

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005643

## 复杂场景下基于 UWB 雷达的呼吸特征检测算法\*

崔学荣 杨雷 李娟 李世宝

(中国石油大学(华东)青岛 266000)

**摘要:**超宽带(UWB)雷达作为一种新兴的生命体征探测方式,可对人体呼吸体征进行非接触式实时监测,在医学上具有重大意义。针对在复杂场景下雷达回波信号的距离门无法被准确自动提取的问题,提出了一种使用神经网络对雷达回波信号中快时域距离门的滤波方法,分析并设计了全连接神经网络的网络结构,提高人体呼吸体征实时检测的精度。用 PulsON-440 UWB 雷达模块采集数据,在实际场景中,完成了实验对比分析,结果表明,所提方法可有效去除非呼吸的距离门信号,并可进一步提高呼吸信号的质量和探测的鲁棒性。

**关键词:**超宽带雷达;呼吸信号;神经网络;距离门

**中图分类号:** TN957.51 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

Respiratory feature detection algorithm based on UWB  
radar in complex scene

Cui Xuerong Yang Lei Li Juan Li Shibao

(China University of Petroleum (East China), Qingdao 266000, China)

**Abstract:** Ultra-wideband (UWB) radar, as a new method of vital sign detection, can monitor human respiratory signs in real-time and non-contact mode. It is of great medical significance. To solve the problem that the distance gate of radar echo signal cannot be extracted accurately and automatically in complex scenes. A fast time domain distance gate filtering method for radar echo signals using neural network is presented. The network structure of the fully connected neural network is analyzed and designed to improve the accuracy of real-time detection of human respiratory signs. Data is collected using PulsON-440 UWB radar module. In the actual scene, the comparative analysis of experiments is completed. The results show that this method can effectively remove the non-breathing distance gate signal. It can further improve the quality of respiratory signals and robustness of detection.

**Keywords:** ultra-wideband radar; respiratory signal; neural network; distance gate

## 0 引言

呼吸是人体生命体征中最重要的特征之一,医学常将呼吸频率作为风险评估的重要指标<sup>[1]</sup>。早在1993年爱荷华大学医学院对有心肺骤停风险的内科患者进行生命体征监控,发现呼吸频率是患者患病重要的预测指标<sup>[2]</sup>。全国各地的急性病大多可以通过对呼吸的监测预警系统及时预测并实施救治<sup>[3]</sup>,可以极大地提升患者的治愈概率。目前,呼吸可通过压电传感器对人体腹部微动进行感知<sup>[4]</sup>,但接触式监测设备需要患者身体配备必需的监测装置<sup>[5]</sup>,使用过程中人体会因为特殊的测量环境导致与真实呼吸状态相差较远,影响评估的可靠性。各种非接触式呼吸测量技术

种类繁多,如文献<sup>[6]</sup>是根据呼吸时胸腹部运动变化,通过激光测距仪对奶牛外侧腹部进行定位测量并提取出呼吸频率;文献<sup>[7]</sup>通过视频拍摄的方式使用帧间差分的睡眠呼吸运动检测。采用这些光学方式对人体进行呼吸监测有诸多弊端,比如光线差的密闭环境中难以完成测量,并且在被测者调整姿态后易造成超出视觉监控范围的现象。

随着超宽带(ultra-wideband, UWB)雷达技术的不断探索,UWB雷达凭借其近距离探测精度高、穿透能力强、传输效率高等特点成为对人体目标进行探测的重要手段<sup>[8]</sup>。其中,在使用UWB雷达对人体生命体征信号进行探测时回波信号的预处理、呼吸信号的识别与提取均取得一定进展<sup>[9-12]</sup>。在雷达回波中获取呼吸信号时常常采用定

收稿日期:2020-12-31

\* 基金项目:国家自然科学基金(61902431,91938204,61972417)、山东省重点研发计划(2019GGX101048)、中央高校基本科研业务费专项资金(19CX05003A-9,19CX05003A-4,18CX02136A)资助

• 70 •

距离法并得到广泛的应用,该算法需要找出人体呼吸信号所在位置的时延门。文献[13]对比了多种预处理和模式分解算法,大多选择的是最大幅值对应的时延门。文献[14]和文献[15]选取了雷达回波信号中能量最大的快时域采样时延门作为人体特征信号。文献[16]选择手动获取呼吸信号时延门的最优解。在复杂环境中,以上选择时延门的方法均无法自动正确提取出的呼吸信号,在实际应用中由于环境的不确定性,呼吸时延门的选择成为影响检测结果的重要因素。

本文针对复杂场景下,雷达回波信号能量分布无法满足时延门信号能量最大法对呼吸特征准确提取的问题,设计了一种适用于复杂场景下呼吸信号分类的全连接神经网络,并使用此神经网络模型对各个快时域时延门中待选择信号进行预测分析。在大量信号中筛选出更接近呼吸的信号,进而在更小的范围内进行时延门选择,使其适用于复杂场景下的呼吸监测系统中,具有较强的鲁棒性。

## 1 UWB 雷达与回波信号处理

### 1.1 UWB 雷达简介

UWB 雷达是一种新兴的无线探测方式,通过极短的脉冲信号对环境进行探测感知。其工作频率范围在 3.1~4.8 GHz,精确度可达到毫米级别,具有较强的穿透能力,可以穿透一般的障碍物实现非视距的探测<sup>[17]</sup>,如衣服、被褥等非金属介质。由于当前无线电技术高速发展,导致频谱资源极具紧张,因此超宽带信号功率低,更适用于近距离通信和探测,工作时不会影响其他波段的信号,兼容性强。

本文使用图 1 所示的美国 Time Domain 公司的 PulsON-440(简称 P440)超宽带单站雷达设备。结合上位机软件 MRM-RET,对自然环境下的目标进行呼吸探测。



图 1 P440 设备

雷达回波信号是由快时域与慢时域组成的二维数据。快时域雷达脉冲信号是皮秒级分辨率的一维回波;慢时域是雷达以毫秒级的间隔不断发射脉冲并收集的回波信

号。如果把探测环境看作稳定线性系统,则 UWB 雷达的信道冲激响应为:

$$h(\tau, t) = a_s \delta(\tau - \tau_s(t)) + \sum_i a_i \delta(\tau - \tau_i(t)) \quad (1)$$

其中,有关时间的自变量分别是快时间  $\tau$  和慢时间  $t$ ,  $a_s$  是呼吸运动响应幅度,  $\tau_s(t)$  是呼吸运动的时延,其大小与慢时间  $t$  有关。  $\sum_i a_i \delta(\tau - \tau_i(t))$  为其他静态物体的脉冲响应,每个物体的时延与振幅分别为  $\tau_i(t)$  和  $a_i$ 。对于时延  $\tau_i(t)$  可以通过电磁波的双程位移距离除以光速得到,光速约为  $3 \times 10^8$  m/s。

UWB 雷达探测呼吸信号的原理是人体呼吸时胸腔前后起伏对雷达脉冲信号的调制,经雷达收集后进行一系列处理来得到。由于在人体胸腔前后位移的同时雷达回波信号在同一距离处的幅度也会产生变化,在慢时域的 1 维数据可以满足呼吸频率的周期信号,如图 2 所示为希望得到的理想回波示意图。

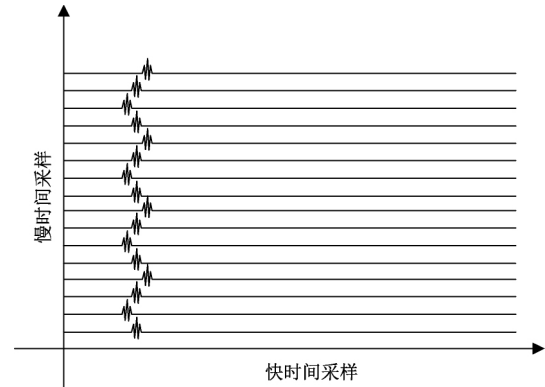


图 2 理想情况下人体呼吸的雷达回波信号

### 1.2 回波信号预处理

匹配滤波器是一种最佳线性滤波器,该滤波器的准则是输出信噪比最大,常用于通信、雷达等系统中。以超宽带雷达回波信号为例,设  $S(t)$  为雷达快时域回波信号,则匹配滤波器的冲激响应为:

$$h(t) = kS^*(t_0 - t) \quad (2)$$

式中:  $k$  为任意常数;  $S^*$  为共轭信号;  $t_0$  为固定时延时间。当已知信号波形模板时,可以采用匹配滤波来改善信号的信噪比。

通过回波信号可以探测运动物体,但环境中静止的物体反射的强烈回波会干扰目标信息的提取,因此需要在预处理中去除掉。目前,去除直流分量的方式有均值滤波法、背景相减法、动目标检测法以及主成分分析法等。本文采用均值滤波的方式进行处理,公式如下:

$$A'_{ij} = A_{ij} - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M A_{ij} \quad (3)$$

式中:  $A_{ij}$  是慢时域中第  $i$  个、快时域中第  $j$  个的信号采样点幅值;  $M$  为慢时域采样点数。

雷达回波信号是以时间窗分帧的形式处理得到,经过

距离门选择后得出的呼吸信号与时间窗宽度一致,最终的长时间连续的呼吸信号需要经过拼接得到。如果将信号直接顺序拼接,则信号连接不平滑在时域中会出现信号的瞬时跳变与实际呼吸情况相差较大,频域中产生高频噪声。因此,在拼接时应该兼顾前信号与后信号的信息,本文采用由 1~0 的线性权值将前后信号加权拼接。

## 2 神经网络模型

人工智能作为当前时代最热门的前沿课题之一,无论在市场应用和科学研究中都具有很大潜力。其应用场景包括图像识别、语音识别、自然语言处理以及信号分析中。BP 神经网络具有非线性、自适应性、自学习性的优点和强大的输入输出映射能力<sup>[18]</sup>,将原输入信号转换到新空间中,是解决分类问题的重要手段。

从图 3 中可见理想状态下的回波信号和存在干扰时的回波信号在选择距离门时差别较大,在理想情况下呼吸信号可以顺利地用寻找最大幅度的方式将距离门呼吸信号提取出来。但在干扰信号较大的情况下,该算法无法区分呼吸信号的特征,只会选择能量较大的信号而无法正确提取。因此,在提取距离门呼吸信号前选择使用神经网络对其进行滤波筛选,再使用寻找最大的幅值点的方式来提取,可以使呼吸信号正确率得到有效提升。

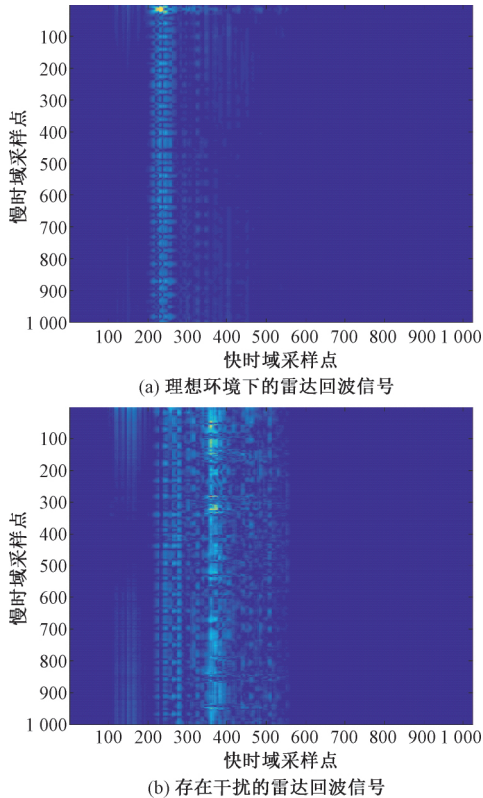


图 3 两种场景下的雷达回波信号

前馈式全连接神经网络也称为多层感知器 (multi-layer perceptron, MLP),主要包括输入层、隐含层与输出

层。其包含前向传播过程和后向传播两个过程。在前向传播时通过输入数据计算出当前神经网络模型的预测值。隐藏层的激活函数采用 ReLU,输出层的激活函数为 Sigmoid。后向传播的目的在于优化模型各层的权重与偏置值。在后向传播时,前向传播的预测值与标签进行对比,然后通过损失函数计算权重系数的变化量,使预测值与实际值逐渐接近。优化过程在神经网络中通常被叫作“训练”,当训练集的样本都参与一次前向传播与后向传播,表示训练进行了一个训练批次。

本文构造了一个 6 层的全连接神经网络,神经网络拓扑结构如图 4 所示。输入参数为 500 个慢时域采样点,对应输入层 500 个神经元与时间窗宽度一致。加入标准化层,将输入数据按比例缩放,使其转化为无量纲的纯数值,防止梯度爆炸。同时把数据的均值调整到 0,避免均值的波动对预测值产生不必要的影响。输出层为单个神经元,以 0 和 1 分别表示非呼吸信号与呼吸信号。隐藏层一共 5 层,神经元个数分别为 500、500、200、200 和 10,保证足够的非线性计算单元对信号分类提供拟合能力。为防止神经网络过拟合,在前 4 个隐藏层后分别加入随机失活比率为 0.2 和 0.1 的 Dropout 层。

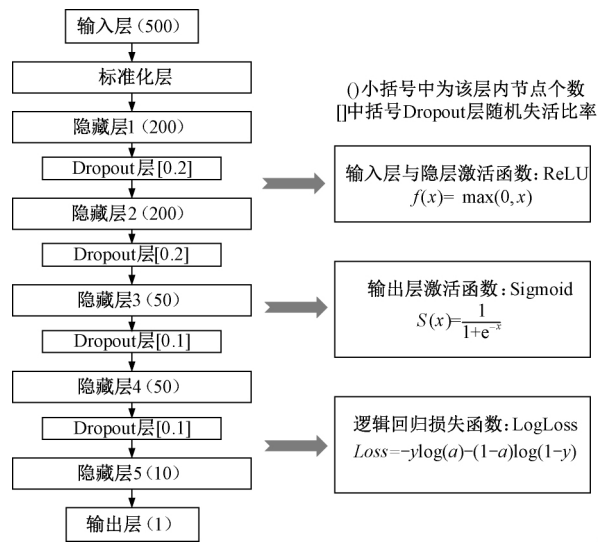


图 4 神经网络拓扑结构

## 3 实验与结果分析

针对复杂场景下的呼吸信号检测,设计并进行了实际场景下的无线探测实验。实验中,探测目标为距离单站雷达 0.5 m 处端坐在椅子上的人体,人体的后方环境分别是进行正常活动的人体和办公桌椅等静态目标。

单站雷达的慢时域探测周期为 0.08 s,快时域时间窗为 35 156 ps。搭建神经网络模型的环境为 Python3.7 + TensorFlow2.1,训练集使用该实验场景下探测 480 s 得到的总共 10 368 条数据,并分别对呼吸信号与非呼吸信号打上 1 和 0 作为标签,拆分 10% 作为实验的验证集,并对模

型训练进行了 500 次训练,优化权重算法为 Adam 算法,学习率以及其他超参数均为默认参数。测试集使用该场景下的多次实验进行测试。模型训练集与验证集正确率结果如图 5 所示。

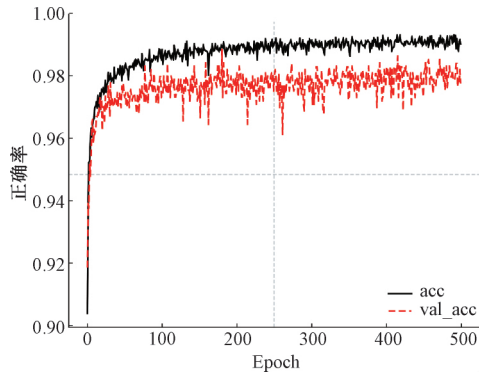


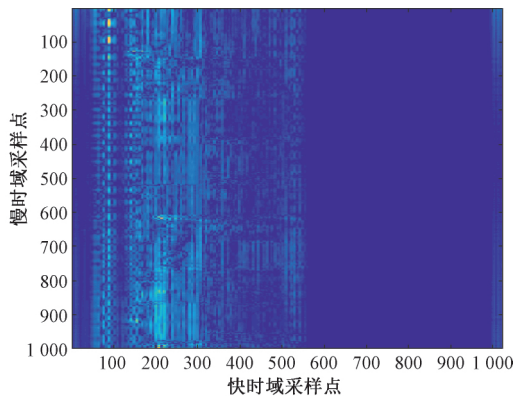
图 5 神经网络模型训练集与验证集的正确率

为验证模型的有效性,在相同实验环境下多次对人体呼吸进行监测,共进行 36 次实验。分别使用神经网络滤波法和最大能量法处理雷达回波信号,实验结果如表 1 所示。如图 6 所示为其中一次的测试结果,在经过相同的预处理后的回波信号,以时间窗分帧的形式输入神经网络。经过神经网络的滤波后,可直观地看出大量与呼吸无关的距离门信号已经被滤除。

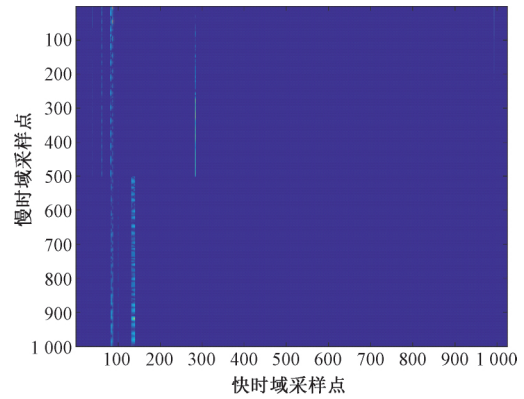
表 1 最大能量法与神经网络滤波法提取呼吸信号成功率

实验方法	成功次数	实验总数	成功率/%
最大能量法	21	36	58.3
神经网络滤波法	32	36	88.9

在选择距离门的阶段,同样使用信号能量最大的方式对同一次实验的两回波信号进行对比。如图 7 所示,在时间窗的分帧作用下,前 500 个采样点(共 40 s)所在环境中的干扰信息并未干扰到呼吸距离门的选择,神经网络优化后的结果和原结果相差不大。后 500 个采样点处环境噪声较大,原回波信号中的距离门已经无法得到正确的呼吸信



(a) 处理前的雷达回波



(b) 滤波后的雷达回波

图 6 神经网络滤波前后的雷达回波信号

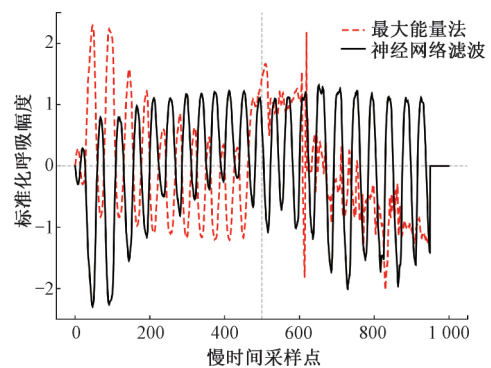


图 7 神经网络滤波法与最大能量法分别得到的呼吸信号

号,在经过神经网络的滤波后,可选择出满足实际呼吸情况的信号。

## 4 结 论

本文针对 UWB 雷达回波中呼吸信号的提取,提出了一种基于神经网络的快时间域距离门的选择方法。实验结果表明,在神经网络模型的优化下,雷达呼吸信号检测系统可适应复杂环境下的呼吸监测,避免了外部环境干扰,使距离门的选择更加准确,探测结果更贴近人体探测目标真实呼吸情况,提高系统的鲁棒性。

人体呼吸状态有很多种情况,包括屏息状态以及非正常呼吸如咳嗽等。神经网络的准确性依赖于庞大的实验数据,本文采用的数据均是人体在正常情况下平稳呼吸的情况,在其他呼吸状态下有时会发生提取失败的情况。在进一步的研究中应当扩充实验训练集,使其适应多种呼吸状态的目标,提高神经网络的普适性。

## 参考文献

- [1] 敖泽惠, 余强, 杜建霖. 入院时静息呼吸频率与 GRACE 评分在 ACS 心血管死亡风险评估的价值研究[J]. 重庆医学, 2013, 42(21): 2478-2480.
- [2] LATTEN G, SPEK M, MURIS J W, et al. Accuracy and interobserver-agreement of respiratory rate

- measurements by healthcare professionals, and its effect on the outcomes of clinical prediction/diagnostic rules[J]. PloS one, 2019, 14(10):e0223155.
- [3] 胡寒冬, 陈洪波, 陈真诚. 便携式睡眠呼吸暂停低通气监测仪的设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(9): 812-816.
- [4] 马莹, 王云峰, 张海英, 等. 基于压电薄膜传感器的心率呼吸率实时监测[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(6): 119-121.
- [5] 李宏恩, 周晋阳, 郝文延. 一种可穿戴呼吸实时监测系统的设计[J]. 科技通报, 2017, 33(6): 78-81.
- [6] 李奇峰, 丁雨露, 李洁, 等. 奶牛呼吸频率自动监测技术研究进展[J]. 中国畜牧杂志, 2019, 55(10): 52-57.
- [7] 闫永强. 用于睡眠监测的非接触式呼吸测量方法及其实现[D]. 深圳:深圳大学, 2018.
- [8] 蒋留兵, 李聪, 车俐. 超宽带雷达人体动作识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(1): 129-134.
- [9] 刘琦, 晋良念, 张燕, 等. 超宽带雷达人体呼吸在线检测系统设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(10): 1606-1614.
- [10] 郑红梅, 葛淼, 陈科, 等. 基于 FCEEMD 的心跳信号和呼吸信号分离研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(11): 1809-1814.
- [11] 许会, 李邦宇, 任建. 超宽带步进变频雷达人体呼吸检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(2): 286-292.
- [12] 王生霄, 侯兴松, 黑夏萌. 嵌入 CBAM 结构的改进 YOLOV3 超宽带雷达生命信号检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(3): 1-6.
- [13] 段珍珠. 基于 UWB 雷达传感器的人体体征监测[D]. 成都:电子科技大学, 2019.
- [14] 唐良勇. 基于超宽带雷达的非接触式多目标生命体征检测算法研究[D]. 南京:南京理工大学, 2016.
- [15] 陈德肯. 基于雷达信号的非接触体征检测技术研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2019.
- [16] 崔丽辉, 赵安兴, 宁方正. 基于 EMD 和 BP 神经网络的雷达体征信号检测算法[J]. 计算机系统应用, 2017, 26(8): 217-222.
- [17] 李荣冰, 王念曾, 刘建业, 等. 面向相对导航的 UWB 测距误差估计与补偿方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 28-35.
- [18] 王震洲, 李鑫圆. 基于 BP 神经网络的 pH 试纸自动检测系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 181-186.

#### 作者简介

崔学荣,工学博士,教授,主要研究方向为大数据与人工智能、无线定位算法与协议。

E-mail:cxr@upc.edu.cn

杨雷,研究生,主要研究方向为人工智能、无线探测、信号检测与处理等。

E-mail:17854251810@163.com

李娟,工学博士,副教授,主要研究方向为人工智能算法与应用、智能无线探测、室内无线定位、水下探测与定位等。

E-mail:lijuanlijuan@sina.com

李世宝,工学硕士,副教授,主要研究方向为移动计算、无线大数据、宽带无线通信、智能信息处理等。

E-mail:Lishibao@upc.edu.cn