

文章编号: 1009-2269(2011)05-0018-06

# 基于 $U-V$ 视差算法的障碍物识别技术研究\*

上官琚

(闽西职业技术学院 计算机系 福建 龙岩 364021)

摘要: 介绍了  $U-V$  视差算法的数学模型和实现方法, 给出了相应的实验结果. 通过改进传统的  $U-V$  视差算法, 引入直线拟合和聚类算法, 使检测障碍物效率得到了很大的提高. 实验表明改进后的  $U-V$  视差算法检测障碍物速度快、精度高, 同时适合凹凸障碍物检测, 是种较好的检测算法.

关键词: 障碍物检测;  $U-V$  视差算法; 直线拟合

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

## 0 引言

随着计算机科学和机器人技术的飞速发展, 智能车辆研究已经取得了长足的进步, 并且广泛应用于军事、民用、科研等相关领域. 基于机器视觉的导航技术是智能车辆发展的关键, 而障碍物的检测及识别又是导航技术的重要方面. 影响智能车辆行驶的障碍物不仅包括车辆行进中遇到的其它车辆、行人等凸障碍物, 还包括坑、沟等凹障碍物<sup>[1]</sup>. 要保证智能车辆在道路上安全行驶, 就要识别道路的可行区域, 也就是避免与道路上的凸障碍物相撞或者陷于凹障碍物中. 障碍物检测算法, 特别是凹障碍识别方法<sup>[1]</sup>, 是智能车辆技术发展的重要瓶颈, 最近得到国内外研究机构的高度关注.

在机器视觉中, 障碍物识别问题属于运动图像分析. 经典的机器视觉系统, 会经过摄像机标定、立体匹配、三维重建、目标识别等基本过程. 由立体匹配算法<sup>[2-3]</sup>得到深度图后, 便可以进行障碍物的检测工作. 在深度图上进行障碍物检测, 现在已经形成很多算法. 聚类算法、主平面法、基于直方图的统计方法、边缘法等都是有有效的障碍物检测算法.

## 1 基于 $U-V$ 视差的障碍物检测算法

$U-V$  视差算法<sup>[4]</sup>是典型的直方图统计法之一.  $U-V$  视差算法由于算法效率高、检测精度高等优点, 在障碍物检测领域得到了广泛的应用.  $U-V$  视差算法使用的视觉系统模型如图1所示.

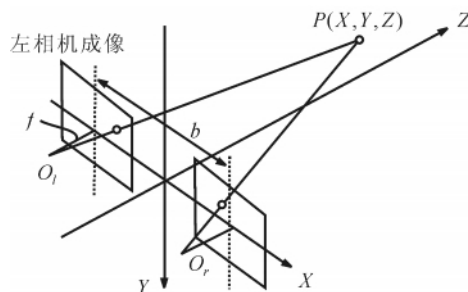


图1 视觉系统模型

### 1.1 几何模型

在图像  $I(u, v)$  中,  $u$  是图像的列坐标,  $v$  是图像的行坐标. 由双目立体视觉原理, 可以求得视差

$$d = x_l - x_r = f \frac{b}{z}. \quad (1)$$

其中  $d$  表示视差,  $x_l, x_r$  分别表示对应点在左右图像中横坐标的位置,  $f$  为摄像机焦距,  $b$  为双目摄像机基线距离,  $z$  为场景点到摄像机成像平面的距离.

\* 收稿日期: 2011-07-12

作者简介: 上官琚(1981-), 女, 福建龙岩人, 助教.

结合单目摄像机标定,可以推导出一个新的转换关系,相对于摄像机光心的图像坐标  $(U, V)$  有公式

$$U_{lr} = u_{lr} - u_0 = f \frac{X_w \pm b/2}{Y_w \sin \theta + Z_w \cos \theta}, \quad (2)$$

$$V = v - v_0 = f \frac{Y_w \cos \theta - Z_w \sin \theta}{Y_w \sin \theta + Z_w \cos \theta}, \quad (3)$$

由公式(3)推导出视差  $\Delta$

$$\Delta = u_l - u_r = f \frac{b}{Y_w \sin \theta + Z_w \cos \theta}. \quad (4)$$

在  $U$ - $V$  视差下各种形式的障碍物可以被抽象成平面,在典型的驾驶环境中,障碍物可以分为三类:垂直地面障碍物,例如行人、车辆、树木等,可以近似表示为垂直平面;倾斜障碍物,如斜坡、凹地等,可以近似为倾斜面;道路平面被近似为水平面。这里只推导障碍物在  $V$  视差中的表现形式,  $U$  视差推导类似。各种平面的表现如下。

#### 1) 道路平面。

在理想情况下,道路平面被抽象成水平面。水平面在世界坐标下可以描述为

$$Y_w = h. \quad (5)$$

结合公式(3)、公式(4),相对于成像的左图,可推导出

$$\frac{h}{b} \Delta = V \cos \theta + f \sin \theta. \quad (6)$$

公式(6)表明世界坐标系下的水平面在  $V$  视差图中被投影近似为一条有一定角度的直线。显然,在  $V$  视差图中水平面从上到下视差变化趋势为线性增大,因此水平面表现为一条从左上到右下的倾斜直线。

#### 2) 垂直障碍物。

垂直障碍物被抽象成垂直面。垂直面在世界坐标下可以描述为

$$Z_w = p. \quad (7)$$

$$\frac{p}{b} \Delta = f \cos \theta - V \sin \theta. \quad (8)$$

公式(8)表明世界坐标系下的垂直面在  $V$  视差图中被投影为一条近似垂直的线。显然,当  $\theta$  足够小时,公式(8)可以简化为

$$\Delta \approx \frac{b}{p} f \cos \theta. \quad (9)$$

在  $V$  视差图中垂直面从上到下视差变化趋势

为以某个视差值表示且恒定不变,因此垂直面表现为一条从上到下的竖直线。

#### 3) 倾斜障碍物。

在模型中,倾斜障碍物被抽象为倾斜面。倾斜面在世界坐标下可以描述为

$$Z_w = \alpha Y_w + \beta. \quad (10)$$

结合公式(2)、公式(3),可推导出

$$\frac{\beta}{b} \Delta = f(\cos \theta - \alpha \sin \theta) - V(\sin \theta + \alpha \cos \theta). \quad (11)$$

公式(11)表明世界坐标系下的倾斜面在  $V$  视差图中被投影为一条倾斜直线。

### 1.2 $U$ - $V$ 视差图构造

基于左图生成视差图  $\Delta(u, v)$  后,相对于光心转换为新的视差图  $\Delta(U, V)$ ,其中  $U = u - u_0$ ,  $V = v - v_0$ 。

#### 1) $V$ 视差图。

对于新视差图  $\Delta(U, V)$ ,  $V$  视差图的行与  $\Delta(U, V)$  的行对应,列数为  $\Delta(U, V)$  的最大视差值,  $V$  视差图的值  $(V_{ij}, \Delta)$  为行  $i$  中,视差为  $j$  的像素个数。  $V$  视差原理图如图2所示,并且可以根据具体的需要生成特定级别的  $V$  视差,进而更好的进行障碍物的检测。

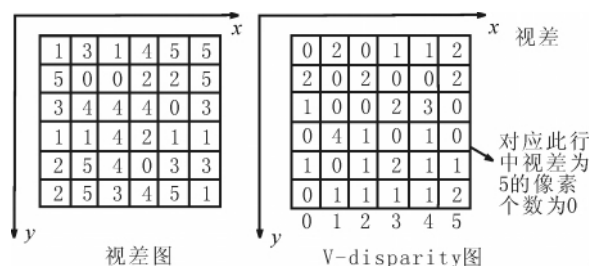


图2  $V$  视差原理图

#### 2) $U$ 视差图生成。

对于新视差图  $\Delta(U, V)$ ,  $U$  视差图的列与  $\Delta(U, V)$  的列对应,行数为  $\Delta(U, V)$  的最大视差值,  $U$  视差图的值  $(U_{ij}, \Delta)$  为列  $j$  中,视差为  $i$  的像素个数。

### 1.3 $U$ - $V$ 视差图分析

#### 1) $U$ 视差图。

$U$  视差图中,从上到下视差是逐渐变大的,障碍在图中表现为横线,因为当倾斜角  $\theta$  足够小时,横线的长短代表障碍的横向尺寸,横线越靠下方

表明障碍距离越近,横线的列坐标位置表明障碍在视场范围中的左右位置。

凸障碍物在  $U$  视差图中的表现如图3所示。

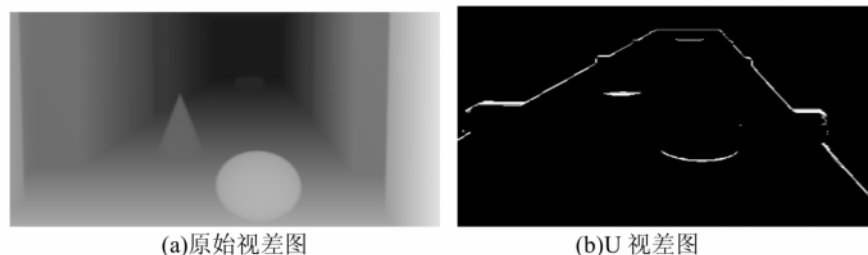


图3  $U$  视差图

说明: 图(a)为存在凸障碍物的视差像, 图(b)为统计出的  $U$  视差图, 红色横线为障碍物出现位置

## 2) $V$ 视差图.

在  $V$  视差图中, 首先会得到斜向下的直线, 该直线是地平面在图中的投影. 当倾斜角  $\theta$  足够小时,  $\frac{h}{b}\Delta = V$ , 投影线表示  $V$  与视差  $\Delta$  是斜率为  $\frac{h}{b}$  的直线, 其中  $h$  是立体相机与地面的水平距离, 显然这条直线通过光心  $(u_0, v_0)$ .

$V$  视差图中, 从左到右视差是逐渐变大的, 障

彩色横线左起点表示障碍物在原图中的横向位置, 横线的长度代表障碍物的横线尺寸。

碍物在图中表现为垂直竖线. 因为当倾斜角  $\theta$  足够小时, 竖线的长度代表障碍纵向的尺寸, 竖线的列坐标位置表明障碍的视差值, 竖线越靠右表明障碍越近. 地面上的障碍在图中表现为与投影斜线相交, 交点的行坐标可以转化为原图中障碍与地平面的行坐标  $v$ , 即在该点的地平面和障碍的深度一样. 凸障碍物在  $V$  视差中的表现如图4所示, 红

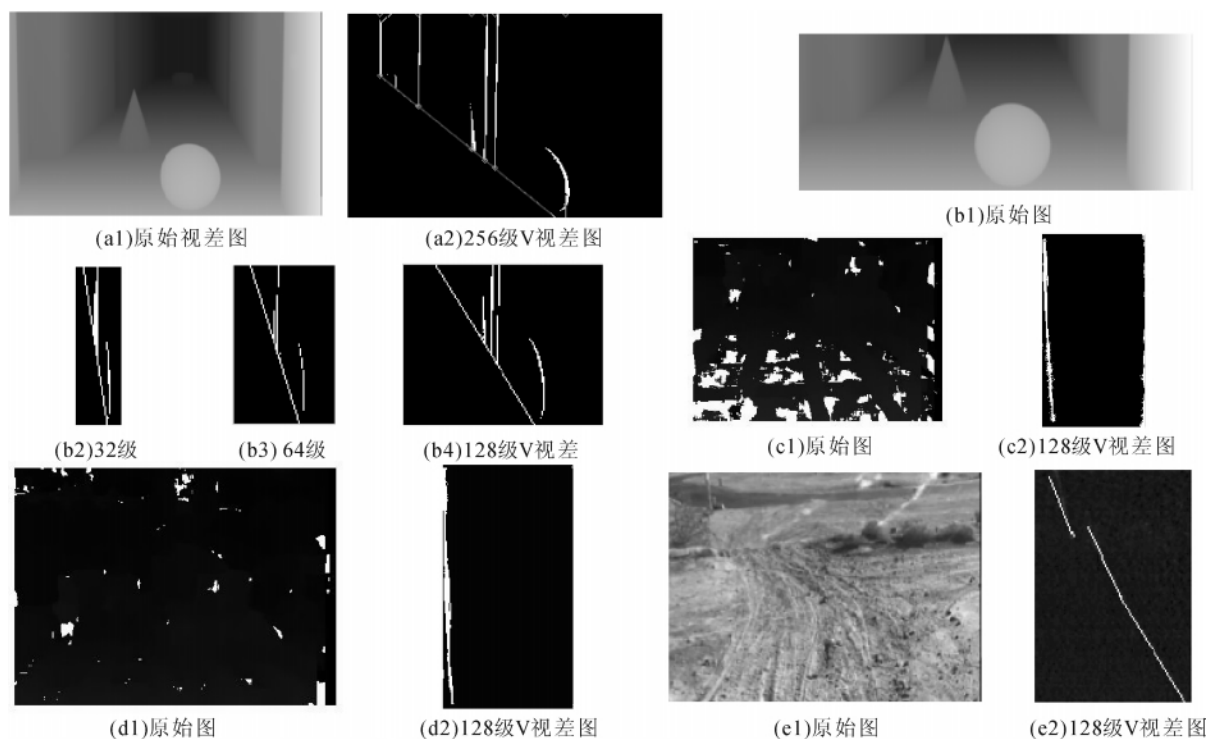


图4  $V$  视差图

图4说明: (a1)为存在凸障碍物的视差像; (a2)为统计出的  $V$  视差图, 红色斜线为道路相关线, 绿色竖线和红色斜线交点为障碍物道路接触点; (b2) (b3) (b4) 分别为 (b) 的 32 级、64 级、128 级  $V$  视差, 可以看到障碍物在各级  $V$  视差下的表现形式类似; (c2) (d2) 分别为 (c1) (d1) 的 128 级  $V$  视差; (e1) 为存在凹障碍物的原始图, (e2) 为统计出的  $V$  视差图, 可以看出, 在凹障碍物存在时,  $V$  视差道路相关线会出现跳跃。

色直线为通过 Hough 变换得到的道路相关线,绿色直线对应凸障碍物的位置.红色直线和绿色直线交点处为凸障碍物道路接触点,根据道路接触点可以计算出障碍物的  $Y$  方向位置.

#### 1.4 传统 $U-V$ 视差算法障碍物检测过程

传统  $U-V$  视差算法检测障碍物大概可以分为以下步骤:

1) 通过双目立体相机获取图像对,通过立体匹配算法计算视差图,并对视差图进行预处理,去除图像的噪声,增强对比度.

2) 在视差图上统计  $V$  视差,使用进行 Hough 变换处理,检测出道路相关线和障碍物相关线,其交点即为障碍物  $Y$  向位置信息.

3) 在视差图上统计  $U$  视差,再在  $U$  视差图上进行 Hough 变换处理,检测横向直线即为障碍物  $X$

向位置信息.

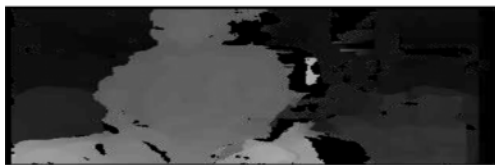
4) 对  $U-V$  视差图获取到障碍物坐标信息,根据  $Y$  坐标进行排序,对排序后的障碍物进行匹配,进而获取到障碍物的  $(X, Y)$  坐标信息.

5) 根据双目立体相机成像模型,计算障碍物在三维场景中的位置,并进行三维场景恢复.

传统  $U-V$  视差算法的缺点:

a)  $V$  视差分析时,使用 Hough 变换提取道路相关线,容易受到噪声和阈值的影响,精度较低,需要复杂的试验确定模型参数,有时会提取失败,进而导致整个算法无效.

b)  $U$  视差分析时,由于同一个障碍物存在微小的视差变化,使用 Hough 变换提取相关线会形成直线簇,难以确定障碍物具体位置(如图5所示).



(a)



(b)

图5 传统  $U-V$  视差算法  $U$  视差图

#### 1.5 改进的 $U-V$ 视差算法障碍物检测过程

基于传统  $U-V$  视差算法的缺点,引入直线拟合和聚类算法对其进行改进,很好的解决了算法不足,检测障碍物步骤与传统  $U-V$  视差算法障碍物检测过程基本相同,第2和第3步不同,现列如下:

第2步在视差图上统计  $V$  视差,首先使用直线拟合算法检测出道路相关线,然后进行 Hough 变换处理,检测出垂直的障碍物相关直线,其交点即为障碍物  $Y$  向位置信息.

第3步在视差图上统计  $U$  视差,再在  $U$  视差图上进行 Hough 变换,对检测出的横向直线进行聚类获取障碍物中心,即为障碍物  $X$  向位置信息.

使用直线拟合算法检测道路相关线,该算法具有检测准确、速度快、精度高等特点,算法具体描述如下:

1) 首先,对获取到的  $V$  视差图从左到右、从下到上筛选,如果为最先出现的视差点,则保留,否则去除,即可得到真实道路相关线.

2) 对真实道路相关线上的点,使用最小二乘法拟合出道路相关线.道路相关线检测实验结果如图6所示.

检测出道路相关线后,再使用 Hough 变换,确定出障碍线和道路相关线的交点,进而可以得到障碍物的  $Y$  向位置.

在  $U$  视差图中,首先使用 Hough 变换算法<sup>[5]</sup>,得到障碍物相关线,由于同一个障碍物的视差可能会有微小的差异,因此一个障碍物可能会有很多的障碍物相关线,这里使用 K-Means 聚类算法对这些直线进行聚类.

K-Means 算法基本原理: 接受聚类目标数  $k$ ; 然后将数据对象划分为  $k$  个聚类以便使得所获得的聚类满足: 同一聚类中的对象相似度较高; 而不同聚类中的对象相似度较小,聚类相似度是利用各聚类中对象的均值所获得一个“中心对象”(引力中心)来进行计算的.

K-Means 算法的工作过程大概如下: 首先从  $n$  个数据对象中任意选择  $k$  个对象作为初始聚类中

心;而对于所剩下其它对象,则根据与这些聚类中心的相似度(距离),分别将它们分配给与其最相似类(聚类中心所代表类);然后再计算每个所获新类的聚类中心(该类中所有对象的均值);不断

重复这一过程直到标准测度函数开始收敛为止.一般采用均方差作为标准测度函数. $k$ 个聚类具有以下特点:各聚类本身尽可能的紧凑,而各聚类之间尽可能的分开.

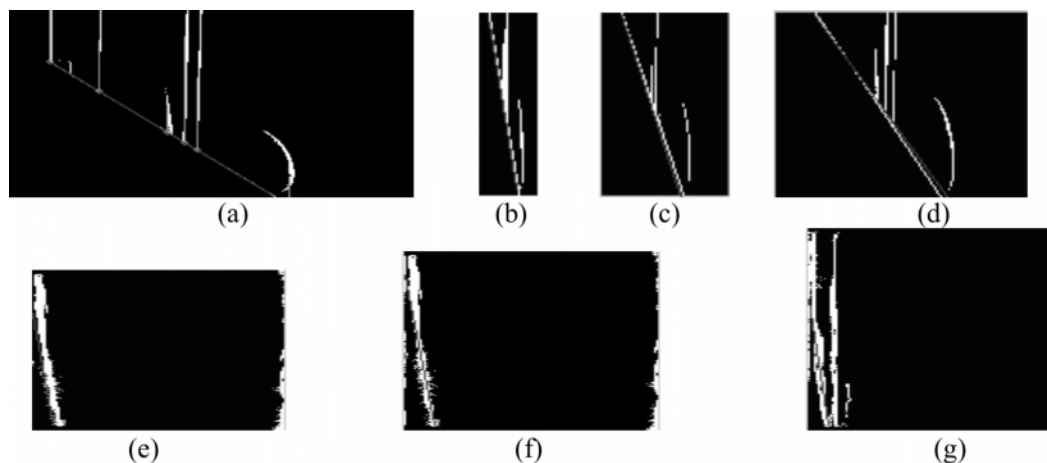


图 6 道路相关线检测实验结果

图 6 说明: (a) (b) (c) (d) (e) (f) (g) 分别为图 4 中 (a2) (b2) (c2) (d2) (e2) 的道路相关线检测结果.

通过 K-Means 聚类算法得到障碍物的中心(聚类实验结果如图 7 中 a3 所示) 其中心  $X$  坐标

即认为是障碍物  $X$  向位置. 根据  $U-V$  视差图就可以得出障碍物位置( $X, Y$ ), 实验结果如图 7 所示.

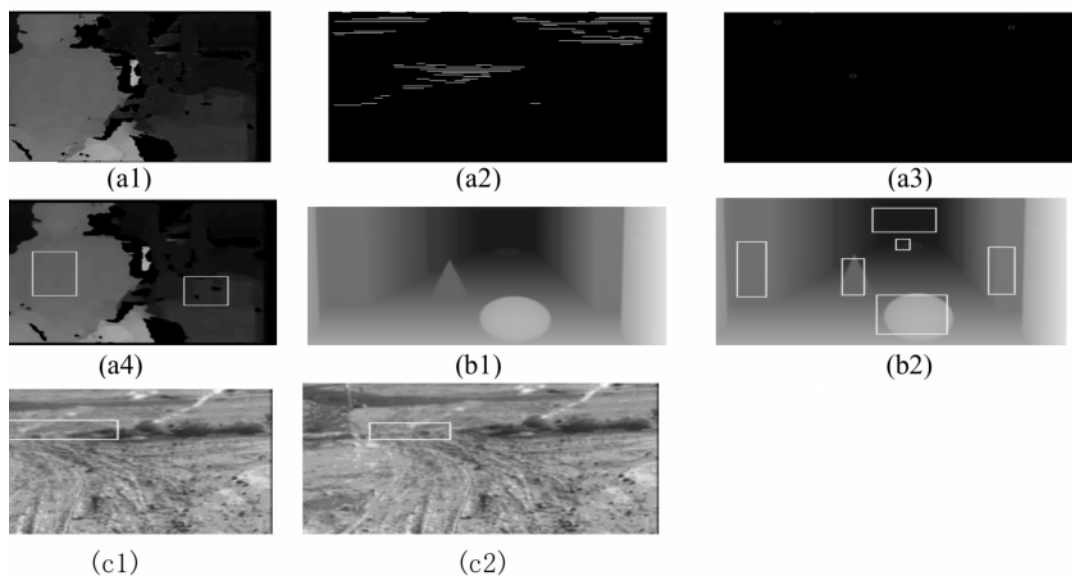


图 7 障碍物检测实验结果

图 7 说明: (a1) (b1) (c1) 为原始视差图, (a2) 为 (a1) 的  $U$  视差图, (a3) 为 (a2) 聚类结果, (a4) (b2) (c2) 为使  $U-V$  视差算法对 (a1) (b1) (c1) 检测得到的结果, 矩形区域为障碍物出现的大概位置.

鸟眼视图是一种对摄像机模型的简化. 在图 1 中的双目摄像机模型中, 可以认为鸟眼视图是可视区域沿  $Y$  轴的投影型. 如图 8 所示, 绿线范围内表示摄像机的可视区域, 红圈表示障碍物在可视区域的位置, 蓝圈表示摄像机的光心. 鸟眼视图可

以认为是一种简单的三维场景重建技术, 可以很好的确定障碍物和摄像机的位置关系, 从而为智能车辆可行区域规划打下良好的基础. 图 8 中红圈为图 7 中 (b2) 对应的障碍物在鸟眼视图中的投影图.

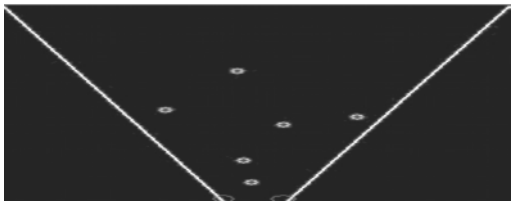


图 8 障碍物在鸟眼视图中的位置  
图 8 说明: 该图是对图 7 中的 (b2) 进行变换后的鸟眼视图, 蓝圈可以认为是摄像机位置, 绿线包围区域为摄像机可视区域, 红圈为障碍物所在位置.

以上介绍了两种障碍物检测算法, 即  $U-V$  视差算法和改进传统的  $U-V$  视差算法, 各有优缺点, 具体的算法比较如表 1 所示.

## 2 结语

立体视觉系统是智能车辆自主导航系统的重要组成部分, 而障碍物检测技术又是视觉系统的核心. 障碍物检测技术先进与否, 直接影响到智能车辆行驶的可靠性. 这里主要介绍了障碍物检测

表 1 检测算法比较表

检测算法	算法复杂性	检测速度	检测精度	使用前提	范围
$U-V$ 视差算法	复杂	一般	一般	获取到清晰视差图	可以检测多种障碍物
改进的 $U-V$ 视差算法	复杂	一般	高	获取到清晰视差图	可以检测多种障碍物

算法, 即  $U-V$  视差算法, 分析了算法的优缺点, 引入了直线拟合算法和聚类算法对  $U-V$  视差算法进行改进. 实验表明直线拟合抗噪性更强, 提取的道路相关线更加精确, 聚类算法, 可以准确的寻找到障碍物  $X$  坐标位置, 使检测精度进一步提高. 改进的算法同时适用于凹凸障碍物检测, 对凸障碍物、凹障碍物都达到了良好的检测效果, 提高了检测效率.

### 参考文献:

[1] Arturo Rankin1, Andres Huertas, Larry Matthies. Evaluation of Stereo Vision Obstacle Detection Algorithms

for Off-Road Autonomous Navigation [J]. Vision Research, 2000, 2( 12): 151-162.  
[2] 原思聪, 刘金颂. 双目立体视觉中的图像匹配方法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 9( 8): 99-106.  
[3] 刘庆华, 唐伯良, 董戎萍. 双目立体匹配图像对的预处理研究 [J]. 计算机工程与设计, 2005, 10( 3): 46-50.  
[4] Rapha el Labayrade, Didier Aubert, Jean-Philippe Tarel. Real Time Obstacle Detection in Stereovision on Non Flat Road Geometry Through "V-disparity" Representation [J]. IJCV 2006, 5( 12): 231-240.  
[5] 马颂德, 张正友. 计算机视觉: 计算理论与算法基础 [M]. 北京: 科学出版社, 1998.

## Research of Obstacle Recognition Technology Based on $U-V$ Disparity

SHANG Guan-Jun

( Department of Computer, Minxi Vocational and Technical College, Longyan 364021, China)

**Abstract:** The algorithm of mathematical model and algorithm implementation of  $U-V$  disparity is introduced and the results of the experiments were presnted. Liner fitting and clustering were introduced to improve the traditional  $U-V$  Disparity and efficiency of obstacle detection was improved greatly.  $U-V$  Disparity is an excellent algorithm according to experiments, by which obstacles can be detected rapidly and accurately, and  $U-V$  Disparity can be used to detect both negative and positive obstacles.

**Key words:** obstacle detection;  $U-V$  Disparity; liner fitting