

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905599

基于阵列式触觉传感器的操作意图实时感知*

李铁军, 刘应心, 刘今越, 杨冬

(河北工业大学机械工程学院 天津 300132)

摘要:针对协作型机器人,自主研发了一款柔性阵列式触觉传感器,将其封装为可感知人手抓握姿态与力大小的触觉手柄,提出一种基于卷积神经网络(CNN)的可区分人手松抓握、紧抓握与无意间触碰触觉手柄3种模式状态的方法,识别准确率达到98.2%。提出一种可变导纳控制策略,利用人手抓握手柄状态,实时调节机械臂虚拟阻尼,基于此触觉手柄可实时感知人手局部变换姿态,准确估计操作者操作意图,并将局部感知信息传输给机器人控制其运动,以UR协作型机器人为实验平台,以触觉手柄为感知输入并进行人机交互实验,对机械臂运动精度做了评价。实验表明触觉手柄具有良好的意图感知能力。

关键词: 人机协作;触觉感知;人手抓握识别;意图理解

中图分类号: TH823 TP242.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8050

Real-time perception of operational intention based on arrayed tactile sensors

Li Tiejun, Liu Yingxin, Liu Jinyue, Yang Dong

(School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300132, China)

Abstract: Aiming at cooperative robot, a flexible array type tactile sensor is independently developed and packaged into a tactile handle that can sense the grip posture and force of human hand. A convolutional neural network (CNN)-based method is proposed, which can distinguish the three modes of loose gripping, tight gripping and inadvertently touching the tactile handle. The recognition accuracy reaches 98.2%. A variable admittance control strategy is proposed to adjust the virtual damping of the manipulator in real time according to the state with which human hand grasps the handle. Based on this tactile handle, the local posture change of human hand can be sensed in real time, the operator operation intention can be accurately estimated, and the local perception information is transmitted to the robot to control its motion. Taking the UR collaborative robot as the experiment platform, using the tactile handle as the perceptual input, the human-computer interaction experiment was conducted, and the motion accuracy of the manipulator was evaluated. Experiment results show that the tactile handle has good intentional perception capability.

Keywords: human-robot cooperation; tactile perception; human hand grip recognition; intentional understanding

0 引言

随着机器人技术的不断发展,人机交互成为了当今研究的热点^[1],机器人可以帮助人类高效完成简单、重复性的工作,但在不确定性环境下或意外事故发生时,机器人决策能力下降,实现人机直接交互显得尤为重要^[2]。

人可通过视觉、听觉、触/力觉感知周围环境信息,而在人机协作过程中,机器人通过多种感知途径理解操作者意图^[3]。例如,文献[4]通过手势与语音引导提高机

器人认知能力。文献[5]利用机器视觉提高人机协作安全性。智能语音识别技术^[6]也成功应用在人机协作技术上,并且研制出一种基于噪声环境的语音增强系统^[7],但是视觉遮挡一定程度限制了视觉的应用,说话语音方式的不确定性也影响了人机交互的准确性,接触式人机协作便体现出了自身的优势^[8]。

在接触式人机协作中,机器人能够感知外界环境的接触信息是制订机器人控制策略、实现轨迹规划等一系列人机协作行为的基础与前提。触觉成为了重要的感知操作意图的信息流,目前有很多获取触觉信息的方式,触

收稿日期:2019-09-10 Received Date:2019-09-10

* 基金项目:国家自然科学基金(U1813222)、国家重点研发计划(2018YFB1306902,2017YFB1301002)项目资助

觉数据手套所提供的信息流可提高其灵敏度与整体性能,在康复医疗领域具有一定应用^[9],但是造价昂贵。人工皮肤^[10]可以良好地感知接触信息,并且可穿戴式仿生皮肤的研究也取得了良好进展^[11]。在基于生物信号如脑电、肌电^[12-13]等的外骨骼机器人控制方面已经取得了一些成果,但由于生物信号存在难以提取、信号微弱、易受外界干扰等缺点,在实际生活中并未得到广泛应用,东南大学研制了可穿戴式力触觉交互装置^[14],为人机交互奠定良好基础。Drimus 等^[15]提出了一种基于柔性压阻橡胶的触觉阵列传感器,它具有灵活性强、分辨率高、安装方便、制造简单等优点。柔性电容式阵列传感器安装在曲面上也具有良好感知外界信息的能力^[16],体现其独特优越性。

本文设计了一款柔性阵列式触觉传感器,将其封装为触觉手柄,并进行了性能标定与电容单元一致性检测实验,确保传感器的准确性与一致性,基于此触觉手柄可实时估计人手姿态,准确判断操作者操作意图。结合卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的方法,识别人手松紧抓握与无意间触碰手柄 3 种状态,为机器人模式切换打下基础。利用 k-means 聚类方法,对采集的人手图像进行分割,进而准确感知人手各部位受力情况,识别操作者意图,驱动机器人运动。最后在 Universal Robot(UR3)平台上验证方法的有效性。

1 触觉手柄设计

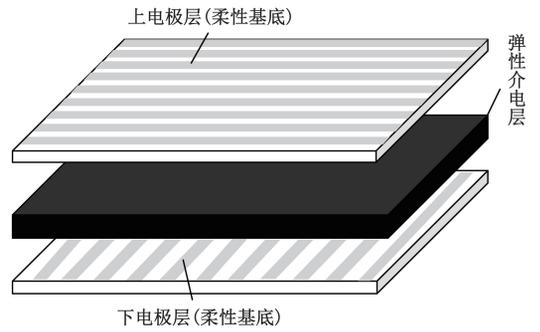
1.1 触觉传感器原理与整体结构

在现有的触觉传感器中,电容式触觉传感器由于其具有高灵敏度、温度独立性和适用于大面积应用的特点受到众多研究学者的青睐^[17-18]。因此,本文采用的柔性触觉传感器的电极部分采用导电率高、柔性好的导电布制作而成;传感器的介电层部分采用具有较强机械特性、高回弹性、高耐磨性的聚氨酯海绵。传感器依据平行板电容原理制作而成,传感元件采用交叉电极形成的阵列式结构,同时两条电极在空间中呈上下交叉分布,构成电容单元,其具体结构与原理如图 1(a)、(b)所示。如图 1(c)所示,该柔性单元近似为:

$$C = \varepsilon \cdot s / d \tag{1}$$

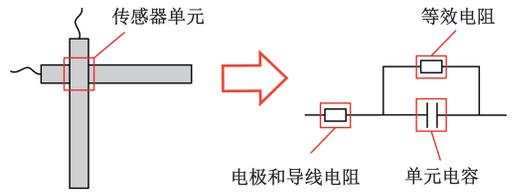
式中: s 为单个电容电极面积; d 为上下电极之间的距离,介电常数 $\varepsilon = \varepsilon_0 \cdot \varepsilon_r$, $\varepsilon_0 = 8.85 \times 10^{-12} \text{ F/m}$; ε_r 为相对介电常数,施加在电容单元区域的压力 F 会导致介电层材料的厚度发生变化,引起电容值发生改变,最终实现对施加在传感器表面的压力大小分布的检测。

传感器整体有效使用面积为 $139 \text{ mm} \times 139 \text{ mm}$,每条导电布的宽度为 4 mm ,间距为 1 mm 。上下电极板交叉可构成 28×28 个面积为 16 mm^2 的电容单元,传感器进行坐标标定,每一条导电布对应坐标系中的一个单位,并组



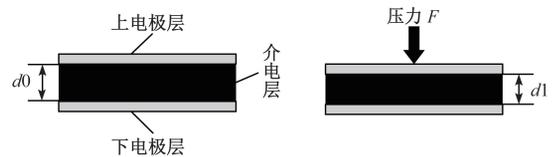
(a) 柔性电容单元阵列结构

(a) Flexible capacitor cell array structure



(b) 柔性电容单元等效电路

(b) Flexible capacitor unit equivalent circuit



(c) 柔性电容单元受力变化

(c) Flexible capacitor unit changes in force

图 1 触觉传感器结构与原理

Fig.1 Tactile sensor structure and principle

成传感器的阵列结构,如图 2 所示。

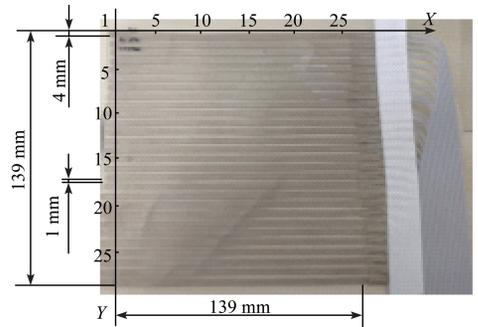


图 2 触觉传感器阵列结构

Fig.2 Tactile sensor array structure

1.2 柔性触觉传感器标定

目前国内外标定方法一般采用砝码加载式,为了提高对传感器的标定精度,本文采用 ZQ-21A-2 型压力计对电容式压力敏感单元在 $0 \sim 550 \text{ KPa}$ 范围内进行重复加载实验,实验原理如图 3 所示。

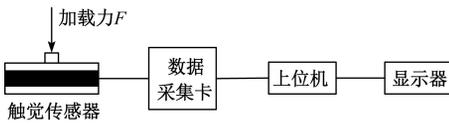


图3 触觉传感器标定原理

Fig.3 Tactile sensor calibration principle

触觉传感器标定实验平台如图4所示。测力计压力示数从0~60 N 逐渐增加,当电容式传感单元未受到外界压力时,电容单元电容值为:

$$C_0 = \varepsilon \cdot s / d_0 \quad (2)$$

式中: C_0 是电容单元未受力时的电容值; d_0 为两电极初始距离。



图4 触觉传感器标定实验

Fig.4 Tactile sensor calibration test

当电容式传感单元受到外界压力时,电容单元电容值为:

$$C_1 = \varepsilon \cdot s / d_1 \quad (3)$$

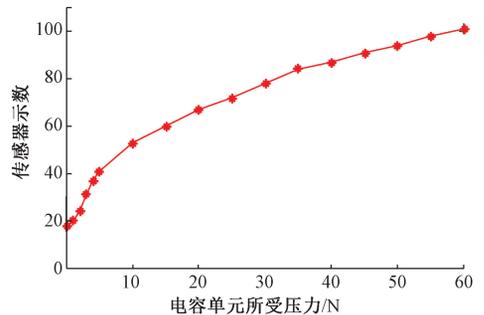
式中: C_1 是电容单元受力时的电容值; d_1 为两电极受到压力后的距离。

传感器对电容单元受压变化 C_1/C_0 的输出值为0~255,实际上电容单元受力足够大才能达到255。

触觉传感器的性能曲线如图5所示。由图5(a)可知,传感器随着压力的增大,电容示数在增大,且具有一定的类线性;由图5(b)可知,在该传感器上均匀选择了10个不同位置的电容单元进行了输入(压强)标定,并对这10个位置的数值点做拟合,发现拟合之后的曲线更趋于平稳,如图5(b)实黑线所示,触觉传感器电容单元的一致性相对精度较好,最大误差为4.3%,在一定程度上满足感知操作者操作意图的需求。

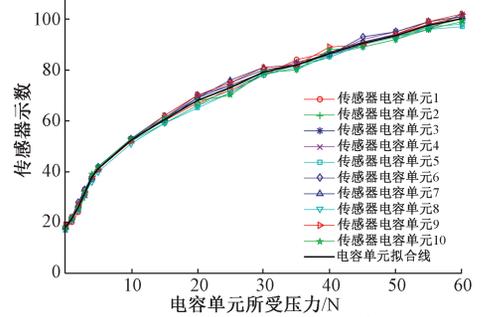
1.3 柔性触觉传感器制作

为方便利用柔性阵列式触觉传感器采集人手抓握图像,对传感器进行处理。为隔绝人手温度及汗液对传感器性能的影响,应避免与传感器电极直接接触。综合考



(a) 触觉传感器单个电容性能曲线

(a) Tactile sensor single capacitance performance curve



(b) 触觉传感电容单元一致性

(b) Tactile sensing capacitor unit consistency

图5 触觉传感器性能曲线

Fig.5 Tactile sensor performance curves

虑,本文对传感器的封装选用醋酸乙烯共聚物(ethylene-vinyl acetate, EVA)单面海绵胶带,其厚度为0.5 mm,呈密闭泡孔结构,耐水性能良好;考虑到人手抓握的舒适度,将此传感器固定在直径为45 mm、高度160 mm的本体由聚乳酸(poly lactide, PLA)材料3D打印成型的柱状手柄上,提取人手抓握信息,触觉传感器的组件及成品如图6所示,将传感器封装为触觉手柄(可简称为手柄)。

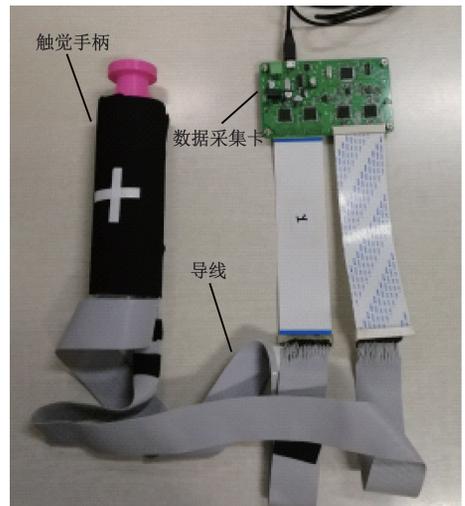


图6 触觉传感器组件及成品

Fig.6 Tactile sensor assembly and finished product

2 基于 CNN 的人手松紧抓握识别

2.1 人手抓握触觉手柄状态定义

在接触式人机协作中,人与机器人之间的交互大多是通过多种模式信息表现出来的,人手松抓握、紧抓握以及无意触碰手柄就可以理解为 3 种模式信息。当机器人要求快速定位时,就可以以较小的力抓握手柄,并寻求机器人快速运动;而机器人要求高精度运动时,就以较大的力抓握手柄,以寻求机器人低速运动;若无意间触碰了手柄,考虑人机安全,机器人须处于静止状态。因此,需要将能够反映 3 种模式状态的变量引入到机器人的控制系统中,以响应操作者的控制意图。

针对前面的研究内容,需要准确识别人手抓握触觉手柄的状态,而受操作者手型大小以及习惯用手等因素的影响,导致松抓握、紧抓握与无意间触碰 3 种状态没有明确的界定边界,而即使同一个人同一状态也会存在略微差异。从众多抓握图像中随机提取不同状态的图像,如图 7 所示,发现同一状态的抓握图像存在明显差异,不同状态的抓握图像界限并不明显。为准确区分人手抓握触觉手柄状态,考虑到 CNN 是一种广泛应用于图像分类的特殊神经网络,且鲁棒性强、容错性好、相对于传统图像分类方法(例如 k-means 算法及词袋模型)准确率较高。

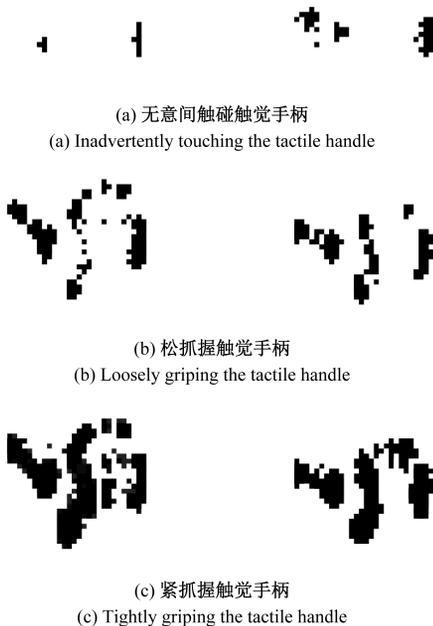


图 7 人手抓握触觉手柄状态

Fig.7 The states of human hand gripping the tactile handle

k-means 是一种无监督学习算法,其数据集是没有标签的,当大量数据输入训练模型时,可对模型参数进行调

整达到预期分类效果,实现对数据集的分类或预测,针对所得到的数据集,该算法分类过程可分为特征点提取、训练词袋模型、识别共 3 步。其中 k-means 聚类算法模型其识别准确率可达到 96.1%,且模型较简单,但是该算法没有 CNN 模型可扩展性好、鲁棒性强,并且本文设计的触觉手柄面向众多人群,数据量多而杂,必须满足可扩展性,此时便体现了 CNN 模型的必要性。

因此,本文设计了适合三分类的 CNN,其具体结构如图 8 所示,各层详细参数如表 1 所示。

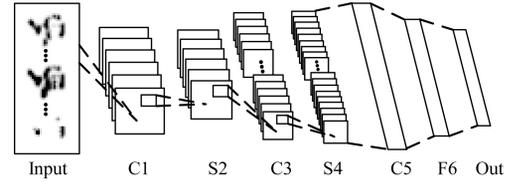


图 8 CNN 结构

Fig.8 Convolutional neural network structure

表 1 CNN 各层参数

Table 1 Convolutional neural network layer parameters

层数	每层类型	核大小 及个数	特征图 与神经元	步长
Input	输入层	-	3 个 28×28	-
C1	卷积层	6 个 5×5 核	6 个 24×24	1
S2	池化层	1 个 2×2 核	6 个 12×12	2
C3	卷积层	12 个 5×5 核	12 个 8×8	1
S4	池化层	1 个 2×2 核	12 个 4×4	2
C5	全连接层	16 个 5×5 核	16 维向量	1
F6	全连接层	1×1 核	8 维向量	1
Out	输出层	1×1 核	3 维向量	1

CNN 输入的原始图像为 28×28,第 1 个卷积层 C1 由 6 个 5×5 的卷积核组成,卷积层的输出由线性整流(rectified linear unit, ReLU)函数处理,ReLU 使用 2×2 的核做下采样操作,上述过程再次执行一次。卷积操作作为神经网络核心过程,卷积核工作过程为:

$$x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} k_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (4)$$

式中: x_j^l 为第 l 层第 j 个神经元; M_j 为输入特征集合; k_{ij}^l 为卷积核; b_j^l 为偏置项; $f(\cdot)$ 为 ReLU 激励函数。ReLU 函数表达式为:

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

池化过程表示为:

$$x_j^l = f_{\text{down}}(x_i^{l-1}) \quad (6)$$

式中: $f_{\text{down}}(\cdot)$ 为下采样函数。

网络的最后一部分由两个全连接层与输出层组成,主要负责对多个卷积层与池化层之后的特征图像进一步降维,局部特征进一步综合,获取输入图像的高层含义,从而连接成一整个特征向量输入到 SoftMax 分类器进行分类。

CNN 处理多分类问题中,对于训练集 $\{(x^{(1)}, y^{(1)}), \dots, (x^{(m)}, y^{(m)})\}$, 类标签 $y^{(n)} \in \{1, 2, \dots, r\}$ 。对于给定的输入 $x^{(n)}$, 用假设函数 $h_\lambda(x^{(n)})$ 针对每一类 k 的概率为 $p(y^{(n)} = k/x^{(n)})$, $k = 1, 2, \dots, r$, 假设函数 $h_\lambda(x^{(n)})$ 公式为:

$$h_\lambda(x^{(n)}) = \begin{bmatrix} p(y^{(n)} = 0 | x^{(n)}; \lambda) \\ p(y^{(n)} = 1 | x^{(n)}; \lambda) \\ \vdots \\ p(y^{(n)} = k | x^{(n)}; \lambda) \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum_{k=1}^r e^{\lambda^T x^{(n)}}} \begin{bmatrix} e^{\lambda^T x^{(n)}} \\ e^{\lambda^T x^{(n)}} \\ \vdots \\ e^{\lambda^T x^{(n)}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

将 $x^{(n)}$ 分为 k 类的概率记为:

$$p(y^{(n)} = k | x^{(n)}; \lambda) = \frac{e^{\lambda^T x^{(n)}}}{\sum_{k=1}^r e^{\lambda^T x^{(n)}}} \quad (8)$$

本文使用随机梯度下降算法进行训练,目标变量 k 类问题的损失函数计算公式如下:

$$L(W, b) = -\frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C I\{\hat{y}_i = j\} \log p_i^j \right] \quad (9)$$

式中: W 为权重; b 为偏置项; \hat{y}_i 为第 i 个训练样本期望值; j 为训练样本类别; C 为训练样本类别数; N 为训练样本总数; $I(\cdot)$ 为指示函数, 当 $\hat{y}_i = j$ 时 $I = 1$, 否则 $I = 0$, p_i^j 为第 i 个训练样本第 j 个类别的预测概率。

权重迭代更新表达式为:

$$\begin{cases} W_i \leftarrow W_i - \eta \frac{\partial}{\partial W_i} L(W, b) \\ b_i \leftarrow b_i - \eta \frac{\partial}{\partial b_i} L(W, b) \end{cases} \quad (10)$$

式中: η 为学习率。

在 CNN 分类过程中,训练数据非常重要,为了保证数据的全面性及各个类别样例的均匀性,本文从实验室不同身高、体重的 25 名参与者共采集 3 000 张触觉手柄采集的人手图像,分为 3 种类型:无意间触碰、松抓握、紧抓握。其中 1 800 张作为训练图像,600 张作为测试图像,600 张作为验证图像,即每种人手抓握触觉手柄类型分别包含训练图片 600 张、测试图片 200 张和验证图片 200 张。数据充足可用于训练 CNN。

2.2 操作意图模式识别仿真与结果分析

实验仿真过程中,综合考虑本文建立的数量集以及计算机的性能,将批训练中的样本数量批大小预设 100,并通过设置不同学习率与迭代次数观测整个数据集的训练准确率与测试准确率,其中,合适的学习率可使损失函数得到有效的降低,但是学习率却没有标准的选取准则,学习率太大时,可能使损失函数直接错过最低点,无法收敛;而学习率太小,可能导致其达到最低点速率下降,甚至有时会陷入局部最优。本文 CNN 以 10 为训练周期,初始学习率选为 1,当学习率较大与较小时,学习率选取间隔较小,当学习率适中时,学习率选取间隔较大,最终确定以 0.01、0.05、0.1、0.2、0.4、0.6、0.8、0.9、1 为标准。数据集训练准确率如表 2 所示,测试准确率如表 3 所示,发现当学习率设置为 0.6,迭代次数为 110 时准确率达到 98.2%,相同条件下,测试准确率达到 97.3%,虽然在迭代次数为 130 时测试准确率较高,但是系统资源占用较多、训练时间较长、准确率提高不大,综上考虑迭代次数设置为 110,训练结果在一定程度上满足 3 种模式状态识别要求。

表 2 训练集准确率
Table 2 Training set accuracy

(%)

学习率	迭代次数														
	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120	130	140	150
0.01	72.6	89.9	73.1	90.4	92.5	95.3	93.7	95.2	94.3	92.6	95.5	93.7	95.5	93.9	95.6
0.05	65.1	92.9	93.7	95.2	95.7	96.3	96.1	96.7	96.8	95.9	97.1	97.1	96.7	96.7	97.0
0.1	92.3	93.8	92.6	96.4	96.0	92.1	97.0	96.8	97.1	97.4	97.1	96.8	97.5	97.4	97.3
0.2	93.1	96.0	65.1	96.5	85.6	96.8	96.4	97.7	97.6	97.6	96.9	97.3	97.2	97.4	97.3
0.4	83.7	95.6	94.9	96.2	97.3	97.1	96.9	96.6	97.2	97.0	97.5	97.7	97.1	98.1	97.9
0.6	63.1	95.0	95.8	96.7	96.7	97.5	97.5	96.8	97.5	97.8	<u>98.2</u>	98.1	98.1	97.9	98.1
0.8	37.8	75.6	95.8	96.7	80.5	97.0	95.9	97.7	97.2	97.6	96.3	97.8	98.0	98.0	97.8
0.9	68.7	33.3	96.8	96.3	97.1	96.5	96.4	97.5	97.0	97.5	97.0	97.2	97.9	98.1	97.8
1	33.3	33.3	94.3	85.4	97.2	33.3	97.1	90.0	97.5	95.7	96.8	97.6	97.8	98.0	97.2

表 3 测试集准确率
Table 3 Test set accuracy

(%)

学习率	迭代次数														
	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120	130	140	150
0.01	72.8	89.3	72.5	89.7	93.5	94.7	93.3	93.5	94.0	92.8	95.1	94.8	95.5	95.3	95.0
0.05	66.8	92.8	95.0	94.8	95.7	96.3	95.7	96.3	96.0	95.8	96.6	96.5	96.0	97.0	96.5
0.1	92.8	95.5	94.2	96.3	96.3	91.7	96.5	97.0	96.7	96.2	95.8	96.3	96.3	96.6	96.2
0.2	95.2	96.3	67.0	96.2	87.8	95.3	95.8	97.2	96.8	96.3	96.5	96.5	96.8	96.7	96.5
0.4	85.8	95.8	94.5	96.0	96.3	96.5	95.8	96.0	96.7	95.8	97.0	97.0	96.6	97.3	97.3
0.6	64.3	94.7	96.0	96.0	96.3	96.7	96.7	96.3	96.6	96.7	97.3	97.5	97.6	97.1	97.5
0.8	38.2	78.2	96.2	96.2	78.8	96.2	96.3	96.5	96.3	96.3	95.0	97.0	96.5	97.3	97.3
0.9	69.3	33.3	95.8	96.0	96.0	96.0	96.5	97.0	96.5	97.1	96.6	96.7	96.5	97.6	97.3
1	33.5	33.3	95.3	84.3	96.7	33.3	96.0	91.8	96.8	96.8	96.7	96.6	97.6	96.5	96.8

3 人手触觉信息姿态研究

操作者通过触觉手柄将操作意图通过数据传输接口传达给机器人的控制系统,从而控制机器人运动。因此,需要对操作者的操作意图做进一步的定义,将其转化为机器人可识别的信号。触觉手柄内部为 28×28 个电容单元,采集的数据结构均为 28×28 方阵,相当于 28×28 像素的灰色图像。

3.1 人手抓握姿态定位

触觉手柄为柱状结构,人手抓握方式具有任意性,需要定位人手抓握姿态。在之前需说明传感器内部的导电布位置,具体如图 2 所示。第 1 条导电布对应坐标系中的“1”,第 2 条对应“2”,以此类推。

但是人手抓握手柄的初始底层数据较小,特征信息不明显,且底层数据的波动也在一定程度上影响图像采集,数据处理前,将传感器底层数据过滤,并采用图像均衡化算法增强原始图像对比度,使图像特征突出化。均衡化映射方法为:

$$s_l = \sum_{j=0}^l \frac{n_j}{n} \quad l = 0, 1, 2, \dots, L - 1 \quad (11)$$

式中: n 为图像中像素总和; n_j 为当前灰度级的像素个数; L 为图像中可能的灰度级总数。

均衡化后的图像特征明显,可准确定位人手虎口位置,传感器数值越大表示人手局部点用力越大。图 9 所示为松抓握触觉手柄传感器数值矩阵行列和关系,即将底层 28×28 矩阵每列以及每行相加,图 9(a)、(b)中,两幅中的最高峰的坐标值就对应人手抓握手柄时的虎口位置。

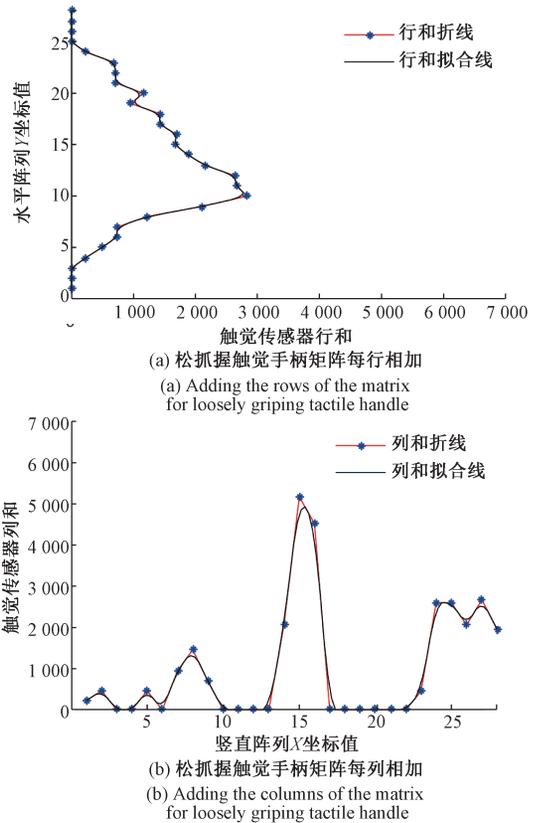
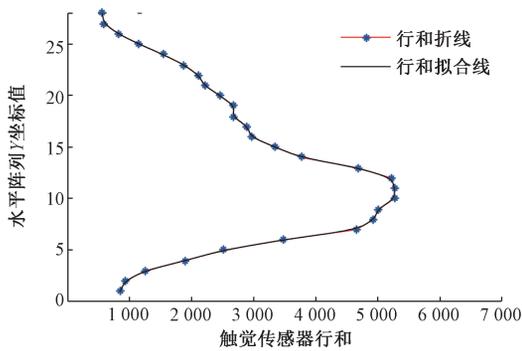


图 9 松抓握触觉手柄矩阵每行每列相加和关系
Fig.9 Adding the rows and columns of the matrix for loosely gripping tactile handle and their relationship

图 10 所示为紧抓握触觉手柄的对应关系。此方法不受人手抓握手柄力大小限制,均可定位人手虎口位置。通过图 9 与 10 的对比,手掌虎口位置大约分布在坐标值为(15,10)的位置。



(a) 紧抓握触觉手柄矩阵每行相加

(a) Adding the rows of the matrix for tightly grasping the tactile handle

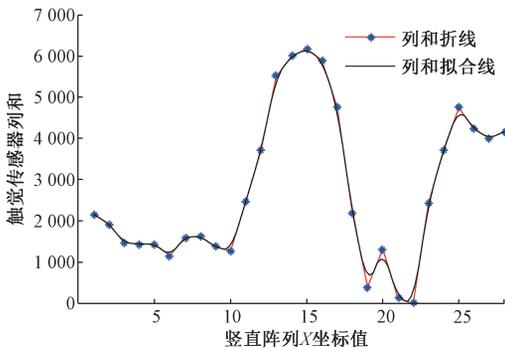
(b) 紧抓握触觉手柄矩阵每列相加
(b) Adding the columns of the matrix for tightly grasping the tactile handle

图10 紧抓握触觉手柄矩阵每行每列相加和关系

Fig.10 Adding the rows and columns of the matrix for tightly gripping the tactile handle and their relationship

3.2 局部数据动态捕捉研究

此触觉手柄旨在检测操作者操作意图,探索人手掌中心、手指等各个部位的变化规律,将触觉手柄采集的人手局部变化数据作为输入信号控制机器人运转。为进一步提取意图特征,随机提取一张人手抓握触觉手柄时的图像,为明确抓握时人手各部位受力分布,本文采用k-means算法分割人手抓握图像,其具体处理流程如下。

1) 预处理,将原始图像均衡化处理,以增强图像对比度,如图11(a)所示,再选取合适阈值二值化处理图像,如图11(b)所示,并提取受力点作为k-means算法输入点,如图11(c)所示。

2) 将人手虎口位置 T_1 以及距离虎口左右6个单位的两个点 T_2 、 T_3 作为k-means的初始聚类点。

3) 分别计算每个点 $x_i(i, j = 1, 2, \dots, n$ 。且 $i \neq j$)到各个聚类点 $T_i(i = 1, 2, \dots, p, \dots, K)$ 的欧氏距离大小,若 $D(x_i, T_p) \leq D(x_j, T_i)$,则分配 x_i 到 p 类。

4) 重新计算各个聚类的中心位置 $t_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in x_i} x, N_i$ 为当前第 i 类样本数目, $i = 1, 2, \dots, K$ 。

5) 算法收敛后人手被分为大拇指、手掌中心、四指区域,如图11(d)所示。

6) 提取四指区域再次利用k-means算法对四指分割,其具体处理流程与上述类似,不再赘述,最后将四指区域分为食指、中指、小拇指(小拇指与无名指区域合并)3个区域,如图11(e)所示。

7) 经过以上过程人手被分为大拇指、手掌中心、食指、中指、小拇指5个区域,如图11(f)所示。

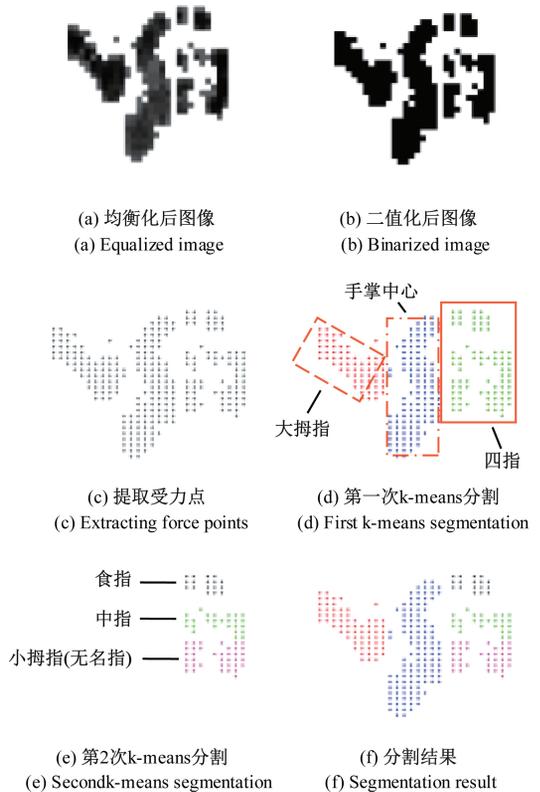


图11 人手分割流程

Fig.11 Human hand segmentation flow chart

将此分割结果应用到触觉手柄上,就可以确定人手抓握的具体姿态以及人手各部位受力分布情况,当手柄各部位的数值积分值发生变化时,就可感知人手操作意图,并做出回应。例如,当操作者抓握手柄时,手柄大拇指与小拇指位置数值积分在逐渐增大,而其他区域数值不变或者变小,如图12(a)所示,可以断定,人手在扭转手柄,那手柄就向机械臂传送一个“扭转信号”,从而控制机器人绕某一轴旋转。当大拇指与食指积分值在增大时,姿态与扭转相反,如图12(b)所示,机器人绕某一轴反转。当四指积分值增大,说明想让机器人靠近操作者,人手力度分布如图12(c)所示,大拇指用力增大如图12(d)所示,机器人远离操作者。图12(e)为手掌中心用力,可实现机器人的平动。

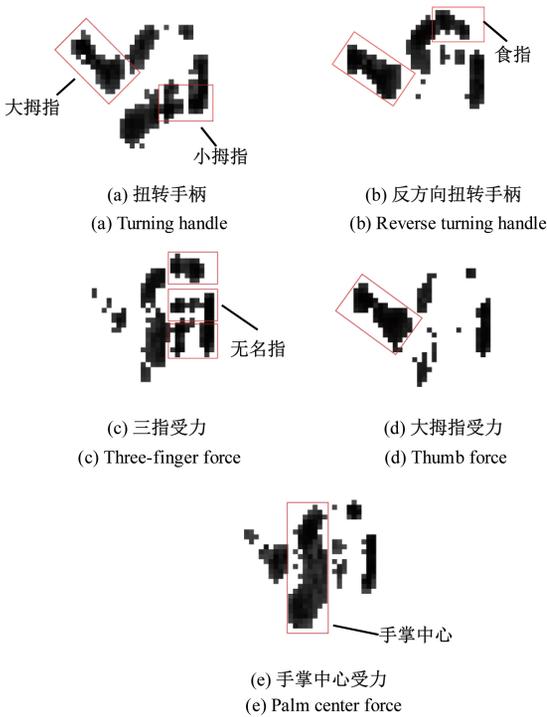


图 12 人手局部受力

Fig.12 Human hand local force

4 仿真与实验

为了验证本文方法能够准确识别操作者操作意图,针对模式切换,提出基于触觉反馈实时调整机器人终点阻尼的变导纳控制策略,CNN 对操作者操作意图模式的识别结果被用作与预定义的阻尼值之间的切换,实现包含快速定位与精确定位的协作任务,并搭建实验平台进行验证。

4.1 人机协作模型建立

接触式人机协作中,人与机器人发生持续的物理交互,操作者通过抓握触觉手柄实现对机器人运动的控制,为了提高控制机器人的柔顺性,将机器人末端与环境之间的接触等效为弹簧-阻尼质量物理模型系统,如图 13 所示。

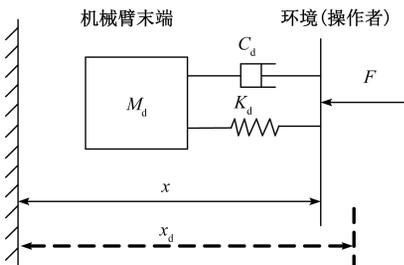


图 13 接触式人机协作系统物理模型

Fig.13 Physical model of contact human-robot cooperation system

图 13 中的物理模型可等效为二阶系统动力学模型,如式 (12) 所示。

$$M_d(\ddot{\mathbf{x}} - \ddot{\mathbf{x}}_d) + C_d(\dot{\mathbf{x}} - \dot{\mathbf{x}}_d) + K_d(\mathbf{x} - \mathbf{x}_d) = \mathbf{F}_d \quad (12)$$

式中: \mathbf{F}_d 表示操作者与机械臂末端执行器之间的交互力; M_d 、 C_d 、 K_d 分别表示虚拟质量、虚拟阻尼以及虚拟刚度参数; $\ddot{\mathbf{x}}$ 、 $\dot{\mathbf{x}}$ 、 \mathbf{x} 表示笛卡尔坐标系下实际的加速度、速度、位移; $\ddot{\mathbf{x}}_d$ 、 $\dot{\mathbf{x}}_d$ 、 \mathbf{x}_d 表示笛卡尔空间坐标系下期望的加速度、速度、位移。

4.2 阻抗参数特性分析

笛卡尔空间导纳控制器接收操作者外部施加的力,输出期望的末端执行器的运动。其笛卡尔框架可表示为:

$$M_d \dot{\mathbf{V}}_{ref} + C_d \mathbf{V}_{ref} = \mathbf{F}_d \quad (13)$$

式中: $\mathbf{F}_d \in R^6$ 为外力/力矩矢量; \mathbf{V}_{ref} 是末端期望的笛卡尔速度,本文研究不需要恢复力,因此省略虚拟刚度。

为了研究导纳控制中的目标参数 M_d 、 C_d 对控制系统的影响,基于 MATLAB/Simulink 平台,通过仿真分析 M_d 、 C_d 对不同输入力以及速度的影响。设仿真时间为 5 s,采用阶跃信号 F 模拟操作者施加的力,阶跃力幅值为 15 N,阶跃力 F 随时间变化曲线如图 14 所示。

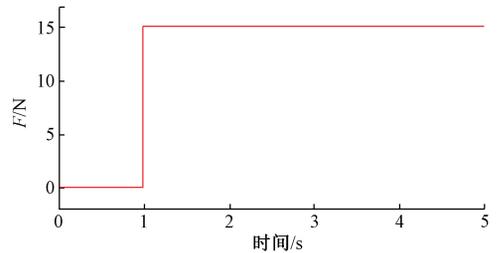


图 14 阶跃力 F 随时间变化曲线

Fig.14 The curve of step force F versus time

1) 改变参数 M_d , 固定 C_d

初选虚拟阻尼参数 $C_d = 15 \text{ N}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$, 分别设置虚拟质量参数 $M_d = 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 5.0, 10.0 \text{ kg}$ 。速度 V 在阶跃力 F 作用下随时间的变化曲线如图 15 所示。

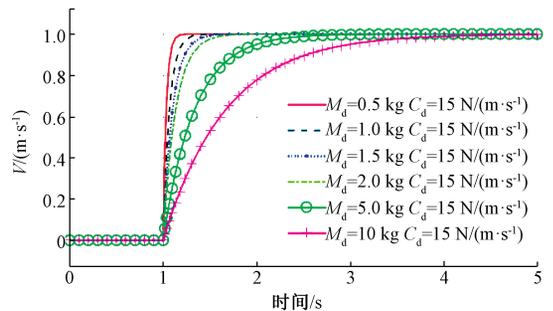


图 15 不同虚拟质量参数对应速度仿真曲线

Fig.15 The speed simulation curves corresponding to different virtual mass parameters

从图 15 可以看出, 虚拟质量参数 M_d 主要影响系统的响应速度, M_d 越大, 系统响应速度越慢, 系统越不容易改变, 达到稳定值的时间越长, 但并不影响稳态值大小。

2) 改变参数 C_d , 固定 M_d

虚拟质量参数 $M_d = 2 \text{ kg}$, 分别设置虚拟阻尼参数 $C_d = 15, 20, 30, 50, 100, 150 \text{ N}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$ 。速度 V 在阶跃力 F 作用下随时间的变化曲线如图 16 所示。从图 16 可以看出, 在相同力的作用下, 虚拟阻尼参数 C_d 越大, 对应的速度稳态值越小, 说明速度相同, 操作者需施加更大的力。

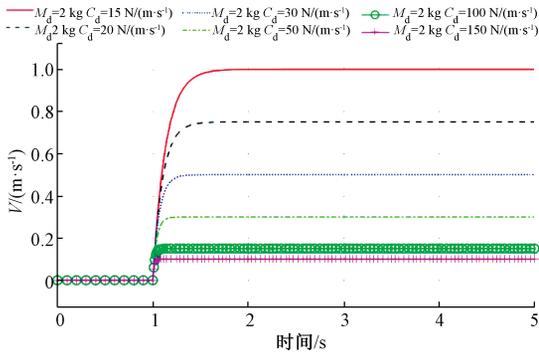


图 16 不同虚拟阻尼参数对应速度仿真曲线

Fig.16 The speed simulation curves corresponding to different virtual damping parameters

4.3 实验验证

为了验证本文基于 CNN 的操作意图模式识别方法的有效性, 基于 UR3 协作型机器人进行实验, 由于基于触觉传感器实现模式切换需要整个人手抓握触觉手柄, 本次实验借助 ATI 六维力传感器驱动 UR3 进行实验验证, 如图 17 所示, 机器人具体参数见文献 [19]。

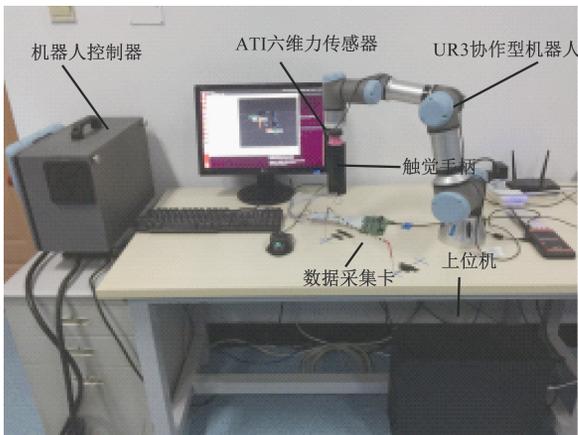


图 17 实验平台

Fig.17 Experiment platform

实验过程中, 触觉手柄采样点为 28×28 , 采样频率是 10 Hz 。因原始图像相对较小且等价于灰度图像, CNN 模

型处理速率可得以保障, 但为进一步提升数据处理速率, 本实验采用 Dell Precision 5820 塔式工作站基于 MATLAB 实现对数据的高速处理、识别与传输, 切实保证人手松紧抓握的识别准确性与速率。

人机协作过程中, 操作者通过抓握触觉手柄及, 将 CNN 模型识别结果即反映模式切换的触觉变量引入到机器人控制系统中, 设计了变阻尼控制实验, 在线调整机器人导纳控制器虚拟阻尼参数, 因无意间触碰手柄机器人处于静止状态, 故不作分析。使用高阻尼和低阻尼两个预定义值 ($C_d^{\text{high}}, C_d^{\text{low}}$) 实现所需行为的控制策略:

$$C_d = \begin{cases} C_d^{\text{high}}, & u_c \geq u_{\text{thres}} \\ C_d^{\text{low}}, & u_c \leq u_{\text{thres}} \end{cases} \quad (14)$$

式中: u_c 人手抓握手柄等效值; u_{thres} 设定阈值。即当人手抓握手柄的等效值超过阈值时, 机械臂阻尼系数将增加, 取 C_d^{high} , 反之, 则选取 C_d^{low} 。

实验控制流程, 即基于触觉反馈的变导纳控制系统框架如图 18 所示。

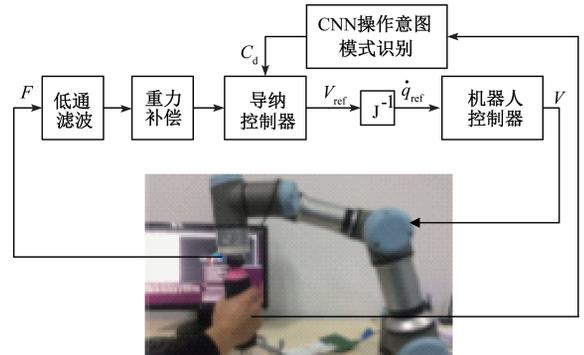


图 18 基于触觉反馈的变导纳控制策略

Fig.18 Variable admittance control strategy based on haptic feedback

人手施加在机械臂末端的外力 F 经过滤波和重力补偿输入到导纳控制器, 输出机械臂末端的笛卡尔空间坐标系下的速度矢量 V_{ref} , 经过雅可比矩阵求解运算得到机器人在关节空间下的关节速度 \dot{q}_{ref} , 最后将关节速度 \dot{q}_{ref} 输入给机器人内环控制器实现操作者对机器人的运动控制。同时, 触觉传感器采集人手末端的触觉压力信息来表征执行过程中的接触状态, 通过 CNN 模型对操作者操作意图模式的识别结果, 实现对虚拟阻尼参数 C_d 的实时调整, 以改变机械臂末端速度。

其实验轨迹拟定为一条如图 19 所示的钢丝路径, 路径完成时, 应尽可能快地返回路径开始处, 并且多次重复实验, 为熟悉机器人, 操作者预先进行几次实验。本实验分为高阻尼控制(紧抓握手柄)和低阻尼控制(松抓握手柄)实验。

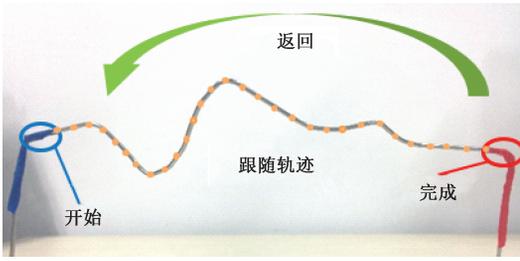
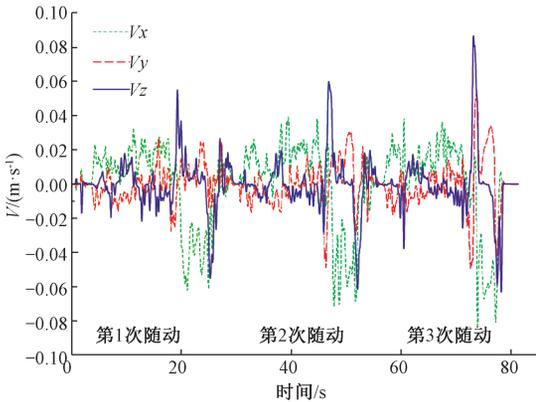


图 19 机器人跟随路径轨迹

Fig.19 Robot follows the path trajectory

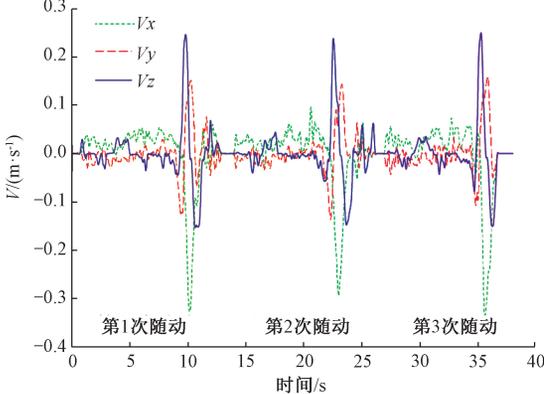
4.4 实验结果与分析

图 20 所示为机械臂末端在高阻尼、低阻尼两种状态下的速度变化曲线,通过对比发现在几乎同一作用力条件下,在一周期内,高阻尼状态下如 20(a)所示,机械臂末端运动速度非常缓慢,而在低阻尼状态下如 20(b)所示,运动速度相对较快。



(a) 高阻尼状态下速度变化曲线

(a) The speed variation curve under high damping



(a) 低阻尼状态下速度变化曲线

(a) The speed variation curve under high damping

图 20 变阻尼状态下机器人运动状态

Fig.20 The robot motion states under variable damping state

在接触式人机协作随动实验中,为了表征不同阻尼模式下的轨迹跟踪精度,采用式(15)计算不同阻尼模式

下实际跟随轨迹与期望轨迹的标准差。

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N (Y_i - Y_d)^2 + (Z_i - Z_d)^2 \right]} \quad (15)$$

式中: σ 为位移标准差; Y_i, Z_i 为第 i 个采样点的实际位移; Y_d, Z_d 为第 i 个采样点的期望位移; N 为采样点个数。

本文的采样点个数为 30, 圆形标记点即为所选采样点位置(见图 19)。图 21 所示为每组实验 10 次轨迹跟随误差的标准差高阻尼与低阻尼状态下轨迹跟随的标准差分别为 4.129、7.406 mm。

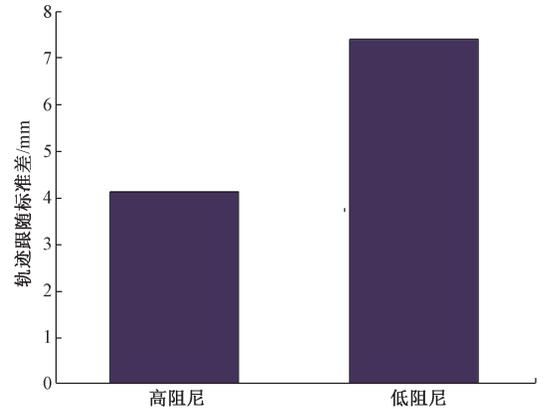


图 21 不同阻尼状态下轨迹跟随标准差

Fig.21 The track following standard deviation under different damping states

实验进行过程中,由于 ROS 操作系统本身的时延性、MATLAB 处理 CNN 模型、UR 机械臂硬件时延等问题,当抓握触觉手柄并驱动机器人运动时,平均需要等待 0.9 s 的时间,但是当机器人运行过程中并无“卡顿”现象,其速度切换也可以在平均 0.5 s 的时间内完成,而不同的人操作机械臂运行也存在略微差异,经过训练的人操作机械臂,其运行效果比首次操作机械臂的操作者要好。

4.5 手柄驱动实验验证

基于 ROS 操作系统控制 UR 机器人运动,将第 3 节研究的手柄感知的局部动态信号转换为模拟信号输入到机器人的控制系统,分别利用 ROS 中的运动学反解功能包转换为机器人在关节空间下的关节转动角度,以及 UR 机械臂脚本语言,实现机器人运转,实验平台如图 22 所示。

起初,本文基于 UR 驱动功能包下的 Follow_joint_trajectory/action_topic 控制机械臂,采用基于位置控制的方式实现机械臂运动,比如检测到需要做直线运动的意图时,可将此直线过程离散化为均匀的、距离很小的多段,但由于离散后执行每段小距离的加速度的突变性,导

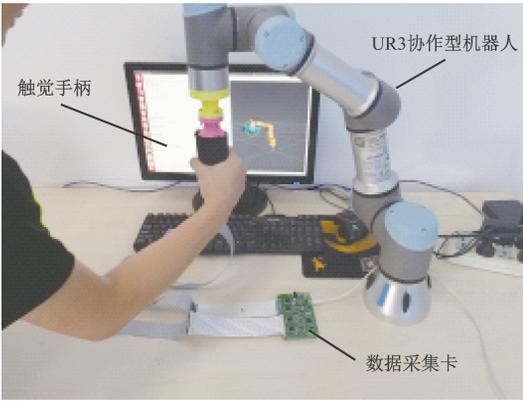
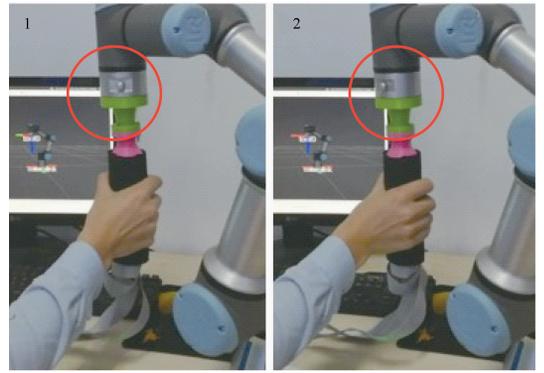


图 22 实验平台

Fig.22 Experiment platform



(b) 末端绕固定轴旋转
(b) The end rotates around a fixed axis

图 24 触觉手柄控制 UR 机械臂运转

Fig.24 Tactile handle controls UR manipulator operation

致机械臂产生“飞车”以及速度不连续的现象,进而发生“卡顿”。

为了解决上述“卡顿”问题,需要改进控制方式,人手抓握触觉手柄产生的数据经 MATLAB 处理后,转换为操作者的具体操作意图,将此结果映射到与 UR 机械臂脚本控制语言上,基于速度控制模式,利用 speedj(qd, a, t)指令实现机械臂的柔顺驱动,并可实现速度大小控制,其具体控制流程如图 23 所示。

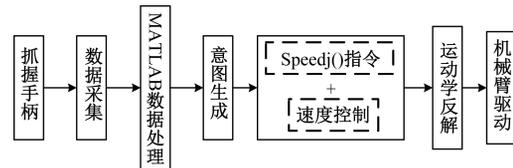
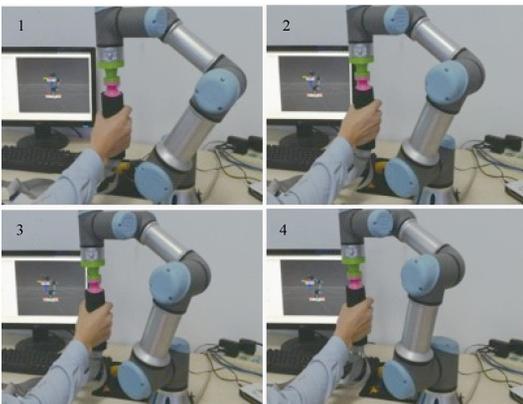


图 23 触觉手柄柔顺驱动控制流程

Fig.23 The control flow chart of tactile handle compliant driving

利用触觉手柄可实现机械臂实现机械臂末端沿某一方向的直线运动、绕固定轴旋转等一系列运动。具体运动如图 24 所示。



(a) 沿某一方向的直线驱动
(a) Linear driving in one direction

5 结 论

本文介绍了一款实验室自主研发的触觉传感器,对传感器进行标定,一致性检测实验后将触觉传感器封装为触觉手柄。利用此手柄采集人手图像,提出一种基于 CNN 的识别人手松紧抓握与无意间触碰手柄的方法,且识别准确率较高。基于手柄可感知操作者抓握手柄时的局部动态变化信号,以理解操作者操作意图,将此“信号”传送给机器人驱动器机器人运动。为了验证本文方法的有效性,对机器人进行了仿真与实验验证,结果表明,人手松紧抓握可通过导纳控制器实时更改机器人阻尼参数,控制机器人运转速度。手柄局部感知动态数据可以柔顺控制机器人运动,这是一个新的尝试,然而触觉手柄感知人手意图存在一定限制,比如沿 z 轴方向的上下移动实现较为困难,后续还需要进一步的研究。

参考文献

[1] LOSEY D P, MCDONALD C G, BATTAGLIA E, et al. A review of intent detection, arbitration, and communication aspects of shared control for physical human-robot interaction [J]. Applied Mechanics Reviews, 2018, 70(1) : 010804.

[2] MI J P, TANG S, DENG ZH, et al. Object affordance based multimodal fusion for natural human-robot interaction [J]. Cognitive Systems Research, 2019, 54(5) : 128-137.

[3] 刘策, 刘小峰. 助老服务机器人多模式友好交互系统设计及实现 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(1) : 177-182.

- LIU C, LIU X F. Design and implementation of multi-mode friendly interactive system for elderly assistance robot [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(1): 177-182.
- [4] RODRÍGUEZ S, QUINTERO C A, PÉREZ A K, et al. Methodology for Learning multimodal instructions in the context of human-robot interaction using machine learning[C]. *International Symposium on Intelligent Computing Systems*, 2018: 41-55.
- [5] HÖCHERL J, SCHLEGL T. An image based algorithm to safely locate human extremities for human-robot collaboration[C]. *International Conference on Intelligent Robotics and Applications*, 2012: 164-175.
- [6] DENG Y D, LI F, XIN H. Research on multimodal human-robot interaction based on speech and gesture[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2018, 72(11): 443-454.
- [7] LEE S C, CHEN B W, WANG J F. Noisy environment-aware speech enhancement for speech recognition in human-robot interaction application [C]. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 2010: 3938-3941.
- [8] ROZO L, CALINON S, CALDWELL D G, et al. Learning physical collaborative robot behaviors from human demonstrations [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, 32(3): 513-527.
- [9] 赵裕沛, 费飞, 杨德华, 等. 面向手部康复应用的数据手套技术研究[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(10): 2415-2421.
- ZHAO Y P, FEI F, YANG D H, et al. Research on data glove for hand rehabilitation [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(10): 2415-2421.
- [10] PUGACH G, MELNYK A, TOLOCHKO O, et al. Touch-based admittance control of a robotic arm using neural learning of an artificial skin [C]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2016: 3374-3380.
- [11] 郭小辉, 黄英, 毛磊东, 等. 可穿戴式电子织物仿生皮肤设计与应用研究[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(4): 938-944.
- GUO X H, HUANG Y, MAO L D, et al. Research on the design and application of wearable electronic fabric bionic skin[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(4): 938-944.
- [12] LU ZH Y, CHEN X, ZHANG X, et al. Real-time control of an exoskeleton hand robot with myoelectric pattern recognition[J]. *International journal of neural systems*, 2017, 27(5): 1750009.
- [13] GRAFAKOS S, DIMEAS F, ASPRAGATHOS N. Variable admittance control in pHRI using EMG-based arm muscles co-activation [C]. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 2016, doi: 10.1109/SMC.2016.7844516.
- [14] 莫依婷, 宋爱国, 秦欢欢. 指端可穿戴式力触觉交互装置设计与评估[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(5): 161-168.
- MO Y T, SONG AI G, QIN H H. Design and evaluation of a wearable fingertip haptic interaction device [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(5): 161-168.
- [15] DRIMUS A, KOOTSTRA G, BILBERG A, et al. Design of a flexible tactile sensor for classification of rigid and deformable objects [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2014, 62(1): 3-15.
- [16] WANG Y CH, LIANG G H, MEI D Q, et al. Flexible tactile sensor array mounted on the curved surface: Analytical modeling and experimental validation [J]. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 2017, 26(5): 1002-1011.
- [17] 孙一心, 钟莹, 王向鸿, 等. 柔性电容式触觉传感器的研究与实验[J]. *电子测量与仪器学报*, 2014, 28(12): 1394-1400.
- SUN Y X, ZHONG Y, WANG X H, et al. Research and experiment of a flexible capacitive tactile sensor array[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2014, 28(12): 1394-1400.
- [18] LIANG G H, WANG Y CH, MEI D Q, et al. Flexible capacitive tactile sensor array with truncated pyramids as dielectric layer for three-axis force measurement [J]. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 2015, 24(5): 1510-1519.
- [19] 刘昆, 李世中, 王宝祥. 基于 UR 机器人的直接示教系统研究[J]. *科学技术与工程*, 2015, 15(28): 22-26.
- LIU K, LI SH ZH, WANG B X. Research of the direct teaching system based on universal robot [J]. *Science Technology and Engineering*, 2015, 15(28): 22-26.

作者简介



李铁军, 1990 年于河北机电学院获得学士学位, 1993 年于河北工学院获得硕士学位, 1997 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为河北工业大学教授, 主要研究方向为机器人智能感知。

E-mail: li_tiejun@hebut.edu.cn

Li Tiejun received his B. Sc. degree from Hebei Institute of Mechanical and Electrical Engineering in 1990, M. Sc. degree from Hebei Institute of Technology in 1993 and Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 1997. Now, he is a professor at Hebei University of Technology. His main research interest is robot intelligent perception.



刘应心, 2017 年于河北工业大学获得学士学位, 现为河北工业大学硕士研究生, 主要研究方向为人机协作、意图感知。

E-mail: 1787810874@qq.com

Liu Yingxin received his B. Sc. degree from

Hebei University of Technology in 2017. He is now a M. Sc. candidate at Hebei University of Technology. His main research interests include human-robot collaboration, intention perception.



杨冬 (通信作者), 2005 年于河北科技大学获得学士学位, 分别在 2008 年和 2013 年于河北工业大学获得硕士学位和博士学位, 现为河北工业大学讲师, 主要研究方向为建筑机器人及其关键技术。

E-mail: yangd305@163.com

Yang Dong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hebei University of Science and Technology in 2005, received his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Hebei University of Technology in 2008 and 2013, respectively. Now, he is a lecturer at Hebei University of Technology. His main research interest is architectural robots and its key technology.