

基于柔性微动开关阵列的睡姿识别系统

汪 耀¹ 高 林¹
WANG Yao GAO Lin

摘 要

睡姿监测能用于睡眠改善和疾病的预防。为实现对睡姿的准确识别,降低监测系统成本并保护用户隐私,文章提出了一种基于柔性微动开关阵列的睡姿识别系统。首先利用软垫式柔性微动开关阵列结合抗串扰信号采集电路得到人体睡姿数据,然后通过金枪鱼群优化算法改进的BP神经网络(TSO-BP)最终实现仰卧、俯卧、左侧卧、右侧卧4种睡姿的准确识别。实验结果表明,系统对4种睡姿的整体识别准确率为98.8%,将模型移植到嵌入式MCU平台后,系统在线识别准确率为93.1%。与现有基于压力传感器阵列的睡姿识别方法相比,所提系统在确保识别准确率的同时大幅降低了硬件成本,可为家庭睡姿监测与相关健康预警提供有效技术支撑。

关键词

睡姿识别; 柔性微动开关阵列; 嵌入式; 金枪鱼群优化算法; BP神经网络

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.11.010

0 引言

睡姿作为衡量睡眠质量的重要参数之一,与人体健康密切相关^[1]。不合适的睡眠姿势可能会导致脊柱弯曲^[2]、影响呼吸状况^[3],甚至引发长期的健康问题。准确且实时的睡姿监测有助于睡眠障碍、皮肤压疮、脊柱弯曲等疾病的预防和护理。当今世界护理人力短缺^[4]与人口老龄化加剧,使人工监测面临更多挑战。因此,设计一款识别准确度高、实时性好的睡姿监测系统是极为重要的。

目前,已有多种睡姿识别方法被提出。(1)使用红外成像或热成像技术,将睡姿图像输入分类器进行睡姿识别,但存在隐私泄露的风险^[5-7];(2)使用人体生理信号^[8]、身体振动信号^[9-10],对其进行预处理后用于识别睡眠姿势,由于需佩戴此类传感器,可能对受试者的自然睡眠造成干扰,影响数据收集的准确性;(3)基于人体压力分布的方法^[11-13],具有隐私保护、不干扰自然睡眠的优势,适用于日常睡姿监测。然而,该方法通常依赖大规模传感器阵列,且单个传感器单元成本较高,导致整体硬件价格昂贵,限制了其在家庭日常监测中的推广应用。

针对现有方法的不足,本文提出一种基于柔性微动开关

1. 武汉轻工大学电气与电子工程学院 湖北武汉 430023

- [2] 贺诗涵. 农业水利工程中高效节水灌溉技术分析[J]. 黑龙江水利科技, 2024, 52(8): 68-71.
- [3] 李盼池, 李士勇. 求解连续空间优化问题的量子蚁群算法[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(2): 237-240.
- [4] 张辉栋. 基于改进粒子群算法的农业节水灌溉路径优化方法[J]. 水利技术监督, 2023(4): 55-58.
- [5] 刘静岩, 徐珊珊. 量子计算发展现状及应用前景探索分析[J]. 中国电子科学研究院学报, 2023, 18(4): 372-377.
- [6] 李盼池, 张巧翠, 杨雨. 一种基于相位编码的自适应量子粒子群算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(23): 57-59.
- [7] 赵卢月, 董玉民, 江彤. 基于量子蚁群优化算法的最短路径问题求解[J]. 信息技术与信息化, 2019(12): 112-115.
- [8] 李炫秋, 黄斐君, 景鹏飞. 基于量子蚁群算法的旅行商问

题求解及算法评估[J]. 大学物理, 2024, 43(2): 79-85.

- [9] 李想, 董玉民. 一种优化的量子蚁群算法在旅行商问题上的应用[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2022, 39(5): 127-133.
- [10] 吴昌钱, 黄锐, 罗志伟. 基于量子蚁群算法的智能制造调度问题研究[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2023, 46(4): 74-79.

【作者简介】

何小虎(1978—), 男, 陕西渭南人, 硕士研究生, 副教授, 研究方向: 智能算法优化及其应用研究, email: 254223964@qq.com.

(收稿日期: 2025-03-06 修回日期: 2025-11-05)

阵列的经济型睡姿识别系统。通过构建矩阵式排布结构的柔性开关阵列,实现睡姿数据的快速采集;结合金枪鱼群优化算法改进的BP神经网络(TSO-BP),实现仰卧、俯卧、左侧卧、右侧卧4种睡姿的识别。

1 睡姿识别系统设计

本文提出的睡姿识别系统包括柔性微动开关阵列、信号采集模块和上位机。柔性微动开关阵列感知受压状况并输出相应电压信号,信号采集模块对信号进行实时采样与预处理,最终由上位机采用金枪鱼优化算法(tuna swarm optimization, TSO)优化的BP神经网络算法进行睡姿识别。

1.1 柔性微动开关阵列

为了实现用户睡姿状态的全面感知,本文设计并部署了一个24×24柔性微动开关阵列,尺寸为190 cm×100 cm,适用于标准单人床铺。柔性微动开关阵列的核心单元由规格为6 mm×6 mm×8 mm的微动开关与定值电阻构成。开关阵列中各个微动开关之间的水平间距为3.8 cm,垂直间距为7.5 cm。电极材料为宽度2 mm的铜网带,基底材料为厚度0.2 mm的PVC薄膜,选取直径为2 mm的聚烯烃管为绝缘材料。柔性开关阵列由五层结构组成,分别为微动开关、电极层、绝缘层、电极层以及基底,柔性开关阵列层次结构如图1所示。

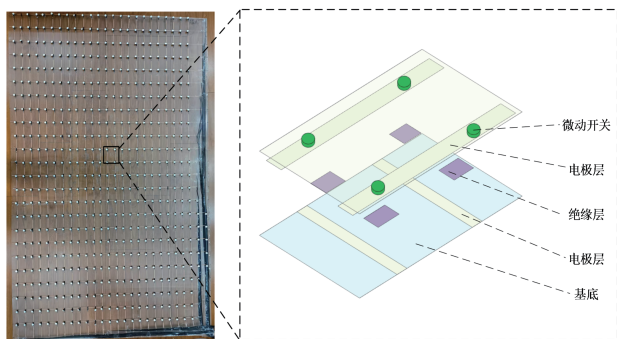


图1 柔性开关阵列层次结构

图1中每个开关单元的核心部件由微动开关和固定电阻组成。参考微动开关厂家的规格书可知,微动开关 S_{ij} 的触发力为0.68 N,固定电阻 R_f 的阻值为2 000 Ω 。对其进行标定,开关阵列单元的压力-电阻的关系为:

$$\begin{cases} R \geq 100 \text{ M}\Omega & W < 0.68 \\ R = 2\,000 \text{ }\Omega & W \geq 0.68 \end{cases} \quad (1)$$

式中: W 是触发力(N); R 是开关阵列单元的电阻(Ω)。

1.2 信号采集电路

柔性微动开关阵列由576个开关单元组成,采用24×24的矩阵结构,所有单元通过垂直交叉的电极进行连接。当按压阵列中任意一个开关单元时,即对应地选通了一条行通道与一条列通道,触发该位置电压发生变化。该位置电压信号经信号采集电路输入单片机,通过ADC模块采样后,与预设值比较可判断该点是否处于受压状态。由于每个开关单元

与其他单元之间使用公共电极进行信号传输,在真实场景下,若同时多点按压传感器阵列,会出现信号线路串扰的问题,导致出现较多的伪信号,影响识别的准确性。为了解决该问题,本文基于可消除串扰电流的零电势法^[14]设计信号采集电路,保障信号传输路径的准确性。

信号采集电路示意图如图2所示。

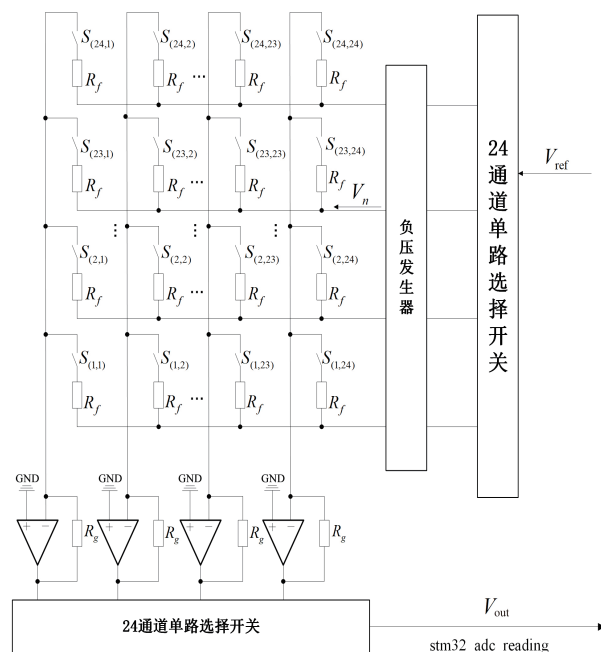


图2 信号采集电路示意图

图2中, V_{ref} 为基准电压信号; V_n 为负的基准电压信号。24通道单路选择开关通过地址位选择信号传输的路径。负电压发生器用于将正的电压信号变为负的电压信号,运算放大器的正相输入端接地,反相输入端接负的电压信号, R_g 为负反馈电阻,用于调节放大系数; R_f 为定值电阻; $S_{(i,j)}$ 为微动开关。

微动开关单元触发的压力阈值为0.68 N,当被大于0.68 N的外力按压时,电压信号转化公式为:

$$V_{out} = -\frac{R_g}{R_f} V_n \quad (2)$$

式中: V_{out} 为输出电压; V_n 设置为-3.3 V; R_g 为1 000 Ω 。

由此可知, R_f 为2 000 Ω ,代入公式中得到 V_{out} 。 V_{out} 等于1.65 V可当作衡量微动开关是否被按下的判断阈值。当某开关单元的输出电压达到1.65 V阈值时,可判定其处于受压状态。

信号采集电路以STM32F405单片机作为核心控制器,主要实现对开关阵列的逐行扫描、电压信号的采集、数据处理以及嵌入式算法模型的实时推理等功能。依次从第1行对开关阵列扫描至第24行,每扫描一行单片机通过地址位控制多路复用开关,依次选通第1列至第24列。此时,对应行列交点处的微动开关被接入至单片机的ADC通道进行电压采样。采样得到的电压值与预设阈值进行比较,以判断该点是

否处于按压状态。

通过一次完整的扫描过程,可获得一个包含 576 个由 0、1 组成的一维数组。对数据进行重构后得到一个由 24×24 组成的黑白图像,用于表示人体当前的睡姿状态。如图 3 所示,系统在受试者处于侧卧状态下重构得到的睡姿图像结果,能够较清晰地反映出身体各部位的分布特征。

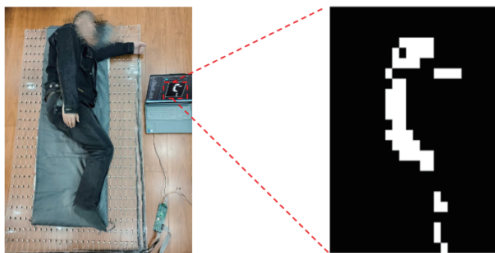


图 3 睡姿检测系统和睡姿图像重构

2 睡姿识别算法设计

BP 神经网络是当前应用最广泛的人工神经网络模型之一,是基于误差反向传播算法进行训练的多层前馈神经网络,由输入层、隐藏层以及输出层组成^[15]。本文基于 576 个开关阵列得到的人体睡姿数据呈现出复杂的非线性分布,BP 神经网络可以逼近任意非线性函数,能够快速从训练数据中提取有用特征,减少人工设计特征的工作量,适合处理睡姿识别这类复杂问题。

2.1 网络结构

本文采用 3 层网络结构的 BP 神经网络,将采集到的 576 个数据作为输入,输入层神经元个数为 576 个,输出层是 4 种睡姿的分类结果,输出为“1”表示仰卧;输出为“2”表示俯卧;输出为“3”表示左侧卧;输出为“4”表示右侧卧,因此输出层神经元个数为 4。根据隐藏层神经元个数设置参考公式:

$$N_h = \sqrt{N_i \times N_o} \quad (3)$$

式中: N_h 是隐藏层神经元个数; N_i 是输入层神经元个数; N_o 是输出层神经元个数,则隐藏层神经元个数为 48 个。

BP 神经网络的拓扑结构为 576-48-4,其网络结构如图 4 所示。

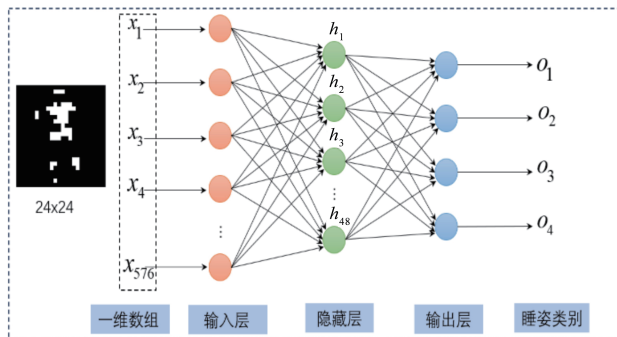


图 4 网络结构

传统 BP 神经网络在训练过程中常面临收敛缓慢、易陷入局部最优、对初始参数敏感等问题。为提升模型训练效率与分类准确度,本文引入金枪鱼群优化算法(tuna swarm optimization, TSO)^[16]。该算法具备优越的全局搜索能力和较快的收敛速度。

因此,构建了一种融合 TSO 优化机制的 BP 神经网络模型(TSO-BP),应用于睡姿分类任务,其算法流程如图 5 所示。

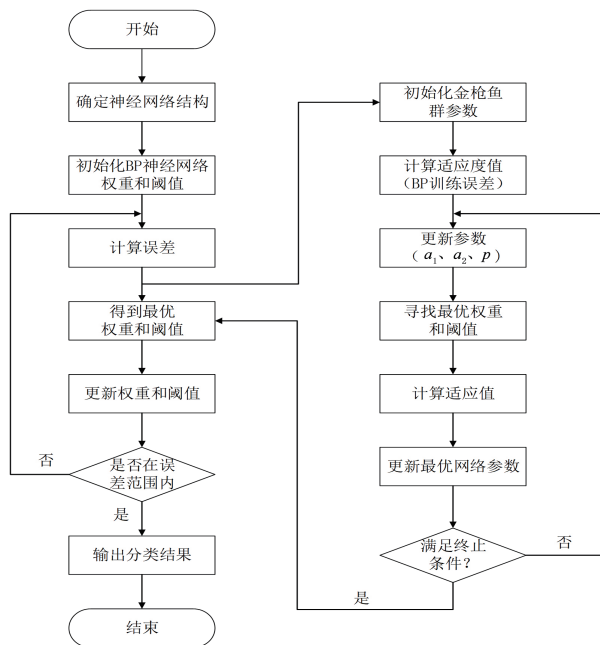


图 5 TSO 优化的 BP 神经网络流程图

2.2 网络参数

选择 logsig 函数作为神经网络隐藏层的激活函数,选择 softmax 函数作为神经网络输出层的激活函数。设置最大迭代次数为 40,目标训练误差 0.01,学习率为 0.01,最小梯度 1×10^{-6} ,TSO 算法种群数量为 40,初始系数为 0.5,搜索空间范围设为 ± 4 ,最大迭代次数为 12,完成后即停止寻优。

3 实验测试与结果分析

3.1 数据集收集

为了增加实验数据的多样性,本文在数据收集过程中共收集了 8 名受试者的睡姿数据,包括男性 4 名,女性 4 名。身高范围为 162~178 cm,体重范围为 48~82 kg,身体质量指数(body mass index, BMI)范围为 18.3~25.8。根据常见睡姿类型,本文采集的睡姿类型分为 4 类:仰卧、俯卧、左侧卧、右侧卧。其睡姿数据样例如图 6 所示。在数据收集阶段,受试者分别采用 4 种预设睡姿躺卧于微动开关阵列上。系统采样率设置为 1 Hz,每种睡姿采集 300 帧数据,共计收集 9 600 组睡姿样本。为提升数据的多样性与模型的泛化能力,采集过程中允许受试者在不更换睡姿类别的前提下,自由调整身体各部位的位置。

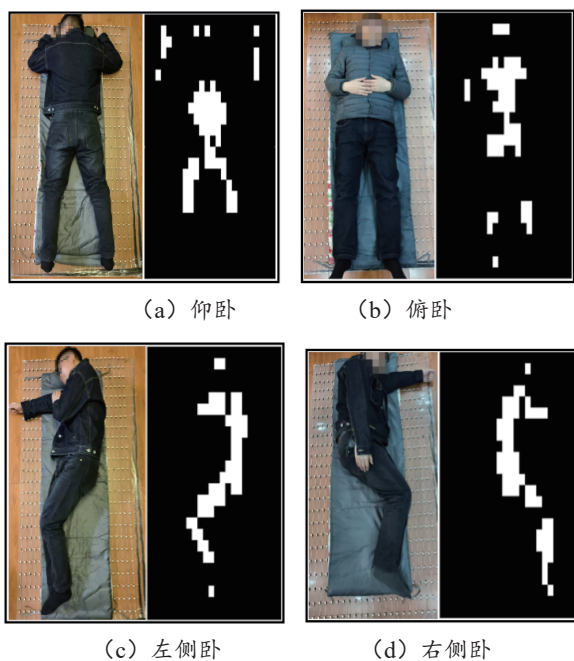


图6 睡姿样例

3.2 算法仿真结果

为了有效评估所构建模型在睡姿识别任务中的性能表现，将收集得到的人体睡姿数据集按照 7:3 的比例划分为训练集和测试集，前者用于模型训练，后者用于验证和评估其识别效果。

为了全面分析模型的训练表现，本文首先在训练阶段记录了每轮训练的损失函数（Loss）变化曲线，以观察传统 BP 算法与 TSO-BP 算法在收敛速度与优化效果方面的差异，图 7 是传统 BP 算法与 TSO-BP 算法的损失函数对比结果。

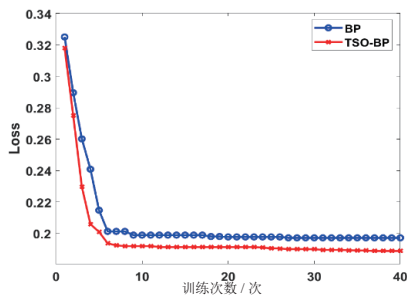


图7 传统 BP 与 TSO-BP 算法对比结果

通过图 7 的对比结果可知，TSO-BP 模型在训练早期 Loss 下降更快，TSO-BP 在相同轮数下表现更佳，其全局搜索能力有助于更高效地寻找较优权重初值。

随后，在测试集上采用准确率、召回率、精确率等指标，对传统 BP 算法与 TSO-BP 算法的性能进行了系统评估，两者对比结果如图 8 所示。由图 8 可知，TSO-BP 模型整体睡姿识别准确率为 98.8%，召回率为 98.7%，精确率为 98.7%。综合以上评估结果可知，本文所设计的睡姿识别模型在结构设置与参数选择方面具有良好的准确率，具备较强的泛化能

力和稳定性，能够较为准确地完成对不同睡姿图像的识别任务。

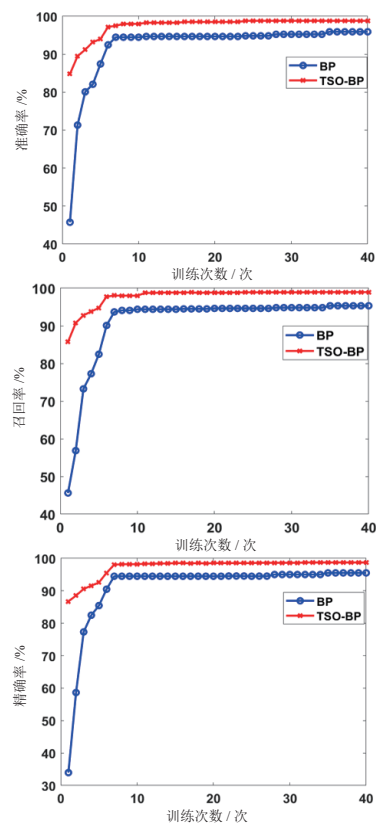


图8 传统 BP 算法与 TSO-BP 算法的性能对比

3.3 算法移植与在线验证实验

本文将训练完成的网络模型的权重和偏置参数导出，在 C 语言环境下基于 CMSIS-DS 库重新构建 TSO-BP 神经网络，并将模型移植至嵌入式 MCU 平台。系统部署后，邀请 8 名受试者分别进行 4 种睡姿在线识别实验，每种睡姿重复 20 次。睡姿识别结果通过串口实时传输至上位机，最终在 PC 端统计各类姿态的识别准确率，以评估模型在嵌入式系统中的在线推理性能与泛化能力，在线识别结果如表 1 所示。

表1 受试者睡姿识别准确率统计表

单位：%					
编号	仰卧 准确率	俯卧 准确率	左侧卧 准确率	右侧卧 准确率	平均 准确率
1	90.0	95.0	85.0	95.0	91.3
2	95.0	95.0	95.0	90.0	93.8
3	100.0	99.9	100.0	99.9	99.9
4	90.0	95.0	95.0	100.0	95.0
5	95.0	90.0	90.0	90.0	91.3
6	85.0	95.0	95.0	90.0	91.3
7	100.0	95.0	90.0	85.0	92.5
8	90.0	90.0	95.0	85.0	90.0
平均值	93.1	94.4	93.1	91.9	93.1

实验表明, 系统对 4 种睡姿的平均识别率为 93.1%, 略低于仿真阶段所达到的 98.9%。造成差异的主要因素是嵌入式 MCU 平台计算能力有限, 在推理过程中引发了精度损失。此外, 在实际睡姿切换过程中, 采样率与姿态变化不同步, 易导致中间过渡状态被误判, 进一步影响识别准确率。尽管如此, 该模型在嵌入式环境中仍表现出较高的识别性能, 能够满足日常姿态识别需求, 具有一定的实用性和参考价值。

4 结论与展望

本文构建了一套基于自主设计的柔性微动开关阵列与数据采集电路, 采用 TSO 优化的 BP 神经网络模型对睡姿进行识别, 并将训练完成的模型部署于嵌入式平台中。实验结果表明: (1) 所提出的嵌入式系统和算法模型在识别 4 种典型睡姿类别时, 准确率高达 98.8%; (2) 模型移植到嵌入式平台后的总体在线识别准确率为 93.1%。为进一步增强系统的鲁棒性与泛化能力, 未来将通过扩充训练样本集的多样性与数量来持续优化模型性能

另外, 本文所提出的柔性微动开关阵列在制作成本方面相较于传统方案更具显著优势。传统方法通常采用电容式或电阻应变式结构进行压力感知, 其单个传感单元的材料成本往往超过十元, 在相同尺寸和规格的阵列中, 总体成本可能高达数千元甚至上万元。而本文所设计的柔性微动开关阵列, 整体制造费用仅为数百元。因此, 本文提出的睡姿识别方法在硬件成本控制方面具有明显优势, 展现出良好的实际应用潜力和推广价值。

参考文献:

- [1]ZHANG Y , XIAO A P , ZHENG T H , et al.The relationship between sleeping position and sleep quality: a flexible sensor-based study[J].Sensors,2022,22(16):6220.
- [2]CARY D, BRIFFA K, MCKENNA L.Identifying relationships between sleep posture and non-specific spinal symptoms in adults: a scoping review[J].BMJ open,2019,9(6):e027633.
- [3]JIN J Y , SÁNCHEZ-SINENCIO E.A home sleep apnea screening device with time-domain signal processing and autonomous scoring capability[J].IEEE transactions on biomedical circuits and systems,2015,9(1):96-104.
- [4]XU G L , ZENG X Y , WU X H .Global prevalence of turnover intention among intensive care nurses: a meta-analysis[J].Nursing in critical care,2023,28(2):159-166.
- [5]CHEN Z J, WANG Y. Remote recognition of in-bed postures using a thermopile array sensor with machine learning[J]. IEEE sensors journal, 2021, 21(9): 10428-10436.
- [6]LI Y Y, LEI Y J, CHEN L C-L, et al. Sleep posture classification with multi-stream CNN using vertical distance map[C]//2018 International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT). Piscataway: IEEE, 2018: 1-4.
- [7]MAHVASH S M, ENSHAEIFAR S, HILTON A,et al.Transfer learning for clinical sleep pose detection using a single 2D IR camera[J]. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2020, 29: 290-299.
- [8]耿读艳, 董嘉冀, 宁琦, 等. 基于多压电薄膜传感器的睡姿识别方法研究 [J]. 现代电子技术, 2020, 43(20): 5-8.
- [9]ABDULSADIG R S, RODRIGUEZ-VILLEGAS E. Sleep posture monitoring using a single neck-situated accelerometer: a proof-of-concept[J]. IEEE access, 2023, 11: 17693-17706.
- [10]FALLMANN S, VEEN R V, CHEN L M, et al. Wearable accelerometer based extended sleep position recognition[C/OL]// 2017 IEEE 19th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom).Piscataway:IEEE, 2017[2025-09-16].https://ieeexplore.ieee.org/document/8210806.DOI: 10.1109/HealthCom.2017.8210806.
- [11]黄臻, 于随然. 基于压力传感阵列的低成本高性能睡姿监测系统 [J]. 电子测量技术, 2023, 46(19): 14-20.
- [12]CHAO Y, LIU T, SHEN L M. Method of recognizing sleep postures based on air pressure sensor and convolutional neural network: for an air spring mattress[J]. Engineering applications of artificial intelligence, 2023, 121: 106009.
- [13]赵海文, 赵悦焜, 齐德瑄, 等. 基于无束缚压力传感器的睡姿实时监测系统 [J]. 传感器与微系统, 2025, 44(3): 120-124.
- [14]KIM J-S, KWON D-Y, CHOI B-D .High-accuracy, compact scanning method and circuit for resistive sensor arrays[J]. Sensors,2016,16(2):155.
- [15]张驰, 郭媛, 黎明. 人工神经网络模型发展及应用综述 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(11): 57-69.
- [16]XIE L, HAN T, ZHOU H, et al. Tuna swarm optimization:a novel swarm-based metaheuristic algorithm for global optimization[EB/OL].(2021-10-20)[2025-05-26].https://doi.org/10.1155/2021/9210050.

【作者简介】

汪耀(1991—), 男, 湖北武汉人, 硕士研究生, 研究方向: 信号处理和机器学习, email:492132810@qq.com。

高林(2002—), 男, 湖北黄冈人, 硕士研究生, 研究方向: 多模态感知与边缘计算。

(收稿日期: 2025-06-12 修回日期: 2025-11-04)