

张阳, 何志琴, 马家庆, 等. 基于模糊推理的快速步态模式检测[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(7): 93–98. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.250713

基于模糊推理的快速步态模式检测

张阳¹, 何志琴¹, 马家庆¹, 李玮¹, 李永杰²

(1 贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550003; 2 贵州省骨科医院, 贵阳 550002)

摘要: 为了对下肢外骨骼机器人提供适当的辅助, 步态模式的检测至关重要。本文利用多个惯性测量传感器信息对穿戴者步态模式进行识别, 提出一种基于惯性测量传感器系统的步态模式检测方法。对水平行走、上/下楼梯和上/下斜坡等步态模式下的传感器数据进行分析, 使用背部角度、支撑腿的踝关节角度和摆动腿的髋、膝、踝关节角度作为模糊输入, 构建模糊规则库, 在步态模式的早期采用模糊推理方法实时估计步态模式的可能性。本文提出的步态模式检测方法检测成功率在98%以上, 检测延迟率在7%以下, 满足外骨骼提供辅助控制的要求。

关键词: 外骨骼; 步态模式检测; 模糊推理; 惯性测量传感器

中图分类号: TP242

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)07-0093-06

Fast gait pattern detection based on fuzzy reasoning

ZHANG Yang¹, HE Zhiqin¹, MA Jiaqing¹, LI Wei¹, LI Yongjie²

(1 School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550003, China;

2 Guizhou Orthopedic Hospital, Guiyang 550002, China)

Abstract: In order to provide proper assistance to lower limb exoskeleton robots, gait pattern detection is crucial. A gait pattern detection method based on an inertial measurement sensor system is proposed using multiple inertial measurement sensor information to identify the wearer's gait pattern. Sensor data in gait patterns such as horizontal walking, up/down stairs and up/down slopes are analysed and investigated, and a fuzzy rule base is constructed using the back angle, the ankle angle of the support leg and the hip, knee and ankle angles of the swing leg as fuzzy inputs, and fuzzy reasoning is used to estimate the likelihood of gait patterns in real time at an early stage of the gait pattern. The proposed gait pattern detection method has a success rate of more than 98% and a detection delay rate of less than 7%, which meets the requirements of exoskeletons to provide assisted control.

Key words: exoskeleton; gait pattern detection; fuzzy reasoning; inertial measurement sensor

0 引言

步态模式检测在下肢外骨骼应用领域中有着重要的地位。目前, 国内外对步态模式检测有多种方法, 从简单的手动切换方法发展到基于机器学习训练的方法^[1-2]。手动切换策略是简单有效的解决方案, 一般是通过按钮的方法或者通过语音的方法直接向外骨骼机器人发出控制命令, 或进行一些特殊的肢体运动改变外骨骼机器人的运动状态^[3-5]。文献[6]提出了一种手动切换外骨骼机器人运动模式的控制方法, 通过手动操作切换复位、行走和坐下的

运动模式; 文献[7]通过力传感器、惯性测量单元等传感器自动识别步态模式的方法, 采集下肢与地面的交互信息, 可以更准确地判断当前状态; 文献[8]提出了一种基于阈值的踝矫形器步态模式自动检测方法, 使用惯性测量单元跟踪穿戴者足部的三维位置来检测步态模式; 文献[9]使用一种基于模糊逻辑的假肢控制地形检测方法, 可以在假体摆动阶段之前检测步态模式。近年来, 机器学习分类算法常用于步态模式检测, 文献[10]使用表面肌电信号结合线性判别分析来识别步态模式; 文献[11]基于肌肉信号、机械信号和支持向量机算法来识别步态模

基金项目: 贵州省科技计划项目(黔科合支撑[2021]一般442); 贵州省科技支撑计划(黔科合支撑[2023]一般179, 黔科合支撑[2023]一般096)。

作者简介: 张阳(1997—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 下肢外骨骼机器人技术。

通信作者: 何志琴(1974—), 女, 硕士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 电力电子运动控制技术。Email: 641443416@qq.com。

收稿日期: 2023-12-03

式;文献[12]使用踝关节的角度和压力传感器基于隐马尔可夫模型进行步态模式识别;文献[13]根据惯性测量单元信息,提出基于长短期记忆(LSTM)和卷积神经网络(CNN)的新型下肢外骨骼步态模式识别方法。然而,这些方法需要大量的不同步态模式的训练数据,通常阻碍了在实践中的应用。

本文提出了一种基于模糊推理的步态模式检测算法,用于检测 5 种常见的日常生活活动:水平行走(Level Walking, LW)、上楼梯(Stairs Ascent, SA)、下楼梯(Stairs Descent, SD)、坡道上行(Ramp Ascent, RA)和坡道下行(Ramp Descent, RD)。在本文中,“快速”指在每个步态步骤的早期开始检测到步态模式。

1 系统架构

下肢外骨骼机器人架构如图 1 所示,系统外骨骼关节与人体关节对齐,髋关节拥有屈曲和伸展两个自由度;腰带和大腿设计可调,适应不同身高体重

的穿戴者;使用航空铝合金材料保证整体外骨骼的轻量化和高强度。髋关节采用无刷电机,实现屈伸运动,机械结构进行限位,以保障穿戴者的安全。该系统使用 24 V 直流锂电池供电,电池体积小且重量轻,方便放置在腰部位置的电池背包中进行充电和拆卸。主控制器采用 ARM Cortex-M7 架构的芯片 STM32F765IHK6,CAN 总线作为通信桥梁,用于节点之间的通信。主控制板通过 CAN 总线与多个传感器进行数据交互,并将力矩信息传输到关节电机的驱动板并执行。

本文使用 IMU(Inertial Measurement Unit)惯性测量传感器来识别步态模式,在髋关节、膝关节和踝关节都有 IMU 姿态传感器;大腿和小腿的 IMU 固定在弹性绑带的表面,可以调节 IMU 的位置,踝关节的 IMU 板在压力鞋垫的旁边;IMU 板的数据被传输到外骨骼背面的主控板。传感器的数据、所记录的步态特征数据、力矩数据和电机相关参数写入储存卡内,读取数据进行数据的分析和研究。

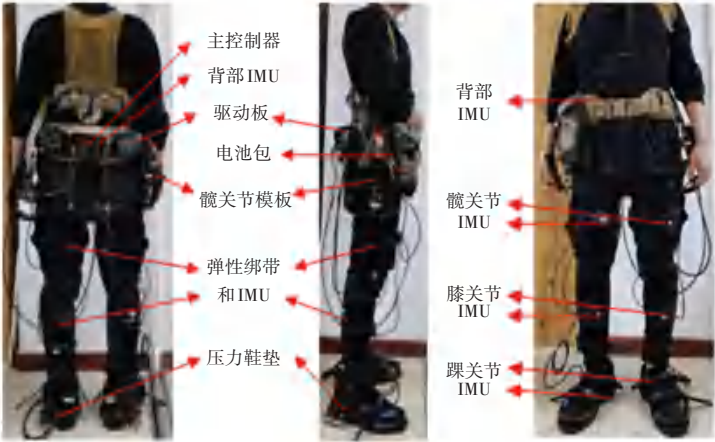


图 1 下肢外骨骼机器人架构
Fig. 1 Architecture of lower limb exoskeleton robot

2 步态模式的步态特征

不同步态模式下的步态特征如图 2 所示, P_1 、 P_2 和 P_3 分别是摆动初期、摆动中期和摆动末期。不同的步态模式在运动过程中背部角度有明显的区别,水平行走的时候背部角度相较于下楼/下坡的角度较小,相比于上楼/上坡的角度较大,如图 2(a);在坡道上行过程中,支撑脚的倾角大于某一个值;在坡道下行的过程中,站立脚的倾角会小于某一个值,因此,支撑脚的角度可以用来区分坡道上、下行与其它 3 种步态模式,如果支撑脚的角度接近于 0 的话,

下一步的步态模式可能是 5 种步态模式,在这种情况下,需要根据摆动腿的步态特征进一步区分不同的步态模式如图 2(b);髋关节在不同步态模式下区别较小,上/下坡的角度比较小,上/下楼的角度比较大,水平行走的角度在上/下坡和上下楼之间如图 2(c)所示;膝关节角度如图 2(d)所示,在上楼和下楼中,膝关节角度相比其他 3 个步态模式比较小;踝关节角度如图 2(e)所示,在上/下楼的时候,摆动腿踝关节的角度比较小,其他 3 个步态模式的角度较大。

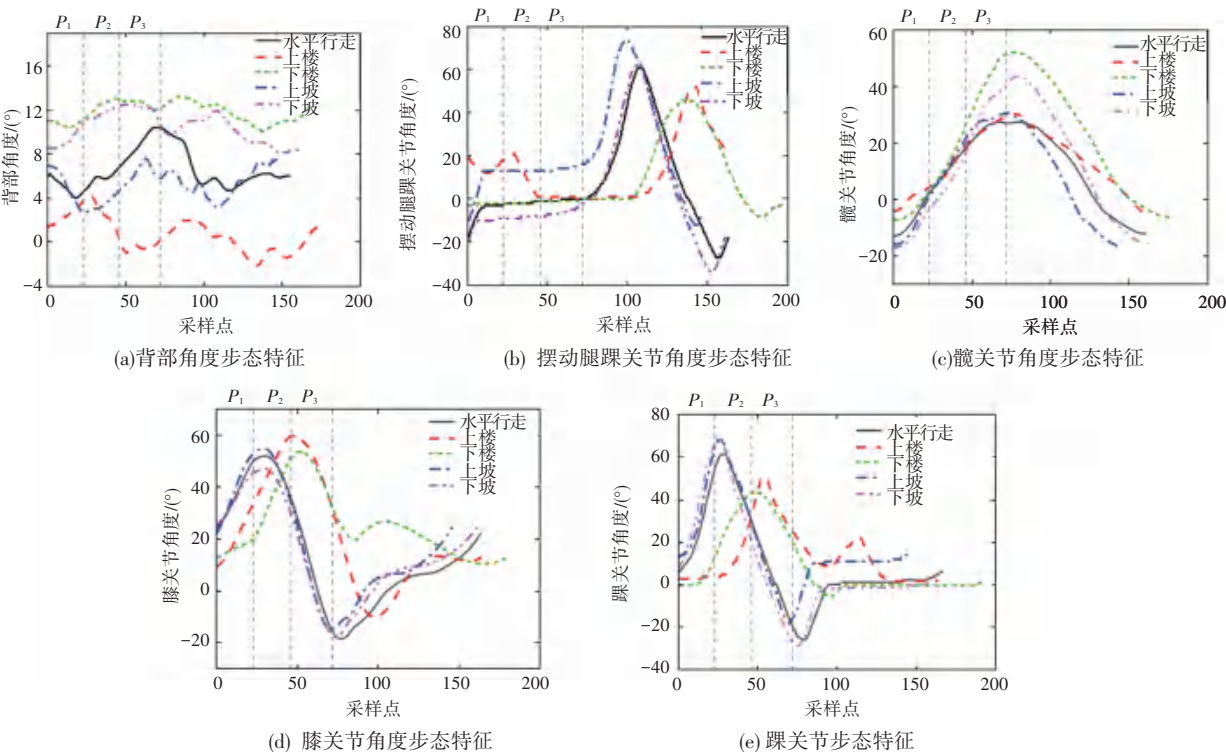


图 2 在一个周期内的步态模式步态特征

Fig. 2 Shows the gait patterns and characteristics within one cycle

3 基于模糊逻辑的步态模式检测

本文的地形检测中需要检测多种地形,且检测步态模式的特征值不同,使用阈值方法是不合适的。模糊逻辑是多值逻辑的一种形式,其处理的推理是近似的,检测规则是基于对问题的正确理解而设置的。因此模糊逻辑可以用作检测地形。在地形检测中,将检测出的目标视为一组地形进行分析,并通过模糊隶属度值来确定当前地形与目标地形的匹配程度。

3.1 隶属度函数

根据上述分析,基于支撑腿的踝关节和摆动脚的髋、膝、踝关节和背部角度,可以检测出 5 种步态模式。在步态周期的不同阶段需要使用不同的特征来检测步态模式,基于模糊逻辑的方法可以有效地检测步态模式。

为了设计模糊逻辑系统,本文使用 Mamdani 推理系统。根据上述特征的特点,选择钟形函数作为隶属度函数,隶属度函数公式如下:

$$u(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - c}{a}\right)^{2b}} \quad (1)$$

其中, x 是输入变量; a 控制钟型函数的宽度; b

控制钟型函数的陡峭程度; c 是钟型函数的中心位置。

各个隶属度函数的图形如图 3 所示。背部的倾角范围设置在 $(0^\circ \sim 20^\circ)$, 角度范围用“大”、“中”、“小”3 个级别来描述,其隶属度函数如图 3(a) 所示;背部的 IMU 主要用来区别上/下楼和上/下坡,参考脚的倾角范围设置在 $(-30^\circ \sim 30^\circ)$,已覆盖日常活动中的斜坡角度大小,整个范围用“大”、“中”、“小”3 个级别来描述,隶属度函数如图 3(b) 所示;支撑腿踝关节倾角主要用于区分坡道和其他步态模式,基于检测坡度的最小角度,例如 $\pm 7^\circ$ 。摆动腿的髋关节角度范围设置在 $(-20^\circ \sim 60^\circ)$, 整个角度范围用“大”、“中”、“小”3 个级别来描述,摆动腿的髋关节用来区分水平行走和其他步态模式,隶属度函数如图 3(c) 所示;摆动腿的膝关节角度范围设置在 $(-20^\circ \sim 60^\circ)$, 整个角度范围用“大”、“中”、“小”3 个级别来描述,隶属度函数如图 3(d) 所示;摆动腿的踝关节角度范围在 $(-30^\circ \sim 80^\circ)$, 角度范围用“大”、“小”2 个级别来描述,非参考脚的倾角主要用于区分坡道上升/下降和楼梯上升/下降,小级别用于检测楼梯上升/下降,而大级别用于检测坡道上升/下降,隶属度函数如图 3(e) 所示。

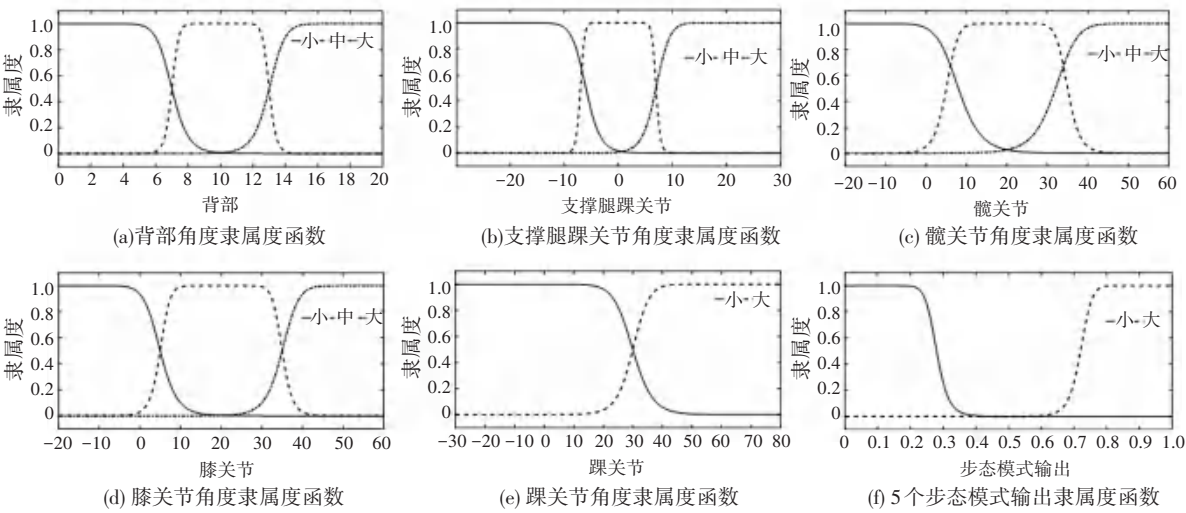


图 3 隶属度函数

Fig. 3 Affinity function

对于模糊输出的变量,5 种步态模式的输出隶属度函数都是相同的,采用“小”和“大”两个级别来描述,如图 3(f) 所示。解模糊化使用重心法,模糊输出接口输出分别是 LW、SA、SD、RA 和 RD 的 5 个隶属度,其输出模糊集如下:

$$U_x = [u_{lw}, u_{sa}, u_{sd}, u_{ra}, u_{rd}] \in R \tag{2}$$

其中,分量 u_{lw} 、 u_{sa} 、 u_{sd} 、 u_{ra} 、 u_{rd} 分别表示 5 种步态模式的隶属度。

3.2 模糊规则

为了尽快的检测步态模式,本文在每一步开始的摆动初期(即 P_1) 开始检测步态模式。根据各个步态模式的特征分析,针对不同的步态模式制定规

则,共十条模糊规则见表 1。在水平行走和上/下楼过程中,膝关节和踝关节的步态特征不明显,跨度太大,而背部关节、支撑腿踝关节和髋关节稳定且步态特征明显,确保能精确的识别和区分水平行走和上/下楼,本文在模糊规则 1~3 主要使用背部关节、支撑腿踝关节和髋关节来识别和区分。支撑腿的踝关节角度可以精准的区分上/下坡,模糊规则 4~5 是根据支撑腿的倾角来检测上下坡,确保上下坡的识别成功。模糊规则 6~10 根据其他不同的步态特征对步态模式进行模糊识别,在模糊规则 1~5 确保识别成功的基础上进行补强,以确保步态模式识别的成功率。

表 1 模糊规则表

Table 1 Fuzzy Rule Table

规则	IF					THEN
	背部	支撑腿踝关节	髋关节	膝关节	踝关节	
1	中	中	小	无	无	水平行走
2	大	中	小	无	无	上楼
3	小	大	小	无	小	下楼
4	中	大	无	无	无	上坡
5	中	小	无	无	无	下坡
6	中	大	中	大	无	水平行走
7	大	中	中	大	大	上楼
8	小	大	中	无	无	下楼
9	中	大	小	大	大	上坡
10	小	小	大	小	小	下坡

4 实验

实验中本文记录了 5 种运动模式,受试者执行

两个任务,一是楼梯测试(LW-SD-LW-SD-LW-SA-LW-SA);二是斜坡测试,(LW-RD-LW-RD),涵盖所有运动模式和过渡,如图 4 所示。



图 4 楼梯测试和斜坡测试
Fig. 4 Stair test and ramp test

为了评估本文所提出的步态模式检测算法,使用两个指标即检测成功率和检测延迟率,用来衡量算法的性能和准确度。检测成功率公式如下:

$$R_1(m) = N_l / N_s \tag{3}$$

其中, N_s 是步态模式中的总步数; N_l 是一个步态周期内成功检测的步数; m 是步态模式。

一个步态周期的时间划分如图 5 所示。 t_0 是一个步态周期摆动期开始的时刻, t_1 是运行基于模糊逻辑推理算法的识别成功的时刻, t_2 是一个步态周期结束的时刻。 T_1 是一个步态周期的时间, 公式如下:

$$T_1 = t_2 - t_0 \tag{4}$$

T_2 是成功检测步态模式所用的时间, 公式如下:

$$T_2 = t_2 - t_1 \tag{5}$$

R_2 是检测延迟率, 公式如下:

$$R_2(m) = T_2 / T_1 \tag{6}$$

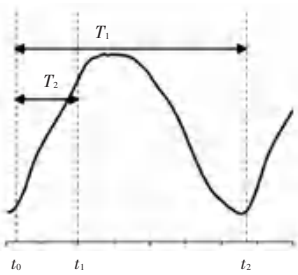


图 5 步态周期的时间划分
Fig. 5 Time division of gait cycle

水平行走和楼梯测试基于模糊推理检测的结果如图6所示;水平行走和坡道测试基于模糊推理检测的结果如图7所示。由图6和图7可知,本文提

出的模糊推理算法可以在步态初期成功检测出 5 种步态模式,在下楼过程中,早期的步态特征和水平行走步态特征相似,可能在短时间内检测为水平行走。

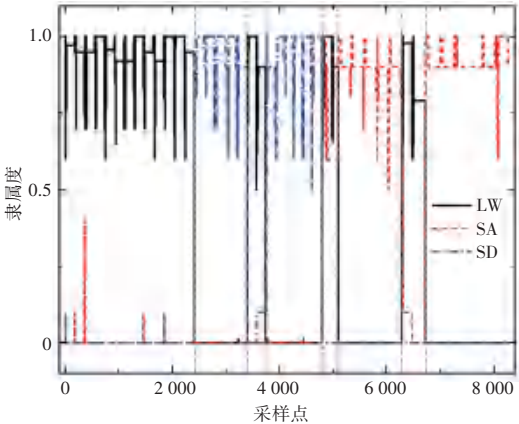


图 6 水平行走和楼梯测试
Fig. 6 Horizontal walking and staircase testing

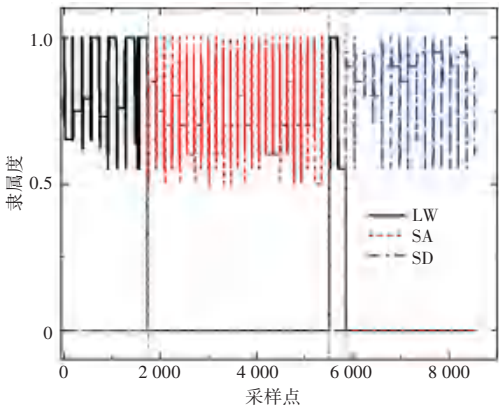


图 7 水平行走和坡道测试
Fig. 7 Horizontal walking and ramp testing

不同步态模式下的检测指标见表 2, 步态模式的检测成功率(R_1) 在 98% 以上, 包括单个步态模式的检测和不同步态模式切换下的检测; 基于模糊推理系统步态模式算法的检测延迟率(R_2), 水平行走检测延迟率在 4.4%~5.2%, 上楼的延迟率在 3%~5.6%, 下楼的延迟率在 4.6%~6.1%, 上坡的延迟率在 3.9%~4.8%, 下坡的延迟率在 4.5~5.9%。检测延迟率满足外骨骼提供辅助控制的要求。

表 2 步态模式下的检测指标
Table 2 Detection indicators of gait patterns

检测指标	水平行走(LW)	上楼(SA)	下楼(SD)	上坡(RA)	下坡(RD)
R_1	100	99.3	98.5	99.1	98.2
R_2	4.4~5.2	3.0~5.6	4.6~6.1	3.9~4.8	4.5~5.9

5 结束语

为了对下肢外骨骼机器人提供适当的辅助,本文对步态模式进行精确的识别,搭建系统框架。基于多惯性传感器的信息数据对穿戴者的步态模式检测,构建模糊规则库,使用模糊推理算法实时估计步态模式的可能性。本文提出的方法相比于机器学习的方法,不需要训练数据,参数设置主要由穿戴者的身体参数决定,可以快速设置参数范围;使用关节角度和足底压力传感器的检测方法,都是在每一步中期的时候检测到步态模式,而本文提出的方法可以在每一个步态周期的早期检测出步态模式,检测延迟时间短。

参考文献

- [1] KANG I, KUNAPULI P, YOUNG A J. Real-time neural network-based gait phase estimation using a robotic hip exoskeleton[J]. IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics, 2019, 2(1): 28-37.
- [2] HUANG H, KUIKEN T A, LIPSCHUTZ RD. A strategy for identifying locomotion modes using surface electromyography[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008, 56(1): 65-73.
- [3] BAIDEN D, IVLEV O. Human-robot-interaction control for orthoses with pneumatic soft-actuators—concept and initial trails[C]//Proceedings of the 2013 IEEE 13th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR). Piscataway, NJ: IEEE, 2013:6650353.
- [4] FARRIS R J, QUINTERO H A, Goldfarb M. Preliminary evaluation of a powered lower limb orthosis to aid walking in

paraplegic individuals[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2011, 19(6): 652-659.

- [5] HASEGAWA Y, JANG J, SANKAI Y. Cooperative walk control of paraplegia patient and assistive system[C]// Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 4481-4486.
- [6] 辛晋渝,李勇. 一种外骨骼辅助康复机器人设计与实现[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(4): 190-194.
- [7] 夏新浩,管小荣,李仲,等. 下肢外骨骼运动预测方法研究[J]. 现代制造工程, 2021, 493(10): 74.
- [8] LI Y D, HSIAO-WECKSLER E T. Gait mode recognition and control for a portable-powered ankle-foot orthosis[C]// Proceedings of the 2013 IEEE 13th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR). Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 6650373.
- [9] YUAN K, WANG Q, WANG L. Fuzzy-logic-based terrain identification with multi sensor fusion for transtibial amputees[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2014, 20(2): 618-630.
- [10] DHINDSA I S, AGARWAL R, RYAIT H S. Performance evaluation of various classifiers for predicting knee angle from electromyography signals[J]. Expert Systems, 2019, 36(3): e12381.
- [11] HUANG H, ZHANG F, HARGROVE LJ, et al. Continuous locomotion-mode identification for prosthetic legs based on neuromuscular-mechanical fusion[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(10): 2867-2875.
- [12] MANNINI A, SABATINIA M. Gait phase detection and discrimination between walking-jogging activities using hidden Markov models applied to foot motion data from a gyroscope[J]. Gait & posture, 2012, 36(4): 657-661.
- [13] CHEN C, DU Z, HE L, et al. A novel gait pattern recognition method based on LSTM-CNN for lower limb exoskeleton[J]. Journal of Bionic Engineering, 2021, 18(5): 1059-1072.