

# 基于深度学习的输电线路故障预测方法分析

程开文<sup>1</sup> 夏 捷<sup>1</sup> 莫凌娜<sup>1</sup> 刘 康<sup>1</sup> 汪龙建<sup>1</sup>  
CHENG Kaiwen XIA Jie MO Lingna LIU Kang WANG Longjian

## 摘 要

针对输电线路故障信号复杂、特征提取难度大的问题,文章提出了一种基于VMD(变分模态分解)与FE(模糊熵)融合的故障特征提取方法。首先,对采集的单相/两相接地短路、两相短路、三相短路故障信号进行多模态分量分解与特征提取;随后,将提取的故障特征输入改进CNN-SVM卷积神经网络混合模型,通过设计多尺度卷积层、池化层及全连接分类层的迭代训练结构,实现输电线路电压/电流信号的故障特征深度挖掘与分析。实验结果表明,相较于传统K-means聚类算法,所提融合VMD变分模态分解技术与改进CNN-SVM深度学习算法的方法,故障预测精度显著提升,可达95%以上,为电网故障快速诊断提供了可靠技术支撑。

## 关键词

VMD变分模态分解;输电线路故障;预测分析

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.12.026

## 0 引言

电力系统的输电线路长短不一、电压/电流过高,在长度过长的输电线路网络中面对自然环境变化、负荷调节、线路老化等内外部因素影响,输电线路通常会出现单相/两相接地短路、两相短路、三相短路等类型的故障问题。为此李立江等<sup>[1]</sup>提出基于行波法的输电线路故障诊断与定位方案,通过识别故障点运动的正向/反向电压行波确定其位置、模拟信号变化;刘辉等<sup>[2]</sup>则利用融合小波散射的BiLSTM深度学习算法,完成输电线路故障的多维诊断分析。

本研究基于VMD变分模态分解、CNN-SVM深度学习算法技术建构智能预测分析系统,对传感器采集的输电线路电压/电流信号作出故障特征提取、故障分类分析,有效保障不同工况下电力输电线路工作的安全性。

## 1 电力系统输电线路的故障发生原因及常见故障类型

### 1.1 电力系统输电线路中常见故障发生的原因

当前根据输电覆盖范围、接入电力设备的复杂程度,可将电力系统输电线路分为短线(小于100 km)、中长线(100~300 km)、长线(大于300 km)等类型,不同线路长度对应的额定电压分别为10~50 kV、110~220 kV及大于330 kV,对于短线输电线路通常用“一”型表示其等值电路结构,中长线、长线输电线路用“ $\pi$ ”形或“T”型表示其等值电路结构。

输电线路故障问题发生的原因主要分为外部环境因素、内部设备及结构因素。在受到重大自然灾害、禽类及兽类动物活动、人为活动等外部环境因素影响下,输电线路本身的线路结构、设备连接和系统状态可能会出现突发状况,导致电力系统短路、线路损坏或断裂问题的产生。而电力输电线路发生故障的内部原因,则包括线路长度、线路闪络、线路老化、接地错误等,输电线路长度增加时其电阻、电感也会不断增大,一定程度上可能造成电压降低和电能损耗的情况;长时间闪络会导致导线高温熔化,进而致使线路老化、线路跳闸、设备损坏与供电中断,同时线路接地错误则会导致单相/两相/三相短路,影响供电系统的可靠性和安全性<sup>[3]</sup>。

### 1.2 电力输电线路常见的故障类型

电力系统输电线路故障涵盖两相短路、三相短路、单相接地短路、两相接地短路等类型,其中单相接地短路占输电线路总故障比例的60%,其他三相短路、两相短路、两相接地短路占总故障比例的5%~20%不等。

单相接地短路时电流不对称、故障相电流急剧增大,短路电流往往沿着导体接地回路传输至电源,导致故障相电压趋近于0、非故障相电压快速升高,造成电力设备损坏、输电线路跳闸问题的出现。两相相间短路时,非故障相电流远小于故障相电流,非故障相电压基本保持不变、故障相电压显著降低,两相短路会在短时间内烧毁导线、电缆及开关设备,引发线路断路与供电中断情况,且长期两相短路容易演变为三相短路;三相相间短路也称为对称性短路、其发生的概率小,但发生故障点会由稳态电流转换为暂态电流,短路

1. 国网江西省电力有限公司九江供电分公司 江西九江 332000

电流的波动周期不对称、幅值可达到稳态电流的 1.5~2 倍，故障点电压也将快速下降至趋于 0，且短路电流发出的巨大热量会导致输电线路熔断、绝缘装置烧毁，引发线路断路与供电中断。两相接地短路是在三相短路中存在两相接地故障，短路时流经两接地位置的故障相电流方向相反，故障相电流急剧增大、电压迅速下降至趋于 0<sup>[4]</sup>。

## 2 基于 VMD 变分模态及 FE 模糊熵技术的信号模态分量计算

### 2.1 基于电力系统测试元器件的故障电压信号采集

选用三相故障器、双绕组变压器对输电侧 / 负荷侧电压作出升降转换，模拟输电线两相 / 三相短路、单相接地短路、两相接地短路等类型的故障。同时使用行波测距技术作出输电线路故障定位，利用三相电压 / 电流测量仪采集不同工况环境下输电线路两端、负荷端节点的相电压和电流信号，用于依照  $I_0 = I_1 + I_2 + I_3$  的输电线短路公式，支持故障相电压 / 电流、零序电压 / 电流计算，采集生成规则波动的多尺度故障相电压 / 电流信号<sup>[5]</sup>。

### 2.2 基于 VMD 变分模态、FE 模糊熵技术的信号模态分量计算

通过 VMD 变分模态将故障相电压 / 电流信号作出分解，分解为多模态的 IMP 脉冲分量。以故障相电压信号模态分量提取计算为例，首先，在给定时间序列内作出相空间重构，设置  $n$  维相空间为  $\{X(t+1), X(t+1), \dots, X(t+i), \dots, X(t+n)\}$ ，则多维相空间内提取的故障电压信号可表示为  $u(t+i) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n X(t+i) \cdot u(t)$ ；而后基于 VMD 变分模态对故障相电压信号分解为多个分量，引入相电压预估中心频率对相分量信号进行希尔伯特变换、将每个分量信号解调与调制为单边频谱，计算公式为：

$$u(t+i) \rightarrow \sum_{k=1}^m u_k(t+i) \left[ \delta(t+i) + \frac{a}{\pi(t+i)} \right]^* \left[ u_k(t+i) \left( \delta(t+i) + \frac{a}{\pi(t+i)} \right) \right]^* \cdot e^{-a\omega_k(t+i)} \quad (1)$$

式中： $u_k(t+i)$  表示经变分模态分解、希尔伯特变换后得到的第  $k$  个模态分量； $\delta$  表示单位冲激函数，用于描述 IMP 脉冲信号瞬时冲激； $\omega_k$  表示第  $k$  个模态分量的预估中心频率； $e^{-a\omega_k(t+i)}$  表示复指数调制因子，用于将信号频谱调制为基带附近的单边频谱； $a$  表示虚数； $e$  表示自然对数底数； $*$  表示复共轭算子。

若时间序列  $t+j$  内相空间中故障电压的距离为二者之差的绝对值最大值，则引入模糊隶属度函数，作出时间序列

$t+j$  内多模态分量信号的相似度量计算，将模糊相似度结果与容限  $r$  融合、得到多维相空间的模糊熵，具体计算公式为：

$$d_{t+i}^k = \max \left| \frac{u_k(t+i) - u_{k+1}(t+i)}{X(t+i)} \right| D_{t+i}^k = e^{-(d_{t+i}^k/r)^n} \quad (2)$$

$$\varphi^m(r) = \frac{1}{m-k} \sum_{k=1}^m \left( \frac{1}{m-k} \sum_{i=1}^n D_{t+i}^k \right) \quad (3)$$

$$FE(k, r, n) = \ln \varphi^k(r) - \ln \varphi^{k+1}(r)$$

式中： $d_{t+i}^k$  和  $D_{t+i}^k$  分别表示相空间维度的模态分量距离、模糊相似度值； $e$  表示自然对数底数； $r$  表示容限界宽度，用于构造模糊隶属度函数； $\varphi^m(r)$  表示相空间维度内所有模态分量的平均模糊相似度； $FE(k, r, n)$  表示衡量多模态分量复杂度的模糊熵，值越大则信号分量越复杂、随机性越强。

为提高多模态信号变分分解的抗噪声干扰性，在 VMD 变分模型中引入惩罚因子  $\alpha$ ，利用增广拉格朗日函数、拉格朗日乘子  $\lambda(t)$  作为约束条件，对变分模态分解后的分量  $u_k(t+i)$  作出非约束变分转换，将原有的变分模态分量转换为无约束分量，计算公式为：

$$L(\omega_k, \lambda(t+i)) = \alpha \sum_{k=1}^m \left\| \partial_{t+i} \left[ \left( \delta(t+i) + \frac{a}{\pi(t+i)} \right) \cdot u_k(t+i) \right] \cdot e^{-a\omega_k(t+i)} \right\|_2^2 + \left\| f(t+i) - \sum_{k=1}^m u_k(t+i) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t+i), f(t+i) - \sum_{k=1}^m u_k(t+i) \rangle \quad (4)$$

$$u_k(t+n) = \arg \min_{u_k \in \mathbb{R}} \left\{ \alpha \sum_{k=1}^m \left\| \partial_{t+i} \left[ \left( \delta(t+i) + \frac{a}{\pi(t+i)} \right) \cdot u_k(t+i) \right] \cdot e^{-a\omega_k(t+i)} \right\|_2^2 + \left\| f(t+i) - \sum_{k=1}^m u_k(t+i) \right\|_2^2 + \frac{\lambda(t+i)}{2} \right\} \quad (5)$$

式中： $L$  表示增广拉格朗日函数； $\lambda(t+i)$  表示拉格朗日乘子； $\alpha$  表示惩罚因子； $f(t+i)$  表示需开展变分模态分解的输入信号； $\arg \min_{u_k \in \mathbb{R}}$  表示变分优化算子； $\langle \rangle$  表示拉格朗日乘子  $\lambda$  与约束残差的内积运算、用于对模态分量的无约束信号值作出优化。

而后结合各模态分量的中心频率，对式 (5) 作出傅里叶变换转换，得到基带频域内更新后的无约束信号模态分量，计算公式为：

$$u_k(t+n) = \frac{f(\omega_k^{t+n}) - \sum_{k=1}^m u_k(t+n) \cdot \omega_k^{t+n} + \lambda(\omega_k^{t+n})/2}{1 + 2\alpha(\omega_k^{t+n} - \omega_k^{t+i})^2} \quad (6)$$

$$\sum_{k=1}^m \frac{\|u_k(t+n) - u_k(t+i)\|_2^2}{\|u_k(t+i)\|_2^2} < e \quad (7)$$

式中： $\omega_k^{t+n}$  表示更新后的模态分量中心频率；式 (7) 表示模态分量终止更新的判定条件。

3 基于改进 CNN-SVM 网络混合模型的输电线路故障预测方案

3.1 基于 CNN 神经网络算法的输电线路故障特征提取

将基于 VMD 变分模态算法分解后的输电线路故障信号，在特定时间序列作出不同频率 IMF 分量的多尺度排列，将其整合拼接为  $\{(u_1(t+1), u_1(t+1), \dots, u_1(t+i), \dots, u_1(t+n)) \dots (u_k(t+1), u_k(t+1), \dots, u_k(t+i), \dots, u_k(t+n))\}$  输入 CNN 卷积神经网络，在多尺度卷积层、池化层提取不同频率下信号分量的特征，并输入全连接层使用 SVM 向量机进行故障特征的分类预测分析。假设 CNN 卷积网络算法的卷积核大小为  $3 \times 3$ ，在卷积层设置 stride=1 单位步长，利用卷积核沿滑动窗口由左至右进行多尺度卷积训练，对输入故障相电压 / 电流信号分量作出特征提取计算，利用  $N$  位寄存器完成多维空间中信号特征的属性编码，计算公式<sup>[6]</sup>为：

$$\text{conv}h_k(t+n+1) = \sum_{j=1}^J \sum_k^{3 \times 3} w_j \cdot c_j(x_j + s_{j,1}y_j + s_{j,2}) + \varepsilon \quad (8)$$

式中： $\text{conv}h_k(t+n+1)$  为  $(t+n+1)$  时刻滑动窗口多尺度卷积计算的输出特征值； $w_j$  为卷积核权重参数； $c_j$  为第  $j$  个输入通道的特征图； $s_{j,1}$  和  $s_{j,2}$  分别为窗口滑动运算的信号分量矩阵、特征矩阵； $(x_j, y_j)$  为故障相电压 / 电流信号特征提取的位置； $\varepsilon$  为卷积层偏置项，用于控制算法卷积训练的数值偏移。

随后将提取的故障相电压 / 电流信号分量特征值输入池化层，利用大小为  $2 \times 2$  的池化核展开下采样池化降维计算，设定 stride=2 的单位位移步长、对多维空间的故障信号特征参数作出降采样池化与聚合处理，使包含时间序列、通道的多维度信号分量特征转换为二维空间特征，突出局部区域相邻的、重要的特征属性，计算公式为：

$$h_{\text{pool}}(t+n+1) = \max\{h_k(t), h_k(t+1), \dots, h_k(t+n+1)\} \quad (9)$$

式中： $h_{\text{pool}}(t+n+1)$  表示池化层输出的电压 / 电流信号分量特征值； $\max$  表示最大池化算子，用于从局部特征集中选取最大特征值，进而实现关键特征的下采样降维与聚合计算。

3.2 基于 SVM 支持向量机的故障特征分类预测分析

在 SVM 支持向量机中找到最优的超平面（决策边界），选取超平面上的任意点确定划分规则，结合  $w^T \cdot x + b = 0$  公式设定线性超平面划分规则公式（如式（10）），对故障相电压 / 电流信号分量数据特征作出故障预测、二分类计算，式中  $w^T$  为支持向量机参数向量； $x$  为线性超平面上的待测故障特征点。当  $B$  值最大、 $w^T$  模长最小时，可完成对输电线路故障特征的正确预测与分类。

$$B = \frac{w^T(x_1 - x_2)}{\|w\|} \quad (10)$$

4 结果分析

利用 Simulink 仿真软件模拟输电系统 220 kV 的升降压网络，采集特定类型故障电压 / 电流信号，为更加精准提取不同类型故障信号信息，引入 VMD 变分模态、FE 模糊熵将故障信号分解为多个模态分量，使用模糊隶属度函数度量在某一时间序列内、短路信号与原始信号的相似度，获取到输电线路分解后的更为精确的故障电压 / 电流信号，具体的仿真实验参数如表 1 所示。

表 1 仿真实验参数设置

| 参数              | 取值                        | 参数         | 取值                                  |
|-----------------|---------------------------|------------|-------------------------------------|
| 模态 IMF 分量数      | $K=5$                     | VMD 惩罚因子取值 | $\alpha \approx 2\ 000 \sim 3\ 000$ |
| Fixed-step 时间步长 | 10~50 ms                  | 拉格朗日乘子更新系数 | $1 \times 10^{-7}$                  |
| 卷积 / 池化核尺寸      | $3 \times 3 / 2 \times 2$ | 容限界限宽度 $r$ | 信号标准差 0.2 倍                         |
| 最大迭代训练轮次        | 100 次                     |            |                                     |

对含有两相短路、三相短路、单相接地短路、两相接地短路等典型故障的 100 组样本进行测试，得到仿真实验结果如表 2 所示。

表 2 仿真实验结果

| 迭代轮次 / 故障预测数 | 两相短路 (1) | 三相短路 (2) | 单相接地短路 (3) | 两相接地短路 (4) |
|--------------|----------|----------|------------|------------|
| 1            | 12       | 8        | 51         | 22         |
| 2            | 10       | 11       | 50         | 20         |
| 3            | 11       | 9        | 54         | 21         |
| ...          | 11       | 8        | 53         | 21         |
| 49           | 12       | 10       | 53         | 24         |
| 精准率          | 94.59%   | 98.35%   | 97.62%     | 95.48%     |
| K-means 聚类算法 | 85.38%   | 86.73%   | 79.60%     | 84.29%     |

根据如上可得故障相电压  $U_1$ 、 $U_2$  的取值范围及幅值变动存在显著差异，且故障相电压和电流分别在  $-1 \times 10^5 \sim 1 \times 10^5$  V、0~5 A 的取值范围之间波动，因而故障相分解时 IMF 分量的取值也存在差异。由表 2 实验结果可得，基于改进 CNN-SVM 混合模型的输电线路故障预测，实际属于某一故障类别的特征样本预测分析准确率为 95% 以上，表明其故障预测效率及精准度高、鲁棒性良好。

5 结语

综上所述，输电线路故障预测与分析为当下电力系统管理工作的重中之重，短路后电流产生的巨大热量会烧毁线路、电缆接头等装置，造成输电线路断路与供电中断。针对外部自然环境、内部设备老化及连接不当导致的电网线路故障间

## 雷达常见干扰及抗干扰应对方案分析

金毅仁<sup>1</sup>

JIN Yiren

## 摘要

雷达干扰与雷达抗干扰是雷达技术领域的两大核心研究方向，二者互为矛盾又相互促进，共同推动技术发展。文章围绕雷达的有源干扰与无源干扰形式，详细阐述了在雷达天线、发射机、接收机及信号处理等关键环节采用的抗干扰应对措施，并结合具体雷达型号，开展了抗干扰实现方案的相关设计。雷达天线部分采用副瓣对消、副瓣匿隐辅助天线技术；接收机部分运用多接收通道、频率捷变等技术；发射机部分针对捷变策略，实现发射频率、脉冲宽度、重复周期的在线编辑，并采用掩护脉冲技术；信号处理部分则对副瓣对消、副瓣匿隐进行相关处理，同时通过脉冲压缩、恒虚警（CFAR）、动目标显示（MTI）、动目标检测（MTD）等技术抑制干扰信号。目前该型号雷达已投入实际应用，在常规运行及任务执行过程中，展现出良好的抗干扰性能。

## 关键词

有源干扰；无源干扰；副瓣对消；副瓣匿隐；频率捷变；恒虚警；脉冲压缩；动目标显示；动目标检测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.12.027

## 0 引言

随着科技不断进步，雷达技术也得到快速发展。同时，雷达生存的电磁环境日益恶劣，出现了各种干扰手段对抗雷达目标观测，使雷达无法观测、跟踪目标或无法获取目标的错误参数信息。

雷达目前不仅要在电磁环境中发现目标、识别目标，还要保证自身在复杂的电磁环境中得以生存。面对形式多样的雷达干扰技术，雷达抗干扰技术应运而生。雷达对抗恶劣电磁环境的能力，是判断雷达技术性能的准则之一，也是当前

雷达发展的重要趋势<sup>[1]</sup>。

## 1 概述

电子对抗ECM技术采用相关技术破坏雷达的正常工作，使其不能正常探测和跟踪目标；或采用某些措施掩盖真实目标，或制造虚假目标对雷达观测进行迷惑，从而对雷达观测进行干扰<sup>[2]</sup>。

按照雷达干扰信号产生的方式来划分，可以分为有源干扰和无源干扰。在对雷达进行有源干扰时，干扰方通过干扰设备发射电磁波信号或转发电磁波信号，对雷达观测产生干扰或欺骗<sup>[3]</sup>；在对雷达进行无源干扰时，干扰方释放干扰物，如箔条、诱饵等，通过干扰物改变雷达电磁波信号的传播路

1. 中国电子科技集团公司第三十八研究所 安徽合肥 230088

题，引入 VMD 变分模态、FE 模糊熵技术融合的电网故障预测方案，结合改进 CNN-SVM 卷积神经网络模型对故障相电压/电流信号分量特征作出提取分类，可大幅提升故障诊断的精准性与可靠性。

## 参考文献：

- [1] 李立江, 林海, 王佳, 等. 基于行波理论的输电线路故障诊断方法研究[J]. 软件工程, 2022, 25(7): 9-14.
- [2] 刘辉, 李永康, 高放, 等. 基于小波散射协同 BiLSTM 的输电线路故障诊断[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(12): 165-172.

[3] 瞿海保, 王兴志, 葛敏辉, 等. 基于改进卷积神经网络的输电线路故障诊断方法[J]. 电气自动化, 2021, 43(2): 105-108.

[4] 闫伟. 智能诊断方法在电力变压器故障识别中的应用[J]. 石化技术, 2020, 27(9): 241-278.

## 【作者简介】

程开文（1990—），男，湖北黄冈人，本科，工程师，研究方向：输电线路。

夏婕（1990—），女，江西九江人，硕士研究生，工程师，研究方向：电力电子。

（收稿日期：2025-10-22 修回日期：2025-12-10）