

# 基于 Kinect 的目标跟踪与避障

李格格, 沈建强\*

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

**摘要:**利用 Kinect 实现室内移动机器人的目标跟踪与避障功能,其中 Kinect 提供的光学图像用于实现机器人视觉目标跟踪。利用 Kinect 的人脸识别功能,避免当环境中出现多目标时,机器人对运动目标的识别出现混乱;同时增加了增量子空间对视频信息进行及时更新,避免机器人因目标移动较快而跟丢目标;利用 T-S 模糊神经网络法实现避障功能,相比传统算法有效改善了其收敛性。在移动机器人 CRX10 上实验证实了该系统能够较好地完成目标跟踪的同时具有躲避障碍物的功能。

**关键词:**避障;人脸识别;移动机器人;目标跟踪

中图分类号:TP 242.6 文献标志码:A 文章编号:1671-7147(2014)04-0427-06

## Target Tracking and Obstacle Avoidance Using Kinect

LI Gege, SHEN Jianqiang\*

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:**By using the Kinect, we present a method for mobile-robot's target tracking and dynamic obstacle avoidance. The optical image provided by the Kinect is used to realize the robot's visual target tracking. We use the face recognition functionality of the Kinect to avoid confusion in the tracking process in case the robot can't identify the moving target correctly when multiple targets occur at the same time. We use an incremental subspace method to update the video information in a timely manner which will help the robot to seize the target accurately when the target moves fast to achieve obstacle avoidance, we use the T-S fuzzy neural network method which can improve effectively the convergence criterion than traditional algorithms. Finally, we experiment the system on a mobile robot CRX10 and validate the proposed algorithm, the result shows that it can realize target tracking and obstacle effectively.

**Key words:**obstacle avoidance, face recognition, mobile robot, target tracking

随着机器人视觉的发展,基于视觉的目标跟踪技术已经成为工程领域和学术界关注的热点。由于移动机器人所处环境的复杂性,使得视觉图像处理算法只在狭窄的范围内适用。自从微软推出同时拥有视觉传感器和距离传感器的 Kinect,并开放了可以在个人计算机上使用的 SDK 后, Kinect 就以其独特的魅力成为大家研究和使用的对象。由于 Kinect 能够同时提供视觉传感器和距离传感器,这使得机

器人视觉的研究进入到一个新的阶段<sup>[1-2]</sup>。

文献[3]利用 Kinect 对人体实施识别和跟踪,但当目标比较多时,移动机器人易出现混乱;文献[4]利用 Mean-shift 算法对移动机器人进行跟踪,但忽略了 Mean-shift 算法的缺点,即当移动目标移动较快时,容易跟丢目标,且目标模型不能及时更新。

文中利用 Kinect 的人脸识别功能对移动机器

收稿日期:2013-11-14; 修订日期:2013-12-30。

作者简介:李格格(1990—),女,河南商丘人,检测技术与自动化装置专业硕士研究生。

\* 通信作者:沈建强(1964—),男,上海人,副教授,硕士生导师。主要从事图像处理、分析和多媒体数据库技术研究。Email: jianqiangshen@126.com

人进行跟踪,避免了在人体目标比较多的情况下,移动机器人跟踪出现紊乱的现象。同时在使用 Mean-shift 算法实现目标跟踪的前提下,加入增量子空间对视频图像及时进行更新,解决了目标信息不能及时更新带来移动机器人行动延迟的问题,同时结合 T-S 模糊神经网络法进行避障,最终在差动驱动的移动机器人上实现了对特定目标跟踪的同时进行动态避障。

## 1 移动机器人与 Kinect 简介

### 1.1 移动机器人运动学模型

文中研究对象为差动驱动的轮式移动机器人,对于差动驱动的轮式移动机器人,在惯性坐标系下的运动学描述为

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta \\ \sin\theta \\ 0 \end{bmatrix} v + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \omega = \begin{bmatrix} v\cos\theta \\ v\sin\theta \\ \omega \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中  $x, y$  为移动机器人质心在全局参考系下的坐标,  $\theta$  为其前进方向与  $x$  轴的夹角,  $v, \omega$  分别为移动机器人直线移动速度和转动的角速度。图1为移动机器人在二维空间的位置坐标,其中  $X_0, Y_0$  为移动机器人的在二维空间的局部位置坐标。

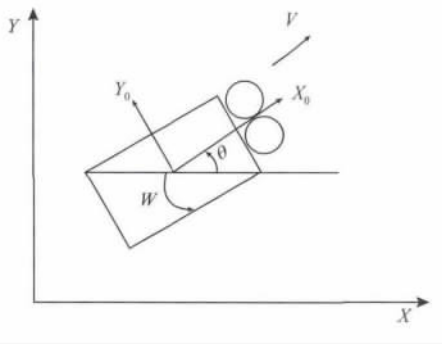


图1 移动机器人在二维空间的位置坐标

Fig.1 Location of the mobile robot in the two-dimensional space coordinates

将移动机器人的局部坐标转换为全局坐标系,具体转换关系如下:

$$\begin{bmatrix} x_n \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cos\theta_c & -\sin\theta_c \\ 0 & 1 & \sin\theta_c & \cos\theta_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ x_m \\ y_m \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中坐标  $(x_m, y_m)$  为相对于机器人局部坐标系的坐标,  $(x_n, y_n)$  为其相对于机器人全局坐标系的坐标,  $(x_c, y_c, \theta_c)$  为移动机器人在全局坐标系中的位置。

### 1.2 Kinect 和人脸识别

Kinect 是 X-BOX360 游戏机的体感周边外设,

是一个体感摄像机,同时 Kinect 也可以在个人计算机上使用。目前 OpenNI 和微软公司提供的 SDK 是支持 Kinect 在个人计算机上使用的软件开发包。尤其是 Kinect for Windows SDK,它可让使用 C++、C# 或 VisualBasic 语言搭配 Microsoft Visual Studio 工具的程序设计师轻易开发使用。Kinect 的结构如图2所示,由一个多阵列麦克风、一个红外投影机、一个彩色摄像头和一个红外摄像头组成。使用 Kinect 可以得到彩色数据流和深度数据流, Kinect 的深度输出是 11 位 2048 级灵敏度。Kinect 采集的深度图像为 30 帧/s,分辨率为  $640 \times 480$ ,且对于光照具有鲁棒性。每个像素的测量精度与目标及 Kinect 的距离大小有关,且精度随着距离的增加而减小,在 1.8 m 处精度最高。



图2 Kinect 实物

Fig.2 Physical of a Kinect

为了识别不同表情、不同光照条件下的人脸特征, Kinect 利用抽取人脸中层结构特征的折中方法,将面部器官分解为几个关键性的标志,如眼睛中心、嘴角和其他 12 个面部特征<sup>[5-8]</sup>。

由对 Kinect 深度传感器的分析知道,深度数据图和距离之间存在着一定的对应关系,由此获得相应的深度信息,通过坐标变换得到相应环境的 3D 模型。在移动机器人的跟踪过程中要保持移动机器人和 Kinect 摄像机的坐标系统的统一,因此需要将 Kinect 获得的 3D 坐标转换为和移动机器人一致的坐标系,转换关系如图3所示。其中原点  $O$  为 Kinect 所在位置,  $Z$  轴正方向为 Kinect 摄像机正前方方向,  $X_0, Y_0$  为移动机器人坐标系。

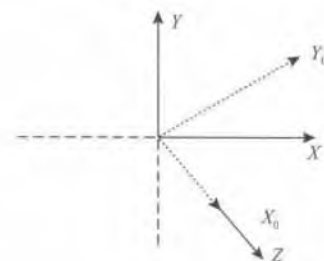


图3 Kinect 与移动机器人坐标系对应关系

Fig.3 Coordinates relationship between Kinect and mobile robot

由于 Kinect 的坐标体系需要和机器人的全局坐标系保持一致,根据 Kinect 与移动机器人的坐标对应关系以及公式(2)的坐标转换公式,将 Kinect 获取的相对移动机器人的局部坐标环境转换为相对于全局坐标环境。

## 2 目标跟踪

运动目标跟踪是指对视频中的运动目标进行检测、识别和跟踪。由于目标特征的多变性和环境的复杂性、多变性,使得在目标跟踪的过程中无法对目标进行准确识别和跟踪,因此目标跟踪的算法尤其重要。所以基于视觉的目标跟踪算法应满足三方面的要求,即算法要有较好的鲁棒性、准确性和快速性。而现有的目标跟踪算法多数仍然是基于经典的图像处理办法,如边缘检测、特征提取等。该类算法图像计算量大、算法实时性差。同时,由于移动机器人所处环境的复杂性,使得视觉图像处理算法往往只在狭窄的应用范围内适用<sup>[9-12]</sup>。因此,研究鲁棒性较好的跟踪算法很有必要。由于 Kinect 是一个鲁棒性的设备,因此相比于传统的目标跟踪有一定的优势。目标跟踪框图如图4所示。

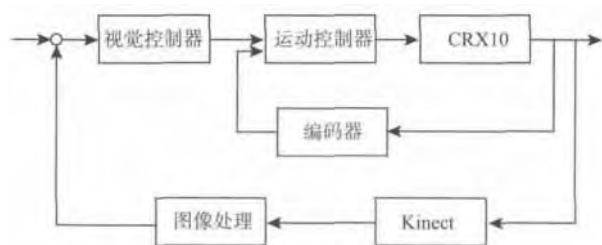


图4 目标跟踪框图

Fig.4 Target tracking diagram

### 2.1 目标识别

目标跟踪首先需要把目标和障碍物分离开,这就需要首先把移动机器人所要跟踪的运动目标与障碍物分离开。

具体步骤如下:

1) 分类器的加载,即使用 OpenCV 中的“haarcascade\_frontalface\_alt.xml”文件存储的目标检测进行分类,在图像中找到和人脸目标物体训练的级联分类器相对应的目标区域,并用矩形框表示出。

2) 待检测图像加载,即利用 Kinect 为中心的三维坐标系矩阵存储的深度数据,根据二维人脸检测的结果,将人脸检测的二维数据应用到三维数据中,也就是在三维数据中保留对应的二维人脸区域及深度信息。

3) 输出检测结果。

### 2.2 运动跟踪

目前常用的跟踪算法有:粒子滤波跟踪算法, Kalman 跟踪算法, Camshift 算法, Meanshift 跟踪算法等,这里采用 Meanshift 跟踪算法。它具有计算量小,能实时地跟踪目标,对跟踪具有旋转不变性、背景变化不敏感、目标变性不影响跟踪特性等优点。

在给定  $d$  维空间  $R_d$  中的  $n$  个样本点  $x_i$ , 其中  $i = 1, \dots, n$ , 则在  $x$  点 Meanshift 向量的基本形式为

$$M_h(x) = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in S_h} (x_i - x) \quad (3)$$

其中  $S_h$  为一个半径为  $h$  的、满足下面公式的高维球区域:

$$S_h(x) \equiv \{y: (y-x)^T(y-x) \leq h^2\} \quad (4)$$

由于  $S_h$  区域里的样本点大多是落在沿着概率密度梯度的方向上,因此 Meanshift 中的向量  $M_h$  也是指向概率密度梯度的方向。

在  $d$  维的空间中,定义核密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{n |H|^\eta} \sum_{i=1}^n K(H^{-\eta}(x - x_i)) \quad (5)$$

将核函数引入,得到 Meanshift 为

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} - x \quad (6)$$

$$G_H(x_i - x) = |H|^{-1/2} G[H^{-1/2}(x_i - x)] \quad (7)$$

其中  $H = h^2 I$  是  $d \times d$  矩阵的带宽矩阵,  $w(x_i) \geq 0$  为采样点  $x_i$  的权重,第一项为

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} \quad (8)$$

具体思路如下:

- 1) 定义  $d$ , 其中  $d$  为设定的移动机器人与目标的距离;
- 2) 计算  $m_h(x)$ ,  $m_h(x)$  代表移动机器人与目标的实际距离;
- 3) 将  $m_h(x)$  赋值给  $d$ , 如果二者相等,则结束循环,如果二者不等,继续执行第二步。

## 3 增量子空间

文中所使用的 Kinect 和其他的视频设备在目标跟踪中一样是存在一定盲区的,在进行目标跟踪的过程中不能够检测到已经离开深度摄像机的目标信息,而这些信息恰恰是移动机器人进行快速有效的目标跟踪的关键所在。这里提出采用增量子空间及时更新来解决这一问题。

增量空间的主要思想是当有新的样本到来时,进行更新均值向量和基向量,具体为提取出高维度数据的主要特征,然后把高维度数据投射到一个低纬度的特征空间来进行处理,同时保持原有数据的大量信息。也就是,首先将目标的人脸图像转换为一个特征向量集,然后将一幅新的人脸图像投射到这个特征子空间,同时通过投射点在子空间的位置以及投射线的长度等线索进行判别目标,从而达到更新的目的。

具体算法如下:

1) 利用公式计算均值  $\bar{I}_A$   $\bar{I}_B$   $\bar{I}_C$

$$\begin{aligned}\bar{I}_A &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i, \\ \bar{I}_B &= \frac{1}{m} \sum_{i=n+1}^{n+m} I_i, \\ \bar{I}_C &= \frac{n}{m+n} \bar{I}_A + \frac{m}{m+n} \bar{I}_B\end{aligned}\quad (9)$$

2) 计算  $\hat{B}$  和  $K$

$$\hat{B} = [(I_{m+1} - \bar{I}_B) \cdots (I_{m+n} - \bar{I}_B)] \sqrt{\frac{mn}{m+n} (\bar{I}_B - \bar{I}_A)} \quad (10)$$

$$\begin{aligned}\hat{B} &= \text{orth}(\hat{B} - H H^T \hat{B}), \\ K &= \begin{bmatrix} \Sigma & H^T \hat{B} \\ 0 & \bar{B}(\hat{B} - H H^T \hat{B}) \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (11)$$

其中  $\text{orth}()$  是正交化。

3) 利用公式  $K^{\text{SVD}} = \tilde{H} \tilde{\Sigma} \tilde{V}^T$  进行  $K$  的奇异值分解。

4) 计算  $H' = [H \ \bar{B}] \tilde{H}$   $\Sigma' = \tilde{\Sigma}$  的值。

此算法能够使目标信息及时得到更新,从而使移动机器人跟踪目标的延迟大大降低。

#### 4 T-S 模糊神经网络法避障

文中采用 T-S 模糊神经网络法实现避障。它利用模糊逻辑控制实现传感器的信息融合,决策控制采用模糊神经网络来实现。因此它既有模糊逻辑和神经网络的优点,又有很好的学习能力和收敛性<sup>[13-14]</sup>。其基本思想是利用模糊逻辑对深度传感器和红外传感器采集到的障碍物的距离和方向数据进行特征级模糊处理,然后利用神经网络对输入的模糊逻辑进行决策级融合,进而输出小车的移动速度和转角。

由于该自主移动机器人是个多输入单输出的模糊系统,T-S 模糊模型中第  $j$  条模糊规则的形式为

If  $x_1$  is  $A_1^j$   $x_2$  is  $A_2^j$   $\cdots$   $x_n$  is  $A_n^j$  Then

$$y_j = p_0^j + p_1^j x_1 + \cdots p_n^j x_n \quad (12)$$

其中  $j = 1, 2, \cdots, m; m \leq \prod_{i=1}^n m_i$ 。

图5为模糊神经网络结构,其中  $A \sim D$  层为前件网络,用来匹配模糊规则的前件; $E \sim G$  为后件网络,用来产生模糊规则的后件。

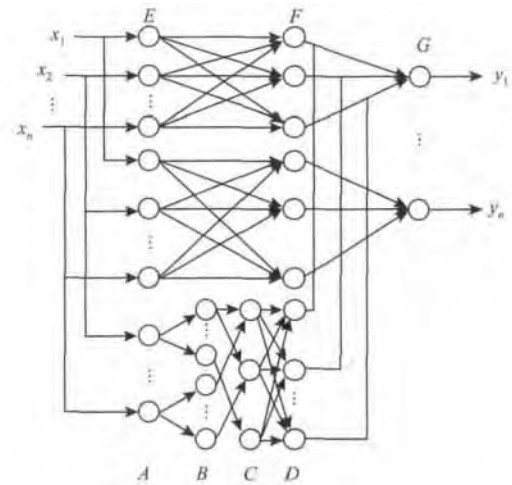


图5 T-S 模糊神经网络

Fig. 5 T-S fuzzy neural network diagram

前件网络中定义包含了4个输入的节点  $A$  层为输入层,它将输入变量传递到  $B$  层。输入层中第0个节点的输入值为1,是为了提供模糊规则后件中的常数项。子网络的  $B$  层定义了  $m$  个语言词集节点,该层的作用是计算每一条规则的后件,即

$$y_i^j = p_{i0}^j + p_{i1}^j x_1 + p_{i2}^j x_2 + p_{i3}^j x_3 + p_{i4}^j x_4 = \sum_{k=0}^4 p_{ik}^j x_k \quad (13)$$

其中  $i = 1, 2, \cdots, r; j = 1, 2, \cdots, m$   $p_{ik}$  为网络的连接权值。

$C$  层的每一个节点都代表了一条模糊规则,它用来匹配模糊规则的前件,为每条规则的触发强度提供计算值。 $D$  层实现归一化的计算,即

$$f_j^{(4)} = \frac{x_j^{(3)}}{\sum_{j=1}^m x_j^{(3)}} \quad (14)$$

$$x_j^{(4)} = f_j^{(4)} \quad j = 1, 2, \cdots, m \quad (15)$$

后件网络由  $r$  个结构相同的并列子网组成,每个子网产生一个输出量。 $E$  层为子网络的输入层,将输入变量传递给第2层,即

$$f_j^{(5)} = x_i^{(0)} = x_i \quad i = 1, 2, \cdots, 4 \quad (16)$$

$$f_0^{(5)} = x_0^{(0)} = 1 \quad i = 1, 2, \cdots, 4 \quad (17)$$

$F$  层表示规则,将输入模糊子空间映射到输出空间,有  $m$  个节点。即

$$f_j^{(6)} = \sum_{i=0}^4 p_{ik}^j x_k$$

$$k = 1, 2; i = 0, 1, \dots, 4 \quad (18)$$

$$x_i^{(6)} = y_{ik} = f_i^{(6)} \quad (19)$$

式中  $y_{ik}$  为每条规则的输出值。

$G$  层为系统的输出层,能够实现模糊变量的清晰化处理,求得模糊结果。

已知 4 个输入量  $x_1, x_2, x_3, x_4$  分别为距离跟踪目标、左方、前方、右方障碍物的距离,分别用  $d, d_l, d_c, d_r$  表示。 $d, d_l, d_c, d_r$  的数据是深度传感器和红外传感器采集到的数据经特征级融合后产生的;2 个输入量  $y_1, y_2$  分别为小车的转向角  $\Phi$  和加速度  $a$ ,其中右转时  $\Phi$  为正,左转时  $\Phi$  为负。参数模糊化如下:

由于 Kinect 的人脸识别最佳距离应该为 1.8 m,其距离障碍物的距离  $\{\text{Near}, \text{M}, \text{Far}\} = \{\text{近}, \text{中}, \text{远}\}$ ,论域为  $[0, 1.8 \text{ m}]$ ;

前进速度  $V\{S, M, Q\} = \{\text{慢}, \text{中}, \text{快}\}$ ;

转角  $\Phi\{-\pi/3, -\pi/6, 0, \pi/6, \pi/3\} = \{\text{LB}, \text{LS}, \text{ZO}, \text{RS}, \text{RB}\} = \{\text{“左大”}, \text{“左小”}, \text{“零”}, \text{“右小”}, \text{“右大”}\}$ ;

加速度  $a$  的值  $\{-0.7 \text{ m/s}^2, 0, 0.7 \text{ m/s}^2\} = \{L, Z, R\}$ 。

移动机器人目标跟踪和避障之间的转换是靠深度传感器和红外传感器反馈回的数据进行融合的,当  $d > 1.8 \text{ m}$  时优先目标跟踪,  $d < 1.8 \text{ m}$  时优先避障。

小车的避障是依据左、前、右 3 个方向障碍物的距离和当前的运动速度,从而来调整移动机器人的转角和加速度。部分规则如下:

1) if  $d_c$  is Near and  $d_r$  is Far and  $v$  is S then  $\Phi$  is RB and  $a$  is R;

2) if  $d_c$  is Near and  $d_r$  is Far and  $v$  is M then  $\Phi$  is 0 and  $a$  is R;

3) if  $d_c$  is Near and  $d_r$  is Far and  $v$  is Q then  $\Phi$  is RS and  $a$  is R;

4) if  $d_c$  is Far and  $d_r$  is Near and  $v$  is S then  $\Phi$  is 0 and  $a$  is Z。

## 5 实验

### 5.1 实验系统

实验中移动机器人使用的是 CNRobot 公司的 CRX10,这款型号的移动机器人长度为 192 mm,宽度约为 197 mm,高度为 79.5 mm,可与激光传感器、照相机和其他传感器连接,并可无线遥控,且支持多种开发语言。实验中外设了一台计算机,可以方便地将 CRX10 与 Kinect 进行连接。具体的实物如图 6 所示。

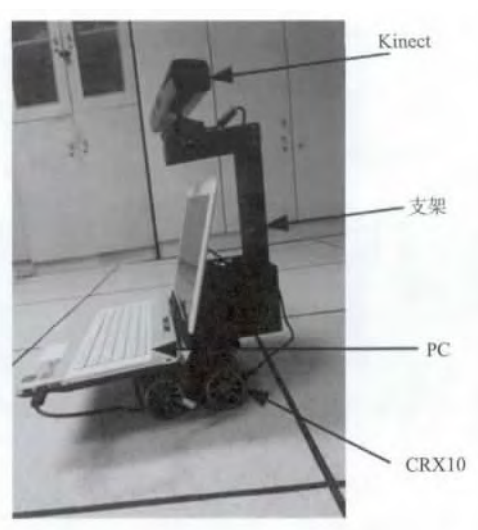


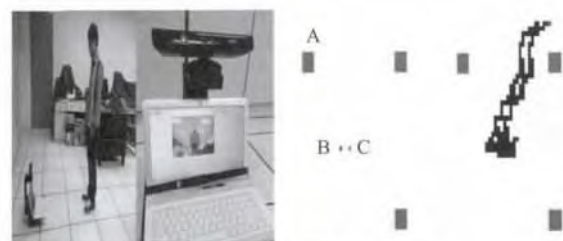
图6 实验平台

Fig.6 Experimental platform

### 5.2 实验结果

实验中, Kinect 体感器产生的深度图像实时探测,得到移动机器人周边的动态环境,从而实现在动态环境中捕捉障碍物信息。计算机将 Kinect 提供的 3D 深度影像以及 RGB 图像的原始数据流进行分析处理,形成对目标以及障碍物的定位,包括目标与移动机器人的距离以及障碍物的大小、方位。计算机通过对各种信息的处理和融合得到移动机器人应有的指令,从而让机器人实现跟踪和避障的功能。

设定移动机器人在距离目标小于一个规定的距离 A 时停止运动。图 7 为实验场景。用 Matlab 仿真得到如下的效果图。其中 A 为设置的障碍物, B 为移动机器人, C 为目标。从图中可以看出,移动机器人最后能够在距离不到 A 时停止运动,并能够对机器人和目标距离范围内的非目标物体进行识别,从而进行有效的躲避功能。



A.障碍物; B.移动机器人; C.目标。

图7 实验效果

Fig.7 Experimental results

图 8 为利用增量子空间更新的效果图。从图中可以看出,增量子空间能够对运动的物体及时进行更新,保证目标跟踪的实时性。



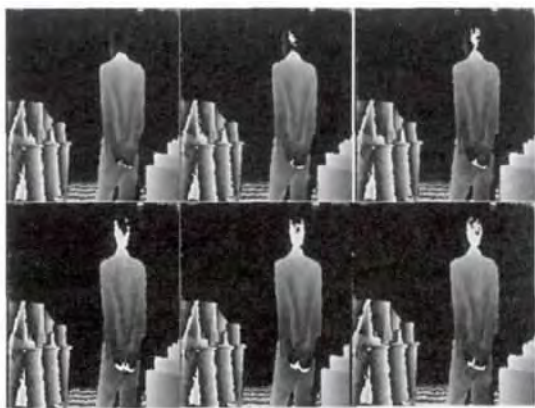


图8 更新效果图

Fig. 8 Updated renderings

图9为避障算法收敛性的比较,图中曲线A代表T-S模糊神经网络法的收敛性。从图中可以明显看出,T-S模糊神经网络法具有很好的收敛性,大大提高了避障的准确性。

## 6 结 语

文中提出用 Kinect 的人脸识别解决视觉机器人在进行跟踪过程中易出现跟踪目标混乱问题,并

## 参考文献(References):

- [1] 朱涛,金国栋,芦利斌. Kinect 应用概述及发展前景[J]. 现代计算机:专业版, 2013(6):8-11.  
ZHU Tao, JIN Guodong, LU Libin. Application overview and development prospect of Kinect[J]. Modern Computer, 2013(6):8-11. (in Chinese)
- [2] 余涛. Kinect 应用开发实战:用最自然的方式与机器对话[M]. 北京:机械工业出版社, 2012.
- [3] 耿波亭. 基于 Kinect 的人体检测与跟踪算法研究[D]. 杭州:杭州电子科技大学, 2012.
- [4] 许海霞,王耀南,袁小芳,等. 一种分层 Mean Shift 目标跟踪算法[J]. 自动化学报, 2009, 35(4):401-409.  
XU Haixia, WANG Yaonan, YUAN Xiaofang, et al. A hierarchical Mean-Shift algorithm for object tracking[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(4):401-409. (in Chinese)
- [5] Joao C, Eurico P, Cristovao C, et al. Using a depth camera for indoor robot localization and navigation[C]//1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. NJ, USA:IEEE, 1999, 4:686-691.
- [6] 李人厚. 自主移动机器人导论[M]. 西安:西安交通大学出版社, 2006.
- [7] Panjavee R, Miti R, AdaCoundoul. Kinect-based obstacle detection for manipulator[C]//2011 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII). NJ, USA:IEEE, 2011:68-73.
- [8] 魏尚. 基于 Kinect 深度图像的三维人脸识别技术研究[D]. 天津:天津师范大学, 2012.
- [9] 贾静平,张飞舟,柴艳妹. Adaboost 目标跟踪算法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(3):475-480.  
JIA Jingping, ZHANG Feizhou, CHAI Yanmei. Adaboost object tracking algorithm[J]. PR and AI, 2009, 22(3):475-480. (in Chinese)
- [10] 王莹. 基于 Kinect 的 Tri-tracking 视频跟踪算法研究[D]. 辽宁:大连理工大学, 2012.
- [11] 盛磊,刘旨春,于晓波. 基于 Mean-Shift 算子的多尺度视频跟踪算法研究[J]. 光机电信息, 2010, 27(12):134-139.  
SHENG Lei, LIU Yichun, YU Xiaobo. Research on multi-scale video tracking based on Mean-Shift algorithm[J]. OME Information, 2010, 27(12):134-139. (in Chinese)
- [12] 尹宏彭. 基于计算机视觉的运动目标跟踪算法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2009.
- [13] Borenstein J, Koren Y. Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1989, 19(5):1179-1187.
- [14] 李树荣,于光金,李娜. 基于圆周扫描的机器人路径规划[C]//2008 Chinese Control and Decision Conference (CCDC 2008). NJ, USA:IEEE, 2008:1698-1730.

(责任编辑:杨 勇)

用增量子空间的方法解决目标信息不及时更新带来移动机器人行动迟缓问题。搭建了实验系统, Kinect 采集人脸的深度图像,然后将该信息传递给 PC 机,PC 机再来控制机器人的运行。实验结果显示,该系统能够实现良好的目标跟踪和避障,但在转弯时移动机器人运行不是很流畅,这一问题还需要再解决。该移动机器人可以应用到自动购物车等领域,具有很好的拓展性。

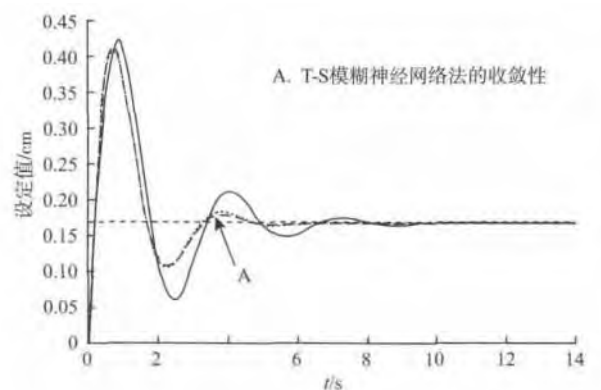


图9 收敛性比较

Fig. 9 Comparison of convergence