

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205421

# 基于时空域增强微多普勒谱图的行为识别方法\*

许志猛 张钊钊 陈良琴 孙北辰

(福州大学物理与信息工程学院 福州 350100)

**摘要:**为缓解新冠疫情下医护人员短缺的现象,实现对住院患者的智能监护,本文基于调频连续波(FMCW)雷达提出了一种新的基于时空域增强微多普勒谱图的行为识别方法。首先,该方法对雷达获取的人体行为数据构造微多普勒谱图;然后利用一种新的直方图均衡化和同态滤波相结合的时空域增强算法用于谱图信息的增强;最后采用一种改进的卷积长短时记忆网络(ConvLSTM)提取谱图的时空域特征,并有效辨识喝水、跌倒等7种住院患者常见行为。实验结果表明,基于本文方法对7种动作的识别准确率能达到94%,可以有效的监护患者的行为。

**关键词:** FMCW 雷达;智能监护;增强微多普勒特征;ConvLSTM 网络

**中图分类号:** TP391.4; TN958.94

**文献标识码:** A

**国家标准学科分类代码:** 520.2

## Behavior recognition based on spatiotemporal enhanced micro-Doppler spectrogram

Xu Zhimeng Zhang Shanshan Chen Liangqin Sun Beichen

(College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350100, China)

**Abstract:** To alleviate the shortage of health care workers under the novel coronavirus pneumonia (COVID-19) and to achieve intelligent monitoring of inpatients, this paper proposes a new behavior recognition method based on enhanced micro-Doppler spectrograms in the space-time domain using frequency modulated continuous wave (FMCW) radar. Firstly, constructing a micro-Doppler spectrum of the human behavior acquired by the radar. Then, a new time-space domain enhancement algorithm combining histogram equalization and homomorphic filtering is used for the enhancement of spectrogram information. Finally, an improved convolutional long short term memory network (ConvLSTM) is proposed to extract the time and space features of the spectrum, which effectively identifies seven common inpatient behaviors, such as drinking and falling. The experimental results show that the method in this paper can effectively monitor the patient's behavior, and the recognition accuracy of the seven actions can reach 94%.

**Keywords:** FMCW radar; intelligent monitoring; enhanced micro-Doppler feature; ConvLSTM network

## 0 引言

近年来,新型冠状病毒肺炎(COVID-19)的爆发导致了医护人员的急剧短缺,从而催生了以人工智能为核心的智能监护技术的普及应用。行为识别技术作为智能监护技术中的一项重要技术,其传统的实现方法主要依赖于可穿戴设备,但其需要被监护对象佩戴专用传感器<sup>[1]</sup>,从而缺少使用的便捷性和佩戴舒适度。为此,基于“非可

穿戴”设备的识别技术逐渐成为研究热点。其中,调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)雷达与基于摄像头<sup>[2-3]</sup>和WIFI<sup>[4]</sup>的识别技术相比,具有更高的识别灵敏度和准确度,且对个人隐私保护性较好<sup>[5]</sup>,在智能监护系统中具有良好的应用前景。

基于FMCW雷达的行为识别技术大体可分为基于点云和微多普勒特征两类。虽然基于点云的方案可以实现轨迹追踪和行为识别<sup>[6]</sup>,但其在实际应用中仍存在诸多挑战。例如,在室内应用中,墙体和家具等物体会由于

收稿日期: 2022-04-26 Received Date: 2022-04-26

\* 基金项目: 国家自然科学基金(62071125)、福建省产学研合作项目(2019H6007)、福建省自然科学基金(2021J01581, 2018J01805)、福州大学科研基金(GXRC-18083)项目资助

多径传播而反射雷达信号,因而需要进行背景消除,而这一操作会造成点云的丢失<sup>[7]</sup>。与之不同的是,基于微多普勒特征的行为识别技术通过目标的微动信息来实现行为识别,不易受环境中的多径影响,在雷达检测中备受关注。文献[8-9]利用神经网络技术对动作的微多普勒谱图进行分类。虽然得到了较高的平均识别率,但前者存在谱图信息太弱,后者存在谱图针对性太强的问题,导致部分行为识别率不高。文献[10]利用双向长短时记忆网络(Bi-directional long-short term memory, Bi-LSTM)实现了6种连续行为序列的识别,但其需要将谱图展平成时间序列信息作为网络的输入,这将造成谱图空间信息的丢失。

针对上述提出的问题,本文基于美国德州仪器(Texas Instruments, TI)公司的 FMCW 雷达模块,提出了一种新的基于增强微多普勒谱图特征的行为识别方法。通过借鉴图像处理领域的增强算法,将原始的微多普勒谱图做进一步增强处理,改善以往谱图信息弱导致准确率不高的问题。再利用改进的卷积长短时记忆网络(convolutional long short-term memory, ConvLSTM)对增强

谱图进行时空特征提取并分类,实现了7种住院患者常见行为的识别。

## 1 基于 FMCW 雷达的目标微多普勒信息获取

### 1.1 雷达信号预处理

如图1所示,为了获取人体目标的微多普勒信息,需要进行如下预处理:首先,FMCW 雷达发射调频连续波,经目标反射后形成回波信号。将发射信号和回波信号经过混频处理后得到携带目标距离和速度信息的差频信号,差频信号通过模数转换和矩阵重整后得到一个三维数组<sup>[11]</sup>,其行为距离向,列为速度向,纵对应各天线相位中心,此处以角度称之;随后,采用静态消除算法去除环境中的干扰信号,并依次对三维数组的所有列数据执行 Range FFT,得到目标的距离信息;继而在所有行数据上执行 Doppler FFT,获取目标的速度信息,从而得到相应的距离-多普勒图 RDM<sup>[12-13]</sup>(range Doppler map, RDM)。

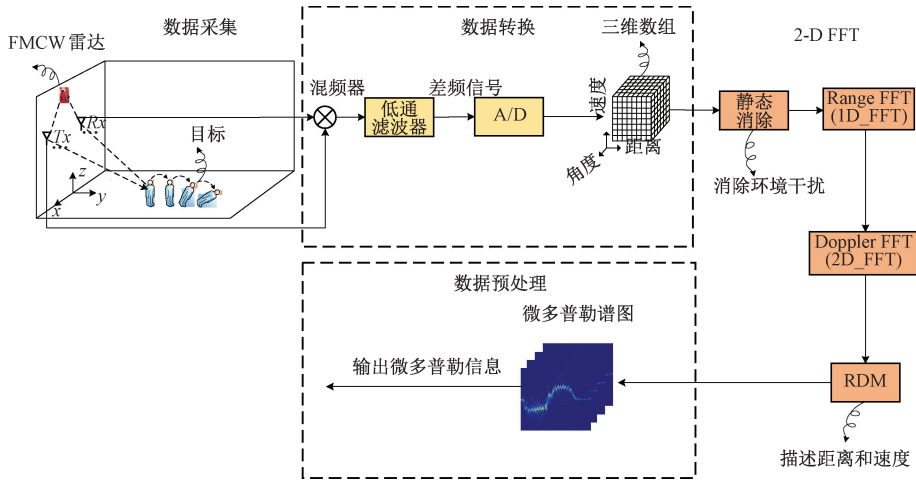


图 1 原理概述

Fig. 1 Principle overview

### 1.2 微多普勒谱图的构建

本文主要研究单个人体目标的行为,以行走为例,将提取的 RDM 向速度维投影且按列逐帧积累,可以得到目标运动产生的微多普勒谱图,如图2所示。图中横轴为帧号,表示目标动作对应的时间,纵轴表示动作对应的频率。其中曲线包络部分代表躯干运动时频率的变化值,正值表示目标远离雷达,负值表示目标接近雷达,而周围颜色较浅的变化峰值表示四肢摆动时的频率变化值。

## 2 行为识别方法

### 2.1 基于空频结合的微多普勒谱图增强算法

通过上述方式得到的谱图,存在如背景混杂、目标不

突出等问题,为此本文引入图像增强<sup>[14]</sup>算法实现谱图增强。图像增强大致可以分为两类,一类是空间域增强,另一类是频率域增强。空间域增强方法中的直方图均衡化处理可以将像素相对集中化,提高对比度和清晰度,能有效地增强谱图;频率域增强方法中的同态滤波能够消除频域中的乘性或卷积性噪声,且同时能够实现对谱图亮度的压缩和对比度的增强。两种方法侧重点不同,但各有优势,为此本文提出一种空频域结合的谱图增强算法,如图3所示。首先,将原始谱图转换为灰度图像,经过直方图均衡化和同态滤波后,做 OTSU 二值化处理;随后,采用 LOG 算子检测微多普勒边缘特征,提取轮廓;经过 LOG 算子边缘检测后提取了谱图的关键信息,其中包括躯干和四肢的信息;最后,对得到的轮廓进行孔洞填充。

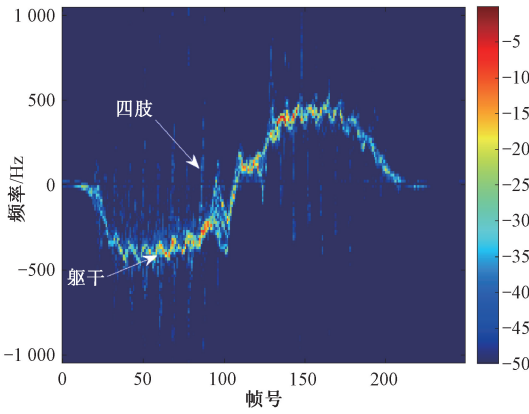


图 2 目标行走的微多普勒谱图

Fig. 2 Micro-Doppler spectrum of target walking

由于此时还存在部分孔洞边缘不连通未能得到填充的情况,为此加入局部自适应阈值处理,对未连通区域进行填补,得到目标图像。

### 2.2 ConvLSTM 网络

#### 1) 传统 LSTM 网络结构

对于时序序列建模而言,长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)作为一种特殊的 RNN 结构,在以往的各项研究中已经证明了它在处理时序序列方面是稳定而高效的<sup>[15-17]</sup>。LSTM 的主要创新是它的存储单元  $c_t$ ,其本质上是一个状态信息的累加器,可通过自定义参数的控制门来访问、写入和清除单元,如式(1)、(2)所示,其中  $i_t$  为输入门,  $f_t$  为遗忘门。每当一个新的输入到来时,存储单元  $c_t$  将查看前一个输入  $h_{t-1}$  和当前输入  $x_t$ ,如果输入门  $i_t$  此时是激活状态,则其信息就会累积到存储单元中;反之,则使用遗忘门  $f_t$ ,将过去的单元状态  $c_{t-1}$  “遗忘”,如式(3)所示。随后,由输出门  $o_t$  决定存储单元

最新输出  $c_t$  是否能进一步传送到最终状态  $h_t$ ,如式(4)、(5)所示。

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + W_{ci}c_{t-1} + b_i) \quad (1)$$

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + W_{cf}c_{t-1} + b_f) \quad (2)$$

$$c_t = f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (3)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + W_{co} \circ c_t + b_o) \quad (4)$$

$$h_t = o_t \circ \tanh(c_t) \quad (5)$$

其中,“ $\circ$ ”表示哈达玛乘积,  $W$  相关的系列参数表示权重,  $b$  相关的表示偏置。

#### 2) 改进的 ConvLSTM 网络结构

传统的 LSTM 网络通常将输入谱图展开成一维向量,这在处理过程中很容易造成空间信息的丢失。为了解决此问题,本文引入 ConvLSTM<sup>[18]</sup> 网络,其所有输入输出都是三维张量,保留了谱图的空间特征。与 LSTM 一样,ConvLSTM 也是通过前一状态和当前输入来决定未来状态,但后者在状态的转换中是使用卷积来实现的。关于 ConvLSTM 的关键过程可描述为式(6)~(10):

$$i_t = \sigma(W_{xi} * X_t + W_{hi} * H_{t-1} + W_{ci} \circ C_{t-1} + b_i) \quad (6)$$

$$f_t = \sigma(W_{xf} * X_t + W_{hf} * H_{t-1} + W_{cf} \circ C_{t-1} + b_f) \quad (7)$$

$$C_t = f_t \circ C_{t-1} + i_t \circ \tanh(W_{xc} * X_t + W_{hc} * H_{t-1} + b_c) \quad (8)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo} * X_t + W_{ho} * H_{t-1} + W_{co} \circ C_t + b_o) \quad (9)$$

$$H_t = o_t \circ \tanh(C_t) \quad (10)$$

其中,“ $*$ ”表示卷积运算符。

通过对比 LSTM 和 ConvLSTM 网络的相关表达式,很容易可以发现二者形式是基本一致的,其所有的特性都是建立在一个状态单元上,而区别的关键点仅在于权重与输入状态之间的运算关系。再者,LSTM 的输入为一维向量,可以视为后两维均为 1 的三维张量。为此,LSTM 可以理解为 ConvLSTM 的一个特例。

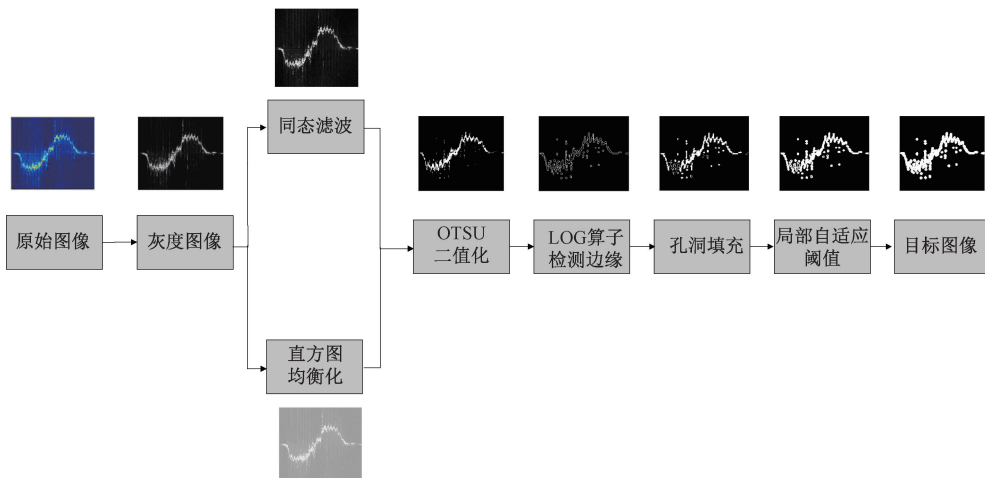


图 3 谱图增强算法

Fig. 3 Spectral enhancement algorithm

### 2.3 模型构建

基于 ConvLSTM 网络构建的动作识别模型如图 4 所示。首先将经过时空域增强后的谱图作为网络输入,其

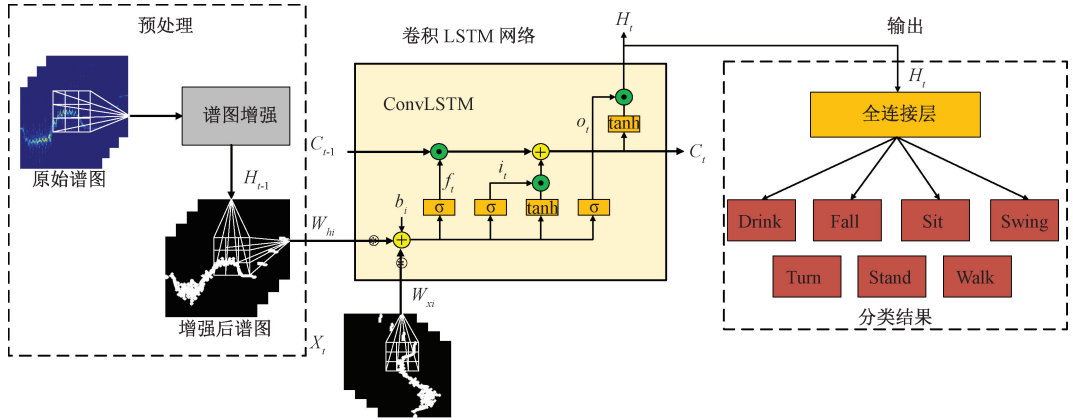


图 4 ConvLSTM 模型

Fig. 4 ConvLSTM model

## 3 实验

### 3.1 实验设置

如图 5 所示,本文所设计的行为识别系统基于 TI IWR1443 毫米波雷达传感器,工作频段为 76~81 GHz,可用带宽高达 4 GHz,距离分辨率可达 3.75 cm。帧周期为 62 ms,每帧包含 128 个啁啾,每个啁啾包含 256 个采样数据。在实验中,设置数据采样率为 16 fps,每个动作捕获 250 个数据帧。



图 5 硬件设置

Fig. 5 Hardware setup

### 3.2 数据采集

本实验在室内大厅进行,雷达扇形扫描平面内除测试者外没有其他运动目标。将雷达放置在距地面 1.8 m 的架子上,倾斜 15°,测试者在雷达前方 1.6~4.8 m 范围内移动。参与数据采集的志愿者 10 名,年龄在 23~25 岁之间,身高 1.58~1.78 m,体重 50~75 kg。

间不进行任何降维、展平等操作,保留其空间特性。最后,经过 ConvLSTM 处理后的输出再进入全连接层,对所有动作进行分类,得到最终分类的结果。

如图 6 所示,本文收集了住院患者常见的 7 个动作,包括喝水 Drink、跌倒 Fall、坐下 Sit、挥手求助 Swing hand for help、翻身 Turn over、起立 Stand、行走 Walk。在实验中,本文将采集的所有动作样本的 60%用于作为训练集,20%用于验证集,20%用于测试集。

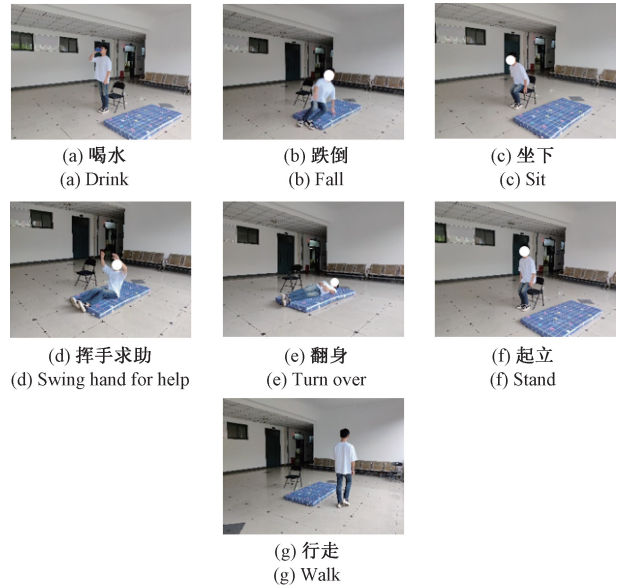


图 6 7 个动作的实验场景图

Fig. 6 Experimental scenes of seven actions

## 4 结果分析

### 4.1 谱图增强算法的影响

为了分析谱图增强算法对识别准确率的影响,本文提出了 4 种谱图增强算法,并在实验中与原始未处理谱

图的识别准确率进行比对。如表 1 所示,本文提出的 4 种增强算法中,直方图+同态滤波是直方图均衡化与同态滤波相结合,OTSU+LOG 是二值化与 LOG 算子边缘检测相结合,空频结合+孔洞填充是将前述两种方式结合后得到的图像进行孔洞填充,而标识为“本文”的是最终所采用的方法,即在前述空频结合的基础上加上了自适应阈值,可以解决 LOG 算子提取的边缘不连通而导致无法进行孔洞填充的问题。从表中可以看出,通过谱图增强算法后的识别准确率均比原始谱图的准确率高,其中采用“本文”算法所得到的识别准确率最高,平均准确率达到 94%。

表 1 谱图增强算法比对

Table 1 Spectral enhancement algorithm comparison

谱图增强算法	识别准确率/%
原始谱图	80
直方图+同态滤波	88
OTSU+LOG	83
空频结合+孔洞填充	88
本文	94

“本文”算法的混淆矩阵如图 7 所示,喝水、跌倒、坐下、挥手求助、和行走的识别准确率高达 100%,而翻身和起立的识别准确率分别只有 75%和 86%,其余均被误判为坐下。通过自查数据集发现,坐下、翻身和起立对应的谱图中有部分波动不明显且相似,从而导致了误判,这归因于实验人员执行该动作的幅度较小,对于网络而言无法区分。

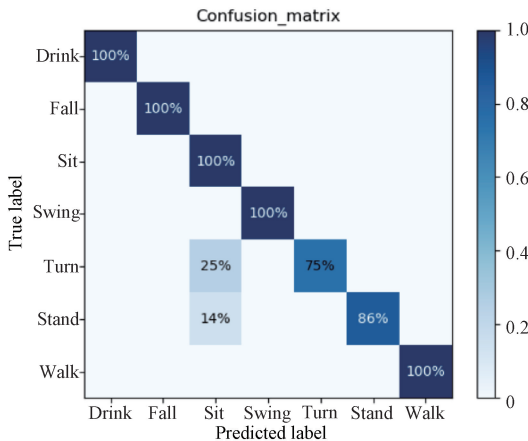


图 7 本文算法的混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix of the algorithm in this paper

## 4.2 网络的影响

### 1) 不同网络的影响

上述实验验证了谱图增强算法有助于微多普勒特征的提取,从而可以实现识别性能的提升。由于特征的提

取和分类取决于所采用的网络,为此本文将对网络的性能进行分析和验证。如图 8 所示,在网络深度均为 1 的条件下,对采用 LSTM 网络和 ConvLSTM 网络的平均识别准确率进行对比。从图 8 中可得到,无论是原始谱图,还是增强后的谱图,经过 ConvLSTM 网络得到的结果明显优于 LSTM 网络。其中提升最为显著的是原始谱图,其在 ConvLSTM 网络上的准确率较 LSTM 网络提高了 26%,其次是经过“本文”增强算法处理后的谱图,平均准确率提高了 19%,而空频结合+孔洞填充、直方图+同态滤波和 OTSU+LOG 的准确率次之,分别提高了 14%、11%和 6%,这足以证明 ConvLSTM 网络的优势。

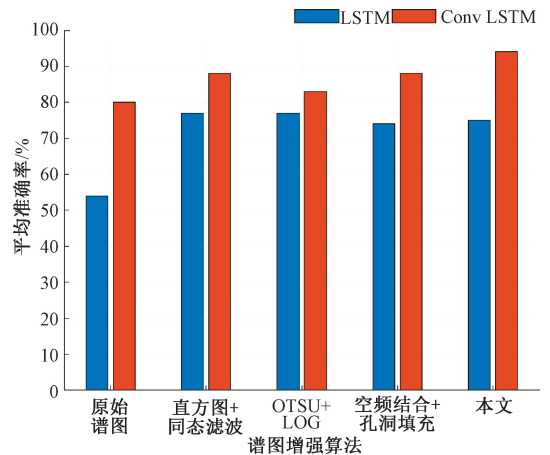


图 8 分类网络对比

Fig. 8 Classification network comparison

### 2) 网络深度的影响

为了进一步验证本文提出网络的优势,实验对比 LSTM 网络和 ConvLSTM 网络在不同网络深度上的准确率。在保证两网络其余参数一致的前提下,设置网络深度由 1~4 变动,所得到的对比结果如图 9 所示。从图 9 中可得,识别准确率随着网络深度的改变而变化,其中 LSTM 网络在网络深度为 2 时达到了最高的识别率 83%,而 ConvLSTM 网络在网络深度为 1 时达到了最高的识别准确率 94%。此外,ConvLSTM 网络在不同网络深度下的平均识别准确率高达 92.75%,而 LSTM 网络平均识别准确率仅达到 73.5%。综上所述,ConvLSTM 在较小的网络深度下,就能达到良好的效果,这不仅降低了对硬件设备的要求和成本,而且大大缩减了训练时间,在本文的应用场景中具有显著优势。

## 4.3 算法比对

前述主要验证本文所提出算法的有效性,为了进一步评估算法的性能,将其与文献[6]、[8]、[9]、[19]和[20]进行对比。如表 2 所示,考虑到每篇论文的分类算法不同,故本文将测试的 7 个动作与上述 5 篇文献中对应相同的动作进行对比,对比内容为:单个动作识别率和

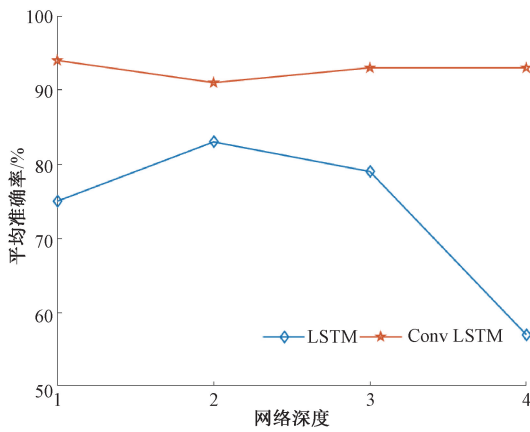


图9 网络深度对比

Fig. 9 Network depth comparison

整体动作的平均识别率,其中平均识别率计算过程为:所有动作识别率之和/动作数量,且计算结果保留到小数点后一位。此外,5篇文献中对应未测试动作以“-”表示。

经过对比发现,本文的平均识别率相较于文献[6]、[8]、[9]、[19]和[20]分别高出了0.7%、8%、21.8%、13.2%和11.8%。其中文献[6]和[19]需要手动提取特征并组合,再采用传统机器学习的方式进行分类,不仅耗时费力且特征提取不够全面。文献[8]、[9]和[20]都是基于深度学习的方式对动作进行识别,但其所采用的网络无法同时兼顾时空域特征,导致最终识别准确率不高。相比之下,本文基于增强的微多普勒谱图,采用改进的ConvLSTM网络进行识别,不仅无需手动提取特征,同时能够保留时空特性,获得更高的识别准确率,这足以证明本文算法的优越性。

表2 实验结果对比

Table 2 Comparison of experimental results

文献	每个动作的识别率/%							平均识别率/%
	喝水	跌倒	坐下	挥手求助	翻身	起立	行走	
本文	100.0	100.0	100.0	100.0	75.0	86.0	100.0	94.4
文献[6]	-	100.0	93.8	-	-	-	87.3	93.7
文献[8]	-	84.5	-	82.8	84.3	-	94.1	86.4
文献[9]	-	69.4	-	-	-	49.1	99.3	72.6
文献[19]	75.0	95.8	72.9	-	-	62.5	100.0	81.2
文献[20]	-	89.2	80.4	-	-	78.4	82.3	82.6

## 5 结论

本文提出了一种时空域增强算法强化了FMCW雷达捕获的人体行为微多普勒谱图的有效信息,以及一种改进的ConvLSTM网络实现了人体行为识别。通过实验发现,相较于采用原始谱图的识别结果,经过时空域增强后的谱图能够提高14%的识别率;同时在分类网络的选取上,采用ConvLSTM网络可以获得比LSTM网络更好的检测结果。实验结果表明,实现7种患者行为识别的总体准确率达到94%,有望用于新型冠状病毒肺炎(COVID-19)隔离方舱医院等大规模临时医院的患者监护,缓解医护人员短缺问题。

### 参考文献

[1] 岳雨豪, 武一, 李家兴. 基于可穿戴传感器的家居行为识别算法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(5): 6-10.  
YUE Y H, WU Y, LI J X. Research on home behavior recognition algorithms based on wearable sensors [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43 (5):

6-10.  
[2] 司海飞, 胡兴柳, 史震. 基于背景减除和特征提取的跌倒识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(10):33-39.  
SI H F, HU X L, SHI ZH. Fall recognition method based on background subtraction and feature extraction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34 (10): 33-39.  
[3] 周育新, 白宏阳, 李伟, 等. 基于关键帧的轻量化行为识别方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(7): 196-204.  
ZHOU Y X, BAI H Y, LI W, et al. Research on lightweight action recognition method based on key frame [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(7): 196-204.  
[4] ZHANG D, WANG H, WU D. Toward centimeter-scale human activity sensing with Wi-Fi signals [J]. Computer, 2017, 50(1): 48-57.  
[5] AMIN M G. Through-the-Wall Radar Imaging[M]. CRC Press, 2017.  
[6] 许志猛, 尹辉斌, 林佳慧. 基于空间聚类的FMCW雷达

- 双人行行为识别方法[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2020, 48(4):445-450.
- XU ZH M, YIN H B, LIN J H. Two-persons activity recognition method for FMCW radar based on spatial information clustering[J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2020, 48(4): 445-450.
- [ 7 ] SUN M X, XU Z M, SUN B C, et al. FMCW multi-person action recognition system based on point cloud nearest neighbor sampling algorithm [ C ]. 2021 4th International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence (PRAI), 2021:120-124.
- [ 8 ] JIN F, ZHANG R, SENGUPTA A, et al. Multiple patients behavior detection in real-time using mmWave radar and deep CNNs [ C ]. IEEE Radar Conf, 2019: 1-6.
- [ 9 ] SUN Y, HANG R, LI Z, et al. Privacy-preserving fall detection with deep learning on mmWave radar signal [ C ]. 2019 IEEE Visual Communications and Image Processing (VCIP). IEEE, 2019: 1-4.
- [ 10 ] SHRESTHA A, LI H, HEIDARI H, et al. Continuous human activity classification from FMCW radar with Bi-LSTM networks [ J ]. IEEE Sensors Journal, 2019, 20(22):13607-13619.
- [ 11 ] 杨晓倩, 刘州杰, 冯艾茜. LFM CW 雷达距离-速度同步干扰技术[J]. 电子信息对抗技术, 2015, 30(6): 20-26.
- YANG X Q, LIU ZH J, FENG AI X. Range and velocity synchronous jamming for LFM CW radar [ J ]. Electronic Information Warfare Technology, 2015, 30(6): 20-26.
- [ 12 ] SONG M, LIM J, SHIN D J. The velocity and range detection using the 2D-FFT scheme for automotive radars [ C ]. 2014 4th IEEE International Conference on Network Infrastructure and Digital Content, Beijing, IEEE, 2014: 507-510.
- [ 13 ] 丁晨旭, 张远辉, 孙哲涛, 等. 基于 FMCW 雷达的人体复杂动作识别 [ J ]. 雷达科学与技术, 2020, 18(6):584-590.
- DING CH X, ZHANG Y H, SUN ZH T, et al. Human activity classification based on FMCW radar [ J ]. Radar Science and Technology, 2020, 18(6): 584-590.
- [ 14 ] 郭永坤, 朱彦陈, 刘莉萍, 等. 空频域图像增强方法研究综述 [ J ]. 计算机工程与应用, 2022, 58(11):23-32.
- GUO Y K, ZHU Y CH, LIU L P, et al. Research review of space-frequency domain image enhancement methods [ J ]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(11): 23-32.
- [ 15 ] KLARENBECK G, HARMANNY R I A, CIFOLA L. Multi-target human gait classification using LSTM recurrent neural networks applied to micro-Doppler [ C ]. 2017 European Radar Conference (EURAD), 2017:167-170.
- [ 16 ] YANG S, KERNEC J L, FIORANELLI F, et al. Human activities classification in a complex space using raw radar data [ C ]. 2019 International Radar Conference (RADAR), 2019:1-4.
- [ 17 ] LI X, HE Y, YANG Y, et al. LSTM based human activity classification on radar range profile [ C ]. 2019 IEEE International Conference on Computational Electromag-Netics (ICCEM), 2019:1-2.
- [ 18 ] SHI X, CHEN Z, WANG H, et al. Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting [ C ]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015:802-810.
- [ 19 ] LI H, SHRESTHA A, HEIDARI H, et al. Activities recognition and fall detection in continuous data streams using radar sensor [ C ]. 2019 IEEE MTT-S International Microwave Biomedical Conference (IMBioC). IEEE, 2019, 1: 1-4.
- [ 20 ] GUO H, ZHANG N, WU S, et al. Deep learning driven wireless real-time human activity recognition [ C ]. ICC 2020-2020 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2020: 1-6.

## 作者简介



许志猛, 2001 年于兰州大学获得学士学位, 2005 于西安电子科技大学获得硕士学位, 2013 年于福州大学获得博士学位, 现为福州大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为无线感知技术和无线移动通信。

E-mail: zhmxu@fzu.edu.cn

**Xu Zhimeng** received his B. Sc. degree from Lanzhou University in 2001, M. Sc. degree from Xidian University in 2005, and Ph. D. degree from Fuzhou University in 2013, respectively. Now he is an associate professor and M. Sc. supervisor in Fuzhou University. His main research interests include wireless sensing technology and wireless portable communication.



张钫钫, 2020 年于江西理工大学获得学士学位, 现为福州大学硕士研究生, 主要研究方向为无线感知技术和深度学习。

E-mail: shanjiang@qq.com

**Zhang Shanshan** received her B. Sc. degree from Jiangxi University of Science and Technology in 2020. Now she is a M. Sc. candidate in Fuzhou University. Her main research interests include wireless sensing technology and deep learning.



陈良琴(通信作者), 2002 年、2005 年、2018 年于福州大学分别获得学士、硕士和博士学位。现为福州大学讲师, 主要研究方向为图像处理及无线信号传播与感知。

E-mail: chenlq2020@fzu.edu.cn

**Chen Liangqin** (Corresponding author) received the B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees from Fuzhou University in 2002, 2005 and 2018, respectively. Now she is a lecturer in Fuzhou University. Her research interests include image processing, wireless signal transmission and sensing.



孙北晨, 2018 年于中北大学获得学士学位, 现为福州大学硕士研究生, 主要研究方向为无线感知技术和深度学习。

E-mail: 2206085678@qq.com

**Sun Beichen** received his B. Sc. degree from North University of China in 2018. Now he is a M. Sc. candidate in Fuzhou University. His main research interests include wireless sensing technology and deep learning.