

王子铭, 孙永侯, 郑智康, 等. 智能咽拭子采样机器人系统的设计与开发[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(8): 184-190. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240830

# 智能咽拭子采样机器人系统的设计与开发

王子铭<sup>1</sup>, 孙永侯<sup>2</sup>, 郑智康<sup>3</sup>, 乐洋<sup>3</sup>

(1 南京邮电大学 集成电路科学与工程学院, 南京 210003; 2 南京邮电大学 计算机学院、软件学院、网络空间安全学院, 南京 210003; 3 南京邮电大学 地理与生物信息学院, 南京 210003)

**摘要:** 针对近年来防疫工作的需要, 各种疫情防控机器人快速发展, 传统疫情防控机器人的功能多为隔离病房护理和医疗物品递送, 而较少能对病人进行核酸采样, 本文设计了一种基于树莓派的智能咽拭子采样机器人系统, 该系统具有核酸采样、数据上传、人脸识别等功能。当机械臂进行核酸采样时, 先使用双目摄像机测距, 再通过深度学习训练出可以进行人的面部和口部识别的模型, 得到口部三维坐标后, 机械臂采用运动学逆解得出末端运动轨迹, 自动进行核酸采样。与现有疫情防控机器人相比, 本系统填补了在核酸采样方面的空白, 具有高效、智能、便捷、灵活的特点。实验测试表明, 所设计的核酸采样机器人可以完成口腔位置定位、取咽拭子、口腔咽拭子核酸采样和取放咽拭子等功能, 且目标检测的精度达到 85% 以上, 能精确识别不同位置和不同明暗程度的人脸。

**关键词:** 深度学习; 人脸识别; 运动学逆解

**中图分类号:** TP311

**文献标志码:** A

**文章编号:** 2095-2163(2024)08-0184-07

## Design of automatic nucleic acid sampling system based on Raspberry PI robotic arm

WANG Ziming<sup>1</sup>, SUN Yongyu<sup>2</sup>, ZHENG Zhikang<sup>3</sup>, LE Yang<sup>3</sup>

(1 School of Integrated Circuit Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210000, China; 2 School of Computer Science, NJUPT, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210000, China; 3 School of Geographic and Biologic Information, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210000, China)

**Abstract:** In response to the recent need for epidemic prevention, various robots have rapidly developed. Traditional epidemic prevention and control robots mainly perform tasks such as nursing in isolation wards and delivering medical supplies, with less focus on collecting nucleic acid samples from patients. This paper designs an intelligent throat swab sampling robot system based on Raspberry Pi to address this gap. The system integrates functions including nucleic acid sampling, data uploading, and facial recognition. During nucleic acid sampling, the robotic arm first measures distances using binocular cameras, then employs a deep learning model trained for facial and oral recognition. After obtaining the three-dimensional coordinates of the oral cavity, the robotic arm uses kinematic inverse solutions to derive the end-effector trajectory for automated nucleic acid sampling. Compared to existing epidemic prevention and control robots, this system fills the gap in nucleic acid sampling, offering efficiency, intelligence, convenience, and flexibility. Experimental tests demonstrate that the designed nucleic acid sampling robot can accurately locate the oral cavity, obtain throat swabs, perform nucleic acid sampling from oral swabs, and handle swab retrieval and placement. The system achieves an accuracy of over 85% in target detection, accurately identifying faces in different positions and lighting conditions.

**Key words:** deep learning; face identification; inverse kinematics

## 0 引言

检测肺炎最主要的方法是口腔咽拭子检测, 即通过直接对采集标本中的病毒核酸进行检测<sup>[1]</sup>。现行的医护人员手工对待检测人员进行唾液采集的

方法, 不仅会增加医护人员的工作量, 更会增加医护人员感染病毒的风险。当某区域需要大范围核酸检测或者常态化检测时, 对医护人员的数量需求大大增加, 很可能出现医护人员数量不足的情况。目前防疫机器人已有较大发展, 在消毒、医疗辅助、远程

**作者简介:** 王子铭(2002-), 男, 本科生, 主要研究方向: 数字集成电路设计; 孙永侯(2001-), 男, 本科生, 主要研究方向: 人脸识别系统设计; 郑智康(2003-), 男, 本科生, 主要研究方向: 双目测距及北斗导航系统定位研究。

**通讯作者:** 乐洋(1980-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向: GNSS/INS 组合导航系统定位定姿研究, 不确定性系统最优滤波方法研究, 基于无线传感器的室内定位研究。Email: leyang@njupt.edu.cn

收稿日期: 2023-05-23

健康检测等方面发挥了重要作用。在消毒方面,智能消杀防疫机器人适用于医院、车站、地铁等多种公共场所,能够安全、快速、高效地进行环境消毒,降低人员接触带来的交叉感染风险<sup>[2-3]</sup>;在医疗辅助方面,机器人的应用包括疾病预防、筛查、诊断、治疗和家庭护理等<sup>[4]</sup>;还有研究提出了一种实时的基于机器人的辅助系统,用于评估 COVID-19 感染风险<sup>[5]</sup>;在远程健康检测方面,数字孪生(DTs)范式结合物联网(IoT)和机器人技术(IoRT)的应用使得研究人员可以创建虚拟副本以实现患者的远程健康监测,这种系统能够防止医疗人员与受污染患者直接接触,从而保护其免受感染<sup>[6]</sup>。在疫情严重地区,机器人通常配备摄像头和其他传感器,可以用于远程观察病人的健康状况,减少医护人员与患者的直接接触,从而降低交叉感染的风险<sup>[7]</sup>。此外,国内也研发了大量辅助防疫机器人,成静等<sup>[8]</sup>研发的智能消毒机器人用于隔离病房护理工作;沈吉金等<sup>[9]</sup>研发的遥控机器人用于医疗物品递送。为了降低病毒传播扩散风险,减轻医护人员工作负担,提高核酸采样准确率,本文设计并开发了智能咽拭子采样机器人系统。

## 1 系统设计

### 1.1 硬件设计

系统硬件框架由信息处理层和硬件控制层组成,如图 1 所示。信息处理层是整个系统的核心部分,实现对信息的采集、分析、综合处理,该部分以树莓派为中心,将双目摄像头连接在树莓派上,实现对外界环境数据的实时采集,同时树莓派上部署人脸识别算法,在摄像头采集外界数据的同时,对人的面部和口腔进行识别,得到口腔的空间坐标信息。硬件控制层以 STM32 为控制中心,在得到口腔位置信息后,对位置信息进行运动学逆运算,得到机械臂各个关节的运动轨迹,实现对机械臂的控制,达到核酸采样的目的。

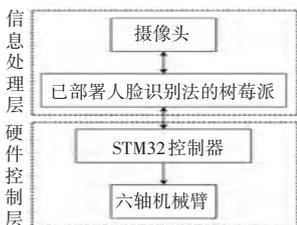


图 1 系统硬件框图

Fig. 1 System hardware diagram

### 1.2 系统工作流程

首先,通过摄像头识别待采样人员的身份证,得

到其身份信息,并上传至云端;其次,通过双目测距,测量人脸与机械臂的距离,树莓派基于相机得到的数据对人的面部和口部进行识别,得到口部的精确位置坐标,将其传达给 STM32 控制器,控制器在得到坐标后调用已经储存好的动作组,并在采样位置进行运动学逆运算,得到机械臂各个关节的运动轨迹,实现整个核酸采样流程,如图 2 所示。

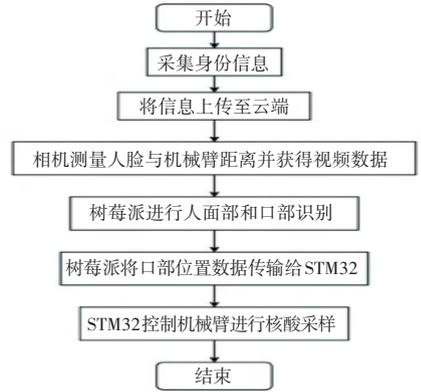


图 2 核酸采样流程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of nucleic acid sampling process

## 2 双目相机测距

核酸采样系统中的计算机视觉部分多使用深度学习模型,如 YOLOv3 或 Faster R-CNN,来识别视频中的人群并计算这些深度模型之间的距离<sup>[10-12]</sup>。这些模型通常需要预先训练,以识别不同的人群特征,并能够在实时环境中快速做出反应。

### 2.1 双目测距流程

#### 2.1.1 相机标定

摄像头由于光学透镜的特性使得成像存在径向畸变,可由 3 个参数  $k_1, k_2, k_3$  确定;由于装配方面的误差,传感器与光学镜头之间并非完全平行,成像存在切向畸变,可由两个参数  $p_1, p_2$  确定。单个摄像头的标定可以通过计算摄像头的内参,即焦距  $f$  和成像原点  $c_x, c_y$ 、5 个畸变参数(一般只需要计算出  $k_1, k_2, p_1, p_2$ , 对于鱼镜头等径向畸变特别大的才需要计算  $k_3$ ) 以及外参(标定物的世界坐标)完成。而双目摄像头标定不仅要得出每个摄像头的内部参数,还需要通过标定来测量两个摄像头之间的相对位置,即右摄像头相对于左摄像头的旋转矩阵  $R$ 、平移向量  $t$ 。

#### 2.1.2 双目校正

双目校正是根据摄像头定标后获得的单目内参数据即焦距、成像原点、畸变系数和双目相对位置关系即旋转矩阵和平移向量,分别对左右视图消除畸

变和行对准,使得左右视图的成像原点坐标一致、两摄像头光轴平行、左右成像平面共面、对极线行对齐。这样一幅图像上任意一点与其在另一幅图像上的对应点就必然具有相同的行号,只需在该行进行一维搜索即可匹配到对应点。

### 2.1.3 双目匹配

双目匹配被普遍认为是立体视觉中最困难也是最关键的问题。双目匹配的作用是把同一场景左右视图上对应的像点匹配起来,这样做的目的是为了得到视差图,得到视差数据。双目测距示意图如图3所示。

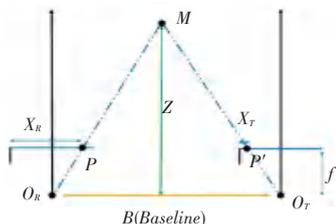


图3 双目测距示意图

Fig. 3 Schematic diagram of binocular ranging

图3中  $M$  是待测一点,  $O_R, O_T$  是双目相机的两个光心,将相机成像平面经过旋转放在镜头前方后,  $M$  在两个摄像头上的成像分别为  $P$  和  $P'$ ,  $f$  为相机焦距,  $B$  为两相机中心距,  $Z$  为深度信息,设  $P$  到  $P'$  的距离为  $D$ ,公式(1):

$$D = B - (X_R - X_T) \tag{1}$$

由于  $\triangle MPP' \sim \triangle MO_R O_T$ , 有式(2):

$$\frac{B - (X_R - X_T)}{B} = \frac{Z - f}{Z} \tag{2}$$

由式(2)可得式(3):

$$Z = \frac{f \cdot B}{X_R - X_T} \tag{3}$$

其中,焦距  $f$  和两摄像头中心距  $B$  可由相机标定得到,因此只需通过视差图得到视差  $M$  即可求出  $M$  的深度信息。

双目测距流程图如图4所示。



图4 双目测距流程图

## 2.2 实现过程

### 2.2.1 双目相机标定

(1)准备一张棋盘网格,并量出每一个小方格的实际边长,实测长 27.2 mm,如图5所示。



图5 标定板图像

Fig. 5 Calibration board image

(2)使用双目相机在特定距离下拍下棋盘不同角度的多张图片,本文选定在 85 cm 左右拍摄不同角度的双目图像 30 张,大小为  $480 \times 1280$ ,如图6所示。



图6 拍摄的左右相机原始图像

Fig. 6 Left and right camera original images captured

(3)分割图像:使用 OpenCV 读取拍摄到的图片,并将图片分割成左右两张  $480 \times 640$  大小的图片,分别存储在 left 和 right 两个文件夹中;

(4)使用 MATLAB 进行左右相机图像的标定,得到标定的误差图像和位置图像,删除误差较大的左右图像对,将误差尽量控制在 0.4 像素以内,左右相机图像的平均校正误差在 0.3 像素左右,如图7所示。

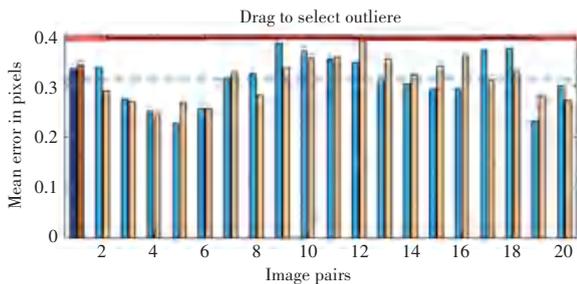


图7 校正误差图像

Fig. 7 Calibration error image

(5)标定之后即可得到左右相机的内参矩阵、左右相机畸变系数,相机整体的旋转矩阵以及平移矩阵。

Fig. 4 Binocular distance measurement process diagram

### 2.2.2 双目立体匹配

(1)图像重映射:将原始图像与校正后的图像上的点一一对应起来,再根据由 MATLAB 测量得到的参数重建无畸变的图片;

(2)双目立体匹配 (Semi - Global Block Matching, SGBM) 算法应用: SGBM 算法的基本原理是通过比较两个视场中的相似区域来找到其之间的对应关系。首先,对输入的两个图像进行预处理,包括灰度转换、缩放和裁剪等步骤,以确保图像质量适合进行匹配;其次,使用一种称为“半全局”的方法来搜索匹配点。这种方法不仅考虑局部邻域内的匹配情况,还会考虑更广泛区域内的匹配情况,从而提高匹配的准确性和鲁棒性<sup>[13]</sup>。

(3)计算视差,并采用归一化算法生成灰度图和深度图,灰度图与实际图像对比如图 8 所示。



图 8 灰度图 and 实际图像对比示意图

Fig. 8 Comparison schematic of grayscale image and actual image

### 2.2.3 实时测量流程

在实际进行测量时,先加载视频流并将视频流分割,再进行双目立体匹配操作,根据获得的人口部像素坐标和深度图对应位置进行匹配并计算出距离。深度图与实际图像对比如图 9 所示。

最终本文将测量 60~100 cm 物体时的误差控制在 8 cm 之内,实现了较好的测距效果。



图 9 深度图 and 实际图像对比

Fig. 9 Comparison between depth map and actual image

## 3 目标识别及准确度分析

针对人脸实时检测任务,本文采用 YOLOv5 深度学习模型,该模型包括 Backbone 特征提取器、Neck 特征融合层,以及 Head 预测部分,其凭借其良好的网络结构设计,能够同时满足对检测速度和准确度的要求。为了提高目标识别的正确率,本文收集了 1 000 张人脸图片作为数据集进行训练,并将数据集分为训练集和测试集。

由于少有图片注明人脸嘴部位置,本文先以图片左上角作为坐标原点建立直角坐标系,再利用图像标注工具 LabelImg 对未标注出嘴部的图片进行标注并进行归一化处理。

通过神经网络迭代对模型进行训练。为测验模型效果,使用评估指标准确率( $P$ )、召回率( $R$ )来评估模型,但由于准确率和召回率相互矛盾,需综合考虑,本文通过计算  $F_1$  分数来综合考虑精确率和召回率的调和平均值来综合评估模型的性能。准确率( $P$ )、召回率( $R$ )和  $F_1$  分数的计算公式(4)~公式(6):

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (4)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (5)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (6)$$

其中,  $T_p$  为真正例,表示实际为正例且被模型正确预测为正例的样本数量;  $F_p$  为假正例,表示实际为负例但被模型错误预测为正例的样本数量;  $F_N$  为假负例,表示实际为正例但被模型错误预测为负例的样本数量。

在模型训练结束后,本文使用 300 个测试数据对模型进行了性能测试,测试结果的混淆矩阵如图 10 所示。

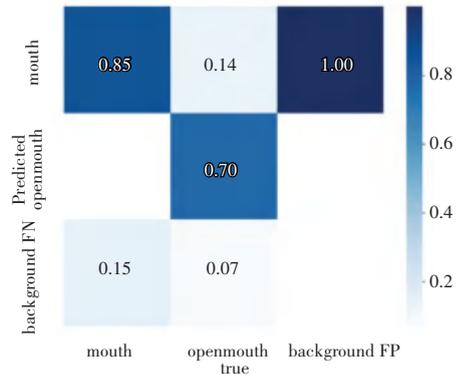


图 10 神经网络模型的混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix of a neural network model

根据所得混淆矩阵,得到实验中的定位损失函数、置信度损失函数、分类损失函数、准确率、召回率、平均精确率等结果如图 11 所示。

调和平均数  $F_1$  与置信度的关系如图 12 所示。

分析图 12 可得,当置信度为 0.434 时,精确率和召回率的调和平均数  $F_1$  达到 0.87,本文模型对人口部的识别精度较高。此后在其他图片上对人脸口部进行实时标注的测试,标注结果精确度较高,如图 13 所示。

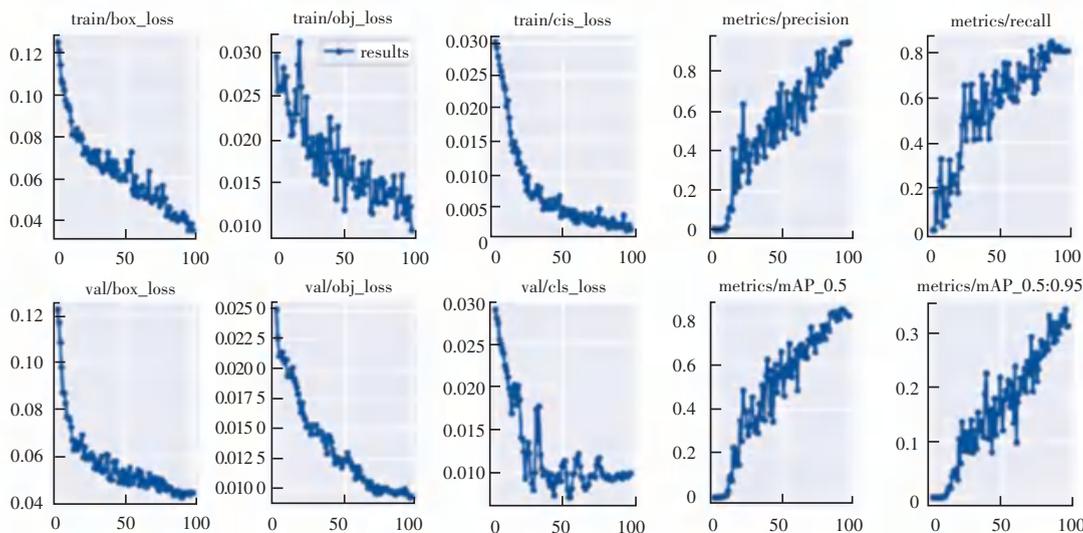


图 11 训练结果

Fig. 11 Training results

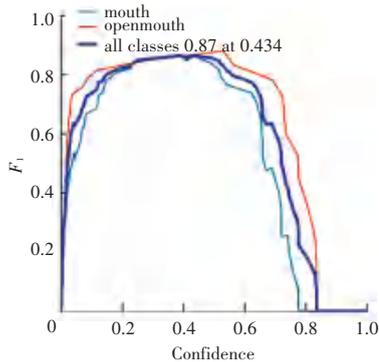
图 12  $F_1$  与置信度的关系Fig. 12 Relationship between  $F_1$  and confidence

图 13 人脸嘴部标注结果

Fig. 13 Face and mouth annotation results

## 4 机械臂控制系统

### 4.1 机械臂控制流程

在机械臂控制系统中,本文采用树莓派+STM32+机械臂的方式对机械臂进行控制。首先将整个核酸机械臂采样过程分为 11 步,并将每一步中各个舵机的旋转情况封装为一个动作组存入芯片,对应一个命令,以供后续调用。在人脸进入双目摄像头识别范围后,树莓派对双目摄像头得到的数据进行分析

计算,得出人嘴部在坐标空间中的具体坐标值,再将该坐标值以特殊的命令格式通过串口通信传递给 STM32 芯片;在 STM32 芯片中对接收到的命令进行解析,得出要进行核酸采样的具体位置,并进行运动学逆分解,得到每一个舵机的旋转角度,调用封装好的动作组,控制机械臂实现夹取拭子后移动到中间位置,伸出机械臂进行核酸采样,将拭子放入试管中这一系列动作。机械臂采样流程示意图如图 14 所示。

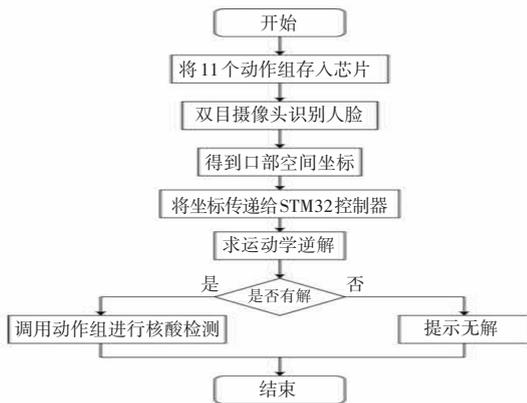


图 14 机械臂采样流程示意图

Fig. 14 Schematic diagram of robotic arm sampling process

### 4.2 机械臂 D-H 参数模型建立

D-H 参数模型是 Denavit 和 Hartenberg 在 1955 年提出的一种建立机械臂各连杆之间关系的通用模型,通过在每个轴上固定一个坐标系,再通过齐次矩阵的变换描述机械臂各结构之间的关系<sup>[14]</sup>。通过这种模型进行矩阵变换可以求解出机械臂末端相对于基准坐标系的位姿,建立机械臂运动学方程。

要建立机械臂 D-H 参数模型,需要先确定各连杆各参数的值。在本文搭建的六自由度机械臂中,

除去控制夹爪的两个旋转关节外, 还有 4 个旋转关节主要控制机械臂末端在坐标空间中的位置, 为了对模型进行简化, 可以先除去下方云台上的旋转关节, 在二维平面上对剩余的 3 个关节建立 D-H 参数模型, 进行运动学分析<sup>[15]</sup>。D-H 参数模型示意图如图 15 所示, 其中连杆长度  $a_i$  是沿  $X_i$  轴从  $Z_i$  轴移动到  $Z_{i+1}$  轴的距离; 连杆扭角  $\alpha_{i-1}$  是沿  $X_i$  轴, 从  $Z_i$  轴旋转到  $Z_{i+1}$  轴的转角; 连杆偏距  $d_{i+1}$  是沿  $Z_{i+1}$  轴, 从  $X_i$  轴移动到  $X_{i+1}$  轴的距离; 关节转角  $\theta_{i+1}$  是沿  $Z_{i+1}$  轴, 从  $X_i$  轴旋转到  $X_{i+1}$  轴的转角。

在二维平面上将机械臂简化后的 D-H 参数模型示意图如图 15 所示。

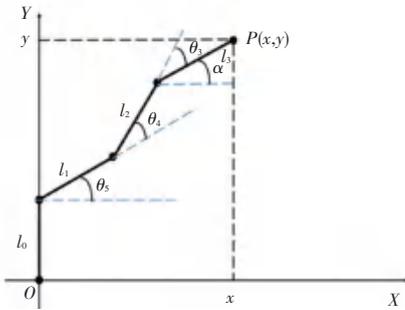


图 15 机械臂 D-H 参数模型示意图

Fig. 15 Schematic diagram of robotic arm's Denavit-Hartenberg (D-H) parameter

$$\theta_5 = \arcsin \frac{ae^2 + l_2^2 - p^2 - q^2 \ddot{o}}{2 \times l_2} \pm \sqrt{4q^2 \frac{ae^2 + l_2^2 - p^2 - q^2 \ddot{o}}{2 \times l_2} - 4(p^2 + q^2) \frac{ae^2 + l_2^2 - p^2 - q^2 \ddot{o}}{2 \times l_2} - p^2 \frac{\ddot{o}}{\ddot{o}}}$$

$$(11)$$

同理, 可以求得  $\theta_4$  和  $\theta_3$  的值, 以此得到在核酸采样时机械臂运动过程中每一步机械臂舵机的具体旋转角度, 从而实现通过双目摄像头检测到人嘴部位置时, 机械臂自动进行核酸采样。

由于对机械臂进行逆运动学求解时往往具有多个结果, 为了提高核酸采样的安全性, 对于正在进行核酸采样时逆运动学解, 本文选择  $\alpha$  最接近于 0 的结果, 此时末端最平缓, 不易出现安全事故。

## 5 机械臂控制系统的改进与创新

### 5.1 机械臂控制系统的改进

为了提高机械臂核酸采样的安全系数, 本文对机械臂进行了轨迹规划。在已经确定机械臂末端必须经过的 11 个固定点(笛卡尔坐标系)的基础上, 对 11 个点进行运动学逆分解, 得到每个点对应的 6 个关节转角  $\theta_i (i = 1, 2, \dots, 6)$  的值, 此时每个关节都有 11 个确定的关节转角, 利用这些关节转角进行

利用这种模型对本文的机械臂建模, 可以得到最外侧连杆的位姿参数与 D-H 参数之间的关系, 式(7):

$$\begin{cases} \alpha = \theta_5 + \theta_4 + \theta_3 \\ x = l_1 \cos(\theta_5) + l_2 \cos(\theta_5 + \theta_4) + l_3 \cos(\theta_5 + \theta_4 + \theta_3) \\ y = l_1 \sin(\theta_5) + l_2 \sin(\theta_5 + \theta_4) + l_3 \sin(\theta_5 + \theta_4 + \theta_3) \end{cases} \quad (7)$$

### 4.3 机械臂运动学逆分解求各轴旋转角度

本文通过 D-H 参数模型建立了机械臂各轴和连杆之间的关系, 利用求运动学正解的方法解出了在给定连杆参数的情况下机械臂末端在空间中的位置, 便于在测试过程中对机械臂的控制。本文将通过求逆运动学解, 在已知机械臂末端位置的情况下, 得出各个连杆在运动过程中应旋转的角度。

对式(7)化简得式(8):

$$\begin{cases} x = l_1 \cos(\theta_5) + l_2 \cos(\theta_5 + \theta_4) + l_3 \cos(\alpha) \\ y = l_1 \sin(\theta_5) + l_2 \sin(\theta_5 + \theta_4) + l_3 \sin(\alpha) \end{cases} \quad (8)$$

为了便于计算, 设式(9):

$$\begin{cases} p = l_3 \cos(\alpha) - x \\ q = l_3 \sin(\alpha) - y \end{cases} \quad (9)$$

再对式(8)进行化简, 得式(10):

$$l_2 = (l_1 \cos \theta_5 + p)^2 + (l_1 \sin(\theta_5) + q)^2 \quad (10)$$

通过计算可得式(11):

5 次多项式插值, 每两个确定转角之间插值 79 个, 对于一个关节, 共获得 800 个角度, 相邻两个结果之间仅有微小差别, 关节在这些角度之间变化时, 可近似视为连续的转动, 且有连续变化的速度和角速度。对其余 5 个关节做相似处理, 可使每个关节的角度、角速度、角加速度都连续变化, 机械臂末端夹爪平滑运动。机械臂路径规划所需所有结果在 STM32 芯片中计算完成, 各关节状态如图 16~图 19 所示。

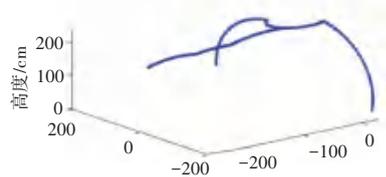


图 16 机械臂末端夹爪运动示意图

Fig. 16 Schematic diagram of robotic arm end effector movement with gripper

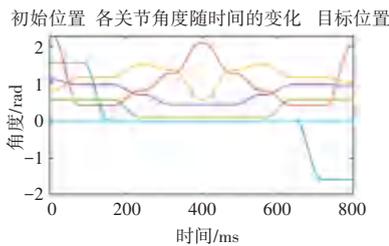


图 17 机械臂各关节角速度变化图

Fig. 17 Graph showing the angular velocity variation of each joint in the robotic arm

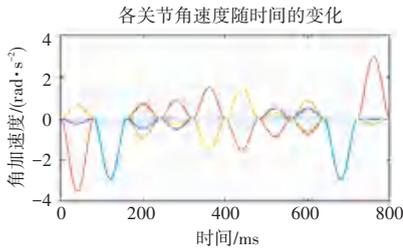


图 18 机械臂各关节角速度变化图

Fig. 18 Graph of joint angular velocity changes in the robotic arm

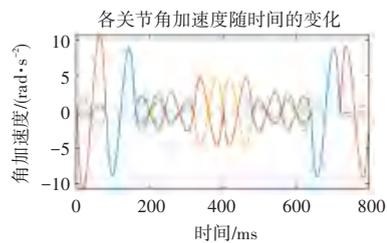


图 19 机械臂关节角加速度变化

Fig. 19 Variation of joint angular acceleration in the robotic arm

## 5.2 机械臂控制系统的创新

**动作记忆:**在控制机械臂时将每次采样时相同的动作位置储存在芯片中,在路径规划时直接调用进行计算,而对于不同的嘴部位置坐标进行单独计算,控制机械臂运动,方便快捷,极大的简化了运算。

**自动化程度高:**本文采用树莓派+STM32+机械臂的方式获取人嘴部二维坐标,并通过双目相机对目标框的视差进行处理,将三维坐标和深度信息传输给 STM32 端,接着通过对机械臂进行控制,能够自动完成样本的取样、处理、反应、分析和结果输出等流程,提高了检测效率和准确度。

## 6 结束语

本文将双目测距、人脸识别、机械臂控制结合在一起,设计了一种可在三维空间内运动的核酸采样机器人,并进行了实物验证,得到了以下结论:

(1)在控制机械臂时将每次进行采样时相同的动作储存在芯片中,使用时调用动作组,对于不同的动作再根据得到的嘴部位置坐标控制机械臂实现,

方便快捷,极大的简化了运算;

(2)通过 YOLOv5 目标检测对人嘴部识别精度达到 85%;

(3)机械臂利用 STM32 进行轨迹规划的计算,减小了所需的硬件体积。

经过实验验证,基于树莓派的核酸采样系统效率高,且具有较强的实时性,该系统的研制实现可以为医护人员提供实质的帮助,减轻医护人员的负担,具有更好的实用性和应用前景。

## 参考文献

- [1] 李焕梅,刘青艳,朱晶,等. 提高新型冠状病毒肺炎咽拭子采样和送检质量的对策探讨[J]. 临床医学工程, 2020, 27(9): 1211-1212.
- [2] 陈新欣,叶承龙,陈嘉茂,等. 基于单片机的智能防疫消杀机器人的设计[J]. 电子制作, 2021(19): 37-38,84.
- [3] 成静,杨旭,陈洁雅. 智能消毒机器人在新型冠状病毒肺炎隔离病房护理使用体验的研究[J]. 科技与创新, 2020(13): 28-31.
- [4] DI LALLO A, MURPHY R, KRIEGER A, et al. Medical robots for infectious diseases: lessons and challenges from the COVID-19 pandemic[J]. Robotics & Automation Magazine, 2021, 28(1): 18-27.
- [5] WEI W, WANG J, MA J, et al. A real-time robot-based auxiliary system for risk evaluation of COVID-19 infection[J]. arXiv preprint arXiv: 2008.07695, 2020.
- [6] KHAN S, ULLAH S, KHAN H U, et al. Digital-twins-based internet of robotic things for remote health monitoring of covid-19 patients[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(18): 16087-16098.
- [7] 佚名. 机器人的应用可在新型冠状病毒(COVID-19)爆发地区确保医护人员安全[J]. 家电科技, 2020(3): 11.
- [8] 成静,杨旭,陈洁雅. 智能消毒机器人在新型冠状病毒肺炎隔离病房护理使用体验的研究[J]. 科技与创新, 2020(13): 28-31.
- [9] 沈吉金. 为新冠隔离病房诊治提供安全高效支持浙大设计成功遥操作医疗辅助机器人[J]. 今日科技, 2020(9): 26.
- [10] SHALINI G V, MARGRET M K, NIRAIMATHI M J S, et al. Social distancing analyzer using computer vision and deep learning[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1916(1): 012039.
- [11] ALYAMI H, ALOSAIMI W, KRICHEN M, et al. Monitoring social distancing using artificial intelligence for fighting COVID-19 virus spread[J]. International Journal of Open Source Software and Processes (IJOSSP), 2021, 12(3): 48-63.
- [12] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137-1149.
- [13] 张欢,安利,张强,等. SGBM算法与BM算法分析研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2016, 39(10): 214-216.
- [14] 程伟,屈福康,肖金. 改进的D-H参数下串联机器人建模与运动学分析[J]. 自动化技术与应用, 2022, 41(5): 97-99,124.
- [15] TIAN Y N, YANG G D, WANG Z, et al. Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLOv3 model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 417-426.