

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205867

基于 XGBoost 的下肢步态相位识别研究*

苏 鸿^{1,2} 马 超^{1,2} 苏 鹏¹ 高经纬^{1,2}

(1. 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;

2. 北京信息科技大学机电系统测控北京市重点实验室 北京 100192)

摘要:针对下肢外骨骼应用中的难点问题,开展了基于 XGBoost 算法,利用单个 IMU 采集的运动姿态数据对步态相位进行识别的研究。首先,采集了 6 种不同步态下的足部运动数据,然后将每种步态划分为 4 个相位;在此基础上,以足部运动数据作为训练集,然后应用 XGBoost 算法进行步态相位识别的分析。建立模型的过程中通过贝叶斯优化算法进一步对模型中涉及的参数进行优化。计算显示,模型的测试集平均正确率为 89.26%,精度为 89.64%,召回率为 89.26%,F1 值为 89.10%;结果分析表明该模型能够实现较好的步态相位识别。

关键词: 下肢运动姿态;步态相位识别;XGBoost;贝叶斯优化

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

XGBOOST algorithm-based method research on lower limb gait phase recognition

Su Hong^{1,2} Ma Chao^{1,2} Su Peng¹ Gao Jingwei^{1,2}

(1. Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology of the Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. Beijing Key Laboratory of Electromechanical System Measurement, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: To address the problems in the application of lower limb exoskeleton mechanical equipment, XGBOOST Algorithm-based research on gait phase recognition is carried out, only using motion attitude data measured by a single IMU. Firstly, foot motion data of six different gaits are collected, and each gait is divided into four phases. On this basis, XGBOOST algorithm optimized is applied to analyze the gait phase recognition with the foot motion data as the training set. In the process of establishing the model, the parameters involved in the model are further optimized by the Bayesian optimization algorithm (BOA). Through calculation, the results show that the average accuracy of the model is 89.26% in the verification set, the precision of the model is 89.64% in the verification set, the recall rate of the model is 89.26% in the verification set, F1 value of the model is 89.10% in the verification set, which indicates that the model can achieve better gait phase recognition.

Keywords: lower movement posture; gait phase recognition; XGBoost; Bayesian optimization

0 引言

在我国,人口老龄化的趋势已经成为常态,2020年60岁以上人口已经多达18.7%^[1],存在2.63亿人。大龄人口人体机能退化,导致行走不便、步行障碍等问题,极大的影响着患者的生活质量,同时给家庭带来生活困

扰。应用智能外骨骼技术,可以改善人们步行状态。而在智能外骨骼的发展中,人体运动中的步态及步态相位识别的研究对实现辅助行走外骨骼设备的控制以及更好的人机交互性有着重要作用。通过借助实时的数据采集、机器学习分析等科技手段对人体的步态相位做出具体的识别,可以进一步的实现对辅助行走设备控制信号的预测^[2-5]。

收稿日期: 2022-09-29 Received Date: 2022-09-29

* 基金项目: 国家自然科学基金(52005045)项目资助

研究人员通过使用角度传感器对步态相位进行划分^[6]。由于仅有角度数据,在步态相位识别阶段很容易产生识别错误,同时不同的使用者拥有不同的运动角度,因此模型泛化能力有待提高。

Wu 等^[7]在研究中从空间特征与时间特征两个角度进行步态研究,分别使用粒子群优化的支持向量机与非线性回归模型算法对采集到的膝关节与髋关节角度进行预测,但是在训练模型的过程中实验数据较少,不具有代表性。

吴平平等^[8]提出表面肌电信号与加速度信号融合后进行步态的识别,通过单一信号与多种信号在识别准确度上进行了对比分析,结果表明多种数据特征有助于取得更好的识别效果。但是在步态相位识别中仅对前进步态的步态相位进行了识别,对于日常中后退、左转、右转等步态行为没有进行分析,不能满足人们的日常需求。

本文为了提高外骨骼辅助行走设备的普适性、舒适性等属性需求^[9],从下肢外骨骼的临床应用角度出发,研究日常生活中前进、后退、左转、右转、上楼、下楼、上坡、下坡共 6 种步态过程的步态相位,每种步态根据生理特征都被细分为不同步态相位,通过获得不同步态中足部的 IMU 数据,应用贝叶斯优化的 XGBoost 机器学习方法实现共 24 种步态相位的划分识别。该识别模型具有识别步态相位更加全面的优点,能满足更多的生活步态识别需求,同时通过贝叶斯优化等多次模型调优使得基于 XGBoost 的步态相位识别模型拥有较高的识别准确度,为进一步推动步态相位识别应用于外骨骼辅助行走设备提供了技术支持。

1 研究方法

1.1 XGBoost 算法

XGBoost 是一种集成学习 (ensemble learning) 模型,基于梯度提升树实现,该模型使用 boosting 集成方法。与梯度提升树 (gradient boosting decision tree, GBDT) 模型不同的是, XGBoost 对目标函数进行二阶泰勒展开,保留了更多的有效信息,有助于提升分类效果^[10-12]。

XGBoost 拥有多个基学习器 (base learner), 基学习器之间相互影响,比单个学习器有更高的泛化能力和鲁棒性。在本实验中,基模型选择为树模型。

1.2 贝叶斯优化

贝叶斯优化是一种优化函数的技术,构建拥有后验分布的高斯过程回归,拥有较高的评估成本,但贝叶斯优化方法在优化时会参考之前的评估结果,建立概率模型,选择更加合适的参数继续尝试,比网格和随机搜索算法更有效的找到全局最优,可以节省优化时间^[13-14]。

1.3 实验研究

1) 数据获取

本研究中采用 IMU (WIT 公司, 中国) 采集足部足弓处的 3 个轴向的加速度、俯仰角速度、俯仰角度等数据,能够较全面的反映出脚背处运动姿态。该 IMU 姿态测量精度为静态 0.05°, 动态 0.1°, 通过蓝牙模块进行数据的传输^[15]。实验中采样频率为 200 Hz。

试验过程中,进行前进、后退、上楼、下楼、上坡、下坡 6 种步态的数据采集,本次实验共采集 20 名健康受试者的运动数据,受试者年龄在 22±4 岁,身高在 170±15 cm, 身体健康,行走动作均匀,无异常步态,且实验过程及用途已告知所有受试者。采集数据共 20 人次,每人采集 6 种步态数据,每人每种步态 10 个周期。

2) 步态相位的划分与实现

踝关节的运动一般包括背屈/跖屈、内翻/外翻、内旋/外旋和环转^[9],但是在日常运动中,背屈与跖屈是最主要的运动表现,本文针对踝关节的主体运动背屈、跖屈进行步态相位的划分。不同的步态拥有多种步态相位划分方式^[16],典型的步态相位是根据步态过程中的生理特征划分^[17]。

研究发现,即便是同一个人的相同步态下,由于步行速度的不同,其各个步态相位在步态中的时间占有比例也会有较大差异^[2],因此,在进行步态相位标记中应该避免使用某相位在周期中固定占比去对数据进行划分。不同步态中足部踝关节角度值为随时间变化的非线性函数,其周期中数据的极大值或极小值可以体现踝关节的背屈或跖屈。

数据的初步分析中,进行了基于相关性的特征选择。从采集的数据中随机抽取 15 个前进步态周期中的运动姿态数据,将每个周期的俯仰角度 $\text{Angle}(x, y, z)$ 、俯仰角速度 $\text{AngleVal}(x, y, z)$ 和加速度 $\text{Acc}(x, y, z)$ 数据向量提取出来。不同的步态周期数据长度是有差别的,对步态周期数据进行重采样处理,所有的周期调整为固定数据点。重采样之后,每个周期中的数据点组成数组 $b_i = [b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{ij}, \dots, b_{in}]$, 其中 b_{ij} 为第 i 个周期中的第 j 个数据,对 b_1, b_2, \dots, b_{15} 数组对应位置进行求平均值及标准差处理。如图 1 所示,折线为某点对应数据的平均值,阴影部分为最大上、下方差值范围。

从图 1 中可以看出,各周期中相同类型的数据都有着较为相似的曲线,尤其是在图 1(a) 中, X 轴俯仰角度的上、下方差相差较小,数据曲线较为平缓,具有更高的可辨识度,适合作为步态相位的划分依据。其他各类数据拥有较低的曲线相似度,用于步态相位的辅助预测。

每种步态划分为脚开始着地、站立中、脚跟离地和脚尖离地过程,对应于开始负载、承重、推开、摆动^[18-19] 4 种腿部状态。在不同步态下,通过 x 轴 Angle 极值切换点

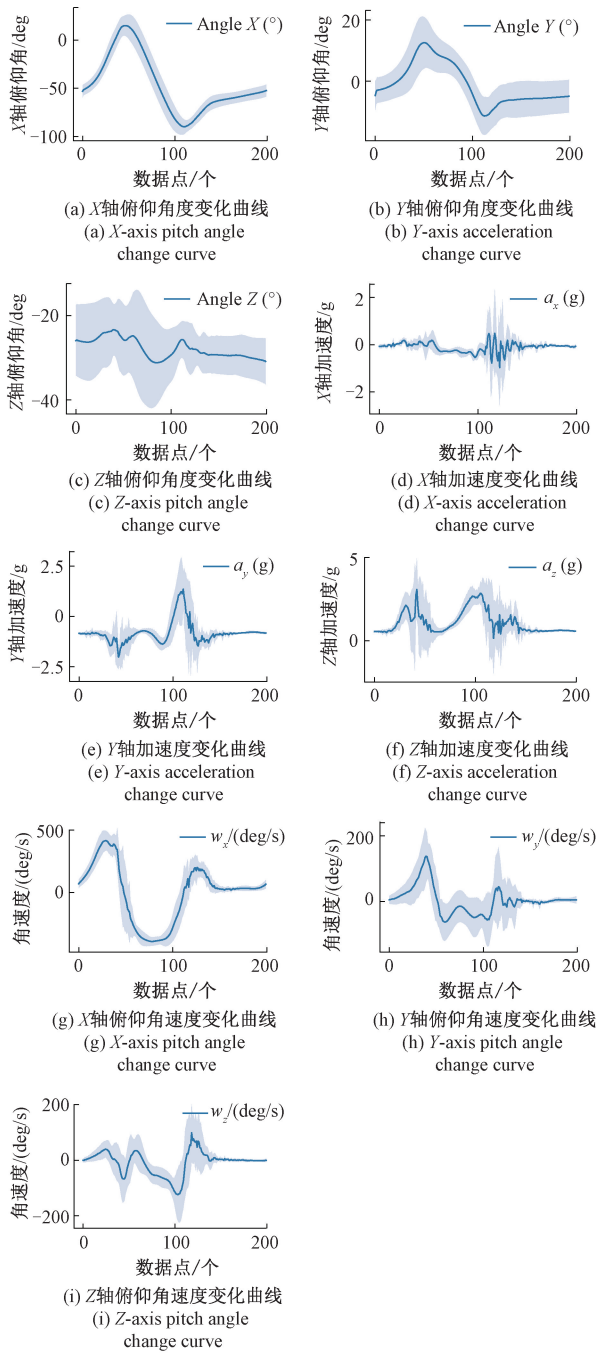


图1 步态中足弓处运动曲线

Fig. 1 The motion curve at the arch of foot in gait

确定出步态周期,对周期数据进一步分析,通过 x 轴 AngleVal 突变点确定出不同步态相位,给各相位的数据向量赋予不同标签,生成训练集、验证集、测试集。

3) XGBoost 步态相位识别模型

将采集到的数据进行异常值滤波处理,去除数据中部分极大与极小值,去除空缺值,从原始数据中提取出有用的数据向量,对数据进行标签处理生成标签数据集。对数据集中的特征向量进行分层分割,生成训练数据集

和验证数据集。

通过训练集数据对 XGBoost 模型进行训练,生成特定的 XGBoost 步态相位识别模型,调整模型参数得到较好分类效果。在调试模型的过程中,主要针对模型本身的集成算法及弱评估器特征参数进行调整,主要包括 (learning_rate, max_depth, n_estimators, subsample)。

在初步训练模型之后,需要寻找模型中最优超参数组合,实现最好的分类效果。本文使用贝叶斯优化 XGBoost 模型的方法对原始模型进行超参数调优。贝叶斯优化的 XGBoost 步态相位分类模型以函数的形式被调用,将实例的特征参数作为输入,并返回模型判别出的步态相位作为分类结果。模型训练生成及分类识别流程如图 2 所示。

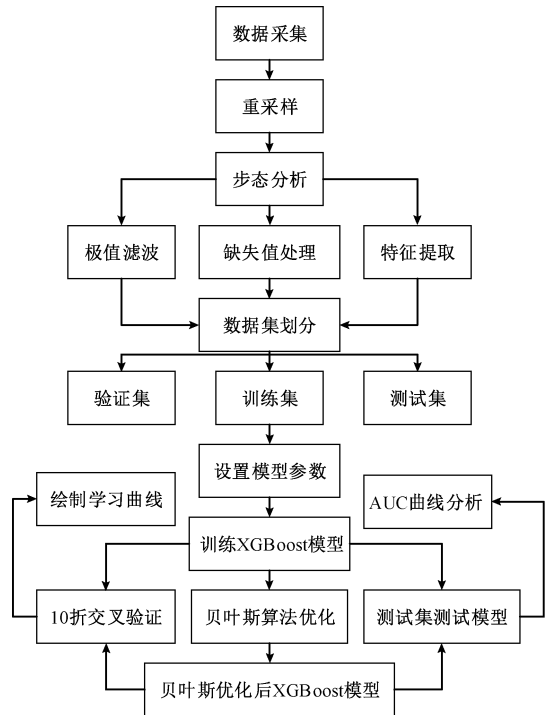


图2 贝叶斯优化的 XGBoost 步态相位识别模型分析流程

Fig. 2 Bayesian optimized analysis process of XGBoost gait phase recognition model

2 结果分析

使用 IMU 设备对脚背运动数据进行采集,通过采集到的数据进行步态相位识别模型的训练。为了更好验证模型性能,将实验数据划分为训练集和验证集,为了验证模型的泛化能力,另外采集 20 个周期的所有步态数据作为测试数据集,测试数据集与训练数据集没有关联。通过多种验证方式,得出下面的实验分析结果。

在初步对 XGBoost 选择参数后,训练结果如表 1 所

示,模型在训练集中表现的平均正确率为 94.80%,精度为 94.79%,召回率为 94.80%,F1 值为 94.76%;在验证集中准确度为 92.31%,精度为 92.20%,召回率为 92.31%,F1 值为 92.34%;在测试集中平均正确率为 88.23%精度为 88.67%,召回率为 88.23%,F1 值为 88.11%。模型在训练集中表现最佳,在测试集中表现略低,在验证集中表现较差,这是因为,模型是由训练集直接学习而来,故表现最好,而在测试集中的数据有一部分来自训练集中的步态相位,也就是拥有一定的相似性,而测试集是由额外采集的数据生成的,最为考验模型的泛化能力,也最能体现模型的实用价值。模型在训练集中表现只达到了 94.8%的精确度,说明模型性能可以进一步得到提升。

表 1 XGBoost 模型评估

Table 1 XGBoost model evaluation (%)

评估项	准确度	精度	召回率	F1 值
训练集	94.80	94.79	94.80	94.76
验证集	92.31	92.20	92.31	92.34
测试集	88.23	88.67	88.23	88.11

同时实验中使用相同的数据对常用机器学习模型进行了训练,与 XGBoost 模型的识别结果进行对比。如表 2 所示,通过随机森林训练出来的步态相位识别模型中,验证集准确度为 85.19%,精度为 85.06%,召回率为 85.19%,F1 值为 85.19%;在 SVM 训练的步态相位识别模型中,精确度为 77.13%,精度为 79.49%,召回率为 77.13%,F1 值为 72.42%。这两种分类模型的 4 种评价指标均比 XGBoost 步态相位识别模型低,表明 XGBoost 模型在步态相位识别中拥有较好的表现。

表 2 常用机器学习算法验证集结果对比

Table 2 Test results of multiple machine learning algorithm verification sets (%)

评估项	准确度	精度	召回率	F1 值
XGBoost	88.23	88.67	88.23	88.11
随机森林	85.19	85.06	85.19	85.19
SVM	77.13	79.49	77.13	72.42

2.1 基于贝叶斯优化的 XGBoost 模型结果分析

在 XGBoost 模型中引入贝叶斯算法,贝叶斯算法在参数规定取值范围内寻优后,得到 10 组参数组合,并得出相应参数下 XGBoost 模型在验证集上的识别准确度,进行不同参数下的识别准确度对比,将对应准确度最高的一组参数筛选出,如表 3 所示。以最优参数对 XGBoost 模型重新训练,生成基于贝叶斯优化的 XGBoost 步态相位识别模型,使用该模型再次对训练集、验证集、测试集数据进行分类识别,模型评估结果如表 4 所示。在贝叶斯对 XGBoost 模型优化之后,在测试集中准确度提高了

1.03%,精度提高了 0.97%,召回率提高了 0.99%,F1 值提高了 1.03%,结果表明,贝叶斯优化使模型拥有了更好的性能。

表 3 贝叶斯优化结果

Table 3 Bayesian optimization results

参数	c_b	m_d	m_c_w	n_e	r_a	sub
取值	0.877 6	8.0	0.248 5	499	2.053	0.936 7

表 2 中 c_b、m_d、m_c_w、n_e、r_a、sub,分别代表 XGBoost 模型超参数中的 colsample_bytree、max_depth、min_child_weight、n_estimators、reg_alpha、subsample。

表 4 贝叶斯优化后 XGBoost 模型评估

Table 4 Evaluation of XGBoost model

after Bayesian optimization (%)

评估项	准确度	精度	召回率	F1 值
训练集	96.70	96.69	96.70	96.69
验证集	93.57	93.56	93.57	93.53
测试集	89.26	89.64	89.26	89.10

2.2 交叉验证

为了在有限的数据中获得更多有效信息,对贝叶斯优化的 XGBoost 步态相位分类模型进行 10 折交叉验证,对模型整体的性能进行一定的评估,验证了模型的泛化能力。在交叉验证中,所有数据都会参与到训练和预测中,有效避免过拟合。

从图 3 中可以看出,模型在训练集上表现较好,准确率为 96.37%,在对 80 000 组数据训练之后,验证集准确率为 93.76%,当继续增大训练集的数量,验证集中的准确率没有明显的变化,表明仅通过增大训练集已经不能明显提高该分类模型在验证集中的表现,本研究训练的基于贝叶斯优化的 XGBoost 模型满足了训练模型需要拥有足够训练集的要求。

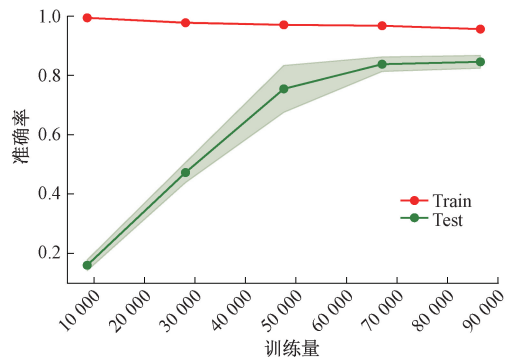


图 3 贝叶斯优化的 XGBoost 模型 10 折交叉验证结果

Fig. 3 10 fold cross validation results of Bayesian optimized XGBoost model

2.3 基于 ROC 曲线分析

ROC 曲线(receiver operating characteristic curve),在做决策时能不受成本、收益的影响,给出客观中立的建议。以 FPR 为横坐标,TPR 为纵坐标,得出 ROC 曲线^[20]。如图 4 所示,从(0,0)到(1,1)的虚线代表了评估边界,当 ROC 曲线出现在上半部分时,代表模型拥有较好的分类效果^[21],ROC 曲线下方的面积称为 AUC(area under the curve of ROC),AUC 将模型分类效果更直观的展现出来。

分类器的预测结果主要分为 4 种情况:TP(真正类),FP(假正类),FN(假反类),TN(真反类)。其中 TP 表示预测是第 i 种步态相位,而实际也是第 i 种步态相位的数量;FP 表示预测为第 i 种步态相位,而实际不是第 i 种步态相位的数量;FN 表示预测不是第 i 种步态相位,而实际是第 i 种步态相位的数量;TN 表示预测不是第 i 种步态相位,而实际也不是第 i 种步态相位的数量。

在所有实际的第 i 种步态相位的数据中,被正确地判断为第 i 种步态相位的比率,称之为真正率(TPR);在所有实际不为第 i 种步态相位的数据中,被错误地判断为第 i 种步态相位的比率,称之为假正率(FPR),其计算公式为:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (2)$$

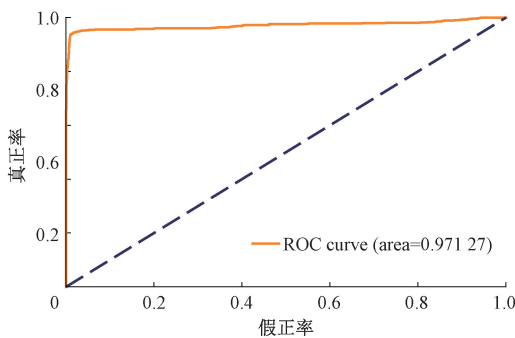


图 4 贝叶斯优化的 XGBoost 模型步态相位识别 ROC 曲线

Fig. 4 ROC curve of gait phase recognition based on Bayesian optimized XGBoost model

在本模型的测试集验证中,求出每个步态相位对应的 ROC 曲线数据,对其求平均值,然后作图,如图 4 所示。图 4 中可以看到,在 TPR 较高的情况下,FPR 越小越好,离左上角越近的点预测的准确率越高。本模型的 AUC 面积为 0.97127,表明模型整体性能优越,能够做到拥有较高的 TPR 时,拥有较低的 FPR。在步态相位的分类中,有些步态相位在整个训练数据集中的占比较小,这种数据样本数量的不平衡在 ROC 曲线中表现不明显。

3 讨论

实时分析检测型系统,能在适当的时间内做出高精度的分类相当重要。本研究针对下肢外骨骼应用中人机交互性较差的难点问题,开展了基于 XGBoost 算法,使用单个 IMU 采集的运动姿态数据对日常生活中前进、后退、上楼、下楼、上坡、下坡 6 种步态进行步态相位的识别研究。IMU 采集的数据经过简单的预处理,有助于模型对数据快速做出识别,通过基于贝叶斯优化的 XGBoost 步态相位识别模型实现准确率达到 89.26% 分类效果。基于贝叶斯优化的 XGBoost 模型的结构等特征使得分类模型更小,计算更快速,非常适合在微处理器上运行。同时在分类时占用处理器更小的内存空间有利于其他辅助程序的运行。

4 结论

本文利用基于贝叶斯优化的 XGBoost 步态相位识别模型,使用足部 IMU 获取加速度数据、俯仰角度数据、俯仰角速度数据作为输入,对 6 种不同步态下,共 24 种步态相位进行了识别分析。对比不同机器学习算法对实验数据的识别效果,结果显示采用树模型作为 XGBoost 算法学习器的识别模型在步态相位识别中拥有较好的表现。通过贝叶斯算法对 XGBoost 模型的超参数等特征进一步优化,使用 IMU 数据向量信号作为模型输入,验证集识别准确度达到 93.57%,测试集识别准确度达到 89.26%,拥有较高的准确性,泛化性能较强。实验中仅使用单个 IMU 数据作为输入向量,减少了数据采集的复杂度,使步态相位识别模块更加简洁。

研究步态相位识别对于下肢外骨骼的步态控制具有积极的工程价值。但是在实现实时的步态相位识别系统中识别准确率还应该得到进一步的提升,在识别准确度和识别速度上都能够更加稳定是步态相位识别系统接下来待解决的问题。

参考文献

- [1] 谢攀攀. 中国人口老龄化新特点与地区老龄化差异——基于全国人口普查数据的实证分析[J]. 黑龙江人力资源和社会保障, 2022(13): 27-29.
XIE P P. New characteristics of China's population aging and regional aging differences-empirical analysis based on national census data [J]. Heilongjiang Human Resources and Social Security, 2022 (13): 27-29.
- [2] FARAH J D, BADDOUR N, LEMAIRE E D. Design, development, and evaluation of a local sensor-based gait phase recognition system using a logistic model decision

- tree for orthosis-control[J]. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2019, 16(1): 1-11.
- [3] HUANG L, ZHENG J, HU H. Online gait phase detection in complex environment based on distance and multi-sensors information fusion using inertial measurement units [J]. *International Journal of Social Robotics*, 2022, 14(2): 413-428.
- [4] SARSHAR M, POLTURI S, SCHEGA L. Gait phase estimation by using LSTM in IMU-based gait analysis—Proof of concept[J]. *Sensors*, 2021, 21(17): 5749.
- [5] SUA B, SMITH B C, GUTIERREZ E M, et al. Gait phase recognition using deep convolutional neural network (DCNN) with imu data [J]. *Gait & Posture*, 2019, 73(S1): 215-216.
- [6] LIU D X, WU X, DU W, et al. Gait phase recognition for lower-limb exoskeleton with only joint angular sensors[J]. *Sensors*, 2016, 16(10): 1579.
- [7] WU G, WANG C, WU X, et al. Gait phase prediction for lower limb exoskeleton robots [C]. 2016 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA). IEEE, 2017.
- [8] 吴平平, 徐剑华, 杜明家, 等. 基于单肌肉表面肌电-加速度融合的步态识别[J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2020, 43(7): 884-889.
- WU P P, XU J H, DU M J, et al. Gait recognition based on single muscle surface electromyography acceleration fusion [J]. *Journal of Hefei University of Technology (Natural Science Edition)*, 2020, 43(7): 884-889.
- [9] 赵晓光. 足部形态学特征与踝关节肌肉力量及运动能力的关系研究 [J]. *中国体育科技*, 2022, 58(8): 91-95.
- ZHAO X G. Research on the relationship between foot morphological characteristics and ankle muscle strength and exercise ability [J]. *China Sports Science and Technology*, 2022, 58(8): 91-95.
- [10] 李占山, 刘兆赓. 基于 XGBoost 的特征选择算法[J]. *通信学报*, 2019, 40(10): 101-108.
- LI ZH SH, LIU ZH G. Feature selection algorithm based on XGBoost [J]. *Journal of Communications*, 2019, 40(10): 101-108.
- [11] 连克强. 基于 Boosting 的集成树算法研究与分析[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2018.
- LIAN K Q. Research and analysis of integration tree algorithm based on boosting [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2018.
- [12] 王晓晖, 张亮, 李俊清, 等. 基于遗传算法与随机森林的 XGBoost 改进方法研究 [J]. *计算机科学*, 2020, 47(S2): 454-458, 463.
- WANG X H, ZHANG L, LI J Q, et al. Research on XGBoost improvement method based on genetic algorithm and random forest [J]. *Computer Science*, 2020, 47(S2): 454-458, 463.
- [13] 崔佳旭, 杨博. 贝叶斯优化方法和应用综述[J]. *软件学报*, 2018, 29(10): 3068-3090.
- CUI J X, YANG B. Overview of Bayesian optimization methods and applications [J]. *Journal of Software*, 2018, 29(10): 3068-3090.
- [14] 马刚. 朴素贝叶斯算法的改进与应用[D]. 合肥: 安徽大学, 2018.
- MA G. Improvement and application of naive Bayesian algorithm [D]. Hefei: Anhui University, 2018.
- [15] 乔文超, 王红雨, 王鸿东. 基于 BP 神经网络的无人机 IMU 多传感器冗余的补偿算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(12): 19-28.
- QIAO W CH, WANG H Y, WANG H D. Compensation algorithm of UAV IMU multi-sensor redundancy based on BP neural network [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(12): 19-28.
- [16] 喻洪流. 康复机器人: 未来十大远景展望[J]. *中国康复医学杂志*, 2020, 35(8): 900-902.
- YU H L. Rehabilitation robots: Ten perspectives in the future [J]. *Chinese Journal of Rehabilitation Medicine*, 2020, 35(8): 900-902.
- [17] TABORRI J, PALERMO E, ROSSI S, et al. Gait partitioning methods: A systematic review[J]. *Sensors*, 2016, 16(1): 66.
- [18] 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. Walking aid based on hidden Markov model relies on gait phase recognition of people [J]. *Computer Application and Software*, 2022, 39(1): 65-70, 106.
- [19] KREUZER D, MUNZ M. Deep convolutional and LSTM networks on multi-channel time series data for gait phase recognition[J]. *Sensors*, 2021, 21(3): 789.
- [20] 汪云云, 陈松灿. 基于 AUC 的分类器评价和设计综述[J]. *模式识别与人工智能*, 2011, 24(1): 64-71.
- WANG Y Y, CHEN S C. Overview of AUC based classifier evaluation and design [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2011, 24(1): 64-71.
- [21] 李诒靖, 郭海湘, 李亚楠, 等. 一种基于 Boosting 的集成学习算法在不均衡数据中的分类[J]. *系统工程理论与实践*, 2016, 36(1): 189-199.
- LI Y J, GUO H X, LI Y N, et al. Classification of an

integrated learning algorithm based on boosting in unbalanced data [J]. System Engineering Theory and Practice, 2016, 36 (1): 189-199.

作者简介



苏鸿, 2020 年于西南石油大学获得学士学位, 现为北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室研究生, 主要研究方向为机器学习、步态识别、康复医疗。

E-mail: 18810773368@163.com

Su Hong received his B. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2020. Now He is a M. Sc. candidate in Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include machine learning, gait recognition and rehabilitation medicine.



马超 (通信作者), 2003 年于沈阳航空工业学院获得学士学位, 2009 年于北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室副研究员, 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

Ma Chao (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2003 from Shenyang Institute of Aeronautical Engineering, received his Ph. D. degree in 2009 from Beijing Institute of Technology. Now he is the associate research fellow in Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include mechanical dynamics and fault diagnosis of mechanical system.