

颠簸环境下的快速障碍物检测算法*

李岩, 林学圃

(清华大学 计算机科学与技术系, 北京 100084)

E-mail: ly@vision.cs.tsinghua.edu.cn; lxy-dcs@mail.tsinghua.edu.cn

摘要: 障碍物检测是智能车辆研究中的一个重要内容. 用射影几何的方法给出了用重投影变换进行障碍物检测的一般原理, 并引入摄像机的内、外参数和姿态参数, 建立了重投影变换的参数化模型. 为了满足颠簸环境的要求, 提出了一种新的基于立体视觉视差分析的障碍物检测算法. 实验结果表明, 算法具有计算量小和可靠性高的特点.

关键词: 障碍物检测; 重投影变换; 立体视觉

中图法分类号: TP37 **文献标识码:** A

在智能车辆系统(intelligent vehicle system)的研究过程中, 障碍物检测是其中很重要的一个部分. 障碍物是车辆行进过程中随机出现的、形状不可预知的三维物体, 正是由于这种随机性和不可预知性, 我们很难对障碍物下一个准确的定义. 从直觉上讲, 任何在车辆行进方向上形成一定阻碍作用的物体都可以称作障碍物. 在许多应用中, 机器人在比较平坦的地面上运动, 如在室内地板或在室外高速公路上^[1~3], 因此障碍物被定义为高出或低于“地面”的物体.

用视觉方法实现障碍物检测可以有两条不同的途径: 一种途径是基于光流分析的方法^[4~6]. 这种方法分成两步: 首先通过分析图像序列的光流场而得到自运动, 然后将二维光流场的发散性作为障碍物的定性度量. 另一种途径是基于立体视觉的方法^[1, 2, 7, 8], 即用两个(或多个)摄像机来模拟人类的视觉系统, 通过找对应来恢复物体的三维信息. 与基于运动分析方法不同的是, 立体视觉的方法可以根据两帧静态图像直接计算出障碍物在三维空间中的位置, 因此, 实用系统更多的是采用立体视觉的方法.

用立体视觉实现障碍物检测所面临的最大挑战是计算复杂度问题, 即在每一时刻都必须计算两帧或多帧图像; 为了简化对应问题, 还必须对图像进行一定的几何校正和光学校正. 为了达到实时处理的目的, Zhu 提出了基于重投影变换的障碍物检测算法^[9, 10]. 这种方法避免了对应问题, 障碍物检测简化为图像间的变换, 而且不需要测量标定点即可得到精确的投影关系, 因此具有简单、快速的特点. 在随后的一些文献中^[2, 8, 11], 重投影变换受到了广泛的应用, 并被称为地平面变换(ground plane transformation).

然而, 用重投影变换检测障碍物是有一定限制的. 为此, 本文首先分析了基于重投影变换的障碍物检测算法的基本原理, 结合实际应用建立了重投影变换的参数化模型, 并着重分析了摄像机的内、外参数以及摄像机的姿态参数对算法的影响, 指出在颠簸状态下用重投影变换将遇到难以克服的困难. 为了解决颠簸问题, 本文提出了一种基于立体视觉扫描线视差分析的障碍物检测算法. 实验结果证明了新的算法具有明显的速度优势, 并能适应颠簸环境的要求.

* 收稿日期: 1999-06-10; 修改日期: 1999-09-22

基金项目: 国防科技预研项目(JS96C3-7)

作者简介: 李岩(1974—), 男, 河南南阳人, 硕士, 主要研究领域为计算机视觉, 图像处理; 林学圃(1940—), 男, 浙江瑞安人, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为计算机视觉, 图像处理, 模式识别.

1 重投影变换的参数化模型及其性能分析

1.1 重投影变换的基本原理

对于立体视觉来说, 空间一个三维点在图像中的位置关系受到基本矩阵 F (fundamental matrix) 的约束, 但是由射影几何的知识我们可知, 如果一个 3D 点集位于空间的一个平面上, 立体视觉的对应问题可以由一个平面射影变换唯一确定. 在障碍物检测的特定应用中, 基于平面重投影变换的算法正是利用了这种特性, 使处于空间某一平面上的三维点的视差变为零, 从而避免了立体匹配, 简化了障碍物检测过程.

如图 1 所示, 设右摄像机和左摄像机的坐标系分别为 $X_1Y_1Z_1$ 和 $X_2Y_2Z_2$, 其中 Z_1, Z_2 为各自的光轴, 并取右摄像机坐标系为参考坐标系, 世界坐标系为 XYZ , 空间一点 $P = (x, y, z)^T$ 在两摄像机坐标系中的坐标为 $P_1 = (x_1, y_1, z_1)^T, P_2 = (x_2, y_2, z_2)^T$. π 为参考坐标系中的一个平面.

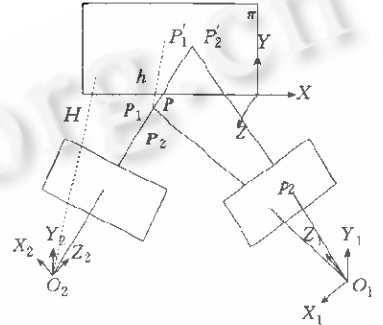


Fig. 1 Ground plane transformation
图1 重投影变换示意图

按照 Shashua 等人提出的平面+视差 (plane+parallax) 的形式, 空间一点 P 在图像对中的对应关系可表示为^[12]

$$P_2 \cong A_\pi p_1 + kt, \quad (1)$$

其中 A_π 为关于参考平面 π 的射影变换矩阵; t 为左摄像机光心在参考坐标系中的平移分量; k 为 P_1 在参考视点中的射影深度, 它正比于点相对于参考平面的高度 h , 反比于点的深度 z_1 ^[13]. 基于重投影变换的障碍物检测实际上是式(1)的一个特例, 其实质是将其中的一幅图(如左图)作一变换, 使地面上的点在变换图与右图中处于相同的位置, 而高出地面的物体则存在一定的视差.

1.2 重投影变换的性质

(1) 对于处在参考平面 π 上的点 P , 平面重投影变换 A 将第 2 个图像平面上的点 p_2 变换到它在参考图像平面的实际投影点, 从而在两幅图像中的视差变为零.

(2) 对于不在平面 π 上的点, 重投影变换消除了由旋转引起的图像运动, 剩下一个只与平移分量 t 有关的平面运动视差矢量, 即点 P 在参考视图中的实际投影和重投影图像之差.

(3) 重投影变换是一般的平面射影变换, 变换矩阵 A_π 为 3×3 的齐次矩阵 (homogeneous matrix), 共有 8 个独立参数, 因此用图像中最少 4 对匹配点 (其中任意 3 点不共线) 就可以求出矩阵 A_π .

1.3 重投影变换的参数化模型

为了分析摄像机的内、外参数以及摄像机相对于参考平面姿态变化对算法的影响, 本节将引入具体符号, 建立重投影变换矩阵的参数化模型. 定义世界坐标系 $X_wY_wZ_w$, 左摄像机坐标系 $X_{cl}Y_{cl}Z_{cl}$, 右摄像机坐标系 $X_{cr}Y_{cr}Z_{cr}$ (如图 2 所示).

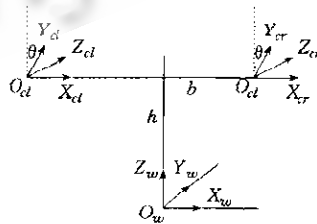


Fig. 2 Camera and reference plane coordinate system
图2 摄像机和参考平面坐标系系统

图中 h 为摄像机平台距地面的高度, b 为半基线长. 假设左、右摄像机的光轴平行放置 (这一点可通过图像校正来保证^[13]), 光轴与地面的夹角为 θ . 定义参考平面方程 $Z = \rho X + qY$ (这里, 我们假定车辆颠簸时路面始终过 O_w 点, 更一般的情况应设 $Z = \rho X + qY + r$), 则地面上的一点 $P_g = (X_g, Y_g, Z_g)^T$ 在左、右图像中的坐标分别为

$$\left. \begin{aligned} Z_{cl} \cdot \begin{bmatrix} u_l \\ v_l \\ 1 \end{bmatrix} = p_l \cdot \begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \\ Z_g \\ 1 \end{bmatrix} = P_l \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ p & q & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \\ 1 \end{bmatrix} = A_l \cdot \begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \\ 1 \end{bmatrix}, \\ Z_{cr} \cdot \begin{bmatrix} u_r \\ v_r \\ 1 \end{bmatrix} = p_r \cdot \begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \\ Z_g \\ 1 \end{bmatrix} = P_r \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ p & q & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \\ 1 \end{bmatrix} = A_r \cdot \begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \\ 1 \end{bmatrix}. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中 P_l 和 P_r 分别为世界坐标系到左、右摄像机坐标系的透视矩阵 (perspective matrix). 透视矩阵 P_l 和 P_r 为 3×4 矩阵, 它们实际上定义了空间上任一点 (3D) 到图像坐标系 (2D) 的映射, 因此是不可逆的. 但是, 由于 $P_g = (X_g, Y_g, Z_g)^T$ 被约束到空间一个平面 (地面) 上, 这种映射可以做到一一对应 (A_l 和 A_r 是 3×3 的可逆矩阵):

$$\begin{bmatrix} u_l \\ v_l \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{Z_{cl}}{Z_{cr}} \cdot A_r \cdot A_l^{-1} \cdot \begin{bmatrix} u_r \\ v_r \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{Z_{cl}}{Z_{cr}} \cdot A \cdot \begin{bmatrix} u_r \\ v_r \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

假定左、右摄像机的内参数一样, 则内参数矩阵 M 为

$$M = \begin{bmatrix} F_u & 0 & U_0 & 0 \\ 0 & -F_v & V_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

其中 F_u, F_v 分别为水平和垂直方向的等效焦距, (U_0, V_0) 为光轴与图像平面交点的坐标 (piercing point). 推导可得重投影变换矩阵 $A = A_r \cdot A_l^{-1}$ 为

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} a_{11} = \frac{h-bp}{h+bp} \\ a_{12} = -\frac{2bF_u(\cos\theta + q\sin\theta)}{F_v(h+bp)} \\ a_{13} = \frac{2b[pF_vU_0 + F_u(V_0 - qF_v)]\cos\theta + F_v(F_u + qV_0)\sin\theta}{F_v(h+bp)} \end{cases} \quad (6)$$

1.4 颠簸问题对重投影变换的影响

在野外行驶的无人驾驶车辆由于路面不平整而时刻处于颠簸状态之中, 因此, 作为参考平面的地面与两个摄像机的关系实际上并不是固定的. 为了分析颠簸问题对算法的影响, 本节将引入一些具体参数. 在我们设计的系统中, 光轴与地面夹角 $\theta = 2^\circ$, 左、右摄像机光心之间距离为 $2b = 1.5\text{m}$, 摄像机距地面高度为 2m . 在颠簸状态下, 车辆主要做俯仰和横滚两种运动.

(1) 当车辆仅有俯仰运动时, 设路面方程为 $Z = \tan\beta \cdot Y$, β 为俯仰角 (俯为正), 为了简化问题, 我们不妨假定 $F_u = F_v$, 则

$$\begin{cases} a_{11} = 1 \\ a_{12} = -\frac{2b\cos(\beta - \theta)}{h\cos\beta} \\ a_{13} = \frac{2b[V_0\cos(\beta - \theta) - F_v\sin(\beta - \theta)]}{h\cos\beta} \end{cases}, \quad (7)$$

实际上, 由于 θ 很小 (光轴近似与地面平行), 当俯仰变化不大时 ($\pm 3^\circ$), a_{12} 和 a_{13} 近似与 β 呈线性关系, 而 a_{13} 为主要变化量 (在我们设定的参数下, a_{13} 将有一个数量级的变化).

(2) 当车辆仅有横滚运动时, 设路面方程为 $Z = \tan\alpha \cdot X$, α 为横滚角(左倾为正); 同时我们假定 $F_x = F_y$, 则

$$\begin{cases} a_{11} = \frac{h - b \tan\alpha}{h + b \tan\alpha} \\ a_{12} = -\frac{2b \cos\theta}{h + b \tan\alpha} \\ a_{13} = \frac{2b(V_0 \cos\theta + F_x \sin\theta + V_y \tan\alpha)}{h + b \tan\alpha} \end{cases}, \quad (8)$$

当横滚角度不大时, 以上 3 个参数同样近似与 α 呈线性关系, 而 a_{13} 为主要变化量。

以上分析表明, 当摄像机做小范围的颠簸运动时, 重投影变换矩阵的参数 a_{13} 变化非常剧烈, 在一个模拟实验中我们发现, 对于 50 米远处的一个小障碍物, 本来应该对准的点在颠簸状态下用固定的投影变换矩阵计算会出现近 100 个像素的误差, 这说明, 单靠一个固定不变的重投影变换来检测障碍物在颠簸状态下是不可靠的, 而且在摄像机注视远方的条件下, 这种缺点尤为突出。为此, 我们必须寻求用立体视觉实现障碍物检测的快速、可靠的算法。

2 基于立体视觉视差分析的障碍物检测系统

在室外环境下, 物体具有复杂的自然形状, 路面由于阴影等的存在会有较多的纹理, 这时为了对障碍物进行更精细的观察和快速的反应, 必须找出在颠簸状态下障碍物区域相对于地面纹理的某些不变量。通过分析我们发现, 在障碍物立面假设下, 立体视觉对应点的视差提供了这种信息。

2.1 算法的基本原理

障碍物检测系统要求对前方远距离(例如 50 米远)的小障碍物进行注视观察, 这意味着摄像机的光轴基本上要与地面平行, 即使在颠簸状态下, 光轴与地面的夹角也很小(假定在 $\pm 3^\circ$ 之间变化), 我们称之为光轴与地面平行假设。同时, 还必须对障碍物下一个准确的定义: 障碍物是高出地面一定距离的物体, 其可见表面上的点到摄像机的距离近似为一个常数, 我们称之为障碍物立面假设。在平行假设和立面假设下, 障碍物检测问题可简化为搜索图像中的等视差区域。

为了分析障碍物区域和地面纹理在图像中的视差差异, 需要在摄像机、障碍物和地面之间建立一定的数学模型。假设车辆行驶在平稳状态, 对于前方 L 处高为 h 的一个矩形障碍物, 其顶端 a 在图像中处于扫描线 l 上, 而 b 是同一条扫描线上处于地面上的特征, 假定我们对 l 进行注视观察, 如图 3 所示。

摄像机的高度为 H , 基线长为 B , 光轴与地面夹角为 $90^\circ - \alpha$, 最大检障距离为 L , 障碍物的最小高度为 h 。定义摄像机坐标系 x, y, z ; ($i=1, 2$), z 轴指向光轴方向。从理论上讲, 当一个物体进入检测范围内时, 扫描线 l 上对应于地面上的点 b 和对应于障碍物上的点 a 在左、右图像中的视差应有明显区别, 根据针孔成像模型, a 点和 b 点在图像中的视差分别为

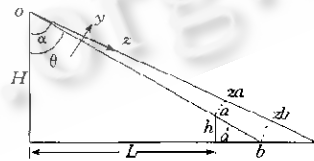


Fig. 3 Disparity analysis of obstacle and ground texture
图3 障碍物和地面纹理的视差分析

$$\begin{aligned} d_a &= f_u \frac{B}{z_a} = f_u \frac{B}{\sqrt{L^2 + (H-h)^2} \cdot \cos(\alpha - \theta)}, \\ d_b &= f_u \frac{B}{z_b} = \frac{H-h}{H} \cdot f_u \frac{B}{\sqrt{L^2 + (H-h)^2} \cdot \cos(\alpha - \theta)}, \end{aligned}$$

则视差之差:

$$\Delta d = d_a - d_b = f_u \frac{B}{H} \frac{h}{\sqrt{L^2 + (H-h)^2} \cdot \cos(\alpha - \theta)} \quad (9)$$

对于图像中的一条纹理, 既可能是障碍物 $a'a$ 产生的, 也可能是地面纹理 $a'b$ 产生的。但是在立面假设下, $a'a$ 上的视差变化很小, 而 $a'b$ 上的视差却有明显变化(这种变化是由点的深度不同造成的), 因此, 我们可以利用这条

性质来实现障碍物检测。

2.2 算法描述

在障碍物检测系统的设计过程中,我们认为其中还蕴含着这样一个假设:当车辆检测出前方 L (L 为最大检测距离) 处的一个障碍物时, L 以内的障碍物在此之前已被可靠地检测出来。因为在行驶过程中,如果在刹车距离内出现障碍物,则可以认为车辆在此之前已做了刹车操作。由上述分析可知,当车辆在平稳状态下行驶时,可以通过分析一条扫描线上是否存在视差变化来判断障碍物的存在与否。但在实际中,由于车辆时刻处于颠簸状态,因此这条扫描线是不固定的,可以考虑采用某种搜索策略来对扫描线进行快速定位,具体可分为以下 3 种情况:

(1) 扫描线上没有纹理,继续搜索下一条候选扫描线。为了保证算法的快速实现,候选扫描线的选择可在当前扫描线的某一邻域内进行间隔采样(根据采样原理,为了避免漏检,最大采样间隔应小于障碍物在图像中高度的一半)。

(2) 扫描线上有纹理,但不存在明显视差变化,这时我们无法判断该纹理是属于地面还是属于障碍物,但是可以根据视差计算出形成该纹理的三维点到摄像机的距离。由于我们只关心前方 L 处是否有障碍物,因此可以根据算出的距离值指导下一条要搜索的扫描线。具体又可分为 3 种情况:① 扫描线与摄像机距离 $< L$, 这时应搜索图像中该扫描线以上的区域;② 扫描线与摄像机距离 $> L$, 这时应搜索图像中该扫描线以下的区域;③ 扫描线与摄像机距离约等于 L , 这时应继续分析和该扫描线相邻的若干条扫描线,如果邻域内找到了一条视差相等的特征,则判断出现了障碍物;否则,如果在图像中只跟踪到小段的连续纹理(小于最小障碍物的尺寸)或有明显视差变化的纹理,则按没有障碍物处理。

(3) 扫描线上有纹理,且存在明显的视差变化,从原理上讲,这时应判断出现了障碍物,为了避免误差,可以采用类似(2)中的方法在其邻域内再分析几条扫描线来验证结果。

2.3 算法性能分析

设定摄像机的参数同第 1.4 节,通过分析我们得到以下一些结论。

(1) 当其他参数保持不变时, Δd 随 B 和 H 的变化曲线如图 4 所示。

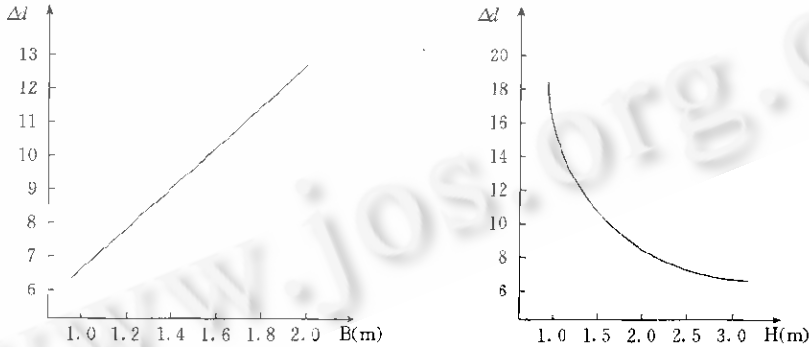


Fig. 4 Plot of Δd for varying values of B and H

图 4 Δd 随 B 和 H 的变化曲线

从图中可以发现,增大基线长度 B 或是减小摄像机高度 H 都有利于视差分析,但这些参数也受到安装环境的限制。

(2) 当摄像机的外参数相对固定时,增加 f_0 也有利于视差分析,也就是说要选择焦距大的镜头。但焦距太大也会带来视场小的负面影响,因此必须在两者之间作一定的权衡。

(3) 摄像机俯仰运动对障碍物检测的影响,当摄像机作俯仰运动时,反映到式(9)中是角度 α 的变化。由于物体远离摄像机,摄像机光轴近似与地面平行,当 α 在小范围内变化时 ($\pm 3^\circ$), $\cos(\alpha - \theta) \approx 1$ ($\theta \approx 90^\circ$), 这时, Δd 随 α 的变化曲线如图 5 所示。

可以看到,在俯仰运动下,不同的 α 角对应于不同的 Δd 值,但 Δd 完全在图像可分辨的范围内(≈ 9).

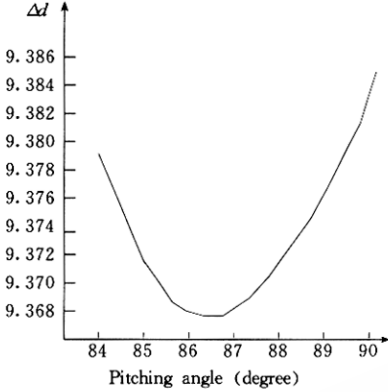


Fig. 5 Plot of Δd for varying values of α
图5 Δd 随 α 的变化曲线

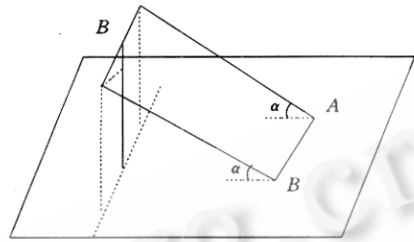


Fig. 6 Vehicle is in rolling condition
图6 车辆作横滚运动时的示意图

(4) 摄像机横滚运动对障碍物检测的影响. 当摄像机做横滚运动时, 每条扫描线切到地面上不同距离的点, 如图 6 所示. 设摄像机光轴分别与地面交于 A, B 两点, 光轴与地面的夹角为 α , 摄像机平台向右倾斜 θ 角. 则 A, B 两点在图像上的视差之差为:

$$\Delta d = d_B - d_A \approx f_u \cdot B \cdot \left(\frac{\sin \alpha}{H - b \sin \theta} - \frac{\sin \alpha}{H + b \sin \theta} \right) \approx 0.$$

由于 θ 角很小 ($< 3^\circ$), 因此 Δd 也很小 (对扫描线上任意两个地面点的分析也有类似结果). 由此我们得到如下结论, 当摄像机做横滚运动时, 同一条扫描线上地面纹理不同点的视差值不同 (而且这种视差变化随两点之间距离的增大而增大), 但这种视差差异相对于障碍物和地面纹理的视差差异是一个极小量. 因此, 当扫描线上出现明显的视差变化时, 仍可以认为是出现了障碍物.

2.4 实验结果

为了验证以上分析, 我们进行下列实验. 图 7 显示了障碍物检测的结果, 其中图 7(a) 和 (b) 分别为左图和右图, 图中障碍物到摄像机的距离约为 30m, 障碍物的尺寸为 0.25 × 0.25 (m), 由于路面存在镜面反射, 障碍物看起来要高一些. 图 7(c) 为立体匹配的结果, 我们用颜色深浅来表示物体距离的远近, 深色的纹理距离较近. 图 7(d) 为等视差线的跟踪结果, 即将图 7(c) 的中点按照等视差的原则连接而得到的直线.

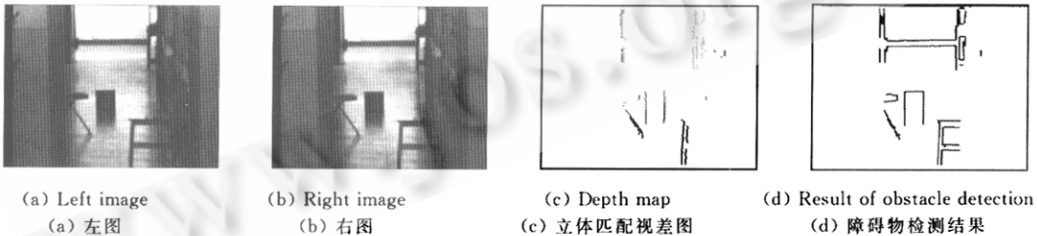


Fig. 7 Obstacle detection result after disparity analysis

图 7 用视差分析进行障碍物检测结果

为了说明算法在颠簸状态下的可靠性, 图 8 显示了摄像机做一定俯仰运动后的检测结果. 其中俯仰角为 1.5° , 障碍物的大小和距离不变, 但它们在图像中的位置却有十分明显的变化.

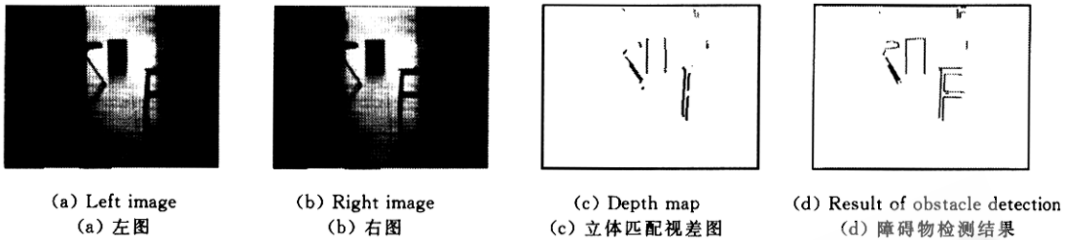


Fig. 8 Obstacle detection under vibration conditions
图 8 在颠簸状态下障碍物检测结果

3 小 结

障碍物检测是智能车辆研究中的一个重要部分,本文用射影几何的方法介绍了平面重投影变换的一般原理,结合变换矩阵的参数化表示,我们分析了各种参数对变换矩阵的影响,其中包括摄像机的内、外参数以及摄像机相对于参考平面的姿态参数.通过分析我们发现,常用的静态重投影变换算法在室外颠簸状态下对于检测远距离的小障碍物将遇到难以克服的困难.

为了解决颠簸问题,本文提出了一种新的基于立体视觉视差分析的障碍物检测算法.在平行假设和立面假设的情况下,由于障碍物表面的深度变化远小于障碍物到摄像机的平均距离,因此可以通过搜索图像中的等视差区域来实现障碍物的检测和定位.实验证明,该算法能够适应颠簸环境的要求.

References:

- [1] Bertozzi, M., Broggi, A. GOLD: a parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998,7(1):62~81.
- [2] Li F., Brady, M. Modeling the ground plane transformation for real-time obstacle detection. *Computer Vision and Image Understanding*, 1998,71(1):137~152.
- [3] Zhang Z., Weiss, R., Hanson, A. R. Obstacle detection based on qualitative and quantitative 3D reconstruction. *IEEE Transactions on PAMI*, 1997,19(1):15~26.
- [4] Enkelmann, W. Obstacle detection by evaluation of optical flow field from image sequences. In: *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 1990. 134~138.
- [5] Nair, D., Aggarwal, J. K. Moving obstacle detection from a navigating robot. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1998,14(3):404~416.
- [6] Nelson, R. C., Aloimonos, J. Obstacle avoidance using flow field divergence. *IEEE Transactions on PAMI*, 1989,11(10):1102~1106.
- [7] Williamson, T. A. A high-performance stereo vision system for obstacle detection [Ph. D. Thesis]. CMU-RI-TR-98-24, Carnegie Mellon University, 1998.
- [8] Xie M. Ground plane obstacle detection from stereo pairs of images without matching. In: *Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision*. Singapore, 1995.
- [9] Zhu Zhi-gang, Lin Xue-yin. Real-Time algorithms for obstacle avoidance by using reprojection transformation. In: *Proceedings of the IAPR Workshop on Machine Vision and Applications*. Tokyo, Japan, 1990. 393~396.
- [10] Zhu Zhi-gang, Lin Xue-yin, Shi Ding-ji, *et al.* A real time obstacle detection vision system based on reprojection transformation. *Computer Research and Development*, 1999,36(1):77~84 (in Chinese).
- [11] Zheng Y., Jones, D. G., Billing, S. A., *et al.* A stereo algorithm for ground plane obstacle detection. *Image and Vision Computing*, 1990,(8):57~62.
- [12] Shashua, A., Navab, A. Relative affine structure: canonical model from 3D from 2D geometry and applications. *IEEE Transactions on PAMI*, 1996,18(9):873~883.
- [13] Zhu Zhi-gang. Research on environment modeling in the vision navigation [Ph. D. Thesis]. Beijing: Department of

Computer Science and Technology, Tsinghua University, 1997 (in Chinese).

- [14] Ayache, N., Hansen, C. Rectification of images for binocular and trinocular stereovision. In: Proceedings of the IEEE Conference on Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society Press, 1988. 11~16.

附中文参考文献:

- [10] 朱志刚, 林学闻, 石定机, 等. 基于重投影变换的实时障碍物检测视觉系统. 计算机研究与发展, 1999, 36(1): 77~84.
[13] 朱志刚. 视觉导航中环境建模的研究[博士学位论文]. 北京: 清华大学计算机科学与技术系, 1997.

Research on Stereo Vision Based Obstacle Detection Algorithm

LI Yan, LIN Xue-yin

(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

E-mail: ly@vision.cs.tsinghua.edu.cn; lxy-dcs@mail.tsinghua.edu.cn

http://www.tsinghua.edu.cn

Received July 10, 1999; accepted September 22, 1999

Abstract: Obstacle detection plays an important role in intelligent vehicle system research. In this paper, the general theory of obstacle detection algorithm is presented based on Ground Plane Transformation. A parametric model for obstacle detection applications is constructed and the influences of the internal, external and pose parameters of the camera on the transformation matrix are discussed. In order to fulfill the requirement in the vibration situations, a new obstacle detection algorithm is proposed based on stereo vision disparity analysis. Experiments show that low computation amount and high reliability can be achieved with the new algorithm.

Key words: obstacle detection; ground plane transformation; stereo vision © 中国科学院软件研究所 <http://www.jos.org.cn>