引用格式：马玫, 李兴, 樊雪婷, 等. 多域联合表征的电网无线通信链路质量预测 [J]. 电子科技大学学报, 2026, 55(4): 488-495.
Ma Mei, Li Xing, Fan Xueting, et al. Multi-domain joint representation-based wireless communication link quality prediction for power grids[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2026, 55(4): 488-495. (in Chinese)

多域联合表征的电网无线通信链路质量预测

马 玫[1*]，李 兴[1]，樊雪婷[1]，彭伟夫[1]，李旭旭[2]

（1. 国网四川省电力公司信息通信公司，成都 610041；2. 国网四川省电力公司设备管理部，成都 610041）

摘要：针对智能电网无线通信链路质量动态预测中存在的动态表征能力不足、预测精度低等问题，提出一种基于多域联合表征的链路质量预测框架。首先，设计 CNN-Transformer 混合时域编码器，结合卷积神经网络的局部特征提取能力与自注意力机制的全局时序建模优势，精准捕获序列的非线性波动规律。其次，采用基于复值深度可分离卷积的时频编码器，直接处理时频变换生成的复数谱，完整保留幅度–相位关联特性。最后，提出对称式多域特征交叉融合模块，通过双向特征交互实现时域与时频域的语义对齐，并引入对比损失函数增强多域特征的可判别性。实验基于连续 48 h 采集的真实电网无线通信链路数据进行验证，结果表明，所提方法在链路质量预测任务中较主流单域模型最高提升 7.3%，验证了多域联合表征的有效性。

关键词：无线通信链路质量预测；多域联合表征；复值卷积网络；跨域融合
中图分类号：TN92 **文献标志码：**A DOI: 10.12178/1001-0548.2025084

Multi-domain joint representation-based wireless communication link quality prediction for power grids

MA Mei[1*], LI Xing[1], FAN Xueting[1], PENG Weifu[1], and LI Xuxu[2]

(1. State Grid Sichuan Information and Communication Company, Chengdu 610041, China;
2. Equipment Management Department, State Grid Sichuan Electric Power Company, Chengdu 610041, China)

Abstract: To address the challenges of insufficient dynamic representation and low prediction accuracy in wireless link quality prediction for smart grids, this paper proposes a multi-domain joint representation framework. First, a CNN (convolutional neural network)-Transformer hybrid temporal encoder is designed to integrate the local feature extraction capability of CNNs with the global temporal modeling advantages of self-attention mechanisms, accurately capturing nonlinear fluctuation patterns in sequences. Second, a complex-valued depthwise separable convolution-based time-frequency encoder is developed to directly process the complex spectrogram generated by time-frequency transformation, preserving amplitude-phase correlation characteristics. Finally, a symmetric multi-domain feature cross-fusion module is proposed to achieve semantic alignment between temporal and time-frequency domains through bidirectional feature interaction, with a contrastive loss function introduced to enhance feature discriminability. Experiments on 48-hour continuous real-world grid wireless link data demonstrate that the proposed method achieves a maximum improvement of 7.3% in link quality prediction tasks compared to mainstream single-domain models, validating the effectiveness of multi-domain joint representation.

Key words: wireless communication link quality prediction; multi-domain joint representation; complex-valued convolutional network; cross-domain fusion

随着智能电网、工业物联网等电力系统关键场景的无线化转型，高可靠通信链路成为保障系统稳定运行的核心基础。在设备状态实时监控、故障快速定位及动态负荷调控等场景中，通信链路需在复杂电磁环境下持续传递控制指令，任何瞬态质量波动均可能引发级联故障。然而，受无线信道固有的多径衰落、突发干扰及设备老化等动态因素影响，链路质量呈现强时变性与非线性特征。传统基于统计的链路质量预测方法（如计算包接收率）需频繁发送探测包，导致额外的通信开销或延时。

收稿日期：2025−04−24
基金项目：国网四川省电力公司科技项目（5210012300AJ）
作者简介：马玫，正高级工程师，主要从事电力通信方面的研究。
*通信作者 E-mail: Mamei221@163.com

近年来，深度学习技术发展迅猛，从计算机视觉到时序信号分析均取得显著突破。文献 [1] 提出 AlexNet 通过深层卷积结构在 ImageNet 数据集上实现性能飞跃，证明了深度模型在复杂特征提取中的潜力。文献 [2] 提出 SqueezeNet，大幅降低计算复杂度的同时保持了模型性能，为边缘计算场景下的实时处理提供了高效解决方案。在时序建模领域，文献 [3] 提出的 Transformer 架构突破循环神经网络的序列长度限制，实现了对长程时序依赖关系的全局建模。同时国内学者针对实际工程需求开展了特色研究，文献 [4] 提出基于变分模态分解（variational mode decomposition, VMD）和时域卷积网络（temporal convolutional network, TCN）的多尺度短框架，提升了短期电力负荷预测的精度与稳定性。文献 [5] 提出了一种高效的自注意力机制，提高了长序列水位预测的精度和效率。

当前基于机器学习与深度学习的研究虽在链路质量预测领域取得一定进展，但仍存在明显局限性。文献 [6] 采用循环神经网络（recurrent neural network, RNN）来预测链路质量指示器（link quality indicator, LQI）序列，并通过 LQI 与包接收率（packet reception ratio, PRR）的拟合模型来评估链路质量。尽管该方法能够挖掘 LQI 序列的时序相关性，但其效率低下，难以满足实时性要求。文献 [7-10] 基于信噪比（signal-to-noise ratio, SNR）构建预测模型，通过小波去噪算法与 LSTM（long short-term memory）、Transformer 等神经网络预测 SNR 置信区间，间接评估链路可靠性。然而，此类方法缺乏对链路质量的直接判别能力。文献 [11-13] 采用 LightGBM、XGBoost 等统计分类模型，利用链路质量在短期内的强相关性，直接预测下一时刻的链路质量等级。这种方法虽能实现质量等级预测，但忽略了参数序列信号的频域特性，未能有效融合信号的多维度信息，导致在链路质量快速波动时，预测精度显著下降。

针对上述方法的局限性，本文提出一种基于多域联合表征的电网无线通信链路质量智能预测框架。LQI 序列能够稳定反映链路质量的时域状态信息[14]，而 SNR 序列虽不能单独用来准确评估链路质量，但可以作为辅助参数以提高模型的准确性[15]。因此，框架以 LQI 序列信号为核心特征，SNR 序列信号为辅助特征，构建多域联合表征体系。其核心创新在于：1）多域特征深度耦合：设计 CNN-Transformer 混合时域编码器，结合卷积神经网络局部建模与自注意力机制全局感知能力，精准提取信号的非线性时序特征；同时构建复值深度可分离卷积时频编码器，直接解析时频变换生成的复数时频谱，保留幅度−相位关联特性。2）跨域语义融合：提出对称式交叉注意力融合模块，通过时域与时频域特征的双向交互，挖掘多域信息的互补性与一致性，避免简单特征拼接导致的信息冲突，提升模型对复杂干扰模式的鲁棒性；3）对比驱动优化：引入跨域对比损失函数，约束时域与时频域特征在隐空间的语义一致性，增强融合特征的可判别性，从而为链路质量预测提供更稳健的决策依据。

1　时频分析

LQI 序列能够反映链路质量的时域状态信息，是评估无线通信链路质量的重要指标。然而，LQI 序列作为时域信号，仅能表征随时间的变化规律，无法解析其在频域的分布特性，导致在复杂电磁环境下缺乏有效表征。为此，提出采用短时傅里叶变换（short time Fourier transform, STFT）对 LQI 信号进行时频分析。STFT 通过将信号分为多个短时段，并对每个短时段进行傅里叶变换，提供了时间和频率的联合信息。在无线通信链路质量预测中，STFT 能够有效捕捉信号的时频特性，进而为链路质量预测提供有力的支持。

STFT 的基本思想是通过滑动一个窗函数，对信号进行局部分析。对于一个连续的时域信号，STFT 的数学表达式为：

$$\boldsymbol{X}(t,f)=\int_{-\infty}^{\infty}x(\tau)w(\tau-t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi f\tau}\mathrm{d}\tau \tag{1}$$

式中，$w(\tau-t)$是窗函数；$\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi f\tau}$是傅里叶变换核；$\boldsymbol{X}(t,f)$为输出的时频谱，是一个复数矩阵，其每个元素表示信号在特定时刻t和频率f下的复数值，不仅包含了信号的幅度信息，还同时携带了相位信息。

2　多域联合表征链路质量预测模型

基于上述时频分析对信号多维特征的解析，本文构建的链路质量预测模型通过融合时域动态与时频耦合特性实现多域联合表征，其整体架构如图 1 所示。模型主要由时域编码器、时频域编码器、多域特征交叉融合模块和分类器组成。时域编码器的输入为由 SNR 序列信号与 LQI 序列信号拼接而成的时序序列信号$\boldsymbol{I}_t\in R^{B\times T\times 2}$，时频域编码器的输入则是 LQI 序列信号经过短时傅里叶变换生

成的复数时频谱矩阵$\boldsymbol{I}_{ft}\in C^{1\times H\times W}$。时域编码器负责提取时间序列特征，时频域编码器则通过 STFT 生成的时频谱提取时频特征。多域交叉融合模块将时域特征与时频特征深度融合，捕捉信号多维信息之间的内在关联。模型的损失函数结合了交叉熵损失和对比损失：交叉熵损失用于优化分类性能，而对比损失通过约束特征分布，增强特征的表达能力并提高融合效果，从而显著提升预测的准确性。

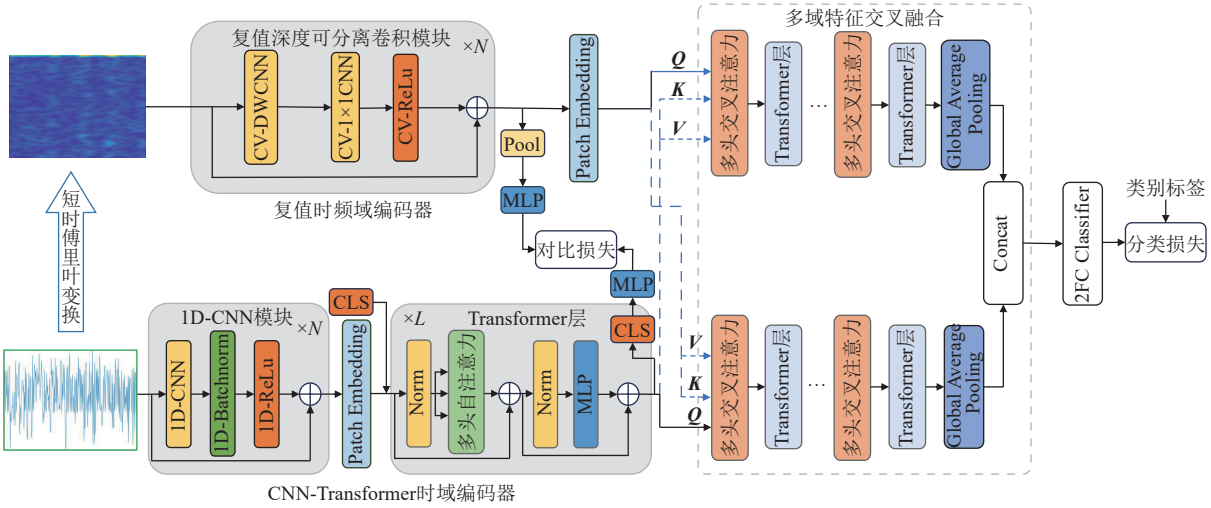


图 1 多域联合表征链路质量预测模型

2.1 CNN-Transformer 时域编码器

卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）擅长提取数据的局部特征，可以有效捕获时序数据中的短期依赖关系，但局部卷积操作限制了其建模全局上下文的能力。Transformer 通过自注意力机制，可以有效地捕捉长距离的时间序列依赖，但易忽略局部细节。因此，采用 CNN-Transformer 结合的时域编码器，有效结合了两种网络结构的优势，并弥补彼此的不足。

如图 1 所示，时域编码器由 CNN 分支与 Transformer 分支串行组成。首先，时域数据通过 CNN 分支，提取局部特征信息，充分捕获短期动态和局部模式。随后，提取的特征进行特征嵌入输入 Transformer 分支，侧重捕获时域数据的长距离依赖关系。这种串行结构设计结合了 CNN 在局部特征提取方面的优势和 Transformer 在全局依赖建模方面的能力，使得时域编码器可以兼顾局部与全局的时序信息。

CNN 分支由多个 1D-CNN 模块组成，每个模块都包含一维的卷积层、批量归一化层（batch normalization）、激活函数 ReLU 以及残差连接[16]。Transformer 分支包含了多个 Transformer 层，Transformer 层主要由多头自注意力机制（multi-head self-attention, MSA）和前馈神经网络（feedforward neural network, FFN）组成：

$$\begin{aligned} z_0 &= \mathrm{Concat}(z_{\mathrm{cls}}, \boldsymbol{X}) + \boldsymbol{E}_{\mathrm{pos}} \\ z'_{l-1} &= \mathrm{MSA}(\mathrm{LN}(z_{l-1})) + z_{l-1} \\ z_l &= \mathrm{FFN}(\mathrm{LN}(z'_{l-1})) + z'_{l-1} \end{aligned} \tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{X}\in R^{B\times L\times d}$为通过 CNN 分支提取到的特征；$z_{\mathrm{cls}}\in R^{d}$为类别信息标记；$\boldsymbol{E}_{\mathrm{pos}}\in R^{(L+1)\times d}$为可学习的一维位置编码；$z_{l-1}\in R^{B\times(L+1)\times d}$代表第$l$层的输入特征，其中$l\in\{1,2,\cdots,N\}$；LN 代表层归一化（LayerNorm）；MSA 为多头自注意力机制，通过点积注意力学习输入特征中的全局依赖关系：

$$\begin{aligned} \mathrm{MSA}(z) &= \mathrm{Concat}(\mathrm{head}_1,\cdots,\mathrm{head}_H)\boldsymbol{W}^O \\ \mathrm{head}_h &= \mathrm{soft\,max}\left(\frac{\boldsymbol{Q}_h\boldsymbol{K}_h^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_h}}\right)\boldsymbol{V}_h \\ \boldsymbol{Q}_h &= z\boldsymbol{W}_h^Q, \boldsymbol{K}_h = z\boldsymbol{W}_h^K, \boldsymbol{V}_h = z\boldsymbol{W}_h^V \end{aligned} \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{W}^O\in R^{d\times d}$；$\boldsymbol{W}_h^Q\in R^{d\times d_h}$；$\boldsymbol{W}_h^K\in R^{d\times d_h}$；$\boldsymbol{W}_h^V\in R^{d\times d_h}$；$H$代表自注意力头的数量；$d_h=d/H$代表每个自注意力头的特征维度。FFN 为前馈神经网络，由两个全连接层以及一个GeLU激活函数组成：

$$\mathrm{FFN}(z) = \mathrm{GeLU}(z\boldsymbol{W}_1 + \boldsymbol{b}_1)\boldsymbol{W}_2 + \boldsymbol{b}_2 \tag{4}$$

式中，$\boldsymbol{W}_1\in R^{d\times 4d}, \boldsymbol{b}_1\in R^{4d}, \boldsymbol{W}_2\in R^{4d\times d}, \boldsymbol{b}_2\in R^{d}$。

2.2 复值时频域编码器

LQI 时域信号经过 STFT 处理后，得到的时频谱提供了在不同时间段和频率成分上的分布情况。STFT 的输出为复数形式，其中实部表示幅度信

息，而虚部则表示相位信息。传统的神经网络架构无法直接处理复数数据，通常需要将复数拆分为实部和虚部后再进行特征提取。然而，这一拆分过程会丢失幅度与相位之间的关系，无法全面保留数据的内在结构，导致特征提取的准确性和完整性受到影响。因此，为了克服这一难题，时频域编码器采用基于复值的神经网络。复值神经网络[17]（complex-valued convolutional neural network, CVCNN）能够直接处理复数数据，保留幅度和相位的完整信息，从而更有效地捕捉时频信号中的细微变化和复杂模式。

复数特征以$\boldsymbol{X}+\mathrm{i}\boldsymbol{Y}\in C^{c_1\times H\times W}$作为输入，其中$\boldsymbol{X}\in R^{c_1\times H\times W}$为幅度信息，$\boldsymbol{Y}\in R^{c_1\times H\times W}$为相位信息。复值卷积网络中复值卷积核$\boldsymbol{A}+\mathrm{i}\boldsymbol{B}\in C^{c_1\times c_2\times k_w\times k_h}$，其中$\boldsymbol{A}\in R^{c_1\times c_2\times k_w\times k_h}$,$\boldsymbol{B}\in R^{c_1\times c_2\times k_w\times k_h}$，$c_1$、$c_2$分别为输入特征通道数以及输出特征通道数，$k_w$、$k_h$分别为卷积核的高与宽。将特征图$\boldsymbol{X}+\mathrm{i}\boldsymbol{Y}$与复值卷积核$\boldsymbol{A}+\mathrm{i}\boldsymbol{B}$进行卷积操作：

$$(\boldsymbol{X}+\mathrm{i}\boldsymbol{Y})*(\boldsymbol{A}+\mathrm{i}\boldsymbol{B})=(\boldsymbol{A}*\boldsymbol{X}-\boldsymbol{B}*\boldsymbol{Y})+\mathrm{i}(\boldsymbol{B}*\boldsymbol{X}+\boldsymbol{A}*\boldsymbol{Y}) \tag{5}$$

公式可用矩阵表示为：

$$\begin{bmatrix}\mathrm{Re}(z)\\ \mathrm{Im}(z)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{A} & -\boldsymbol{B}\\ \boldsymbol{B} & \boldsymbol{A}\end{bmatrix}*\begin{bmatrix}\boldsymbol{X}\\ \boldsymbol{Y}\end{bmatrix} \tag{6}$$

式中，$\mathrm{Re}(z)$为输出特征的实部；$\mathrm{Im}(z)$为输出特征的虚部。经过复值卷积后得到的特征图仍为复数，避免了将复数拆分为实部和虚部所导致的信息丢失问题，同时也帮助模型学习幅度与相位的相关性，充分保留数据的内在结构。为了在复值网络中引入非线性，zReLU、ModReLU以及CReLU等复值激活函数被提出，其中CReLU为最常见的复值激活函数：

$$\mathrm{CReLU}(z)=\mathrm{ReLU}(\mathrm{Re}(z))+\mathrm{i}\mathrm{ReLU}(\mathrm{Im}(z)) \tag{7}$$

尽管复值卷积能够有效处理复数特征，充分保留幅度与相位的信息，但其相比实值卷积大大提高了计算复杂度。具体而言，其计算复杂度为：

$$\Omega_{\mathrm{cvcnn}}=4c_1H'W'c_2k_hk_w \tag{8}$$

为了解决这一问题，将复值神经网络中的普通卷积替换为深度可分离卷积[18]（depthwise separable convolution, DS）。深度可分离卷积可将传统卷积分解为逐通道卷积（depthwise convolution, DW）和逐点卷积（pointwise convolution, PW）两个步骤，有效降低了计算复杂度，同时在性能上保持了较高的模型表达能力。

深度可分离卷积工作原理如图 2 所示。对于尺寸为$c_1\times H\times W$的输入特征图，其实现过程分为两个阶段：首先进行逐通道卷积，该操作以单通道为单位独立进行空间特征提取，卷积核尺寸为$c_1\times k_h\times k_w$，仅作用于输入特征的单个通道，不涉及跨通道交互。逐通道卷积的输出特征图通道保持与输入一致，尺寸为$c_1\times H'\times W'$，计算复杂度为：

$$\Omega_{dw}=c_1k_hk_wH'W' \tag{9}$$

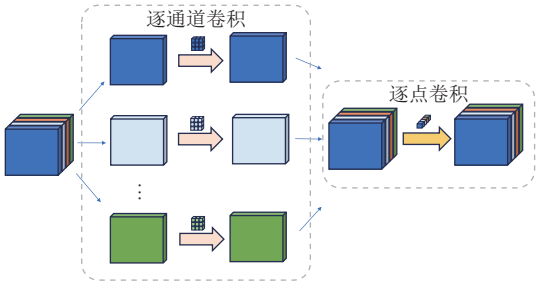


图 2　深度可分离卷积

其核心优势在于通过限制通道间的计算显著降低参数量与计算复杂度，同时保留原始通道数以支持后续操作。随后进行逐点卷积，采用1×1卷积核对逐通道卷积的输出特征图进行跨通道融合，将输入通道数c_1映射至目标通道数c_2。逐点卷积输出尺寸为$c_2\times H'\times W'$的最终特征图，计算复杂度为：

$$\Omega_{pw}=c_2c_1H'W' \tag{10}$$

其以极低的计算代价实现通道间信息交互与维度变换，兼顾效率与表达能力。复值深度可分离卷积的总计算复杂度为：

$$\Omega_{\mathrm{ds-cvcnn}}=4c_1H'W'(k_hk_w+c_2) \tag{11}$$

其相较于复值卷积计算复杂度Ω_{cvcnn}大幅降低。因此，时频域编码器采用多级复值深度可分离卷积模块堆叠结构，每个模块包含复值深度可分离卷积、复值激活函数 CReLU 及残差连接，在保障特征解析精度的同时避免梯度消失问题，充分适配复数时频谱的建模需求。

2.3　多域特征交叉融合模块

时域特征和时频域特征各自有着独特的重要性。时域特征能够揭示信号随时间的变化规律，而时频域特征则提供了信号在频率成分上的详细分布。单独依赖时域或时频域的特征可能无法全面表征信号的多层次、全局性特征。为了克服这一问题，提出多域交叉融合模块，将经过编码器的时域

特征和时频域特征进行高效特征融合。通过这种融合，不仅可以保留各自优势，还能有效挖掘两者之间的互补性，从而提升模型的整体性能。

该模块主要利用对称的多域交叉注意力来学习不同域特征之间的相互联系。如图 1 所示，模块接受时域特征$\boldsymbol{x}_1 \in R^{B\times L_1\times d}$和时频域特征$\boldsymbol{x}_2 \in R^{B\times L_2\times d}$两个序列作为输入。首先，模块通过并行的多头交叉注意力机制（multi-head cross-attention, MCA）进行信息交互，捕捉时域和时频域之间的相互影响与关联。这一阶段通过对称设计，时域特征和时频域特征相互作用，强化了两者之间的信息传递和互补性。随后，为了进一步增强特征融合的效果，各自特征通过 Transformer 层进行处理，利用多头自注意力机制捕获融合后特征中的时间及空间上的依赖关系。

该模块通过交替使用多头交叉注意力和 Transformer 层，不仅增强了跨域信息的整合能力，还确保了在多个层次上有效捕获信号中的全局特征，使得时域与时频域特征能够在深层次上进行全面融合。该模块在时域分支的一个融合层如下：

$$\begin{aligned} \boldsymbol{z}_0^{l-1} &= \mathrm{MCA}(\mathrm{LN}(\boldsymbol{x}_1^{l-1}), \mathrm{LN}(\boldsymbol{x}_2^{l-1})) + \boldsymbol{x}_1^{l-1} \\ \boldsymbol{z}_1^{l-1} &= \mathrm{MSA}(\mathrm{LN}(\boldsymbol{z}_0^{l-1})) + \boldsymbol{z}_0^{l-1} \\ \boldsymbol{x}_1^{l} &= \mathrm{FFN}(\mathrm{LN}(\boldsymbol{z}_1^{l-1})) + \boldsymbol{z}_1^{l-1} \end{aligned} \tag{12}$$

其中多头交叉注意力公式如下：

$$\begin{aligned} &\mathrm{MCA}(\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2) = \mathrm{Concat}(\mathrm{head}_1, \cdots, \mathrm{head}_H)\boldsymbol{W}^O \\ &\mathrm{head}_h = \mathrm{soft\,max}\left(\frac{\boldsymbol{Q}_h^{x_1}\boldsymbol{K}_h^{x_2\mathrm{T}}}{\sqrt{d_h}}\right)\boldsymbol{V}_h^{x_2} \\ &\boldsymbol{Q}_h = \boldsymbol{x}_1\boldsymbol{W}_h^Q, \boldsymbol{K}_h = \boldsymbol{x}_2\boldsymbol{W}_h^K, \boldsymbol{V}_h = \boldsymbol{x}_2\boldsymbol{W}_h^V \end{aligned} \tag{13}$$

与式 (12) 类似，在时频域分支的一个融合层，只需将第一步替换为：

$$\boldsymbol{z}_0^{l-1} = \mathrm{MCA}(\mathrm{LN}(\boldsymbol{x}_2^{l-1}), \mathrm{LN}(\boldsymbol{x}_1^{l-1})) + \boldsymbol{x}_2^{l-1} \tag{14}$$

经多域特征交叉融合后，分别对时域特征向量与时频域特征向量执行全局平均池化（global average pooling, GAP）操作，提取具有全局表征能力的时域特征与时频域特征。通过跨维度拼接策略将二者融合为高维嵌入空间中的联合特征向量，实现时域动态规律与时频域特性的深度耦合。该融合机制突破单一域特征的表达瓶颈，使时域和时频域的特征信息得到有效整合，增强了模型对信号多层次特征的表达能力。

2.4 多损失函数

在模型训练过程中，损失函数是优化目标的核心组成部分，对模型的学习效果和性能起着关键作用。为实现更高效的特征学习与链路质量预测，提出将交叉熵损失与对比损失相结合，构建多损失函数的优化策略。

在预测任务中，时域与时频域特征融合后的特征向量被输入分类头中，得到模型对链路质量等级的预测结果$\hat{y}$，为了衡量模型预测结果与真实标签y之间的差异，采用交叉熵损失函数来进行优化：

$$L_{\mathrm{CE}} = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i \log(\hat{y}_i) \tag{15}$$

式中，N为训练样本的总数；i代表第i个样本。交叉熵损失函数能够有效地度量两个概率分布之间的差异，优化样本的分类性能，但对样本间关系的建模能力有限，且对噪声数据的鲁棒性较弱。

为克服交叉熵损失的不足并增强模型对多域特征的表达能力，引入了跨域对比损失函数。同一样本的时域和时频域特征表现形式不同，导致局部细节上具有差异性。但二者均用于描述同一链路的同一状态，因此在语义层面应具有一致性。同时，在多域特征融合之前，不同域的全局特征若存在较大差距，将影响融合的有效性。因此，对比损失通过约束不同域特征在特征空间中的距离，拉近其表示并减小语义差异，从而为后续融合提供更稳健的特征基础，提升模型在多域场景下的质量预测能力。

如式 (2) 所示，在时序编码器的 Transformer 分支前，首先将类别标志（CLS）$\boldsymbol{z}_{\mathrm{cls}} \in R^d$与时序特征进行拼接。通过这一操作，类别标志能够在后续的 Transformer 分支中学习到时序数据的全局特征。与此同时，时频编码器的时频特征经过全局池化操作，得到全局特征$\boldsymbol{z}_{\mathrm{pool}} \in R^d$。接下来，将时域和时频域的全局特征分别通过全连接层进行特征映射，得到映射后的向量$\boldsymbol{z}_t \in R^{d_m}, \boldsymbol{z}_{\mathrm{stft}} \in R^{d_m}$。最终，利用这些特征向量构建对比损失函数：

$$L_{\mathrm{contrast}} = \|\boldsymbol{z}_t - \boldsymbol{z}_{\mathrm{stft}}\|_2 \tag{16}$$

因此，模型的损失函数由交叉熵损失和对比损失两部分组成：

$$L_{\mathrm{sum}} = \lambda_1 L_{\mathrm{CE}} + \lambda_2 L_{\mathrm{contrast}} \tag{17}$$

式中，系数λ_1、λ_2用于平衡交叉熵损失与对比损失之间的权重。

3　实验与分析

3.1　实验数据

实验基于连续 48 h 采集的电网无线通信链路数据，包括信噪比（SNR）、LQI 以及包接收率（packet reception rate, PRR）等关键链路质量评估参数。在完成数据采集后，采用动态阈值法剔除因设备瞬态故障或外部强干扰导致的离群点，清洗异常数据，确保数据质量。随后，根据各时刻的 PRR 值，通过聚类分析将链路质量划分为“优秀”“良好”和“差”3 个等级，对应的类别标签分别为 0、2、1。具体而言，当 PRR≥80% 时，链路质量为“优秀”；PRR 介于 30%～80% 之间时，链路质量为“良好”；PRR<30% 时，链路质量为“差”。最后，通过滑动窗口构建样本，每个样本以连续t个时刻的链路质量参数作为模型的输入，第$t+1$个时刻的链路质量类别作为预测标签。构建的数据集中优秀、良好、差 3 类样本占比分别为 47.6%、28.8% 及 23.6%，实验按照 70%、10% 和 20% 的比例划分为训练集、验证集和测试集，用于模型的训练与评估。实验性能评估采用准确率指标对模型的表现进行量化分析，准确率定义为：

$$\text{Accuracy}=\frac{1}{N_{\text{test}}}\sum_{i=1}^{N_{\text{test}}}\Gamma(\hat{y}_i=y_i) \tag{18}$$

式中，N_{test}为测试样本数；$\hat{y}_i$为预测标签；y_i为真实标签；Γ为指示函数。

3.2　模型设置

实验均在 Ubuntu 环境下完成，硬件平台为 NVIDIA GeForce RTX 4080 显卡，基于 Pytorch 框架实现。在时域特征编码器中，CNN 分支包含 3 个 1D-CNN 模块，每个模块的卷积核大小为 3×3，步距为 2，输出通道数分别为 32、64、128；Transformer 分支的输入特征维度为 128，多头注意力机制中 head 数量为 4，MLP 部分由两个全连接层组成，先将特征维度扩展至 256，再映射回 128。在时频域编码器中，使用 6 个复值深度可分离卷积模块，每经过两个模块后插入一个最大池化层进行 2 倍的下采样，下采样后的通道数依次为 32、64、128。在多域交叉融合模块中，交替使用多头交叉注意力和 Transformer 层 3 次，特征维度均为 128。最终将融合后的时域和时频域特征拼接后，输入两层全连接网络，输出维度分别为 128 和 3，最后通过 softmax 函数得到预测的链路质量。在对比损失计算中，两个特征映射网络均为一个全连接层，输出特征维度为 128。在式 (17) 中损失函数的参数设定为$\lambda_1=0.9$，$\lambda_2=0.1$。模型优化器采用 Adam，批次大小为 64，学习率为 0.001。在实验样本的构建中，滑动窗口参数设定为$t=10$。

在计算复杂度方面，模型整体采用轻量化设计策略，以兼顾表达能力与计算效率。在时域编码器中，CNN 分支基于一维卷积结构，具备参数量小、计算开销低的特点；Transformer 分支在仅采用 4 个多头注意力头和 128 维特征输入的设置下，有效控制了自注意力机制的计算负担。对于时频编码器，将传统复值卷积运算分解为逐通道卷积与逐点卷积两个步骤，整体参数量减少约 60% 以上，在保持特征表达完整性的同时，提升了计算效率。在采集的电网无线通信链路数据上实测，模型平均预测时间约 0.042 s，充分满足智能电网通信场景的实际需求。

3.3　对比实验

为了验证本文方法的优越性，与多种主流方法进行了对比实验，实验结果如表 1 和图 3 所示。在基于时域数据的模型中，选择了 LSTM 模型和 Transformer 模型。LSTM 擅长处理时序数据，能够有效捕捉长期依赖关系；而 Transformer 通过自注意力机制在捕捉长序列数据中的全局依赖关系方面具有显著优势。在基于时频域数据的模型中，采用 Vision Transformer(ViT)[19] 模型。ViT 将时频域数据视为图像输入，通过自注意力机制学习图像块之间的关系，从而提取时频信号的深层特征。此外，还选用了 EfficientNet[20] 模型。作为一种高效的卷积神经网络，EfficientNet 在特征提取方面表现出优异性能，尤其在处理时频数据时效果更加突出。

表 1　对比实验

方法	准确率/%		
	Epoch=5	Epoch=10	Epoch=15
LSTM（时域）	86.6	87.4	88.1
Transformer（时域）	85.7	86.3	87.6
ViT（时频域）	87.4	87.9	88.8
EfficientNet（时频域）	89.2	89.8	90.3
所提模型	**94.6**	**94.9**	**95.4**

实验结果表明，所提出的多域联合表征模型在准确率上显著优于其他对比模型。具体而言，所提模型在测试集上的预测准确率达到了 95.4%，较单一时域或时频域模型均有明显提升。这充分证明了结合时域与时频域信息进行特征优化的策略，能够显著增强模型对复杂链路质量特性的表征能力。

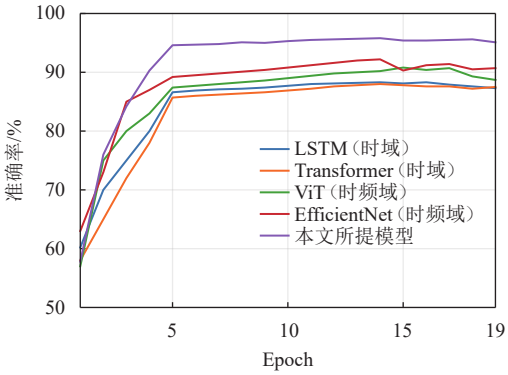


图 3　对比实验

为进一步验证多域融合特征的可分性，利用 t-SNE 算法对模型的融合特征向量进行降维可视化。如图 4 所示，本文所提模型的特征嵌入在二维空间中呈现清晰的类别聚类，不同类别样本的分布边界显著优于单域模型，表明多域联合表征能够有效增强特征的判别性。此外，相较于仅依赖单一域特征的方法，所提方法通过多域深度耦合建模，有效克服了单一域特征在复杂场景下的局限性，为链路质量预测提供了更加全面和鲁棒的解决方案。

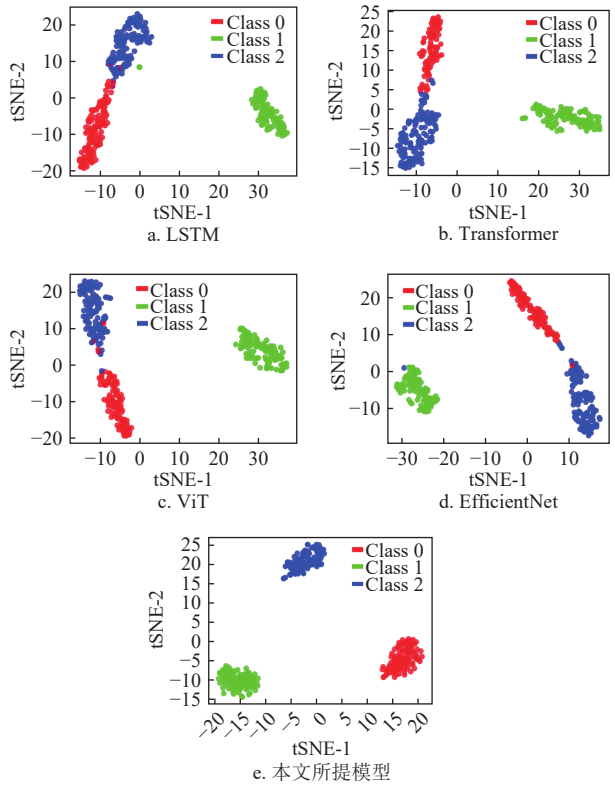


图 4　特征可视化

3.4　消融实验

为进一步验证所提模型各模块的有效性以及多损失函数的作用，设计了一系列消融实验，具体包括以下 4 种实验设置：单时域特征模型、单时频域特征模型、时域与时频域特征拼接融合模型以及无对比损失的多域融合模型。

在单时域特征模型中，仅使用时域编码器提取时域特征，去除时频域编码器和多域融合模块，依靠单一的时域特征完成预测任务，评估时域特征的表征能力和对质量预测的贡献；单时频域特征模型仅依赖时频域编码器提取时频域特征，去除时域编码器和多域融合模块，模型通过单一的时频域特征完成预测任务，用于评估时频域特征的独立表现能力；时域与时频域特征拼接融合模型则保留了时域编码器和时频域编码器，去除多域融合模块，采用简单的拼接方法融合时域与时频域特征；最后，无对比损失的多域融合模型则同时保留了时域编码器、时频域编码器以及多域交叉融合模块，但在训练过程中仅优化交叉熵损失函数，去除对比损失项，用于验证对比损失在提升模型性能方面的作用。

如表 2 和图 5 所示，实验结果表明，单时域特征模型能够捕捉信号随时间变化的动态规律，但对频率变化较大的信号表现不足，识别性能有限。单时频域特征模型对信号频率的表征较好，但由于时间信息捕捉不充分，其整体预测效果仍较弱，预测性能略高于单时域模型。时域和时频特征的简单拼接融合模型通过简单的拼接方式融合了时域和时频域特征，虽然能够在一定程度上保留两者的独立信息，但由于未能充分挖掘两种特征之间的潜在关联和互补性，其性能受到限制。无对比损失的多域融合模型通过引入多域交叉融合模块，显著提升了预测性能。然而，由于缺乏对比损失对特征分布的约束，特征融合的效果有所削弱，预测性能低于完整模型。

表 2　消融实验

方法	准确率/%		
	Epoch=5	Epoch=10	Epoch=15
单时域特征模型	87.5	88.4	89.2
单时频域特征模型	89.8	90.6	91.1
多域特征拼接融合模型	91.9	92.1	92.9
所提模型（无对比loss）	93.7	94.1	94.6
所提模型	**94.6**	**94.9**	**95.4**

通过对比 4 种消融实验，可以清晰地看到，所提完整模型通过多域交叉融合模块实现了时域和时频域特征的深度融合，并借助对比损失增强了特征表示。最终，完整模型在整体准确率上均表现出最优结果，验证了所提方法的有效性和优越性。实验结果充分证明，时域与时频域特征的深度融合及对比损失的引入，对于提升链路质量预测任务的性能具有重要意义。

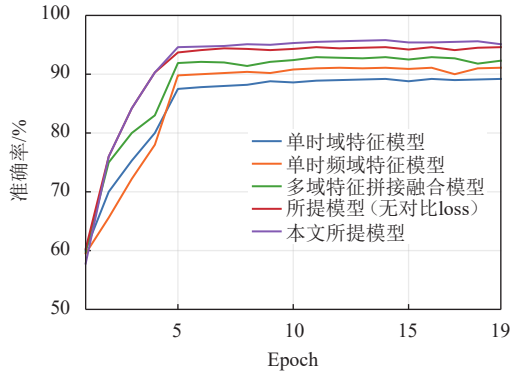


图 5　消融实验

4　结束语

针对智能电网等关键场景中无线通信链路质量动态预测的需求，提出了一种基于多域联合表征的深度预测框架。通过融合时域动态建模与时频域复值信号解析能力，创新性地构建了 CNN-Transformer 混合时域编码器与复值深度可分离卷积时频编码器，并结合跨域双向注意力融合机制，实现了对复杂电磁环境下链路质量时频耦合特性的精准表征。实验表明，该方法在真实电网通信数据集的质量预测任务中取得 95.4% 的准确率，较传统单域模型显著提升，为电力系统通信网络的实时质量评估提供了可靠的决策支持。

参 考 文 献

[1] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.

[2] Iandola F N, Han Song, Moskewicz M W, et al. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5 MB model size[PP/OL]. V4. arXiv (2016-11-04)[2024-10-11]. https://arxiv.org/abs/1602.07360.

[3] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach: Curran Associates Inc. , 2017: 6000-6010.

[4] 刘杰, 金勇杰, 田明. 基于 VMD 和 TCN 的多尺度短期电力负荷预测[J]. 电子科技大学学报, 2022, 51(4): 550-557.
Liu Jie, Jin Yongjie, Tian Ming. Multi-scale short-term load forecasting based on VMD and TCN[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2022, 51(4): 550-557. (in Chinese)

[5] 黄颖, 许剑, 周子祺, 等. 高效长序列水位预测模型的研究与实现[J]. 电子科技大学学报, 2023, 52(4): 595-601.
Huang Ying, Xu Jian, Zhou Ziqi, et al. Research and implementation of efficient long sequence model for water level forecasting[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2023, 52(4): 595-601. (in Chinese)

[6] Xu Ming, Liu Wei, Xu Jinwei, et al. Recurrent neural network based link quality prediction for fluctuating low power wireless links[J]. Sensors, 2022, 22(3): 1212.

[7] Zha Minghu, Zhu Li, Zhu Yunyun, et al. A novel SCNN-LSTM model for predicting the SNR confidence interval in wearable wireless sensor network[J]. Intelligent Systems with Applications, 2024, 22: 200363.

[8] 向征. 基于 LSTM 的智能电网链路质量置信区间预测[J]. 电测与仪表, 2021, 58(11): 93-100.
Xiang Zheng. Link quality confidence interval prediction of smart grid based on LSTM[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(11): 93-100. (in Chinese)

[9] 孙伟, 李鹏宇, 杨建平, 等. 配电泛在物联网无线通信链路可靠性的置信区间预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6): 32-40.
Sun Wei, Li Pengyu, Yang Jianping, et al. Reliability confidence interval prediction of power distribution ubiquitous IoT wireless communication link[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 32-40. (in Chinese)

[10] Xue Xue, Sun Wei, Wang Jianping, et al. RVFL-LQP: RVFL-based link quality prediction of wireless sensor networks in smart grid[J]. IEEE Access, 2020, 8: 7829-7841.

[11] Liu Linlan, Niu Mingxiao, Zhang Chao, et al. Light gradient boosting machine-based link quality prediction for wireless sensor networks[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022, 2022(1): 8278087.

[12] Feng Yi, Liu Linlan, Shu Jian. A link quality prediction method for wireless sensor networks based on XGBoost[J]. IEEE Access, 2019, 7: 155229-155241.

[13] 刘琳岚, 肖庭忠, 舒坚, 等. 基于门控循环单元的链路质量预测[J]. 工程科学与技术, 2022, 54(6): 51-58.
Liu Linlan, Xiao Tingzhong, Shu Jian, et al. Link quality prediction based on gate recurrent unit[J]. Advanced Engineering Sciences, 2022, 54(6): 51-58. (in Chinese)

[14] Kim D, Nam H, Kim D. Adaptive code dissemination based on link quality in wireless sensor networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 4(3): 685-695.

[15] Lowrance C J, Lauf A P. Link quality estimation in ad hoc and mesh networks: A survey and future directions[J]. Wireless Personal Communications, 2017, 96(1): 475-508.

[16] He Kaiming, Zhang Xiangyu, Ren Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 770-778.

[17] Trabelsi C, Bilaniuk O, Zhang Ying, et al. Deep complex networks[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Learning Representations. Vancouver: OpenReview. net, 2018.

[18] Howard A G, Zhu Menglong, Chen Bo, et al. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[PP/OL]. V1. arXiv (2017-04-17)[2024-11-25]. https://arxiv.org/abs/1704.04861.

[19] Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale[C]//Proceedings of the 9th International Conference on Learning Representations. [S.l.]: OpenReview. net, 2021.

[20] Tan Mingxing, Le Q V. EfficientNetV2: Smaller models and faster training[C]//Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning (ICML). [S.l.]: ICML, 2021: 10096-10106.

责任编辑　叶　芳