

文章编号: 1005-0523(2026)04-0055-08



基于时频模态特征提取的牵引网行波故障定位方法研究

周 欢, 陈剑云

(华东交通大学电气与自动化工程学院, 江西 南昌 330013)

摘要:针对全并联AT牵引网中故障点入射波、反射波以及自耦变压器(AT)反射波等不同成分的行波难以识别,导致故障定位困难的问题,文章提出一种基于自适应投影固有变换多元经验模态分解(APIT-MEMD)的波形相似度行波故障定位方法。该方法采用APIT-MEMD算法对上下行多导线故障信号进行自适应投影固有变换多元经验模态分解,以提取表征故障行波不同成分的暂态高频特征。通过构建不同成分行波模态分量的互相关系数矩阵,识别不同路径的行波,并计算相应的互相关函数最大时延,从而实现牵引网行波故障定位。实验结果表明,基于时频模态特征提取的方法故障定位误差在102 m以内,平均绝对误差为49 m;与采用不同投影参数的多元经验模态分解(MEMD)算法结果相比,该方法可有效提升故障定位精度。

关键词:牵引网;行波;故障定位;多元经验模态分解

中图分类号:U225.4

文献标志码:A

本文引用格式:周欢,陈剑云. 基于时频模态特征提取的牵引网行波故障定位方法研究[J]. 华东交通大学学报, 2026, 43(4): 55-62.

Research on Traction Network Traveling Wave Fault Location Method Based on Time-Frequency Mode Feature Extraction

Zhou Huan, Chen Jianyun

(School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: To address the challenge of identifying traveling wave components, including fault point incident waves, reflected waves, and waves reflected by auto-transformer (AT), which complicates fault location in all-parallel AT traction networks, this paper proposes a wave similarity-based fault location method using adaptive projection intrinsically transformed multivariate empirical mode decomposition (APIT-MEMD). The APIT-MEMD algorithm is applied to adaptively decompose fault signals from multi-conductor lines in both directions to extract transient high-frequency characteristics representing different components of fault traveling waves. By constructing the cross-correlation coefficient matrix of different wave mode components to identify traveling waves along different paths and calculating the corresponding maximum time delay, fault location in the traction network is achieved. Experimental results demonstrate that the proposed method, based on time-frequency mode feature extraction, achieves a fault location error within 102 m with an average absolute error of 49 m. Compared

收稿日期: 2023-09-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(51467004)

with the results of the multivariate empirical mode decomposition (MEMD) algorithm using different projection parameters, the proposed method effectively improves fault location accuracy.

Key words: traction network; traveling wave; fault location; multivariate empirical mode decomposition

Citation format: Zhou Huan, Chen Jianyun. Research on traction network traveling wave fault location method based on time-frequency mode feature extraction[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2026, 43(4): 55–62.

我国高速电气化铁路广泛采用全并联AT牵引供电方式,牵引网运营里程长、规模大。其运行环境复杂恶劣,故障频发。强风、覆冰、积雪及异物侵入等均可能引发短路故障,进而造成列车停运,甚至引发严重安全事故。因此,准确定位故障点并及时抢修、恢复供电极为重要^[1]。现有牵引网故障定位装置主要基于阻抗法^[2-4]和电流比法^[5]的原理,定位精度较低。

国内外学者已在故障定位领域开展了大量研究。目前,行波法^[6-8]在故障定位中得到广泛应用。行波法测量精度高,在牵引网故障定位中具有广阔的应用前景。行波法故障测距的核心原理是通过识别反射波波头实现精准故障定位^[9]。传统行波波头特征提取方法包括经验模态分解(EMD)^[10]、多元经验模态分解(MEMD)^[11]、小波模极大值变换^[12]等。文献[13]提出的基于小波变换模极大值极性的故障定位方法需选择适当的小波基函数和分解尺度。受钢轨电流难以直接测量的限制,文献[14]中的传统相模变换难以应用,因此基于单通道信号分析的小波变换行波故障测距法计算精度较低。此外,EMD与MEMD在处理复杂信号时易产生模态混叠,且自适应能力较差^[15-16]。全并联AT牵引供电系统采用特殊的多导线结构,其上、下行供电线路按固定间隔经自耦变压器(AT)并联。故障行波在传播过程中呈多路径传播,致使不同成分的行波在时域内相互叠加而难以区分,增加了故障定位的难度。文献[16]所用MEMD虽对多元故障信号具备模态对准特性,但其分解性能易受投影方向与噪声影响。牵引变电所、故障点、AT所等不同阻抗突变点的反射波具有不同的波形相关性,因此可通过行波波形相关性识别不同路径的行波波头,进而实现故障定位。但高频暂态信号周期极短,且存在多

频率、多相位成分叠加,同时受噪声干扰,导致故障信号的行波特征难以有效提取。自适应投影固有变换多元经验模态分解(APIT-MEMD)算法可依据信号局部特性自适应处理多元故障信号,提取行波不同成分的时频模态特征。

为准确识别多路径行波、实现全并联AT牵引网行波故障定位,本文提出一种基于时频模态特征提取的牵引网行波故障定位方法。为精准提取不同路径的高频模态特征,采用APIT-MEMD算法对多导线故障信号进行多元经验模态分解,获取行波不同成分的模态函数。为区分不同路径行波,通过构建互相关系数矩阵识别不同路径的行波信号。结合时频模态特征提取方法,计算最大时延,实现精准故障定位。为验证该方法的有效性,在电磁暂态仿真程序(ATP)中建立牵引网暂态故障仿真模型,生成短路故障数据作为样本。在MATLAB环境下实现故障定位算法,对故障数据进行处理、特征提取和算法验证。实验结果表明,该方法在不同工况下性能稳定,对不同故障参数具有较强鲁棒性。

研究适用于多导线并联结构的全并联AT牵引网行波故障定位方法,可助力铁路部门高效处置牵引网线路故障,缩短故障抢修与停运时间,提升铁路系统可靠性与安全性,为铁路运营提供高效、精准的故障定位解决方案,对提升铁路综合效益具有重要意义。

1 牵引网行波的波形相似特性

全并联AT牵引网可等效为上行接触线 T_1 、钢轨 R_1 和馈线 F_1 ,并与下行接触线 T_2 、钢轨 R_2 和馈线 F_2 并联连接^[17-18],包含分区所SP,牵引变电所TS,1号自耦变压器 AT_1 ,等效结构如图1所示。

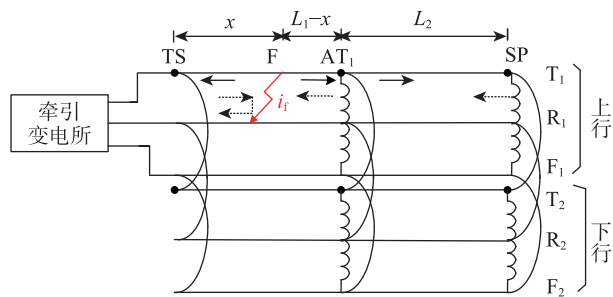


图1 全并联AT牵引网等效结构

Fig. 1 Equivalent structure of all-parallel AT traction network

自耦变压器将供电臂分为2段, L_1 为TS至AT₁段的距离, L_2 为AT₁至SP段的距离,km; x 为TS至馈线F的距离,km; i_f 为馈线电流。

TS监测点测得的上行T₁和F₁,以及下行T₂和F₂导线的电流信号如图2所示。受牵引网复杂结构影响,故障行波在上、下行导线中呈多路径传播,致使不同路径故障信号包含初始行波、故障点反射波及AT所反射波等多种成分。不同路径行波的传播过

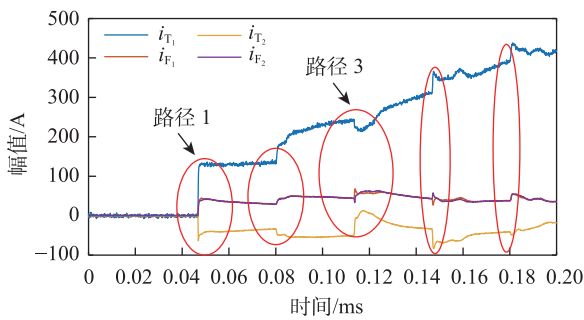


图2 TS监测点T₁和F₁、T₂和F₂导线电流

Fig. 2 Current waveforms of conductors T₁, F₁, T₂, and F₂ at the TS monitoring point

程和距离如表1所示。

由表1可知,不同路径的行波在时域内相互重叠,因此直接识别不同成分的行波难度较大。由于不同成分的行波在波形相似性上存在差异,采用特征提取方法可有效识别不同路径的故障行波。特征提取方法能够有效提取行波不同成分的波形特征,通过特征分析可更精准地区分和识别故障行波的不同成分,从而提升故障检测与分析的准确性和可靠性。

表1 多路径行波

Tab.1 Multi-path traveling waves

编号	传播路径	传播距离
1	A : F→TS (上行) B : F→TS (上行)→TS (下行)	x
2	A : ① F→AT ₁ (下行)→TS (下行)→TS (上行) ② F→AT ₁ (上行)→F→TS (上行) B : F→AT ₁ (下行)→TS (下行)	$2L_1-x$
3	A : ① F→TS (上行)→TS (下行)→AT ₁ (下行)→TS (下行)→TS (上行) ② F→AT ₁ (下行)→TS (下行)→TS (上行)→F→TS (上行) B : ① F→TS (上行)→TS (下行)→AT ₁ (下行)→TS (下行) ② F→AT ₁ (上行)→F→TS (上行)→F→TS (上行)→TS (下行)	$2L_1+x$
4	A : ① F→TS (上行)→TS (下行)→AT ₁ (下行)→TS (下行)→TS (上行)→F→TS (上行) ② F→AT ₁ (上行)→F→TS (上行)→F→TS (上行)→F→TS (上行) B : ① F→TS (上行)→TS (下行)→AT ₁ (下行)→TS (下行)→TS (上行)→F→TS (上行)→TS (下行) ② F→AT ₁ (下行)→TS (下行)→TS (上行)→F→TS (上行) ③ F→AT ₁ (上行)→F→TS (上行)→F→TS (上行)→F→TS (上行)→TS (下行)	$2L_1+3x$
5	F→AT ₁ →F→AT ₁ (下行)→TS (下行)	$4L_1-3x$
6	F→TS→F→TS	$3x$

2 基于APIT-MEMD算法的波形相似度故障定位方法

2.1 基于APIT-MEMD算法的故障行波特征提取

APIT-MEMD算法适用于含噪暂态故障多元信

号的处理,其主要目的是提取暂态故障行波的波形特征。该算法主要包括预处理和分解两个阶段。预处理阶段主要完成原始信号的平滑处理与噪声估计。分解阶段分为两步:首先,对各信号采用MEMD算法分解为一组固有模态函数(IMF)和一

个残余信号;然后,采用自适应修正方法,利用已提取的IMF与残余信号估计并剔除残余噪声。

APIT-MEMD算法采用自适应投影技术将各IMF投影至高维空间处理,从而增强IMF的分离效果。自适应修正步骤通过估计残余信号中的噪声,自适应调整各IMF,使其更逼近原始信号。对各信号实施APIT-MEMD算法分解后,可得到各IMF分量与残差项。算法原理如下。

1) 给定 m 维变量信号 $s(t)$,对其协方差矩阵 $\mathbf{C}$ 进行特征分解, $\mathbf{C}=\mathbf{\Sigma}\mathbf{A}\mathbf{\Sigma}^T$, $\mathbf{\Sigma}$ 为特征向量矩阵, $\mathbf{A}$ 为特征值矩阵。最大特征值 λ_1 对应的特征向量 $\mathbf{\Sigma}_1$ 即为第1主成分方向。

2) 沿 $\mathbf{\Sigma}_1$ 反方向构建另一个矢量 $\mathbf{\Sigma}_{01}$ 。

3) 使用Hammersley序列对 $(m-1)$ 维球面进行均匀采样,得到 k 个方向均匀的投影向量 $\{\mathbf{x}^{\theta_k}\}_{k=1}^k$,计算各方向向量与 $\mathbf{\Sigma}_1$ 的欧几里得距离。

4) 利用 $\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{\Sigma}_1}^{\theta_k} = \frac{\mathbf{x}_{\mathbf{\Sigma}_1}^{\theta_k} + \alpha\mathbf{\Sigma}_1}{|\mathbf{x}_{\mathbf{\Sigma}_1}^{\theta_k} + \alpha\mathbf{\Sigma}_1|}$ 重新定位一半的均匀

投影向量 $\mathbf{x}_{\mathbf{\Sigma}_1}^{\theta_k}$,使其靠近 $\mathbf{\Sigma}_1$;使用 $\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{\Sigma}_{01}}^{\theta_k} = \frac{\mathbf{x}_{\mathbf{\Sigma}_{01}}^{\theta_k} + \alpha\mathbf{\Sigma}_{01}}{|\mathbf{x}_{\mathbf{\Sigma}_{01}}^{\theta_k} + \alpha\mathbf{\Sigma}_{01}|}$ 重新定位 $\mathbf{x}_{\mathbf{\Sigma}_{01}}^{\theta_k}$ 另一半投影向量,使其靠近 $\mathbf{\Sigma}_{01}$ 。重定位向量的密度由参数 α 控制。

5) 采用自适应方向向量 $\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{\Sigma}_1}^{\theta_k}$ 及 $\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{\Sigma}_{01}}^{\theta_k}$ 估计高维空间局部均值 $m(t)$ 。

6) 经APIT-MEMD算法分解,多通道量测信号 $s(t)$ 被分解为一系列IMF矩阵和一个残差项 $r(t)$ 。

APIT-MEMD算法可自适应确定投影方向,更高效地分解多元故障信号并提取其固有模态函数^[19]。该方法的核心思想是利用协方差矩阵特征分解与自适应投影优化信号分解过程,更精准表征故障信号中的行波特征。经该分解方式,APIT-MEMD算法可将原始多通道信号分解为一组IMF矩阵,各IMF矩阵对应不同的频率尺度。

暂态故障数据存在功率不平衡时,可能导致分解性能下降。同时,MEMD的投影方向数 N 对故障定位误差也存在一定影响。为验证功率不平衡与投影方向数对故障定位精度的影响,图3给出了不同投影方向数对应的模态分量故障定位误差曲线。

图3中,当 $N=2\,048$ 时,故障定位误差最小,但不同工况下最优投影方向数存在差异,难以统一确定。为解决该问题,在MEMD中引入自适应投影,

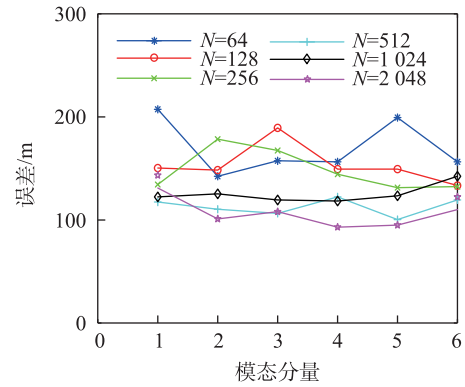


图3 不同投影方向数量的模态分量故障定位误差曲线

Fig. 3 Fault localization error curves of mode components with different projection directions

可使故障定位精度达到最优。

采用APIT-MEMD算法分解得到时频模态分量,多元经验模态的前3个分量如图4所示。这些模态分量分别提取了不同频率的行波成分。通过计算这些模态分量与原始信号的相关系数,可以确定相关系数最大的模态分量,其波形如图5所示。

多元经验模态分量中存在关键的突变点,即局部模极大值,如图6所示。这些模极大值点对应不同行波成分的特征位置。提取故障行波的局部模极大值,可为后续分析提供关键特征。以局部模极大值为中心,设定采样点数 M ,截取出的行波序列波形 $L(t)$ 如图7所示。

计算突变点模极大值附近行波波形的互相关系数矩阵,利用该矩阵判别不同路径行波的相关性。据此可区分不同路径的行波,实现精准故障定位。本文中,互相关函数指两序列相似度随时延变化的完整曲线,互相关系数为其最大峰值处的归一化幅值,由多个互相关系数构成互相关系数矩阵。

2.2 基于行波互相关函数的故障定位

设第1个行波序列为路径1,若路径2与路径1的互相关系数最小,则可识别出路径1与路径2的行波。本文中,互相关函数指两序列相似度随时延变化的完整曲线,互相关系数为其最大峰值处的归一化幅值,由多个互相关系数构成互相关系数矩阵。

假设路径1的行波波头与路径2行波波头的互相关最大时延为 b ,则故障距离 y 可推导为

$$y = L_1 - \frac{bv}{2} \quad (1)$$

式中: v 为行波波速。

故障行波互相关函数波形如图8所示。通过计

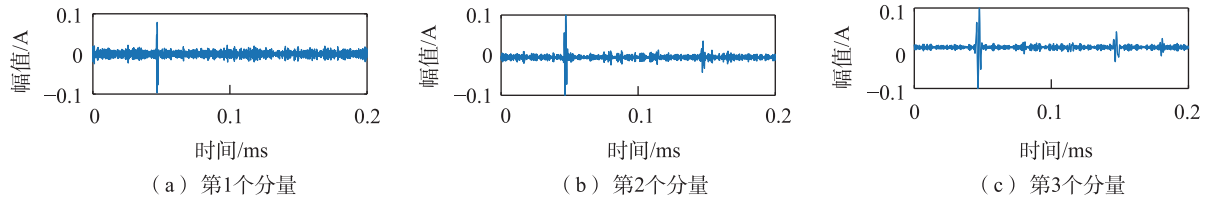


图4 基于APIT-MEMD算法分解的多元经验模态前3个分量

Fig. 4 First three multivariate empirical mode components based on APIT-MEMD decomposition

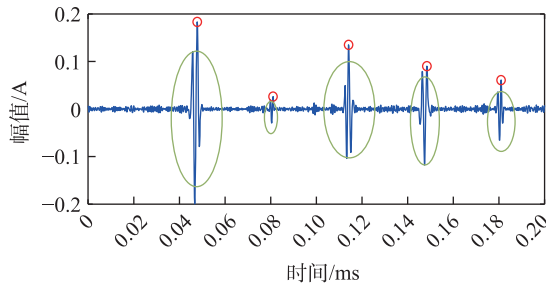


图5 模态分量波形图

Fig. 5 Mode component waveform

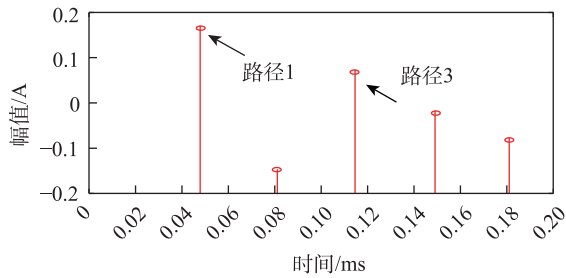


图6 模态分量局部模极大值

Fig. 6 Local mode maxima of mode components

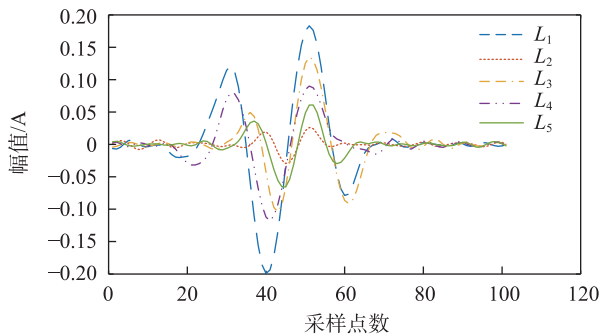


图7 故障行波截取序列波形

Fig. 7 Fault traveling wave intercept sequence waveform

算最大互相关系数,构建不同故障行波序列的互相关系数矩阵。不同故障行波序列的最大互相关系数矩阵如图9所示,三维分布如图10所示,无量纲。

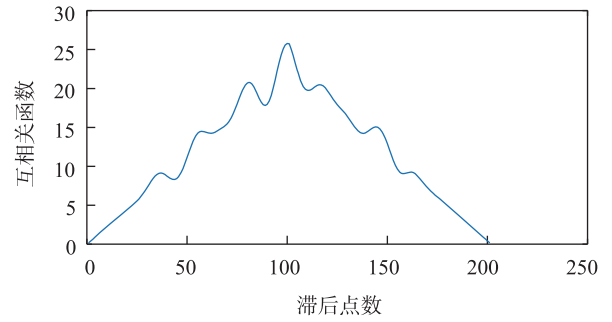


图8 故障行波互相关函数

Fig. 8 Fault traveling wave cross-correlation function

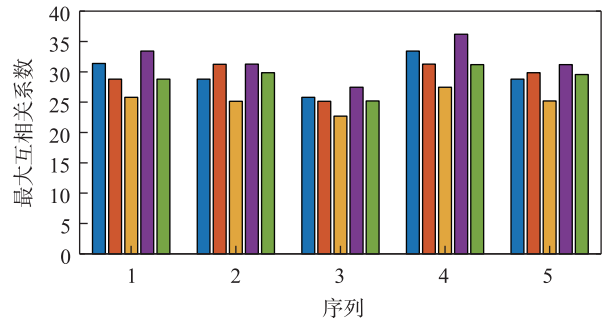


图9 不同故障行波序列最大互相关系数

Fig. 9 Maximum cross-correlation coefficient for different faulty traveling wave sequences

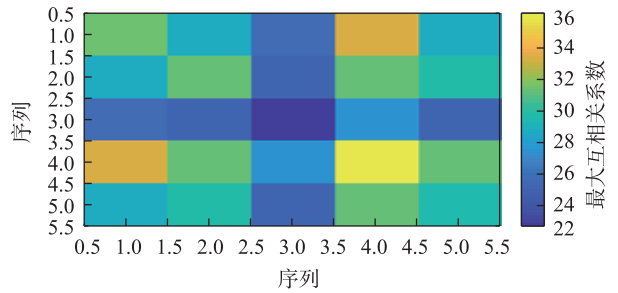


图10 不同故障行波序列最大互相关系数三维图

Fig. 10 Three-dimensional figure of the maximum cross-correlation coefficient of traveling wave sequences with different faults

最后依据路径1与路径2的最大时延确定故障位置。该方法通过时频模态特征提取,实现牵引网行波故障精准定位。

2.3 故障定位流程图

牵引网行波故障定位方法的实现流程如下:

- ① 对上行接触线 T_1 、馈线 F_1 的电流 i_{T_1} 、 i_{F_1} ,以及下行接触线 T_2 、馈线 F_2 的电流 i_{T_2} 、 i_{F_2} 进行测量;
- ② 构建输入电流矩阵 $I=(i_{T_1}, i_{F_1}, i_{T_2}, i_{F_2})$,采用APIT-MEMD算法对其进行分解,提取多元经验模态分量;
- ③ 计算各模态分量的局部极值点,并提取极值点前后共 M 点的波形数据,基于该数据构建互相关系数矩阵 R ;
- ④ 识别矩阵 R 中最小互相关系数的索引 m ,并执行分支判断:当 m 等于2时,计算第1个与第2个行波序列波头时延 b ;当 m 不等于2时,则计算第1个行波序列波头与最小互相关系数序列对应行波波头的最大时延 b ;
- ⑤ 将所得时延代入式(1),计算得到故障距离 y 。

3 故障定位结果分析与讨论

在ATP上搭建短路故障仿真模型。牵引网全长30 km,中间设置1台AT,将供电臂分为两段,每段长15 km,故障区段涵盖第1段和第2段。在牵引变电所出口处(TS端)设置上下行线路的电流测量点,采样频率为10 MHz。短路故障类型包括:接触线与钢轨短路(T-R)、正馈线与钢轨短路(F-R)、接触线与正馈线短路(T-F)。过渡电阻分别为1, 10 Ω 。故障初相角分别为 $6^\circ, 17^\circ, 30^\circ, 49^\circ, 90^\circ$ 。

为实现精准故障定位,采用基于APIT-MEMD算法波形相似度的牵引网故障定位方法,对TS端测量点采集的上行 T_1 、 F_1 ,及下行 T_2 、 F_2 导线多元电流信号进行处理。在向多元信号添加20 dB高斯白噪声的情况下,所得模态分量的局部模极大值如图11所示,不同故障行波序列的最大互相关系数如图12所示。

由图12可见,序列4的互相关系数最小,因此序列1和序列4对应路径1和路径2的行波波头。根据式(1),计算可得故障定位结果见表2。

实验结果表明,在不同过渡电阻、故障初相角及故障类型下,实际测距误差的最大值不超过102 m。将所提算法与MEMD算法^[11]及EMD算法^[10]进行对比,不同算法的故障定位精度如表3所示。

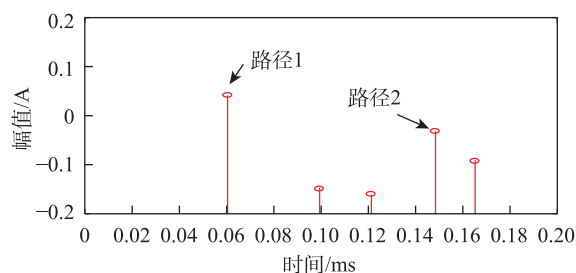


图11 模态分量局部模极大值

Fig. 11 Local mode maxima of mode components

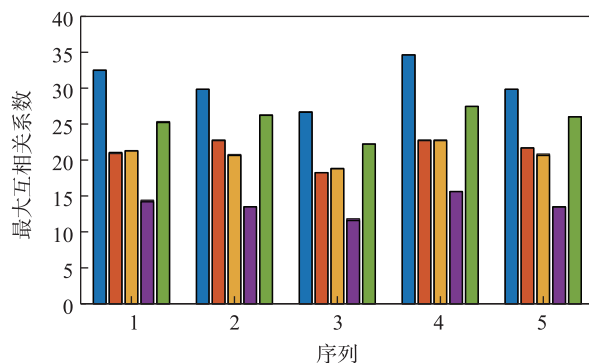


图12 不同故障行波序列最大互相关系数

Fig. 12 Maximum cross-correlation coefficient values for different faulty traveling wave sequences

表2 故障定位结果

Tab.2 Fault location results

故障距离/km	T-R		T-F		F-R	
	实测距离/km	误差/m	实测距离/km	误差/m	实测距离/km	误差/m
1	1.003	3	1.013	13	1.007	7
5	5.043	43	5.052	52	5.050	50
10	10.053	53	10.016	16	10.015	15
14	13.968	32	13.952	48	14.078	78
16	16.035	35	16.025	25	16.011	11
20	20.092	92	20.102	102	20.075	75
25	25.075	75	25.034	34	25.027	27
29	29.075	75	29.014	14	29.034	34

表3 不同算法的故障定位精度

Tab.3 Fault location accuracy of different algorithms m

算法	T-R 短路	T-F 短路	F-R 短路
MEMD	95	108	117
EMD	130	136	149
APIT-MEMD	49	53	55

结果表明,本文所提算法在故障定位精度上优于其他对比算法。

4 结论

在全并联AT牵引网中,故障行波存在多路径传播现象,不同行波成分在时域内相互叠加、难以区分,导致故障定位困难。针对该问题,本文采用基于APIT-MEMD算法时频模态特征提取的方法,准确识别多路径行波,进而实现全并联AT牵引网的行波故障定位,得出以下结论。

1) 针对行波不同成分特征难以提取导致的故障定位困难问题,采用APIT-MEMD算法对多导线故障信号进行多元经验模态分解,可有效提取不同路径的高频固有模态函数特征。

2) 为识别不同路径行波,通过分析多元经验模态高频行波特征,采用波形相似度法计算互相关系数,可有效区分不同路径的行波成分;结合时频模态特征提取方法计算最大时延,实现精准故障定位。

3) 该算法基于时频模态特征提取实现行波故障定位,无需捕捉行波波头,也不受行波波头奇异性影响。与传统MEMD和EMD算法相比,该算法采用自适应投影,避免了投影方向选择的影响,有效提高了故障定位精度,具有较高的准确性和鲁棒性。

参考文献:

- [1] Saber A, Zeineldin H H, El-Fouly T H M, et al. A new fault location scheme for parallel transmission lines using one-terminal data[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 135: 107548.
- [2] An Jianwei, Zhuang Chijie, Rachidi F, et al. An effective EMTR- based high- impedance fault location method for transmission lines[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2021, 63(1): 268-276.
- [3] Hu Haitao, Pan Pengyu, Song Yitong, et al. A novel controlled frequency band impedance measurement approach for single-phase railway traction power system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(1): 244-253.
- [4] Pan Pengyu, Hu Haitao, Yang Xiaowei, et al. Impedance measurement of traction network and electric train for stability analysis in high-speed railways[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 33(12): 10086-10100.
- [5] 于国旺. 利用机车负荷电流校验AT吸上电流比测距精度[J]. 铁道工程学报, 2014, 31(7): 95-98.
- [6] Yu Guowang. Check distance measurement accuracy of AT suck current ratio with locomotive load current[J]. Journal of Railway Engineering Society, 2014, 31(7): 95-98.
- [7] Naidu O D, Pradhan A K. Precise traveling wave-based transmission line fault location method using single-ended data[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(8): 5197-5207.
- [8] Jimenez H A, Guillen D, Tapia-Olvera R, et al. An improved algorithm for fault detection and location in multi-terminal transmission lines based on wavelet correlation modes[J]. Electric Power Systems Research, 2021, 192: 106953.
- [9] Parsi M, Crossley P, Dragotti P L, et al. Wavelet based fault location on power transmission lines using real-world travelling wave data[J]. Electric Power Systems Research, 2020, 186: 106261.
- [10] Chen Jingwen, Chu Enliang, Li Yingchun, et al. Faulty feeder identification and fault area localization in resonant grounding system based on wavelet packet and Bayesian classifier[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2020, 8(4): 760-767.
- [11] Wang Dong, Hou Mengqian. Travelling wave fault location algorithm for LCC-MMC-MTDC hybrid transmission system based on Hilbert-Huang transform[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2020, 121: 106125.
- [12] Ur Rehman N, Mandic D P. Filter bank property of multivariate empirical mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(5): 2421-2426.
- [13] 傅钦翠, 陈剑云, 钟汉华, 等. 全并联AT牵引网行波传播特性研究及单端故障测距算法[J]. 铁道学报, 2021, 43(7): 66-76.
- [14] Fu Qincui, Chen Jianyun, Zhong Hanhua, et al. Research on traveling wave propagation characteristics of all-parallel AT traction network and single terminal fault location algorithm[J]. Journal of the China Railway Society, 2021, 43(7): 66-76.
- [15] 陶彩霞, 杜雪, 高峰阳, 等. 基于经验小波变换的混合输电线路单相接地故障测距[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(10): 105-112.
- [16] Tao Caixia, Du Xue, Gao Fengyang, et al. Single-phase to ground fault location of hybrid transmission lines based on empirical wavelet transform[J]. Power System

- Protection and Control, 2021, 49(10):105-112.
- [14] 舒新星,陈剑云,华敏,等. 基于时频谱相似度全并联AT牵引网行波测距方法[J]. 铁道学报, 2022, 44(6):37-45.
Shu Xinxing, Chen Jianyun, Hua Min, et al. Traveling wave ranging method for all parallel AT traction network based on time spectrum similarity[J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(6):37-45.
- [15] Thirumalaisamy M R, Ansell P J. Fast and adaptive empirical mode decomposition for multidimensional, multivariate signals[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(10):1550-1554.
- [16] Komaty A, Boudraa A O, Flandrin P, et al. On the behavior of MEMD in presence of multivariate fractional Gaussian noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69:2676-2688.
- [17] 彭涛,陈剑云. 基于管状导体模型钢轨高频频变参数计算[J]. 铁道学报, 2019, 41(8):45-49.
Peng Tao, Chen Jianyun. Calculation of the high frequency-dependent impedance of rail using a equivalent tubular conductor model [J]. Journal of the China Railway Society, 2019, 41(8):45-49.
- [18] 戴攀,刘田,周浩. 高速铁路接触网行波传播特性研究[J]. 铁道学报, 2014, 36(2):25-30.
Dai Pan, Liu Tian, Zhou Hao. Characteristics of traveling wave propagation in catenary of high-speed railway [J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 36(2):25-30.
- [19] 张艳军,殷翔翔,葛延峰,等. 基于APIT-MEMD的电力系统低频振荡模式辨识新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(14):165-174.
Zhang Yanjun, Yin Xiangxiang, Ge Yanfeng, et al. Low frequency oscillation mode estimation in power systems using adaptive-projection intrinsically transformed multivariate empirical mode decomposition [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(14):165-174.



第一作者:周欢(1993—),女,博士研究生,研究方向为牵引网行波故障定位等。E-mail:jemiya_zhouhuan@163.com。



通信作者:陈剑云(1962—),男,教授,博士,博士生导师,研究方向为牵引网行波故障定位等。E-mail:tiger984@163.com。

(责任编辑:姜红贵)