

复杂着装场景下物理感知重构毫米波雷达步态识别

黄玲* 邱立迎 王嘉诚 韩鹏霖 周青笛 闫慧梅

(兰州理工大学微电子现代产业学院 甘肃兰州 730050)

摘要:毫米波雷达步态识别在智能安防领域具有重要应用潜力,但在实际应用中,复杂着装(如大衣、背包等)会引入非稳定高频干扰,降低了现有模型的识别性能。其主要原因是现有方法没能充分考虑多普勒频率与人体运动之间的物理映射关系。针对上述问题,本文提出一种基于物理感知微多普勒重构与自适应干扰抑制的步态识别框架。该框架利用人体运动产生的多普勒频率与生物力学机理间的映射关系,将混叠的原始微多普勒频谱分离为躯干与四肢专属频带,从物理特征层面隔离复杂着装因素(如穿大衣、挎包等)引入的噪声干扰。在此基础上,设计加权注意力抑制机制,对衣服遮挡引起的高频异常噪声进行自适应建模,并增强判别性躯干特征表示,实现鲁棒特征融合。在公开数据集MMRGait-1.0上的实验结果表明,所提方法在仅0.75 GFLOPs的计算开销下取得了89.7%的平均Rank-1识别率;在大衣遮挡等复杂场景下仍可达到85.1%的识别精度,较基线方法提升近18%。实验结果验证了该方法在复杂着装条件下的有效性与鲁棒性。

关键词:毫米波雷达;步态识别;微多普勒效应;注意力机制;深度学习

中图分类号: TN957

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2026)00-0001-10

DOI: 10.11999/JEIT260522

CSTR: 32379.14.JEIT260522

1 引言

随着非接触式生物识别技术的发展,毫米波雷达步态识别因具备隐私保护、抗光照干扰等优势,在智能安防和居家监测等领域受到广泛关注。然而,在实际场景中,大衣、背包等复杂着装会引入额外的微多普勒干扰,导致频谱失真与特征混叠,从而降低识别性能。尤其在开放环境下,视角变化与着装扰动共同作用,使鲁棒步态特征提取面临较大挑战。

近年来,深度学习技术在毫米波雷达步态识别领域取得了显著进展。现有研究主要围绕微多普勒频谱建模展开。Papanastasiou 等人^[1]验证了利用卷积神经网络提取微多普勒特征进行身份识别的可行性;Ding 等人^[2]与 Shi 等人^[3]分别采用 ResNet-18 和 ConvRNN 对时空信息和长时序动态进行建模。为满足实时应用需求,Xia 等人^[4]与 Liu 等人^[5]以及Huang 等人^[6,7]进一步设计了轻量化网络结构,在保证识别精度的同时降低了计算复杂度。Sun 等

人^[8]则通过微多普勒信号分离与轻量级卷积网络相结合,提高了人体身份识别性能。然而,此类方法大多依赖数据驱动学习,对复杂着装干扰下的鲁棒性仍存在一定局限。

随着研究的深入,单一微多普勒模态的信息表达能力逐渐受到限制。为进一步提升鲁棒性,研究者开始利用毫米波雷达点云进行步态识别。He等人^[9]与Wu等人^[10]通过构建多维点云表示增强人体空间结构特征;Ding等人^[11]针对点云无序性问题提出多尺度特征融合策略,以提升空间表征能力和泛化性能。在此基础上,部分研究进一步探索多模态融合策略,例如 Ma等人^[12]与 Sun等人^[13]提出融合点云与微多普勒频谱的双流网络框架,Jiang等人^[14]引入了多尺度卷积与池化策略,以提取点云的深层时空特征,从而提高步态识别的准确性。此外,计算机视觉领域中的部分方法也被引入雷达步态识别任务。例如,Meng等人^[15]对 GaitSet 结构进行改进,设计了一个结合时空特征的跨视角步态识别网络;Cao等人^[16]引入多尺度特征与注意力机制提升特征表达能力。为提升模型在开放环境与复杂条件下的适用性,Yang等人^[17]针对开放场景下的伪装步态识别挑战,为进一步发展域泛化(domain generalization, DG)技术,提出了一种伪不变特征分离方法;Ni 等人^[18]以及 Sun 等人^[19]研究了开集识别(Open-Set Recognition)问题。Du等人^[20]通过相似度预测网络提升了已知类与未知样本在相似度得分空间中的鉴别性,并结合阈值自动求解模块缓解了人工设置拒判阈值不准确导致的识别

收稿日期: 2026-04-27; 改回日期: 2026-07-14; 网络出版: 2026-07-24

*通信作者: 黄玲 hlfighting@163.com

基金项目: 甘肃省教育厅产业支撑计划项目(2026CYZC-027, 2025CYZC-02), 甘肃省自然科学基金重点项目(25JRRA062), 甘肃省重点人才项目(2025RCXM022)

Foundation Items: Gansu Provincial Education Department Industrial Support Program (2026CYZC-027), The Key Project of Natural Science Foundation of Gansu Province (25JRRA062), 2025CYZC-02), Gansu Provincial Key Talent Program (2025RCXM022)

性能低下的问题。总的来说,无论是单模态建模、多模态融合,还是跨领域,大多数方法是将雷达时频谱图视为一般图像数据进行处理,没有充分利用微多普勒信号所含有的物理结构信息。值得注意的是,近年来已有研究尝试将雷达信号的物理特性融入模型设计,例如Tan等人^[21]利用回波包络与信号重构实现了复杂干扰环境下的毫米波雷达抗干扰处理,为物理先验驱动的雷达信号分析提供了有益参考。

从物理角度分析,微多普勒信号本质上反映了人体不同部位运动所产生的径向速度变化。时频谱图中的频率轴对应多普勒频率,其大小与目标运动速度密切相关。人体步态运动除了具有一定的周期性与规律性,还具有一定的生物力学规律:躯干作为主要质量中心,其运动相对稳定,对应于低频分量;而四肢的摆动速度较快,通常表现为较高频率且具有周期性变化的信号特征。在缺乏上述物理先验约束的情况下,现有方法容易将由衣物摆动等因素引入的高频扰动误判为有效运动信息,从而导致特征表达偏移,最终影响识别性能。

针对上述问题,本文从物理建模角度出发,结合人体步态的生物力学特性,提出一种物理感知驱动的步态识别框架PRISM-Net(Physics-guided Representation and Interference Suppression Mechanism Network)。不同于将微多普勒谱图作为普通图像统一建模的方法,本文首先对频谱进行结构化重构,在频域对混叠信号进行解耦,并依据人体不同部位的运动特性,将其划分为躯干与四肢对应的频率分量,以减弱复杂着装带来的干扰。在此基础上,构建多分支特征建模结构,对不同频率成分进行独立学习;同时引入加权注意力机制(Weighted Attention Mechanism, WAM),对衣物摆动引起的高频异常进行自适应抑制,并强化稳定的低频特征表示,从而实现更加稳健的特征融合。本文的主要贡献如下:

(1)提出物理感知的频域结构重构策略(Physics-aware frequency structural reconstruction)。将人体生物力学特性融入特征提取过程,在深层特征空间中依据多普勒频率分布进行截断与解耦,实现躯干与四肢运动成分的分离,从物理层面抑制复杂着装引入的高频干扰。

(2)构建独立频率表征建模框架(Independent frequency representation modeling)。通过多分支结构对不同频率分量进行分离建模,使模型在不同运动频带上学习互补特征,从而减弱高频杂波对整体特征的影响。

(3)设计自适应干扰抑制机制(Adaptive interference suppression mechanism, WAM)。通过对不同频率特征进行动态加权,抑制由衣物摆动引起的异常响应,同时增强稳定特征表示,从而提升模型在复杂着装场景下的识别性能。

2 物理感知驱动的PRISM-Net网络架构

2.1 PRISM-Net 整体架构概述

针对毫米波雷达步态识别中微多普勒特征易混叠,且易受复杂着装(如穿大衣、挎包等)干扰的问题,传统数据驱动的建模方法往往难以提取鲁棒的步态特征。通过之前的研究发现,如果只是简单地用卷积神经网络去拟合全局时频图,效果往往不佳。因为网络很容易被误导,把衣服摆动带来的能量很强的高频杂波当成是人体真实运动的特征。针对这点,本文设计了一个叫作PRISM-Net的物理引导步态识别框架,具体的架构如图1所示。该方法不再将微多普勒频谱视为普通图像进行处理,而是结合人体运动的生物力学特性,对频谱结构进行针对性建模。

从整体来看,该框架的关键是利用物理先验,实现微多普勒信号的结构化建模,并在此基础上完成抗干扰特征的有效融合。具体过程可以分为几个步骤:首先,在输入阶段基于物理先验对频谱进行频域分解,将原始混叠信号划分为若干具有明确运动含义的分量;接着,构建多分支表征学习结构,对不同频率分量分别进行建模,从而提升特征表达的针对性;在此基础上引入加权注意力机制,对复杂着装带来的高频干扰进行自适应抑制,增强模型对遮挡的识别能力。经过这一系列处理,最终实现更加稳健的特征融合效果。总体而言,通过上述设计,PRISM-Net在特征学习过程中显式引入物理约束,使模型不再完全依赖数据驱动,从而在复杂着装条件下能够更好地保持识别性能的稳定性。

2.2 物理先验引导的频域结构分解

为实现对微多普勒信号的有效解析,关键在于建立频谱结构与人体运动之间的物理对应关系。雷达时频谱图纵轴表示多普勒频率,其与人体散射点径向速度满足映射关系: $f_d = 2v_r/\lambda$ 。其中, f_d 表示多普勒频率, v_r 表示人体散射点相对于雷达的径向速度, λ 为雷达工作波长。因此,不同频率区域对应人体不同部位的运动状态。

根据人体步态运动的生物力学特性,躯干作为人体主要质量中心,其径向速度变化较小且相对稳定,对应于低频区域;而四肢摆动速度较快,对应于高频且具有周期性变化的频率分量。因此,基于

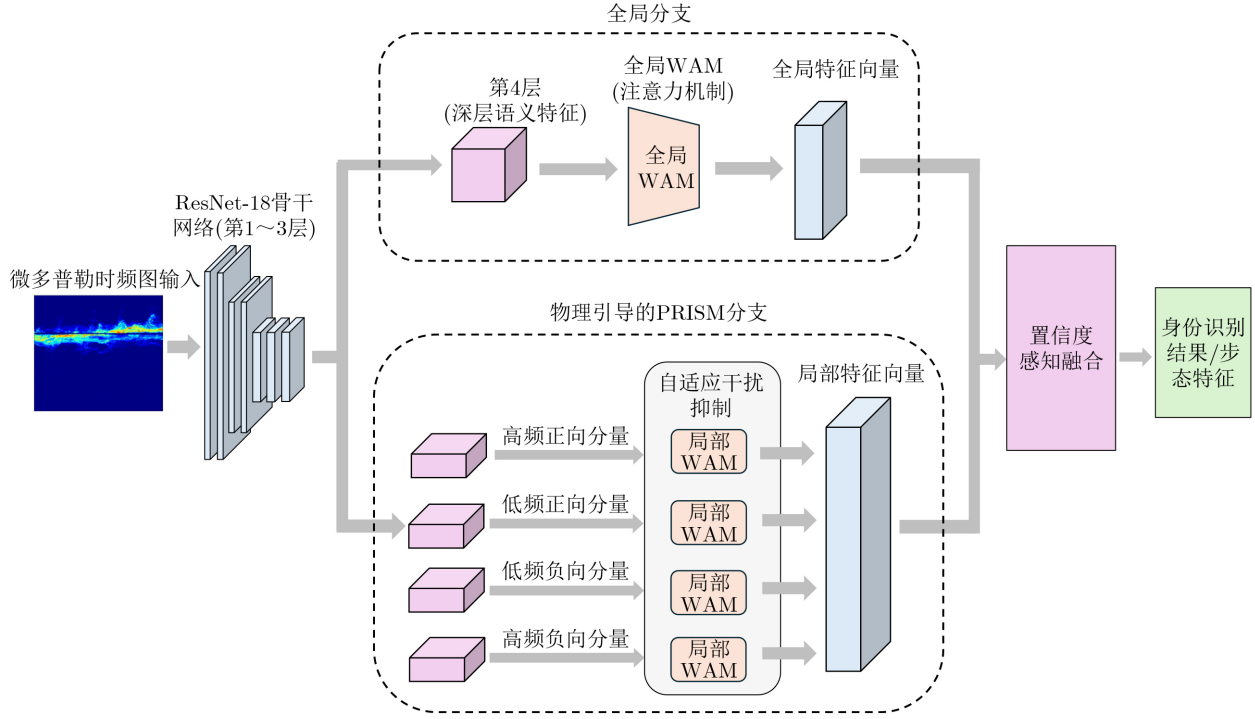


图 1 PRISM-Net整体架构图

人体运动机理构建频域结构先验具有合理的物理基础。

为了进一步验证频域划分策略的合理性，本文对MMRGait-1.0数据集[22]90°侧视条件下的全部时频谱图进行了统计分析。原始时频谱图对应的速度范围为 $-6.23 \sim 3.12$ m/s。考虑到边缘区域能量较低且不参与后续频域建模，本文在预处理阶段统一保留 $-6 \sim 3$ m/s范围内的频谱信息，并基于该范围进行统计分析。图2(a)~图2(c)给出了正常穿着(NM)、挎包(BG)以及穿大衣(CT)三种场景下的典型时频谱图，图2(d)给出了对应的平均频谱能量分布曲线；表1进一步统计了不同速度区间内的能量占比结果。

统计结果表明，在 $-6 \sim 3$ m/s范围内，超过99%的谱图能量集中于 $-3 \sim 3$ m/s区间，而 $-6 \sim -3$ m/s区间的能量占比均不足0.4%。同时，不同着装条件下的平均频谱能量分布曲线保持较高一致性，说明复杂着装虽然会对局部微多普勒特征产生扰动，但不会改变人体运动能量的整体分布规律。因此， $-6 \sim -3$ m/s区域主要包含少量弱散射分量及背景噪声，可视为低信息密度区域。

基于上述分析，本文提出物理感知比例截断(Physics-Aware Proportional Truncation, PAPT)策略。该策略依据有效人体运动信息在频域中的分布特征，对低信息密度区域进行比例截断，从而去除冗余噪声频段，并为后续频率分量建模提供更加有效的输入表示。

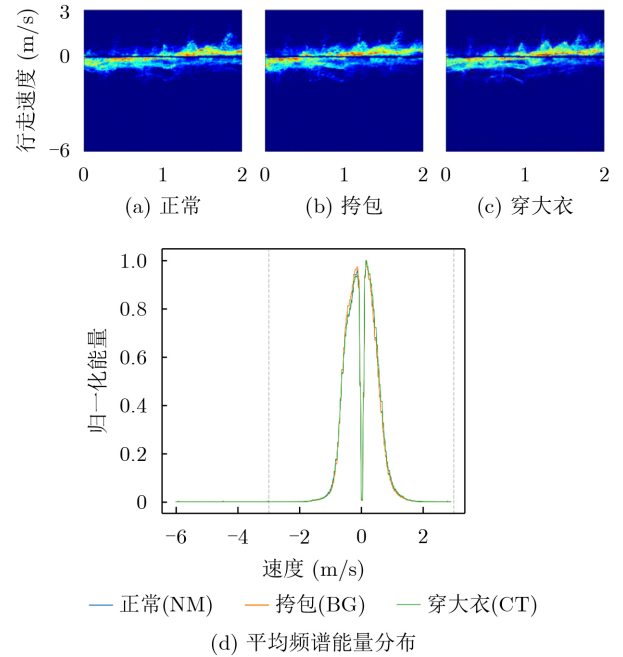


图 2 不同着装场景下的时频谱图与平均频谱能量分布

表 1 不同速度区间的能量占比统计结果 (%)

场景	$[-6, -3]$	$[-3, 3]$
NM	0.32	99.68
BG	0.33	99.67
CT	0.31	99.69

2.3 独立频率表征与张量切分建模

传统数据驱动方法通常将深层卷积特征视为缺

乏物理意义的隐式表征,而忽略了雷达时频信号本身所具有的结构特性。实际上,卷积操作基于局部感受野进行特征提取,并具有平移等变性,因此输入微多普勒频谱沿频率维的相对分布关系能够在深层特征空间中得到一定程度保留。基于这一特点,本文不采用全局特征混合方式,而是在高维特征空间中依据原始频率分布比例进行结构化切分,实现频域上的独立建模。

图3给出了张量截断与切分过程。设前序网络提取的深层特征张量为 $\mathbf{X} \in R^{C \times H \times W}$, 首先, 根据第2.2节提出的物理感知比例截断策略, 对特征张量沿频率维进行裁剪, 获得提纯后的有效张量 $\mathbf{X}' \in R^{C \times H' \times W}$ (其中 H' 为截断后的特征高度)。由于输入时频谱在预处理阶段已统一保留 $-6 \sim 3$ m/s 范围内的频谱信息, 因此网络通过计算有效带宽占据的比例 $\eta = |3 - (-3)| / |3 - (-6)| = 2/3$, 在特征图高度维度 H 上保留前 $2/3$ 的区域作为 $\mathbf{X}'$, 从而在物理层面去除对应 $[-6, -3]$ 区间的噪声分量。

随后, 将有效特征张量 $\mathbf{X}'$ 沿高度维度均等划分为 $K = 4$ 个子块, 使其分别对应前向四肢、前向躯干、后向躯干与后向四肢的物理运动映射。第 k 个子张量特征 $\mathbf{X}_k$ 定义为:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}'_{:, \frac{k-1}{K}H': \frac{k}{K}H', :, :}, k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (1)$$

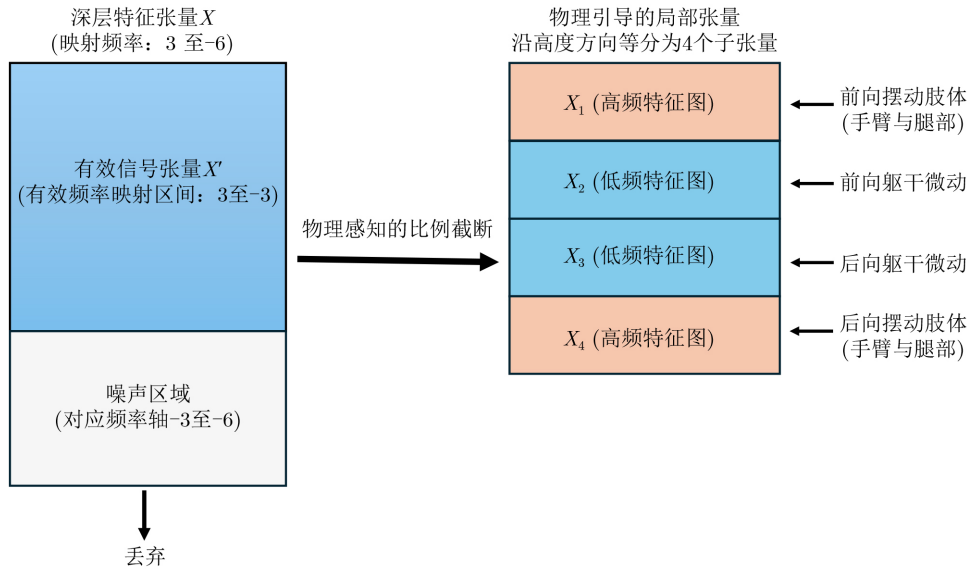


图 3 张量截断与切分示意图

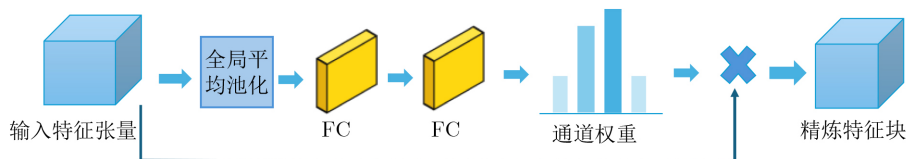


图 4 WAM模块结构图

通过频率维特征隔离机制,网络能够对不同频率分量进行独立建模。其中,高频区域包含丰富的肢体运动信息但更易受到复杂着装干扰,低频区域则主要表征稳定的躯干运动。基于物理先验的结构化划分有助于降低频率成分间的相互干扰,提高特征表示的稳定性和判别能力。

2.4 基于 WAM 的自适应干扰抑制

真实场景下微多普勒信号的信噪比不均衡: 复杂衣物摆动极易在高频区诱发非平稳杂波,而低频躯干信号相对稳定。若对各频带进行等权融合,高频噪声会导致全局特征退化。为此,本文引入加权注意力机制(WAM),通过自适应评估不同频率特征的响应强度进行动态加权,在有效抑制高频局部噪声弥散的同时,可以增强纯净躯干特征的表达。WAM模块结构如图4所示。

WAM基于各局部特征通道的响应强度与稀疏性,自适应地计算出一个反映各部位信息纯度的置信度权重 $\mathbf{W}_k$:

$$\mathbf{W}_k = \sigma(\mathbf{W}_2 \delta(\mathbf{W}_1 \text{GAP}(\mathbf{X}_k))) \quad (2)$$

其中, GAP为全局平均池化, σ 和 δ 分别为Sigmoid和ReLU激活函数, $\mathbf{W}_1$ 与 $\mathbf{W}_2$ 为轻量级交互网络参数。

在特征融合阶段,当WAM在高频区域(对应易受衣物干扰的四肢部分)检测到异常能量分布时,

会自适应降低其对应的权重系数, 来实现对高频噪声的抑制; 相对地, 对于特征分布较为稳定的低频躯干区域, 则赋予更高权重。WAM在一定程度上实现了物理感知解耦与抗噪特征融合之间的衔接, 有助于提升关键运动特征在最终分类过程中的贡献度。

2.5 联合损失函数与优化目标

为提升特征的类内紧致性、类间可分离性及复杂着装条件下的鲁棒性, PRISM-Net采用分类损失与度量学习损失联合优化。首先, 引入交叉熵损失(Cross-Entropy Loss, L_{CE})以保证模型对不同身份的基本分类能力。经过WAM机制加权后的融合特征被输入至线性分类层, 用于学习不同步态样本在全局语义空间中的区分特征:

$$L_{CE} = - \sum_{i=1}^N y_i \ln(p_i) \quad (3)$$

其中, y_i 为样本标签, p_i 为模型预测的类别概率。

针对穿大衣、挎包等复杂着装引发的特征流形偏移, 引入了三元组损失(Triplet Loss, L_{Tri})与中心损失(Center Loss, L_C)进行联合度量学习。

三元组损失通过约束锚点样本、正样本和负样本之间的相对距离, 使同类样本之间的距离小于异类样本之间的距离, 从而扩大类间间隔并压缩类内距离, 提高特征的判别能力, 其计算公式定义为:

$$L_{Tri} = \sum_{i=1}^{N_t} \max(\|f(x_i^a) - f(x_i^p)\|_2^2 - \|f(x_i^a) - f(x_i^n)\|_2^2 + \alpha, 0) \quad (4)$$

其中, N_t 为当前批次中参与损失计算的有效三元组数量; x_i^a 、 x_i^p 、 x_i^n 分别表示第 i 个三元组中的锚点样本(Anchor)、正样本(Positive)和负样本(Negative); $f(\cdot)$ 为网络学习得到的特征表示; α 为三元组损失中的间隔参数(Margin)。

中心损失通过最小化样本特征与对应类别中心之间的欧氏距离, 进一步减小类内离散度, 缓解复杂着装引起的特征分布偏移, 其计算公式定义为:

$$L_C = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^B \|f(x_i) - c_{y_i}\|_2^2 \quad (5)$$

其中, B 为当前训练批次的样本大小; $f(x_i)$ 表示第 i 个样本的特征向量; c_{y_i} 表示该样本所属类别 y_i 对应的特征中心, 其在训练过程中随着特征的更新而动态调整。

最终, 总损失函数 L_{total} 定义为上述三者的加权线性组合:

$$L_{total} = L_{CE} + \lambda_1 L_{Tri} + \lambda_2 L_C \quad (6)$$

其中, λ_1 和 λ_2 为平衡不同约束强度的超参数。

从统计学习理论角度来看, 模型的泛化能力不仅取决于训练集上的经验风险, 还受到模型复杂度的影响。交叉熵损失主要用于最小化经验风险, 而三元组损失和中心损失分别通过扩大类间间隔、压缩类内距离以及约束样本向类别中心聚集, 对特征空间施加几何约束, 减少复杂着装引起的类内分布偏移。依据结构风险最小化思想, 上述联合约束能够降低模型对衣物摆动等随机扰动的依赖, 使模型更加关注身份相关的不变特征, 从而提升复杂着装场景下的泛化能力与抗干扰鲁棒性。

该优化策略使PRISM-Net在前端完成频域噪声抑制的基础上, 进一步通过联合度量学习优化特征空间分布, 从而获得更加稳定且具有判别性的身份表征。

3 实验结果与分析

3.1 数据集与实验设置

为评估算法在真实复杂场景中的泛化与抗干扰能力, 本文基于MMRGait-1.0数据集进行实验验证, 同时针对具有挑战的90°侧视视角。从物理机理上看, 文献[22]提出90°视角带来的径向速度压缩会使微多普勒频谱高度稀疏; 叠加长款大衣(CT)或背包(BG)等复杂着装后, 微弱的下肢运动特征极易被衣物摆动引发的高频杂波掩盖。因此, 这一耦合场景构成了检验模型特征解耦与鲁棒性的测试基准。

在实验设置方面, 本文使用MMRGait-1.0数据集提供的图片格式的时频谱图进行实验, 将数据集121人中前74人的数据作为训练集, 其余47人的数据作为测试集, 尺寸大小为224 × 224像素。模型采用AdamW优化器进行训练, 在联合损失函数约束下进行端到端迭代优化。初始学习率设置为 1×10^{-4} , 权重衰减系数设置为 1×10^{-3} , 训练轮数(Epoch)设置为120。训练过程中采用 $P \times K$ 采样策略, 其中 $P=4$, $K=4$, 因此批大小(Batch Size)为16。实验均在PyTorch框架下完成, 并使用GPU进行模型训练与推理。

3.2 对比实验结果与分析

为了全面评估PRISM-Net的识别性能, 本文选取了经典基线网络、轻量化模型以及源自视觉领域的代表性步态识别算法作为对比基线。在90°侧视视角下, 各方法的Rank-1准确率对比结果如表2所示。

表1结果显示, 轻量化模型(如MobileNetV2、ShuffleNet V2)在NM场景表现良好, 但在CT场景下准确率降至66%左右, 主要由于其弱化了跨通道

交互,难以从强噪声中甄别微弱信号。而直接迁移视觉方法的GaitPart在雷达图谱上表现亦受限。此外,直接迁移自视觉领域的典型方法(如GaitPart),由于缺乏对雷达微多普勒频谱特性的物理先验建模,在面对复杂的雷达图谱时特征提取效率受限,CT场景下准确率仅为76.6%。

相比之下,PRISM-Net在具有挑战性的CT场景中展现出优异的鲁棒性,准确率达到85.1%。图1箱线图统计显示,PRISM-Net的标准差仅为基线的1/3,且 $p < 0.001$ 。这有效证明了物理感知机制在提升性能的同时具备优良的稳定性。

3.3 消融实验分析

为了验证PRISM-Net中各关键模块对整体识别性能的具体贡献,本文在相同实验设置下设计并进行了消融实验,评估了不同模型变体在各类测试场景下的表现,结果如表3所示。

表2的消融实验进一步阐明了各模块对整体模型性能的影响。当依赖单一全局流或物理流时,模型在CT场景下的准确率分别仅为75.5%与73.4%,表明单一特征提取网络缺乏对非平稳高频噪声的抵抗力。将双流特征简单拼虽能使CT场景准确率回升至80.9%,但由于无法有效甄别并过滤噪声成分,整体性能仍受限。最终我们引入WAM机制后,CT场景准确率进一步跃升至85.1%,平均准确率达89.7%。这可以表明,物理感知重构与自适应注意力抑制的有机结合,是模型在复杂遮挡环境下保持鲁棒性的关键。

表 2 不同方法在 90° 侧视视角下的 Rank-1 准确率对比 (%)

方法名称	正常 (NM)	挎包 (BG)	穿大衣 (CT)	平均 (Average)
PIWMW ^[4]	55.8	39.5	34.8	43.4
ShuffleNet V2	87.2	61.7	67.0	72.0
MobileNetV2	87.2	86.2	66.0	79.8
GaitPar ^[24]	88.3	83.0	76.6	82.6
ResNet-18	89.4	81.9	77.7	83.0
Du等人 ^[22]	91.8	80.2	80.2	84.1
Ding等人 ^[2]	92.7	81.9	77.7	84.1
本文方法	95.8	88.2	85.1	89.7

表 3 消融实验 (%)

模型变体	正常 (NM)	挎包 (BG)	穿大衣 (CT)	平均 (Mean)
Global Stream Only	94.7	84.0	75.5	84.8
PRISM Stream Only	94.7	87.2	73.4	85.1
No WAM	90.4	84.0	80.9	85.1
PRISM-Net (Ours)	95.7	88.3	85.1	89.7

3.4 超参数敏感性分析

为了验证算法在实际应用中的稳定性,避免模型过度依赖特定超参数,我们对联合损失函数中的关键权重 λ_1 和 λ_2 进行了网格搜索分析,实验结果如图6所示。

图6(a)展示了三元组损失权重变化对模型性能的影响,当三元组损失权重 λ_1 在[0.8, 1.2]区间内变化时,模型识别准确率波动较小,整体保持稳定,这表明PRISM-Net在该参数范围内具有一定的鲁棒性。对于中心损失权重 λ_2 (图6(b)),其性能曲线呈现先升后降的趋势。当 λ_2 取值为0.0005时,准确率达到峰值89.72%;当权重继续增大时,过强的中心约束可能限制特征分布的表达能力,从而导致模型泛化性能下降。实验结果表明,设定 $\lambda_2 = 0.0005$ 有助于在类内紧致性与特征分布多样性之间取得平衡,从而提升模型整体性能。

3.5 计算复杂度与性能分析

在安防监控与边缘计算等实际应用场景中,算法的计算资源消耗是决定其能否部署落地的关键制约因素。为客观评估各模型的工程应用潜力,本文采用浮点运算量(GFLOPs)和参数量(Parameters)作为与特定硬件解耦的计算复杂度评价指标,对比结果如表4所示。

表3表明,PRISM-Net在精度与复杂度间取得了良好平衡。与基线ResNet-18相比,其仅以增加0.02M参数和1.5%算力的微小代价,便大幅提升了遮挡场景下的鲁棒性。此外,对比依赖高维3D卷积的计算密集型方法(如Du等人, 14.0 GFLOPs),PRISM-Net融入物理先验后,仅需约1/20的计算开销即可达到良好效果。这表明,在模型设计中结合物理特性,有助于在降低计算复杂度的同时提升模型在复杂场景下的表现。

3.6 特征空间可视化分析

为了直观验证PRISM-Net在应对复杂遮挡场景时的高维特征解耦能力,本文采用t-SNE (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding)算法,

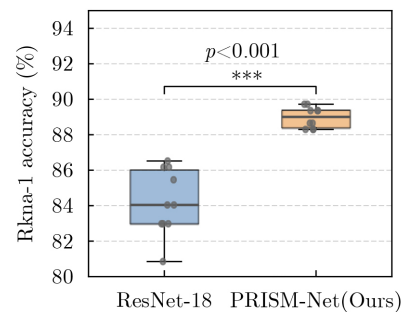


图 5 箱线图

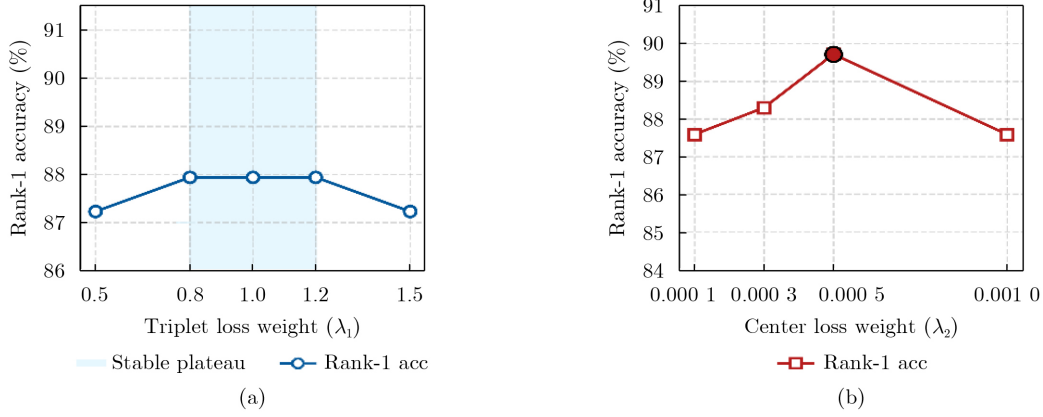


图 6 双折线图

表 4 计算复杂度对比

模型	参数量 (M)	计算效率 (GFLOPs)
PIWMW ^[4]	0.9	0.2
ResNet-18	11.31	0.74
MobileNet V2	4.78	0.53
ShuffleNet V2	2.77	0.25
GaitPart ^[24]	2.79	0.58
Du等人 ^[22]	21.3	14.0
Ding等人 ^[2]	42.8	7.4
本文方法	11.33	0.75

对Query集(包含穿大衣与挎包遮挡样本)中随机选取的6名受试者的深度特征流形进行了二维投影可视化, 对比结果如图7所示。

图7的特征可视化清晰验证了模型的抗噪能力。基线模型(图7a)因缺乏物理约束, 容易受衣物摆动的高频杂波干扰, 导致不同类别特征混叠且类内发散。而 PRISM-Net(图7b)得益于物理感知频域解耦与加权注意力机制, 有效抑制了高频噪声同时也强化了稳定特征。其特征分布展现出极佳的类间分离度与类内紧致性, 从特征空间层面印证了模型判别性的显著提升。

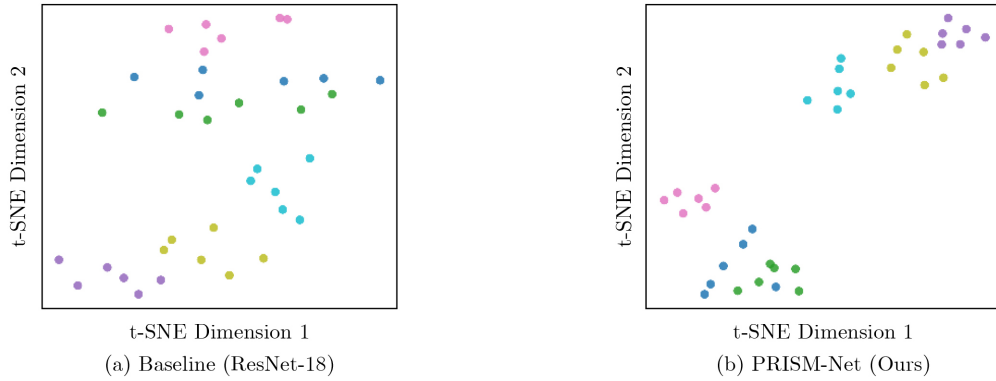


图 7 ResNet-18(a)与 PRISM-Net(b)在测试集上的特征分布

4 结论

针对毫米波雷达步态识别在复杂着装条件下易受微多普勒噪声干扰、导致识别性能下降的问题, 本文提出一种基于物理感知重构与自适应干扰抑制的步态识别方法PRISM-Net。该方法结合人体运动的生物力学特性, 在特征空间中依据多普勒频率分布进行频域解耦, 从结构层面降低由大衣或背包摆动引入的高频干扰。在此基础上, 引入加权注意力机制, 对不同频率分量的特征重要性进行自适应建模, 以实现噪声抑制与有效特征增强。在MMR-

Gait-1.0数据集上的实验结果表明, 所提方法在 0.75 GFLOPs 计算开销下, 在大衣遮挡场景中达到 85.1% 的识别准确率, 相较基线方法性能有所提升。

参 考 文 献

- [1] PAPANASTASIOU V S, TROMMEL R P, HARMANNY R I A, *et al.* Deep Learning-based identification of human gait by radar micro-Doppler measurements[C]. 2020 17th European Radar Conference (EuRAD), Utrecht, Netherlands, 2021: 49–52. doi: [10.1109/EuRAD48048.2021.00024](https://doi.org/10.1109/EuRAD48048.2021.00024).

- [2] DING Minhao, LV Ping, PENG Yiqun, *et al.* A stable gait recognition algorithm under multiview and multiwear using millimeter-wave radar[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(22): 38135–38143. doi: [10.1109/JSEN.2024.3454714](https://doi.org/10.1109/JSEN.2024.3454714).
- [3] 史秋彦, 叶宁, 徐康, 等. 基于ConvRNN-ResNet的毫米波步态识别方法[J]. 计算机应用与软件, 2025, 42(1): 108–115. doi: [10.3969/j.issn.1000-386x.2025.01.016](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-386x.2025.01.016).
SHI Qiuyan, YE Ning, XU Kang, *et al.* ConvRNN-ResNet network for gait recognition using millimeter wave radar[J]. *Computer Applications and Software*, 2025, 42(1): 108–115. doi: [10.3969/j.issn.1000-386x.2025.01.016](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-386x.2025.01.016).
- [4] XIA Zhaoyang, DING Genming, WANG Hui, *et al.* Person identification with millimeter-wave radar in realistic smart home scenarios[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 3509405. doi: [10.1109/LGRS.2021.3117001](https://doi.org/10.1109/LGRS.2021.3117001).
- [5] 刘琳琳, 左家永, 王洪雁. 基于微多普勒效应的人体身份深度识别方法[J]. 传感器与微系统, 2025, 44(1): 146–151. doi: [10.13873/J.1000-9787\(2025\)01-0146-06](https://doi.org/10.13873/J.1000-9787(2025)01-0146-06).
LIU Linlin, ZUO Jiayong, and WANG Hongyan. Human identity deep recognition method based on micro-Doppler effect[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2025, 44(1): 146–151. doi: [10.13873/J.1000-9787\(2025\)01-0146-06](https://doi.org/10.13873/J.1000-9787(2025)01-0146-06).
- [6] HUANG Ling, LEI Dong, ZHENG Bowen, *et al.* Lightweight multi-domain fusion model for through-wall human activity recognition using IR-UWB radar[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(20): 9522. doi: [10.3390/app14209522](https://doi.org/10.3390/app14209522).
- [7] HUANG Ling, ZHENG Bowen, ZHANG Tingting, *et al.* Lightweight similar human action recognition through walls via IR-UWB radar and multi-domain feature fusion[J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 182315–182330. doi: [10.1109/ACCESS.2025.3620410](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3620410).
- [8] 孙延鹏, 贺韶枫, 屈乐乐. 基于微多普勒信号分离和SqueezeNet的人体身份识别[J]. 雷达科学与技术, 2023, 21(5): 511–516, 525. doi: [10.3969/j.issn.1672-2337.2023.05.006](https://doi.org/10.3969/j.issn.1672-2337.2023.05.006).
SUN Yanpeng, HE Shaofeng, and QU Lele. Human identity recognition based on micro-Doppler signal separation and SqueezeNet[J]. *Radar Science and Technology*, 2023, 21(5): 511–516, 525. doi: [10.3969/j.issn.1672-2337.2023.05.006](https://doi.org/10.3969/j.issn.1672-2337.2023.05.006).
- [9] HE Xianxian, ZHANG Yunhua, and DONG Xiao. Gait-based human recognition based on millimetre wave multiple input multiple output radar point cloud constructed using velocity-depth-time[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2024, 18(8): 1381–1389. doi: [10.1049/rsn2.12577](https://doi.org/10.1049/rsn2.12577).
- [10] WU Qiuxia, WANG Zicheng, SU Kunming, *et al.* GSTNet: Gait Spatio-Temporal Network for gait recognition using millimeter-wave radar[C]. 2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Seoul, Korea, 2024: 4855–4859. doi: [10.1109/ICASSP48485.2024.10447288](https://doi.org/10.1109/ICASSP48485.2024.10447288).
- [11] 丁轩宇, 靳标, 张贞凯. DGCN-MFW: 一种面向毫米波雷达三维点云的轻量化人体动作识别网络[J]. 电子与信息学报, 2026, 48(4): 1740–1750. doi: [10.11999/JEIT251087](https://doi.org/10.11999/JEIT251087).
DING Xuanyu, JIN Biao, and ZHANG Zhenkai. DGCN-MFW: A lightweight human action recognition network for millimeter-wave radar 3D point clouds[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2026, 48(4): 1740–1750. doi: [10.11999/JEIT251087](https://doi.org/10.11999/JEIT251087).
- [12] MA Chongrun and LIU Zhenyu. mDS-PCGR: A bimodal gait recognition framework with the fusion of 4-D radar point cloud sequences and micro-Doppler signatures[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(6): 8227–8240. doi: [10.1109/JSEN.2024.3355421](https://doi.org/10.1109/JSEN.2024.3355421).
- [13] 孙延鹏, 王爽, 屈乐乐, 等. 基于点云数据与微多普勒谱图多模态特征的雷达步态识别[J/OL]. 雷达科学与技术, <https://link.cnki.net/urlid/34.1264.tn.20251112.1509.002>, 2025.
SUN Yanpeng, WANG Shuang, QU Lele, *et al.* Radar gait recognition based on point cloud and micro-doppler multimodal features[J/OL]. *Radar Science and Technology*, <https://link.cnki.net/urlid/34.1264.tn.20251112.1509.002>, 2025.
- [14] 江嘉玮, 郭剑, 袁铭蔚, 等. 基于多特征融合的调频连续波雷达步态识别方法[J/OL]. 计算机应用, <https://link.cnki.net/urlid/51.1307.TP.20251127.1650.002>, 2025. doi: [10.11772/j.issn.1001-9081.2025091139](https://doi.org/10.11772/j.issn.1001-9081.2025091139).
JIANG Jiawei, GUO Jian, YUAN Mingwei, *et al.* Gait recognition method based on multi-feature fusion using frequency-modulated continuous-wave radar[J/OL]. *Journal of Computer Applications*, <https://link.cnki.net/urlid/51.1307.TP.20251127.1650.002>, 2025. doi: [10.11772/j.issn.1001-9081.2025091139](https://doi.org/10.11772/j.issn.1001-9081.2025091139).
- [15] 孟洪杰, 杜延墨. 基于改进GaitSet的跨视角步态识别方法[J]. 机械管理开发, 2025, 40(1): 268–270, 276. doi: [10.16525/j.cnki.cn14-1134/th.2025.01.091](https://doi.org/10.16525/j.cnki.cn14-1134/th.2025.01.091).
MENG Hongjie and DU Yanmo. Cross-view gait recognition based on improved GaitSet[J]. *Mechanical Management and Development*, 2025, 40(1): 268–270, 276. doi: [10.16525/j.cnki.cn14-1134/th.2025.01.091](https://doi.org/10.16525/j.cnki.cn14-1134/th.2025.01.091).
- [16] 曹子康, 裴颂文, 黄立波. 融合多尺度特征表示和注意力机制的步态识别模型[J]. 上海理工大学学报, 2024, 46(6): 589–599. doi: [10.13255/j.cnki.jusst.20241016002](https://doi.org/10.13255/j.cnki.jusst.20241016002).
CAO Zikang, PEI Songwen, and HUANG Libo. A gait recognition model fusing multi-scale feature representation and attention mechanism[J]. *Journal of University of Shanghai for Science and Technology*, 2024, 46(6): 589–599. doi: [10.13255/j.cnki.jusst.20241016002](https://doi.org/10.13255/j.cnki.jusst.20241016002).
- [17] YANG Yang, ZHAO Dongxu, YANG Xiaoyi, *et al.* Open-scenario-oriented human gait recognition using radar micro-doppler signatures[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(5): 6420–6432. doi: [10.1109/](https://doi.org/10.1109/)

- TAES.2024.3403077.
- [18] NI Zhongfei and HUANG Binke. Open-set human identification based on gait radar micro-Doppler signatures[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(6): 8226–8233. doi: [10.1109/JSEN.2021.3052613](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3052613).
- [19] 孙延鹏, 王宇薇, 屈乐乐. 基于雷达微多普勒特征的开集步态识别[J]. *无线电通信技术*, 2026, 52(2): 465–473. doi: [10.3969/j.issn.1003-3114.2026.02.023](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3114.2026.02.023).
- SUN Yanpeng, WANG Yuwei, and QU Lele. Open-set gait recognition based on radar micro-Doppler features[J]. *Radio Communications Technology*, 2026, 52(2): 465–473. doi: [10.3969/j.issn.1003-3114.2026.02.023](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3114.2026.02.023).
- [20] 杜兰, 李逸明, 薛世鲲, 等. 结合相似度预测和阈值自动求解的开集条件下毫米波雷达点云步态识别方法[J]. *电子与信息学报*, 2025, 47(6): 1850–1863. doi: [10.11999/JEIT241034](https://doi.org/10.11999/JEIT241034).
- DU Lan, LI Yiming, XUE Shikun, *et al.* Millimeter-wave radar point cloud gait recognition method under open-set conditions based on similarity prediction and automatic threshold estimation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(6): 1850–1863. doi: [10.11999/JEIT241034](https://doi.org/10.11999/JEIT241034).
- [21] 谭浩楠, 董玫, 陈伯孝. 多干扰环境下车载毫米波雷达干扰抑制算法研究[J]. *电子与信息学报*, 2025, 47(11): 4285–4295. doi: [10.11999/JEIT250617](https://doi.org/10.11999/JEIT250617).
- TAN Haonan, DONG Mei, and CHEN Boxiao. The research on interference suppression algorithms for millimeter-wave radar in multi-interference environments[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(11): 4285–4295. doi: [10.11999/JEIT250617](https://doi.org/10.11999/JEIT250617).
- [22] 杜兰, 陈晓阳, 石钰, 等. MMRGait-1.0: 多视角多穿着条件下的雷达时频谱图步态识别数据集[J]. *雷达学报*, 2023, 12(4): 892–905. doi: [10.12000/JR22227](https://doi.org/10.12000/JR22227).
- DU Lan, CHEN Xiaoyang, SHI Yu, *et al.* MMRGait-1.0: A radar time-frequency spectrogram dataset for gait recognition under multi-view and multi-wearing conditions[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(4): 892–905. doi: [10.12000/JR22227](https://doi.org/10.12000/JR22227).
- [23] DANG Xiaochao, TANG Yangyang, HAO Zhanjun, *et al.* PGGait: Gait recognition based on millimeter-wave radar spatio-temporal sensing of multidimensional point clouds[J]. *Sensors*, 2024, 24(1): 142. doi: [10.3390/s24010142](https://doi.org/10.3390/s24010142).
- [24] FAN Chao, PENG Yunjie, CAO Chunshui, *et al.* GaitPart: Temporal part-based model for gait recognition[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, USA, 2020: 14213–14221. doi: [10.1109/CVPR42600.2020.01423](https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01423).
- 黄 玲: 女, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达行为识别。
邱立迎: 女, 硕士, 研究方向为雷达行为识别。
王嘉诚: 男, 硕士, 研究方向为雷达行为识别。
韩鹏霖: 男, 硕士, 研究方向为雷达行为识别。
周青笛: 女, 硕士, 研究方向为脑电情绪识别。
闫慧梅: 女, 硕士, 研究方向为雷达行为识别。

责任编辑: 余 蓉

Physics-Aware Reconstruction for Millimeter-Wave Radar Gait Recognition Under Complex Wearing Scenarios

HUANG Ling QIU Liying WANG Jiacheng HAN Penglin
ZHOU Qingdi YAN Huimei

(school of Modern Microelectronics Industry, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract:

Objective Millimeter-wave (MMW) radar gait recognition has demonstrated considerable potential in the domain of non-contact biometric identification, primarily due to its inherent advantages in privacy preservation and resilience to variable lighting conditions. However, a significant challenge persists when applying these systems to unconstrained real-world environments where subjects may wear complex clothing, such as long coats or carry backpacks. These external covariates introduce non-stationary, high-frequency spectral components that result in severe spectral aliasing and masking of the intrinsic micro-Doppler (m-D) signatures of the human body. Traditional deep learning approaches usually treat radar spectrograms as generic image data and neglect the physical relationship between Doppler frequency shifts and human motion. Consequently, clothing-induced interference may overlap with motion-related signals, reducing recognition accuracy. Therefore, it is imperative to develop a framework that integrates radar physics and biomechanical properties to achieve effective signal decoupling and interference suppression. This study aims to provide a robust solution for radar-

based gait recognition in complex scenarios by incorporating explicit physical constraints into the neural network architecture.

Methods To mitigate the adverse effects of clothing-induced interference, this paper introduces PRISM-Net, a physics-aware reconstruction framework for millimeter-wave radar gait recognition. The framework is grounded in the biomechanical characteristics of human motion, specifically the observation that the human torso, representing the primary mass, generates stable and low-frequency Doppler shifts, whereas the movement of limbs produces higher-frequency, periodically alternating spectral components. (1) Physics-aware Frequency Structural Reconstruction: The proposed method diverges from conventional uniform processing by implementing a structural decoupling strategy. Based on the velocity distribution defined by biomechanical properties, the aliased original m-D spectrogram is partitioned into discrete frequency bands. The low-frequency band is dedicated to the torso, capturing stable and identity-persistent features, while the high-frequency band encompasses limb dynamics. This spatial-frequency partitioning enables the network to isolate the spectral regions most susceptible to clothing-induced clutter at the physical layer, thereby suppressing interference propagation. (2) Adaptive Weighted Attention Mechanism (WAM): An adaptive WAM module is integrated to regulate the signal-to-noise ratio (SNR) in the feature space. Given that clothing interference is dynamic and predominantly occupies high-frequency regions, the WAM adaptively evaluates the reliability of different frequency-derived features. In cases where the high-frequency limb features are corrupted by non-stationary noise from swinging garments, the WAM applies soft-thresholding to reduce their response weights. Simultaneously, the contribution of the more reliable torso-related features is enhanced. (3) Experimental Configuration and Protocol: The model is evaluated using the MMRGait-1.0 dataset, which provides a comprehensive set of radar gait signatures under various covariates. To ensure the assessment reflects real-world generalization, an open-set testing protocol is strictly followed. The training set comprises data from 74 subjects, while 47 entirely unseen subjects are used for evaluation. All radar spectrograms are processed to a standard resolution of 224×224 pixels. The network is optimized using the AdamW algorithm with a joint loss function consisting of cross-entropy and feature regularization components to ensure both classification accuracy and feature discriminability.

Results and Discussions The experimental results demonstrate the effectiveness of integrating the biomechanical characteristics of human motion into the recognition process. As shown in Table 1, PRISM-Net achieves an average Rank-1 recognition rate of 89.7% in the 90-degree side-view scenario. In the coat (CT) occlusion scenario, the model maintains an accuracy of 85.1%. This is a 18.1% improvement over traditional lightweight models such as ShuffleNetV2 and a 7.4% improvement over the standard ResNet-18 baseline. The stability of the model was verified through ten independent repeated trials. As illustrated in the box plot in Fig. 1, PRISM-Net shows a low standard deviation of $\pm 0.55\%$, whereas the baseline model exhibits a higher deviation of $\pm 1.75\%$. An independent samples t-test results in a p-value of less than 0.001, confirming statistical significance. Ablation studies in Table 2 confirm the contribution of each module. Removing frequency decoupling reduces accuracy in the CT scenario to 75.5%, proving that physical structural separation is necessary to prevent feature distortion. The WAM module further provides a 4.2% accuracy gain by adaptively filtering noise. Regarding computational efficiency, Table 3 shows that PRISM-Net requires 11.33M parameters and 0.75 GFLOPs. Compared with heavy 3D-convolutional models that require over 10 GFLOPs, the proposed method achieves superior accuracy with significantly lower resource consumption. Finally, t-SNE visualization in Fig. 5 shows that PRISM-Net produces more compact intra-class distributions and clearer inter-class margins demonstrating improved feature discriminability.

Conclusions This research demonstrates that the integration of the biomechanical characteristics of human motion into deep learning architectures improves the robustness of radar gait recognition. The proposed PRISM-Net framework effectively decouples motion components and suppresses clothing-induced noise through physics-aware frequency reconstruction and adaptive weighting. The high recognition accuracy and low computational complexity observed in the MMRGait-1.0 dataset suggest that this approach is suitable for real-time security applications on edge-computing devices.

Key words: Millimeter-wave radar; Gait recognition; Micro-Doppler effect; Attention mechanism; Deep Learning