

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108776

基于多模态步行意图识别的助行机器人柔顺控制^{*}

赵东辉,王 威,张紫涵,杨子豪,杨俊友
(沈阳工业大学电气工程学院 沈阳 110870)

摘 要:在辅助行走或步行康复训练过程中,助行机器人在紧密跟随人体步态的基础上,准确识别异常行为是人机交互的重要内容。为此,提出一种兼具通用性、鲁棒性与便捷性的非接触式多模态步行意图识别方法,能够准确识别多种步态并柔顺地控制机器人运行。首先,分析了步行辅助机器人和步行康复训练机器人的结构、功能与运动学模型,建立了内嵌式机载步态信息检测系统,从而准确描述步态变化规律;其次,为有效解决标志点丢失问题,提出了一种新型的扩展集员滤波算法来精确估计膝关节角度;最后,通过引入用户步态信息,建立了一种基于步态补偿的柔性控制方法并进行了实验研究。实验表明,提出的算法能够在有效克服标记点丢失的情况下,准确识别交互过程中的正常步态,并柔顺地控制机器人运动,同时对跌倒和拖拽步态进行有效识别,识别率分别达到 91.3% 和 89.3%。该非接触式步态意图识别方法可以应用于具有类似结构的助行器及其日常助行与康复训练场景。

关键词:助行机器人;柔顺控制;拖拽步态;标记点丢失;非接触检测

中图分类号: TN911.72 TH711 TH9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Compliance control of walking aid robots based on multimodal walking intention recognition

Zhao Donghui, Wang Wei, Zhang Zihan, Yang Zihao, Yang Junyou
(School of Electrical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: During the process of assisted walking or gait rehabilitation training, it is essential to recognize abnormal behaviors accurately in human-computer interaction on the basis of following user's gait closely. This article proposes a non-contact recognition method which has advantages of universality, robustness, and convenience for multimodal walking intention. It can control the robot flexibly and accurately recognize various gaits. Firstly, the structure, functions, and kinematics models of the walking assist robot and the gait rehabilitation training robot are introduced, and an embedded airborne gait recognition system is established. It can accurately describe the gait and changing rule. Secondly, to effectively solve the problem of mark point loss, a new extended set membership filter is proposed to estimate the knee angle. Finally, a compliance control method based on walking speed compensation is established by combining with gait information. Experimental results show that the proposed method could effectively overcome the loss of marker points, identify the normal gait accurately in the interaction process, and flexibly control the robot movement. Meanwhile, it can effectively recognize the falling and drag-to-drop gait. The recognition rates are 91.3% and 89.3%, respectively. The non-contact walking intention recognition method can be applied to walkers with similar structures and their daily walking assistance or rehabilitation training.

Keywords: walking aid robot; compliance control; drag-to-drop gait; marker point loss; non-contact recognition

0 引 言

随着人口老龄化日益严重,脑卒中、脊髓损伤、脑外

伤等下肢运动功能障碍人群基数增大,我国对可移动的智能化辅助设备存在着巨大需求^[1]。其中,针对老年人和下肢运动功能障碍患者的助行机器人可分为两类:外骨骼式机器人^[2]和轮式助行机器人^[3],他们已经成功应

用于医院、养老中心等公共场所。然而,相比于成人护理中心或医疗保健场所,老年人和行动不便者更青睐在家中辅助行走和步行康复训练,这样的交互模式为他们带来更高的交互体验^[4]。为此,本文自主研发了面向于家庭、医院、养老中心等室内场景,以老年人和下肢运动障碍患者为应用对象的两种助行机器人分别为步行辅助机器人(walking assist robot, WAR)和步行康复训练机器人(gait rehabilitation training robot, GRTR)。其中,WAR 提供辅助行走和辅助站立功能,GRTR 通过多种交互模式辅助用户进行步行康复训练。

在辅助行走过程中,机器人能够柔顺地适应具有不同行动能力用户的步态意图是助行机器人重要研究内容之一。目前机器人柔顺控制的相关研究主要面向协作机器人和多足机器人,针对助行机器人的柔顺控制研究较少。Li 等^[5]提出一种双边主从柔顺控制算法,用户可以根据受损肢体的感觉调节输入力,实现机器人柔顺控制。JR 等^[6]提出了一种基于可变旋转中心的机器人行走控制方法,该方法改变了系统的运动学结构以适应具有运动功能缺陷的用户行走方式。Jiang 等^[7]提出了一种自主导航和被动移动相结合的柔顺控制方法。该方法根据机器人集成的激光雷达采集周围环境信息,主动控制机器人躲避障碍物。徐文霞等^[8]提出使用激光测距仪和力传感器分别得到用户上肢和下肢的运动趋势,并采用融合算法获取用户意图。以上研究大都采用力传感器或可穿戴设备进行人体运动意图识别,然而,反复穿戴、矫正设备等诸多繁琐步骤,给下肢行动不便者带来麻烦,因此需要为行动不便者研发一种避免繁琐步骤的柔顺化控制方法。

助行机器人的另外一个重要要求就是安全性。近年来,国内外学者已经提出了一些跌倒检测方法如可穿戴传感器检测、视觉检测等。Qiu 等^[9]提出 DH (Denavit-Hartenberg) 协议与可穿戴传感器相结合的方法估计用户位姿,及时发现用户的异常状态。Tu 等^[10]提出了基于关键点位置信息和步态周期幅值信息的步态识别算法,该算法使用 MEMS 加速度传感器对人体步态加速度数据进行分析。在视觉检测方面,Mastorakis 等^[11]基于机器视觉的 3D 边界框提出了一种无需场景先验知识的步行跌倒检测系统。李轶等^[12]使用摄像头采集的步态周期关键点处傅里叶描述子对步态特征进行描述,该方法可以识别人体的异常状态。但视觉检测方法对于识别场景存在限制及摄像机视角被遮挡的风险。此外,Li 等^[13]提出了一种变阻尼导纳的控制方法,通过人机交互力的大小识别用户运动意图,实现对人体运动的快速响应。Di 等^[14]提出基于压力中心(center of the pressure, COP)的方法估计助步机器人操作期间的姿态,用户的跌倒。然而这些方法并未考虑用户无法跟上辅助行走机器人的运

行速度从而被拖拽的问题,即无法识别和处理介于正常状态和跌倒之间的拖拽步态^[15]。该步态是一种由用户神经肌肉疲劳或瞬间失控引起的随机状态。在传统的步态信息检测算法中,基于随机噪声假设的步态特征信息提取算法是最重要的环节。然而,该方法需要噪声的统计特性,例如概率密度函数或其部分特征。但这种算法存在两个局限性:1)很多场合观测数据不够,难以确定噪声的统计特征,卡尔曼滤波(Kalman filtering, KF)等算法缺少噪声统计特性而直接使用特征识别的跌倒检测方法,缺乏健全的理论基础^[16];2)在一些非随机噪声中,很难用统计的方法来描述,而基于未知但有界(unknown-but-bound, UBB)噪声的集合隶属度估计方法只需知道系统噪声的上下限,无需知道噪声在该范围内的具体分布。因此,由未建模动态引起的 UBB 噪声具有实用性和鲁棒性。基于上述优点,集员估计算法及其改进算法已被应用于故障诊断、通信与信号处理、导航与定位、机器视觉等多个领域^[17]。因此,在人机交互过程中,采用扩展集员滤波(extended set membership filter, ESMF)评估步态信息,进而提出了一种新型的非接触步态意图识别方法。

本文提出一种基于步态意图的柔顺控制方法,通过引入步态速度补偿建立机器人柔顺控制策略,从而引导机器人紧密跟随用户步态运动。提出双腿数据融合 ESMF 算法,该算法基于对比实验与 UBB 误差分析,有效解决标记点丢失情况下的步态意图识别,具有良好的理论基础。提出一种面向助行机器人的非接触多模态步行意图识别方法,该方法可应用于具有类似结构的助行器中,为日常助行与步行康复训练提供了一种兼具鲁棒性、便捷性和通用性的方法。

本文所提方法在提高舒适性与便捷性的前提下可准确识别用户行走过程中跌倒与拖拽异常步态,对以家庭养老中心和医院为应用背景的老年人下肢行动不便者使用类似助行器具有良好的推动作用。

1 助行机器人与步态信息检测系统

1.1 助行机器人

面向室内场景,下肢行动不便者日常行为辅助与步行康复训练,本实验室开发了 WAR 和 GRTR,如图 1 (a)和(b)所示。其中,WAR 为下肢不便人群提供辅助站立和辅助行走功能。GRTR 在室内等狭小空间进行步行康复训练,共有 3 种步态训练模式:1)基于预设路径的被动训练;2)基于对用户意图识别的主动训练;3)被动训练和主动训练相结合的混合式训练。GRTR 可以根据不同用户需要,选择不同训练模式。这两款机器人可以在保证用户舒适性的基础上,有效识别用户正常步态、跌倒和

拖拽等异常状态,为用户提供了一种安全稳定的步行辅助和康复训练。WAR 和 GRTR 具有全向移动功能,可在狭小空间内实现全方位移动。机器人方向和速度以遥控器、操纵杆和身体重心来控制,结合用户实际情况可实现主动运动、被动运动和混合交互策略。

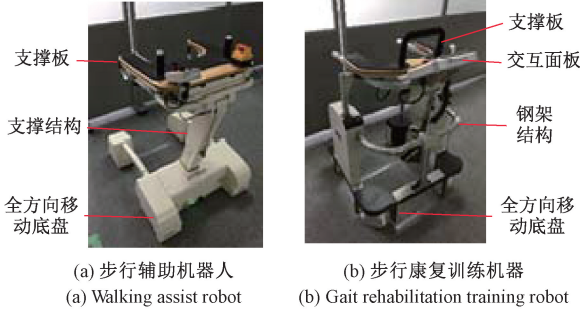


图1 助行机器人
Fig. 1 Walking aid robots

1.2 运动学模型

机器人的全向轮底盘示意图如图2所示,以世界坐标系 $x_w o_w y_w$ 为参考,机器人在运动坐标系 xoy 中以大小为 v 的速度朝向距 y_w 轴 α 角度的方向运动。 v_x 和 v_y 分别表示机器人相对运动坐标系的水平和垂直方向的移动速度。

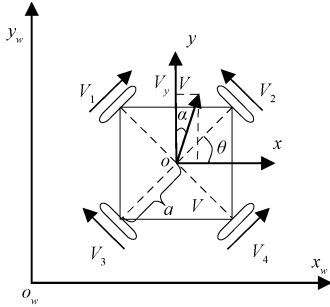


图2 机器人运动学模型
Fig. 2 Robot kinematics model

设从机器人底盘中心处测量的全向轮与 x 轴的夹角为 θ ,底盘中心到4个轮子的距离为 a ,则各全向轮的轮子速度为:

$$\begin{cases} v_x = v \sin \alpha \\ v_y = v \cos \alpha \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} v_1 = -\sin \theta \cdot v_x + \cos \theta \cdot v_y + \dot{\theta} a \\ v_2 = \sin \theta \cdot v_x - \cos \theta \cdot v_y - \dot{\theta} a \\ v_3 = \sin \theta \cdot v_x - \cos \theta \cdot v_y - \dot{\theta} a \\ v_4 = -\sin \theta \cdot v_x + \cos \theta \cdot v_y + \dot{\theta} a \end{cases} \quad (2)$$

式中: v_1, v_2, v_3, v_4 分别表示4个全向轮的线速度; $\dot{\theta}$ 表示机器人的角速度。将式(1)写成矩阵形式为:

$$\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sin \theta & \cos \theta & a \\ \cos \theta & \sin \theta & a \\ -\sin \theta & \cos \theta & a \\ \cos \theta & \sin \theta & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} \quad (3)$$

令转换矩阵 R 为:

$$R = \begin{bmatrix} -\sin \theta & \cos \theta & a \\ \cos \theta & \sin \theta & a \\ -\sin \theta & \cos \theta & a \\ \cos \theta & \sin \theta & a \end{bmatrix} \quad (4)$$

设机器人在 $y_w o_w x_w$ 下的位姿为 $P = [x, y, \theta]^T$, 该位姿的微分为 $\dot{P}$, 机器人各个轮子的速度 $v_b = [v_1, v_2, v_3, v_4]$, 则机器人差速全向轮运动学方程为:

$$\dot{P} = R^{-1} \cdot v_b \quad (5)$$

1.3 步态信息检测

为了提高主动辅助行走的柔顺性,在机器人内侧安装 Kinect 体感相机获取用户的步态信息。该相机可以采集在两条腿上的标记点到机器人检测平面的水平距离。实验平台如图3所示。用户使用 WAR 进行步行辅助,如图3(a)所示。本文将 Kinect 检测系统(kinect detection system, KDS)和双轴测角系统(twin axis goniometers system, TAGS)检测到的膝关节角度分别作为测量值和真实值。TAGS 是由 Biometrics 公司开发的运动角度捕捉系统,具有捕捉精度高、数据稳定、捕捉范围大等特点。它用于评估 KDS 和误差补偿的准确性。图3(b)和(c)所示为 WAR 上 Kinect 的安装图以及 TAGS 的数据处理模块。用户的裤子上设置有8个标记如图3(d)所示,分别为 A、B、C、D、E、F、G、H。为了准确追踪8个标记点的动态坐标,首先根据摄像机采集到的图像构造滑动子图像,计算深度值的均值和方差,并判断子图像是否为人体轮廓的链接区域。然后根据标记点和裤子的色差确定标记的位置,设定阈值,筛选出标记的连接区域。在此之后,提取标记点的深度值,考虑到可能的数据阶跃,比较每个标记点的所有深度值与平均值,进而得到有效数据并定义为标记点的有效值。

2 研究方法

2.1 系统框图

系统框图如图4所示,系统通信频率为 10 Hz。系统识别双腿膝关节角度,并根据双脚动态信息控制机器人运行。出现异常步态时,用户会调整膝关节屈曲调整步态,稳定重心。但对于没有能力调整重心的使用者,如中风、术后修复等患者,自行调整步态是危险的。在用户应

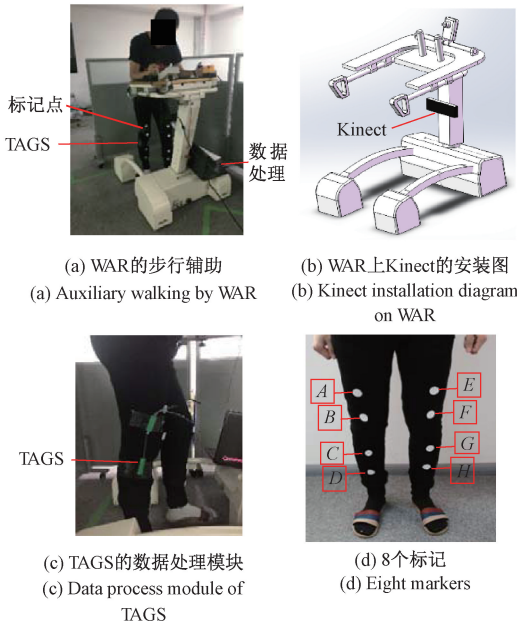


图3 实验平台
Fig.3 Experiment platform

激反应过程中,用户步态时序信息可以通过膝关节角度准确反映出来,膝关节角度的急剧增加直接反映了用户步态的瞬时变化。因此它对平衡和跌倒之间的拖拽步态极其敏感。所以需要检测和分析用户的膝关节角度,并采取紧急措施。

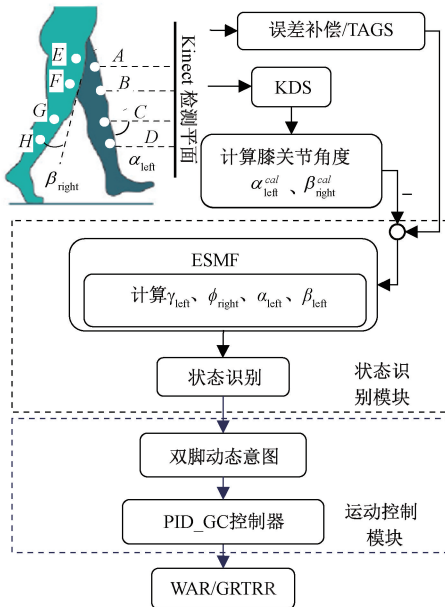


图4 基于WAR行走状态监测的人机交互系统框图
Fig.4 The block diagram of the human-robot interaction system based on walking state monitoring with WAR

图4 标记坐标分别为 $A(x_1, y_1, z_1)$ 、 $B(x_2, y_2, z_2)$ 、 $C(x_3, y_3, z_3)$ 、 $D(x_4, y_4, z_4)$ 、 $E(x_5, y_5, z_5)$ 、 $F(x_6, y_6, z_6)$ 、 $G(x_7, y_7, z_7)$ 、 $H(x_8, y_8, z_8)$ 。将膝关节角度定义为股骨中心线与胫骨延长线的夹角, KDS方法通过使用这些坐标得到膝关节角度测量值 $\alpha_{\text{left}}^{\text{cal}}$ 、 $\beta_{\text{right}}^{\text{cal}}$ 。同时利用 TAGS 方法检测膝关节角度的真实值 $\alpha_{\text{left}}^{\text{real}}$ 、 $\beta_{\text{right}}^{\text{real}}$, 并将其与膝关节角度的测量值进行比较, 实现系统误差补偿。然后基于 ESMF 算法计算出 γ_{left} 、 φ_{right} 、 α_{left} 和 β_{right} , 其中, α_{left} 和 β_{right} 分别表示左下肢和右下肢的膝关节角度, 通过该角度可以得到膝关节的曲率。膝关节角度通过式(6)计算。

$$\begin{cases} \alpha_{\text{left}} = \arctan[(z_1 - z_2)/(y_1 - y_2)] - \\ \arctan[(z_3 - z_4)/(y_3 - y_4)] \\ \beta_{\text{right}} = \arctan[(z_5 - z_6)/(y_5 - y_6)] - \\ \arctan[(z_7 - z_8)/(y_7 - y_8)] \end{cases} \quad (6)$$

2.2 ESMF 算法

传统的集员滤波算法仅需要保证误差范围在固定的包络区间, 无需额外传感器噪声分布的先验知识。而 ESMF 算法通过对动态目标的状态方程、测量方程做泰勒展开以实现线性化近似, 适用于动态目标的跟踪场景^[18]。因此, 本文在进行动态目标计算的问题时采用 ESMF 算法。

1) 系统初始状态为:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{W}_k \quad (7)$$

$$\mathbf{Y}_{k+1} = \mathbf{h}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k \quad (8)$$

式中: $\mathbf{X}_k \in \mathbf{R}^n$ 是系统的状态向量, $\mathbf{Y}_k \in \mathbf{R}^m$ 是测量向量; $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ 是系统的观测方程; $\mathbf{W}_k \in \mathbf{Q}^n$, $\mathbf{V}_k \in \mathbf{R}^n$ 分别是过程噪声和测量噪声。在 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 处进行一阶泰勒级数展开以实现线性化近似:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{X}_k) \Big|_{\mathbf{X}_k = \hat{\mathbf{X}}_k} + \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{X}_k)}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{X}_k = \hat{\mathbf{X}}_k} (\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_k) + O(\mathbf{X}_k^2) + \mathbf{W}_k \quad (9)$$

式中: $O(\mathbf{X}_k^2)$ 表示拉格朗日余项, 可忽略不计。ESMF 将联合过程噪声定义为 $\hat{\mathbf{W}}_k = O(\mathbf{X}_k^2) + \mathbf{W}_k$, 即式(9)可以表示为:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{X}_k) \Big|_{\mathbf{X}_k = \hat{\mathbf{X}}_k} + \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{X}_k)}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{X}_k = \hat{\mathbf{X}}_k} (\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_k) + \hat{\mathbf{W}}_k \quad (10)$$

同理, 对测量方程做一阶泰勒级数展开为:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{h}(\mathbf{X}_k) \Big|_{\mathbf{X}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k+1}} + \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{X}_k)}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{X}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k+1}} (\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k+1}) + \hat{\mathbf{V}}_k$$

其中联合过程噪声与测量噪声保持在椭圆区域内:

$$\hat{\mathbf{W}}_k^T \hat{\mathbf{Q}}_k^{-1} \hat{\mathbf{W}}_k \leq 1, \quad \hat{\mathbf{V}}_k^T \hat{\mathbf{R}}_k^{-1} \hat{\mathbf{V}}_k \leq 1 \quad (11)$$

由于 ESMF 与扩展卡尔曼滤波算法架构相似, 属于

递归计算过程,那么其总体步骤分别包括预测与更新两大环节。

2) 预测下一时刻目标运动状态及其状态协方差:

$$\hat{X}_{k+1|k} = f(\hat{X}_k) \quad (12)$$

$$P_{k+1|k} = A_k \frac{P_k}{1 - \beta} A_k^T + \frac{Q_k}{\beta} \quad (13)$$

信息与信息协方差可分别表示为:

$$e = Y_{k+1} - h(\hat{X}_{k+1|k}) \quad (14)$$

$$S_{k+1} = C_k \frac{P_{k+1|k}}{1 - \rho} C_k^T + \frac{R_k}{\rho} \quad (15)$$

式中: A_k, C_k 分别是 f 和 h 的雅可比矩阵; 参数 β 及 ρ 是用来定义椭圆区域大小的参数, 取值范围为 $0 \sim 1$ 。

3) 目标状态协方差的更新方程与目标状态的更新方程分别为:

$$P_{k+1} = P_{k+1|k} - \frac{P_{k+1|k} C_k^T S_k^{-1} C_k P_{k+1|k}}{1 - \rho} \quad (16)$$

$$\hat{X}_{k+1|k+1} = \hat{X}_{k+1|k} + \rho P_{k+1} C_k^T R_k^{-1} e \quad (17)$$

为确定体积最小的椭圆区域边界, 在每个时刻分别对参数 β 及 ρ 进行优化更新。相比于传统的集源滤波算法, ESMF 椭圆区域会随着动态目标的变化而增大, 估计精确度有所下降。然而, 该算法架构包括预测、估计环节, 具有效率高, 实时性好特点。

4) 数据融合:

$$\varepsilon_{SUM} = \sum \omega \cdot \hat{X}_{k+1,k+1}^T \quad (18)$$

$$\omega = \begin{cases} \varphi_{right} = \gamma_{left} = 1, & \varepsilon_i = \varepsilon_{dou} \\ \varphi_{right} \text{ or } \gamma_{left} = 0, & \varepsilon_i = \varepsilon_{mis} \end{cases} \quad (19)$$

式中: ε_{SUM} 是两个膝关节角度的加权; φ_{right} 和 γ_{left} 分别是左腿和右腿的权重。本文定义了跌倒检测算法的阈值。预定义的阈值 ε_i 用于与 ε_{SUM} 比较从而确定异常步态。

φ_{right} 和 γ_{left} 被设为 1, 并且跌倒检测的判断阈值 ε_i 被设为 ε_{dou} 。当一条腿的标记缺失导致角度丢失时, 对应的权重为 0, 跌倒检测的判别阈值为 ε_{mis} 。如果 3 步 $\varepsilon_{SUM}^{3step} (\varepsilon_{SUM}^{3step})$ 的角度平均值超过 ε_i , 则说明检测到了异常步态。

状态判断算法流程如算法 1 所示。

5) 相对位置计算, 当所有标记点的未缺失, 直接采用 8 个标记点坐标定义为人相对位置坐标, 定义 $\delta_m^n = 1$, m 代表左腿或右腿。当标记点缺失时, 即 φ_{right} 或 γ_{left} 在某一时刻为 0, 该标记点及另侧腿部对应位置标记点 $\delta_m^n = 0$ 。那么, 相对位置坐标 $P_{br}(x_{br}, y_{br})$ 为:

$$\begin{cases} x_{br} = \bigcup \frac{\delta_m^n x_n}{8}, & n = A, B, \dots, H \\ y_{br} = \bigcup \frac{\delta_m^n y_n}{8}, & n = A, B, \dots, H \end{cases} \quad (20)$$

算法 1: 状态判断算法

输入: $y_i = [\alpha_{left}, \beta_{right}]$

输出: 状态 state

- 1) 计算两膝关节角度和 $\varepsilon_{SUM} = [\varphi_{right}, \gamma_{left}] \hat{X}_{k+1,k+1}^T i \in [1, 2]$
- 2) if $|\alpha_{left}| > 0 \wedge |\beta_{right}| > 0$,
- 3) if $\varepsilon_{SUM}^{3step} < \varepsilon_{dou}$,
腿部无异常状态
状态为正常: state = 1
- 4) else $\varepsilon_{SUM}^{3step} > \varepsilon_{dou}$,
腿部发生异常状态
状态为异常: state = 0
发出警报, 机器人紧急制动
- 5) end if
- 6) else $|\alpha_{left}| = 0 \vee |\beta_{right}| = 0$,
- 7) if $|\alpha_{left}| < \varepsilon_{mis} \vee |\beta_{right}| < \varepsilon_{mis}$,
腿部无异常状态
状态为正常: state = 1
- 8) else,
腿部发生异常状态
状态为异常: state = 0,
发出警报, 机器人紧急制动
- 9) end if
- 10) end if
- 11) Return state

从原理上讲, 膝关节角度的真实值必须存在于预测集和观测集的交集中。当预测集和观测集的交集为空时, 证明数据错误。错误原因可能是传感器在传输过程中丢失了跟踪节点或错误的数据。当观测集错误时, 放弃该集和, 处理另一条腿的膝角观测集。与 KF 最优平均估计性能相比, ESMF 保证了最坏情况下的滤波性能。

2.3 基于步态意图的运动控制方法

在之前的研究中, 使用基于直接距离控制器的方法^[19], 机器人会产生前后摇摆且运行状态出现卡顿、颠簸, 缺乏柔顺性。这是由于机器人在 y 轴相对位置的间歇或离散运动引起的。为了使机器人控制器的运动过程更为柔顺, 提出了一种引入步态补偿的 PID_GC 控制器。图 5(a) 所示为人机交互过程中的坐标图。机器人几何中心为 $P_{rc}(x_{rc}, y_{rc})$, 用户的左脚坐标为 $P_l(x_l, y_l)$, 右脚坐标为 $P_r(x_r, y_r)$ 。根据 P_l 和 P_r 的坐标, 它们连线的中点定义为 P_{bc} 代表躯干位置, 它的坐标为 $P_{bc}(x_{bc}, y_{bc})$, 该躯干位置通过引入 P_{br} 进行等价计算。在辅助行走过程中期望 p_{rc} 和 p_{bc} 保持彼此重合, 即用户躯干始终处于机器人几何中心点附近, 从而避免发生碰撞、拖拽式异常步态或躯干整体倾斜。在用户前行或后退移动的过程中, 以方向

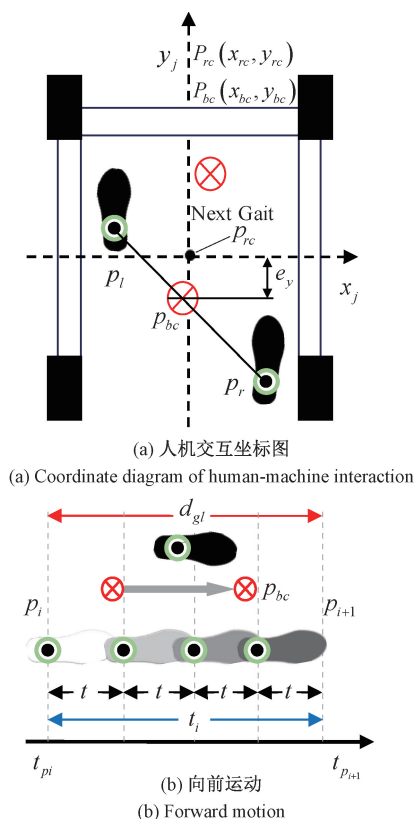


图5 向前运动场景示意图

Fig. 5 Schematic diagram of forward motion

$\vec{x}_j$ 和 $\vec{y}_j$ 为参考,将中心位置 $P_{bc}(x_{bc}, y_{bc})$ 的误差分为 e_x 和 e_y 。它们分别被定义为 $e_x = x_{rc} - x_{bc}$ 和 $e_y = y_{rc} - y_{bc}$,为最小化该误差,控制器设计为:

$$\begin{cases} \dot{x}_b = K_{px}e_x + K_{ix}\int e_x dt + K_{dx}\dot{e}_x \\ \dot{y}_b = K_{py}e_y + K_{iy}\int e_y dt + K_{dy}\dot{e}_y \end{cases} \quad (21)$$

式中: $\dot{x}_b$ 和 $\dot{y}_b$ 是系统的输入速度; K_p 、 K_i 和 K_d 分别表示比例增益、积分增益和微分增益。尽管采用了 PID_GC 控制器,但是由于用户连续、非等长步态,相对位置误差的变化程度也在持续,即人机交互过程中,它们的几何相对位置与间歇运动直接相关,因此,机器人的运动需要进一步与步态周期相协调。即为了确保运动的柔顺性,考虑到针对步态循环的控制器输入是必不可少的。因此,提出了在原有控制器中引入步态速度补偿,从而产生了一个绝对速度。向前运动场景如图 5(b) 所示,用户将右腿从一个位置 p_i 移动到另一个位置 p_{i+1} ,此时左腿位置固定。步长 d_{gl} 为从位置 p_i 移动到位置 p_{i+1} , t_i 为从 p_i 转换到 p_{i+1} 所需的时间。鉴于在人类步态中的主要行走状态,定义向前运动为约束条件,即 d_{gl} 仅在 y 方向运动。此外,假设胫骨在向前运动时的移动速度是 p_{bc} 的 2 倍。在此假设下,得出 p_{bc} 的绝对速度 v_{as} :

$$v_{as} = \frac{d_{gl}}{2t_i} \quad (22)$$

对于向前走或向后移动中, PID_GC 控制器为:

$$\dot{y}_b = K_{py}e_y + K_{iy}\int e_y dt + K_{dy}\dot{e}_y + v_{as} \quad (23)$$

3 实验和讨论

为验证所提出的基于 ESMF 的多模态步行意图识别方法在 WAR 和 GRTR 的应用效果。对 20 名 22~30 岁的受试者在 WAR 辅助下进行综合性实验。首先,结合误差分析和误差补偿计算受试者的膝关节角度,以提高检测方法的准确性。此外,通过柔性控制实验、异常行为检测试验,验证提出方法的有效性。最后,将提出的方法在智能房间中进行了测试,以评估用户的安全性和舒适性并得出整体性评价。

3.1 辅助行走实验

针对多名行走不便受试者基于步行意图控制机器人进行实验。首先,培训受试者 10 min 确保其熟悉该机器人的用法。然后,受试者沿指定路径行走 10 m,设定 WAR 以 1.1 m/s 的最大线速度移动。图 6(a)、(b) 所示分别为基于直线距离控制的方法^[19]和基于本文提出的柔顺控制方法针对同一 WAR 移动的实验结果。其中,图 6(b) 为被受试者 1 的加速步态和被受试者 2 的“减速-加速”步态。尽管受试者行走步态具有个体差异性,但 WAR 可以紧密跟随他们的行走步态。与直接距离控制的方法相比,本文提出的控制器总体误差更小。

对健康受试者与行动不便受试者进行相同的实验,其对比数据如图 7 所示,为 95% 置信区间,方框表示测量数据在 25%~75% 的分布。实验证明,面对多种不同行走能力的受试者,本文所提出的柔顺化控制器可以控制 WAR 产生与用户行走步态紧密对应的运动。且相比于直接距离的控制方法,该控制器引入人体步态速度补偿来计算,最终使该机器人与用户运动的相对位移误差较小,从而实现辅助受试者更加平稳的向前运动。

3.2 膝关节角度计算

两名受试者以正常舒适的速度向前行走。双腿膝关节角度数据截取 20 s,双腿随时间的摆动情况如图 8 所示。在 WAR 辅助行走过程中,可以发现受试者 a 的膝关节角度保持在 35°,受试者 b 的右膝角度数据明显小于受试者 a,在 5°~15° 变化。弯曲度的降低间接影响了行走速度,该速度明显小于受试者 a。图 8(b) 中,在第 5 个步态时发生了 +7° 的角度跳跃。这是因为受试者 b 调整其步幅和频率,以实现行走过程中的稳定性。可以看出,在连续步态周期中,双腿的膝关节角度随着步态周期的变化而变化,验证了该方法检测步态特征的有效性。

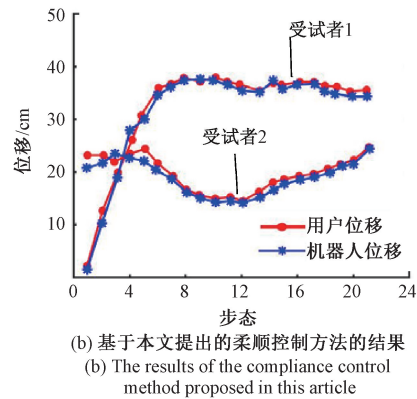
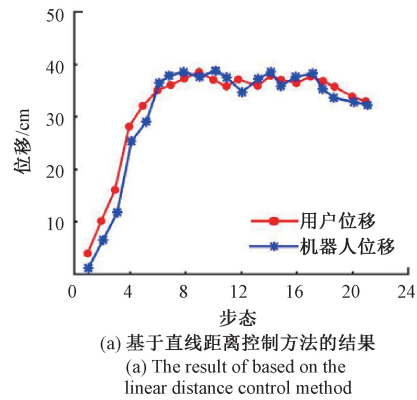


图 6 控制方法对比实验

Fig. 6 Comparative experiment of control methods

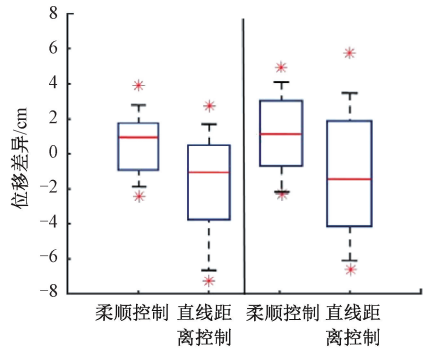


图 7 基于不同控制方法的对比结果

Fig. 7 Comparison results based on different control methods

1) 误差分析

附着在膝关节外侧的 TAGS 双轴测角仪的测量值作为膝关节角度的真实值,从而实现了对 KDS 系统的误差分析。在实验中,由于人体膝关节的具体位置定义具有差异性,所以对膝关节外部传感器进行标记,以测量数据的平均值作为真实值。此外,为了保持 TAGS 和 KDS 的时间轴同步,需要执行校准动作。KDS 与 TAGS 的比较如图 9 所示,KDS 检测方法具有固定区间的误差,且右膝关节角度明显小于对侧膝关节角度,相应的测量误差也小

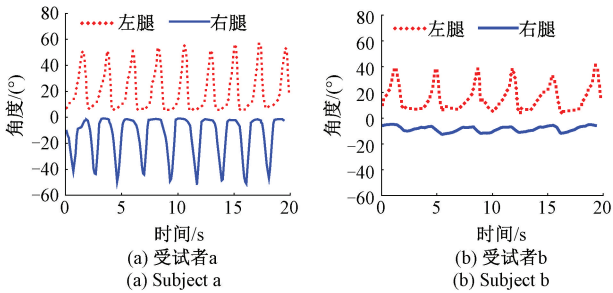


图 8 膝关节角度随时间的摆动

Fig. 8 Knee angles swing with time

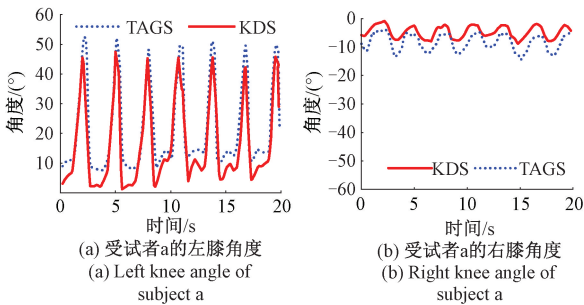


图 9 KDS 与 TAGS 的比较

Fig. 9 Comparison between KDS and TAGS

于对侧膝关节角度测量误差。当左膝关节角度在 $0^{\circ} \sim 10^{\circ}$ 时,测量误差大于其他时间这表明当腿趋于伸直时,即通过调整腿部姿态自然地达到稳定的站立状态和开始行走状态,此时误差范围较大。通过对误差来源分析,数据误差由随机误差和系统误差两部分组成,随机误差如下。

(1) 在 Windows SDK 开发工具包下的 Kinect 传感器进行深度数据处理,可以获得具有统计意义的人体关节位置信息,但人体对应的实际位置不清楚,比如“踝关节”不能确定踝关节的具体位置。同时,由于每次穿裤子的位置不同,标记的实际位置也随之改变,导致系统出现随机误差。

(2) 基于 Kinect 结构光获取空间点深度数据具有随机误差,其精度会随距离的增加而降低。

为此,将随机误差特性统一到人体关节的观测误差,只分析所有来源的综合误差特征,从而对比融合算法前后的误差特征变化。而系统误差如下。

(1) 三角函数等非线性计算均采用近似值,导致原始误差被放大或减小,例如膝盖角度的近似计算。同理,坐标系转换过程也带来系统误差。

(2) TAGS 测量膝关节外侧的角度,被定义为真实值,KDS 检测到的膝关节前侧为测量值。两个系统之间存在固定的系统误差。

针对系统误差,本文采用误差均值作为补偿来减少系统误差所造成的影响。为了比较融合前后膝关节角度的误差特征,计算了 KDS 和 TAGS 之间差异的均值和方差,如表 1 所示。

表 1 数据融合前后的比较

Table 1 Comparison before and after data fusion (°)

测试者		均值		变化量	
		前	后	前	后
a	左	5.23	4.85	4.02	3.56
	右	4.97	4.39	3.61	3.44
b	左	5.11	3.01	3.95	3.16
	右	4.26	3.88	3.73	2.98
c	左	6.55	5.97	5.76	4.33
	右	5.85	3.17	4.83	2.36
d	左	7.47	5.26	5.74	4.47
	右	5.76	3.84	5.63	3.73

KDS 直角坐标系中的数据误差存在于最大值和最小值的固定区间范围,即误差存在固定包络区间。由于实验数据有限,最大值和最小值不一定反映真实的包络区间。这样就排除了错误的的数据,采用误差的整数区间作为 KDS 误差的包络区间,在数据融合算法中以包络矩阵的形式计算。同时,从表 1 可以看出,融合数据的误差方差减小,因此高精度的 ESMF 算法对于膝关节角度的提取是可行的。

2) 系统误差补偿

如前所述,误差平均值被用作补偿,来减少对系统误差的影响。对于随机误差,首先分析所有来源的方差和包络区间,然后利用数据融合算法对观测数据进行融合,以达到降低随机误差的目的。系统误差补偿的结果如图 10 所示。因此,ESMF 算法不仅过滤了观测中的随机噪声,还能在下一时刻继续估计步态信息,从而验证步态信息估计的有效性。

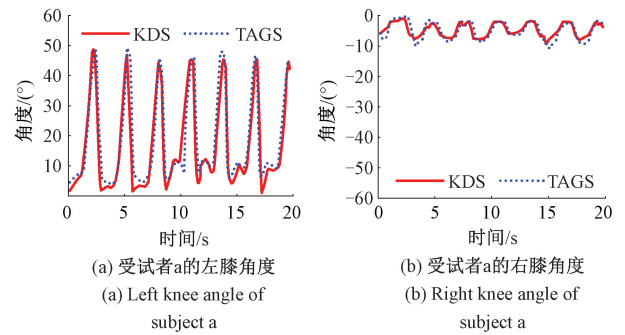


图 10 利用系统误差补偿从 KDS 和 TAGS 获得的数据
Fig. 10 The data from KDS and TAGS by using system error compensation

3.3 异常步态识别

在辅助行走过程中,经常发生由于肌肉疲劳或失控,导致下肢肌肉难以控制身体全部重量,造成异常步态。本文在人机交互过程中对于异常步态采用了阈值规避策略,阈值由步态信息的经验值决定。正常步态下膝关节角度的最大允许范围被设置为异常步态检测的阈值。当 3 步以内的角度偏差大于预设阈值时,定义为异常步态,否则为正常步态。

在不同的用户群体中进行了对比实验,并列出受试者,两名模拟残疾的健康人(受试者 a 和 b)、一名行走能力较弱的老年人(受试者 c)和一名足底术后康复的人(受试者 d)。基于实验和对受试者 a、b、c 和 d 步行习惯的分析,将单腿辨别阈值分别设置为 $\varepsilon_i = 57$, $\varepsilon_i = 62$, $\varepsilon_i = 48$, $\varepsilon_i = 59$ 。这些阈值是通过不同受试者的步态信息设定的。可以发现,健康受试者和行走能力弱的人之间的阈值没有显著差异。这是因为膝关节角度只有在出现异常行为时才会发生突变,与不同用户的行走习惯没有显著相关性。当一条腿上的标记数据丢失时,应该根据另一条腿的膝关节角度判断行走状态。如图 11 所示,实线和点划线分别是右膝关节角度和左膝关节角度,虚线是两条腿膝关节角度的总和。固定周期内的角度序列超过设定的阈值,并呈现逐渐增加的趋势,这表示当前步态逐渐偏离正常步态。为了使实验结果更接近真实情况,对受试者进行了 10 次实验。以受试者 a 和 b 为例,如图 12 所示,检测异常步态的标准为 $\varepsilon_{dou} = 59$, $\varepsilon_{dou} = 63$,与单腿判别相比,分别提前了 0.12 s 和 0.9 s。最后给出报警信号,告知医护人员采取紧急补救措施。基于膝关节角度

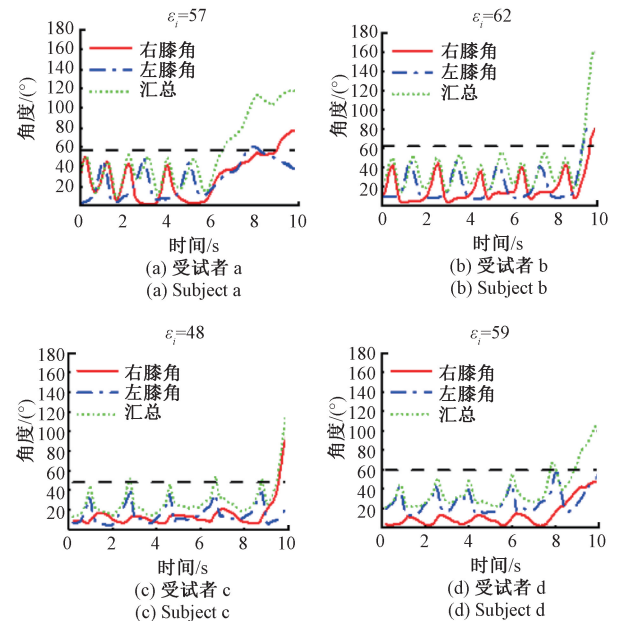


图 11 两条腿的膝关节角度和总和
Fig. 11 Knee angles of both legs and the sum

的步态检测方法对异常步态特别敏感。这是因为当异常行为发生时,用户会下意识地调整步态,这有助于膝关节角度的剧烈变化。

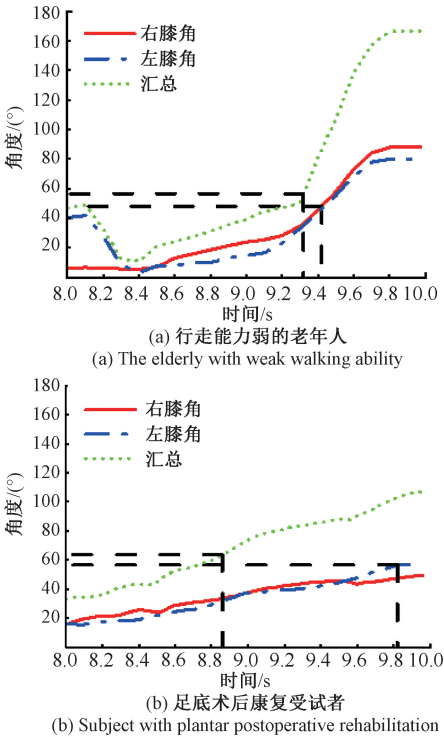


图 12 跌倒检测
Fig. 12 Fall Detection

同时,所提方法不需要用户的步态信息、躯干倾斜角度和行走习惯。该方法与膝关节角度的运动轨迹一致,

同时具有解决标记丢失和数据错误问题的能力。该方法具有如下优点。

1) 通过每个标记的垂直高度和从标记到检测平面的水平距离的非线性组合计算膝关节角度,算法对拖拽步态更加敏感。

2) 该方法可以对未来行为状态进行有效预测。在计算过程中,通过双腿数据融合可以有效提前发掘异常步态,即对未来行动趋势进行异常判别。相比于传统的基于加速度计方法等,因具有预判性,所以有效节省了异常步态的识别时间并增强异常步态识别的敏感性。

3.4 综合实验

为了更好地为下肢行动不便者提供辅助,建立了基于多辅助机器人的智能房间,如图 13 所示。除了 GRTR 和 WAR 等机器人,还包括了智能马桶机器人、搬运机器人、轮椅机器人。包括娱乐区、生活区和康复区 3 个区域。它融合了智能家居护理和高科技辅助护理方式,不仅让用户感受到家庭的温暖,还创新了一种新的养老模式,减轻了用户的负担。在该场景下对于多模态步行意图识别进行识别,采用正常行走、向前跌倒、向后跌倒、侧身跌倒和拖拽步态等几个步态进行实验,地面上的方形反光带用于定位和标记,定义为设定路径,受试者先后走出了正方形路线和菱形路线,如图 14 所示,实线表示设定路径,实心点表示受试者沿着设定路径所走出的路线,可以看到实际路径与预设路径的高度重合,证明本文提出的方法使用户可以通过主观的步态意图实现辅助行走。

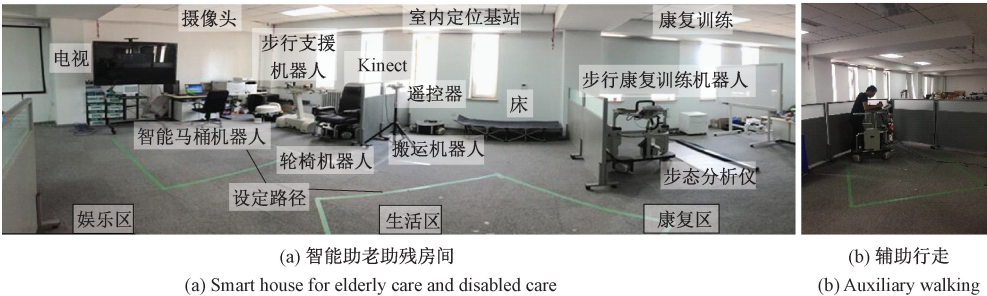


图 13 实验场景
Fig. 13 Experimental scenes

为了证明所提出方法的舒适性、可靠性和推广性,将本文提出的方法与两种传统步态意图识别方法进行对比。

1) 方法 1,采用可穿戴式陀螺仪传感器检测运动状态。通过将传感器在 X、Y 和 Z 轴上采集数据结合信号矢量幅度进行计算。

2) 方法 2,采用激光雷达传感器实现对腿部运动检

测,并应用 Dubois 模糊可能性理论来适应不同的用户。

该对比实验选择 15 行动障碍测试者参与实验。在开始实验之前,首先让测试者使用该机器人 20 min 来确保完全熟悉机器人控制模式。然后,要求所有测试者沿预设路径行走,分别进行 10 组实验并记录受试者步态数据,并分析向前跌倒、侧向跌倒、垂直跌倒和拖拽步态等异常步态,实验结果如表 2 所示。由于 WAR 机械结构的

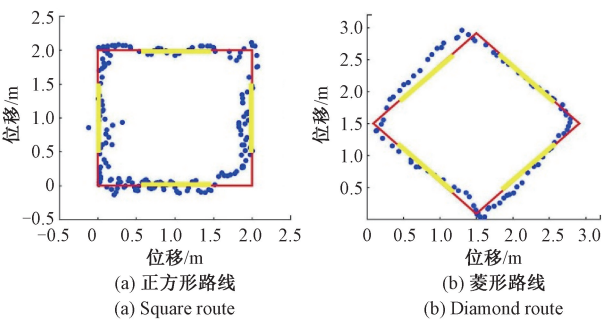


图 14 综合性实验

Fig. 14 Comprehensive experiments

限制,防止了侧向坠落和向前坠落。其中陀螺仪除拖拽步态无法识别外均可保证较高的准确率,但反复穿戴给行动不便者带来了麻烦。激光雷达只能识别垂直跌倒,并在日常事务的错误识别中表现出较高的错误率,同时相比于本文采用的视觉传感器,其价格较为昂贵。大多数受试者认为本文提出的方法舒适度更高,这是因为所提出非接触式检测方法无需预先设定检测阈值,避免反复校正、多次穿戴的繁琐步骤。此外,该方法对跌倒的识别率与其他方法基本持平。然而,腿部高度和水平距离的非线性组合有效地提高了识别拖拽步态的灵敏度。所提方法在舒适性和经济性上有所提高,更适合于类似结构的助行器。

表 2 采用不同传感器检测异常步态对比结果			
Table 2 Comparison results of abnormal gait recognition by different sensors			%
事件	陀螺仪	激光雷达	KDS
准确率	向前跌倒	100	⊗
	侧向跌倒	86.7	⊗
	垂直跌倒	96.7	91.3
	拖拽步态	⊗	⊗ 89.3
可穿戴设备位置	胸部、手腕和腰部	无	无
柔顺控制	⊗	✓	✓
固定身体措施	⊗	⊗	✓
误识别率	0.89	18.18	9.33

注:其中“⊗”代表无此项功能,“✓”代表包含此项功能

4 结 论

为了确保使用者安全的前提下,柔顺的辅助使用者行走,本文提出了一种基于新型 ESMF 的非接触式多模态步行意图识别方法。该方法可以在正常状态和传感器数据丢失的情况下实现对行走状态的精确估计。通过对 UBB 误差和系统误差补偿的分析,该方法能够准确描述

辅助行走过程中膝关节角度的变化规律,结合使用者步态信息,建立了一种考虑速度补偿的柔顺化控制方法,实现机器人紧密跟随人体步态的主动控制方法。有效地解决了标志点丢失和数据误差问题。通过多种综合实验,验证了该方法的有效性。实验结果表明,该方法有效识别正常步态、跌倒和拖拽步态,提升了用户的交互舒适性,且提升了整机通用性,适用于具有类似结构的助行器中。集成本文提出算法的助行机器人可以应用于医院、养老中心和家庭等老年人和下肢功能障碍患者的日常辅助行走与步行康复训练中。

参考文献

[1] 侯增广, 赵新刚, 程龙, 等. 康复机器人与智能辅助系统的研究进展[J]. 自动化学报, 2016, 42(12): 1765-1779.
HOU Z G, ZHAO X G, CHENG L, et al. Recent advances in rehabilitation robots and intelligent assistance systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(12): 1765-1779.

[2] 郑天骄, 朱延河, 高靖松, 等. 面向静态稳定的可变形助行外骨骼机器人运动规划[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 92-99.
ZHENG T J, ZHU Y H, GAO J S, et al. Static stability-oriented motion planning for a deformable walking assistance exoskeleton robot [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 92-99.

[3] 肖奇军, 刘源杰, 王润宜, 等. 基于人体动态行为的智能跟随轮式机器人研究[J]. 机床与液压, 2021, 49(11): 36-39, 69.
XIAO Q J, LIU Y J, WANG R Y, et al. Research on intelligent following wheeled robot based on human dynamic behavior [J]. Machine Tool and Hydraulics, 2021, 49(11): 36-39, 69.

[4] ZHAO D H, YANG J Y, WANG S Y, et al. Multiple welfare-robots architecture of smart house for security assistance of daily activities [C]. IEEE International Conference on Intelligence and Safety for Robotics, 2018: 595-601.

[5] LI C G, LIU T, SHIBATA K, et al. A master-slave control system with energy recycling and force sensing for upper limb rehabilitation robots [C]. IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, 2009: 36-41.

[6] JR O C, HIRATA Y, KOSUGE K. Control of walking support system based on variable center of rotation[C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots & Systems, 2004: 2289-2294.

[7] JIANG S Y, LIN C Y, HUANG K T, et al. Shared

- control design of a walking-assistant robot [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(6): 2143-2150.
- [8] 徐文霞, 黄剑, 晏管阳, 等. 兼具柔顺与安全的助行机器人运动控制研究[J]. 自动化学报, 2016, 42(12): 1859-1873.
- XU W X, HUANG J, YAN Q Y, et al. Research on walking-aid robot motion control with both compliance and safety[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(12): 1859-1873.
- [9] QIU S, WANG Z L, ZHAO H Y, et al. Using distributed wearable sensors to measure and evaluate human lower limb motions [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2016, 65(4): 939-950.
- [10] TU B B, GU L H, CHUAI R Y, et al. Gait recognition based on mems acceleration sensor [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25(3): 304-308, 359.
- [11] MASTORAKIS G, MAKRI S D. Fall detection system using kinect's infrared sensor[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2014, 9(4): 635-646.
- [12] 李轶, 明东, 王璐, 等. 融合步态和人脸特征的远距离身份识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(2): 264-270.
- LI Y, MING D, WANG L, et al. Gait and face profile fusion based human identification at a distance in video[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(2): 264-270.
- [13] LI J Q, QI H J, ZHANG G P, et al. Human-robot coordination movement control method based on force information [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(8): 2005-2011.
- [14] DI P, HASEGAWA Y, NAKAGAWA S, et al. Fall detection and prevention control using walking-aid cane robot[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2016, 21(2): 625-637.
- [15] 赵东辉, 杨俊友, 白殿春, 等. 基于节点迭代模糊Petri网的非接触异常步态识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 40(4): 258-267.
- ZHAO D H, YANG J Y, BAI D C H, et al. Non-contact recognition method of abnormal gait based on node-iteration type fuzzy Petri net [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 40(4): 258-267.
- [16] LYU J, LI J, WANG S, et al. A method of lower limb gait based on multi-sensor data fusion for rehabilitation robot[C]. IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2020: 1864-1870.
- [17] 沈艳霞, 尹天骄. 一种基于凸多面体的集员滤波故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(1): 150-156.
- SHEN Y X, YIN T J. A fault diagnosis method of set membership filter based on convex polytope [J]. Techniques of Automation and Applications, 2018, 33(1): 150-156.
- [18] 夏愉乐, 李蕊, 何青. 一种用于非线性系统的扩展集员滤波状态估计算法[J]. 自动化技术与应用, 2018, 37(1): 1-3, 14.
- XIA Y L, LI R, HE Q. An extended set filter states estimation algorithm for nonlinear systems [J]. Techniques of Automation and Applications, 2018, 37(1): 1-3, 14.
- [19] FUJIMOTO A, MATSUMOTO N, JIANG Y, et al. Gait analysis based speed control of walking assistive robot[C]. 2018 IEEE International Conference on Intelligence and Safety for Robotics, 2018: 88-92.

作者简介



赵东辉, 2020年于沈阳工业大学获得博士学位, 现为沈阳工业大学电气工程学院讲师, 主要研究方向为养老护理机器人、多机器人系统、智能养老房间关键技术。

E-mail: putongdeyu@126.com

Zhao Donghui received his Ph. D. degree in 2020 from Shenyang University of Technology. Now he is a lecturer in School of Electrical Engineering, Shenyang University of Technology. His main research interests focus on elderly-care robot, multi-robot system, and key technologies of smart home for elderly care.



杨俊友(通信作者)1993年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为沈阳工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为康复机器人与特种电机及其控制等。

E-mail: junyouyang@sut.edu.cn

Yang Junyou (Corresponding author) received his Ph. D. degree in 1993 from Harbin Institute of Technology. Now he is professor and Ph. D. supervisor in Shenyang University of Technology. His main research interests include rehabilitation robot, special motor and control etc.