

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104217

基于呼吸样本空间的超宽带雷达身份识别*

周金海 吴耿俊 雷 雯 常 阳 周世镒

(浙江大学信息与电子工程学院 杭州 310027)

摘要:为了解决传统雷达呼吸身份识别依赖人工预定义特征的问题,提出了一种基于呼吸样本空间(BSS)的超宽带(UWB)雷达身份识别算法。算法首先通过奇异值分解(SVD)对UWB雷达人体呼吸回波中杂波进行滤除,然后根据回波将目标跨距离单元的呼吸信号构建为包含时距信息的BSS序列,最后利用卷积神经网络(CNN)对BSS进行建模以获取目标分类结果。在室内场景实验中,对4人的身份识别准确率为84.64%。对比结果表明,所提出的算法对不同个体所具有的独特呼吸特征具有不错的区分能力。

关键词:超宽带UWB雷达;环境辅助生活;生命体征;身份识别;卷积神经网络

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

UWB radar identification based on breathing sample space

Zhou Jinhai Wu Gengjun Lei Wen Chang Yang Zhou Shiyi

(College of Information Science and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: In order to solve the problem that traditional radar breathing identification relies on artificial predefined features, an ultra-wideband (UWB) radar identification algorithm based on breath sample space (BSS) is proposed. The algorithm uses singular value decomposition (SVD) to filter out the clutter in the UWB radar human respiratory echo; the target cross-range respiratory signal is constructed as a BSS sequence containing time-distance information according to the echo; the convolutional neural network (CNN) is used to model the BSS to obtain the target classification results. In the indoor scene experiment, the identification accuracy of the four persons was 84.64%. The comparison results show that the proposed algorithm has a good ability to distinguish the unique breathing characteristics of different individuals.

Keywords: ultra-wideband uwb radar; ambient assisted life; vital signs; identity recognition; convolutional neural network

0 引言

环境辅助生活(ambient assisted living, AAL)技术能够为特定人群如老年人提供智能化生活服务^[1],而其中的身份识别是提供针对性服务的基础,其研究越来越受到重视。已有的方法中,主动式电子标签方法,需要佩戴固定的物件,有侵入感且不容易养成佩戴习惯;通过摄像机动态采集人脸图像、获取人脸生理特征的身份识别方法^[2],在家居生活场景下,该方法存在隐私泄露风险,同时对光照、拍摄角度等也有较高要求,夜间使用受限;而其他通过获取指纹、掌纹等生理特征的方法^[3-4],则要求

用户合作进行主动式验证,不容易方便地融入生活。超宽带(UWB)雷达是一种新型体制雷达,其高的距离分辨率有利于提取人体动作、心肺运动等生理微多普勒特征,同时其低功耗、非合作、隐私保护等特点,使其多领域展现出良好的应用前景^[5-7]。文献[8-9]已经对UWB雷达基于步态的身份识别等有了很好的研究。然而,在老年人的室内活动中,行走等动态活动的时间占比并不高,而包括睡觉、吃饭、阅读书报和收看电视等准静态活动则占据一天里的大部分时间^[10]。因此,研究准静态活动情况下的身份识别方法,融合步态识别结果,提供连续、一致和可靠的身份鉴别,将会有效地提高多人目标识别、跟踪的准确性,有利于AAL服务品质的提高。为此,提出了

收稿日期: 2021-04-22 Received Date: 2021-04-22

* 基金项目: 江省基础公益研究计划(LGF20F020014)、浙江省教育厅科研项目(Y201941858)、OPPO创新基金资助项目(CN8201807030008)、浙江大学自主科研资助项目(H20151111)资助

一种基于呼吸样本空间的 UWB 雷达身份识别方法。

呼吸作为人类的生物学特征之一,在过去的研究^[11]中已经被观察到具有良好的特异性和可分性,且相比于如容易后天习得的步态特征等其他生物特征,不易被模仿和攻击,具有较大的应用潜力。依据呼吸特征,能够监测家中是否有入侵的陌生人,甚至能够辅助诊断呼吸类疾病如睡眠呼吸暂停综合症等。Rahman 等^[12]首次提出利用呼吸模式进行基于雷达的身份识别,他们从呼吸运动测量中提取 3 种不同的呼吸特征,峰值功率谱密度、线性包络误差和堆积密度用于 3 人的身份识别;Lahman 等^[13]将捕获的呼吸模式的吸气和呼气面积比作为特征配合上 k 近邻(k-nearest neighbor, KNN)算法将受试者的身份进行划分,验证了吸气呼气面积比作为呼吸特征的可行性。Islam 等^[14]对雷达接收到的人体呼吸信号进行快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT),并使用径向基函数作为分类核的支持向量机(support vector machine, SVM)来提取蕴含其中的呼吸模式。在上述的研究中,其方法都依赖于提取人工预选定的特征(如呼吸速率、堆积密度、呼吸深度等),这一过程将包含丰富信息的数据压缩并归纳成特征,但同时会造成部分信息失真,在实验采集的样本量有限的条件下,上述操作还会导致从实验样本中获取到的特征组数较少,对于数据的利用率不高,进一步导致的算法模型的过拟合。同时上述方法都仅仅在一维呼吸时域信号上挖掘信息,却忽略了呼吸导致胸部的微运动而表现在雷达回波矩阵多个距离单元上的信息,因此具有一定的局限性。

针对传统方法依赖在一维呼吸时域信号上提取有限的人工预选定特征的问题,为进一步挖掘利用雷达回波矩阵中所包含的人体呼吸特征信息,提出了一种基于 UWB 雷达人体呼吸信号的身份识别算法。算法首先通过奇异值分解(singular value decomposition, SVD)对雷达回波中杂波进行提取并滤除,然后提出呼吸样本空间(breathing sample space, BSS)来表征呼吸,即根据慢时间信号快速傅里叶变换后的结果从雷达回波矩阵中划分出多个距离单元上包含目标单次呼吸的一系列子矩阵作为 BSS 中的样本。最后,利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)自动提取特征的优势对构建出的 BSS 进行建模以获取目标分类结果。算法充分利用雷达信号中的距离、时域和频域所包含的信息,通过机器学习自动挖掘数据间的相互联系,完成身份识别。在模拟居家场景的实验室环境下采集人体呼吸信号,在实验目标为 4 人的情况下对算法的性能进行测试,对比前人的方法以验证算法的可行性。

1 呼吸数据模型

UWB 雷达^[15]是指发射信号带宽大于等于中心频率

的 20% 或者绝对带宽大于 500 MHz 的雷达系统。UWB 雷达根据发射波形不同分为连续波和极窄脉冲(IR)两类。后者具有宽带易实现、低功耗、穿透性强、距离分辨率高等特点,更加适用于室内场景的应用。

对于人体目标而言,UWB 雷达脉冲信号由发射机发射,被目标反射,并通过一个往返路径返回接收机。人体呼吸时引起的胸部规律性的运动对雷达脉冲信号产生影响时,雷达多径信号的时变信道冲激响应可以表示为:

$$h(t, \tau) = \sum_i \alpha_i \delta(t - \tau_i) + \alpha_v \delta(t - \tau_v(t)) \quad (1)$$

式中: i 为杂波的多径数; α_i 和 α_v 分别表示该路径下的杂波幅度和目标信号幅度; $\delta(\cdot)$ 表示冲激信号。式(1)的前半项表示静止物体反射的信号,后半项与身体运动有关,如呼吸时的胸部微运动。呼吸引起胸部的周期性运动,那么 $\tau_v(t)$ 可以表示为正弦波^[14]:

$$\tau_v(t) = \frac{d_v}{c} = \frac{d_0 + \Delta d \cdot \sin 2\pi f_v t}{c} = \tau_0 + \tau_{\Delta d} \cdot \sin 2\pi f_v t \quad (2)$$

式中: τ_0 是人静止处的信号时延; c 是光速; Δd 是胸部微运动的位移; f_v 是呼吸速率。雷达信号传播的距离据计算为 $c \cdot \tau_v(t)$ 。接收信号 $r(t, \tau)$ 则为发射脉冲 $s(t)$ 和信道脉冲响应 $h(t, \tau)$ 的卷积:

$$r(t, \tau) = s(t) * h(t, \tau) = \sum_i \alpha_i s(t - \tau_i) + \alpha_v s(t - \tau_v(t)) \quad (3)$$

为了清楚地解释快时间和慢时间,图 1 所示为一个目标在呼吸而没有其他静止杂波的雷达反射脉冲的示意图。慢时间表示雷达发射多个脉冲的时间,对应式(2)中的时间 t ,即时间概念。而快时间对应雷达发射脉冲从物体表面反射到被接收时的时延 $\tau_v(t)$,将该时延乘以光速 c 即为物体到雷达的距离,即脉冲雷达根据到达时间(time of arrival, TOA)测距的原理,因此快时间实际上表示的是距离概念。虚线沿着快时间表示固定距离位置上有目标。由于人体呼吸的作用,胸部的位置发生改变,因此反射脉冲的时间延迟也会发生变化。

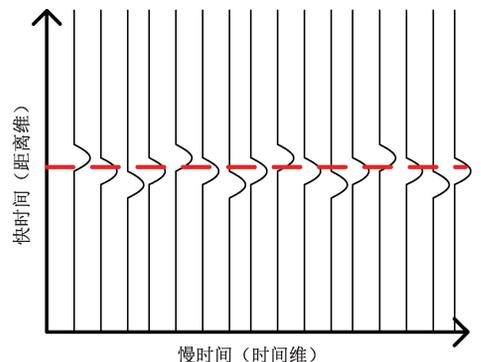


图 1 反射的雷达人体呼吸信号

Fig. 1 Reflected radar human breathing signal

对回波信号在慢时间和快时间进行离散处理:

$$\mathbf{R}[m, n] = \sum_i \alpha_i s(n\sigma_\tau - \tau_i) + \alpha_i s(n\sigma_\tau - \tau_i(mT_s)) \quad (4)$$

式中: T_s 为脉冲重复时间; m 为慢时间采样数; σ_τ 为快时间的采样间隔; n 为快时间采样数。因此,接收到的 UWB 雷达信号是一个二维矩阵:快时间 n ,慢时间 m 和信号幅值 $|\mathbf{R}[m, n]|$ 。快时间和慢时间分别对应距离和时间维度。图 2 所示为经过杂波滤除后的目标位于 3 m 处呼吸的 UWB 雷达回波矩阵。

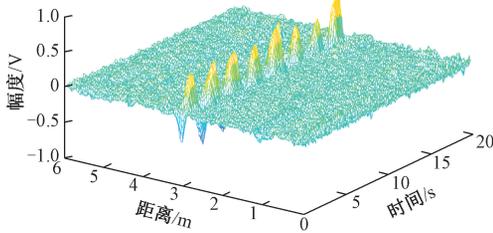


图 2 典型的 UWB 雷达回波矩阵

Fig. 2 Typical UWB radar echo matrix

2 身份识别算法

本文研究提出的基于 BSS 的身份识别算法主要包括 3 部分,信号预处理、BSS 构建和特征建模。如图 3 所示,信号预处理对 UWB 雷达原始信号进行相位噪声消除,然后通过 SVD 算法滤除杂波提高信噪比;BSS 构建首先通过能量特征峰检测算法选择感兴趣的距离单元,接着利用目标呼吸频率划分信号矩阵;最后通过卷积神经网络对 BSS 进行建模区分目标身份。

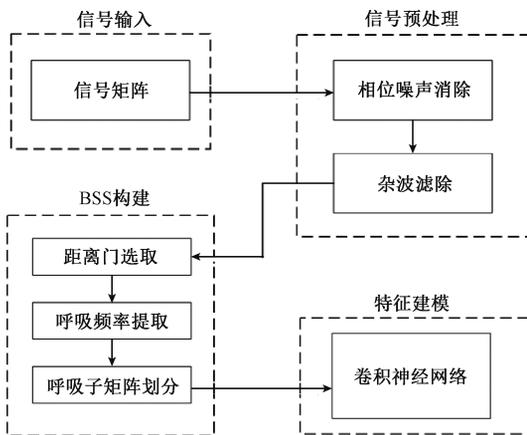


图 3 算法流程框图

Fig. 3 Block diagram of algorithm flow

2.1 信号预处理

1) 相位噪声校正

相位噪声^[16]是指相邻的雷达帧在帧间有一个小位

移,该位移一般由采样系统中的抖动引起的。图 4 所示为相邻原始射频信号雷达帧之间的相位噪声,虚线表示下变频的基带信号。当单独对于一帧雷达帧分析时,相位噪声的影响可以忽略,但是在分析人体呼吸的应用中,需要关注信号如何在帧间变化时,则需对相位噪声进行校正。

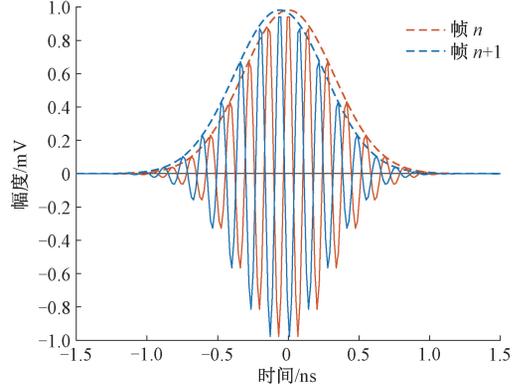


图 4 两个射频雷达帧间的相位噪声

Fig. 4 Phase noise between two RF radar frames

本文采用雷达下变频的基带信号作为原始信号,在相位噪声校正时,相移很容易通过将信号乘以相位差的复因子来实现。具体步骤如下。

(1) 选择静态参考距离单元(通常选择雷达帧开始的直接能量路径处),存储来自若干帧的平均相位 p_r 作为参考。

(2) 计算当前帧参考距离单元上的相位与存储的平均相位之间的差值:

$$\Delta p = p_r - p_c \quad (5)$$

式中: p_c 为当前帧参考距离单元上的相位。

(3) 根据 Δp 校正所有距离单元上的相位:

$$p_a = \Delta p - p_b \quad (6)$$

式中: p_b 为相位校正前各距离单元上的相位, p_a 为校正后的相位。

2) 杂波滤除

消除相位噪声后的雷达回波中仍然包含雷达直达波和室内其他静止物体的杂波,而目标信号则被杂波所掩盖。SVD 算法由于其较好的去除杂波效果,被用于 UWB 雷达信号处理。SVD 算法是一种建立在线性最小二乘拟合基础上的变换。对 UWB 雷达回波矩阵 \mathbf{R} 进行分解,表示为:

$$\mathbf{R} = \mathbf{U} \times \mathbf{S} \times \mathbf{V}^T = \sum_{i=0}^N \mathbf{u}_i \mathbf{S}_{i,i} \mathbf{v}_i \quad (7)$$

式中:假设信号矩阵 \mathbf{R} 为 $m \times n$, \mathbf{S} 为 \mathbf{R} 的奇异值构成的 $m \times n$ 的对角矩阵,且对角元素值按降序排列,即 $\mathbf{S}_{1,1} \geq \mathbf{S}_{2,2} \geq \dots \geq \mathbf{S}_{N,N} \geq 0$, \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 为酉矩阵, \mathbf{u}_i 和 \mathbf{v}_i 分别为矩阵 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 的列向量。

由于雷达信号杂波具有子空间可分性,雷达矩阵 \mathbf{R} 可以重构成:

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_s + \mathbf{R}_c + \mathbf{R}_n \quad (8)$$

式中: \mathbf{R}_s 表示目标; \mathbf{R}_c 表示杂波; \mathbf{R}_n 表示噪声。其中 \mathbf{R}_c 可以通过选取奇异值较大的值(通常取第 1 个值)进行重构,因为杂波能量通常远大于目标回波能量,这样通过 SVD 算法便可去除杂波分量 \mathbf{R}_c 。杂波滤除效果如图 5 所示,杂波基本去除,信噪比明显提高。

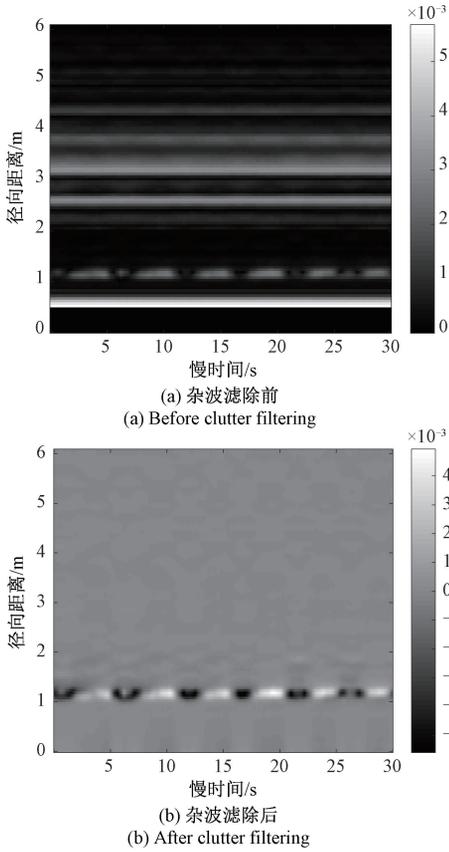


图 5 杂波滤除对比
Fig. 5 Clutter filter comparison chart

2.2 BSS 构建

1) 距离门选择

为了获得目标的位置,通常根据能量特征峰检测算法来确定目标所在的距离单元。其原理是通过对信号时距分布上的能量,进行慢时间维度的叠加,选择能量最大的距离单元作为目标位置中心。每个距离单元的能量为:

$$P(N) = \sum_{k=0}^M i(k, N)^2 + q(k, N)^2 \quad (9)$$

式中: M 为慢时间个数; N 为距离单元; i 和 q 分别表示雷达复基带信号的 I 分量和 Q 分量。因此最大距离单元 n 为:

$$n = \operatorname{argmax}_N P(N) \quad (10)$$

如图 6 所示,经过距离门选择,目标位于第 24 个距离单元处。

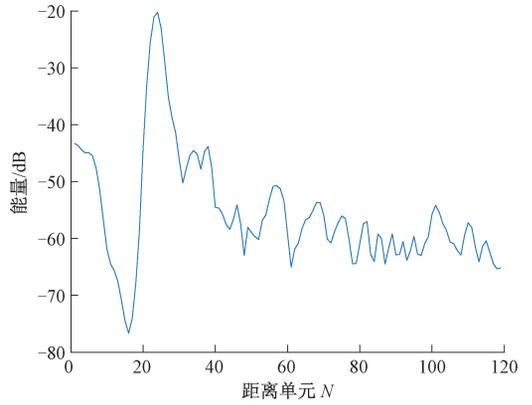


图 6 能量特征峰所在的距离单元
Fig. 6 The distance unit where the energy characteristic peak is located

2) 呼吸频率提取

根据目标所在位置,从回波矩阵中提取一维的人体呼吸时域信号。由于人体静止时典型的呼吸频率为 12~20 次/min(0.2~0.33 Hz),因此先使用巴特沃斯带通滤波器对信号进行 0.15~0.35 Hz 的滤波。最后利用 FFT 检测呼吸频率 f_r ,为子信号划分做准备。

3) 呼吸子矩阵划分

在以前的工作中,研究者通常只局限于在一维的呼吸时域信号中挖掘有限的信息。然而在 UWB 雷达信号矩阵中,目标所在位置上有多个距离单元对应的不同时间序列表征着目标的呼吸模式特征^[17]。这是因为回波信号受人体胸部整个区域的影响,通常对应着胸部 20~50 cm 的范围,即快时间 4~10 个距离单元。如图 7 所示,虚直线表示一维的呼吸时域信号,方框表示 x 个距离单元对应的不同呼吸时域信号。

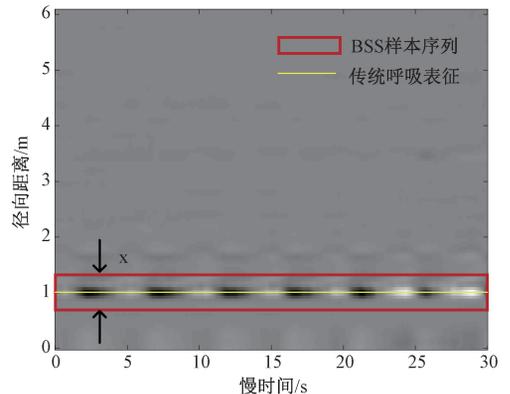


图 7 两种呼吸信号表征方式
Fig. 7 Two ways to characterize respiratory signals

单一快时间距离单元上的呼吸时域信号蕴含有限的呼吸特征信息,进而影响呼吸模式识别。为了充分挖掘雷达回波矩阵中的距离、时域和频域所包含的信息,同时解决传统特征建模方法中依赖人工预选定特征而导致模型过拟合或泛化能力不强的问题,本研究提出了由 BSS 表征呼吸,并通过呼吸子矩阵划分来实现 BSS 的构建。

通过观察图 5(b)可以发现,将雷达回波矩阵在一定时间(如 30 s)转换成图像,则可通过图像清晰的显示目标的周期性呼吸,明暗交替清楚的展示了呼气与吸气的变换。沿着快时间维对目标所在距离单元的前后 2~5 个距离单元进行划分,而对于慢时间的分割,则根据呼吸周期 $T = 1/f_r$ 对回波矩阵进行划分。如图 8 所示,虚线框表示在多个距离单元上对目标进行选择,竖直的多条虚线则表示在雷达帧间对信号进行划分。被分割的子矩阵则包含了目标一次完整呼吸的所有信息如呼吸深度,呼气吸气比,生理微多普勒特征等。一系列的子矩阵构成的数据域称作 BSS。

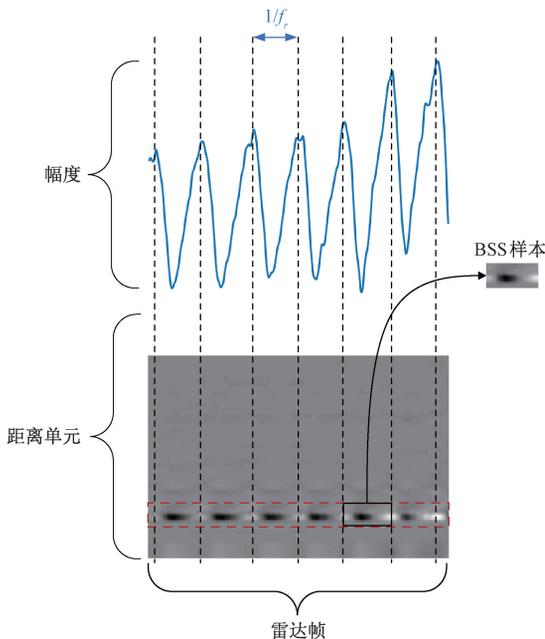


图 8 呼吸子矩阵划分

Fig. 8 Respiration sub-matrix partition

2.3 特征建模

随着人工智能的发展,CNN 逐渐成为深度学习算法最成功的领域之一。

目前,CNN 由于其强大的特征提取能力在计算机视觉、分类等领域上^[18-19],都取得了当前较好的效果。CNN 是一种前馈式神经网络,能从一个二维图像中提取其拓扑结构,采用反向传播(backpropagation, BP)算法来优化网络中的参数。与人工预定义特征的方式相比,CNN 各层次间的紧密特别适用于图像处理和理解,并且自动提

取图像中丰富的特征,且模型的泛化能力也显著优于其他算法。

CNN 通常由 4 部分组成,分别为卷积(convolution)层、池化(pooling)层、激活(activation)层、全连接(fully-connect)层。目前图像识别领域已经有了许多针对海量数据训练的优秀模型框架如 AlexNet、VGG、GoogLeNet^[20-22]等。但由于没有公开的大规模雷达呼吸数据集,本研究针对小规模雷达呼吸数据集构建轻量级 CNN 来验证 BSS 表征呼吸的可行性。具体的 CNN 算法结构如图 9 所示。

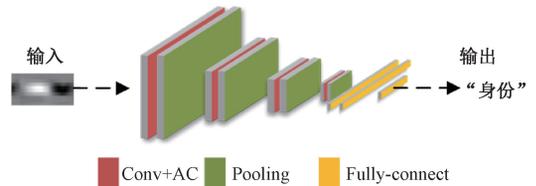


图 9 CNN 算法结构

Fig. 9 CNN algorithm structure

3 实验验证

为了验证所提出算法的可行性,进行了实验实测。

3.1 数据采集

实验使用挪威 Novelda 公司生产的 UWB 雷达开发套件 X4M03 模块,该模块由一对带有集成 Wi-Fi 滤波器的定向贴片天线,X4 雷达 SOC^[23]和用于控制 X4 并与外部设备通信的 Atmel 公司生产的 SAMS70 微控制器构成。该雷达发射带宽为 1.5 GHz,中心频率为 7.29 GHz 的脉冲信号,-3 dB 波束宽度为 65°。雷达接收机以 23.328 GHz 的频率对反射信号进行采样,对于基带信号每个快时间距离单元长度为 0.051 4 m,等效的探测距离为 9.9 m。雷达实物如图 10(a)所示。

为了验证算法的区分度,实验对象选择身体健康,年龄在 22~25 岁,呼吸特征接近的 4 名志愿者,具体信息如表 1 所示。为了模拟真实的室内场景,实验地点选择在摆放有电脑桌、椅子、电视等家电和家具的实验室环境下,志愿者静坐在 0.4 m 高的椅子上休息并自然呼吸,雷达距离志愿者 1 m 处,高度设置为与志愿者胸部等高的 0.9 m 高处。实验场景如图 10(b)所示。雷达帧率设置为 16 fps,由于采集的呼吸信号主要集中在 0.2~0.33 Hz,所以满足奈奎斯特采样定理。同时考虑呼吸会受到志愿者当时心情等因素影响,为了减少这些因素的干扰,使获得的数据尽可能接近目标所表征的真实呼吸模式,数据采集实验在一个月分 4 次完成,每位志愿者每次采集 5 组,每组采集 60 s 呼吸数据,采集呼吸时长 1 200 s,总共采集 $1\ 200 \times 4 \times 16 = 76\ 800$ 帧的雷达数据。



(a) UWB 雷达
(a) Ultra-wideband radar



(b) 实验场景
(b) Experimental scene

图 10 实验的环境配置

Fig. 10 Experimental environment configuration

对于采集到的数据经过信号预处理,对于 BSS 构建步骤的快时间分割为 10 个距离单元,该参数是对目标胸部范围、计算量等因素权衡后的结果,代表一种可行值。对于得到的 BSS 的幅值进行归一化处理到 0~255 的范围并灰度化为图像,最后将尺寸调整为 64×32 以便于特征建模。

表 1 实验志愿者的生理特征

Table 1 Physiological characteristics of experimental volunteers

目标	性别	身高/m	体重/kg
志愿者 1	男	1.71	62
志愿者 2	男	1.73	57
志愿者 3	男	1.81	75
志愿者 4	女	1.60	55

3.2 实验结果

根据采集到的数据制作成包含 4 个志愿者的数据集,构建了 1 170 个样本的 BSS 数据集。按照训练集与

验证集 0.75 : 0.25 的比例划分数据集。其中,训练集用于反向传播算法更新 CNN 中各个神经元的权重以获取最佳识别模型,验证集用于验证模型在未经训练的数据下的泛化能力以及实际表现。选择基于动量和自适应学习率(learning rate, LR)的 Adam^[24] 作为优化器,并设置初始 LR 为 3×10^{-5} ,批数量(batch size)为 64,迭代期数(epoch)为 200,池化层进行 2×2 的 Maxpooling。模型的超参数(hyper-parameter)组合选择及评估如表 2 所示。

表 2 模型超参数评估

Table 2 Model hyperparameter evaluation

卷积核尺寸	卷积层数	训练参数量	准确率/%
3×3	2	546 180	83.96
	4	693 828	84.64
	6	878 340	81.57
5×5	2	579 460	82.59
	4	989 252	82.25
	6	1 501 444	81.91
7×7	2	629 380	83.28
	4	1 432 388	83.96
	6	2 436 100	83.62

卷积核的尺寸决定了卷积核的感受野,合适的感受野使得 CNN 在处理图像时可以高效利用数据,提高模型准确率,因此 3×3 的卷积核尺寸相比来说性效最好。卷积层数影响模式的空间层次结构,第 1 个卷积层能学习较小的局部模式(比如边缘),第 2 个卷积层将学习由第 1 层特征组成的更大的模式,以此类推。但是过多的层数会导致梯度消失或者梯度爆炸的问题,因此根据实验选择 4 层卷积层作为最优模型参数,在最优模型的准确率为 84.64%。

表 3 四种算法的识别准确率

Table 3 The recognition accuracy of the four algorithms

算法	准确率/%
BSS+CNN	84.64
FFT+SVM ^[12]	78.13
Features+KNN ^[11]	76.56
Features+ANN ^[10]	73.44

文献[12]提出的基于 FFT 特征提取和使用径向基函数的 SVM 分类器的方法是最近提出的具有代表性的呼吸身份识别算法的一种。由于存在多种因素干扰算法的实际表现,为验证本研究所提出的算法的效果,在采集相同的数据情况下对该方法进行复现,得到不同算法分类准确率如表 3 所示,为 78.13%。这说明了该方法挖掘一维呼吸时域信号包含的有限信息,并不能很好的表征人体的呼吸独特性,而提出的 BSS 由于包含了呼吸微运动在距离上的扩展信息,最后获得了更好的分类准确度。

表 4 分类模型混淆矩阵

Table 4 Classification model confusion matrix (%)

真实值/ 预测值	志愿者 1	志愿者 2	志愿者 3	志愿者 4	FNR
志愿者 1	88.7	4.8	1.6	4.9	11.3
志愿者 2	5.9	85.1	4.5	4.5	14.9
志愿者 3	1.4	5.7	85.7	7.2	14.3
志愿者 4	5.3	5.4	8.5	80.8	19.2
FPR	12.6	15.6	14.6	16.6	-

表 5 模型精确率、召回率和 F1 分数

Table 5 Model precision, recall and F1 Score (%)

目标	精确率	召回率	F1-score
志愿者 1	84.6	88.7	86.6
志愿者 2	82.6	85.1	83.8
志愿者 3	83.3	85.7	84.5
志愿者 4	87.4	80.9	84.0

表 4、5 为所训练的模型在验证集上的准确率 (accuracy)、误报率 (false positive rate, FPR)、漏报率 (false negative rate, FNR)、精确率 (precision)、召回率 (recall) 和 F1 分数。如模型对志愿者 1 的识别效果较好, 准确率为 88.7%; 对于志愿者 4 的识别准确率则稍低, 因为该目标的呼吸相较于其他目标特征不明显, 模型易将其推理为其他人。志愿者 2 的呼吸变化较大, 包含了其他志愿者的呼吸特征, 导致其 FPR 较高 (其他目标错误的推理为该目标)。总体上来看, 在各生理特征相仿的多目标间, 所提出的算法表现出较好的区分度, 在身份验证、环境辅助生活领域有较大的应用潜力。

4 结 论

本文提出了一种基于 UWB 雷达人体呼吸信号的身份识别算法。与传统方法提取一维呼吸时间序列并依赖人工预定义特征不同, 提出了构建人体 BSS 的方法, 并通过 CNN 提取其中潜在特征, 充分利用雷达回波矩阵中蕴含的距离、时域和频域信息。对于室内真实场景的 4 个目标进行实验, 获得 84.64% 的准确率。证明了 UWB 雷达在身份验证、环境辅助生活领域具有的应用前景。

未来一方面将围绕优化提取 BSS 中特征, 提高模型准确率的同时, 提升模型的泛化能力, 另一方面配合多雷达阵列继续探索多人场景下的身份识别, 以及人体微动甚至走动场景下的 BSS 提取。

参考文献

[1] VERENA F. Ambient assisted living: Elderly people's needs and how to face them [C]. Proceeding of the 1st ACM International Workshop, ACM, 2008.

[2] WRIGHT J, GANESH A, ZHOU Z, et al. Demo: Robust face recognition via sparse representation [C]. 8th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition, IEEE, 2008.

[3] ZHANG Q, YIN Y, YANG G. Unmatched minutiae: Useful information to boost fingerprint recognition [J]. Neurocomputing, 2016, 171 (JAN. 1): 1401-1413.

[4] 王曦, 盖绍彦, 达飞鹏. 融合几何信息和方向信息的三维掌纹识别方法 [J]. 图学学报, 2020, 41 (3): 390-398.

WANG X, GAI SH Y, DA F P. Fusion of geometric and orientation information for 3D palmprint recognition [J]. Journal of Graphics, 2020, 41 (3): 390-398.

[5] 周金海, 王依川, 佟京鲟, 等. 基于慢时间分割的超宽带雷达步态识别 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2020, 54 (2): 283-290.

ZHOU J H, WANG Y CH, TONG J P, et al. Ultra wide band radar gait recognition based on slow-time segmentation [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2020, 54 (2): 283-290.

[6] LIANG X, ZHANG H, YE S, et al. Improved denoising method for through-wall vital sign detection using UWB impulse radar [J]. Digital Signal Processing, 2017, 74: 72-93.

[7] 唐良勇, 赵恒, 张亚菊. 基于 WA-EMD 算法的脉冲式超宽带雷达多目标生命体征检测 [J]. 南京理工大学学报, 2017, 41 (2): 198-206.

TANG L Y, ZHAO H, ZHANG Y J. Multiple-subject vital sign detection for impulse-radio ultra-wideband radar based on WA-EMD [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2017, 41 (2): 198-206.

[8] 邵虹, 王映昀. 基于集成 Gabor 特征的步态识别方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31 (4): 573-579.

SHAO H, WANG Y Y. Gait recognition method based on integrated gabor feature [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31 (4): 573-579.

[9] 崔雪红, 刘云, 常伟, 等. 基于 HOG 特征的步态能量图身份识别算法 [J]. 电子测量技术, 2017, 40 (7): 100-104.

CUI X H, LIU Y, CHANG W, et al. Base on gradient histogram energy image algorithm for person identification [J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40 (7): 100-104.

[10] 钟振亚. 基于老年人生理与行为特征的无障碍家居设计研究 [D]. 南京: 南京林业大学, 2016.

ZHONG ZH Y. Research on the barrier-free home design based on the physiological and behavioral characteristics

- of the elderly [D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2016.
- [11] MCCLELLAND J R, HAWKES D J, SCHAEFFTER T, et al. Respiratory motion models: A review [J]. *Medical Image Analysis*, 2013, 17(1):19-42.
- [12] RAHMAN A, YAVARI E, LUBECKE V M, et al. Noncontact Doppler radar unique identification system using neural network classifier on life signs [C]. *IEEE Topical Conference on Biomedical Wireless Technologies, Networks, and Sensing Systems (BioWireless)*, IEEE, 2016.
- [13] RAHMAN A, LUBECKE V, BORIC-LUBECKE O, et al. Doppler radar techniques for accurate respiration characterization and subject identification [J]. *IEEE Journal on Emerging & Selected Topics in Circuits & Systems*, 2018, 8(2):350-359.
- [14] ISLAM S, RAHMAN A, PRASAD N, et al. Identity authentication system using a support vector machine (SVM) on radar respiration measurements [C]. *93rd ARFTG Microwave Measurement Conference*, 2019.
- [15] IMMOREEV I Y. Ultrawideband radars: Features and capabilities [J]. *Journal of Communications Technology and Electronics*, 2009, 54(1):1-26.
- [16] WANG Z, CHEN Z, SINGH A D, et al. UWHear: Through-wall extraction and separation of audio vibrations using wireless signals [C]. *18th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys 2020)*, ACM, 2020.
- [17] YANG Y, CAO J, LIU X, et al. Multi-breath: Separate respiration monitoring for multiple persons with UWB radar [C]. *2019 IEEE 43rd Annual Computer Software and Applications Conference (COMPSAC)*, IEEE, 2019.
- [18] 王洋, 余祖俊, 朱力强, 等. 基于 CNN 的高速铁路侵限异物特征快速提取算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(5):1267-1275.
WANG Y, YU Z J, ZHU L Q, et al. Fast feature extraction algorithm for high-speed railway clearance intruding objects based on CNN [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(5):1267-1275.
- [19] 徐新飞, 刘惠义. 基于卷积神经网络的人脸表情识别 [J]. *国外电子测量技术*, 2018, 37(1):106-110.
XU X F, LIU H Y. Facial expression recognition based on convolutional neural network [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2018, 37(1):106-110.
- [20] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012.
- [21] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C]. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2015.
- [22] SZEGEDY C, WEI L, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions [C]. *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2015.
- [23] ANDERSEN N, GRANHAUG K, MICHAELSEN J A, et al. A 118-mW pulse-based radar SoC in 55-nm CMOS for non-contact human vital signs detection [J]. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 2017(12):1-13.
- [24] KINGMA D, BA J. Adam: A method for stochastic optimization [C]. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2015.

作者简介



周金海, 2000 年于浙江大学通信与电子系统专业研究生班结业, 2009 年于浙江大学计算机应用技术专业本科毕业, 现为浙江大学实验师, 主要研究方向为微波光子学、智能传感技术、机器智能。

E-mail: zhoujh@zju.edu.cn

Zhou Jinhai graduated in 2000 from the Graduate Class of Communication and Electronic Systems of Zhejiang University, received his B. Sc. degree from Zhejiang University in 2009, majoring in computer application technology, now he is an experimentalist in Zhejiang University. His main research interests include microwave photonics, intelligent sensing technology and machine intelligence.



吴耿俊, 2019 年于杭州电子科技大学获得学士学位, 现为浙江大学信息与工程学院硕士研究生, 主要研究方向为智能传感技术。

E-mail: 21960191@zju.edu.cn

Wu Gengjun received his B. Sc. degree in 2015 from Hangzhou Dianzi University, now he is a M. Sc. candidate in Zhejiang University. His main research interest includes intelligent sensing technology.