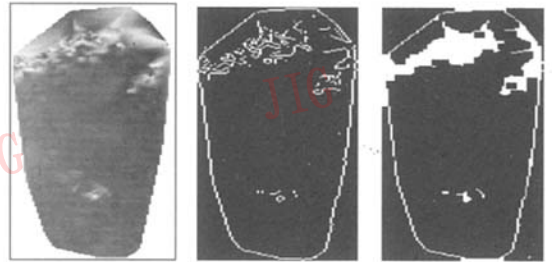


图 5 CJ-1 实验平台

Fig. 5 Experimental platform CJ-1

以图 2 所示的强光照环境为例,图 2 中探测区域世界坐标系下障碍物的高程图如图 6(a)所示。设定高度变化阈值  $T$ ,边缘提取效果如图 6(b)所示。图 6(c)为形态学闭操作后的障碍物检测结果。实验结果表明,针对强光照下越野图像,本文方法能有效提取探测范围内的障碍物。

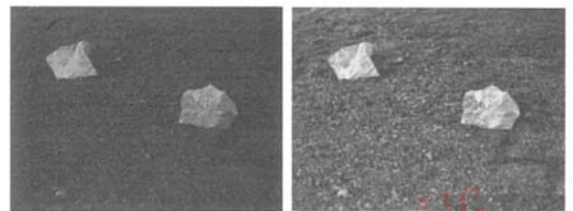
结合车体姿态变化,还对暗光照情况下的障碍物检测进行了实验,图 7(a)为暗光照下的原始左图像,图 7(b)为预处理后的左图像,由图 7 可以看出,



(a) 高程图 (b) 边缘提取结果 (c) 障碍物检测结果

图 6 强光照下的障碍物检测

Fig. 6 Obstacles detection result with bright illumination



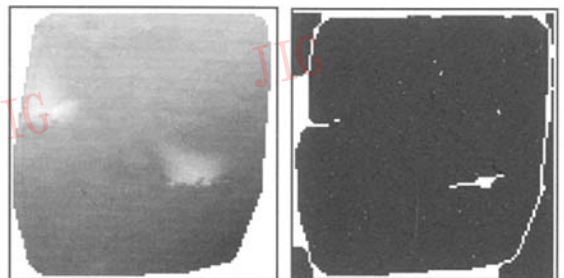
(a) 原始左图 (b) 预处理后左图

图 7 暗光照越野环境

Fig. 7 Cross-country environment with dim illumination

CLAHE 方法能够凸现背景和石块细节。

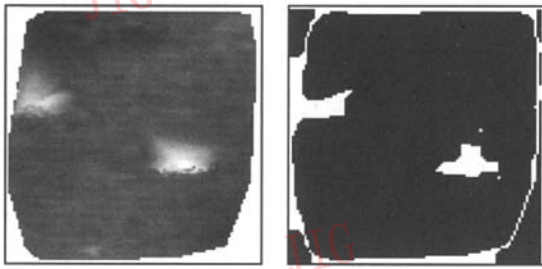
受地形因素的影响,测得车体的俯仰角  $\theta = 5.73^\circ$ ,侧倾角  $\psi = 6.79^\circ$ ,其中图 8(a)为立体匹配后车体坐标系下探测区域的高程图,图 8(b)为相应的障碍物检测结果,由图 8 可以看出,不考虑车体在世界坐标系下姿态的障碍物检测算法不能提取出有效的障碍物特征。图 9(a)和图 9(b)为考虑车体姿态后的高程图和障碍物提取结果,其能够有效从地平面中提取障碍物。



(a) 高程图 (b) 障碍物检测结果

图 8 不考虑车体姿态时的障碍物检测

Fig. 8 Obstacles detection result without considering vehicle attitude



(a) 高程图

(b) 障碍物检测结果

图 9 考虑车体姿态时的障碍物检测

Fig.9 Obstacles detection result when considering vehicle attitude

## 6 结 论

本文介绍了一种基于双目视觉的越野智能车辆障碍物探测技术,该技术首先考虑了车体姿态的影响,以适应越野环境地形的变化;然后通过 CLAHE 数据预处理来提高特征提取的效率和算法适应环境的能力;接着采用基于特征的匹配方法降低算法复杂度,以降低硬件要求;最后通过不同光照环境中的障碍物探测实验表明,本文算法具有有效性和鲁棒性。

### 参考文献 (References)

- Williamson T, Thorpe C. Trinocular stereo system for highway obstacle detection [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation [C], Detroit, Michigan, USA, 1999, 3: 2267 ~ 2273.
- Xia L, Kikuo F. Pedestrian detection using stereo night vision[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2004, 53(6): 1657 ~ 1665.
- Williamson T A. A High Performance Stereo Vision System for Obstacle Detection [D]. Pittsburgh, penn. USA: Doctoral Dissertation of Camegie Mellon University, 1998.
- Olson C F, Matthies L H, Schoppers M, *et al.* Rover navigation using stereo ego-motion [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003, 43(4): 215 ~ 229.
- Wang Rong-ben, Zhang Ming-heng, Shi De-le. Application of binocular vision technology in the environment detection[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2007, 24(2): 122 ~ 125. [王荣本, 张明恒, 石德乐. 双目视觉技术在目标测量中的应用[J]. 公路交通科技, 2007, 24(2): 122 ~ 125.]
- Novak G, Bais A, Mahlkecht S. Simple stereo vision system for real-time object recognition for an autonomous mobile robot[A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computational Cybernetics[C], Vienna, Austria, 2004: 213 ~ 216.
- Se S, Lowe D, Little J. Vision-based mobile robot localization and mapping using scale-invariant features[A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation [C], Seoul, Korean, 2001, 2: 2051 ~ 2058.
- Reza A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization(CLAHE) for real-time image enhancement[J]. Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image, and Video Technology, 2004, 38(1): 35 ~ 44.
- Harris C G, Stephens M J. A combined corner and edge detector [A]. In: Proceedings of Fourth Alvey Vision Conference [C], Manchester, UK, 1988: 147 ~ 151.