

# 基于机器视觉的机械臂抓取系统设计

张孟旭<sup>1</sup> 高向川<sup>1</sup> 尹丽楠<sup>1</sup> 王建辉<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(郑州大学信息工程学院 河南 郑州 450000)

<sup>2</sup>(郑州慕速物联科技有限公司 河南 郑州 450000)

**摘要** 以六自由度的 Kinova 机械臂和 Realsense 深度相机等硬件为基础,设计基于机器视觉的机械臂抓取系统。针对传统模板匹配法不具有旋转不变性的问题,将颜色识别算法应用于目标识别中。建立机器人系统参数化模型,对图像预处理并通过颜色识别算法得到目标的质心坐标,通过 D-H 参数法建立机械臂运动学模型,利用逆运动学求解出关节角度进而完成抓取。通过实验数据表明,该系统具有较高的可行性。

**关键词** ROS 机器视觉 系统设计 机械臂抓取

中图分类号 TP3

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.08.004

## DESIGN OF ROBOT ARM GRIPPING SYSTEM BASED ON MACHINE VISION

Zhang Mengxu<sup>1</sup> Gao Xiangchuan<sup>1</sup> Yin Linan<sup>1</sup> Wang Jianhui<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450000, Henan, China)

<sup>2</sup>(Zhengzhou Musso IOT Technology Co., Ltd., Zhengzhou 450000, Henan, China)

**Abstract** This paper designs a machine vision-based robotic arm gripping system based on hardware such as a six-degree-of-freedom Kinova robotic arm and a Realsense depth camera. To solve the problem that the traditional template matching method was not rotation invariant, the color recognition algorithm was applied to the target recognition. A parametric model of the robot system was established, the image was pre-processed, and the center-of-mass coordinates of the target were obtained by the color recognition algorithm. The kinematic model of the robot arm was established by the D-H parameter method, and the joint angle was solved by the inverse kinematics to complete the grasping. The experimental data show that the system designed in this paper is highly feasible.

**Keywords** ROS Machine vision System design Robotic arm gripping

## 0 引言

随着科学技术的不断发展和成熟,机器人技术也在向着自主化、智能化的方向不断发展,在生活生产等众多领域有着广泛的应用。机器人自发明以来,经过多年的研究和发展已经取得了很大的成就<sup>[1]</sup>。机器人可以通过内部设定的程序或者人类的操控完成相应的任务,相比较于人工,机器人的安全系数更高且使用起来更加方便,能够完成单一重复性的劳动,所以机器人的应用范围更加广阔<sup>[2-3]</sup>。

虽然机器人能够代替人工在一些精度要求高或者危险的环境工作,但是大部分机器人都是按照预先设定好的程序完成任务,不能实现自主决策;当工作环境

发生改变或者目标移动时,机器人无法完成自主调整,因此对于机器人智能性的需求变得越来越高。为了提高机器人的智能性,可以安装一些传感器,提高机器人与周围环境的交互能力。机器人通过视觉传感器可以感知周围环境信息和目标信息,从而控制机械臂完成抓取任务<sup>[4-5]</sup>。

本文利用基于深度相机的机器视觉技术完成了机器人抓取系统的设计,并通过实验数据验证了系统的可行性和可靠性。

## 1 系统设计

本系统以六自由度的 Kinova 机械臂、Realsense D415 相机和可移动的平台为基础,搭建基于机器视觉

的机械臂抓取系统。该系统由机器视觉系统和机械臂控制系统两个部分组成,其中机器视觉系统负责图像的采集和处理从而实现目标物体的识别和定位,机械臂抓取系统基于识别结果控制机械臂完成目标的抓取。整个系统的流程如图 1 所示。

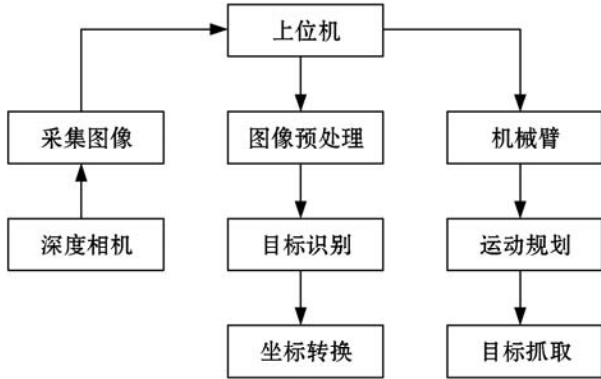


图 1 系统流程

首先深度相机对目标物体进行拍摄,然后将采集到的图像信息反馈到上位机。上位机对获得的图像信息进行预处理,包括图像滤波、图像灰度化和二值化等处理。然后利用颜色识别算法对目标进行识别,获取到目标物体的像素坐标,通过相机标定原理将二维坐标转换为相对于机械臂基坐标系的三维坐标。将坐标信息发送给机械臂控制系统,通过逆运动学求解得到机械臂的各个关节角度值。机械臂运动控制节点进行运动规划,将各个关节角度值转换为各个伺服电机的电流脉冲大小,从而控制机械臂实现对目标物体的抓取。

## 2 系统参数化模型建立

相机作为机器视觉中必不可少的传感器,其如何选取关系着后续目标物体识别的精准度。相机参数决定空间中某点的几何位置和图像上的点的对应关系。进行相机标定就是为了求出相机的相关参数,包括相机的内参数、外参数和畸变参数<sup>[6]</sup>。相机标定的精准度决定了后续目标识别和定位的准确度,从而确定相机坐标系和机械臂基坐标系之间的转换关系,完成后续机械臂的目标抓取工作。

### 2.1 相机标定

相机标定涉及到四个坐标系之间的转换关系,如图 2 所示。其中: $o_1-uv$ 为像素坐标系, $o_2-xy$ 为图像坐标系, $O_c-X_cY_cZ_c$ 为相机坐标系, $O_w-X_wY_wZ_w$ 为世界坐标系。世界坐标系中的点  $P(X_w, Y_w, Z_w)$  为真实位置,图像中的点  $p(x, y)$  对应像素坐标系中的  $(u, v)$ ,相机的焦距为  $f$ 。

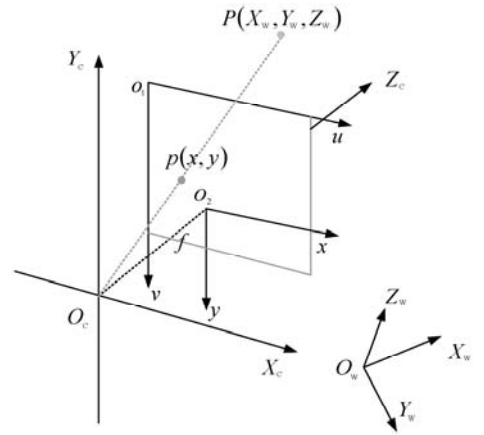


图 2 相机坐标系之间的关系

相机标定的公式如下:

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中:  $dx$  和  $dy$  分别表示  $u$  轴和  $v$  轴上单位像素的尺寸大小;  $(u_0, v_0)$  是平面坐标系原点  $o$  在像素坐标系下的坐标;  $\mathbf{R}$  代表  $3 \times 3$  的旋转矩阵;  $\mathbf{t}$  代表维度为 3 的平移向量。

Realsense 相机标定后的内参参数如图 3 所示。

```

[Image]
width
640
height
480

[narrow_stereo]
camera matrix
803.205685 0.000000 326.361004
0.000000 801.271282 251.642558
0.000000 0.000000 1.000000

distortion
0.532091 -1.170936 0.003339 0.008983 0.000000

rectification
1.000000 0.000000 0.000000
0.000000 1.000000 0.000000
0.000000 0.000000 1.000000

projection
852.405640 0.000000 329.825903 0.000000
0.000000 854.434998 252.558022 0.000000
0.000000 0.000000 1.000000 0.000000
    
```

图 3 Realsense 相机的内参参数

图 3 中  $\alpha_x = 803.205685$ ,  $\alpha_y = 801.271282$ ,  $u_0 = 326.361004$ ,  $v_0 = 251.642558$ 。

### 2.2 手眼标定

手眼标定<sup>[7]</sup>是为了获得相机坐标系和机械臂坐标系之间的转换关系。相机和手爪的相对位置关系一般有 eye-to-hand 和 eye-in-hand 两种方式,两种标定方式的区别在于相机是否移动。在本文中采用 eye-in-hand 实现手眼标定,从而得到相机坐标系和机械臂基坐标系之间的转换关系,如图 4 所示。

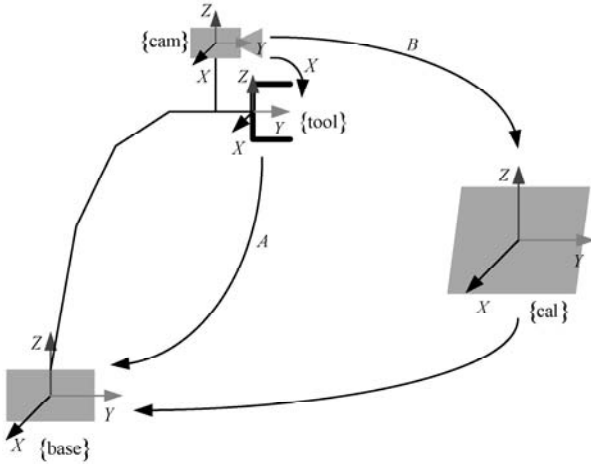


图4 eye-in-hand 标定过程

夹爪坐标系和机械臂基座坐标系的转换用 ${}^b\mathbf{H}$ 表示,通过机器人系统求出;相机坐标系和机械臂夹爪坐标系的转换用 ${}^c\mathbf{H}$ 表示,这是最终要求的;相机坐标系和标定板坐标系的转换用 ${}^g\mathbf{H}$ 表示;标定板坐标系和机械臂基座坐标系的转换用 ${}^g\mathbf{H}$ 表示,该矩阵为一个常量。它们之间的关系可以表示为:

$${}^b\mathbf{H} = {}^b\mathbf{H} \cdot {}^c\mathbf{H} \cdot [{}^g\mathbf{H}]^{-1} \quad (3)$$

本文通过 ArUco 标定板得到相机与标定板的关系。本文基于 ROS 系统的 easy\_handeye 工具包完成手眼标定的工作,首先将 ArUco 标定板固定在一个位置,然后控制机械臂运动到空间中不同位置。每次变换一个位置,就点击界面的 Take Sample 按钮,此时在 Samples 处可以看到标定板图案相对于相机的位姿。当采样完成以后点击 Compute 按钮就会获得最终的坐标转换矩阵。本文进行了 20 次采样,最终得到的结果如图 5 所示。

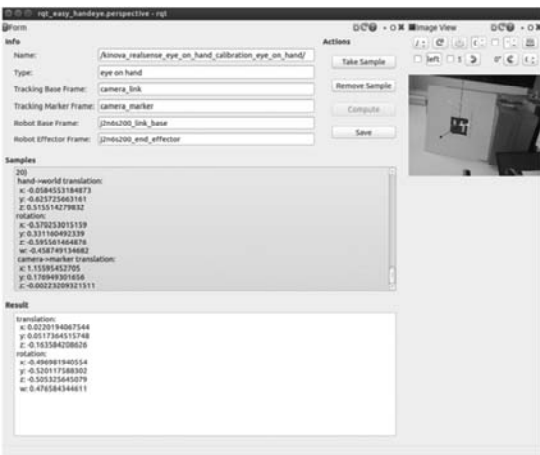


图5 最终采样结果

转换矩阵可以表示为:

$$T = \begin{bmatrix} -0.0518 & 0.9990 & 0.0070 & 0.0220 \\ 0.0350 & -0.0050 & 0.9990 & 0.0520 \\ 0.9980 & 0.0520 & -0.0350 & -0.1640 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

### 3 视觉处理系统

本视觉处理系统基于 ROS 平台,利用 OpenCV 函数库对图像进行识别。在机器视觉系统中,包括图像滤波、图像灰度化和二值化、图像开闭操作处理和颜色识别等操作。

#### 3.1 图像预处理

一般情况下,Realsense 相机获得的图像因为相机内部硬件结构或者外部因素噪声等影响而产生失真,常采用高斯滤波对图像进行预处理<sup>[8]</sup>。通过高斯滤波能够降低噪声产生的影响,因此常用于机器视觉中的图像处理。高斯滤波通过对整幅图像求取加权平均从而实现对图像的处理,使得后续识别结果更加准确<sup>[9]</sup>。

在滤波之后,为了降低运算量,对图像进行二值化处理<sup>[10]</sup>。二值化处理过程为将像素灰度值与阈值比较,将小于阈值的像素值均变为 0,其他的变为 255。本文采用基于直方图的全局二值化算法,原始图像如图 6 所示。本文设定右边颜色为目标物体颜色,经过处理后的二值化图像如图 7 所示。对二值化后的图像进行开闭操作处理。开操作是先腐蚀再膨胀,闭操作与开操作正好相反,先膨胀再腐蚀。处理结果如图 8 所示。可以看出,经过图像预处理后的图像和原始图像基本一致,图像的轮廓变得更加平滑。



图6 原始图像



图7 二值化图像

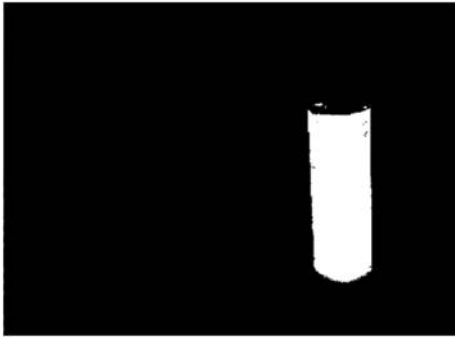


图 8 开闭操作处理后的图像

### 3.2 颜色识别

本系统采用基于颜色特征的识别算法,颜色作为目标物体最基本的一种特征,利用颜色可以将目标从场景中提取并识别的过程进行简化<sup>[11]</sup>。将获得的 RGB 图像转换成 HSV 图像,HSV 图像在一定程度上能够减少光照带来的影响,不同颜色对比起来更加简便。颜色特征不会受到形变畸变带来的影响,具有良好的不变性,而且鲁棒性能很好。最终利用颜色识别的结果如图 9 所示,目标物体的质心用圆圈表示。



图 9 颜色识别结果

## 4 机械臂抓取系统

### 4.1 机械臂运动学模型

在对机械臂进行运动学建模的时候,首先需要确定相邻连杆之间的位置关系。本文通过 D-H 参数法建立机械臂的连杆坐标系,为后续机械臂抓取目标物体奠定了理论基础<sup>[12]</sup>。

机械臂正运动学通过机械臂的各关节参数求解机械臂末端夹爪相对于参考坐标系的位姿。通过分析 Kinova 机械臂的整体结构,建立了连杆坐标系和 D-H 参数表,如图 10 和表 1 所示。

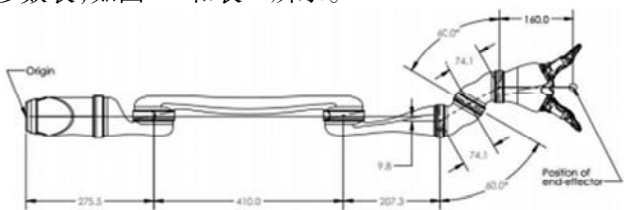


图 10 机械臂的连杆坐标系

表 1 机械臂的 D-H 参数表

$i$	$\alpha_i$	$a_i$	$d_i$	$\theta_i$
1	$\pi/2$	0	$d_1$	$\theta_1$
2	$\pi$	$a_2$	0	$\theta_2$
3	$\pi/2$	0	$-d_3$	$\theta_3$
4	$\pi/3$	0	$-d_4$	$\theta_4$
5	$\pi/3$	0	$-d_5$	$\theta_5$
6	$\pi$	0	$-d_6$	$\theta_6$

通用齐次变换矩阵为:

$${}^{i-1}T = \begin{bmatrix} c_{\theta_i} & -s_{\theta_i}c_{\alpha_i} & s_{\theta_i}s_{\alpha_i} & a_i c_{\theta_i} \\ s_{\theta_i} & c_{\theta_i}c_{\alpha_i} & -c_{\theta_i}s_{\alpha_i} & a_i s_{\theta_i} \\ 0 & s_{\alpha_i} & c_{\alpha_i-1} & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $c_{\theta_i} = \cos(\theta_i)$ ,  $s_{\theta_i} = \sin(\theta_i)$ ,  $c_{\alpha_i} = \cos(\alpha_i)$ ,  $s_{\alpha_i} = \sin(\alpha_i)$ 。

机械臂的正运动学方程的表达式为:

$${}^0T = {}^0T_1 T_2 T_3 T_4 T_5 T_6 T = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & p_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & p_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{P} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{R}$  代表旋转矩阵; $\mathbf{P}$  代表平移向量。

机械臂逆运动学是已知机械臂末端位姿求取相应的关节位置,是机械臂关节空间轨迹规划的基础。逆运动学的分析方法主要分为解析法和迭代法。本文以迭代法为例简要分析逆运动学过程。表达式为:

$$\mathbf{q} = f^{-1}(\mathbf{X}) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{X}$  为夹爪的位姿; $\mathbf{q}$  为机械臂的关节角度。

本文通过迭代法对逆运动学进行求解,建立的方程组为:

$$\begin{cases} \mathbf{F}(\boldsymbol{\theta}) = (f_1, f_2, \dots, f_{12})^T \\ \boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_6)^T \end{cases} \quad (8)$$

式(6)的迭代方程为:

$$\boldsymbol{\theta}^{i+1} = \boldsymbol{\theta}^i - \mathbf{J}_i^{-1} \mathbf{F}(\boldsymbol{\theta}^i) \quad (9)$$

式中机械臂的雅可比矩阵  $\mathbf{J}_i$  为:

$$\mathbf{J}_i(\boldsymbol{\theta}^i) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial \theta_1^i} & \frac{\partial f_1}{\partial \theta_2^i} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial \theta_6^i} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f_{12}}{\partial \theta_1^i} & \frac{\partial f_{12}}{\partial \theta_2^i} & \dots & \frac{\partial f_{12}}{\partial \theta_6^i} \end{bmatrix} \quad (10)$$

以此计算出机械臂的逆运动学解。

### 4.2 机械臂抓取实验

搭建实验环境,在桌子上分别放置几个颜色不同

的杯子。本文设置两个目标物体,从而可以实现多目标识别。然后通过颜色识别算法对目标物体进行识别。识别的结果如图 11 所示。目标物体的像素坐标和机械臂抓取位置坐标如图 12 所示。

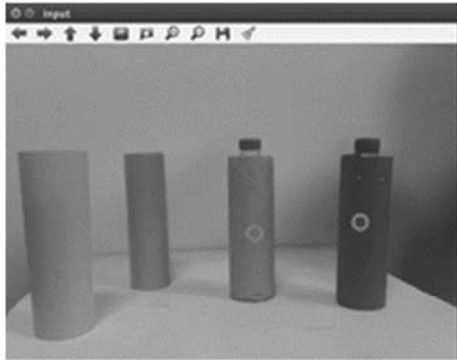


图 11 识别到的目标物体

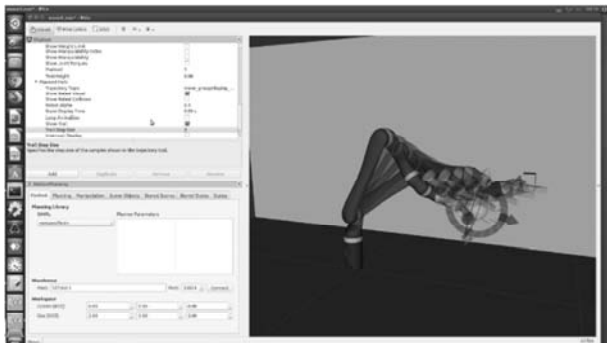
```
[ INFO] [1611696386.555358528]: the pixel coordinates(391,221)
[ INFO] [1611696386.555396216]: the global coordinates(0.187139,-0.027042,0.913000)
[ INFO] [1611696386.555407929]:
[ INFO] [1611696386.555418372]: the pixel coordinates(517,166)
[ INFO] [1611696386.555428456]: the global coordinates(0.221381,-0.081802,0.688000)
```

图 12 目标物体的位置坐标

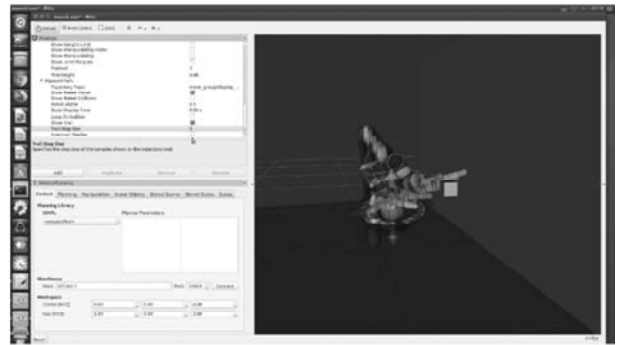
上位机根据目标位置信息进行机械臂运动规划,并将规划的结果显示在 Rviz 中。本文识别到的目标物体有两个,设计程序让机械臂对目标进行选择抓取。如图 13 所示,两个目标物体的 id 分别为 1 和 2,在终端中会询问抓取哪一个目标物体。假定对目标 1 进行抓取,接着会在 Rviz 中显示环境和机械臂模型,其中用一个方块代表目标物体,机械臂生成模拟运动轨迹,在终端输入 e 确认选择这个轨迹或者输入 r 重新规划一条运动轨迹。输入 e 后,机械臂的实际运动轨迹与在 Rviz 中生成的模拟轨迹相同,如图 14 所示。

```
find a target: green, ID: 1
find a target: red, ID: 2
which one do you want to grasp? please enter a number(now just support number 1)
1
[ INFO] [1611696707.610026017]: Press any key to send robot to home position ...
[ INFO] [1611696707.622780623]: *****
[ INFO] [1611696707.622815226]: *****start, please take care*****
[ INFO] [1611696707.622823839]: *****
[ INFO] [1611696707.622831239]: Approaching grasp position ...
[ INFO] [1611696707.622872509]: Setting plan time to 210.000000 sec
[ INFO] [1611696707.735148907]: Setting plan time to 210.000000 sec
at attempt: 1
plan success at attempt: 1
please input e to execute the plan, r to replan, others to skip: █
```

图 13 机械臂抓取过程



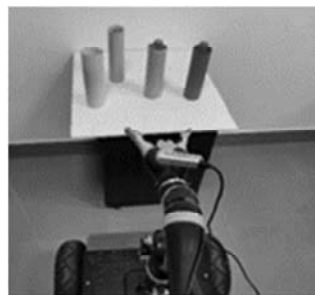
(a) 轨迹规划中间位置 1



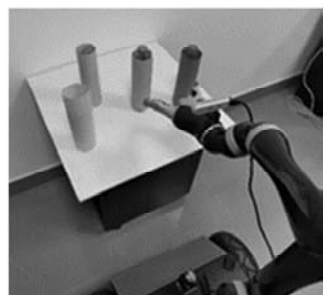
(b) 轨迹规划中间位置 2

图 14 Rviz 中生成的模拟轨迹

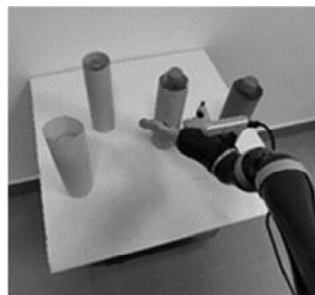
在机器人实际抓取过程中,基于机械臂的结构特性,将物体平放在实验台上。当机器人运动到设定的目标位置时,通过深度相机在环境中寻找目标物体并对物体进行识别,得到相机坐标系下的位姿,通过手眼标定对机械臂抓取点的位置进行计算。通过机械臂的逆运动学求解,获得各个关节的旋转角度,通过上位机的运动控制节点,将各个关节角度值转换为各个伺服电机的电流脉冲大小驱动机械臂实现对目标的抓取。整个抓取过程如图 15 所示。图 15(a)为机器人运动到初始位置,图 15(b)和图 15(c)为机械臂抓取过程中的两个点,在不断靠近目标物体,图 15(d)为机械臂成功抓取目标物体。



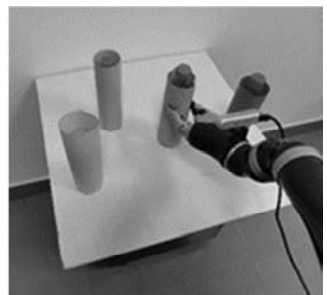
(a) 初始位置



(b) 抓取过程 1



(c) 抓取过程 2



(d) 抓取完成

图 15 机械臂抓取过程

### 4.3 实验数据分析

本文不断改变目标物体的位置,通过深度相机进行目标识别,最后机械臂抓取目标,完成了 7 次实验。每次实验都尽量保证目标物体在深度相机的识别范围和机械臂的抓取范围内,通过对坐标转换计算得到的

位置与夹爪实际抓取位置进行比较,计算两者之间存在的相对误差,得到的实验数据如表 2 所示。

表 2 实验数据分析 单位:mm

序号	计算位置	夹爪位置	位置误差
1	(221.38, -81.80, 688.00)	(216.08, -86.53, 681.80)	(5.30, 4.73, 6.20)
2	(256.89, 79.33, 686.21)	(251.94, 72.93, 679.11)	(4.95, 6.40, 7.10)
3	(284.22, 57.84, 687.30)	(289.72, 51.72, 679.00)	(-5.50, 6.12, 8.30)
4	(337.21, -70.40, 689.10)	(331.21, -65.52, 683.50)	(6.00, -4.88, 5.60)
5	(363.46, 107.62, 687.60)	(356.07, 114.42, 679.50)	(7.39, -6.80, 8.10)
6	(425.57, -121.15, 688.20)	(417.15, -127.85, 684.60)	(8.42, 6.70, 3.60)
7	(573.64, 132.11, 686.90)	(562.34, -139.91, 681.00)	(11.30, -7.80, 5.90)

在 X 轴方向的误差范围为 -5.50 ~ 11.30 mm,在 Y 轴和 Z 轴方向的误差范围在 10 mm 以内。由于目标物体本身的高度为 20 cm,对于抓取的影响比较小可以满足实验的要求。从位置 1 到位置 7,随着距离的增大位置误差也在不断增大,且位置 7 未实现抓取。造成这个现象的原因可能是随着距离增大,识别的误差也在增大,且机械臂对于边缘点的抓取不是很准确,因此未能完成此次实验。

## 5 结 语

本文以 ROS 作为开发平台,对基于机器视觉的抓取进行设计。首先对图像进行预处理,利用颜色识别获取目标位置信息,然后通过坐标转换得到相对于机械臂的位置,最后完成目标抓取。通过实验数据验证了系统的可行性和可靠性。对于机械臂自主抓取研究有重要意义。

## 参 考 文 献

[1] 张劲恒,魏郅琦. 工业机器人及智能制造发展现状分析[J]. 记者观察,2018(36):112.

[2] Yamamoto H. A view of construction science and robot technology implementation[C]//37th International Symposium on Automation and Robotics in Construction, 2020.

[3] 张文辉,叶晓平,季晓明,等. 国内外空间机器人技术发展综述[J]. 飞行力学,2013,31(3):198-202.

[4] 董靖川,张成君,王一成,等. 面向机器人智能抓取任务的视觉定位实验[J]. 实验技术与管理,2020,37(3):56-

59.

[5] 郑振峰. 基于机器视觉运用于工业机器人抓取技术的研究[J]. 南方农机,2020,51(15):46-47,52.

[6] 徐呈艺,刘英,贾民平,等. 木板抓取机器人手眼标定方法[J]. 农业机械学报,2019,50(12):420-426.

[7] 杜惠斌,宋国立,赵忆文,等. 利用 3D 打印标定球的机械臂与 RGB-D 相机手眼标定方法[J]. 机器人,2018,40(6):835-842.

[8] 朱明秀. 基于图像处理技术的车牌识别方法研究[J]. 信息记录材料,2019,20(3):224-226.

[9] 侯宾,张文志,戴源成,等. 基于 OpenCV 的目标物体颜色及轮廓的识别方法[J]. 现代电子技术,2014,37(24):76-79,83.

[10] 王鹏,王太勇,董靖川. 基于 EEMD 时频谱二值化的振动信号微弱特征提取方法[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版),2016,49(7):667-673.

[11] Hassani N, Farnand S P. Color discrimination threshold for medical test devices[J]. Electronic Imaging, 2017(18):60-66.

[12] 李金良,张斌,杨学顺,等. 6R 选研机械臂运动学仿真分析[J]. 煤矿机械,2021,42(2):70-72.

## (上接第 8 页)

[53] Chai H, Leng S, Zhang K, et al. Proof-of-reputation based-consortium blockchain for trust resource sharing in internet of vehicles[J]. IEEE Access, 2019,7:175744-175757.

[54] Su Z, Wang Y, Xu Q, et al. LVBS: Lightweight vehicular blockchain for secure data sharing in disaster rescue[J]. IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing, 2022,19(1):19-32.

[55] Ramachandran G, Krishnamachari B. Blockchain for the IoT: Opportunities and challenges[EB]. arXiv: 1805.02818,2018.

[56] Sun G, Dai M, Zhang F, et al. Blockchain enhanced high-confidence energy sharing in internet of electric vehicles[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020,7(9):7868-7882.

[57] Wang Y, Su Z, Zhang N. BSIS: Blockchain-based secure incentive scheme for energy delivery in vehicular energy network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019,15(6):3620-3631.

[58] Zhou Z, Wang B, Dong M, et al. Secure and efficient vehicle-to-grid energy trading in cyber physical systems: Integration of blockchain and edge computing[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019,50(1):43-57.

[59] Maskey S, Badsha S, Sengupta S, et al. BITS: Blockchain based intelligent transportation system with outlier detection for smart city[C]//2020 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshop, 2020:1-6.