

天津大学第十五届“挑战杯”学生课外学术科技作品竞赛

作品申报书

作品名称： 基于可穿戴传感器的手势识别与交互系统

学 院： 智能与计算学部

申报者姓名： 肖静

(集体名称)： 漫漫求索队

类别：

- ☐ 自然科学类学术论文
- ☐ 哲学社会科学类社会调查报告
- ☐ 科技发明制作 A 类
- ☒ 科技发明制作 B 类

说 明

- 1.申报者应在认真阅读此说明各项内容后按要求详细填写。
- 2.申报者在填写申报作品情况时只需根据个人项目或集体项目填写 A1 或 A2 表，根据作品类别（自然科学类学术论文、哲学社会科学类社会调查报告、科技发明制作）分别填写 B1、B2 或 B3 表。所有申报者可根据情况填写 C 表。
- 3.表内项目填写时一律用钢笔或打印，字迹要端正、清楚，此申报书可复制。
- 4.学术论文、社会调查报告及所附的有关材料必须是中文（若是外文，请附中文版本），请以 **4 号楷体** 打印在 A4 纸上，附于申报书后，学术论文及有关材料在 8000 字以内，社会调查报告在 15000 字以内（文章版面尺寸 14.5×22cm 左右）。

A2. 申报者情况（集体项目）

- 说明：1. 必须由申报者本人按要求填写；
 2. 申报者代表必须是作者中学历最高者，其余作者按学历高低排列；
 3. 本表中的学籍管理部门签章视为对申报者情况的确认。

申报者代表情况	姓名	肖静	性别	女	出生年月	2001.10
	院系专业	智能与计算学部			年级	2020 本
	学历	本科在读	学制	4	入学时间	2020.9
	作品名称	基于可穿戴传感器的手势识别与交互系统				
	校内住址	诚园 7 斋		宿舍电话	----	
	电子邮件	276916937@qq.com		手机	13885643161	
其他作者情况	姓 名	性别	年龄	学历	所在单位	
	姜正罡	男	21	本科	机械工程学院	
	何玉凤	女	20	本科	智能与计算学部	
	李梦洁	女	19	本科	智能与计算学部	
	沙莉彦	女	20	本科	智能与计算学部	
资 格 认 定	学院学籍管理部门意见	<p>以上作者是否为 2022 年 6 月 1 日前正式注册在校的全日制非成人教育、非在职的各类高等院校中国学生（含专科生、本科生和研究生）。</p> <p style="text-align: center;"><input checked="" type="checkbox"/>是 <input type="checkbox"/>否</p> <p style="text-align: right;">（部门盖章）</p> <p style="text-align: right;">年 月 日</p>				
	指导教师意见	<p>本作品是否为课外学术科技或社会实践活动成果</p> <p style="text-align: center;"><input checked="" type="checkbox"/>是 <input type="checkbox"/>否</p> <p style="text-align: right;">指导教师签名：</p> <p style="text-align: right;">刘秀龙</p> <p style="text-align: right;">2022 年 4 月 23 日</p>				

B3.申报作品情况(科技发明制作)

说明：1.必须由申报者本人填写；

2.本部分中的部门签章视为对申报者所填内容的确认；

3.本表必须附有研究报告,并提供图表、曲线、试验数据、原理结构图、外观图（照片），也可附鉴定证书和应用证书；

4.作品分类请按照作品发明点或创新点所在类别填报。

作品全称	基于可穿戴传感器的手势识别与交互系统
作品设计、发明的目的和基本思路，创新点，技术关键和主要技术指标	<p>1、发明目的</p> <p>随着人工智能、物联网技术的迅猛发展，元宇宙成为了当下的热点话题。而元宇宙背后的一个关键技术是多模态的人机交互识别技术——识别人的手势或者复杂的手语行为，扮演着重要的角色，例如虚拟游戏、手势控制、手语交流等众多场景。本课题聚焦于手势识别交互技术，采用可穿戴式传感器 Flex Sensor, IMU 实现静态手势以及复杂动态手势（手语）识别，在以下场景中具有重要应用价值。</p> <p>（1）基于手势识别的非接触智能输入。随着人工智能的发展，机器人逐渐进入大众生活，如家庭服务型机器人。目前对于该类机器人的控制常为语音控制或遥控控制，前者对于表达清晰性和发音规范性要求极高，识别出错甚至无法识别的情况十分常见；后者在控制使用中，按键过多易导致误触，且使用不够便捷。在这样的场景下，若能实现通过手势识别，判断命令，提高了精确性和智能性。</p> <p>（2）基于手势识别的机器人控制。工业方面，工业机器人正在变得越来越普及。在机器人控制应用中，涉及到医学应用、军事应用领域等等的工业机器人的操控常用开关或遥控器控制，操作困难及复杂。且某些特定场景下机器人操作的安全性、实时性以及简易性成为了需要解决的新问题。在该场景下，通过手势识别控制机器，同时控制工业机器人的位置和运动，将极大程度便利工业操作。</p> <p>（3）基于手势识别的无障碍式沟通。手语是聋哑人进行信息交流和交际最自然的方法，起着非常重要的作用。据 2017 年北京听力协会预估数据，我国听障人群数量约达到 7200 万；同年数据显示，全世界有共计约 4.66 亿人患有听力障碍。尽管听障人群能够凭借手语进行交流，但在机场、工厂等公共服务环境中仍然面临沟通障碍等一些亟待解决的问题，例如普通群众并不懂手语，沟通不便等等。在该场景下，若能实现手语识别，并以语音形式输出手语含义，实现无障碍沟通，将极大程度便利听障人士的生活。</p> <p>在目前基于手势识别的技术系统主要有三大类：第一类是基于可穿戴设备的手势识别技术，但前期需要人工采集大量数据进行学习，浪费大量劳动力。第二类是基于计算机视觉算法的手势识别技术，但这类方法对摄像头及其数据采集要求过高，且受拍摄光线、遮挡、拍</p>

摄角度等的影响，难以得到保证用户隐私。第三类是基于无线感知的手势识别技术，但需信号发射和接受设备，易受到多径效应、遮挡、材料对信号的吸收等因素的影响，成本高，系统稳定性难以保证。

近年来柔性传感器技术日趋成熟，采集数据的精度更高，为手势识别提供了新的解决方案。本项目聚焦上述三类场景，利用工人常用的手套进行设计并实现了一个基于可穿戴传感器 Flex Sensor 的手势识别与交互系统，主要实现人与人之间的无障碍沟通，人机系统控制以及智能终端输入，主要解决静态手势与动态手势识别两个方面问题。



图 1 场景示意图

2、基本思路

考虑价格、能源、开发的便捷性等，系统采用硬件设备包括：Flex 传感器，IMU 传感器、Arduino 开发板、蓝牙模块以及 uhand 机械手，利用蓝牙模块实现上位机（电脑和手机）和传感器、机械手之间的数据通信，主要包含一下四个方面，解决数据集缺乏、弯曲传感器数据转化、手势分类问题，最终实现跨源驱动的手语识别交互系统。

(1) 跨源数据集转化：为获得弯曲传感器采集的大规模手势行为数据集，本系统采用 google 提出的 MediaPipe 框架对 RGB 手势图像数据进行手部关键点标注，通过向量运算计算手指弯曲度，进一步按预定规则计算特征向量，经过数据整理及格式调整后，构建出模拟数据集，解决弯曲传感器数据集匮乏问题。

(2) 手指弯曲量化：由于弯曲传感器电阻和弯曲度的具体对应关系未知，本系统设计初始校准环节，拟合串口数据差值与弯曲度的关系曲线。得到串口数据后，本系统利用保存的拟合曲线参数，通过反函数计算手指弯曲度向量，并按预定规则计算特征向量，从而与模拟训练数据集的数据格式对齐。

(3) 特征提取与模型设计：考虑到系统模型的实时性和所需资源，本文通过比较一些轻量级经典分类算法，根据具体实验效果，选取识别准确率和鲁棒性最高者作为系统最终分类模型。系统能实时识别美国手语手势中的 A、B、C、D、E、F、G、H、K 等十个静态细粒度手势，综合识别正确率为 97.67%。

(4) 动态场景适配：部分手势需要配合手部的整体移动来表达不同的语义，因此我们需要针对这种动态场景引入腕部运动信息。利用计算视觉技术从手语视频中获取人手部运动的虚拟 IMU 数据以及虚拟 Flex Sensor 传感器的数据，构建特征向量，利用深度学习库进行自

主网络设计与参数调节，适配到真实场景下 IMU+Flex 融合识别。

3、创新点

(1) **立意创新**：本作品创新性地提出用弯曲传感器和跨源转化思想实现手势识别及控制，解决当下其余主流手语识别技术缺陷，实现人与人之间的无障碍沟通，人机系统控制以及智能终端输入。

(2) 技术创新：

① **跨源数据集转化解决数据匮乏问题**。在手势识别领域，相较于传统的基于传感器的手势识别系统出现的有效数据不足的问题，本系统开创性地采用数据跨源转化思想构建数据集，实现了零采集式数据集的获取，成功解决了该问题。

② **采用数学建模实现弯曲量化**。采用数学拟合方法实现电压数据与弯曲度数之间的精确转化，既保证手势动作识别的准确性，又可以实时地对 uhand 机械手进行控制。

③ **设计 AI 网络保证识别准确性**。本系统设计 Conv1d-MLP 深度学习网络模型，利用该模型智能的最大化地提取弯曲传感器高维数据特征，以保证动作识别准确性。

④ **自主设计电路板得到更优方案**。通过自主设计的电路板，实现低功耗节能功能，为手势识别以及人机交互提供了一种低成本，高鲁棒性的解决方案，未来能够快捷扩展新功能。

4、技术指标

基于 flex sensor 弯曲传感器，IMU 设备，采用传感器技术、人工智能技术、物联网技术相结合实现以下功能：

(1) **手势弯曲量化**，识别静态手势，系统能实时识别美国手语手势中的 A、B、C、D、E、F、G、H、K 等十个静态细粒度手势，综合识别正确率超过 95%。

(2) 在静态手势识别的基础上开发动态手势识别，让其实现对日常用语 100 句的识别，并达到 90%以上的正确率。

(3) 在上述功能的基础上实现不同测试者的识别结果正确率波动不超过 10%，使系统呈现高鲁棒性。

5、技术关键

(1) **零采集式数据集获取**：利用跨源数据转化思想，通过利用现有的图片数据进行处理转化为对应的弯曲度，实现数据零采集，减少数据采集枯燥劳动。

(2) **手势的实时识别**：通过自主设计的 AI 模型，实时的识别手势行为，了解工人的用途，实现工业机器人的智能输入或者解决特殊群体之间的沟通交流问题，以达到便利性、实用性、快捷性。

6、系统架构

(1) 系统环境：

① **硬件环境**：如图 2 所示，系统硬件主要包括两部分：(1) 自制数字手套：MEGA 2560 R3 开发板(ATMEGA 16U2)、五个 Resistive Flex Sensor 4.5 Inch、杜邦线若干、基于 Ardiuno 的 uhand 开源套件、一对蓝牙 4.0 模块，IMU 设备。(2) 电脑配置：处理器: Inter(R) Core (TM) i7-9750H CPU @2.60GHz 2.59GHz; 内存: 16.0GB; GPU:

NVIDIA GeForce GTX 1650。

② **软件环境：**系统软件环境包括：主系统：开发工具：PyCharm Community Edition 2020.2.3 x64、Arduino editor、visual studio code；编程语言：Python、Dart、C；系统框架：MediaPipe 框架、sklearn 科学分析库、conda 包控制器；数据库：mysql 数据库；界面设计：Qt designer、PyUIC。

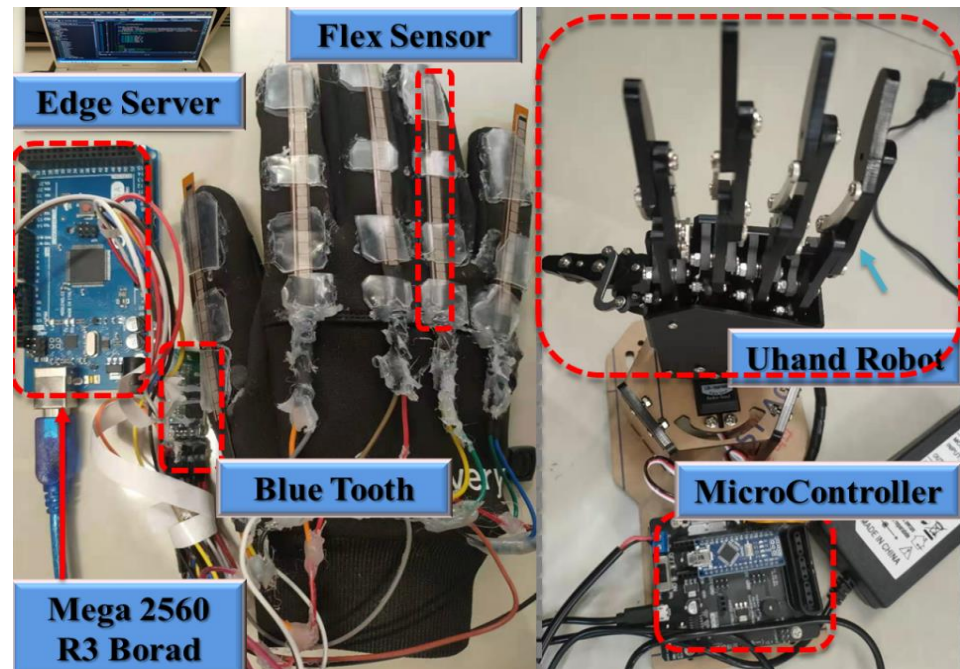


图 2 硬件层面

(2) 系统框架：

如图 3 所示系统被划分为三层，各层负责的工作不同，相对独立，是各层间又存在数据传输，相互协作达到业务处理目的。其中感知执行层包括自主设计的智能手套和 uhand 机械手执行器，手套上面部署了 5 个 Flex 传感器，利用该传感器形变会导致电阻发生变化特性，可以实时感知手部的弯曲状态，uhand 机械手可以根据手套的运动情况实时的进行相应的抓动作，从而实现智慧工厂中人机协同。通信层包括蓝牙 5.0 设备和 USB-TTL 连线装置，利用低功耗蓝牙 5.0 设备可以在局域范围内实现快速配对以及高速数据传输，利用 USB-TTL 连线装置实时下发控制命令给 uhand 机械手，同时采用 Kafka 消息中间件对传感器发送的数据和客户端发送的控制命令进行处理，从而保证了数据的一致性，时效性，解决的不同传输速率导致串口堵塞问题。服务层包括数据集构建模块，数据校正模块，特征提取模块，模型推理模块以及人机协同块。系统框架图如图 4 所示，主要分为跨源数据集构建模块，传感器数据转化模块和模型训练推理模块。

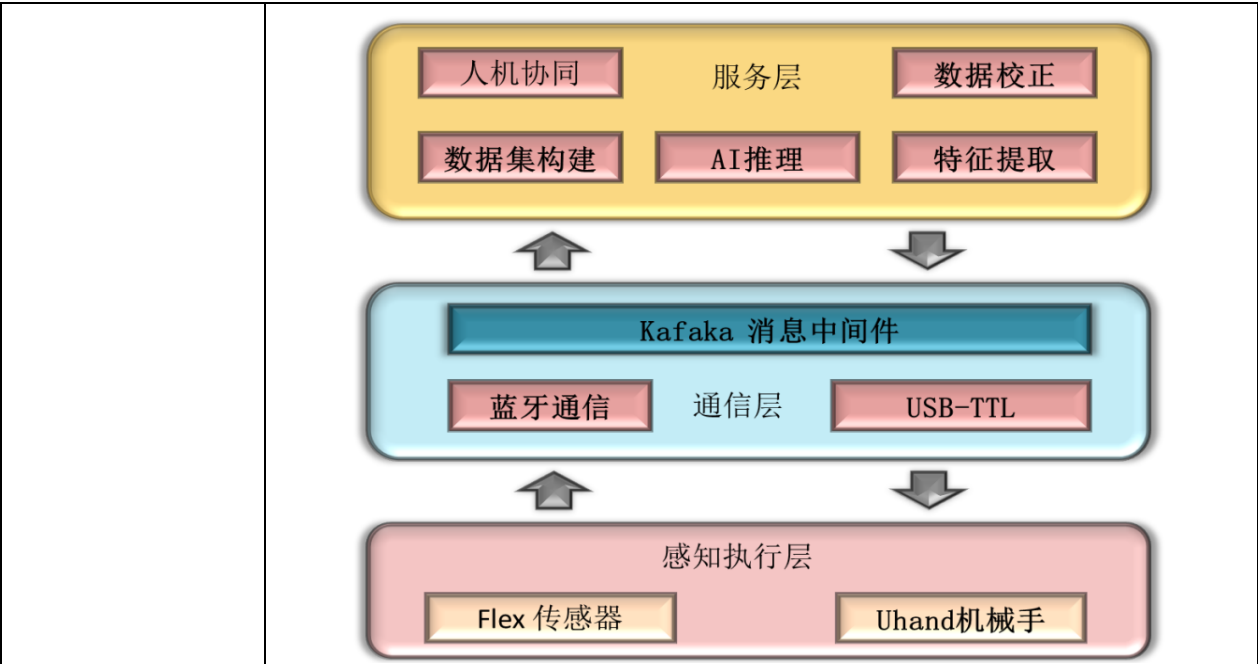


图 3 系统架构图

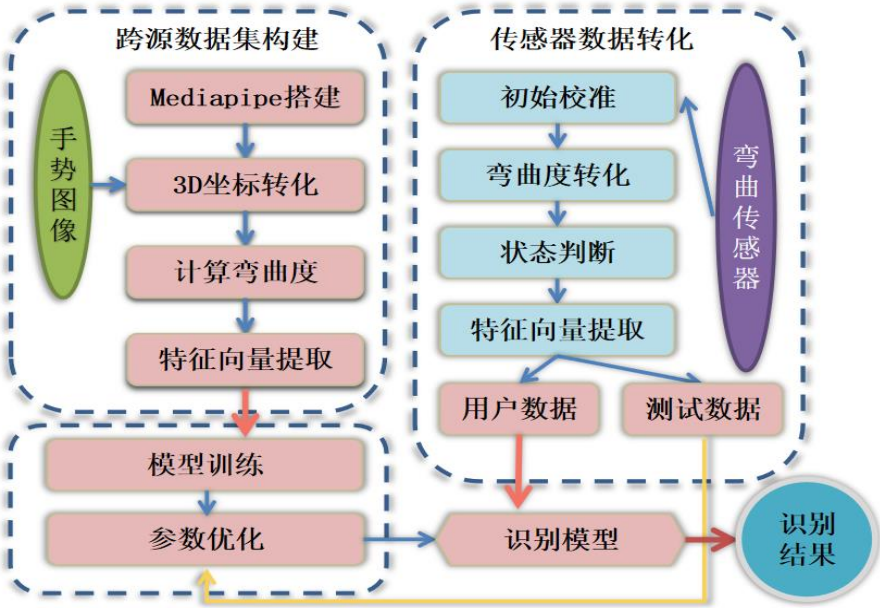


图 4 系统框架图

作品的科学性先进性(必须说明与现有技术相比、该作品是否具有突出的实质性技

目前，根据手势动作数据采集的渠道以及研究方法与技术应用的不同，可将手势识别技术大致分为以下三类：

(1) **基于可穿戴设备的手势识别技术**。例如通过部署电容传感器[1]，肌电传感器[2][3]，加速度计以及陀螺仪[4][5][6]等传感器，来实时记录用户的手势数据，使用基于模型或者数据驱动的方法来识别预定义手势。Noitom Hi5 VR 手套[7]通过在每个手指上放置一个9轴传感器，实现精确的捕捉手的关键点信息以及手部完整动作，但该设备价格昂贵，不适合广泛推广；FinDroidHR[8]利用智能手环设备上的

术特点和显著进步。请提供技术性分析说明和参考文献资料)

PPG 传感器,通过分析手势变化对光学传感器信号的影响来识别 10 种手势输入,但前期需要人工采集大量数据进行学习,浪费大量劳动力,而且部分可穿戴设备会局限人的动作表达,无法完整表达意图。

(2) **基于计算机视觉算法的手势识别技术。**例如通过摄像头获得手势运动轨迹数据,根据得到的 RGB 数据[9][10]、深度图[11][12]提取手势特征来进行手势识别和分类。优图 AI 手语翻译机[13]通过 2D 卷积网络来提取手语中的手部、身体等静态姿势信息,同时通过 3D 卷积网络来提取手语中普遍存在的细微而快速的变换动作的动态信息,从而进行手语识别;Leap Motion[14] 使用红外摄像头建立一个 3D 空间,并捕捉空间内的手部关节点 3D 坐标信息,从而实现手部动作的识别。但这类方法对摄像头及其数据采集要求过高,且受拍摄光线、遮挡、拍摄角度等的影响,难以得到保证用户隐私。

(3) **基于无线感知的手势识别技术。**例如 Wi-Fi、太阳光、RFID、超声波以及毫米波信号进行手势识别及分类。Soli[15]使用毫米波雷达识别人机交互的手指微小移动;WiAG[16]实现了对不同位置和方向的粗粒度手势的识别,比如转圈、推拉等;SolarGest[17]建立模型来模拟相对于太阳能电池板的垂直和水平平面上粗粒度手势产生的光电流波形;RF-Glove[18]则通过多天线多标签方式来识别手势。但该类方法需要信号发射和接受设备,信号传播容易受到多径效应、遮挡等因素影响,成本高,系统稳定性难以保证。

现阶段对于静态手势识别能达到较高精度,但考虑实际应用场景,多为动态的、连续的手势识别问题。在捕获手势动作时,还要排除噪声的干扰,如出汗情况下能否准确采集,能否排除无意图的肢体动作。同时还要考虑表达者的手势动作是否规范,不同人的生活习惯、民族文化带来的语义差别。针对以上的不足与挑战,本课题聚焦智慧工厂中某些弱势工人群体(如聋哑人等)或者经常佩戴手套人群,从上述技术得到启发,以 Flex 弯曲传感器物联网技术、人工智能技术等为支撑,并以智慧工厂为例,设计一种基于可穿戴传感器 Flex Sensor 的手势识别与交互系统。

该系统的优势主要体现在以下三个方面:

(1) **跨源数据集转化——解决数据缺乏问题。**现缺少弯曲传感器采集的大规模手势行为数据集,在静态识别时本系统采用 google 提出的 MediaPipe 框架[19]构建出模拟数据集,如图 5 所示。在动态手势识别时,本系统在 IMUTube 工具的基础上进行改进以便获取虚拟 IMU 数据,进而化为系统手势动作识别训练所需的数据集。既降低成本又节省人力。运用此项技术可有效解决上述手势识别技术中存在的耗时耗力以及数据集采集难度较大的问题。

(2) **深度 AI 模型设计——解决手势识别问题。**考虑到系统模型的实时性和所需资源,本系统将通过比较一些轻量级经典分类算法,根据具体实验效果,选取识别准确率和鲁棒性最高者作为系统最终分类模型。采用该模型进行手势识别时,可有效解决在实际应用场景识别动态的、连续的手势时,能够进行更高准确率的识别。

(3) **硬件选型与系统搭建——自主设计实用系统。**考虑价格、能源、开发的便捷性等,采用 Flex 传感器和 IMU 传感器以及 uhand

机械手等硬件，并进行轻量化的电路板的设计，搭载低功耗蓝牙，实现智能自动化配对与数据高速传输，开发交互友好型界面，识别工人的手势或者进行人机协同。运用该系统可有效解决上述手势识别技术中存在的设备成本昂贵以及便携性差的问题。

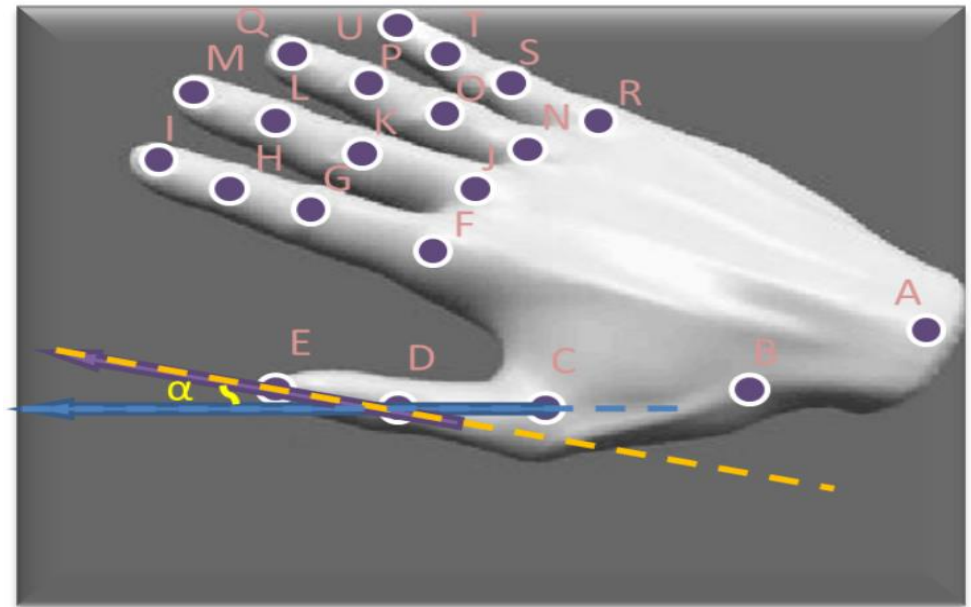


图 5 手部 MediaPipe 框架

参考文献

- [1] Hoang Truong,Phuc Nguyen,Anh Nguyen,Nam Bui,Tam Vu. Capacitive Sensing 3D-Printed Wristband for Enriched Hand Gesture Recognition[P]. Wearable Systems and Applications,2017.
- [2] Nicholas Ward,Miguel Ortiz,Francisco Bernardo,Atau Tanaka. Designing and Measuring Gesture Using Laban Movement Analysis and Electromyogram[P]. Pervasive and Ubiquitous Computing,2016.
- [3] Xin Cao,Masami Iwase,Jun Inoue,Eisaku Maeda. Gesture Recognition Based on ConvLSTM-Attention Implementation of Small Data sEMG Signals[P]. Wearable Computers,2019.
- [4] Yande Li,Ning Yang,Lian Li,Li Liu,Yi Yang. Finger Gesture Recognition Using A Smartwatch with Integrated Motion Sensors[J]. Web Intelligence,2018,16(2).
- [5] Gierad Laput,Chris Harrison. Sensing Fine-Grained Hand Activity with Smartwatches[P]. Human Factors in Computing Systems,2019.
- [6] Jiahui Hou, Xiang-Yang Li, Peide Zhu, Zefan Wang, Yu Wang, Jianwei Qian and Panlong Yang.SignSpeaker: A Real-time, High-Precision

	<p>SmartWatch-Based Sign Language Translator[C]. In Proc. ACM MobiCom, pp 1-15, 2019.</p> <p>[7] Noiton Hi5 VR Glove[OL]. https://www.noitom.com/hi5-vr-glove</p> <p>[8] Yu Zhang, Tao Gu, Chu Luo, Vassilis Kostakos and Aruna Seneviratne. FinDroidHR: Smartwatch Gesture Input with Optical Heartrate Monitor[C]. In Proc. ACM IMWUT, pp 1-42, 2019.</p> <p>[9] Siyuan Yang, Jun Liu, et al. Collaborative Learning of Gesture Recognition and 3D Hand Poseestimation with Multi-Order Feature Analysis[C]. In Proc. IEEE ECCV, pp 769-786, 2020.</p> <p>[10] Zimmermann Christian and Brox Thomas. Learning to Estimate 3D Hand Pose from Single Rgb Images[C]. In Proc. IEEE ICCV, pp 4903-4911, 2017.</p> <p>[11] Linpu Fang, Xingyan Liu, Li Liu, et al. JGR-P2O: Joint Graph Reasoning Based Pixel-to-Offset Prediction Network for 3D Hand Pose Estimation from a Single Depth Image[C]. In Proc. IEEE ECCV, pp 120-137, 2020.</p> <p>[12] Xiong Fu, Boshen Zhang, Yang Xiao, et al. A2j: Anchor-to-joint Regression Network for 3D Articulated Pose Estimation from A Single Depth Image[C]. In Proc. IEEE ICCV, pp 793-802, 2019.</p> <p>[13] [OL] https://cloud.tencent.com/developer/article/1428659</p> <p>[14] Leap Motion[OL]. https://www.ultraleap.com/</p> <p>[15] Jaime Lien, Nicholas Gillian, M. Emre Karagozler, Patrick Amihood, Carsten Schwesig, Erik Olson, Hakim Raja and Ivan Poupyrev. Soli: Ubiquitous Gesture Sensing with Millimeter Wave Radar[J]. ACM Transactions on Graphics, 35(4): 142.1-142.19, 2016.</p> <p>[16] Aditya Virmani and Muhammad Shahzad. Position and Orientation Agnostic Gesture Recognition Using WiFi[C]. In Proc. ACM Mobisys, pp 252-264, 2017.</p> <p>[17] Dong Ma, Guohao Lan, Mahbub Hassan, Wen Hu, Mushfika B. Upama, Ashraf Uddin and Moustafa Youssef. SolarGest: Ubiquitous and Battery-free Gesture Recognition Using Solar Cells[C]. In Proc. ACM MobiCom, pp 1-15, 2019.</p> <p>[18] Lei Xie, Chuyu Wang, Alex X. Liu, Jianqiang Sun and Sanglu Lu. Multi-Touch in the Air: Concurrent Micromovement Recognition Using RF Signals[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 26(1): 231-244, 2018.</p>
--	--

	[19] Camillo Lugaresi, Jiuqiang Tang, Hadon Nash, et al. Mediapipe: A Framework for Building Perception Pipelines[J]. arXiv preprint arXiv:1906.08172, 2019.
作品在何时、何地、何种机构举行的评审、鉴定、评比、展示等活动中获奖及鉴定结果	
作品所处阶段	(A) A 实验室阶段 B 中试阶段 C 生产阶段 D_____ (自填)
技术转让方式	
作品可展示的形式	<input checked="" type="checkbox"/> 实物、产品 <input type="checkbox"/> 模型 <input type="checkbox"/> 图纸 <input type="checkbox"/> 磁盘 <input type="checkbox"/> 现场演示 <input checked="" type="checkbox"/> 图片 <input checked="" type="checkbox"/> 录像 <input checked="" type="checkbox"/> 样品

使用说明及该作品的技术特点和优势，提供该作品的适应范围及推广前景的技术性说明及市场分析 and 经济效益预测

1、使用说明

为了更好的与用户交互，本系统设计实现了交互界面。

(1) 身份录入与登录模块。用户进行身份信息的录入后，可以通过人脸识别认证实现登录操作。

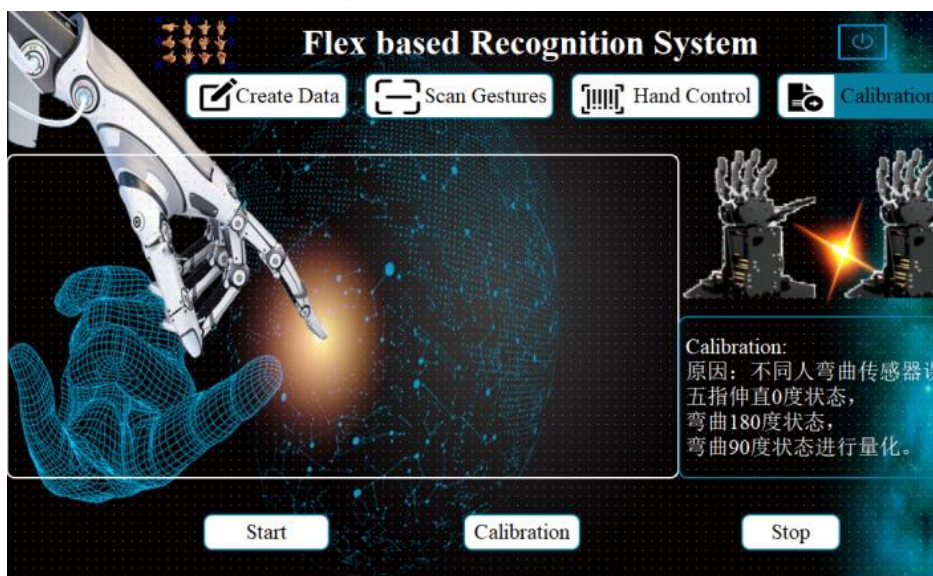


图 1 身份录入与登录模块

(2) 弯曲校验模块。系统需对读取的初始串口数据进行量化操作，即将电压序列转化为弯曲度向量。用户点击 Calibration 按钮，进入量化页面，系统通过采集用户手指弯曲度从 0 度到 180 度变化对应的串口数据，形成串口数据差值-弯曲度关系拟合曲线，以反函数的形式由初始串口数据计算用户手指弯曲度。

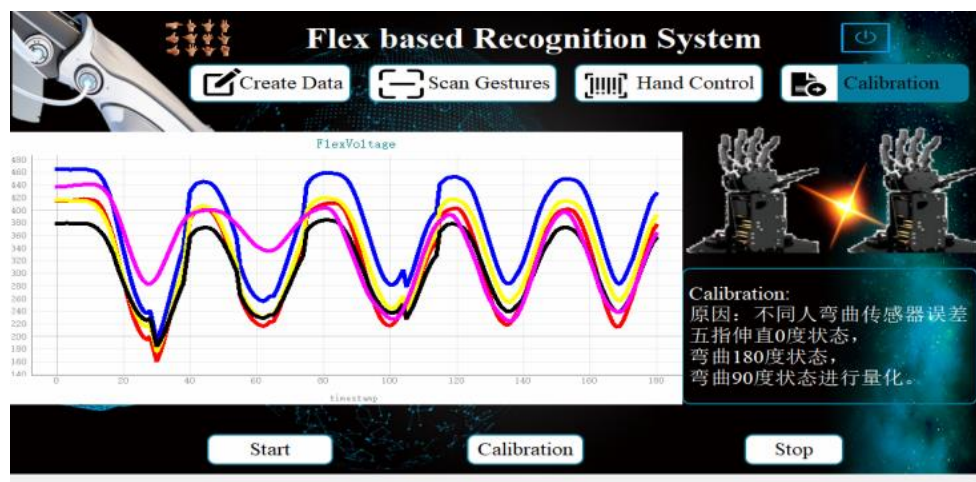


图 2 弯曲校验模块

(3) 数据采集模块。系统提供了数据采集查看的结构，用户可以识别一些自定义手势。点击 CreateGesture，进入数据采集界面，勾选 Image 和 Flex 选项后，系统会存储对应图片数据和弯曲传感器数据。

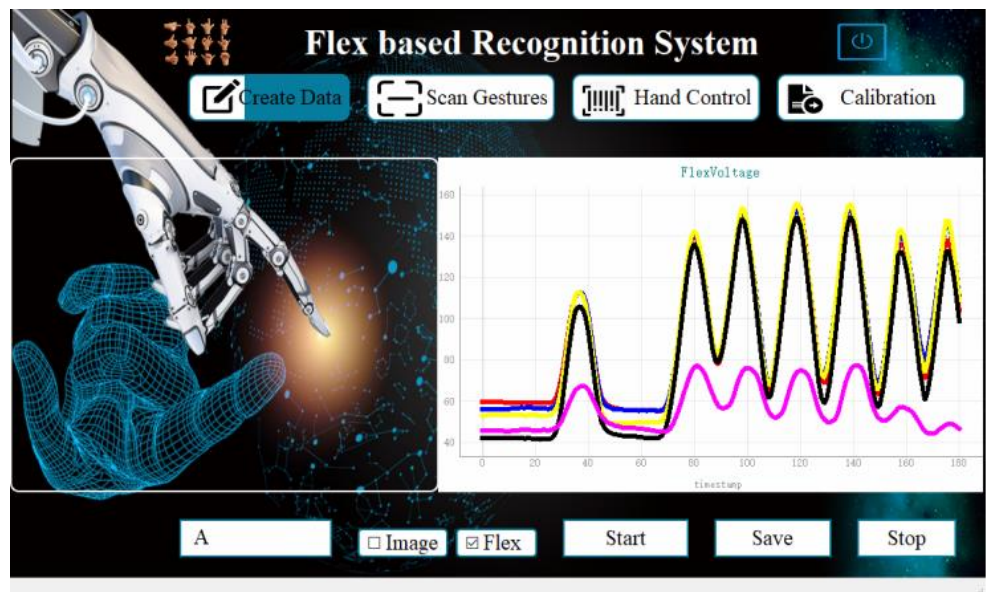


图 3 数据采集模块

(4) 弯曲控制模块。用户点击 start 按键，利用手上穿戴的手套通过蓝牙实时控制远方的 uhand 机械手，当勾选 Image 和 Flex 选项后，系统会实时显示 uhand 机械手和 Flex 传感器实时数据，从而实现在智慧工厂下智能的人-机、机-机协同工作。

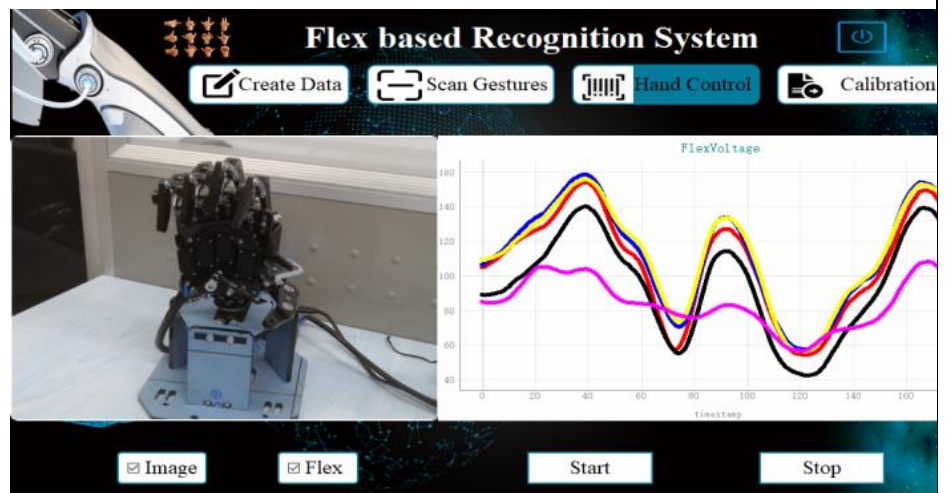


图 4 弯曲控制模块 1

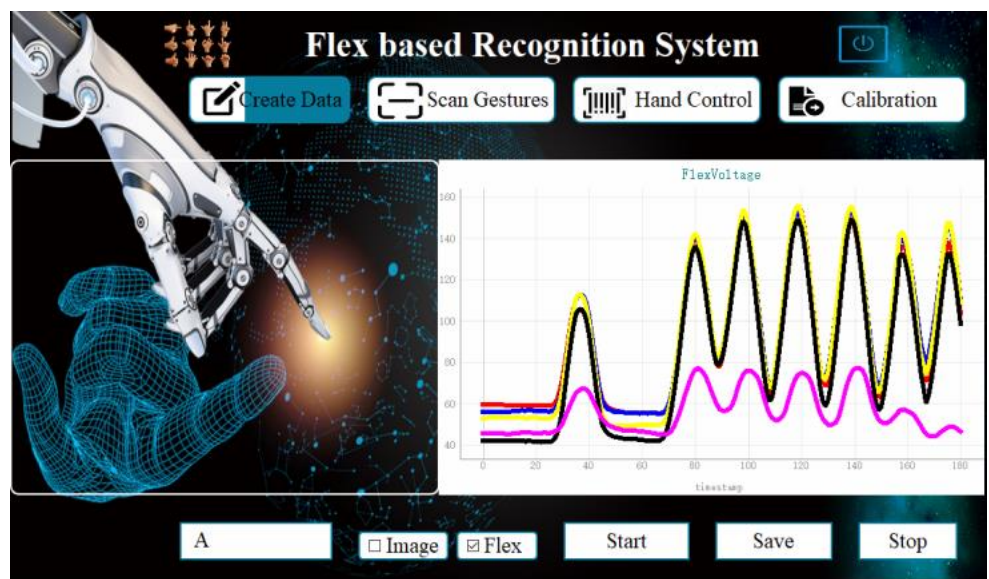


图 5 弯曲控制模块 2

(5) 手势识别模块。用户点击 Scan Gestures，系统会进行手势识别模块，根据状态机转化模型，实时提取数据特征，传入 AI 模型中进行推理，得到用户的表达意图，实现人-机、人-人之间的无障碍沟通。

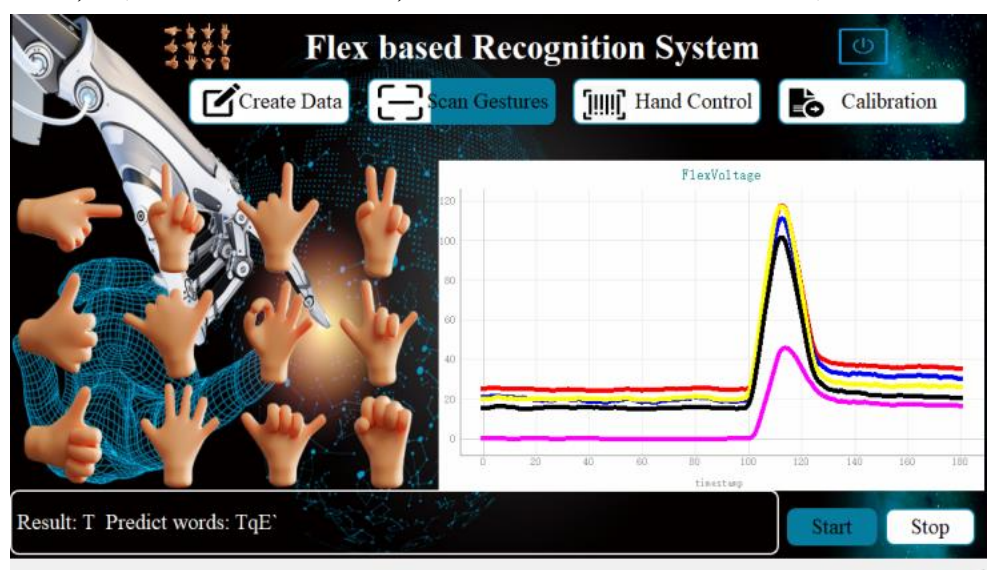


图 6 手势识别模块

2、技术特点和优势

基于 Flex Sensor 的手势识别与控制系统采用传感器技术、人工智能技术、物联网技术等，实现智能精确的机械手控制与实时的手势识别功能。在普通手套上部署相关硬件设备就能完成智能化数据手套的制作，具有节能环保、能耗低、维护性高特点。具有以下技术特点：

(1) **跨源数据集转化——解决数据缺乏问题。**现缺少弯曲传感器采集的大规模手势行为数据集，利用跨源转化思想将大量图片视频数据，通过计算机视觉技术转化为系统手势动作识别训练所需的传感

器数据集。既降低成本又节省人力。运用此项技术可有效解决上述手势识别技术中存在的耗时耗力以及数据集采集难度较大的问题。

(2) 深度 AI 模型设计——解决手势识别问题。考虑到系统模型的实时性和所需资源，本系统将通过比较一些轻量级经典分类算法，根据具体实验效果，选取识别准确率和鲁棒性最高者作为系统最终分类模型。采用该模型进行手势识别时，可有效解决在实际应用场景识别动态的、连续的手势时，能够进行更高准确率的识别。

(3) 硬件选型与系统搭建——自主设计实用系统。考虑价格、能源、开发的便捷性等，采用 Flex 传感器和 IMU 传感器以及 uhand 机械手等硬件，并进行轻量化的电路板的设计，搭载低功耗蓝牙，实现智能自动化配对与数据高速传输，开发交互友好型界面，识别工人的手势或者进行人机协同。运用该系统可有效解决上述手势识别技术中存在的设备成本昂贵以及便携性差的问题。

3、适用范围

(1) 基于 Flex Sensor 的手势识别功能，实现了人与人、人与物之间的无障碍沟通。适用于日常生活中使用手语交流的人群，使得人们可以与具有听力障碍的人群依靠智能手套进行沟通交流。

(2) 基于 Flex Sensor 的手势控制功能，实现了对某些机器的远程控制。适用于智慧工厂的工人，使得他们可以对机器进行远程控制，既提高了工人的安全性，又保证了操作的精确性。

4、推广前景

(1) 具有广大听障人群的受众。据北京听力协会 2017 年公开的数据，中国残疾性听力障碍人士约达 7200 万，可见听障人群的数目巨大。但大部分公共服务并没有配备解决沟通障碍的便利设施。本系统可实现人与人之间的无障碍沟通，是解决听力障碍人士的沟通问题的便宜、可靠的工具，具有广大应用前景。

(2) 具有众多智慧工厂的受众。智慧工厂中部署大量的智能化机器设备，但目前机器智能化水平还停留在人-机协同状态，需要人在场进行实时控制。本系统具有基于 Flex Sensor 的手势控制功能，可以实现对某些机器设备的远程控制。

(3) 企业积极提高智能能力。新技术理念的变化，将从根本上推动智能数据手套控制技术市场的发展。

5、市场分析和经济效益预测

(1) 经济环境：近几年我国经济呈稳定、快速的发展态势。经济的增长，带动了居民收入和国家收入的增加，居民消费能力增强，这为本手势识别系统提供了更多的消费者受众。

(2) 法律环境：第一，近些年，人文关怀越来越突出，国家致力于听障人群的保障问题颁布了众多法规；第二，国家致力于智慧社会的构建，颁布众多法规来推动智能新技术的发展。

(3) 社会文化环境：随着社会的发展，越来越多的人开始关注社会听障人群的需求，具有良好的社会文化环境。

(4) 市场需求：目前听障人群的数目庞大，但听障相关的基础配套设施却远远落后于群体需求，大多数听障人群的沟通障碍仍未解决，

	<p>市场上迫切需要便携、方便的手势识别系统来帮助识别手势，以此解决沟通问题。而本系统正是对这一问题的解决，市场潜力巨大。</p> <p>(5) 现有竞争者分析：现有竞争者主要为一些高端数据手套公司。但本系统定位于中低端聋哑人群体，或者日常生活中需要佩戴手套的群体，同高端的 VR 数据手套并没有发生直接的销售冲突。</p> <p>(6) 潜在竞争者分析：由于该技术的技术含金量较高，大部分的潜在竞争者都还处在研发阶段，或者价格昂贵，不适合进行推广。潜在竞争者的威胁较不明显，具有很大的技术竞争优势。</p> <p>(7) 经济效益预测：本系统针对听障人群，并以智慧工厂这一场景进行切入，实现了“人-人、人-机”无障碍的智能交互。不仅解决了听障人群的沟通问题，还能提高车间的智能化程度。且系统具有低成本、易部署、操作简单可靠等优点，并拥有完整的自主知识产权，由此可以充分预计，本系统投入使用后会有可观的经济收益。</p>
<p>专利申报情况</p>	<p><input type="checkbox"/> 提出专利申报</p> <p style="text-align: right;">申报号 _____</p> <p style="text-align: right;">申报日期 年 月 日</p> <p><input type="checkbox"/> 已获专利权批准</p> <p style="text-align: right;">批准号 _____</p> <p style="text-align: right;">批准日期 年 月 日</p> <p><input type="checkbox"/> 未提出专利申请</p>
<p>部门 签章</p>	<p style="text-align: right;">年 月 日</p>

C. 当前国内外同类课题研究水平概述

说明：1.申报者可根据作品类别和情况填写；
2.详细、准确填写，此栏有助于评审。



图 7 相关技术图

目前基于手势识别的技术系统如图 12 所示，主要可以分为以下三大类：

第一类是基于可穿戴设备的手势识别技术,例如通过部署电容传感器[1]，肌电传感器[2][3]，加速度计以及陀螺仪[4][5][6]等传感器，来实时记录用户的手势数据，使用基于模型或者数据驱动的方法来识别预定义手势。Noitom Hi5 VR 手套[7]通过在每个手指上放置一个 9 轴传感器，实现精确的捕捉手的关键点信息以及手部完整动作，但该设备价格昂贵，不适合广泛推广；FinDroidHR[8]利用智能手环设备上的 PPG 传感器，通过分析手势变化对光学传感器信号的影响来识别 10 种手势输入，但前期需要人工采集大量数据进行学习，浪费大量劳动力，具有一定的缺陷。

第二类是基于计算机视觉算法的手势识别技术，例如通过摄像头获得手势运动轨迹数据，根据得到的 RGB 数据[9][10]、深度图[11][12]提取手势特征来进行手势识别和分类。优图 AI 手势翻译机[13]通过 2D 卷积网络来提取手语中的手部、身体等静态姿势信息，同时通过 3D 卷积网络来提取手语中普遍存在的细微而快速的变换动作的动态信息，从而进行手语识别；Leap Motion[14] 使用红外摄像头建立一个 3D 空间，并捕捉空间内的手部关节点 3D 坐标信息，从而实现手部动作的识别。但这类方法对摄像头及其数据采集要求过高，且受拍摄光线、遮挡、拍摄角度等的影响，难以得到保证用户隐私。

第三类是基于无线感知的手势识别技术，例如 Wi-Fi、太阳光、RFID、超声波以及毫米波信号进行手势识别及分类。Soli[15]使用毫米波雷达识别人机交互的手指微小移动；WiAG[16]实现了对不同位置和方向的粗粒度手势的识别，比如转圈、推拉等；SolarGest[17]建立模型来模拟相对于太阳能电池板的垂直和水平平面上一些粗粒度手势产生的光电流波形；RF-Glove[18]则通过多天线多标签，粗粒度初步滤波，细粒度匹配的方式来识别手势。但该类方法需要信号发射和接受设备，信号传播容易受到多径效应、遮挡、材料对信号的吸收等因素的影响，成本高，系统稳定性难以保证。

参考文献

- [1] Hoang Truong,Phuc Nguyen,Anh Nguyen,Nam Bui,Tam Vu. Capacitive Sensing 3D-Printed Wristband for Enriched Hand Gesture Recognition[P]. Wearable Systems and Applications,2017.
- [2] Nicholas Ward,Miguel Ortiz,Francisco Bernardo,Atau Tanaka. Designing and Measuring

- Gesture Using Laban Movement Analysis and Electromyogram[P]. Pervasive and Ubiquitous Computing,2016.
- [3] Xin Cao,Masami Iwase,Jun Inoue,Eisaku Maeda. Gesture Recognition Based on ConvLSTM-Attention Implementation of Small Data sEMG Signals[P]. Wearable Computers,2019.
- [4] Yande Li,Ning Yang,Lian Li,Li Liu,Yi Yang. Finger Gesture Recognition Using A Smartwatch with Integrated Motion Sensors[J]. Web Intelligence,2018,16(2).
- [5] Gierad Laput,Chris Harrison. Sensing Fine-Grained Hand Activity with Smartwatches[P]. Human Factors in Computing Systems,2019.
- [6] Jiahui Hou, Xiang-Yang Li, Peide Zhu, Zefan Wang, Yu Wang, Jianwei Qian and Panlong Yang.SignSpeaker: A Real-time, High-Precision SmartWatch-Based Sign Language Translator[C]. In Proc. ACM MobiCom, pp 1-15, 2019.
- [7] Noitom Hi5 VR Glove[OL]. <https://www.noitom.com/hi5-vr-glove>
- [8] Yu Zhang, Tao Gu, Chu Luo, Vassilis Kostakos and Aruna Seneviratne. FinDroidHR: Smartwatch Gesture Input with Optical Heartrate Monitor[C]. In Proc. ACM IMWUT, pp 1-42, 2019.
- [9] Siyuan Yang, Jun Liu, et al. Collaborative Learning of Gesture Recognition and 3D Hand Poseestimation with Multi-Order Feature Analysis[C]. In Proc. IEEE ECCV, pp 769-786, 2020.
- [10] Zimmermann Christian and Brox Thomas. Learning to Estimate 3D Hand Pose from Single Rgb Images[C]. In Proc. IEEE ICCV, pp 4903-4911, 2017.
- [11] Linpu Fang, Xingyan Liu,Li Liu, et al. JGR-P2O: Joint Graph Reasoning Based Pixel-to-Offset Prediction Network for 3D Hand Pose Estimation from a Single Depth Image[C]. In Proc. IEEE ECCV, pp 120-137, 2020.
- [12] Xiong Fu, Boshen Zhang, Yang Xiao, et al. A2j: Anchor-to-joint Regression Network for 3D Articulated Pose Estimation from A Single Depth Image[C]. In Proc. IEEE ICCV, pp 793-802, 2019.
- [13] [OL] <https://cloud.tencent.com/developer/article/1428659>
- [14] Leap Motion[OL]. <https://www.ultraleap.com/>
- [15] Jaime Lien, Nicholas Gillian, M. Emre Karagozler, Patrick Amihoud, Carsten Schwesig, Erik Olson, Hakim Raja and Ivan Poupyrev. Soli: Ubiquitous Gesture Sensing with Millimeter Wave Radar[J]. ACM Transactions on Graphics, 35(4): 142.1-142.19, 2016.
- [16] Aditya Virmani and Muhammad Shahzad. Position and Orientation Agnostic Gesture Recognition Using WiFi[C]. In Proc. ACM Mobisys, pp 252-264, 2017.

D. 推荐者情况及对作品的说明

说明：1.由推荐者本人填写；

2.推荐者必须具有高级专业技术职称，并是与申报作品相同或相关领域的专家学者或专业技术人员（教研组集体推荐亦可）；

3.推荐者填写此部分，即视为同意推荐；

4.推荐者所在单位签章仅被视为对推荐者身份的确认。

推荐者情况	姓 名		性 别		年 龄		职 称	
	工作单位							
	通讯地址					邮政编码		
	单位电话					住宅电话		
推荐者所在 单位签章		<div style="border: 1px solid black; height: 40px; margin: 0 auto; width: 80%;"></div> （签章） 年 月 日						
请对申报者申报情况的真实性做出阐述								
请对作品的意义、技术水平、适用范围及推广前景做出您的评价								
其它说明								

推荐者情况	姓 名		性别		年龄		职称	
	工作单位							
	通讯地址						邮编	
	单位电话		住宅电话					
推荐者所在单位签章		<div style="text-align: right;"> 签章日期 年 月 日 </div>						
请对申报者申报情况的真实性做出阐述								
请对作品的意义、技术水平、适用范围及推广前景做出您的评价								
其它说明								

E. 参赛作品粘贴处

注：此处粘贴自然科学类学术论文类与哲学社会科学类社会调查报告类参赛作品正文，科技发明制作类参赛作品的主要技术、图表、作品实物图片等