

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107351

基于 CNN-GRU 的遥操作机器人操作者识别 与自适应速度控制方法*

阳雨妍, 宋爱国, 沈书馨, 李会军
(东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

摘 要:传统空间遥操作系统中从端机械臂的运动速度完全取决于操作者的操作速度。为了提高空间遥操作系统的安全性,提出了一种基于操作者操作速度识别的自适应速度控制方法。结合深度学习的理论,提出了一种基于卷积神经网络(CNN)和门控循环单元(GRU)神经网络的融合模型来对操作者的速度进行识别分类。选取了九位受试者构建操作者速度样本库,将操作者的操作速度分为3类,最终识别准确率达到92.71%;并且在此基础上使用串级PID实现从端机械臂的自适应速度控制。实验表明:该模型对新操作者也可以准确识别,同时该模型准确性优于卷积神经网络和循环神经网络(RNN)的融合模型,实时性优于卷积神经网络和长短期记忆(LSTM)神经网络的融合模型;基于该模型的自适应速度控制可以在保证从端机械臂运动轨迹不变的前提下,降低机械臂的末端线速度,有助于提高空间遥操作系统的安全性。

关键词:空间遥操作;卷积神经网络;门控循环单元神经网络;串级PID;速度控制

中图分类号: TP242 TH-39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Operator recognition and adaptive speed control method of teleoperation robot based on CNN-GRU

Yang Yuyan, Song Aiguo, Shen Shuxin, Li Huijun

(School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: The movement speed of the slave manipulator arm in traditional space teleoperation system completely depends on the operating speed of the operator. In order to improve the safety of the space teleoperation system, an adaptive speed control method based on the recognition of the operating speed of the operator is proposed. Combining with the theory of deep learning, a fusion model based on convolutional neural network (CNN) and gate recurrent unit (GRU) neural network is proposed to identify and classify the speed of operator. Nine subjects were selected to construct an operator speed sample library. The operating speed of the operators is divided into three categories, and the final recognition accuracy rate reaches 92.71%. And, on this basis, the cascade PID is used to realize the adaptive speed control of the slave manipulator arm. Experiments confirm that the model can also accurately identify new operators. At the same time, the accuracy of the model is better than that of the fusion model of convolutional neural network and recurrent neural network (RNN), and the real-time performance of the model is better than that of the fusion model of convolutional neural network and long short-term memory (LSTM) neural network. Besides, the adaptive speed control based on this model can reduce the end linear speed of the manipulator arm while ensuring that the movement trajectory of the slave manipulator arm remains unchanged, which helps to improve the safety of the space teleoperation system.

Keywords: space teleoperation; convolutional neural network; gate recurrent unit neural network; cascade PID; speed control

收稿日期:2021-01-08 Received Date: 2021-01-08

* 基金项目:国家自然科学基金联合基金重点项目(U1713210)、江苏省重点研发计划项目(BE2018004-4)、人因工程国防科技重点实验室开放基金项目(6142222200314)资助

0 引言

随着人类对太空探索的逐渐深入,涌现出大量的空间生产、空间加工、空间装配、空间维护等工作^[1]。由于太空严峻的工作环境,如果完全依靠宇航员来完成这些工作会严重危害宇航员的生命安全。因此目前广泛利用空间机器人代替宇航员进行太空作业^[2]。但由于传感器、人工智能等技术发展的限制,短时间内还无法实现全自主的空间机器人,需要操作者对空间机器人进行辅助遥操作^[3]。国外自20世纪80年代初就开始对空间遥操作机器人开展研究。1981年,加拿大制造了首个空间操作臂系统(shuttle remote manipulator system, SRMS),其可以完成载荷抓捕、在轨维护等任务^[4]。1993年,德国宇航中心研制出了空间机器人遥操作系统 ROTEX,其装配有视觉、力觉、触觉等多种传感器,并且使用了虚拟环境来进行预测,证实了地面遥操作的可操作性^[5]。2000年,美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)开始研究人形机器人 Robonaut 来代替宇航员进行出舱作业,宇航员可以通过遥操作来控制 Robonaut 完成漂浮物抓取等任务^[6]。我国对于空间遥操作技术的研究虽然起步较晚,但由于国家对其高度重视,我国的空间遥操作技术也已经取得了很多优秀的成果。2013年,我国发射了长征四号丙运载火箭,以“一箭三星”的方式将创新三号、试验七号、实践十五号三颗卫星发射升空。这三颗卫星主要进行空间维护、空间机械臂操作等工作^[7]。2016年,天宫二号机械臂系统随天宫二号空间实验室发射入轨,其成功完成了动力学参数辨识、抓漂浮物、与宇航员握手、在轨维护等实验^[8]。

典型的遥操作系统一般由5个部分组成:操作者、主端控制回路、通信环节、从端控制回路、作业环境^[9]。主端控制回路包括:主端处理器、力反馈手控器、虚拟环境等。其中虚拟环境是对从端机器人及其作业环境的重构,操作者可以通过观察虚拟环境进行实时操作,这样可以消除时延带来的系统不稳定。力反馈手控器为操作者提供了力和触觉反馈,增强操作者的临场感。从端控制回路包括:从端处理器、从端机器人、多种传感器。操作流程为操作者通过观察虚拟环境,操控手控器将位置指令通过主端处理器发送给虚拟环境,同时将位置信息经过一定时延发送给从端处理器。从端机器人根据位置指令工作,同时将采集到的视觉、力觉、触觉信息经过一定时延返回给主端处理器,用于虚拟环境的修正和力反馈修正。

在典型遥操作系统的操作模式下,从端机器人的速度完全取决于操作者操作手控器的速度。如果虚拟环境建模存在误差,从端可能会发生碰撞。如果操作者的速

度过快,发生碰撞时会对从端机器人造成严重的损伤。因此适当降低从端机器人速度有助于缓解从端产生碰撞时对机械臂的损伤。深度学习进十余年来发展迅速,已经广泛应用于图像分类、语言识别、目标检测、智能控制等领域^[10-12]。本文提出一种将卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)神经网络的融合模型,实现了对不同速度操作者的分类。同时在操作者识别的基础上,设计了串级PID控制器来实现从端机器人的自适应速度控制。通过实验证实,该模型可以有效识别不同速度的操作者,并且对不同速度操作者进行自适应速度控制,最终实现降低从端机器人速度的目的。

1 基于 CNN-GRU 融合模型的操作者识别

人工神经网络是一种模拟人脑进行分布式并行信息处理的数学模型^[13],其可以通过反复的学习训练来达到优异的分类效果。本文提出了一种 CNN-GRU 融合神经网络模型来根据操作者的操作速度实现操作者的识别分类。

1.1 CNN

CNN 是一种包含卷积计算的多层神经网络。1998年诞生了第一个商业的卷积神经网络 LetNet-5。之后神经网络不断发展出现了 AlexNet、RCNN、YOLO 等卷积神经网络^[14]。并且根据适用对象的不同出现了 1D-CNN、2D-CNN、3D-CNN 等卷积神经网络,其中 1D-CNN 主要应用于时序信息处理,2D-CNN 主要应用于图像信息处理,3D-CNN 主要应用于视频信息处理^[15]。

CNN 通常包括输入层、卷积层、池化层、全连接层、输出层。卷积层对输入数据进行特征提取,其具有稀疏连接和权值共享的特征,使得输入维度降低,防止网络过拟合。池化层使得输入特征维度进一步下降,提高了特征鲁棒性。一般使用多个卷积层和池化层交替叠加得到深层特征,之后送入全连接层来实现分类等任务。

1.2 GRU 神经网络

由于全连接神经网络同一层节点之间无法相互连接,且前一个输入和后一个输入之间无法共享权值,这造成时间或空间上有连续性的数据丢失部分特征^[16]。由此循环神经网络(recurrent neural network, RNN)应运而生。RNN 有一个循环的隐藏层,专门用来处理时序上有联系的序列。但 RNN 容易产生梯度爆炸和梯度消失的问题,长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络使用了“输入门”、“输出门”、“遗忘门”3个门结构解决了这两个问题。而 GRU 在 LSTM 的基础上进行了改进,既可以解决梯度爆炸和梯度消失,又简化了网络结构,方便计算,其结构如图1所示。

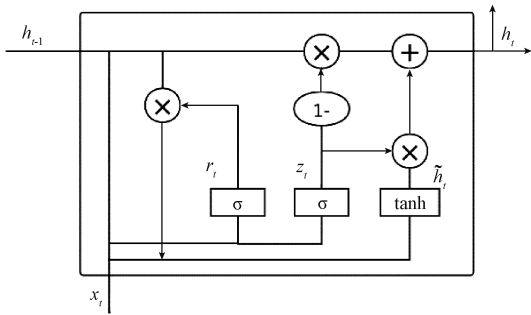


图1 GRU神经网络单元结构

Fig. 1 Unit structure of GRU neural network

GRU由“复位门”和“更新门”两个门结构组成,其更新方式如式(1)~(4)所示。

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (1)$$

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t]) \quad (2)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h \cdot [r_t \times h_{t-1}, x_t]) \quad (3)$$

$$h_t = (1 - z_t) \times h_{t-1} + z_t \times \tilde{h}_t \quad (4)$$

其中, σ 为Sigmoid函数; \tanh 为双曲正切函数; x_t 为当前时刻的输入数据; h_{t-1} 为上一个神经元的输出; \tilde{h}_t 为当前神经元的待定输出; h_t 为当前神经元的输出; r_t 为复位门状态; z_t 为更新门状态; W_r 、 W_z 、 W_h 为相对应的权重参数。 r_t 决定了上一时刻的 h_{t-1} 对 \tilde{h}_t 的影响程度, z_t 决定了上一时刻的 h_{t-1} 对 h_t 的影响程度。

1.3 CNN-GRU模型结构

CNN中的卷积层可以提取输入信息的空间特征,并且降低输入信息维度^[17]。但CNN会忽视上一个输入信息和下一个输入信息之间的时序特征,因此对遥操作机器人操作员识别构建CNN-GRU融合神经网络模型,其模型结构如图2所示。

该网络中的CNN选择LetNet-5结构,由于输入信息为文本,选择1D-CNN。整个网络由9层构成,第1层为输入层。第2层和第4层为卷积层,其滤波器个数分别为6和16,卷积核大小都为3,选择Sigmoid激活函数。第3层和第5层都为卷积核大小和滑动步长都为2的池化层。第6层为GRU层,其神经元数量为64。第7层为神经元个数为100的全连接层,选择Sigmoid激活函数。为防止数据过拟合,第8层为Dropout层,缩放权重定为0.5。最后一层为输出层,选择Softmax激活函数实现操作员速度分类。

2 基于操作员识别的自适应速度控制

通过CNN-GRU融合神经网络对速度不同的操作员进行分类后,最终目标是根据不同速度操作员控制机械臂以合适的速度运行。因此需要在典型的遥操作系统的

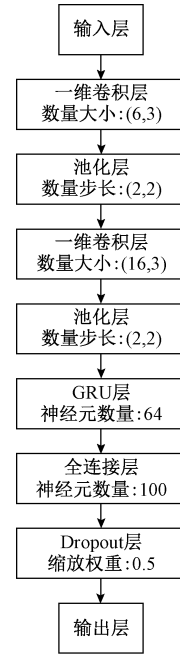


图2 CNN-GRU神经网络结构

Fig. 2 Structure of CNN-GRU neural network

基础上,构建一个用于自适应速度控制的子系统,典型的遥操作系统如图3所示。其中很重要的3点:1)对从端机械臂进行自适应速度控制的同时,不能影响操作者对手控器的操作和对虚拟环境的观察,即不能改变机械臂的运动轨迹;2)对于速度过快的操作者需要给定缩放参数使机械臂的运行速度降低;3)在操作过程中可能会出现操作者变更的情况,因此需要反复进行操作者判别。

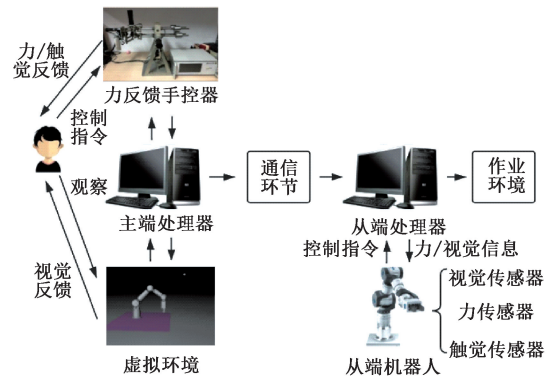


图3 典型遥操作系统的组成

Fig. 3 Composition of a typical teleoperation system

根据速度控制要求,在空间遥操作系统中搭建一个基于操作员识别的自适应速度控制的子系统,该系统框架如图4所示。图4中左侧虚线框中的部分用来实现根据操作者的操作速度进行识别分类,右侧虚线框中的部分用来实现根据识别结果对从端机械臂进行自适应速度

控制。其控制流程如下:在主端每隔一段时间采集短时间内操作者对手控器操作的位置指令;将采集数据送入 CNN-GRU 网络,判断出操作者的速度类别;根据识别结果给出角速度缩放参数;将位置指令和角速度缩放参数传给从端;从端根据位置指令和角速度缩放参数实现机械臂运动控制。

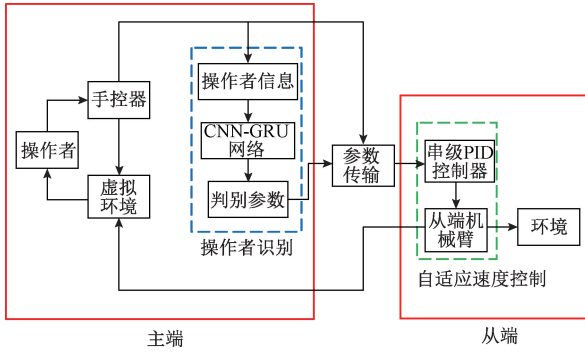


图4 自适应速度控制系统框架

Fig. 4 Adaptive speed control system framework

常规的 PID 控制具有结构简单,稳定性好,可靠性高等特点,但其只能控制一个参数^[18]。为了实现对机械臂角度和角速度的同时控制,本文采用了串级 PID 控制器,串级 PID 控制器的结构如图 5 所示。

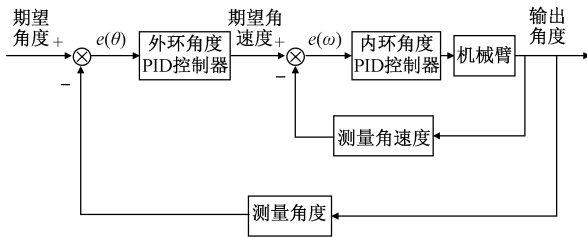


图5 串级 PID 控制器结构

Fig. 5 Structure of the cascade PID controller

相对于单回路 PID 控制器,串级 PID 控制器加了一个回路,构成了双回路系统。其中外环控制器为主回路,内环控制器为副回路。副回路起粗调作用,主回路起细调作用,两个控制器相互配合,以保证外环控制器稳定为目的^[19]。对于空间遥操作系统最先要保证机械臂到达指定位置,所以外环控制机械臂关节角度,在保证关节角运动到位的同时,内环控制关节角速度。对于外环角度 PID 控制器,其控制方式如式(5)所示。

$$\theta_i = K_{\theta_p}(\theta_{ki} - \theta_i) + K_{\theta_i} \int d\theta_i + K_{\theta_d} \frac{d\theta_i}{dt} \quad (5)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N$, N 为从端机械臂的关节个数; θ_i 为机械臂各个关节角输出; θ_{ki} 为机械臂各个关节角的期望输出; K_{θ_p} 、 K_{θ_i} 、 K_{θ_d} 分别为角度控制中的比例系数、积分时间系数和微分时间系数。

对于内环角速度 PID 控制器,其控制方式如式(6)和(7)所示。

$$\omega_i = K_{\omega_p}(\omega_{ci} - \omega_i) + K_{\omega_i} \int d\omega_i + K_{\omega_d} \frac{d\omega_i}{dt} \quad (6)$$

$$\omega_{ci} = \frac{\omega_{ki}}{m} \quad (7)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N$, N 为从端机械臂的关节个数; ω_i 为当前机械臂各个关节角速度; ω_{ki} 为机械臂各个关节角原定运行角速度; ω_{ci} 为自适应速度控制后机械臂各个关节角的期望运行角速度; K_{ω_p} 、 K_{ω_i} 、 K_{ω_d} 分别为角速度控制中的比例系数、积分时间系数和微分时间系数; m 为根据识别结果给出的角速度缩放因子。

本文基于 CNN-GRU 神经网络建立了一个有监督的人工智能模型,该模型的样本标签设置为 3 类速度分类。首先,通过该模型根据操作者的操作速度对操作者进行识别分类。然后,将识别结果送入串级 PID 模型中,通过串级 PID 实现从端机械臂的速度控制。

3 实验与结果

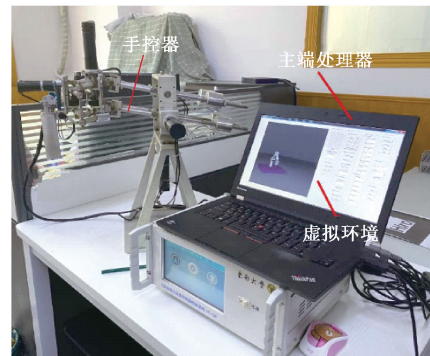
3.1 数据采集与处理

1) 实验平台

本实验中的从端由从端处理器、Schunk 七自由度机械臂、Kinect 视觉传感器、六维力传感器、长方体抓取物块组成。主端由主端处理器、虚拟环境、七自由度力反馈手控器组成。其中七自由度力反馈手控器为实验室自主研发,其具体结构参数详见文献[20]。

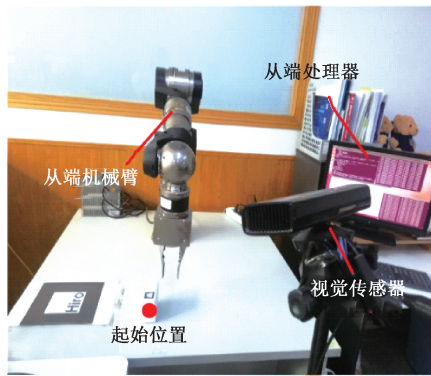
2) 任务与原始数据采集

本实验中选取了 9 名受试者(4 男 5 女)完成给定任务,受试者全部提前进行了设备熟悉。实验任务为受试者通过观察虚拟环境和控制手控器来控制从端机械臂抓取物块,物块的起始位置一定,需将物块抓起并移动任意位置,主从端的实验场景如图 6 所示。



(a) 主端实验场景

(a) Experiment scene at the main site



(b) 从端实验场景
(b) Experiment scene at the slave site

图 6 主从端实验场景

Fig. 6 Experiment scenes at the main site and slave site

由于该任务中的接触面均为竖直平面,为了减小操作难度,七自由度力反馈手控器只使用其中的 4 个自由度。这 4 个自由度分别是空间平动的 3 个自由度 x, y, z , 以及控制二指爪张开程度的自由度 $angle$ 。该力反馈手控器的工作方式为初始位姿定为零点,每一时刻的位姿是相对于零点的位姿。采集受试者完成任务过程中的 4 个自由度的数值,采集周期为 5 ms。本文希望根据受试者的操作速度对受试者进行识别分类,所以需要避免受试者操作习惯等因素对操作者识别的影响。因此要求每个受试者以 3 种不同速度分别重复完成 10 次任务,每人共计完成 30 次任务。为了防止受试者在操作过程中出现时快时慢的现象,影响后续受试者分类,提前要求受试者每次尽量以均匀的速度操作。

3) 受试者分类与数据预处理

因为要求每位受试者以 3 种不同的速度操作,所以将操作速度分为 3 类,分别为:第 1 类操作速度过快,第 2 类操作速度较快,第 3 类操作速度合适。为了得到各个分类的平均速度,在操作者完成任务的过程中,采集从端机械臂的末端位置并计算末端线速度,采集周期为 5 ms。对采集到的数据进行处理,得到了每个速度分类的从端机械臂末端平均线速度如表 1 所示。

表 1 每个速度分类的从端机械臂末端平均线速度

Table 1 Average linear velocity of the end of the slave manipulator arm for each velocity category

| 速度分类编号 | 平均线速度/(mm·s ⁻¹) | 速度类别 |
|--------|-----------------------------|--------|
| 1 | 52.19 | 操作速度过快 |
| 2 | 30.97 | 操作速度较快 |
| 3 | 18.63 | 操作速度合适 |

由于系统的实时性要求,输入神经网络的数据不能

过长,但如果输入神经网络的数据过短会导致特征不明显。所以本实验中将同一时刻手控器输出的 $(x, y, z, angle)$ 定为一组,每个测试样本由 600 组 $(x, y, z, angle)$ 组成,即采集 3 s 操作者数据进行一次判断,每次送入神经网络的样本大小为 $(600, 4)$ 。为了扩充样本,对每个受试者每次完成任务的整体数据用滑动窗口处理,滑动窗口的大小为 600,为防止因样本之间相似程度过高导致的过拟合,滑动步长定为 10。对 9 位受试者的原始数据按上述方式进行数据预处理后共得到 35 199 个测试样本。

3.2 操作者识别实验

将预处理得到的 35 199 个样本随机打乱,将其按照 4:1 的比例分为训练集和测试集。使用 Tensorflow2.1 和 Python3.7 搭建第 2 节所述的 CNN-GRU 神经网络,设置初始学习率为 0.01,迭代次数为 80 轮。进行 3 分类操作者识别实验,某次训练得到的训练误差-训练轮数和训练准确率-训练轮数的学习曲线如图 7 所示。CNN-GRU 神经网络进行 3 分类的准确率为 92.71%。

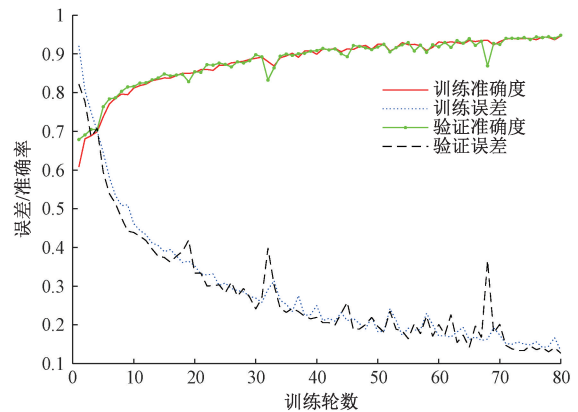


图 7 CNN-GRU 网络模型的学习曲线

Fig. 7 The learning curve of CNN-GRU network model

虽然在实验中要求受试者每次尽量匀速操作,但是难免出现操作者操作速度略有不均匀的情况,因此会出现误识别情况,降低模型识别准确率。由于本文建立操作者分类模型的目的在于提高遥操作系统的安全性,因此虽然 CNN-GRU 神经网络模型对操作者进行 3 分类的准确率为 92.71%,但是其中出现的 3 种误识别情况并不会影响系统的安全性。这 3 种误识别情况分别为:将操作速度合适识别为操作速度较快、将操作速度合适识别为操作速度过快、将操作速度较快识别为操作速度过快。在后续从端机械臂速度控制中,这 3 种误识别情况只会进一步降低机械臂的末端线速度,不影响系统安全性。对该模型的识别结果进行处理,最终得到正确识别加上这 3 种误识别情况的总概率为 96.93%。

对于空间遥操作系统可能会出现新的操作者,为了

了解 CNN-GRU 神经网络模型对于没有训练过的操作者的识别情况,额外采集了 3 位新受试者的数据。同样的使他们每人以 3 种不同速度分别重复完成相同的任务 10 次,每人共计完成 30 次任务。新受试者完成任务得到的各个速度分类的从端机械臂末端平均线速度如表 2 所示。按相同的预处理方法一共得到 10 194 个样本,送入 CNN-GRU 神经网络进行预测,3 类不同速度的操作者预测准确度分别为 88.8%、86.2%、90.2%。为了更直观的观察 CNN-GRU 神经网络模型对新受试者的识别情况,根据新受试者的识别结果绘制了混淆矩阵,新受试者预测结果的混淆矩阵如图 8 所示。

表 2 新受试者各个速度分类的从端机械臂末端平均线速度
Table 2 The average linear velocity of the end of the slave manipulator arm from various velocity categories of the new subjects

| 速度分类编号 | 平均线速度/(mm·s ⁻¹) | 速度类别 |
|--------|-----------------------------|--------|
| 1 | 53.33 | 操作速度过快 |
| 2 | 33.96 | 操作速度较快 |
| 3 | 13.18 | 操作速度合适 |

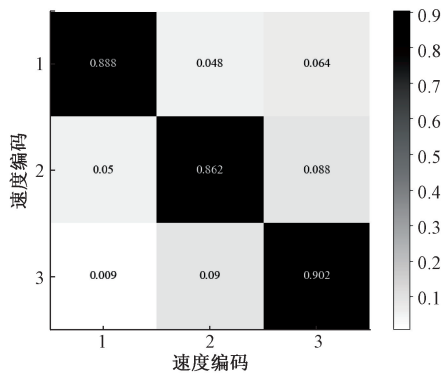


图 8 新受试者识别结果的混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of the recognition results of new subjects

由图 8 可以看出 CNN-GRU 神经网络模型对操作者进行速度三分类的结果是优秀的。在对新操作者进行识别的实验中,每个速度分类的识别率都大于 86%。操作者速度的误识别大多是在相近速度分类之间,整体而言 CNN-GRU 神经网络模型在操作者速度识别分类方面的结果还是令人满意的。

为了对比 CNN-GRU 神经网络的效果,同时使用 CNN-RNN 神经网络、CNN-LSTM 神经网络进行对照试验。各个网络的结构和参数如图 9 所示,每个网络的训练轮数都为 80 次,各个网络的分类准确度和预测平均时间如表 3 所示。

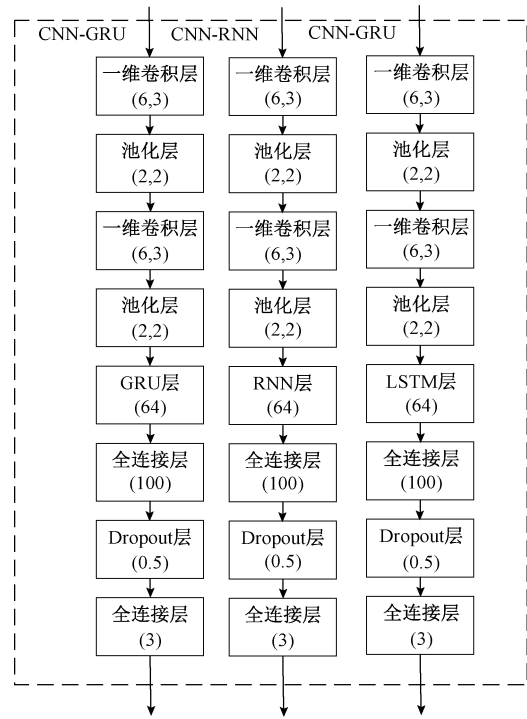


图 9 各个网络模型的结构和参数

Fig. 9 The structures and parameters of various network models

表 3 各个网络的分类准确度和预测平均时间
Table 3 Classification accuracy and average prediction time of various networks

| 网络名称 | 分类准确率/% | 预测平均时间/s |
|----------|---------|----------|
| CNN-GRU | 92.71 | 0.249 |
| CNN-RNN | 74.84 | 0.218 |
| CNN-LSTM | 91.29 | 0.452 |

由表 3 可知 CNN-GRU 神经网络相较于 CNN-RNN 神经网络准确率更高,相较于 CNN-LSTM 神经网络虽然准确率相差不大,但 CNN-GRU 神经网络的预测时间更短,实时性更好。因此 CNN-GRU 神经网络模型在操作者速度分类方面优于这两种模型。

3.3 自适应速度控制实验

通过 CNN-GRU 神经网络模型识别出操作者的速度分类后,最终目的是根据操作者的速度类别对从端机械臂末端线速度加以控制。对于 3 类速度不同的操作者,第 3 类速度合适类别的操作者不需要对机械臂的速度调整,而剩下两类则需要调整机械臂速度。由式(6)和(7)可知,调节从端机械臂末端线速度可以通过调节参数 m 来实现, m 越大机械臂关节角速度越慢,使得机械臂末端线速度越小。

但在降低机械臂末端线速度的过程中,需要保证

机械臂的运动轨迹不变,不然会影响操作者对虚拟环境的观察。这就决定了需要在保证机械臂运动轨迹不变的前提下,通过增大参数 m , 来降低机械臂末端线速度。

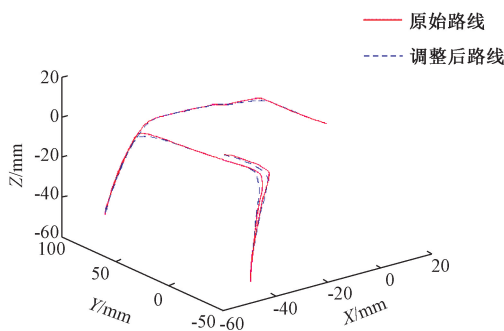
将采集到的所有第 1 类速度过快和第 2 类速度较快的受试者操控手控器的数据输入虚拟环境,输入周期为 5 ms,同时逐渐增大参数 m ,采集不同参数 m 下机械臂末端位置并计算末端线速度,采集周期为 5 ms。通过自适应速度调节实验,来找到第 1 类和第 2 类操作者各自合适的参数 m 。

由于第 3 类操作者不需要调整参数 m ,即第 3 类操作者参数 m 为 1。通过实验最终将第 1 类操作者的参数 m 定为 1.5,第 2 类操作者的参数 m 定为 1.25,其调整前后的机械臂末端平均线速度如表 4 所示。

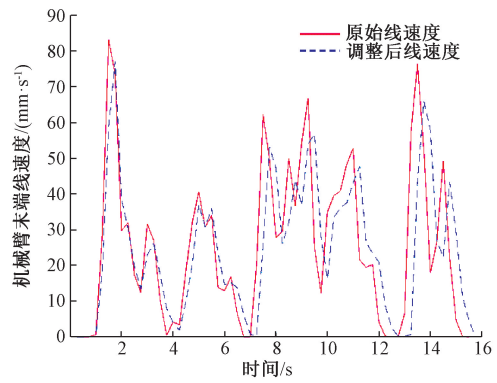
表 4 调整前和调整后机械臂末端平均线速度
Table 4 Average linear velocity of the end of the manipulator arm before and after adjustment

| 操作者类别 | m | 平均线速度/($\text{mm}\cdot\text{s}^{-1}$) |
|-------|------|---|
| 速度过快 | 1 | 52.19 |
| 速度过快 | 1.5 | 46.57 |
| 速度较快 | 1 | 30.97 |
| 速度较快 | 1.25 | 26.71 |

由表 4 可以看出在增大参数 m 后,第 1 类和第 2 类操作者的从端机械臂末端速度都有一定的下降。为了验证自适应速度控制的效果,对同一组手控器输入使用不同的参数 m ,绘制其机械臂末端的路线图和线速度图。某次第 1 类操作者机械臂末端的路线和线速度如图 10 所示,其原始路径参数 m 为 1,调整后路径参数 m 为 1.5。某次第 2 类操作者机械臂末端的路线和线速度如图 11 所示,其原始路径参数 m 为 1,调整后路径参数 m 为 1.25。



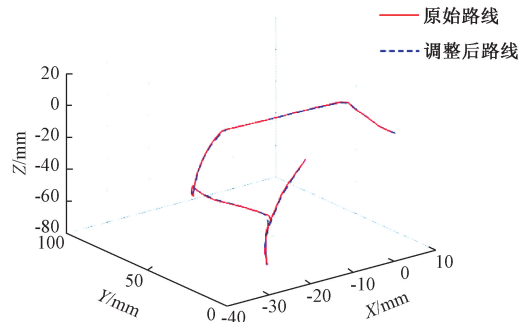
(a) 第 1 类操作者自适应速度控制前和自适应速度控制后的机械臂末端路线
(a) The end route of the manipulator arm before and after adaptive speed control for the first kind of operators



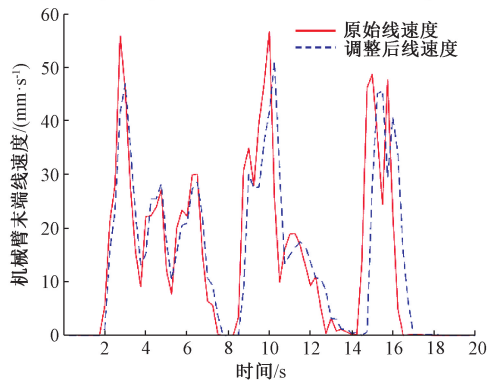
(b) 第 1 类操作者自适应速度控制前和自适应速度控制后的机械臂末端线速度
(b) The linear speed of the end of the manipulator arm before and after adaptive speed control for the first kind of operators

图 10 第 1 类操作者自适应速度控制实验图

Fig. 10 Experiment diagram of adaptive speed control for the first kind of operators



(a) 第 2 类操作者自适应速度控制前和自适应速度控制后的机械臂末端路线
(a) The end route of the manipulator arm before and after adaptive speed control for the second kind of operators



(b) 第 2 类操作者自适应速度控制前和自适应速度控制后的机械臂末端线速度
(b) The linear speed of the end of the manipulator arm before and after adaptive speed control for the second kind of operators

图 11 第 2 类操作者自适应速度控制实验图

Fig. 11 Experiment diagram of adaptive speed control for the second kind of operators

由图 10 和 11 可以看出,速度控制前后第 1 类和第 2

类操作者的机械臂末端路线图基本吻合,保证了机械臂的运动轨迹不变。同时两类操作者的机械臂末端线速度都有明显下降,极大的降低了机械臂末端线速度的极值。因此通过自适应速度控制,可以保证操作者对虚拟环境的正常观察,同时降低末端机械臂的运行速度。在出现碰撞的情况下,有助于缓解对机械臂的损坏。

4 结 论

在空间遥操作系统中,为了防止出现由于操作者操作过快而导致末端机械臂末端线速度过快的情况,本文提出了一种基于 CNN-GRU 神经网络模型的操作者速度分类的自适应速度控制方法。该方法首先通过 CNN-GRU 神经网络模型来判断操作者的速度类别。基于操作者的速度分类,对不同类别的操作者使用参数不同的串级 PID 控制来达到降低末端机械臂末端线速度的目的。经实验验证,该方法可以准确识别操作者的速度分类,同时在不改变末端机械臂运动轨迹的前提下,降低末端机械臂末端线速度。该方法有助于缓解末端机械臂在出现碰撞时造成的损坏,对于空间遥操作系统具有重要意义。后续可以继续增大样本容量以及优化模型参数来达到未来更好的实际控制需求和操作应用或作为辅助决策工具应用于空间遥操作系统。

参考文献

- [1] 任三孩,朱肇昆. 空间遥操作试验调度指挥方法研究[C]. 第二届中国空天安全会议论文集, 2017:5.
REN S H, ZHU ZH K. The research on dispatching method of space teleoperation [C]. Proceedings of the Second China Aerospace Safety Conference, 2017: 5.
- [2] 李成,梁斌. 空间机器人的遥操作[J]. 宇航学报, 2001(1):95-98.
LI CH, LIANG B. Teleoperation of space robot [J]. Journal of Astronautics, 2001(1): 95-98.
- [3] 张涛,陈章,王学谦,等. 空间机器人遥操作关键技术综述与展望[J]. 空间控制技术与应用, 2014, 40(6): 1-9+30.
ZHANG T, CHEN ZH, WANG X Q, et al. Overview and prospect of key technologies of teleoperation of space robot [J]. Aerospace Control and Application, 2014, 40(6): 1-9+30.
- [4] SACHDEV S S. Canadarm—A review of its flights [J]. Journal of Vacuum Science Technology, 1986, 4(3): 268-272.
- [5] HIRZINGER G, BRUNNER B, DIETRICH J, et al. Sensor-based space robotics-ROTEX and its telerobotic features [J]. Robotics & Automation IEEE Transactions on, 1993, 9(5): 649-663.
- [6] ROBERT O, HAL A. Robonaut: NASA' s space humanoid [J]. IEEE Intelligent Systems & Their Applicationa, 2000, 15(4): 57-63.
- [7] 航讯. 一箭送三颗技术科学试验卫星升空[J]. 太空探索, 2013(9):4.
HANG X. A Rocket sends three technological and scientific experiment satellites into space [J]. Space Exploration, 2013(9): 4.
- [8] 刘宏,李志奇,刘伊威,等. 天宫二号机械手关键技术及在轨试验[J]. 中国科学:技术科学, 2018, 48(12): 1313-1320.
LIU H, LI ZH Q, LIU Y W, et al. Key technologies of TianGong- 2 robotic hand and its on-orbit experiments[J]. Scientia Sinica (Technologica), 2018, 48(12): 1313-1320.
- [9] 倪得晶,宋爱国,李会军. 基于虚拟现实的机器人遥操作关键技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2351-2363.
NI D J, SONG AI G, LI H J. Survey on robot teleoperation based on virtual reality[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10): 2351-2363.
- [10] 严春满,王铖. 卷积神经网络模型发展及应用[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(1): 27-46.
YAN CH M, WANG CH. Development and application of the convolutional neural network model[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2021, 15(1): 27-46.
- [11] 谭笑枫,李广帅. 深度学习发展综述[C]. 国家安全地球物理丛书(十五)——丝路环境与地球物理, 2019:9.
TAN X F, LI G SH. Review of deep learning development [C]. National Security Geophysics Series (15)-Silk Road Environment and Geophysics, 2019:9.
- [12] 刘洋,战荫伟. 基于深度学习的小目标检测算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(2): 37-48.
LIU Y, ZHAN Y W. Survey of object detection algorithms based on deep learning [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(2): 37-48.
- [13] 包俊,董亚超,刘宏哲. 卷积神经网络的发展综述[C]. 中国计算机用户协会网络应用分会 2020 年第二十四届网络新技术与应用年会论文集, 2020:6.
BAO J, DONG Y CH, LIU H ZH. Review of development of convolutional neural networks [C]. Proceedings of the 24th Annual Conference on New Network Technologies and Applications of the Network Application Branch of China Computer Users Association in 2020, 2020:6.
- [14] 林景栋,吴欣怡,柴毅,等. 卷积神经网络结构优化综

述[J]. 自动化学报, 2020, 46(1): 24-37.

LIN J D, WU X Y, CHAI Y, et al. Structure optimization of convolutional neural networks: A survey[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(1): 24-37.

- [15] 胡宏宇, 刘家瑞, 高菲, 等. 基于一维卷积神经网络的驾驶人身份识别方法[J]. 中国公路学报, 2020, 33(8): 195-203.

HU H Y, LIU J R, GAO F, et al. Driver identification based on 1-D convolutional neural networks[J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(8): 195-203.

- [16] 夏瑜璐. 循环神经网络的发展综述[J]. 电脑知识与技术, 2019, 15(21): 182-184.

XIA Y L. A Review of the development of recurrent neural network [J]. Computer Knowledge and Technology, 2019, 15(21): 182-184.

- [17] 张立峰, 刘旭. 基于CNN-GRU神经网络的短期负荷预测[J]. 电力科学与工程, 2020, 36(11): 53-57.

ZHANG L F, LIU X. Short-term load forecasting based on CNN-GRU neural network[J]. Electric Power Science and Engineering, 2020, 36(11): 53-57.

- [18] 王伟, 郑耀林. 串联型模糊神经网络PID控制器的设计[J]. 计算机仿真, 2002(4): 50-52.

WANG W, ZHENG Y L. Using fuzzy and neural network in form of series to design PID controller[J]. Computer Simulation, 2002(4): 50-52.

- [19] 李盛伟, 张来, 梁海深. 基于串级PID的相变储能电锅炉温度控制技术[J]. 热能动力工程, 2020, 35(8): 85-89.

LI SH W, ZHANG L, LIANG H SH. Temperature control technology of phase change energy storage electric boiler based on cascade PID[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2020, 35(8): 85-89.

- [20] 朱澄澄. 面向遥操作的力反馈人机交互技术研究[D]. 南京: 东南大学, 2018.

ZHU CH CH. Research on human-computer interaction technology with force feedback for teleoperation [D]. Nanjing: Southeast University, 2018.

作者简介



阳雨妍, 2019年于南京理工大学获得学士学位, 现为东南大学硕士研究生, 主要研究方向为机器人遥操作。

E-mail: yyy_seu_yk@163.com

Yang Yuyan received her B.Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2019. Now, she is an M.Sc. candidate in Southeast University. Her main research interest is robot teleoperation.



宋爱国 (通信作者), 1993年于南京航空航天大学获得硕士学位, 1996年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学教授, 主要研究研究方向为遥操作技术、人机交互、康复机器人等。

E-mail: a.g.song@seu.edu.cn

Song Aiguo (Corresponding author) received his M.Sc. degree from Nanjing Aeronautics and Astronautics University in 1993, and Ph.D. degree from Southeast University in 1996. Now, he is a professor in Southeast University. His main research interest includes teleoperation technology, human computer interaction, rehabilitation robot, etc.



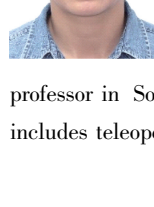
沈书馨, 2019年于中国海洋大学获得学士学位, 现为东南大学硕士研究生, 主要研究方向为机器人遥操作。

E-mail: sxsxs@163.com

Shen Shuxin received her B.Sc. degree from Ocean University of China in 2019. Now, she is an M.Sc. candidate in Southeast University. Her main research interest is robot teleoperation.

李会军, 2005年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学教授, 主要研究方向为遥操作技术、康复机器人等。

E-mail: lihuijun@seu.edu.cn



Li Huijun received her Ph.D. degree from Southeast University in 2019. Now, she is a professor in Southeast University. Her main research interest includes teleoperation technology, rehabilitation robot, etc.