



基于雷达的非接触健康监测技术的应用研究及展望*

仲嘉斌^{1,2)} 张庆^{1,2)**} 钱帅伟³⁾

(¹⁾ 苏州大学体育学院, 苏州 215021; (²⁾ 苏州大学健康未来研究院, 苏州 215021; (³⁾ 武汉体育学院运动医学院, 武汉 430079)

摘要 基于雷达的非接触健康监测技术通过发射电磁波、接收解析人体反射的微动信号, 实现对生理参数与行为模式的无创连续监测, 已成为非接触健康监测领域的研究热点。本研究系统梳理国内外相关研究成果, 归纳雷达的技术原理、特点及应用场景, 分析基于雷达的非接触健康监测技术原理与核心优势, 梳理其应用现状, 为雷达在其他领域的应用提供科学依据。基于雷达的非接触健康监测技术具有非接触、隐私保护、多场景适配等显著优势, 且比传统接触式监测技术具有更强的抗环境干扰能力, 目前已在人类运动识别、生命体征与睡眠监测、情绪识别与心理压力监测、辅助医疗监测与诊断等领域得到广泛应用。然而该技术在实际应用中仍面临复杂环境干扰、运动伪影干扰、个体差异性等现实挑战。未来需通过软硬件协同创新、多模态融合与跨学科创新, 推动技术向康复工程、老年康养等场景落地, 为实现全民健康管理提供创新技术支撑。

关键词 雷达, 非接触健康监测, 人类运动识别, 生命体征与睡眠监测, 辅助医疗监测与诊断

中图分类号 R319, TN95

DOI: 10.3724/j.pibb.2025.0407

CSTR: 32369.14.pibb.20250407

随着生活水平的不断提高, 公众对自身的健康状况越发重视, 对健康管理、身体素质监测、慢性病监测等方面的需求也持续攀升。不断进步的传感器技术、日益丰富的大数据资源以及快速发展的人工智能技术, 推动各类可穿戴设备得到广泛应用, 使长期持续的健康监测成为可能。日常生活及运动中, 人们常采用运动手表等设备进行心率、血压、血氧饱和度等生理指标的监测, 此外还能够进行步数和步态等运动分析、睡眠质量与情绪压力检测; 使用柔性材料的动态血糖监测传感器^[1]和汗液监测传感器^[2]正逐步应用于日常健康监测领域。然而依赖物理贴附或穿戴设备采集生理信号的接触式传感器在应用中可能存在问题^[3], 如使用者可能因长期佩戴引发皮肤刺激与不适, 更易对特殊群体(如烧伤患者、新生儿及传染病患者)造成二次伤害, 且在动态场景(如睡眠监测、运动状态跟踪)中存在信号易受干扰、依从性差等问题。

因此研究者开始探索非接触式健康监测技术, 目前常见的技术路径包括语音提取、红外热成像、

视频成像、电容耦合、激光多普勒以及雷达等^[4-6], 其核心技术原理与综合性能对比详见表1。其中, 基于雷达的非接触健康监测技术(radar-based noncontact health monitoring technology, RBNHMT)通过发射电磁波并捕捉人体反射信号的时频特征, 结合信号处理算法实现对呼吸、心率、体动、血压等生理参数的解析, 已被应用于医疗监护、跌倒检测、睡眠分析、手势识别、车载健康监测、智慧家居等多种场景^[7-8]。与其他技术相比, RBNHMT具有明显的优势: 雷达技术能够实现高精度的生命体征监测(如心率、呼吸率), 在静态或简单动态场景下具备较强的抗环境噪声和干扰能力^[4, 9-11]; 无需与人体直接接触, 避免传统传感器的不适感, 适用于长期监测(如慢性病患者、新生儿)^[3, 6]; 可在家庭、医院、车内等多种环境

* 国家社会科学基金(24ATY007)和苏州市体育局体育科研局课题(TY2025-301)资助项目。

** 通讯联系人。

Tel: 0512-67163420, E-mail: zhangqing@suda.edu.cn

收稿日期: 2025-09-11, 接受日期: 2026-02-09

中稳定工作,能够适应复杂光照、温度及障碍物干扰(如特定雷达频率下,对薄型非金属墙体的穿墙检测)^[8, 12-15];无需摄像头等视觉设备,能够保护用户隐私^[7, 16]。

本文将对RBNHMT进行全面综述,包括其基本原理、在不同健康监测领域的应用现状,并探讨该技术未来发展方向。

Table 1 Performance comparison of non-contact health monitoring technologies^[4-6]
表1 非接触健康监测技术性能对比^[4-6]

监测技术	核心技术原理	抗干扰能力	可靠性	多目标识别能力	多场景适应性	复杂度
语音提取技术	声学特征分析与模式识别	弱	低	低	有限	复杂
生物热成像技术	红外辐射成像与分析	强	中	中	中	复杂
视频成像技术	光学图像分析与建模	强	低	高	中	复杂
电容耦合技术	近场电场耦合与生物电位检测	强	中	低	有限	简单
激光多普勒技术	激光多普勒振动测量	强	高	低	中	简单
雷达技术	电磁波发射与微动信号解析	强	高	高	广泛	简单

1 雷达的技术原理概述

雷达 (radar), 英文原意为“无线电探测和测距技术 (radio detection and ranging)”, 是一种利用电磁波探测目标物体的位置、速度和形状等信息的电子设备。雷达系统主要由波形发生器、天线、

发射机、接收机、收发转换开关、信号处理机、显示器等部分组成 (图1), 通过发射天线向目标物体发射电磁波信号, 并通过接收天线接收来自目标物体的反射信号, 经过信号处理获取目标物体的距离、角度和速度等相关信息^[17-19]。日常应用中雷达的各个组成部分通常集成于电路板或芯片中。

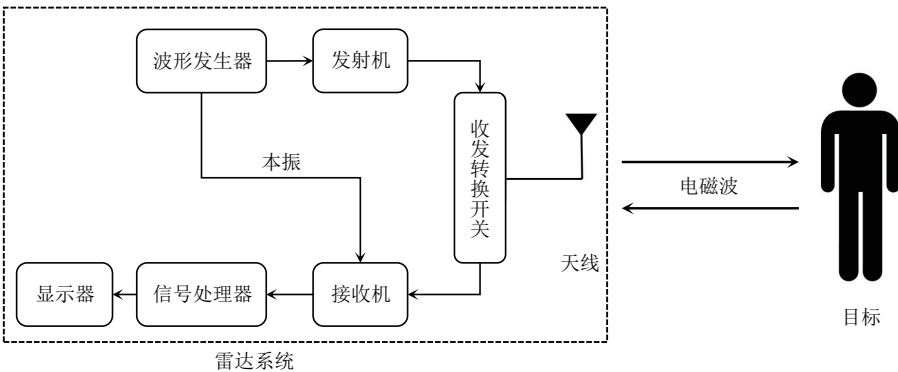


Fig. 1 Structure diagram of radar system
图1 雷达系统结构

1.1 雷达的类型

自20世纪初出现至今,雷达技术不断发展,雷达的种类越来越多。按照信号形式可以将雷达分为脉冲雷达 (impulse radar, IR)、连续波 (continuous wave, CW) 雷达和调频连续波 (frequency-modulated continuous wave, FMCW) 雷达。其中IR雷达发射周期性窄脉冲信号,脉冲宽度通常为纳秒级,CW雷达发射固定频率连续正弦波信号,而FMCW雷达发射经过调制、频率随时间变化的连续波信号 (chirp信号)。

按照工作频率可将雷达分为不同种类 (表2),

大致可分为高频 (high frequency, HF, 3~30 MHz) 雷达、甚高频 (very high frequency, VHF, 30~300 MHz) 雷达、特高频 (ultra high frequency, UHF, 300 MHz~3 GHz) 雷达、超高频 (super high frequency, SHF, 3~30 GHz) 雷达、极高频 (extremely high frequency, EHF, 30~300 GHz) 雷达、太赫兹 (terahertz, THz, 300~1 000 GHz) 雷达等,其中EHF还可进一步划分为不同波段^[20]。

频率范围在3.1 GHz~10.6 GHz、带宽不小于500 MHz或相对带宽不小于20%的雷达称为超宽带

Table 2 Frequency bands and wavelengths of different radars

表2 不同雷达的频段与波长

频段	频率范围	波长范围
HF	3~30 MHz	10~100 m
VHF	30~300 MHz	1~10 m
UHF	300 MHz~1 GHz	30 cm~1 m
L波段	1~2 GHz	15~30 cm
S波段	2~4 GHz	7.5~15 cm
C波段	4~8 GHz	3.75~7.5 cm
X波段	8~12 GHz	2.5~3.75 cm
Ku波段	12~18 GHz	1.67~2.5 cm
K波段	18~27 GHz	1.11~1.67 cm
Ka波段	27~40 GHz	0.75~1.11 cm
V波段	40~75 GHz	4~7.5 mm
W波段	75~110 GHz	2.7~4 mm
毫米波 (millimeter wave, mmw)	110~300 GHz	1~2.7 mm
太赫兹 (terahertz, THz)	300~1 000 GHz	<1 mm

(ultra-wideband, UWB) 雷达。因其功耗低、穿透能力强、抗干扰能力强、分辨率高等特点, UWB 雷达被广泛应用于通信、车载雷达、定位、生命体征监测、人体识别等领域。

频率为 30~300 GHz、对应波长为 1~10 mm 的电磁波被称为毫米波 (millimeter wave), 按照电气电子工程师学会 (Institute of Electrical and Electronics Engineers, IEEE) 于 1976 年制订的标准, 毫米波频率范围在 40~300 GHz, 而 27~40 GHz 则称为亚毫米波, 工作在该频段的雷达称为毫米波雷达。由于波长为毫米级, 因此与其他频段雷达相比, 毫米波雷达具备高分辨率、全天候工作能力、抗干扰能力强、尺寸小、重量轻、目标特征提取能力强以及隐私保护等优点, 在多个领域得到了广泛的应用^[20]。同时, 由于毫米波能够穿透衣物等干扰物直接监测人体, 在非接触健康监测中有重要应用。

1.2 雷达基本工作原理

测距是雷达的基本任务之一, 如图 2 所示, 目标到雷达的距离 R 可通过测量电磁波往返一次所需的时间 t_R 得到, 即

$$R = \frac{ct_R}{2} \quad (1)$$

式中, c 为电磁波在均匀介质中直线传播的速度, 即 3×10^8 m/s; t_R 是雷达回波相对于发射信号的延迟。

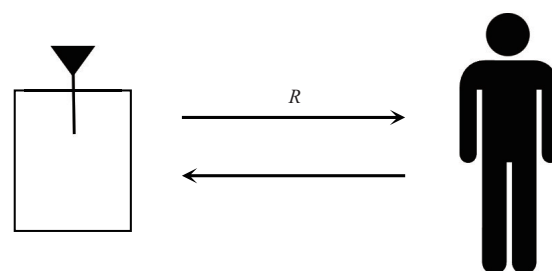


Fig. 2 Schematic diagram of radar ranging

图2 雷达测距原理

雷达测角通常采用相位法, 利用多个天线所接收回波信号间的相位差进行测角。如图 3 所示, 假设在 θ 方向有一远区目标, 到达接收点的目标所反射的电磁波近似为平面波, 间距为 d 的两天线所收到的信号由于存在波程差 ΔR 而产生相位差 φ , 即

$$\varphi = \frac{2\pi}{\lambda} \Delta R = \frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta \quad (2)$$

式中, λ 为信号波长。测量相位差 φ 即可确定目标方向 θ 。

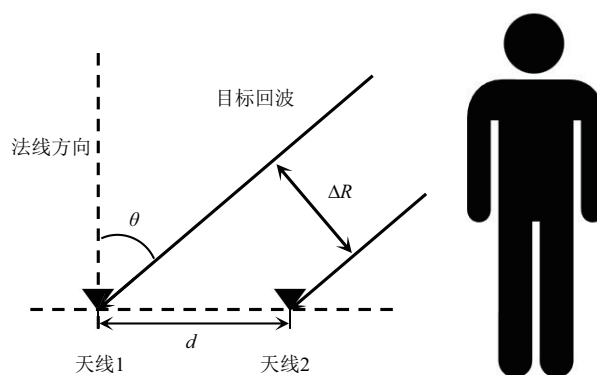


Fig. 3 Schematic diagram of radar angle measurement

图3 雷达测角原理

雷达测速的基本原理是基于电磁波的多普勒效应, 即当目标物体与雷达之间存在相对运动时, 反射波的频率会随之发生变化。如图 4 所示, 当目标相对雷达以速度 v_r 做径向运动时, 接收回波会在发射波形的基础上产生频率偏移, 偏移的频率即多普勒频率 f_d :

$$f_d = -\frac{2v_r}{c} f_0 = -\frac{2v_r}{\lambda} \quad (3)$$

式中, f_0 为发射信号的载波频率, λ 为发射信号的波长。当目标物体靠近雷达时多普勒频率为正, 反

之, 当目标物体远离雷达时多普勒频率为负。测量多普勒频率 f_d 即可得到目标运动速度。

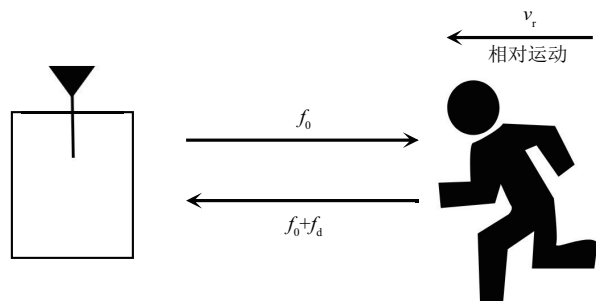


Fig. 4 Schematic diagram of radar velocity measurement

图4 雷达测速原理

1.3 雷达信号处理

雷达信号处理是实现目标信息解析的关键。雷达接收的原始信号通常混杂着环境噪声、杂波干扰以及目标信息, 需要通过滤波、解调与正交分解等方法预处理, 首先对雷达回波进行调制解调, 随后经低噪声放大、下变频转换信号频段, 结合直流偏移消除、带通滤波等操作抑制环境噪声与杂波干扰, 有效抑制环境噪声与杂波干扰^[16, 18]。

传统的信号表征和特征提取方法以时频域转换为主, 通过短时傅里叶变换 (short-time Fourier transform, STFT)、小波变换 (wavelet transform, WT)、经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 等技术, 生成距离-时间图、距离-多普勒图、倒谱图等多维度表征, 再从时域 (幅度峰值、均值、脉冲持续时间)、频域 (多普勒频率峰值、带宽、谐波分量)、时频域 (信号频率动态变化) 提取物理特征、纹理特征等, 经主成分分析 (principal component analysis, PCA) 等降维技术优化后, 结合 K 近邻 (K-nearest neighbor, KNN)、支持向量机 (support vector machine, SVM)、贝叶斯分类器等监督学习模型, 实现基础目标识别任务。随着机器学习与深度学习技术的兴起, 信号表征不再局限于单一域信息, 而是融合距离-时间、时频谱、集成距离-多普勒 (integrated range-Doppler, IRD) 等多域数据, 或结合多模态传感器 (雷达与可穿戴惯性传感器、声学、视觉传感器), 通过信号、特征或决策层面融合, 显著提升对复杂遮挡、多目标共存场景的适应性; 在特征提取与识别层面, 将信号表征转换为图像或序列数

据, 借助卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)、长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM)、堆叠自编码器 (stacked auto-encoder, SAE)、Transformer 等模型自动提取高维抽象特征, 同时通过迁移学习、生成对抗网络 (generative adversarial network, GAN) 等技术弥补雷达实验数据稀缺的问题, 大幅提升了识别精度与泛化能力^[16]。

2 雷达在非接触健康监测中的应用

目前RBNHMT已在人类运动识别、生命体征与睡眠监测、情绪识别与心理压力监测、辅助医疗监测与诊断等关键领域积累了大量系统性研究成果, 其部分代表性研究进展汇总见表3。

2.1 人类运动识别

使用雷达能够精准实现人类运动识别 (human activity recognition, HAR)。以基于毫米波雷达的人体运动识别系统为例, 该系统利用微多普勒效应, 从雷达回波中提取人体运动的微多普勒特征或点云序列变化, 结合机器学习与深度学习算法, 实现对各种动作和活动的无接触感知与分类。基于毫米波雷达的人体运动识别系统突破了接触式监测与光学捕捉的局限, 成为康复医疗、养老监护、智能家居、人机交互等场景的重要技术基础, 目前已在步态识别、手势识别、跌倒监测等医疗相关方向形成大量研究成果。

步态识别方面, Jiang 等^[21]提出基于 77 GHz 毫米波阵列雷达与多通道三维卷积神经网络 (multi-channel 3D convolutional neural network, MC-3DCNN) 的步态识别方法, 通过获取人体散射点的三维坐标、速度与强度等多维信息, 实现对慢跑、行走等常见步态的识别, 准确率超过 92.5%。Dang 等^[22]提出的 PGGait 系统利用毫米波雷达点云时空感知技术, 在单用户和双用户场景下的识别准确率分别达 96.75% 与 94.30%, 且在不同环境和数据分割比下表现稳定, 解决了多目标场景下步态识别的稳定性难题。Ni 等^[23]开发的 MGait 系统则结合微多普勒特征与开放集识别网络在多人场景下进行人员识别和入侵者检测, 实验结果表明, 该系统在 77 GHz FMCW 雷达上验证时, 能够达到 88.59% 的总体准确率, 能够有效实现多人场景下的步态识别和入侵者检测, 拓展了步态识别技术在安防监控场景中的应用边界。

雷达的非接触特性有效弥补了传统手势识别方

法的诸多局限。针对传统手势识别方法在成本、环境依赖与隐私方面的局限, Yan等^[24]提出基于毫米波雷达的mmGesture半监督框架, 该框架能够利用少量标注数据实现域无关手势识别, 在跨用户、跨位置和跨环境场景下平均识别准确率分别达98.59%、96.72%和97.79%, 显著提升了手势识别的泛化能力与实用性。

在老年人及高危群体的跌倒监测中, 雷达的非接触优势更为突出。Saeed等^[25]利用5.8 GHz FMCW雷达与残差网络(residual network, ResNet)模型, 对跌倒、坐、站等6类日常活动进行识别, 在不同实验条件下对跌倒活动的检测准确率均达100% (两个实验的整体准确率分别为96%和85%)。Abdu等^[26]提出了一种基于FMCW雷达微多普勒特征融合的老年人跌倒检测系统, 融合多种预训练网络与注意力机制, 结合SVM实现跌倒检测, 准确率为99.77%。Liang等^[27]提出了一种基于24 GHz FMCW雷达点云增强模型的跌倒检测系统。该系统在不同室内环境对13名受试者采集数据测试, 准确率分别为99.1%和98.9%。虽然该系统计算复杂度较高, 但在新受试者和新环境数据集上表现出色。这为室内老年人健康监测提供了有效的新方案。

动作姿态分析旨在通过量化运动过程中的运动学与动力学参数, 揭示动作的生物力学机制, 目前主流技术如可穿戴设备、光学捕捉系统等在真实场景中存在明显局限, 前者易干扰自然动作, 后者成本高、操作复杂且环境适应性差。相比之下, 雷达技术能够以非接触方式精准识别身体动作与姿态, 实时监测各部位角度、关节弯曲等运动参数, 并持续追踪相关力学指标。例如An与Ogras^[28]开发的毫米波雷达辅助康复系统(millimeter-wave assisted rehabilitation system, MARS), 基于CNN处理雷达点云数据, 无需摄像头、不受光照限制且保护隐私, 能够重建人体19个关节的三维位置与骨架运动, 并提供关节角度、速度估计与姿势纠正反馈, 为动作姿态的精细化监测提供了新的技术路径。

雷达在该领域研究的核心方法正逐步从传统机器学习向深度学习转变。早期研究如Fairchild等^[29]采用经验模态分解结合SVM的方法, 虽然取得了初步成果, 但识别精度有限。后续研究则充分利用深度学习的优势, 如Yi等^[30]设计的注意力融合轻量化Transformer (attention-fused lite

Transformer, AF-LiteFormer)模型通过引入多尺度线性注意力机制, 在康复动作识别中达到了99.7%的准确率, 展现了深度学习在特征提取和模式识别方面的强大能力, 为其在养老监护、康复医疗等安全关键场景的应用提供了坚实的技术基础。

2.2 生命体征与睡眠监测

生命体征监测(vital sign monitoring, VSM)是RBNHMT最核心的研究方向之一, RBNHMT通过捕获由心肺活动及血管搏动引起的体表微动, 实现对呼吸、心率、心率变异性(heart rate variability, HRV)及血压等关键生理参数的非接触式测量, 为长期、连续的生理功能评估提供了新的技术途径。从生物物理学角度来看, 雷达生命体征监测的本质是将生理活动转化为可测量的物理信号。呼吸与心率的检测是通过FMCW雷达发射线性调频连续波, 接收人体反射信号后经混频生成中频信号并数字化; 随后利用多普勒效应和相位变化识别胸腔微动(呼吸幅度1~12 mm/频率0.2~0.8 Hz, 心跳幅度0.1~0.5 mm/频率0.8~2 Hz), 通过距离-多普勒图分析目标特征并滤除噪声; 再以带通滤波器分离呼吸与心跳信号, 最后通过相位差分信号的傅里叶变换频谱峰值提取呼吸频率、心率及HRV等参数, 实现非接触式高精度生命体征监测^[20]。

早期研究以技术可行性验证为核心, 如Matthews等^[31]的研究通过FMCW雷达成功捕获了由呼吸和心跳引起的胸腔微动信号, 建立了基本的信号处理流程。随着技术进步, 研究重点转向提升复杂场景下的监测精度。Sakamoto等^[32]利用79 GHz UWB多输入多输出(multiple-input multiple-output, MIMO)雷达系统实现了从头部信号提取心率, 突破了过去胸腔信号采集的局限; Alizadeh等^[33]则在真实卧室环境中验证了系统与可穿戴设备(Hexoskinc智能运动背心)的高度相关性(呼吸率94%, 心率80%); Han与Hong^[34]提出的多频率相位提取技术, 从算法层面克服了范围迁移问题, 进一步提高了信号质量。

当前研究前沿主要围绕多模态融合、高级生理参数提取、拓展应用场景三大方向展开。在多模态融合方向, 通过不同传感器信息互补提升复杂场景鲁棒性, Yang等^[35]和Shokouhmand等^[36]的研究表明, 通过融合FMCW/IR-UWB雷达或雷达/视觉信息, 可将动态场景下的生命体征监测精度提升至92.3%, 有效抑制单一传感器的噪声与干扰。高级

生理参数提取方向, 研究维度从基础生命体征出发, 向反映自主神经调节功能的HRV、反映心血管系统功能的血压等高级生理指标深化, 丰富了RBNHMT在生理功能评估中的应用维度。Han等^[37]提出基于FMCW雷达的HRV监测算法, 通过计算胸壁运动加速度增强心跳信号、抑制呼吸干扰, 精准提取心跳间隔并分析HRV, 实验测得心跳间隔均方根误差(RMSE)为14.9 ms, HRV参数(心搏间期的均值(MEAN)、正常窦性心搏间期标准差(SDNN)、相邻正常窦性心搏间期差值的均方根(RMSSD))RMSE分别为3.24 ms、4.91 ms、9.10 ms; 马骁等^[38]则采用时变滤波经验模态分解(time-varying filtering empirical mode decomposition, TVF-EMD)方法解决传统EMD的模式混叠问题, 实现呼吸与心跳信号的有效分离, 并通过重构心跳时域信号完成HRV估计, 为HRV分析及人员疲劳状态评估提供了可靠技术手段。

血压是反映人体心血管系统功能的重要指标之一, 雷达无法直接测量血压, 但是可以通过监测与血压相关的生理指标实现间接估算, 主流方法包括利用脉搏波传递时间(pulse transit time, PTT)结合血流动力学模型, 或通过血管壁扩张特性反推血压变化。Geng等^[39]利用77 GHz FMCW雷达同时获取颈部和胸部的脉搏信号, 计算中心动脉PTT(central aortic pulse transit time, caPTT)从而估计血压, 收缩压和舒张压误差分别为(5.54±7.62) mmHg、(4.68±6.15) mmHg; Singh等^[40]通过毫米波FMCW雷达测量胸腕间PTT得到脉搏波速度(pulse wave velocity, PWV), 并结合手腕信号曲线下面积(area under curve, AUC)输入人工神经网络, 经实验测得收缩压、舒张压RMSE分别为3.33 mmHg、3.14 mmHg; Vysotskaya等^[41]基于60 GHz FMCW雷达提取皮肤位移脉搏波, 结合21个特征与校准参数输入神经网络预测血压, 55名受试者实验显示收缩压、舒张压误差分别为(9.2±8.3) mmHg、(7.7±5.7) mmHg; 姜钰学等^[42]构建两阶段递进式特征融合与映射网络, 实现血压精确测量与波形重建, 实验测得收缩压、舒张压误差分别为(3.49±5.75) mmHg、(2.40±3.59) mmHg, 血压波形重建误差3.33 mmHg、偏差率3.74%。

应用场景逐步从静态场景向动态、特殊场景延伸, 尤其在驾乘人员生命体征监测中表现突出。Wang等^[43]提出基于毫米波雷达的系统, 通过两步运动补偿算法去除运动伪影, 经多种路况测试, 呼

吸率、心率和心跳间隔的中位数误差分别为0.16次/min、0.82次/min和46 ms, 相对准确率分别达99.17%、98.94%和94.11%; 张涛^[44]利用AWR1843毫米波雷达搭建实验平台, 采用FMCW技术与3发4收MIMO设计, 实现驾驶员疲劳与健康状态的实时监测及报警, 为驾驶安全提供智能解决方案。

RBNHMT在睡眠监测领域的核心优势体现在无创性、高精度与多场景适配性等方面, 部署于床旁、天花板等非侵入性位置(无需用户佩戴任何设备, 可规避传统监测对睡眠舒适度的干扰)的雷达能够精准捕捉睡眠过程中的生命体征(呼吸、心跳)与人体运动信息, 将雷达探测的微动、位移等物理信号与睡眠分期、姿势变化等生物学标志建立关联映射, 从而实现入床/离床检测、睡眠阶段划分、睡眠质量量化评估等全场景解读。Turppa等^[45]基于24 GHz FMCW雷达的研究表明, 通过倒频谱分析与自相关函数处理雷达信号, 能够在仰卧、侧卧、俯卧及模拟低通气等多种睡眠场景下实现心率(平均绝对误差3.6%)与呼吸率(平均误差9.1%)的准确监测, 验证了该技术在复杂生理状态下的临床监护潜力。Liu等^[46]所开发的毫米波雷达姿势识别系统PosMonitor, 则通过多帧联合角度净化与呼吸特征增强点云的方法, 实现了6种常见睡眠姿势98%的平均识别准确率, 且在复杂场景下仍保持90%以上的准确率, 有效提升了复杂环境下的系统泛化能力。

2.3 情绪识别与心理压力监测

人体自主神经调节引发的特征性生理反应(如心率变异性、呼吸节律变化)与行为模式改变(如无意识肢体活动)能够反映情绪与心理压力状态, 通过捕捉细微信号雷达可将隐性状态转化为可量化的物理信号, 同时避免接触式设备对受试者的应激干扰与问卷调研的主观性偏差, 为情绪识别与心理压力监测提供无创、连续的全新技术途径。陈泽统团队^[47-48]针对非接触情绪识别开展系列研究, 提出3类典型方法: 基于改进KNN的ER-MIK方法、基于深度学习的ER-CNN方法, 以及融合生理体征与面部图像的多模态方法ER-MICG。实验结果表明, 融合多维信息的ER-MICG方法表现最优, 在特定人与非特定人条件下平均识别精度分别达85.5%和74.25%, 其优势在于通过生理信号(如心率波动)与面部图像(如面部微表情关联的头部微动)的互补, 降低了单一信号在情绪模糊区间的误

判率。

HRV 是反映压力状态的核心生物标志物，当人体处于压力状态时，交感神经兴奋性增强，导致 HRV 参数显著降低。Ha 等^[49]开发的 WiStress 系统即基于该原理，采用毫米波雷达结合机器学习网络 WiStress-Net，不仅能高精度提取 HRV 特征，还能够融合呼吸节律、体动强度等多维信息构建压力分类框架。实验结果显示，该系统在长期与短期监测中，对不同环境下压力水平的分类准确率达 84%~95%，且在受试者自由活动状态下仍保持较低的 HRV 提取误差，充分验证了生理信号路径在动态场景中的可靠性。

梁雨萌团队^[50-51]开发的基于毫米波雷达的非接触式心理压力监测系统 mmStress 系统，通过捕捉用户在日常生活中无意识出现的抓挠、徘徊、晃腿等“置换活动”实时推断其压力水平。在为期 30 d、累计超过 1 200 h 的实际场景部署实验中，系统平均准确率达 83%。其优势在于无需依赖生理信号的精细解析，对高动态场景（如办公、通勤）的适应性更强，可弥补生理信号路径在复杂活动场景下的监测短板。

2.4 辅助医疗监测与诊断

雷达在辅助医疗监测与诊断中显示出独特的技术价值，通过捕捉与特定疾病相关的生理活动或形态变化，雷达能够提高医疗诊断的准确性和效率，同时保护患者的隐私，为非接触、无感的早期筛查和诊断提供了新的技术途径。为解决传统接触式心音监测方法（声学听诊器、数字听诊器、加速度计）存在的患者不适、无法长期监测等问题，Lenz 等^[52]提出了一种 77 GHz FMCW MIMO 毫米波雷达的非接触式听诊器，通过波束成形捕捉胸壁微米级振动实现心音测量（第一心音 S1、第二心音 S2）。在不同场景下与接触式听诊器的同步对比实验结果显示，雷达听诊器在抗背景噪音（S1/S2 信噪比（signal-to-noise ratio, SNR）提升 2 dB）、穿透厚衣物（S1 SNR 与基准相当）、对侧监测（S1 SNR 优于基准 4.6 dB）上表现更优，虽然仅能捕捉低频心音（<75 Hz）但 SNR 稳定且高于加速度计，且吸收功率密度远低于安全标准，可作为传统监测的有效补充（适用于传染病防控等场景）。该技术目前存在样本量少（仅 1 名健康男性）、高频心音缺失、成本显著高于接触式听诊器等局限，仍需进一步优化。

传统乳腺影像筛查以 X 光、CT、超声成像及

磁共振成像（magnetic resonance imaging, MRI）为主，然而上述方法在致密乳腺敏感性、电离辐射剂量、检查成本与患者依从性方面存在固有缺陷。而雷达为无压迫、无电离辐射、高分辨率的早期乳腺癌检测提供了新的途径，其技术原理在于利用电磁波照射乳房，由于恶性肿瘤组织通常具有更高的水分含量和离子浓度，其介电常数和电导率显著高于周围的正常脂肪组织，这会使人射的电磁波在肿瘤位置产生更强的反向散射信号，通过围绕乳房布置的天线阵列收集这些信号，并运用延迟求和、逆散射等成像算法进行处理，即可在图像中定位并勾勒出肿瘤的轮廓^[53-57]。由于传播特性存在差异，不同波段电磁波检测性能也有所差异：微波频段（0.5~20 GHz），凭借深穿透能力（2~4 cm）可覆盖不同厚度乳腺组织，临床前体模实验中病灶检出率不低于 70%，临床测试中灵敏度区间为 54%~90%，设备成本低且具有便携化潜力，适用于基层医疗机构大规模筛查场景；毫米波频段（30~300 GHz），空间分辨率较微波频段提升 3 倍以上，可稳定检出 1~5 mm 微小病灶（体模检出率≥83%），在致密乳腺组织中病灶定位误差可控制在 1 mm 以内，且 SNR 稳定维持在 10 dB 以上，抗环境干扰（衣物遮挡、背景噪声）能力显著提升，为乳腺癌早期精准定位提供关键技术支撑；太赫兹频段（0.1~10 THz），展现出超高空间分辨率（≤100 μm），在离体组织鉴别中准确率不低于 90%，可实现术中肿瘤边界的精准勾勒，但其穿透深度不足 1 cm，目前仅适用于术中辅助定位及离体组织检测等细分场景^[56]。

尿流率测量对于诊断良性前列腺增生（benign prostatic hyperplasia, BPH）、下尿路症状（lower urinary tract symptoms, LUTS）和膀胱出口梗阻（bladder outlet obstruction, BOO）等疾病至关重要。传统尿流测量方法依赖于重量传感器，存在间接性、时间延迟和水波干扰等问题，可能影响测量准确性。Qi 等^[58]提出了一种基于毫米波 FMCW 雷达的尿流测量方法，具有直接测量尿流速度、精度高和非接触式等优势。经过水管流速测量实验及模拟排尿场景实验验证，该方法能够有效测量尿流速度，为尿动力学健康诊断提供了一种新的技术手段。尽管存在一些局限性，但该方法在远程医疗保健领域展现出巨大的潜力，未来有望嵌入智能厕所中，长期记录使用者排尿模式，为相关疾病的诊断提供重要数据支持。

多导睡眠监测 (polysomnography, PSG) 作为评估与诊断阻塞性睡眠呼吸暂停 (obstructive sleep apnea, OSA) 的金标准, 因设备要求高、分析复杂、成本昂贵, 难以适用于大规模筛查与长期跟踪。相比之下, 雷达具备无接触、易操作的特性, 能连续监测呼吸、心跳、血氧等生命体征指标, 精准识别呼吸暂停事件并计算呼吸暂停低通气指数 (apnea-hypopnea index, AHI), 适配家庭及基层筛查等多种场景, 在提升患者依从性与控制成本方面优势显著^[59-61]。李晨洋等^[60]进行了一项纳入145名受试者的平行对照研究以验证基于毫米波雷达的低负荷新型睡眠监测系统QSA600的性能, 结果显示该系统对轻度、中度、重度OSA诊断的灵敏度分别为88.68%、89.83%、97.06%, 特异度分别为94.87%、98.84%、99.10%, 受试者工作特

征 (receiver operating characteristic, ROC) -AUC 分别为0.973 4、0.990 9、0.999 5, 在诊断OSA及不同严重程度OSA分级方面与PSG表现出很高的一致性 (Pearson 相关性为0.987 2, ICC为0.985 0)。李瑜等^[59]的验证研究对71例患者同步进行PSG和新型雷达设备的睡眠监测, 对比分析两者的呼吸暂停低通气指数 (AHI) 和最低血氧饱和度 (lowest arterial oxygen saturation, LSaO₂) 等关键诊断指标雷达设备的敏感度为96.2%, 特异度为89.5%, 在不同严重程度的OSA分级中, 其敏感度和特异度均表现优异, 尤其在重度OSA中敏感度达100%, 在检测低氧血症 (LSaO₂≤90%) 方面, 雷达设备的敏感度为94.3%, 特异度为88.9%, 雷达设备与PSG测得的AHI和LSaO₂均呈现高度正相关 ($r=0.919$ 和 $r=0.865$)。

Table 3 Representative studies of radar for non-contact health monitoring

表3 雷达在非接触健康监测中的部分代表性研究

研究方向	作者	核心方法	设备参数	关键结果	主要应用场景	技术特点与价值	缺点
人类步态运动识别	Fairchild等 (2014) ^[29]	经验模态分解 EMD+支持向量机 SVM	CW多普勒雷达 (2~4 GHz、75~110 GHz)	初步实现运动识别, 但精度有限	基础运动识别	奠定传统机器学习在运动识别上的基础, 为后续技术迭代提供参照	识别精度有待提升, 复杂环境下抗干扰能力有待验证
	Yi等 (2024) ^[30]	AF-LiteFormer 模型+多尺度线性注意力机制	毫米波雷达	康复动作识别准确率 99.7%	康复医疗动作监测	注意力机制强化关键特征提取, 高精度适配康复场景, 推动技术向安全关键领域落地	模型复杂度较高, 端侧部署的算力适配性需进一步优化
	Jiang等 (2020) ^[21]	MC-3DCNN (多通道三维卷积神经网络), 利用三维坐标、径向速度和强度等多维点云信息	77 GHz毫米波阵列雷达	慢跑、行走等步态识别准确率>92.5%	步态模式精细化区分	融合多维散点信息, 实现常见步态高精度区分, 为步态异常分析提供技术支持	多目标遮挡场景的适应性尚未得到充分验证
	Dang等 (2024) ^[22]	PGGait系统 (基于毫米波雷达多维点云时空感知技术)	77 GHz毫米波雷达	单/双用户场景步态识别准确率96.75%/94.30%, 环境适应性	多目标场景步态监测	时空感知能力突出, 多场景稳定性优, 解决多目标步态识别干扰问题	复杂遮挡环境下的识别性能缺乏相关实验数据支持
	Ni等 (2022) ^[23]	基于毫米波雷达微多普勒特征的多人员步态识别与入侵者检测系统MGait	77 GHz FMCW 雷达	多人场景总体识别准确率88.59%, 可实现入侵者检测	安防监控、步态识别	结合开放集识别, 拓展至多人安防场景, 兼顾步态识别与安全预警双重价值	多人密集场景下的识别精度缺乏验证, 未明确极限人数适配能力
手势识别	Yan等 (2023) ^[24]	mmGesture半监督学习框架	毫米波雷达	跨用户/位置/环境识别准确率 98.59%/96.72%/97.79%	自然人机交互	半监督学习降低标注成本, 域无关特性提升泛化能力, 适配复杂人机交互场景	复杂手势 (多手指联动) 的识别效果未充分验证, 相关数据有限

续表3

研究方向	作者	核心方法	设备参数	关键结果	主要应用场景	技术特点与价值	缺点
跌倒监测	Saeed等 (2021) ^[25]	短时傅里叶变换生成微多普勒特征图+ResNet分类	5.8 GHz FMCW 雷达	跌倒检测准确率100%，整体实验准确率96%/85%	室内老人异常运动监测	跌倒检测特异性高，可同时识别多种日常活动，适用于老人居家安全监护	实验场景集中于室内，户外场景的抗干扰性能尚未得到验证
	Abdu等 (2022) ^[26]	多特征融合+通道注意力网络+典型相关分析 (CCA)+SVM分类器	5.8 GHz FMCW 雷达	跌倒检测准确率99.77%	老年人跌倒预警	特征融合与注意力机制提升检测精度，为高风险人群跌倒快速响应提供保障	模型计算复杂度较高，嵌入式设备的部署适配性需进一步优化
	Liang等 (2024) ^[27]	点云增强模型 (PCE)+创新3D点-盒混合回归损失函数	24 GHz FMCW 雷达	新受试者/环境准确率99.1%/98.9%，F1分数均达0.988以上	室内健康监测	点云增强提升鲁棒性，低计算复杂度，利于嵌入式设备部署，适配多环境室内监测	实验聚焦单目标跌倒检测，多目标场景的识别效果缺乏验证
动作姿态分析	An与Ogras (2021) ^[28]	毫米波雷达+卷积神经网络处理点云数据，重建人体关节三维位置	毫米波雷达	可重建19个关节三维位置，提供姿势纠正反馈，所有关节位置的平均绝对误差为5.87 cm	康复姿态训练	无接触无光照限制，关节重建维度全，为康复训练提供精准姿势指导	关节角度测量精度有待提升，动态动作追踪的实时性需优化
生命体征与睡眠监测	Matthews等 (2000) ^[31]	FMCW雷达捕获胸腔微动信号，建立基础信号处理流程	FMCW雷达	可准确识别呼吸率与心率	生命体征监测技术验证	首次验证雷达捕获生理微动的可行性，构建了基础技术框架，为后续研究奠定基础	实验场景以静态为主，复杂动态场景的适应性尚未验证
	Sakamoto等 (2018) ^[32]	从头部提取心率信号	79 GHz UWB MIMO雷达	平均准确率83.7%，均方根误差16.3 ms	多部位生命体征监测	拓展信号采集部位，UWB MIMO雷达提升空间分辨率，丰富体征监测维度	头部运动时的信号稳定性缺乏充分验证，动态场景精度数据有限
	Alizadeh等 (2019) ^[33]	从频谱中提取呼吸 (0.1~0.6 Hz) 与心率 (0.8~2 Hz) 对应的峰值频率	77 GHz FMCW 雷达	与Hexoskinc智能运动背心相关性：呼吸率94%，心率80%	居家生命体征监测	真实场景验证实用性，与可穿戴设备高度相关，推动技术向居家健康管理转化	多人同场景下的信号区分能力尚未验证，缺乏相关实验数据
	Han与Hong (2020) ^[34]	多频率相位提取技术	60 GHz FMCW 雷达	相位谱中的杂散噪声显著减少，能精准捕捉生命体征与运动位移	复杂场景体征监测	算法层面解决范围迁移瓶颈，有效提升复杂环境下信号保真度，保障监测可靠性	多频率信号处理的功耗控制效果未明确，相关优化数据缺乏
	Yang等 (2021) ^[35]	A-FuseNet网络融合多雷达数据，引入活动和运动特征作为额外信息	FMCW/IR-UWB 雷达融合	动态场景生命体征监测精度提升至92.3%	动态场景体征监测	多人员等复杂室内场景均保持高准确率，可用于居家养老、住院患者监测等实际场景	多雷达部署的成本控制与系统集成复杂度优化尚未得到充分考虑
	Shokouhmand等 (2022) ^[36]	相机引导雷达波束对准，奇异值点检测 (SVPD) 算法优化监测区域	RGB-D相机、77~81 GHz FMCW 雷达	较传统雷达呼吸率准确率提升4%~7%、心率准确率提升5%~15%	室内单/双受试者生命体征监测	视觉-雷达融合提升波束对准精度，突破多目标与角度限制，兼顾实时性与准确率，适配室内多目标监测场景	依赖相机辅助，无光环境下的性能表现缺乏验证

续表3

研究方向	作者	核心方法	设备参数	关键结果	主要应用场景	技术特点与价值	缺点
HRV 监测	Han等 (2023) ^[37]	计算胸壁运动加速度增强心跳信号, 抑制呼吸影响, 利用联合优化算法与动态规划求解精准提取心跳间隔	FMCW雷达	心跳间隔 $RMSE$ 14.9 ms, HRV 参数 $RMSE$ 3.24 ms/4.91 ms/9.10 ms	非接触式HRV监测	呼吸干扰抑制效果好, HRV提取精度高, 为特殊人群与高危场景提供高精度非接触方案	实验以静态场景为主, 轻微体动场景下的精度稳定性缺乏验证
	马骁等 (2024) ^[38]	时变滤波经验模态分解 (TVF-EMD) 分离呼吸与心跳信号	60 GHz FMCW毫米波雷达	HRV 指标 ($MEAN$ 986 ~ 1 093 ms、 $SDNN$ 99.1~111.9 ms、 $rMSSD$ 18.1~41.2 ms), 结果与受试者主观疲劳感受一致	人员疲劳状态评估	突破传统EMD模态混叠局限, 时域信号重构可靠, 为疲劳状态评估提供技术支持	算法对计算资源要求较高, 嵌入式设备的部署适配性需进一步验证
血压 监测	Geng等 (2023) ^[39]	中心动脉 PTT (caPTT) 估计血压	77 GHz FMCW雷达	收缩压误差 (5.54±7.62) mmHg, 舒张压误差 (4.68±6.15) mmHg	无创血压监测	caPTT 测量稳定, 与接触式设备相关性高, 为无创血压监测提供新思路	血压估计误差接近临床标准临界值, 需进一步优化校准算法
	Singh等 (2023) ^[40]	同步采集胸部与手腕的皮肤位移信号, 将脉搏波速度 (PWV) 与手腕信号的AUC输入ANN估计血压	双FMCW毫米波雷达 (77 GHz、79 GHz)	收缩压 $RMSE$ =3.33 mmHg, 舒张压 $RMSE$ =3.14 mmHg	无创血压监测	融合多特征与神经网络, 血压估算精度高, 模型泛化能力较强	双雷达部署增加系统复杂度与成本, 单雷达方案的可行性尚未验证
	Vysotskaya等 (2023) ^[41]	获取皮肤位移提取脉搏波, 将21个脉冲波特征输入双隐藏层神经网络, 建立血压回归模型	60 GHz FMCW雷达	收缩压误差 (9.2±8.3) mmHg, 舒张压误差 (7.7±5.7) mmHg	连续无创血压监测	大样本验证稳定性, 多特征输入提升鲁棒性, 适配连续血压监测场景	血压估计误差偏大, 对高血压等特殊人群的适配性缺乏验证
	姜钰学等 (2024) ^[42]	引入自注意力机制的 MultiResUNet 为主干网络重建血压波形并提取深层特征, 结合卷积神经网络与长短期记忆网络估计 SBP 和 DBP	毫米波雷达	收缩压误差 (3.49±5.75) mmHg, 舒张压误差 (2.40±3.59) mmHg, 血压波形重建误差为 3.33 mmHg	血压精准测量+波形分析	兼顾血压测量与波形重建, 两阶段融合提升精度, 为心血管功能评估提供丰富数据	模型结构复杂导致计算功耗较高, 低功耗场景的适配性需优化
	王涛等 (2022) ^[43]	两步运动补偿算法去除运动伪影, 联合优化分解重构呼吸与心跳信号, 最终提取呼吸率、心率、心跳间隔	77 GHz FMCW毫米波雷达	呼吸率、心率、心跳间隔中位数误差 0.16 次/min、0.82 次/min、46 ms, 准确率 99.17%/98.94%/94.11%	驾乘人员生命体征监测	运动补偿算法抑制伪影, 动态场景精度高, 为驾驶安全监测提供可靠技术方案	极端路况 (剧烈颠簸) 下的性能表现缺乏充分验证
驾乘 场景 监测	张涛 (2023) ^[44]	融合心跳频率、呼吸频率、呼吸幅度3项指标, 与正常阈值对比决策驾驶员状态	77~81 GHz FMCW毫米波雷达	实现驾驶员疲劳监测与实时报警	驾驶员疲劳监测与安全预警	MIMO设计提升信号采集能力, 实时报警功能适配驾驶场景, 保障行车安全	基于固定阈值判断, 个体差异适配性的验证数据不足

续表3

研究方向	作者	核心方法	设备参数	关键结果	主要应用场景	技术特点与价值	缺点
睡眠监测	Turppa等 (2020) ^[45]	基于倒频谱分析提取心跳间隔、自相关分析提取呼吸率, 及HRV特征计算	24 GHz FMCW 雷达	心率平均绝对误差 3.6%, 呼吸率误差 9.1%	睡眠期生命体征监测	倒频谱分析提升信号处理鲁棒性, 多睡姿适配性强, 适用于复杂睡眠状态监测	未开展睡眠分期识别相关实验, 功能维度有待拓展
	Liu等 (2024) ^[46]	多帧方位角概率聚类算法净化点云, 将点云三维坐标与相对呼吸特征输入含卷积层、Transformer编码器的轻量化DNN模型实现睡眠姿势识别	77 GHz FMCW 雷达	6种睡眠姿势识别准确率98%, 在复杂场景下仍保持90%以上的准确率	睡眠姿势监测	角度净化与特征增强提升姿势识别精度, 为睡眠质量评估提供姿势维度数据	未结合睡眠质量关联分析, 应用价值的拓展数据不足
情绪识别与心理压力监测	陈泽统团队 (2022, 2023) ^[47-48]	构建ER-MIK (改进KNN)、ER-CNN (深度学习)、ER-MICG (多模态融合) 等分类模型, 融合生理与面部图像多模态数据	77 GHz FMCW 雷达	ER-MICG在特定/非特定人条件下识别精度85.5%/74.25%	非接触情绪识别	多模态融合降低情绪误判率, 非接触特性避免应激干扰, 适配心理评估场景	复杂混合情绪的识别效果缺乏验证, 相关场景数据有限
	Ha等 (2021) ^[49]	WiStress系统, 提取HRV等特征, 结合呼吸、运动信息, 输入随机森林分类器实现低/中/高三级压力分类	77 GHz FMCW 雷达	不同环境下压力水平的分类准确率达84%~95%, 且在受试者自由活动状态下仍保持较低的HRV提取误差	动态场景压力监测	多维信息融合提升了压力分类精度, 动态场景适应性强, 为实时压力评估提供支撑	高运动状态下的监测性能缺乏充分验证, 极限运动场景数据不足
	梁雨萌团队 (2023, 2024) ^[50-51]	mmStress系统, 捕捉无意识“置换活动”实时推断压力水平	60 GHz FMCW 雷达	30天部署实验平均准确率83%	日常场景压力评估	基于行为特征无需生理信号解析, 长期部署稳定性好, 适配高动态日常压力监测	易受外界环境因素干扰, 复杂环境下的抗干扰性能需验证
辅助医疗监测与诊断	Lenz等 (2023) ^[52]	波束成形, 捕捉胸壁振动测量心音	77 GHz FMCW MIMO雷达	S1/S2信噪比提升, 穿透厚衣物/对侧监测表现优异, 吸收功率密度符合安全标准	非接触心音听诊	抗噪与穿透能力强, 非接触特性适配传染病防控, 补充传统听诊器不足	实验样本量较小 (仅1名健康男性), 高频心音 (>75 Hz) 数据缺失, 成本偏高
	AlSawafth等 (2022~2025) ^[53-56]	微波/毫米波/太赫兹雷达, 利用介电常数差异成像	微波 (0.5~20 GHz)、毫米波 (30~300 GHz)、太赫兹 (0.1~10 THz) 雷达	微波: 病灶检出率≥70%; 毫米波: 1~5 mm病灶检出率≥83%; 太赫兹: 离体组织鉴别准确率≥90%	乳腺癌早期筛查/术中定位	无压迫无电离辐射, 多频段互补覆盖不同检测需求, 为乳腺癌诊疗提供分层技术方案	微波频段空间分辨率偏低, 太赫兹频段穿透深度有限 (<1 cm)
	Qi等 (2022) ^[58]	直接流速测量法测量尿液流速	77 GHz FMCW 雷达	雷达与传统重量传感器测得的速度变化趋势一致, 但雷达测得结果更稳定	尿动力学健康诊断	非接触直接测量, 避免传统方法干扰, 为尿动力学远程监测提供创新技术路径	目前仅完成模拟场景验证, 人体临床试验尚未开展

续表3

研究方向	作者	核心方法	设备参数	关键结果	主要应 用场景	技术特点 与价值	缺点
OSA 评估 与诊 断	李晨洋等 (2024) ^[60]	雷达设备与PSG对 比验证OSA诊断 性能	QSA600系统	轻/中/重度OSA诊断 灵敏度88.68%/ 89.83%/97.06%，特 异度94.87%/98.84%/ 99.10%	OSA居家初筛 与分级	低负荷无接触，与 PSG一致性高，适 配大规模OSA居家 筛查，提升患者依 从性	设备成本偏高， 基层医疗机构普 及的经济性需进 一步优化
	李瑜等 (2021) ^[59]	雷达设备与PSG同 步监测，对比AHI、 LSaO ₂ 等指标	具体信息未提及	AHI/LSaO ₂ 相关性 r =0.919/ r =0.865， 重度OSA敏感度100%	OSA筛 查与低 氧血症 检测	关键指标相关性高， 低氧血症检测精准， 为OSA分级与并发 症预警提供支持	缺乏长期居家监 测的有效性验证， 设备便携性有待 提升

AF-LiteFormer: 注意力融合轻量化Transformer (attention-fused lite transformer); A-FuseNet: 额外信息引导的融合网络 (additional information guided fusing network); AHI: 呼吸暂停低通气指数 (apnea-hypopnea index); ANN: 人工神经网络 (artificial neural network); AUC: 曲线下面积 (area under curve); caPTT: 中心动脉脉搏波传递时间 (central aortic pulse transit time); CCA: 典型相关分析 (canonical correlation analysis); CW: 连续波 (continuous wave); DBP: 舒张压 (diastolic blood pressure); DNN: 深度神经网络 (deep neural network); EMD: 经验模态分解 (empirical mode decomposition); FMCW: 调频连续波 (frequency-modulated continuous wave); HRV: 心率变异性 (heart rate variability); IR-UWB: 脉冲无线电超宽带 (impulse radio ultra-wideband); LSaO₂: 最低血氧饱和度 (lowest arterial oxygen saturation); MC-3DCNN: 多通道三维卷积神经网络 (multi-channel 3D convolutional neural network); MIMO: 多输入多输出 (multiple-input multiple-output); MultiResUNet: 多残差U网络 (multiResidual U-Net); OSA: 阻塞性睡眠呼吸暂停 (obstructive sleep apnea); PCE: 点云增强 (point cloud enhancement); PSG: 多导睡眠监测 (polysomnography); PTT: 脉搏波传递时间 (pulse transit time); PWV: 脉搏波速度 (pulse wave velocity); ResNet: 残差网络 (residual network); RGB-D: 红-绿-蓝深度图像 (red-green-blue-depth); RMSE: 均方根误差 (root mean square error); SBP: 收缩压 (systolic blood pressure); SVPD: 奇异值点检测 (singular value point detection); SVM: 支持向量机 (support vector machine); TVF-EMD: 时变滤波经验模态分解 (time-varying filtering empirical mode decomposition); UWB: 超宽带 (ultra-wideband)。

3 潜在挑战与未来发展方向

RBNHMT凭借无创、连续、隐私保护的核心优势，在健康监测领域展现出广阔应用前景，但其应用仍受复杂环境干扰、多目标识别困难、个体差异适配不足、硬件性能瓶颈等多方面因素局限^[20]。未来研究需围绕信号处理算法创新、硬件技术突破、多模态融合、场景拓展与跨学科创新展开，推动技术从实验室验证向现实世界场景的深度落地。

3.1 雷达技术局限性

复杂环境干扰是RBNHMT面临的核心挑战，其本质是雷达信号在室内外多场景传播过程中，受物理传播路径、电磁环境、运动伪影、多目标叠加等因素共同作用，引发的信号失真、噪声叠加与频谱混淆，直接影响雷达监测精度^[3, 5, 9, 62-65]。户外场景中，风雨产生的干扰信号会导致雷达回波出现信号强度远超人体体表微动信号的随机噪声，掩盖微弱的人体生理信号；室内场景中，金属家具、墙体、天花板等反射面会引发多路径效应，雷达发射信号经直射、反射等多条路径传播后，接收端会形成信号叠加、相位偏移与频谱混淆，破坏呼吸、心

率等生理信号的原始特征，这些因素都会直接影响生理参数监测的准确性^[9, 63, 65]。

现有生命体征与睡眠监测方面的研究多在相对理想的静态场景下进行实验验证，如Shokouhmand等^[36]采用静坐姿势、Han等^[37]采用仰卧姿势开展数据采集与算法验证，这类场景能最大程度减少环境干扰与运动影响，保障生理信号的纯净度^[3]。但在居家监测、病房护理、车载健康监测等真实应用场景中，环境往往更为复杂，监测目标也并非始终保持静止状态，目标的身体运动（如睡眠中的翻身、肢体活动）会引入非心跳、呼吸相关的位移或振动，这类运动幅度通常达厘米级，远大于胸壁因呼吸、心跳产生的毫米级微动，导致雷达采集的信号中混入干扰成分，即运动伪影干扰，这种干扰会直接掩盖或混淆呼吸、心率等生理信号的原始特征，严重影响动态场景下的信号解析精度^[9, 65]。

RBNHMT在多目标监测场景中面临显著挑战，这一问题在团队运动、多人病房护理、家庭集体居住等多目标密集场景中尤为突出^[63]。多个监测对象处于雷达探测范围内时，不同个体的胸壁微动（由呼吸、心跳导致）信号、肢体运动信号会与雷

达发射信号相互作用,引发信号叠加、串扰与频谱混淆,导致目标识别与分离困难^[64]。此外,不同个体的生理与身体特征存在固有差异,例如体型大小、胸壁厚度会影响雷达信号的反射强度与传播路径,呼吸频率、心率基线的差异可能导致信号频谱重叠,而年龄、体质差异引发的胸壁微动幅度不同(如老年人呼吸微动幅度小于青壮年),会进一步增加信号解析难度^[9, 65],因此将系统应用于多目标监测或跨个体场景时,必须充分考虑个体差异带来的影响,通过个性化校准、多特征融合等方式提升适配性^[3]。

此外,RBNHMT在硬件层面还面临着平衡体积、成本、功耗与性能的难题^[53, 55-56]。高性能雷达系统往往成本较高、体积较大,难以适配便携式或消费级应用场景;小型化、低成本雷达虽可嵌入日常设备,但测量精度可能下降,无法满足捕捉人体微动(如呼吸时胸腔位移)的监测需求;部分高性能雷达设备功耗较高,可能降低设备续航能力,影响其在长期连续监测应用场景中的实用性;低功耗设计虽能延长续航,又需平衡信号稳定性与探测灵敏度。这些硬件层面因素的制约直接影响着该技术的临床普及与多场景落地。

3.2 未来发展方向

信号处理算法方面需突破传统算法的局限,引入新兴技术实现精准解析。例如:采用小样本学习与元学习,让模型从极少量样本中快速学习泛化,针对个体生理特征差异快速适配新用户,大幅减少校准时间,解决跨个体适配难题;构建云端协同与边缘智能架构,边缘端本地实时处理信号、提取关键体征并完成异常检测,云端则开展复杂分析与长期健康建模,兼顾实时性与深度分析需求;研发自适应与鲁棒信号处理算法,基于强化学习设计自适应滤波器,动态调整参数以有效抑制运动伪影,提升动态场景下的信号鲁棒性。此外,可结合物理信息、神经网络等技术,进一步降低复杂环境噪声与干扰的影响,保障微弱生理信号的提取精度。

硬件研发需以“高灵敏度、低功耗、小型化、低成本”为核心目标,破解性能与集成性的平衡难题。芯片层面,借鉴车载毫米波雷达发展路线,推进高度集成的系统级芯片(SoC)设计,将多通道射频收发前端、频率合成、模数转换器与数字信号处理器/神经网络加速器集成于单个雷达SoC芯片,并针对生命体征提取与微多普勒分析设计专用加速单元,提升单位功耗下的处理效率。封装与天线设

计层面,采用天线封装一体化(AiP)技术,将多通道天线阵列直接集成于封装内部,在有限面积内实现毫米波波束形成与角度分辨能力,通过系统级封装(SiP)方案,将雷达SoC、存储器、控制器及相关无源器件集成为单一标准化封装模组,简化整机设计并降低制造成本,可供参考的成熟技术如加特兰RoP®封装技术,通过封装内辐射片与波导腔体结构,不仅大幅降低毫米波信号传输损耗,还能显著提升通道隔离度与天线增益,同时兼顾小型化、低成本与高可靠性,适配多场景高精度应用。功耗控制层面,引入事件驱动采样、占空比调度、压缩感知等技术,优化功耗管理模块,满足电池供电或嵌入式场景的长期连续监测需求。

多模态数据融合是提升系统监测鲁棒性的关键,可有效突破单一雷达技术在多目标识别与个体差异适配中的局限。一方面,通过将雷达技术与其他非接触监测技术(如红外、视频、激光雷达等)相结合,实现多模态数据的融合和不同技术之间的优势互补,以更全面地了解运动员的生理和运动状态,从而提高监测结果的准确性和可靠性。另一方面,建立多模态数据的互补与误差修正机制,通过不同技术的相互验证(如雷达提取的心率数据与红外测温的体温数据联动),降低单一技术的监测误差,解决多目标识别、个体差异适配等难题。

4 总结与展望

RBNHMT作为一种新兴的健康监测手段,通过发射电磁波并接收人体反射信号,结合信号处理算法,实现对呼吸、心率、体动、血压等生理参数的解析。其凭借非接触无创、在静态或简单动态场景下具备较强的抗干扰能力、隐私保护、多场景灵活适配的核心优势,为健康管理提供了安全便捷的技术路径。目前,该技术已在人类运动识别、生命体征与睡眠监测、情绪识别与心理压力监测及辅助医疗监测诊断等方向形成系统性研究成果,展现出广阔的应用前景。

然而该技术从实验室走向实际应用仍面临诸多挑战。环境适应性方面,复杂场景中的多路径效应与信号衰减问题亟待解决;监测性能方面,多目标识别困难、个体差异显著以及运动伪影干扰等问题制约了其在动态环境下的可靠性;系统集成层面,性能、尺寸、功耗与成本之间的平衡仍是实现规模化应用的关键瓶颈。

未来RBNHMT的研究与发展需要从技术性能

优化、多模态感知融合、应用场景拓展及跨学科协同创新等多个方面进行努力。随着技术瓶颈的逐步突破, RBNHMT有望成为全民健康管理的关键工具, 为临床辅助诊断、公共卫生筛查及个性化健康服务提供创新支撑, 助力健康中国建设。

参 考 文 献

- [1] 蔡玉立, 易波, 陈小琳, 等. 动态血糖监测技术与临床研究进展. 中国糖尿病杂志, 2021, **29**(12): 933-940
Cai Y L, Yi B, Chen X L, *et al.* Chin J Diabetes, 2021, **29**(12): 933-940
- [2] Gao F, Liu C, Zhang L, *et al.* Wearable and flexible electrochemical sensors for sweat analysis: a review. *Microsyst Nanoeng*, 2023, **9**: 1
- [3] Guo Y, Liu X, Peng S, *et al.* A review of wearable and unobtrusive sensing technologies for chronic disease management. *Comput Biol Med*, 2021, **129**: 104163
- [4] 拜军, 张保华, 张珊, 等. 非接触式人体心率监测方法的研究进展. 生物医学工程与临床, 2024, **28**(2): 293-298
Bai J, Zhang B H, Zhang S, *et al.* Biomed Eng Clin Med, 2024, **28**(2): 293-298
- [5] Choo Y J, Lee G W, Moon J S, *et al.* Application of non-contact sensors for health monitoring in hospitals: a narrative review. *Front Med*, 2024, **11**: 1421901
- [6] Wang J, Spicher N, Warnecke J M, *et al.* Unobtrusive health monitoring in private spaces: the smart home. *Sensors (Basel)*, 2021, **21**(3): 864
- [7] Zhang J, Xi R, He Y, *et al.* A survey of mmWave-based human sensing: technology, platforms and applications. *IEEE Commun Surv Tutor*, 2023, **25**(4): 2052-2087
- [8] Kouhalvandi L, Karamzadeh S. Advances in non-contact human vital sign detection: a detailed survey of radar and wireless solutions. *IEEE Access*, 2025, **13**: 27833-27851
- [9] Gu C. Short-range noncontact sensors for healthcare and other emerging applications: a review. *Sensors (Basel)*, 2016, **16**(8): 1169
- [10] 方震, 简璞, 张浩, 等. 基于FMCW雷达的非接触式医疗健康监测技术综述. 雷达学报, 2022, **11**(3): 499-516
Fang Z, Jian P, Zhang H, *et al.* J Radars, 2022, **11**(3): 499-516
- [11] Frazao A, Pinho P, Albuquerque D. Radar-based heart cardiac activity measurements: a review. *Sensors (Basel)*, 2024, **24**(23): 7654
- [12] Gharamohammadi A, Khajepour A, Shaker G. In-vehicle monitoring by radar: a review. *IEEE Sens J*, 2023, **23**(21): 25650-25672
- [13] Li C, Peng Z, Huang T Y, *et al.* A review on recent progress of portable short-range noncontact microwave radar systems. *IEEE Trans Microw Theory Tech*, 2017, **65**(5): 1692-1706
- [14] Li C, Un K F, Mak P I, *et al.* Overview of recent development on wireless sensing circuits and systems for healthcare and biomedical applications. *IEEE J Emerg Sel Top Circuits Syst*, 2018, **8**(2): 165-177
- [15] Wang F K, Horng T S, Peng K C, *et al.* Detection of concealed individuals based on their vital signs by using a see-through-wall imaging system with a self-injection-locked radar. *IEEE Trans Microw Theory Tech*, 2013, **61**(1): 696-704
- [16] Le Kernec J, Fioranelli F, Ding C, *et al.* Radar sensing in assisted living: an overview//IEEE Microwave Theory and Techniques Society (IEEE MTT-S). 2019 IEEE MTT-S International Microwave Biomedical Conference (IMBioC). Nanjing, China: IEEE Microwave Theory and Techniques Society (IEEE MTT-S), 2019: 1-4
- [17] 张云华. 现代雷达理论与技术. 北京: 科学出版社, 2023
Zhang Y H. Modern Radar Theory and Technology. Beijing: Science Press, 2023
- [18] 李刚. 雷达人体感知. 北京: 电子工业出版社, 2024
Li G. Radar for Human Sensing. Beijing: Electronic Industry Press, 2024
- [19] 张财生, 张林, 薛永华, 等. 现代雷达原理与应用. 北京: 电子工业出版社, 2023
Zhang C S, Zhang L, Xue Y H, *et al.* Principles and Applications of Modern Radar. Beijing: Electronic Industry Press, 2023
- [20] 周牧, 王勇, 谢良波, 等. 毫米波雷达感知技术及应用. 北京: 科学出版社, 2024
Zhou M, Wang Y, Xie L B, *et al.* Millimeter-wave Radar Sensing Technology and Its Applications. Beijing: Science Press, 2024
- [21] Jiang X, Zhang Y, Yang Q, *et al.* Millimeter-wave array radar-based human gait recognition using multi-channel three-dimensional convolutional neural network. *Sensors (Basel)*, 2020, **20**(19): 5466
- [22] Dang X, Tang Y, Hao Z, *et al.* PGGait: gait recognition based on millimeter-wave radar spatio-temporal sensing of multidimensional point clouds. *Sensors (Basel)*, 2023, **24**(1): 142
- [23] Ni Z, Huang B. Gait-based person identification and intruder detection using mm-wave sensing in multi-person scenario. *IEEE Sens J*, 2022, **22**(10): 9713-9723
- [24] Yan B, Wang P, Du L, *et al.* mmGesture: semi-supervised gesture recognition system using mmWave radar. *Expert Syst Appl*, 2023, **213**: 119042
- [25] Saeed U, Shah S Y, Shah S A, *et al.* Discrete human activity recognition and fall detection by combining FMCW RADAR data of heterogeneous environments for independent assistive living. *Electronics*, 2021, **10**(18): 2237
- [26] Abdu F J, Zhang Y, Deng Z. Activity classification based on feature fusion of FMCW radar human motion micro-Doppler signatures. *IEEE Sens J*, 2022, **22**(9): 8648-8662
- [27] Liang T, Liu R, Yang L, *et al.* Fall detection system based on point cloud enhancement model for 24 GHz FMCW radar. *Sensors (Basel)*, 2024, **24**(2): 648
- [28] An S, Ogras U Y. MARS: mmWave-based assistive rehabilitation system for smart healthcare. *ACM Transactions on Embedded Computing Systems*, 2021: 1-22
- [29] Fairchild D P, Narayanan R M. Classification of human motions

- using empirical mode decomposition of human micro-Doppler signatures. IET Radar Sonar Navig, 2014, **8**(5): 425-434
- [30] Yi J, Zou H, Yuan R, *et al.* A novel rehabilitation action recognition approach using AF-LiteFormer from millimeter wave radar. Meas Sci Technol, 2024, **35**(12): 126139
- [31] Matthews G, Sudduth B, Burrow M. A non-contact vital signs monitor. Crit Rev Biomed Eng, 2000, **28**(1/2): 173-178
- [32] Sakamoto T, Muragaki M, Tamura K, *et al.* Measurement of instantaneous heart rate using radar echoes from the human head. Electron Lett, 2018, **54**(14): 864-866
- [33] Alizadeh M, Shaker G, De Almeida J C M, *et al.* Remote monitoring of human vital signs using mm-wave FMCW radar. IEEE Access, 2019, **7**: 54958-54968
- [34] Han K, Hong S. Phase-extraction method with multiple frequencies of FMCW radar for human body motion tracking. IEEE Microw Wirel Compon Lett, 2020, **30**(9): 927-930
- [35] Yang X, Zhang X, Ding Y, *et al.* Indoor activity and vital sign monitoring for moving people with multiple radar data fusion. Remote Sensing, 2021, **13**(18): 3791
- [36] Shokouhmand A, Eckstrom S, Gholami B, *et al.* Camera-augmented non-contact vital sign monitoring in real time. IEEE Sens J, 2022, **22**(12): 11965-11978
- [37] Han X, Zhai Q, Zhang N, *et al.* A real-time evaluation algorithm for noncontact heart rate variability monitoring. Sensors (Basel), 2023, **23**(15): 6681
- [38] 马骁, 卢晓光, 张喆, 等. 基于时变滤波经验模态分解的非接触式心率变异性估计方法. 数据采集与处理, 2024, **39**(4): 1009-1019
- Ma X, Lu X G, Zhang Z, *et al.* J Data Acquis Process, 2024, **39**(4): 1009-1019
- [39] Geng F, Bai Z, Zhang H, *et al.* Contactless and continuous blood pressure measurement according to caPTT obtained from millimeter wave radar. Measurement, 2023, **218**: 113151
- [40] Singh L, You S, Jeong B J, *et al.* Remote estimation of blood pressure using millimeter-wave frequency-modulated continuous-wave radar. Sensors (Basel), 2023, **23**(14): 6517
- [41] Vysotskaya N, Will C, Servadei L, *et al.* Continuous non-invasive blood pressure measurement using 60 GHz-radar-a feasibility study. Sensors (Basel), 2023, **23**(8): 4111
- [42] 姜钰学, 杜昊泽, 徐刚. 基于神经网络的毫米波雷达血压测量和波形重建. 信号处理, 2024, **40**(9): 1597-1607
- Jiang Y X, Du H Z, Xu G. J Signal Process, 2024, **40**(9): 1597-1607
- [43] Wang F, Zeng X, Wu C, *et al.* Driver vital signs monitoring using millimeter wave radio. IEEE Internet Things J, 2022, **9**(13): 11283-11298
- [44] 张涛. 基于毫米波雷达的驾驶员疲劳监测系统. 电子制作, 2023, **31**(17): 42-44, 37
- Zhang T. Pract Electron, 2023, **31**(17): 42-44, 37
- [45] Turppa E, Kortelainen J M, Antropov O, *et al.* Vital sign monitoring using FMCW radar in various sleeping scenarios. Sensors (Basel), 2020, **20**(22): 6505
- [46] Liu X, Jiang W, Chen S, *et al.* PosMonitor: fine-grained sleep posture recognition with mmWave radar. IEEE Internet Things J, 2024, **11**(7): 11175-11189
- [47] 陈泽统. 基于毫米波的非接触式情感识别方法研究[D]. 兰州: 西北师范大学, 2023
- Chen Z T. Research on Non-contact Emotion Recognition Method Based on Millimeter Waves[D]. Lanzhou: Northwest Normal University, 2023
- [48] Dang X, Chen Z, Hao Z. Emotion recognition method using millimetre wave radar based on deep learning. IET Radar Sonar Navig, 2022, **16**(11): 1796-1808
- [49] Ha U, Madani S, Adib F. WiStress: contactless stress monitoring using wireless signals. 2021: 1-37
- [50] Liang K, Zhou A, Zhang Z, *et al.* mmStress: distilling human stress from daily activities via contact-less millimeter-wave sensing. Proc ACM Interact Mob Wearable Ubiquitous Technol, 2023, **7**(3): Article 110
- [51] 梁雨萌, 梁琨, 周安福. 由表及里:毫米波智能健康感知//中国电子学会. 2024年全国微波毫米波会议(中国微波年会). 北京: 中国电子学会, 2024: 893-895
- Liang Y M, Liang K, Zhou A F. From surface to inside: intelligent health sensing based on millimeter waves//Chinese Institute of Electronics. Proceedings of the 2024 National Microwave and Millimeter-Wave Conference (China Microwave Conference). Beijing: Chinese Institute of Electronics, 2024: 893-895
- [52] Lenz I, Rong Y, Bliss D. Contactless stethoscope enabled by radar technology. Bioengineering (Basel), 2023, **10**(2): 169
- [53] AlSawaftah N, El-Abed S, Dhou S, *et al.* Microwave imaging for early breast cancer detection: current state, challenges, and future directions. J Imaging, 2022, **8**(5): 123
- [54] Di Meo S, Bevacqua M T, Crocco L, *et al.* Recent developments in mm-wave tomographic and radar imaging for breast cancer detection//IEEE Antennas and Propagation Society. 2023 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting (USNC-URSI). Portland, OR, USA: IEEE, 2023: 511-512
- [55] de Jesus Aragão A, Carvalho D, Sanches B, *et al.* A review on microwave imaging systems for breast cancer detection. IEEE Access, 2024, **12**: 190611-190628
- [56] Singh C, Sharma C. Advances in microwave, millimeter wave, and terahertz imaging for breast cancer detection: a comprehensive review of antenna designs, challenges, and imaging techniques. ECS J Solid State Sci Technol, 2025, **14**(8): 087005
- [57] Alibakhshikenari M, Virdee B S, Shukla P, *et al.* Metamaterial-inspired antenna array for application in microwave breast imaging systems for tumor detection. IEEE Access, 2020, **8**: 174667-174678
- [58] Qi Y, Kong H, Kim Y. Estimation of urine flow velocity using millimeter-wave FMCW radar. Sensors (Basel), 2022, **22**(23): 9402
- [59] 李瑜, 宋勇莉, 田超永, 等. 新型远程雷达监测设备用于阻塞性睡眠呼吸暂停睡眠监测的临床应用评价. 临床耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2021, **35**(4): 293-296, 301

Li Y, Song Y L, Tian C Y, *et al.* J Clin Otorhinolaryngol Head Neck Surg, 2021, **35**(4): 293-296, 301

[60] 李晨洋, 王威, 黄炜峻, 等. 新型雷达设备诊断阻塞性睡眠呼吸暂停: 一项评价与多导睡眠监测等效性的平行对照研究. 中华耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2024, **59**(8): 857-863

Li C Y, Wang W, Huang W J, *et al.* Chin J Otorhinolaryngol Head Neck Surg, 2024, **59**(8): 857-863

[61] Sun L, Wang W, Wang Y, *et al.* Validation of a low-load monitoring system based on millimeter-wave radar and pulse oximetry vs. polysomnography for obstructive sleep apnea diagnosis. Sleep Health, 2025, **11**(6): 868-876

[62] Singh A, Rehman S U, Yongchareon S, *et al.* Multi-resident non-contact vital sign monitoring using radar: a review. IEEE Sens J, 2021, **21**(4): 4061-4084

[63] Pearce A, Zhang J A, Xu R, *et al.* Multi-object tracking with mmWave radar: a review. Electronics, 2023, **12**(2): 308

[64] Abed Abu Ali N, Rehman M, Mumtaz S, *et al.* Contactless diseases diagnoses using wireless communication sensing: methods and challenges survey. ACM Computing Surveys, 2024, **56**(9): 1-29

[65] Karpel I, Mysiński M, Olesz K, *et al.* Overview of respiratory sensor solutions to support patient diagnosis and monitoring. Sensors (Basel), 2025, **25**(4): 1078

Research and Outlook on The Application of Radar-based Non-contact Health Monitoring Technology*

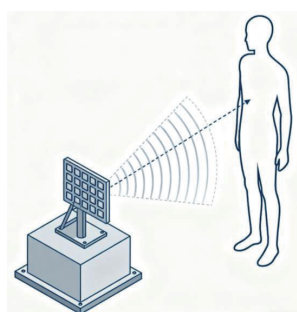
ZHONG Jia-Bin^{1,2)}, ZHANG Qing^{1,2)**}, QIAN Shuai-Wei³⁾

⁽¹⁾Physical Education and Sports School of Soochow University, Suzhou 215021, China;

⁽²⁾Institute of Health Futures, Soochow University, Suzhou 215021, China;

⁽³⁾School of Sports Medicine, Wuhan Sport University, Wuhan 430079, China)

Graphical abstract



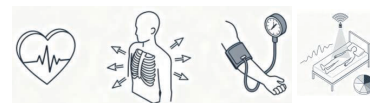
Basic principle of radar technology: electromagnetic wave signals are transmitted toward a target object via a transmitting antenna, and the reflected signals from the target object are received by a receiving antenna. Relevant information about the target object, such as distance, angle, and velocity, is then obtained through signal processing techniques



Main
application
directions



Human activity recognition



Vital sign and sleep monitoring



Auxiliary medical
monitoring and diagnosis



Emotion recognition, and
psychological stress monitoring

Abstract Radar-based non-contact health monitoring technology (RBNHMT) has emerged as a transformative paradigm in continuous health sensing, enabling non-invasive and continuous monitoring of physiological parameters and behavioral patterns by transmitting electromagnetic waves, analyzing the reflected signals, and detecting subtle bodily movements—ranging from millimeter-scale chest wall displacements due to respiration to micro-scale vibrations associated with cardiac activity—ultimately transforming them into quantifiable health data. Distinguished by its non-contact operation, inherent privacy preservation, and adaptability to diverse scenarios, RBNHMT exhibits stronger resistance to environmental interference than conventional contact-based monitoring, and has solidified its position as a prominent and dynamic research focus in the field of non-contact health monitoring. Currently, significant and multifaceted progress has been made across several key areas. In

* This work was supported by grants from the Key Project of the National Social Science Fund of China (24ATY007) and Sports Science Research Project Administered by Suzhou Municipal Bureau of Sports (TY2025-301).

** Corresponding author.

Tel: 86-512-67163420, E-mail: zhangqing@suda.edu.cn

Received: September 11, 2025 Accepted: February 9, 2026

human activity recognition (HAR), systems leveraging micro-Doppler signatures or point cloud sequences achieve high-precision detection of gait, gestures, and fall events, with state-of-the-art deep learning-based models achieving accuracy rates exceeding 99% in controlled experimental settings. For vital sign and sleep monitoring, it not only tracks respiratory and heart rates continuously but also extracts clinically relevant metrics such as heart rate variability (HRV) for autonomic nervous system assessment and estimates blood pressure through indirect methods like pulse transit time analysis, while maintaining robustness in dynamic settings through advanced motion compensation algorithms. In sleep monitoring, it further enables sleep posture classification and apnea event detection. In emotion and stress recognition, it provides a non-intrusive approach for psychological assessment by analyzing autonomic-response physiological signal patterns or behavioral features. Furthermore, its applications in auxiliary medical diagnosis have expanded to promising interdisciplinary areas such as non-contact heart sound auscultation, radar-based screening for obstructive sleep apnea (OSA), and emerging research into breast cancer detection using microwave and millimeter-wave imaging techniques. However, several challenges impede its practical deployment. Signal quality is significantly compromised by multipath interference in complex indoor environments and clutter from static objects, and by motion artifacts in dynamic scenarios where gross body movements obscure the subtle physiological signals. Algorithmically, separating signals from multiple targets in close proximity and calibrating for substantial individual physiological differences, such as body habitus, baseline vital signs, remain difficult and limit generalizability. Hardware design also faces the challenge of balancing power consumption, cost, integration, and performance, often requiring trade-offs that constrain miniaturization, battery life, or measurement sensitivity. Future advancement, therefore, requires collaborative and targeted innovation across multiple dimensions. Algorithmically, developing adaptive signal processing models based on emerging paradigms such as few-shot learning (for user-specific calibration with minimal data) and reinforcement learning (for dynamic noise suppression) is essential. At the hardware level, highly integrated radar SoCs with embedded processing capabilities and advanced packaging technologies are crucial for achieving the dual goals of device miniaturization and cost reduction without sacrificing performance. At the system level, fusing radar data with complementary modalities such as infrared and acoustic sensing can create a synergistic, multi-modal framework that significantly enhances perceptual robustness and reliability in complex, real-world environments. This review provides a comprehensive synthesis that systematically summarizes the relevant theoretical foundations and application progress, and offers an in-depth analysis of the current technical bottlenecks. It aims to provide a clear development path and a foundational academic reference for the in-depth integration and practical application of RBNHMT in critical scenarios including rehabilitation engineering, smart elderly care, in-vehicle health monitoring, and beyond, thereby offering innovative technical support for the vision of universal, proactive, and personalized health management.

Key words radar, non-contact health monitoring, human motion recognition, vital signs and sleep monitoring, auxiliary medical monitoring and diagnosis

DOI: 10.3724/j.pibb.2025.0407

CSTR: 32369.14.pibb.20250407