

doi: 10.7690/bgzdh.2021.10.020

基于多传感器信息的人体下肢步态识别

吕佳乐¹, 高学山^{1,2}, 石永杰¹, 刘欢³, 吕鹏飞³, 赵鹏¹, 车红娟¹, 郝亮超³, 牛军道³

(1. 广西科技大学电气与信息工程学院, 广西 柳州 545000; 2. 北京理工大学机电学院, 北京 100081;
3. 广西科技大学机械与交通工程学院, 广西 柳州 545000)

摘要: 为准确识别人体下肢步态运动, 设计一种识别下肢步态摆动相和支撑相的方法。通过 4 个姿态传感器和足底压力鞋垫采集人体下肢角度信息和足底压力信息, 将数据信息进行归一化、比例化处理后提取特征; 利用模糊原理将传感器信息进行模糊化, 将双腿步态划分为 4 种情况; 利用 MATLAB 对下肢角度信息和足底压力信息采用不同核函数的支持向量机 (support vector machine, SVM) 进行识别; 以同一人在不同步态速率下直线行走的步态和不同身高腿长的人在速率为 0.6 m/s 下的直线行走的步态进行实验。结果表明: 该算法是有效、适用的, 识别准确率均在 90% 以上。

关键词: 下肢步态; 模糊化; 支持向量机; 步态识别

中图分类号: TP212.1 **文献标志码:** A

Gait Recognition of Human Lower Limbs Based on Multi-sensor in Formation

LYU Jiale¹, Gao Xueshan^{1,2}, Shi Yongjie¹, Liu Huan³, LYU Pengfei³,
Zhao Peng¹, Che Hongjuan¹, Hao Liangchao³, Niu Jundao³

(1. School of Electrical & Information Engineering, Guangxi University of Science & Technology, Liuzhou 545000, China;
2. School of Mechatronical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
3. School of Mechanical & Transportation Engineering, Guangxi University of Science & Technology, Liuzhou 545000, China)

Abstract: To accurately identify human lower limb gait movements, a method to identify the swing phase and support phase of lower limb gait is designed. The human lower limb angle information and plantar pressure information are collected through four posture sensors and plantar pressure insoles, and the data information is normalized and scaled to extract features; the sensor information is fuzzified by using the fuzzy principle to classify the gait of both legs into four cases; the support vector machine (SVM) with different kernel functions is used to recognize the lower limb angle information and plantar pressure information using MATLAB; the same gait of a person walking in a straight line at different gait rates and the gait of a person of different height and leg length walking in a straight line at a rate of 0.6 m/s were experimented. The results show that the algorithm is effective and applicable, and the average recognition accuracy is above 90% in all cases.

Keywords: lower limb gait; fuzzification; SVM; gait recognition

0 引言

下肢外骨骼的应用领域非常广泛, 涉及生活、医疗和军事等方面。实时稳定跟随人的行为是外骨骼机器人的基本要求之一, 所以准确识别人的步态对外骨骼的控制至关重要。步态识别算法通常需要多种类型传感器的数据作为参考, 增加了外骨骼机器人传感器系统的复杂性, 加重了信号处理的负荷^[1]; 因此, 感知系统和步态识别算法显得尤为重要。目前, 国内外主要利用足底压力信息^[2]、关节角度信息^[3-4]、外骨骼与人体的接触力^[5]和人体的肌电信息^[6]来对人体进行预测或者行为识别^[7]。

王昕^[8]针对运动模态及步态子相辨识的问题, 提出一种组合特征选择算法 Filter-BC-MFB-SVM,

获得使分类器分离度最大的特征集合, 并结合分类任务设计 TM-SVM 算法, 使模型预测阶段效率加快、层级误差累计效应减弱, 但只考虑了单腿结构完成步态识别, 没有考虑双腿间的众多关联性特征。杨金江^[9]设计了实验用变增益卡尔曼数据融合姿态角度解算算法、人机交互力感知方式及基于足底压力的模糊-比例步态识别算法进行验证。邀请 3 位测试者分别在不同路面上以不同速度行走, 获得算法能以 90% 以上的准确率识别步态相, 以此验证算法具有通用性, 但没有建立外骨骼机器人的控制系统进行人机耦合实验, 验证感知系统的适用性。为实现下肢康复外骨骼机器人步态相位的稳定切换, 马乐^[10]通过压力传感器、编码器、陀螺仪以及拐杖按

收稿日期: 2021-06-23; 修回日期: 2021-07-28

基金项目: 中国老年失能预防与干预管理网络及技术研究 (2020YFC2008503)

作者简介: 吕佳乐 (1995—), 男, 浙江人, 硕士, 从事多传感器信息的采集与处理研究。E-mail: 969186336@qq.com。

钮检测单元构建的感知系统实时采集人体步态运动信息，根据足底压力信号的标志性事件将人体步态周期依次序划分为 4 个相位，针对人体行走过程中支撑腿与摆动腿的切换判断，提出基于学习矢量量化的神经网络模型。结果表明，该模型实时性好、识别率高，能够实现稳定柔顺的步态切换。对比国际上的一些步态识别也仍有一定优势，Liu T 等^[11]使用足底分布式压力传感器，能够判断如足跟着地、足平放、足尖离地等典型步态，其步态识别误差稳定在 3.2%~12%。

为了降低感知系统的复杂度和信息处理的负荷，又不降低识别精度，笔者采用 4 个集成式的姿态传感器和足底压力鞋垫组成的感知系统，对双腿下肢关节角度信息采用二阶卡尔曼滤波^[12]进行解算，足底压力信息先通过比例化和模糊化进行处理，将双腿步态划分为 4 个步态相位，然后利用支持向量机^[13]算法对支撑腿和摆动腿进行识别研究。最后通过 2 组实验来验证模型的有效性和适用性。

1 感知系统设计

感知系统主要由下肢运动信息采集模块和足底压力信息采集模块组成。

1.1 下肢运动信息采集设计

采用由集成式的姿态传感器 MPU-9250 分别采集大腿和小腿的运动信息，将采集到的信息由微处理器传输给上位机，通过上位机设计的软件进行实时处理，并将曲线输出和保存。安装在大小腿侧面的 MPU-9250 芯片通过 IIC 通信与微处理器通信，然后通过无线将传感器采集到的信息传输给上位机，上位机实时显示步态曲线且保存传感器数据。4 个倾角传感器采用寻址的方式编码，倾角传感器与主控板 STM32F103 之间的通信为 IIC 通信，左右大小腿的设备地址分别是 0x50、0x51、0x52、0x53，组成下肢姿态信息采集的传感网络，为了保证传感器网络的实时性，左右两边 2 个倾角传感器的信号时钟接口 SCL 串联，实物如图 1 所示。

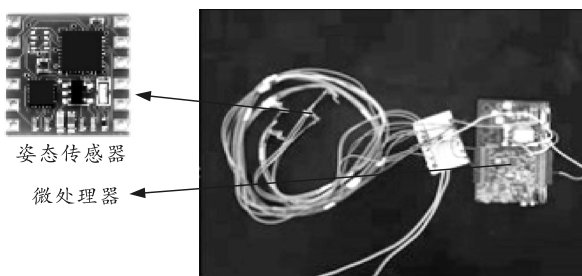


图 1 下肢运动信息采集系统实物

1.2 足底信息采集设计

正常成年人在行走过程中足底压力的最大值为 2.96 kg/cm²，上下浮动 0.66 kg/cm²，采用 FS-INS-W99 足底压力传感器拥有 99 个相互独立感应区，采用 15 行 7 列感应区布局，触发力为 100 g，压力范围为 0.1~10 kg，压力作用方式为软接触按压，激活时间小于 1 ms，使用温度范围为 -20~65 ℃，具有力度感应灵敏、响应速度快、耐久性寿命长和人体足部力学设计合理等优点，满足测试条件。在每一只脚底安装一个足底压力传感器鞋垫，控制板将鞋垫的压力信息经过 A/D 转换器采集后利用复杂的矩阵算法计算，经 2.4 G 无线传输到插有接收 dongle 的 PC 上，上位机软件通过串口接收数据并保存，电源为 3 节干电池。实物如图 2 所示。

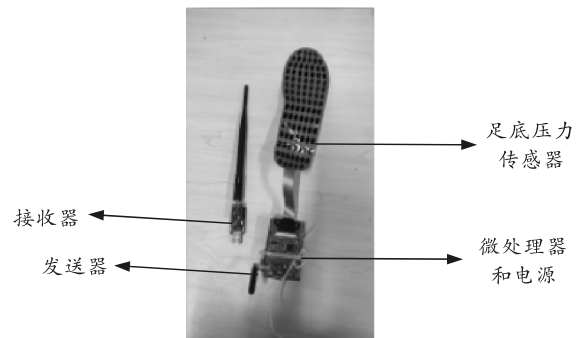


图 2 足底信息采集系统硬件

2 传感器信号处理与步态分析

2.1 传感器数据的采集

利用设计好的感知系统采集行走在人体的下肢角度信息和足底信息，穿戴位置如图 3 所示。测试者信息如表 1，测试者以步行 0.6 m/s 的速度进行直线行走，传感器的采样周期为 50 ms，选取 500 组数据进行处理分析。

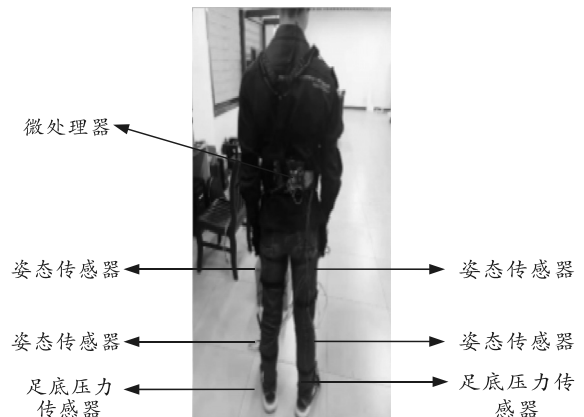


图 3 传感器穿戴

表 1 测试者信息

性别	年龄	身高/cm	大腿长/cm	小腿长/cm	足底长度/cm
男	25	176	49	40	26

2.2 传感器信号的预处理

由于磁力计和陀螺仪都会存在一定程度的零点漂移，所以采用基于最小二乘法的椭圆拟合进行校准，通过四元数法进行姿态解算，利用二阶卡尔曼滤波进行姿态补偿。经研究发现：由于下肢差异会带来信号幅值的影响，为了消除下肢信息和足底信息量纲对最终结果的影响，采用归一化处理：

$$\tilde{\theta} = (\theta - \theta_{\min}) / (\theta_{\max} - \theta_{\min}). \quad (1)$$

其中： θ 为归一化前的角度，其范围分别为 $[\theta_{\min}, \theta_{\max}]$ ； $\tilde{\theta}$ 为归一化后的角度。

对于足底压力信息在模糊化前，需先将其进行融合处理。如图 4 所示，由于 99 点鞋垫式的足底压力传感器信息较多，需把无效数据和次要数据去除，减小数据信息处理的难度，所以将足底分为 4 个受力区域。

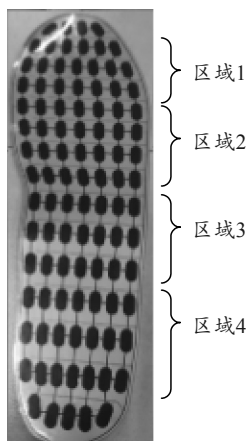


图 4 足底压力分区

由于鞋垫的足尖顶部跟足跟底部基本不受力，以及个别边缘点，所以将其去除。为了减少受力点多少对受力区域的影响和处理难度，将受力区的每个受力点数据求和后取平均值作为该区域的受力大小。同时，为减少量纲的影响，在模糊化之前需先对足底压力的每个区域受力进行融合处理，将其比例化处理，将单个足底压力每个区域受力进行求和，再计算出每个区域占足底总压力的比例。将左足压力鞋垫 4 个区域依次记为 LF1、LF2、LF3、LF4，其对应的受力值记为 F_{LFi} , $i=1, 2, 3, 4$ ，每个区域的压力值占总压力值的比例记为 P_{LFi} , $i=1, 2, 3, 4$ ；右足压力鞋垫的 4 个区域依次记为 RF1、RF2、RF3、RF4，其数据值记为 F_{RFi} , $i=1, 2, 3, 4$ ，每个区域的

压力值占总压力值的比例记为 P_{RFi} , $i=1, 2, 3, 4$ ，计算公式如下：

$$\left. \begin{aligned} F_{LFi} &= \sum_{n=1}^{k_m} F_{L_{in}} / k_m, i, m=1, 2, 3, 4 \\ F_{RFi} &= \sum_{n=1}^{k_m} F_{R_{in}} / k_m, i, m=1, 2, 3, 4 \end{aligned} \right\}; \quad (2)$$

$$\left. \begin{aligned} P_{LFi} &= F_{LFi} / \sum_{j=1}^4 F_{LFj}, i=1, 2, 3, 4 \\ P_{RFi} &= F_{RFi} / \sum_{j=1}^4 F_{RFj}, i=1, 2, 3, 4 \end{aligned} \right\}. \quad (3)$$

其中： F_{L_m} 和 F_{R_m} 为左足和右足每个区域里每个受力点的压力值； k_m 为该区域内的受力点总数。

2.3 步态相位的分析

在对传感器信号进行模糊化前，需先分析下肢姿态信息和足底压力信息，并对步态相位进行划分。从图 5 和图 6 可发现，下肢角度曲线虽然有很明显的周期性，但是对步态周期的划分界限不明显，难以较好地划分步态相位。图 7 和图 8 为足底压力信息的曲线，不仅有良好的周期性，而且步态界限相对明显，所以采用以足底压力信息为主要依据进行步态相位划分。在识别步态相位时，再利用下肢角度信息来进一步提高步态识别的准确率。

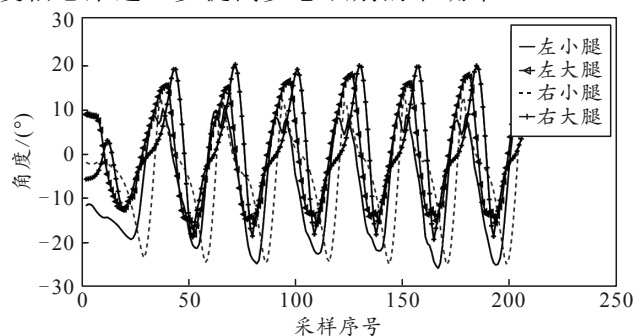


图 5 下肢角度数据归一化前曲线

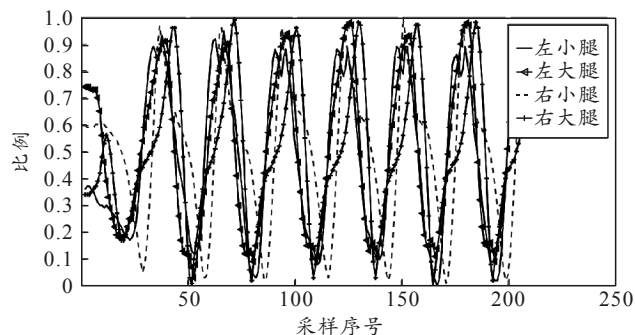


图 6 下肢角度数据归一化后曲线

从图 5 和图 6 可发现，下肢角度信息在归一化后仍然保持原始数据的基本特征，且消除了不同身

高和腿长的人之间的差异;但是曲线特征不容提取,所以在划分步态相时,主要分析足底数据。

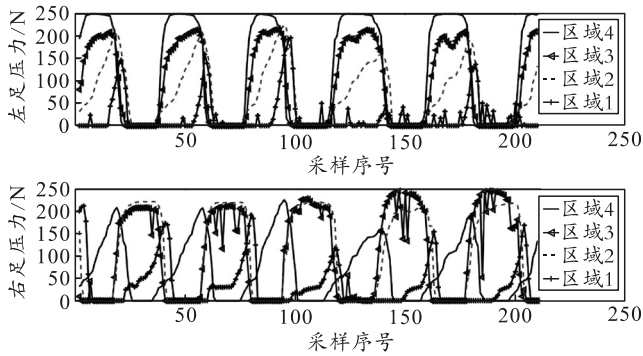


图 7 足底压力数据归一化前曲线

足底压力的原始数据基本符合人体的运动规律。从单足来看,足底压力的规律为表 2;从双足来看,左足落地左足的区域 4 到区域 1 开始受力,逐渐增加,达到峰值后慢慢减小,在减小的过程中,右足足跟落地,右足的区域 4 到区域 1 开始受力,逐渐增加,达到峰值后慢慢减小,在减小的过程中,左足足跟落地,形成一个步行循环。

表 2 足底压力规律

步态相位	区域 1	区域 2	区域 3	区域 4
足跟着地	—	—	—	增大
足平放	—	增大	增大	波峰至减小
足跟离地	增大	增大后减小	增大后减小	减小
足前支撑	增大后减小	减小	减小	—

为简化双足步态识别的难度,将步态相位划分为如表 3 所示的预支撑、支撑、预摆动和摆动 4 种步态情况,分别记为 GP1、GP2、GP3 和 GP4,记着地为 1,离地为 0。

表 3 4 种步态

步态相位	区域 1	区域 2	区域 3	区域 4
GP1	0	0	0/1	1
GP2	0/1	1	1	1
GP3	1	1	1/0	0
GP4	1/0	0	0	0

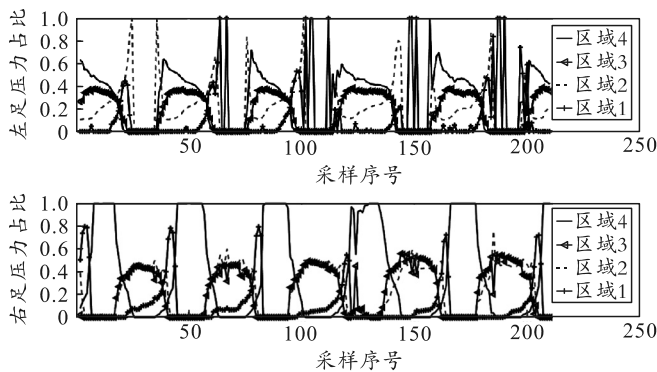


图 8 足底压力数据归一化后曲线

从图 8 中不难看出,基本保持了原始数据的特

征,且消除了不同人之间足底压力幅值的影响和后续进行步态相位识别时,数据量纲不同的影响。

2.4 传感器信号的模糊化

2.4.1 模糊算法

传感器信号模糊化主要包括对姿态传感器和足底压力传感器信号的模糊化,根据不同类型传感器以及传感器不同的输出范围,确定传感器信号的论域、隶属函数以及模糊集,在论域上通过隶属函数将传感器的具体信号转变成相应的模糊集,将其用“正大(PB)”“负大(NB)”等表示。然后用适当方法确定系统的模糊推理规则和模糊算子,通过模糊算子计算前件和后件的满足程度,确定该条模糊推理是否被激活。模糊推理完成后需要进行模糊合成,通过模糊算子将多条模糊推理结论进行综合运算。最后将被模糊算法模糊化的信息变换成最终确定的精确值输出过程,如图 9 所示。

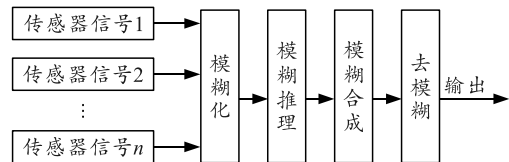


图 9 模糊算法流程

2.4.2 模糊处理传感器信号

首先确定足底压力信号的模糊集和隶属度函数。在进行步态数据分析时,得到足底压力的均值后,进行比例化处理作为足底压力信号的特征,并对所有特征值进行阈值判断,阈值的选取非常关键。为了保持压力数据的绝大多数特征,阈值定为左右腿各区域采集过程中均值的最小值,计算公式为:

$$\alpha = \min \left\{ \left(\sum_{j=1}^n P_{LFi} / n \right), \left(\sum_{j=1}^n P_{RFi} / n \right) \right\}, i=1,2,3,4. \quad (4)$$

经过多次实验后,求得 $\alpha=0.1$ 。现在每个区域特征值都在 $[0,1]$ 之间,没有负值存在,所以将模糊集合确定为“正大(PB)”和“零小(ZS)”,论区域为 $\{0, 1\}$ 。确定完模糊集后,采用式(4)作为隶属函数:

$$f(P_{LF/RF}) = P_{LF/RF} - \alpha. \quad (5)$$

式中: $P_{LF/RF}$ 为左右足每个区域的比例值; α 为一个阈值开关量,当 $f(P_{LF/RF}) < 0$ 时,定义其状态为 ZS,记其特征值为“0”;当 $f(P_{LF/RF}) > 0$ 时,定义其状态为 PB,记其特征值为“1”。

经过前文对足底压力和步态相位的分析,主要识别 4 种步态相位,当左足预支撑右足预摆动

(GPA)、左足支撑右足摆动 (GPB)、左足预摆动右足预支撑 (GPC) 和左足摆动右足支撑 (GPD)，可得到足底压力的模糊规则如表 4。

表 4 足底压力模糊规则

步态	LF1	LF2	LF3	LF4	RF1	RF2	RF3	RF4
GPA	ZS	ZS	ZS/PB	PB	PB	PB	PB/ZS	ZS
GPB	ZS/PB	PB	PB	PB	PB/ZS	ZS	ZS	ZS
GPC	PB	PB	PB/ZS	ZS	ZS	ZS	ZS/PB	PB
GPD	PB/ZS	ZS	ZS	ZS	ZS/PB	PB	PB	PB

3 步态识别

考虑步态是一系列有次序的运动过程，相位划分界限不完全精确，采用将支持向量机 (SVM) 和模糊逻辑相结合进行步态识别，首先将多传感器信号模糊化，划分支撑腿和摆动腿相位，然后利用 SVM 进行步态识别。

SVM 的主要思想是通过将一个非线性、可输入数据映射到一个高维空间中，在这个变化的空间中构造一个最优的分类超平面 (optimal separating hyperplane, OSH) 并进行类别划分。SVM 是对“结构风险最小化方法”的最大化实现，以此达到减小泛化误差概率的目的，最终保证最小错误率^[14]。目前常用的核函数主要有 4 类：

1) 线性核函数：

$$K(x, x_i) = x \cdot x_i;$$

2) 多项式核函数：

$$K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + c]^q, c > 0;$$

3) RBF 核函数：

$$K(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right\};$$

4) Sigmoid 核函数：

$$K(x, x_i) = \tanh[\mu(x \cdot x_i) + c], c > 0, \mu > 0.$$

步态识别整体思路如图 10 所示，首先将下肢角度信息归一化处理，足底压力信息进行比例化处理和阈值判断；然后对传感器信号模糊化和模糊推理后进行步态分析，划分步态相位；最后采用支持向量机进行步态识别。

本系统的步态识别是一种多分类问题，SVM 的方法不能直接将其应用在多分类问题中，采用“一对一”的处理方式^[15]。对于 4 种步态建立 6 个分类器，分别区分步态 GPA 和 GPB、GPA 和 GPC、GPA 和 GPD、GPB 和 GPC、GPB 和 GPD、GPC 和 GPD。

SVM 分类器的输入样本是下肢的角度信息和足底 4 个区域的信息，通过核函数简化在高维空间的运算，输出样本是经模糊处理后得到的步态相位。

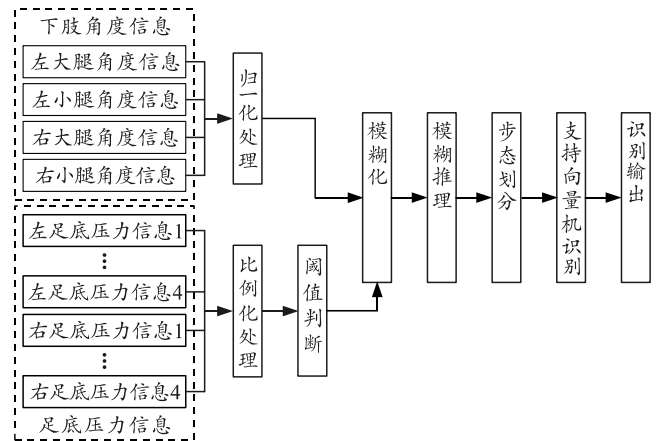


图 10 算法整体框架

4 实验分析与验证

首先通过实验采集步行为 0.6 m/s 测试者的下肢角度信息和足底压力信息，来确定算法的各个参数，选取识别率最高的 SVM 的核函数。然后通过同一测试者不同步行速度和不同测试者相同步行速度下的算法准确率，来验证算法的有效性、正确性和通用性。

4.1 算法有效性验证与分析

数据样本为下肢角度信息 2 032 个，足底压力信息 4 064 个，交叉检验次数为 10 次，选取不同的核函数进行试验，实验结果如表 5 所示。

表 5 不同核函数 SVM 识别的准确率

核函数	线性核	二次核	三次核	Fine Gaussian	Medium Gaussian	Coarse Gaussian
准确率/%	86.6	90.6	89.2	81.9	89.2	83.3

最后选取二次核 SVM 算法，核函数为：

$$K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^2. \quad (6)$$

混淆矩阵如图 11 所示。步态 GPA 识别准确率为 82%，步态 GPB 识别准确率为 97%，步态 GPC 准确率为 90%，步态 GPD 准确率为 84%，总识别准确率为 90.6%。

第 2 组

1	82%	10%	4%	3%	82%	18%
2	1%	97%	1%		97%	3%
3	2%	2%	90%	6%	90%	10%
4	5%		8%	87%	87%	13%
	1	2	3	4	真正率	假负率

预测类别

图 11 混淆矩阵

4.2 算法的通用性验证与分析

为验证实验的通用性,笔者做了 2 组对比实验。第 1 组是同一人在不同步行速度下进行实验,结果如表 6 所示;第 2 组为不同身高腿长的人在速度为 0.6 m/s 情况下的实验,结果如表 7 所示。

表 6 同一人不同速度识别准确率

速率/(m/s)	0.4	0.6	0.8	1.0	1.2
准确率/%	91.3	90.6	89.7	90.5	88.9

表 7 不同身高腿长的人在速度为 0.6 m/s 的准确率

测试者	身高/cm	大腿长/cm	小腿长/cm	准确率/%
1	170	43	39	90.7
2	176	49	40	90.6
3	180	48	42	91.2
4	184	51	46	89.4

由表 6 和表 7 可知,第 1 组实验的准确率在 88.9%~91.3%,平均准确率为 90.2%;第 2 组实验的准确率在 89.4%~91.2%,平均准确率为 90.5%。2 组实验的平均准确率都超过 90%,验证了该算法适用于不同身高腿长以及不同速度下的步态识别,具有一定的适用性。

5 结束语

笔者设计了一种下肢行走感知系统和步态识别算法,通过 4 个姿态传感器和 1 双足底压力鞋垫,采集人体的下肢角度信息和足底压力信息,通过分析足底压力信息,把行走步态划分为 4 种情况。将传感器信息进行归一化、比例化预处理,然后结合模糊原理,把传感器数据模糊化处理,从而消除了不同传感器、不同身高腿长和量纲不同的影响。最后利用 SVM 对双腿步态进行识别,通过 2 组实验,识别同一人不同行走速率和不同身高腿长在步行速率为 0.6 m/s 的直线行走数据,识别准确率均达到了 90%以上,验证了算法的有效性、正确性和通用性。

该算法对比传统单一传感器识别步态准确率更高,下肢双腿步态识别具有重要意义,且为后续下肢外骨骼的摆动腿支撑腿切换提供了巨大帮助。与综合足底压力信息、关节角度信息、外骨骼与人体的接触力和人体肌电信息的感知系统相比,该系统

复杂程度更低,信号处理负荷更小,且识别准确率在 90%以上。在未来工作中,若能更好地划分步态相位,识别准确率将会进一步提升。

参考文献:

- [1] 姚健. 基于足底压力测量的步态识别与预测[D]. 成都: 西南交通大学, 2017: 1-2.
- [2] 马乐, 周平, 王美玲, 等. 下肢康复外骨骼机器人步态相位切换研究[J]. 制造业自动化, 2017, 39(8): 43-47.
- [3] 翟文婷. 利用加速度传感器实现人体步态识别[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2013: 1-3.
- [4] 邢秀玉. 基于加速度传感器的人体步态模式分类研究[D]. 太原: 中北大学, 2013: 1-3.
- [5] 李洪武. 下肢助力外骨骼人机交互力传感器设计及控制方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018: 12-32.
- [6] BUCHANAN T S, LLOYD D G, MANAL K, et al. Neuromusculoskeletal Modeling: Estimation of Muscle Forces and Joint Moments and Movements From Measurements of Neural Command[J]. JOURNAL OF APPLIED BIOMECHANICS, 2004, 20(4): 367-395.
- [7] 周洁. 基于姿态与压力信息的步态识别方法[D]. 成都: 西南交通大学, 2016: 34-44.
- [8] 王昕. 面向康复机器人的运动意图识别技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019: 97-98.
- [9] 杨金江. 助力型下肢外骨骼机器人多信号融合感知系统研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017: 75-76.
- [10] 马乐. 下肢康复外骨骼机器人感知与交互方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2018: 54-55.
- [11] LIU T, INOUE Y, SHIBATA K. A wearable force plate system for the continuous measurement of triaxial ground reaction force in biomechanical applications[J]. Measurement Science & Technology, 2010, 21(21): 85804.
- [12] 赵瑜, 周波, 秦俊峰, 等. 基于双阶卡尔曼滤波的九轴姿态融合算法研究[J]. 电子世界, 2019(7): 98-99.
- [13] 张语萌, 李志俊, 步子豪. 基于 SVM-KNN 的人体步态相位识别[J]. 科技世界, 2019(28): 23-24, 26.
- [14] 张全贵, 王炳超, 李凡, 等. 基于 SVM 的步态识别方法综述[J]. 测控技术, 2016, 35(8): 1-5.
- [15] 周福伟. 基于支持向量机的下肢外骨骼机器人步态识别研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2017: 27-28.