

文章编号: 2095-4980(2024)05-0549-09

## 基于数据增强算法和 CNN-LSTM 的高精确度手势识别

唐高鹏, 李从胜, 巫彤宁

(中国信息通信研究院, 北京 100191)

**摘要:** 近年来, 基于雷达的手势识别技术在工业和生活中得到了广泛应用, 但愈加复杂的应用场景对手势识别算法的准确率和鲁棒性提出了更高要求。对此, 设计了一种基于毫米波雷达的高精确度手势识别算法。通过对已有分类算法的研究对比, 构建了一种用于手势识别的卷积神经网络-长短期记忆网络(CNN-LSTM)深度学习算法模型; 同时, 运用布莱克曼窗抑制手势信号处理中的频谱泄露问题, 并联合运用小波阈值和动态补零算法实现高效杂波抑制和数据增强。实测结果表明, 设计的手势识别算法正确分类率达到 97.29%, 在不同的距离和角度情况下也可以保持较好的识别准确率, 具有良好的鲁棒性。

**关键词:** 手势识别; 毫米波雷达; 卷积神经网络-长短期记忆网络; 杂波抑制; 小波阈值算法

中图分类号: TN958.94

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2022097

## High-precision gesture recognition based on data enhancement algorithm and CNN-LSTM

TANG Gaopeng, LI Congsheng, WU Tongning

(China Academy of Information and Communications Technology, Beijing 100191, China)

**Abstract:** In recent years, radar-based gesture recognition technology has been widely used in industry and life, and more complex application scenarios also put forward higher requirements on the accuracy and robustness of gesture recognition algorithms. A high-precision gesture recognition algorithm based on millimeter-wave radar is designed. By comparing the existing classification algorithms, a Convolutional Neural Network-Long Short Term Memory(CNN-LSTM) deep learning algorithm model is constructed for gesture recognition. At the same time, the Blackman window is employed to suppress the problem of spectrum leakage in gesture signal processing, and efficient clutter suppression and data enhancement is achieved through the combining of wavelet threshold and dynamic zero-padding algorithm. The actual measurement results show that the proposed gesture recognition algorithm achieves a correct classification rate of 97.29%, and can maintain a good recognition accuracy rate under different distances and angles with very good robustness.

**Keywords:** gesture recognition; millimeter wave radar; Convolutional Neural Network-Long Short Term Memory(CNN-LSTM); clutter suppression; wavelet threshold algorithm

随着 5G 技术的普及和一体化通信技术的发展, 智能感知和交互成为当前研究的一个热点。其中, 人类手势识别(Hand Gesture Recognition, HGR)是目前最热门的研究课题之一。手势作为人际交往中最自然的形式之一, 长期以来一直被认为是一种十分理想的人机交互方式<sup>[1]</sup>。因此, 手势识别在智能家居<sup>[2]</sup>、智能驾驶<sup>[3]</sup>、手语交流<sup>[4]</sup>、电子设备控制<sup>[5]</sup>、游戏和虚拟现实<sup>[6]</sup>等诸多人机交互领域得到广泛关注和运用, 方便用户使用手势控制设备, 以避免不必要的物理触摸。

近 10 年来, 已有许多传感技术用于手势识别领域。最初, 依靠加速度计和陀螺仪<sup>[7]</sup>等可穿戴传感器, 可将手部运动数字化为多参数数据来实现手势识别, 但这种方式在实际应用中常会给用户带来很多复杂的操作和干扰, 缺乏便捷性。因此, 在后续研究中提出了许多基于非接触式传感的解决方案。利用彩色(Red、Green、Blue,

收稿日期: 2022-04-28; 修回日期: 2022-07-04

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61971445)

RGB)相机<sup>[8]</sup>等传感器进行检测的基于视觉图像的手势识别技术逐渐发展起来,在手势识别方面具有十分良好的性能。它们通过对目标手势图像的追踪感知可以实现对相应手势指令的识别<sup>[9]</sup>,并能够提供比可穿戴设备更好的体验感。但基于视觉的方法也具有许多无法忽视的问题,如高度依赖环境条件,在强光和黑暗等极端环境下无法正常工作<sup>[10]</sup>;通常会受到传感设备可视距离的限制<sup>[11]</sup>;当手部快速移动时,需使用更高像素和帧率的光学传感器识别任务,这会严重增加计算的资源消耗<sup>[12]</sup>。此外,利用相机等视觉传感器还可能带来严重的隐私泄露问题。据此,基于毫米波雷达的传感方式为手势识别提供了一个新的选择。相较而言,毫米波雷达虽然在识别精确度上可能略有不足,但在隐私保护、光照鲁棒性、小型易嵌入等方面具有明显的优势,保证了实际应用过程中的安全性、低成本和便捷性。

目前,基于毫米波雷达的手势识别方法主要包含数据采集、特征提取和分类识别3个步骤,相关研究已取得了一定成果。2015年,Google的Soli项目利用60 GHz频段的调频连续波(Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW)毫米波雷达芯片,通过基于距离多普勒特征的端到端卷积神经网络实现了近距离微动手势识别<sup>[13]</sup>。文献[14]利用长短期记忆网络(LSTM)实现了对10种手势的感知识别。文献[15]提出了一种移动散射中心模型,用来表示距离-多普勒-角度多维特征空间中的3D点云,并提出了一种散射点检测和跟踪算法,可有效区分距离-多普勒域中容易混淆的手势,系统在多种条件下均具有良好的鲁棒性。文献[16]通过对雷达信号进行相关预处理得到了手势的距离、角度、速度等信息,并构建了多维参数输入的卷积神经网络,实现了对手势信息的综合利用,有效提高了手势的识别准确率。

通过更优的特征提取和分类算法可以很大程度提高手势识别方法的精确度,但在实际应用中,仍存在许多因素会给识别算法的精确度带来很严重的影响。在手势识别的过程中,来自目标身体或环境的噪声杂波干扰是一个不可忽视的问题,尤其在识别距离稍远的情况下更为明显。此外,因个人习惯导致的手腕旋转、手关节运动等手势细节的不同,还可能对所测手势的分类识别造成影响。目前,在手势识别研究中常见的杂波抑制方法多基于各类恒虚警(Constant False Alarm Rate, CFAR)算法,通过检测杂波阈值进行杂波噪声消除,但这种方法在复杂的检测场景下效果较差。文献[17]提出了一种顺序取消批处理算法,能够实现静态和非静态的杂波消除。文献[18]提出了一种基于自动反相校正和峰度值比较的探地雷达(Ground Penetrating Radar, GPR)去噪算法。文献[19]利用指数移动平均(Exponential Moving Average, EMA)算法的固有高通滤波器(High Pass Filter, HPF)特性,提出了一种抑制静止杂波的新方法,并能够实现横向手势动作的特征增强。但上述杂波抑制方法在应用中均存在不足或局限之处。

针对上述问题,本文从杂波抑制和分类模型2个研究角度出发,提出了一种基于毫米波雷达的高精确度手势识别方案。运用布莱克曼窗抑制了手势信号处理中的频谱泄露问题,并通过联合运用小波阈值和动态补零算法,实现了高效的杂波抑制和数据增强,提高了算法模型在实际应用中的鲁棒性。同时,本文充分考虑了人类手动态特点以及CNN和LSTM的算法优势,构建了用于手势识别的CNN-LSTM算法模型,实现了较高的手势识别准确率。

## 1 检测原理

手势识别过程中,毫米波雷达向位于距离 $R$ 处的手势发射调频连续波(FMCW)。在一个调频周期内,雷达发射的FMCW信号可表示为:

$$s_T(t) = A_T \cos\left(2\pi(f_c t + \int_0^t K\tau d\tau)\right) \quad (1)$$

式中: $t$ 为每个调频周期的快时间索引; $A_T$ 为发射的FMCW的振幅; $f_c$ 为载波中心频率; $K$ 为调频斜率; $\tau$ 为信号传输的时刻。雷达接收到的反射信号为:

$$s_R(t) = A_R \cos\left\{2\pi\left[f_c(t - \Delta t) + \int_0^t [K(\tau - \Delta t) + \Delta f_d] d\tau\right]\right\} \quad (2)$$

式中: $A_R$ 为接收到的FMCW的振幅; $\Delta t = 2R/c$ 为信号在发射与接收过程中的传输时间( $c$ 为光速); $K(\tau - \Delta t)$ 为在 $\tau$ 时刻接收到的雷达信号的频率; $\Delta f_d$ 为信号的多普勒频移。

接收波形和发射波形经过混频器和低通滤波器,得到中频(Intermediate Frequency, IF)信号为:

$$s_{IF}(t) = f_{LPF}\{s_T(t)s_R(t)\} = A_T A_R \cos\{2\pi[f_c \Delta t + (f_{IF} - \Delta f_d)t]\} \quad (3)$$

式中  $f_{IF} = K\Delta t$  为  $t$  时刻中频信号的频率。上述过程如图 1 所示<sup>[20]</sup>， $T$  为单个 FMCW 波的持续时间。

假设雷达发送的每帧数据含有  $M$  个 chirp 信号，对每个 chirp 信号经反射、混频后得到中频信号进行采样，采样点数为  $N$ ，按行排列可得到大小为  $M \times N$  的二维雷达信号矩阵。对每一个雷达信号矩阵，沿快时间方向即信号采样方向进行快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT)，可得到二维距离谱图。对二维距离谱图在慢时间方向及信号索引方向进行 FFT，最终可得到距离-多普勒频谱图 (Range-Doppler-Map, RDM)，如图 2 所示。之后以此为手势特征信息，将其输入到分类算法模型中。

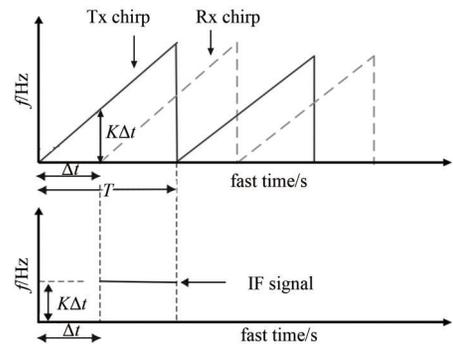


Fig.1 FMCW and IF signals transmitted and received by the radar  
图 1 雷达发射和接收的 FMCW 信号和 IF 信号

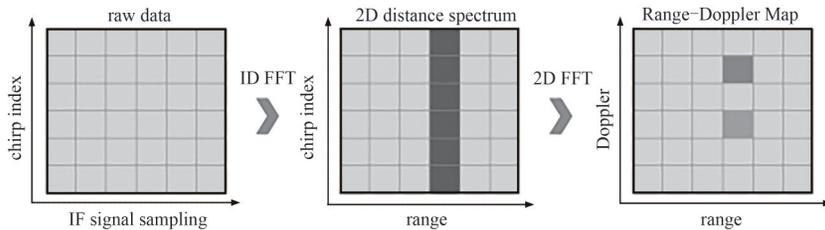


Fig.2 Methods for RDM generation  
图 2 距离多普勒图(RDM)生成方法

## 2 算法设计

算法流程如图 3 所示：首先，利用毫米波雷达检测和采集动态手势信息，对雷达接收的回波信号进行中频采样以及 2D-FFT 处理，并对得到的 RDM 进行相关的杂波抑制操作，同时以此建立手势数据集；之后，构建 CNN-LSTM 分类算法模型，并利用手势数据集对算法模型进行训练和测试，最终实现手势的分类识别。

### 2.1 噪声杂波抑制算法

传统检测方法中通过 2D-FFT 处理得到距离-多普勒频谱一般在零频率附近存在频谱泄漏现象<sup>[21]</sup>，这会严重干扰算法模型对手势目标的检测。因此，本文在进行 FFT 操作前应用一个窗函数。在相同条件下分别比较了应用矩形窗、汉明窗、汉宁窗和布莱克曼窗对两检测目标点的处理效果，结果如图 4 所示。在本实验环境下，布莱克曼窗对于信号的处理效果更好。

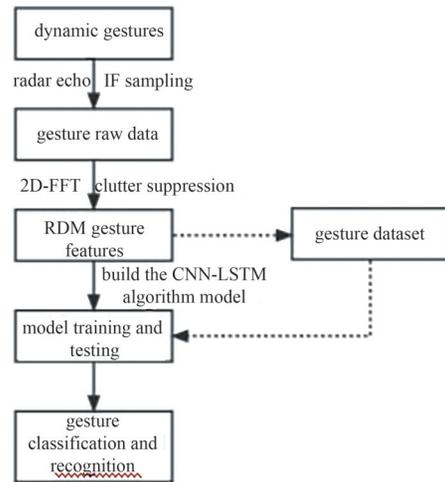


Fig.3 Flow chart of algorithm  
图 3 算法流程图

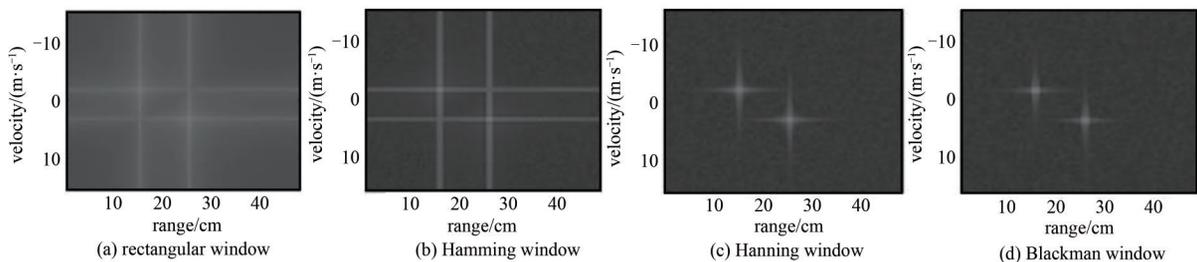


Fig.4 Signal processing effects of different window functions  
图 4 不同窗函数的信号处理效果

为抑制背景噪声，提高对运动目标的检测性能。本文运用了一种小波阈值算法<sup>[22]</sup>抑制背景噪声杂波。算法利用 Daubechies 小波对 RDM 矩阵进行小波分解，可以在最小均方误差意义上获得更好的估计。阈值函数为：

$$f(x) = \begin{cases} 0, & |x| < \alpha \\ \text{sgn}(x) \left[ |x| - \frac{\alpha^2}{\alpha^4 + e^{|x| - \alpha}} \right], & |x| \geq \alpha \end{cases} \quad (4)$$

阈值  $\alpha$  可表示为：

$$\alpha = \sigma \sqrt{2 \ln N} \quad (5)$$

式中： $\sigma$  为每个调频连续波信号的方差； $N$  为每个中频信号的采样点数。

提取小波因子  $d_{j,k}^i$  及尺度因子  $c_{j,k}$ ，将小波因子  $d_{j,k}^i$  与阈值函数(式(4))相乘，可得到一个新的小波因子  $d_{j,k}^{i'}$ 。使用尺度因子  $c_{j,k}$  和这个新的小波因子重建 RDM 谱，从而实现背景噪声杂波抑制。

此外，不同手关节的运动在 RDM 上产生不同的能量和速度分布。移动速度来自较大的手势动作，而旋转角速度代表手指或手掌的动作。根据这种差异，本文运用了一种动态补零策略<sup>[23]</sup>，以增强 RDM 上的手势位置和速度信息，同时进一步去除噪声影响。补零策略可表示为：

$$T(r) = E(r, v=0) - E\Delta \quad (6)$$

$$E(r, v) = \begin{cases} 0, & E(r, v) < T(r) \\ E(r, v), & E(r, v) \geq T(r) \end{cases} \quad (7)$$

式中： $E(r, v)$  为 RDM 上距离  $r$  和速度  $v$  的对应值； $E\Delta$  为设定阈值。

通过上述操作可以有效实现对 RDM 中的杂波抑制以及关键手势信息增强，单帧 RDM 图像杂波干扰处理结果如图 5 所示。

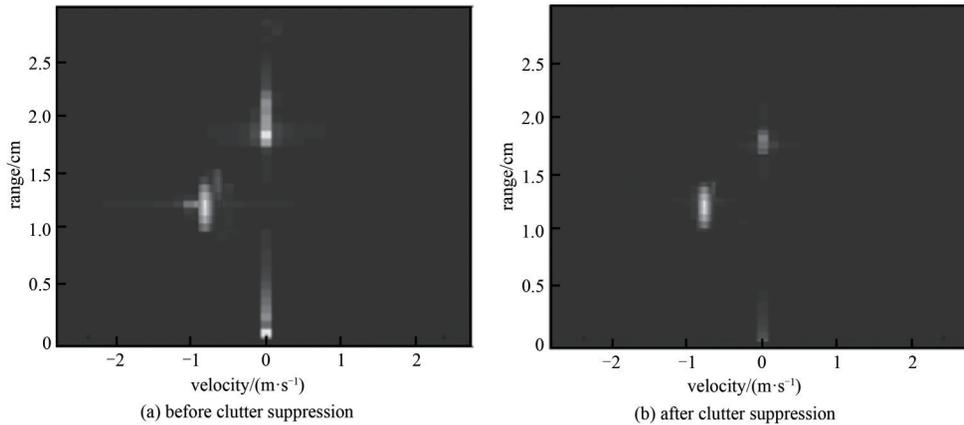


Fig.5 Comparison diagram of single-frame RDM image clutter suppression  
图 5 单帧 RDM 图像杂波干扰抑制对比图

## 2.2 CNN-LSTM 算法模型

卷积神经网络(CNN)和长短期记忆(LSTM)是两种较为经典的深度神经网络模型，在手势识别方面有各自的优势：CNN 可以有效挖掘输入序列的潜在信息<sup>[24-25]</sup>，LSTM 可以更好地学习和判别动态变化<sup>[26-27]</sup>。本文根据这两类神经网络的特点，构建了 CNN-LSTM 算法模型对手势特征信息进行分类识别。该模型兼备 CNN 和 LSTM 模型两者的优势，既能充分提取手势数据的特征，又能有效联系手势数据的动态特点，较支持向量机、随机森林等传统分类模型以及单一的 CNN 和 LSTM 模型具有更好的预测精确度以及更为卓越的抗干扰能力<sup>[28-29]</sup>。

本文构建的 CNN-LSTM 模型结构如图 6 所示，先用 CNN 识别雷达信号每一帧的 RDM，然后用 LSTM 识别连续帧之间的演化特征。模型通过 CNN 模块进行特征提取，由卷积层进行卷积操作，增加深度压缩参数个数，再通过池化减少特征；之后将 CNN 模块提取的特征矩阵输入到 LSTM 神经网络结构之中；最后，通过全连接层和 Softmax 层完成降维和分类任务，并得到不同手势类别的概率分布信息。

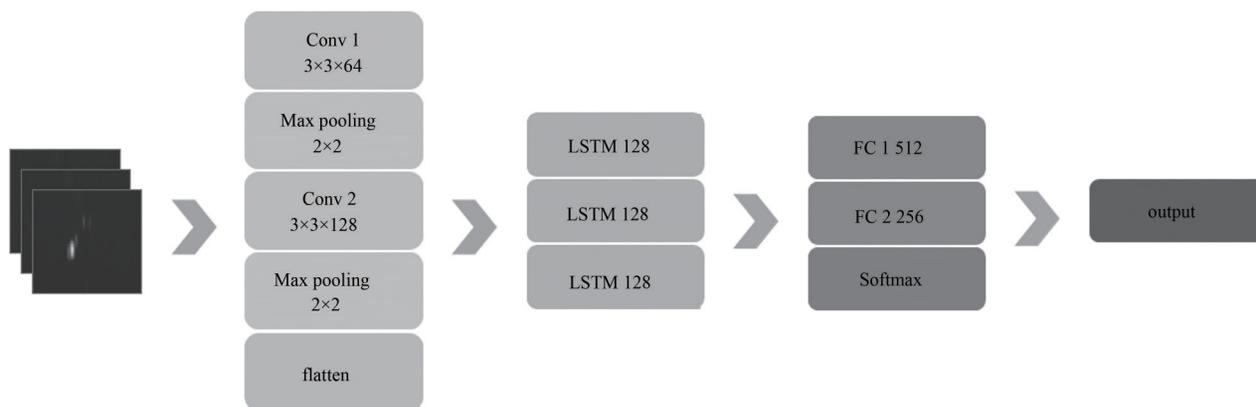


Fig.6 CNN-LSTM model structure  
图 6 CNN-LSTM 模型结构

### 3 实验设置

本实验采用工作于 60 GHz 频段的 TI IWR6843ISK 毫米波雷达传感器和 DCA1000 EVM 采集卡。该雷达模块有 4 个接收天线(Rx)和 3 个发射天线(Tx)，手势识别系统中雷达的参数配置如表 1 所示。共采集向右摆动、向左摆动、向下摆动、向上摆动、顺时针摆动、逆时针摆动 6 种动态手势数据，手势动作如图 7 所示。实验中共邀请 10 名惯用右手的成年人执行每个手势 20 次，每类手势包含 200 个采集样本，共 1 200 个样本。训练数据集与测试数据集按照 6:4 的比例进行分配。实验同时对比了单纯使用 CNN 网络的手势实验，并对两算法模型的网络参数进行了仿真优化，最终确定参数如下：初始学习率设为 0.000 9，batch size 设为 16，epoch 设为 100，学习衰减策略选择指数衰减法，衰减率设为 0.2。

表 1 雷达参数配置  
Table 1 Radar parameter configuration

parameter	number of transmit antennas	number of receiving antennas	bandwidth /GHz	sampling rate /MSPS	frame period /ms	frame number	number of chirps	sampling point
numerical value	3	4	4	1	40	50	50	256

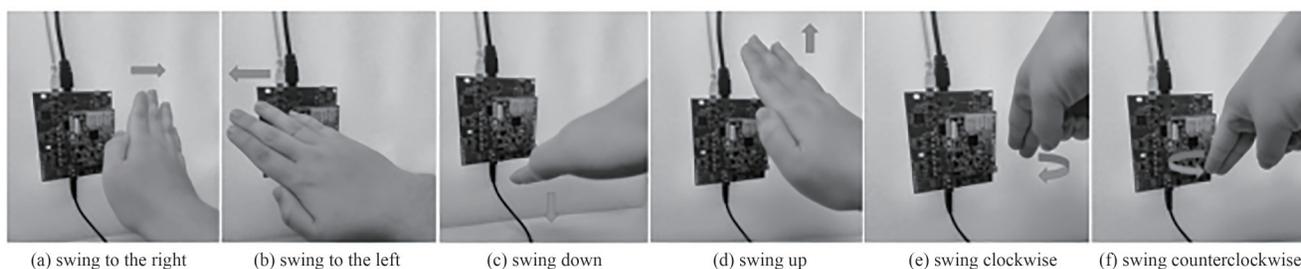


Fig.7 Six dynamic gestures  
图 7 六种动态手势动作

在深度学习网络训练过程中，学习率和学习衰减率对网络的准确率以及损失函数值有很大的影响，因此本文在实验中分别对学习率和学习衰减率进行了参数寻优，寻优结果如图 8~图 9 所示。图 8 为本文算法模型在不同初始学习率下准确率的变化曲线，可以看出，初始学习率过大或过小时，算法模型的准确率可能出现较大的波动或很难达到收敛，最终均无法得到最优解。当初始学习率为 0.000 9 时，得到的识别准确率最高，且此时网络的收敛效果最好，因此实验中将初始学习率设为 0.000 9。此外，综合场景变化的影响以及算法的计算负荷，实验中将 epoch 设为 100。图 9 为算法模型在不同学习衰减率下损失值的对比图，可以看出，相较于其他学习衰减率，当学习衰减率为 0.2 时，网络的收敛效果最好，因此实验中选取 0.2 为学习衰减率。

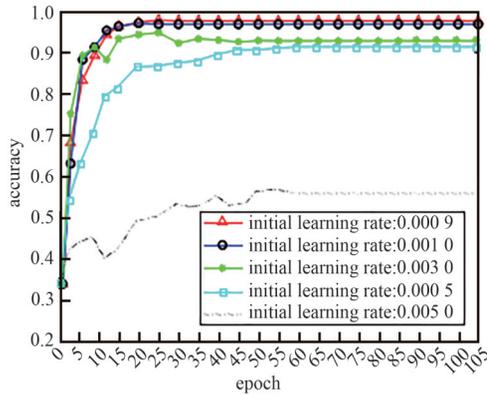


Fig.8 Accuracy curves for different initial learning rates  
图8 不同初始学习率的准确率变化曲线

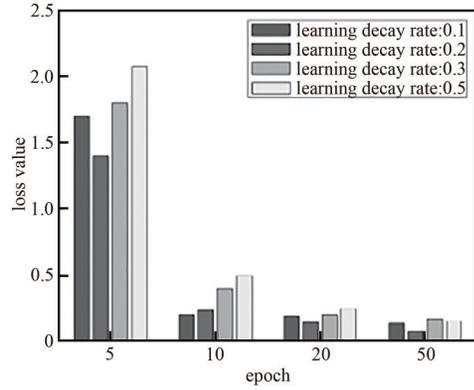


图9 Comparison of loss values for different learning decay rates  
Fig.9 不同学习衰减率的损失值对比图

### 4 结果和讨论

实验对象首先在雷达前约 20 cm 范围内执行不同的手势，数据收集过程中，受试者的身体应保持静止。6 种手势的实时识别测试结果的分类混淆矩阵如表 2 所示。从实验结果可以看出，算法对每种手势均有较好的识别分类性能，平均准确率可达到 97.29%。考虑到在实际应用中，受试者进行手势检测的位置通常会发生变化，因此有必要测试不同场景下手势的分类准确性。本文分别设计了不同分类模型在不同距离、角度下的对比实验，以此探究不同算法要素对实验结果的影响以及验证本文设计对识别准确率的作用和贡献。

表2 分类混淆矩阵

Table2 Classification confusion matrix

	prediction category					
	swing to the right	swing to the left	swing down	swing up	swing clockwise	swing counterclockwise
real category						
swing to the right	79	0	0	1	2	0
swing to the left	0	80	1	1	1	3
swing down	0	0	79	0	2	0
swing up	0	0	0	78	0	1
swing clockwise	1	0	0	0	75	0
swing counterclockwise	0	0	0	0	0	76
accuracy/%	98.75	100	98.75	97.5	93.75	95
average accuracy/%	97.29					

#### 4.1 距离影响

本文在原本手势距离雷达 20 cm 范围的实验以外，分别采集距离雷达 50 cm、100 cm 的手势数据并测试。同时，分别验证了在其他条件不变情况下，使用 3D CNN 网络模型和传统 CFAR 模型，在不同实验距离下得到的平均识别准确率，结果如表 3 所示，其中“preprocessing”表示本文上述预处理方法。实验采用的 3D CNN 模型，每一帧的卷积结构与本文模型参数相同，卷积操作的时间维度为 3。模型输入为同样经过本文杂波抑制算法处理的 RDM 谱图；CFAR 算法处理后的 RDM 谱图输入本文构建的 CNN-LSTM 分类模型之中。

表3 不同距离下的手势识别平均准确率(%)

Table3 Average accuracy of gesture recognition at different distances(%)

	R=20 cm	R=50 cm	R=100 cm
preprocessing+3D CNN	95.80	93.33	86.26
CFAR+CNN-LSTM <sup>[30]</sup>	94.21	89.16	79.50
preprocessing+CNN-LSTM	97.29	94.80	89.74

从结果可以看出，随着人与雷达之间距离的增加，识别准确率下降，这主要是由于采集到的信号的信噪比随距离增加不断下降导致的。采用 3D CNN 分类模型较本文算法，识别准确率略有下降，不过在实验距离增加时，下降幅度与本文算法差别不大；采用 CFAR 模型算法的识别准确率在距离增加时，下降幅度较大，证明该算法对噪声杂波的抗性较低。以上结果验证了本文的杂波抑制算法面对来自人体和环境的噪声杂波具有更为卓越的去噪能力，同时本文构建的 CNN-LSTM 算法模型在手势识别方面性能表现良好。

## 4.2 角度影响

在距离雷达 20 cm 范围内，于不同的入射角度位置进行手势识别实验，如图 10 所示。上下和左右摆动手势由手势运动的中心位置决定与雷达的入射角度，手势识别结果如表 4 所示。由于多普勒频率取决于径向速度，角度的变化会对这一要素造成显著影响；同时雷达采集到的手势信号可能无法覆盖手势运动的全过程，这也会对手势的多普勒特征造成很大影响。从表 4 中可以看出，角度变化对手势识别系统的识别准确率有较大的影响。采用 CNN-LSTM 算法模型的识别准确率较 3D CNN 模型，在角度变化时下降幅度较小，证明了 CNN-LSTM 算法模型在处理角度变化带来的特征偏差时，能够表现出更为良好的分类能力；采用 CFAR 模型算法的识别准确率，在角度变化时，下降幅度较大。由此证明了本文运用动态补零算法，通过手势信息增强，在检测角度变化时具有良好的鲁棒性。

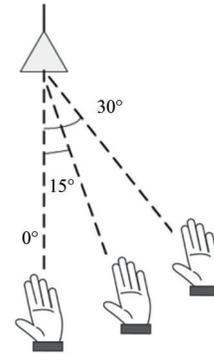


Fig.10 Gesture detection at different incident angles  
图 10 不同入射角的手势检测

表 4 不同角度下的手势识别平均准确率(%)

Table 3 Average accuracy of gesture recognition at different angles(%)

	angle=0°	angle=15°	angle=30°
preprocessing+3D CNN	95.80	84.97	69.78
CFAR+ CNN-LSTM	94.21	83.46	66.35
preprocessing+CNN-LSTM	97.29	88.32	74.18

## 5 结论

本文提出了一种基于毫米波雷达的高精确度手势识别算法。针对实际应用中距离、杂波等相关因素对识别精确度的影响，着重从算法模型和杂波抑制两个角度展开研究，构建了用于手势识别的 CNN-LSTM 算法模型以及一种用于去除噪声和杂波抑制的动态补零策略和小波阈值算法。结果证明，本文提出的算法具有较高的识别准确率，在工作于 60 GHz 频段的 TI IWR6843ISK 毫米波雷达传感器上实现了精确的实时手势识别检测。此外，本文探究了距离和角度对手势识别的影响，通过对比实验，证明了本文提出的 CNN-LSTM 算法模型和杂波抑制算法有效提高了识别系统的准确率和鲁棒性。后续将针对更复杂的手势类型和应用场景展开研究，同时考虑多雷达传感的实验方式，以此提升手势识别系统的识别性能和泛化能力。

### 参考文献：

- [1] JIANG Wen, REN Yihui, LIU Ying, et al. Recognition of dynamic hand gesture based on mm-wave FMCW radar micro-Doppler signatures[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing(ICASSP). Toronto, Canada: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2021:4905-4909. doi:10.1109/ICASSP39728.2021.9414837.
- [2] 郭凯. 基于单目视觉的静态手势识别研究及应用[D]. 天津:天津理工大学, 2019. (GUO Kai. Research and application of static gesture recognition based on monocular vision[D]. Tianjin, China: Tianjin University of Technology, 2019.)
- [3] 张立国, 殷润浩, 柯诗怡, 等. 基于手势识别的智能车控制算法研究[J]. 计算机产品与流通, 2020(3):116. (ZHANG Ligu, YIN Runhao, KE Shiyi, et al. Research on intelligent vehicle control algorithm based on gesture recognition[J]. Computer Products and Circulation, 2020(3):116.)
- [4] LEE B G, LEE S M. Smart wearable hand device for sign language interpretation system with sensors fusion[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(3):1224-1232. doi:10.1109/JSEN.2017.2779466.
- [5] TARANTA II E M, SIMONS T K, SUKTHANKAR R, et al. Exploring the benefits of context in 3D gesture recognition for game-based virtual environments[J]. ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems, 2015, 5(1):1-34. doi:10.1145/2656345.
- [6] KHAN F, LEEM S K, CHO S H. Hand-based gesture recognition for vehicular applications using IR-UWB radar[J]. Sensors, 2017, 17(4):833. doi:10.3390/s17040833.
- [7] GUPTA H P, CHUDGAR H S, MUKHERJEE S, et al. A continuous hand gestures recognition technique for human-machine interaction using accelerometer and gyroscope sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(16):6425-6432. doi:10.1109/JSEN.2016.2581023.
- [8] REN Zhou, MENG Jingjing, YUAN Junsong. Depth camera based hand gesture recognition and its applications in human-computer-interaction[C]// 2011 the 8th International Conference on Information, Communications & Signal Processing.

- Singapore:IEEE, 2011:1–5. doi:10.1109/ICICS.2011.6173545.
- [9] OHN-BAR E, TRIVEDI M M. Hand gesture recognition in real time for automotive interfaces: a multimodal vision-based approach and evaluations[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15(6): 2368–2377. doi:10.1109/TITS.2014.2337331.
- [10] KIM Y, TOOMAJIAN B. Hand gesture recognition using micro-Doppler signatures with convolutional neural network[J]. *IEEE Access*, 2016(4):7125–7130. doi:10.1109/ACCESS.2016.2617282.
- [11] 陆霖霖, 江春华, 郝宗波. 基于不同光照条件的人体手势识别新方法[J]. *计算机应用*, 2015, 35(z1):273–277, 291. (LU Linlin, JIANG Chunhua, HAO Zongbo. Human gesture recognition new approach based on different light conditions[J]. *Journal of Computer Applications*, 2015, 35(z1):273–277, 291.)
- [12] MOLCHANOV P, GUPTA S, KIM K, et al. Hand gesture recognition with 3D convolutional neural networks[C]// 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops(CVPRW). Boston, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2015:1–7. doi:10.1109/CVPRW.2015.7301342.
- [13] LIEN J, GILLIAN N, EMRE-KARAGOZLER M, et al. Soli: ubiquitous gesture sensing with millimeter wave radar[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2016, 35(4):1–19. doi:10.1145/2897824.2925953.
- [14] CHOI J W, RYU S J, KIM J H. Short-range radar based real-time hand gesture recognition using LSTM encoder[J]. *IEEE Access*, 2019(7):33610–33618. doi:10.1109/ACCESS.2019.2903586.
- [15] XIA Zhaoyang, LUO Meiyixiang, ZHOU Chenglong, et al. Multidimensional feature representation and learning for robust hand-gesture recognition on commercial millimeter-wave radar[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(6):4749–4764. doi:10.1109/TGRS.2020.3010880.
- [16] 王勇, 吴金君, 田增山, 等. 基于 FMCW 雷达的多维参数手势识别算法[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(4):822–829. (WANG Yong, WU Jinjun, TIAN Zengshan, et al. Gesture recognition with multi-dimensional parameter using FMCW radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(4):822–829.) doi:10.11999/JEIT180485.
- [17] ANSARI F, TABAN M R, GAZOR S. A novel sequential algorithm for clutter and direct signal cancellation in passive bistatic radars[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2016(1):134. doi:10.1186/s13634-016-0431-2.
- [18] LEI Wentai, LIANG Qiong, TAN Qianying. A new ground penetrating radar signal denoising algorithm based on automatic reversed-phase correction and kurtosis value comparison[J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(3):294–302. doi:10.12000/JR17113.
- [19] NALLABOLU P, ZHANG Li, HONG Hong, et al. Human presence sensing and gesture recognition for smart home applications with moving and stationary clutter suppression using a 60 GHz digital beamforming FMCW radar[J]. *IEEE Access*, 2021(9): 72857–72866. doi:10.1109/ACCESS.2021.3080655.
- [20] LEI Wentai, JIANG Xinyue, TAN Qianying, et al. A TD-CF preprocessing method of FMCW radar for dynamic hand gesture recognition[C]// 2019 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing(ICSIDP). Chongqing, China: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019:1–5. doi:10.1109/ICSIDP47821.2019.9173196.
- [21] 陈鹏, 赵少美, 陈钦, 等. 频谱泄漏校正的多频实信号频率估计算法[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(15):107–113. (CHEN Peng, ZHAO Shaomei, CHEN Qin, et al. Frequency estimation algorithm for multi-frequency real signals based on spectrum leakage correction[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(15):107–113.) doi:10.13465/j.cnki.jvs.2021.15.014.
- [22] 谢锡海, 魏晓会. 一种 FMCW 雷达信号的小波阈值函数去噪法[J]. *西安邮电大学学报*, 2017, 22(4):21–25. (XIE Xihai, WEI Xiaohui. Wavelet threshold function denoising method for FMCW radar signal[J]. *Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications*, 2017, 22(4):21–25.) doi:10.13682/j.issn.2095-6533.2017.04.004.
- [23] ZHANG Guiyuan, LAN Shengchang, ZHANG Kang, et al. Temporal-range-Doppler features interpretation and recognition of hand gestures using MMW FMCW radar sensors[C]// 2020 the 14th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP). Copenhagen, Denmark: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2020:1–4. doi:10.23919/EuCAP48036.2020.9135694.
- [24] 张静, 于蕾, 侯长波, 等. 基于时频特征的跳频信号调制识别[J]. *太赫兹科学与电子信息学报*, 2022, 20(1):40–46. (ZHANG Jing, YU Lei, HOU Changbo, et al. Frequency-hopping signal modulation recognition based on time-frequency features[J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2022, 20(1):40–46.) doi:10.11805/TKYDA2021152.
- [25] 李雨倩, 刘玉超, 郭兰图. 复杂电磁环境下基于信号时频图像的调制识别[J]. *太赫兹科学与电子信息学报*, 2021, 19(4):562–568. (LI Yuqian, LIU Yuchao, GUO Lantu. Modulation recognition algorithm based on signal time-frequency images in complex electromagnetic environment[J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2021, 19(4):562–568.) doi:10.11805/TKYDA2021195.

- [26] 王翔,邓文,刘世雄,等. 基于注意力机制的电磁时间序列异常检测方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2021,19(4):581–588. (WANG Xiang,DENG Wen,LIU Shixiong,et al. Anomaly detection method of electromagnetic time series based on attention mechanism[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2021, 19(4): 581–588.) doi: 10.11805/TKYDA2021150.
- [27] 吴楠,谷万博,王旭东. 基于深度 LSTM 辅助卷积网络的新型自动调制分类[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2021,19(2): 235–243. (WU Nan,GU Wanbo,WANG Xudong. A novel efficient automatic modulation classification algorithm using deep LSTM aided convolutional networks[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2021,19(2):235–243.) doi:10.11805/TKYDA2020034.
- [28] 张绪豪. 基于 77 GHz 毫米波雷达的手势识别研究[D]. 南京:东南大学, 2019. (ZHANG Xuhao. Research on gesture recognition based on 77 GHz millimeter-wave radar[D]. Nanjing,China:Southeast University, 2019.)
- [29] 石雨鑫,邓洪敏,郭伟林. 基于混合卷积神经网络的静态手势识别[J]. 计算机科学, 2019,46(z1):165–168. (SHI Yuxin,DENG Hongmin,GUO Weilin. Static gesture recognition based on hybrid convolution neural network[J]. Computer Science, 2019,46 (z1):165–168.)
- [30] 韩崇,韩磊,孙力娟,等. 基于时空压缩特征表示学习的毫米波雷达手势识别算法[J]. 电子与信息学报, 2022,44(4):1274–1283. (HAN Chong,HAN Lei,SUN Lijuan,et al. Millimeter wave radar gesture recognition algorithm based on spatio-temporal compression feature representation learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022,44(4):1274–1283.) doi: 10.11999/JEIT211221.

#### 作者简介:

唐高鹏(1999–), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为智能电磁感知. email:tgp1072564908@163.com.

巫彤宁(1977–), 男, 博士, 教授级高级工程师, 主要研究方向为生物电磁学.

李从胜(1987–), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为智能电磁感知、计算电磁学.

(上接第 542 页)

- [8] 朱喆,许少华. 降噪自编码器深度卷积过程神经网络及在时变信号分类中的应用[J]. 计算机应用, 2020,40(3):698–703. (ZHU Zhe,XU Shaohua. Denoising autoencoder deep convolution process neural network and its application in time-varying signal classification[J]. Journal of Computer Applications, 2020,40(3):698–703.)
- [9] 林子榆,王翔,孙丽婷,等. 基于深度自编码器的辐射源个体开集识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2022,20(12):1285–1291. (LIN Ziyu,WANG Xiang,SUN Liting,et al. Open set recognition of specific emitter identification based on deep auto-encoder[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2022, 20(12): 1285–1291.) doi: 10.11805/TKYDA2021180.
- [10] 代杰杰,宋辉,杨祎,等. 基于栈式降噪自编码器的输变电设备状态数据清洗方法[J]. 电力系统自动化, 2017,41(12):224–230. (DAI Jiejie,SONG Hui,YANG Yi,et al. Cleaning method for status data of power transmission and transformation equipment based on stacked denoising autoencoders[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(12): 224–230.) doi: 10.7500/AEPS20161201003.
- [11] SRIVASTAVA N,HINTON G,KRIZHEVSKY A,et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2014,15(1):1929–1958. doi:10.5555/2627435. 2670313.

#### 作者简介:

赵建军(1979–), 男, 学士, 工程师, 主要研究方向为电力系统规划设计、智能配电网. email:1015367472@qq.com.

李洋(1989–), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为柔性直流组网控制.

刘佳林(1992–), 男, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向为交直流组网、配电终端检测.

王珩瑜(1991–), 男, 在读博士研究生, 主要研究方向为能源电力信息物理系统.

杨挺(1979–), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为能源电力信息.