

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415275

基于半监督生成对抗网络的毫米波雷达跨域手势识别*

许婷 饶云华 易建新

(武汉大学电子信息学院 武汉 430072)

摘要: 基于深度学习的毫米波雷达手势识别以其免接触、保护隐私和环境依赖性低等特点受到越来越多的关注。但是目前的学习方法大都采用全监督方法,其性能受限于雷达数据的获取和标注,且其学习样本都来源于单一环境,极大的影响了不同场景下的迁移能力,因此本文提出了一种基于半监督生成对抗网络的跨域手势识别方法。首先,通过数据预处理,提取动态混合特征时间图(DFTM)以消除环境干扰,并且对手势动态特征进行更加全面的表征;其次,结合毫米波信号特点进行数据增强,进一步扩充数据量,提高模型泛化能力;第三,针对实际应用中可获得的标记数据通常较少的问题,提出并构建了一个改进半监督生成对抗网络,在原始GAN的基础上增加了分类器,通过生成数据帮助提高分类器辨别能力,同时利用源域中的少量标记数据和目标域中的大量未标记数据,实现域无关的手势识别。实验结果表明,对于新用户、新环境和新位置的平均手势识别准确率分别达到98.21%、95.23%和97.6%。与现有其他手势识别方法相比,本文所提方法在只有少量标记数据的情况下也能达到较高的跨域手势识别准确率,为后续毫米波雷达人机交互提供了新的研究思路。

关键词: 毫米波雷达;手势识别;半监督学习;特征压缩

中图分类号: TN95 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Cross-domain gesture recognition in millimeter-wave radar based on semi-supervised generative adversarial networks

Xu Ting Rao Yunhua Yi Jianxin

(School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Millimeter-wave radar gesture recognition based on deep learning has attracted more and more attention due to its characteristics of contact-free, privacy protection and low environmental dependence. However, most of the current learning methods use fully supervised methods, whose performance is limited by the acquisition and annotation of radar data, and their learning samples all come from a single environment, which greatly affects the transfer ability in different scenarios. Therefore, this paper proposes a cross-domain gesture recognition method based on semi-supervised generative adversarial networks. First, through data preprocessing, the dynamic mixed time feature map (DFTM) is extracted to eliminate environmental interference and more comprehensively characterize the dynamic characteristics of gestures; secondly, data enhancement is performed based on the characteristics of millimeter wave signals to further expand the amount of data and improve the model. Generalization ability; thirdly, in order to solve the problem that the labeled data available in practical applications is usually less, an improved semi-supervised generative adversarial network is proposed and constructed. A classifier is added on the basis of the original GAN to help improve the performance by generating data. The discriminative ability of the classifier simultaneously utilizes a small amount of labeled data in the source domain and a large amount of unlabeled data in the target domain to achieve domain-independent gesture recognition. Experimental results show that the average gesture recognition accuracy for new users, new environments and new locations reaches 98.21%, 95.23% and 97.6% respectively. Compared with other existing gesture recognition methods, the method proposed in this article can achieve high cross-domain gesture recognition accuracy even with only a small amount of labeled data, providing new research ideas for subsequent millimeter wave radar human-computer interaction.

Keywords: millimeter-wave radar; gesture recognition; semi-supervised learning; feature compression

0 引言

毫米波雷达以其高分辨率、抗干扰性和适应复杂环境

的能力,目前已经广泛应用于生命体征检测^[1]、行为感知^[2]、身份识别^[3-4]等领域。特别是基于毫米波雷达的手势识别技术^[5-10],通过感知和分析人体手势微小的运动和形

收稿日期:2024-01-03

* 基金项目:国家自然科学基金(61271400, U1933135, 62071335, 61931015)项目资助

态变化,为人机交互带来了新的可能性。

目前的毫米波手势识别主要是利用毫米波雷达获取手势产生的速度,距离,微多普勒等信息,生成距离-多普勒图、距离-角度图等特征图谱,再结合模版匹配、统计学习、深度学习等方法进行分类识别。文献[11-12]提出一种基于多通道毫米波雷达的微动手势识别方法,通过得到目标的距离-多普勒-时间图特征、距离-时间特征、多普勒-时间特征、水平方向角度-时间图特征和三者联合特征后,再结合卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)进行分类;文献[13]提出一种压缩算法,通过提取动目标的主导速度进行时空压缩,生成距离多普勒时间图特征(range-doppler time image, RDTI),然后结合卷积神经网络进行分类,简化了算法和模型;文献[14]同时利用了两个视角的雷达数据,经过坐标提取、联合,实现手势数字的平面轨迹展示,再引入注意力机制的双向长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)进行分类,提高了手势识别的准确性和鲁棒性。

尽管以上研究都达到了比较好的分类效果,但都只限于在同一数据域,当面对不同对象、不同环境时,识别精度将会大大降低。为了提高模型的跨域识别能力,文献[15-16]对处理后的数据进行了特定的数据增强,再结合 CNN 和 LSTM 进行手势识别,该系统在域内条件下平均准确率 $>99\%$,在跨域条件下平均准确率 $>97\%$ 。尽管该方法在跨域条件下取得了不错的平均精度,但在训练过程中使用了大量的已标记手势数据作为训练样本,标记成本较高。因此,在较少标记数据条件下如何达到较高的分类准确率成为毫米波雷达手势识别中需要解决的问题。文献[17-19]尝试将半监督技术用于手势识别以降低数据准备成本,其中文献[17]基于超声波技术,实现了对动态手势的在线预测,但是该模型需要进行预训练和二次训练,依然增加了训练成本;文献[18]基于计算机视觉技术,实现了对静态手势的识别,但是缺少了对动态手势的考虑。

为此,本文提出了一种基于半监督生成对抗网络^[20](semi-supervised learning generative adversarial network, SGAN)的毫米波雷达跨域手势识别方法。该网络基于 margin-GAN^[21]改进而来,原始的 margin-GAN 网络重点在于损失函数的设计,对网络结构缺乏分析,因此本文重新设计了更适合于我们特征数据的网络结构,优化了生成器同时采用一个轻量级的卷积神经网络作为分类器,一方面可以生成大量样本增加数据多样性实现跨域识别,另一方面又提高了分类器的辨别能力。具体流程为:首先对数据进行杂波去除和多径抑制,得到动态距离角度图,尽可能消除环境干扰;然后通过时空压缩得到手势的动态混合特征,极大的减少了数据量同时也保证了识别精度;最后结合改进的半监督生成对抗网络,在只有少量标记数据和大量未标记数据的情况下,提高跨域手势识别能力。

本文的主要贡献包括:

1)提出了一种基于动态手势的时空压缩算法,通过提取距离、多普勒、角度和时间信息,得到动态混合特征时间图谱(dynamic feature time map, DFTM)。既能准确的提取手势特征,又极大的减少了数据量,为后续简化分类网络提供了基础;

2)构建了一个符合手势动态特征的半监督生成对抗网络框架,利用源域中的少量标记数据和目标域中的大量未标记数据进行手势识别,实现了较高准确率的跨域手势识别。

1 雷达回波数据处理和特征提取

1.1 雷达信号处理基本原理

毫米波雷达通常采用线性调频体制,其发射信号可以表示为:

$$X_T(t) = A_T \exp[-j2\pi(ft + \int_0^t S\tau d\tau)] \quad (1)$$

其中, f 表示发射信号的载波频率, S 表示线性调频信号的斜率。雷达发射出的信号遇到目标后反射,被接收天线接收。接收信号为:

$$X_R(t) = A_R \exp\{-j2\pi[f(t - \Delta_t) + \int_0^t [S(\tau - \Delta_t) + \Delta f_d]d\tau]\} \quad (2)$$

接收信号与发射信号混频后,得到中频信号:

$$X_{IF}(t) = A_T A_R \exp\{j2\pi[f\Delta_t + (f_{IF} - \Delta f_d)t]\} \quad (3)$$

对 $X_{IF}(t)$ 进行一维傅里叶变换,得到中频信号的频率 f_{IF} ,进而推导得到雷达和目标之间的距离 d :

$$f_{IF} = S \cdot \tau = \frac{S \cdot 2d}{c} \Rightarrow d = \frac{f_{IF}c}{2S} \quad (4)$$

其中, c 表示光速, S 表示调频斜率。

毫米波雷达每帧信号包含 N 个线性调频 chirp,目标的速度可以由两个相邻线性调频信号之间的多普勒效应引起的相位差 $\Delta\phi$ 推导得到:

$$\Delta\phi = \frac{4\pi v T_c}{\lambda} \Rightarrow v = \frac{\lambda \Delta\phi}{4\pi T_c} \quad (5)$$

其中, λ 表示信号的波长, T_c 表示两个相邻线性调频信号之间的时间间隔。在 N 个 chirp 之间进行快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)即可提取多普勒信息并获得距离-多普勒图像(range-doppler image, RDI)。

多发多收雷达采用到达角(angle of arrival, AOA)估计,可以根据多个相邻接收天线间的相位变化计算推导得到:

$$\Delta\phi = \frac{2\pi l \sin\theta}{\lambda} \Rightarrow \theta = \arcsin\left(\frac{\lambda \Delta\phi}{2\pi l}\right) \quad (6)$$

$\Delta\phi$ 为相位差, l 为相邻接收天线之间的距离, θ 为到达角,经过角度 FFT 后,就能得到目标角度信息,最后得到距离-多普勒-角度矩阵。整体处理流程如图 1 所示。

1.2 杂波抑制

信号采集过程中,目标信号常受到其他杂波和多径效

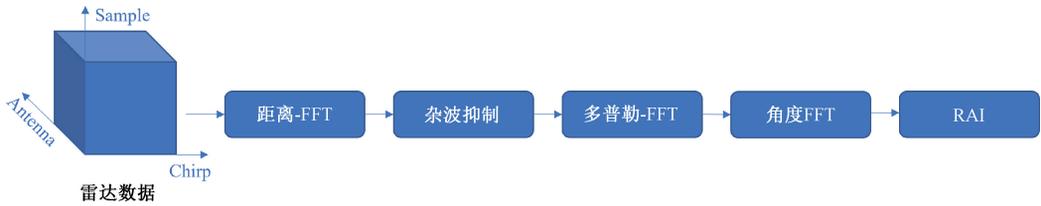


图 1 雷达信号处理流程

应的干扰,同时为防止频谱泄露,在进行距离维 FFT 和速度维 FFT 之前选择施加窗函数,本文采用了汉明窗。随后,采用向量均值相消法来处理静态杂波,具体算法步骤如下:首先对所有接收脉冲进行平均,得到参考接收脉冲;接着,将每个接收脉冲减去参考接收脉冲,得到目标回波信号。这种处理方式有效降低了静态杂波的影响,提高了信号的质量。

$$C[m] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R[m, i] \quad (7)$$

$$R'[m, n] = R[m, n] - C[m]$$

在式(7)中, m 表示快时间维(距离维)的采样点, i 表示慢时间维(速度维)的采样点。如图 2 所示,经过杂波抑制,红色矩形框内的手势目标信息得到了明显增强。

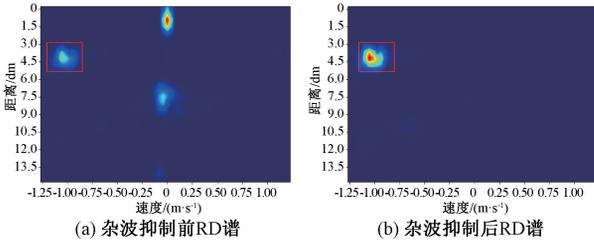


图 2 杂波抑制前后 RD 谱

1.3 动态特征提取

手势为连续性动作,不仅有静态特征而且在时间上具有关联性,需要提取其空时信息,但其空时信息具有较大冗余。为了提取具有代表性的手势特征,本文提出了一种时空压缩算法。首先,对多通道数据进行通道平均处理,得到平均距离多普勒矩阵。接着在距离维度上对平均距

离多普勒矩阵进行求和,获得每个多普勒频段的信号强度,并通过实验设置多普勒阈值。其次,在多普勒维度上对距离多普勒角度矩阵进行求和,此时仅计算信号强度高于阈值的多普勒频点,从而得到了具有代表性的二维动态距离角度图(dynamic range-angle image, DRAI)。如式(8)所示。

$$DP = \frac{\sum_{i=0}^N RD_i}{N} \quad (8)$$

$$T = \alpha \cdot \max(DP)$$

$$DRAI = \sum_{j=0 \& DP[j] > T}^L RDA(:, j, :)$$

其中, N 表示接收通道数量, RD 表示接收通道的多普勒图像, α 表示多普勒功率阈值比例因子, L 表示多普勒-FFT 的数量, RDA 表示距离-多普勒-角度矩阵。

得到 DRAI 后,进一步进行时间压缩。首先,对每一帧 DRAI 进行归一化,沿着距离维度求和,然后按帧拼接,得到动态角度时间图(dynamic angle time image, DATI)。同样地,沿着角度维度求和,按帧拼接,得到动态距离时间图(dynamic range time image, DRTI)。DATI 能够展示手势随时间的角度变化,而 DRTI 则反映了手势随时间的距离变化。如图 3、4 所示顺时针旋转和逆时针旋转手势的特征图显示了目标在角度和距离上都循环规律的变化;推手势特征图显示手逐渐靠近雷达,拉手势特征图则显示手逐渐远离雷达;左滑特征图呈现目标角度由右向左变化,右滑则相反。这说明本文所提算法能够全面、准确的反映不同手势的特性。

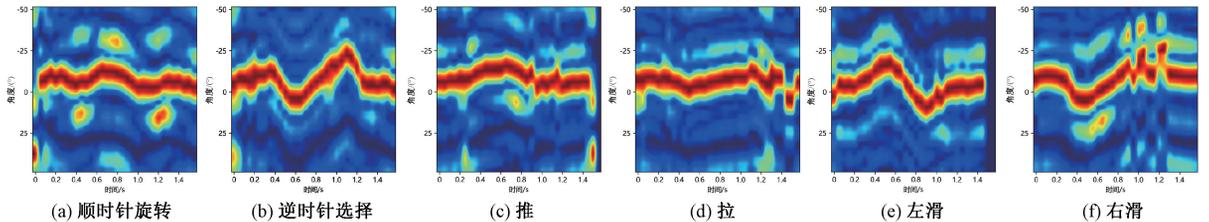


图 3 不同手势 DATI 示例图

将 DRTI 和 DATI 在时间维度上对齐,得到的混合特征图,大小为 64×32 。

1.4 数据增强

数据增强可以对有限的资源进行扩充,提高样本

多样性,提升模型的泛化能力。传统的数据增强方法,如缩放、翻转和裁剪等,通常用于图像数据。然而,雷达数据具有其特殊的物理含义,传统方法并不直接适用于雷达数据增强。针对这一问题,基于雷达数据的特点,同时结合

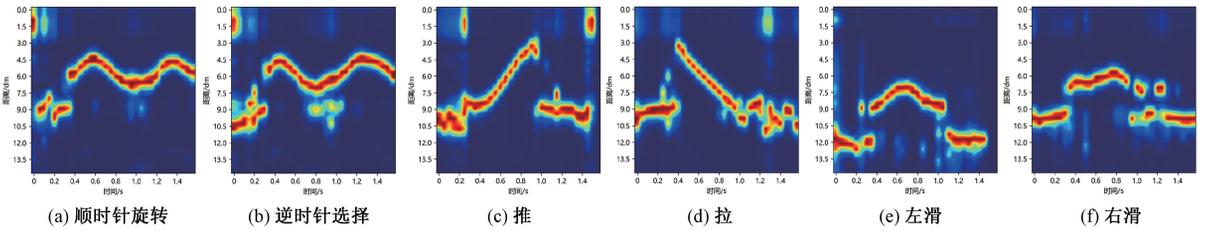


图 4 不同手势 DRTI 示例图

所提取特征,采用以下方法进行数据增强:

- 1)沿距离维进行增强:在 DRTI 中,不同的坐标代表了不同的距离。因此,通过沿距离维度的移动,以生成不同距离位置的手势变化。
- 2)沿角度维进行增强:在 DATI 中,不同坐标表示了不同时间处于的不同角度。通过沿角度维度的移动,从而生成不同角度采集的手势变化。
- 3)沿时间维进行增强:动态手势特征是随时间变化的,通过对时间序列取反,能够获取相反的手势特征。例如,对于向右滑的手势,通过时间反序,可以得到向左滑的手势特征。
- 4)沿速度维进行增强:不同速度的手势样本在相同时间内会产生不同长度的序列。因此,通过下采样和帧插值来改变序列的长度,模拟用户执行手势时的速度变化,本文采用帧间线性插值,平均混合相邻的两个帧以生成新帧来模拟不同的速度。

以上数据增强方法充分提升了毫米波数据的多样性,也有效提高了手势识别模型的泛化能力。

2 手势识别网络

考虑到雷达数据获取和标记的专业性,以及大量数据收集的复杂性,在只有少量标记数据的情况下也能够实现较高的手势分类准确率。因此本文提出了利用半监督生成对抗网络来进行手势分类训练。该网络主要有以下特点:1)能够充分利用大量未标记数据提取手势特征,提高分类准确性;2)能够通过生成网络生成大量数据,帮助提高分类模型的泛化能力。

2.1 生成对抗网络

生成对抗网络主要由两个部分组成:生成器和判别器。这两个部分通过对抗的方式一起训练,从而使生成器能够生成需要的数据。SGAN 是 GAN 的一种扩展,结合了有监督学习和无监督学习的元素,使得模型能够利用少量标记数据和大量未标记数据进行训练。

目前的方法^[22-23]通常通过调整判别器结构来进行半监督训练。不过这些方法并未充分思考生成数据对分类性能的潜在提升作用,也忽略了增强生成性能以提高模型的拟合能力。所以本文基于 Margin-GAN 提出了改进半监督生成对抗网络。

2.2 改进半监督生成对抗网络

改进半监督生成对抗网络在 GAN 的基础上,增加了一个分类器,将分类网络与 GAN 解耦,充分利用大量的无标签数据和生成数据,共同提升分类器的泛化能力。

网络结构包含 3 个主要部分:分类器 C、生成器 G、和判别器 D,如图 5 所示。判别器的作用与标准 GAN 中的相同,区分样本是否来自真实分布还是生成器生成的。分类器被训练用于增加真实样本(包括有标签样本和无标签样本)的分类边界,并同时减小生成的虚假样本的边界。生成器的目标是生成看起来逼真且具有较大边界的伪造样本,旨在同时欺骗判别器和分类器。

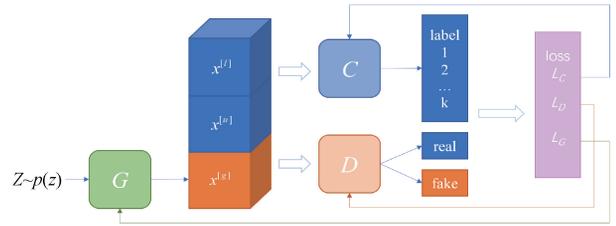


图 5 改进半监督生成对抗网络框架

为了生成高质量数据,生成器包含了 2 个全连接块和 4 个卷积块。每个卷积块包含 1 个反卷积层,1 个批归一化层(batch normalization, BN)和 1 个激活层。前 3 个激活函数采用了修正线性单元(rectified linear units, ReLU)函数,最后输出的激活函数采用了 Tanh 函数。卷积核大小均为 4×4 ,步长设置为 2,输入为随机生成的噪声,输出为 $64 \times 32 \times 1$ 大小的数据,生成器结构如图 6 所示。

同时考虑到所采用数据像素较小,轮廓特征相对简单,所以采用了一个轻量级的卷积神经网络作为分类器,如图 7 所示。分类器由 3 个卷积块和 2 个全连接层组成。前 2 个卷积块包括 1 个卷积层,1 个 BN 层,1 个激活层和 1 个最大池化层,最后 1 个卷积块只包含卷积层和激活层。卷积核大小为 3×3 ,步长设置为 1,池化层大小为 2,使用 LeakyReLU 函数激活。为了减少过拟合,在第 3 个卷积块后加入了一个 dropout 层,最后通过 softmax 函数输出分类结果。

判别器由 2 个卷积块和 2 个全连接层组成。每个卷积块包含一个卷积层,一个 BN 层和一个激活层。卷积核大小为 4×4 ,步长设置为 2,激活函数同样采用了 LeakyReLU 函数。

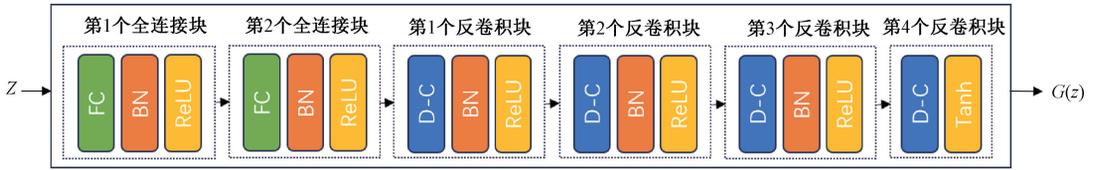


图 6 生成器网络结构图

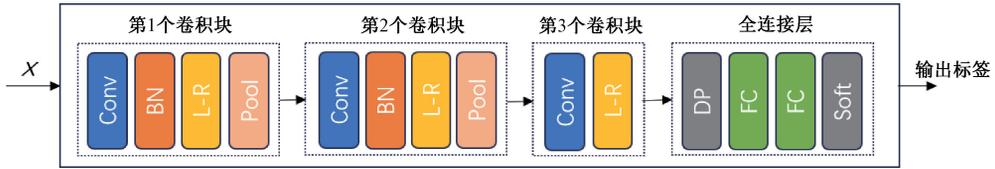


图 7 分类器网络结构图

训练时,将生成器,判别器和分类器交替训练,从而更新整个网络。

3 实验与分析

3.1 实验数据和设备

本文采用公开的毫米波雷达手势数据集^[15-16],所使用雷达为多发多收的 TI AWR1843 毫米波雷达,雷达及信号参数如表 1 所示。

表 1 雷达主要参数设置

参数	值	参数	值
采样率	4 MHz	采样点数	128
扫频信号斜率	99.98 MHz/ μ s	Chirps	128
起始频率	77 GHz	斜率结束时间	40 μ s
空闲时间	340 μ s	帧周期	50 ms

数据集由 25 个志愿者在 6 个室内环境和五个位置共同采集的手势样本组成,6 个环境包括客厅、会议室、卧室、实验室和两个家具布局不同的办公室。每个房间的五个位置分别为(60 cm,0°),(80 cm,0°),(100 cm,0°),(80 cm,30°),(80 cm,-30°)。包含 6 种常用手势:推、拉、左滑、右滑、顺时针转动和逆时针转动。此数据集总共包含 24 050 个样本,包括 10 650 个手势样本和 13 400 个负样本。

实验采用 Python3.9、Pytorch 深度学习框架,利用 NVIDIA 公司的 GeForce RTX1080Ti 显卡进行加速计算。具体分析如下。

3.2 特征提取算法分析

为了验证所提手势特征预处理算法的有效性。我们采用了和分类器相同的结构作为全监督训练网络,学习率恒定为 0.000 1,batch size 为 32,epoch 为 50。具体实验结果如下:

1) 域内识别

域内识别是指训练数据和测试数据都来自同一域。具体为从每个域抽取 80% 的数据作为训练集,再通过 5 倍

交叉验证测试剩余 20% 的数据。实验表明域内测试的平均准确率可以达到 99% 以上。实验结果混淆矩阵如图 8 所示,可以观察到所有手势都能高精度识别,证明了域内识别的有效性。

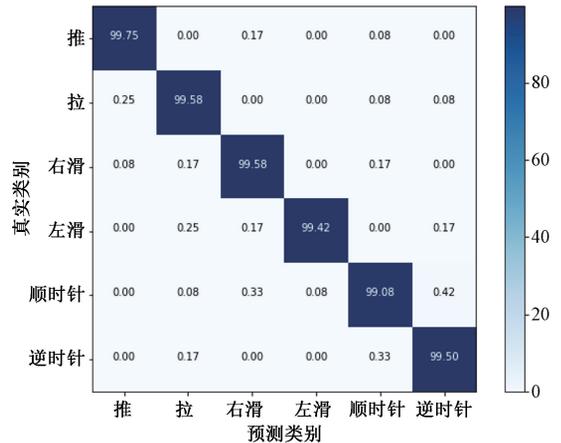


图 8 域内识别混淆矩阵

2) 不同用户

将 7 个用户的手势数据作为训练集,其余 18 个用户的数据作为测试数据。结果显示,在没有数据增强的情况下,平均可以达到 93.59% 的准确率,其中顺时针旋转和逆时针旋转这两个手势的准确率较低。因为不同人员的手势速度会有不同,对这两个动作特征影响较大。结合数据增强,顺时针旋转和逆时针旋转这两个手势的准确率提升到了 95% 以上,平均准确率提高到了 98.64%。混淆矩阵如图 9、10 所示。

3) 不同位置

使用留一法进行跨位置的结果验证。具体为将 4 个位置的手势数据作为训练集,1 个位置的手势数据作为测试集。结果如图 11 所示。没有数据增强时,位置 1、2、3 均可以达到 90% 以上的识别精度,其中位置 2 最高可以达到 98.78% 的识别精度,位置 4 和位置 5 相对较低,识别精度分别为 71.88% 和 75.68%。这是因为位置 4 和 5 与位置

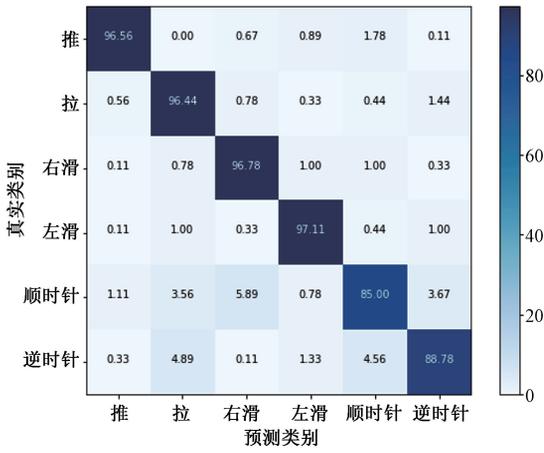


图 9 不同用户数据增强前测试的混淆矩阵

个房间的数据作为训练集,剩下一个房间的数据作为测试集,结果如图 12 所示。可以看到,在没有数据增强的情况下,所有环境准确率均在 90% 以上,前 5 个环境可以达到 97% 以上。数据增强后,所有环境的准确率都能达到 97% 以上,平均识别准确率为 98.52%。

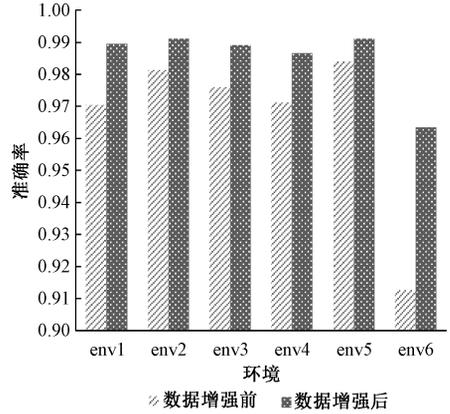


图 12 不同环境数据增强前后准确率

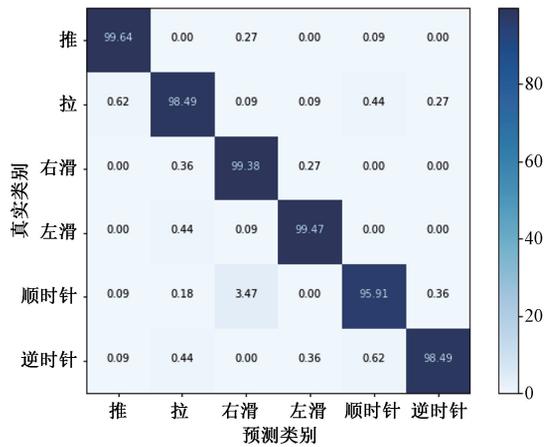


图 10 不同用户数据增强后测试的混淆矩阵

1,2,3 的角度差距较大。沿着角度维度数据增强后。可以看到位置 4 的准确度从 71.88% 提高到 96.14%,位置 5 的准确率从 75.68% 提升到了 96.61%,平均识别准确率达到 97.44%。

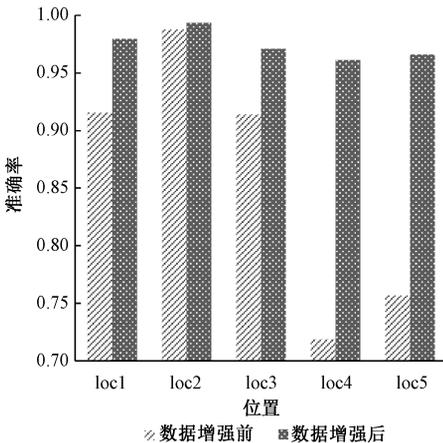


图 11 不同位置数据增强前后准确率

以上实验结果证明,本文所提出的数据预处理算法能够有效提取动态手势特征。如表 2 所示,在同样采用 CNN 的情况下,与最新的预处理算法相比,本文所提算法在域内识别和跨人员识别的精度更高;如表 3、图 13 所示,与文献[16]所提出的仅提取动态距离角度图算法相比,跨域识别准确率相当,但本文所提算法不仅提取了有效特征,同时进一步压缩了特征数据大小,从而可以使用更加易于嵌入便携设备的轻量级网络结构。

表 2 与其他算法比较

特征算法	网络结构	域内准确率/%	跨人员准确率/%
CA-RDTM ^[11]	CNN	99.14	87.71
RATI ^[13]	CNN	>95	83.3
RDI ^[24]	CNN	98.3	90.8
DATI+DRTI	CNN	99.45	98.64

表 3 与 DI-Gesture^[16] 的特征数据和模型大小对比

手势识别方法	特征数据大小/KB	模型大小/MB
DI-Gesture	249	0.69
本文方法	17	0.42

3.3 手势识别网络效果分析

该部分主要验证所提半监督手势识别网络的有效性,具体结果分析如下:

1) 不同用户

在半监督手势识别网络的验证中,对于不同用户的测试,采取将 7 个用户的手势数据按照 3 : 4 的比例随机划分为有标签数据和无标签数据,其余 18 个用户的数据用作

4) 不同环境

跨环境验证中,同样采用留一法进行测试。将其中五

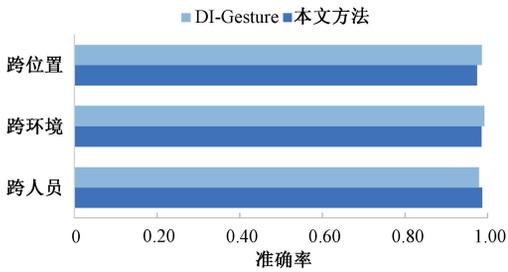


图 13 不同跨域算法的全监督平均准确率

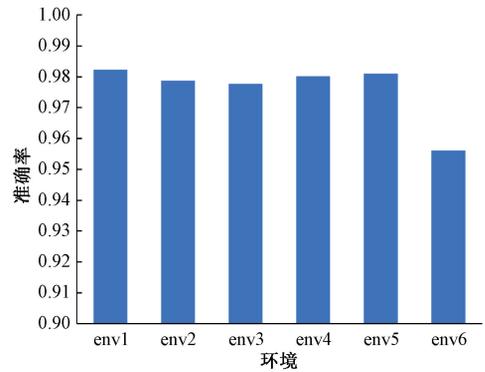


图 15 不同环境半监督手势识别准确率

测试数据的方法来进行测试。结果显示在不同用户手势识别场景中,所提出的半监督分类网络实现了 98.21% 的准确率,与全监督测试结果基本持平,但是所用的标签数据不到全监督的一半。

表 4 全监督与半监督分类效果对比 %

	不同用户	不同位置	不同环境
全监督准确率	98.64	97.44	98.52
半监督准确率	98.21	95.23	97.6

2) 不同位置

对于不同位置,每次选择 1 个位置的手势样本作为有标签数据,其余 4 个位置的手势样本按照 1:3 的比例划分为测试集和无标签数据送入网络进行训练。实验结果如图 14 所示,本文提出的半监督分类框架可以达到 95.23% 的平均准确率,使用的标签数据仅为全监督方法的 4 分之 1。

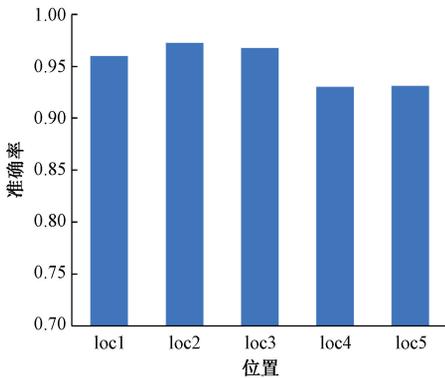


图 14 不同位置半监督手势识别准确率

3) 不同环境

针对不同环境,同样每次将一个环境的数据作为有标签数据,其他 5 个环境的数据按照 1:4 的比例随机划分为测试集和无标签数据。测试结果如图 15 所示,所提出的半监督框架可以达到平均 97.6% 的准确率。其中环境 1 达到了 98.23% 的最高准确率。最复杂的环境 6 中也有 95.61% 的准确率,而使用的标签数据只有全监督的 1/5,具体数据如表 4 所示。

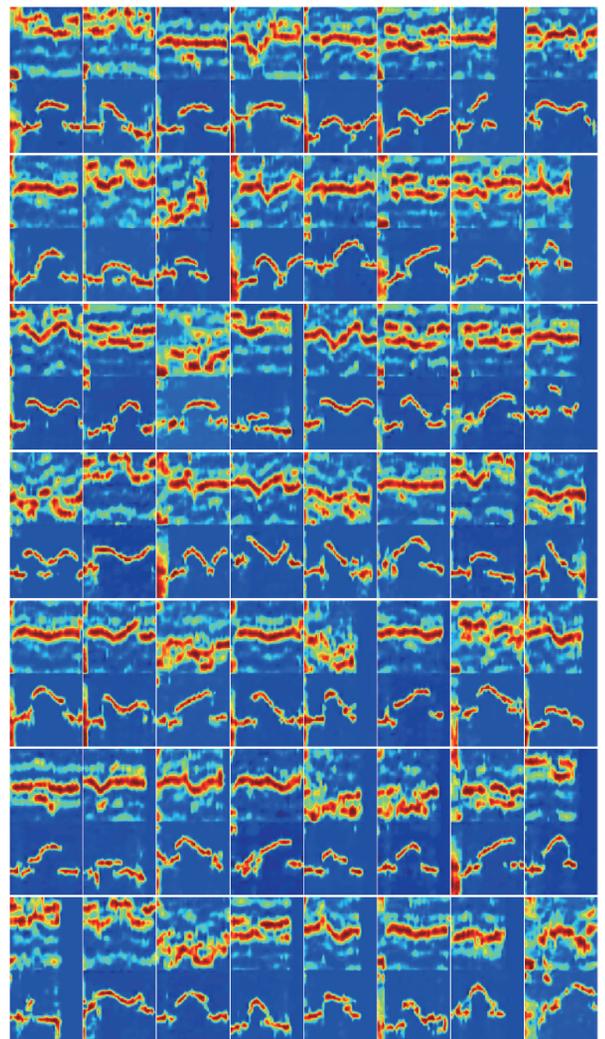


图 16 部分生成数据样本

以上实验结果证明,本文所提出的半监督手势识别网络在少量标记数据和大量未标记数据的情况下,也能达到较高的手势分类准确率。针对生成器生成数据的抽样结果表明生成样本中涵盖了多种手势,能够有效地表现出手势的不同特征,有助于分类网络的训练,其部分生成样本数据如图 16 所示。

4 结 论

本文提出了一种基于半监督生成对抗网络的毫米波雷达跨域手势识别方法,能够利用少量标签数据和大量无标签数据进行跨域手势识别。首先,引入了一种动态手势特征提取算法,包括动态距离-时间图和动态角度-时间图,所提取特征能够全面、准确地表达多种手势。其次,结合数据增强技术,在全监督条件下,只使用一个轻量级的网络,在跨用户域实现了 98.64%,跨位置域 97.44%,跨环境域 98.52%的准确率。

随后,将数据增强与半监督生成对抗网络相结合,在有标签数据和无标签数据比例为 3:4 的不同人员条件下,实现了 98.21%的手势识别准确率。在数据比为 1:4 的不同位置条件下,实现了 95.23%的手势识别准确率,而在有标签数据和无标签数据比例为 1:5 的不同环境条件下,达到了 97.6%的手势识别准确率,实现了半监督条件下的跨域手势识别的目标。

参 考 文 献

- [1] YAN B, ZHANG H, YAO Y, et al. Heart signatures: Open-set person identification based on cardiac radar signals[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 72: 103306.
- [2] 金添,何元,李新羽,等. 超宽带雷达人体行为感知研究进展[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(4): 1147-1155.
- [3] XIA Z, DING G, WANG H, et al. Person identification with millimeter-wave radar in realistic smart home scenarios [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 1-5.
- [4] 曹佳禾,陈君毅,王智铭,等. 基于手掌毫米波雷达回波信号的身份识别[J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41(3): 170-176.
- [5] SAFA A, CORRADI F, KEUNINCKX L, et al. Improving the accuracy of spiking neural networks for radar gesture recognition through preprocessing[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021: 1-13.
- [6] WANG J, ZHANG L, WANG C, et al. Device-free human gesture recognition with generative adversarial networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(8): 7678-7688.
- [7] HAZRA S, SANTRA A. Robust gesture recognition using millimetric-wave radar system [J]. *IEEE Sensors Letters*, 2018, 2(4): 1-4.
- [8] SCHERER M, MAGNO M, ERB J, et al. TinyRadarNN: Combining spatial and temporal convolutional neural networks for embedded gesture

- recognition with short range radars[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(13): 10336-10346.
- [9] GAO H, WILLIAMS C, RIZZI VARELA V G, et al. Violin gesture recognition using fmcw radars[C]. *2023 IEEE Topical Conference on Wireless Sensors and Sensor Networks*, 2023: 13-15.
- [10] 许妍,常俊,吴彭,等. 基于毫米波雷达传感器 RAI 图像的手势识别方法[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(6): 15-22.
- [11] 夏朝阳,周成龙,介钧誉,等. 基于多通道调频连续波毫米波雷达的微动手势识别[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(1): 164-172.
- [12] XIA Z, LUOMEI Y, ZHOU C, 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.
- [13] 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.
- [14] 冯翔,刘涛,崔文卿,等. 基于双视角时序特征融合的毫米波雷达手势数字识别研究[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44: 1-10.
- [15] LI Y, ZHANG D, CHEN J, et al. Towards domain-independent and real-time gesture recognition using mmwave signal [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2022: 1-15.
- [16] LI Y, ZHANG D, CHEN J, et al. DI-Gesture: Domain-independent and real-time gesture recognition with millimeter-wave signals[C]. *GLOBECOM 2022-2022 IEEE Global Communications Conference*, 2022: 5007-5012.
- [17] KANG P, LI X. Lightweight online semisupervised learning for ultrasonic radar-based dynamic hand gesture recognition[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(3): 2707-2717.
- [18] XU C, JIANG Y, ZHOU J, et al. Semi-supervised joint learning for hand gesture recognition from a single color image[J]. *Sensors*, 2021, 21(3): 1007.
- [19] DU Y, WONG Y, JIN W, et al. Semi-supervised learning for surface EMG-based gesture recognition [C]. *Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Melbourne, Australia: AAAI Press, 2017: 1624-1630.
- [20] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial Nets [C]. *Advances in Neural Information Processing Systems: Vol. 27*.

- Curran Associates, Inc., 2014.
- [21] DONG J, LIN T. MarginGAN: Adversarial training in semi-supervised learning [C]. Advances in Neural Information Processing Systems: Vol. 32. Curran Associates, Inc., 2019.
- [22] ODENA A. Semi-supervised learning with generative adversarial networks [J]. ArXiv Preprint, 2016, ArXiv:1606.01583.
- [23] SALIMANS T, GOODFELLOW I, ZAREMBA W, et al. Improved techniques for training GANs [C]. Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc., 2016: 2234-2242.

- [24] 陈君毅, 蒋德琛, 王智铭, 等. 一种基于双维度滤波和自适应定长化的 FMCW 雷达手势识别算法研究[J]. 电子学报, 2023, 51(8): 2179-2187.

作者简介

许婷, 硕士研究生, 主要研究方向为毫米波雷达信号处理和手势识别。

E-mail: xu_ting@whu.edu.cn

饶云华, 博士, 副教授, 主要研究方向为新体制雷达, 雷达信号处理, 无线通信网。

E-mail: ryh@whu.edu.cn

易建新, 博士, 副教授, 主要研究方向为外辐射源雷达信号处理、目标跟踪和信息融合。

E-mail: jxyi@whu.edu.cn