

基于阵列传感采集策略的步态识别算法研究^{*}李 浩¹ 闫国栋¹ 郭光耀¹ 鲍 怡²

(1.北京精密机电控制设备研究所 北京 100076;2.重庆大学机械与运载工程学院 重庆 400030)

摘 要: 首先针对单一传感器在安装和穿戴过程中易出现的漂移和传感失效问题,设计了一种阵列式传感器采集系统,然后对常见的五点阵列式布局进行研究,通过理论分析和对比实验确定传感器最佳布局方式,接下来构建包含 40 人、7 种模式的步态数据集,同时针对现有的嵌入式识别网络存在全局信息丢失、计算和内存消耗较大、对边界信息处理不足等问题,提出一种基于编码-解码的并行注意卷积网络的步态识别算法,最后设置多模式运动步态识别实验,对该算法的性能进行验证。实验结果表明,该算法能够快速、准确的识别出 7 种常见的人体步态模式,平均准确率在 95% 以上,具备良好的性能。

关键词: 数据采集;阵列式布局;步态识别算法;多传感器融合

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

Gait recognition algorithm based on array sensing acquisition strategy

Li Hao¹ Yan Guodong¹ Guo Guangyao¹ Bao Yi²

(1. Beijing Institute of Precision Mechatronics and Controls, Beijing 100076, China;

2. College of Mechanical of Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: First of all, in order to solve the problem of drift and sensor failure in the process of installation and wearing of a single sensor, an array sensor acquisition system is designed in this paper. Then according to the common five-point array layout, theoretical analysis and comparative experiments are carried out to determine the best sensor layout of the system. Next, a gait dataset with 40 people and 7 patterns is constructed. In view of the problems of global information loss, large computation and memory consumption, and insufficient boundary information processing in the gait recognition network of embedded deployment, improvements are made. An encoder-decoder based parallel attention convolutional network is proposed. Finally, a multi-mode motion gait recognition experiment is set up to verify the performance of the algorithm. The experimental results show that the algorithm can quickly and accurately identify 7 common human gait patterns with an average accuracy of more than 95%, which has good performance.

Keywords: data acquisition; array layout; gait recognition algorithm; multi-sensor fusion

0 引 言

步态模式识别^[1]是评估和监测人体运动姿态的重要手段之一,对于外骨骼机器人、康复养老、现代化人机交互识别研究具有重要意义^[2]。惯性信号^[3]是目前主要的识别方案之一。

Willi 等^[4]在脚踝处部署惯性传感器(inertial measurement unit, IMU),用于脊髓损伤患者的步态分析。Lefebvre 等^[5]提出双足 IMU 和三维运动捕捉设备同步测量的研究方法,用于中风患者的治疗方案。Allseits 等^[6]使用部署在腿上的两个陀螺仪采集步态数据,通过积分陀螺仪

采集的膝关节角速度信号来计算膝关节角度,确定人体运动姿态。盛敏等^[7]通过惯性传感器采集健肢侧处于摆动相的时序数据,选择高斯混合-隐马尔可夫模型作为分类器,对下肢假肢的运动意图进行识别。Bernhart 等^[8]设计了一种可穿戴式传感器采集系统,通过 IMU 测量运动信息,通过压力采集测量足底信息,识别人体步态。

上述基于惯性信号的采集方式能够实时监测人体运动,提供稳定和连续的运动数据信息,无需考虑光线、遮挡等环境因素的影响^[9-10],且惯性传感器易于集成到嵌入式步态识别系统中,不受外部安装环境的限制,但是单一惯性传感器在使用过程中会经常产生漂移和传感失效的现

象^[11]。目前常通过建立信号漂移模型结合卡尔曼滤波的方式对漂移信号进行抑制^[12],或采用多传感器数据融合算法对真实信号进行估计^[13],但同时对处理器算力提出了较高要求。

基于上述问题,本文设计了一种阵列式传感器采集系统和基于编码-解码的并行注意卷积网络(encoder-decoder based parallel attention convolutional network, ED-PACNet)的步态识别算法,用于实现嵌入式人体步态模式识别。

1 基于运动步态的采集系统搭建

1.1 多模式运动步态分析

不同步态模式往往具有不同的运动特征^[14],人体日常步态模式包括平地行走、平地跑步、上/下坡、上/下楼梯以及蹲起 7 种,根据不同模式的特点,合理选择 IMU 的安装位置对于准确采集人体运动数据至关重要,7 种步态模式如图 1 所示。

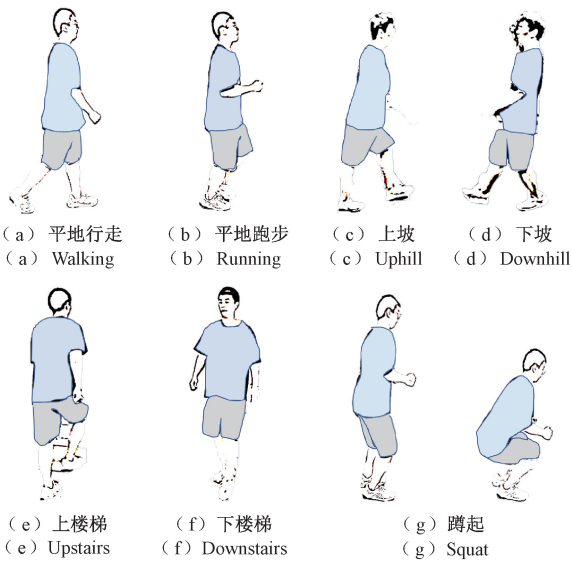


图 1 步态模式示意图

Fig. 1 Schematic diagram of gait patterns

平地行走和平地跑步具有稳定的节奏和周期性,IMU 应置在腰部或背部。上/下坡需要更多的腿部动作和重心调整配合,IMU 应置在腿部和腰部。上/下楼梯涉及到腿部的抬起和下蹲动作,IMU 应置在大腿或小腿上。蹲起是一种全身性的动作,涉及到腿部和核心肌群的协同作用,应放置在腰部或背部。考虑到腿部侧面能够捕捉到腿部的整体运动,以及大腿和小腿的联动情况,同时有较大的平面区域,传感器更容易固定牢固,受外界干扰较少,数据采集稳定性和准确性会更高,因此应将 IMU 安装在腿部侧边位置。

基于上述分析,本文将 IMU 安装在人体的腰部中心、以及大腿、小腿和脚踝的外侧中线处,选择各 IMU

的翻滚角 Roll、偏航角 Yaw 和俯仰角 Pitch 信息进行研究。

1.2 采集系统的搭建

针对研究需求,设计了一种自动打标签的步态传感采集系统,包括上位机(树莓派)、12 个 IMU、遥控器、音响、集线板、移动电源和绑腿护具,其中 IMU 选用集成三轴加速度计和三轴陀螺仪的 MPU6050,分别安装在腰部(1 个)、大腿处(5 个)、小腿处(5 个)和脚踝处(1 个),系统结构如图 2 所示。

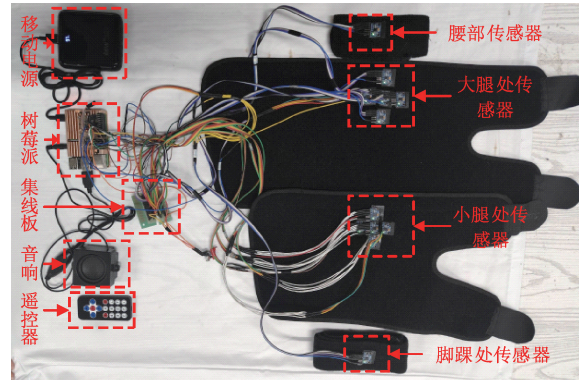


图 2 步态传感采集系统结构

Fig. 2 Structure of gait sensor acquisition system

系统采用四核 Cortex-A72(ARM v8) 64-bit SoC2 架构、运行内存 8 GB 的树莓派 Linux 系统,选用双线程编程方式,两个线程可以同时运行且互不干扰。其中一个线程负责构建按键语音模式选择 and 对应标签处理,按键模式包括平地行走、平地跑步、上坡、下坡、上楼梯、下楼梯、蹲起和停止 8 种。通过按键选择模式,系统进行语音提示,进行相应模式的数据采集。另一个线程负责读取和存储 IMU 数据,采用轮询法和 FIFO 结构进行数据采集和数据存储。在执行模式命令时,通过按键选择模式,在语音提示后,系统状态由停止状态切换为命令状态,数据集标签会自动更新为当前的命令状态标签,当前步态数据采集一直执行到下一个命令状态结束,步态数据采集算法流程示意图如图 3 所示。

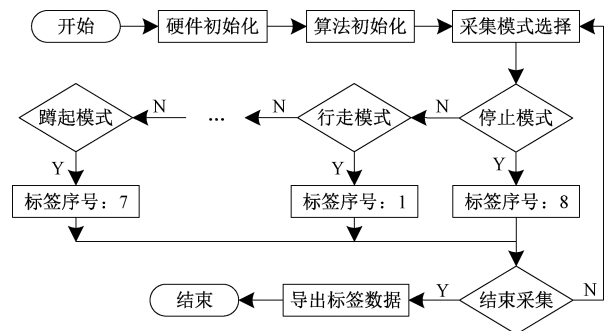


图 3 步态数据采集算法流程示意图

Fig. 3 Flow diagram of gait data acquisition algorithm

2 多点阵列策略的传感器布局设计

2.1 传感器安装误差分析

传感器的安装系统由绑腿和贴片式 IMU 组成,贴片背面附有魔术贴,安装时传感器贴片需和绑腿的标定位置相匹配。在进行安装误差分析时,首先将电子倾角仪置于绑腿表面上,同时与腿部表面相贴合,校准过程中调整分度头,确保电子倾角仪显示数值为零,然后将传感器贴片粘贴到指定位置,在贴片表面再次固定倾角仪,此时倾角仪显示的角度数值即为其测量误差,传感器贴片和绑腿的安装示意图如图 4 所示。

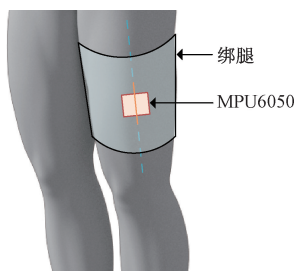


图 4 绑腿与传感器安装示意图

Fig. 4 Schematic diagram of gaiter and sensor installation

绑腿与传感器的安装对应位置关系如图 5 所示。图 5(a)和(b)不产生安装夹角,不会对倾角仪的示值误差产生影响。然而,图 5(c)和(d)涉及到安装夹角的产生,倾角仪的示值误差会受到影响。

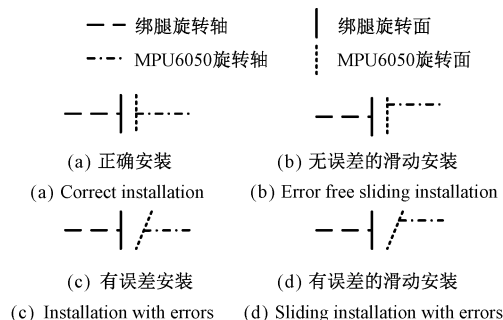


图 5 绑腿与传感器的安装对应位置

Fig. 5 Corresponding positions of gaiters and sensors

在安装过程中,传感器贴片的旋转面和绑腿的旋转面之间存在角度差变化,如图 6 所示,其中 α 为两者之间的安装误差角度,应不超过 0.15° 。

2.2 多点阵列策略研究分析

图 5 中的情况(b)涉及绑腿与传感器之间的对应关系,即使在安装过程中没有误差,运动过程中也可能出现漂移。为解决穿戴过程中传感器漂移的问题,采用五点阵列式布局安装 MPU6050 传感器,并对常见的五点阵列式布局(横向分布、纵向分布、交叉分布和十字分布)进行理论分析和实验研究,以确定最佳的传感安装布局。

可通过大腿外侧中线处安装的中心传感器,分析传感

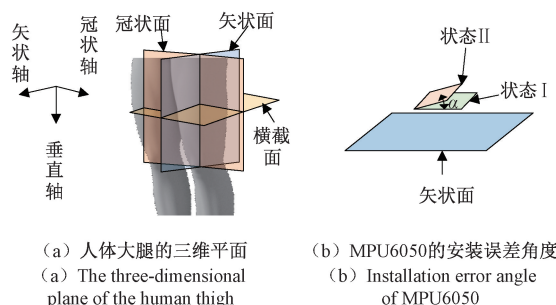


图 6 MPU6050 传感器贴片与绑腿的安装误差示意图

Fig. 6 Installation error diagram of MPU6050 and gaiter

器横向和纵向安装位置对角度的影响。传感器横向位置的安装示意图如图 7(a)所示,在获取的绝对坐标数值中,以中心传感器为例,中心传感器固定角度为 β ,左侧为 γ ,右侧为 α ,三者关系: $\gamma > \beta > \alpha$ 。在行走过程中,3 个横向传感器的角度数值关系始终保持 $\gamma > \beta > \alpha$ 。若中心传感器在行走过程中发生了横向的漂移,则会导致数值变化。因此为更好地标定步态特征,增强数据的鲁棒性,决定通过安装左右两侧的传感器进行横向的偏移补偿。

对于传感器纵向位置的安装示意图如图 7(b)所示,在获取的绝对坐标数值中,中心传感器的固定角度为 β ,上方为 β ,下方也为 β ,三者的绝对坐标初始角度相同。中心传感器的纵向的漂移不会改变数值大小,但为了增强步态特征标定效果,进一步增加数据的多样性和鲁棒性,决定通过安装上下两侧的传感器进行纵向的数据采集增强。

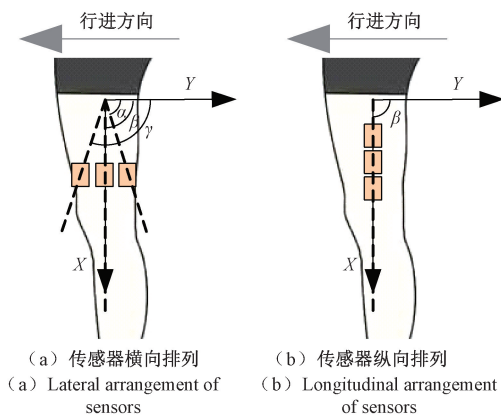


图 7 传感器横纵排列角度影响分析

Fig. 7 Influence analysis of sensor horizontal and vertical alignment angles

为验证上述理论分析,在大腿处进行阵列式传感器布局,并对常见的 4 种五点阵列式传感布局方式进行效果对比,4 种布局如图 8 所示。以平地行走为例,为保证数据具有相同的频率,选取 72 拍/分钟节拍器提示的方式进行数据采集,并进行归一化处理,以便后续分析。

1) 横向分布

横向分布的整体数据如图 9(a)所示,局部示意图如

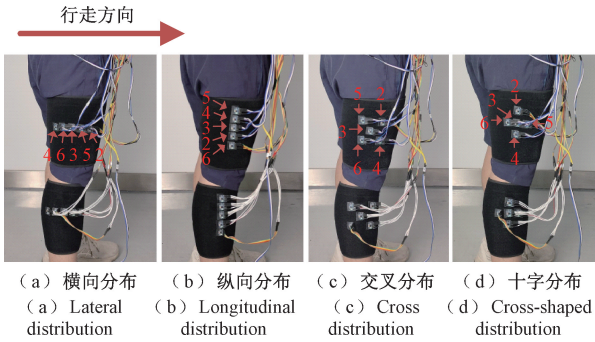


图 8 4 种五点阵列式传感布局图

Fig. 8 Four five-point array sensor layouts

图 9(b)所示,由图中可知,整体波形一致但幅值不同。以中心传感器 MPU6050_3 为基准,传感器 MPU6050_2 和 MPU6050_4、传感器 MPU6050_5 和 MPU6050_6 数值呈对称趋势,这两组对称传感器都起到了数据补偿的效果,但存在冗余补偿情况。

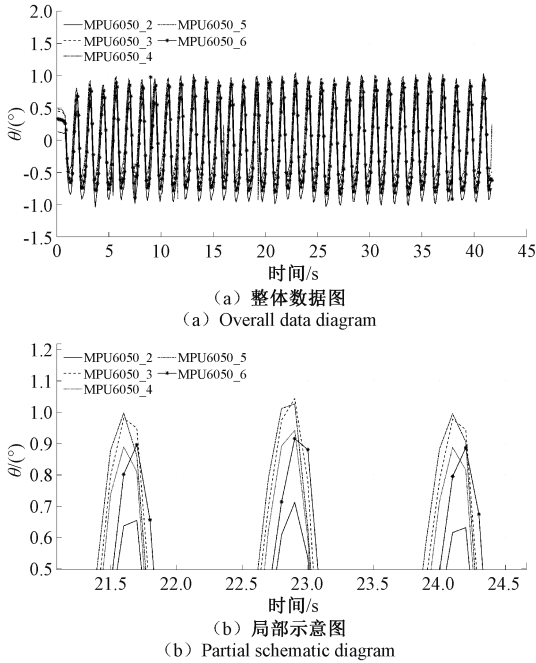


图 9 横向分布的步态数据分析图

Fig. 9 Analysis diagram of transverse distributed gait data

2) 纵向分布

纵向分布的整体数据如图 10(a)所示,局部示意图如图 10(b)所示,由图中可知,整体波形一致,幅值相等。以中心传感器 MPU6050_3 为基准,其上方的传感器 MPU6050_5、MPU6050_4 和下方 MPU6050_2、MPU6050_6 数值均与传感器 MPU6050_3 数值相等,这两组对称传感器都起到了数据增强的效果,但存在冗余增强情况。

3) 交叉分布

交叉分布的整体数据如图 11(a)所示,局部示意图如

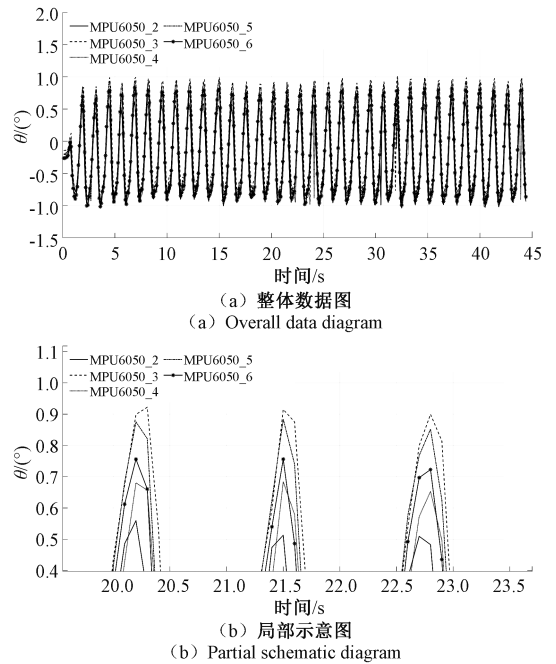


图 10 纵向分布的步态数据分析图

Fig. 10 Gait data analysis diagram of longitudinal distribution

图 11(b)所示,由图中可知,整体波形一致但幅值不同。以中心传感器 MPU6050_3 为基准,其左上角传感器 MPU6050_5 和左下角 MPU6050_6 数值与右上角传感器 MPU6050_2 和右下角 MPU6050_4 数值呈对称趋势,MPU6050_5 和 MPU6050_6、MPU6050_2 和 MPU6050_4 补偿效果相同,同时各个传感器均存在数据增强影响,这使得多对传感器存在对称冗余与自身重复冗余。

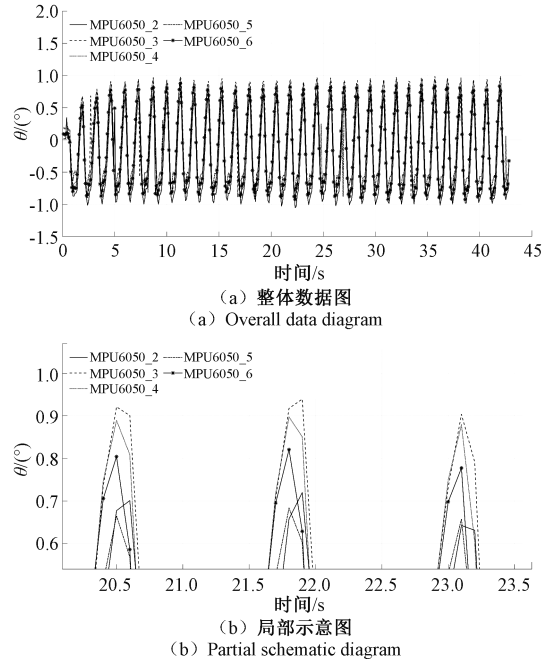


图 11 交叉分布的步态数据分析图

Fig. 11 Gait data analysis diagram of cross distribution

4) 十字分布

结合以上对横向分布、纵向分布以及交叉分布的数据结果分析,应对存在冗余的补偿和增强进行减法操作,因此研究采用十字分布的五点阵列式布局进行对中心传感器的数据补偿和数据增强。

整体数据如图 12(a) 所示,局部示意图如图 12(b) 所示,根据数据结果可知,整体波形一致但幅值不同。传感器 MPU6050_5 和 MPU6050_6 对中心传感器 MPU6050_3 实现横向的数据补偿;传感器 MPU6050_2 和 MPU6050_4 中心传感器 MPU6050_3 实现纵向的数据增强。

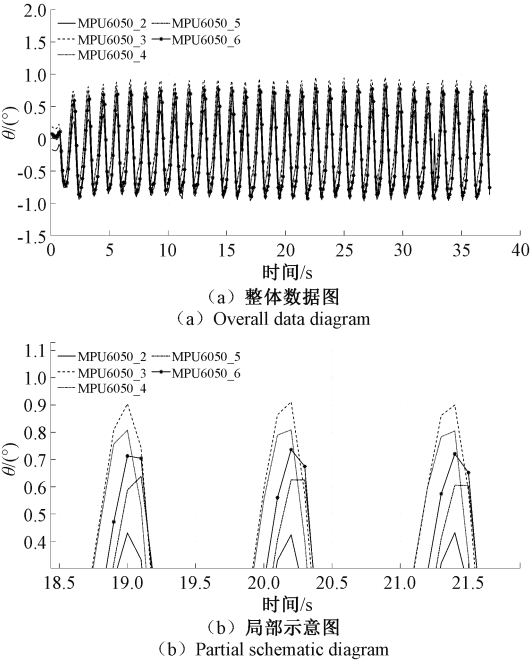


图 12 十字分布的步态数据分析图

Fig. 12 Gait data analysis diagram of cross-shaped distribution

基于上述多点阵列策略分析,步态传感采集系统决定采用大腿和小腿位置处的十字分布的阵列式布局实现对数据的补偿和增强,结合大腿与小腿 5×5 的数据特征组合有效抑制传感器漂移,提高步态数据的采集量,为后续网络泛化能力的提升奠定基础。此外在腰部和脚踝处传感器采用单一传感器布局方式,用于辅助标定,阵列传感步态采集系统示意图如图 13 所示。

3 步态数据集的搭建

3.1 步态数据集采集

步态数据采集分为跑步机与实地两部分,在跑步机上采集平地行走、平地跑步、上坡和下坡 4 种模式数据;实地采集平地行走、平地跑步、上坡、下坡、上楼梯、下楼梯、蹲起 7 种模式数据。根据成年人的平均步幅约为 $0.6 \sim 0.8 \text{ m}$ 、每分钟步频 $70 \sim 100$ 步的特点,将跑步机的平地行走速度设置为 3 km/h ,平地跑步速度设置为 6 km/h ;实地采集时

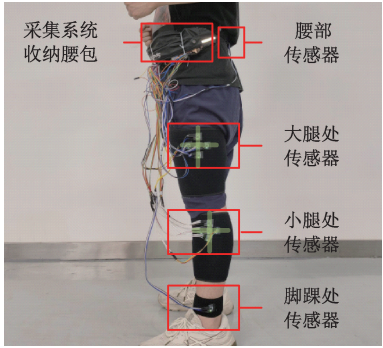


图 13 十字分布的阵列传感步态采集系统

Fig. 13 Array sensing gait acquisition system with cross-shaped distribution

平地行走的节拍频率设置为 72 拍/min ,平地跑步的节拍频率设置为 144 拍/min 。对于上/下坡和上/下楼梯采用与同一环境下平地行走相同的步速或步频。

1) 跑步机数据采集

在进行平地行走和平地跑步的数据采集之前,实验者需首先正确穿戴采集装置,当实验者运动状态稳定后,开启采集程序并记录数据,实验采集时间为 3 min 。当前步态模式的数据采集完成后,停止采集程序并通过 SSH 远程连接导出数据,流程如图 14(a) 所示。

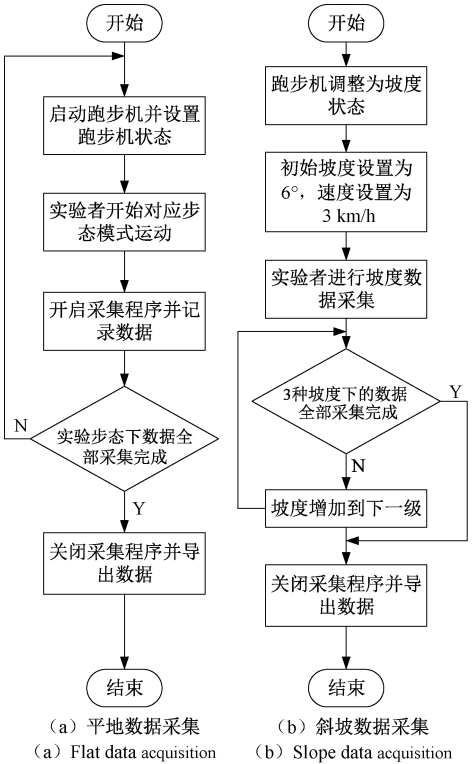


图 14 跑步机数据采集流程

Fig. 14 Data acquisition process of treadmill

根据日常行走坡度的实际情况,选择 6° 、 8° 、 10° 坡作为上/下坡实验的采集坡度。在进行上/下坡数据采集前,实

验者同样需要正确穿戴采集装置,当实验者运动状态稳定后,开启采集程序并记录数据,实验采集时间为 3 min。待当前步态模式数据采集结束后,停止采集程序并通过 SSH 远程连接导出数据。在完成 6°坡度的数据采集后,同一实验人员依次进行下一级坡度(8°和 10°)的数据采集,流程如图 14(b)所示。

跑步机数据采集过程如图 15 所示,40 位实验人员轮流进行。从采集到的每种步态模式中选取 2 分钟的数据,即 3 600 条(频率为 30 Hz),其中平地行走对应标签 1,平地跑步对应标签 2,上坡对应标签 3,下坡对应标签 4。

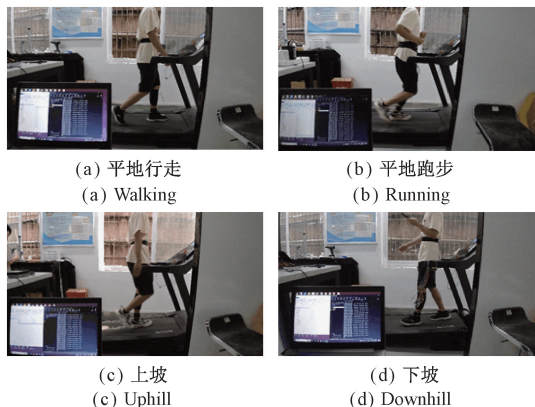


图 15 跑步机数据采集实况

Fig. 15 Actual data acquisition of treadmill

2) 实地数据采集

实地数据采集在操场进行,采用节拍器进行提示。平地行走、上坡、下坡、上楼梯、下楼梯、蹲起步态的节拍器频率为 72 拍/min,平地跑步为 144 拍/min。首先启动程序,将初始模式设置为停止模式,当人员准备充分后,通过手持红外遥控器选择当前模式,遥控器按键 1~8 对应的步态模式分别为行走、跑步、上坡、下坡、上楼梯、下楼梯、蹲起和停止。当到达预设的 3 min 采集时间时,通过按键 8 选择停止模式结束采集。按照实验顺序,依次进行平地行走、平地跑步、上/下坡、上/下楼梯和蹲起模式的步态数据采集。实地数据采集过程如图 16 所示,40 位实验人员在操场进行。

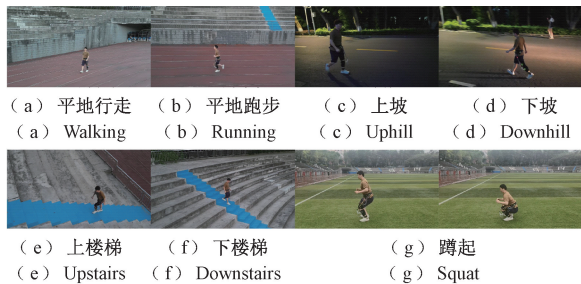


图 16 实地数据采集实况

Fig. 16 Actual data collection in the field

与跑步机相同,从采集到的每种步态模式中选取

2 min 的数据,即 3 600 条(频率为 30 Hz),采集过程中同样为每种步态数据进行了标签标记,标签 1~8 分别对应行走、跑步、上坡、下坡、上楼梯、下楼梯、蹲起和停止。

将跑步机采集的 4 种步态数据与对应的实地步态数据进行同类融合,最后 40 位实验人员的数据集样本共计 1 584 000 个,包括平地行走 288 000 个,平地跑步 288 000 个,上坡 288 000 个,下坡 288 000 个,上楼梯 144 000 个,下楼梯 144 000 个以及蹲起 144 000 个。

3.2 数据集预处理

在得到数据集样本前,需对原始数据进行归一化和数据集分段的预处理操作。

1) 归一化

在实际应用中,若原始数据中存在较大值,用原始数据进行模型训练可能降低网络的识别准确率^[15]。因此,有必要将输入数据进行归一化到-1~1,避免数据差异对模型训练和网络的影响。

公式如下:

$$Y_i = 2 \cdot \frac{(y_i - y_{\min})}{(y_{\max} - y_{\min})} - 1 \quad (1)$$

式中: y_i 为采样信息的第 i 个采样值; y_{\max} 为采样数据的最大值; y_{\min} 为采样数据的最小值; Y_i 为归一化后的采样信息。

2) 数据集分段

采用滑动窗口分割法对数据集进行分段,如图 17 所示。

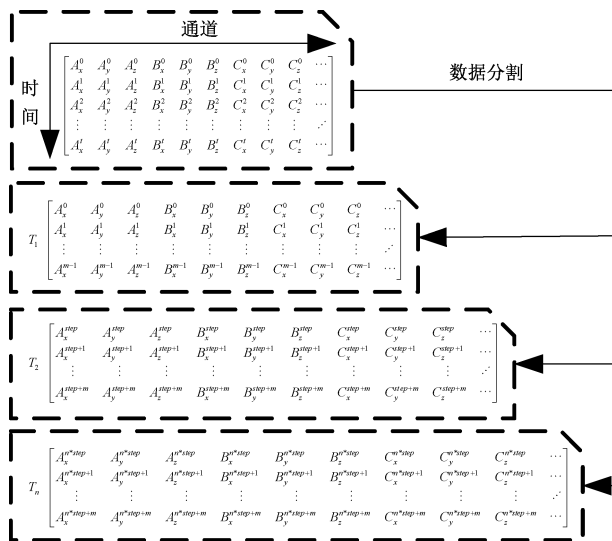


图 17 滑动窗口分割数据示意图

Fig. 17 Schematic diagram of sliding window segmentation data

假设滑动窗口的大小为 w ,窗口的步长为 $step$ (其中 $step < w$),对同种步态模式下的数据进行分割,其中 A、B、C 表示不同位置的 MPU6050, x 、 y 、 z 为 MPU6050 采集的 3 个通道, t 为样本矩阵的时间,为确保滑动窗口对每

一种步态模式都能够捕捉到完整的步态信息,提高特征提取的准确性,将滑动窗口大小 w 设置为 25,步长 $step$ 设置为 1。

假设数据的样本矩阵为 T ,根据滑窗分割法可将样本矩阵表示如下:

$$T = \begin{bmatrix} A_x^0 & A_y^0 & A_z^0 & B_x^0 & B_y^0 & B_z^0 & C_x^0 & C_y^0 & C_z^0 & \cdots \\ A_x^1 & A_y^1 & A_z^1 & B_x^1 & B_y^1 & B_z^1 & C_x^1 & C_y^1 & C_z^1 & \cdots \\ A_x^2 & A_y^2 & A_z^2 & B_x^2 & B_y^2 & B_z^2 & C_x^2 & C_y^2 & C_z^2 & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_x^t & A_y^t & A_z^t & B_x^t & B_y^t & B_z^t & C_x^t & C_y^t & C_z^t & \cdots \end{bmatrix} \quad (2)$$

4 基于编码-解码的并行注意卷积网络

针对嵌入式网络部署对网络规模小、训练参数少的模型需求,以及当前步态识别网络泛化能力差、识别精度低的问题,在基于编码-解码架构的基础上,对其存在全局信息丢失、计算和内存消耗较大、对边界信息处理不足等问题进行了改进,提出了 ED-PACNet 网络。具体包括 3 个改进策略,分别为并行式编码-解码结构、多感受野特征提取、融合注意力机制的连接结构。

ED-PACNet 网络模型主要由 3 个并行的编码-解码模块和融合了注意力机制的连接结构组成,如图 18 所示。将输入数据同时送入 3 个编码-解码模块,编码器包括下采样模块(卷积层、批量归一化、激活函数、最大池化层),解码器包括上采样模块(反卷积层、卷积层、批量归一化、激活函数),其中每层编码器与解码器之间引入融合了注意力机制的连接结构,能够提取步态信息的局部细节和空间关系特征。

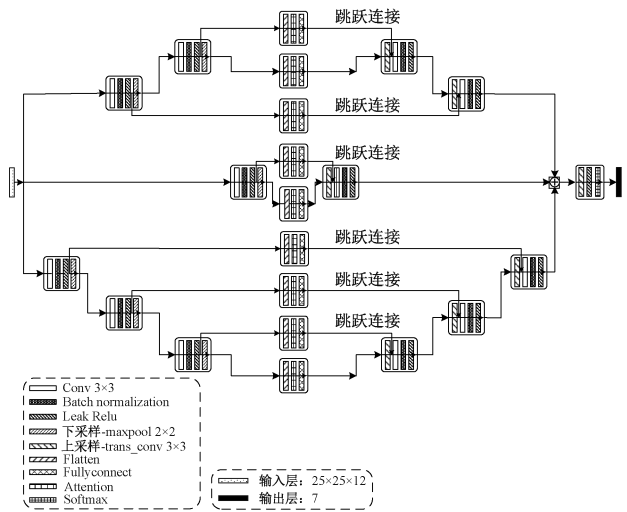


图 18 ED-PACNet 模型网络结构

Fig. 18 Network structure of ED-PACNet model

4.1 并行式编码-解码结构

在满足嵌入式网络部署需求的同时,还需要确保网络

具有良好的泛化能力和识别精度,因此存在网络性能与网络规模之间的设计矛盾。传统的网络设计通过增加网络深度来提取数据特征,但可能导致训练参数庞大、梯度问题、过拟合和训练困难,而深度较浅则可能出现欠拟合,导致性能下降。

为平衡上述问题,在基于编码-解码架构的基础上,采用将 3 个编码-解码模块并行连接的方式,将输入数据同时输入 3 个编码-解码模块,通过并行 3 个编码-解码模块连接,实现了网络深度的横向转变。并行式编码-解码结构特征提取和学习能力更全面、高效,提高了整体的计算速度和效率。

4.2 多感受野特征提取

为更好的捕捉到从细粒度到粗粒度的多尺度信息,引入多感受野特征提取,通过使用不同大小的感受野来捕捉输入数据信息。较大感受野的编码-解码模块可捕获全局信息,而较小感受野的编码-解码模块擅长捕获局部信息。通过采用不同深度的编码-解码模块来学习输入数据的多尺度特征,同时通过小尺寸卷积核捕获局部特征,提取细粒度信息,减少参数数量,降低计算成本。每个编码-解码模块的卷积层和反卷积层均选择统一的 3×3 卷积核进行尺度特征提取。

4.3 融合注意力机制的连接结构

传统编码-解码的网络中易丢失全局特征,无法提取高分辨率的边缘特征。ED-PACNet 网络结构在每层编码器与解码器之间引入融合注意力机制的跳连接结构,捕捉和提取重要特征。注意力机制有助于提升特征表征的质量,模型能更好地适应不同步态模式和各类数据分布,提升泛化能力。

针对不同编码-解码模块中的跳连处数据,首先进行 flatten 处理,将三维大小的数据转换成一维,然后传递给注意力模块进行权重加权,降低主干分支噪声,增强重要特征,最后通过全连接处理与对应解码器端数据进行特征的通道融合。引入融合注意力机制的跳连接结构,能够有效整合编码器和解码器之间的步态信息,提高编码-解码网络的泛化能力和识别精度。

5 步态识别实验结果分析

为了全面而准确地评价 ED-PACNet 模型的性能,设计多模式运动步态识别实验进行验证。7 种步态的识别速度的统计结果如表 1 所示,识别速度分别为 133.0、128.9、137.6、135.5、132.1、130.4 和 134.4 Hz。平均综合步态识别速度为 133.1Hz,表明该算法运行较快,具备较好的实时性。

7 种步态的识别结果如图 19 所示,识别准确率均值分别为 95.92%、96.96%、95.09%、95.79%、95.77%、95.95%、96.53%,均在 95%以上,表明该算法具有良好的识别精度。

表 1 7 种步态实验步态识别速度的统计结果
Table 1 The statistical results of gait recognition speed in seven kinds of gait experiments

步态种类	步态识别速度/Hz
平地行走	133.0
平地跑步	128.9
上坡	137.6
下坡	135.5
上楼梯	132.1
下楼梯	130.4
蹲起	134.4

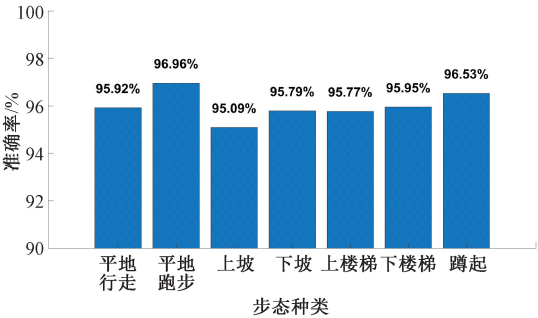


图 19 7 种步态实验的识别准确率结果

Fig. 19 Recognition accuracy of seven kinds of gait experiments

6 结 论

本文主要探讨了阵列式传感步态采集系统的设计方案,通过对多点阵列策略的理论分析和实验验证,确定了十字分布的布局方式,搭建了包含 40 名试验人员、7 种步态模式的数据集,同时设计了基于编码-解码的并行式结构、多感受野特征提取以及融合注意力机制连接结构的新型步态识别算法——ED-PACNet,最后通过实验验证了该算法在多模式运动步态中具有快速、稳定的识别能力。

参考文献

[1] 李浩,于志远,尹业成,等. 基于 CNN-Mogrifier LSTM 的人体运动模式识别算法[J]. 电子测量技术,2021,44(21): 95-100.
LI H, YU ZH Y, YIN Y CH, et al. Human motion pattern recognition algorithm based on CNN-Mogrifier LSTM[J]. Electronic Measurement Technology,2021, 44(21):95-100.

[2] RANI V, KUMAR M. Human gait recognition: A systematic review [J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(24): 37003-37037.

[3] 李浩,闫国栋,尹业成,等. 一种基于改进 DTW 的人体运动模式感知算法[J]. 中国惯性技术学报,2022, 30(3):309-315.

LI H, YANG G D, YIN Y CH, et al. An algorithm of human movement pattern recognition based on improved DTW [J]. Journal of Chinese Inertial Technology,2022,30(3):309-315.

[4] WILLI R, WERNER C, DEMKO L, et al. Reliability of patient-specific gait profiles with inertial measurement units during the 2-min walk test in incomplete spinal cord injury[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 3049.

[5] LEFEBER N, DEGELAEN M, TRUYERS C, et al. Validity and reproducibility of inertial physilog sensors for spatiotemporal gait analysis in patients with stroke[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2019, 27(9): 1865-1874.

[6] ALLSEITS E, KIM K, BENNETT C, et al. A novel method for estimating knee angle using two leg-mounted gyroscopes for continuous monitoring with mobile health devices[J]. Sensors, 2018, 18: 17.

[7] 盛敏,刘双庆,王婕,等. 基于 GMM-HMM 模型的智能下肢假肢运动意图识别[J]. 仪器仪表学报,2019, 40(5):169-178.
SHENG M, LIU SH Q, WANG J, et al. Motion intent recognition of intelligent lower limb prosthesis based on GMM-HMM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2019,40(5):169-178.

[8] BERNHART S, KRANZINGER S, BERGER A, et al. Ground contact time estimating wearable sensor to measure spatio-temporal aspects of gait [J]. Sensors, 2022, 22(9): 3132.

[9] CHEN SH SH, LACH J, LO B, et al. Toward pervasive gait analysis with wearable sensors: A systematic review[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2016, 20(6): 1521-1537.

[10] HAN Y, LIU CH H, ZHANG B, et al. Measurement, evaluation, and control of active intelligent gait training systems—analysis of the current state of the art[J]. Electronics, 2022, 11(10): 1633.

[11] 房兴博,陶庭叶,李金超,等. 基于手机惯性传感器的航向估计算法研究[J]. 传感器与微系统,2020,39(5): 17-20.
FANG X B, TAO T Y, LI J CH, et al. Research on heading estimation algorithm based on mobile phone inertial sensors [J]. Transducer and Microsystem Technologies,2020,39(5):17-20.

[12] 张明跃,房立清,郭德卿,等. MEMS 传感器数据漂移抑制技术研究[J]. 电子测量技术,2022,45(11):99-103.
ZHANG M Y, FANG L Q, GUO D Q, et al.

Research on random drift suppression technology of MEMS sensor[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 5(11): 99-103.

[13] 王嘉琪. 下肢主动助力外骨骼感知与规划技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2023.

WANG J Q. Research on perception and planning technology of lower limb exoskeleton with active assistance [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology,2023.

[14] 邹朝彬. 下肢康复外骨骼机器人步态建模与学习算法研究[D]. 成都:电子科技大学,2022.

ZOU CH B. Gait modeling and learning for lower limb rehabilitation exoskeleton robots [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China,2022.

[15] 王毓. 基于可穿戴数据人体下肢模式与相位识别的运动意图研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2023.

WANG Y. Research on motion intention based on wearable data human lower limb pattern and phase recognition [D]. Hefei: University of Science and Technology of China,2023.

作者简介

李浩, 硕士, 工程师, 主要研究方向为外骨骼机器人领域研究。
E-mail:lihao_calt18@163.com

闫国栋(通信作者), 硕士, 工程师, 主要研究方向为模式识别。
E-mail:guodong.yan@lasat.com