

# 基于全景视觉的移动机器人的运动目标检测

汤一平 胡大卫 蔡盈梅 黄珂 姜荣剑

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

**摘要** 在动态背景下的运动目标检测中,由于目标和背景两者都是各自独立运动的,在提取前景运动目标时需要考虑由移动机器人自身运动引起的背景变化。仿射变换是一种广泛用于估计图像间背景变换的方法。然而,在移动机器人上使用全方位视觉传感器(ODVS)时,由于全方位图像的扭曲变形会造成图像中背景运动不一致,无法通过单一的仿射变换描述全方位图像上的背景运动。将图像划分为网格窗口,然后对每个窗口分别进行仿射变换,从背景变换补偿帧差中得到运动目标的区域。最后,根据 ODVS 的成像特性,通过视觉方法解析出运动障碍物的距离和方位信息。实验结果表明,提出的方法能准确检测出移动机器人 360°范围内的运动障碍物,并实现运动障碍物的精确定位,有效地提高了移动机器人的实时避障能力。

**关键词** 全方位视觉传感器(ODVS),移动机器人,背景补偿,分块仿射变换

**中图分类号** TP242.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.11.064

## Moving Object Detection in Omnidirectional Vision-based Mobile Robot

TANG Yi-ping HU Da-wei CAI Ying-mei HUANG Ke JIANG Rong-jian

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract** For moving object detection in dynamic background, the movement of moving object needs to be extracted by considering the background which has also changed by the ego-motion of mobile robot. Affine transformation is widely used to estimate the background transformation between images. However, using omnidirectional vision sensors (ODVS) in mobile robot will cause inconsistencies in the background motion image due to distortion of the omnidirectional image. So only one affine transformation model can not represent the whole background changes. In this paper, the image was divided into grid windows and the area of moving objects were obtained from the background transformation-compensated frame difference using every affine transformation for each window. Finally, according to the imaging characteristics of ODVS, we obtained the distance and orientation information of moving obstacle by visual method. The results demonstrate that the proposed method is very efficient in moving object detection. It can also realize the precise localization of moving obstacles and greatly improve the ability of obstacle avoidance of mobile robot.

**Keywords** Omnidirectional vision sensor(ODVS), Mobile robot, Background compensated, Blocked affine transformation

## 1 引言

运动目标检测是计算机视觉领域的研究热点,在智能交通、智能安全监控、机器人技术等领域都有着广泛的应用。基于视觉的检测方法通常需要考虑视场范围大小的问题。普通摄像头由于视场范围有限,通常需要通过移动和转向来检测周围环境,而全方位视觉传感器具有 360°全景视场范围,可以很方便地检测周围环境中的目标,被广泛应用于计算机视觉领域。运动目标检测根据视觉传感器是否发生运动,可分为静态背景下的运动目标检测和动态背景下的运动目标检测。本文针对移动机器人动态避障问题,研究基于全方位视觉传

感器的动态背景下的运动目标检测。

对于静态背景下的运动目标检测目前已经有比较成熟的检测方法,典型的是:背景差分法<sup>[1]</sup>、帧间差分法<sup>[2]</sup>和光流法<sup>[3,4]</sup>。而动态背景下存在背景运动和运动目标两种相对独立的运动,使运动目标检测问题变得更为复杂,所以这方面的发展较为缓慢。目前运用的动态背景下的运动目标检测方法主要有模板匹配法<sup>[5]</sup>、背景运动补偿法<sup>[6]</sup>和光流法<sup>[7]</sup>。模板匹配法的思想是首先获取运动目标的先验特征,并利用先验特征来训练一些分类器,然后通过这些分类器一起投票来检测目标,如 boosting、random forest。这种方法适用于已知运动目标先验特征的情况,但是对于移动机器人的动态避障来

到稿日期:2014-11-05 返修日期:2015-03-29 本文受国家自然科学基金(61070134),浙江省大学生科技创新活动计划(新苗人才计划)(2014R403002)资助。

汤一平(1958—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为全方位视觉传感器应用、计算机视觉和物联网技术, E-mail: typ@zjut.edu.cn; 胡大卫(1992—),男,硕士生,主要研究方向为计算机视觉; 蔡盈梅(1993—),女,主要研究方向为机器人视觉; 黄珂(1994—),女,主要研究方向为数字图像处理; 姜荣剑(1989—),男,硕士生,主要研究方向为计算机视觉、智能视频分析。

说,由于障碍物并不局限于某一类型,场景中出现的任何运动目标都可视为运动障碍物,因此很难确定障碍物的先验特征。

光流法能够在不知道任何视频信息的情况下检测出运动物体,是一种应用前景较好的算法。利用光流法进行动态背景下运动目标检测的一般思路为:图像序列中背景占图像的大部分面积,因此背景运动产生的光流矢量在光流结果中应占主导地位,物体由于其运动趋势与背景不同,产生的光流矢量与背景也不同,利用目标和背景光流矢量的差异,通过光流分割识别较少的、与背景运动趋势不一致的光流,达到检测运动目标的目的。这种方法适合背景光流矢量比较一致的情况,对于全方位视觉传感器来说,因其折反射成像特性,成像后全方位图像上不同区域会产生不同程度的扭曲变形,全方位图像上的背景光流矢量不一致,无法直接根据上述方法分割出目标光流矢量。

基于运动补偿的思想是将视频中的运动分为由摄像机运动引起的全局运动和由运动目标引起的局部运动,由于全局运动和局部运动是两个相对独立的运动,可以通过对摄像机的自运动补偿来消除全局运动,从而检测出发生局部运动的运动目标。H. S. Sawhney 等人<sup>[8]</sup>曾尝试复原连续图像间背景移动的仿射变换。他们提出最小均方的仿射变换的恢复至少需要 3 个连续图像间的对应特征点。S. Araksi 等人<sup>[9]</sup>采用最小平方均值使异常值对仿射变换计算的影响减小,并首次探测到基于摄像头自运动的移动物体的补偿帧差。背景仿射变换的恢复需要有连续两帧图像上对应的特征点,如果大部分特征点是由移动物体获得,那么输出的仿射变换将不能很好地补偿自运动的帧间差。而 B. Jung 等人<sup>[10]</sup>采用的双线性模型对于移动物体的目标检测比仿射变换更有效。Valssallo 等人<sup>[11]</sup>曾尝试用全方位视觉测量 3D 摄像机的自运动本身。他们利用 Lucas-Kanade 光流法获得了两个连续背景全景图像的特征点,通过分析特征点的运动,计算出摄像机的自运动,但是没能应用到移动物体的检测中。H. Liu 等人<sup>[12,13]</sup>在移动机器人上安装了一个全景摄像头,并由此获得了由全景图像转化成的全方位图像。他们获得的摄像机自运动基于仿射变换的补偿帧差,其中角点由 KTL 光流跟踪器<sup>[14]</sup>跟踪。由于全方位视觉传感器的双曲面折反射成像原理,成像后存在着一定的变形扭曲,造成了图像中背景运动不一致的情况,无法通过一次仿射变换补偿整幅图像的背景运动。

针对上述问题,本文提出了一种基于全方位图像分块仿射变换的运动目标检测方法。首先将全方位图像进行分块,通过 LK 光流法求出两帧图像的特征点运动信息,并根据该信息对全方位图像进行分块仿射变换,从而对运动图像进行背景运动补偿,然后对背景补偿后的图像进行帧间差分,获得运动目标;最后,根据 ODVS 的成像特性,通过视觉处理方法解析出运动目标的距离和方位信息。

本文的贡献是能准确地实时检测出移动机器人周边全景范围内的运动目标,有效地解决了普通视觉摄像头视野范围有限、全景摄像头图像畸变等问题,为移动机器人的动态避障提供了一种新的解决方法。

## 2 全方位图像背景补偿

当摄像机安装于移动机器人上时,摄像机将随着移动机器人一起运动,通过摄像机拍摄的视频图像中的背景也将整体发生运动。因此通过摄像机获取的视频图像中实际上存在

着两个相对独立的运动:移动机器人运动引起的背景运动和运动目标在环境中的运动。为了检测出场景中除移动机器人以外的运动目标,需要对图像的背景运动进行补偿,使连续几帧图像的背景稳定在同一帧图像相同位置上,从而使运动目标突显出来。

由于通过仿射变换可以实现矩阵在二维平面内的旋转、平移和缩放等变换,而移动机器人在运动过程中采集的连续两帧图像也可以认为前后两帧图像上的像素点矩阵发生了旋转和平移等变换,因此可以通过仿射变换恢复这种变换。所以本文采用的背景补偿方法是在连续的两帧图像之间建立仿射变换,通过仿射变换把后一帧图像映射到前一帧图像中。

为了建立两帧图像之间的仿射变换关系,需要构造仿射变换矩阵,得到仿射变换参数。仿射变换模型可以由式(1)表示:

$$\begin{bmatrix} x_i' \\ y_i' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c \\ d \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中,  $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$  表示旋转矩阵,  $\begin{bmatrix} c \\ d \end{bmatrix}$  表示平移矩阵,  $\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix}$  表示第  $j-1$  帧图像中第  $i$  个特征点坐标,  $\begin{bmatrix} x_i' \\ y_i' \end{bmatrix}$  表示第  $j$  帧图像中与  $\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix}$  拟匹配的特征点坐标,  $i=1,2,\dots,k, j=2,3,\dots$ 。

整理后为:

$$\begin{bmatrix} x_i' \\ y_i' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & c \\ a_{21} & a_{22} & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,矩阵  $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & c \\ a_{21} & a_{22} & d \end{bmatrix}$  称为仿射变换矩阵。仿射变换矩阵可以通过图像上的特征点来构造。首先在前一帧图像上选取一些特征点,这些特征点一般数量很大,分布于整个图片,然后在后一帧图像上跟踪特征点,通过最小二乘法拟合出整幅图像的仿射变换参数。由式(2)可得,基于  $k$  对相邻帧间匹配的特征点坐标的参数估计方程为:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} \\ a_{12} & a_{22} \\ c & d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_k & y_k & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x_1' & y_1' \\ x_2' & y_2' \\ \dots & \dots \\ x_k' & y_k' \end{bmatrix} \quad (3)$$

式(3)可通过最小二乘法求解。由于机器人视觉图像复杂,为保证算法鲁棒性,  $k$  往往大于 3。

### 2.1 图像特征点的选择

选择和提取图像特征点的理论和方法有很多,常见的选择特征点的算法有 Moravec<sup>[15]</sup>等提出的在空间的图像灰度轮廓提取高阶标准微分窗口的特征点提取算法; Marr<sup>[16]</sup>等提出的基于图像的拉普拉斯变化的特征点提取方法。在本文中,提取特征点的目的是检测并跟踪这些特征点,计算出被跟踪到的特征点和原特征点的偏移量,并用于拟合仿射变换参数,建立仿射变换模型。在之前的研究中一般使用 KLT 特征点提取算法。但是实验研究发现,由于 ODVS 得到的全方位图像在成像过程中不同部分的像素会发生不同程度的畸变,入射角越大畸变越大。因此不能单纯使用普通的仿射变换实现动态背景的补偿,需要对全方位图像进行分块仿射变换,从而减少全方位图像畸变带来的影响。构造仿射变换矩阵至少需要 3 个对应的特征点。如果单纯使用 KLT 特征点提取算

法则在图像的某些分块上提取不出特征点,从而造成无法构造出仿射变换矩阵的后果。鉴于上述情况,本文提出了一种基于分块的特征点提取方法,通过在全方位分块图像上每隔10个像素提取一个像素作为特征点,从而在每个分块上都能提取出一定数量的特征点。

## 2.2 LK 光流算法特征点跟踪

LK 光流算法<sup>[17]</sup>是基于两帧差分的光流估计算法,要求满足亮度恒定、时间连续(运动量小)、空间一致等假设。此时,图像约束方程为:

$$I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) \quad (4)$$

式中,  $I(x, y, t)$  为  $t$  时刻  $(x, y)$  点的像素,  $I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$  为  $t + \Delta t$  时刻  $(x, y)$  点运动到  $(x + \Delta x, y + \Delta y)$  点的像素。将式(4)泰勒级数展开为:

$$I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Delta t + \dots (\text{去高阶项}) \quad (5)$$

忽略高阶阶数,可得到

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (6)$$

式中,  $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$ ,  $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$  分别为图像在  $x, y$  方向的差分。式(6)

对于任意一个像素都含有两个未知量,对于单个像素,不能进行二维运动定解。基于 LK 光流算法中的空间一致假设,可建立领域像素的矩阵方程来求解中心像素的运动。因此可以用当前像素领域内的像素值计算出中心像素(特征点)的运动。本文提出的运动目标检测方法正是基于上述 LK 光流算法来获得后一帧图像中对应前一帧图像的特征点。

## 2.3 分块仿射变换

由于 ODVS 的折反射成像特性,全方位图像上各不同区域的像素会发生不同程度的畸变,导致移动机器人运动时全方位图像上不同区域的像素将发生不同的运动趋势,不能单纯使用普通的全局仿射变换实现全方位图像的背景补偿。针对这个问题,本文采用分块仿射变换的方法减小其影响。理论上全方位图像分块越小,分块上各像素点之间的畸变程度越相近,随着移动机器人移动,各像素点的运动趋势越一致,分块上的仿射变换效果越好。

首先对全方位图像进行分块处理,并分别对每一分块进行特征点检测,通过光流法在后一帧图像中进行特征点跟踪,在后一帧图像中找到与前一帧图像中与  $g_{t-1}(i, j)$  最相似的分块  $g_t(i, j)$  并且得到其运动  $d(i, j)$ , 构造分块仿射变换模型:

$$g_t(i, j) = A_t(i, j)g_{t-1}(i, j) + d_t(i, j) \quad (7)$$

式中,  $A_t(i, j)$  表示全方位图像上第  $(i, j)$  块的旋转矩阵,  $d_t(i, j)$  表示全方位图像上第  $(i, j)$  块的平移矩阵。通过将全方位图像上每个分块都建立起相应的仿射变换模型,实现整幅图像的仿射变换,从而实现背景补偿的目的。

## 3 运动目标检测的实现算法

通过对全方位图像作分块仿射变换之后,全方位图像的背景运动被补偿,只剩下运动目标造成的局部运动,因此可通过静态背景下的运动目标检测方法实现运动目标的检测。这里采用帧间差分的方式提取运动目标。基于移动全景视觉的运动目标检测算法如下:

Step1 读取相隔两帧全方位图像;

Step2 对提取的两帧全方位图像分别进行相同的分块处理,获得每帧图像的各个小分块;

Step3 在前一帧图像每一个小分块上按每 10 个像素点为间隔进行特征点选取;

Step4 利用前一帧图像的特征点通过 LK 光流法在后一帧图像每个小块上找到与前一帧图像相应小块上的对应特征点,实现特征点配对;

Step5 根据前后两帧图像对应块上相应的特征点对,建立仿射变换方程,计算前后两帧图像每小块的仿射变换矩阵参数;

Step6 根据所得全方位图像每小块的仿射变换矩阵,对后一帧图像进行分块仿射变换;

Step7 将分块仿射变换所得各小块图像与前一帧各小块图像进行帧间差分操作,得到差分图像;

Step8 设置阈值,对差分图像进行二值化处理,得到二值化图像;

Step9 对所得二值化图像进行膨胀腐蚀处理,从而提取出前景运动目标;

Step10 检测是否有终止处理标识信息,如果没有,跳转至 Step1,否则结束检测程序。

## 4 运动目标的定位

通过上述运动目标检测算法能有效检测出前景运动目标,本节根据全方位视觉成像特性实现运动目标的精确定位,计算得到运动目标相对移动机器人中心的距离和方位。为了更好地介绍运动目标定位的原理,首先介绍 ODVS 的成像原理。

### 4.1 基于移动全景视觉的移动机器人构成

基于移动全景视觉的移动机器人主要由单视点的 ODVS 和移动机器人运动平台构成。本文采用实验室自主研发的 ODVS,它由一个普通摄像头和一个双曲面折反射镜面构成,摄像头安装于双曲面折反射镜面的虚焦点处,并且保持摄像头的光轴与双曲面折反射镜面的光轴在同一轴心线上,有关于此 ODVS 的详细设计请参考文献[18]。ODVS 通过 USB 接口与移动机器人上的全景智能感知模块相连接,如图 1 所示。

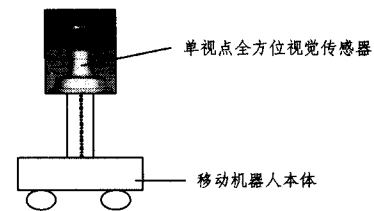


图 1 基于全景视觉的移动机器人

### 4.2 ODVS 的成像及运动目标定位原理

移动机器人上的 ODVS 在成像时,周围的全景环境通过 ODVS 上的双曲面镜折反射到摄像平面上,如图 2 所示。下面以其中一个空间物点  $P$  进行说明。当自然光线投射在  $P$  物体时,  $P$  物体上的光线将反射到 ODVS 中的双曲面折反射镜面的  $A$  点处,根据双曲面折反射镜面的单视点成像特性,三维空间中的所有光线通过双曲面折反射镜成像时都将通过双曲面折反射镜的焦点  $O_m$ ,而周围进入双曲面镜中心的光由于双曲面的镜面特性将向其虚焦点折射。因此将摄像头安装于双曲面镜虚焦点  $O$  处,光线将由  $A$  点反射到摄像头的成

像平面上。移动机器人周围的景物经双曲面镜反射到聚光透镜中成像时,在该成像平面上的一个点 $(x, y)$ 对应着景物在空间上的一个点 $P(X, Y, Z)$ 。

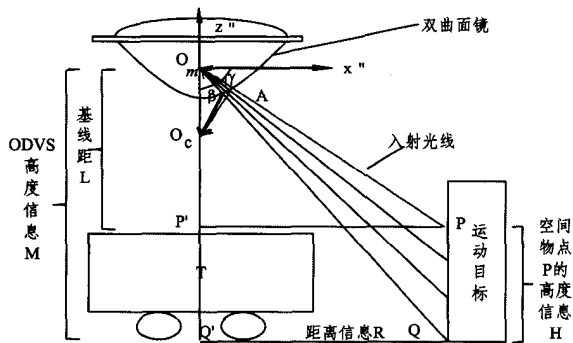


图2 基于全景视觉的空间物点测量原理示意图

当光线通过双曲面折反射镜面成像时,如图2所示, $\gamma$ 表示入射光线与双曲面焦点所在水平面的夹角, $\beta$ 表示入射光线与全景视觉传感器光轴的夹角,这里定义 $\beta$ 为入射角,

$$\beta = 90 - |\gamma| \quad (8)$$

通过全景视觉传感器的标定参数,可以求出 $\gamma$ :

$$\begin{aligned} \tan\gamma &= \frac{f(\|u'\|)}{\|u''\|} \\ &= \frac{a_0 + a_1 \|u''\| + a_2 \|u''\|^2 + \dots + a_N \|u''\|^N}{\|u''\|} \end{aligned} \quad (9)$$

式中, $\|u''\|$ 为光线在传感器平面投影点到该平面中心点的距离,函数 $f$ 表征三维空间点和二维平面点之间的关系, $a_0, a_1, a_2, \dots, a_N$ 为标定的ODVS的内外参数。由图像平面到传感器平面之间的转换用式(10)表示:

$$u'' = Au' + t \quad (10)$$

式中, $A \in R^{2 \times 2}, t \in R^{2 \times 1}, u''$ 为空间物点在传感器平面的投影, $u'$ 是其对应的全方位图像平面的像素点,通过式(8)~式(10)可以建立一张成像平面任一像素点与入射角之间的对应关系表。有关于ODVS的标定公式的具体推导和实现方法见参考文献[19,20]。另外,根据标定参数和式(10)由全方位图像上的像素坐标求出对应传感器平面上点的坐标 $u'' = [u'', v'']^T$ 之后,可以由传感器平面上的坐标求出对应的方位角 $\alpha$ ,如式(11)所示。

$$\alpha = \begin{cases} \arctan(\frac{u''}{v''}), & u'' > 0, v'' > 0 \\ \pi + \arctan(\frac{u''}{v''}), & u'' < 0, v'' > 0 \\ \pi + \arctan(\frac{u''}{v''}), & u'' < 0, v'' < 0 \\ 2\pi + \arctan(\frac{u''}{v''}), & u'' > 0, v'' < 0 \end{cases} \quad (11)$$

由图2可知,当任一空间物点的高度 $H$ 已知时,可根据空间物点 $P$ 、ODVS的中心 $O_m$ 及空间物点在ODVS光轴上的投影点 $P'$ 构造直角三角形,通过三角测距原理计算空间物点到光轴的水平距离 $R$ ,即空间物点到移动机器人中心的距离。当ODVS安装于移动机器人上时,ODVS中心距地面的高度 $M$ 是确定的,若已知空间物点的高度 $H$ ,则空间物点到ODVS光轴的水平距离 $R$ 可由下式表示:

$$R = (M - H) \times \tan\beta \quad (12)$$

由于室内运动目标一般都是在水平面上运动的,根据本文第3节求出的运动目标前景,实验发现运动目标前景像素

点的人射角越小,对应的空间物点的高度越低,而运动目标前景连通域上像素点上的人射角最小的像素点可以判定为运动目标在地面上的空间物点,如图2中 $Q$ 点,此时 $H$ 为0。因此前景运动目标到移动机器人中心的距离 $R$ 可表示为:

$$R = M \times \tan\beta \quad (13)$$

式中, $M$ 是ODVS单视点到地面的距离, $\beta$ 为前景运动目标在ODVS的入射角。

根据式(11)求出的运动目标的方位角 $\alpha$ 和式(13)求出的运动目标距离信息 $R$ ,可以求出移动机器人周边所有运动目标在以移动机器人为中心的极坐标系下的坐标 $(R, \alpha)$ ,从而实现运动目标的精确定位。

### 4.3 运动目标定位算法

运动目标的定位原理已在第4.2节中进行了介绍,通过运动目标在地面上的点像素坐标计算运动目标与机器人的距离信息,由运动目标中心点坐标计算运动目标相对移动机器人中心的方位角信息。具体的算法如下:

Step1 根据4.2节提取出的运动目标,计算其连通域,画出最小外接椭圆;

Step2 通过式(8)~式(10)计算最小外接椭圆轮廓上各像素点的入射角,求得最小入射角即为运动目标在地面上的点,由该入射角结合ODVS的高度信息 $M$ ,由式(13)计算得到运动目标的距离信息;

Step3 由椭圆中心像素点坐标根据式(11)求出该运动目标的方位角。

为了验证所采用的运动目标定位算法的精度,对100.00~350.00cm之间的障碍物进行了标定实验。其中在场景中360°范围内每隔45°选取一个方向,每个方向隔40cm做一次测距实验,实验结果如图3所示,从中可以看出,最大测距误差率不超过5%,基本上满足了移动机器人避障的精度要求。

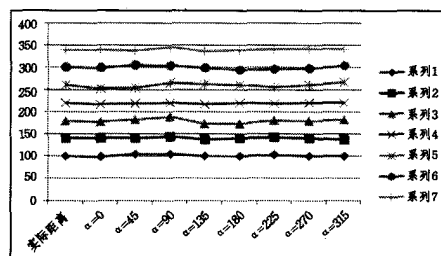


图3 运动目标定位标定实验图

## 5 实验研究

为验证本文所提出的动态背景下的运动目标检测方法的有效性,本文进行了如下实验。实验研究采用的基于全景视觉的移动机器人如图4所示。

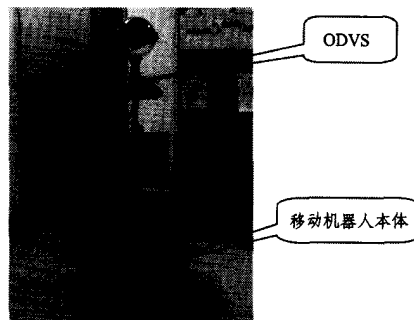


图4 基于全景视觉的移动机器人

移动机器人采用某自动化技术有限公司生产的 MT-R 机器人。在 MT-R 机器人上安装了实验室自主研发的 ODVS, 将 ODVS 固定在移动机器人中心的上方, ODVS 距地面 120cm。运动目标检测程序是在 Windows XP 运行环境下采用 Java 语言实现的。

### 5.1 单运动目标检测实验

图 5 所示是单运动目标检测实验过程的相关截图。图 5(a)、图 5(b) 为移动全景视觉传感器所拍摄的实时视频中的相邻两帧图像。图 5(c) 为图 5(b) 分块处理后的图像。图 5(d) 为图 5(b) 进行分块仿射变换后的图像。图 5(e) 为图 5(a)、图 5(b) 灰度化后直接差分后的效果图。图 5(f) 为图 5(b) 进行仿射变换后与图 5(a) 进行差分后的效果图。图 5(e) 和图 5(f) 所示的实验结果表明, 通过对全方位图像进行仿射变换补偿了背景运动的影响, 并成功检测出了右上角运动的人体对象。通过形态学处理后可获得较完整的运动目标的连通区域, 利用连通域轮廓信息可计算出最小外接椭圆如图 5(h) 所示。最后根据最小外接椭圆上的像素坐标信息可求出当前运动目标与移动机器人的距离为 335.18cm, 运动目标方位角为 296°。

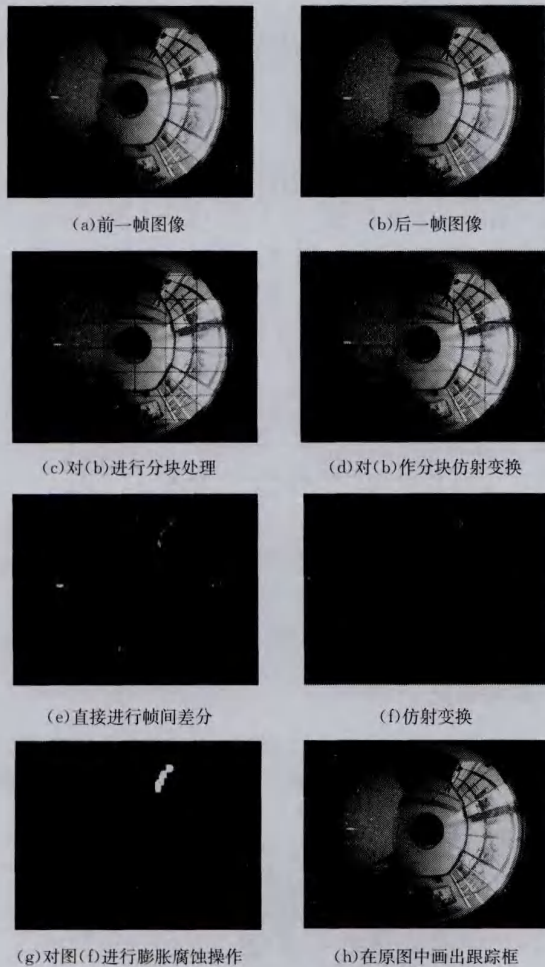


图 5 单运动目标检测实验过程示意图

### 5.2 多运动目标检测实验

图 6 所示是多运动目标检测实验过程相关截图。图 6(a)、图 6(b) 为移动全景视觉传感器所拍摄的实时视频中的相邻两帧图像。图 6(c)、图 6(d) 分别为相邻两帧图像直接帧间差分的结果与经分块仿射变换之后进行帧间差分的结果。

由图 6(c) 可知, 在进行背景运动补偿前图像上同时差分出了运动背景和运动目标, 而图 6(d) 基本上只留下了运动目标。对图 6(d) 经过进行形态学处理后得到较为完整的运动目标的连通区域。最后通过运动目标定位算法求出多个运动目标的距离及方位角信息。

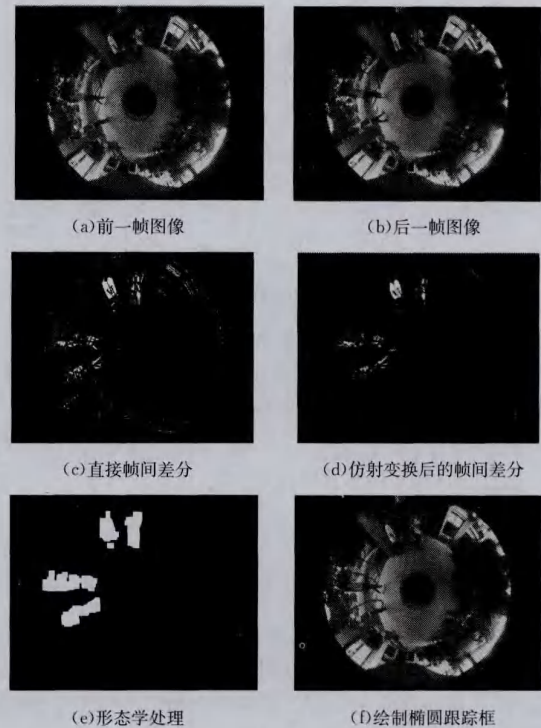


图 6 多运动目标检测实验过程示意图

经过实验验证, 在本文所述的实验条件下, 利用本文提出的基于移动全景视觉的运动目标检测方法能够准确检测出运动目标。在面对单一运动目标和多个运动目标的多样性情况下, 本文提出的方法均同样适用, 表明该检测方法具有一定的鲁棒性及环境适应性。本文提出的运动目标检测的硬件采用了 MT-R 机器人自身所带硬件: CPU 型号为 T2350; 主频为 1.87GHz; 内存为 0.99GB; ODVS 中的图像分辨率为 640 × 480。在此硬件条件下进行目标检测的平均每帧图像处理时间为 200ms 左右, 基本可以达到实时性的要求。

**结束语** 动态背景下的运动目标检测是近年来的研究热点和难点, 本文提出的基于移动全景视觉的运动目标检测方法能在检测出运动目标的同时实现运动目标的精确定位, 并且能同时检测以移动机器人为中心的 360° 全景范围内的运动目标, 极大地提高了移动机器人的安全性。但是相比静态背景下的运动目标检测, 由于需要对每帧图像进行背景补偿, 增加了一些计算量, 在一定程度上影响了实时性能。随着计算机图像处理能力和技术的飞速发展以及数字图像处理设备性价比的提高, 该方法的实时性将越来越好。

虽然本文提出的算法只针对全景环境中的运动目标进行视觉检测, 对于静态障碍物目标对象的全景视觉检测已在文献[21]中进行了讨论, 今后将融合全景环境中动、静障碍物的视觉检测算法, 并对系统软件进行优化, 提高移动机器人全方位的快速避障能力。

### 参考文献

[1] 王亮亮, 王黎, 高晓蓉, 等. 基于视频图像的运动目标检测算法研

- 究[J]. 微计算机信息, 2010, 26(16): 147-149
- Wang L L, Wang L, Gao X R, et al. The research of moving object detection algorithm in video images[J]. Control & Automation, 2010, 26(16): 147-149
- [2] 邹大鹏, 程卫平, 于盛林. 基于帧间差分和运动估计的 Camshift 目标跟踪算法[J]. 光电工程, 2010, 37(1): 55-60
- Wu D P, Cheng W P, Yu S L. Camshift object tracking algorithm based on inter-frame difference and motion estimation[J]. Optoelectronic engineering, 2010, 37(1): 55-60
- [3] Xu L, Jia J, Matsushita Y. Motion detail preserving optical flow estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(9): 1744-1757
- [4] 施家栋, 王建中, 王红茹. 基于光流的人体运动实时检测方法[J]. 北京理工大学学报(自然科学版), 2008, 28(9): 794-797
- Shi J D, Wang J Z, Wang H R. Real-time detection method of human motion based on optical flow[J]. Journal of Beijing Institute of Technology(Natural Science Edition), 2008, 28(9): 794-797
- [5] 逯新华, 史忠科. 基于动态模板匹配的空中运动目标检测与跟踪控制[J]. 电子测量与仪器, 2010, 24(10): 935-941
- Lu X H, Shi Z K. Method of detection and tracking control for air moving target based on dynamic template matching[J]. Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(10): 935-941
- [6] 王洪斌, 赵振涌, 顾彪, 等. 基于全局运动补偿的多运动目标检测方法研究[J]. 电子技术应用, 2011, 37(1): 110-113
- Wang H B, Zhao Z Y, Gu B, et al. Research on multi-moving object detection algorithm based on global motion compensation[J]. Application of Electronic Technique, 2011, 37(1): 110-113
- [7] Talukder A, Goldberg S, Matthies L, et al. Real-time detection of moving objects in a dynamic scene from moving robotic vehicles[C]//Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2003: 1308-1313
- [8] Sawhney H S, Ayer S, Gorkani M. Model-based 2D&3D dominant motion estimation for mosaicing and video representation[C]//Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Computer Vision. 1995: 583-590
- [9] Araki S, Matsuoka T, Takemura H, et al. Real-time tracking of multiple moving objects in moving camera image sequences using robust statistics[C]//Proceedings of the Fourteenth IEEE International Conference on Pattern Recognition. 1998: 1433-1435
- [10] Jung B, Sukhatme G S. Detecting moving objects using a single camera on a mobile robot in an outdoor environment[C]// Proceedings of the International Conference on Intelligent Autonomous Systems. 2004: 980-987
- [11] Vassallo R F, Santos-Victor J, Schneebeli H J. A general approach for egomotion estimation with omnidirectional images[C]// Proceedings of the Third IEEE Workshop on Omnidirectional Vision. 2002: 97-103
- [12] Liu H, Pi W, Zha H. Motion detection for multiple moving targets by using an omnidirectional camera[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing. 2003: 422-426
- [13] Liu H, Dong N, Zha H. Omni-directional vision based human motion detection for autonomous mobile robots[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2005: 2236-2241
- [14] Tomasi C, Kanade T. Detection and tracking of point features[J]. Technical Report, 1991, 9(21): 9795-9802
- [15] Moravec H P. Towards automatic visual obstacle avoidance [C]// Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence. 1977: 584
- [16] Marr D, Hildreth E. Theory of edge detection[J]. Proceedings of the Royal Society of London (Series B: Biological Sciences), 1980, 207(1167): 187-217
- [17] Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]//IJCAI. 1981: 674-679
- [18] 汤一平, 王庆, 陈敏智, 等. 立体全方位视觉传感器的设计[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(7): 1520-1527
- Tang Y P, Wang Q, Chen M Z, et al. Design of stereo omnidirectional vision sensor[J]. Chinese Journal of scientific instrument, 2010, 31(7): 1520-1527
- [19] Scaramuzza D, Martinelli A, Siegwart R. A toolbox for easily calibrating omnidirectional cameras[C]//2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2006: 5695-5701
- [20] Tang Y P, Wang Q, Zong M L, et al. Design of vertically aligned binocular omnistereo vision sensor[J]. Eurasip Journal on Image and Video Processing, 2010, 2010: 6
- [21] 汤一平, 姜荣剑, 林璐璐. 基于主动式全景视觉的移动机器人障碍[J]. 计算机科学, 2015, 42(3): 284-288
- Tang Y P, Jian R J, Lin L L. Obstacle Detection Method for Mobile Robot Using Active Omnidirectional Vision Sensor [J]. Computer Science, 2015, 42(3): 284-288

(上接第 313 页)

- [4] Leung H, Blanchette M. A least squares fusion of multiple radar data[C]//Proceeding of RADAR. Paris, France, 1994: 364-369
- [5] Li D, Zhang F. Real-time data compression bias estimation on netted radar[C]//IEEE Conference on Signal Processing. Beijing, China, 2010: 2152-2155
- [6] Li Z H, Chen S Y, Leung H. Joint data association, registration, and fusion using EM-KF[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(2): 496-507
- [7] Jian L, Li X R. Nonlinear estimation by linear estimation with augmentation of uncorrelated conversion [C]// IEEE Conference on Information Fusion. Salamanca, Spain, 2014: 1-8
- [8] Acharya A, Sadhu S, Ghoshal T K. Improving self-alignment of strapdown INS using measurement augmentation [C]// IEEE Conference on Information Fusion. Washington, USA, 2009: 1783-1789
- [9] Deng F, Chen J, Chen C. Adaptive unscented Kalman filter for parameter and state estimation of nonlinear high-speed objects [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013, 24(4): 655-665
- [10] Xu D X, Wang L, Li G C, et al. Study of strong tracking augmented unscented Kalman filter in integrated navigation system [C]//IEEE Conference on Intelligent Control and Automation. Beijing, China, 2012: 5112-5115