综 述

机器学习在运动性疲劳评估中的应用

王鹏举[1,2]，李梦伟[1]，彭 程[1]，赵双琳[3]，张明月[1]，王 翔[3]，曹江北[4]，罗云根[1,2]
[1]解放军联勤保障部队北戴河康复疗养中心，河北秦皇岛 066100；[2]解放军医学院，北京 100853；[3]解放军陆军第七十二集团军医院医学工程科，浙江湖州 313000；[4]解放军总医院第一医学中心麻醉科，北京 100853

摘要：运动性疲劳是机体在运动过程中或结束后，暂时无法维持一定运动强度或运动效果的生理状态。运动性疲劳的准确评估对防治运动损伤、提升运动表现、预防安全事故具有重要意义。机器学习通过对复杂多维数据的处理和建模，有效提升了运动性疲劳评估的准确性和自动化水平。本文简要介绍了运动性疲劳的评估方法，着重对机器学习在运动性疲劳评估中的作用和应用方向进行综述，为优化疲劳的管理、提升运动表现提供参考。

关键词：运动性疲劳；机器学习；人工智能；监测；诊断；预防
中图分类号：R87；TP18 **文献标志码：**A **文章编号：**2095-5227(2025)07-0723-06
DOI：10.12435/j.issn.2095-5227.25020601
引用本文：王鹏举，李梦伟，彭程，等.机器学习在运动性疲劳评估中的应用［J］.解放军医学院学报，2025，46（7）：723-728.

Research advances in machine learning in exercise-induced fatigue evaluation and application

WANG Pengju[1,2], LI Mengwei[1], PENG Cheng[1], ZHAO Shuanglin[3], ZHANG Mingyue[1], WANG Xiang[3], CAO Jiangbei[4], LUO Yungen[1,2]
[1]Beidaihe Rehabilitation and Recuperation Center of Joint Logistic Support Force of the PLA, Qinhuangdao 066100, Hebei Province, China; [2]Chinese PLA Medical School, Beijing 100853, China; [3]The 72nd Group Army Hospital of PLA, Huzhou 313000, Zhejiang Province, China; [4]Department of Anesthesiology, the First Medical Center of PLA General Hospital, Beijing 100853, China
Corresponding author: LUO Yungen. Email: yungenluo@126.com

Abstract: Exercise-induced fatigue is a physiological state in which the body is temporarily unable to sustain a certain level of exercise intensity or performance during or after physical activity. An accurate evaluation of exercise-induced fatigue is essential for preventing sports injuries, enhancing athletic performance, and mitigating safety incidents. Machine learning (ML) has effectively improved the accuracy and automation of fatigue evaluation by processing and modeling complex multi-dimensional data. This article provides a brief overview of the evaluation methods for exercise-induced fatigue, with a particular focus on reviewing the role and application directions of ML in the assessment of exercise-induced fatigue, aiming to offer references for optimizing fatigue management and enhancing athletic performance.

Keywords: exercise-induced fatigue; machine learning;artificial intelligence; monitor; diagnosis; prevention
Cited as: Wang PJ, Li MW, Peng CH, et al. Research advances in machine learning in exercise-induced fatigue evaluation and application[J]. Acad J Chin PLA Med Sch, 2025, 46(7): 723-728.

运动性疲劳是指在持续高强度运动过程中，机体的生理或心理功能暂时性下降，出现运动能力、专注力或工作能力降低的现象，通常表现为高强度运动过程中肌肉力量的下降、持续的疲劳感以及运动表现的显著衰退[1]。运动性疲劳的发生与腺嘌呤核苷三磷酸耗竭、蛋白质分解及内环境失衡等因素密切相关[2-4]。准确评估运动性疲劳对于预防运动损伤、提升运动表现、降低安全事故风险、提高军事训练效能均具有重要意义。传统运动性疲劳的评估主要依赖生理生化指标和主观量表，生理生化指标虽能提供客观数据，但通常采样复杂，且成本较高；主观量表虽然操作简便，但依赖个人反馈，结果易受个体差异影响。此外，这些方法仅局限于单一维度，难以全面、准确地评估疲劳状态[5]。机器学习是通过设计算法、开发模型使计算机在没有明确编程指令情况下，自动分析并识别数据模式，做出预测或决策的技术[6-7]。凭借强大的数据处理和识别能力，机器学习能够整合多种数据，为运动性疲劳的评估提供更全面、

收稿日期：2025-02-06
基金项目：省部级课题
第一作者：王鹏举，硕士，医师。Email: wangpjlog@163.com
通信作者：罗云根，硕士，主治医师。Email: yungenluo@126.com

精准的解决方案，展现出巨大潜力[8]。本文简要介绍了运动性疲劳的评估进展，着重对机器学习在其中的应用进行综述，为优化疲劳的管理、提升运动表现提供参考。

1　运动性疲劳的评估方法

目前，运动性疲劳的评估方法主要分为主观评估法和客观评估法。两种方法从不同角度对运动性疲劳进行评估，为训练计划的制定提供科学依据，从而有效优化运动表现。

1.1　主观评估法

主观评估法通过问卷、量表或访谈等方式收集疲劳信息，具有简单方便、无创和成本低的优点，是运动性疲劳评估的重要工具。自觉疲劳程度量表(rating of perceived exertion，RPE)与心率、通气量等生理指标高度相关，能够反映个体对当前运动强度和身体压力的主观感受，适用于高强度运动中的疲劳积累评估，因此被推荐为军事训练疲劳筛查的Ⅰ级指标，是评估运动性疲劳的重要手段[9]。多维疲劳量表能够对疲劳进行多维度的系统评估，一项德国的大规模样本研究验证了该量表的可靠性和有效性[10]。多维疲劳量表在科研及临床研究中展现出独特优势，然而问卷填写耗时较长，限制了其在普通人群中的广泛应用。疲劳严重程度量表能够对疲劳程度进行量化，在慢性疲劳评估领域具有独特应用价值，但量表对轻度疲劳的敏感性不足。在一项包含19 218例受试者的研究中，Ju等[11]使用疲劳严重程度量表探讨了疲劳程度与职业伤害的关联性。疲劳量表-14具有条目简明、操作便捷的特点，能够准确、高效地识别疲劳状态，尤其适用于普通人群的快速筛查[12]。针对某些特殊环境和作业人群，有时需要采用专门的量表来评估疲劳，以确保评估的准确性。王延琦等[13]针对高原低氧、低温环境下作业人群设计了高原环境下作业疲劳自评量表，用于长期反映高原作业的疲劳趋势。不同的主观量表根据其特点适用于不同场景，研究者需要根据使用人群和具体情境选择合适的量表进行疲劳评估。

1.2　客观评估法

客观评估法通过客观的量化指标来衡量疲劳的程度，具体包括生理指标评估和生化指标评估。生理指标评估主要通过心电图(electrocardiogram，ECG)、肌电图(electromyogram，EMG)和脑电图(electroencephalogram，EEG)等技术识别疲劳，具有客观性强、一致性高的特点[14]。心率变异性(heart rate variability，HRV)是ECG上的连续心跳间期变化，可用于疲劳的早期识别，在军事作业疲劳监测领域得到广泛应用[15-16]。曹征涛等[17]在研究中收集模拟飞行任务中的心电数据和RPE评分，旨在通过分析HRV评估飞行员疲劳状态。结果显示，以飞行员RPE评分为参考，该方法的准确率达到90%，表明基于HRV的分析方法能够有效评估运动性疲劳。EMG能够反映神经肌肉系统的整体电生理活动，是研究人体疲劳的有效工具之一[9,18]。研究显示，基于EMG的多参数融合特征分析，与主观量表对比，疲劳状态识别率达98.6%[19]。EEG能够反映大脑电活动的变化，通过对比特征性的频谱特征可对疲劳状态及程度进行有效的识别和判断。田水承等[20]提出了一种基于EEG的疲劳监测方法，通过分析15例矿工夜班前后的脑电数据，以认知任务的准确性和反应时间为评估标准，最终实现89.7%的总体疲劳检测准确率。EEG检测受动作的影响较小，尤其适合用于长时间作业人员的疲劳监测。EEG的多种参数在性别、种族之间无统计学差异，具有较好的一致性。研究表明，反应时间、血氧浓度和眼动特征在疲劳状态下均会发生变化，被认为是疲劳评估的重要指标[21-23]。此外，多种运动学特征，如三维加速度、关节角度变化率和姿态稳定性等在疲劳监测研究中也逐渐得到关注[24-26]。

生化指标评估是量化个体疲劳状态的重要手段。目前常用的生化指标包括乳酸、肌酸激酶和内分泌激素等[9,27]。Nikolaidis等[28]对14例国家级游泳运动员在两种训练方式下的乳酸水平进行检测，发现两组血乳酸类内相关系均大于0.9，具有良好的可靠性。一项研究通过分析13例志愿者疲劳前后的血液标本，发现乳酸、肌酸激酶和乳酸脱氢酶等物质与疲劳存在显著相关性，可以用来反映疲劳状态[29]。然而，生化指标通常依赖于侵入式采集，难以实现实时疲劳监测，因此当前研究逐渐将焦点转向可穿戴设备，通过测量汗液、唾液等生物标本，进行持续的疲劳状态追踪。

总的来说，生理指标评估具有较强的客观性，但对数据分析技术要求较高；生化指标评估能够量化反映疲劳状态，但通常需要侵入性操作，存在一定不便；主观评估方式简单易行，但个体差异较大，且难以量化。单一指标只能从某一方面评估疲劳，难以全面反映疲劳状态。因此，结合

多种评估方法并构建算法模型，对运动性疲劳进行综合评估显得尤为重要。

2 基于机器学习的运动性疲劳评估研究

机器学习是人工智能的一个重要分支，强调通过数据驱动的方式提升计算机的自主学习与决策能力，是实现智能化发展的关键技术[30]。随着技术的不断发展，机器学习模型凭借高准确性、实时性和个性化的优势，在运动性疲劳评估中发挥了重要作用，尤其在处理复杂多源信息时展现出了卓越的性能[31-32]。在运动性疲劳评估中，常见的机器学习算法包括传统机器学习、深度学习和集成学习等。

2.1 传统机器学习

传统机器学习是指通过统计学方法和算法从数据中学习模式并做出预测或决策的技术。常见模型有支持向量机(support vector machine，SVM)、决策树、随机森林、K最近邻和逻辑回归等。传统机器学习依托特征工程提取关键信息，为疲劳评估构建理论基础并提供实践支持。运用多样化的机器学习技术对生理信号进行深入分析，能够精准识别和量化疲劳状态。Gholami等[33]使用柔性纺织应变传感器监测跑步时的运动学数据，基于这些数据建立随机森林模型预测疲劳程度，并与RPE量表分值进行对比，显示二者之间具有较强的相关性(R^2=0.96)，验证了传感器技术在运动疲劳监测中的应用潜力。在一项包含18例消防员的研究中，研究者通过多种机器学习方法处理EMG信号，结果显示随机森林算法的性能最佳，AUC值达到0.971[34]。SVM在小样本和高维数据的情况下具有较强的泛化能力，因此在运动性疲劳评估中得到了广泛应用。姚贺龙等[35]结合傅里叶分解方法与SVM分析EMG信号进行疲劳评估，取得了98.17%的准确率，表明联合多种分析技术有潜力进一步提高疲劳评估准确率。Li和Chen[36]则结合EMG和ECG信号，采用SVM进行疲劳分类，分析普拉提康复训练中的疲劳程度(包括轻松、过渡和疲劳状态)。通过与RPE评分对比，该方法对3种状态下的识别准确率分别达到94.25%、92.25%和94.25%，为康复训练的制定提供了科学依据，显著提高了训练的安全性。传统机器学习模型在运动性疲劳评估中具有高可解释性、计算效率高、结构简单且稳定性强等优点，能够通过模型选择和性能评估为实时监测和疲劳预测提供实用框架。然而，这些模型通常依赖于人工选择的特征值，容易忽视关键信息，且特征提取过程烦琐。此外，传统机器学习的泛化能力较弱，高维和复杂非线性数据的处理能力有限，难以广泛应用于不同运动场景。

2.2 深度学习

深度学习是一种基于人工神经网络，自动学习数据多层次特征的模型，能够更好地处理大规模、复杂的数据，尤其在处理图像、文本等非结构化数据时展现出巨大的优势。目前，深度学习在运动性疲劳评估领域的应用逐渐成熟。Chang等[37]通过对19例健康男跑者进行实验，构建了涵盖疲劳前、中、后期的数据集，并利用长短期记忆网络、卷积神经网络及其混合模型进行疲劳分类。研究结果显示，这些模型的疲劳分类性能良好，其中混合模型在提取特征和识别疲劳水平方面均优于独立的模型。Zhang等[38]提出了一种基于EMG的卷积神经网络用于疲劳评估，从48例受试者收集EMG信号和RPE评分，显示模型的准确率达到了84.11%。与传统机器学习方法相比，深度学习模型通过自动特征提取，能够从原始生命体征数据中挖掘更复杂和潜在的模式，从而提高分类精度和鲁棒性，并且在大规模数据上具有较好的泛化能力[31]。特别是在充足的计算资源支持下，深度学习模型在处理复杂特征数据时表现出色，能够捕捉数据中的长期趋势。这些优势不仅展示了深度学习在疲劳评估中的高准确性和时效性，也为实时运动环境中的疲劳监测提供了强有力的技术支持。

2.3 集成学习

集成学习是一种通过构建并融合多个学习器以完成特定任务的机器学习方法，即通过多个模型的协同合作，提高整体的预测准确性与鲁棒性。相比单一模型，集成方法能更好地降低过拟合风险，提升泛化能力。运动性疲劳评估常见的集成学习策略包括梯度提升机(gradient boosting machine，GBM)和极限梯度提升(eXtreme gradient boosting，XGBoost)等。GBM是一种强大的集成学习方法，主要用于回归和分类任务中。Xiao等[39]使用多种机器学习方法对冬奥会医疗安保人员的疲劳状态和危险因素进行分析，发现GBM在这些方法中表现最优(R^2=0.812)。研究指出，持续穿着防护服的时间是影响疲劳的关键因素，并基于这一发现建立了轮换模型，针对性地调整了轮

换制度。Otálora等[40]提出了一种基于轻量级GBM的疲劳预测模型，通过可穿戴设备采集肌肉活动和线性速度等运动学特征数据，实现了对疲劳状态(低、中、高)高达96.2%的识别准确率。XGBoost是一种基于梯度提升的优化算法，具有强大的泛化能力和计算性能，广泛应用于回归、分类和排序等任务，在疲劳评估领域展现出广阔的应用前景。田水承等[41]通过测量矿工的EEG，并基于XGboost算法构建综合疲劳评估模型，对疲劳的总体识别准确率达到了90.48%。Xu等[42]构建的高压电工攀爬作业疲劳识别模型，结合多项生理指标对疲劳状态进行分析，并与RPE量表对比，平均准确率达到了89.75%。Chen等[43]在一项包含55例矿工的研究中，提取了EMG和ECG特征信号作为疲劳分析的基础数据，并分别构建了随机森林、SVM和XGBoost模型，对比各模型疲劳评估的性能。结果表明，XGBoost模型在疲劳分类中的表现最佳，识别准确率为89.47%。XGBoost具有快速训练和预测、低资源消耗的优点，在小数据集上表现良好，更适合于嵌入式系统或移动设备等资源受限且对速度有要求的实时监控系统[44]。

3 基于机器学习的多种疲劳数据处理与整合

随着技术的发展，机器学习为疲劳评估引入了更丰富的数据维度和建模能力，运动性疲劳评估正从依赖单一生理指标逐步转向多种数据的综合分析。机器学习凭借其强大的特征提取、非线性建模和多模态融合能力，有效地处理和整合多种数据。

3.1 机器学习驱动下疲劳评估指标的扩展

运动学特征、眼动特征和语音分析等数据在疲劳过程中具有潜在的敏感性。然而，由于信号复杂和个体差异显著，难以直接用于疲劳评估。通过机器学习进行特征提取，使得这些数据能够被更加准确地分析和利用，进而为疲劳评估提供重要的信息源，拓展了疲劳评估的指标。曹燕等[45]利用可穿戴惯性传感器(inertial measurement unit，IMU)提取与负重步行疲劳相关的敏感运动学数据，包括加速度和角速度、关节角度和步态时空参数等，通过随机森林算法检测长距离背包负重行走的疲劳水平，通过与RPE评分对照，对疲劳进行无-中-重3等级分类。结果显示，采用上半身和下肢IMU结合的配置方案具有较高的分类能力，准确率达到87.94%。Baghdadi等[46]开发了一种基于模板匹配和SVM的方法，采用逐步搜索分割算法分割的步态周期运动学特征，用于分类手工物料搬运后的疲劳状态，实现了90%的准确率。北京航空航天大学和北京体育大学基于眼动信息和SVM开发了一种新型的冰壶运动员疲劳评估方法。通过结合眼动、速度感知觉任务表现和HRV的特征子集，显著提高了模型性能，准确率达到92.86%[47]。

3.2 机器学习结合可穿戴设备数据的实时分析

连续、实时疲劳监测是机器学习在运动科学中的核心应用之一。得益于技术的进步，可穿戴设备在轻量化与高精度数据采集之间实现平衡，能够通过智能手环、无创式体液传感器等小型化装置，实时采集多维数据：生理数据(如心率、血氧、体温等基础指标)、生化数据(汗液、泪液等体液)和运动力学数据(通过加速度计捕捉步态特征、IMU记录肌肉力学变化)等[48-50]。通过机器学习算法对这些数据进行实时分析，能够精准评估运动员的疲劳程度[51]。Liu等[52]的研究进一步验证，通过智能手环采集的生理数据可有效识别疲劳状态。研究采用XGBoost分类器对疲劳程度进行分类，AUC值达0.928，展现出优异的分类性能。基于机器学习算法的可穿戴设备应用为实现疲劳状态的实时、连续追踪提供了重要技术手段。机器学习在动态疲劳管理中发挥了重要作用。相较于传统的依赖经验进行疲劳管理的方法，机器学习能够分析多维数据，根据不同疲劳状态动态调整训练计划，从而有效规避过度训练风险。Aguirre等[53]提出的随机森林模型通过分析训练中的运动数据和心率，成功预测了低、中和高疲劳状态(准确率达到82.5%)，根据疲劳状态动态调整康复训练方案。

3.3 多模态融合技术

多模态融合是指将来自不同模态(文本、图像和传感器数据等)的信息进行整合以提高模型的性能和鲁棒性。多模态融合技术能够克服单一数据源感知的局限性，从多个维度综合判断疲劳水平，提高疲劳识别的准确性[54]。Virk等[55]通过综合分析视觉图像、热成像、击键动力学与语音特征4类异构数据源，构建了高效的人体疲劳识别系统。在包含60例年轻健康志愿者的实验中，该方法的平均检测准确率达到93.33%，优于SVM、K最近邻、随机森林和多层感知器等分类器。Jin等[56]采

用包括NASA任务负荷指数、任务表现、表面肌电图等在内的多模态测量方法，构建了一个准确率达95.3%的疲劳分类模型，为复杂工作环境中的疲劳分析、评估和改善提供了重要依据。Li等[57]提出的模型使用飞行员多模态生理参数，对疲劳评估的准确率进一步达到98.15%。多模态融合技术通过自动疲劳分类、个性化监测和实时决策支持等技术，实现了对飞行员疲劳状态的精确评估和实时监测，为人机智能融合和自适应系统设计提供了重要技术支撑，显著提升了飞行员的态势感知能力和任务表现，有效保障战场安全并提高作战效率[58]。解放军总医院将自研的可穿戴监护系统用于战士训练评估与疲劳预警，结合多模态融合方法实现实时监测和作业效能评估[59]。

4　结语

运动性疲劳的评估对于优化训练计划、预防运动损伤以及提升运动表现至关重要。然而，当前全面且准确的疲劳评估仍面临许多挑战。随着机器学习技术的快速发展，基于多模态数据的疲劳评估逐渐成为研究热点。这些模型通过整合多种因素，实现了个性化、实时且精准的疲劳评估，显著提高了监测效率，且基于机器学习技术的运动疲劳管理展现出巨大的应用潜力。然而，要实现大规模应用，并建立从疲劳识别到恢复的闭环管理，仍面临数据隐私保护、模型泛化能力和系统集成等一系列挑战。在数据隐私保护方面，如何确保运动员个人数据在收集、存储和使用过程中的安全性，成为亟须解决的关键问题。此外，机器学习模型的黑箱效应可能导致评估结果的不透明性和难以解释性，产生的伦理争议影响机器学习的推广和应用。未来机器学习在运动性疲劳评估中的应用，不仅需要技术上的突破，还必须在数据隐私保护、模型透明度和伦理等方面进行深入探索，推动机器学习技术在运动性疲劳评估领域的应用，从而实现更加精准、科学和高效的疲劳评估，为疲劳管理提供可靠的方法手段。

作者贡献　王鹏举、李梦伟：论文撰写；赵双琳、张明月、王翔：审读和修订；曹江北、彭程、罗云根：监督指导。

利益冲突　所有作者声明无利益冲突。

参考文献

1　Charlton BT，Goulding RP，Jaspers RT，et al. Skeletal muscle adaptations and post-exertional malaise in long COVID［J/OL］. https://doi.org/10.1016/j.tem.2024.11.008.

2　Renaud JM，Ørtenblad N，McKenna MJ，et al. Exercise and fatigue：integrating the role of K+，Na+ and Cl- in the regulation of sarcolemmal excitability of skeletal muscle［J］. Eur J Appl Physiol，2023，123（11）：2345-2378.

3　Xuan QW，Huang LL，Gu W，et al. Twenty years of research on exercise-induced fatigue：a bibliometric analysis of hotspots，bursts，and research trends［J］. Medicine（Baltimore），2025，104（12）：e41895.

4　李渊，任瑞星，张华忠. 探究运动性疲劳产生机制及有效恢复手段［J］. 当代体育科技，2024，14（15）：10-14.

5　魏禹仲，岳晓萱，张铁军，等. 疲劳评估的研究现状及进展［J］. 中国疗养医学，2025，34（2）：75-79.

6　Keane PA，Topol EJ. AI-facilitated health care requires education of clinicians［J］. Lancet，2021，397（10281）：1254.

7　Chekroud AM，Hawrilenko M，Loho H，et al. Illusory generalizability of clinical prediction models［J］. Science，2024，383（6679）：164-167.

8　Imran MAA，Nasirzadeh F，Karmakar C. Designing a practical fatigue detection system：a review on recent developments and challenges［J］. J Safety Res，2024，90：100-114.

9　Ruan Y，Song SJ，Yin ZF，et al. Comprehensive evaluation of military training-induced fatigue among soldiers in China：a Delphi consensus study［J］. Front Public Health，2022，10：1004910.

10　Westenberger A，Nöhre M，Brähler E，et al. Psychometric properties，factor structure，and German population norms of the multidimensional fatigue inventory（MFI-20）［J］. Front Psychiatry，2022，13：1062426.

11　Ju H，Kim HC，Jang SW，et al. Relationship between fatigue severity scale and occupational injury in Korean workers［J］. Ann Occup Environ Med，2021，33：e15.

12　唐雪林，官计，张艳，等. 疲劳量表（FS-14）的应用研究进展［J］. 全科护理，2022，20（16）：2193-2197.

13　王延琦，陈亚妮，贺军，等. 高原环境下作业人员主观疲劳指数测量与评价［J］. 职业与健康，2021，37（13）：1738-1741.

14　秦晗蕾，朱欢，万利，等. 常用无创性生理指标在运动性疲劳监控中的应用研究进展及研究展望［J］. 体育科技文献通报，2024，32（2）：98-102.

15　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.

16　邱雅，王子乾，耿淼，等. 电子对抗作业环境长期暴露对心脏自主神经功能指标的影响［J］. 解放军医学院学报，2022，43（6）：705-710.

17　曹征涛，熊瑾乐，梁学宇，等. 基于心率变异性的长航时模拟飞行疲劳评估［J］. 空军军医大学学报，2024，15（2）：180-186.

18　方博儒，仇大伟，白洋，等. 表面肌电信号在肌肉疲劳研究中的应用综述［J］. 计算机科学与探索，2024，18（9）：2261-2275.

19　徐兆，吕健，潘伟杰，等. 基于表面肌电信号和动作捕捉的上肢运动疲劳分析［J］. 生物医学工程学杂志，2022，39（1）：92-102.

20　田水承，胥静，田方圆，等. 基于EEG的夜班矿工疲劳检测［J］. 安全与环境学报，2022，22（4）：2034-2040.

21　田梦情，汪传雷，秦琴. 基于眼动实验的物流驾驶员疲劳程度研究［J］. 现代商贸工业，2024，45（12）：39-41.

22　黄晓文，邓凤，林华燕. 基于反应时间测试的不同夜班制所致护士疲劳状态的研究［J］. 当代护士（上旬刊），2023（1）：64-66.

23 Dindorf C，Bartaguiz E，Dully J，et al. In vivo monitoring of acute and intermittent fatigue in sport climbing using near-infrared spectroscopy wearable biosensors［J］. Sports （Basel），2023，11（2）：37.

24 Li L. Gait & posture：Fatigue，fatigability，and muscle torque reduction［J］. Gait Posture，2022，95：234.

25 殷杰，游永豪，周浩祥. 基于步态特征的下肢运动疲劳无创检测方法［J］. 兰州文理学院学报（自然科学版），2015，29（3）：78-81.

26 张健，蔡峰，李婷文，等. 基于鱼群算法对运动者疲劳步态的动作识别［J］. 中国组织工程研究，2025，29（30）：6489-6498.

27 向阳，朱欢，胡庆华，等. 监控运动性疲劳常用血液生化指标的应用研究进展及研究展望［J］. 武术研究，2025，10（3）：152-156.

28 Nikolaidis S，Karpouzi C，Tsalis G，et al. Reliability of urine lactate as a novel biomarker of lactate production capacity in maximal swimming ［J］. Biomarkers，2016，21 （4）：328-334.

29 Zhong SW，Jia N，Qu Y，et al. Analysis and study on biomarkers of local muscle fatigue caused by repetitive lifting task［J］. BMC Musculoskelet Disord，2024，25（1）：660.

30 Deo RC. Machine learning in medicine ［J］. Circulation，2015，132（20）：1920-1930.

31 Rudroff T. Revealing the complexity of fatigue：a review of the persistent challenges and promises of artificial intelligence［J］. Brain Sci，2024，14（2）：186.

32 Hooda R，Joshi V，Shah M. A comprehensive review of approaches to detect fatigue using machine learning techniques［J］. Chronic Dis Transl Med，2022，8（1）：26-35.

33 Gholami M，Napier C，Patiño AG，et al. Fatigue monitoring in running using flexible textile wearable sensors［J］. Sensors （Basel），2020，20（19）：5573.

34 付文卓，郑欣，张放. 基于生理信号的消防员体力疲劳识别［J］. 中国安全生产科学技术，2025，21（3）：218-226.

35 姚贺龙，吕东澔，张勇，等. 基于傅里叶分解方法的肌肉疲劳状态分类研究［J］. 电子测量与仪器学报，2023，37（6）：48-58.

36 Li DJ，Chen CX. Research on exercise fatigue estimation method of Pilates rehabilitation based on ECG and sEMG feature fusion ［J］. BMC Med Inform Decis Mak，2022，22（1）：67.

37 Chang PF，Wang CY，Chen YY，et al. Identification of runner fatigue stages based on inertial sensors and deep learning［J］. Front Bioeng Biotechnol，2023，11：1302911.

38 Zhang GF，Yang BH，Zan P，et al. Multilevel assessment of exercise fatigue utilizing multiple attention and convolution network （MACNet） based on surface electromyography［J］. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng，2024，33：243-254.

39 Xiao H，Tian YP，Gao HB，et al. Analysis of the fatigue status of medical security personnel during the closed-loop period using multiple machine learning methods：a case study of the Beijing 2022 Olympic Winter Games［J］. Sci Rep，2024，14（1）：8987.

40 Otálora S，Segatto MEV，Monteiro ME，et al. Data-driven approach for upper limb fatigue estimation based on wearable sensors［J］. Sensors （Basel），2023，23（22）：9291.

41 田水承，张筱雅，李红霞，等. 基于脑电信号的矿工体脑综合疲劳识别研究［J］. 安全与环境学报，2025，25（5）：1847-1857.

42 Xu YG，Jian QZ，Zhu KS，et al. Identifying fatigue of climbing workers using physiological data based on the XGBoost algorithm［J］. Front Public Health，2024，12：1462675.

43 Chen SK，Xu KL，Yao XW，et al. Information fusion and multi-classifier system for miner fatigue recognition in plateau environments based on electrocardiography and electromyography signals［J］. Comput Methods Programs Biomed，2021，211：106451.

44 Burton RJ，Albur M，Eberl M，et al. Using artificial intelligence to reduce diagnostic workload without compromising detection of urinary tract infections ［J］. BMC Med Inform Decis Mak，2019，19（1）：171.

45 曹燕，刘卓瀚，伍勰. 基于随机森林算法的背包负重行走疲劳检测［J］. 医用生物力学，2024，39（5）：954-961.

46 Baghdadi A，Megahed 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.

47 陈岩，包大鹏，刘朦，等. 基于眼动特征的冰壶运动员疲劳检测模型构建研究［C］//第十三届全国体育科学大会论文摘要集——专题报告（运动训练学分会）. 天津，2023：141-143.

48 Adão Martins NR，Annaheim S，Spengler CM，et al. Fatigue monitoring through wearables：a state-of-the-art review ［J］. Front Physiol，2021，12：790292.

49 Chen XD，Kim DH，Lu NS. Introduction：wearable devices［J］. Chem Rev，2024，124（10）：6145-6147.

50 Zhang YH，Hu YB，Jiang N，et al. Wearable artificial intelligence biosensor networks ［J］. Biosens Bioelectron，2023，219：114825.

51 Zhang JY，Chen MM，Peng Y，et al. Wearable biosensors for human fatigue diagnosis：a review［J］. Bioeng Transl Med，2022，8（1）：e10318.

52 Liu SS，Ma CJ，Chou FY，et al. Applying a smartwatch to predict work-related fatigue for emergency healthcare professionals：machine learning method［J］. West J Emerg Med，2023，24（4）：693-702.

53 Aguirre A，Pinto MJ，Cifuentes CA，et al. Machine learning approach for fatigue estimation in sit-to-stand exercise ［J］. Sensors （Basel），2021，21（15）：5006.

54 沈慧娟，苏彤，徐静舟，等. 基于生理信号的体征疲劳检测方法综述［J］. 软件导刊，2025，24（5）：16-27.

55 Virk JS，Singh M，Singh M，et al. A multimodal feature fusion framework for sleep-deprived fatigue detection to prevent accidents［J］. Sensors （Basel），2023，23（8）：4129.

56 Jin HZ，Xiao M，Liu L，et al. Relationship between physical fatigue and mental fatigue based on multimodal measurement under different load levels［J］. Ergonomics，2024，67（11）：1748-1763.

57 Li YH，Li K，Wang SF，et al. Pilot behavior recognition based on multi-modality fusion technology using physiological characteristics ［J］. Biosensors （Basel），2022，12（6）：404.

58 宋明箫，范利君，陈学伟，等. 军事作业疲劳现场监测及评价技术研究进展［J］. 军事医学，2024，48（2）：143-147.

59 赵静，王钊，张健，等. 可穿戴随行监护系统在军事作业医学中的应用［J］. 解放军医学院学报，2020，41（11）：1160-1166.

（责任编辑：孙菲）