

基于卷积神经网络的机械臂抓取控制系统设计

朱威汉

(江苏大学京江学院, 江苏 镇江 212000)

摘要: 为保证机械臂的抓取精度以及物体抓取的稳定性, 设计基于卷积神经网络的机械臂抓取控制系统; 在系统硬件部分, 加设图像、位置和压力传感器, 改装机械臂抓取控制器和运动驱动器, 利用图像传感器设备, 获取满足质量要求的机械臂抓取目标图像, 为机械臂抓取控制功能提供硬件支持; 软件部分利用卷积神经网络算法提取图像特征, 确定机械臂抓取目标位置; 结合机械臂当前位置的检测结果, 规划机械臂抓取路线, 预估机械臂抓取角度与抓取力; 最终通过机械臂抓取参数控制量的计算, 在控制器的支持下实现系统的机械臂抓取控制功能; 实验结果表明, 所设计系统应用下位置控制误差和速度控制误差的平均值分别为 0.192 m 和 0.138 m/s, 同时物体抓取掉落概率明显降低。

关键词: 卷积神经网络; 机械臂控制; 机械臂抓取操作

Design of Manipulator Grasping Control System Based on Convolutional Neural Network

ZHU Weihuan

(Jiangsu University Jingjiang College, Zhenjiang 212000, China)

Abstract: In order to ensure the accuracy and stability of the manipulator in grasping objects, a manipulator grasping control system based on convolution neural network is designed. In the hardware of the system, image, position and pressure sensors are added, the manipulator grasping controller and motion driver are modified, and the image sensor equipment is used to obtain the manipulator grasping target image that meets the quality requirements, providing the hardware support for the manipulator grasping control function. In the software of the system, convolution neural network algorithm is used to extract the image features and determine the position of the target grasped by the manipulator. Based on the detection results of the manipulator at the current position, the grasping route of the manipulator is planned, and the grasping angle and grasping force of the manipulator are estimated. Finally, through the calculation of the manipulator grasping control parameters, the manipulator grasping control function of the system is realized under the support of the controller. The experimental results show that the average values of position control error and speed control error are 0.192 m and 0.138 m/s respectively, and the probability is significantly reduced in grasping and falling objects.

Keywords: convolution neural network; manipulator control; manipulator grasping operation

0 引言

机械臂是一种具有参数扰动、外界干扰和非动力学模型的复杂系统^[1]。因此, 机器臂的建模模式也是有一定的不确定性的, 针对不同的工作, 必须考虑机器人手臂的关节空间的运动轨迹, 使其形成最终的姿态。抓取是机械臂的重要行为动作之一, 现有的机械臂抓取方式包括: 传统分析法和经验法两种, 传统分析方法需要先了解对象的物理和机械分析模型, 然后再根据现有的建模和抓取的知识对机器人进行模拟。该方法的缺陷是必须依据所获取的目标特性来设置, 因而其通用性很低, 不适合于常规求解。经验法可分为 3 个阶段: 首先产生由抓取传感器获取的抓取信息, 对标记数据进行建模, 最终通过对该模型的学习, 可以得到目标物体在图像上的抓取点。

为了实现机械臂的精准抓取, 需要在机械臂内部嵌入

抓取控制系统, 以此作为机械臂运动的约束条件。文献 [2] 提出基于机械臂位姿变换的抓取控制系统。利用极点配置法对伺服传动系统的 PI 控制参数进行了设计, 从拉格朗日原理出发, 利用连续体的振动原理, 利用状态方程推导出了电机的速度向柔性载荷的传递函数。在伺服传动转速闭环控制中引入了可变参数 PI 控制策略, 利用极点配置法对其进行了参数优化设计。该方法的抓取速度较快, 但抓取控制精度较差。文献 [3] 提出基于 WOA-FOPID 算法的抓取控制系统。采用了基于鲸鱼算法 (WOA) 对分数阶 FOPID 控制器进行优化, 并将其用于机器人的运动控制中。以 D-H 方法为基础, 根据旋转原理建立了机械手的关节坐标转换矩阵, 并应用蒙特卡洛法对机器人的工作空间进行点云求解, 并对其进行了建模。该方法的抓取位置控制精度较好, 但抓取速度控制误差较大, 物体抓取掉落概率较高。文献 [4] 提出基于模糊补偿的抓取控制系统, 在李亚

收稿日期: 2022-12-28; 修回日期: 2023-02-28。

作者简介: 朱威汉 (1986-), 男, 硕士, 讲师。

引用格式: 朱威汉. 基于卷积神经网络的机械臂抓取控制系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(11): 181-186.

普洛夫函数基础上,设计了一种模糊补偿策略,通过建立模糊系统来近似摩擦力和载荷,利用流量调节器来消除负荷压力变化对伺服阀的影响。该方法实现了机械臂实时抓取控制,但实际应用过程中存在与部分机械臂不匹配、控制精度低的问题。

为了解决现有控制系统存在的问题,引入卷积神经网络及其相关算法。卷积神经网络是一类具有较强的前向神经网络,其神经元能够对一定区域的局部环境进行响应,在大规模的图像处理中具有很好的性能。将卷积神经网络应用到机械臂抓取控制系统的优化工作中,以期能够提高机械臂的抓取控制功能,进而提高机械臂抓取工作的执行精度。

1 机械臂抓取控制系统硬件设计

优化设计的机械臂抓取控制系统采用硬件与软件相结合的方式进行,通过硬件设备选型和改装两种方式进行系统硬件优化,在设备选取过程中需要考虑工作环境和精度两方面的因素,最大程度为系统的抓取控制功能提供硬件支持。分别设计机械臂传感器、机械臂抓取控制器及机械臂运动驱动器,通过各个模块协同运作,实现机械臂抓取对象信息的采集及对机械臂运动的控制,为机械臂抓取控制功能提供硬件支持。

1.1 机械臂传感器设计

1.1.1 图像传感器

为了实现机械臂抓取对象的精准定位,使用串口摄像头模组作为图像传感器,通过串口获取目标图像。优化设计系统中安装图像传感器的摄像头型号为 UVC,内部通信方式为串口通信,在实际的运行过程中只需通过电源线、地线和信号线作为接口,降低图像采集模块的电路复杂度,保证图像的采集质量。

1.1.2 位置传感器

机械臂采用 OV2+06+2MD 的位置传感器,作为一种计数 600 P/R 的光电脉冲编码器,它的输入信号为 TTL 级信号,分为 A 相和 B 相,由于 A 相与 B 相的相位差 90° ,因此可以用 A 相在前面或 B 之前来判定编码器是否正向或反向。通常的光电编码有两类:增量式编码和绝对式编码。为了适应系统的串行通信方式,提高位置信息的读取速度,选择增量式的编码器设备。

1.1.3 压力传感器

在机械臂的各个关节和执行元件上安装 A301 型号的微型压力传感器,其压力检测原理如图 1 所示。

图 1 中使用的机械臂压力传感器以 MCP6004 芯片作为核心元件,该芯片为内置 4 个运算放大器的运放,该元件支持 $1.8\sim 6.0\text{ V}$ 的工作电压,静态工作电流为 $80\ \mu\text{F}$ 。在实际的工作过程中,将其接入到系统的供电电路中,电压经由运放电阻组成的反向放大器放大后送入单片机的模拟电压采集端口进行模数转换。

1.2 机械臂抓取控制器设计

结合图像特征处理器、控制指令执行器等元件,改装

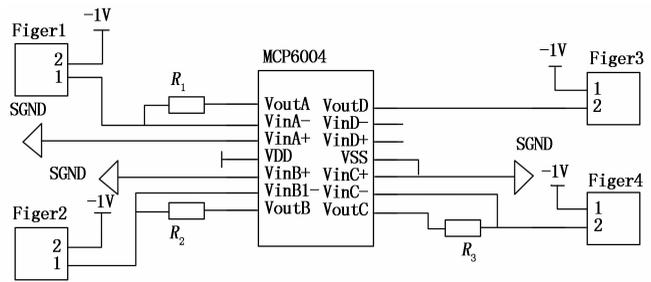


图 1 机械臂压力检测电路图

机械臂的抓取控制器,控制器的改装结构如图 2 所示。

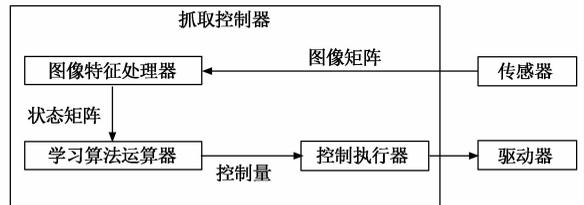


图 2 机械臂抓取控制器改装结构图

控制器中图像特征处理器模块的主要工作内容就是将图像传感器采集到的图像矩阵进行灰度化、阈值化、几何变换、强化学习等处理,选用的处理器为 ARM 处理器,该元件包含通信接口、传感器接口,能够支持多种类型设备的连接。ARM 控制器由 2 个串行接口、网口、SD 卡、CAN 和 FPGA 通讯等部分组成。其中,COM 1 串行接口与 PC 进行通讯,通过 PC 端接收控制指令,并向 PC 发送反馈信息和相机数据。COM 2 串行接口负责监控和数据的采集。网口的功能主要是为了将来的网络远程控制提供一个扩展的接口。SD 卡的主要功能是存储现场和控制信息。ARM 通讯采用串行模式,由 5 位地址线、8 位数据线、3 条信号控制线组成。控制指令执行器主要是根据图像特征处理器的输出结果以及输入的抓取任务指令,通过控制量的计算,将其转换为机械臂旋转关节或滑块的给进增量,并将其直接映射到关节力矩中,实现控制任务的生成与执行。另外由于优化设计的机械臂抓取控制系统应用了卷积神经网络算法,因此需要在传统控制器的基础上,加设学习运算器部分,作为卷积神经网络算法的运行环境。另外还需要在控制器内部嵌入时钟为 25 MHz 的晶振电路,利用 PLL 倍频技术,将 CPU 时钟设定寄存器 CCLKCFG 与 CCLKSEL 相结合,实现了 100 MHz 的系统时钟,提高控制器的数据处理性能。

1.3 机械臂运动驱动器设计

采用 MSDA023A1A 型交流伺服电机驱动器作为机械臂执行抓取任务的驱动装置,驱动器的内部结构如图 3 所示。

图 3 表示的驱动器含有 64KB 编程 Flash 和 RAM,内部 6 通道 PWM,一个正交解码模块,两路 SCI 串口,两路通用四通道定时器,能够实现与控制器的连接,并直接读取控制指令。该驱动装置能够实时地完成位置、速度和电

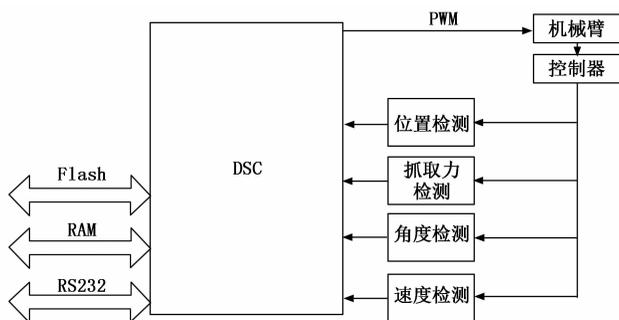


图 3 机械臂抓取运动驱动器内部结构图

流的实时控制，以速度控制任务为例，一旦接到启动信号，就会立即旋转^[5]。一旦信号消失，转子就能立即停下来。而高的适应性意味着高的敏感性。其功能是接收 PWM 输出的外部控制信号，调整电动机的转速，并在其内部形成一个速度回路。为提高系统的运行鲁棒性，要求安装的驱动器具有保护功能，当一种保护被激活时，电机就会自动切断电流，最大程度降低系统运行故障几率。

2 机械臂抓取控制系统软件设计

在控制系统硬件设备的支持下，设计机械臂抓取控制系统的软件功能，软件部分的基本运行逻辑原理为：利用机械臂上的图像传感器设备，生成抓取目标图像，提取采集图像特征，进而确定机械臂抓取目标的位置和姿态，结合当前机械臂的位姿信息，规划机械臂的抓取路线，并确定抓取参数，计算机械臂抓取控制量，利用控制器设备将控制量数据转换为机械臂的驱动执行数据，从而完成系统的抓取控制工作。

2.1 获取机械臂抓取目标图像

机械臂抓取目标图像的获取一般可以分为两个步骤，分别为初始目标图像的生成以及初始图像预处理。假设机械臂抓取目标的任意一点 $P(x, y, z)$ 在图像传感器中的生成结果为 $P'(i, j)$ ，那么两者之间的转换关系可以表示为：

$$z \begin{bmatrix} i \\ j \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \psi & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \psi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中： ψ 表示的是成像焦距。按照上述方式可以得出抓取目标所有位置的成像结果。在初始图像获取之前，首先需要对图像传感器的工作参数进行标定，并根据目标位置调整图像传感器的位置^[6]。为了保证机械臂的抓取质量，需要对初始采集的图像进行处理，处理内容包括：灰度转换、中值滤波等。灰度转换的目的是降低目标特征提取需要处理的工作量，灰度转换处理原理可以表示为：

$$f_{\text{grey}} = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (2)$$

其中： R 、 G 和 B 分别表示的是图像中的红色、绿色和蓝色分量。图像滤波的实质是在窗口区域内计算各个像素点的权重系数，并根据实际工作条件来确定窗口的宽度和权重^[7]。图像滤波本质上就是对窗口范围内的像素值和滤光

片进行卷积，通过对像素值和周边像素值的加权求和，得到的结果取代原来的像素值。图像滤波处理过程可以表示为：

$$f_{\text{wave}}(i, j) = \sum_{k, l} \omega(k, l) f(i+k, j+l) \quad (3)$$

其中： $\omega(k, l)$ 为滤波加权系数， k 和 l 分别对应的是图像在水平和垂直方向上的滤波分量^[8]。此外，为了方便提取初始图像中的机械臂抓取目标，还需要对图像进行阈值化处理，具体处理过程如下：

$$f_{\text{threshold}}(i, j) = \begin{cases} \max f_{\text{grey}}(i, j) & f_{\text{grey}}(i, j) \geq \delta \\ 0 & f_{\text{grey}}(i, j) < \delta \end{cases} \quad (4)$$

其中： $\max f_{\text{grey}}(i, j)$ 为像素点灰度值的最大值， δ 为设置的分割阈值。将连在一起的黑色或白色区域视为一部分，从而达到图像分割的目的。

2.2 基于卷积神经网络的机械臂抓取目标位置确定

利用卷积神经网络算法，提取目标图像特征，从而确定机械臂抓取目标的位置。构建卷积神经网络的基本结构如图 4 所示。

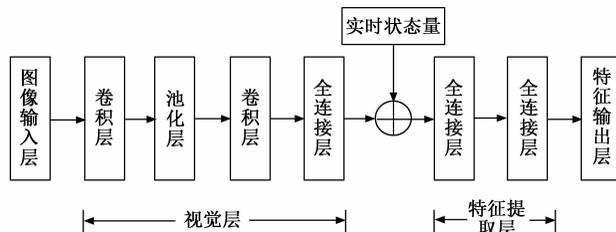


图 4 卷积神经网络结构图

从图 4 中可以看出，图像特征提取过程中使用的卷积神经网络由卷积层、池化层、全连接层等部分组成，一套完整的卷积层包含卷积、池化、激活等模块，能够从卷积层中抽取出特征信息；利用池化层对输入的信息进行简化和提取，从而降低了网络的数据和运算量，避免了过度拟合^[9]。卷积层和池化层的输出结果可以表示为：

$$\begin{cases} y_{\text{convolution}}(i, j) = \sum_m \sum_n f(i+m, j+n) H(m, n) \\ y_{\text{pool}} = \frac{1}{n_{\text{Pixel}}^2} \sum f(i, j) \end{cases} \quad (5)$$

其中： $H(m, n)$ 为卷积核， m 和 n 分别表示卷积核的大小分量， n_{Pixel} 为输入卷积神经网络中图像的像素点数量。最终卷积神经网络的迭代结果通过全连接层输出，在全连接层中，每一神经元都与前一网络的神经元相连接，能够将卷积层或池化层中的差分资料进行集成，并利用激活函数对其进行进一步的处理，激活函数表达式如下：

$$f_{\text{Sigmoid}}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6)$$

采用端到端的学习算法，使得卷积神经网络能够保证机器人在机器人的抓取精度和稳定性，并且能够实现对于初始机械臂执行元件位置的适应性^[10]。考虑卷积神经网络策略训练要求，按照图 5 表示流程执行卷积神经网络训练任务。

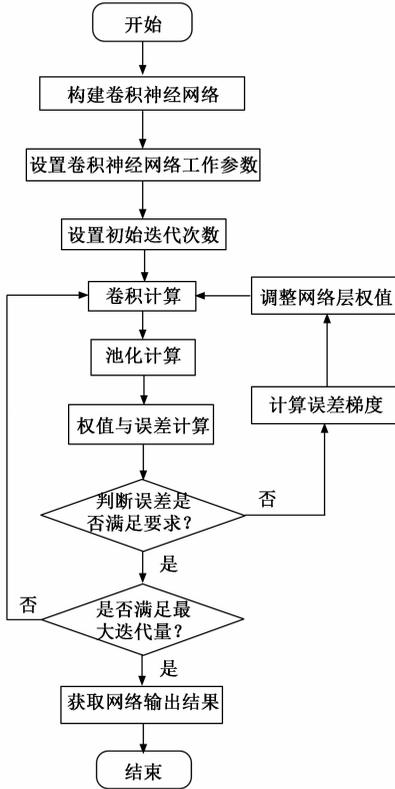


图 5 卷积神经网络算法流程图

利用公式 (7) 统一初始化卷积神经网络的权重和偏置。

$$\begin{cases} \epsilon_{\text{convolution}} = \sum_{k=1}^{n_{\text{layer}}} R_k (1 - R_k) (f(i, j) - R_k) \\ \omega_k = \omega_0 + \mu \epsilon_{\text{convolution}} f(i, j) \end{cases} \quad (7)$$

其中: R_k 为 k 层的输出结果, n_{layer} 为构建的卷积神经网络中包含的层级数量, μ 为网络中神经元的训练裕度, ω_0 为初始权重, 该变量取值为常数。在正向传输时, 通过各个层次对输入图像进行处理, 得到输出结果, 并将其与期望值之间的误差关系作为全局的目标函数^[11]。在反向传输时, 由前向后依次求出目标函数与各个层次加权之间的偏微分, 并按梯度递减的方法进行加权更新, 反复进行前向传递运算。通过多次迭代, 权值会随着时间的推移而不断地被更新, 从而使其最终的结果趋于期望值^[12]。通过卷积神经网络的训练, 得出机械臂抓取目标图像的轮廓特征提取结果, 可以量化表示为:

$$\begin{cases} \nabla \tau(x, y) = \sqrt{(f(i, j) * R_x)^2 + (f(i, j) * R_y)^2} \\ \theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{f(i, j) * R_y}{f(i, j) * R_x} \right) \end{cases} \quad (8)$$

其中: R_x 和 R_y 分别为卷积神经网络在水平和垂直方向上的卷积输出结果, 最终提取的特征 $\Delta\tau(x, y)$ 和 $\theta(x, y)$ 代表图像的梯度大小和方向角。由此可以得出机械臂抓取目标的位置检测结果为:

$$\begin{cases} x_{\text{target}} = \frac{\sum \Delta\tau(x, y) x_i}{\sum \Delta\tau(x, y)} \cos\theta(x, y) \\ y_{\text{target}} = \frac{\sum \Delta\tau(x, y) y_i}{\sum \Delta\tau(x, y)} \sin\theta(x, y) \end{cases} \quad (9)$$

将公式 (8) 的计算结果代入到公式 (9) 中, 得出抓取目标在图像上的位置, 结合图像传感器的成像原理, 得出抓取目标在三维空间中的位置, 记为 $(x'_{\text{target}}, y'_{\text{target}}, z'_{\text{target}})$, 由此完成机械臂抓取目标的位置检测工作。

2.3 规划机械臂抓取路线

根据系统的位置传感器, 确定当前机械臂位置, 记为 $(x_{\text{arm}}, y_{\text{arm}}, z_{\text{arm}})$, 通过连接机械臂当前位置和抓取目标位置, 即可得出机械臂抓取的初始路线, 并将初始生成的路线看做由多个节点组成的直线^[13]。在考虑路线障碍以及机械臂自由度限制的情况下, 对初始路线上的部分节点位置进行调整, 调整结果可以表示为:

$$\begin{pmatrix} x'_p \\ y'_p \\ z'_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_p \pm \sigma_x \\ y_p \pm \sigma_y \\ z_p \pm \sigma_z \end{pmatrix} \quad (10)$$

其中: σ_x, σ_y 和 σ_z 为三维方向上的位置调整分量, 变量的具体取值由障碍物的大小以及自由度限制量决定。将调整后的节点与前后两个节点进行分别连接, 完成机械臂抓取路线的更新工作^[14]。在此基础上, 利用公式 (11) 对规划路线进行插补处理, 从而提高机械臂在抓取过程中的平滑度。

$$\begin{cases} d_c = \sqrt{(x'_p - x_{p-1})^2 + (y'_p - y_{p-1})^2 + (z'_p - z_{p-1})^2} \\ N_c = \frac{d_c}{f_{\text{arm}}} \end{cases} \quad (11)$$

其中: f_{arm} 为机械臂的工作频率, $(x_{p-1}, y_{p-1}, z_{p-1})$ 为调整节点前的路线节点, 求解结果 d_c 和 N_c 表示抓取路线的插补距离和步数。按照上述方式对路线上的多个节点进行调整, 最终得出能够满足执行要求的机械臂抓取路线规划结果。

2.4 预估机械臂抓取角度与抓取力

机械臂的执行元件作用在抓取目标表面的两个接触点上, 作用力与接触点摩擦轴线的夹角分别为 φ_1 和 φ_2 。当 φ_1 和 φ_2 均低于摩擦圆锥角时, 两个接触连线分别设置在两个摩擦圆锥的内侧, 并符合夹心的闭合状态。同时, 将夹具的作用力与磨削圆锥轴之间的角度转化为抓取点与抓取架垂直方向的夹角。在机械臂的抓具位置测量中, 钳口的张开距离是一个重要的参数。在目标的主要方向上, 所抽取的直线的最大长度是有关的^[15]。该最大距离代表了一个物体沿抓取方向的最大宽度, 并且在抓取时, 如果抓取的距离超过该最大宽度, 则可以完成抓取。机械臂夹持器张开距离的预测结果可以表示为:

$$L_{\text{Grab}} = 1.5 D_{\text{max}} \quad (12)$$

其中: D_{max} 为抓取目标直线间的最长距离。另外, 机械臂夹持器对目标物体施加的抓取力预测结果如下:

$$F_{\text{Grab}} = m_{\text{target}}g - \kappa_f m_{\text{target}}g \quad (13)$$

其中： m_{target} 为抓取目标的质量， κ_f 为夹持器与抓取目标之间的摩擦系数， g 表示重力加速度^[16]。按照上述方式，通过确定抓取目标的基本信息数据，确定机械臂抓取任务的控制参数。

2.5 实现机械臂抓取控制功能

从速度、位置、角度、力度等方面，计算机械臂在抓取过程中的实时控制量，其中机械臂抓取速度控制量的计算公式如下：

$$\Delta v_{\text{Grab}} = v_{\text{target}} - v_0 \quad (14)$$

其中：变量 v_0 和 v_{target} 分别表示的是机械臂的当前移动速度和目标抓取速度，若公式 (14) 的计算结果为正，则加快驱动电机转速，否则需要对机械臂的运行作减速处理，降低驱动电机转速^[17]。同理可以得出机械臂抓取工作参量的控制量计算结果，将其输入到系统硬件的控制器中，自动生成控制指令，通过实时机械臂参数的更新及时调整控制指令^[18-20]，直至完成机械臂抓取任务为止。

3 实验测试

以测试优化设计系统的机械臂抓取控制功能为目的，设计系统测试实验，实验策略为：对每个抓取任务进行多次实验，每次实验都保持物体静止，在控制系统的作用下执行机械臂抓取任务，若系统显示目标抓取已结束，但未抓取到目标物体，则认为目标抓取失败，否则判定抓取任务执行成功。

为了体现出优化设计系统在抓取控制方面的优势，设置传统的基于机械臂位姿变换的抓取控制系统（文献 [2] 方法）、基于 WOA-FOPID 算法的抓取控制系统（文献 [3] 方法）和基于模糊补偿的抓取控制系统（文献 [4] 方法）作为实验的对比系统，在相同的实验环境中控制相同的机械臂抓取任务，保证系统测试实验变量的唯一性。

3.1 实验对象及实验参数设计

此次实验选择 ur5 型号的机械臂作为控制对象，该机械臂的执行元件为两爪夹持器，选择的机械臂具有 6 个自由度，其最大臂长和工作空间均为 1 200 mm，机械臂质量约为 15.6 kg。选择的机械臂样机能够支持对多种不同形状物体的抓取，能够抓取物体的最大质量为 6.5 kg。

为了保证卷积神经网络算法能够在实验环境中正常运行，并应用到机械臂抓取控制系统中，需要对相关运行参数进行设定。系统使用的卷积神经网络包含一个输入层、一个输出层、5 个卷积层、3 个池化层和 3 个全连接层，输入层和输出层的尺寸均为 $227 \times 227 \times 3$ ，而卷积层、池化层和全连接层的尺寸分别为 $227 \times 227 \times 3$ 、 $27 \times 27 \times 96$ 和 $13 \times 13 \times 256$ 。结合图像传感器的工作参数，设置学习率的初始值为 0.01。

3.2 生成机械臂抓取与控制任务

在实验环境中，设置机械臂的初始位姿，根据抓取目标物体的初始放置位置和移动目标位置，生成机械臂的抓取任务，部分任务的生成情况如表 1 所示。

表 1 机械臂抓取任务设置表

抓取任务编号	抓取物品	抓取物品初始位置	物品移动位置	抓取物品质量/kg
1	易拉罐	(15,6,1.2)	(15,6,1.8)	0.24
2	洗衣液	(9,7,1.2)	(9,7,1.8)	1.25
3	积木	(13,13,1.2)	(13,13,1.8)	0.15
4	玻璃瓶	(8,15,1.2)	(8,15,1.8)	0.37
5	毛绒玩具	(17,11,1.2)	(17,11,1.8)	0.19

表 1 中空间位置的度量单位为米。按照表 1 的设置方式，设置多组不同的机械臂抓取任务，并记录抓取目标的初始位置和目標位置。根据抓取任务的设置情况，确定机械臂的控制任务，从表 1 中可以看出，机械臂需要抓取到不同位置的目标物体，并将其提高 0.6 m。

将优化的硬件设备安装在机械臂上，并对相机进行标定得到相机的内参，同时对相机到机械臂之间的坐标转换关系进行标定。将配置好的机械臂安装到实验环境中，记录初始位姿数据。图像传感器在确定物体位置后，会返回到物体的位置，也就是机器人与机器人手臂之间的距离，从而确定机器人在机器人的操纵范围之内，如果机器人不在，则由机器人控制机器人将机器人移动到机器人的工作区域，从而实现视觉伺服、抓取和抓取控制程序。图 6 表示的是机械臂抓取控制系统的任务执行界面。



图 6 机械臂抓取控制系统任务执行界面

完成一次抓取任务后，机械臂回到初始位置。按照上述流程重复执行抓取与控制操作，直至输入系统中的所有任务均执行完成为止。按照相同的方式对实验中对比系统进行开发，并得出对应的控制结果。

3.3 设置实验指标

影响机械臂抓取任务的因素主要有位置控制偏差和速度控制偏差，上述偏差值越小、抓取掉落概率越低，说明对应系统的抓取控制功能越优。

为了实现系统控制功能的量化测试，设置位置控制偏差、速度控制偏差和抓取掉落概率作为测试指标，其中位置控制偏差的计算公式如下：

$$\epsilon_{\text{position}} = \sum |q_{\text{target}} - q_{\text{actual}}|, q = x, y, z \quad (15)$$

其中： q_{target} 和 q_{actual} 分别表示的是位置分量的目标值和实际值。速度控制偏差的数值结果为：

$$\epsilon_v = |v_{\text{target}} - v_{\text{actual}}| \quad (16)$$

其中： v_{target} 和 v_{actual} 对应的是目标抓取速度和实际抓取速度。另外抓取掉落概率指标的测试结果为：

$$P_{Drop} = \lg \epsilon_{position} \left(\frac{m_{target} g}{F_{Grab}} \right) \quad (17)$$

3.4 测试结果与分析

记录并统计相关数据，通过公式（15）和（16）的计算，得出系统抓取参数控制误差的测试结果，如表 2 所示。

表 2 机械臂抓取参数控制误差测试数据表

抓取任务编号		1	2	3	4	5
基于机械臂位姿变换的抓取控制系统	$\epsilon_{position}$ (m)	0.51	0.63	0.58	0.56	0.61
	ϵ_v (m/s)	0.31	0.34	0.39	0.33	0.36
基于 WOA-FOPID 算法的抓取控制系统	$\epsilon_{position}$ (m)	0.57	0.49	0.42	0.58	0.51
	ϵ_v (m/s)	0.30	0.27	0.35	0.29	0.28
基于模糊补偿的抓取控制系统	$\epsilon_{position}$ (m)	0.34	0.52	0.55	0.36	0.44
	ϵ_v (m/s)	0.25	0.31	0.33	0.28	0.27
基于卷积神经网络的机械臂抓取控制系统	$\epsilon_{position}$ (m)	0.23	0.21	0.17	0.16	0.19
	ϵ_v (m/s)	0.15	0.17	0.13	0.13	0.11

通过平均值计算，得出传统系统的平均位置控制误差分别为 0.578 m、0.514 m 和 0.442 m，传统系统的平均速度控制误差分别为 0.346 m/s、0.298 m/s 和 0.288 m/s，而优化设计系统下位置控制误差和速度控制误差的平均值分别为 0.192 m 和 0.138 m/s。另外通过公式（17）的计算，可得出不同控制系统下机械臂抓取掉落概率的测试对比结果，如图 7 所示。

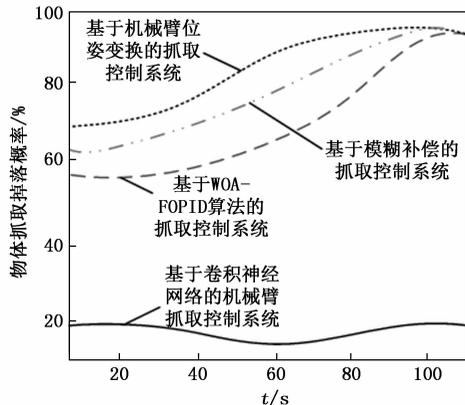


图 7 控制系统下物体抓取掉落概率测试对比结果

从图 7 中可以直观看出，与传统控制系统相比，优化设计基于卷积神经网络的机械臂抓取控制系统作用下抓取物体的掉落概率更小，即控制功能更优。

4 结束语

目前的机械臂抓取控制系统多是依靠事先建立的对象抓取模型和整理成数据库，而在非结构化的环境下，机械臂能够与人交互，机械臂除了接收动作指令外，还具有感知和环境的能力，因此很难建立精确的数学模型。为此转换机械臂的抓取控制逻辑，在卷积神经网络算法的支持下，通过对抓取物体实时图像的获取与特征分析，获取抓取与控制参数，进而完成机械臂的抓取任务。通过系统测试实

验，验证了优化设计系统的可行性，能够实现机械臂的智能抓取，对工业智能化、自动化具有重要意义。

参考文献：

- [1] 冯 硕, 李 旗. 奇异果采摘机器人机械臂控制系统研究——基于计算机视觉和卷积神经网络 [J]. 农机化研究, 2022, 44 (10): 25-29.
- [2] 李小彭, 尚东阳, 陈仁桢, 等. 基于机械臂位姿变换的柔性负载伺服驱动系统控制策略 [J]. 机械工程学报, 2020, 56 (21): 56-69.
- [3] 张 君. 基于 WOA-FOPID 算法的钻锚机器人机械臂运动控制研究 [J]. 煤炭科学技术, 2022, 50 (6): 292-302.
- [4] 沙毅刚, 王 强, 何晓晖, 等. 基于模糊补偿的液压机械臂轨迹跟踪控制 [J]. 信息与控制, 2021, 50 (2): 184-194.
- [5] 刘志立, 宋昌林, 李军民, 等. 基于机器视觉的两自由度机械臂智能控制器 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021 (9): 85-89.
- [6] 徐永利, 李潇男, 刘 勇, 等. 空间机械臂地面竖直方向重力补偿控制系统设计 [J]. 机器人, 2020, 42 (2): 191-198.
- [7] 苏 霄. 重载机械臂控制系统设计与研究 [J]. 制造技术与机床, 2021 (12): 55-61.
- [8] 谢 天, 谢良喜, 孙 欢, 等. 基于 51 单片机的液压机械臂闭环控制系统设计 [J]. 机床与液压, 2020, 48 (5): 6-10.
- [9] 夏振兴, 代 伟, 赵大勇, 等. 桌面机械臂快速控制原型系统设计与开发 [J]. 控制工程, 2021, 28 (1): 84-92.
- [10] 孙 科, 李 亚, 毕德学, 等. 基于机器视觉的机械臂抓取系统设计 [J]. 食品工业, 2021, 42 (6): 319-322.
- [11] 焦宏涛, 赵 嵩. 机器视觉的伺服机械臂运动平稳性控制系统 [J]. 机械设计与研究, 2022, 38 (2): 71-74.
- [12] 韩霖骁, 胡剑波, 宋仕元, 等. 基于 Policy Gradient 的机械臂运动跟踪控制器参数整定 [J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43 (9): 2605-2611.
- [13] 吴蓬勃, 张金燕, 李 莉, 等. 基于多模态的无序堆叠快速包裹机械臂视觉抓取系统 [J]. 包装工程, 2022, 43 (15): 68-76.
- [14] 王乐君, 孟庆鑫, 赖旭芝, 等. 垂直三连杆欠驱动机械臂通用控制策略设计 [J]. 控制理论与应用, 2020, 37 (12): 2493-2500.
- [15] 王 勇, 陈荟西. 基于三流联合卷积神经网络的机械臂抓取检测 [J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41 (5): 1112-1116.
- [16] 高红红, 马保吉, 杨 恒, 等. 六自由度上料机械手控制系统的设计与测试 [J]. 仪表技术与传感器, 2022 (1): 57-61.
- [17] 袁 媛, 陈 雨, 周青华, 等. 结合 IMask R-CNN 的绳驱机械臂视觉抓取方法研究 [J]. 计算机应用研究, 2021, 38 (10): 3093-3097.
- [18] 张青春, 王 旺, 杨广栋. 基于多目立体视觉的机械臂智能控制系统设计 [J]. 中国测试, 2020, 46 (12): 79-85.
- [19] 赵修琪, 卢继霞. 基于 ARM 的自动镀膜机械臂控制系统设计 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020 (11): 82-85.
- [20] 姬周珂, 徐巧玉, 王军委, 等. 一种深度强化学习的机械臂控制方法 [J]. 河南科技大学学报 (自然科学版), 2021, 42 (3): 19-24.