

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2017.0505

外骨骼机器人的非结构地面行走步态分类算法

陈建华¹, 奚如如², 王兴松², 杜峰坡^{1,2}, 穆希辉¹

(1. 中国人民解放军军械工程学院军械技术研究所, 河北 石家庄 050000; 2. 东南大学机械工程学院, 江苏 南京 211189)

摘要: 针对人体运动随机性和非结构地面等因素造成在不同类型地面上足底力 (GRF) 差异大的情况, 研发了一套配有鞋底压力传感器、用于实时检测足底力变化的实验靴, 提出了基于 PSO-SVM (基于粒子群优化算法的支持向量机) 的步态分类方法。根据足底受力云图, 该实验靴中冗余布置了 7 枚压力传感器。对人行走在步行机 (5 km/h)、水平硬路面和野外草地上的足底力进行了采集和处理。将基本组的足底力作为训练集, 预设对应的标签值。基于这些训练集, 构建了普通的分类器 I 和基于粒子群优化算法的支持向量分类器 II, 并分别利用它们对水平硬路面和野外草地行走的数据进行分类检验。实验结果表明, 与普通的分类器 I 相比, 该优化算法不仅对复杂地面上的行走步态分类具有明显的优势, 对水平硬路面和野外草地的行走步态识别正确率分别提升了 32.9% 和 42.8%, 而且能在某些鞋底传感器发生故障后保持较快的寻优速度和较好的鲁棒性。

关键词: 外骨骼; 支持向量机; 粒子群优化算法; 步态分类

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2017)-04-0505-09

Walking Gait Classification Algorithm for Exoskeleton Robot on Unstructured Ground

CHEN Jianhua¹, XI Ruru², WANG Xingsong², DU Fengpo^{1,2}, MU Xihui¹

(1. *Research Institution of Ordnance Technology, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050000, China;*

2. *School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China*)

Abstract: For ground reaction force (GRF), there exists huge difference on different terrains because of human leg's random movement and unstructured ground. Therefore, an experiment shoe with insole-type pressure sensors is developed for detecting GRF in real time, and a PSO-SVM (particle swarm optimization based support vector machine) algorithm for gait classification is presented. 7 pressure sensors are installed into the shoes redundantly according to the plantar pressure distribution. The GRFs when a person walks on treadmill (5 km/h), concrete pavement and field grass are collected and processed. Corresponding labels are set in advance for the GRFs from the basic group, which is used as training set. Based on the training set, an ordinary classifier I and a classifier II based on PSO-SVM algorithm are constructed to classifying the walking data on concrete pavement and field grass respectively. The experiment results demonstrate that, compared with the ordinary classifier I, the proposed optimization algorithm shows a great advantage of gait classification on complex terrains, gait identification accuracies on concrete pavement and field grass are improved by 32.9% and 42.8% respectively, and still a fast optimization speed and a good robustness are implemented after some insole-type pressure sensors malfunction.

Keywords: exoskeleton; support vector machine; particle swarm optimization; gait classification

1 引言 (Introduction)

近年来, 外骨骼机器人得到了长足的发展, 主要用于残疾人康复治疗、工业劳作环节助力, 也可用于部队行军或单兵野外作战等。作为人机一体化系统, 外骨骼需要实时感知人、机的运动状态以及识别人体的运动意图, 才能做到与人体匹配。其中, 外骨骼行走的运动状态主要分为支撑相和摆动相: 在支撑相采用机主人从的控制方法, 即外骨骼具有较大刚度, 能够支撑负重; 在摆动相采用人

主机从的控制方法, 即外骨骼具有较大的柔顺性, 能够跟随人腿自由摆动。由此可见, 运动状态的表征是实施实时控制的基础, 决定了外骨骼运用何种控制策略。判定运动状态的主要方法有足底力 (GRF) 测量、人体运动惯性测量 (如身体惯性往前为前进) 和身体特定部位指定动作 (如弯手指表示坐下, 适用于残疾人) 等。

从操作性、复杂程度等考虑, 应用最广泛、作用最重要的是检测足底力法。因为, 足底力是行走过程中除了重力之外唯一一个作用在系统上的外

力, 并且这个外力是运动过程中推动系统质心移动的唯一力^[1], 物理意义清晰、触发条件自然. 国内外不少研究人员都对足底力的力学规律进行了研究. Cha 等人^[2-4]对从站立状态到行走状态的足底力短暂变化过程进行了研究, 得出足底力变化早于下肢运动, 能够快速准确地表示出步态切换过程的结论. 曹恒等人^[5-6]对自制的足底靴进行了研究, 并通过实验获取了足底力与行走关节角度的对应关系. 此外, 伯克利下肢外骨骼(BLEEX)^[7]以及哈尔滨工业大学^[8]、电子科技大学^[9]等课题组也都设计了各自的足底靴.

然而笔者通过文献查阅及相关实验发现, 目前对足底靴在多种地形下的特征信号提取及步态识别适用性方面的研究仍旧不足, 特别是在非结构化地面条件下. 一是目前根据足底压力电信号的电平阈值来判断运动状态的方法, 在水平路面上效果尚好, 一旦进入野外等非结构化环境, 路面起伏会造成足底部分区域虚触地, 导致该方法的适用性大大降低. 二是由于人体运动的随机性和足部非自主运动, 步行过程中足底的受力区域可能发生改变, 导致在预设传感器的位置上压力检测异常. 以上不足不仅限制了外骨骼的使用领域, 还会引发错误的控制策略造成人身损伤.

为此, 本文对一种具有冗余功能的足底靴及能够适应多种地形的足底力优化识别算法展开了研究, 以提高依靠足底力判断运动状态的准确率和适用性.

2 足底力测试实验方案 (Experimental program for GRF measurement)

2.1 试验设备开发

依据足底压力分布区域云图, 在3类重点区域布置压力传感器, 大脚趾为1号, 前脚掌为2~4号, 后脚跟为5~7号, 其中前脚掌和后脚跟区域均冗余布置了3枚传感器(如图1所示), 防止足底受力区域的变化. 传感器将压力值转化为电压值, 通过信号处理电路板进行数据采集、处理和存储(采样间隔为20 ms).

2.2 实验方案

受试者(男性, 26岁, 身体健康, 身高175 cm, 体重65 kg)穿戴特制的足底靴分别在步行机、水平硬路面和野外草地, 以自然步态进行行走实验. 水平硬路面选择为普通的室内平整水泥地, 野外草地选择兼具凹凸、石块、泥泞、上下土坡等特征的复杂野外地形(如图2所示). 每组实

验前先进行适应性行走2~3趟, 每次测量取中间稳定步态的数据. 其中, 步行机上行走为基本组, 水平硬路面和野外草地上行走为对比组. 此外, 为检验步态识别算法对脚掌非自主移动等因素的抗干扰能力以及对不同地形的分类适用性, 允许每次实验前受试者根据个人穿鞋习惯及舒适度临时微调足底靴穿戴位置, 改变足底靴传感器与脚底的对应关系.

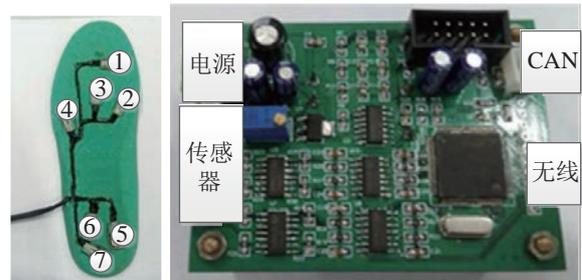


图1 鞋垫上压力传感器及信号处理电路

Fig.1 Insole pressure sensors and signal processing circuit



图2 硬路面及野外草地行走

Fig.2 Walking on concrete pavement and field grass

3 足底力实验数据处理 (Experimental data processing for GRF)

3.1 实验数据预处理

对实验数据为奇异值的判定标准是, 与平均值的偏差大于3倍的标准差:

$$|x_N - \bar{x}| \geq 3 \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

当去除奇异值时, 考虑到采样周期远小于人的行走周期, 故可以对前6个值求平均值作为该点的填补数据:

$$x_i = \sum_{i=1}^{i-5} x_i / 6 \quad (2)$$

3.2 3种地形上的足底力特征

图3分别为受试者在步行机、水平硬路面和野

外草地自然行走时截取的部分足底力数据曲线。

对比 3 幅图, 具有的共同点为:

(1) 从整体变化来看, 三者都呈现出周期性的

变化规律, 各点力变化规律呈现“准脉冲”的态势, 从进入接地状态到力峰值再到离去状态, 过程平滑, 说明人行走步态较为自然。

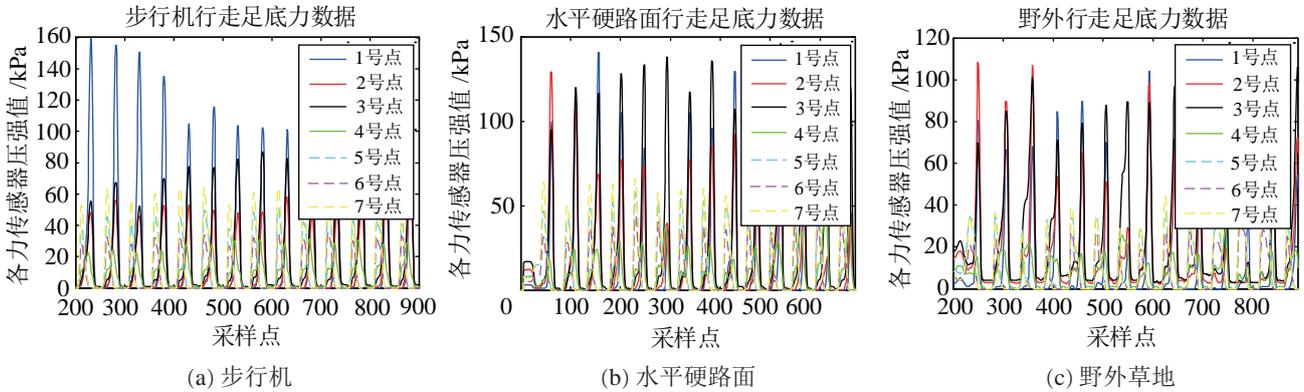


图 3 3 种地形上的足底力采样
Fig.3 GRF sampling on three kinds of terrains

(2) 从各点的接地压力大小看, 前脚掌的压强都大于后脚掌的压强, 其原因是在前脚掌作用时, 人腿有一个加速度向上的抬腿过程, 地面作用力大于人体身体重力。

差异之处在于:

(1) 各点平均压强有差异. 对 1 号点、2 号点、5 号点的平均压强进行了计算, 人体在不同的地形上行走时足部的受力点会发生变化 (如图 4 所示), 也说明了人体适应环境的机能比较完善。

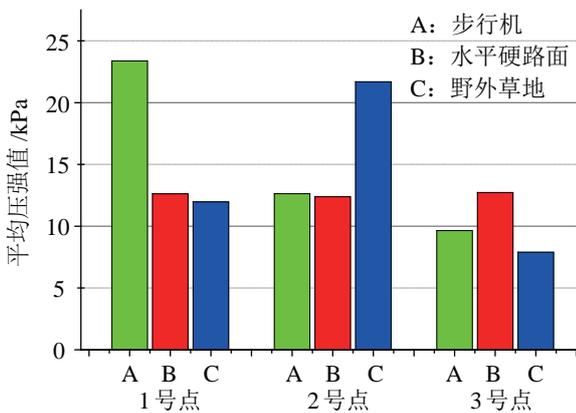


图 4 不同地形上的 1、2、5 点的压强对比
Fig.4 Comparison of the pressure at point 1, 2 and 5 on different terrains

(2) 与在步行机和水平硬路面上行走相比, 在野外草地行走时足底受力情况更为复杂. 为更清晰说明, 图 5 仅保留 2、4 号点的力曲线. 总体上, 野外草地行走时足底力存在 3 种不同的特征: 特征 1, 存在不受力条件下压强却非零值的错误情况, 将导致通过阈值判断人体步态失效; 特征 2, 力单峰变化为双峰或多峰, 情况复杂; 特征 3, 在虚接地时,

压强近乎为 0, 不产生峰值, 出现错误。

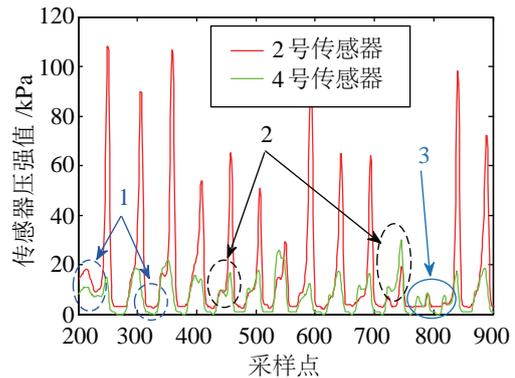


图 5 野外草地足底力变化特征
Fig.5 GRF features on field grass

通过以上对比分析可知, 由于在不同地形上行走时足底力变化规律特征差异大, 特别是野外地形的情况更为复杂, 单纯用以往阈值判断步态相的方法存在很大的难度。

4 基于支持向量机的分类方法 (Classification method based on SVM)

4.1 构造分类器 I

由于步行机行走速度可控, 故将步行机上行走得到的实验数据作为实验基本组, 以便类推到其他地形. 通过设定相关的训练数组、训练标签组和分类模型, 构造 SVM 分类器 I.

1) 支持向量机分类模型

支持向量机 (SVM) 基本思想是通过内积核函数定义的非线性变换将输入空间映射到一个更高维度的空间内, 再在这个空间中寻最优分类面, 使得训练样本点与最优分类面距离最大化。

泛化能力明显高于基于传统统计学的机器学习方法, 计算复杂性与输入模式的维度没有直接关系, 避免了维数灾难, 在分类与回归领域具有较好的应用发展前景. 本文的足底力输入数据为7维数组, 针对该类非线性问题, 采用径向基函数(RBF)所得到的分类超平面可最大程度逼近样本空间, 其表达式为

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{2g^2}\right) \quad (3)$$

式中, $\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|$ 为空间中2个样本点的距离, g 为核宽度, 常数.

最优分类超平面的描述公式为

$$\begin{cases} \min \frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2} + c \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{s.t.} \begin{cases} y_i(\mathbf{w}\mathbf{x}_i + b)^a \geq -\xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

式中, \mathbf{w} 为权值向量, c 为惩罚因子, 用于实现对错分样本惩罚程度的控制, b 为偏差, $\mathbf{w}\mathbf{x}_i$ 表示内积, a 为拉格朗日系数(一般取为1).

2) 设置基本组标签

为增加外骨骼行走拟人度, 应尽可能地将步态细分, 尽量与人自然步态相似. 但过度的细分也将造成控制的难度, 故大致将人体行走步态分为支撑相和摆动相, 其中支撑相又细分为支撑相前期、支撑相中期和支撑相后期.

其中, 支撑相前期(标签设置 -1): 人足前部刚接触地面, 大部分支撑力由前部提供, 此时髌关节不作伸展, 踝关节不断屈足背, 膝关节稍稍弯曲, 呈现弓状, 以便提供较大的弹力; 支撑相中期(标签设置 1): 人的足部受力较为平均, 全脚掌用力保持身体平衡, 这个过程中髌关节不断伸展, 膝关节绷直, 踝关节角度几乎不变化; 支撑相后期(标签设置 2): 后脚跟渐渐抬起, 靠脚尖作用推进人体行进, 人的主作用腿逐渐更换到另一条腿, 此时踝关节迅速屈跖, 膝关节和髌关节从最大伸展部位逐渐回屈. 摆动相(标签设置 0)时, 腿部在空中运动, 没有外力存在. 按照以上要求设置的步行机上行走步态标签如图6所示.

3) 基于步行机行走数据的分类器 I 构造

将步行机上第 200 ~ 900 区间的 700 个数据点作为特征样本数据, 按照一定的比例, 随机将该数据分为训练样本集和测试样本集. 其中训练样本集

用来构造一个能区分 4 种步态相的 SVM 分类器 I, 测试样本集用以测试该分类器 I 的分类效果.

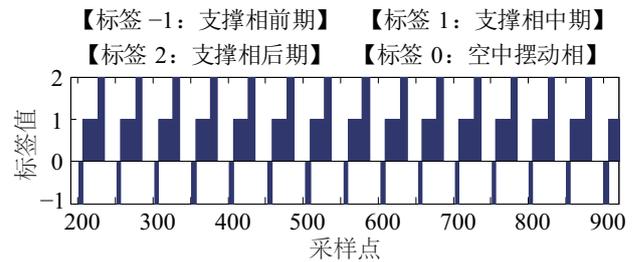
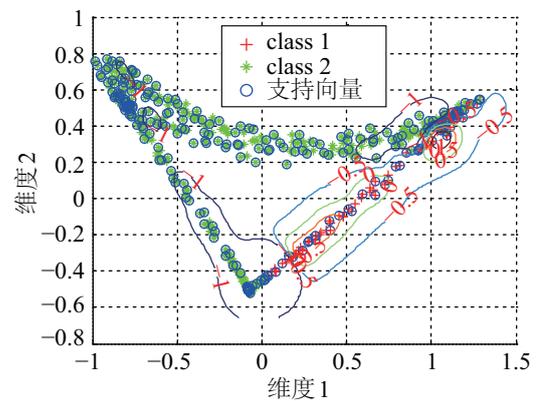
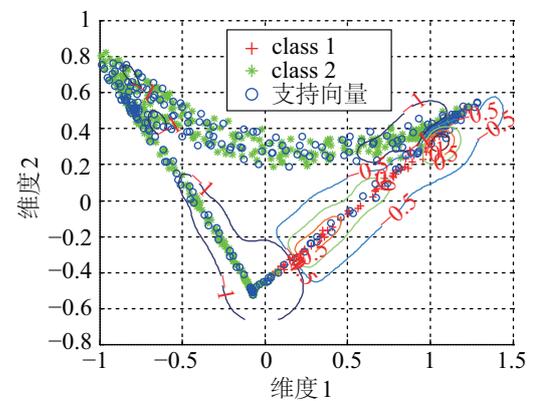


图6 步行机行走步态标签设置
Fig.6 Setting of gait labels for walking on treadmill



(a) 训练样本集



(b) 测试样本集

图7 分类器 I 对步行机步态数据的分类可视化图
Fig.7 The visualization of classification for gait data on treadmill using classifier I

在构建分类器时, 为提高运算效率, 对 7 个维度输入进行了降维归一化处理. 图 7(a) 为基于 SVM 生成的分类器可视化图形, 受限于 Matlab 图形显示能力, 只能对降维归一化后 2 个主成分的 2 种分类效果进行显示. 构建的分类器 I 对输入的训练样本集的分类准确率运行结果为

$$\text{accuracy} = 93.8484\% (656/699)$$

图 7(a) 中圆圈的点为训练中选取的支撑向量, 绿色“*”点和红色“+”点为其中 2 种分类. 虽然

在此 2 维视图中, 数据点错综复杂, 但从分类正确率统计结果来看, 已经实现了分类, 印证了 SVM 会在更高维度寻求最优解的求解思路。

4) 分类器 I 对测试样本集的步态分类效果

运用分类器 I 对步行机余下的测试样本集进行分类测试。由于测试样本集与原先的训练样本集取自同一次实验, 所以相互之间差异较小, 其正确率结果显示为

$$\text{accuracy} = 91.5230\% (637/696)$$

其分类效果可视化结果如图 7(b) 所示, 与图 7(a) 对比可以看出, 虽然分类器 I 对测试组的分类正确率低于自身对训练组的分类正确率, 但是仍然能够达到 91.523%, 对相似位置的数据标签判定与训练组的相似度很高, 满足使用要求。

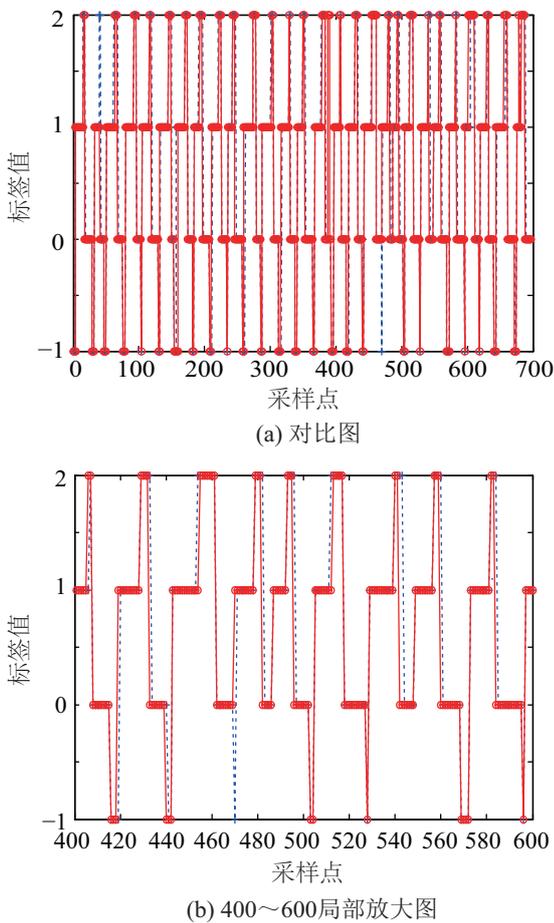


图 8 分类器 I 对步行机测试样本集分类正确性

Fig.8 Classification accuracy of test sample set on treadmill using classifier I

其分类结果正确性匹配图如图 8 所示, 其中蓝色虚线为标签的目标参考曲线, 红色为通过分类器 I 对测试样本集数据进行分类后的标签结果曲线。观察图形可见, 虽然在若干个点依旧存在误差, 如

在横坐标 40 处, 分类结果为支撑相中期 (分类标签为 1), 与人为设定为支撑相后期 (标签为 2) 不符, 在横坐标 470 处也存在着相同的问题, 但是总体而言, 运用分类器 I 对测试组数据的分类结果与人为设定的标签基本符合, 达到了准确分类要求。

4.2 分类器 I 对水平硬路面行走的识别效果

外骨骼工作场景复杂, 为了使分类器的作用发挥最大, 需要检验它在其他地形的适用性。图 9 为分类器 I 对水平硬路面行走数据的分类结果, 其正确率结果为

$$\text{accuracy} = 55.9118\% (279/499)$$

将图 9(a) 与图 7(a) 作对比: 在图 7(a) 中左斜线原先分布绿色 “*” 点的位置, 现已基本识别成红色 “+” 点, 出现错误; 而在图 7(a) 中右斜线原先密布红色 “+” 点的地带, 却被错误地识别为绿色 “*” 点。由正确率及两图对比结果可知, 分类器 I 对水平硬路面的数据有些 “陌生”。

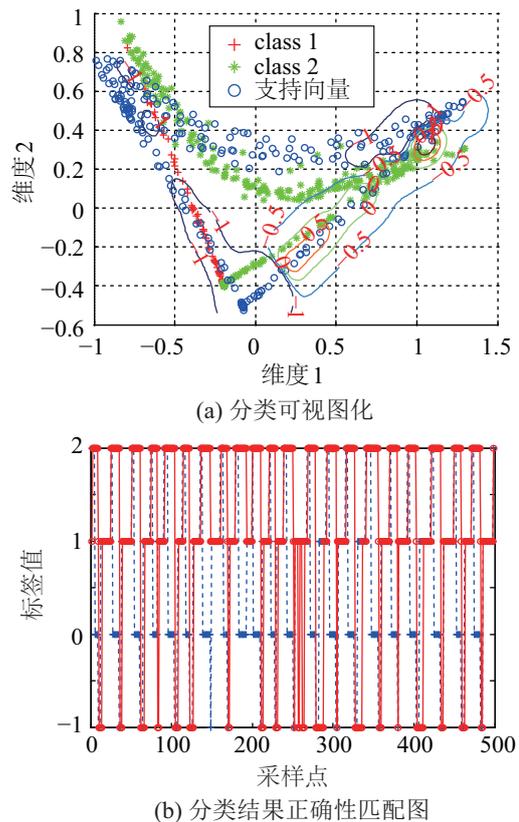


图 9 分类器 I 对水平硬路面步态数据的分类结果

Fig.9 The classification results for gait data on concrete pavement using classifier I

从图 9(b) 可以看出, 在此工况下, 分类正确率远不如图 8(a), 尤其是在 2 种步态相切换的时候, 由于本身信息界限模糊, 发生错判的概率最大。

4.3 分类器 I 对野外草地行走的识别效果

与水平硬路面数据分类方法类似，图 10 表示分类器 I 对野外草地行走数据的分类结果，其正确率结果为

$$\text{accuracy} = 43.3584\% (173/399)$$

从识别正确率来看，相对于水平硬路面，野外草地的地形情况更不容乐观。

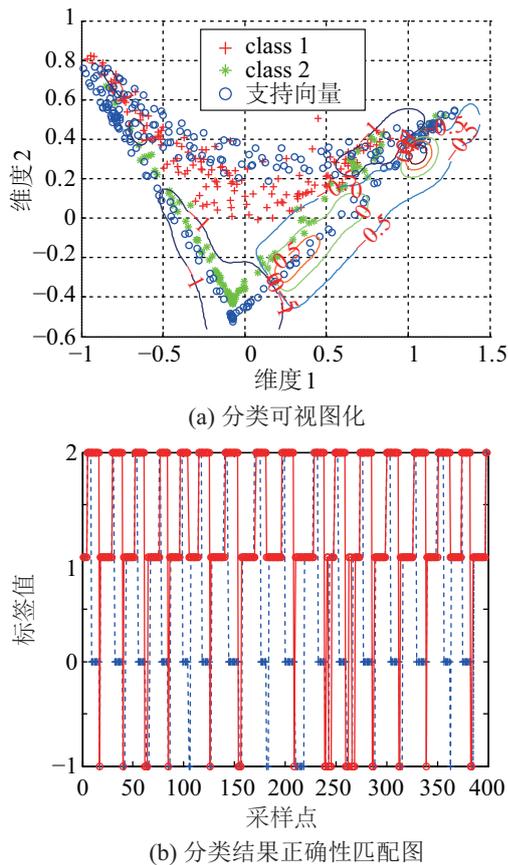


图 10 分类器 I 对野外草地步态数据的分类结果
Fig.10 The classification results for gait data on field grass using classifier I

将分类器 I 对 4 种情况的识别正确率进行总结，如表 1 所示，可见仅仅依据步行机数据构建 SVM 的分类器 I 远不能满足实际使用需求。

表 1 分类器 I 在 4 种不同地形下的识别正确率
Tab.1 Classification accuracies of classifier I on 4 different terrains

工况	训练组	测试组	水平硬路	野外草地
正确率 /%	93.8	91.5	55.9	43.4

5 基于 PSO-SVM 的分类方法 (Classification method based on PSO-SVM)

5.1 构造基于粒子群算法的分类器 II

从 4.2、4.3 节的分析结果可知，单纯采用步行

机数据产生的 SVM 分类器具有极大的局限性，需要开发一种性能更为优化的分类算法。考虑信息维度、运算成本等因素，选择采用基于粒子群优化算法 (PSO) 的支持向量机分类方法。通过 PSO 与 SVM 的优势互补，可以弥补 SVM 模型在参数选取方面的局限性，从而构建出具有较快收敛速度、较优适应度的分类器。其具体流程为：采用 PSO 寻优得到的参数，构建出优化 SVM 分类器，对输入的数据进行分类 (如图 11 所示)。

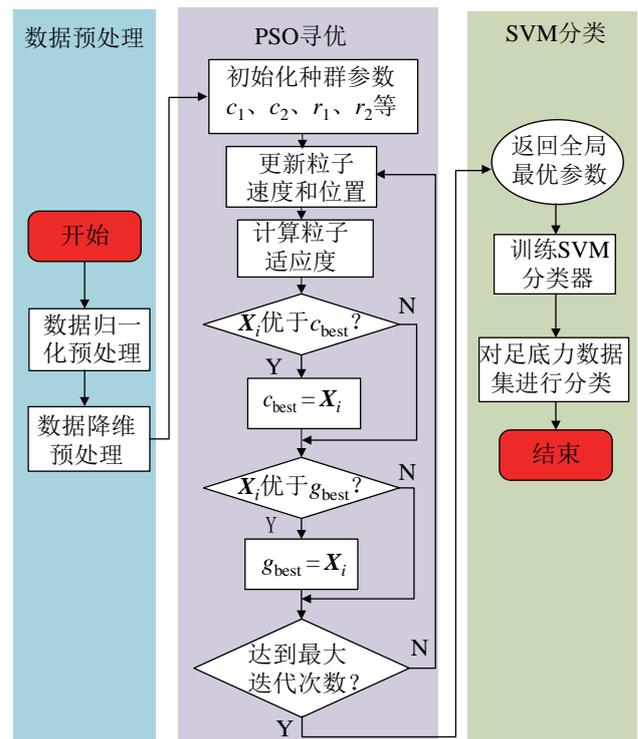


图 11 PSO 优化 SVM 参数过程
Fig.11 Process of SVM parameter optimization by PSO

1) PSO 粒子速度和位置更新法则

PSO 寻优过程源于对鸟群捕食行为的研究，其本质是基于群体性活动的一种智能寻优算法，它通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解^[10]。其原理如下：设在一个 D 维的搜索空间内，由 n 个粒子组成的种群 $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n)$ ，将它们看成在 D 维空间中以一定的速度 (\mathbf{V}_{id}^k) 飞行，这个速度根据其本身的飞行经验和同伴的飞行经验来动态调整。

本例中，需要对 SVM 的 c 和 g 参数进行优化，所以构造的每个粒子形式为 $\mathbf{X}_i = (c_{Xi}, g_{Xi})$ ，粒子在 2 维空间内进行飞行搜索， c_{Xi} 的位置变化范围为 $[0.1, 100]$ ，速度变化范围为 $[-60, 60]$ ； g_{Xi} 的位置变化范围为 $[0.01, 1000]$ ，速度变化范围为 $[-600, 600]$ ，两者的初始值各在其变化范围内随机取值。粒子的

种群数量设为 $n = 20$, 最大进化次数为 200 次. 每次迭代过程中, 粒子通过个体极值 (\mathbf{P}_{id}^k) 和群体极值 (\mathbf{P}_{gd}^k) 来更新自身的速度和位置:

$$\begin{cases} \mathbf{V}_{id}^{k+1} = \rho \mathbf{V}_{id}^k + c_1 r_1 (\mathbf{P}_{id}^k - \mathbf{X}_{id}^k) + c_2 r_2 (\mathbf{P}_{gd}^k - \mathbf{X}_{id}^k) \\ \mathbf{X}_{id}^{k+1} = \mathbf{X}_{id}^k + \mathbf{V}_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (5)$$

式中, ρ 为惯性权重, $d = 1, 2, \dots, D$, $i = 1, 2, \dots, n$, k 为当前迭代次数, \mathbf{V}_{id} 为粒子的速度, c_1 、 c_2 为加速度因子, 表示参数局部搜索能力和全局搜索能力, 其初始值分别设置为 1.5 和 1.7, r_1 、 r_2 为分布在 $[0, 1]$ 区间内的随机数.

由式 (5) 可知, 惯性权重 ρ 表示历史飞行速度对当前飞行速度的影响, 该值越大, 粒子的飞行速度随着时间推移增大越明显, 飞行能力大大增强, 粒子的全局搜索能力得到提高, 但相应地, 局部搜索能力会降低. 因此, ρ 起到平衡全局和局部搜索能力的作用, 其最佳取值范围为 $[0.8, 1.2]$, 在本实验中为了平衡两者的能力, 取中间值 1.

2) 计算粒子适应度及确定最优位置

每个粒子 \mathbf{X}_i 在速度、位置更新迭代过程中, 都需要通过适应度函数计算适应度值:

$$\text{fitness} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - y'_i}{y'_i} \right| \quad (6)$$

式中, n 为训练样本点的数目; y_i 为实际值, 为实际实验时测试组某足底力数据组对应的事先规定的标签值; y'_i 为预测值, 是通过 PSO 计算得到的参数代入到 SVM 分类器后得出的预测标签值, 为计算结果值.

PSO 的本质是通过“精英保留策略”更新粒子的最优位置. 其局部最优值和全局最优值分别通过如下步骤获取:

a) 针对单个粒子, 在完成一次迭代后, 计算其适应度值, 并与其历史最优位置的适应度值对比, 适应度大的被更新成为局部最优位置, 其值为 \mathbf{P}_{id}^k .

b) 针对整个种群, 在完成一次迭代后, 挑选这一代种群中适应度值最大的粒子, 并与全局历史最优位置的粒子进行比较, 数值大的选为新的全局最优位置, 其值为 \mathbf{P}_{gd}^k .

3) 最优解返回给 SVM

综上所述, PSO 优化过程就是使得自适应粒子根据实际情况, 通过动态平衡其全局搜索与局部搜索能力, 快速准确地找到使支持向量机误差最小的惩罚参数 c_{best} 和全局最优位置参数 g_{best} , 通过判

断是否满足精度要求或者达到最大迭代次数, 退出循环判断, 最终构建基于 PSO-SVM 的最优分类器 II.

4) PSO 对 SVM 分类影响小结

分析上述流程可知, PSO 与 SVM 结合能够提高所构建的分类器的分类速度和精度, 其原因有二. 其一, 与普通的解析法相比, PSO 解决了复杂函数可能无法获得解析解的难题, 通过对 D 维 (维度取决于待优化参数个数, 本例为 2 维) 数组随机赋值, 然后迭代寻优, 能够快速寻找到最优解, 计算机运行更加节省内存和时间, 提升了计算速度. 其二, 由式 (3)、(4) 可知, SVM 中惩罚因子 c 和核宽度参数 g 这 2 个关键参数直接决定了 SVM 的精度和泛化能力. PSO 能够快速迭代更新自身的速度和位置, 通过适应度目标函数评价最优位置, 可快速得到误差最小惩罚参数 c_{best} 和全局最优位置参数 g_{best} , 并将它们返回给 SVM, 作为分类的惩罚因子和核宽度系数, 大大提升了分类准确性.

5.2 分类器 II 适用性研究

将混合 3 种步态信息的实验数据进行 PSO-SVM 优化训练后得到的分类器 II 分别对水平硬路面和野外草地的步态数据进行检验.

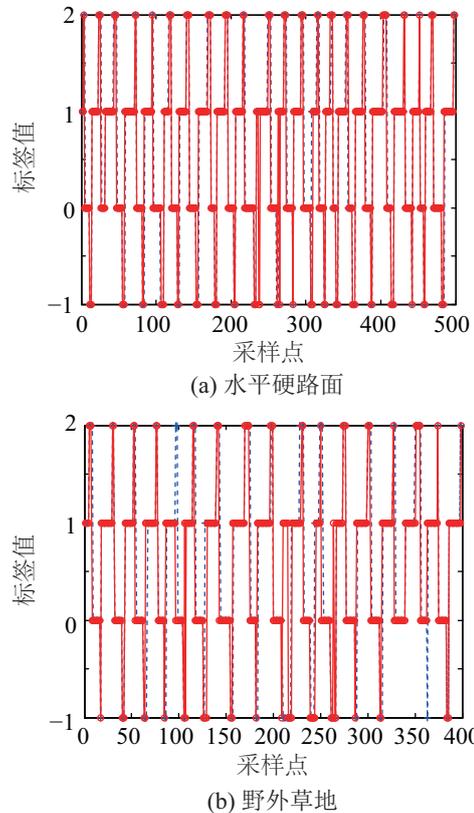


图 12 分类器 II 对其他 2 种路面步态数据的分类正确性
Fig.12 Classification accuracies of gait data on the other two grounds using classifier II

对水平硬路面的行走数据分类正确率为

$$\text{accuracy} = 88.7776\% (443/499)$$

对野外草地的行走数据分类正确率为

$$\text{accuracy} = 86.2155\% (344/399)$$

从图 12 可见, 虽然还有一些点存在识别误差, 但是仅仅是顺序上提前或者延后了, 对安全性的威胁大大降低, 总体跟随得到了最大的保证。

可见, PSO-SVM 分类能够寻找最优解使支持向量机分类面最优。前后对比如图 13 所示, A 为水平硬路面行走情况, B 为野外草地行走情况。绿柱表示运用分类器 I 得到的分类正确率, 红柱表示运用分类器 II 得到的分类正确率。从图中可以看出 PSO-SVM 分类能够提升在复杂地形上的准确率和适用性。

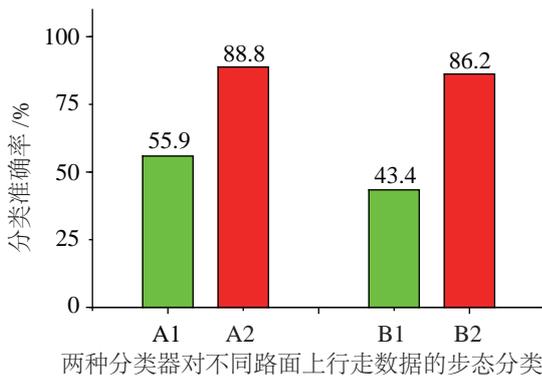


图 13 PSO-SVM 算法提升硬路面和野外草地分类正确率
Fig.13 The classification accuracies on concrete pavement and field grass is improved by PSO-SVM algorithm

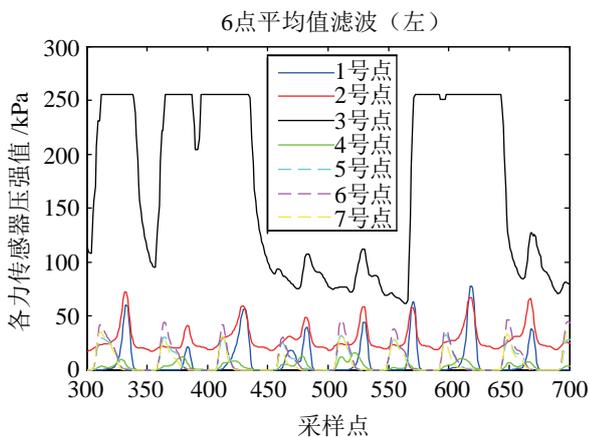


图 14 发生故障时的足底力压力
Fig.14 Pressure of GRF when a failure happens

5.3 鲁棒性

如图 14 所示, 左足底靴在野外草地行走实验时发生故障, 3 号点完全失效, 2 号点的低电平也

出现了错误。为了检验足底靴压力传感器冗余布置以及粒子群优化算法的性能, 对该组数据单独进行基于 PSO-SVM 算法的分类。

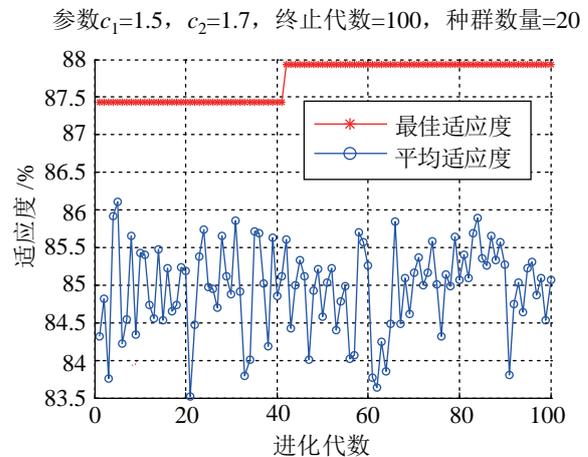


图 15 PSO 寻优适应度曲线
Fig.15 Fitness curve optimized by PSO

图 15 为迭代适应度曲线, 从图中可以发现, 针对这类存在错误的的数据, PSO-SVM 算法在迭代了 40 次后, 达到最佳适应度。图 16 为此次的分类结果, 计算得到的正确率为

$$\text{accuracy} = 79.6482\% (317/398)$$

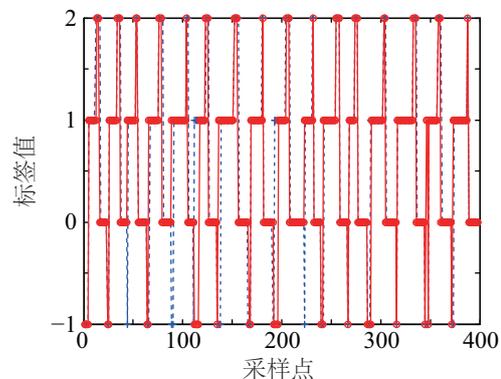


图 16 分类器 II 在发生故障时的分类正确率
Fig.16 Classification accuracy of classifier II when a failure happens

6 结论 (Conclusion)

本文以外骨骼在非结构地形下行走时的步态识别为背景, 开发了一套检测足底力变化的足底靴实验装置, 针对在步行机、水平硬路面和野外草地 3 种不同地形上行走时的足底力数据, 进行了基于粒子群优化算法的支持向量机分类方法研究, 并对该算法的适用性和鲁棒性展开了讨论, 得出以下结论:

(1) 本文设计的足底靴实验装置具有冗余功能的传感器布置, 对足部非自主移动或者地形变化引

起的脚掌受力区域改变等情况具有一定的抗干扰能力。

(2) 利用普通支持向量机分类方法得到的分类器仅对该训练集的认识具有较好的效果, 延伸到其他类似的情形下, 正确率和适用性大大降低。

(3) 将粒子群优化算法融入到支持向量机分类中, 可以发挥2种算法各自的优势, 能够快速找到最优分类平面, 将得到的分类器用于非结构化地形上测得的足底力, 分类时具有明显的优势, 对水平硬路面和野外草地的识别正确率分别提升了32.9%和42.8%。

(4) PSO-SVM算法具有一定的鲁棒性, 当足底靴硬件发生部分故障时, 依靠传感器冗余布置和PSO优化算法, 仍能保证较快的运算速度及一定的识别准确率。

本文旨在研究一种运算快速、分类能力好、工作性能稳定的基于足底力识别人体步态的算法, 下一步工作将把PSO-SVM算法运用到外骨骼人机系统中, 通过提出的优化算法在线实时预测外骨骼的行走步态, 从而决定外骨骼实时控制策略。

参考文献 (References)

- [1] 杨智勇, 张静, 归丽华, 等. 外骨骼机器人控制方法综述[J]. 海军航空工程学院学报, 2009(5): 520-526.
Yang Z Y, Zhang J, Gui L H, et al. Summarize on the control method of exoskeleton robot[J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2009(5): 520-526.
- [2] Cha D, Kang D, Kim K I, et al. Faster detection of step initiation for the lower limb exoskeleton with vertical GRF events[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2014, 9(2): 733-738.
- [3] Cha D, Oh S, Kim K I, et al. Implementation of precedence walking assistance mechanism in exoskeleton with only vertical ground reaction forces[J]. Electronics Letters, 2014, 50(3): 146-148.
- [4] Jung J, Jang I, Riener R, et al. Walking intent detection algorithm for paraplegic patients using a robotic exoskeleton walking assistant with crutches[J]. International Journal of Control, Automation, and Systems, 2012, 10(5): 954-962.
- [5] 曹恒, 孟宪伟, 凌正阳, 等. 两足外骨骼机器人足底压力测量系统[J]. 传感技术学报, 2010, 23(3): 326-330.
Cao H, Meng X W, Ling Z Y, et al. Measurement system for plantar pressure of biped exoskeleton robot[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2010, 23(3): 326-330.
- [6] 曹恒, 贺成坤, 孟宪伟, 等. 下肢外骨骼服传感靴的结构优化分析[J]. 工程设计学报, 2010, 17(1): 35-39,65.
Cao H, He C K, Meng X W, et al. Structure optimization analysis for exoskeleton foot [J]. Journal of Engineering Design, 2010, 17(1): 35-39,65.
- [7] Wheeler J, Rohrer B, Kholwadwala D, et al. In-sole MEMS pressure sensing for a lower-extremity exoskeleton[M]//1st IEEE RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics. Piscataway, USA: IEEE, 2006: 787-790.
- [8] 张志成. 外骨骼下肢助力机器人技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.
Zhang Z C. Research on lower extremity exoskeleton of power assist robot[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2011.
- [9] Zhang X G, Guo Q, Zhao C Y, et al. Development of a lower extremity exoskeleton suit actuated by hydraulic[C]//IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 587-591.
- [10] 焦晓璇, 景博, 羌晓清, 等. 机载燃油泵故障诊断及实验平台研究[J]. 振动与冲击, 2017, 36(1): 120-128.
Jiao X X, Jing B, Qiang X Q, et al. Fault diagnosis and test platform for airborne fuel pumps[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(1): 120-128.

作者简介:

陈建华 (1989 -), 男, 博士生. 研究领域: 外骨骼机器人设计及控制技术.

奚如如 (1985 -), 女, 博士. 研究领域: 外骨骼机器人, 机器人动力学及控制.

王兴松 (1965 -), 男, 博士, 教授. 研究领域: 机器人与自动化技术.