

用惯性传感器识别连续多自由度足部运动

朱晨瑶, IEEE学生会员, 罗兰, 麦金庚, 王启宁, IEEE高级会员

摘要-连续足部运动的识别在机器人辅助下肢康复中非常重要, 特别是在假肢和外骨骼设计中。例如, 感知足部运动对机器人控制器来说是必不可少的反馈。然而, 很少有研究关注于感知多自由度(DOF)足部运动。提出了一种用于踝关节-足部连续多自由度运动的新型人机交互(HMI)识别穿戴系统。所提出的系统通过创建纠错输出代码, 仅使用来自惯性测量单元和多类支持向量机的运动学信号。我们与多个参与者进行了一项研究, 以使用两种策略验证系统的性能, 一种是通用模型, 另一种是特定主题模型。实验结果显示了令人满意的性能。受试者特异性方法在 $10.9 \text{ ms} \pm 1.7 \text{ ms}$ 的预测时间内实现了 $98.45\% \pm 1.17\%$ (mean \pm SD)的总体准确率, 而一般方法在 $14.1 \text{ ms} \pm 4.5 \text{ ms}$ 的预测时间内实现了 $85.3\% \pm 7.89\%$ 的总体准确率。实验结果表明, 所提出的系统能够比现有的识别策略更有效地识别多个连续自由度足部运动。可应用于踝足康复, 满足多自由度可穿戴下肢机器人的HMI高级控制需求。

索引术语-足部运动、连续识别、惯性传感器、可穿戴机器人。

稿收于2021年5月6日;2021年11月14日、2022年1月24日修稿;2022年2月4日接受。发表日期2022年2月7日;当前版本日期2022年2月25日。本工作得到中国国家重点研发计划项目2018YFB1307300和2018YFE0114700的部分支持;国家自然科学基金项目(91948302、51922015、52005011)资助;部分由北大百度基金资助, 资助项目为2020BD008。(通讯作者:秦宁王)

这项工作的研究涉及人类受试者或动物。所有的伦理和实验程序和方案均由中国北京大学当地伦理委员会批准。

朱晨瑶、麦金庚在先进部工作
北京大学工程学院, 制造与机器人
北京大学, 100871, 并与北京工程研究院合作
北京大学智能康复工程研究中心
北京师范大学, 北京100871

罗澜就职于贝斯以色列女执事医院神经内科

哈佛医学院医学中心, 波士顿, MA 22215 USA。

王启宁, 北京大学工程学院先进制造与机器人系, 北京100871;健康与康复科学大学医学机器人实验室, 青岛266071;北京人工智能研究所, 北京100080;北京大学人工智能研究所, 北京100871 (e-mail: qiningwang@pku.edu.cn)。

数字对象标识符10.1109/TNSRE.2022.3149793

在 过去的几十年里, 研究人员在设计和实现机器人辅助下肢设备方面做出了巨大的努力, 如拟人外骨骼和假肢, 以增强或恢复人类的能力。与机械配置和硬件级控制器的发展相比, 在控制层次的高层人机交互(HMI)方面仍然存在挑战。一个需要给予更多关注的关键问题是快速感知用户的运动意图, 以相对高效和安全地与设备协调[1]。

特别是, 感知踝足运动是机器人辅助下肢HMI高级控制的一个挑战。人的脚可以提供多个自由度, 以提供足部运动的灵活性。同时, 人体中央控制系统调节行走。来自脊柱和大脑的感觉控制使人类在运动过程中快速反应以保持平衡, 包括感知、调整和对环境的反应。与人类足部的运动不同, 现有的拟人化外骨骼和仿生机器人缺乏精细运动控制的灵活性, 因此无法模仿人类足部的运动[2]-[6]。由于HMI是人类通过自然和直观的行为控制机器的重要工具[7], [8], 我们期望一些具有HMI系统的可穿戴下肢机器人。该系统可以快速感知用户的足部运动意图以实现目标, 从而使可穿戴机器人能够适应用户, 并与用户的运动更协调地工作。

最近可穿戴下肢机器人的用户模式识别主要集中在地形或步态模式识别[1], [9]-[14]。为了适应人体的自然运动, 设计可穿戴机器人的运动范围和伴随连续运动的自由度至关重要。不幸的是, 目前的可穿戴下肢机器人大多为脚提供单一的自由度。只有少数几个可以提供两个自由度的脚。虽然伯克利下肢外骨骼(BLEEX)在踝关节处具有三个自由度, 但只有一个自由度, 即踝关节底/背屈, 被驱动[15], [16]。此外, 关于连续足部手势或多轴足部运动的人体运动模式识别研究也很有限[1], [17]-[19]。Scott等人设计了一项研究, 在静态条件下进行2自由度足部运动的足部手势识别[19]。Gregory和Ren尝试了不同的策略来识别基于表面肌电图(sEMG)数据的连续多轴踝关节-足部运动。要预测的运动是在两个自由度, 矢状面(脚)

背屈和跖屈)和额平面(足外翻和内翻)[17]。

此外,在机器人辅助模式下,与假体相比,用户在现有肢体上佩戴外骨骼。外骨骼必须与用户固有的肢体运动协同工作。特别是矫形器是一种独特的外骨骼装置,可以帮助患有肢体病理和工作协调一致的个体[20],这使得运动识别HMI控制策略更加重要。然而,目前的研究只开发了外骨骼识别HMI控制策略的缺乏,但假体装置。首先,关于踝足矫形器(ankle-foot orthoses, afo)模式识别HMI的研究有限[1], [21]-[35]。因此,迫切需要为afo中的HMI高级控制可穿戴系统设计模式识别,以提高患者在物理治疗期间的参与度。因此,为了模仿接近人足的自然功能,开发具有直观反馈控制的穿戴下肢机器人,特别是afo的HMI,本文提出了一种可穿戴HMI系统,用于识别连续运动模式下踝关节-足部精细运动的多个自由度。我们设计这项研究是为了改善用户未来踝关节-足康复的体验。

我们将本文的其余部分组织如下:第II-A节简要描述了人类脚部的自然运动,以介绍本研究中的识别目标运动定义。在描述了系统设计(第II-B节)和我们如何进行实验(第II-C节)之后,第II-D节说明了算法协议,包括两种不同的识别模型设计策略。我们在第III节中介绍了实验结果,并在第IV节中进行了讨论。最后,在第V节中给出了结论。

II. 方法

A. 目标运动定义

在本文中,我们根据解剖位置和解剖平面来描述和定义足部的运动(图1(a))。解剖位置是所有运动的参考点。

正常行走包括足跖屈和足背屈,发生在矢状面,以产生成功的向前双足运动(图1(a, b))。与大多数其他哺乳动物相比,人类的脚可以提供其他自由度,以实现更大的足部运动灵活性。脚的外翻使其远离中线,而倒置使其向中线移动(图1(c))。距骨和跟骨之间形成的足距下关节控制发生在额平面的内翻和外翻(图1(a))。外展使足向外侧远离身体中线,而内收则相反(图1(d))。这些都是横平面上的运动[36], 图1(a)。踝关节在足部力学中起着重要的作用,腿的胫骨、腓骨和足的距骨组成了踝关节,在足部力学中起着至关重要的作用。

B. 系统描述

图2(系统配置图)和图3(系统布局图)展示了我们的传感器设计,一个完全便携和耐磨的

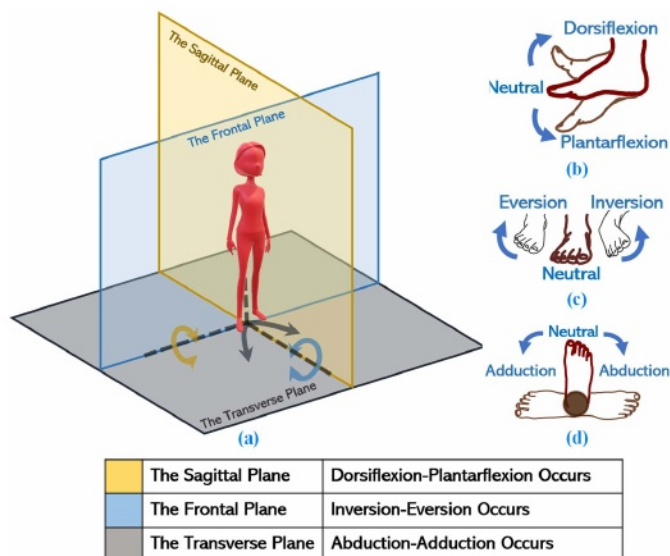


图1所示。(a)本研究中使用的解剖平面和(b-d)研究中定义的足部运动。

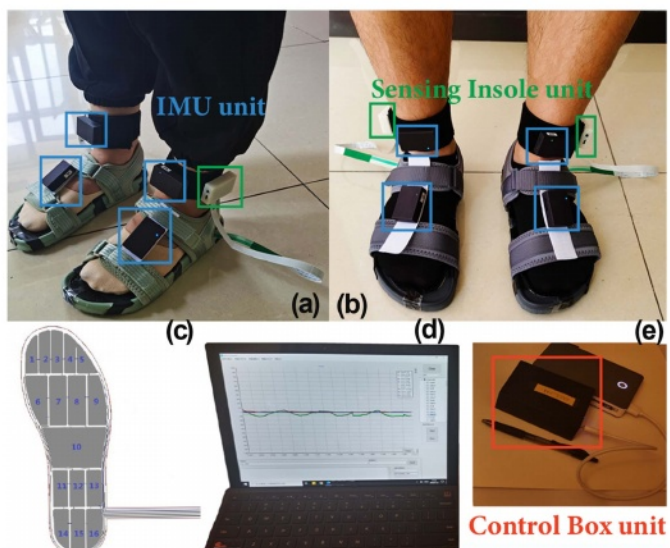


图2所示。(a)佩戴该系统的女性受试者。(b)男性受试者佩戴该系统。(c)定制的多细胞鞋垫,(d)实时监控,(e)为控制箱供电的移动电源。

可测量足底压力和足部动力学数据的无线系统。该系统具有基于板载力和惯性传感器读数实时监测连续动态信号所需的所有逻辑元件(图2(d))。该系统由两个传感鞋垫单元、四个惯性测量单元和一个由我们团队设计的控制盒单元组成。为了确保传感器在每次试验中都处于每个受试者的正确位置,我们利用鞋类来定位传感器单元,有两种配置可用(一种用于女性图2(a),另一种用于男性图2(b))。我们的系统便于携带和佩戴,用户可以在不到两分钟的时间内穿上它。

每个感应鞋垫单元由一个多孔压阻式传感器和一个逻辑单元组成。定制的多孔鞋垫具有16个压阻传感器,可捕获足底受力的大部分区域(图2(c))。ADC放大和

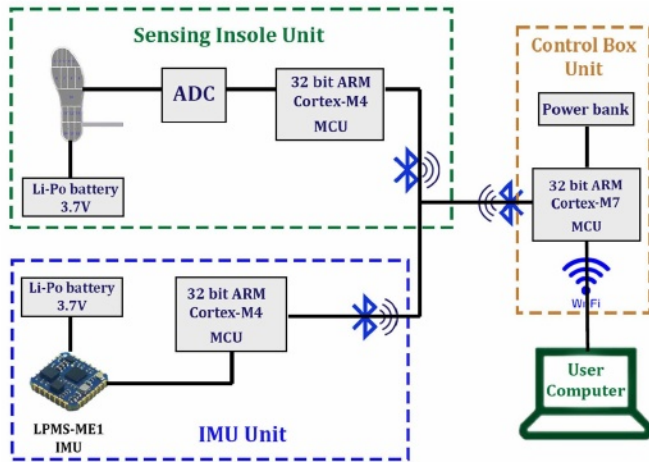


图3所示。系统布局。

将信号数字化，然后将信号馈送到逻辑单元中的32位ARM Cortex-M4处理器。惯性测量单元(IMU)具有9自由度。IMU单元位于足的中线，一个位于外侧楔状体和中间楔状体的中心上方，另一个系在距骨和胫骨底部上方。

一块3.7 V的锂离子电池为所有传感器单元独立供电。传感单元以100Hz的频率采集信号，并通过蓝牙®技术无线发送到充电宝供电控制箱(图2(e))。控制箱包含一个32位ARM Cortex-M7处理器，通过无线局域网使用Wi-Fi模块将传感单元的信号同步并发送到用户计算机。用户可以佩戴控制箱单元，也可以将其定位在距离用户50米的范围内。

C. 实验协议

北京大学地方伦理委员会批准了本研究的方案，所有受试者在实验环节前提供了知情同意。

1)参与者:数据收集自7名无肌肉骨骼或神经系统疾病的健康成人。女性4人，男性3人(平均身高1.69米，范围1.62-1.83米;平均体重63.1 kg，范围52-81 kg)。

2)程序:受试者根据性别选择相应的系统配置，如上一节所述(图2(a, b))。

图4显示了实验的方案。我们对每个志愿者进行指导，并通过示范的方式展示了他们在每个足部阶段应该做什么。然后，在开始实验之前，我们让受试者在教练的监督下练习和熟悉每个足部动作环节。我们假设志愿者的脚具有三维坐标轴，如图1所示。在第一阶段，外展:每走一步，脚在运动过程中绕垂直轴旋转，并向远离身体中线的方向横向旋转。第2阶段，内收:每一步，运动时，足部绕垂直轴旋转，向身体中线方向横向旋转。第三部分，外翻运动:每走一步，

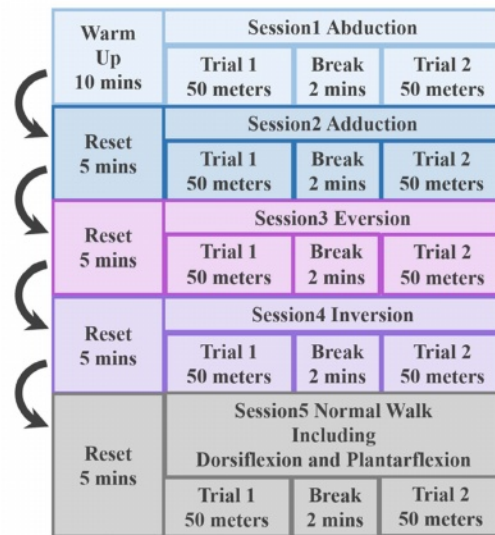


图4所示。实验性的协议。

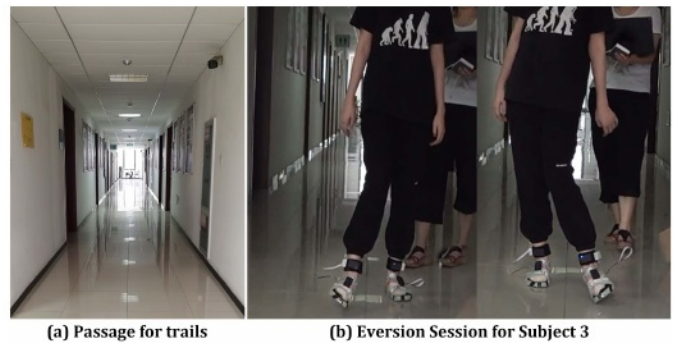


图5所示。(a)实验环境;(b)记录正在进行的试验。

脚底向外倾斜，绕矢状轴旋转，远离身体中线。第四节，倒置:脚底向身体中线倾斜，运动时绕矢状轴旋转。熟悉环节结束后，参与者进行5个不同模式环节:外展、内收、外翻、内翻和正常行走，包括背屈和跖屈。每个模式类型的会话包括一个两分钟休息的试验，然后是另一个试验。此外，参与者在两次试验之间休息5分钟以避免疲劳。每次试验以6秒的校准开始，受试者以自己选择的舒适速度沿着50米的直线路径行走。

如图5所示，每次试验都由指导员根据视频参考标记。在试验期间，我们的无线实时交互系统持续监测从imu和压力鞋垫捕获的足部动态(图2(d))。为了确保完整的实验，如果出现任何差错，技术人员可以中断并重新启动试验。

D. 算法协议

图6给出了模型设计策略流程图。

1)预处理:将来自传感器的100 Hz原始信号馈送到我们定制的预处理算法中。首先，

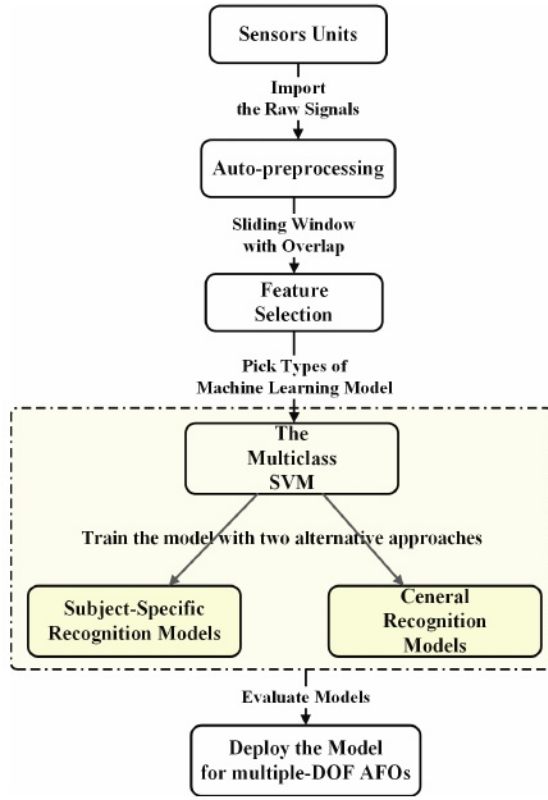


图6所示。识别模型设计流程图。

算法从原始信号中拾取工作通道。然后，使用0.1秒的滑动窗口连续检测和替换数据工作通道中的异常值。采用高斯滤波对IMU传感器信号进行降噪处理，消除了信号中由于漂移引起的连续二次趋势。最后，对信号进行归一化处理。

预处理后，将信号分成两组，一组用于步幅分割，并根据从传感鞋垫捕获的足底力划分背屈和足底屈，另一组用于使用来自惯性传感器的足部动态信号进行足部运动模式识别。新学模型如(1)和(2)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{Force}_i^{\text{Leftfoot}} = [F_i^1, F_i^2, F_i^3, \dots, F_i^j] \\ \mathbf{Force}_i^{\text{Rightfoot}} = [F_i^1, F_i^2, F_i^3, \dots, F_i^j] \end{cases} \quad i, j \in \mathbb{N}; i = 0, 1, 2, 3, \dots, n, n = \text{datapoints} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{IMU}^{\text{LeftCuneiform}} = [x_i^{1(Yaw)}, x_i^{2(Pitch)}, x_i^3, \dots, x_i^j] \\ \mathbf{X}_{IMU}^{\text{LeftTalusTibia}} = [x_i^{1(Yaw)}, x_i^{2(Pitch)}, x_i^3, \dots, x_i^j] \\ \mathbf{X}_{IMU}^{\text{RightCuneiform}} = [x_i^{1(Yaw)}, x_i^{2(Pitch)}, x_i^3, \dots, x_i^j] \\ \mathbf{X}_{IMU}^{\text{RightTalusTibia}} = [x_i^{1(Yaw)}, x_i^{2(Pitch)}, x_i^3, \dots, x_i^j] \end{cases} \quad i, j \in \mathbb{N}; i = 0, 1, 2, 3, \dots, n, n = \text{datapoints} \quad (2)$$

其中 I 为当前数据点， n 为信号内数据点的个数。每个足底力矩阵的 F_i/j 是多孔感测鞋垫的第 j 个压阻式传感器对应的数据点的一列。eac

hIMU矩阵的 $\mathbf{x}_{i,j}$ 对应于第 j 个特定的动力学信号，如， $\mathbf{x}_i^{1(Yaw)}$ ，是横摆角信号的一系列数据点。

2) feature resselection: 根据我们的初步实验，使用75%重叠的1.2秒滑动窗口预处理IMU信号效果更好。每个 $\mathbf{x}_{i,j}$ 被转换成代表 N 个样本的 $N \times 120$ 矩阵 $\mathbf{x}_{N \times 120}$ ，每个样本包含120个数据点，代表一个1.2秒时间持续的运动学信号信息，例如，

$$\mathbf{x}_i^{1(Yaw)} \xrightarrow{\text{Sliding Window}} \mathbf{x}_{N \times 120}^{1(Yaw)}$$

其中 N =样本数。我们尝试了许多特征，如差分 and 均值绝对值(MAVs)[12], [17], 并选择了五个时域特征，以便从每个IMU信号样本中计算最小的计算成本和内存消耗。这些特征的定义如下：

$$\begin{cases} \text{feature1} = \text{mean}(\mathbf{x}) \\ \text{feature2} = \text{std}(\mathbf{x}) \\ \text{feature3} = \text{maximum}(\mathbf{x}) \\ \text{feature4} = \text{minimum}(\mathbf{x}) \\ \text{feature5} = \text{mean}(\text{difference}(\mathbf{x})) \end{cases} \quad (3)$$

其中 \mathbf{x} 代表 $\mathbf{x}_{N \times 120}$ 。算术平均值衡量的是动态信号的集中趋势。标准差用来衡量动态信号的扩散。最大值、最小值和差值在连续动态信号中找到峰值。

3) 运动模式识别: 我们通过创建纠错输出代码(error-correcting output code, ECOC)模型来定制多类支持向量机(SVM)，用于连续的足部运动识别[37], [38]。ECOC方法将模型简化为多个二元支持向量机。——设计。然后，将得到的分类器组合起来用于识别。其思想是设计一个由几个非线性分离超平面组成的鲁棒结构，以实现快速准确的响应。数学算法模型如下图所示：

经过特征选择程序，我们得到了每个IMU单元的 $N \times p$ 大小矩阵……(2)。 N 表示样本， p 表示每个IMU矩阵中的特征变量。

$$\mathbf{X}_{IMU} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^{1(Yaw \text{ featured1})} & \dots & \mathbf{x}_1^p \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}_N^{1(Yaw \text{ featured1})} & \dots & \mathbf{x}_N^p \end{pmatrix}, \quad p, N \in \mathbb{N} \quad (4)$$

利用 p 个特征将多维空间分成两半，用方程 $f(x)$ 定义了参数 β_0 和 a_N 的非线性分离多维超平面。通过简单地利用 $f(x)$ 的幅度和符号，可以很容易地确定测试观测点位于超平面的哪一边。

$$f(x) = \beta_0 + \sum_{p \in S} a_N K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_N) \quad (5)$$

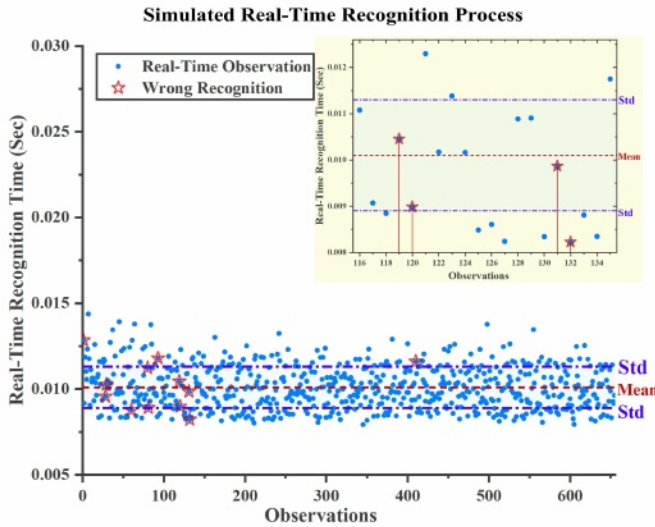


图7所示。模拟实时识别过程。每个实心蓝点代表一次观察。红星表示对应观测的误差预测。紫色虚线表示实时预测试验中所有观测值预测时间的标准差。红色虚线表示实时预测试验中所有观测值的平均预测时间。

\mathbf{X} 是具有 p 特征变量的观测样本。 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_N)$ 为 d 次多项式核,其中 d 为正整数……(6)

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}'_N) = (1 + \sum_{k=1}^p \mathbf{x}_{Nk} \mathbf{x}'_{Nk})^d \quad (6)$$

\mathbf{S} 是支撑点的指标集合,定义为 a_N 非零,它是两个观测值 $\mathbf{x}_N, \mathbf{x}_N$ 给出的

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{x}'_N \rangle = \sum_{k=1}^p \mathbf{x}_{Nk} \mathbf{x}'_{Nk} \neq 0 \quad (7)$$

我们实现了如下所述的两种替代识别方法。图7显示了模拟实时识别的过程。1)特定科目识别方法:该方法独立应用每个科目的数据集,从特定科目的训练数据集中学习,并拟合为该科目量身定制的识别模型的一组系数。然后,我们为特定主题选择了损失最小的最佳学习模型。鉴于每个个体的数据集都有少量的观察值,为了获得最可靠和准确的特定主题模型,我们采用了十倍交叉验证模型评估方法来评估特定主题模型[38], [41]。十倍交叉验证评估方法将数据集随机分为十个子集,其中九个子集用于训练,剩下的一个子集用于测试。评估过程每次使用不同的训练和测试子集,将模型评估过程重复十次。最后,我们使用每个受试者的新数据集来评估在模拟实时条件下选择的模型识别能力。

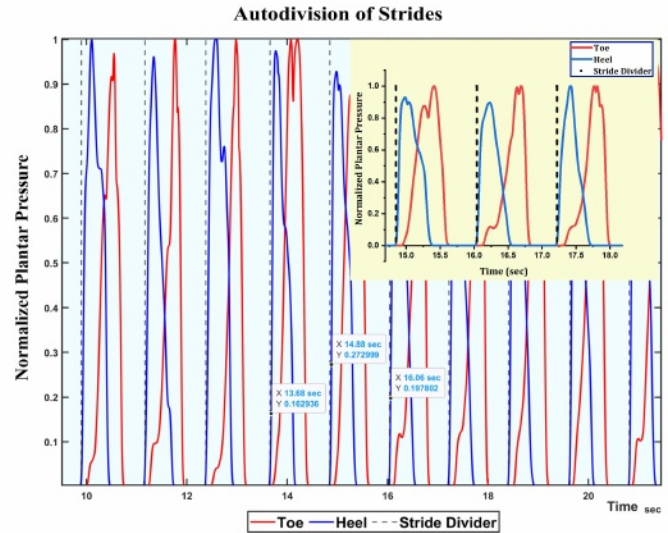


图8所示。连续的步幅自动分割。黑色虚线代表一个步幅的开始,两条相邻的黑色虚线之间代表一个步幅周期。蓝色实线表示自信号处理后的足跟压力。红色实线表示自信号处理后的鞋跟压力。

2)通用识别方法:通用识别模型基于所有被试的采样数据,学习每个被试的拟合模型。鉴于通用方法的广泛数据集,我们选择了hold-out验证[38], [41]。为了获得最可靠、最准确的模型,我们在多次试验的基础上增加了分割分数的随机性。我们将用于验证的随机数据的分数范围扩大到10-30%。因此,我们对所有受试者的数据集应用了相应的90-70%随机分区保留验证。也就是说,我们使用90-70%的随机数据集进行训练,其他10-30%的数据集进行测试。然后,我们选择了所有科目中损失最小的最佳学习模型。最后,我们通过使用每个科目的新数据集来评估在模拟实时条件下训练好的模型识别能力。

III. 结果

A. 系统信息的信号源

我们基于阈值的方法结合来自定制多细胞鞋垫的足底压力信号,确定了步态周期并标记了足部运动模式。图8显示了第II-D节中描述的随机试验中连续自动分割步幅过程的结果。请注意,我们的系统可以检测脚趾和脚跟与地面的接触,从而成功地分割每个步幅。

图9和图10为脚侧归一化原始动态信号和IMU单元三角通道的六模态分布曲线图。从图9和图10可以看出,除了看起来相似的背屈和平屈外,IMU单元各通道的原始动态信号在大多数不同的足部运动模式下都是不同的。这两幅图都表明,我们选择的动态信号组合能够区分大多数不同的足部模式。但是,我们仍然需要保证

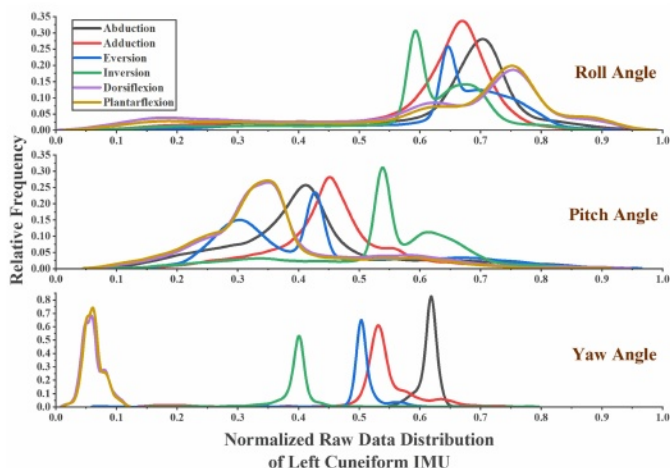


图9所示。受试者总归一化原始动态信号的六运动模式分布曲线。绘制了左脚楔形IMU单元的三个角通道。

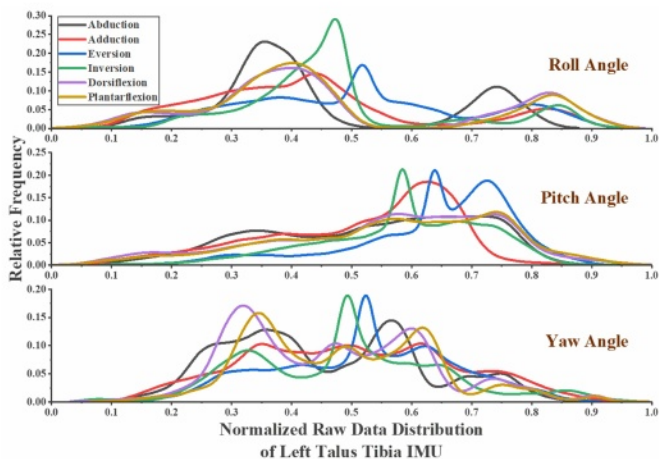


图10所示。受试者总归一化原始动态信号的六运动模式分布曲线。绘制了左脚距骨胫骨IMU单元的三个角通道。

高效的特征选择，区分连续运动中混淆模式的细微差异，使模型产生准确的识别结果。

B. Validity and Reliability

根据我们在II-C和II-D节中描述的实验，图11显示了使用两种方法对每个受试者的总体识别结果。表1显示了识别混淆矩阵，给出了两种方法下六种连续多自由度足部运动模式下所有受试者的均值和标准差的结果。我们以99%的置信水平 $((1-\alpha) \cdot 100\%, \alpha = 0.01)$ 进行了两次单尾(上尾)t检验，分别检验了两种方法下系统识别精度效果的统计显著性。单尾t检验通常用于假设检验，以确定一种方法是否对我们的观察兴趣有影响。统计t检验在统计推断界是比较常见的。我们针对系统的识别准确性的备选假设进行测试

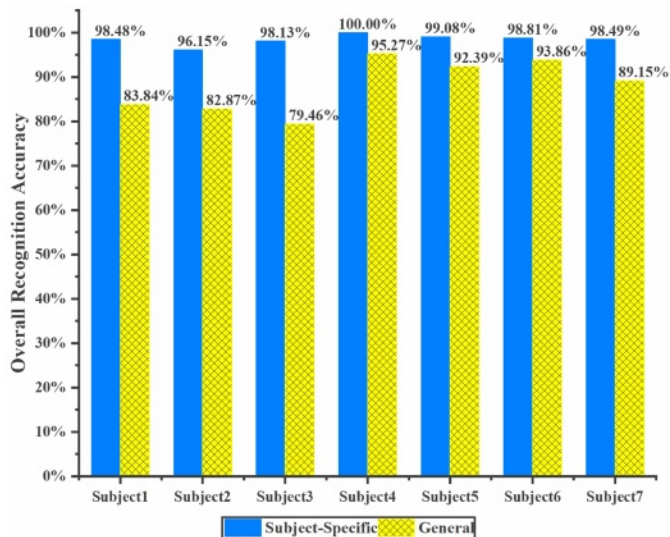


图11所示。对于两种模型设计策略，一般方法和特定主题方法，每个受试者的识别总体准确性结果。

稳定地倾向于一个大于1/2的效果方向[42], [43]。对于受试者特异性方法，受试者在三个平面上的三个旋转自由度的总体识别准确率从96.15到100%不等 $(98.45\% \pm 1.17\%, \text{平均值和SD})$ ($p < 0.0001$)。对于一般方法，受试者在三个旋转自由度上沿三个平面的总体识别准确率为79.46 ~ 95.27% $(85.3 \pm 7.89\%, \text{平均值, SD})$ ($p < 0.0001$)。检验统计量显示,系统预测准确率具有较高的统计学意义($p < 0.0001$)。此外,在t检验之前,为了检验t检验的正态性假设,我们对任意一种方法的识别准确率服从正态分布的原假设进行了正态性检验。在主体特异性方法下,识别准确率接受原假设($p = 0.35$)并服从正态分布。在一般方法下,识别准确率也接受原假设($p = 0.47$)并服从正态分布。结果表明,两种方法均能有效识别连续多自由度足部运动。

图12显示了两种方法在所有受试者中分布的每种识别模式汇总统计结果。我们还进行了双尾配对t检验,置信水平为99% $((1-\alpha) \cdot 100\%, \alpha = 0.01)$,以检验两种方法识别准确率差异的统计显著性($p = 0.0026$)。双尾t检验通常用于假设检验,以确定两种方法的兴趣群体是否不同,而不指定方向。零假设是两种方法的识别准确率总体来自相同的分布[42], [43]。检验统计量发现,两种方法的识别准确率存在高度统计学显著差异($p = 0.0026$)。

C. 预测时间

表2显示了两种方法在所有受试者中所有跨步的模拟实时识别时间结果。

表1两种方法检测受试者足部运动总量结果的混淆矩阵(mean SD)

A

		Abduction	Adduction	Dorsiflexion	Eversion	Inversion	Plantarflexion
Subject-Specific	Abduction	99.77 0.39%	0.0 0.0%	0.0 0.0%	0.0 0.0%	0.0 0.0%	0.23 0.39%
	Adduction	0.0 0.0%	100.0 0.0%	0.0 0.0%	0.0 0.0%	0.0 0.0%	.0 0.0%
	Dorsiflexion	0.0 0.0%	0.0 0.0%	94.53 3.52%	0.0 0.0%	0.0 0.0%	5.47 3.52%
	Eversion	0.0 0.0%	0.0 0.0%	0.0 0.0%	100.0 0.0%	0.0 0.0%	0.0 0.0%
	Inversion	0.0 0.0%	0.0 0.0%	0.0 0.0%	0.0 0.0%	100.0 0.0%	0.0 0.0%
	Plantarflexion	0.0 0.0%	0.0 0.0%	6.81 7.22%	0.0 0.0%	0.0 0.0%	93.19 7.22%
General	Abduction	87.96 15.73%	5.30 13.19%	1.23 2.25%	4.65 12.31%	0.24 0.41%	0.61 1.45%
	Adduction	1.96 2.64%	84.76 20.36%	5.27 10.53%	0.42 0.6%	1.52 2.16%	5.07 11.5%
	Dorsiflexion	4.17 5.57%	3.54 7.1%	79.31 23.97%	0.22 0.58%	0.16 0.41%	12.61 14.39%
	Eversion	0.69 1.16%	0.13 0.35%	0.17 0.33%	93.64 7.27%	4.722 6.7%	0.63 0.99%
	Inversion	6.49 10.78%	4.36 4.58%	0.0 0.0%	0.63 1.12%	88.44 8.67%	0.08 0.22%
	Plantarflexion	5.04 8.27%	2.70 4.59%	1.32 2.56%	0.37 0.64%	0.0 0.0%	90.56 12.53%

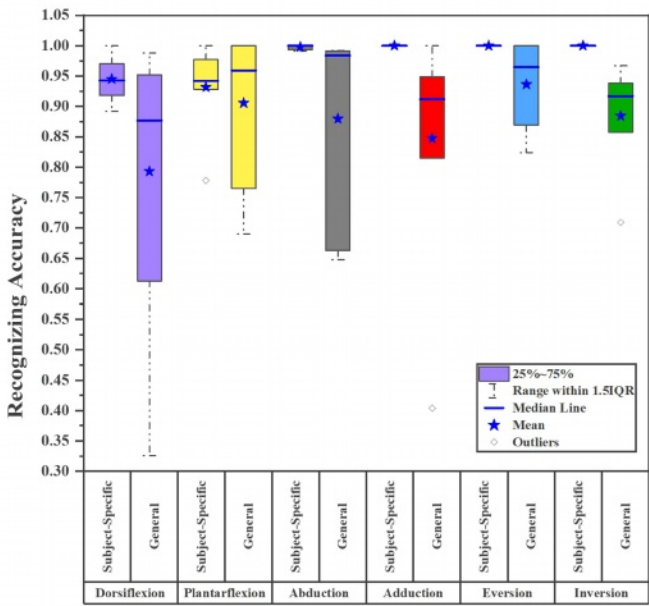


图12所示。两种策略的每个足部运动模式识别精度的箱形图。

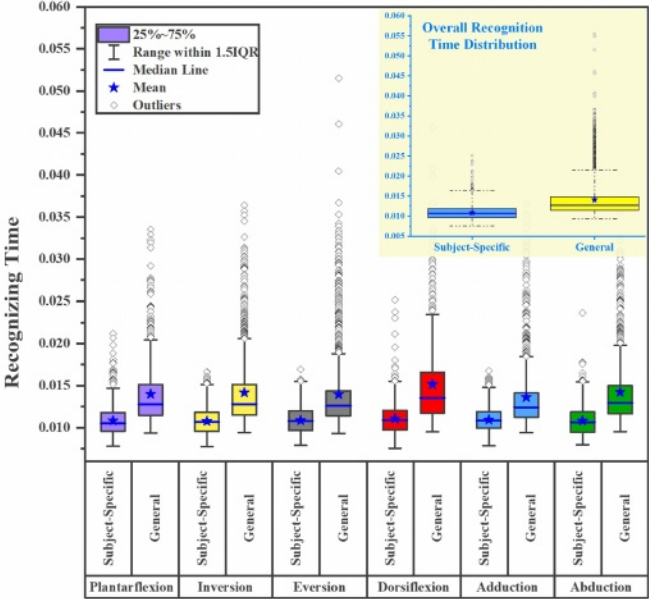


图13所示。预测时间分析的箱形图。右下角的内图显示了所有受试者跨步的两种方法的整体预测时间比较。

表二世

从所有被试的总步幅对测试结果的识别时间

Unit: millisecond (ms)	Subject-Specific	General
Shortest Time	7.6	9.3
Longest Time	25.2	55.4
Average Time (mean)	10.9	14.1
Standard Deviation Time (SD)	1.7	4.5

我们又进行了两次单尾(下尾)t检验，置信水平为99%((1-α)·100%，α= 0.01)，分别检验了两种方法的系统识别时间效率的统计显著性。单尾t检验通常提供更大的能力来检测一种效应，即一种方法是否影响对我们感兴趣的观察。我们对另一种假设进行了检验，即系统的识别时间总体在1.2秒内稳定地倾向于一个效应方向[40]，[42]。对于特定主题

方法中，所有受试者的模拟步幅实时识别时间在7.6 ~ 25.2 ms(10.9±1.7 ms，平均值和SD)之间变化($p < 0.0001$)。对于一般方法，所有受试者的识别时间在9.3 ~ 55.4 ms(14.1±4.5 ms，平均值和SD)之间变化($p < 0.0001$)。在t检验之前，为了检验t检验的正态性假设，我们对两种方法的系统识别时间服从正态分布的原假设进行了正态性检验。在特定受试者方法下，系统识别时间也接受原假设($p = 0.31$)并服从正态分布。在一般方法下，系统识别时间接受原假设($p = 0.12$)，也服从正态分布。检验统计量显示，我们提出的系统对于足够的识别时间具有很高的统计显著性($p < 0.0001$)。

从箱线图中，图13给出了对识别时间分布的洞察。同样，我们也进行了双尾分析

以99%的置信水平 $((1-\alpha) \cdot 100\%, \alpha = 0.01)$ 进行配对t检验, 检验我们两种方法的识别时间差的统计显著性($p = 0.0002$)。统计推断界经常使用双尾t检验来确定两种方法的兴趣群体是否不同, 而不指定方向。原假设是两种方法的识别时间总体来自相同的分布[42], [43]。检验统计量发现两种方法在识别时间上的差异具有很高的统计显著性($p = 0.0002$)。

IV. 讨论

个人对可穿戴设备操作的适应程度和速度与HMI的控制方式密切相关。因此, 监督模式识别系统对用户运动意图的响应能力决定了最优协调程度和系统效率。本文的研究实验验证了我们所提出的识别系统的可行性, 该系统基于单一的运动学信号源捕获用户沿三个平面连续三度的多自由度足部运动。此外, 实验比较了两种导引方法在未来多自由度可穿戴下肢康复机器人中的导引效果。它满足了多自由度可穿戴下肢康复机器人的识别HMI控制策略的设计需求, 特别是在afo中。

A. 系统分析

目前, 没有发表的研究报道连续三自由度踝足运动识别, 特别是在AFO的HMI识别控制策略中。现有的两项关于踝足识别的研究[17]、[19]都缺少一个DOF, 也都没有计算预测时间。Scott等人的研究涉及2-DOF足部运动, 识别准确率约为86%。该研究缺少一个正面DOF, 也没有连续运动识别模式[19]。Gregory和Ren尝试了不同的策略来识别连续的多轴踝关节-足部运动, 并获得了77.2%的最高意图预测准确率。该研究仅包含足部2-DOF运动, 缺乏横平面的1个DOF(足外展和内收)[17]。

我们的研究有更多的dof, 在连续运动过程中识别更多的足部运动模式。同时, 我们提出的系统在准确率方面取得了更好的结果[17], [19]。此外, 与使用用户表面肌电(sEMG)传感器的研究相比[17], sEMG传感器依靠与人体肌肉直接接触来获得稳定、清晰的人体肌肉兴奋性;因此, 不适用于肢体功能不全或肌肉萎缩等肢体病理的个体。IMU信号可以克服这些缺点。

第III-A节给出了我们提出的系统的原始信号, 我们设计的系统的传感器位置和信号源经过验证, 以显示识别潜力。我们将特征选择技术和算法应用于

设计系统的归一化原始信号输出, 以进一步提高系统识别效果。特定的特征可以捕捉到动态信号中有关信息的细微差别, 并使模型不被动态信号中不影响识别结果的无关信息分散注意力。实验结果验证了IMU动态信号结合算法和系统选择的特征可以有效识别连续多自由度足部运动。与Gregory和Ren总共使用6个semg相比, 他们在每条腿上放置了3个传感器[17]。我们提出的系统具有方便实用的优点, 同时也保证了更高的精度。此外, 我们的系统比以往的研究[17]、[19]给出了每一步预测时间的计算。系统可以快速感知连续运动过程中足部运动状态的多个自由度。我们的人机界面多自由度识别系统满足了机器人辅助下肢设备控制层次的高水平。使用我们提出的系统的用户可以更直观、更有效地控制设备。该系统还可以满足人体踝足运动监测的需求。该系统可以辅助治疗师、医护人员和患者进行诊断、治疗和康复, 例如步态异常检测, 进一步观察病理步态进行诊断, 以及机器人辅助的家庭医疗保健。传统的方法往往受到空间和时间的限制。再加上我们完全便携和可穿戴的无线系统, 用户有了更多的选择, 可以自由地解决他们工作和生活的更多方面。

B. 特定学科方法vs.通用方法

如III-B节的结果所示, 特定受试者方法通过识别所有足部运动模式, 保持了较高的稳定性和准确性。一般方法在少数足部运动模式中准确率较低, 波动相对较大, 尤其是在识别背屈模式时。这种令人困惑的识别可能是由于不同个体具有独特的运动习惯造成的。综上所述, 针对特定对象的方法产生了明显更好的识别结果, 并且比所有分析参数的通用方法要稳定得多。

如第III-C节的结果所示, 我们验证了在两种方法下, 与平均成人步幅时间1.2秒相比, 系统的响应速度足够快[39], [40]。我们还发现, 特定受试者模型的响应时间明显短于一般模型。从图13中我们可以看到, 在对每种足部运动模式的识别上, 并没有明显的趋势或差异。综上所述, 系统可以提供快速的识别响应。研究结果还显示, 对于不同的足部运动, 识别时间没有明显的趋势。与一般模型相比, 特定主体模型的反应速度更快。

如上所述, 我们提出的一般策略和特定主题策略都比以前的作品[17]、[19]要好。我们提出的系统可以在连续运动下识别包含更多足部运动的更多dof

模式,并计算每一步的预测时间。我们还在模拟实时条件下评估了两种方法的系统性能。实验结果表明,使用特定主题方法的系统具有很高的潜力。与通用模型相比,特定主题模型对所有分析参数的识别性能更好。这背后的原因可能是个体具有不同的身体身体状况和独特的足部运动习惯。我们的研究表明,在未来的多自由度下肢HMI康复装置设计中,选择一种针对受试者的方法可能更有效。

C. 局限性

我们提出的系统可以比以前的工作更准确地识别连续的多自由度脚踝-脚运动[17], [19]。虽然在一般模型中准确性相对降低,但这可能是由于个体身体状况和运动习惯的差异。总的来说,我们提出的系统所获得的显著结果进一步证明了我们的系统可以有效地实现连续多自由度足部运动识别。

我们的系统的一些设计特征可以在未来得到改进。一般模型的精度仍有提高的空间。针对特定学科的方法往往意味着高昂的成本。泛化模型可以降低工业制造成本。虽然对于每个特定用户,通用模型的有效性相对不如特定主题模型,但它仍然具有相当大的价值。由于通用模型可以以较低的成本满足大多数用户的一般需求,用户可以在紧急情况下立即使用。如果用户在未来满足条件,用户还可以选择专题型。目前,这是一项试点研究,旨在验证我们提出的可穿戴识别系统在三个平面上连续多自由度足部运动的有效性。在未来的工作中,我们将主要探索提高一般方法识别精度的方法。此外,探索系统在不同地形上的性能也会很有趣。未来我们可以做的另一个改进是减少传感器的使用数量,而不是在每只脚上使用两个imu。因此,我们未来的研究将进一步简化系统,但保持较高的精度。

V. 结论

在这项工作中,我们首先提出了一种HMI识别可穿戴系统,用于沿三个平面连续多自由度的足部运动。所有受试者的实验结果验证了系统的有效性,具有令人满意的识别精度和识别时间。实验结果还表明,在所有分析的评估结果中,包括效度、信度和识别时间,特定主题方法都优于一般方法。我们的研究补充了多自由度下肢康复机器人的需求,这与afo的HMI控制密切相关,

并为未来的足部和踝关节可穿戴康复设备方案设计提供了见解。

鸣谢

作者要感谢匿名审稿人提出的宝贵建议,也要感谢张世昌在制作和组装电路和机械结构方面所提供的帮助。

参考文献

- [1] R. Jiménez-Fabián and O. Verlinden, "Review of control algorithms for robotic ankle systems in lower-limb orthoses, prostheses, and exoskeletons," *Med. Eng. Phys.*, vol. 34, no. 4, pp. 397–408, May 2012.
- [2] H. Herr, "Exoskeletons and orthoses: Classification, design challenges and future directions," *J. NeuroEng. Rehabil.*, vol. 6, p. 21, Jun. 2009.
- [3] P. Cherelle, V. Grosu, A. Matthys, B. Vanderborght, and D. Lefeber, "Design and validation of the ankle mimicking prosthetic (AMP-) foot 2.0," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 22, no. 1, pp. 138–148, Jan. 2014.
- [4] S. Vitečková, P. Kutilek, and M. Jirina, "Wearable lower limb robot-ics: A review," *Biocybern. Biomed. Eng.*, vol. 33, no. 2, pp. 96–105, 2013.
- [5] W. Huo, S. Mohammed, J. C. Moreno, and Y. Amirat, "Lower limb wearable robots for assistance and rehabilitation: A state of the art," *IEEE Syst. J.*, vol. 10, no. 3, pp. 1068–1081, Sep. 2016.
- [6] H. Fritz, D. Patzer, and S. S. Galen, "Robotic exoskeletons for reen-gaging in everyday activities: Promises, pitfalls, and opportunities," *Disability Rehabil.*, vol. 41, no. 5, pp. 560–563, Feb. 2019.
- [7] A. K. Raj, P. D. Neuhaus, A. M. Moucheboeuf, J. H. Noorden, and D. V. Lecoutre, "Mina: A sensorimotor robotic orthosis for mobility assistance," *J. Robot.*, vol. 2011, pp. 1–8, Oct. 2011.
- [8] W. Takano, J. Obara, and Y. Nakamura, "Action recognition from only somatosensory information using spectral learning in a hidden Markov model," *Robot. Auto. Syst.*, vol. 78, pp. 29–35, Apr. 2016.
- [9] F. Gao, G. Liu, F. Liang, and W.-H. Liao, "IMU-based locomotion mode identification for transtibial prostheses, orthoses, and exoskeletons," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 28, no. 6, pp. 1334–1343, Jun. 2020.
- [10] H. Huang, F. Zhang, L. J. Hargrove, Z. Dou, D. R. Rogers, and K. B. Englehart, "Continuous locomotion-mode identification for prosthetic legs based on neuromuscular-mechanical fusion," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, no. 10, pp. 2867–2875, Oct. 2011.
- [11] T.-H. Hwang, J. Reh, A. O. Effenberg, and H. Blume, "Real-time gait analysis using a single head-worn inertial measurement unit," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, vol. 64, no. 2, pp. 240–248, May 2018.
- [12] J. Ryu, B.-H. Lee, J. Maeng, and D.-H. Kim, "SEMG-signal and IMU sensor-based gait sub-phase detection and prediction using a user-adaptive classifier," *Med. Eng. Phys.*, vol. 69, pp. 50–57, Jul. 2019.
- [13] M. D. S. S. Manchola, M. J. P. P. Bernal, M. Munera, and C. A. Cifuentes, "Gait phase detection for lower-limb exoskeletons using foot motion data from a single inertial measurement unit in hemiparetic individuals," *Sensors*, vol. 19, no. 13, p. 2988, Jul. 2019.
- [14] W. Huo, S. Mohammed, Y. Amirat, and K. Kong, "Fast gait mode detection and assistive torque control of an exoskeletal robotic orthosis for walking assistance," *IEEE Trans. Robot.*, vol. 34, no. 4, pp. 1035–1052, Aug. 2018.
- [15] H. Kazerooni and R. Steger, "The Berkeley lower extremity exoskeleton," *J. Dyn. Syst. Meas. Control-Trans. ASME*, vol. 128, pp. 14–25, Mar. 2006.
- [16] A. B. Zoss, H. Kazerooni, and A. Chu, "Biomechanical design of the Berkeley lower extremity exoskeleton (BLEEX)," *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 11, no. 2, pp. 128–138, Apr. 2006.
- [17] U. Gregory and L. Ren, "Intent prediction of multi-axial ankle motion using limited EMG signals," *Frontiers Bioeng. Biotechnol.*, vol. 7, p. 335, Nov. 2019.
- [18] S. Maragliulo, P. F. A. Lopes, L. B. Osorio, A. T. De Almeida, and M. Tavakoli, "Foot gesture recognition through dual channel wearable EMG system," *IEEE Sensors J.*, vol. 19, no. 22, pp. 10187–10197, Nov. 2019.
- [19] J. Scott, D. Dearman, K. Yatani, and K. N. Truong, "Sensing foot gestures from the pocket," in *Proc. 23rd Annu. ACM Symp. User Interface Softw. Technol.*, 2010, pp. 199–208.

- [20] J. A. de la Tejera, R. Bustamante-Bello, R. A. Ramirez-Mendoza, and J. Izquierdo-Reyes, "Systematic review of exoskeletons towards a general categorization model proposal," *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 1, p. 76, Dec. 2020.
- [21] A. J. Yoder, B. N. Mazzone, R. S. Miltenberger, and S. Farrokhi, "Biomechanical improvements following foot strike biofeedback training for a patient using a passive dynamic ankle-foot orthosis during running," *Prosthetics Orthotics Int.*, vol. 43, no. 4, pp. 447–452, 2019.
- [22] C. Nikamp, J. V. D. Palen, H. Hermens, J. Rietman, and J. Buurke, "o28: A randomized controlled trial on providing ankle-foot orthoses in the early rehabilitation after stroke: The kinematic effects," *Gait Posture*, vol. 57, p. 50, Sep. 2017.
- [23] H. Sankaranarayan, A. Gupta, M. Khanna, A. B. Taly, and K. Thennarasu, "Role of ankle foot orthosis in improving locomotion and functional recovery in patients with stroke: A prospective rehabilitation study," *J. Neurosci. Rural Pract.*, vol. 7, no. 4, p. 544, 2016.
- [24] C. G. Pfeifer, S. Grechenig, B. Frankewycz, A. Ernstberger, M. Nerlich, and W. Krutsch, "Analysis of 213 currently used rehabilitation protocols in foot and ankle fractures," *Injury*, vol. 46, pp. S51–S57, Oct. 2015.
- [25] S. Tyson, E. Sadeghi-Demneh, and C. Nester, "A systematic review and meta-analysis of the effect of an ankle-foot orthosis on gait biomechanics after stroke," *Clin. Rehabil.*, vol. 27, no. 10, pp. 879–891, Oct. 2013.
- [26] K. A. Shorter, G. F. Kogler, E. Loth, W. K. Durfee, and E. T. Hsiao-Weckslar, "A portable powered ankle-foot orthosis for rehabilitation," *J. Rehabil. Res. Develop.*, vol. 48, no. 4, p. 459, 2011.
- [27] S. Au, M. Berniker, and H. Herr, "Powered ankle-foot prosthesis to assist level-ground and stair-descent gaits," *Neural Netw.*, vol. 21, no. 4, pp. 654–666, May 2008.
- [28] A. Gómez-Espinosa, N. Espinosa-Castillo, and B. Valdés-Aguirre, "Foot-mounted inertial measurement units-based device for ankle rehabilitation," *Appl. Sci.*, vol. 8, no. 11, p. 2032, Oct. 2018.
- [29] R. W. Teasell, M. P. McRae, N. Foley, and A. Bhardwaj, "Physical and functional correlations of ankle-foot orthosis use in the rehabilitation of stroke patients," *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, vol. 82, no. 8, pp. 1047–1049, Aug. 2001.
- [30] L. Chinn and J. Hertel, "Rehabilitation of ankle and foot injuries in athletes," *Clinics Sports Med.*, vol. 29, no. 1, p. 157, 2010.
- [31] M. Islam and E. T. Hsiao-Weckslar, "Detection of gait modes using an artificial neural network during walking with a powered ankle-foot orthosis," *J. Biophys.*, vol. 2016, pp. 1–9, Dec. 2016.
- [32] P. K. Jamwal, S. Q. Xie, S. Hussain, and J. G. Parsons, "An adaptive wearable parallel robot for the treatment of ankle injuries," *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 19, no. 1, pp. 64–75, Feb. 2014.
- [33] P. K. Jamwal, S. Hussain, and S. Q. Xie, "Three-stage design analysis and multicriteria optimization of a parallel ankle rehabilitation robot using genetic algorithm," *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, vol. 12, no. 4, pp. 1433–1446, Oct. 2015.
- [34] P. K. Jamwal, S. Hussain, M. H. Ghayesh, and S. V. Rogozina, "Impedance control of an intrinsically compliant parallel ankle rehabilitation robot," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 63, no. 6, pp. 3638–3647, Jun. 2016.
- [35] J. A. Blaya and H. Herr, "Adaptive control of a variable-impedance ankle-foot orthosis to assist drop-foot gait," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 12, no. 1, pp. 24–31, Mar. 2004.
- [36] C. L. Brockett and G. J. Chapman, "Biomechanics of the ankle," *Orthopaedics Trauma*, vol. 30, no. 3, pp. 232–238, 2016.
- [37] E. L. Allwein, R. E. Schapire, and Y. Singer, "Reducing multiclass to binary: A unifying approach for margin classifiers," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 1, pp. 113–141, Sep. 2001.
- [38] E. Alpaydin, *Introduction to Machine Learning*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2020.
- [39] R. B. Dale, "Principles of rehabilitation," in *Physical Rehabilitation of the Injured Athlete*. Philadelphia, PA, USA: Saunders, 2012, pp. 41–66.
- [40] C. R. McAvoy *et al.*, "Cadence (steps/min) and relative intensity in 21 to 60-year-olds: The CADENCE-adults study," *Int. J. Behav. Nutrition Phys. Activity*, vol. 18, no. 1, pp. 1–15, Dec. 2021.
- [41] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern Classification*, 2nd ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2012.
- [42] G. Casella and R. L. Berger, *Statistical Inference*, 2nd ed. Boston, MA, USA: Cengage Learning, 2021.
- [43] R. V. Hogg, M. Joseph, and T. C. Allen, *Introduction to Mathematical Statistics*, 6th ed. London, U.K.: Pearson, 2005.