

传感阵列部署对数据手套手势识别准确性的影响

黄辰¹ 胡吉永^{1,2}

- 东华大学 纺织学院, 上海 201620;
- 安徽恒益智能科技股份有限公司, 安徽 阜阳 236500

摘要:为满足数据手套使用舒适性与轻量化需求,将市售数据手套中的 Flex Sensor 替换为自制的纱线传感器,制备全纺织结构数据手套,并验证纱线传感器用于手部动作监测的可行性。基于传统传感阵列部署和手部关节运动特征,探究在数据手套的不同点位增设纱线传感器,提高其对易混淆手势的区分度。结果表明:采用纱线传感器替代 Flex Sensor 用于手部活动监测具有可行性;在腕部与食指、中指掌指关节(MCP 关节)处额外部署纱线传感器,能够显著提高数据手套的字母手势识别准确性。

关键词: 数据手套; 手势识别; 纱线传感器; 信号采集; 信号处理

中图分类号: TS 106

文献标志码: A

文章编号: 1004-7093(2025)04-0001-10

Influence of sensor array deployment on data glove gesture recognition accuracy

Huang Chen¹, Hu Jiyong^{1,2}

- College of Textiles, Donghua University, Shanghai 201620, China;
- Anhui Hengyi Intelligent Technology Co., Ltd., Fuyang 236500, Anhui, China

Abstract: To meet the comfort and lightweight requirements of data gloves in use, the commercially available Flex Sensors in data gloves were replaced with self-made yarn sensors to prepare all-textile structure data gloves, and the feasibility of using the yarn sensor for hand motion monitoring was verified. Based on traditional sensor array deployment and the movement characteristics of human hand joints, the addition of yarn sensors at different points of the data gloves to improve their discrimination of ambiguous gestures was explored. The results showed that it was feasible to use yarn sensors instead of Flex Sensors for hand motion monitoring. The additional deployment of yarn sensors at the wrist and the metacarpophalangeal joints (MCP joints) of the index and middle fingers could significantly improve the accuracy of letter gesture recognition in data gloves.

Keywords: data glove; gesture recognition; yarn sensor; signal acquisition; signal processing

基金项目:安徽省制造业重点领域技术攻关项目(JB22053)

收稿日期:2024-11-21

作者简介:黄辰,男,1999年生,在读硕士研究生,主要研究方向为纺织数据手套的设计与评价

通信作者:胡吉永,教授,hujiy@dhu.edu.cn

随着人机交互(HMI)、虚拟现实(VR)/增强现实(AR)设备及材料科学的不断发展,基于传感器的人类活动识别(HAR)技术迅速发展^[1-2]。手是人体日常交流与活动的重要器官,基于不同应用场景下手部的功能而开发的数据识别手套,近年来已成为研究热点并受到广泛关注。其中,手语翻译数据手套备受关注,这类手套通过内置传感器监测手部运动或手指弯曲变化,反馈手势信息。目前,商用手语翻译手套中应用最广泛的是 Flex Sensor 系列传感器(美国 SparkFun 公司),该传感器能够精确测量手指弯曲度,并将其转化为电阻值的变化进行表征。典型的传感阵列配置包含 5 个 Flex Sensor 和 1 个 Adafruit BNO055 绝对方位传感器,其中 5 个 Flex Sensor 分别部署在 5 根手指的近侧指间关节(PIP 关节)处,用以监测手指弯曲活动,而绝对方位传感器部署在腕部,作为惯性测量单元(IMU),用以观察手部运动。搭载 Flex Sensor 和 IMU 的商用数据手套对国际手势字母表中 26 个英文字母的实时翻译平均识别准确率达 85.7%。为进一步提升数据手套识别准确率, Lee 等^[3]基于上述传感阵列部署模式,在手套的中指处增设了 1 个压力传感器,成功将识别准确率提升至 98.2%。Flex Sensor 对手指弯曲变化的检测灵敏度高,但难以直接集成至手套上,并且制成的手套佩戴过程较繁琐。

电阻式纱线传感器^[4-5]具有良好的形状适应性、柔韧性和可织性,它的传感原理与 Flex Sensor 的类似,能够高效响应手指的弯曲变化。Tashakori 等^[6]成功设计并制备出一种电阻式螺旋纱线传感器并将其集成到手套上,实现了对手和手指运动的动态跟踪,且准确率高达 97.8%; Wu 等^[7]开发的全纱线结构电阻应变传感器,进一步将手语翻译数据手套的识别准确率提升至 99.8%。

为获得佩戴舒适性良好的数据手套,本文采用纱线传感器替代部署于 PIP 关节的 Flex Sensor,并移除腕部的刚性绝对方位传感器,简化传感阵列部署,探究仅在手指 PIP 关节部署纱线传感器时,数据手套的手势识别准确性。进一步地,为提高手势识别准确性,通过试验研究并结合现有文献对数据手套及人手关节运动特征的分析,在腕部、掌指关节(MCP 关节)处额外部署纱线传感器,探究其对手势识别准确性的影响。此外,利用分类器及降维算法,

对仅在 PIP 关节部署传感器的数据手套及在腕部、食指和中指 MCP 关节处额外部署传感器的数据手套进行手势识别准确性对比分析。

1 试验部分

1.1 传感器性能测试

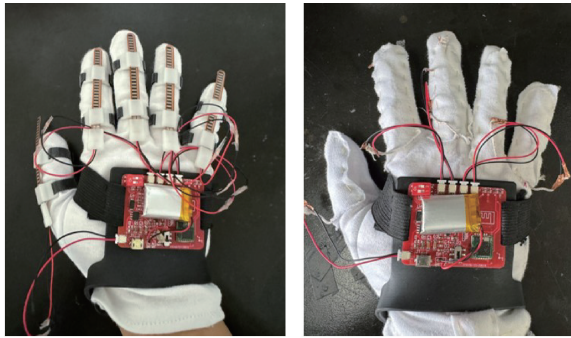
试验用手套选择与佩戴者手部紧密贴合的薄款尼龙弹性针织手套,以实现更好的贴合性,尽量减少手套与手部的相对运动,降低其对试验的干扰。在尼龙手套上分别集成 Flex Sensor 和纱线传感器,然后对传感器相对电阻变化率 $[(R-R_0)/R_0]$ 与弯曲角度的对应关系进行定量分析。其中, R 表示传感器当前电阻值, R_0 表示传感器初始电阻值。使用相对电阻变化率表征传感器的响应灵敏度,验证纱线传感器是否适用于手指弯曲应变监测。

1.2 数据手套组装及传感器集成

分别选用 Flex Sensor(长 5.58 cm,无锡思知瑞科技公司)和自制的纱线传感器^[8](使用碳纳米管涂覆的氨纶包缠纱制备),组装分别搭载 Flex Sensor 和纱线传感器的数据手套(图 1)。搭载传感器的针织手套主要成分为精梳棉与氨纶,由瑞达劳保(中国)提供。Flex Sensor 因材质特性无法与手套直接集成,故采用魔术贴将传感器两端固定在手套手指部位,如图 1a)所示。纱线传感器与弹性导电纱的连接则借助铜箔与热缩管实现,并使用尼龙长丝对整体进行封装处理。弹性导电纱为包缠纱结构,采用直径为 0.06 mm 的铜丝漆包线包缠线密度为 124 tex 的氨纶芯纱,选用双锭包缠机进行包缠操作,牵伸倍数设定为 2,牵伸比为 4,转速为 1 000 捻/m。使用高速编织机(110-12×1 型,徐州七星机械有限公司)对传感器进行整体封装,设置牵引比为 0.7,收线系数为 4.0。先通过平针缝纫的方式,固定纱线传感器与弹性导电纱连接的 2 个端点及传感器中间点,将其集成至指关节对应的针织手套部位,再利用热熔布对集成传感器的位置进行热压贴合加固。制成的搭载纱线传感器的数据手套如图 1b)所示。

1.3 数据手套信号采集

数据手套传感器的信号采集方法示意图 2。对于部署模式相同的 2 种数据手套,采用数据采集卡(STM32 型,无锡思知瑞科技公司)进行信号采



a) 搭载Flex Sensor的数据手套 b) 搭载纱线传感器的数据手套

图 1 搭载不同传感器的数据手套

Fig. 1 Data gloves equipped with different sensors

集。试验过程中,要求佩戴者参照图 3 所示的国际手势字母表进行手势操作,每个字母手势重复执行 10 次试验,平均每次手势动作耗时 1.8 s,单个字母手势的平均采集时间为 42.2 s。当多根手指同步运动时,各手指的运动信息被分别记录并整合为与特定手势对应的复杂电信号。5 根手指的数据采集通道相对独立,通过组合这些通道,实现对手部整体运动的监测。数据采集卡负责将这些模拟信号转换为数字信号,并传输至上位机程序进行手势分析。

为提高数据手套的手势识别准确性,结合手部运动特点及传感器自身的变形原理,额外增设纱线传感器。在腕部增设 1 个纱线传感器用以区分转腕动作,同时在食指和中指 MCP 关节处部署纱线传感器,探究其对手指外展运动的监测效果。对于纱线传感器阵列,采用数据采集系统(DAQ970A 型,是德科技公司)采集手语翻译过程中的电阻数据。采样频率为 0.38 s^{-1} ,每个字母采集 5 个动作样本用于对比分析。

1.4 数据手套信号处理

为探究纱线传感器部署模式对手势识别准确性的影响,对采集的信号数据进行预处理,包括采用动态时间规整(DTW)算法对所有字母手势数据进行时间序列与峰值对齐,使用特征提取函数提取每个手势传感器响应的多个统计特征,如均值、标准差、最大值、最小值等,目的是在减小数据噪声干扰的同时,保留更多特征信息用于手势降维分类。

通过对仅在 PIP 关节处部署传感器的数据手套进行手势信号收集,评估传感阵列对手势信号的区分能力。基于最大相关和最小冗余(mRMR)算法,

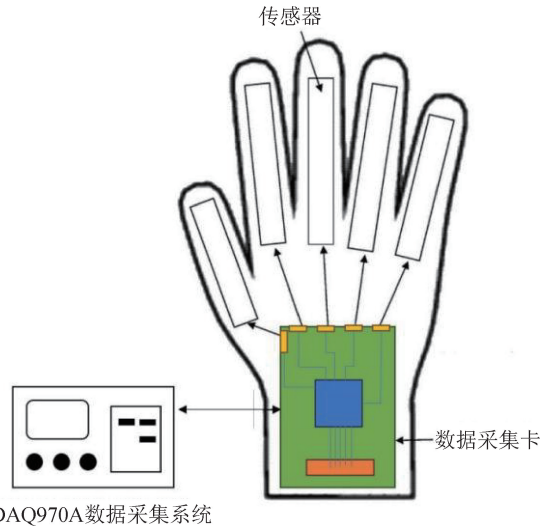


图 2 数据手套传感器信号采集方法示意

Fig. 2 Data glove sensor signal acquisition method schematic

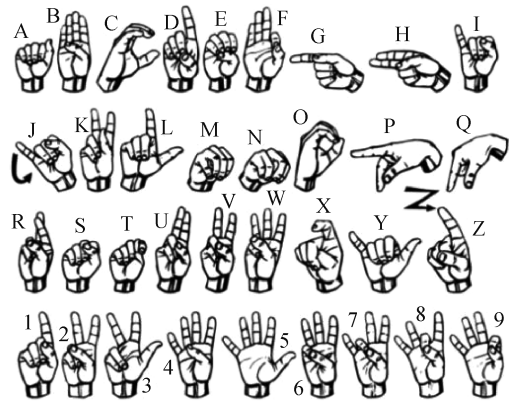


图 3 国际手势字母表^[9]

Fig. 3 International sign alphabet^[9]

通过逆向映射传感器物理位置与特征权重的空间关系,推导出可提升手势识别准确性的潜在新增部署点位。结合 mRMR 算法预测结果及前人研究中对手部关节运动特征的总结,改变传感器的部署模式并对新的数据手套进行手势采集与分析。针对不同部署模式下的传感器电阻信号,分别建立数据集,采用留一法交叉验证(LOOCV)增强数据集的泛化能力,便于后续对数据进行预测。LOOCV 通过将单个样本作为测试集、其余样本作为训练集的迭代方式,在完整数据集上重复执行训练与预测流程,以扩展数据,用于后续分析与评估。

因传感器数量增加,数据维度提升,采用 KNN 分类器对不同部署模式的数据手套数据集进行手势分类预测,选择 KNN 分类器的邻居数量 $k=3$ 。

使用 t-SNE 降维算法,将高维传感器数据映射至二维平面,以直观展示不同部署模式下的手势识别情况。t-SNE 散点图中,不同手势类别通过颜色编码区分,从而获得直观的认识结果与清晰的可视化效果。

2 结果与讨论

2.1 纱线传感器用于手部运动监测的可行性分析

使用平针固定纱线传感器两端于相应关节处,测试纱线传感器集成于数据手套后对弯曲和外展的感知能力,得到纱线传感器对关节不同运动模式的响应灵敏度,结果如图 4 所示。图 4a) 显示了每根手指进行不同幅度弯曲后,手指变形过程中 PIP 关节处纱线传感器的电阻变化情况。可以看出,手指由水平伸直变化为弯曲至最大程度(弯曲 120°),纱线传感器的相对电阻变化率高达 177.97%,且保持动作一段时间不变,纱线传感器能够识别该动作并保持电阻相对稳定。这一结果表明,纱线传感器的响应灵敏度高,将其作为可穿戴传感器集成至数据手套上对手部运动进行监测具有可行性。图 4b) 显示了集成至数据手套上的纱线传感器对 MCP 关节外展/内收运动的响应灵敏度。可以看出,食指、中指 MCP 关节同时外展,食指、中指间夹角由 0°外展至 75°的过程中,横向部署的纱线传感器的相对电阻变化率达 67.21%,表明纱线传感器能够对手指关节不同外展/内收运动做出明确响应,再次证实将纱线传感器集成至数据手套上可实现手部运动的监测。

佩戴集成纱线传感器的尼龙弹性数据手套进行循环稳定性测试,结果如图 5 所示。可以看出:20 次弯曲/伸展循环中,手指 PIP 关节处纱线传感器的平均相对电阻变化率为 137.87%;20 次外展/内收循环中,MCP 关节处纱线传感器的平均相对电阻变化率为 57.55%。可知,在手套对应手指关节的位置部署纱线传感器,能够明显响应手部关节各方向的运动,且在多次重复试验中表现出良好的循环稳定性。这进一步证实,选用的纱线传感器适用于手部手势运动的监测。

在数据手套食指处搭载 2 种不同类型的传感器,其相对电阻变化率与手指弯曲角度(测量范围

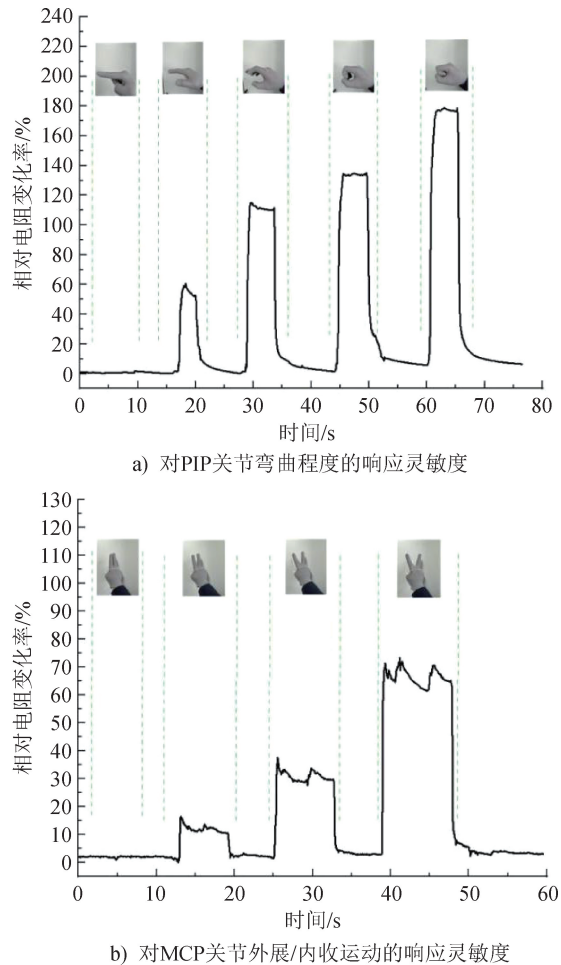


图 4 纱线传感器对关节不同运动模式的响应灵敏度
Fig. 4 Response sensitivity of yarn sensors to different motion patterns of joints

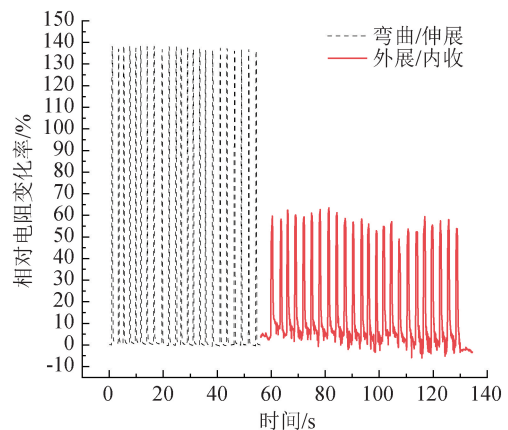


图 5 搭载纱线传感器的数据手套的循环稳定性
Fig. 5 The cyclic stability of data glove equipped with yarn sensors

0°~90°,模拟手指的弯曲角度范围)的对应关系如图 6 所示。可以看出,随着手指弯曲角度的改变,

2 种传感器的相对电阻变化率均表现出线性变化趋势,且纱线传感器的相对电阻变化率远高于 Flex Sensor,表明纱线传感器对手指弯曲角度的响应灵敏度更高,更适用于对手部运动的监测。

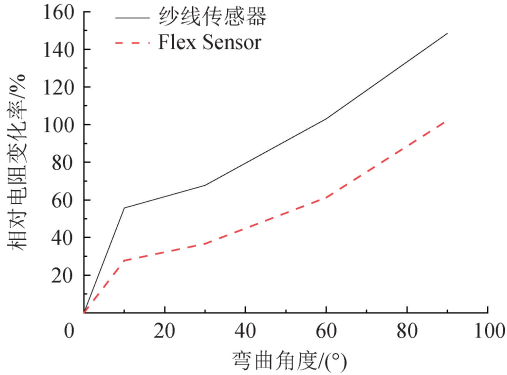
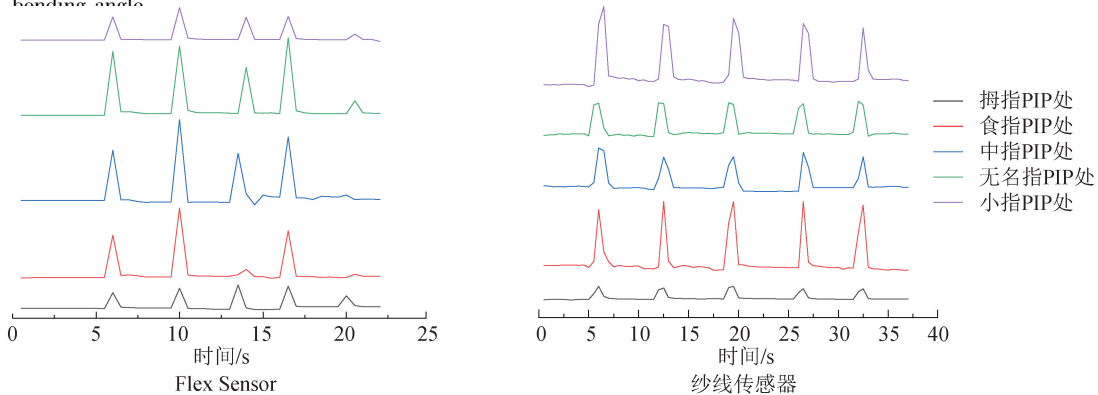
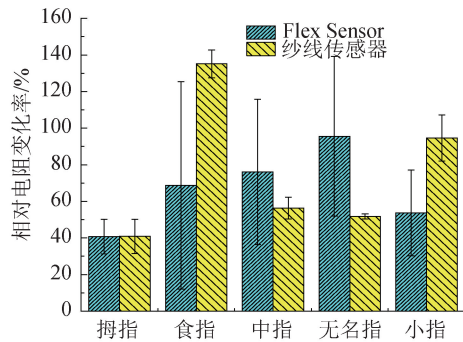


图 6 2 种不同类型传感器相对电阻变化率与手指弯曲角度的关系

Fig. 6 Relationship between the relative resistance change rates of two different types of sensors and the finger bending angle



a) 不同类型传感阵列随手指弯曲的电阻变化情况



b) 不同类型传感阵列对手指弯曲变化的响应灵敏度

图 7 传感阵列对手指弯曲的响应

Fig. 7 Sensing array response to finger bending

利用上位机程序对数据采集卡获取的 2 种传感阵列数据进行处理,并参照国际手势字母表进行对

2.2 不同类型传感阵列手语翻译准确性对比

分别佩戴搭载 2 种不同类型传感器的数据手套并进行手指连续弯曲,测得每个传感器的响应灵敏度,结果如图 7 所示。可以看出,在每根手指弯曲 90°并重复 5 次的连续监测过程中,Flex Sensor 的电阻峰值信号波动较大。这是因为 Flex Sensor 本身具有一定的刚性,其通过魔术贴固定在手套上无法与手指完全贴合,这样在手指连续弯曲的过程中,传感器易因魔术贴滑脱而发生位置偏移,导致手势监测数据出现偏差。相比之下,搭载纱线传感器的数据手套在手指弯曲监测方面表现出良好的响应性,连续弯曲测试过程中电阻峰值稳定性好。这源于对纱线传感器的双重固定:除缝线固定外,还采用了热熔布对传感阵列进行热压贴合处理。这既保持了数据手套的整体佩戴舒适度,又提高了传感阵列在连续使用过程中的稳定性,能够确保传感器在手指弯曲过程中更精准地监测手部运动。

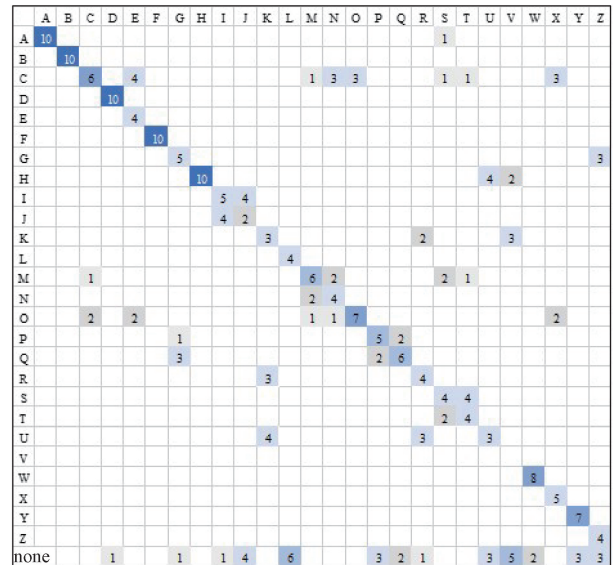
照翻译。搭载不同传感器的数据手套手势字母识别准确性对比如图 8 所示,图中的“none”表示无法读

取。由图 8 可知,搭载 Flex Sensor 的数据手套平均识别准确率为 57.1%,搭载纱线传感器的数据手套的平均识别准确率为 60.0%,可知两者的平均识别准确率相近。从提升佩戴舒适性角度考虑,可采用纱线传感器替代 Flex Sensor。基于对手势字母表识别矩阵的分析可知,对于字母表中“A”“B”“D”“F”等动作相似度较低的手势,2 种传感阵列均表现出较高的识别准确率和较快的响应速度。然而,随着手势类型及动作重复性的增加,现有传感阵列部署方案在监测相似手势的细微动作差异方面存在不足。这可能是因为传感器部署数量和点位有限,导致相似手势易混淆,误判概率显著增加。通过对比 2 种不同类型传感器的手语翻译试验结果发现,手势字母识别准确性与传感器类型的关联较小。这意味着,还需优化现有传感阵列的部署方式,进一步提升手势识别准确性。

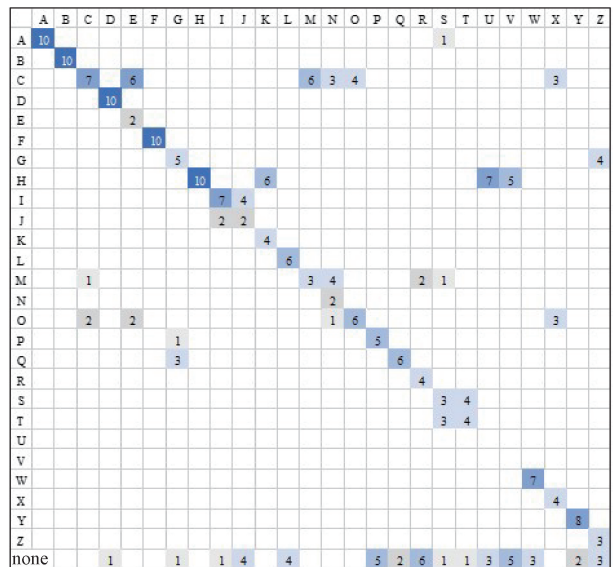
2.3 纱线传感器部署模式下的手势字母识别准确性

如图 9 所示,除拇指外,每个手指均包含 3 个关节;PIP 关节、MCP 关节和远端指间关节(DIP 关节)。拇指只有 2 个关节,即指间关节(IP 关节)和 MCP 关节,其中 IP 关节可近似对应其他手指的 PIP 关节。国际手势字母表所定义的手势,主要通过单手共计 14 个手指关节的运动实现,这些关节的运动模式主要包括两大类:一是弯曲/伸展,即手指在垂直方向上的屈曲与伸直;二是外展/内收,即手指在水平方向上的左右摆动^[10]。MCP 关节具备 2 个自由度(DOF),可实现弯曲/伸展及外展/内收 2 种运动;而 PIP 关节与 DIP 关节则仅具有弯曲/伸展这 1 个 DOF。本文数据手套配备的传感器,主要侧重于关节角度的测量,尤其是手指弯曲/伸展运动时关节角度的测量。此外,DIP 关节的运动是由 PIP 关节驱动的,其不具备独立旋转功能,因此可以通过测量 PIP 关节的弯曲角度推断 DIP 关节的弯曲情况。鉴于此,众多关于手势识别手套的研究均将重点放在 MCP 关节与 PIP 关节的测量与分析上。

市面上现有的数据手套一般通过腕部部署的 IMU 实现腕关节的多角度转动识别,用以区分更多手势。增加腕部的 IMU 能够提升数据手套对国际手势字母表中手势字母的识别准确性。在原部署模式下(纱线传感器覆盖 5 根手指 PIP 关节),本文制



a) Flex Sensor



b) 纱线传感器

图 8 搭载不同传感器的数据手套手势字母识别准确性对比
Fig. 8 Comparison of gesture letter recognition accuracy of data gloves equipped with different sensors

备的数据手套对国际手势字母表的平均识别准确率为 60.0%。为提高纺织结构数据手套的手势识别准确性,结合国际手势字母表中的手势示意图(图 3),为区分相似手势“I”和“J”、“D”和“Z”,在数据手套腕部增设 1 个纱线传感器,以增加对腕部转动动作的监测。对重新部署后的传感阵列进行手势字母的电阻信号采集,并与原部署模式下各通道传感器信号进行对比,结果如图 10 所示。可以看出,在腕部增设 1 个纱线传感器后,该传感器对手势

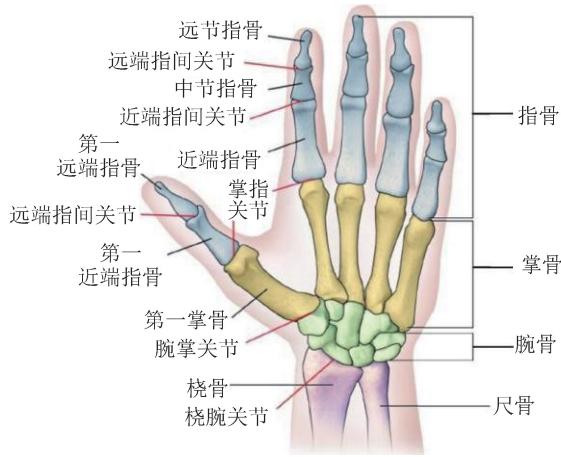
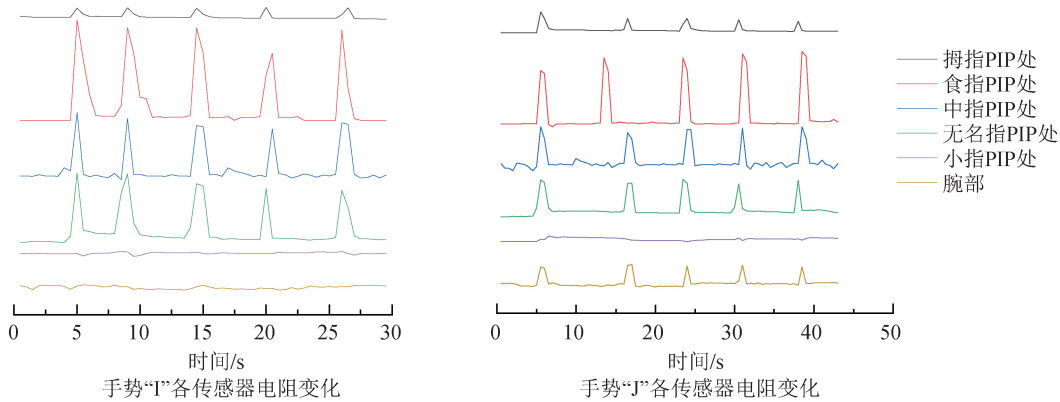


图 9 手部骨骼及关节分布与命名^[11]

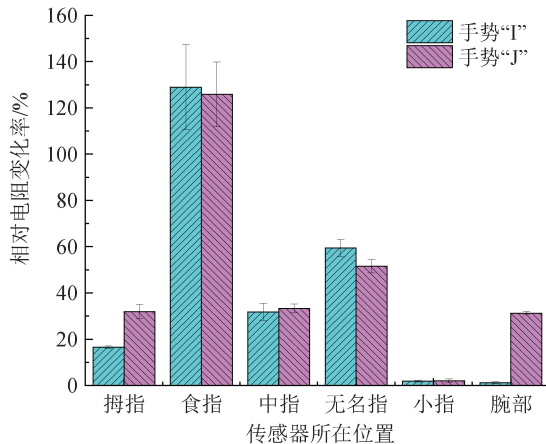
Fig.9 Distribution and naming of bones and joints of the hand^[11]

“J”的腕部转动动作的响应灵敏度为 31.27%，而对手势“I”的腕部转动动作的响应灵敏度仅为 1.24%，因此，可通过腕部纱线传感器的电阻变化率区分手势“I”和“J”。

纱线传感器的传感原理为拉伸后其电阻随长度发生线性变化。对于手指 MCP 关节处的外展/内收运动，如演示手势字母表中的字母手势“U”和“V”（两者区别仅在于食指、中指 MCP 关节处的横向运动）时，目前数据手套的传感阵列排布并不能很好地响应。为探寻能够有效区分因关节外展/内收运动而产生差异的手势所对应的传感器点位部署，将采集到的传感阵列各通道电阻信号输入 mRMR 算法中，进行传感器冗余度评估^[12]，结果如图 11 所



a) 增加腕部传感器后演示手势“I”和“J”时各传感器的电阻变化



b) 重复手势“I”和“J”时各传感器响应灵敏度对比

图 10 传感阵列对手势“I”和“J”的响应对比

Fig.10 Comparison of sensing array responsiveness to gestures ‘I’ and ‘J’

示。对比执行相似手势后各传感器的相对电阻变化情况可以发现，食指与中指 PIP 关节处部署的传感器之间的冗余度最大。在当前传感器部署方案下，基于外展/内收运动进行手势区分时，极易

出现手势混淆的情况。鉴于此，有必要在这 2 根手指的 MCP 关节处增设传感器，以实现相似手势的进一步精准识别与区分。

为探究传感器部署模式对食指与中指外展/

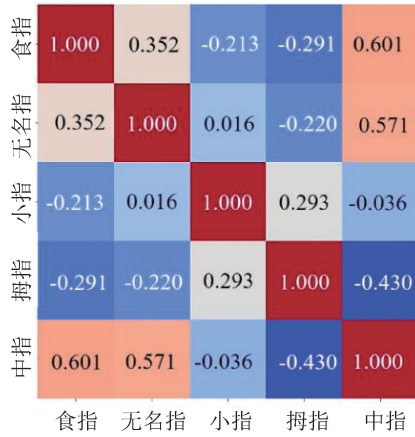
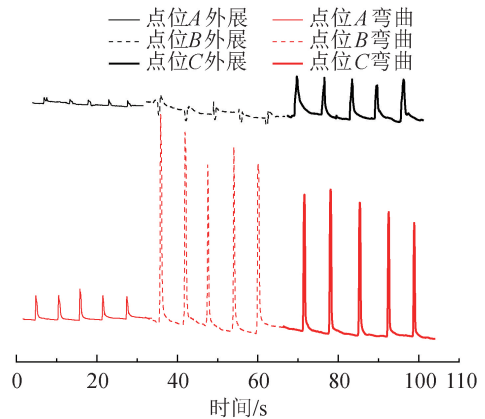


图 11 不同手势电阻数据经 mRMR 算法分析得到的传感器特征的冗余热图

Fig. 11 Redundancy thermogram of sensor features obtained by mRMR analysis of different gesture resistance data

内收、弯曲/伸展运动的响应性,本文设计了3种传感器部署位置,如图12a)所示,纱线传感器分别纵向覆盖食指 MCP 关节、中指 MCP 关节,以及横向覆盖食指和中指 MCP 关节。佩戴数据手套分别进行5次弯曲/伸展和外展/内收的重复性试验,得到各点位处传感器的电阻变化情况,结果如图12b)所示。试验结果表明,3种部署位置下,传感器均对手指的弯曲/伸展运动表现出良好的响应性。然而,将传感器沿手指纵向部署于食指 MCP 关节(点位A)、中指 MCP 关节(点位B)处,无法对手指外展/内收运动做出明显的响应。将传感器横向覆盖食指和中指 MCP 关节(点位C)处,则能够清楚响应手指的外展/内收运动,其平均相对电阻变化率为37.6%。

本文数据手套上传感阵列的最终部署模式如下:5个纱线传感器(传感器1~传感器5)纵向覆盖每根手指 PIP 关节、1个纱线传感器(传感器6)横向覆盖食指和中指 MCP 关节、1个纱线传感器(传感器7)缝合在手套对应于手腕的部位,如图13a)所示。由图13b)可以看出:在食指和中指 MCP 关节横向部署的纱线传感器,对手势“V”的手指外展/内收动作的平均响应灵敏度为52.82%,而手势“U”中食指、中指没有发生外展/内收动作,传感器的平均响应灵敏度仅为9.86%;传感器电阻值出现波动,可能是手套在运动过程中织物的牵拉、褶皱导致的。对比图13b)中传感器6对手势“U”和“V”的平



b) 传感器部署位置对食指和中指不同运动的响应性

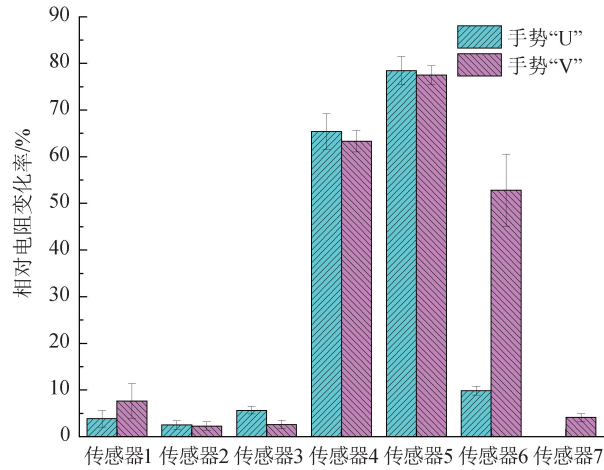
图 12 MCP 运动监测传感器部署方案及其响应性
Fig. 12 Deployment programs and responsiveness of MCP motion monitoring sensor

均响应性可知,在食指、中指 MCP 关节处横向部署纱线传感器能够响应食指、中指的外展/内收动作,从而准确区分字母手势“U”和“V”。

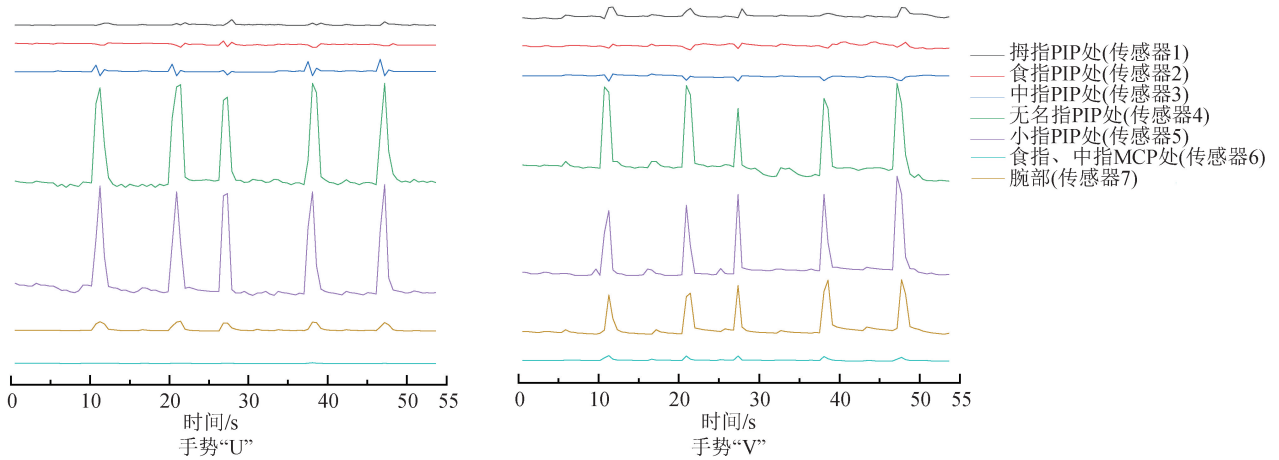
佩戴数据手套对国际手势字母表进行手语翻译,使用数据采集系统采集所有纱线传感器上的电信号,并对数据进行处理后的 t-SNE 可视化^[13],结果如图14a)和图14b)所示,图中每个点代表由传感器数据投影的1个手势信息。图14b)显示的相同手势所投射的相同颜色的数据点聚类效果相比图14a)更明显,不同手势数据点的离散情况也更明显,表明新的传感阵列部署(最终部署)模式能够更清晰地区分不同手势。基于最终部署模式下采集的数据集,使用 KNN 分类器^[14]对手势识别准确性进行预测,得到的混淆矩阵如图14c)所示。可知,预测的数据手套手势平均识别准确率高达90.41%,且最终部署模式下手套的识别稳定性更高,出现易混淆的字母类别相比原部署模式下更少,提升了相似手势之间的区分度,同时提高了相同手势的识别准确度。



a) 数据手套传感阵列最终部署方案



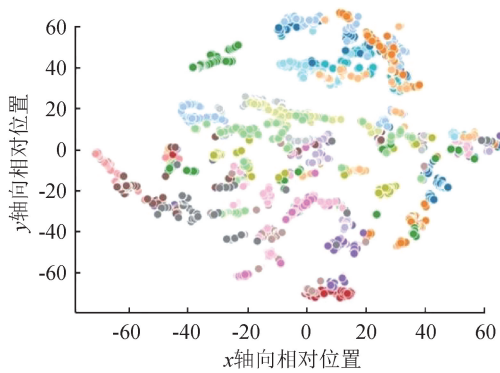
b) 佩戴数据手套演示手势“U”和“V”时各传感器的响应灵敏度



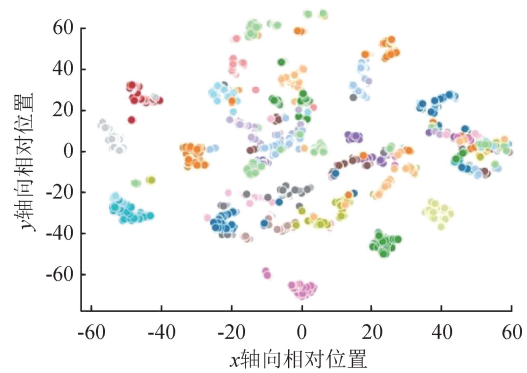
c) 佩戴数据手套演示手势“U”和“V”时各传感器电阻变化

图 13 最终部署方案下相似手势的传感器响应灵敏度对比

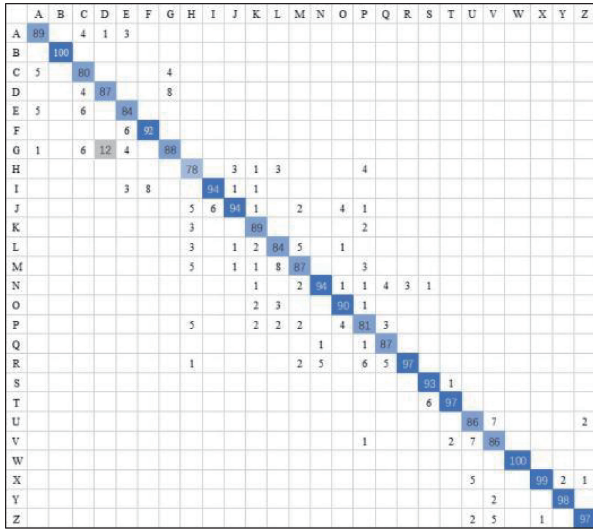
Fig. 13 Comparison of sensors response sensitivity for similar gestures under the final deployment scenario



a) 原部署模式下采集的字母信号数据集的t-SNE结果



b) 最终部署模式下采集的字母信号数据集的t-SNE结果



c) 最终部署模式下采集的字母信号数据集的KNN分类结果

图 14 分类器预测的数据手套手势字母区分度

Fig. 14 The data glove gesture alphabet differentiation predicted by the classifiers

3 结论

本文测试了不同传感阵列部署对国际手势字母表中手势的识别准确性的影响,验证了纺织结构传感阵列作为数据手套动作信号采集系统的可行性。为进一步提高数据手套的手势识别准确性,设计了一种较合理的传感阵列部署模式。研究结果显示:原部署模式(传感器覆盖 5 根手指 PIP 关节)下,集成 Flex Sensor 的数据手套对国际手势字母表的平均识别准确率为 57.1%,集成纱线传感器的数据手套对国际手势字母表的平均识别准确率为 60.0%,两者相差不大,可考虑采用柔性的纱线传感器替换 Flex Sensor,提升数据手套的穿戴舒适性与耐用性;在腕部和食指、中指 MCP 关节处额外部署纱线传感器,能够对相似手势间的细微差别做出明显响应,从而准确识别易混淆手势;通过泛化数据集并使用分类器对传感阵列各通道的电信号进行预测,可得在额外部署纱线传感器的最终部署模式下,数据手套对国际手势字母表中各手势的平均识别准确率高达 90.41%。



期刊采编平台

中国知网下载

参考文献

[1] 李帅,陈东生. 智能服装的发展现状及未来趋势[J]. 国际纺织导报,2023,51(2):30-36.

[2] 李婷. Teijin:用于可穿戴设备的压电式传感器[J]. 国际纺织导报,2019,47(3):44.

[3] LEE B G, LEE S M. Smart wearable hand device for sign language interpretation system with sensors fusion [J]. IEEE Sensors Journal,2018,18(3):1224-1232.

[4] 汪娟,庞沙沙,刘玮,等. 碳纳米管/涤纶包缠纱的制备与性能[J]. 东华大学学报(自然科学版),2016,42(3):350-355.

[5] 邢任权,闫静,杨光,等. 纤维/纱线柔性电阻式应变传感器的研究进展[J]. 产业用纺织品,2022,40(1):1-7.

[6] TASHAKORI A, JIANG Z N, SERVATI A, et al. Capturing complex hand movements and object interactions using machine learning-powered stretchable smart textile gloves[J]. Nature Machine Intelligence, 2024, 6: 106-118.

[7] WU R H, SEO S, MA L Y, et al. Full-fiber auxetic-interlaced yarn sensor for sign-language translation glove assisted by artificial neural network [J]. Nano-Micro Letters, 2022, 14(1): 139.

[8] HUANG F, HUANG C, MENG F Y, et al. Understanding the sensing performance alteration mechanism of a yarn-based strain sensor after encapsulation and an effective encapsulation structural designs[J]. Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects, 2024, 697:134501.

[9] CHONG T W, LEE B G. American sign language recognition using leap motion controller with machine learning approach[J]. Sensors, 2018, 18(10):3554.

[10] PAN M Z, TANG Y Z, LI H Q. State-of-the-art in data gloves: a review of hardware, algorithms, and applications[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 4002515.

[11] WHEATLAND N, WANG Y Y, SONG H G, et al. State of the art in hand and finger modeling and animation[J]. Computer Graphics Forum, 2015, 34(2): 735-760.

[12] ANGULO A P, SHIN K. Mmr+ and Cfs+ feature selection algorithms for high-dimensional data [J]. Applied Intelligence, 2019, 49(5): 1954-1967.

[13] VAN DER MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE [J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(11): 2579-2605.

[14] ZHANG S C. Challenges in KNN classification [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2022, 34(10): 4663-4675.