**DOI**：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.9.245 **中图分类号**：TM712 **文献标志码**：A

# 基于多尺度TCN与多头自注意力机制的石化行业电能质量扰动识别方法

王鸿章
(中石化安庆分公司电仪中心，安庆 246000)

**摘要**：随着石化行业的数智化转型发展，电能质量问题也日趋严重。由于生产需要，大量非线性、非对称、冲击性的用电负荷接入电网，从而产生一系列电能质量扰动问题，影响石化行业生产安全运行。基于此，提出一种基于深度学习的石化行业电能质量扰动识别方法，使用多尺度时间卷积网络TCN(temporal convolutional network)提取电能质量时序信号的全局特征和局部特征，引入多头自注意力机制突出重要特征，提升模型的识别性能。仿真数据和某地区石化行业电网数据验证结果表明，所提方法能够实现对单一和复合电能质量扰动信号的高精度识别，且具有较强的抗噪和泛化能力。

**关键词**：石化行业；电能质量扰动；深度学习；多尺度TCN；多头自注意力机制

# A Method for Identifying Power Quality Disturbances in the Petrochemical Industry Based on Multi-scale TCN and Multi-head Self-attention Mechanism

WANG Hongzhang
(Electric Instrument Center of Sinopec Anqing Branch, Anqing 246000, China)

**Abstract:** With the digital transformation and development of the petrochemical industry, power quality issues are becoming increasingly serious. Due to production needs, a large number of nonlinear, asymmetric, and impactful power loads are connected to the power grid, resulting in a series of power quality disturbances that affect the safe operation of the petrochemical industry. On this basis, a deep-learning-based method for identifying power quality disturbances in the petrochemical industry is proposed. A multi-scale temporal convolutional network (TCN) is used to extract global and local features of power quality time-series signals, and a multi-head self-attention mechanism is introduced to highlight important features and improve the recognition performance of the model. Based on simulation data and power grid data from a petrochemical industry in a certain region, the experimental results show that the proposed method can achieve high-precision identification of single and composite power quality disturbance signals, and has strong anti-noise and generalization capabilities.

**Keywords:** Petrochemical industry; power quality disturbances; deep learning; multi-scale TCN; multi-head self-attention

在石化行业加速转型升级和推进高质量发展的大背景下，石化企业在资源保障、节能环保、安全生产等方面面临着严峻的形势和艰巨的任务[1]。石化行业生产线长、装置间联系紧密、生产工艺复杂，生产运行条件苛刻、电能质量要求极高，稍有不慎就可能引起严重的安全事故，造成重大经济损失[2-3]。准确识别石化企业电能质量扰动，从而及时进行处理，对保障用电设备稳定运行、提高行业能源利用效率、减少电网污染、实现安全生产等至关重要[4-5]。

石化行业的电能质量指标相较于其他行业并无较大差异，但自身电网系统的复杂性决定了其对

**收稿日期**：2024-12-27；**修回日期**：2025-02-24；**录用日期**：2025-03-01；**网络首发日期**：2025-03-27

电能质量的要求更为苛刻。在石化行业生产中，电能质量扰动问题一般分为暂态扰动和稳态扰动。对于暂态扰动，大型电动机启动等冲击性负荷产生的有功或无功负荷变化容易引起电压闪变及波动等问题，而大量的单相、双相等非对称负荷接入电网会导致三相不平衡等问题。对于稳态扰动，各种整流设备、变频器等非线性负载的接入不可避免地产生谐波干扰等问题。对石化行业电能质量数据进行准确分析，及时发现并处理扰动问题，在保障生产设备正常运行、延长设备使用寿命等方面具有重要意义。

传统的石化行业电能质量扰动识别研究主要采用信号特征提取和分类器相结合的方式。其中，信号特征提取方法包括傅里叶变换[6]、小波变换[7]、S 变换[8]、奇异值分解[9]等，分类器包括支持向量机[10]、决策树[11]、极限学习机[12]、线性神经网络[13]等。近年来，随着电力电子技术的深入应用，石化行业的自动化程度不断提高，负载性质也发生了质的变化，传统的石化行业电能质量识别方法面临较多问题：①难以对复杂时间序列数据建立通用的数理统计模型进行人工特征提取，容易丢失部分扰动信号特征；②传统机器学习分类器的识别精度和泛化能力有限，难以识别复合电能质量扰动信号；③无法及时适应石化行业电能质量扰动的变化，需要人工调整特征提取方法和分类器，具有一定的局限性。

随着人工智能在文本、图像和语音等领域的迅速发展，深度学习在石化行业电能质量扰动识别中的研究备受关注，目前主要包括以循环神经网络 RNN(recurrent neural network)为代表的时序分类研究[14-15]和以卷积神经网络 CNN(convolutional neural networks)为代表的图像分类研究[16-18]2 个方向。深度神经网络能够自动提取扰动信号特征，并实现复合电能质量扰动识别，相比传统机器学习方法具有明显优势，但仍存在一些不足：①RNN 及其衍生的时序模型能够直接对一维扰动信号进行时序特征提取，但针对长时序数据的长期依赖问题处理效果仍较差[19]；②CNN 及其衍生的图像模型需要先将原始的一维扰动信号转化为二维图像，再利用 CNN 网络提取特征并分类，升维过程中可能存在时序特征丢失；③2 种深度神经网络对于电能质量扰动信号的全局周期性等特征提取深度均有待提升[19]。

为了解决上述问题，本文提出一种基于多尺度时间卷积神经网络 TCN(temporal convolutional network)和多头自注意力机制的深度学习融合模型，主要贡献为：①TCN 结合了 RNN 和 CNN 的优点，适合处理较长时序数据中的跨时非线性依赖关系，使用多尺度 TCN 能够自动提取电能质量信号的全局特征和局部特征；②使用多头自注意力机制突出多尺度 TCN 提取到的重要特征，进一步解决了电能质量信号的特征丢失问题，能够有效提升模型的识别性能；③实验采用仿真数据和某地区石化行业电网实测数据对模型进行验证，预期本文所提方法能够实现对单一和复合电能质量扰动信号的高精度识别，且具有较强的抗噪和泛化能力，能够适应石化行业和不同石化企业的电能质量扰动变化。

## 1 电能质量扰动分类

根据 IEEE Std 1159-2019 标准[20]可将电能质量扰动分为单一扰动和复合扰动。常见的单一扰动分为暂态脉冲、电压闪变、暂态振荡、电压中断、谐波、电压暂升及电压暂降，单一扰动之间独立存在、互不影响；复合扰动则是由双重或者多重单一扰动叠加得到。常见的电能质量扰动波形如图 1 所示。

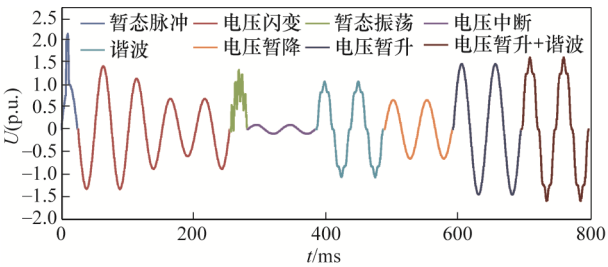



**图 1 常见的电能质量扰动波形**

**Fig. 1 Waveforms of common power quality disturbance**

## 2　基于多尺度 TCN 与多头自注意力机制的电能质量扰动识别模型

本文所提模型的网络结构如图 2 所示，首先通过多尺度 TCN 对时序的电能质量信号进行训练，提取电能质量信号的特征向量并进行拼接；由于多头自注意力机制不包含时间特征信息，需将时间信息嵌入拼接后的电能质量信号特征向量，然后通过多头自注意力机制对拼接后的时空特征分配注意力权重；最后将提取到的信息输入到全连接层和 Softmax 层进行分类，从而得到电能质量扰动的原因，实现对扰动信号的分类。

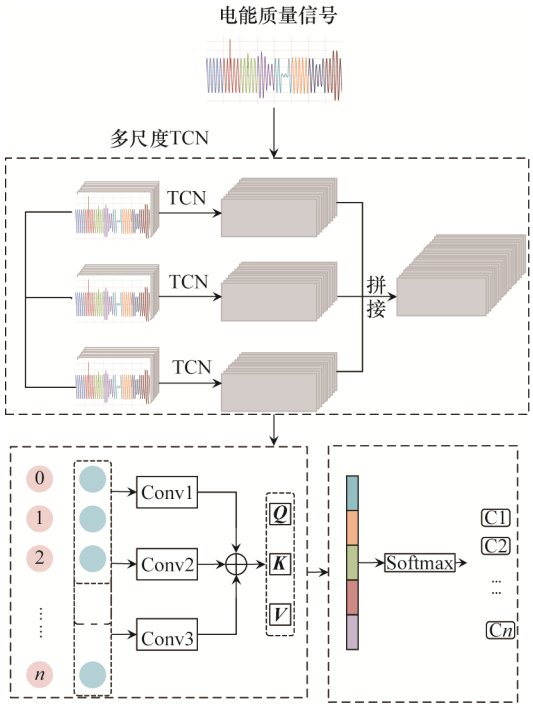



**图 2　模型的网络结构**

**Fig. 2 Network structure of the model**

### 2.1　多尺度 TCN

石化行业中的电能质量扰动信号由时间序列构成，且扰动信号多样，分布和特征表现均具有差异性。TCN 是一种利用卷积结构解决时序问题的算法，由多层一维扩展因果卷积和残差单元相连接构成，可准确识别扰动信号的差异特征并进行分类。相较于传统的卷积结构[21-22]，TCN 具有占用内存更小、可视范围更大、训练速度更快的优势。TCN 网络结构如图 3 所示，由于网络深度的线性大小限制了因果卷积的可视范围，本文引入扩展卷积，在相同情况下可以处理更复杂的扰动信号间的依赖关系，大大提高模型的分类准确率。残差单元的结构如图 3(b)所示，不同层次网络的输出和输入扰动信号相加构成残差块，经过激活函数后进行输出[23-24]，残差块连接机制能够提高网络的反馈与收敛速度，并且可以避免传统神经网络存在的梯度消失和梯度爆炸问题。

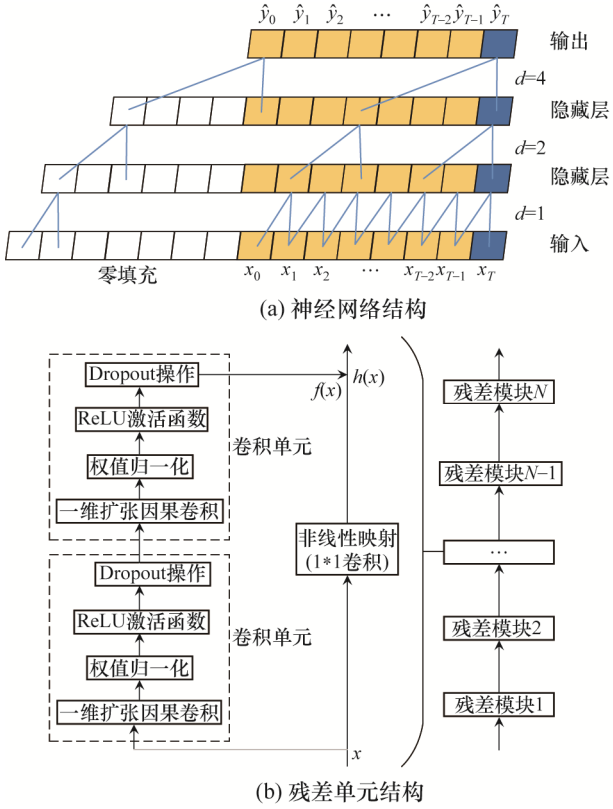



**图 3　TCN 网络结构**

**Fig. 3 Network architecture of TCN**

多尺度 TCN 网络结构如图 4 所示，由 3 组并行的 TCN 模块组成。TCN 模块对输入的电能质量扰动信号进行特征学习并提取，使用多尺度 TCN 能够自动提取电能质量信号的全局和局部特征，其中 3 组并行的卷积核尺寸分别为(16, 1)、(32, 1)和(64, 1)，最后对 3 组 TCN 模块提取到的电能质量扰动信号的特征向量进行拼接。

### 2.2　多头自注意力机制

注意力机制的作用就是强调电能质量扰动信

号中具有较高权重的时间节点，突出扰动信号局部特征变化的重要性。为了提高模型识别扰动信号的能力，对多尺度 TCN 网络结构所提取的电能质量扰动信号特征添加注意力，使网络模型关注对识别更有价值的信号特征。

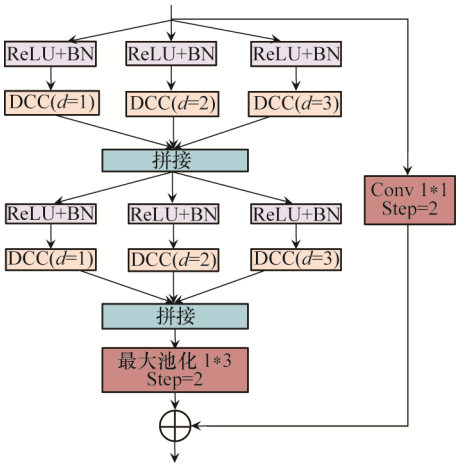



**图 4 多尺度 TCN 网络结构**

**Fig. 4 Network architecture of multi-scale TCN**

多头自注意力机制的网络结构如图 5 所示，通过堆叠并行缩放每层注意力结构，使模型有效地学习到不同位置的信号特征，最后将每层注意力机制的特征向量加权求和后的结果作为网络输出。注意力机制权重打分函数采用缩放点积的方式，其输出向量为

$$\text{Attention}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\text{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V} \tag{1}$$

$$\begin{cases} H_i=\text{Attention}(\boldsymbol{Q}\boldsymbol{W}_Q^i,\boldsymbol{K}\boldsymbol{W}_K^i,\boldsymbol{V}\boldsymbol{W}_V^i) \\ \text{MAS}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\text{concat}(H_1,H_2,\cdots,H_h)\boldsymbol{W}_0 \end{cases} \tag{2}$$

式中：Attention(·)、softmax(·)、MAS(·)、concat(·)为注意力机制及相关的函数；$\boldsymbol{Q}$ 为目标数据；$\boldsymbol{K}$ 和 $\boldsymbol{V}$ 为键值对(Key, Value)；$d_k$ 为 $\boldsymbol{Q}$ 的维度；$h$ 为注意力头的数量；$\boldsymbol{W}_Q^i$、$\boldsymbol{W}_K^i$、$\boldsymbol{W}_V^i$、$\boldsymbol{W}_0$ 为注意力权值矩阵，$\boldsymbol{W}_0\in\mathbf{R}^{hd_v\times\dim}$，$\boldsymbol{W}_Q^i,\boldsymbol{W}_K^i\in\mathbf{R}^{\dim\times d_k}$，$\boldsymbol{W}_V^i\in\mathbf{R}^{\dim\times d_v}$，$d_v$ 为 $\boldsymbol{V}$ 的维度。要得到多头自注意力机制的计算值需要满足 $\boldsymbol{Q}$=$\boldsymbol{K}$=$\boldsymbol{V}$。

### 2.3 分类层

输出层由全连接层与 Softmax 层组成，全连接层神经单元数量分别为 16、9，激活函数采用 Tanh，Softmax 层将隐含层输出映射到[0, 1]区间内，得到各类别标签的分布概率，进而进行电压暂降识别。Softmax 层的公式为

$$S_i=\frac{e^i}{\sum_{j=1}^{m}e^j} \tag{3}$$

式中：$S_i$ 为识别类型为 $i$ 的概率；$e^i$ 为第 $i$ 个神经单元的输出；$m$ 为扰动类型数量。

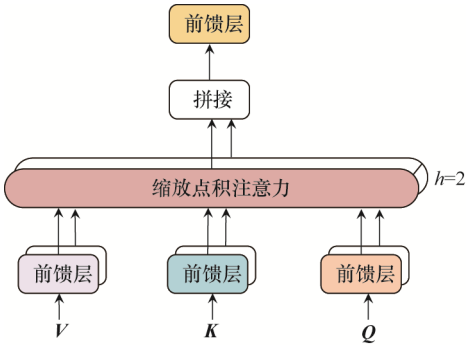



**图 5 多头自注意力机制网络结构**

**Fig. 5 Network structure of multi-head self-attention mechanism**

本文电能质量扰动识别模型的损失函数 $L$ 采用交叉熵损失函数，其公式为

$$L=-\sum_{i=1}^{N}y_i\log(\hat{y}_i) \tag{4}$$

式中：$y_i$ 为真实的分类结果；$\hat{y}_i$ 为预测的分类结果；$N$ 为训练样本数。当网络结构的损失误差 $L$ 最小时，就得到预训练好的模型。

## 3 实验仿真与算例分析

### 3.1 数据获取与仿真实验

通过参考文献[25-27]，本文实验所有数据集根据 IEEE std 1159-2019 标准，通过 MATLAB 生成，其单一扰动数学模型公式见表 1。考虑到在石化领域内电能质量扰动问题越来越复杂，双重扰动甚至三重扰动的情况频繁发生，实验中所需的复合扰动的信号数据可由单一扰动信号数据组合叠加得到。

MATLAB 共生成 18 种电能质量信号，见表 2。

其中单一扰动类型 7 种，双重扰动 9 种，三重扰动 2 种，基波频率设置为 50 Hz，实验过程中每种信号设置取 500 组，10 个采样周期设置为 1 个采样本，每周期为 256 个采样点。

**表 1　单一扰动类型数学模型公式**

**Tab. 1 Mathematical model formulas for single disturbance types**

| 类型 | 数学模型 | 参数范围 |
|---|---|---|
| 正常 | $y(t)=\{1\pm\alpha[u(t-t_1)-u(t-t_2)]\}\sin(\omega t)$ | $\alpha<0.04$，$T\leqslant t_2-t_1\leqslant 9T$ |
| 电压暂升 | $y(t)=\{1\pm\alpha[u(t-t_1)-u(t-t_2)]\}\sin(\omega t)$ | $0.1\leqslant\alpha\leqslant 0.8$，$T\leqslant t_2-t_1\leqslant 9T$ |
| 电压暂降 | $y(t)=\{1\pm\alpha[u(t-t_1)-u(t-t_2)]\}\sin(\omega t)$ | $0.1\leqslant\alpha\leqslant 0.9$，$T\leqslant t_2-t_1\leqslant 9T$ |
| 电压中断 | $y(t)=\{1\pm\alpha[u(t-t_1)-u(t-t_2)]\}\sin(\omega t)$ | $0.9\leqslant\alpha\leqslant 1$，$T\leqslant t_2-t_1\leqslant 9T$ |
| 电压闪变 | $y(t)=[1+\alpha_f\sin(\beta\omega t)]\sin(\omega t)$ | $0.1\leqslant\alpha_f\leqslant 0.2$，$5\leqslant\beta\leqslant 20$ |
| 谐波 | $y(t)=\sin(\omega t)+\alpha_3\sin(3\omega t)+\alpha_5\sin(5\omega t)+\alpha_7\sin(7\omega t)$ | $0.05\leqslant\alpha_3$，$\alpha_5$，$\alpha_7\leqslant 0.15$，$\sum(\alpha_i^2)=1$ |
| 暂态振荡 | $y(t)=\sin(\omega t)+\alpha^{-(t-t_1)/\tau}\sin\{2\pi f_n(t-t_1)[u(t-t_2)-u(t-t_1)]\}$ | $0.1\leqslant\alpha\leqslant 0.8$，$0.5T\leqslant(t_2-t_1)\leqslant 3T$<br>$8\leqslant\tau\leqslant 40$，$300\leqslant f_n\leqslant 900$ |
| 暂态脉冲 | $y(t)=\sin(\omega t)+\alpha[u(t-t_1+\Delta m)-u(t-t_2+\Delta m)]$ | $0.5\leqslant\alpha\leqslant 1$，$T/20\leqslant t_2-t_1\leqslant T/10$<br>$\Delta m\to 0^+$ |

**表 2　电压暂降类型参数**

**Tab. 2 Parameters of voltage sag types**

| 类型编号 | 代表含义 |
|---|---|
| C1 | 谐波 |
| C2 | 电压闪变 |
| C3 | 电压暂升 |
| C4 | 电压暂降 |
| C5 | 电压中断 |
| C6 | 暂态振荡 |
| C7 | 暂态脉冲 |
| C8 | 谐波+电压暂降 |
| C9 | 谐波+电压暂升 |
| C10 | 谐波+电压中断 |
| C11 | 谐波+暂态脉冲 |
| C12 | 谐波+暂态振荡 |
| C13 | 谐波+电压闪变 |
| C14 | 暂态脉冲+暂态振荡 |
| C15 | 电压闪变+电压暂降 |
| C16 | 电压闪变+电压暂升 |
| C17 | 谐波+电压暂降+电压闪变 |
| C18 | 谐波+暂态振荡+暂态脉冲 |

## 3.2　模型的训练过程

实验电压暂降的数据集共有 8 500 条，其中 6 375 条数据用于训练模型，占总数据量的 75%，剩余的数据则用于验证模型，以验证集的准确率均值作为最终结果输出。由于在实际生活中电能质量信号可能会遭受到不同程度的噪声干扰，本文在采集的电能质量扰动信号上加入高斯白噪声，信噪比分别为 50、40、30、20 dB，从而验证模型在不同噪声干扰下的抗噪性能及泛化能力。模型的训练参数见表 3。

**表 3　模型参数**

**Tab. 3 Parameters of model**

| 参数 | 数值 |
|---|---|
| 动量参数 | 0.99 |
| 扩张系数 | (1, 2, 4, 8) |
| 过滤器 | 128 |
| 卷积核大小 | 2 |
| 初始学习率 | 0.000 2 |
| 训练轮次 | 600 |
| 训练批次 | 64 |

模型加入 50 dB 噪声的训练过程如图 6 所示。

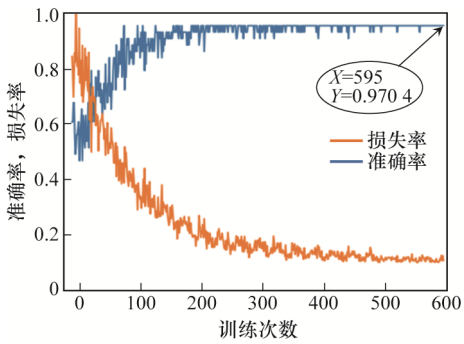



**图 6　模型的训练过程**

**Fig. 6 Training process of model**

当模型开始训练时，模型识别的准确率只能达到50%左右，随着迭代训练的进行，网络的损失不断降低并保持稳定，而模型的扰动识别分类准确率不断提高，在训练迭代次数达到 600 次时，模型识别的平均准确率逐渐达到 97%左右，且保持稳定。

### 3.3 模型验证及结果分析

为了验证融合模型的分类准确率，本文采用传统方法中的评价指标，其计算方法为

$$\text{Accuracy}=\frac{C}{D}\times 100\% \tag{5}$$

式中：$D$ 为电能质量扰动识别的测试样本集数量；$C$ 为该集合中电能扰动类型被正确识别的样本数。

添加信噪比分别为 50、40、30、20 dB 的噪声后的模型识别准确率见表 4。加入不同等级的噪声后，模型识别的准确率虽然有小幅度下降，但是均保持了高精度的电压暂降原因的准确识别，证明了多尺度 TCN 与多头自注意力机制电能质量扰动识别模型有较好的抗噪性。

**表 4 模型在不同环境下的识别准确率**

**Tab. 4 Recognition accuracy of the model in different environments**

%

| 类型编号 | 0 dB | 20 dB | 30 dB | 40 dB | 50 dB |
|---|---|---|---|---|---|
| C1 | 98.84 | 98.48 | 98.56 | 98.08 | 98.05 |
| C2 | 100.00 | 99.65 | 99.53 | 98.78 | 97.70 |
| C3 | 98.09 | 98.45 | 98.63 | 98.06 | 98.70 |
| C4 | 98.89 | 98.27 | 98.50 | 98.02 | 98.40 |
| C5 | 98.54 | 99.13 | 98.80 | 98.80 | 98.72 |
| C6 | 97.78 | 98.53 | 98.22 | 98.73 | 98.50 |
| C7 | 100.00 | 99.79 | 98.50 | 99.51 | 98.88 |
| C8 | 98.89 | 98.11 | 98.88 | 99.08 | 99.70 |
| C9 | 96.65 | 97.18 | 96.50 | 96.40 | 96.53 |
| C10 | 97.79 | 98.19 | 97.65 | 96.88 | 96.53 |
| C11 | 96.67 | 96.88 | 96.27 | 97.08 | 96.35 |
| C12 | 98.89 | 98.33 | 97.95 | 98.02 | 97.94 |
| C13 | 98.89 | 98.35 | 97.94 | 98.03 | 97.89 |
| C14 | 97.67 | 98.01 | 97.74 | 97.45 | 96.55 |
| C15 | 98.54 | 97.95 | 98.02 | 97.26 | 96.79 |
| C16 | 98.54 | 98.03 | 97.81 | 97.67 | 97.04 |
| C17 | 97.45 | 97.32 | 97.74 | 96.99 | 96.68 |
| C18 | 98.33 | 97.95 | 97.65 | 96.95 | 96.48 |

### 3.4 与其他深度学习模型对比

为验证不同模型的电能质量扰动识别分类的准确性，选取支持向量机、长短期记忆 LSTM(long short-term memory)、CNN、多尺度 TCN、多尺度 TCN+多头自注意力机制、LSTM+多头自注意力机制等模型开展对比实验，选取无噪声的信号数据进行输入。不同模型识别准确率如图 7 所示，其中本文所提模型识别准确率均值达 98.32%，可以做到精准识别分类。从图 7 可以看出，与单一的多尺度 TCN、LSTM 方法相比，多头自注意力机制进一步提升了模型识别准确性能，主要是由于多头自注意力机制可以使模型更加专注于电能质量扰动信号中某些关键特征，弱化其他不重要的部分，因此在加入多头自注意力机制后，LSTM 模型和多尺度 TCN 模型的识别准确率均有较大提升。CNN、支持向量机由于对时间序列的处理能力较差，且易发生过拟合，导致识别的准确率低。

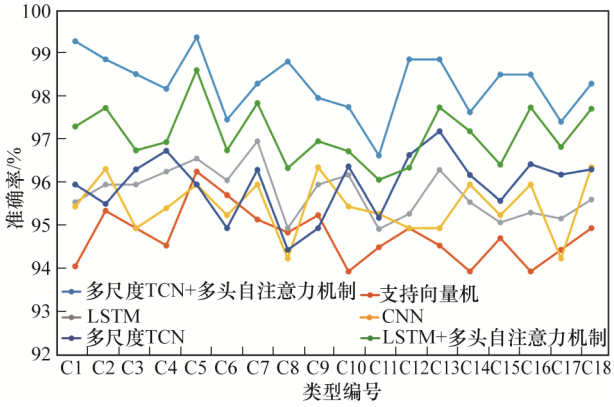



**图 7 不同模型识别准确率对比**

**Fig. 7 Comparison of recognition accuracy of different models**

为了进一步验证多尺度 TCN+多头自注意力机制融合模型在电能质量扰动信号识别问题中的高准确性和噪声鲁棒性，实验对比了加入 50、40、30、20 dB 的噪声后不同模型识别准确率，结果见表 5。在不同的噪声环境下，多尺度 TCN+多头自注意力机制融合模型识别的准确率均为最高，均值达 97.94%，即使在强噪声干扰下也能保证较好的分类效果，证明了本文方法具有更好的特征提取能力和噪声鲁棒性。同时，相比于其他对照模型，多

尺度 TCN+多头自注意力机制融合模型学习到的电能质量扰动特征更加丰富全面，从而使得准确率明显较高。综合来看，在多尺度 TCN 中引入多头自注意力机制既提取到了全面的扰动信号特征，又考虑到了扰动信号中的关键特征对分类结果的影响，因此识别准确率最高。

**表 5　不同模型在噪声环境下的识别准确率**

**Tab. 5 Recognition accuracy of different models in noisy environment**

%

| 模型 | 20 dB | 30 dB | 40 dB | 50 dB | 均值 |
|---|---|---|---|---|---|
| 多尺度 TCN+多头自注意力机制 | 98.23 | 98.10 | 97.89 | 97.55 | 97.94 |
| LSTM+多头自注意力机制 | 97.76 | 97.55 | 97.25 | 97.06 | 97.41 |
| 多尺度 TCN | 97.34 | 97.11 | 96.98 | 96.79 | 97.06 |
| LSTM | 97.43 | 97.18 | 97.02 | 96.88 | 97.13 |
| CNN | 96.87 | 96.58 | 96.33 | 96.06 | 97.46 |
| 支持向量机 | 96.56 | 96.39 | 96.11 | 95.91 | 97.24 |

### 3.5 实例验证

本文实际案例来自某地区石化行业电网实测数据。由于生产装置需要，石化行业广泛使用变频器、整流器、晶闸管、不间断电源 UPS(uninterrupted power supply)等电力电子设备，从而造成电能质量扰动问题。近年来，该地区石化行业运用技术手段和各类仪器仪表对影响电能质量的电网路段设置监测点，采集有效数据，定期进行电能质量测试分析，并落实相关治理工作。

本文模型的训练集为前 21 个工作日的监测数据，测试集为当日 24 h 测量数据，利用本文算法对 80 组实测数据进行识别，分类结果见表 6。可以看出仅有 1 组电压暂降信号被识别为正常信号，主要原因为暂降幅度较小，特征不够明显。虽然本文模型无法对具体电能质量扰动事件的细节进行准确分析，但可以对电能质量扰动信号分类进行监控，尽可能地减少因电能质量扰动故障所带来的损失。

**表 6　电能质量扰动分类结果**

**Tab. 6 Classification results of power quality disturbances**

| 人工统计类型 | 本文算法识别类型 | 总计 |
|---|---|---|
| 电压暂升 25 组 | 电压暂升 25 组 | 80 |
| 电压暂降 13 组 | 电压暂降 12 组 | |
| 电压中断 2 组 | 电压中断 2 组 | |
| 暂态振荡 6 组 | 暂态振荡 6 组 | |
| 暂态脉冲 1 组 | 暂态脉冲 1 组 | |
| 正常信号 33 组 | 正常信号 34 组 | |

## 4　结语

本文提出一种基于深度学习的石化行业电能质量扰动识别方法。该方法首先使用多尺度 TCN 自动提取长电能质量时序信号的全局特征和局部特征，接着通过多头自注意力机制突出多尺度 TCN 提取到的重要特征，进一步提升模型的识别性能。本文采用仿真数据和某地区石化行业电网实测数据对所构建的模型进行验证，实验结果表明，与其他现有方法相比，本文所提方法能够实现对单一和复合电能质量扰动信号的高精度识别，且具有较强的抗噪和泛化能力。未来可以在本文所提方法的基础上，继续研究石化行业电能质量扰动中不同原因产生的扰动信号特征，对扰动信号的原因进行识别，可为电能质量治理工作提供一定的参考。

**参考文献：**

[1] 钱锋, 杜文莉, 钟伟民, 等. 石油和化工行业智能优化制造若干问题及挑战[J]. 自动化学报, 2017, 43(6): 893-901.
Qian Feng, Du Wenli, Zhong Weimin, et al. Problems and challenges of smart optimization manufacturing in petrochemical industries [J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(6): 893-901. (in Chinese)

[2] 张士全, 黄玲琳. 石化行业电能质量分析及治理[J]. 电气技术, 2014, 15(1): 137-139, 142.

Zhang Shiquan, Huang Linglin. Analysis and treatment of power quality in petrochemical industry [J]. Electrical Engineering, 2014, 15(1): 137-139, 142. (in Chinese)

[3] 贾伯岩, 贾静然, 卢锦玲, 等. 供电电源系统电能质量稳定性监测方法[J]. 电源学报, 2024, 22(2): 345-351.
Jia Boyan, Jia Jingran, Lu Jinling, et al. Monitoring method for power quality stability of power supply system [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(2): 345-351. (in Chinese)

[4] 杨新法, 苏剑, 吕志鹏, 等. 微电网技术综述[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(1): 57-70.
Yang Xinfa, Su Jian, Lü Zhipeng, et al. Overview on micro-grid technology [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(1): 57-70.(in Chinese)

[5] 付勉, 刘志涵, 宋振浩, 等. 配电网络电能质量综合治理设备优化配置策略[J]. 电源学报, 2024, 22(2): 336-344.
Fu Mian, Liu Zhihan, Song Zhenhao, et al. Optimal allocation strategy for comprehensive control equipment of power quality in distribution area [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(2): 336-344. (in Chinese)

[6] 黄建明, 瞿合祚, 李晓明. 基于短时傅里叶变换及其谱峭度的电能质量混合扰动分类[J]. 电网技术, 2016, 40(10): 3184-3191.
Huang Jianming, Qu Hezuo, Li Xiaoming. Classification for hybrid power quality disturbance based on STFT and its spectral kurtosis [J]. Power System Technology, 2016, 40(10): 3184-3191. (in Chinese)

[7] Yu Yiqing, Zhao Wei, Li Shisong, et al. A two-stage wavelet decomposition method for instantaneous power quality indices estimation considering interharmonics and transient disturbances [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 9001813.

[8] 李建闽, 林海军, 梁成斌, 等. 基于双分辨率 S 变换和学习向量量化神经网络的电能质量扰动检测方法[J]. 电工技术学报, 2019, 34(16): 3453-3463.
Li Jianmin, Lin Haijun, Liang Chengbin, et al. Detection method of power quality disturbances based on double resolution S transform and learning vector quantization neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(16): 3453-3463. (in Chinese)

[9] 徐永海, 赵燕. 基于短时傅里叶变换的电能质量扰动识别与采用奇异值分解的扰动时间定位[J]. 电网技术, 2011, 35(8): 174-180.
Xu Yonghai, Zhao Yan. Identification of power quality disturbance based on short-term Fourier transform and disturbance time orientation by singular value decomposition [J]. Power System Technology, 2011, 35(8): 174-180. (in Chinese)

[10] Borrás M D, Bravo J C, Montaño J C. Disturbance ratio for optimal multi-event classification in power distribution networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(5): 3117-3124.

[11] Puliyadi Kubendran A K, Loganathan A K. Detection and classification of complex power quality disturbances using S-transform amplitude matrix-based decision tree for different noise levels: Detection and classification of complex power quality disturbances [J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2017, 27(4): e2286.

[12] 陈晓静, 李开成, 肖剑, 等. 一种实时电能质量扰动分类方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(3): 45-55.
Chen Xiaojing, Li Kaicheng, Xiao Jian, et al. A method of real-time power quality disturbance classification [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(3): 45-55. (in Chinese)

[13] 景飞, 周雒维, 卢伟国. 基于 ADALINE 神经网络的电能质量监测终端设计[J]. 电源学报, 2017, 15(3): 118-125.
Jing Fei, Zhou Luowei, Lu Weiguo. Design of power quality monitoring terminal based on ADALINE neural [J]. Journal of Power Supply, 2017, 15(3): 118-125. (in Chinese)

[14] 武昭旭, 杨岸, 祝龙记. 基于循环神经网络的电能质量扰动识别[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(18): 88-94.
Wu Zhaoxu, Yang An, Zhu Longji. Power quality disturbance recognition based on a recurrent neural network [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(18): 88-94. (in Chinese)

[15] 王志祥. 基于循环神经网络的电能质量扰动识别算法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2020.

Wang Zhixiang. The research on recognition algorithm of power quality disturbances based on recurrent neural network [D]. Changsha: Hunan University, 2020. (in Chinese)

[16] Wang Shouxiang, Chen Haiwen. A novel deep learning method for the classification of power quality disturbances using deep convolutional neural network [J]. Applied Energy, 2019, 235: 1126-1140.

[17] 王维博, 张斌, 曾文入, 等. 基于特征融合一维卷积神经网络的电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制, 2020(6): 53-60.
Wang Weibo, Zhang Bin, Zeng Wenru, et al. Power quality disturbance classification of one-dimensional convolutional neural networks based on feature fusion [J]. Power System Protection and Control, 2020(6): 53-60. (in Chinese)

[18] 赵晨, 李开成, 张浩毅, 等. 少量已知历史数据下的电能质量复合扰动识别方法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(8): 3087-3092.
Zhao Chen, Li Kaicheng, Zhang Haoyi, et al. A method of multiple power quality disturbances classification without adequate history data [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(8): 3087-3092. (in Chinese)

[19] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need [C]// Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach, CA, USA, 2017: 5998-6008.

[20] IEEE Power & Energy Society. IEEE Std 1159-2019: IEEE recommended practice for monitoring electric power quality [S]. New York: IEEE, 2019.

[21] Kim P. Convolutional Neural Network [M]. MATLAB deep learning. Berkeley, CA: Apress, 2017: 121-147.

[22] Lawrence S, Giles C L, Tsoi A C, et al. Face recognition: A convolutional neural-network approach [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, 8(1): 98-113.

[23] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [C]// International Conference on Machine Learning. Lille, France, 2015: 448-456.

[24] Nair V, Hinton G E. Rectified linear units improve restricted Boltzmann machines [C]// International Conference on Machine Learning. Haifa, Israel, 2010: 807-814.

[25] 毕贵红, 鲍童语, 陈臣鹏, 等. 基于混合分解多尺度时频图和 Res-GRU-AT 的电能质量复合扰动识别[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(4): 12-25.
Bi Guihong, Bao Tongyu, Chen Chenpeng, et al. Composite PQDs identification based on a hybrid decomposition multi-scale time-frequency map and Res-GRU-AT [J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(4): 12-25. (in Chinese)

[26] 钱倍奇, 陈谦, 李宗源, 等. 基于马尔可夫转换场与多头注意力机制的电能质量扰动分类方法[J]. 电网技术, 2024, 48(2): 721-729.
Qian Beiqi, Chen Qian, Li Zongyuan, et al. Power quality disturbances classification based on Markov transition field and multi-head attention [J]. Power System Technology, 2024, 48(2): 721-729. (in Chinese)

[27] 贺才郡, 李开成, 董宇飞, 等. 基于知识蒸馏与 RP-MobileNetV3 的电能质量复合扰动识别[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(14): 75-84.
He Caijun, Li Kaicheng, Dong Yufei, et al. Power quality compound disturbance identification based on knowledge distillation and RP-MobilenetV3 [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(14): 75-84. (in Chinese)



王鸿章

**作者简介：**

王鸿章(1974—　)，男，通信作者，本科，高级工程师。研究方向：电气自动化。E-mail：wanghz.aqsh@sinopec.com。

(责任编辑：郭凯凯)