文章编号:2096-1472(2024)03-0021-05

DOI:10.19644/j.cnki.issn2096-1472.2024.003.005

基于微多普勒特征的人体动作识别

林志伟¹,刘梓隆¹,袁煜盛¹,倪沁玮¹,蔡志明^{1,2}

(1.福建理工大学电子电气与物理学院,福建 福州 350118;





≥ 2211905020@ smail.fjut.edu.cn; 2211905025@ smail.fjut.edu.cn; 2221908016@ smail.fjut.edu.cn; 2221905029@ smail.fjut.edu.cn; caizm@ fjut.edu.cn

摘 要:针对传统的视觉识别人体动作易受到光照变化、被遮挡和隐私问题等的影响,提出一种基于 77 GHz 毫 米波雷达识别人体动作的方案。首先,使用 77 GHz 毫米波雷达采集人体动作的雷达回波样本,处理回波样本得到 微多普勒频谱图;其次,首次提出一种新的自适应参数整流线性单元激活函数,将该激活函数与 Resnet-18 网络相结 合;最后,将微多普勒频谱图数据集放入该网络训练并分类。实验结果表明,该方案对 5 种人体动作的平均识别准 确率高达 97.56%,较 Resnet-PReLU 网络提高了 1.78%,有效地提高了对人体动作的识别精度。

关键词:毫米波雷达;人体动作;微多普勒频谱图;激活函数 中图分类号:TP183 文献标志码:A

Human Motion Recognition Based on Micro-Doppler Features

LIN Zhiwei¹, LIU Zilong¹, YUAN Yusheng¹, NI Qinwei¹, CAI Zhiming^{1,2}

 School of Electronic, Electrical Engineering and Physics, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;
 National Demonstration Center for Experimental Electronic Information and Electrical Technology Education, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China)

2211905020@ smail.fjut.edu.cn; 2211905025@ smail.fjut.edu.cn; 2221908016@ smail.fjut.edu.cn;

2221905029@ smail.fjut.edu.cn; caizm@ fjut.edu.cn

Abstract: This paper proposes a solution based on 77 GHz millimeter wave radar to address the impact of lighting changes, being occluded, and privacy issues on traditional visual recognition of human motions. Firstly, the 77 GHz millimeter wave radar is used to collect radar echo samples of human motions, and the echo samples are processed to obtain micro-Doppler spectrograms. Secondly, a new adaptive parameter rectification linear unit activation function that is proposed for the first time is combined with the Resnet-18 network. Finally, the micro-Doppler spectrogram dataset is placed into the network for training and classification. The experimental results show that the average recognition accuracy of this solution for five human motions is as high as 97.56%, which is 1.78% higher than the Resnet-PReLU network, effectively improving the recognition accuracy of human motions.

Key words: millimeter wave radar; human motions; micro-Doppler spectrogram; activation function

0 引言(Introduction)

人体动作识别可以应用在人机交互、医疗健康检测、老年 人护理^[1]等领域。采用摄像头对人体动作进行识别时容易受 到光照变化、被遮挡等的影响,并且存在隐私问题,不适合在卧 室、洗手间等隐私空间使用。基于毫米波雷达的人体动作识别 系统解决了摄像头识别方式的缺陷和识别对象的隐私问题,并 且抗干扰能力强。

目前,基于雷达系统的人体动作识别分类已经有大量学者 进行了研究。SHRESTHA 等^[2]和 LI 等^[3]使用双层 LSTM (Long Short-Term Memory)结构学习 FMCW (Frequency Modulated Continuous Wave)信号,用于识别人体不同的动作。 蒋留兵等^[4]构建了基于 LC-KSVD (Label Consistent K- (1)

Singular Value Decomposition)字典学习的 77 GHz 雷达人体 动作识别系统,使用特征融合方法提升了动作分类准确率。

但是,针对人体动作识别^[5]任务,上述研究仍存在很多问题,例如手动提取特征耗时费力、动作识别精度有待提高等。 本文通过深度学习方法学习微多普勒特征^[6+9],实现人体动作 识别,避免了手动提取特征耗时费力的问题。针对识别精度问 题,提出了一种新的自适应参数整流线性单元激活函数,能够 更好地发挥激活函数的非线性变换能力,达到提升网络性能的 目的。通过实验证明,本文所提的方案能够有效地提高人体动 作的识别精度。

1 微多普勒频谱图(Micro-Doppler spectrograms)

通过毫米波雷达信号模型采集得到人体动作的雷达信号, 将所得到的雷达信号通过 3D-FFT(Three-Dimensional Fast Fourier Transform)和 CA-CFAR(Cell Average-Constant False Alarm Rate)依次生成距离-多普勒热力图和距离-角热力图,再 使用 DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)聚类算法和短时傅里叶变换方法,构建出微多普勒 频谱图。

1.1 毫米波雷达信号模型

 S_T

毫米波雷达能够发射调频连续波,本文采用调频连续波信 号,以此形成所接收到的雷达信号。调频连续波具有穿透力 强、精度高、稳定性强、抗干扰能力强等优点。

可以将毫米波雷达发射信号表示如下:

$$(t) = \exp\left(j2\pi\left(f_0t + \frac{K_rt^2}{2}\right)\right)$$

其中: f_0 为起始频率, K_r 为 chirp 信号的斜率。扫频带宽 B K_r 与一个 chirp 信号的周期时间 T_c 之间的关系如下:

$$K_r = \frac{1}{7}$$

相应的回波信号为雷达所接收到的延时的、缩放高的发射 信号,可以表示如下:

$$S_R(t) = \exp\left(j 2\pi \left(f_0(t-\tau) + \frac{K_r (t-\tau)^2}{2}\right)\right)$$
(3)

其中:r=2r/c表示信号在与距离雷达,处的目标之间的往返时间,c表示光速。对于双静态观测场景,2r被 r_t+r_r 代替,其中 r_t 为从发射雷达到目标的距离, r_r 为目标到接收雷达的距离。

将上述 $S_T(t)$ 和 $S_R(t)$ 混频后得到中频信号,表示如下:

$$S_{IF}(t) = \exp\left(j2\pi\left(f_c\tau + K_r\tau t - \frac{K_r\tau^2}{2}\right)\right)$$
(4)

其中,K,r为节拍频率。

$$f_b = K_r \tau = \frac{2K_r}{c} r \tag{5}$$

由于 $K_r \tau^2 / 2$ 在实际状况下很小,因此可以忽略不计。

1.2 微多普勒频谱图的构建

图 1 为三维快速傅里叶变换流程图。如图 1 所示,首先处 理毫米波雷达信号的快、慢时间维度的多周期 chirp 序列和回 波信息,其次提取出人体动作的距离与速度信息。在快时间维 度处理中,通过距离-FFT 对快时间维度的每一帧进行处理,提 取谱峰横坐标对应的频率求解目标的距离。在慢时间维度处 理中,通过速度-FFT 对同一距离单元进行处理,从而提取谱峰 横坐标对应的多普勒频率,进而得到目标的速度。对雷达回波 通过距离-FFT 和速度-FFT 处理后能够得到距离-多普勒热力 图。使用 CA-CFAR 算法对距离-多普勒热力图检测每一个距 离箱的最大多普勒峰值,通过角度-FFT 检测多普勒箱,叠加每 个角度-FFT 的结果,从而得到距离-角热力图。



Fig. 1 3D-FFT flowchart

图 2 为构建微多普勒频谱图的流程图。将采集得到的雷 达信号通过 3D-FFT 和 CA-CFAR 依次生成距离-多普勒热力 图和距离-角热力图。使用 DBSCAN 聚类算法确定人体目标 的中心位置,距离-角热力图的人体目标雷达数据通过设置一 个边界框进行提取,以此能够从原始数据中剪切有效的人体目 标数据立方体。由于整个回波序列的 FFT 会丢失时间信息, 因此使用短时傅里叶变换获得时间与频率的关系。短时傅里 叶变换采用滑动窗口机制设定窗口大小和步长,让窗口在时域 信号上滑动,分别计算每个窗口的傅里叶变换,形成不同时间 窗口对应的频域信号,把这些不同时间窗口对应的频域信号拼 接起来,就能够得到频率随时间变化的关系,从而构建出微多 普勒时频图,可用,是取人体动作的微多普勒特征。



图 2 构建微多普勒频谱图的流程图

Fig. 2 Constructing a flowchart of micro-Doppler spectrogram 微多普勒特征的计算公式如下:

$$S(\omega,\tau) = F(x(t) \cdot \omega(t-\tau)) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \omega(t-\tau) e^{-j\omega t} dt$$
(6)

其中:x(t)为人体目标信号,ω(t)为窗口函数。

2 改进 PReLU 激活函数 (Improved PReLU activation function)

激活函数在神经网络中具有重要作用,主要是为了增加神 经网络模型的非线性。通过改进 PReLU 激活函数,让它能够 达到更好的效果。

2.1 激活函数

ReLU激活函数是原 ResNet 网络模型的激活函数,也是 深度学习方法常使用到的激活函数之一。与 Sigmoid 函数和 tanh 函数相比较,ReLU激活函数可以有效预防梯度消失和梯度爆炸。ReLU可以表示如下:

$$y = \max(x, 0) = \begin{cases} x, x \ge 0\\ 0, x < 0 \end{cases}$$
(7)

为了提升激活函数的性能,已经研究出了许多关于 ReLU 的变种,如 LReLU 和 PReLU 等。LReLU 与 ReLU 的不同之 处在于能够对负特征应用一个较小的、非零的倍增函数 (如 0.1),并非强制为 0,LReLU 的公式如下:

$$y = \max(x, 0) + 0.1\min(x, 0)$$
 (8)
PReLU是 LReLU的变种,可以将其表示如下:
 $y = \max(x, 0) + \alpha \min(x, 0)$ (9)

其中, α 为可训练的参数。与 LReLU 不同的是, PReLU 能够 使得特征图的每一个通道都有该通道的 α ,因此非线性变换变 得高度灵活。

2.2 Resnet-IPReLU网络

为了更好地发挥激活函数的非线性变换能力,本文提出了 新的自适应参数整流线性单元激活函数 IPReLU,并将其搭载在 Resnet-18^[10]网络模型上。图 3 为 IPReLU 激活函数的结构。



图 3 IPReLU 激活函数的结构

Fig. 3 Structure of IPReLU activation function

由图 3 可知,与 PReLU 不同的是, IPReLU 增加了一个小型全连接网络对负数特征的权重进行训练。IPReLU 的 a 由 训练输入的特征图像的正负特征值得到,第一步将计算输入的特征图得到正特征图和负特征图;第二步分别进行全局池化得 到正 n 元向量和负 n 元向量,将所得到的正 n 元向量和负 n 元 向量通过级联后得到 2n 元向量;第三步把 2n 元向量通过 linear 激活函数激活后得到的结果进行归一化,归一化的结果 再通过 softmax 激活函数激活,从而得到一个 n 元权值向量 a.

残差网络的核心思想是通过将当前特征层的输出短路直接连接到后面的特征层,作为后面特征层的一部分输入,通过不断的短路连接能够保证梯度在传递的过程中不会消失。残差网络具有比一般网络更深的网络结构、并且使用 Batch Normalization 代替 Dropout 加速训练。目前,常见的残差网络模型有 Resnet-18、Resnet-34、Resnet-50等,其中数字表示该残差网络中有权重的层数,如卷积层与全连接层。本文通过将 IPReLU 与 Resnet-18 网络模型相结合实现人体不同动作的分类。图 4 为 Resnet-IPReLU 网络模型结构。



图 4 Resnet-IPReLU 网络模型结构

Fig. 4 Resnet-IPReLU network model structure

3 实验数据集(Experiment dataset)

采用毫米波雷达采集不同人体动作的雷达回波,对该雷达 回波通过一系列处理后得到不同人体动作的微多普勒频谱图, 从而得到实验所需的数据集。

3.1 实验装置

采集人体不同动作信号所用到的设备为 TexasInstruments 公

司研发的 AWR1443BOOST 雷达传感器模块和 DCA1000EVM 数 据采集适配器模块。图 5 为 AWR1443BOOST 雷达传感器模 块,图 6 为 DCA1000EVM 数据采集适配器模块,表 1 为毫米波 雷达装置的参数。



图 5 AWR1443BOOST 雷达传感器模块 Fig. 5 AWR1443BOOST radar sensor module



图 6 DCA1000EVM 数据采集适配器模块 Fig. 6 DCA1000EVM data acquisition adapter module

表1 毫米波雷达装置的参数

Tab.1 Parameters of millimeter wave radar device

参数	数值	
起始频率/GHz	77	
有效带宽/MHz	672	
Chirp 采样数/个	128	
采样频率/ksps	4 000	
斜率/(MHz/µs)	21	
帧 chirp 数/个	255	
帧周期/ms	160	

3.2 数据采集

本文实验在室内进行,雷达的扇形扫描平面内除实验目标 外,没有其他运动目标。将雷达设备放置在距地面高 1.5 m 处,测试者在雷达正前方 1.4~5 m 的范围内做本研究所需的 动作。参与本次数据采集的志愿者共有 10 名,年龄在 22~ 25岁范围内,身高在 1.58~1.85 m 范围内,体重在 50~88 kg 范围内。

本研究共采集 5 个动作,分别为跑步、跳绳、走路、仰卧起 坐、深蹲。测试者重复执行每种动作 30 次,共采集 1 500 组数 据。采集所得到的 1 500 组数据通过本文"1.2 节"提到的方法 构建微多普勒频谱图,将数据以 7:3 的比例分别作为实验所 需的训练集和测试集。本文采集不同动作的雷达信号构成的 微多普勒频谱图如图 7 所示,图 7(a)至图 7(e)分别表示跑步、 跳绳、走路、仰卧起坐、深蹲动作的微多普勒频谱图。



(e)深蹲 图 7 5个动作的微多普勒频谱图

Fig. 7 Micro-Doppler spectrogram of five motions

4 实验结果及分析(Experimental results and analysis)

网络训练使用的硬件平台是 CPU(Intel 酷睿 i5-12490F 内存为 32 GB)+GPU(NVIDIA RTX 3060Ti,显存为 8 GB) 本实验的超参数设置如下:batch-size 为 32,损失函数为交叉的 损失,整个网络训练的 epoch 为 30。

为了验证本文提出的新的自适应参数整流线性单元激活函数的改进效果,将 PReLU 激活函数同样搭载在 Resnet-18 网络上,对比不同人体动作在两种网络模型上还得到的识别准确率。

为了验证本文提出的基于 77 GFL毫米波雷达通过改进 的 Resnet-18 识别人体动作的方案的可行性,并与特征融合^[4] 和主成分分析法提取特征^[5]分别在平均识别准确率和单个动 作识别准确率上进行对比分析。

4.1 对比 PReLU 和 IPReLU

将采集处理得到的微多普勒频谱图作为数据集分别放入 Resnet-IPReLU和 Resnet-PReLU网络模型中。表 2 为通过 Resnet-PReLU网络模型识别不同人体动作准确率的混淆矩 阵,表 3 为通过 Resnet-IPReLU网络模型识别不同人体动作准 确率的混淆矩阵。由表 2 和表 3 可以看出,Resnet-IPReLU网 络对跑步、走路、仰卧起坐和深蹲 4 个动作的识别准确率明显 高于 Resnet-PReLU网络模型的平均识别准确率高达 97.56%,Resnet-IPReLU网络模型的平均识别准确率高达 97.56%,Resnet-PReLU网络模型的平均识别准确率为 95.78%,两个网络模型相对比,Resnet-IPReLU网络模型提高 了 1.78%。由此可以看出,本文提出的新的自适应参数整流线 性单元激活函数训练负数特征的权重能更好地提取微多普勒特 征,使得网络对于不同人体动作分类具有更强的鉴别能力。

表2	Resnet-PReLU	网络模型的混淆矩阵
	Iteshet I Itelle	

Tab.2 Confusion matrix for the Resnet-PReLU network model

动作 -	识别准确率/%					
	跑步	跳绳	走路	仰卧起坐	深蹲	
跑步	98.9	0	0	1.1	0	
跳绳	0	100	0	0	0	
走路	4.4	2.2	92.2	0	1.1	
仰卧起坐	0	0	0	96.7	3.3	
深蹲	0	0	2.2	6.7	91.1	

表3 Resnet-IPReLU网络模型的混淆矩阵

Tab.3 Confusion matrix for the Resnet-IPReLU network model

动作 -	识别准确率/%					
	跑步	跳绳	走路	仰卧起坐	深蹲	
跑步	100	0	0	0	0	
跳绳	0	100	0	0	0	
走路	3.3	2.2	94.4	0	0	
仰卧起坐	0	0	0	98.9	1.1	
深蹲	0	0	3.3	2.2	94.4	

4.2 不同算法对比

为了验证本文提出的方案的可行性及对其进行客观、公正 的评价,将本文方案与特征融合和主成分分析法提取特征进行 对比分析,对比结果如表4所示。由于每篇文献的分类算法不 同,因比将本研究分类的5个动作与特征融合和主成分分析法 提取特征分类的相同动作进行对比分析。此外,特征融合和主 成分分析法提取特征中未测试的动作以"一"表示。

如表4所示,经对比发现本文方案得到的平均识别准确率 均高于特征融合和主成分分析法提取特征,分别高出4.23% 和1.23%。虽然本文方案对走路动作的识别准确率均低于特 征融合和主成分分析法提取特征,但是单个动作的识别率能够 达到94%以上,能够较稳定且准确地对单个动作进行识别。 特征融合和主成分分析法提取特征需要手动提取特征后,再将 特征组合,并且使用传统的机器学习方法对特征进行识别分 类,特征提取过程耗时费力且提取的特征不够全面。相比之 下,本文方案使用的 Resnet-IPReLU 网络模型,不用对特征进 行手动提取,并且提出新的自适应参数整流线性单元激活函数 使得非线性变换更加灵活,能更好地进行人体动作识别分类, 说明了本研究提出方案的优越性。

表4 本文方案与特征融合和主成分分析法提取特征的 动作识别准确率对比

Tab.4 Comparison of motion recognition accuracy between the proposed solution and feature fusion and principal component analysis method for feature extraction

	识别准确率/%					
方案	跑步	跳绳	走路	仰卧 起坐	深蹲	平均识别 准确率
本文方案	100	100	94.44	98.89	94.44	97.56
特征融合	_	100	100	_	80.00	93.33
主成分分析 法提取特征	89.00	100	100	_	_	96.33

5 结论(Conclusion)

本文提出的基于 77 GHz 毫米波雷达识别人体动作的方 案通过 Resnet-18 残差网络提取微多普勒特征,引入一种新的 自适应参数整流线性单元激活函数提高了网络对人体动作识 别分类的能力。针对人体动作识别问题,本文对激活函数进行 改进,提出新的自适应参数整流线性单元激活函数,更好地发 挥激活函数的非线性变换能力。实验结果表明,本文提出的方 案对 5 个不同动作平均识别准确率高达 97.56%,较 Resnet-PReLU 网络提高了 1.78%,证明了本文提出方案的有效性。 同时,将其与特征融合和主成分分析法提取特征进行了对比分 析,其平均识别准确率均高于对比方案,证明了本文提出方案 的可行性。接下来,将尝试使用其他不同人体动作,并通过提 高数据集的大小评估本文研究的网络模型的性能。

参考文献(References)

- [1] 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.
- [2] SHRESTHA A, LI H B, LE KERNEC J, et al. Continuous human activity classification from FMCW radar with Bi-LSTM networks[J]. IEEE sensors journal, 2020, 20(22): 13607-13619.
- [3] LI H B, 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.
- [4] 蒋留兵,魏光萌,车俐. 基于字典学习的 77 GHz 雷达人体 动作识别[J]. 科学技术与工程,2020,20(6):2317-2324.
- [5] BRYAN J D,KWON J,LEE N,et al. Application of ultrawide band radar for classification of human activities[J] IET radar, sonar & navigation, 2012, 6(3):172-179.

(上接第14页)

4 结论(Conclusion)

本研究构建了一个基于知识图谱的医疗问答系统。通过 网络爬虫技术采集相关数据,建立医疗领域知识图谱,为问答 系统提供知识来源。该系统利用语义分析技术识别问题的意 图和命名实体,鉴于医疗领域训练数据有限,采用深度学习与 规则相结合的方法,应用 BERT-BicRU 模型处理意图识别,应 对问题的变化;应用规则模型和词典进行命名实体识别,准确 地抽取实体。在获得意图与实体后,系统在知识图谱中查询, 为用户生成恰当的响应,完成问答过程。

实验表明,深度学习模型具有更强的泛化能力,规则模型的性能更为稳定。两者相结合,可发挥各自的优势,在少量的 医疗领域训练数据下,提高问答系统的整体准确率。

未来,将继续探索结合其他技术与方法,进一步提高系统 的准确率和实用性。期待更多研究者参与医疗领域的语言理 解研究工作,推动该领域的进一步发展。

参考文献(References)

- [1] RONG G G, MENDEZ A, ASSI E B, et al. Artificial intelligence in healthcare: review and prediction case studies [J]. Engineering, 2020, 6(3): 291-301.
- [2] 侯梦薇,卫荣,陆亮,等. 知识图谱研究综述及其在医疗领域 的应用[J]. 计算机研究与发展,2018,55(12):2587-2599.

- [6] ERDOĞAN A, GÜNEY S. Object classification on noise-reduced and augmented micro-doppler radar spectrograms [J]. Neural computing and applications, 2023, 35:429-447.
- ZHANG L, CHEN Y, LIU S, et al. A matching pursuitbased vehicle wheel parameter extraction method from micro-doppler radar signal [J]. Radioengineering, 2021, 30 (4):719-728.
- [8] VAN EEDEN W D, DE VILLIERS J P, BERNDT R J, et al. Micro-Doppler radar classification of humans and animals in an operational environment [J]. Expert systems with applications, 2018, 102:1-11.
- [9] HOU J L,CHEN G,ZHOU Q F, et al. Indoor human detection based on micro-Doppler features in the presence of interference from moving clutter sources [J]. Physical communication, 2023, 58:102037.
- [10] 杨林顺,刘航涛. 基于深度残差网络的煤泥浮选泡沫图像 分类方法研究[J]. 煤炭技术,2023,42(7):226-229.

作者简介:

- 林志伟(1999-),男硕大生,研究领域:毫米波雷达及目标 检测。
- 刘梓隆(1999-),男,硕士生。研究领域:毫米波雷达及目标 检测。 ◆

袁煜盛(2000-)→男,硕士生。研究领域:毫米波雷达及目标 检测。

宠沁玮(2000-),女,硕士生。研究领域:毫米波雷达及目标 检测。

- 志明(1977-),男,博士,教授。研究领域:机器识别与目标跟踪。本文通信作者。
- [3]张元博. 医疗知识图谱构建与应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨工 业大学,2018.
- [4] 魏泽林,张帅,王建超. 基于知识图谱问答系统的技术实现[J]. 软件工程,2021,24(2):38-44.
- [5] 孙斌,常开志,李树涛. 面向医疗咨询的复杂问句意图智能 理解[J]. 中文信息学报,2023,37(1):112-120.
- [6] 王智悦,于清,王楠,等. 基于知识图谱的智能问答研究综述[J]. 计算机工程与应用,2020,56(23):1-11.
- [7] 赵丹丹,黄德根,孟佳娜,等. 基于 BERT-GRU-ATT 模型的 中文实体关系分类[J]. 计算机科学,2022,49(6):319-325.
- [8] 徐建飞,吴跃成. 基于 BERT-BiLSTM-CNN 模型的新闻文 本分类研究[J]. 软件工程,2023,26(6):11-15.
- [9] 郝婷,王薇. 融合 Bert 和 BiLSTM 的中文短文本分类研究[J]. 软件工程,2023,26(3):58-62.
- [10] 吴俊,程垚,郝瀚,等. 基于 BERT 嵌入 BiLSTM-CRF 模型的中文专业术语抽取研究[J]. 情报学报,2020,39(4): 409-418.

作者简介:

- 黄 涌(2002-),男,本科生。研究领域:大数据与人工智能。
- 葱娟霞(1992-),女,硕士,助教。研究领域:智能信息处理。
- 关成斌(1979-),男,硕士,教授。研究领域:大数据技术。