

基于嵌入式机器视觉的流水线分拣机器人设计

刘建文[†], 沈瑞琳, 马世登, 林瑾

(广东东软学院, 广东 佛山 528000)

摘要:针对传统流水线上人工错误率高、速度慢和人工成本高的问题,设计了一种深度学习的流水线智能分拣机器人来缓解流水线的压力。该机器人采用分层结构设计,上位机采用 Jetson Nano 来完成机器人的图像采集、识别和处理,下位机由 STM32G0 作为主控,通过舵机和电机实现机器人的功能控制。同时上位机与下位机之间进行有效的数据交互,实现了机器人的抓取和分拣协调工作。在实验测试中,该机器人能够通过学习样本实现自动分拣不同类型的对象,并且能够精确识别。该流水线分拣机器人融入了计算机视觉与嵌入式系统,不仅使分拣机器人结构更紧凑,而且有利于提高社会生产力水平,具有良好的应用前景。

关键词:流水线分拣机器人;深度学习;机器视觉;嵌入式系统

中图分类号:TP242.2

文献标识码:A

Design of an Assembly Line Sorting Robot Based on Embedded Vision

LIU Jianwen[†], SHEN Ruilin, MA Shideng, LIN Jin

(Neusoft Institute Guangdong, Foshan, Guangdong 528200, China)

Abstract: In response to the problems of high manual error rate, slow speed and high labor cost on the traditional assembly line, a deep-learning assembly line intelligent sorting robot is designed to relieve the pressure on the assembly line. The robot is designed in a hierarchical structure, with the upper computer using Jetson Nano to complete the image acquisition, recognition and processing of the robot, and the lower computer using STM32G0 as the master control to realize the functional control of the robot through the servo and motor. At the same time, the upper computer and the lower computer interact with each other effectively to realize the robot's grasping and sorting coordination work. In the experimental tests the robot was able to automatically sort different types of objects by learning samples with accurate and efficient recognition. This line sorting robot incorporates computer vision and embedded system, which not only makes the sorting robot more compact, but also helps to improve the productivity level of society and has great application prospects.

Key words: assembly line sorting robot; deep learning; machine vision; embedded systems

近年来,机器人、机器视觉应用和人工智能在传统制造业中的使用日益增多,机器人为工程师和技术人员准确地执行复杂的功能提供支持,并缓解流水线人员的工作压力,提高分拣服务的效率。为了顺应时代的发展,许多公司将机器人引入各种自

动化生产线,比如工业集装箱搬运,汽车行业的喷漆作业,快递货物的分拣等^[1]。对于一些特定的分拣场合,可以不使用高端计算机,达到实时视觉图像采集和图像处理控制的效果^[2],且随着智慧工厂与边缘计算技术的快速融合,使用低成本、低功耗

的结构紧凑型嵌入式机器视觉系统分拣机器人能更符合未来超级工厂的需求。因此,将嵌入式机器视觉系统融入分拣机器人能够呈现出更好的工业智能应用。

作为工业智能化发展的重要模式,嵌入式机器视觉系统和深度学习技术得到了业界的密切关注。文献[3]中将机器人的视觉系统部署在树莓派 4B 上,并通过 YOLOv4 目标检测算法控制机械臂,实现自动分拣不同类型的垃圾,构建机器人代替人工完成复杂工作的应用。文献[4]中应用改进 YOLOv4 算法与全卷积网络进行融合设计抓取系统零件识别与平台的工业机器人,使得工业机器人在检测速度与精度上都有极大的提升,但是其难以在低算力资源的计算机、嵌入式设备或移动端上运行。文献[5]中选用 intel 的微型计算机配合意法半导体公司的 STM32F103C8T6 进行物体种类识别,并利用逆运动学进行机械臂轨迹的规划。该分拣机器人初步实现了嵌入式系统与传统机器视觉算法领域的平台验证,但与新技术的结合尚有欠缺。

嵌入式机器视觉系统的流水线智能分拣机器人以智慧工厂流水线智能分拣为应用场景,基于 Keras+Tensorflow 深度学习框架搭建了英伟达(NVIDIA)Jetson Nano 嵌入式流水线视觉分拣机器人。将待分拣对象使用卷积神经网络(CNN)快速识别物体和种类,在识别的图像中定位目标物体的位置,然后进行目标抓取。在本文样机的整个运作过程中,弥补了应用型本科机器人专业的课外实践的不足,通过对系统进行进一步优化,提高了工厂的分拣效率,降低了工厂的生产成本,使工作高效有序。

1 系统总体结构

1.1 整体设计方案

设计的流水线分拣机器人系统拓扑如图 1 所示,其完成的功能主要由三个部分组成:上位机深度学习机构、下位机控制机构和执行机构。其中,上位机深度学习机构由嵌入式 AI 计算机模块 NVIDIA Jetson Nano 使用卷积神经网络模型对分拣对象进行视觉分类识别;下位机控制机构由 STM32 控制板通过串口负责机械臂和传输带的运动控制,同时控制板还可以通过 Wi-Fi 实时传输分拣对象的数量、机械臂和传输带状态到云端;执行机构主要有 3 轴机械臂和传输带,机械臂带有步进电机接口,可直接控制传输带启停。用户只需通过机械臂的串行接口,就可控制机械臂和传输带的运动^[4]。

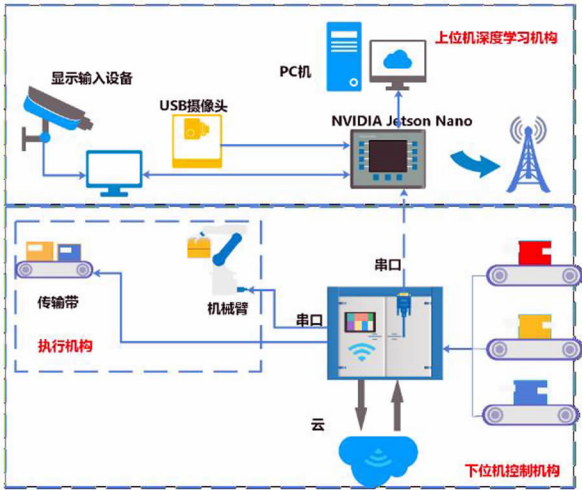


图 1 分拣机器人系统拓扑图

1.2 AI 计算机模块 Jetson Nano

NVIDIA Jetson Nano 是一款高集成度和高性价比的深度学习嵌入式核心处理器,如图 2 所示,它支持一系列不同的机器学习框架,包括 TensorFlow、PyTorch、MxNet、Keras 和 Caffe,可以达到实时视觉图像采集与视觉图像处理控制的效果。它是支持入门级边缘计算的微型电脑,几乎具备 PC 机上的所有基本功能^[6],而且具有千兆以太网、4 个 USB 3.0 插座、HDMI 和 DisplayPort 端口、MIPI-CSI 摄像头插座、微型 SD 卡插槽,使分拣机器人结构更紧凑,在降低成本的同时也满足本文开发的易用性需求。

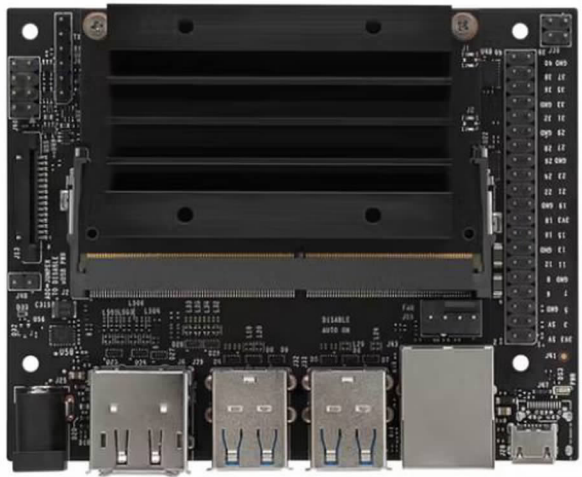


图 2 计算机模块 Jetson Nano

2 系统硬件电路设计

分拣机器人第一部分以 STM32G070RBT6 为下位机控制核心,添加三自由度机械臂以及电源构

成硬件主体;第二部分由 AI 计算机模块 Jetson Nano 和摄像头组成上位机系统,用于图像画面采集和处理;第三部分通过 OLED、USB 转串口、按键外围电路实现辅助调试和模式设置。本文采用模块化和抽象化的思想进行系统框架的硬件设计,硬件系统结构图如图 3 所示。

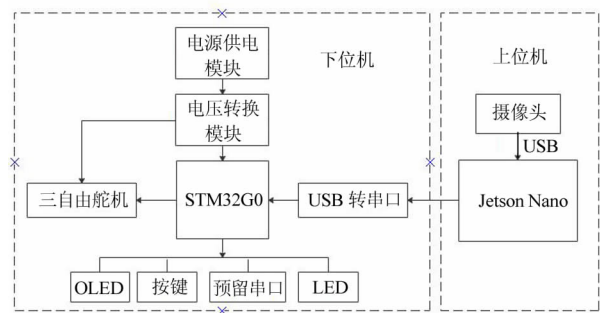


图 3 硬件系统结构图

2.1 电源电路设计

电源采用 12 V 或 24 V,机械臂的“关节”较

多,在极端情况下,机械臂所有关节一起运动需要释放的瞬间电流较大,所以电池通常需要 20 A。电源开关电路如图 4 所示。

P1 为 12 V 电源接口, S1 为开关, F1 为一次性保险丝, D1 和 D2 为肖特基二极管, 与 F1 组成防反接电路。当电源反接时, D1 阻断用电回路, 所有电流由 D2 正极流向 F1 保险丝, F1 保险丝此时迅速断开, 达到保护电路及用电器的效果。C1 和 C2 为去耦电容, 过滤接入电源的噪声。

2.2 USB 转串口电路设计

上位机 Jetson Nano 识别数据通过 USB 转串口发送给下位机 STM32G0 处理,USB 转串口电路如图 5 所示。J1 为 USB 接口,F3 为保险丝,RV1、RV2、RV3 为压敏电阻,当上位机信号一瞬间接入 USB 时,产生的大电涌可能会烧坏串口,所以当电涌来临时,RV1、RV2、RV3 的阻值为 0,进而吸收浪涌,达到保护通信、释放静电的作用。

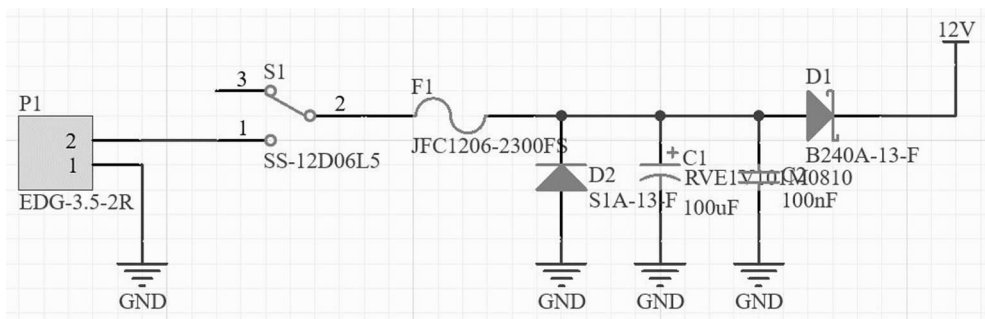


图 4 电源开关电路图

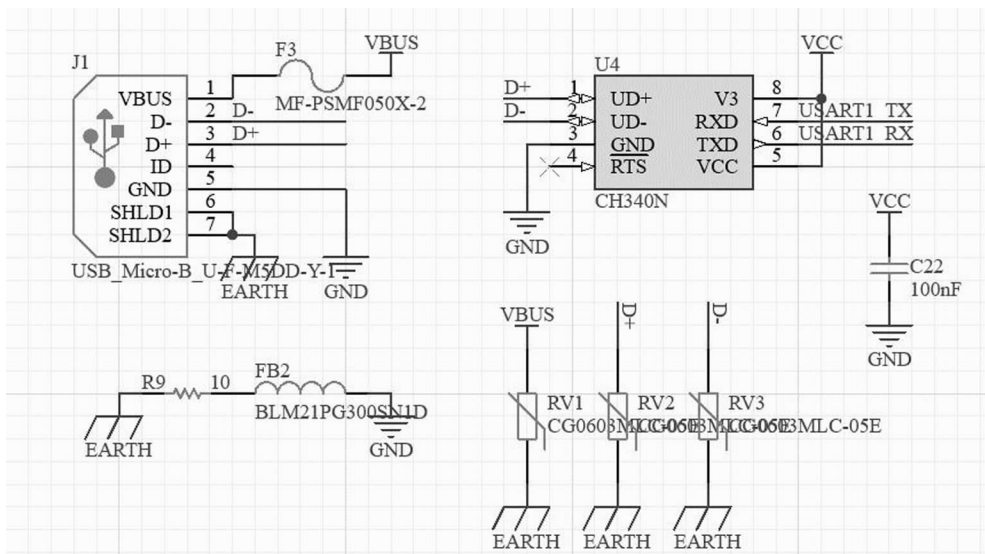


图 5 USB 转串口电路图

2.3 机械臂关节驱动电路

分拣机器人共采用 3 个舵机对机械臂动作进行控制,在机械臂肩膀位置与肘关节分别采用 DS3115 舵机对机械手动作进行控制^[7]。电源芯片 TPS54331 降压在 6 V 电压下,DS3115 旋转速度

为 67 r/s,扭矩为 15 kg · cm,可控角度范围 0 ~ 180°。下位机主控 STM32G0 通过控制 PWM 脉冲信号的高电平占比来实现分拣机器人的抓取和分拣协调工作,机械臂关节驱动电路如图 6 所示。

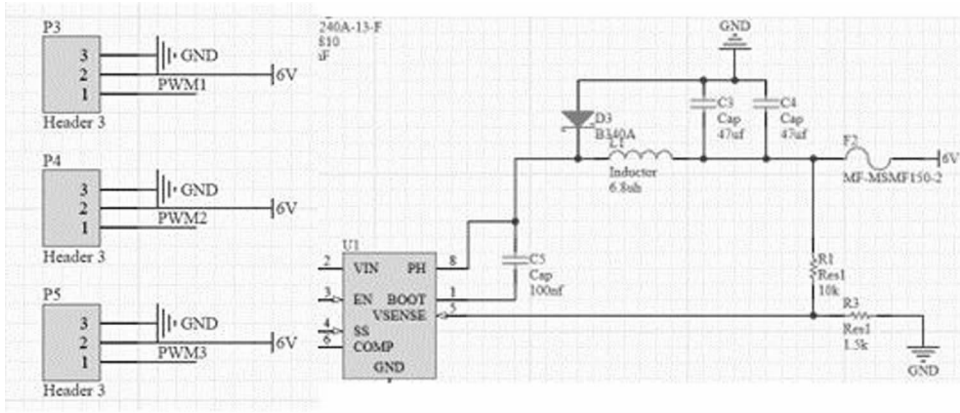


图 6 机械臂关节驱动电路

3 系统软件设计

嵌入式机器视觉的流水线分拣机器人的软件实现主要由上位机的图像识别和下位机的机械臂抓取控制两大模块组成。其中,上位机基于卷积神经网络实现了物体的检测与种类识别,下位机通过 STM32 控制机械臂完成物体的抓取与分拣,两者通过 USB 转串口通信实现数据传输。

3.1 系统软件设计

流水线分拣机器人的主要功能是快速识别物体以及进行目标物体的自动分拣放置工作^[8],使用 STM32Cube 软件完成项目开发的基础配置。首先启动机器人,摄像头采集流水线信息数据,通过上位机识别后获取目标物体的位置坐标;然后通过控制 PWM 的占比来控制机器臂摆动到达指定位置,启动机械臂抓取物料后放置到指定流水线位置,接着下位机将目标物料的种类与颜色信息上传到云端;最后机械臂回到初始位置。机器人系统流程如图 7 所示。

3.2 上位机深度学习算法

卷积神经网络模型通过将网络层之间的全连接替换为卷积获取图像特征的操作,被广泛应用于图像识别领域。流水线分拣机器人以完成物体的检测与种类识别为应用场景,基于模块化 Keras+Ten-

sorflow 框架构建小规模的数据集的卷积神经网络模型^[8],利用交叉熵损失函数和 Adam 优化算法实现卷积神经网络模型在嵌入式 NVIDIA Jetson Nano 平台上对流水线物料进行视觉分类,通过 STM32 控制机械臂实现抓取和分拣协调工作。

在设计系统模块时,将系统划分为自定义图像的制作、数据增强、卷积神经网络的训练、图像的精确识别以及嵌入式系统的部署等几个模块。自定义数据集的制作模块对网上收集到的图片进行预处理以及图像标注,在图像中分别标注 4 类标签:水果、动物、塑料盒、数字。获得标注图像后,在数据增强模块过程中对 4 类标签图像进行数据扩充——随机旋转和剪裁以及亮度增强等来提高测试的正确率。数据集扩充后按照比例划分为训练集与测试集,用于后续 CNN 网络的训练^[10]。网络构建后,首先根据训练数据集不断学习并调整权重参数,然后依靠交叉熵损失函数使模型的损失函数曲线达到收敛,最后将误差反向传播采用自适应学习率优化方法中的 Adam 调整网络的权重值,训练过程如图 8 所示。嵌入式部署模块引入计算机上训练好的卷积神经网络模型文件,并使用 NVIDIA 的神经网络推理引擎 TensorRT 将深度学习模型在 NVIDIA Jetson Nano 平台上优化和部署加速。上位机具体识别流程设计如图 9 所示。

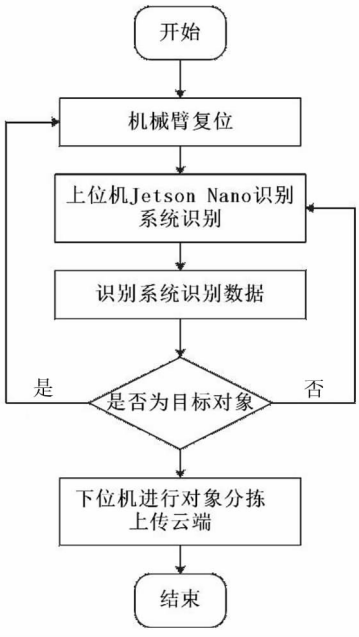


图 7 系统软件流程图

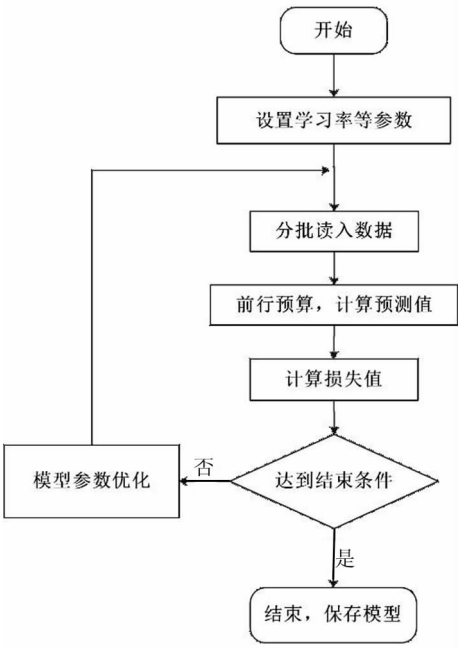


图 8 深度学习训练过程图

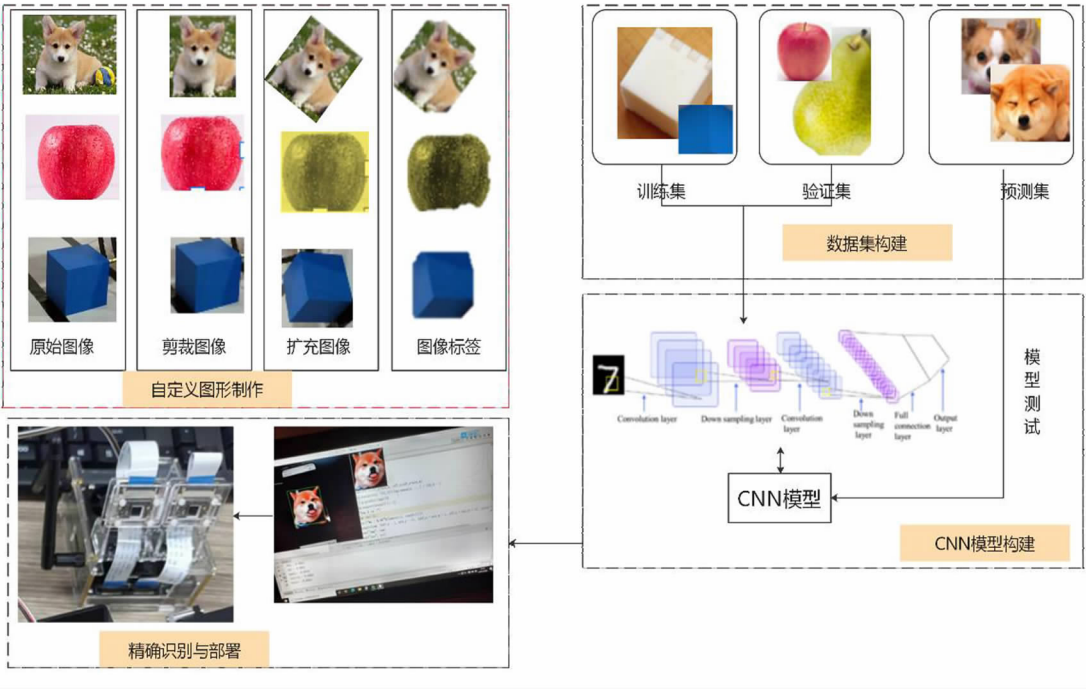


图 9 上位机识别流程设计图

3.3 下位机机械臂抓取算法

分拣机器人的机械臂利用 D-H 法在每个关节建立坐标系,通过齐次变换描述机械臂末端的位置和朝向,最后根据目标物体位置利用逆运动学算法得出各个机械臂关节的角度^[12,13]。在本系统中,三自由度机械臂实际只用到了轴 O_1 和轴 O_2 ,以图 10 中所示的 (X,Y) 建立二维平面坐标系,令 a_1 为第一个轴 O_1 链接的长度, a_2 为第二个轴 O_2 链接的

长度,则机械臂末端的位置坐标为:

$$P_x = a_1 \cos \beta_0 + a_2 \cos (\beta_0 + \beta_1) \tag{1}$$

$$P_y = a_1 \sin \beta_0 + a_2 \sin (\beta_0 + \beta_1) \tag{2}$$

由式(1)和式(2)可知,机械臂的顶部所到达的点 (P_x,P_y) 为我们所求的点, β_0 和 β_1 分别为机械臂轴 O_1 和轴 O_2 对应舵机转动的角度。所以使用逆运动学列写运动方程求解其旋转角度可以保证机械臂到达二维平面内的点,求解方程可以得到:

$$\beta_0 = \tan^{-1} \frac{\sin \beta_0}{\cos \beta_0} =$$
$$\tan^{-1} \frac{(\alpha_1 + \alpha_2 \cos \beta_1) P_y \pm \alpha_2 \sin \beta_2 P_x}{(\alpha_1 + \alpha_2 \cos \beta_1) P_x \pm \alpha_2 \sin \beta_2 P_y} \quad (3)$$

用同样的方法只需直接加上 Z 轴进行解算，控制舵机运动对应角度即可实现下位机的抓取了分拣。

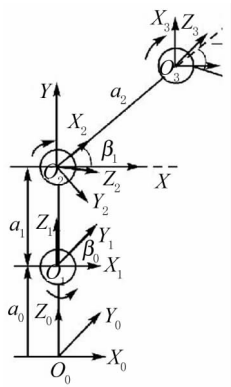


图 10 三自由度机械臂模型图

4 测试结果与分析

为了测试最终是否实现了流水线分拣机器人的功能，以及测试系统整体的可靠性，本文搭建测试平台，如图 11 所示，进行分拣机器人正常输出环境实验测试。其中用于计算机部署训练模型

的硬件配置为 Intel7 处理器，内存为 8 G，显卡为 NVIDIA GTX 1060。

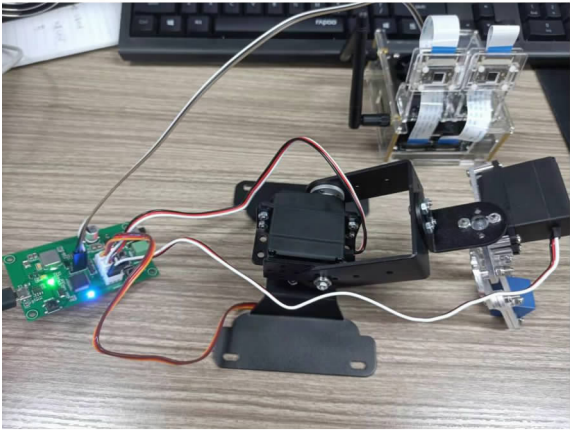


图 11 测试平台

4.1 模型测试

通过 Keras 接口，结合 Tensorflow 后端，以 Python 为编程语言，采用自适应学习率优化方法中的 Adam 作为模型优化器进行训练。经过训练后的模型损失函数与准确率曲线已然收敛，从模型曲线的结果来看，识别准确率达到了 91.62%。在模型数据增强影响下达到了较好的识别效果，模型相关的验证识别准确率与损失函数曲线如图 12 所示。

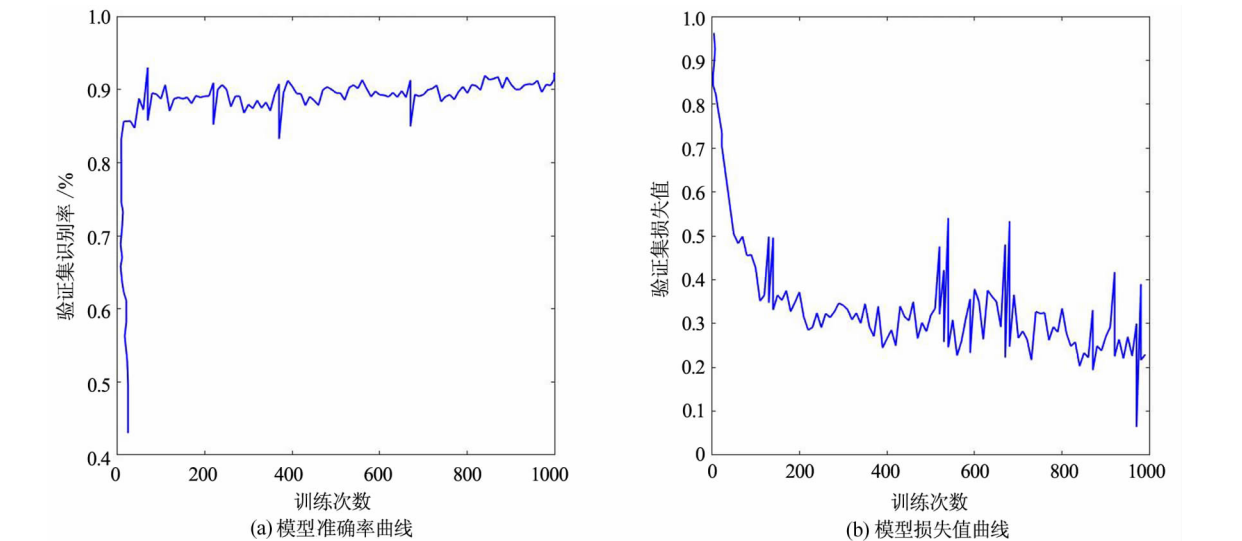


图 12 准确率与损失函数线形图

4.2 通信稳定性

如图 13 所示，上位机 Jetson Nano 识别后获取目标物体的位置坐标，通过串口通信将目标位置坐标发送给下位机 STM32G0，STM32G0 采用 115200 的波特率获得详细信息数据后控制机器臂

摆动，如表 1 所示，串口通信均能正常执行。

4.3 Jetson Nano 识别测试

在 Jetson Nano 完成模型部署，使用 3D 打印机制造多种颜色的正方体和数字作为分拣对象，按不同流水线的需求夹取不同颜色和种类的对象，在

相同的环境光照条件下的多次试验统计的分拣测试结果见表 2。经过实验可见,训练好的模型在不同种类、不同颜色的情况下,机械臂在距离范围之内可以实现对分拣对象的准确识别夹取。

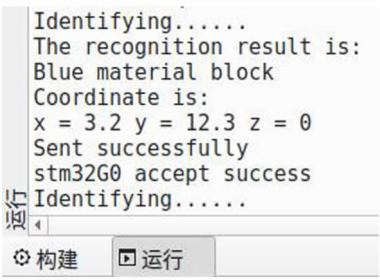


图 13 通信位置传输图

表 1 通信测试数据

序号	时间/min	波特率	是否丢包	结果
1	10	115200	否	正常
2	20	115200	否	正常
3	30	115200	否	正常
4	40	115200	否	正常
5	50	115200	否	正常
6	60	115200	否	正常

表 2 试验统计的分拣测试结果

序号	实际颜色和种类	实际坐标	识别颜色和种类	识别坐标	夹取结果
1	红色正方体	(10.0,9.5,2.2)	红色正方体	(9.8,9.6,2.0)	正常
2	红色数字	(12.5,5.2,2.2)	红色数字	(12.2,5.0,2.1)	正常
3	蓝色正方体	(10.0,9.5,2.5)	蓝色正方体	(9.9,9.2,2.5)	正常
4	蓝色数字	(12.5,5.2,2.5)	蓝色数字	(12.0,5.4,2.4)	正常
5	绿色正方体	(10.0,9.5,3.6)	绿色正方体	(9.6,9.9,3.5)	正常
6	绿色数字	(12.5,5.2,3.6)	绿色数字	(12.2,5.2,3.6)	正常
7	紫色正方体	(10.0,9.5,3.4)	紫色正方体	(10.0,9.5,3.2)	正常
8	紫色数字	(12.5,5.2,3.4)	紫色数字	(12.2,5.2,3.5)	正常
9	黄色正方体	(10.0,9.5,4.8)	黄色正方体	(10.2,9.5,4.8)	正常
10	黄色数字	(12.5,5.2,4.8)	黄色数字	(12.0,5.0,5.0)	正常

5 结 论

智慧工厂流水线智能分拣为应用场景设计的嵌入式视觉分拣机器人。该分拣机器人采用分层结构设计,上位机采用 Keras+Tensorflow 搭建卷积神经网络模型,卷积网络和机器视觉技术相结合,并部署到 Jetson Nano 嵌入式设备,来完成对目标对象的识别与分类;下位机以 STM32G0 控制器为核心,融入分拣机器人抓取系统中进行抓取任务。实验测试表明卷积神经网络部署在嵌入式设备上能够很好地实现流水线的分拣工作,极大地克服了对于一些特定的分拣场合嵌入式设备难以运行的问题,在降低成本的同时弥补了人工分拣的不足,具有良好的实用价值。本系统机械臂在空间运动的自由度受限,后期可以换成六自由度来提高它在空间中的灵活性,进一步拓展新的轻量级深度学习算法,提高现场分拣的实时性和稳定性。

参考文献

[1] ZHANG Y,CHENG W. Vision-based robot sorting system[J]. IOP Conference Series Materials Science and Engineer-

ing, 2019,24:32-36.
[2] 王成军,韦志文,严晨. 基于机器视觉技术的分拣机器人研究综述[J]. 科学技术与工程,2022,22(3):893-902.
[3] 陈艺海,黎莲花,谢昊璋,等. 基于机器视觉的垃圾分拣机器人[J]. 仪器仪表与分析监测,2022(1):30-35.
[4] 吴蓬勃,姚美菱,王拓,等. 基于 TensorFlow 的垃圾分拣机器人设计[J]. 实验室研究与探索,2020,39(6):117-122.
[5] 徐维. 基于改进 YOLOv4 算法的工业机器人零件识别与抓取研究[D]. 重庆:重庆理工大学,2022.
[6] 罗顺元,李志强,马文颢. 基于树莓派的无人值守信息处理系统[J]. 计算机测量与控制,2018,26(9):227-231.
[7] 张亚婉,朱颖,黎伟健. 基于视觉识别物料分拣机器人的设计[J]. 电子测量技术,2020,43(23):12-16.
[8] 罗昭茜,陈月芬,占煜辉,等. 基于 Keras 和 CNN 的苹果自动分级[J]. 系统仿真技术,2021,17(1):48-52.
[9] 孙小飞,余涛,陈锐. 基于 ROS 的自动分拣机器人系统设计[J]. 制造业自动化,2021,43(7):141-146.
[10] 李戔,余心杰,郭俊先. 基于全卷积神经网络方法的玉米田间杂草识别[J]. 江苏农业科学,2022,50(6):93-100.
[11] 马嘉宁,张立昂,张荣峰,等. 智能垃圾分拣机器人[J]. 河北农机,2021(7):80-81.
[12] 千承辉,侯天远,肖若兰,等. 基于机器视觉的垃圾分拣机器人设计[J]. 单片机与嵌入式系统应用,2019,19(9):39-42.
[13] 何浪,谢明红,刘驰飞. 六自由度机械臂运动学分析与仿真研究[J]. 机械工程师,2022(5):44-48.
[14] 黄树琳,张锋. 基于视觉识别的物料分拣机器人设计[J]. 自动化与仪表,2019,34(11):36-38+55.
[15] 陈洲. 三自由度医疗辅助机器人的建模与控制[D]. 沈阳:沈阳工业大学,2019.