

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416993

# 基于 Densenet 模型的步态相位识别研究

付明凯 王少红 马超

(北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192)

**摘要:** 步态识别是下肢外骨骼机器人的关键技术,精准地步态识别对下肢外骨骼机器人的柔性控制具有重要作用。为解决不同个体以及同一个体步态特征(步速、步幅等)的随机性,本文提出了一种基于 Densenet 改进的 SECBAM-Densenet 网络模型的步态相位识别方法。首先,将两个惯性测量单元布置在胫骨前部和大腿前侧的股直肌,采集了 200 人次受试者前进、转弯、上楼梯、下楼梯 4 种步态任务的步态数据。然后,对数据进行滤波重采样预处理后作为所提模型的输入。最后,利用 SECBAM-Densenet 模型得到输出模型的分类结果。结果显示,改进后 SECBAM-Densenet 模型在同一个体中不同步态相位平均识别准确率达到 95.76%,相比其他模型有 0.66%~21.22% 的提升。在不同个体中,相位的识别准确率均高于 94%。以上试验结果表明,本文提出的模型可以应用于步态相位识别领域,并为下肢外骨骼机器人的柔性控制提供了试验参考。

**关键词:** 步态相位;Densenet;SE-net 注意力模块;空间通道注意力模块

**中图分类号:** TP181;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

## Research on gait phase recognition based on Densenet model

Fu Mingkai Wang Shaohong Ma Chao

(Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** Gait recognition is a key technology for lower limb exoskeleton robots, and accurate gait recognition plays a crucial role in the flexible control of these robots. To address the randomness in gait characteristics (such as walking speed and stride length) across different individuals and within the same individual, this paper proposes a gait phase recognition method based on an improved SECBAM-Densenet network model. Firstly, two inertial measurement units were placed on the tibia and the rectus femoris muscle of the thigh to collect gait data from 200 participants performing four gait tasks: walking forward, turning, ascending stairs and descending stairs. After filtering and resampling the data for preprocessing, the processed data were used as input to the proposed model. Finally, the SECBAM-Densenet model was used to classify the gait phases. The results show that the improved SECBAM-Densenet model achieved an average recognition accuracy of 95.76% in different gait phases within the same individual, which represents an improvement of 0.66% to 21.22% compared to other models. For different individuals, the recognition accuracy for each phase was higher than 94%. These experimental results indicate that the proposed model can be applied in the field of gait phase recognition, providing experimental reference for the flexible control of lower limb exoskeleton robots.

**Keywords:** gait phase;Densenet;SE-net attention module;spatial and channel attention module

## 0 引言

人口老龄化问题逐渐凸显,截至 2022 年底中国老龄化人口规模将达到 1.98 亿,占总人口的 14%。预计 2050 年,中国 65 岁及以上人口规模将达到 3.8 亿,占总人口 27.9%<sup>[1]</sup>。世界范围内,由中风、脑损伤或帕金森病引起的运动功能障碍患者数量稳步增加。运动功能障碍,使得人

们很难独立生活,且康复治疗成本较大,造成了巨大的社会负担。因此,利用下肢外骨骼机器人帮助运动功能障碍人群独立生活,有效地缓解社会压力,得到了国内高校企业研究人员的普遍认可<sup>[2]</sup>。

随着计算机技术的发展,利用数据进行人体运动意图识别、过程智能精准控制、人机交互实时等方面研究越来越受到关注。通过应用机器学习理论技术,对过程的数据进

行综合分析,可实现步态类型的识别、步态相位的识别等,进而实现系统的柔性控制等。目前,研究人员提出了许多不同的步态识别算法学习模型。Park 等<sup>[3]</sup>根据 GRF 训练了人工神经网络(ANN)来进行步态识别。针对脑卒中偏瘫患者的异常步态识别与评估的问题,王全坤等<sup>[4]</sup>提出一种基于支持向量机(SVM)的步态分类方法,采用多项式核函数的支持向量机的决策融合模型获得了 90%异常步态识别平均准确率。

为了探究足底压力信号输入对步态识别的影响,刘薛勤等<sup>[5]</sup>使用多个柔性薄膜压力传感器采集足底压力,利用支持向量机(SVM)进行步态识别,识别准确率达到了 90%。为了进一步提高步态识别的准确率,Ahmed 等<sup>[6]</sup>提出了一种基于步态识别性别的雾计算和机器学习(FCML)算法,使用视频捕捉传感器来捕捉步态序列。他们采用基于稀疏重建的度量学习(SRML)和加速鲁棒特征(SURF)算法来提取步态特征,并使用支持向量机(SVM)算法进行分类。作者使用公共数据集 ADSC-AWD 进行实验,并报告了 95.49%的准确率。

Zou 等<sup>[7]</sup>利用加速度计和陀螺仪获取步态数据,通过步态识别技术进行身份认证与识别。为提高准确率,提出了一种卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)与长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)并联的混合深度神经网络模型,其中空间域和时域中的特征分别由卷积神经网络和递归神经网络提取。实验结果表明该方法在识别和认证方面准确率分别达到了 93.5% 和 93.7%<sup>[8]</sup>。耿昕雨等<sup>[9]</sup>采用随机森林算法的分类算法,并利用学习曲线,网格搜索方法进行参数调优,建立了最佳的步态识别模型,准确率可达 94.05%。为了解决对多类步态时序数据难以识别和预测的问题,何正义等<sup>[10]</sup>提出了一种集成卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和深信网(deep belief network, DBN)的步态识别与模拟方法。

而 CNN 有时会出现性能下降,梯度消失或梯度爆炸的问题。随着人们对网络的深入研究, AlexNet、ResNet、DenseNet 等网络模型的出现有效的避免出现上述问题。AlexNet 被提出并被认为是第一个深度 CNN 的架构,通过堆叠卷积层来使网络架构更深,增强了 CNN 处理复杂任务的能力<sup>[11]</sup>。残差网络(ResNet)被提出用来解决上述训练超深度 CNN 的问题,并在 2015 年 ImageNet 大规模视觉识别挑战赛(ILSVRC)分类竞赛中获得第一名<sup>[12]</sup>。受到 ResNet 的影响,Huang 等<sup>[13]</sup>开发了一种称为密集连接卷积网络(DenseNet)的新架构,并在 2017 年的同一竞赛(ILSVRC)中取得了最先进的结果。DenseNets 设置跳过连接以将所有层直接相互连接,这称为密集连接。与 ResNets 相比,DenseNets 使用输入要素的串联,而不是它们的求和。进一步加强了特征传播,并鼓励在网络中重用特征,使网络易于训练。并且,因为不需要重新学习冗余的

特征图,密集的连接模式使网络具有很高的参数效率。

步态相位识别的研究对于下肢外骨骼机器人控制具有重要意义,当步态识别达到相位级别能更好为实现外骨骼机器人的柔性控制、精准控制。针对异常步态诊断与跌倒预测方面,姜涛等<sup>[14]</sup>提出了一种基于隐马尔可夫模型的助行器依赖人群步态相位识别方式,使用激光测距传感器识别步态相位,验证了模型的准确性与泛化能力。为了实现外骨骼机器人的精准控制,高贯斌等<sup>[15]</sup>提出了一种基于脚与地面的接触状态信息和膝关节摆角及摆动速度信息步态相位识别方法,将其应用在外骨骼机器人的控制上取得不错的效果。为了提高相位识别的准确率,曾德政等<sup>[16]</sup>提出了一种基于 SVMBP 的下肢外骨骼步态检测及识别研究的方法,平均分类识别准确率达 99.39%。颜建军等<sup>[17]</sup>基于通道注意力机制增强 DGNN 利用当前时刻来预测未来,识别准确率可以达到 94%。

综上所述,大多数试验均是对步态识别进行研究,而对于不同步态中的相位识别、以及在此基础上的精准控制,也是步态研究的关键之一<sup>[18]</sup>。从信号使用看,对于步态数据的输入信号,加速度计、陀螺仪<sup>[19]</sup>和足底压力信号<sup>[20]</sup>等较为常见,具有较好的区分步态特征的优势。与机器学习模型相比,神经网络模型在步态识别方面具有不错的识别准确率<sup>[21]</sup>。因此基于以上调查,本文针对复杂步态以及个体差异性的问题进行步态相位识别的研究,提出了一种基于 Densenet 改进的 SECBAM-Densenet 网络模型的步态相位识别方法,利用惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)采集步态数据,将其作为输入信号,以期实现步态相位的识别,完成对复杂步态的相位识别以及考虑个体的差异性,为下肢外骨骼机器人的控制奠定基础。

## 1 理论基础

### 1.1 Densenet 网络

CNN 网络在深度学习中的热度持续上涨,已经成为深度学习具有代表性的网络之一。它的优势在于,能够自动学习输入数据的特征表示,而无需手工设计特征提取器,卷积层使用参数共享的方式来处理数据中的局部信息,从而达到所需要的特征提取和识别分类的目的。由于突出的泛化能力,广泛应用于图像分类,目标检测,自然语言处理等领域。Densenet 网络与传统 CNN 网络相比,其组成部分中的稠密连接块,将其特征图传递给所有后续层,重复利用,增强了模型的表达能力。

从图 1 中可以看出, Densenet 主要由卷积层、Dense block 层和过渡层组成。Dense block 层中包含了多个 DenseLayer 层,每个 DenseLayer 层都是  $1 \times 1$  和  $3 \times 3$  卷积的组合,如图 2 所示。通过稠密连接,使得浅层特征流向深层并进行特征融合,每一层的输入都是前面所有层的输出。Bottleneck 层中  $1 \times 1$  卷积的作用是减少特征图数量,降维减少计算量。过渡层的基本架构是 BN-ReLU-Conv( $1 \times 1$ )

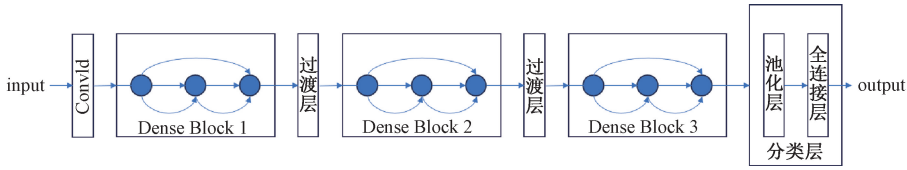


图 1 Densenet 网络结构

Fig. 1 Densenet network structure

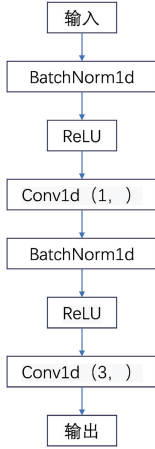


图 2 DenseLayer 结构

Fig. 2 DenseLayer structure

和平均池化( $2 \times 2$ ),进一步压缩了参数。

将步态相位数据利用 Densenet 网络训练,将每一层的输出连接到后续的所有层,使得低层的局部特征(例如加速度的细微变化)能够与高层的全局特征(例如整体运动模式)相结合。同时由于结合多层特征,能够更好地过滤掉无关的步态数据中可能存在传感器噪声,减小采集误差。

### 1.2 SE-net 注意力模块

SE 模块由两个主要操作组成:压缩(Squeeze)和激励(Excitation)。

压缩操作:SE 模块首先通过全局平均池化操作对输入特征图的空间维度(高度  $H$  和宽度  $W$ )进行聚合,为每个通道生成一个通道描述符。其数学描述如式(1)所示。

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{W \times H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H u_c(i, j) \quad (1)$$

其中,  $u_c$  表示卷积操作后第  $c$  个通道特征图;  $z_c$  为挤压操作后第  $c$  个通道特征图。  $M, H, C$  代表特征矩阵  $U$  的三维信息;  $c$  为第  $c$  通道。

激励操作:在压缩步骤之后,应用一个激励机制,该机制本质上是由两个全连接(FC)层和一个非线性激活函数(通常是 sigmoid)组成的自门控机制。第一个 FC 层降低了通道描述符的维度,应用 ReLU 非线性激活,随后第二个 FC 层将其投影回原始通道维度。这个过程建模了通道间的非线性交互,并产生了一组通道权重。其数学描述如式(2)所示。

$$s_c = F_{ex}(z, W) = \sigma(g(z, W)) = \sigma(W_2 f(W_1 z_c)) \quad (2)$$

其中,  $f(\cdot)$  表示 ReLU 激活函数;  $\sigma$  是 Sigmoid 函数;  $r$  为维度变换率,在本文中取 1,以减少计算量;  $W_1(\cdot)$ 、 $W_2(\cdot)$  分别为两次全连接层操作。

用 SE-net 注意力模块更有效地捕捉步态相位之间的细微差异。步态相位的差异可能非常细微,SE-net 通过为每个通道分配不同的权重,可以更加精细地区分这些差异。尤其是在复杂的步态相位识别任务中,这种精细化的特征处理能力可以显著提高识别的准确性。

### 1.3 CBAM-net 注意力模块

CBAM 注意力模块主要分为两个部分:通道注意力模块和空间注意力模块,如图 3 所示。CBAM 通过顺序地推断两个维度上的注意力图(通道和空间),然后将这些注意力图乘以输入特征图进行自适应特征精炼。这样的设计使 CBAM 注意力能自适应地调整输入步态相位特征图中每个通道和空间位置的重要性,逐步精炼输入特征,达到一个动态调整的过程。

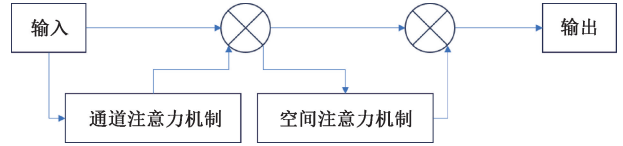


图 3 CBAM 模块结构

Fig. 3 CBAM module structure

通道注意力模块其数学描述如式(3)所示。

$$M_c(F) = \sigma(MLP(AvgPool(F)) + MLP(MaxPool(F))) \quad (3)$$

其中,  $\sigma$  是 sigmoid 函数;  $MLP$  为多层感知器;  $AvgPool(F)$  和  $MaxPool(F)$  分别表示平均池化和最大池化;  $M_c(F)$  为通道注意力模块。

通道注意力模块其数学描述如式(4)所示。

$$M_s(F_1) = \sigma(f([AvgPool(F_1), MaxPool(F_1)])) \quad (4)$$

其中,  $F_1$  为输入特征图;  $f$  为  $7 \times 7$  卷积运算;  $AvgPool(F_1)$  和  $MaxPool(F_1)$  分别表示平均池化和最大池化;  $M_s(F_1)$  是空间注意力模块。

## 2 模型构建

将 SE-net 模块与 CBAM 模块进行串行连接,具体连

接方式如图 4 所示,此措施可以使得改进后的 SECBAM 模块具备 SE-net 模块与 CBAM 模块各自的优点,从而达到提升网络模型的识别精度与识别效率。

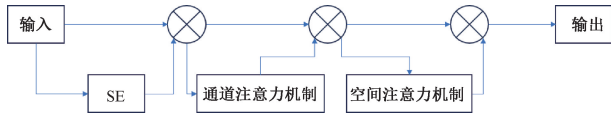


图 4 SECBAM 模块结构

Fig. 4 SECBAM module structure

A 模块即为改进后的 SECBAM 模块,将其插入在每个稠密连接块的后面,形成新的 SECBAM-Densenet 网络模型,如图 5 所示。稠密连接块的内部结构比较复杂,SECBAM 模块放在稠密连接块的外部可以有效的减少计算开支。另外,稠密连接块内部更加注重的是数据的局部特征,而将注意力模块放在外部能起到增强全局特征的目的。

图 6 是基于 SECBAM-Densenet 模型的步态识别流程

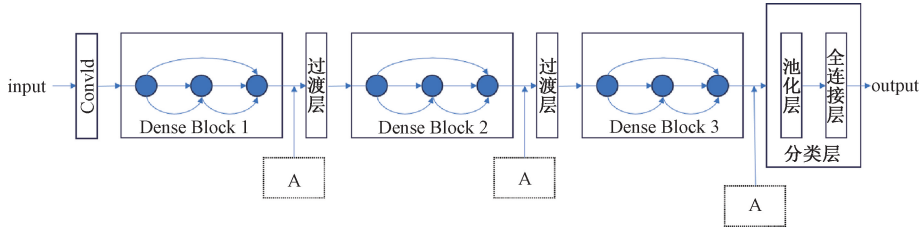


图 5 改进后的 SECBAM-Densenet 模型

Fig. 5 Improved SECBAM-Densenet model

图,主要包括 3 个部分:数据处理、模型训练和步态诊断。对采集到的原始运动姿态数据进行滤波,重采样和归一化等操作,减小数据单位不一样带来的误差,得到测试集和训练集。模型训练则是利用训练集的数据,对网络模型的参数进行调优,如迭代次数、学习率、批量大小等。最后将测试集输入到参数调优后的网络里进行步态相位的识别诊断,评测模型在此方面的识别能力。

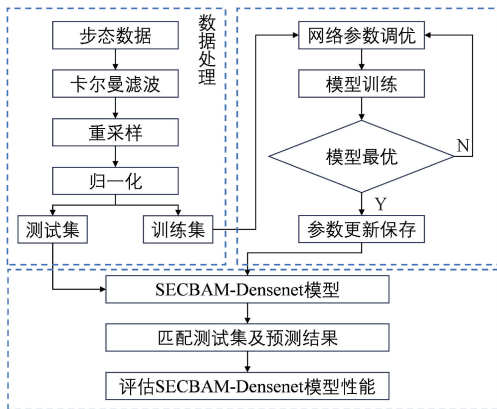


图 6 基于 SECBAM-Densenet 模型的步态识别流程图

Fig. 6 Flowchart of gait recognition based on the SECBAM-Densenet model

人体运动姿态信号作为数据库。本文采用 IMU,对人体的步态数据进行采集,IMU 为 9 轴蓝牙带电池姿态传感器 BWT901CL(Wit-motion,中国)。通过采集大腿和小腿运动姿态数据,包括:角度、角速度和角加速度,来分析步态周期、步幅、步频等步态特征,以及步态间的时序关系,进一步研究步态相位的划分,然后在利用深度学习网络,进行步态相位的识别与预测,判断相位划分的可行性。

在实验过程中,将两个 IMU 传感器分别布置在胫骨前部和大腿前侧的股直肌, X 轴方向与大腿对齐,如图 7 所示,通过蓝牙技术实时获取下肢的姿态曲线,以及上位机采集程序进行数据保存与解析,得到试验分析所用的数据集。所使用的 IMU 传感器可以获得九轴数据,包括三轴加速度、三轴角速度和三轴角。

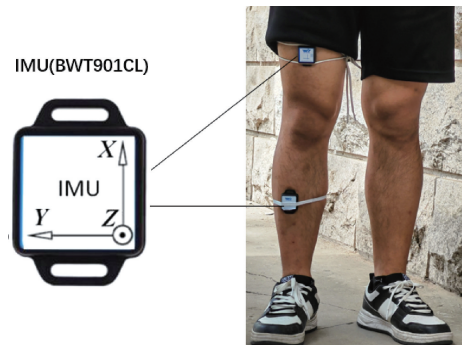


图 7 IMU 的布置位置

Fig. 7 Placement of IMUs

### 3 信号分析

为验证模型的准确率与可行性,进行试验以及相位划分,然后从以下两个方面进行对比分析:1)同一个人不同步态下 SECBAM-Densenet 模型对比试验。2)不同人步态下 SECBAM-Densenet 模型泛化能力分析。

#### 3.1 DenseNet 网络

对于步态相位划分与识别预测的研究,需要一定量的

实验步骤如下:

步骤 1)试验者将穿着合适的运动服,以确保服装不会干扰 IMU 传感器的固定。两个 IMU 分别固定在大腿前中段和胫骨前中段。

步骤 2)所有试验者在试验开始前,都做一次简短的热



身运动,使他们的肌肉和关节处于适当的状态。

步骤 3) 每一个试验者都以不同的速度和步幅完成步行任务。

步骤 4) 在步行实验过程中,IMU 传感器将持续采集大腿和小腿的运动数据,包括加速度、角速度等。

根据实验流程,选取实验人员 200 人次,分别完成前进转弯上楼梯下楼梯 4 种不同步态的数据采集工作,每种步态采集 20 组,每组采集周期为 10 步,采集频率设置为 200 Hz。实验人员均为健康男性,步态没有异常,可以作为泛化的样本。

当试验者在进行不同步态任务时,IMU 所获得的运动姿态信号可以直观清晰的反应出不同步态加速度角速度角度三项特征的变化趋势。去除步态周期内,曲线变换不规律的样本,最后得到的数据集包括:1 000 组前进步态样本,1 000 组转弯步态样本,1 000 组上楼梯步态样本,1 000 组下楼梯步态样本,一个步态周期为一个样本。

### 3.2 步态相位的划分和实现

步态相位是指人体行走过程中不同阶段的划分,更加细致的描述了人体的运动姿态。通过分析步态相位,可以了解人体在行走过程中肌肉、骨骼和关节的运动规律和相互作用,为临床医学和工程应用提供了很好的支持。本文将采用步态相位八分法进行机器学习。步态周期一共分为两个时相,支撑相和摆动相。其中支撑相包括 5 个阶段:1) 初始着地,本文标记为 0 相位;2) 承重反应期,标记为 1 相位;3) 支撑中期,标记为 2 相位;4) 支撑末期,标记为 3

相位;5) 摆动前期,标记为 4 相位。摆动相包括 3 个阶段:1) 摆动早期,标记为 5 相位;2) 摆动中期,标记为 6 相位;3) 摆动末期,标记为 7 相位。

根据实际情况下步态考虑,不同步态下支撑相与摆动相的占比是不一样的。前进、后退步态过程中,支撑相占主导地位,摆动相持续时间相对较短。上下楼步态上楼梯时,支撑相位相对较短,摆动相位相对较长,下楼梯时相反。转弯步态:内侧支撑相位:在转弯时,内侧脚的支撑相位可能会相对延长,以支持身体的弯曲。外侧摆动相位:外侧脚的摆动相位可能相对缩短,以适应转弯过程中的空间限制。因此在对数据进行相位划分的时候,要具体分析,不能使用固定的比例在不同步态中带入。

从所采集的原始数据中可以看出在不同步态下, $Y$  轴(冠状轴)角度与角速度,曲线变换比较有规律,并且发生数据变换时刻具有一致性。因此通过  $Y$  轴角度极小值点确定出步态周期,进行相位划分具有可靠性。从角速度角度曲线可以直观发现角度曲线具有一个极大值点,角速度曲线具有一个极大值点和一个极小值点,可以分别作为 3 个相位阶段的划分点。对于其他的划分特征点,考虑到实际步态特征,每个相位所完成所需要的动量是不一样的,也就代表着角速度变化率有区别的。因此对角速度曲线进行求导得到的角加速度,当角加速度为 0 时,也就是角速度变换率发生变化的时刻。对上述找出的特征点  $A_i$  ( $i=1,2,3,4,5,6,7$ ) 进行总结,得到步态周期运动姿态数据规律,如表 1 所示。

表 1 不同相位的角度角速度角加速度之间的关系

Table 1 The relationship between angle, angular velocity, and angular acceleration at different phases

相位	0	$A_1$	1	$A_2$	2	$A_3$	3	$A_4$	4	$A_5$	5	$A_6$	6	$A_7$	7
$\theta$	1	-1	1	-1	1	-1	1	B	1	-1	1	-1	1	-1	1
$\omega$	1	-1	1	-1	1	C	1	0	1	-1	1	B	1	-1	1
$\alpha$	1	0	1	0	1	-1	1	-1	1	0	1	-1	1	0	1

其中, $\theta$  为角度; $\omega$  角速度; $\alpha$  角加速度;1 代表增大;-1 代表减小;0 代表值为 0,B 为极大值点;C 为极小值点。

根据上述步态特征点的选取,对受试者 5 个人的前进转弯上楼梯下楼梯 4 种步态任务进行周期的选取和步态相位的划分,并给不同相位的数据点赋予标签做成数据集。

### 3.3 结果分析

1) 同一人不同步态下 SECBAM-Densenet 模型对比试验

(1) 数据预处理及超参数设置。本文模型的提出是为了实现对前进、转弯、上楼梯、下楼梯 4 种步态任务的步态类型与步态相位的高效识别。将采集到的运动姿态数据,将每个周期的数据点数均重采样为 256 个点,减少数据不统一带来的误差。首先研究同一个人不同步态任务类型下 SECBAM-Densenet 模型诊断的有效性,将每个周期按

照前文的八相位划分法,划分为 5 种支撑相和 3 种摆动相,依次命名为 0~7。每种步态类型采集了 1 000 个周期以上,本文一致选取 100 个周期,也就是 25 600 个数据点,作为数据集进行步态相位识别的研究。

SECBAM-Densenet 网络是在 PyTorch 深度学习框架中搭建的,试验是在一台配备 i7-8750H CPU 和 NVIDIA GeForce RTX 1050ti GPU 的计算机上进行的。模型训练时采用 Adan 优化器,学习率 learning\_rate 设置为 0.001,最小化目标函数为交叉熵误差,批量大小 batch\_size 设置为 1 000,迭代次数 num\_epochs 设置为 50。

(2) 识别准确率对比分析与分类可视化。SECBAM-Densenet 模型在 4 种不同步态任务下的混淆矩阵与 t-SNE 可视化图,结果如图 8、9 所示。4 种步态不同相位的准确

率如表 2 所示。

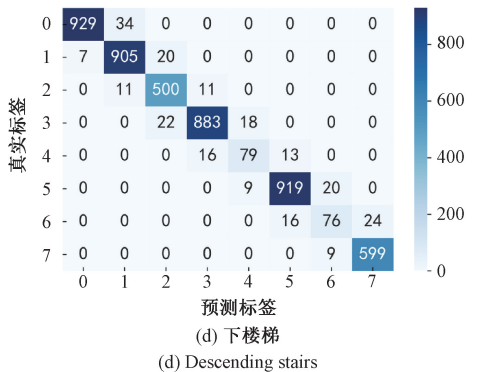
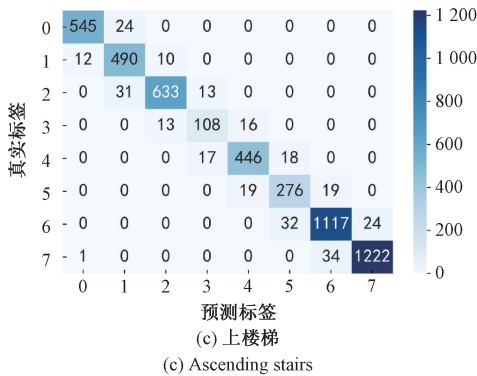
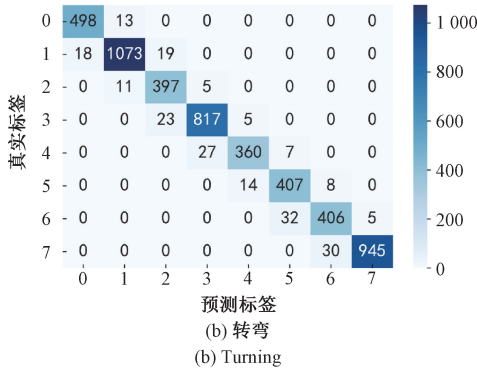
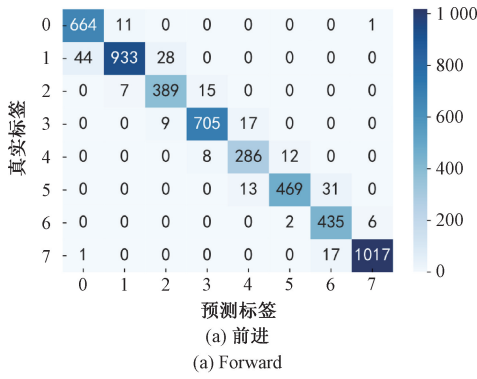


图 8 不同步态的 SECBAM-Densenet 准确率混淆矩阵  
Fig. 8 Confusion matrix of SECBAM-Densenet accuracy for different gaits

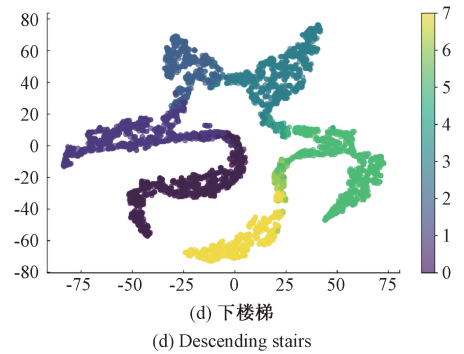
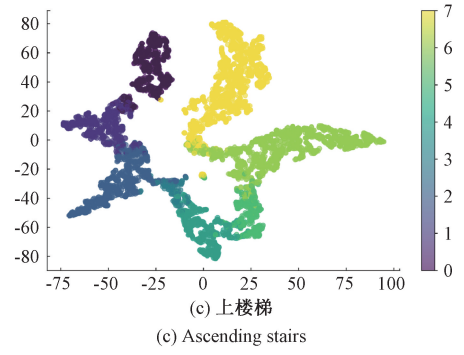
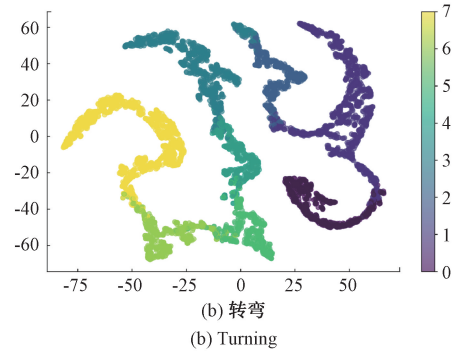
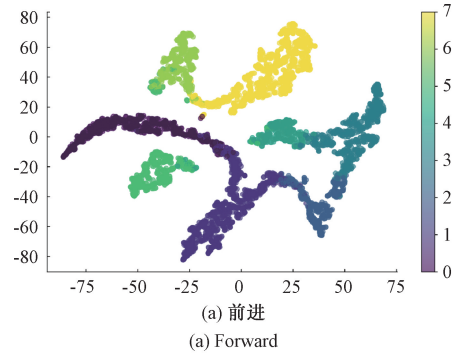


图 9 不同步态的 t-SNE 可视化图  
Fig. 9 t-SNE visualization for different gaits

图 8 中,横坐标是预测标签,纵坐标是真实标签,主对角线上值都是预测正确数值,同一行中其他的值均为预测错误的值。从图 8 和表 2 中可以看出,SECBAM-Densenet 模型在前进和转弯两种步态中,各相位的识别准确率均在

表 2 4 种步态不同相位的准确率

Table 2 The accuracy of four different gait phases %

类型	0	1	2	3	4	5	6	7
前进	98.2	92.8	94.6	96.4	93.5	91.4	98.2	98.4
转弯	97.5	96.7	96.1	96.7	91.4	94.9	91.6	96.9
上楼梯	95.8	95.7	93.5	78.8	92.7	87.9	95.2	97.2
下楼梯	96.5	97.1	95.8	95.7	73.1	96.9	65.5	98.5

90%以上,而在上楼梯和下楼梯两种步态任务中,出现了较低识别率的情况。上楼梯的 3 相位,识别准确率为 78.8%,下楼梯 4 相位,识别准确率为 73.1%,6 相位,识别准确率为 65.5%,造成这一情况的原因是由于在本数据集进行相位划分的时候,各相位所占的百分数较低,数据点数较少,训练不充分,从而导致了识别准确率较低,

分析图 8(c)和(d),发现随着步态任务的复杂程度增加,识别率较低的相位均是误将本相位识别成了相邻的两个相位,这是由于相邻相位具有相似性,另外由于人的步态是一个动态过程,且每个人的步态特征存在差异,尽管在原始数据预处理的过程中,进行了重采样和归一化的操作,但是误差是不可能完全消除的,因此由于模型没有充分考虑这些动态变化和个体差异,所以可能会导致误判。

从图 9 可以看出,识别后不同相位的样本点聚集紧密,且聚类之间的边界比较清晰明显,可以得到经过 SECBAM-Densenet 模型识别后的样本,数据特征明显具有较强的可区分性。

从图 10 中可以看出,4 种步态下 SECBAM-Densenet 识别能力最为突出,平均准确率比原网络 Densenet 高了 1.37%左右,比深度神经网络 VGG 和机器学习网络支持向量机、决策树高了 0.66%~21.22%,结果表明 SECBAM-Densenet 改进模型在步态相位识别方面具有较高的成效性。标准差较小同时也代表 SECBAM-Densenet 模型在识别 4 种步态任务使具有不错的稳定性。

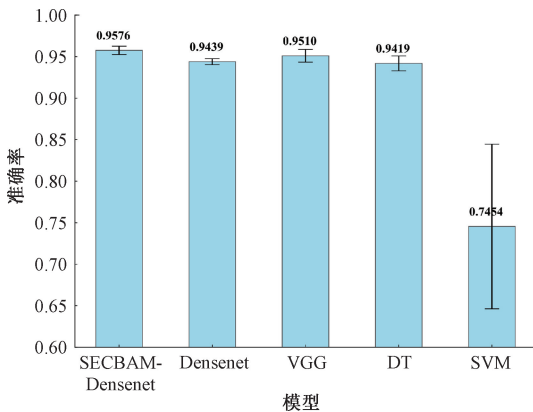


图 10 不同模型在不同步态下的测试准确率

Fig. 10 Testing accuracy of different models under different gait

(3)识别的收敛效率对比。对比改进后的 SECBAM-Densenet 网络与 Densenet 网络,分析识别效率。图 11 和

12 给出了前进和上楼梯步态下的网络测试准确率曲线和损失误差曲线。

从图 11 和 12 中可以看出,在两种步态下 SECBAM-

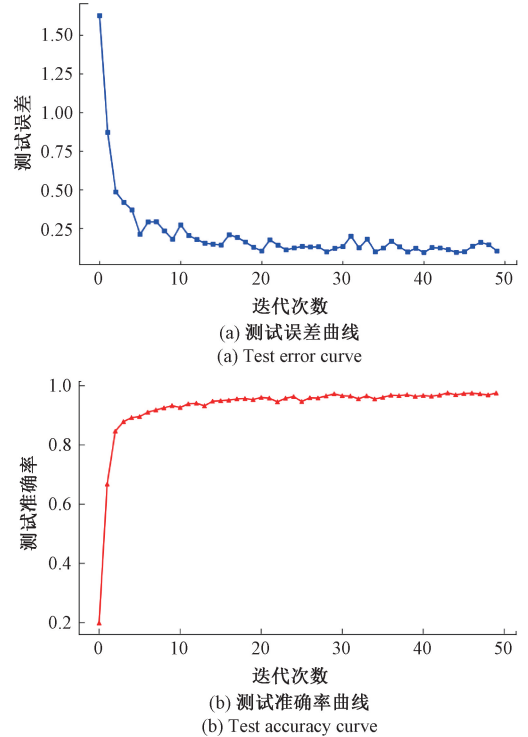


图 11 前进步态测试曲线

Fig. 11 Testing curve for forward gait

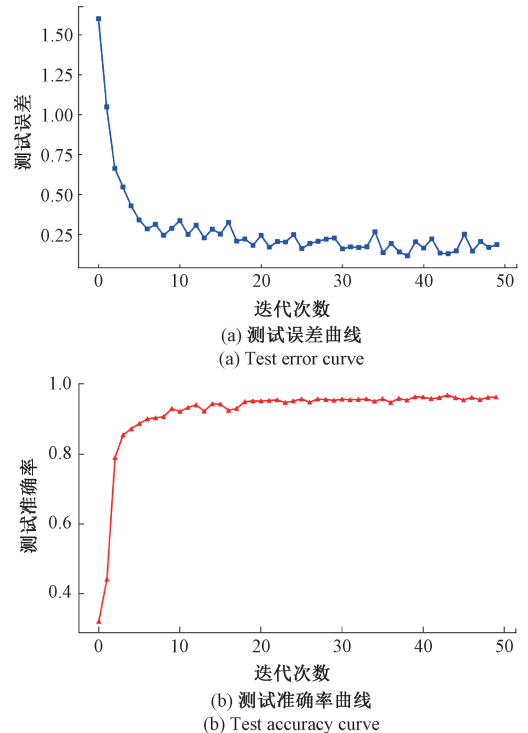


图 12 上楼梯步态测试曲线

Fig. 12 Testing curve for ascending stairs gait

Densenet 模型在迭代 10 次左右, 损失误差开始收敛, 并且准确率逐渐达到最大值。而随着步态任务的复杂程度的增加, 上楼梯步态测试曲线与前进步态测试曲线相比并没有较大的曲线波动, 两者的曲线且都是比较平稳的。因此 SECBAM-Densenet 不仅具有较快的收敛效率, 还具有较高的抗干扰能力, 更适用于临床医学中和康复医学中的步态识别任务。

2) 不同人步态下 SECBAM-Densenet 模型泛化能力分析

为了测试 SECBAM-Densenet 模型在不同步态任务下的表现, 在数据集中随机选取 20 名健康男性所采集的运动姿态数据, 进行识别分析。数据预处理和超参数设置定义均与 3.1 节中第 1) 节一致。SECBAM-Densenet 对不同人的步态相位识别的测试准确率如表 3 所示。4 种步态平均准确率误差图如图 13 所示。

表 3 20 人次下 SECBAM-Densenet 模型测试准确率  
Table 3 Testing accuracy of the SECBAM-Densenet model across 20 trials

步态任务	平均准确率
前进	0.958 9 <sup>+0.007 3</sup> <sub>-0.009 9</sub>
转弯	0.957 7 <sup>+0.003 8</sup> <sub>-0.006 5</sub>
上楼梯	0.951 5 <sup>+0.004 0</sup> <sub>-0.004 6</sub>
下楼梯	0.949 0 <sup>+0.005 1</sup> <sub>-0.007 4</sub>

的网络模型平均准确率高 1.54%, 在转弯步态中改进后的网络模型比改进前的网络模型平均准确率高 1.38%, 在上楼梯步态中改进后的网络模型比改进前的网络模型平均准确率高 0.49%, 在下楼梯步态中改进后的网络模型比改进前的网络模型 0.31%。SECBAM-Densenet 网络对 4 种步态任务的平均识别准确率要高于改进前的网络, 高约 0.93%。

表 4 不同人 4 种步态下 SECBAM-Densenet、Densenet 测试准确率

Table 4 Testing accuracy of the SECBAM-Densenet and Densenet models for turning gait in different individuals

步态类型	SECBAM-Densenet	Densenet
前进	0.958 9	0.943 5
转弯	0.957 7	0.943 9
上楼梯	0.950 7	0.945 8
下楼梯	0.949 0	0.945 9
平均准确率	0.954 1	0.944 8

图 14 为 4 种步态任务下 SECBAM-Densenet 模型和 Densenet 模型的测试准确率对比曲线。从图 14 中可以看出 SECBAM-Densenet 模型在 4 种步态任务下的测试准确率都很高, 且相对平稳, 都高于 94%, 具有极其不错的泛化性, 适应复杂度不同的步态任务。

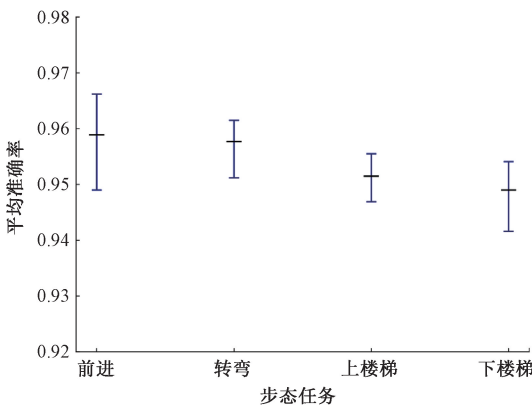


图 13 4 种步态平均准确率误差图

Fig. 13 Mean accuracy error chart for four types of gait

从表 3 和图 13 中可以看出, 不管是简单的步态任务还是复杂的步态任务, SECBAM-Densenet 模型的步态识别的平均准确率均都高于 94.9%, 在不同人不同步态任务中最低的识别准确率也有 94.16%。

为了验证 SECBAM-Densenet 模型在不同人的步态识别中具有较高泛化性, 将 SECBAM-Densenet 模型和原 Densenet 模型进行对比。步态任务同样选择上述 4 种步态任务, 两种模型在 4 种步态任务下的测试准确率, 如表 4 所示。在前进步态中改进后的网络模型比改进前

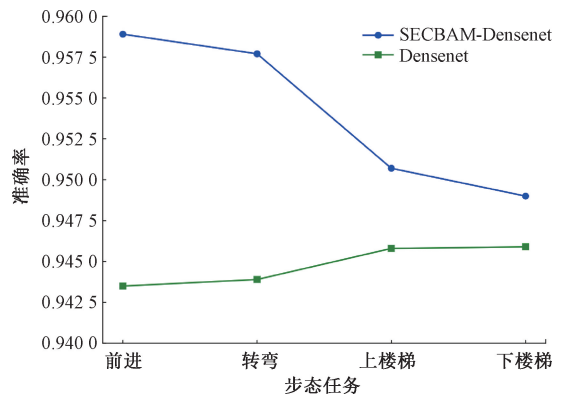


图 14 不同步态不同试验者下的两种模型测试准确率

Fig. 14 Testing accuracy of two models under different gaits and different subjects

4 结 论

本文针对目前传统深度神经网络在处理运动姿态信号时特征学习能力不足以及步态相位识别准确率不高的问题, 提出了 SECBAM-Densenet 模型, 并将其运用在步态相位识别诊断中。本文所提模型的核心是将 SE-net 注意力机制与 CBAM 注意力机制进行串行融合, 插入到 Densenet 网络每个稠密连接块的外面, 达到对浅层和深层特征的充分利用, 自适应调整重要特征的权重。



通过与改进前的 Densenet 网络和其他传统神经网络模型试验比较,验证了 SECBAM-Densenet 模型在准确率、抗干扰能力、泛化能力等方面的优势。同一个体情况下,SECBAM-Densenet 模型在本数据集上不同步态条件下的平均诊断准确率达到 95.76%,相比其他模型有 0.66%~21.22% 的提升。不同个体情况下,SECBAM-Densenet 模型在所采集的数据集上不同步态条件下的识别准确率均高于 94%,平均诊断准确率高于 94.9%。因此 SECBAM-Densenet 模型能够更好的适应复杂步态相位识别,步态识别达到相位级别能更好为实现外骨骼机器人的柔性控制提供研究依据。

在工程应用方面,SECBAM-Densenet 模型展示了显著的潜力,尤其在步态相位识别诊断领域。模型的高准确率和强抗干扰能力使其在实际应用中能够更好地应对复杂的步态环境,例如在康复医疗、运动监测和外骨骼机器人控制中。精准的识别步态相位,有助于实现对外骨骼机器人的柔性控制。后续工作将进行步态相位实时识别的研究,为下肢外骨骼机器人精准控制提供研究基础。

## 参考文献

- [1] 王美艳. 中国人口形势、挑战与应对策略[J]. 国家安全研究,2023(6):102-121,165-166.  
WANG M Y. China's population status, challenges, and countermeasures [J]. China Security Studies, 2023(6): 102-121, 165-166.
- [2] 苏鸿,马超,苏鹏,等. 基于 XGBoost 的下肢步态相位识别研究[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(3):95-101.  
SU H, MA CH, SU P, et al. XGBOOST algorithm-based method research on lower limb gait phase recognition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023,37(3):95-101.
- [3] PARK J, KOO S, KIM C. Classification of standing and walking states using ground reaction forces[J]. Sensors, 2021, 21(6): 2145.
- [4] 王全坤,郭冰菁,尤爱民,等. 基于 SVM 的偏瘫患者异常步态识别与临床康复辅助诊断系统[J]. 计算机应用与软件,2023,40(10):94-100.  
WANG Q K, GUO B Q, YOU AI M, et al. SVM-based abnormal gait recognition and clinical rehabilitation auxiliary diagnosis system for hemiplegic patients [J]. Computer Applications and Software, 2023,40(10):94-100.
- [5] 刘薛勤,刘宁,苏中,等. 基于足底压力感知的智能步态识别方法研究[J]. 系统仿真学报,2021,33(11):2575-2578.  
LIU X Q, LIU N, SU ZH, et al. Research on intelligent gait recognition method based on plantar pressure perception[J]. Journal of System Simulation, 2021,33(11):2575-2578.
- [6] AHMED K, SAINI M. FCML-gait: Fog computing and machine learning inspired human identity and gender recognition using gait sequences [J]. Signal, Image and Video Processing, 2022, 17:925.
- [7] ZOU Q, WANG Y, ZHAO Y, et al. Deep learning based gait recognition using smartphones in the wild[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security,2020,15:3197-3212.
- [8] 张亦鸣,王秋轶,吴梓睿,等. 一种基于 CNN 算法的步态识别模型研究[J]. 无线互联科技,2023,20(12):139-141.  
ZHANG Y M, WANG Q Y, WU Z R, et al. Research on a gait recognition model based on CNN algorithm [J]. Wireless Internet Science and Technology,2023,20(12): 139-141.
- [9] 耿昕雨,陈伟男,徐严,等. 基于智能手机的步态识别研究与设计[J]. 现代信息科技,2023,7(22):9-14,19.  
GENG X Y, CHEN W N, XU Y, et al. Research and design of gait recognition based on smartphone [J]. Modern Information Technology, 2023, 7 (22): 9-14,19.
- [10] 何正义,曾宪华,郭姜. 一种集成卷积神经网络和深信网的步态识别与模拟方法[J]. 山东大学学报(工学版),2018,48(3):88-95.  
HE ZH Y, ZENG X H, GUO J. An ensemble method with convolutional neural network and deep belief network for gait recognition and simulation [J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2018, 48(3): 88-95.
- [11] 韩龙,王超群,姜楠,等. 改进 Alexnet 网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国新技术新产品,2024(6):15-18.  
HAN L, WANG CH Q, JIANG N, et al. Improving the fault diagnosis method of rolling bearings using Alexnet network [J]. New Technology & New Products of China,2024(6):15-18.
- [12] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [13] HUANG G, LIU ZH, MAATEN L V D, et al. Densely connected convolutional networks [C]. CVPR 2017: 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2261-2269.
- [14] 姜涛,葛艳红. 基于隐马尔可夫模型的助行器依赖人群步态相位识别[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(1): 65-70,106.

- JIANG T, GE Y H. Gait phase recognition for people relying on mobility aids based on hidden Markov model[J]. Computer Applications and Software, 2022, 39(1): 65-70,106.
- [15] 高贯斌,肖纯杰,那靖,等. 下肢外骨骼康复机器人步态相识别[J]. 信息与控制, 2024, 53(1):47-57.
- GAO G B, XIAO CH J, NA J, et al. Gait phase recognition of lower limb exoskeleton rehabilitation robot[J]. Information and Control, 2024, 53(1): 47-57.
- [16] 曾德政,吕继亮,屈盛官,等. 基于 SVMBP 的下肢外骨骼步态检测及识别研究[J]. 机械工程学报, 2022, 58(12): 29-38.
- ZENG D ZH, LYU J L, QU SH G, et al. Research on gait detection and recognition of lower limb exoskeleton based on SVMBP [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(12): 29-38.
- [17] 颜建军,许赢家,林越,等. 基于通道注意力机制增强 DGNN 的外骨骼机器人步态相位预测[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2024, 50: 1-12.
- YAN J J, XU Y J, LIN Y, et al. Gait phase prediction of exoskeleton robot based on channel attention mechanism enhanced DGNN[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2024, 50: 1-12.
- [18] 邹雪,谭棉,严晓波,等. 基于多尺度特征融合的跨视角步态识别[J]. 电子测量技术, 2024, 47(1):186-192.
- ZOU X, TAN M, YAN X B, et al. Cross-view gait recognition based on multi-scale feature fusion [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(1):186-192.
- [19] 石磊,尹鹏,杨铭,等. 基于多传感器信息融合的外骨骼运动意图辨识[J]. 信息与控制, 2023, 52(2):142-153.
- SHI L, YIN P, YANG M, et al. Exoskeleton motion intention recognition based on multi-sensor information fusion[J]. Information and Control, 2023, 52(2):142-153.
- [20] 汪步云,缪龙,吴臣,等. 肌电和足压信息融合的外骨骼步态识别[J]. 兵器装备工程学报, 2024, 45(1): 278-287.
- WANG B Y, MIAO L, WU CH, et al. Research on exoskeleton gait recognition based on sEMG and foot pressure information introspection [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2024, 45(1): 278-287.
- [21] 高经纬,马超,姚杰,等. 基于机器学习的人体步态检测智能识别算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3):49-55.
- GAO J W, MA CH, YAO J, et al. Research on intelligent recognition algorithm of human gait detection based on machine learning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3):49-55.

## 作者简介

付明凯, 硕士研究生, 主要研究方向为机电系统测控及信息化、步态识别等。

E-mail: 18732439891@163.com

马超(通信作者), 博士, 副研究员, 主要研究方向为机械系统动力学与机械系统故障诊断。

E-mail: mach2006@126.com