

## 基于FMCW雷达的非接触式医疗健康监测技术综述

方震<sup>\*①②④</sup> 简璞<sup>①②</sup> 张浩<sup>①②</sup> 姚奕成<sup>①②</sup> 耿芳琳<sup>①②</sup> 刘畅宇<sup>①②</sup>  
闫百驹<sup>①③</sup> 王鹏<sup>①</sup> 杜利东<sup>①</sup> 陈贤祥<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(中国科学院空天信息创新研究院 北京 100049)

<sup>②</sup>(中国科学院大学电子电气与通信工程学院 北京 100094)

<sup>③</sup>(上海交通大学电子信息与电气工程学院 上海 200240)

<sup>④</sup>(中国医学科学院个性化呼吸慢病管理创新单元 北京 100049)

**摘要:** 非接触式的医疗健康监测系统解决了用户依从性问题,避免了佩戴电极、传感设备进行监测带来的不舒适感,更有助于将健康监测融入日常生活。非接触式监测手段具有持续地监测用户健康状况的潜力,能够在突发急性医疗事件出现时及时示警,且能够满足新生儿、烧伤患者、传染病患者等特殊人群的监测需求。调频连续波(FMCW)雷达能够同时捕获雷达视场内目标的距离、速度信息,可用于非接触式地监测用户的心率、呼吸率等生理体征及跌倒等行为动作,且从技术上易于单片集成,成本可控,因此在医疗健康监测领域有着重要的应用价值。该文首先阐述了将FMCW雷达应用于非接触式医疗健康监测技术的理论基础,然后系统地归纳了该领域中的典型前沿应用,最后总结了基于FMCW雷达的医疗健康应用这一领域的研究现状及局限性,并对其应用前景与潜在的研究方向进行了展望。

**关键词:** FMCW雷达; 非接触式监测; 生理体征监测; 睡眠监测; 跌倒检测

**中图分类号:** TN95; TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 2095-283X(2022)03-0499-18

**DOI:** 10.12000/JR22019

**引用格式:** 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[J]. 雷达学报, 2022, 11(3): 499-516. doi: 10.12000/JR22019.

**Reference format:** FANG Zhen, JIAN Pu, ZHANG Hao, *et al.* Review of noncontact medical and health monitoring technologies based on FMCW radar[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(3): 499-516. doi: 10.12000/JR22019.

## Review of Noncontact Medical and Health Monitoring Technologies Based on FMCW Radar

FANG Zhen<sup>\*①②④</sup> JIAN Pu<sup>①②</sup> ZHANG Hao<sup>①②</sup> YAO Yicheng<sup>①②</sup>  
GENG Fanglin<sup>①②</sup> LIU Changyu<sup>①②</sup> YAN Baiju<sup>①③</sup> WANG Peng<sup>①</sup>  
DU Lidong<sup>①</sup> CHEN Xianxiang<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

<sup>②</sup>(School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

<sup>③</sup>(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

<sup>④</sup>(Research Unit of Personalized Management of Chronic Respiratory Disease, Chinese Academy of Medical Sciences, Beijing 100049, China)

收稿日期: 2022-01-19; 改回日期: 2022-03-04; 网络出版: 2022-03-31

\*通信作者: 方震 zfang@mail.ie.ac.cn \*Corresponding Author: FANG Zhen, zfang@mail.ie.ac.cn

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFC1512304, 2020YFC2003703), 中国医学科学院医学与健康科技创新工程项目(2019-I2M-5-019)

Foundation Items: The National Key Research and Development Project (2020YFC1512304, 2020YFC2003703), CAMS Innovation Fund for Medical Sciences (2019-I2M-5-019)

责任编辑: 吴一戎 Corresponding Editor: WU Yirong

**Abstract:** A contactless health monitoring system can contribute to health assessment in daily life by reducing appliance usage and avoiding discomfort from wearing electrodes or sensors. Such contactless approaches have the potential to continuously monitor the health status of users, alert patients and health personnel in time when acute medical emergencies occur, and meet the monitoring demands of special populations, such as newborns, burn patients, and patients with infectious diseases. The Frequency-Modulated Continuous-Wave (FMCW) radar can measure the range and velocity of sensing targets and be widely applied in heart and respiration rate monitoring and fall detection. Moreover, advances in FMCW radar have enabled low-cost radar-on-chip and antenna-on-chip systems. Thus, FMCW radar has vital application value in the medical and health monitoring fields. In this study, first, we introduce the basic knowledge of the application of FMCW radar in contactless health monitoring. Then, we systematically review the advanced applications and latest papers in this field. Finally, we summarize the present situations and limitations and provide a brief outlook for the application prospects and potential future research in the field.

**Key words:** FMCW radar; Contactless monitoring; Vital sign; Sleep monitoring; Falling detection

## 1 引言

呼吸、心率等生理指标是人体的基本生命特征信息,可直接反映人体的健康状况,此外生命特征参数的异常往往能引发医学上的突发紧急事件,因此对于这些生命特征信息的实时检测有非常重要的实用价值<sup>[1]</sup>。同时,近年来随着全球人口老龄化严重,慢性病普及以及突发的疫情,对生命体征的监测需求日渐强烈<sup>[2]</sup>。而目前生命特征信息主要依靠贴附于人体的接触式传感器、电极进行测量,这些方法都需要传感器直接或间接地接触人体,接触式测量制约了其应用范围,同时存在使用者依从性问题,当使用者不愿意佩戴或者忘记佩戴传感设备时,这些系统无法进行监测<sup>[3]</sup>。与上述传感设备相比,无线信号能够在用户毫无察觉的情况下进行监测,无需佩戴任何传感器。基于无线信号的医疗健康监测系统对用户的正常生活不造成影响,且能够解决用户依从性问题。研究表明,无线技术能够持续地监测用户的健康状况,这使其能够在发生晕厥、心脏骤停等紧急情况时及时示警,降低死亡或致残的风险,从而减轻社会医疗负担<sup>[4,5]</sup>。

相对于WiFi<sup>[6-8]</sup>、连续波(Continuous-Wave, CW)雷达<sup>[9-12]</sup>、音频设备<sup>[13,14]</sup>、视频设备<sup>[15,16]</sup>等无线设备,调频连续波(Frequency-Modulated Continuous-Wave, FMCW)雷达<sup>[17,18]</sup>的特性使得其更适用于医疗健康监测领域。首先, FMCW雷达是通过连续波进行频率调制,根据发射信号和回波信号的频率差、相位差来获取目标信息的一种雷达体制<sup>[19]</sup>。该雷达能够将获取的雷达信号划分为多个角度、距离尺度<sup>[20]</sup>,相较于WiFi, CW雷达捕获的信息具有更多的细节,这对于医疗健康监测系统有着重要意义。基于上述特性,不同于CW雷达, FMCW雷达能够隔离非感兴趣区域的噪声<sup>[21]</sup>,具备同时监测不同个体健康状况的潜力<sup>[22]</sup>。不同于音频、视频

设备, FMCW雷达捕获的用户信息需要专业的信号处理流程才能够解析,不会侵犯用户的隐私<sup>[23]</sup>。与脉冲雷达(如超宽带雷达)等设备相比, FMCW雷达具有较大的时带积,能够以低峰值功率达到与脉冲雷达等雷达设备相同的信噪比<sup>[24]</sup>。因此, FMCW雷达不需要集成高功率、高电压器件,这使得 FMCW雷达系统结构简单,易于集成在单个芯片中。得益于毫米波固态器件技术的高速发展, FMCW雷达能够兼具调频连续波与毫米波集成技术的优势<sup>[24]</sup>,这进一步缩小了 FMCW雷达的体积,同时降低了基于该雷达的医疗健康监测系统的成本。呼吸、心跳引起的身体表面局部振动的幅度分别约 5 mm, 200~500  $\mu\text{m}$ <sup>[14]</sup>,毫米级的波长有利于监测小幅度的振动,从而准确地监测生理体征<sup>[17]</sup>。

同时,在毫米波段存在大量未使用的频段,使得基于 FMCW雷达的医疗健康监测系统能够抵抗来自其他频段的干扰<sup>[25]</sup>。绝大多数商用 FMCW雷达与医疗设备专用频段无共享频段,因此不会对已有的医疗设备,尤其是植入式医疗设备造成干扰<sup>[26]</sup>。随着 5G 技术的发展与广泛应用,数据的传输速率与处理速率得到了革命性的提升,这为 FMCW雷达的数据传输与实时处理提供了保障<sup>[23]</sup>。综上所述, FMCW雷达在医疗健康监测领域(临床监测、日常健康状况监测等)有着广泛的应用前景。

目前,在基于 FMCW雷达的医疗健康监测这一领域中,最具有代表性的早期研究成果来自麻省理工学院多媒体实验室的 Fadel Adib 博士。Adib 博士等人<sup>[21]</sup>于 2015 年发表的研究成果中阐述了其基于 FMCW雷达获取被试者心率及呼吸率的方法。该研究展示了 FMCW雷达在人体生理体征监测这一应用上的潜力。该研究引领了新一轮的非接触式医疗健康监测技术研究热潮,使基于 FMCW雷达的生理体征获取,以及基于获取到的生理体征的健康

状况诊断(呼吸暂停<sup>[27]</sup>、睡眠监测<sup>[28]</sup>等) 成为一个热门的研究方向。

本文的组织结构如下: 第2节首先简要描述FMCW的基本原理, 然后列举在医疗健康领域经常被使用的一些FMCW雷达特征信息, 从而阐述将FMCW用于医疗健康领域的理论基础; 第3节介绍生理体征监测、睡眠质量监测与跌倒检测这3种FMCW雷达在医疗健康领域最为典型的前沿应用, 系统地归纳了这些应用中的突出研究成果; 第4节总结现有研究中存在的局限性, 并展望了未来该领域的发展趋势。

## 2 医疗健康领域中的FMCW雷达特征信息

### 2.1 微多普勒信号

应用于医疗健康领域的FMCW雷达主要有线性调频连续波(Linear Frequency-Modulated Continuous-Wave, LFMCW)雷达与步进调频连续波(Stepped Frequency Continuous-Wave, SFCW)雷达。本文以LFMCW为例介绍FMCW雷达如何获取多距离、角度的信号, 以及如何基于FMCW雷达提取生理体征信号。对于LFMCW雷达, 发射天线Tx周期性地发射频率随时间线性增长的信号

$$x_T(t) = A_T \exp\left(2\pi f_c t + \pi \frac{B}{T_c} t^2\right) \quad (1)$$

称为Chirp, 其中 $A_T$ 是Chirp的幅度,  $f_c$ 是Chirp的起始频率。 $B$ 和 $T_c$ 分别是Chirp的带宽与持续时间。雷达视场内多个目标的反射信号被接收天线Rx获取, 每个反射信号都是发射信号的缩放与移位版本。设第 $i$ 个距离单元内的反射面与雷达的距离为 $d_i$ 。接收信号

$$\begin{aligned} x_R(t) &= \sum_{i=1}^n \alpha_i x_T\left(t - \frac{2d_i}{c}\right) \\ &= A_T \sum_{i=1}^n \alpha_i \exp\left(2\pi f_c \left(t - \frac{2d_i}{c}\right) + \pi \frac{B}{T_c} \left(t - \frac{2d_i}{c}\right)^2\right) \end{aligned} \quad (2)$$

是多个目标反射信号的叠加, 其中 $c$ 是光速。 $\alpha_i$ 为第 $i$ 个目标的反射系数, 该参数受距离 $d_i$ , 目标的面积与材质等因素影响<sup>[18]</sup>。经过与发射信号 $S_T$ 混频, 输出的中频(Intermediate Frequency, IF)信号

$$\begin{aligned} x_{IF}(t) &= A_T \sum_{i=0}^n \alpha_i \exp\left(4\pi \frac{B d_i}{c T_c} t + 4\pi \frac{f_c d_i}{c} + 4\pi \frac{d_i^2 B}{c^2 T_c}\right) \\ &\approx A_T \sum_{i=0}^n \alpha_i \exp\left(\overbrace{4\pi \frac{B d_i}{c T_c} t}^{f_i} + \overbrace{4\pi \frac{f_c d_i}{c}}^{\phi_i}\right) \end{aligned} \quad (3)$$

为多个谐波的叠加, 其中 $f_i$ ,  $\phi_i$ 为第 $i$ 个距离单元反射信号的频率与相位。来自不同距离物体的反射具有不同的频率。因此, 对IF信号进行FFT变换, 雷达视场被划分为不同的距离区间, 称为Range Bin。距离分辨率

$$d_{res} = \frac{c}{2B} \quad (4)$$

为雷达能够分辨不同目标之间的最小距离。当第 $i$ 个Range Bin内的反射面存在微振动, 即 $d_i(t) = d_i + v_i(t)$ , 其中 $v_i(t)$ 为该Range Bin内的微振动, 该Range Bin的相位 $\phi_i(t)$ 受 $v_i(t)$ 调制。 $\phi_i(t)$ 与 $v_i(t)$ 的调制关系为

$$\phi_i(t) = 4\pi \frac{(d_i + v_i(t))}{\lambda_c} \quad (5)$$

其中,  $\lambda_c = c/f_c$ 为雷达信号的波长。此时,  $\phi_i(t)$ 称为微多普勒信号, 这种由于微振动引起的相位调制现象称为微多普勒效应<sup>[29]</sup>。图1展示了从雷达天线接收信号中提取微多普勒信号的信号处理流程。

SFCW雷达与LFMCW雷达都通过对连续波雷达的频率进行调制, 从而将信号划分为多个距离尺度, 两者有着相似的工作原理与硬件结构<sup>[30]</sup>。与LFMCW雷达相同, 对于SFCW雷达, 其信号频率随时间周期性地变化, 如图2所示。SFCW雷达将不同频率的信号分时发射, 可以在获得高距离分辨率的同时降低对数字信号处理机瞬时带宽的要求<sup>[31]</sup>, 易于实现较大带宽, 目前已有很多研究基于SFCW雷达进行非接触式医疗健康监测<sup>[30,32,33]</sup>。然而, 相对于LFMCW雷达, SFCW雷达的波形较复杂, 需要复杂度更高的信号处理流程<sup>[34,35]</sup>。由于LFMCW雷达与SFCW雷达的相似性, 相当一部分基于LFMCW雷达的监测算法同样适用于SFCW雷达<sup>[30]</sup>。

一些人体生理体征以人体表面特定区域的微振动的形式呈现。选择合适的Range Bin中的微多普勒信号, 这类生理体征能够被捕获。如第1节所述, 大部分商用FMCW雷达的波长在毫米波波段。假设波长为1 mm, 即使是幅度仅为100  $\mu\text{m}$ 的微振动生理体征都能够导致微多普勒信号具有约1.26 rad的幅度, 这使得FMCW雷达信号对微振动生理体征具有较高的分辨率。文献<sup>[36]</sup>定量地分析了发射功率、天线增益、距离等因素与微振动生理体征测量性能的关系。基于微多普勒信号, 一系列生理体征能够被准确地测量, 这将在第3节被详细阐述。

### 2.2 Range-Doppler图

如2.1节所述, 只有选择人体特定区域所在的Range Bin, 微多普勒信号才具有应用于医疗健康



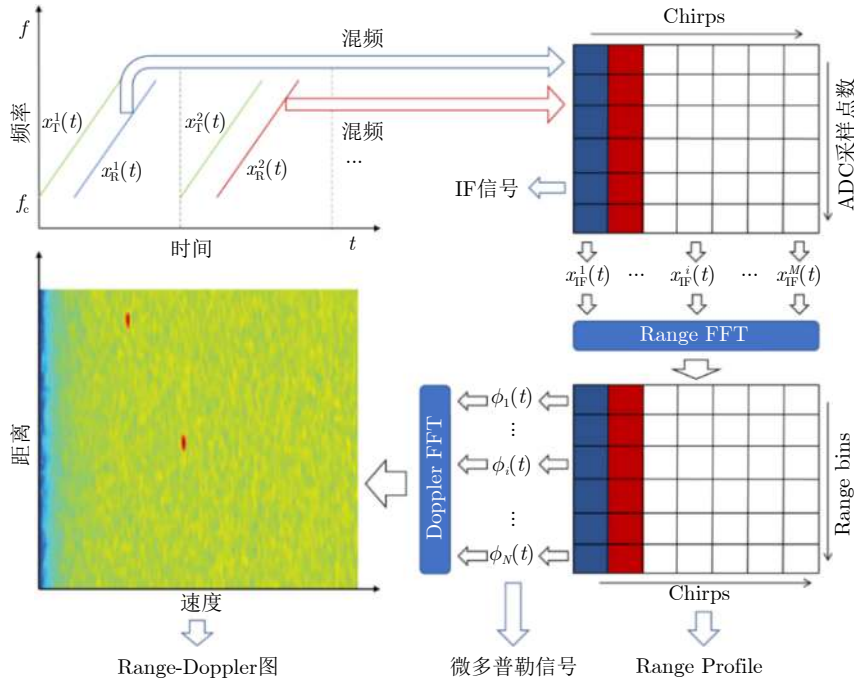


图 1 基于FMCW雷达的接收信号提取微多普勒信号与计算Range-Doppler图的信号处理流程。其中多个Chirp的IF信号经过FFT变换后得到的二维矩阵称为Range Profile

Fig. 1 The signal processing flow of extracting micro-Doppler signal and calculating Range-Doppler map based on the received signal of FMCW radar. The two-dimensional matrix of multiple Chirp IF signals after FFT transform is called Range Profile

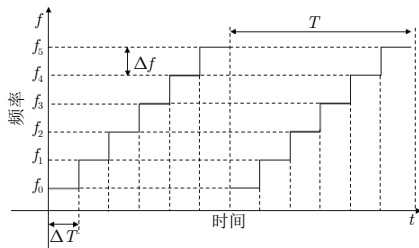


图 2 SFCW雷达信号时频图  
Fig. 2 Time-frequency graph of SFCW radar

领域的价值。然而，Range Profile为二维复数矩阵，从Range Profile中无法直观地得到存在人体生理体征的特定区域对应的Range Bin。由式(3)与式(5)可知，经过对IF信号进行FFT变换，在Range Profile中第*i*个Range Bin对应的复数信号为

$$X_i(t) = A_T \alpha_i \exp\left(4\pi f_c \frac{d_i + v_i(t)}{c}\right) \quad (6)$$

当 $v_i(t) = v_i t$ 时，有

$$X_i(t) = A_T \alpha_i \exp\left(4\pi f_c \frac{d_i + v_i t}{c}\right) \quad (7)$$

其中， $v_i t$ 是第*i*个Range Bin内微振动物体的径向移动速度。可以看出， $X_i(t)$ 中出现的径向运动导致了量化值为 $(4\pi f_c v_i)/c$ 的Doppler频移。因此，对 $X_i(t)$ 进行FFT变换得到幅度谱，该幅度谱能够反映

第*i*个Range Bin内微振动物体的速度。对所有的Range Bin重复上述操作，得到Range-Doppler图<sup>[37]</sup>，如图1所示。

除了估计微振动的速度，FMCW雷达也能够监测人体运动的速度。对于FMCW雷达，单个chirp的持续时间为微秒级。因此，在极短时间内能够连续发送多个chirp，且在该段时间内人体各部位无法产生明显的位移，可以视作微振动。因此，Range-Doppler图能够反映人体各部位的运动状态，在日常行为监测、跌倒检测、帕金森等疾病的监护中有着重要的意义<sup>[38]</sup>。由于Range-Doppler图具有直观的视觉信息，近年来一些研究成果将其作为卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)<sup>[39]</sup>的输入值，尝试解决医疗健康领域的分类及回归问题<sup>[40-42]</sup>。

### 2.3 Range-Angle图

FMCW雷达虽然具有分离不同距离反射信息的能力。然而，单个雷达天线无法估计反射物体所在的角度这一信息。具有多根Rx天线的FMCW均匀雷达阵列能够检测反射物体的到达角(Angle-of-Arrival, AOA)。均匀排布，相邻Rx天线距离为*d*的雷达阵列如图3所示。设远场的反射信号为 $x(t)$ ，AOA为 $\theta$ ，则雷达阵列中各Rx天线接收到的信号为

$$\begin{aligned}
\mathbf{y}(t) &= [\tilde{y}_0(t), \tilde{y}_1(t), \dots, \tilde{y}_{N-1}(t)] \\
&= \left[ x(t) + n_0(t), x(t) \exp\left(-j2\pi f_0 \frac{d \sin \theta}{c}\right) \right. \\
&\quad \left. + n_1(t), \dots, x(t) \exp\left(-j2\pi f_0 \frac{(N-1)d \sin \theta}{c}\right) \right. \\
&\quad \left. + n_{N-1}(t) \right] \\
&= \left[ 1, \exp\left(-j2\pi f_0 \frac{d \sin \theta}{c}\right), \dots, \right. \\
&\quad \left. \exp\left(-j2\pi f_0 \frac{(N-1)d \sin \theta}{c}\right) \right] x(t) + \mathbf{n}(t) \\
&= \mathbf{a}(\theta)x(t) + \mathbf{n}(t) \tag{8}
\end{aligned}$$

其中,  $n_i(t)$ 为噪声( $i \in \{0, 1, \dots, N-1\}$ ),  $f_0$ 为信号的频率。基于角度FFT变换、Capon波束赋形以及MUSIC算法, 能够求解 $\mathbf{a}(\theta)$ , 从而估计AOA。基于上述AOA估计流程, 每个距离-角度单元的反射信号强度能够被计算, 从而得到Range-Angle图, 如图3所示<sup>[22]</sup>。

基于多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)技术,  $N$ 个Rx天线与 $M$ 个时分复用的Tx天线能够生成具有 $NM$ 个Rx天线的虚拟雷达阵列<sup>[43]</sup>。这种方法节省了雷达天线数, 降低了硬件成本, 缩小了FMCW雷达芯片的体积, 使之更容易被集成在医疗健康系统中而不被用户察觉。互相垂直的两组雷达阵列能够反射物体水平-竖直方向的AOA, 从而全面地反映三维空间中的反射信息<sup>[44]</sup>。

如2.1节所述, 提取包含人体生理体征的微多普勒信号需要确定人体特定位置所在的Range Bin, 而Range-Angle图恰好能够直观地描述人体所在的位置。使用恒虚警检测算法(Constant False Alarm Rate, CFAR)与聚类策略处理Range-Angle图, 人体在3D空间的坐标可以被确定<sup>[45]</sup>, 从而进一步生成点云<sup>[46]</sup>等雷达特征。近年来, 一些研究将Range-Angle图输入基于深度神经网络的目标检测模型, 用于估计人体所在的区域<sup>[47]</sup>。相较于CFAR

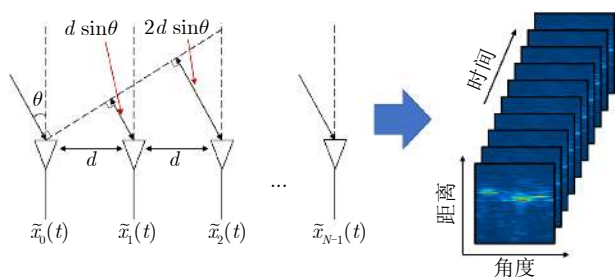


图3 FMCW雷达天线阵列计算Range-Angle图的原理示意图

Fig. 3 The schematic diagram of Range-Angle diagram based on FMCW radar antenna array

等传统算法, 深度神经网络能够区分人体与雷达视场内的其他运动物体, 如电风扇、宠物、扫地机器人等<sup>[39]</sup>。具有多根Tx, Rx天线对的FMCW雷达阵列, 甚至有还原3D空间内人体轮廓, 估计人体各部位(手臂、腿部、胸部等)所在区域的能力<sup>[48]</sup>。综上所述, Range-Angle图能够被用于确定人体, 甚至是人体特定部位所在的区域, 从而提取包含人体生理体征的微多普勒信号。与Range-Doppler图相同, 如图3所示的多帧Range-Angle图能够反映人体各部分的运动状态, 对于跌倒检测、日常行为监测等涉及动作信息的应用有着重要价值<sup>[49,50]</sup>。

在一些波段(如微波波段, 即300 MHz~300 GHz), 雷达信号能够穿透人体表面, 使得Rx获取来自人体内部组织、器官的反射信号。此时, Range-Angle图能够作为医学影像<sup>[51,52]</sup>。相对于超声、核磁共振成像等技术, 基于雷达Range-Angle图的医学影像技术具有成本低廉、辐射强度小、能够长时间监测的优势, 具有广阔的应用前景<sup>[53]</sup>。

### 3 FMCW雷达在医疗健康领域的典型应用

#### 3.1 生理体征监测

生理体征是反映人体身体和精神状态的重要指标。在医疗健康监测领域, 例如睡眠监测、疲劳检测、情绪感知等高级应用都依赖准确的生理体征监测。部分生理活动能够导致人体表面特定区域出现局部微振动。如2.1节所述, FMCW雷达对于微振动具有较高的分辨率, 基于微多普勒信号能够获取到微振动信号, 从而准确地监测生理体征。表1总结了基于FMCW雷达进行生理体征监测这一领域的研究现状。

在已有的基于FMCW雷达的生理体征监测研究中, 大多是针对呼吸率及心率的监测。这两种体征的监测是将微振动测量应用于医疗健康领域的典型案例。由于呼气、吸气会导致肺部的收缩与扩张, 呼吸会引起胸腔、腹部表面相对于雷达的径向运动, 称为呼吸努力值。关于心脏振动描记图(Seismocardiogram, SCG)<sup>[54,55]</sup>的众多研究成果也表明了心脏跳动会引起胸腔表面的周期性局部振动。综上所述, 从FMCW雷达的微多普勒信号中可以获取心跳信号和呼吸努力值。

近年来, 基于FMCW雷达的心率、呼吸率监测技术成为一项研究热点。其中部分工作实现了同时测量多个个体的心率、呼吸率。文献<sup>[56,57]</sup>基于FMCW雷达距离监测原理, 建立1D人体定位算法, 从而确定不同被试者所在的Range Bin, 实现多人心率、呼吸率监测。然而, 当不同个体相对雷达距离相同, 所在角度不同时, 上述系统无法区分来

表 1 基于FMCW雷达的心率、呼吸率监测研究现状总结

Tab. 1 Summary of heart rate and respiratory rate monitoring based on FMCW radar

作者	信号获取方法	生理参数估计方法	实验设置	监测指标
Adib等人 <sup>[21]</sup>	微多普勒信号提取	频谱分析	被试者保持静止, 与雷达相距1 m	RR准确率中位数为99.3%, HR准确率中位数为98.5%
Mercuri等人 <sup>[56]</sup>	微多普勒信号提取	频谱分析	2名被试者, 静止, 与雷达距离分别为2.6 m, 5.4 m	98.5%的RR估计误差小于3 次/min, 95.5%的HR估计误差小于3 次/min
Wang等人 <sup>[22]</sup>	Beamforming, 微多普勒信号提取	频谱分析	3名被试者, 2名被试者与雷达距离1 m, AOA相差60°, 1名被试者与雷达距离为1.5 m, 保持静止	RR, HR平均准确率大于92.8%
Chen等人 <sup>[58]</sup>	相控阵技术, 微多普勒信号提取	频谱分析	2名被试者, 与雷达距离相同, 约2 m, 被试者间距离1 m, 静止	97.8%的RR估计误差小于1.5 次/min, 93.6%的HR估计误差小于3 次/min
Sun等人 <sup>[50]</sup>	EMD, 微多普勒信号提取	频谱分析	被试者与雷达间距1.0~2.5 m, 静止	HR估计误差RMSE为2.03~5.83 次/min
Wang等人 <sup>[45]</sup>	VMD, 微多普勒信号提取	峰值检测	被试者与雷达间距0.5~2.0 m, AOA为0~60°, 静止	IBI RMSE为29.850~68.974 ms
Toda等人 <sup>[60]</sup>	CNN, 微多普勒信号提取	QRS波群检测	被试者静止, 距离2.5 m	IBI MAE为17.8 ms
Ha等人 <sup>[61]</sup>	Beamforming, CNN, 微多普勒信号提取	Unet <sup>[62]</sup>	被试者静止, 面向雷达, 距离25~50 cm	心脏收缩期、舒张期等心脏活动检测准确率90%, 召回率为69.8%
Zheng等人 <sup>[63]</sup>	CFAR, 多变量VMD, 微多普勒信号提取	频谱分析, 峰值检测	被试者驾驶汽车, 在不同路况下行驶	RR 误差中位数为 0.06 次/min, HR MAE误差中位数为 0.6 次/min, IBI误差中位数约50 ms
Chen等人 <sup>[64]</sup>	深度对比学习算法, 微多普勒信号提取	频谱分析, 峰值检测	被试者存在步行, 坐下/站起等大 幅度肢体运动	RR HR的MAPE为2%, 3%; 不同肢体运动下IBI误差中位数为20~40 ms

自不同个体的反射信号。针对这一问题, 文献[22,65]基于MIMO技术与Beamforming技术从距离、角度两个尺度划分来自雷达视场内的反射信号。其中, 文献[22]的呼吸率(Respiratory Rate, RR)、心率(Heart Rate, HR)的误差中位数为0.19 次/min与0.92 次/min, 该准确率能够满足大多数应用场景。相控阵技术能够将雷达波束聚焦于某个角度, 文献[58,66]基于相控阵技术对整个雷达视场进行角度扫描, 从而监测位于不同位置、角度用户的心率、呼吸率。

心跳引起的微振动幅度约比呼吸努力值小一个数量级。此外, 由于直流偏移等原因, FMCW雷达测量振动信号时存在难以避免的非线性, 导致检测到的心跳信号中往往混有呼吸谐波。一些创新性的研究使用小波变换<sup>[67]</sup>, 最小均方(Least Mean Square, LMS)滤波器<sup>[68]</sup>、经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)<sup>[59]</sup>、变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)<sup>[45,69]</sup>等算法滤除来自呼吸的干扰, 从而得到更准确的心率估计值。在心率监测领域, 逐拍间隔(Inter-Beat Interval, IBI), 即每个心跳周期的时间长度是一项重要参数。相对于监测一段时间的平均心率, IBI能够更全面地反映心血管系统的健康状况。然而,

不同于心电图(Electrocardiogram, ECG)中的QRS波群<sup>[70]</sup>, 基于FMCW雷达获取的心跳信号没有标识每个心跳周期开始与结束的标准特征点, 因此难以准确估计IBI。绝大多数基于FMCW雷达的心率监测研究仅仅能够估计一段时间的平均心率。文献[71]首次基于FMCW雷达心跳信号进行IBI估计, 该研究首先利用二阶差分去除呼吸谐波, 然后基于获取的心跳信号, 使用模板匹配算法与动态规划估计IBI。文献[45]使用VMD算法从微多普勒信号中提取高质量的心跳信号, 通过对心跳信号的包络进行峰值检测估计IBI, 其IBI误差中位数为28 ms。高精度的IBI监测能够被用于心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)分析。HRV分析能够反映自主神经系统的状态, 对于睡眠质量监测、压力评估、情绪识别<sup>[71]</sup>等重要领域有着重要意义。然而, 已有研究中的IBI估计对于大多数涉及HRV分析的应用来说准确度有待提高。相关研究表明, 基于ECG与SCG信号, 能够准确地计算一些心脏活动(如瓣膜的开启与关闭)的时间。一些研究者基于有监督深度神经网络, 将FMCW雷达心跳信号重建为ECG<sup>[60]</sup>或SCG<sup>[61]</sup>, 从而准确地估计高细粒度的心脏活动的时间。然而这些研究依赖有监督神经网络, 目前没有受到广泛认可的含有同步ECG, SCG



标签的FMCW雷达心跳信号数据集, 复现这些成果需要采集大量数据, 并且对于新的个体的泛化性能需要被进一步评估。

基于FMCW雷达的心率、呼吸率监测系统在实际场景中的应用面临着一些挑战, 其中最主要的挑战是身体运动干扰。大幅度的身体运动会导致无线信道的明显改变。由于呼吸与心跳引起的振动分别为毫米级、亚毫米级, 即使很小幅度的身体运动也会导致呼吸努力值与心跳信号的严重失真。然而, 身体运动具有随机性, 难以建模。大部分工作在性能评估时要求被试者保持静止。一些工作基于能量阈值法、异常值检测等策略确定存在身体运动的时间段, 将该时间段内的信号丢弃, 防止出现难以接受的测量误差。这是一种可行的策略, 然而一定程度上牺牲了系统的时间覆盖率。文献[63]针对车辆驾驶场景, 基于多变量VMD<sup>[72]</sup>从车辆振动及驾驶员自身运动导致的运动伪影中分离呼吸努力值及心跳信号, 呼吸率与心率误差中位数分别为0.06次/min, 0.6次/min, IBI误差中位数为50ms。文献[64]将从身体运动干扰中分离心跳信号、呼吸努力值建模为非线性盲源分离问题, 基于深度对比学习算法<sup>[73]</sup>求解该问题, 实现了日常身体运动状态(打字、运动等)下的心率、呼吸率监测。当雷达信号穿透障碍物时, 其信号严重衰减, 导致监测到的生理体征信噪比降低<sup>[74,75]</sup>。一些工作针对穿透墙壁等障碍物的生理体征监测展开研究<sup>[76,77]</sup>。这些工作在灾后救援任务中被困幸存者的生命监测等场景下有着重要的应用价值<sup>[76]</sup>。另外, 这些工作中所提出的信号处理技术对复杂环境下医疗健康监测也有着重要的借鉴意义。文献[78,79]使用信息超材料设计可编程超表面(Programable Metasurface, PM)。当用户处于不同位置、姿态下, PM基于神经网络自适应地改变编码模式, 从而将波束聚焦到胸部或其他合适的区域。由于造价、尺寸的约束, 用于生理体征监测的雷达能够集成的天线数量受到约束, 因此在监测生理体征时用户的距离、姿态受到较大约束, 文献[78,79]为解决这方面的难题提供了重要思路。此外, 还有一些研究致力于解决其他实际应用中的挑战, 例如与其他雷达设备间的相互干扰<sup>[80]</sup>、多径效应<sup>[57]</sup>等。

上述研究成果展示了FMCW雷达在非接触式生理监测领域的潜力, 不仅在日常健康状况监测方面有着广泛的应用前景, 在临床医疗场景下也有着重要的应用价值<sup>[81]</sup>。新生儿与烧伤患者需要持续的生理体征监测, 然而, 其身体上无法佩戴电极或可穿戴传感器<sup>[82,83]</sup>。因此, 这些人群对于非接触式生

理体征监测有着迫切需求<sup>[84]</sup>。在传统医疗实践中, 传染病患者生理体征需要医护人员手动测量, 容易导致交叉感染, 非接触式生理体征监测系统的使用能够规避这种风险<sup>[84,85]</sup>。此外, 重症患者的生理体征也需要被持续地监测, 非接触式方法能够提高患者治疗期间的舒适度, 并且能够降低医疗负担。相当一部分非接触式生理体征监测领域的研究成果声称其能够被应用于传染患者、烧伤患者、新生儿以及重症患者的呼吸监测与心率监测<sup>[45,86]</sup>。由于对于这些人群的生理体征监测原理与一般人相同, 这些研究成果的主张合乎逻辑。文献[87]针对新生儿心率、呼吸率监测场景设计了FMCW雷达硬件系统。文献[88]利用雷达对住院患者的呼吸率进行24小时的非接触式持续性监测, 从而判断其是否患有肺炎。

前文所述生理体征测量方案的理论基础都是生理活动会引起人体局部的微振动, 然而, 极少数研究并非基于该原理。文献[89]提出了一种基于FMCW雷达的肺功能监测系统, 当用户向雷达芯片吹气时, 板子的振动会导致周围静止物体的反射发生变化, 从而基于用户吹气时获取的FMCW雷达信号进行肺活量测定, 并生成流量-体积图。

### 3.2 睡眠监测

#### 3.2.1 睡眠质量监测

良好的睡眠质量对个人的身心健康, 生活质量, 工作效率有着重要意义。为了定量地评估睡眠质量, 美国睡眠医学学会(American Academy of Sleep Medicine, AASM)将睡眠分为觉醒(WAKE)、快速眼动期(Rapid Eye Movement, REM)、N1、N2和N3 5个睡眠阶段, 其中N1被归类为浅睡期, N2、N3被归类为深睡期, 这些阶段在整晚睡眠中的占比是评估睡眠质量的重要指标<sup>[90]</sup>。对HRV<sup>[91]</sup>与心肺耦合(心血管系统与呼吸系统的相互作用机制)<sup>[92-95]</sup>的相关研究表明, 呼吸和心跳模式与睡眠阶段有着潜在的联系<sup>[96]</sup>。然而, 这种联系较为复杂, 难以建模。近年来, FMCW雷达的广泛应用恰逢机器学习领域, 尤其是深度神经网络的快速发展。机器学习模型能够建模包含呼吸与心跳模式的FMCW雷达信号与睡眠阶段间的复杂的非线性关系, 避免了人工提取特征。文献[97]基于Range-Angle图确定人体位置并判断床所在的区域, 在获取上述信息后, 基于隐马尔可夫模型判断被试者是否在床上, 并将包含身体运动与呼吸模式的FMCW雷达信号输入CNN网络判断被试者是否处于WAKE阶段, 计算睡眠延迟(Sleep Latency, SL)、卧床时间(Time in Bed, TIB)、总睡眠时间(Total Sleep Time, TST)、睡眠效率(Sleep Efficiency, SE, 即

TST/TIB)、觉醒后清醒时间(Wake After Sleep Onset, WASO)等与失眠程度量化评估指标(该指标由美国国家睡眠基金会依据AASM标准制定<sup>[28]</sup>, 受到广泛认可), 从而判断被试者是否失眠。文献<sup>[98]</sup>基于CNN与长短时记忆网络(Long Short-Term Memory Network, LSTM), 将包含呼吸、心跳模式的FMCW雷达微多普勒信号的时频图作为输入, 预测睡眠阶段, 并基于条件对抗网络<sup>[99]</sup>监督分类模型提取与睡眠阶段高度相关, 与被试者个体差异、实验场景无关的特征, 从而提高分类算法对于新用户的泛化性能, 最终对WAKE、REM、深睡与浅睡4种睡眠阶段的分类准确率分别为63%, 82%, 83%与75%。相对于多导睡眠仪(Polysomnography, PSG)这一监测睡眠质量的标准设备, 上述系统避免了用户佩戴大量的电极与传感设备, 提高了监测过程中的睡眠舒适度。但是FMCW雷达的睡眠阶段监测原理决定了其无法获取脑电、眼电、肌电等在睡眠监测领域较为重要的信息。目前基于FMCW雷达的睡眠阶段分类系统的准确率相对可穿戴设备有较大差距, 这些系统的分类结果对于评估睡眠质量有一定参考价值, 但目前尚无法用于临床监测。

### 3.2.2 睡眠呼吸暂停

睡眠呼吸暂停(Sleep Apnea, SA)是一种常见且可能致命的睡眠障碍<sup>[100]</sup>。作为一种潜在的身体疾病, 睡眠障碍很难在睡眠中被轻易发现, 会增加患心血管功能障碍、中风、糖尿病等疾病的风险, 对健康构成威胁。根据众多相关研究, 呼吸努力值(呼吸引起的胸部、腹部位移)以及IBI能够被用于睡眠呼吸暂停检测<sup>[101-105]</sup>。一些已发表的基于FMCW雷达的生理体征监测研究都声称其成果能够被应用于SA监测<sup>[66,106]</sup>。文献<sup>[107]</sup>基于FMCW雷达获取呼吸努力值与心跳信号, 并基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)判断被试者呼吸是否正常, 并检测SA等呼吸异常事件, 正常呼吸、SA与各种呼吸异常状态的识别准确率为98.25%。

### 3.2.3 睡姿识别

睡眠时的姿势对人体健康有着一定影响。研究表明, 睡眠质量与睡眠姿势以及姿势的改变密切相关<sup>[108,109]</sup>。同时, 睡姿的监测在SA<sup>[110]</sup>、帕金森<sup>[111]</sup>等疾病的治疗过程中有着重要价值, 例如, 对于阻塞性SA患者, 仰卧这一睡姿会导致不良的气道几何形状, 减小肺容积, 是不推荐的睡姿<sup>[110]</sup>。不正确的睡姿甚至会增加癫痫、婴儿猝死综合征等疾病患者猝死的风险<sup>[112,113]</sup>。文献<sup>[114]</sup>基于商用FMCW雷达, 将获取的距离-角度图作为输入, 使用具有

Inception-Residual模块的多通道CNN网络识别被试者的姿态, 对于8种睡眠姿势, 分类结果的Kappa系数为85.35%。然而, 该工作中的睡眠姿势指的是躺在床上、翻身、起床等动态过程, 虽然对于睡眠质量监测有着一定意义, 但无法监测人体的静态睡姿, 如仰卧、俯卧等, 不是真正意义上的睡姿识别。实际上, 仰卧等静态睡姿的监测较为困难。睡姿监测系统很难避免周围物体反射的干扰, 如墙壁、床等。因此, 很难保证睡姿监测系统对于新环境的泛化能力。在基于FMCW雷达的生理体征监测与动作检测领域, 研究者经常采用将相邻chirp对应的IF信号相减来排除环境干扰<sup>[115-117]</sup>。这是由于对于静止物体, 其反射不随时间变化而改变。然而在睡姿监测领域, 无法采用这种策略。原因是睡眠状态下, 除生理体征引起的局部身体振动, 人体处于静止状态, 这种环境干扰排除策略会导致人体姿态信息的丢失。文献<sup>[118]</sup>使用迁移学习的策略, 对于新的环境, 其提出的姿态识别深度神经网络模型(输入为Range-Angle图)仅需要16分钟的含睡姿标签的数据对模型进行微调, 就能够在新环境中达到足够高的准确率。该成果<sup>[118]</sup>使用床面的法向量与人体前躯干表面法向量夹角描述睡姿, 对于使用16分钟、1整晚与1周含睡姿标签的数据(新环境下采集的)进行微调的模型, 在新环境下的人体睡姿识别平均误差分别为 $28.3^\circ \pm 8.7^\circ$ 、 $25.6^\circ \pm 6.7^\circ$ 与 $15.3^\circ \pm 4.4^\circ$ 。

### 3.3 跌倒检测

跌倒是老年人意外死亡、受伤的主要原因<sup>[119]</sup>。对于老年人群, 跌倒造成骨折的概率约为90%<sup>[120]</sup>。在65岁以上的老人中, 约三分之一每年至少经历一次摔倒, 其中大部分老人跌倒后受伤并住院接受治疗<sup>[121]</sup>。调查显示, 跌倒直接导致每年上百亿美元的医疗开销<sup>[120]</sup>。如果老人在跌倒后没有被及时发现, 那么跌倒的风险就大得多, 因为老人跌倒后往往无法独立爬起, 长时间躺在地板上可能会导致体温过低、脱水、横纹肌溶解、吸入性肺炎和压疮, 甚至死亡<sup>[122]</sup>。对于独居老人, 跌倒后没有被及时治疗的情况则更加普遍<sup>[123]</sup>。近年来, 随着信息技术与物联网技术的发展, 跌倒检测系统成为医疗健康领域的研究热点<sup>[124]</sup>。如果能够在被监测者跌倒时及时向亲属及监护人员示警, 不仅能降低死亡及受伤的风险, 同时也能够减少医疗资源消耗。

Range-Doppler图、Range-Angle图等FMCW雷达特征信息中包含距离、角度、速度等与人体运动相关的时间、空间维度的信息, 这些雷达特征信



息能够被用于跌倒检测<sup>[37]</sup>。FMCW雷达在跌倒检测领域具有独特的优势,与视频设备相比,避免了用户隐私泄露的风险,与陀螺仪、加速度计等可穿戴设备相比,不影响用户的日常生活,不会出现忘记佩戴设备导致设备失效的情况,这些优势使得FMCW雷达受到该领域研究者的广泛关注。表2总结了基于FMCW雷达的跌倒检测技术的研究现状。

文献<sup>[125]</sup>提出一种基于自编码器(Auto-encoder)与Logistic回归的多传感器融合方法,采集的信号来自FMCW雷达和3个穿在身上的惯性传感器(在手腕、腰部和脚踝上),实现了可穿戴传感器和雷达数据之间的特征融合。为了验证他们的方法对没有参与训练的个体的泛化性能,该研究采用“留一法”(Leave-One-Out, LOO)的交叉验证策略,达到了96%的平均准确率(Accuracy, Acc)。然而,雷达接收的信号是环境中所有物体对雷达信号反射的组合,不同环境对雷达信号的影响不同。他们只在一个环境采集了数据,并没有验证系统在新的环境下的性能。此外,该系统仍然需要被试者佩戴传感器,违背了使用FMCW雷达进行非接触式监测的初衷。

文献<sup>[126]</sup>基于CNN与LSTM设计跌倒检测网络,将获取的多帧Range-Doppler图作为输入,获得了96.67%的平均检测准确率与3.33%的漏警率。文献<sup>[127]</sup>提出了一种线性核卷积神经网络(Linear Kernel Convolution Neural Network, LKCNN)来直接处理FMCW雷达获取的IF信号来检测坠落运动,并提出了一种数据样本生成方法,利用多个接收信道和足够小的脉冲重复时间为训练过程生成多个样本。实验结果表明,该方法能够以较少的网络参数和较小的计算量检测到跌倒运动,具有较高的准确性、灵敏度和特异性。然而,上述两项研究仅仅将跌倒检测视作动作分类,跌倒样本与非跌倒样本比例接近1:1。在长时间的跌倒检测场景中,跌

倒是偶然性事件,在时间维度上是稀疏的。日常生活中,跌倒与非跌倒样本的比例通常接近0。

文献<sup>[128]</sup>使用FMCW雷达阵列生成水平方向和垂直方向的Range-Angle图,将2.5 s的多帧Range-Angle图输入基于ResNet与Softmax网络层的分类器,用于识别是否发生跌倒。该研究在不同场景下,针对不同的被试者采集了包含滑倒、绊倒等8种跌倒姿势的超过40种的动作种类。该研究的创新点在于考虑到了跌倒事件在时间维度上的稀疏性,采用多个级联的分类器逐级排除非跌倒样本,在跌倒样本与非跌倒样本比例约1:100的情况下,准确率、召回率与F1 Score分别达到了91.9%、93.8%与92.9%。尽管他们的工作取得了令人信服的结果和较高的精度,但仍然存在一些问题。首先,该研究使用的设备有12个Tx天线和12个Rx天线,这意味着较大的体积和高昂的成本,难以在实际监测场景中部署。此外,真实跌倒样本的采集是不现实的,但是难以保证被试者有意做出的跌倒动作(假摔)与真实情况的一致性,因此使用假摔样本进行训练与验证仍然存在一定局限性。

文献<sup>[46]</sup>基于变分自编码器(Variational Auto-Encoder, VAE)和循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)设计跌倒检测网络,将Range-Angle图与CFAR算法生成的人体点云作为输入,学习深度动作特征。该研究,以半监督的方式仅采用正常活动数据进行训练,而不使用跌倒(假摔样本)。在测试阶段,一旦发生如跌倒的异常动作模型将产生较高的异常得分,最终实现了98%的跌倒检测准确度。尽管该研究提出的模型避免了使用假摔样本导致的局限性,但仍有一些不足。在实验中,仅有包括跌倒在内的5类动作被采集,仅包含各类跌倒动作与日常动作中的极少部分。同时,该研究与文献<sup>[128]</sup>相同,没有考虑跌倒事件在时间维度上的稀疏性,在测试集中,正常样本与跌倒样本的比例为4:1。

表2 基于FMCW雷达的跌倒检测研究现状总结

Tab. 2 Summary of research status of falling detection based on FMCW radar

作者	雷达特征信息	算法概述	是否在新用户/ 新环境下测试	是否需要 采集跌倒样本	非跌倒/跌倒 样本比例	检测指标
Jokanovic等人 <sup>[125]</sup>	Range Profile, Range-Doppler图	Autoencoder+ Logistic回归	否	是	43:17	Acc: 96%
Tian等人 <sup>[128]</sup>	Range-Angle图	级联CNN分类器	是	是	450000:293	F1: 0.929
元志安等人 <sup>[126]</sup>	Range-Doppler图	CNN+LSTM	是	是	1:1	Acc: 96.67%
Wang等人 <sup>[127]</sup>	IF信号	LKCNN	否	是	1:1	Acc: 95.24%
Jin等人 <sup>[46]</sup>	点云	VAE+RNN	否	否	4:1	Acc: 98%
Li等人 <sup>[40]</sup>	Range-Doppler图	LSTM	是	是	5:1	Acc: 96%

## 4 总结与展望

### 4.1 研究现状及局限性

目前国内外学者基于FMCW雷达在医疗健康领域的多个方面进行了应用研究,并取得了大量有价值的研究成果。部分研究基于微多普勒现象监测人体生理体征,相比其他无线设备,达到了更高的监测性能。在大量生理体征监测的研究成果基础上,一些研究者基于生理体征信号设计心脏事件监测、呼吸暂停监测系统应用,这些研究拓展了FMCW在医疗健康领域的应用场景。此外,FMCW雷达的广泛应用恰逢深度神经网络的快速发展。深度学习网络能够深入挖掘多普勒信号、Range-Doppler图、Range-Angle图等各种FMCW雷达特征信息,并建模与睡眠阶段、跌倒事件、睡眠姿势等医疗应用间复杂的非线性关系。

然而,FMCW雷达在医疗健康领域的应用仍然存在着以下问题以及局限性:(1)能够获取的生理体征有限:相对于多导睡眠仪等传统医疗设备,以及可穿戴设备,FMCW雷达仅能监测与微振动相关的生理体征(呼吸、心跳等),无法获取生物电信号等信息。这一局限性使得大多数系统的性能无法与传统医疗设备相比。目前的研究成果虽然具有较强的参考价值,但仍不适合被用于需要高精度的临床诊断场景。(2)鲁棒性:FMCW雷达信号容易受到干扰,在医疗健康领域,这些干扰包括身体运动、监测目标的姿态及位置变化、其他生理体征、周围的运动物体等。许多研究在设计性能评估实验时人为地规避了这些问题,如让被试者保持静止等。虽然,相对于绝大多数无线设备,FMCW雷达具有更强的抗干扰能力。然而,大多数基于FMCW雷达的系统在这些干扰下的鲁棒性需要被进一步评估。(3)泛化性能:近年来,许多研究者基于深度神经网络将FMCW雷达特征信号应用于医疗健康领域。然而,与基于深度神经网络的大多数系统相同,这些研究成果也存在着泛化性能问题。在训练与测试过程中,大多数系统中的神经网络模型使用实验室场景下,基于健康被试者采集的数据。这些系统对于真实场景的泛化性能有待提高。此外,大多数实验中使用的数据来自健康被试者,这些研究成果对于患病人群的泛化性能需要被评估。(4)医疗标准的缺失:考虑到暴露在大量辐射中对人体的危害,一直以来,对于应用在医疗健康领域的无线设备,其发射功率等参数都受到严格的标准限制。不同于传统的无线设备,目前被广泛使用的商用FMCW雷达芯片处于毫米波频段。在毫米波频段内,大气中传播衰减严重,因此高增益天线甚至是

阵列天线被用于对抗这种衰减。在医疗健康领域,目前没有针对毫米波波段的发射功率等雷达参数标准。关于各个国际组织制定的相关标准是否能继续有效地衡量毫米波辐射危害,目前正在学术界及工业界被广泛讨论和研究。

### 4.2 展望

现代社会中人们对自身健康水平的关注程度超过以往任何一个时期。FMCW在医疗健康领域具有独特优势,这些优势使其具有满足人们时刻了解自身健康状况这一需求的潜力。随着硬件技术与嵌入式技术的发展,集成有更多Tx, Rx天线的雷达芯片将会具有更小的尺寸与更低的价格。基于FMCW雷达捕获的雷达特征信息将包含更多的细节,更高信噪比的生理体征信号将能够被提取,各类医疗健康应用的性能将会得到进一步的改善。目前,上百万台智能手机(如Pixel 4)中已经集成有小尺寸的FMCW雷达。在5G技术与IoT时代,可以预见,FMCW雷达将会被嵌入手机、电脑、扫地机器人甚至墙壁中,从而融入人们生活的方方面面。基于FMCW雷达的医疗健康监测系统能够将部分只能在医院获得的服务转移到日常生活中,实现无处不在的医疗健康服务。此外,FMCW雷达在临床应用中也有着广阔的应用前景。目前,新型冠状病毒肺炎(Corona Virus Disease 2019, COVID-19)已经成为全球性的流行性传染病。在照护COVID-19病患时,生理体征的监测尤其重要。基于FMCW雷达的医疗健康监测系统的使用能够降低交叉感染的风险。

从现有研究状况可以预见,在医疗健康领域,FMCW雷达在以下方面的应用价值将会受到学术界及工业界的关注:

(1) 心血管疾病检测:FMCW雷达已经在心率监测这一应用中展现了较好的性能。同时,目前有研究者基于微多普勒信号成功重建ECG与SCG<sup>[60,61]</sup>。这说明基于微多普勒现象能够捕获充足的心血管系统信息。目前已有大量研究基于ECG判断是否患有心血管疾病<sup>[129]</sup>。因此,FMCW雷达具备检测用户是否患有心血管疾病的潜在能力值得研究。由于心血管疾病本身具有偶发性,佩戴ECG的有限时间内或许无法监测到心血管系统的异常活动,而FMCW雷达具有持续监测能力,基于该设备的心血管疾病检测技术有着重要价值。

(2) 脑血管监测:如3.1节所述,基于MIMO技术,FMCW雷达能够区分不同距离、角度的反射信号。这一特性能够用于脑血管监测。大脑区域不同位置的介电性质不同,因此,这些位置的反射能量

存在差异。基于FMCW雷达重建的大脑区域Range-Doppler图或多帧Range-Angle图具有反映脑血管的扩张速率等时变特性的潜在可能。目前已有基于FMCW雷达监测全脑模型中的脑血管活动的相关研究<sup>[130]</sup>。

(3) 慢性呼吸疾病检测: 慢性呼吸疾病在中国发病率高。其中, 我国20岁及以上人群哮喘患病率为4.2%, 成人患者总数达4570万人<sup>[131]</sup>。此外, 研究表明, 我国慢性阻塞性肺疾病(Chronic Obstructive Pulmonary Disease, COPD)患者人数约1亿人<sup>[132]</sup>。慢性呼吸疾病的早期发现与康复评估对于该疾病的整体防控有着重要意义<sup>[131]</sup>。目前已有基于ECG信号中提取的呼吸努力值进行COPD检测的研究<sup>[133]</sup>。慢性呼吸疾病患者普遍存在气短、咳嗽和呼吸困难等症状。通过FMCW雷达能够对上述症状及使用者的生理体征进行监测, 基于数据融合对使用者的肺功能进行综合性评估, 有望为慢性呼吸疾病的早期发现和康复评估提供有效的手段。

(4) 心理健康状况评估: 对心理健康的评估也是医疗健康应用的重要方面。一些研究揭示了心血管系统、呼吸系统与人的情绪<sup>[71]</sup>、压力<sup>[134]</sup>等心理状态有着潜在的联系。FMCW雷达能够监测心血管系统以及呼吸系统的活动, 因此具有监测用户当前心理状态的潜在可能。对用户的心理状态进行长时间持续监测, 得到的统计结果理论上能够反映用户的心理健康状况。

(5) 疲劳检测: 疲劳是界定虚弱和衰老问题的主要医学症状。同时, 疲劳也是导致健康生活质量下降的关键因素, 这可能会造成相当大的健康和经济负担<sup>[135]</sup>。当人们长时间驾驶或过度工作学习时, 疲劳会导致记忆力或注意力的下降, 甚至会危及生命。此外, 疲劳是许多常见疾病的症状, 如类风湿性关节炎、癌症等<sup>[136]</sup>。相关研究表明, 呼吸努力值、心率等生理体征能够反映人体疲劳程度<sup>[135]</sup>。目前已有研究基于FMCW雷达提取的生理体征信号进行疲劳度评估<sup>[137]</sup>。

声明: 方震、简璞和张浩对该文具有相同的贡献。

## 参考文献

- [1] LU Shan, WANG Anzhi, JING Shenqi, *et al.* A study on service-oriented smart medical systems combined with key algorithms in the IoT environment[J]. *China Communications*, 2019, 16(9): 235–249. doi: [10.23919/JCC.2019.09.018](https://doi.org/10.23919/JCC.2019.09.018).
- [2] AL-MAHMUD O, KHAN K, ROY R, *et al.* Internet of things (IoT) based smart health care medical box for elderly people[C]. 2020 International Conference for Emerging Technology (INCET), Belgaum, India, 2020: 1–6. doi: [10.1109/INCET49848.2020.9153994](https://doi.org/10.1109/INCET49848.2020.9153994).
- [3] VILLENEUVE E, HARWIN W, HOLDERBAUM W, *et al.* Reconstruction of angular kinematics from wrist-worn inertial sensor data for smart home healthcare[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 2351–2363. doi: [10.1109/ACCESS.2016.2640559](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2016.2640559).
- [4] MAHFOUZ M R, KUHN M J, and TO G. Wireless medical devices: A review of current research and commercial systems[C]. 2013 IEEE Topical Conference on Biomedical Wireless Technologies, Networks, and Sensing Systems, Austin, USA, 2013: 16–18. doi: [10.1109/BioWireleSS.2013.6613660](https://doi.org/10.1109/BioWireleSS.2013.6613660).
- [5] PARK E, KIM J H, NAM H S, *et al.* Requirement analysis and implementation of smart emergency medical services[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 42022–42029. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2861711](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2861711).
- [6] LIU Jian, CHEN Yingying, WANG Yan, *et al.* Monitoring vital signs and postures during sleep using WiFi signals[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(3): 2071–2084. doi: [10.1109/JIOT.2018.2822818](https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2822818).
- [7] WANG Hao, ZHANG Daqing, WANG Yasha, *et al.* RT-Fall: A real-time and contactless fall detection system with commodity WiFi devices[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(2): 511–526. doi: [10.1109/TMC.2016.2557795](https://doi.org/10.1109/TMC.2016.2557795).
- [8] WANG Xuyu, YANG Chao, and MAO Shiwen. PhaseBeat: Exploiting CSI phase data for vital sign monitoring with commodity WiFi devices[C]. 2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS), Atlanta, USA, 2017: 1230–1239. doi: [10.1109/ICDCS.2017.206](https://doi.org/10.1109/ICDCS.2017.206).
- [9] LIN Feng, SONG Chen, ZHUANG Yan, *et al.* Cardiac scan: A non-contact and continuous heart-based user authentication system[C]. The 23rd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Snowbird, USA, 2017: 315–328. doi: [10.1145/3117811.3117839](https://doi.org/10.1145/3117811.3117839).
- [10] WILL C, SHI K, SCHELLENBERGER S, *et al.* Local pulse wave detection using continuous wave radar systems[J]. *IEEE Journal of Electromagnetics, RF and Microwaves in Medicine and Biology*, 2017, 1(2): 81–89. doi: [10.1109/JERM.2017.2766567](https://doi.org/10.1109/JERM.2017.2766567).
- [11] RAHMAN T, ADAMS A T, RAVICHANDRAN R V, *et al.* DoppleSleep: A contactless unobtrusive sleep sensing system using short-range doppler radar[C]. The 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, Osaka, Japan, 2015: 39–50. doi: [10.1145/2750858.2804280](https://doi.org/10.1145/2750858.2804280).
- [12] YANG Yang, HOU Chunping, LANG Yue, *et al.* Open-set



- human activity recognition based on micro-Doppler signatures[J]. *Pattern Recognition*, 2019, 85: 60–69. doi: [10.1016/j.patcog.2018.07.030](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2018.07.030).
- [13] LARSON E C, GOEL M, BORIELLO G, *et al.* SpiroSmart: Using a microphone to measure lung function on a mobile phone[C]. The 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing, Pittsburgh, USA, 2012: 280–289. doi: [10.1145/2370216.2370261](https://doi.org/10.1145/2370216.2370261).
- [14] ZHANG Fusang, WANG Zhi, JIN Beihong, *et al.* Your smart speaker can “hear” your heartbeat![J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2020, 4(4): 161. doi: [10.1145/3432237](https://doi.org/10.1145/3432237).
- [15] 陆佳鑫. 基于深度神经网络的人体跌倒碰撞前行为检测研究[D]. [硕士学位论文], 电子科技大学, 2021.
- LU Jiaxin. A research of human pre-impact fall detection based on deep neural network[D]. [Master dissertation], University of Electronic Science and Technology of China, 2021.
- [16] SADREAZAMI H, BOLIC M, and RAJAN S. Fall detection using standoff radar-based sensing and deep convolutional neural network[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2020, 67(1): 197–201. doi: [10.1109/TCSII.2019.2904498](https://doi.org/10.1109/TCSII.2019.2904498).
- [17] PENG Zhengyu and LI Changzhi. Portable microwave radar systems for short-range localization and life tracking: A review[J]. *Sensors*, 2019, 19(5): 1136. doi: [10.3390/s19051136](https://doi.org/10.3390/s19051136).
- [18] JARDAK S, ALOUINI M S, KIURU T, *et al.* Compact mmWave FMCW radar: Implementation and performance analysis[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2019, 34(2): 36–44. doi: [10.1109/MAES.2019.180130](https://doi.org/10.1109/MAES.2019.180130).
- [19] PATOLE S M, TORLAK M, WANG Dan, *et al.* Automotive radars: A review of signal processing techniques[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2017, 34(2): 22–35. doi: [10.1109/MSP.2016.2628914](https://doi.org/10.1109/MSP.2016.2628914).
- [20] LI Changzhi, PENG Zhengyu, HUANG T Y, *et al.* A review on recent progress of portable short-range noncontact microwave radar systems[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2017, 65(5): 1692–1706. doi: [10.1109/TMTT.2017.2650911](https://doi.org/10.1109/TMTT.2017.2650911).
- [21] ADIB F, MAO Hongzi, KABELAC Z, *et al.* Smart homes that monitor breathing and heart rate[C]. The 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, Seoul, Republic of Korea, 2015: 837–846. doi: [10.1145/2702123.2702200](https://doi.org/10.1145/2702123.2702200).
- [22] WANG Fengyu, ZHANG Feng, WU Chenshu, *et al.* ViMo: Multiperson vital sign monitoring using commodity millimeter-wave radio[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(3): 1294–1307. doi: [10.1109/JIOT.2020.3004046](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3004046).
- [23] CHEN Baozhan, QIAO Siyuan, ZHAO Jie, *et al.* A security awareness and protection system for 5G smart healthcare based on zero-trust architecture[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(13): 10248–10263. doi: [10.1109/JIOT.2020.3041042](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3041042).
- [24] 李健. 24GHz调频连续波雷达信号处理技术研究[D]. [硕士学位论文], 南京理工大学, 2017.
- LI Jian. Research on signal processing technology of 24GHz FMCW radar[D]. [Master dissertation], Nanjing University of Science and Technology, 2017.
- [25] 李艳莉. 毫米波通信技术的研究现状和进展[C]. 四川省通信学会2010年学术年会论文集, 成都, 2010: 46–49.
- LI Yanli. Research status and progress of millimeter wave communication technology[C]. Papers of the 2010 Annual Conference of Sichuan Communications Society, Chengdu, China, 2010: 46–49.
- [26] CHADWICK P E. Regulations and standards for wireless applications in eHealth[C]. 2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Lyon, France, 2007: 6170–6173. doi: [10.1109/IEMBS.2007.4353763](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2007.4353763).
- [27] YANG Xiaodong, FAN Dou, REN Aifeng, *et al.* Sleep apnea syndrome sensing at C-band[J]. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 2018, 6: 2701008. doi: [10.1109/JTEHM.2018.2879085](https://doi.org/10.1109/JTEHM.2018.2879085).
- [28] OHAYON M, WICKWIRE E M, HIRSHKOWITZ M, *et al.* National sleep foundation’s sleep quality recommendations: First report[J]. *Sleep Health*, 2017, 3(1): 6–19. doi: [10.1016/j.sleh.2016.11.006](https://doi.org/10.1016/j.sleh.2016.11.006).
- [29] 张群, 胡健, 罗迎, 等. 微动目标雷达特征提取、成像与识别研究进展[J]. 雷达学报, 2018, 7(5): 531–547. doi: [10.12000/JR18049](https://doi.org/10.12000/JR18049).
- ZHANG Qun, HU Jian, LUO Ying, *et al.* Research progresses in radar feature extraction, imaging, and recognition of target with micro-motions[J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(5): 531–547. doi: [10.12000/JR18049](https://doi.org/10.12000/JR18049).
- [30] KEBE M, GADHAFI R, MOHAMMAD B, *et al.* Human vital signs detection methods and potential using radars: A review[J]. *Sensors*, 2020, 20(5): 1454. doi: [10.3390/s20051454](https://doi.org/10.3390/s20051454).
- [31] 龙腾, 毛二可, 何佩琨. 调频步进雷达信号分析与处理[J]. 电子学报, 1998, 26(12): 84–88. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.1998.12.019](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.1998.12.019).
- LONG Teng, MAO Erke, and HE Peikun. Analysis and processing of modulated frequency stepped radar signal[J]. *Acta Electronica Sinica*, 1998, 26(12): 84–88. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.1998.12.019](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.1998.12.019).
- [32] LV Hao, JIAO Teng, ZHANG Yang, *et al.* A novel method for breath detection via stepped-frequency continuous wave

- ultra-wideband (SFCW UWB) radars based on operational bandwidth segmentation[J]. *Sensors*, 2018, 18(11): 3873. doi: [10.3390/s18113873](https://doi.org/10.3390/s18113873).
- [33] 张杨, 焦腾, 荆西京, 等. 生物雷达技术的研究现状与新进展[J]. *信息化研究*, 2010, 36(10): 6–10, 13. doi: [10.3969/j.issn.1674-4888.2010.10.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-4888.2010.10.002).
- ZHANG Yang, JIAO Teng, JING Xijing, *et al.* Current state and progress of the technology of bioradar[J]. *Informatization Research*, 2010, 36(10): 6–10, 13. doi: [10.3969/j.issn.1674-4888.2010.10.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-4888.2010.10.002).
- [34] 黄文奎. 毫米波汽车防撞雷达的设计与实现[D]. [博士论文], 中国科学院研究生院, 2006.
- HUANG Wenkui. Design and production of millimeter-wave automotive radar for collision avoidance application[D]. [Ph. D. dissertation], University of Chinese Academy of Sciences, 2006.
- [35] 赵锴. 汽车防撞系统雷达设计与信号处理[D]. [硕士论文], 青岛理工大学, 2018.
- ZHAO Kai. Design and signal processing on automotive anti-collision radar system[D]. [Master dissertation], Qingdao University of Technology, 2018.
- [36] 胡程, 廖鑫, 向寅, 等. 一种生命探测雷达微多普勒测量灵敏度分析新方法[J]. *雷达学报*, 2016, 5(5): 455–461. doi: [10.12000/JR16090](https://doi.org/10.12000/JR16090).
- HU Cheng, LIAO Xin, XIANG Yin, *et al.* Novel analytic method for determining micro-Doppler measurement sensitivity in life-detection radar[J]. *Journal of Radars*, 2016, 5(5): 455–461. doi: [10.12000/JR16090](https://doi.org/10.12000/JR16090).
- [37] DING Chuanwei, HONG Hong, ZOU Yu, *et al.* Continuous human motion recognition with a dynamic range-Doppler trajectory method based on FMCW radar[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(9): 6821–6831. doi: [10.1109/TGRS.2019.2908758](https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2908758).
- [38] 赵珍珍. 老年人跌倒检测算法的研究现状[J/OL]. *计算机工程与应用*, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20211112.0903.002.html>. 2021.
- ZHAO Zhenzhen. Research status of elderly fall detection algorithms[J]. *Computer Engineering and Applications*, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20211112.0903.002.html>. 2021.
- [39] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, *et al.* Deep residual learning for image recognition[C]. The 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA, 2016: 770–778. doi: [10.1109/CVPR.2016.90](https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90).
- [40] LI Haobo, SHRESTHA A, HEIDARI H, *et al.* Bi-LSTM network for multimodal continuous human activity recognition and fall detection[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(3): 1191–1201. doi: [10.1109/JSEN.2019.2946095](https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2946095).
- [41] ALANAZI M A, ALHAZMI A K, YAKOPCIC C, *et al.* Machine learning models for human fall detection using millimeter wave sensor[C]. 2021 55th Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS), Baltimore, USA, 2021: 1–5. doi: [10.1109/CISS50987.2021.9400259](https://doi.org/10.1109/CISS50987.2021.9400259).
- [42] BHATTACHARYA A and VAUGHAN R. Deep learning radar design for breathing and fall detection[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(9): 5072–5085. doi: [10.1109/JSEN.2020.2967100](https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2967100).
- [43] 韩文婷, 娄昊, 樊阳, 等. 一种改进的 MIMO 生物雷达人体目标检测跟踪联合自适应算法[J]. *信号处理*, 2021, 37(11): 2227–2234. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2021.11.025](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2021.11.025).
- HAN Wenting, LOU Hao, FAN Yang, *et al.* An improved joint adaptive algorithm for MIMO bio-radar human target detection and tracking[J]. *Journal of Signal Processing*, 2021, 37(11): 2227–2234. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2021.11.025](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2021.11.025).
- [44] ADIB F, KABELAC Z, KATABI D, *et al.* 3D tracking via body radio reflections[C]. The 11th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation, Seattle, USA, 2014: 317–329.
- [45] WANG Fengyu, ZENG Xiaolu, WU Chenshu, *et al.* MmHRV: Contactless heart rate variability monitoring using millimeter-wave radio[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(22): 16623–16636. doi: [10.1109/JIOT.2021.3075167](https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3075167).
- [46] JIN Feng, SENGUPTA A, and CAO Siyang. MmFall: Fall detection using 4-D mmWave radar and a hybrid variational RNN autoencoder[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020: 1–13. doi: [10.1109/TASE.2020.3042158](https://doi.org/10.1109/TASE.2020.3042158).
- [47] GUPTA S, RAI P K, KUMAR A, *et al.* Target classification by mmWave FMCW radars using machine learning on range-angle images[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(18): 19993–20001. doi: [10.1109/JSEN.2021.3092583](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3092583).
- [48] ZHANG Feng, WU Chenshu, WANG Beibei, *et al.* MmEye: Super-resolution millimeter wave imaging[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(8): 6995–7008. doi: [10.1109/JIOT.2020.3037836](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3037836).
- [49] HSU C Y, HRISTOV R, LEE G H, *et al.* Enabling identification and behavioral sensing in homes using radio reflections[C]. The 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, Glasgow, UK, 2019: 548. doi: [10.1145/3290605.3300778](https://doi.org/10.1145/3290605.3300778).
- [50] OUAKNINE A, NEWSON A, REBUT J, *et al.* CARRADA dataset: Camera and automotive radar with range-angle-Doppler annotations[C]. 2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Milan, Italy, 2021: 5068–5075. doi: [10.1109/ICPR48806](https://doi.org/10.1109/ICPR48806).

- 2021.9413181.
- [51] 陈功, 张业荣. 基于胶囊内窥镜的胃部肿瘤检测方法[J]. 物理学报, 2016, 65(16): 194101. doi: [10.7498/aps.65.194101](https://doi.org/10.7498/aps.65.194101).  
CHEN Gong and ZHANG Yerong. A method of detecting stomach tumour based on capsule endoscopy[J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(16): 194101. doi: [10.7498/aps.65.194101](https://doi.org/10.7498/aps.65.194101).
- [52] REIMER T, SACRISTAN J, and PISTORIUS S. Improving the diagnostic capability of microwave radar imaging systems using machine learning[C]. 2019 13th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP), Krakow, Poland, 2019: 1–5.
- [53] OMER M, MOJABI P, KURRANT D, *et al.* Proof-of-concept of the incorporation of ultrasound-derived structural information into microwave radar imaging[J]. *IEEE Journal on Multiscale and Multiphysics Computational Techniques*, 2018, 3: 129–139. doi: [10.1109/JMMCT.2018.2865111](https://doi.org/10.1109/JMMCT.2018.2865111).
- [54] INAN O T, MIGEOTTE P F, PARK K S, *et al.* Ballistocardiography and seismocardiography: A review of recent advances[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, 19(4): 1414–1427. doi: [10.1109/JBHI.2014.2361732](https://doi.org/10.1109/JBHI.2014.2361732).
- [55] TAEBI A, SOLAR B E, BOMAR A J, *et al.* Recent advances in seismocardiography[J]. *Vibration*, 2019, 2(1): 64–86. doi: [10.3390/vibration2010005](https://doi.org/10.3390/vibration2010005).
- [56] MERCURI M, LORATO I R, LIU Yaohong, *et al.* Vital-sign monitoring and spatial tracking of multiple people using a contactless radar-based sensor[J]. *Nature Electronics*, 2019, 2(6): 252–262. doi: [10.1038/s41928-019-0258-6](https://doi.org/10.1038/s41928-019-0258-6).
- [57] MERCURI M, LU Yiting, POLITO S, *et al.* Enabling robust radar-based localization and vital signs monitoring in multipath propagation environments[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2021, 68(11): 3228–3240. doi: [10.1109/TBME.2021.3066876](https://doi.org/10.1109/TBME.2021.3066876).
- [58] CHEN Feng, JIANG Xiaonan, JEONG M G, *et al.* Multitarget vital signs measurement with chest motion imaging based on MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2021, 69(11): 4735–4747. doi: [10.1109/TMTT.2021.3076239](https://doi.org/10.1109/TMTT.2021.3076239).
- [59] SUN Li, HUANG Shuaiming, LI Yusheng, *et al.* Remote measurement of human vital signs based on joint-range adaptive EEMD[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 68514–68524. doi: [10.1109/ACCESS.2020.2985286](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2985286).
- [60] TODA D, ANZAI R, ICHIGE K, *et al.* ECG signal reconstruction using FMCW radar and convolutional neural network[C]. 2021 20th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT), Tottori, Japan, 2021: 176–181. doi: [10.1109/ISCIT52804.2021.9590627](https://doi.org/10.1109/ISCIT52804.2021.9590627).
- [61] HA U, ASSANA S, and ADIB F. Contactless seismocardiography via deep learning radars[C]. The 26th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, London, United Kingdom, 2020: 62. doi: [10.1145/3372224.3419982](https://doi.org/10.1145/3372224.3419982).
- [62] RONNEBERGER O, FISCHER P, and BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Munich, Germany, 2015: 234–241. doi: [10.1007/978-3-319-24574-4\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28).
- [63] ZHENG Tianyue, CHEN Zhe, CAI Chao, *et al.* V2iFi: In-vehicle vital sign monitoring via compact RF sensing[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2020, 4(2): 70. doi: [10.1145/3397321](https://doi.org/10.1145/3397321).
- [64] CHEN Zhe, ZHENG Tianyue, CAI Chao, *et al.* MoVi-Fi: Motion-robust vital signs waveform recovery via deep interpreted RF sensing[C]. The 27th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, New Orleans, USA, 2021: 392–405. doi: [10.1145/3447993.3483251](https://doi.org/10.1145/3447993.3483251).
- [65] AHMAD A, ROH J C, WANG Dan, *et al.* Vital signs monitoring of multiple people using a FMCW millimeter-wave sensor[C]. 2018 IEEE Radar Conference (RadarConf18), Oklahoma City, USA, 2018: 1450–1455. doi: [10.1109/RADAR.2018.8378778](https://doi.org/10.1109/RADAR.2018.8378778).
- [66] MERCURI M, SACCO G, HORNING R, *et al.* 2-D localization, angular separation and vital signs monitoring using a SISO FMCW radar for smart long-term health monitoring environments[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(14): 11065–11077. doi: [10.1109/JIOT.2021.3051580](https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3051580).
- [67] 胡锡坤, 金添. 基于自适应小波尺度选择的生物雷达呼吸与心跳分离方法[J]. 雷达学报, 2016, 5(5): 462–469. doi: [10.12000/JR16103](https://doi.org/10.12000/JR16103).  
HU Xikun and JIN Tian. Adaptive wavelet scale selection-based method for separating respiration and heartbeat in bio-radars[J]. *Journal of Radars*, 2016, 5(5): 462–469. doi: [10.12000/JR16103](https://doi.org/10.12000/JR16103).
- [68] HE Mi, NIAN Yongjian, and GONG Yushun. Novel signal processing method for vital sign monitoring using FMCW radar[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2017, 33: 335–345. doi: [10.1016/j.bspc.2016.12.008](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2016.12.008).
- [69] DRAGOMIRETSKIY K and ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531–544. doi: [10.1109/TSP.2013.2288675](https://doi.org/10.1109/TSP.2013.2288675).
- [70] RIBEIRO A H, RIBEIRO M H, PAIXÃO G M M, *et al.* Automatic diagnosis of the 12-lead ECG using a deep



- neural network[J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 1760. doi: [10.1038/s41467-020-15432-4](https://doi.org/10.1038/s41467-020-15432-4).
- [71] ZHAO Mingmin, ADIB F, and KATABI D. Emotion recognition using wireless signals[C]. The 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, New York, USA, 2016: 95–108. doi: [10.1145/2973750.2973762](https://doi.org/10.1145/2973750.2973762).
- [72] UR REHMAN N and AFTAB H. Multivariate variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(23): 6039–6052. doi: [10.1109/TSP.2019.2951223](https://doi.org/10.1109/TSP.2019.2951223).
- [73] CHEN Ting, KORNBLITH S, NOROUZI M, *et al.* A simple framework for contrastive learning of visual representations[C]. The 37th International Conference on Machine Learning, Vienna, Austria, 2020: 1597–1607.
- [74] 祁富贵, 岳超, 梁福来, 等. SFCW生物雷达人体细粒度运动信号微多普勒特征增强方法研究[J]. *中国医疗设备*, 2016, 31(2): 39–43, 94. doi: [10.3969/j.issn.1674-1633.2016.02.009](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-1633.2016.02.009).  
 QI Fugui, YUE Chao, LIANG Fulai, *et al.* A study on the micro-Doppler signature enhanced technique for the finer-grained human activity signal acquired by the SFCW bio-radar[J]. *China Medical Devices*, 2016, 31(2): 39–43, 94. doi: [10.3969/j.issn.1674-1633.2016.02.009](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-1633.2016.02.009).
- [75] 张杨, 吕昊, 于霄, 等. 基于超宽谱雷达多目标穿墙探测定位技术的研究[J]. *医疗卫生装备*, 2016, 37(8): 10–13. doi: [10.7687/J.ISSN1003-8868.2016.08.010](https://doi.org/10.7687/J.ISSN1003-8868.2016.08.010).  
 ZHANG Yang, LYU Hao, YU Xiao, *et al.* Research of through-wall detection and location technique for multihuman targets using ultra wideband radar[J]. *Chinese Medical Equipment Journal*, 2016, 37(8): 10–13. doi: [10.7687/J.ISSN1003-8868.2016.08.010](https://doi.org/10.7687/J.ISSN1003-8868.2016.08.010).
- [76] MA Yangyang, WANG Pengfei, XUE Huijun, *et al.* Non-contact vital states identification of trapped living bodies using ultra-wideband bio-radar[J]. *IEEE Access*, 2020, 9: 6550–6559. doi: [10.1109/ACCESS.2020.3048381](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3048381).
- [77] LIANG Fulai, LI Haonan, LIU Miao, *et al.* Autofocusing method for through-the-wall bioradar imagery of human vital signs[J]. *The Journal of Engineering*, 2019, 2019(21): 7597–7600. doi: [10.1049/joe.2019.0540](https://doi.org/10.1049/joe.2019.0540).
- [78] 李廉林, 崔铁军. 智能电磁感知的若干进展[J]. *雷达学报*, 2021, 10(2): 183–190. doi: [10.12000/JR21049](https://doi.org/10.12000/JR21049).  
 LI Lianlin and CUI Tiejun. Recent progress in intelligent electromagnetic sensing[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(2): 183–190. doi: [10.12000/JR21049](https://doi.org/10.12000/JR21049).
- [79] LI Lianlin, SHUANG Ya, MA Qian, *et al.* Intelligent metasurface imager and recognizer[J]. *Light: Science & Applications*, 2019, 8(1): 97. doi: [10.1038/s41377-019-0209-z](https://doi.org/10.1038/s41377-019-0209-z).
- [80] LIU Zhenyu, KONG Yongan, ZHANG Xin, *et al.* Vital sign extraction in the presence of radar mutual interference[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27: 1745–1749. doi: [10.1109/LSP.2020.3026942](https://doi.org/10.1109/LSP.2020.3026942).
- [81] ZHANG Yang, QI Fugui, LV Hao, *et al.* Bioradar technology: Recent research and advancements[J]. *IEEE Microwave Magazine*, 2019, 20(8): 58–73. doi: [10.1109/MMM.2019.2915491](https://doi.org/10.1109/MMM.2019.2915491).
- [82] HUANG Xinming, SUN Ling, TIAN Tian, *et al.* Real-time non-contact infant respiratory monitoring using UWB radar[C]. 2015 IEEE 16th International Conference on Communication Technology (ICCT), Hangzhou, China, 2015: 493–496. doi: [10.1109/ICCT.2015.7399885](https://doi.org/10.1109/ICCT.2015.7399885).
- [83] LI Chuantao, CHEN Fuming, JIN Jingxi, *et al.* A method for remotely sensing vital signs of human subjects outdoors[J]. *Sensors*, 2015, 15(7): 14830–14844. doi: [10.3390/s150714830](https://doi.org/10.3390/s150714830).
- [84] 王健琪, 薛慧君, 吕昊, 等. 非接触生理信号检测技术[J]. *中国医疗设备*, 2013, 28(11): 5–8, 80. doi: [10.3969/j.issn.1674-1633.2013.11.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-1633.2013.11.002).  
 WANG Jianqi, XUE Huijun, LV Hao, *et al.* Non-contact detection technology for physiological signals[J]. *Chinese Medical Devices*, 2013, 28(11): 5–8, 80. doi: [10.3969/j.issn.1674-1633.2013.11.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-1633.2013.11.002).
- [85] KUMAR S S, DASHTIPOUR K, ABBASI Q H, *et al.* A review on wearable and contactless sensing for COVID-19 with policy challenges[J]. *Frontiers in Communications and Networks*, 2021, 2: 636293. doi: [10.3389/frcmn.2021.636293](https://doi.org/10.3389/frcmn.2021.636293).
- [86] 王健琪, 王海滨, 荆西京, 等. 呼吸、心率的雷达式非接触检测系统设计与研究[J]. *中国医疗器械杂志*, 2001, 25(3): 132–135.  
 WANG Jianqi, WANG Haibing, JING Xijing, *et al.* The study on non-contact detection of breathing and heartbeat based on radar principles[J]. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 2001, 25(3): 132–135.
- [87] SCHMIECH D, MULLER S, and DIEWALD A R. 4-channel I/Q-radar system for vital sign monitoring in a baby incubator[C]. 2018 19th International Radar Symposium (IRS), Bonn, Germany, 2018: 1–9. doi: [10.23919/IRS.2018.8448163](https://doi.org/10.23919/IRS.2018.8448163).
- [88] SUN Guanghao, OKADA M, NAKAMURA R, *et al.* Twenty - four - hour continuous and remote monitoring of respiratory rate using a medical radar system for the early detection of pneumonia in symptomatic elderly bedridden hospitalized patients[J]. *Clinical Case Reports*, 2019, 7(1): 83–86. doi: [10.1002/ccr3.1922](https://doi.org/10.1002/ccr3.1922).
- [89] ADHIKARI A, HETHERINGTON A, and SUR S. MmFlow: Facilitating at-home spirometry with 5G smart devices[C]. 2021 18th Annual IEEE International Conference on Sensing, Communication, and Networking (SECON), Rome, Italy, 2021: 1–9. doi: [10.1109/SECON47860.2021.9790001](https://doi.org/10.1109/SECON47860.2021.9790001).

- SECON52354.2021.9491616.
- [90] JORGENSEN G, DOWNEY C, GOLDIN J, *et al.* An australasian commentary on the AASM manual for the scoring of sleep and associated events[J]. *Sleep and Biological Rhythms*, 2020, 18(3): 163–185. doi: [10.1007/s41105-020-00259-9](https://doi.org/10.1007/s41105-020-00259-9).
- [91] BONNET M H and ARAND D L. Heart rate variability: Sleep stage, time of night, and arousal influences[J]. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1997, 102(5): 390–396. doi: [10.1016/S0921-884X\(96\)96070-1](https://doi.org/10.1016/S0921-884X(96)96070-1).
- [92] 彭小虎, 王国锋, 刘军, 等. 睡眠微观结构——CAP与睡眠质量评估[J]. *中国临床心理学杂志*, 2013, 21(6): 920–923. doi: [10.16128/J.CNKI.1005-3611.2013.06.030](https://doi.org/10.16128/J.CNKI.1005-3611.2013.06.030).  
PENG Xiaohu, WANG Guofeng, LIU Jun, *et al.* Sleep microstructure—CAP and sleep quality assessment[J]. *Chinese Journal of Clinical Psychology*, 2013, 21(6): 920–923. doi: [10.16128/J.CNKI.1005-3611.2013.06.030](https://doi.org/10.16128/J.CNKI.1005-3611.2013.06.030).
- [93] FONSECA P, DEN TEULING N, LONG Xi, *et al.* Cardiorespiratory sleep stage detection using conditional random fields[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2017, 21(4): 956–966. doi: [10.1109/JBHI.2016.2550104](https://doi.org/10.1109/JBHI.2016.2550104).
- [94] SCHULZ S, ADOCHIEI F C, EDU I R, *et al.* Cardiovascular and cardiorespiratory coupling analyses: A review[J]. *Philosophical Transactions. Series A, Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2013, 371(1997): 20120191. doi: [10.1098/rsta.2012.0191](https://doi.org/10.1098/rsta.2012.0191).
- [95] BARTSCH R P, LIU K K L, MA Q D Y, *et al.* Three independent forms of cardio-respiratory coupling: Transitions across sleep stages[C]. *Computing in Cardiology 2014*, Cambridge, USA, 2014: 781–784.
- [96] LONG Xi, FOUSSIER J, FONSECA P, *et al.* Analyzing respiratory effort amplitude for automated sleep stage classification[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2014, 14: 197–205. doi: [10.1016/j.bspc.2014.08.001](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2014.08.001).
- [97] HSU C Y, AHUJA A, YUE Shichao, *et al.* Zero-Effort in-home sleep and insomnia monitoring using radio signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2017, 1(3): 1–18. doi: [10.1145/3130924](https://doi.org/10.1145/3130924).
- [98] ZHAO Mingmin, YUE Shichao, KATABI D, *et al.* Learning sleep stages from radio signals: A conditional adversarial architecture[C]. *The 34th International Conference on Machine Learning*, Sydney, Australia, 2017: 4100–4109.
- [99] TZENG E, HOFFMAN J, SAENKO K, *et al.* Adversarial discriminative domain adaptation[C]. *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Honolulu, USA, 2017: 7167–7176. doi: [10.1109/CVPR.2017.316](https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.316).
- [100] GOTTLIEB D J and PUNJABI N M. Diagnosis and management of obstructive sleep apnea: A review[J]. *JAMA*, 2020, 323(14): 1389–1400. doi: [10.1001/jama.2020.3514](https://doi.org/10.1001/jama.2020.3514).
- [101] THOMAS R J, MIETUS J E, PENG C K, *et al.* Differentiating obstructive from central and complex sleep apnea using an automated electrocardiogram-based method[J]. *Sleep*, 2007, 30(12): 1756–1769. doi: [10.1093/sleep/30.12.1756](https://doi.org/10.1093/sleep/30.12.1756).
- [102] BABOLI M, SINGH A, SOLL B, *et al.* Wireless sleep apnea detection using continuous wave quadrature Doppler radar[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(1): 538–545. doi: [10.1109/JSEN.2019.2941198](https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2941198).
- [103] MENDONÇA F, MOSTAFA S S, RAVELO-GARCIA A G, *et al.* A review of obstructive sleep apnea detection approaches[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2019, 23(2): 825–837. doi: [10.1109/JBHI.2018.2823265](https://doi.org/10.1109/JBHI.2018.2823265).
- [104] NANDAKUMAR R, GOLLA KOTA S, and WATSON N. Contactless sleep apnea detection on smartphones[C]. *The 13th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, Florence, Italy, 2015: 45–57. doi: [10.1145/2742647.2742674](https://doi.org/10.1145/2742647.2742674).
- [105] ISLAM S M M, RAHMAN A, YAVARI E, *et al.* Identity authentication of OSA patients using microwave doppler radar and machine learning classifiers[C]. *2020 IEEE Radio and Wireless Symposium (RWS)*, San Antonio, USA, 2020: 251–254. doi: [10.1109/RWS45077.2020.9049983](https://doi.org/10.1109/RWS45077.2020.9049983).
- [106] ARSALAN M, SANTRA A, and WILL C. Improved contactless heartbeat estimation in FMCW radar via Kalman filter tracking[J]. *IEEE Sensors Letters*, 2020, 4(5): 1–4. doi: [10.1109/LESENS.2020.2983706](https://doi.org/10.1109/LESENS.2020.2983706).
- [107] WANG Qisong, DONG Zhening, LIU Dan, *et al.* Frequency-modulated continuous wave radar respiratory pattern detection technology based on multifeature[J]. *Journal of Healthcare Engineering*, 2021, 2021: 9376662. doi: [10.1155/2021/9376662](https://doi.org/10.1155/2021/9376662).
- [108] BAHAMMAM A S, TATE R, MANFREDA J, *et al.* Upper airway resistance syndrome: Effect of nasal dilation, sleep stage, and sleep position[J]. *Sleep*, 1999, 22(5): 592–598. doi: [10.1093/sleep/22.5.592](https://doi.org/10.1093/sleep/22.5.592).
- [109] GU Weixi, SHANGGUAN Longfei, YANG Zheng, *et al.* Sleep hunter: Towards fine grained sleep stage tracking with smartphones[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2016, 15(6): 1514–1527. doi: [10.1109/TMC.2015.2462812](https://doi.org/10.1109/TMC.2015.2462812).
- [110] MENON A and KUMAR M. Influence of body position on severity of obstructive sleep apnea: A systematic review[J]. *International Scholarly Research Notices*, 2013, 2013:

670381. doi: [10.1155/2013/670381](https://doi.org/10.1155/2013/670381).
- [111] UCHINO K, SHIRAIISHI M, TANAKA K, *et al.* Impact of inability to turn in bed assessed by a wearable three-axis accelerometer on patients with Parkinson's disease[J]. *PLoS ONE*, 2017, 12(11): e0187616. doi: [10.1371/journal.pone.0187616](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0187616).
- [112] LIEBENTHAL J A, WU Shasha, ROSE S, *et al.* Association of prone position with sudden unexpected death in epilepsy[J]. *Neurology*, 2015, 84(7): 703–709. doi: [10.1212/WNL.0000000000001260](https://doi.org/10.1212/WNL.0000000000001260).
- [113] KLOSTER R and ENGELSKJON T. Sudden unexpected death in epilepsy (SUDEP): A clinical perspective and a search for risk factors[J]. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 1999, 67(4): 439–444. doi: [10.1136/jnmp.67.4.439](https://doi.org/10.1136/jnmp.67.4.439).
- [114] ZHOU Tao, XIA Zhaoyang, WANG Xiangfeng, *et al.* Human sleep posture recognition based on millimeter-wave radar[C]. 2021 Signal Processing Symposium (SPSymo), LODZ, Poland, 2021: 316–321. doi: [10.1109/SPSymo51155.2020.9593799](https://doi.org/10.1109/SPSymo51155.2020.9593799).
- [115] ADIB F, HSU C Y, MAO Hongzi, *et al.* Capturing the human figure through a wall[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2015, 34(6): 1–13. doi: [10.1145/2816795.2818072](https://doi.org/10.1145/2816795.2818072).
- [116] ZHAO Mingmin, LI Tianhong, ABU ALSHEIKH M, *et al.* Through-wall human pose estimation using radio signals[C]. The IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, USA, 2018: 7356–7365. doi: [10.1109/CVPR.2018.00768](https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00768).
- [117] ZHAO Mingmin, TIAN Yonglong, ZHAO Hang, *et al.* RF-based 3D skeletons[C]. The 2018 Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication, Budapest, Hungary, 2018: 267–281. doi: [10.1145/3230543.3230579](https://doi.org/10.1145/3230543.3230579).
- [118] YUE Shichao, YANG Yezhe, WANG Hao, *et al.* BodyCompass: Monitoring sleep posture with wireless signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2020, 4(2): 1–25. doi: [10.1145/3397311](https://doi.org/10.1145/3397311).
- [119] RUBENSTEIN L Z. Falls in older people: Epidemiology, risk factors and strategies for prevention[J]. *Age and Ageing*, 2006, 35(S2): ii37–ii41. doi: [10.1093/ageing/af084](https://doi.org/10.1093/ageing/af084).
- [120] HOPKINS J. Falls Cost U. S. Hospitals \$34 billion in direct medical costs[EB/OL]. <https://www.johnshopkinsolutions.com/article/falls-cost-u-s-hospitals-30-billion-in-direct-medical-costs/>, 2015.
- [121] KANNUS P, SIEVÄNEN H, PALVANEN M, *et al.* Prevention of falls and consequent injuries in elderly people[J]. *The Lancet*, 2005, 366(9500): 1885–1893. doi: [10.1016/S0140-6736\(05\)67604-0](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(05)67604-0).
- [122] FLEMING J and BRAYNE C. Inability to get up after falling, subsequent time on floor, and summoning help: Prospective cohort study in people over 90[J]. *BMJ*, 2008, 337: a2227. doi: [10.1136/bmj.a2227](https://doi.org/10.1136/bmj.a2227).
- [123] MUDRAZIJA S, ANGEL J L, CIPIN I, *et al.* Living alone in the United States and Europe: The impact of public support on the independence of older adults[J]. *Research on Aging*, 2020, 42(5/6): 150–162. doi: [10.1177/0164027520907332](https://doi.org/10.1177/0164027520907332).
- [124] GURBUZ S Z and AMIN M G. Radar-based human-motion recognition with deep learning: Promising applications for indoor monitoring[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2019, 36(4): 16–28. doi: [10.1109/MSP.2018.2890128](https://doi.org/10.1109/MSP.2018.2890128).
- [125] JOKANOVIĆ B and AMIN M. Fall detection using deep learning in range-Doppler radars[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(1): 180–189. doi: [10.1109/TAES.2017.2740098](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2740098).
- [126] 元志安, 周笑宇, 刘心溥, 等. 基于RDSNet的毫米波雷达人体跌倒检测方法[J]. *雷达学报*, 2021, 10(4): 656–664. doi: [10.12000/JR21015](https://doi.org/10.12000/JR21015).  
YUAN Zhian, ZHOU Xiaoyu, LIU Xinpu, *et al.* Human fall detection method using millimeter-wave radar based on RDSNet[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(4): 656–664. doi: [10.12000/JR21015](https://doi.org/10.12000/JR21015).
- [127] WANG Bo, GUO Liang, ZHANG Hao, *et al.* A millimetre-wave radar-based fall detection method using line kernel convolutional neural network[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(22): 13364–13370. doi: [10.1109/JSEN.2020.3006918](https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.3006918).
- [128] TIAN Yonglong, LEE G H, HE Hao, *et al.* RF-based fall monitoring using convolutional neural networks[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(3): 137. doi: [10.1145/3264947](https://doi.org/10.1145/3264947).
- [129] DENG Muqing, WANG Cong, TANG Min, *et al.* Extracting cardiac dynamics within ECG signal for human identification and cardiovascular diseases classification[J]. *Neural Networks*, 2018, 100: 70–83. doi: [10.1016/j.neunet.2018.01.009](https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.01.009).
- [130] OJAROUDI M and BILA S. Multiple time-variant targets detection using MIMO radar framework for cerebrovascular monitoring[C]. 2021 15th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP), Dusseldorf, Germany, 2021: 1–5. doi: [10.23919/EuCAP51087.2021.9411329](https://doi.org/10.23919/EuCAP51087.2021.9411329).
- [131] HUANG Kewu, YANG Ting, XU Jianying, *et al.* Prevalence, risk factors, and management of asthma in China: A national cross-sectional study[J]. *The Lancet*, 2019, 394(10196): 407–418. doi: [10.1016/S0140-6736\(19\)31147-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(19)31147-X).



- [132] WANG Chen, XU Jianying, YANG Lan, *et al.* Prevalence and risk factors of chronic obstructive pulmonary disease in China (the China Pulmonary Health study): A national cross-sectional study[J]. *The Lancet*, 2018, 391(10131): 1706–1717. doi: [10.1016/S0140-6736\(18\)30841-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)30841-9).
- [133] VARON C, MORALES J, LÁZARO J, *et al.* A comparative study of ECG-derived respiration in ambulatory monitoring using the single-lead ECG[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 5704. doi: [10.1038/s41598-020-62624-5](https://doi.org/10.1038/s41598-020-62624-5).
- [134] HA U, MADANI S, and ADIB F. WiStress: Contactless stress monitoring using wireless signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(3): 1–37. doi: [10.1145/3478121](https://doi.org/10.1145/3478121).
- [135] BAI Yang, GUAN Yu, and NG Wanfai. Fatigue assessment using ECG and actigraphy sensors[C]. *The 2020 International Symposium on Wearable Computers, Virtual Event, Mexico, 2020: 12–16*. doi: [10.1145/3410531.3414308](https://doi.org/10.1145/3410531.3414308).
- [136] DE VRIES J, MICHIELSEN H, VAN HECK G L, *et al.* Measuring fatigue in sarcoidosis: The Fatigue Assessment Scale (FAS)[J]. *British Journal of Health Psychology*, 2004, 9(3): 279–291. doi: [10.1348/1359107041557048](https://doi.org/10.1348/1359107041557048).
- [137] LIU Jie, ZHANG Kai, HE Wei, *et al.* Non-contact human fatigue assessment system based on millimeter wave radar[C]. *2021 IEEE 4th International Conference on Electronics Technology (ICET), Chengdu, China, 2021: 173–177*. doi: [10.1109/ICET51757.2021.9451149](https://doi.org/10.1109/ICET51757.2021.9451149).

### 作者简介



方 震(1976–), 男, 安徽巢湖人, 中国科学院空天信息创新研究院研究员, 博士生导师。研究方向为新型医疗电子检测与医学人工智能。



张 浩(1997–), 男, 山东济南人, 中国科学院空天信息创新研究院在读博士研究生。主要研究方向为智能医疗健康监测技术和医疗物联网。



简 璞(1997–), 男, 安徽合肥人, 中国科学院空天信息创新研究院在读硕士研究生。主要研究方向为智能医疗健康监测技术。

(责任编辑: 于青)