

文章编号: 1004-7220(2024)05-0954-08

基于随机森林算法的背包负重行走疲劳检测

曹燕¹, 刘卓瀚², 伍颢¹

(1. 上海体育大学 运动健康学院, 上海 200438; 2. 复旦大学 计算机科学技术学院, 上海 200433)

摘要:目的 使用可穿戴惯性传感器(inertial measurement unit, IMU)技术和随机森林(random forest, RF)算法检测长距离背包负重行走的疲劳水平,探究负重行走疲劳检测的可行性和最佳IMU组合方案。方法 招募30名健康男性大学生进行长距离背包负重行走。应用Xsens MVN Link 惯性运动捕捉系统和Borg-RPE疲劳量表采集负重行走的运动学数据和主观疲劳值,将疲劳分为无疲劳、中度疲劳和重度疲劳3个等级。提取原始数据,进行步态分割、数据筛选和特征提取,利用RF模型对样本特征进行机器学习,最后计算准确率、精确率、混淆矩阵和受试者工作特征曲线下面积(area under the curve, AUC)对不同IMU组合的检测效果加以评定。结果 1个右股骨IMU准确率达到82.55%,5个IMU组合的准确率最高,为87.94%。在多个IMU的组合中,至少包含1个上半身IMU,且左侧肢体的IMU多于右侧。同时,RF模型对负重步行的疲劳检测具有较高的水平,使用4个IMU时,3级疲劳的AUC分别为0.99、0.97和0.99。结论 IMU技术和RF算法在背包负重行走的3级疲劳检测任务中具有较高的准确率和分类能力。在实际应用中推荐采用1~5个IMU,上半身IMU和下肢IMU结合的配置方案。

关键词: 负重行走; 步态; 惯性传感器; 疲劳识别; 机器学习

中图分类号: R 318.01 文献标志码: A

DOI: 10.16156/j.1004-7220.2024.05.023

Fatigue Detection of Walking with Backpack Load Based on Random Forest Algorithm

CAO Yan¹, LIU Zhuohan², WU Xie¹

(1. School of Exercise and Health, Shanghai University of Sport, Shanghai 200438, China; 2. School of Computer Science, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: Objective Wearable inertial measurement unit (IMU) technology and random forest (RF) algorithm were used to detect the fatigue level of long-distance walking with backpack load. Moreover, the feasibility of fatigue detection for load-bearing walking and an optimal IMU combination scheme were evaluated. **Methods** Thirty healthy male college students were recruited for long-distance backpack walking. The Xsens MVN Link inertial motion capture system and Borg-RPE fatigue scale were used to collect the kinematic data and subjective fatigue values of load-bearing walking. These were divided into three levels: without fatigue, moderate fatigue, and severe fatigue. The original data were extracted; gait segmentation, data screening, and feature extraction were performed; and the RF model was used for the machine learning of sample features. Finally, the accuracy rate, precision, confusion matrix, and area under the curve (AUC) were calculated to evaluate the detection effects of the different IMU combinations. **Results** The accuracy of a right femur IMU was 82.55% and that of five IMU combinations was 87.94%. For a combination of IMUs, at least one upper-body IMU was included, and the left limb had more IMUs than the right limb. The RF model had a higher level of fatigue detection for load-bearing

收稿日期: 2024-05-15; 修回日期: 2024-07-02

通信作者: 伍颢, 教授, 博士生导师, E-mail: wuxie_sus@163.com

walking. When four IMUs were used, the AUCs of three-level fatigue were 0.99, 0.97, and 0.99, respectively.

Conclusions IMU technology and the RF algorithm have high accuracy and classification capability in the three-level fatigue detection task for walking with a backpack load. In practical applications, the use of one-five IMUs is recommended. Moreover, a combination of an upper-body IMU and a lower-limb IMU configuration scheme is preferred.

Key words: load-bearing walking; gait; inertial sensors; fatigue recognition; machine learning

人体背包负重行走广泛出现于学生上下学、日常通勤和军事训练等场景,是一种常见的负载运输方式。背包作为一种外部负荷作用于人体,除了会对肩颈和躯干造成压力外,还会改变人-包系统的重心位置,进而引起步态的改变^[1]。若负重过大或长时间背负时会出现体力不足,引发疼痛和疲劳,增加肌肉骨骼过劳损伤的风险^[2]。对此,学者们通过优化背包设计、构建能量消耗预测方程和科学制定负重方案等方法,来达到节能省力和降低损伤风险的目的^[3-5]。然而,长距离负重行走所导致的运动疲劳仍难以避免。因此,对负重步行的疲劳状态进行科学评估和有效监测,具有重要的现实意义。

目前,运动疲劳的主要评价方法有主观评价量表^[6]、生理生化指标^[7]和生物力学特征^[8]等。然而,这些检测方法大多在实验室条件下应用,由于操作复杂,存在一定的侵入性和滞后性,难以在户外场景中进行疲劳检测。可穿戴惯性传感器(inertial measurement unit, IMU)因其小巧便携、易操作、精度高以及实时性等优点,在非实验室条件下可作为光学运动捕捉的替代方案^[9]。可穿戴IMU技术结合机器学习算法可对人体运动过程中的生物力学变量及其统计结果进行学习,通过一定样本的学习后,形成针对不同运动状态和疾病情况的预测模型和识别算法,从而实现运动分析、疲劳检测和康复治疗等多种应用目标^[9-11]。在疲劳检测的应用中,研究者使用IMU和机器学习识别工人作业时的疲劳步态以减少跌倒和损伤风险^[12-13]。Marotta等^[14]使用可穿戴IMU和随机森林(random forest, RF)算法来检测跑步期间的疲劳水平,结果发现具有较高的准确率和性能表现。然而,在负重行走的疲劳检测中缺少相关的应用。

本文结合IMU技术和RF算法,提出了一种高效的户外长距离背包负重步行疲劳检测方法。在传统二分类疲劳检测方法基础上,引入了无疲劳、

中度疲劳和重度疲劳3级分类,提供了更为详细和精确的疲劳评估方法。系统评估了1~9个IMU的所有组合,以探究适用于躯干负重步行的最佳IMU配置方案。本文旨在为长距离负重行走的疲劳监测提供一种可参考的方法路径,以及后续的生物力学研究、设备研发和实际应用提供科学参考和支持。

1 实验和方法

1.1 实验对象

共招募30名符合标准的健康男性大学生参与负重测试,年龄(22.38 ± 2.29)岁,身高(177.57 ± 4.30)cm,体质量(75.52 ± 5.35)kg。受试者身心健康且有规律的体育锻炼,无任何骨科或神经系统疾病,1个月内无疼痛史。本研究经上海体育大学伦理委员会批准(102772023RT082)。在实验前告知受试者实验目的和流程,并签署知情同意书。

1.2 实验地点与设备

实验在室内田径场完成(250 m/圈),在跑道转弯处放置Borg-RPE量表(长80 cm,高120 cm),确保受试者在实验过程中清楚可见,且放置位置不会影响运动。使用Xsens MVN link惯性运动捕捉系统(采样频率60 Hz, Xsens公司,荷兰)在线采集负重行走的运动学数据(采集范围150 m)。根据指南穿戴莱卡服和IMU,实验人员将17个IMU固定于特定的部位上,1个IMU借助热塑板固定于背包左侧面,加固头部、背包和足部的IMU,确保其在运动过程中不会发生移位(见图1)。

1.3 测试过程与数据采集

MVN Analyze软件用于采集负重步行的运动学数据。在实验测试前测量受试者的身高、体质量和穿鞋脚长以构建人体模型。在田径场中央的位置完成校准,随后热身5 min,热身结束后负重25 kg背包以不低于5 km/h速度绕室内操场进行5 km步

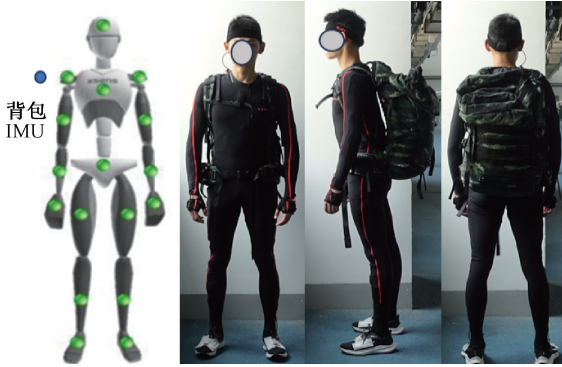


图1 IMU位置示意和穿戴图

Fig. 1 Diagram of IMU location and wearing

进行测试,实验人员通过 MVN Analyze 软件采集每圈的运动学数据,共 20 圈。同时,实验人员记录受试者在负重行走过程中每圈的主观疲劳值。

1.4 数据预处理

在 MVN Analyze 软件中,根据人体质心 Y 轴坐标值选取稳定的直道阶段,作为原始数据,包括加速度信号、关节角度、点坐标和足着地离地序列等运动学数据。根据足着地离地事件的时间序列选取 10 个稳定且连续的复步(见图 2),进而得到 10 个步态周期。在 Visual 3D(C-Motion 公司,美国)中,使用足跟的点坐标计算步态时空参数,包括步宽、左右步长、左右支撑相时间占比和摆动相占比。

表1 负重步态的运动学数据指标

Tab. 1 Kinematic data metrics for weighted gait

部位	加速度信号		关节角度			步态参数	
背包	加速度	角速度					
头部	加速度	角速度	Head-T8	IC-Head-T8	FO-Head-T8		
胸骨	加速度	角速度	T8-Pelvis	IC T8-Pelvis	FO T8-Pelvis	左步态周期	右步态周期
左大腿	加速度	角速度	左髋关节角度	IC 左髋关节角度	FO 左髋关节角度	左步频	右步频
左胫骨	加速度	角速度	左膝关节角度	IC 左膝关节角度	FO 左膝关节角度	左支撑相占比	右支撑相占比
左足	加速度	角速度	左踝关节角度	IC 左踝关节角度	FO 左踝关节角度	左摆动相占比	右摆动相占比
右大腿	加速度	角速度	右髋关节角度	IC 右髋关节角度	FO 右髋关节角度	左复步长	右复步长
右胫骨	加速度	角速度	右膝关节角度	IC 右膝关节角度	FO 右膝关节角度	左步幅高度	右步幅高度
右足	加速度	角速度	右踝关节角度	IC 右踝关节角度	FO 右踝关节角度		

注:T8表示胸骨;IC表示足跟着地时刻;FO表示足尖离地时刻。

2.2 特征值计算

RF 模型是基于决策树的集成学习方法,决策树在分裂节点时是根据特征的信息增益或基尼系数来进行判断,而这些指标并不受到特征的尺度影响,即使特征具有不同的尺度或单位,RF 模型也能够有效地处理。因此,使用 RF 模型时通常不需要

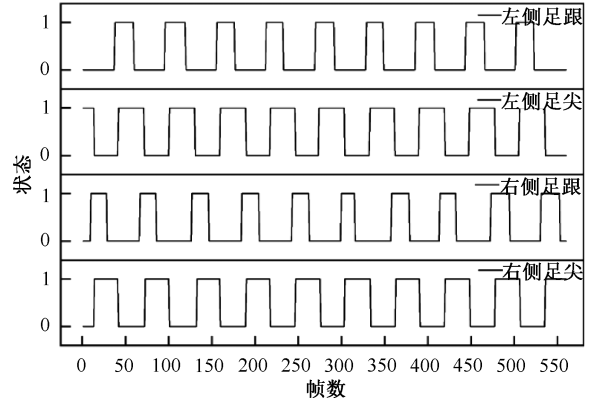


图2 步态着地离地事件

Fig. 2 Gait landing and departure events

注:0表示离地状态,1表示着地状态。

2 特征提取

2.1 数据筛选

参考以往的研究发现对 18 个 IMU 和步态运动学数据进行筛选^[15-17]。选择 9 个 IMU,包括头部、背包、胸骨、左右大腿、左右胫骨和左右足部。提取与负重步行疲劳相关的敏感指标:① 加速度和角速度;② 关节角度、足跟着地时刻的关节角度和趾尖离地时刻的关节角度;③ 步态时空参数。筛选后的运动学数据如表 1 所示。

对数据进行归一化或标准化处理。

对数据进行统计特征提取,包括最大值、均值、标准差和变异系数。数据的最大值和均值体现步态信息角度的范围和基准,标准差体现步态数据的离散程度,变异系数表现出步态序列概率分布离散程度归一化的度量,计算公式如下:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2} \quad (2)$$

$$V_{\max} = \max\{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (3)$$

$$CV = \sigma/\mu \quad (4)$$

式中: μ 为平均值; σ 为标准差; V_{\max} 为最大值; CV 为变异系数。

3 机器学习

RF 是一种结合多棵决策树的集成学习算法, 每棵决策树都是一个分类器, 通过投票或取平均值的方式进行分类或预测。对于 IMU 传感器产生的大量高维运动学数据, RF 算法具有较强大的处理能力、鲁棒性和抗噪能力^[18]。此外, RF 具有较强的解释性, 能够评估特征数据的重要性, 帮助识别出最能检测疲劳状态的特征数据, 从而可以进一步分析负重疲劳状态下的步态差异。因此, 本文选择 RF 作为疲劳检测模型, 因其简单适用且性能优异。

本文采用 sklearn 库提供的 RF 模型(见图 3), 使用自编程序生成 1~9 个 IMU 数量的所有可能组合(一共 511 种), 并对每种组合进行机器学习。输入的数据包括每圈的特征数据和与其对应的疲劳

等级标签, 输出数据为疲劳等级和准确率等评价指标。RPE 评分为 6~12 的圈数所对应的数据被标记为“0”, 表示无疲劳; RPE 评分为 13~16 的数据被标记为“1”, 表示轻度疲劳; RPE 评分为 17~20 的数据被标记为“2”, 表示重度疲劳。采用随机抽样的方法将 85% 数据作为训练集, 15% 数据作为预测集, 重复 10 次交叉验证以消除随机性和优化模型参数, 取 10 次结果的平均值作为最终结果。在 15% 预测集数据上进行分析以评价模型的分类能力, 采用准确率、精确率、受试者工作特征(receiver operating characteristics, ROC) 曲线以及受试者工作特征曲线下面积(area under curve, AUC) 这 4 个评价指标。定义 TP、TN、FP、FN 分别为真阳性、真阴性、假阳性、假阴性, 准确率的计算公式为:

$$(\text{TP} + \text{TN}) / (\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN})$$

精确率的计算公式为:

$$\text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$$

最后, 利用袋外样本(out of bag, OOB) 来评估特征的重要性, 通过计算每个特征在对应树中使用的情况下, 对袋外样本的预测误差减少量, 从而评估特征的重要性, 进行排序或选择, 得到每个特征的重要性分数。这些重要性分数可以用来指导特征的选择, 从而提高模型的性能和预测能力。

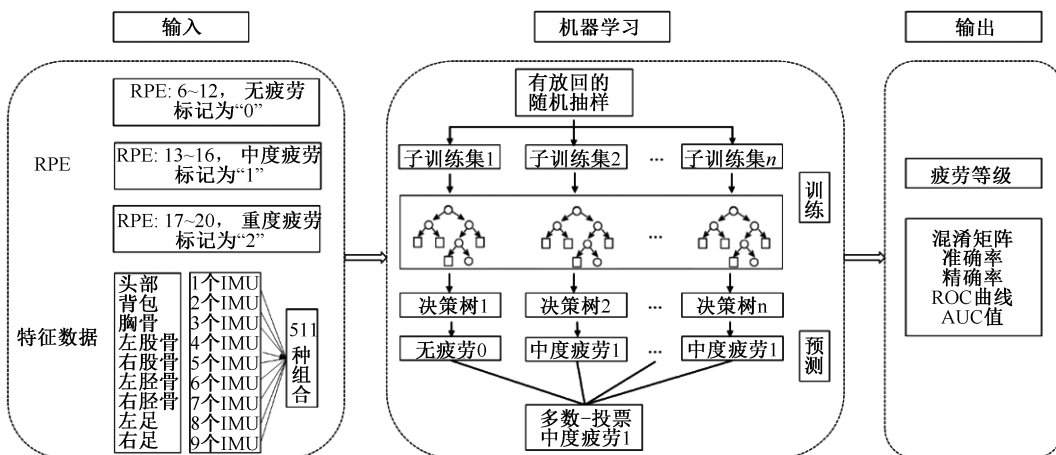


图 3 RF 疲劳分类模型

Fig. 3 Model of RF fatigue classification

4 实验结果

4.1 不同 IMU 组合的准确率

在整体的准确率上, 1 个右股骨 IMU 时就可实

现较好的疲劳预测效果, 准确率为 82.55%。在中等配置中, 准确率随着 IMU 数量的增加而增加, 其中 5 个 IMU 组合的准确率最高, 为 87.94%, 与 1 个右股骨 IMU 相比, 准确率提升了 5.39%。在复杂配

置中,准确率所有下降,全部 9 个 IMU 的准确率是 84.22% (见表 2)。

从最高组合方案的 IMU 位置进行分析,发现在

大于 1 个 IMU 的配置组合中,至少包含 1 个上半身的 IMU 和下肢的 IMU,且左侧肢体的 IMU 多于右侧肢体的 IMU。

表 2 不同 IMU 配置下最高准确率

Tab. 2 The highest accuracy for different IMU configurations

分类	个数	组合情况	最高准确率/%	最高准确率组合
最小配置 1 个	1	9	82.55	右股骨
中等配置 2~5 个	2	36	83.92	背包、左胫骨
	3	84	86.18	胸骨、右股骨、左脚
	4	126	86.86	胸骨、右股骨、左胫骨、左脚
	5	126	87.94	胸骨、左右股骨、左胫骨、左脚
	6	84	87.25	头、背包、胸骨、左右股骨、右脚
复杂配置 6~9 个	7	36	87.55	头、胸骨、左右股骨、左胫骨、左右脚
	8	9	86.67	头、背包、胸骨、左右股骨、左胫骨、左右脚
	9	1	84.22	头、背包、胸骨、左右股骨、左右胫骨、左右脚

4.2 3 级疲劳的分类结果

在混淆矩阵中,主对角线显示的数据是真实值和预测值相同的数据,蓝色越深意味着疲劳识别的正确比例越高。整体而言,RF 模型对无疲劳和重度疲劳

的预测能力较高,而对中度疲劳的预测能力相对偏低,容易被错误识别。使用 3~5 个 IMU 时,RF 正确预测无疲劳、中度疲劳和重度疲劳的表现均为较好,4~5 个 IMU 时可 100% 区分无疲劳和重度疲劳 (见图 4)。

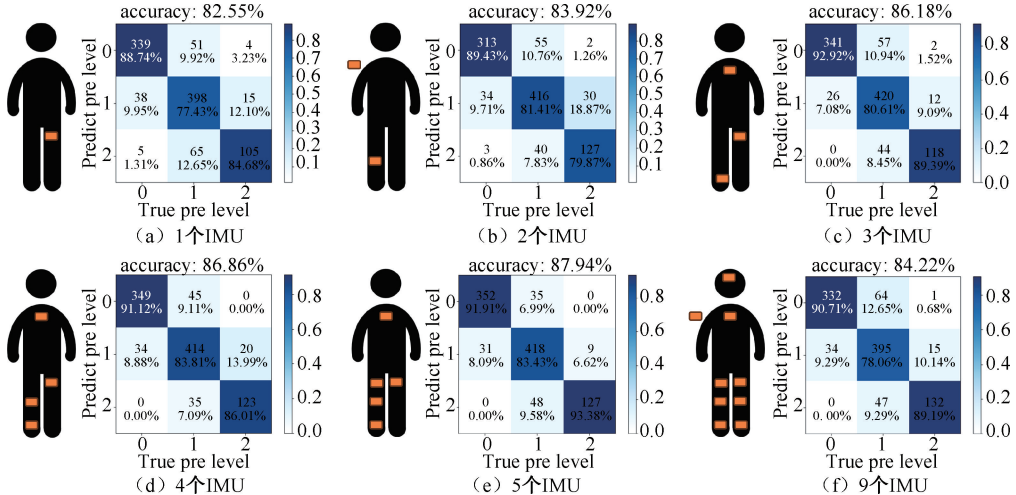


图 4 不同 IMU 配置的混淆矩阵

Fig. 4 Confusion matrix for different IMU configurations (a) One IMU, (b) Two IMUs, (c) Three IMUs, (d) Four IMUs, (e) Five IMUs, (f) Nine IMUs

不同配置的最高准确率组合中,3 级疲劳水平的精确率如表 3 所示。在 1~5 个 IMU 的配置中,相比无疲劳和重度疲劳,中度疲劳的精确率相对偏低,最高为 83.82%;无疲劳的精确率 $\geq 89.23\%$,最高达到 93.09%;重度疲劳预测的精确率 $\geq 84.16\%$,最高达到 92.90%。

ROC 曲线越靠近左上角 (0,1) 的点,表示分类性能越好,反之越差。AUC > 0.85 时,认为区

分能力很好;AUC 越接近 1,表示分类器性能越好。

RF 模型对负重步行的 3 级疲劳水平均具有较高的分类精度,使用 1 个 IMU 时,无疲劳、中度疲劳和重度疲劳的 AUC 分别为 0.91、0.84 和 0.95;当 IMU 数量大于 1 个时,3 级疲劳的 AUC 均大于 0.90;4 个 IMU 时,3 级疲劳的 AUC 均达到最高水平,分别为 0.99、0.97、0.99 (见图 5)。

表3 不同IMU配置下RF模型对3级疲劳的预测精确率

Tab.3 Prediction precision of RF model for tertiary fatigue under different IMU configurations

分类	IMU 个数	最高 准确率	无疲劳 精确率	中度疲劳 精确率	重度疲劳 精确率
最小配置	1	0.825 5	0.892 3	0.775 1	0.856 5
中等配置	2	0.839 2	0.896 3	0.780 7	0.841 6
	3	0.861 8	0.930 9	0.806 6	0.899 1
	4	0.868 6	0.914 8	0.838 2	0.867 5
	5	0.879 4	0.917 9	0.834 1	0.929 0
全部IMU	9	0.842 2	0.909 3	0.782 2	0.896 8

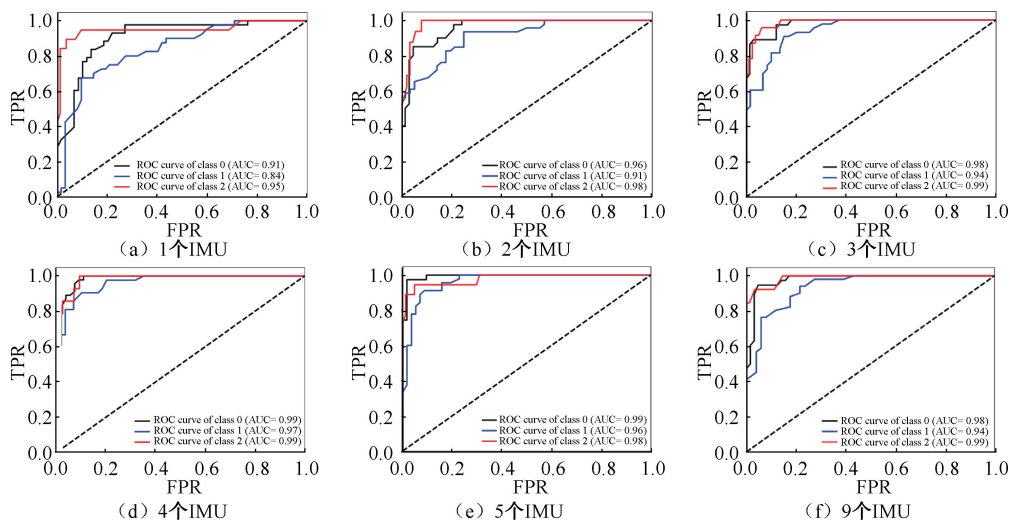


图5 不同IMU配置的ROC曲线和AUC值

Fig.5 ROC curves and AUC values of different IMU configurations (a) One IMU, (b) Two IMUs, (c) Three IMUs, (d) Four IMUs, (e) Five IMUs, (f) Nine IMUs

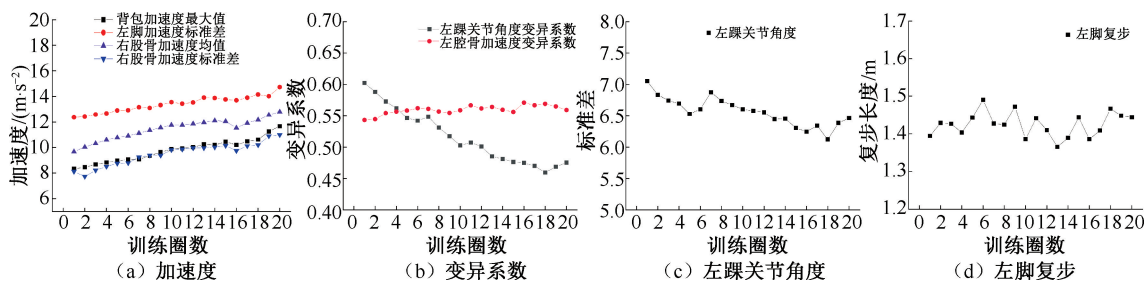


图6 步态生物力学指标在5 km负重行走过程中的变化

Fig.6 Changes in gait biomechanical indices during 5 km weight-bearing walking (a) Acceleration, (b) Coefficient of variation, (c) Left ankle angle, (d) Left foot cycle step

5 讨论

本文结果表明,IMU技术和RF算法在背包负重行走的3级疲劳检测任务中具有较高的准确率和分类性能。在IMU数量的选择上,不管是1个

4.3 特征选择和步态生物力学变化

利用OOB方法计算每个特征的重要性分数,并按降序排列,选择8个预测负重行走疲劳水平的重要特征。结果显示,随着步行距离的增加和疲劳的发展,背包加速度最大值、左胫骨加速度变异系数、左脚加速度标准差、右股骨加速度均值和标准差增加;左踝关节角度变异系数和左踝关节角度标准差减小;左复步长尚未发现明显的变化规律(见图6)。

IMU还是多个IMU配置,准确率均达到了与前人研究类似的水平。Baghdadia等^[13]使用1个右脚位置的IMU检测搬运工人作业疲劳,达到了90%的准确率,但该研究只区分无疲劳(RPE < 10)和疲劳(RPE > 10)两个疲劳等级。Karvekar等^[19]认为,中

度疲劳的检测对预防损伤至关重要,建议疲劳检测应包含两个等级以上的疲劳水平。该研究结果显示,使用1个IMU检测不同疲劳等级(2、3、4级疲劳)的准确率分别为91%、78%和64%。

同样的,Marotta等^[14]使用8个IMU检测户外跑步的3级疲劳水平,结果显示1个IMU最高可达到76%的准确率,8个IMU达到90.55%的准确率。当只使用1个IMU识别3级疲劳水平时,本文所得82.55%的准确率大于Marotta等^[14](76%)和Karvekar等^[19](78%)的研究结果;而当使用多个IMU时,本文所得准确率(87.94%)略低于Marotta等^[14](90.55%)。本文推测,造成上述结果差异的原因是运动类型不同,Marotta等^[14]实验内容为疲劳跑步,而本研究中负重行走的运动强度低于跑步的运动强度。

进一步分析发现,在3~5个IMU配置中,准确率和精确率的差异较小,3个IMU时无疲劳的精确率达到最高,3级疲劳的准确率为86.18%;4个IMU时中度疲劳的精确率达到最高,3级疲劳的准确率为86.86%;5个IMU时,重度疲劳的精确率达到最高,3级疲劳的准确率为87.94%。与全部9个IMU相比,使用3~5个IMU时既减少了运动学数据又保证了较高的分类精度。

在IMU位置的选择上,根据本研究结果,建议1个上半身IMU和下肢IMU的组合。这与生物力学研究结果相似,当行走距离持续增加时,躯干峰值屈曲角度和活动度显著增加^[15]。Bloch等^[17]使用胸部和脚踝两个IMU,探究长距离负重行军对步态影响。结果显示,负重行走疲劳后,步宽、步宽变异性和躯干屈曲角度变异性增加,而步长减少。此外,本文结果表明,在下肢IMU中左侧IMU优于右侧IMU,在4个IMU的最佳配置中,包含了2个左侧肢体的IMU,其余2个IMU分别是右股骨和胸骨。在5个IMU的最佳配置中,包含3个左侧肢体的IMU,其余2个IMU分别是右股骨和胸骨。该结果提示,相比优势侧,非优势侧更易受到疲劳的影响。Marotta等^[14]使用8个IMU检测户外跑的疲劳水平,同样发现左侧IMU优于右侧IMU,1个IMU时最佳位置为左胫骨,2个IMU时最佳配置为左侧胫骨和左侧大腿。

对于机器学习所选的8个重要特征,本文发

现,背包最大加速度随步行距离和疲劳的增加而增加。研究发现,当负重行走疲劳时,峰值躯干屈曲角度、躯干运动范围和肩背部的不适感显著增加^[15,20]。本文认为,长距离负重行走过程中,肌肉疲劳和躯干姿态调整会引起步态稳定性下降,这种不稳定性使得步态中垂直运动和摆动幅度加大,从而增加背包的加速度。此外,增加的背包加速度会增加背包对躯干的动态负荷,进一步加快躯干肌群的疲劳,增加损伤风险。与此同时,下肢表现出显著的运动学变化,包括更大的加速度、加速度标准差和加速度变异性,以及更小的踝关节角度变异性系数和标准差,步长无显著变化。Qu等^[16]和Bloch等^[17]研究同样发现,髋关节活动度、躯干角变异性系数和步宽变异性增加,步态稳定性下降。一方面,长距离负重行走导致肌肉疲劳,步态稳定性下降,进而需要更大的加速度来维持步行速度和推动力。另一方面,疲劳状态下踝关节角度变异性系数和标准差减小可能是一种代偿机制,试图通过减少踝关节运动变化来保持步态稳定性,降低潜在的损伤风险。

本文发现,负重行走疲劳时,步长无显著变化。武明等^[21]研究同样表明,步长的变化并不明显,背包负重行走的步态差异和补偿策略主要表现在躯干、髋关节和膝关节的摆动角位移变化上。而Bloch等^[17]通过探讨户外长距离负重行军的步态参数变化发现,步长显著减小。上述不同的研究结果可能是由于自由速度、固定速度以及受试者背包经验等不同所造成。

本研究的局限性在于只纳入有体育锻炼的男性受试者,未来的研究应考虑纳入不同身体素质和性别的受试者,以提高研究的普适性。同时,对模型进行迭代更新,尝试采用深度学习模型进行比较分析,逐步提高疲劳检测模型的性能。此外,后续应进一步考察行走疲劳的动力学表现,更为全面地分析背包负重行走疲劳对步态生物力学的影响。

6 结论

IMU技术和RF算法在背包负重行走的3级疲劳检测任务中具有较高的准确率和分类性能,在长距离负重行走的疲劳检测应用中具有较大潜力,推荐采用1~5个IMU的配置方案。

利益冲突声明:无。

作者贡献声明:曹燕负责实验设计、论文初稿撰写、实验数据采集;刘卓瀚负责实验数据处理;伍颢负责论文修订。

参考文献:

- [1] 王增刚,王金之,冯茹,等. 负重对行军士兵下肢步态特征的影响[J]. 医用生物力学, 2018, 33(4): 360-364.
WANG ZG, WANG JZ, FENG R, et al. Influence of load carriage during military walking on lower limb gait characteristics [J]. J Med Biomech, 2018, 33(4): 360-364.
- [2] HUA W, CHEN Q, WAN M, et al. The incidence of military training-related injuries in Chinese new recruits: A systematic review and meta-analysis [J]. J R Army Med Corps, 2018, 164(4): 309-313.
- [3] LEE JCN, LI SWS, CHOW DHK. School backpack design: A systematic review and a summary of design items [J/OL]. Int J Ind Ergonom, 2021, DOI:10.1016/J.ERGON.2021.103166.
- [4] HADID A, GOZES G, ATOON A, et al. Effects of an improved biomechanical backpack strap design on load transfer to the shoulder soft tissues [J]. J Biomech, 2018 (76): 45-52.
- [5] LOONEY DP, LAVOIE EM, VANGALA SV, et al. Modeling the metabolic costs of heavy military backpacking [J]. Med Sci Sports Exerc, 2022, 54(4): 646-654.
- [6] ENOKA RM, DUCHATEAU J. Translating fatigue to human performance [J]. Med Sci Sports Exerc, 2016, 48 (11): 2228-2238.
- [7] 裴莹,王磊,李惠子. 军事训练中运动性疲劳评价方法的研究进展[J]. 解放军医学院学报, 2022, 43(8): 887-890.
- [8] 夏锐,张希妮,张桑,等. 运动性疲劳的生物力学评价及其与损伤关系研究进展[J]. 医用生物力学, 2020, 35(1): 127-132.
XIA R, ZHANG XN, ZHANG S, et al. Research progress of biomechanical evaluation on exercise-induced fatigue and its relationship with sport injuries [J]. J Med Biomech, 2020, 35(1): 127-132.
- [9] EDWARDS NA, TALARICO MK, CHAUDHARI A, et al. Use of accelerometers and inertial measurement units to quantify movement of tactical athletes: A systematic review [J]. Appl Ergon, 2023(109): 103991.
- [10] MAROTTA L, SCHELTINGA BL, VAN MIDDELAAR R, et al. Accelerometer-based identification of fatigue in the lower limbs during cyclical physical exercise: A systematic review [J]. Sensors, 2022, 22(8): 3008.
- [11] ZHOU L, FISCHER E, BRAHMS CM, et al. DUO-GAIT: A gait dataset for walking under dual-task and fatigue conditions with inertial measurement units [J]. Sci Data, 2023, 10(1): 543.
- [12] 王浩渊. 基于六自由度 IMU 的人体疲劳检测方法研究[D]. 西安: 中北大学, 2022.
- [13] BAGHDADI A, MEGAHEM FM, ESFAHANI ET, et al. A machine learning approach to detect changes in gait parameters following a fatiguing occupational task [J]. Ergonomics, 2018, 61(8): 1116-1129.
- [14] MAROTTA L, BUURKE JH, VAN BEIJNUM BF, et al. Towards machine learning-based detection of running-induced fatigue in real-world scenarios: Evaluation of IMU sensor configurations to reduce intrusiveness [J]. Sensors, 2021, 21(10): 3451.
- [15] LIDSTONE DE, STEWART JA, GURCHIEK R, et al. Physiological and biomechanical responses to prolonged heavy load carriage during level treadmill walking in females [J]. J Appl Biomech, 2017, 33(4): 248-255.
- [16] QU X, YEO JC. Effects of load carriage and fatigue on gait characteristics [J]. J Biomech, 2011, 44(7): 1259-1263.
- [17] BLOCH AE, STECKENRIDER JJ, ZIFCHOCK RA, et al. Effect of fatigue on movement patterns during a loaded ruck march [J]. Mil Med, 2024, 189(1-2): e15-e20.
- [18] 李恒恒. 基于关节步态信息的疲劳状态识别系统[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022.
- [19] KARVEKAR S, ABDOLLAHI M, RASHEDI E. Smartphone-based human fatigue level detection using machine learning approaches [J]. Ergonomics, 2021, 64 (5): 600-612.
- [20] SIMPSON KM, MUNRO BJ, STEELE JR. Effect of load mass on posture, heart rate and subjective responses of recreational female hikers to prolonged load carriage [J]. Appl Ergon, 2011, 42(3): 403-410.
- [21] 武明,季林红,金德闻,等. 人体背部负重对于步态特征的影响及相应补偿策略的实验研究[J]. 生物医学工程杂志, 2003, 20(4): 574-579.