

文章编号: 2095-2163(2022)12-0235-05

中图分类号: TN909.5

文献标志码: A

基于模糊逻辑的下肢髋关节外骨骼步态划分方法

谭明航, 吴钦木

(贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025)

摘要: 针对下肢运动功能障碍患者恢复行走能力的康复需求,设计了一种基于模糊逻辑的下肢外骨骼步态划分方法。首先,将采集到的髋关节角度原始数据进行了一阶低通滤波处理。其次,通过分析髋关节角度曲线和行走各阶段足底压力的特点,构建了角度局部峰谷与足底压力相结合的模糊逻辑步态划分器,精准划分每个步态周期。通过行走助力实验,验证了所提出的基于模糊逻辑的下肢外骨骼步态划分方法在仅有角度传感器和足底压力传感器的情况下可确保行走过程中每个步态相位划分的准确性以及人机协调性。

关键词: 下肢髋关节外骨骼; 步态划分; 模糊逻辑; 人机协调性

Fuzzy logic-based gait classification method for lower limb hip joint exoskeleton

TAN Minghang, WU Qinmu

(School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

【Abstract】 A fuzzy logic-based gait classification method for the lower limb exoskeleton is designed aimed at satisfying the rehabilitation needs of patients with lower limb motor dysfunction to restore walking ability. Firstly, the collected raw data of the hip joint angle are processed by first-order low-pass filtering. Secondly, by analyzing the characteristics of the hip joint angle curve and plantar pressure at each stage of walking, a fuzzy logic gait divider combining angle local peaks and valleys with plantar pressure is constructed to accurately divide each gait cycle. Through walking assistance experiments, it is verified that the proposed fuzzy logic-based gait division method for lower limb exoskeleton can ensure the accuracy of each gait phase division and human-machine coordination during walking when only angle sensors and plantar pressure sensors are available.

【Key words】 lower limb hip joint exoskeleton; gait division; fuzzy logic; human-computer coordination

0 引言

近年来,生活节奏在不断加快,使得脑卒中、类风湿性关节炎及交通事故等造成下肢运动功能障碍的人群也在增多。随着科学技术的发展,下肢外骨骼机器人的出现帮助患者进行康复训练,克服了传统人工康复训练效率低、康复慢的缺点,为下肢运动功能障碍人群带来了福音^[1]。

下肢外骨骼机器人主要是通过步态划分结果,确定关节电机输出力矩的时刻点,从而起到辅助人体下肢运动的作用,因此如何设计下肢外骨骼机器人的步态划分方法直接关系到康复训练的效果^[2]。国内外众多学者和科研人员提出了不同的步态划分方法。拟做阐释分述如下。

(1) IMU 检测角度或加速度信息。Jang 等人^[3]建立了外骨骼髋关节和膝关节在不同运动过程中的角度与加速度信息关系,并以角度曲线的特定峰值

来进行步态划分。

(2) FSR 检测足底压力信息。为了提高步态划分的准确性,Hyun 等人^[4]构建了以足底压力变化量来划分步态相位的方法,并利用足底压力的特点通过阈值来确定步态所处的阶段。Kim 等人^[5]、Qi 等人^[6]设计了一种基于足底压力和下肢角速度的步态划分器,该步态划分器通过角速度调整人体与外骨骼的阈值参数。

(3) 无线超声波检测足部位移。Fan 等人^[7]利用无线超声波传感器,通过建立递归牛顿-高斯方法来定位步态阶段。上述利用传感器数据进行步态划分的方法在行走的过程中能发挥一定作用,但其鲁棒性差,容易受外界因素干扰,导致步态划分效果不佳。

综上所述,基于传感器的步态划分方法具有一定的优势,并不需要建立精准的下肢外骨骼机器人动力学模型^[8-9],不依赖 EMG 生物肌电信号^[10],以传感器的特征来标定步态阶段。然而单一的传感器信息可能

作者简介: 谭明航(1999-),男,硕士研究生,主要研究方向:外骨骼机器人、四旋翼无人机;吴钦木(1975-),男,博士,教授,主要研究方向:电机控制、深度学习。

通讯作者: 吴钦木 Email: qmwu@gzu.edu.cn

收稿日期: 2022-06-03

无法准确地划分步态,因此本文为了提高步态划分的精准性与鲁棒性,设计了一种基于模糊逻辑的下肢髋关节外骨骼步态相位划分方法,该方法实现了行走过程中每个步态相位估计的准确性,提高了人机协调性。

1 基于模糊逻辑的下肢髋关节外骨骼步态划分原理

本文所提出的基于模糊逻辑的下肢髋关节外骨骼步态划分方法的架构如图1所示。主要分为感知层、决策与控制层和执行层三个部分。其中,感知层有一阶低通滤波器、步态相位划分器,决策与控制层

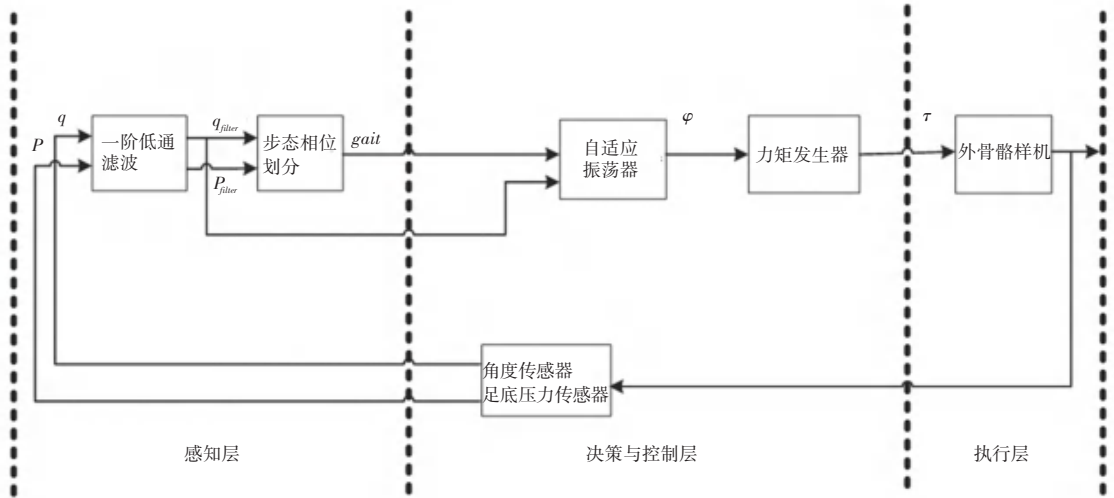


图1 基于模糊逻辑的下肢髋关节外骨骼步态划分步态相位划分方法架构图

Fig. 1 Gait phase division method structure diagram of lower limb hip joint exoskeleton gait classification based on fuzzy logic

1.2 步态周期划分器

人体行走过程是一种周期性运动,每条腿的动作总是表现为向前迈出与收回,循环往复,可以通过传感器检测行走过程中重复特征事件信息的方法,达到区分每个步态周期的目的。例如 IMU 检测角度或加速度、压力感应电阻 (Force sensing resistor, FSR) 检测足底压力等。由于人体下肢摆动存在抖动,导致髋关节角度曲线可能存在多个局部峰谷,单独使用 IMU 来划分每个步态周期,其准确度会受到影响。考虑到人体步行过程中,足部活动主要为脚跟撞击、脚趾支撑、脚趾离地以及足部完全悬空四个部分^[8],脚跟和脚趾部位的压力大小会随着行走步态阶段的发展而呈现明显的规律性变化,因此,本文结合髋关节角度曲线局部峰谷与足底压力二者的特点,设计了一种模糊逻辑规则来进行每个步态周期的实时在线划分。

本文选择采样频率为 1 000 Hz 的 IMU 来进行髋关节角度数据采集,定义采集到的髋关节角度和髋关节角速度分别为 q 和 \dot{q} , 经一阶低通滤波后的髋关节角度为 q_{filter} 。

包括自适应振荡器及力矩发生器。

1.1 一阶低通滤波器

相较于其它低通滤波算法,一阶低通滤波算法待调节的参数少,运算量小,易于软件实现和快速处理,是实时性强的滤波算法。因此采用该滤波器对髋关节角度数据和足底压力数据进行滤波预处理,滤波器输出为:

$$Y(n) = a * X(n) + (1 - a) * Y(n - 1) \quad (1)$$

其中, $Y(n)$ 为本次滤波结果; a 为滤波系数; $X(n)$ 为采样值; $Y(n - 1)$ 为上次滤波结果。

将滤波预处理后的髋关节角度 q_{filter} 进行归一化处理,需用到的公式为:

$$q_w = \frac{q_{filter} - q_{filter, \min}}{q_{filter, \max} - q_{filter, \min}} \quad (2)$$

其中, $q_{filter, \min}$ 、 $q_{filter, \max}$ 分别为滤波预处理后的髋关节角度最小值和最大值, q_w 为经归一化处理后的髋关节角度。

取滑动窗口序列:

$$x[n] = \{q_w(1), q_w(2), \dots, q_w(n)\} \quad (3)$$

其中, n 为奇数,且满足 $n \in (0, 100)$ 。

则髋关节角度曲线局部峰谷情况可由下列公式判定:

$$Q = \begin{cases} VL & q_w \frac{\partial}{\partial t} \frac{\partial}{\partial t} = \min(x[n]) \text{ 且 } |q_w(n) - q_w(1)| \leq \varepsilon \\ PK & q_w \frac{\partial}{\partial t} \frac{\partial}{\partial t} = \max(x[n]) \text{ 且 } |q_w(n) - q_w(1)| \leq \varepsilon \\ ZE & q_w \frac{\partial}{\partial t} \frac{\partial}{\partial t} = 0 \text{ 且 } q_w(n) * q_w(1) < 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, VL 为波谷; PK 为波峰; ZE 为过零点; \min 表示求最小值函数; \max 表示求最大值函数; ε 为一个正的极小值。

本文选择采样频率为 100 Hz 的扁平式压力传感器来测量足底压力情况, 并将传感器分别嵌入到鞋子的脚掌和脚跟两个部位, 如图 2 所示。图 2 中, a 为脚掌压力传感器, b 为脚跟压力传感器, c 为 CAN 数据传输线。

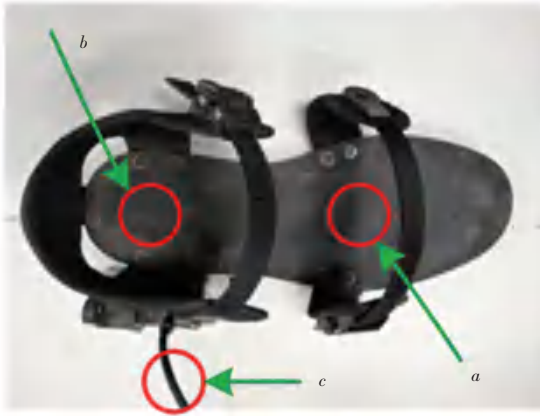


图 2 足底压力传感器分布图

Fig. 2 The profile of the plantar pressure sensors

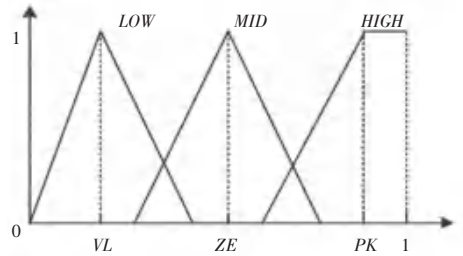
为了更好地描述足底压力变化, 将采集到的实时足底压力数据进行归一化处理, 具体公式如下:

$$P_i = \frac{P_{s,i} - P_{smin,i}}{P_{smax,i} - P_{smin,i}} \quad (5)$$

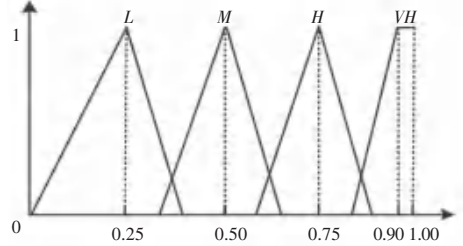
其中, $i = 1, 2$ 表示脚掌和脚跟; $P_{s,i}$ 为足底压力传感器实时测得的压力值; $P_{smin,i}$ 、 $P_{smax,i}$ 分别为足底压力传感器测得的压力最小值和最大值; P_i 为经归一化处理后的足底压力。

依据式(3)、式(4), 以髌关节角速度 \dot{q} 、 q_w 为经归一化处理后的髌关节角度和足底压力差作为输入变量, 经过研究定制的步态相位推理规则(GPIR), 输出步态划分结果。

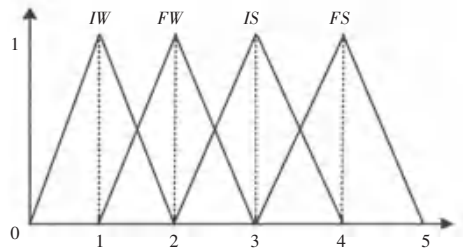
在式(3)、式(4)的基础上, 本文构建了模糊逻辑推理系统(FIS), 如图 3 所示。对于髌关节角度输入变量, 定义了 3 个隶属函数: LOW - 低、 MID - 中、 $HIGH$ - 高, 对于足底压力输入变量, 定义了 5 个隶属函数: L - 小、 M - 中等、 PH - 较高、 H - 高、 VH - 极高, 对于步态周期划分输出变量: IW - 初始摆动相, FW - 完全摆动相, IS - 初始支撑相, FS - 完全支撑相, 得到的模糊逻辑规则, 见表 1。



(a) 髌关节角度的输入隶属函数



(b) 足底压力的输入隶属函数



(c) 步态周期划分的输出隶属函数

图 3 步态周期划分模糊逻辑推理系统

Fig. 3 Fuzzy logic deduction diagram of gait stages division

表 1 模糊逻辑规则表

Tab. 1 Fuzzy logic rules table

模糊逻辑规则	步态
$Q = LOW, P_1 = L, P_2 = L$	IW
$Q = LOW, P_1 = M, P_2 = L$	IW
$Q = MID, P_1 = L, P_2 = L$	FW
$Q = HIGH, P_1 = L, P_2 = L$	IS
$Q = LOW, P_1 = L, P_2 = M$	IS
$Q = HIGH, P_1 = M, P_2 = H$	IS
$Q = HIGH, P_1 = H, P_2 = H$	FS
$Q = HIGH, P_1 = H, P_2 = VH$	FS
$Q = HIGH, P_1 = M, P_2 = H$	FS
$Q = HIGH, P_1 = VH, P_2 = M$	FS
$Q = MID, P_1 = H, P_2 = L$	FS
$Q = MID, P_1 = VH, P_2 = L$	FS

2 外骨骼机器人样机平台

本文的下肢髌关节外骨骼机器人样机平台如图 4 所示。外骨骼样机控制系统基于 ARM Cortex-M7 架构芯片 STM32F765IHK6。髌关节电机选用额定输出扭矩为 45 N·m 的 BLDC 直流无刷电机, 电机

FOC 驱动器额定功率为 480 W,采用增量式编码器来获得关节电机转子机械角度。IMU 为维特智能公司生产的九轴陀螺仪,型号为 JY931。

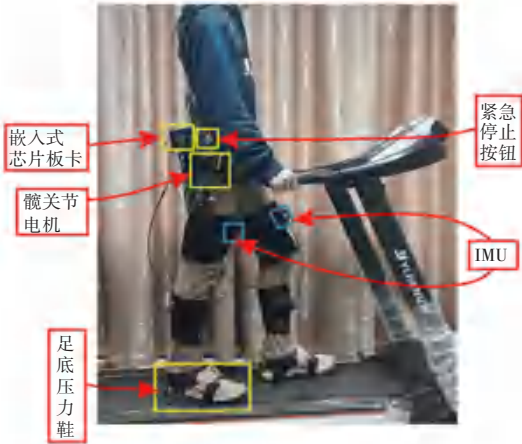


图4 下肢髋关节外骨骼机器人样机

Fig. 4 Lower limb hip joint exoskeleton robot prototype

表2 各组样本不同速度阶段数据采集点数及步态周期总数

Tab. 2 Data points and gait cycles number of different speed stages in each groups of samples

	0 m/s	2.2 m/s	1.8 m/s	2.4 m/s	1.8 m/s	2.2 m/s	步态周期总数
①	1 022	6 232	6 190	5 604	6 348	5 777	155
②	984	6 194	5 877	6 011	6 163	5 982	165
③	1 069	6 296	5 365	6 520	5 861	6 045	160
④	1 072	6 293	5 655	6 236	5 862	6 038	136
⑤	1 155	6 048	5 992	6 114	5 941	6 550	151
⑥	1 005	6 238	6 107	5 764	6 077	6 209	148
⑦	1 095	5 906	6 230	5 923	6 186	5 925	142
⑧	1 055	6 174	5 906	6 010	6 027	6 168	136
⑨	945	6 117	6 231	6 635	6 057	6 255	142
⑩	955	6 230	5 820	6 165	5 826	5 982	138

GPF 步态划分方法将一个步态周期分成了 4 个阶段,如图 5 所示。图 5 中,“阶梯状”的线代表了 GPF 划分的步态阶段,当“阶梯状”的线纵坐标为 1 时表示当前步态阶段处于初始摇摆相、为 2 时表示处于完全摇摆相、为 3 时表示处于初始支撑相、为 4 时表示处于完全支撑相。

为了验证 GPF 方法对步态相位划分的准确度,首先,定义每组测试样本各周期内的相位阶段划分正确率 ERO 作为步态相位阶段划分准确度评价标准一,数学定义公式见下式:

$$ERO = \frac{\Omega}{U} \quad (6)$$

其中, Ω 为实验一各组样本每个步态周期内相位阶段划分正确的采样点数, U 为实验一各组样本每个步态周期内采样总点数。

其次,定义实验一 M 组样本的平均相位阶段划

外骨骼样机系统开启电源后,所有传感器(髋关节 IMU 传感器、足底压力传感器)数据、步态周期划分数据等都会记录在 16 GB 容量的 TF 卡中,以便于后续实验验证与数据分析对比。

3 实验验证及结果分析

3.1 实验设计

招募受试者一名(年龄 22 岁、身高 175 cm、体重 72 kg),受试者穿戴外骨骼机器人样机在跑步机上以预先设定好的速度规则进行行走,共收集了来自该名受试者的 10 组行走数据。表 2 是收集到的不同速度阶段的 10 组实验样本数据集。

3.2 相位划分器实验结果分析

前文 1.2 节中相位划分器部分提出了依据髋关节角度局部峰谷情况和经过阈值条件判定后的足底压力情况的模糊推演逻辑规则,本文将该方法简称为 GPF 方法。

分正确率 $AERO$ 作为评价标准二,数学定义公式见下式:

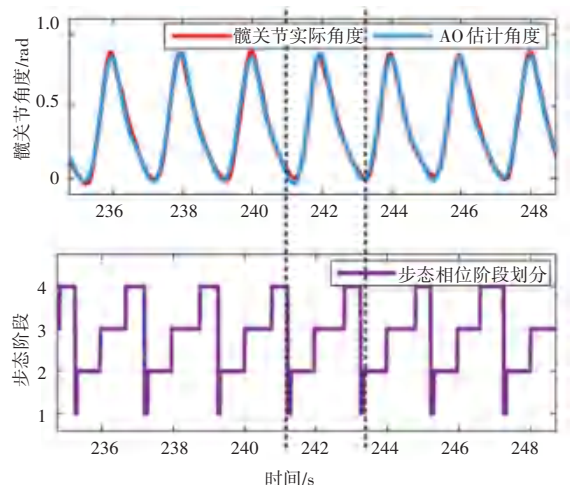


图5 GPF 方法步态阶段划分情况图

Fig. 5 GPF method gait stages division situation diagram

$$AERO = \frac{1}{M} * \frac{1}{V} * \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^V \frac{\Omega_j}{U_j} \quad (7)$$

其中, 由于实验一进行了 10 组测试, 因此 $M = 10$; i 表示测试样本组别号; j 表示各组测试样本步态周期序号; V 表示各组测试样本步态周期总数。

步态阶段划分 ERO 结果见表 3, 各组样本步态阶段划分 ERO 误差棒如图 6 所示。

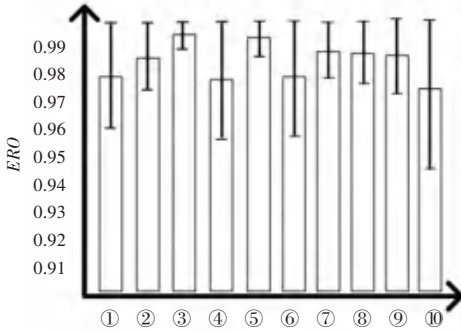


图 6 各组样本步态阶段划分 ERO 误差棒

Fig. 6 ERO error bars for gait stages division of each group of samples

表 3 步态阶段划分 ERO 结果

Tab. 3 Results of gait stages division ERO %

	ERO /min	ERO /max	ERO /平均	$AERO$
①	95.91	100	97.96	
②	97.45	100	98.73	
③	99.01	100	99.51	
④	95.32	100	97.66	
⑤	98.59	100	99.29	
⑥	95.24	100	97.62	98.38
⑦	97.95	100	98.97	
⑧	97.70	100	98.85	
⑨	96.26	100	98.13	
⑩	94.10	100	97.05	

根据表 3 和图 6 中数据分析可知, 第③组样本最小 ERO 为 99.01%, 最大 ERO 为 100%, 平均 ERO 为 99.51%, 该组测试结果在全部 10 组测试中的步态划分准确率最高, 除了第⑩组样本, 其他组样本 ERO 均在 95% 以上, 平均 ERO 在 97% 以上。第⑩组样本出现了最低 ERO (94.10%) 的原因是由于该组实验数据某阶段步态周期内受试者不小心阻碍了外骨骼动作, 导致该步态幅度过小, 角度峰谷与足底压力情况在支撑相阶段不明显, 影响了 GPF 方法对该步态周期内支撑相阶段的划分, 然而在实际穿戴外骨骼进行助力行走的过程中, 不会发生多段该种步态情况, 除非外骨骼穿戴者人为刻意阻碍外骨骼动作。纵观全部 10 组样本数据, 从整体步态阶段

划分效果来看, $AERO$ 结果为 98.38%, $AERO$ 越高, GPF 对步态划分的效果越好。因此, 本文提出的 GPF 方法在步态阶段识别上具有较高的准确性, 并且 GPF 方法复杂度不高, 相比其它神经网络方法更利于嵌入式微控制器程序的实现。

4 结束语

针对下肢运动功能障碍人群的康复训练, 本文提出了一种基于模糊逻辑的下肢髋关节外骨骼步态相位划分方法。根据髋关节角度与足底压力数据相结合的模糊逻辑推演来精准划分每个步态周期, 并记录每个步态周期初始摆动相时刻。为了证明所提出的基于模糊逻辑的下肢髋关节外骨骼步态相位划分方法的有效性及其优越性, 设计了跑步机行走实验, 并进行了步态阶段划分准确度分析, 实验结果表明基于模糊逻辑的下肢髋关节外骨骼步态相位划分方法具有准确的步态阶段划分能力以及更好的步态自适应协调性能。

参考文献

- [1] 程洪, 黄瑞, 邱静, 等. 康复机器人及其临床应用综述[J]. 机器人, 2021, 43(05): 606-619.
- [2] MA Yue, WU Xinyu, YI Jingang, et al. A review on human-exoskeleton coordination towards lower limb robotic exoskeleton systems[J]. International Journal of Robotics and Automation, 2019, 34(4): 431-451.
- [3] JANG J, KIM K, LEE J, et al. Online gait task recognition algorithm for hip exoskeleton[C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Hamburg, Germany: IEEE, 2015: 5327-5332.
- [4] HYUN D J, LIM H, PARK S I, et al. Development of ankle-less active lower-limb exoskeleton controlled using finite leg function state machine[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2017, 18(6): 803-811.
- [5] KIM H, SHIN Y J, KIM J. Design and locomotion control of a hydraulic lower extremity exoskeleton for mobility augmentation[J]. Mechatronics, 2017, 46: 32-45.
- [6] QI Yongbin, SOH C B, GUNAWAN E, et al. Assessment of foot trajectory for human gait phase detection using wireless ultrasonic sensor network[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2015, 24(1): 88-97.
- [7] FAN Yuanjie, GUO Zhao, YIN Yuehong. SEMG-based neuro-fuzzy controller for a parallel ankle exoskeleton with proprioception[J]. International Journal of Robotics and Automation, 2011, 26(4): 450-460.
- [8] 张玉明, 吴青聪, 陈柏, 等. 下肢软质康复外骨骼机器人的模糊神经网络阻抗控制[J]. 机器人, 2020, 42(04): 477-484, 493.
- [9] 王晓峰, 李醒, 王建辉. 基于无模型自适应的外骨骼式上肢康复机器人主动交互训练控制方法[J]. 自动化学报, 2016, 42(12): 1899-1914.
- [10] SPRAGER S, JURIC M B. Inertial sensor-based gait recognition: A review[J]. Sensors, 2015, 15(9): 22089-22127.