

DOI: 10.3969/j.issn.1001-3881.2017.21.003

基于 CAD 三维匹配的机器人定位与抓取

路清彦¹, 王中任^{1,2}, 胡栗¹, 刘海生²

(1. 武汉科技大学汽车与交通工程学院, 湖北武汉 430081;
2. 湖北文理学院机械与汽车工程学院, 湖北襄阳 441053)

摘要: 基于 CAD 三维模型匹配的方法测量了单相机下目标工件的机器人定位精度。该方法是一种利用几何形状检索 CAD 三维数据模型, 对图像信息中相关特征进行交互, 能够快速和高效地从背景中分离出目标物体, 对轮廓明显且具有反光特性的目标具有高效的识别能力。通过迭代算法将三维模型与图像中目标物体的边缘进行不断拟合, 以三维模型的位移及旋转量估算出目标当前的姿态。通过机器人“手眼”标定确定目标与机器人之间位置及方向, 实现对目标定位抓取精度测量。将目标绕 xy 平面旋转 0° 、 45° 、 90° 后, 3 个位姿下平均定位误差分别为 3.012、2.856、4.983 mm。实验结果表明: 用这种方法定位目标, 定位误差会随着摆放角度增大而增大。

关键词: CAD 三维模型; 目标匹配; 定位精度; 手眼标定

中图分类号: TP242.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3881 (2017) 21-012-5

Robot Location and Grabbing Based on CAD 3D Matching

LU Qingyan¹, WANG Zhongren^{1,2}, HU Li¹, LIU Haisheng²

(1. School of Automobile and Traffic Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan Hubei 430081, China; 2. School of Mechanical and Automotive Engineering, Hubei University of Arts and Science, Xiangyang Hubei 441053, China)

Abstract: The purpose is to measure robot location accuracy of target workpiece by monocular camera based on matching three dimensional (3D) computer aided design (CAD) model. A method is proposed of using the geometrical shape of target which can interface with related information of features in image to searching 3D models data. Using this approach, the target objects could be quickly and efficiently isolated from the background and had efficient recognition ability to target with clear outline and light reflective character. Firstly, the 3D CAD model frame was fit continuously to the boundary of target object in the image by iterative algorithm. Then, the object current pose with position and orientation of 3D CAD model was estimated. Finally, the object grab precision measurement was achieved by the robot hand-eye calibration to determine the relative position between the object and the robot. After rotating the object on xy plane with 0° 、 45° 、 90° , the average location error was 3.012 mm, 2.856 mm, and 4.983 mm under three different poses. The experimental results show that with this method of location object, the location error will be increased when the inclined angle increases.

Keywords: 3D CAD model; Object matching; Location accuracy; Hand-eye calibration

0 前言

智能制造装备的水平已成为当今衡量一个国家工业化水平的重要标志, 机器视觉在智能化制造领域中具有快速和非接触的特点, 可以引导机器人进行抓取、搬运等作业, 对于提高生产线的自动化水平有十分重要的意义, 是一项必不可缺的关键性技术^[1]。多年来, 三维目标物体的识别与定位一直是研究人员关注的焦点, 如果机器视觉在识别的过程中与三维 CAD 模型的数据库建立关系, 那么机器视觉在机器人抓取过程中会具有更高效的识别策略, 这种策略可以被广泛地应用于混料识别并使抓取更加柔性化和智能化^[2]。在 CAD 三维模型匹配与定位系统中, 目标

物体的几何形状是识别的依据, 通过检索三维 CAD 数据模型和提取图像中目标物体的相关形状特征^[3], 获得一系列导向特征。

1 工业机器人自动上料系统

工业机器人自动上料系统主要由单目视觉系统, 照明系统和机器人执行系统这三大系统组成, 如图 1 所示。视觉系统由一台固定的 CCD 相机、工控机及上料台架组成。照明系统采用得是穹顶光的照明方式, 目的是获取目标表面清晰的轮廓特征并避免自然光照的不确定因素。机器人执行系统由 FUNAC 六轴机器人和机器人控制柜组成。视觉系统捕捉到目标后将获取的六自由度信息发送给机器人。其中图像处理

收稿日期: 2016-06-14

基金项目: 湖北省科技支撑计划项目 (2015BAA034)

作者简介: 路清彦 (1990—), 男, 硕士研究生, 从事机器视觉技术的研究。E-mail: luqingyan556@sina.com。

通信作者: 王中任, E-mail: xfu_wangzhongren@126.com。

过程是利用基于规则判断的方法识别出 B-rep 模型中存在的过渡特征, 然后根据识别结果对目标进行邻接特征点之间的拟合^[4]。在目标定位过程中, 采用基于模型的三维跟踪算法, 利用虚拟视觉伺服算法使 CAD 模型在图像空间中的投影收敛于目标边缘^[5], 从而实现在笛卡尔空间中与三维目标的精确对准, 再根据相机的“手眼标定”获得目标相对于机器人的三维坐标。



图 1 单目工业机器人系统

2 基于目标 CAD 模型的识别

三维 CAD 模型匹配物体流程图如图 2 所示, 不同姿态下三维模型对目标的投影如图 3 所示。

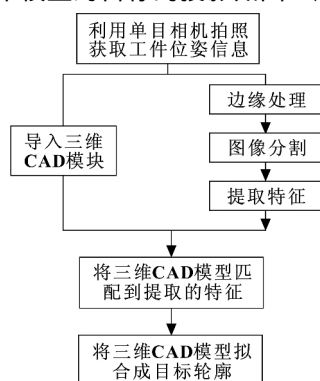


图 2 三维 CAD 模型匹配物体流程图

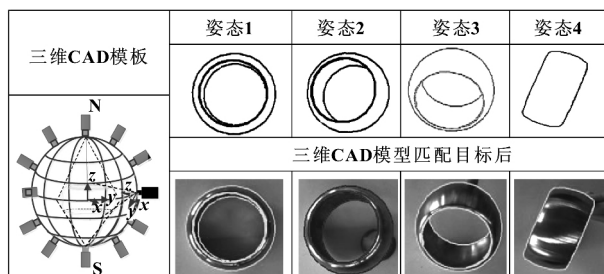


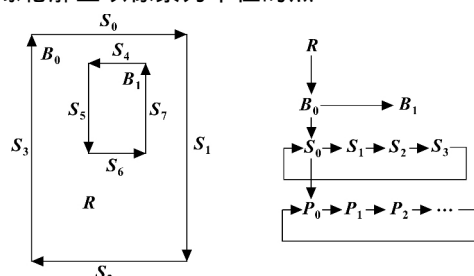
图 3 不同姿态下三维模型对目标的投影

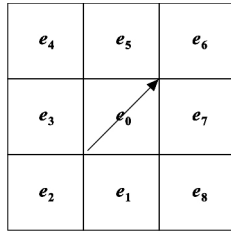
在物体的识别过程中, 正确描述目标物体的环境和特征是模型识别过程中重要的部分, 基于三维 CAD 模型的识别是一种高效描述目标三维特征和实体结构的匹配方式, 在丰富的三维模型库中训练的目标模型^[8], 可以识别多种目标且不用改变识别策略, 同时由于模板的确定性和唯一性, 提高了识别过程中的鲁棒性和抗干扰能力, 即使复杂的环境中也可以准

确地识别目标。相机获取图像后通过边缘处理、图像分割、提取特征建立与三维 CAD 模型之间的对应关系^[7], 将导入的三维 CAD 模型拟合到目标物体轮廓上, 根据三维 CAD 模型的当前位姿确定目标物体的位姿, 图 3 是目标在 4 种不同姿态下的匹配效果。

2.1 边缘处理

基于模型的识别主要是通过检索已建立 CAD 的三维线框模型为基础, 对图像中目标物体的投影面进行分割, 提取目标轮廓的边缘特征, 并根据相机视野下物体的二维形貌模拟目标物体在笛卡尔空间中的三维姿态。边缘在图像处理中有 4 个层次, 如图 4 所示。目标区域 (R) 是一块连续的区域需要通过图像分割的方式从图像中复杂的环境中提取出来。目标对象的边缘 (B) 是一个外包目标区域的并具有方向性的封闭环。边缘分割 (S) 将提取目标对象的轮廓划分为若干段具有方向性的特征直线或圆弧用于与 CAD 三维模型上的特征点做匹配。特征点 (P) 是目标边缘轮廓上以像素为单位的点。



图 5 3×3 扩展的边缘

第二步：非最大边缘抑制的条件下，通过阈值和滤波去噪的方法从向量 e 中提取一个像素宽度的线段。

第三步：将提取的边缘强度大但不完整的轮廓线段形成封闭的区域。首先通过图像分割找取末端边缘元素 e_0 。然后从与 e_0 方向上相邻的 3 个边缘元素 (e_0, e_1, e_2) 选择一个边缘元素作为扩展的边缘的最大化函数

$$h(e_0, e_i) = |e_i| \cos(e_i - e_0) \quad (2)$$

由式 (2) 可知：当 e_i 的边缘强度增加并且 h 方向与 e_0 的方向相同时， h 值会增加。

第四步：移动（选中的像素点）当前位置，重复步骤 1 到步骤 3 直到被选取的元素当前具有较大的边缘强度或扩展优势。

通过算法描述图像区域分割的方法可能会有一些比较小分割区域不能用于模型匹配，在后面的处理过程中需要依据区域边缘的长度找到它们并且将它们消除。

2.1.2 提取特征点

轮廓上的特征点如图 6 所示。

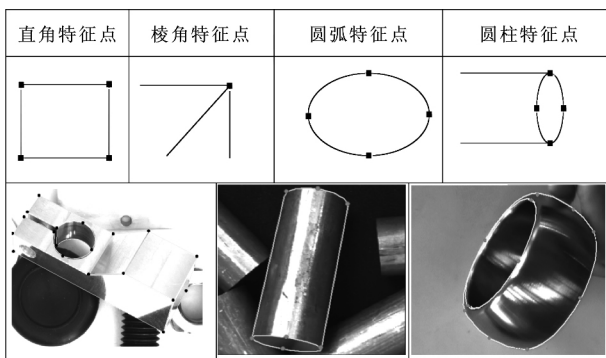


图 6 轮廓上的特征点

特征点是识别的重要依据，将目标轮廓的边缘提取出来后分割成线段，提取线段上的特征点，再根据特征点的特性将线段划分为直线型、曲线型或折线型线段^[9]。图 6 展示 4 种轮廓线上的不同特征点。直角特征点在直角拐点处法向量方向会发生急剧改变；棱角特征点是 3 个直角面在空间上投影的交点，每条线在棱角特征点处会产生 3 个不同方向的法向量；圆弧特征点在圆弧的切线发生改变的位置；圆柱特征点在

直线和圆弧的交汇处，斜率会由一个定值到变量。棱角特征点和圆柱特征点经常用于识别不规则的目标，这些特征点需要被准确地从轮廓线中提取出来，否则对目标的识别过程有很大的影响。

2.1.3 拟合轮廓

轮廓特征是由所有特征点的总和所决定的。通过轮廓特征可以建立 CAD 三维模型与目标的对应关系，并且可以根据三维模型在图像中的姿态识别出目标物体在场景中的位置和方向。

轮廓线是由与特征点上的一对单位向量构成的，共有两种定义单位向量的轮廓类型^[6]。顶点型轮廓是由特征点上相邻的两个部分包含的两条正切向量定义的一种类型，如图 7 (a) 所示，正切向量是由特征点上的局部边界线拟合出的直线或者圆形轮廓时产生的，只要切向量在拟合轮廓误差没有超过目标阈值的范围，就尽可能采样轮廓线上所有的数据点，轮廓线上的数据点越多，拟合轮廓线的精度就会越高。弧形轮廓在圆弧特征点和圆柱特征点处有时不能够确定它的方向，是由于两条向量都是轮廓线上的切向量所以不能确定特征点的位置，所以当对圆弧特征点和圆柱特征点这类型的轮廓进行拟合时，弧形轮廓被定义在特征点上的两条法向量（圆形平面上的一条法向量和由圆心指向特征点的另一条向量）上，如图 7 (b) 所示。

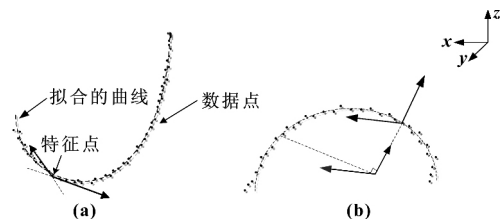


图 7 根据数据点拟合的轮廓

3 目标定位

单目视觉系统获取图像后对目标的形状，利用虚拟视觉使 CAD 模型在图像空间中的投影收敛于目标边缘，实现笛卡尔空间中与目标的精确对准，处理完成后机器人负责工件的抓取工作，为使机器人能准确抓取该工件，就需要获取目标工件相对于机器人的位姿。目标工件二维平面坐标到三维位姿坐标的对应关系是由摄像机成像的小孔成像模型决定的，摄像机标定是为了确定三维坐标和二维像素点之间的对应关系，而建立单目视觉系统和机器人坐标系之间的关系准确性是影响机器人对目标抓取精度的重要影响因素之一。

3.1 相机标定

小孔成像模型是摄像机光学成像几何关系的简化。假设图像上某点的像素坐标为 (u, v) ，该点在图像坐标系上的坐标为 (x, y) ，摄像机光轴和图像

平面的交点为坐标系原点, 该点位于图像中心, 如图 8 所示。用小孔成像模型表示摄像机的成像过程, 可以得到世界坐标系上某点 (x_w, y_w, z_w) 在像素坐标系上该点 (u, v) 之间的数学模型:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_x & k_s & u_0 \\ 0 & k_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1/z_1 \\ y_1/z_1 \\ 1 \end{bmatrix} = M_{in} \begin{bmatrix} x_1/z_1 \\ y_1/z_1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{w_1} \\ y_{w_1} \\ z_{w_1} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & P \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{w_1} \\ y_{w_1} \\ z_{w_1} \\ 1 \end{bmatrix} = {}^cM_w \begin{bmatrix} x_{w_1} \\ y_{w_1} \\ z_{w_1} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

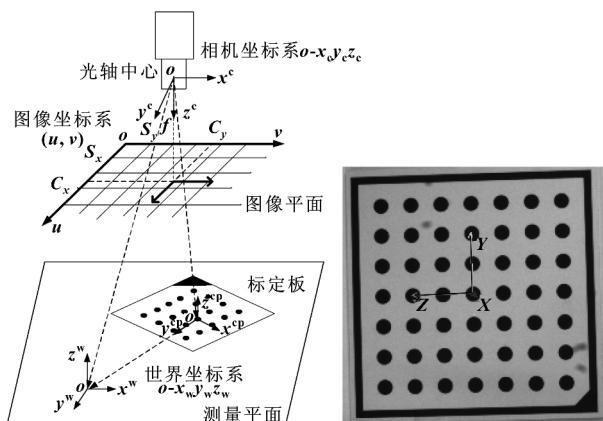


图 8 相机标定

在相机标定的内参公式中, $M_{in} =$

$$\begin{bmatrix} k_x & k_s & u_0 \\ 0 & k_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ 完全由参数 } k_x, k_s, k_y, u_0, v_0 \text{ 决定,}$$

其中 k_s 是相机的畸变系数, k_x, k_y, u_0, v_0 只与相机的内部参数有关, 即相机的内参; ${}^cM_w = \begin{bmatrix} R & P \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 是由相机和标定板的相对位姿决定的, 即相机的外部参数, 包括上平移矢量 P 和旋转矩阵 R 。

获取目标位姿最重要的是求解相机相对于世界坐标系的位姿。在目标坐标系中, 通过多组标定图片获得一系列的坐标 $(x_{w_1}, y_{w_1}, z_{w_1}) \cdots (x_{w_n}, y_{w_n}, z_{w_n})$ 及其在图像平面上的投影 $(u_1, v_1) \cdots (u_n, v_n)$, 在相机内参已知的情况下, 求取目标坐标系和相机坐标系之间的变换矩阵 cM_w , 和外参矩阵所包含的 3 个平移参数和 3 个旋转参数。

3.2 机器人标定

机器人要获取视觉系统提取的信息, 必须将相机

标定所获取的相对位姿建立在机器人坐标系中, 因此除了标定相机还需要标定机器人的“手眼”系统, 即确定相机和机器人坐标系之间的关系。手眼标定有两种, 一种是相机固定在机械臂上随机械臂一起运动的 eye-in-hand 标定方式, 一种是相机相对机器人独立的 eye-to-hand 标定方式, 因为该试验需要相机固定, 所以选用的是 eye-to-hand 的标定方式。和相机标定一样, 机器人手眼标定同样要用到多张标定图片, 但是与相机标定相反, 标定板不需要人来更换位姿, 而是用机器人执行末端代替人在相机视野下移动标定板。要保证机器人能准确抓取物体, 就必须保证每张标定图片中机器人执行末端的位姿相对于机器人世界坐标系的精确度。坐标系之间的转换如式 (5), 在式中, 机械手执行末端相对于机器人基座的位姿 ${}^{tool}H_{base}$ 和标定所得的标定板相对相机的位姿关系 ${}^{cam}H_{cal}$ 是已知的, 需要求相机和机器人之间的位姿关系 ${}^{cam}H_{base}$ 和机器人和标定板之间的位姿关系 ${}^{tool}H_{cal}$ 。

$${}^{cam}H_{cal} = {}^{cam}H_{base} \cdot {}^{base}H_{tool} \cdot {}^{tool}H_{cal} \quad (5)$$

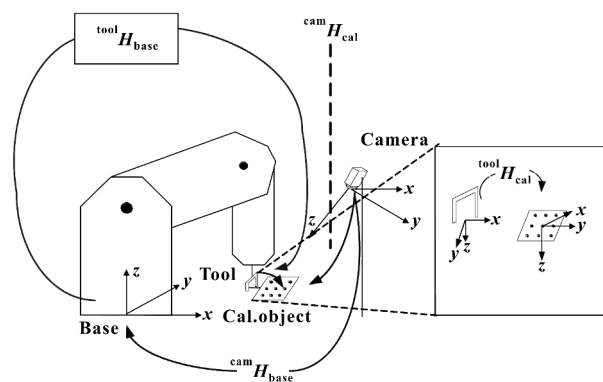


图 9 机器人手眼标定

4 试验验证与分析

为了验证定位的精确度, 用六自由度 FUNAC 机器人在取料台上进行定位抓取试验, 取料台正上方装有稳定的 LED 光源, 实验所选用的相机型号是 Basler acA2500-60gmNIR, 分辨率是 1 280 像素 \times 1 024 像素, 镜头是宾德 PENTAX TV LENS 镜头, 焦距为 8 mm。选取的目标工件是轴承的保持架零件, 端口直径 115.4 mm, 厚度 54 mm, 如图 10 所示, CAD 模型在取料台上根据高度信息识别到第二层的目标工件。

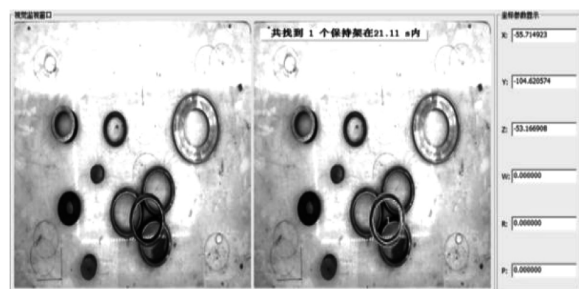


图 10 定位到的第二层目标工件

试验对摆置不同位置和角度 (0° 、 45° 、 90°) 的目标工件进行了多次定位试验, 选取目标质心坐标 x 、 y 和 z 值与实际值的数据对比后求取平均值, 如图 11 所示。

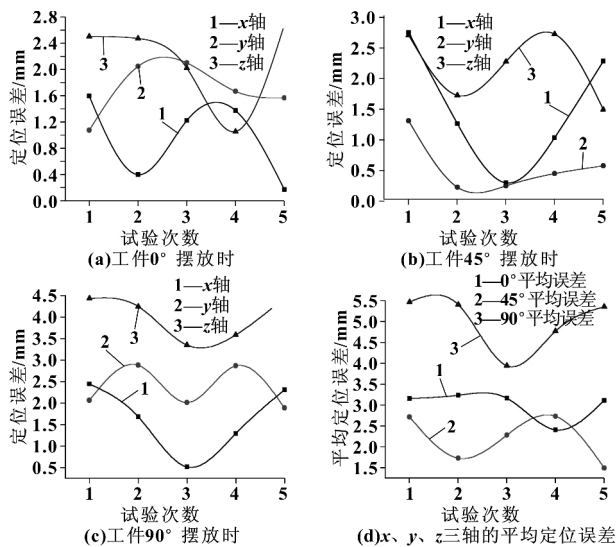


图 11 工件不同摆放角度时, x 、 y 、 z 三轴的定位误差

5 结论

针对 CAD 三维匹配方法对目标工件在不同位置与不同角度的定位抓取研究。保持架在取料台上平放时, 工件在 x 、 y 、 z 轴方向上的平均定位误差分别为 0.953、1.691、2.145 mm, 综合误差为 3.012 mm; 当保持架 45° 摆放时, x 、 y 、 z 轴方向上的平均定位误差分别为 1.527、0.562、2.186 mm, 综合误差为 2.856 mm; 工件成 90° 摆放时, x 、 y 、 z 轴方向上的平均定位误差分别为 1.648、2.341、4.009 mm, 综合误差为 4.983 mm。实验数据表明, 保持架无论如何摆放, z 轴方向上的误差均大于 x 、 y 轴方向上的误差, 而且随着保持架倾斜角度增加, 工件 x 、 y 、 z 轴上的综合误差也随之增大, 定位精度逐渐降低。经试验分析, 定位误差主要存在于模板匹配和标定的精度上, 由于一个相机只能获取图像的二维信息, 单从匹配到的模板估算 z 轴坐标值, 如果目标工件的摆放角度越大, CAD 三维模型匹配的精度越低, 估算质心位姿的误差也越大。另外, 由于目标工件按不同的姿态改变, 质心不在同一个平面上, 标定平面与质心的平面不重合, 也会影响 z 轴的精度。

参考文献:

[1] 翟敬梅, 董鹏飞, 张铁. 基于视觉引导的工业机器人定位抓取系统设计[J]. 机械设计与研究, 2014, 30(5): 45-49.
 ZHAI J M, DONG P F, ZHANG T. Positioning and Grasping System Design of Industrial Robot Based on Visual Guidance[J]. Machine Design and Research, 2014, 30(5): 45-49.

[2] 王中任, 路清彦, 刘海生. 基于 CAD 模型的随机工件视觉识别和定位方法[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(S): 230-235.
 WANG Z R, LU Q Y, LIU H S. Visual Recognition and Location Method of Randomly Placed Parts[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(S): 231-235.
 [3] 徐士彪, 车武军, 张晓鹏. 基于形状特征的三维模型检索技术综述[J]. 中国体视学与图像分析, 2010(4): 439-449.
 XU S B, CHE W J, ZHANG X P. A Survey of 3d Model Retrieval Based on Shape Feature[J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2010(4): 439-449.
 [4] 黄明聪, 张树生, 白晓亮, 等. 基于过渡特征识别及过滤的三维 CAD 模型检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(1): 93-100.
 HUANG M C, ZHANG S S, BAI X L, et al. 3D CAD Model Retrieval Based on Blend Feature Recognition and Filtration[J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(1): 93-100.
 [5] 张鹏程, 徐德. 基于 CAD 模型目标跟踪和定位算法研究[J]. 高技术通讯, 2014, 24(6): 623-631.
 ZHANG P C, XU D. Research on CAD Model-based Tracking and Position Algorithm[J]. Chinese High Technology Letters, 2014, 24(6): 623-631.
 [6] 龚昌来, 罗聪, 杨冬涛. 一种基于边缘方向的双线性插值方法[J]. 激光与红外, 2010, 40(7): 788-791.
 GONG C L, LUO C, YANG D T. A Novel Bilinear Interpolation Method Based on Edge Direction[J]. Laser & Infrared, 2010, 40(7): 789-791.
 [7] KALDESTAD K B, HOVLAND G, ANISI D A. CAD-based Training of an Expert System and a Hidden Markov Model for Obstacle Detection in an Industrial Robot Environment[J]. Automatic Control in Offshore Oil and Gas Production, 2012, 45(8): 53-58.
 [8] LIM J J, KHOSLA A, TORRALBA A. FPM: Fine Pose Parts-based Model with 3D CAD Models[M]. Lecture Notes in Computer Science, 2014: 478-493.
 [9] RODRIGUES M, KORMANN M, SCHUHLER C, et al. Robot Trajectory Planning Using OLP and Structured Light 3D Machine Vision[M]. Lecture Notes in Computer Science, 2013: 244-253.
 [10] XIE S Q, CHENG D, WONG S, et al. Three-dimensional Object Recognition System for Enhancing the Intelligence of a KUKA robot[J]. Int J Adv Manuf Technol, 2008, 38(7-8): 822-839.
 [11] SUMI Y, KAWAI Y, YOSHIMI T, et al. 3D Object Recognition in Cluttered Environments by Segment-based Stereo Vision[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 46(1): 5-23.

(责任编辑: 卢文辉)