

一种新的基于单目视觉的广义障碍物检测方法

刘 威,于红绯,杨 恒,段勃勃,袁 淮,赵 宏

(东北大学研究院,辽宁沈阳 110179)

摘 要: 障碍物检测是辅助驾驶、机器人导航等领域的核心问题之一.本文提出一种新的基于特征点道路面投影位移矢量的单目视觉广义障碍物检测方法.基于道路平面假设,利用特征点估计相机自运动参数,并利用此参数对相机的旋转运动进行补偿.利用逆透视投影变换,分别推导并证明了道路平面上的点和障碍物上的点的道路面投影位移矢量与相机位移矢量的关系.提出了一种区间统计方法,实现了相机位移矢量的鲁棒估计.最后,通过分析连续图像特征点的道路面投影位移矢量与相机位移矢量的关系,实现了广义障碍物检测.各种场景下的实验结果表明,该方法能够检测任意类型、形状的障碍物.与传统的运动补偿方法相比,具有更好的鲁棒性和准确性.

关键词: 广义障碍物检测; 逆透视投影变换; 位移矢量; 区间统计; 单目视觉

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 08-1793-07

A New Method for Generalized Obstacle Detection Based on Monocular Vision

LIU Wei, YU Hong-fei, YANG Heng, DUAN Bo-bo, YUAN Huai, ZHAO Hong

(Research Academy, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110179, China)

Abstract: Obstacle detection is one of the key problems in driver assistance and robot navigation, etc. A monocular generalized obstacle detection method based on ground projection displacement vectors of feature points is proposed. The motion parameters of camera are estimated by feature points under the ground plane assumption and the rotation of camera is compensated by these parameters. The relationship between displacement vectors of camera and ground projection displacement vectors of both ground points and obstacle points are deduced by IPM (Inverse Perspective Mapping) respectively. An interval statistical method is proposed and the displacement vectors of camera are robustly estimated by this method. The generalized obstacle is detected by analyzing the relationship between ground projection displacement vectors of feature point pairs in image sequence and displacement vectors of camera. The experimental results under various scenes illustrate that the method can detect obstacle in arbitrary type and shape. Comparing with traditional obstacle detection method based on motion compensation, this method is more robust and accurate.

Key words: generalized obstacle detection; inverse perspective mapping; displacement vector; interval statistical; monocular vision

1 引言

在复杂室外环境下,基于视觉的广义障碍物检测是汽车辅助驾驶、机器人导航等领域的核心问题之一.单目视觉由于体积小、安装方便、成本低等优点在障碍物检测中得到广泛应用.目前,基于单目视觉的障碍物检测主要有基于特征和基于运动两大类检测算法.基于特征的障碍物检测方法,通常是利用障碍物的特征进行检测,需要预先获知所要检测的障碍物的特征,如文献[1~3]利用车辆的对称性、垂直/水平边缘、车底阴影、

拐角等特征检测车辆,文献[4~7]利用纹理、高度、形状等特征检测行人.该类方法只适用于检测特定类型的目标物,不适合检测未知类型的目标物;基于运动的障碍物检测方法,常用的有图像差分法、运动补偿法和光流法.图像差分法要求背景图像基本保持不变,因此一般常用于视频监控,很难直接用于相机移动情况下的障碍物检测.基于运动补偿的方法,是利用相机运动与背景运动或道路平面运动的差异性检测障碍物,如文献[8~10]利用传感器或者运动估计的方法获取相机运动参数,并通过补偿相机运动实现障碍物检测.运动补偿的

方法虽然能够实现不同形状和运动速度的广义障碍物检测,但其易受运动参数的准确度、补偿精度、光照的影响,当道路面纹理比较丰富、光照变化时会产生很多误检测.利用光流检测障碍物的方法很多,如文献[11]通过比较实际图像光流场与自运动估计恢复得到的地平面光流场之间的区别来检测障碍物,文献[12]采用光流场分割和 Canny 边缘算子融合技术检测运动障碍物.文献[13]采用极线约束、正向深度约束和高度约束相结合的方法检测运动障碍物.

本文提出了一种基于特征点道路面投影位移矢量的广义障碍物检测算法,可以同时检测任意形状的运动障碍物和静止障碍物.由于本算法是以特征点作为处理对象,因此具有对光照变化不敏感、检测障碍物形状不受限等优点,不同场景下的实验结果表明本文方法具有很好的准确性和鲁棒性.

2 问题建模及分析

2.1 坐标系建立

在障碍物检测应用中,相机安装在汽车、机器人等移动载体上.为简化问题,我们建立如图 1 所示的相机载体平台及相机坐标系 O_1-XYZ ,相机坐标系和世界坐标系重合.其中, OZ 轴与相机光轴重合,它与道路面平行, OY 轴垂直指向道路面, OX 轴指向水平方向.相应的图像坐标系为 $o-uv$,其中 ou 轴与 OX 轴平行, ov 轴与 OY 轴平行.设 $P_r(X_r, Y_r, Z_r)$ 是三维空间中任意一点,其在图像平面中的成像为 $p(u, v)$,若 $p(u, v)$ 位于图像的上半平面,其一定为障碍物上的点,因此,本文仅分析 $p(u, v)$ 位于图像的下半平面的情况,并把此区域称为待检测区域.由逆透视投影变换和道路平面假设可知,当相机高度已知时,可以求得点 $p(u, v)$ 对应的道路平面点的坐标,即该图像点在道路面上的投影坐标 $P(X, Y, Z)$.当 p 为道路面上点的像时, P_r 与 P 重合.由于相机高度已知,所有图像点的道路面投影点有相同的 Y 坐标,因此,本文把 P 点简化表示成 $P(Z, X)$.本文中,图像中的点用小写字母表示,空间中的点用大写字母表示.

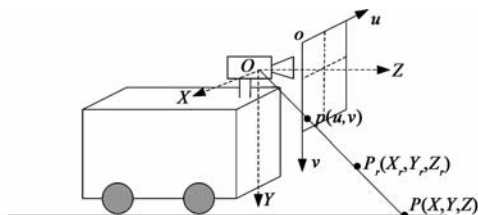


图1 相机的安装及相机坐标系建立

2.2 相机坐标系的旋转补偿

设 T_1 时刻和 T_2 时刻相机坐标系分别为 $O_1-X_1Y_1Z_1$ 和 $O_2-X_2Y_2Z_2$, α, β, γ 和 T_x, T_y, T_z 分别为相机从 T_1 时

刻运动到 T_2 时刻经过的旋转和平移,如图 2 所示.假设道路面平坦,则有 $\alpha = 0, \gamma = 0, T_y = 0$.为了消除旋转运动对道路面投影点坐标的影响,我们对 T_2 时刻的相机坐标系进行旋转补偿,使得旋转补偿后两个时刻相机坐标系的各个轴互相平行.设 $P(Z_2, X_2)$ 为 T_2 时刻相机坐标系中的一个道路面投影点,则其在旋转补偿后坐标系中的坐标 $P(Z'_2, X'_2)$ 可以通过公式(1)得出,其中 $s_\beta = \sin\beta, c_\beta = \cos\beta, \beta$ 可以通过估计相机运动参数来得到.

$$\begin{pmatrix} Z'_2 \\ X'_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_\beta & -s_\beta \\ s_\beta & c_\beta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z_2 \\ X_2 \end{pmatrix} \quad (1)$$

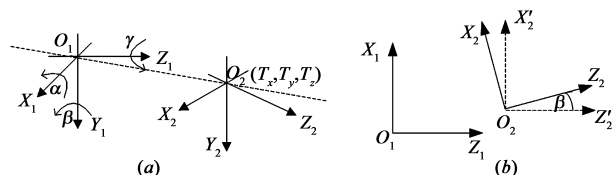


图2 (a) 相邻时刻的相机坐标系; (b) 旋转补偿后的相邻时刻相机坐标系

2.3 相机运动参数估计

目前,已有很多研究者基于道路平面假设,对相机运动参数的估计提出了不同的解决方法.如基于光流的方法^[14]、运动恢复结构的方法^[15],直接的方法^[16]等.不过在真实场景中,立体物的存在会影响上述方法参数估计的准确性.文献[17]给出了一种在顶视图视角下基于路面特征点的相机运动参数估计方法.该方法能够在估计参数的过程中对特征点进行筛选,只选择路面特征点计算相机运动参数,避免了立体物的影响.为此,本文采用该方法对相机运动参数进行估计.本文使用 LKT 方法对图像进行特征点检测和跟踪^[18].对于任意两个道路面区域的特征点对 (p_1, p'_1) 和 (p_2, p'_2) ,其中 p_1, p_2 和 p'_1, p'_2 分别为 T_1 和 T_2 时刻图像中对应的特征点,设其在相机运动前后各自坐标系下的地面投影点坐标分别为 $P_1(Z_1, X_1), P'_1(Z'_1, X'_1)$ 和 $P_2(Z_2, X_2), P'_2(Z'_2, X'_2)$,则有

$$\begin{pmatrix} Z_1 \\ X_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_\beta & -s_\beta \\ s_\beta & c_\beta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z'_1 \\ X'_1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} T_z \\ T_x \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} Z_2 \\ X_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_\beta & -s_\beta \\ s_\beta & c_\beta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z'_2 \\ X'_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} T_z \\ T_x \end{pmatrix} \quad (2)$$

在两帧连续的图像中,满足条件 $\beta \leq 5^\circ$, 所以, $c_\beta \approx 1, s_\beta \approx \beta$. 因此由式(2)可得,

$$\begin{pmatrix} Z_1 - Z_2 \\ X_1 - X_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -\beta \\ \beta & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z'_1 - Z'_2 \\ X'_1 - X'_2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

通过求解方程式(3),可以得出 β 的两组解 β_1, β_2 . 如果这两个特征点对 (P_1, P'_1) 和 (P_2, P'_2) 来自于道路面,则两组解 β_1, β_2 应该近似相等;若 β_1, β_2 存在较大

差异,则可知它们中有一个或两个是非道路面上的特征点对.随机选取相邻帧图像中通过检测跟踪得到的两个特征点对,利用每两个特征点对求解相机运动参数,通过判断 β_1, β_2 的相似程度,可以筛选出道路面的特征点对,并保留该两个特征点对求解的相机运动参数.考虑到精度和计算成本的折中,文献[17]按上述过程寻找 20 组相机运动参数,并选择 20 组参数的中值作为最终的相机运动参数.这种采用中值的方法没有充分利用 20 组参数信息,导致每次求解的参数结果会有较大差别,波动较大.为此,本文为了使求解的参数相对稳定,我们对 20 组相机运动参数使用最小二乘法得到运动参数 (β, T_z, T_x) ,以此代替取中值的方法.

2.4 道路面投影点坐标位移矢量分析与计算

在旋转补偿后连续两个时刻的相机坐标系中,设 P_C 为一静止道路面点,如图 3 所示, p_{1G}, p_{2G} 表示其分别在 T_1 时刻和 T_2 时刻的图像 Im1 和 Im2 上的成像点, P_C 的道路面投影点与 P_C 重合. P_O 为障碍物上一点, p_{1O}, p_{2O} 表示其在图像 Im1 和 Im2 上的成像点. P_{1OG} 和 P_{2OG} 分别表示 P_{1O}, P_{2O} 的道路面投影点.由逆透视投影变换和图 3 所示的几何关系,可以证明道路平面上的点以及障碍物上的点在道路面上投影坐标的位移与相机位移存在如下关系:

对于道路面点 P_C ,设其在相机坐标系 $O_1-X_1Y_1Z_1$ 和 $O_2-X'_1Y'_1Z'_1$ 中的道路面投影坐标分别为 (Z_{1G}, X_{1G}) 和 (Z_{2G}, X_{2G}) ,则有,

$$\begin{aligned} \overrightarrow{O_1O_2} &= -(\overrightarrow{O_2P_C} - \overrightarrow{O_1P_C}) \\ \|\overrightarrow{O_1O_2}\| &= \|\overrightarrow{O_2P_C} - \overrightarrow{O_1P_C}\| \\ &= \sqrt{(X_{2G} - X_{1G})^2 + (Z_{2G} - Z_{1G})^2} \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\|\overrightarrow{O_1O_2}\|$ 为相机光心位移量, $\overrightarrow{O_2P_C} - \overrightarrow{O_1P_C}$ 为 P_C

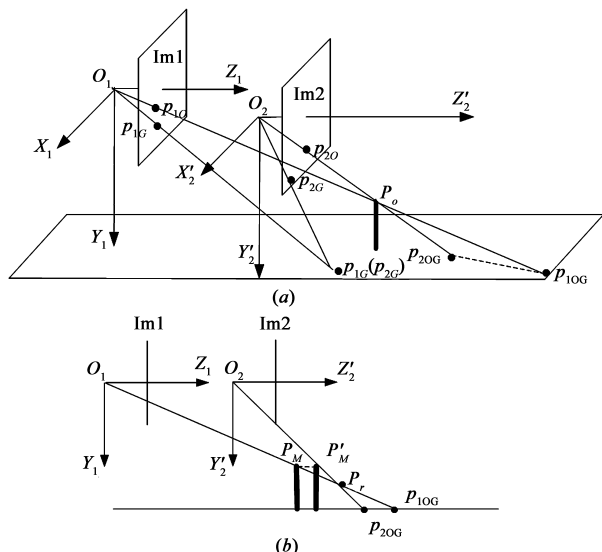


图3 空间点的成像及道路面投影点位移

的道路面投影点位移量.由式(4)可知,其地面投影点位移与相机光心位移在空间中的夹角 $\theta = \pi$.

对于障碍物上的点 P_O ,当 P_O 为静止障碍物上点时,设其在相机坐标系 $O_1-X_1Y_1Z_1$ 和 $O_2-X'_1Y'_1Z'_1$ 中的道路面投影坐标分别为 (Z_{1O}, X_{1O}) 和 (Z_{2O}, X_{2O}) .则有,

$$\overrightarrow{O_1O_2} = \overrightarrow{O_1P_{2OG}} - \overrightarrow{O_2P_{2OG}} = (\overrightarrow{O_1P_{1OG}} + \overrightarrow{P_{1OG}P_{2OG}}) - \overrightarrow{O_2P_{2OG}},$$

可知,

$$\overrightarrow{O_1O_2} + \overrightarrow{P_{2OG}P_{1OG}} = -(\overrightarrow{O_2P_{2OG}} - \overrightarrow{O_1P_{1OG}}) \quad (5)$$

由成像几何关系可知,向量 $\overrightarrow{O_1O_2}$ 和向量 $\overrightarrow{P_{2OG}P_{1OG}}$ 在空间中的夹角 $\Phi = 0$,因此由式(5)可知,地面投影点位移 $\overrightarrow{O_2P_{2OG}} - \overrightarrow{O_1P_{1OG}}$ 与相机光心位移 $\overrightarrow{O_1O_2}$ 在空间中的夹角 $\theta = \pi$,且有,

$$\begin{aligned} \|\overrightarrow{O_1O_2}\| &< \|\overrightarrow{O_2P_{2OG}} - \overrightarrow{O_1P_{1OG}}\| \\ &= \sqrt{(X_{2O} - X_{1O})^2 + (Z_{2O} - Z_{1O})^2} \end{aligned} \quad (6)$$

当 P_O 为运动障碍物上的点时,不妨设其在 T_1 时刻的位置为 P_M , T_2 时刻的位置为 P'_M ,可按照运动点的位移 $\overrightarrow{P_MP'_M}$ 与相机光心位移 $\overrightarrow{O_1O_2}$ 是否在同一个平面内分为两类:

当两者在同一平面内,且光线 O_1P_M 与 $O_2P'_M$ 平行时,

$$\begin{aligned} \overrightarrow{O_2P_{2OG}} - \overrightarrow{O_1P_{1OG}} &= 0 \\ \|\overrightarrow{O_1O_2}\| &> \|\overrightarrow{O_2P_{2OG}} - \overrightarrow{O_1P_{1OG}}\| \\ &= \sqrt{(X_{2OG} - X_{1OG})^2 + (Z_{2OG} - Z_{1OG})^2} \end{aligned} \quad (7)$$

当两者在同一平面内,且光线 O_1P_M 与 $O_2P'_M$ 相交时,设其交点为 $P_r(X_r, Y_r, Z_r)$,点 P_O 的道路面投影点位移等效于静止点 P_r 的道路面投影点位移.根据 Y_r 与相机高度 H 的关系,可知,

(1) 当 $Y_r < 0$ 时, P_r 位于 O_1P_M 与 $O_2P'_M$ 的反向延长线上,此时, $\overrightarrow{O_1O_2}$ 与 $\overrightarrow{O_2P_{2OG}} - \overrightarrow{O_1P_{1OG}}$ 方向在空间中的夹角 $\theta = 0$,大小关系可能为大于、小于或等于;

(2) 当 $0 < Y_r < H$ 时, P_r 的道路面投影位移等同于前面推导的静止障碍物 P_O 的道路面投影位移;

(3) 当 $Y_r = H$ 时, P_r 的道路面投影位移等同于前面推导的道路面静止点 P_C 的道路面投影位移;

(4) 当 $Y_r > H$ 时,此时, P_r 位于地平线下方, $\overrightarrow{O_1O_2}$ 与 $\overrightarrow{O_2P_{2OG}} - \overrightarrow{O_1P_{1OG}}$ 方向在空间中的夹角 $\theta = \pi$, $\|\overrightarrow{O_1O_2}\| > \|\overrightarrow{O_2P_{2OG}} - \overrightarrow{O_1P_{1OG}}\|$.

当运动点的位移 $\overrightarrow{P_MP'_M}$ 与相机光心位移 $\overrightarrow{O_1O_2}$ 不在同一平面内时,即为异面直线,这时, $\overrightarrow{P_MP'_M}$ 与 $\overrightarrow{O_1O_2}$ 的空间夹角 $\varphi \in (0, \pi)$.因此,向量 $\overrightarrow{O_1O_2}$ 与向量 $\overrightarrow{O_2P_{2OG}} - \overrightarrow{O_1P_{1OG}}$ 在空间中的方向夹角 $\theta \in (0, \pi)$,道路面投影位移大小与相机光心位移大小的关系可能为大于、小于或等于.

由上述分析可知,在经过旋转补偿后的相邻时刻相机坐标系中,大多数情况下,道路面点与障碍物上的点可以通过其投影位移与相机光心位移的大小、方向关系进行区分.仅对于运动障碍物上的点满足 $Y_r < 0$ 时,不能判断其是否为障碍物上的点,对于这种情况下的障碍物点检测,我们将通过划分图像块的检测方法解决,见后续 3.3 节.道路面、静止障碍物、运动障碍物的特征点对应的道路面投影位移与相机光心位移关系如表 1 所示.

表 1 不同物体上的特征点道路面投影位移与相机光心位移关系

点属性		道路面投影位移与 相机光心位移方向 夹角 θ 取值范围	道路面投影位 移与相机光心 位移大小关系
道路面		$\theta = \pi$	$=$
静止障碍物		$\theta = \pi$	$>$
运动 障碍 物	与相机 光心位 移共面	$Y_r < 0$	$\theta = 0$
		$0 < Y_r < H$	$<, =, >$
		$Y_r = H$	$>$
		$Y_r > H$	$=$
	与相机光心位移异面	$\theta = \pi$	$<$
		$0 < \theta < \pi$	$<, =, >$

3 障碍物检测

现实世界中的特征点从属的对象可能为道路面、静止障碍物、运动障碍物.前面的分析给出了在连续两时刻旋转补偿后的相机坐标系中,道路面、静止障碍物、运动障碍物的特征点的道路面投影位移矢量与相机光心位移矢量的关系.由 2.2 小节中计算得到的相机自运动参数,可以获得相机光心位移矢量.通过比较检测跟踪得到的特征点位移矢量与相机光心位移矢量,即可得到非道路面特征点对,实现障碍物检测.但是,由于存在误匹配的特征点对或者地平假设未充分满

足等原因,导致 2.2 小节中计算的相机自运动参数可能存在一定误差,直接利用该参数得到的相机光心位移矢量进行障碍物检测可能导致误检或漏检.为此,本文提出基于区间统计的方法对相机光心位移矢量重新进行估计,并利用估计结果对特征点的属性进行判断,实现障碍物准确检测.

3.1 相机光心位移矢量估计

由 2.4 节的分析可知,在旋转补偿后的相机坐标系中,道路平面上的特征点位移大小、方向均相同,而障碍物上的特征点位移大小、方向则存在差异.为此,本文利用该特点,采用区间统计的方法对相机光心位移矢量重新进行估计,本文中相机光心位移方向的负方向、大小分别用 α 和 l 表示.

设集合 $S = \{(P_{i,1}, P'_{i,2}) \mid i = 1, 2, \dots, N\}$ 是经过旋转补偿后的道路面投影点对集合,其中 $P_{i,1}, P'_{i,2}$ 分别为空间点 P 在 T_1 时刻道路面投影点和 T_2 时刻旋转补偿后坐标系中的道路面投影点, N 是特征点的总对数. $A = \{\alpha_i \mid i = 1, \dots, N\}$ 和 $L = \{l_i \mid i = 1, \dots, N\}$ 分别是与其相对应的投影点位移方向和大小的集合,其中, $-\pi \leq \alpha_i < \pi, l_i > 0$. α 和 l 的估计过程如下:

首先,统计 A 中元素在方向范围区间 $[-\pi, \pi)$ 中的分布情况,方向子区间的移动步长为 A_S ,方向子区间长度为 A_I , $A_S \leq A_I$. 设 A_x 为 A 中数值在第 x 个子区间中的元素组成的集合,统计 A_x 中元素对应的道路面投影位移大小在位移范围区间 $[0, \max(L)]$ 中的分布情况,位移子区间的移动步长为 L_S ,位移子区间长度为 L_I , $L_S \leq L_I$, 并设 $L_{x,y}$ 为数值在第 y 个子区间中的元素组成的集合, A_x 与 $L_{x,y}$ 的计算公式如下:

$$A_x = \begin{cases} \{\alpha_k \mid -\pi + (x-1) \cdot A_S \leq \alpha_k < -\pi + (x-1) \cdot A_S + A_I\}, & x \in \{1, 2, \dots, \left\lceil \frac{2\pi - A_I}{A_S} \right\rceil\} \\ \{\alpha_k \mid -\pi + (x-1) \cdot A_S \leq \alpha_k < \pi\} \cup \{\alpha_k \mid -\pi \leq \alpha_k < -3\pi + (x-1) \cdot A_S + A_I\}, & x \in \{1 + \left\lceil \frac{2\pi - A_I}{A_S} \right\rceil, \dots, \left\lceil \frac{2\pi}{A_S} \right\rceil\} \end{cases} \quad (8)$$

$$L_{x,y} = \{l_k \mid (y-1) \cdot L_S < l_k \leq (y-1) \cdot L_S + L_I, \alpha_k \in A_x\}, y \in \{1, 2, \dots, \left\lceil \frac{\max(L)}{L_S} \right\rceil\} \quad (9)$$

然后,利用前面计算的位移大小子集合 $L_{x,y}$ 分别对 α 和 l 进行估计.设其估计值为 $\hat{\alpha}$ 和 \hat{l} , 则,

$$\hat{l} = \sum_{l_k \in L_{x,y}} l_k \frac{1}{C(x_0, y_0)} \quad (10)$$

其中, $C(x, y)$ 表示集合 $L_{x,y}$ 中元素的个数, $(x_0, y_0) = \operatorname{argmax} C(x, y)$. 对于 $l_k \in L_{x_0, y_0}$, 相对应的 α_k 求均值值得 $\hat{\alpha}$,

$$\hat{\alpha} = \sum \alpha_k \frac{1}{C(x_0, y_0)} \quad (11)$$

图 4, 图 5 分别给出了特征点对的检测结果以及特征点对形成的道路面投影点的位移分析结果.从图 5 可

见,图 4 中的特征点对的道路面投影点经过旋转补偿后形成的位移表现出了很强的规律性.图 5(a)统计了特征点对的位移方向分布直方图,可见大多数特征点对的方向集中在 6 到 8 号方向子区间上,其中以 7 号方向子区间特征点对个数最多,这部分特征点对来自于图像中的地面以及静止立体物.图 5(b)统计了位于图 5(a)中 7 号方向子区间中的特征点对的位移大小分布直方图,可见,12 号位置子区间特征点对个数最多,这部分来自地面区域的特征点对;在此之前的位移子区间中,特征点对个数很少,这部分来自图 4 中误匹配的

特征点对.在此之后的子区间中特征点对个数呈逐渐减少趋势,这部分特征点对来自图 4 中的静止立体物,如路障和车轮等.

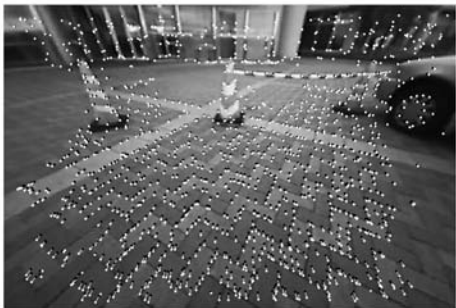


图4 特征点检测跟踪形成的光流图,其中黑点表示 T_1 时刻图像中的特征点,白点表示 T_2 时刻图像中的特征点,特征点对间通过直线连接

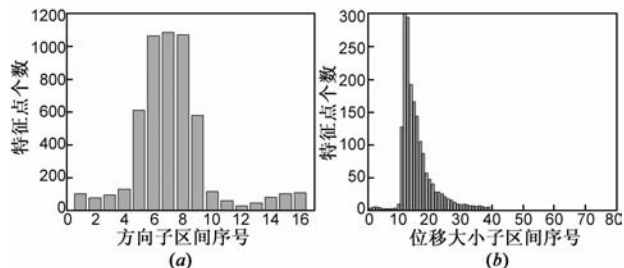


图5 对图4中的特征点对形成的道路面投影点的旋转补偿后位移分析图:(a)位移方向直方图,横轴表示方向子区间索引号 x ,纵轴表示落入对应方向子区间的点对个数,这里方向子区间的移动步长 $A_s=\pi/8$,方向子区间长度 $A_l=\pi/2$;(b)对第 x_0 个方向子区间中元素对应的位移大小直方图,这里 $x_0=7$,横轴表示位移子区间索引号,纵轴表示落入对应位移子区间的点对个数.

3.2 特征点属性计算

对于当前帧图像待检测区域中的任意特征点 p_i ,通过比较其道路面投影位移大小 l_i 和方向 α_i 与主位移大小估计值 \hat{l} 和主方向估计值 $\hat{\alpha}$ 的关系,可以计算出特征点 p_i 的属性 $P_{\text{property}}(i)$,

$$P_{\text{property}}(i) = \begin{cases} 1, & |l_i - \hat{l}| \geq \lambda_1 \cdot \hat{l} \quad \text{or} \quad |\alpha_i - \hat{\alpha}| \geq \gamma_1 \\ -1, & |l_i - \hat{l}| \leq \lambda_2 \cdot \hat{l} \quad \text{and} \quad |\alpha_i - \hat{\alpha}| \leq \gamma_2 \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (12)$$

这里 $\lambda_1, \lambda_2, \gamma_1, \gamma_2$ 为经验阈值,本文中根据多次试验选定 $\lambda_1=2, \lambda_2=0.2, \gamma_1=\pi/6, \gamma_2=\pi/16$,其中 1 表示障碍物点, -1 表示道路面点, 0 表示不确定的点.图 6(a)给出了对图 4 中特征点进行属性计算的结果,其中圆圈点表示属性值为 1 的点,实心点表示属性值为 -1 的点,“+”点表示属性值为 0 的点.

3.3 障碍物区域生成

由前面的分析可知,对于运动障碍物上的点也可能被误判断成道路面上的点,但是运动物体上往往具有不同高度的多个特征点,不同高度的特征点不会同

时被误判断,因此,为了得到最终的障碍物区域,我们把图像分成等间隔的格子,通过式(13)计算每个格子的属性 B_{property} ,其值 1 表示障碍物上的格子, -1 表示道路面上的格子. $P_{\text{property}}(i)$ 表示当前格子中第 i 个特征点的属性.所有属性为 1 的格子组成了障碍物区域,如图 6 所示.这种基于格子的判断方法也可以从一定程度上克服特征点误匹配对算法造成的影响.

$$B_{\text{property}} = \begin{cases} 1, & \sum_i P_{\text{property}}(i) > 0 \\ -1, & \sum_i P_{\text{property}}(i) \leq 0 \end{cases} \quad (13)$$

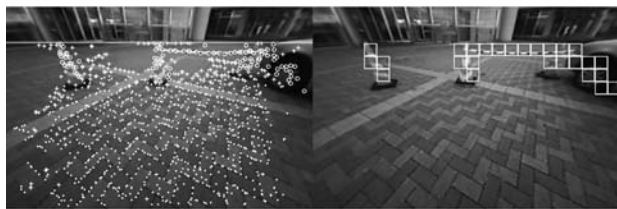


图6 (a)特征点属性分类图,其中实线下方的区域为待检测区域,圆圈点表示障碍物特征点,实心点表示道路面特征点,“+”表示不确定的特征点;(b)障碍物区域生成图,其中的格子表示检测到的障碍物区域

4 实验结果

我们利用安装在车后方的单目相机拍摄倒车场景的视频图像作为算法的测试数据,帧频为 30 帧/秒,图像大小为 720×480 像素.由于相机在安装时候,存在一定俯角,在用本文方法进行障碍物检测时,需要先将特征点坐标转换成图 1 所示相机坐标系中的坐标,再进行计算.本文还将本文方法与基于运动补偿的障碍物检测方法进行了比较.运动补偿检测障碍物的方法是通过假设 $t-1$ 时刻图像上的像素点都为道路面点的像,这样通过自运动参数可以计算 t 时刻的假想图像,再将此假想图像与 t 时刻图像做差分,由于障碍物上的特征点不满足道路平面假设,在差分图像上获得较大像素值而被检测^[19].为了比较本文方法与运动补偿方法的检测效果,这两种方法都使用本文 2.2 节中算法得到的运动参数 ω_y, T_x, T_z .为了方便评估,两种算法检测到的障碍物都采用大小为 30×30 像素的图像块表示,消失线以下部分区域是需要进行障碍物检测的区域.最后,把检测到的图像块按照 8 连通原则构成障碍物区域.对于运动补偿方法,本文采用如下方法判断某一图像块是否为障碍物区域^[18]:

$$S = \frac{1}{N} \sum_{x,y \in I} (p(x,y) - p'(x,y))^2 \quad (14)$$

如果满足 $e^{-\frac{S}{\sigma^2}} < \text{Thre}$,则确定该图像块为障碍物区域.其中, N 为图像块中的像素个数; $p(x,y), p'(x,y)$

分别为所述当前帧图像和运动假想图像中对应的某个图像块内对应像素的灰度值; σ 是以0为均值符合高斯分布的噪声的变化范围, I 表示图像块区域,Thre表示阈值.本文中 $\sigma=0.1$,Thre=0.9.

本文选择了包含人、车、墙、锥桶等不同类型障碍物的停车场、广场等不同场景视频进行测试,两种算法的测试评估结果如表2所示.其中, N_{all} 表示该段场景中存在的障碍物总数, N_r 表示算法正确识别的障碍物数, N_d 表示算法识别出的障碍物数,DR(Detection Rate)表示识别率,FAR(False Alarm Rate)表示误识别率.在本文中,若障碍物身上有1个格子被检测,则表示该障碍物被正确检测;若有1个非障碍物格子被检测,则表示有1个误检测.算法的检测率和误检测率按公式计算:

$$DR = \frac{N_r}{N_{all}} \times 100\%, FAR = (1 - \frac{N_r}{N_d}) \times 100\% \quad (15)$$

从表2的检测结果可以看出,本文方法比传统的基于IPM的障碍物检测方法检测率有所提高,且误识别率明显降低.传统的基于IPM的检测方法对运动参数

依赖性很强,当自运动参数计算不够准确时,道路面物体不能被精确补偿,导致误识别出现.另外,由于光照或相机视角的变化,导致相邻图像灰度不变假设不成立也是导致误识别出现的原因.本文提出的基于特征点道路面投影位移矢量的方法,对运动参数的少量误差并不敏感,并且采用特征点的方式检测障碍物受光照影响小,因此误识别较少.图7给出了部分场景的试验结果对比图.

表2 本文方法与IPM方法的评估结果

视频	检测方法	N_{all}	N_r	N_d	DR	FAR
1	本文方法	274	225	249	82.1%	9.60%
	IPM	274	216	268	78.8%	19.4%
2	本文方法	220	219	228	99.5%	3.90%
	IPM	220	219	261	99.5%	16.1%
3	本文方法	201	187	192	93.0%	2.60%
	IPM	201	183	200	91.0%	3.50%
4	本文方法	297	227	245	76.4%	7.30%
	IPM	297	221	266	74.4%	16.9%
5	本文方法	202	130	144	64.4%	9.70%
	IPM	202	119	155	58.9%	23.2%

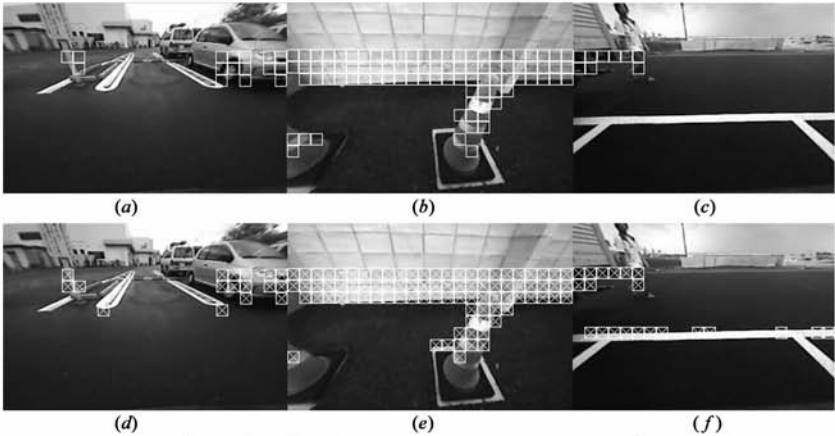


图7 (a)~(c)是本文方法的检测结果图;(d)~(f)是运动补偿方法的检测结果图

5 结论

本文提出一种基于特征点道路面投影位移矢量的单目视觉障碍物检测方法.该方法通过分析连续图像特征点对的道路面投影坐标位移矢量与相机位移矢量的关系,实现了广义障碍物检测.在不同的真实场景中的测试结果表明了该方法能够检测任意类型、形状的障碍物,具有对光照变化不敏感等优点.与传统的运动补偿方法相比,具有很好的鲁棒性和准确性.目前,我们正在将该方法应用于倒车时的障碍物检测.未来,我们将利用已获得特征点对恢复障碍物的深度、高度信息,计算碰撞时间,并进一步提高识别率、降低误识别率.

参考文献

[1] Haselhoff A, Kummert A, Davis. A vehicle detection system based on Haar and triangle features[A]. IEEE Intelligent Vehi-

cles Symposium[C]. Xi'an: IEEE, 2009. 261 - 266.

[2] Margrit B, Esin H, Larry S. Real-time multiple vehicle detection and tracking from a moving vehicle[J]. Machine Vision and Applications, 2000, 12(2): 69 - 83.

[3] Sun Z, Bebis G, Ronald M. Monocular pre-crash vehicle detection features[J]. IEEE Transactions on Image processing, 2006, 15(7): 2019 - 2033.

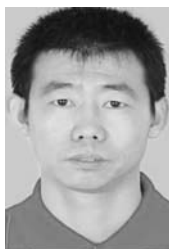
[4] 许言午, 曹先彬, 乔红. 行人检测系统研究新进展及关键技术展望[J]. 电子学报, 2008, 36(5): 962 - 968.

Xu Yan-wu, Cao Xian-bin, Qiao Hong. Survey on the latest development of pedestrian detection system and its key technologies expectation[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(5): 962 - 968. (in Chinese)

[5] Ludwig O, Delgado D, Goncalves V, Nunes U. Trainable classifier-fusion schemes: An application to pedestrian detection [A]. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems

- [C]. St. Louis, MO: IEEE, 2009. 1 – 6.
- [6] Lin Z, Davis L. Shape-based human detection and segmentation via hierarchical part-template matching[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(4): 604 – 618.
- [7] 田广, 戚飞虎. 移动摄像机环境下基于特征变换和 SVM 的分级行人检测算法[J]. 电子学报, 2008, 36(5): 1024 – 1028. TIAN Guang, Qi Fei-hu. Feature transformation and SVM based hierarchical pedestrian detection with a monocular moving camera[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(5): 1024 – 1028. (in Chinese)
- [8] Qifa Ke, Takeo Kanade. Transforming camera geometry to a virtual downward-looking camera robust ego-motion estimation and ground-layer detection [J]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003, 1(1): 390 – 397.
- [9] Boyoon Jung, Gaurav S. Sukhatme. Detecting moving objects using a single camera on a mobile robot in an outdoor environment[A]. The 8th Conference on Intelligent Autonomous Systems[C]. Amsterdam, Netherlands: IEEE, 2004. 980 – 987.
- [10] Wybo S, Bendahan R, Bougnoux S, Vestri C, Abad F, Kakinami T. Movement detection for safer backward maneuver [A]. 13th World Congress on Intelligent Transport Systems [C]. Tokyo: IEEE, 2006. 453 – 459.
- [11] Xuebing Wang, Kenji Ban, Kazuo Ishii. Estimation of mobile robot ego-motion and obstacle depth detection by using optical flow[A]. IEEE International Conference on International Conference on Systems, Man and Cybernetics[C]. San Antonio, TX: IEEE, 2009. 1770 – 1775.
- [12] 张泽旭, 李金宗, 李宁宁. 基于光流场分割和 Canny 边缘提取融合算法的运动目标检测[J]. 电子学报, 2003, 31(9): 1299 – 1302. Zhang Ze-xu 1, Li Jin-zong 1, Li Ning-ning. Detection of moving object using a fusion method based on segmentation of optical flow field and edge extracted by canny s operator[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(9): 1299 – 1302. (in Chinese)
- [13] Klappstein J, Stein F, Franke U. Monocular motion detection using spatial constraints in a unified manner[A]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium[C]. Tokyo: IEEE, 2006. 261 – 267.
- [14] Suzuki T, Kanade T. Measurement of vehicle motion and orientation using optical flow[A]. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. Tokyo: IEEE, 1999. 25 – 30.
- [15] Hartley R, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2004.
- [16] Stein G, Mano O, Shashua A. A robust method for computing vehicle ego-motion[A]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium [C]. Dearborn, MI: IEEE, 2000. 362 – 368.
- [17] Changhui Yang, Hongo H, Tanimoto S. A new approach for in-vehicle camera obstacle detection by ground movement compensation [A]. 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems[C]. Beijing: IEEE, 2008. 151 – 156.
- [18] Tomasi C, Kanade T. Detection and Tracking of Point Features [R]. USA: Carnegie Mellon University, 1991.
- [19] Guanglin Ma, Su-Birm Park, Muller-Scheiders S, Ioffe A, Kummert A. Vision-based pedestrian detection-reliable pedestrian candidate detection by combining IPM and a 1D profile [A]. Intelligent Transportation Systems Conference[C]. Seattle, WA: IEEE, 2007. 137 – 142.

作者简介



刘 威 男, 1975 年 6 月出生于沈阳, 博士, 东北大学讲师, 高级工程师, 主要研究领域为汽车辅助驾驶、智能交通、智能安防, 研究方向为计算机视觉、图像处理、模式识别。

E-main: lwei@neusoft.com



于红绯 女, 1982 年 5 月出生于沈阳, 博士研究生, 目前主要从事计算机视觉与图像处理方面的有关研究。

E-main: yuhf@neusoft.com