DOI：10.13890/j.issn.1000-128X.2024.02.017

地铁直流进线振荡电流识别算法研究

王楠清[1]，漆　宇[1]，忻兰苑[1]，宋金川[2]，田行军[3]
（1.中车株洲电力机车研究所有限公司，湖南 株洲 412001；
2.天津凯发电气股份有限公司，天津 300392；
3.石家庄铁道大学 电气与电子工程学院，河北 石家庄 050043）

摘　要：针对地铁直流进线的振荡电流容易引起继电保护系统频繁误动作的问题，文章提出以变分模态分解、样本熵、TOPSIS为核心的故障诊断分析算法，并搭建实时数字仿真试验平台，以地铁继电保护装置为应用场景，通过将改进的进线保护算法与传统逆流保护算法进行试验对比分析，验证了方法在工程实践中的可行性和有效性。结果表明，该方法可有效识别直流进线特殊振荡电流，提高继电保护的可靠性。

关键词：地铁牵引供电系统；直流进线谐振电流；短路电流；进线保护；变分模态分解

中图分类号：U231　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1000-128X（2024）02-0140-11

0　引言

由于地铁整流器两侧储能电力元件与开关电气元件数量种类繁多，元件相互作用后形成的电气特性复杂，给牵引供电系统的稳定带来不确定性。实际情况表明，随着地铁车辆行车密度的增大和新能源并网率的增加，供电系统的电气特性发生了较大变化，不仅牵引侧出现类线路故障的特殊负荷，而且直流母线电压出现大幅振荡。由于该振荡一般只有秒级，且出现概率较小，一般不将其定性为故障。但是进线侧的振荡电流在特征上与逆流有相似性，容易导致逆流保护误动作。因此，有必要进一步优化保护方案，研究出新型进线保护方法。

近些年，国内外电力供电、信息控制专家一直高度关注大容量供配电系统暂态特征信息的提取与识别技术，且较为成熟的暂态特征信息提取算法已广泛应用于暂态保护[1-2]、故障分类[3-4]、稳态判定[5]、故障识别[6]等领域，这为研究智慧电网暂态保护技术提供了重要理论基础。

传统保护算法一般都通过设定电气阈值或根据信号变化的速率对故障状态进行判定，但由于电源系统与负荷运行状态的多样性变化，导致牵引供电系统暂态信号越来越复杂，因此目前的传统算法不能较好地满足牵引供电系统对继电保护的要求。为了优化算法，行业开展了相关研究。文献[7]在分析机车启动电流和远端短路电流时采用了小波变换多分辨率分析与小波包分析算法，并通过对比试验结果与现场数据验证了该算法能准确判别2种电流特征。文献[8]以小波包分解系数重构算法搭建了谐波分析算法模型，能较为精确地实现对谐波有效值的测量，同时还能完成对非正常信号的定位，完善了牵引供电谐波实时补偿机制。

由于整流变压器在供电环境发生变化时有十分明显的非线性效应，因此傅里叶变换及其衍生算法对短路电流的识别率不太理想[9]。例如，小波变换是通过阈值对隐藏信息的小波系数进行评价，但各类因素的影响会让阈值设定产生较大误差；EMD由信号的复杂性自动确定分解尺度，但会产生模态分量的混叠，不能准确反映原始信号的特征；分形维数涉及到较为繁琐的数学计算（如构造向量空间），会影响保护算法的速动性。因此本文在分析各工况下电流产生机理的基础上，构建以变分模态分解、样本熵、TOPSIS算法为核心的地铁进线电流故障诊断算法，完成对电流状态的

通信作者：王楠清，男，研究方向为牵引供电故障诊断；E-mail: wangnq@csrzic.com
引用格式：王楠清, 漆宇, 忻兰苑, 等. 地铁直流进线振荡电流识别算法研究[J]. 机车电传动, 2024(2): 140-150.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2024.02.017.
Citation：WANG Nanqing, QI Yu, XIN Lanyuan, et al. Research on identification algorithm of oscillating current in DC incoming lines of metro[J]. Electric drive for locomotives,2024(2): 140-150.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2024.02.017.

识别。通过试验，验证了新方法不仅能有效识别出特殊负荷电流，而且具有运算量小的特点，非常适合作为直流牵引网馈线保护算法的补偿算法，可提高牵引供电系统的稳定性与安全性。

1　故障诊断模型原理分析

1.1　变分模态分解理论

变分模态分解理论（VMD）是把原信号分解成不同频域的分量（IMF），并通过累加搜索确定模态分量的带宽与中心频率，该方法比传统的递归模式分解拥有更加出色的噪声鲁棒性[10-12]。通过变分模态分解处理非线性信号时引入约束变量后应满足如下条件：

①得到的所有模态分量通过叠加后能变为原信号 $F(t)$。

②每个模态函数频率唯一且其频带宽度之和最小。

变分约束问题的数学表达为

$$\left.\begin{aligned}&\min_{\{u_k\}\{\omega_k\}}\left\{\sum_k\left\|\partial_t\left[(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t})\cdot u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|^2\right\}\\&\text{s.t.}\sum_k u_k=F(t)\end{aligned}\right\}\tag{1}$$

式中：ω_k 为本征模态分量的中心频率且 $\{\omega_k\}=\{\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_k\}$，$k$ 为分解阶数；$u_k(t)$ 为每个模态分量的调幅调频函数；$\delta(t)$ 为冲激函数。

引入平衡参数 α 和拉格朗日算子 $\lambda(t)$，并采用交替方向乘子法可得

$$\begin{aligned}u_k^{n+1}=\arg\min\Bigg\{&\alpha\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)\cdot u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|_2^2+\\&\left\|F(t)-\sum_k u_k(t)+\frac{\lambda(t)}{2}\right\|_2^2\Bigg\}\end{aligned}\tag{2}$$

对式(2)作 Fourier 等距变换，得

$$\left.\begin{aligned}&u_k^{n+1}=\left[F(\omega)-\sum_{i=1,i<k}u_i(\omega)+0.5\lambda(\omega)\right]\Big/\left[1+2\alpha(\omega-\omega_k)^2\right]\\&\omega_k^{n+1}=\int_0^\infty\omega\left|u(\omega)\right|^2\mathrm{d}\omega\Big/\int_0^\infty\left|u(\omega)\right|^2\mathrm{d}\omega\\&\lambda^{n+1}(\omega)=\lambda^n(\omega)+\tau[F(\omega)-\sum_k u_k^{n+1}(\omega)]\end{aligned}\right\}\tag{3}$$

式中：τ 为噪声，当信号含有强噪声时，可以设定 τ=0 达到更好的去噪效果。

1.2　样本熵

样本熵（SampEn）是以近似熵为数学依托的用来衡量时间序列有序程度的优化方法。

对于 N 个数据构成的时间序列 $\{x(n)\}=x(1),x(2),\cdots,x(N)$，$\boldsymbol{B}^m(r)$ 是 2 个序列在相同容限 r 下匹配 m 个点的概率，$\boldsymbol{A}^m(r)$ 是 2 个序列匹配 m+1 个点的概率。样本熵的定义式为

$$\mathrm{SampEn}(m,r)=\lim_{N\to\infty}\{-\ln[\boldsymbol{A}^m(r)/\boldsymbol{B}^m(r)]\}\tag{4}$$

1.3　VMD 的重要参数

VMD 的主要参数包括模态分量数 k、惩罚因子 α、判别精度 ε 和保真系数 τ，其中判别精度 ε 和保真系数 τ 对 VMD 分解的样本熵权重向量 $v=(v_1,v_2,v_3)^{\mathrm{T}}$ 的效果影响较小，研究时通常选取默认值；而模态分量个数 k 和惩罚因子 α 对 VMD 的分解效果影响较大[13]。

本文在样本熵理论的基础上提出 VMD 分解评价系数的思想，并通过该评价系数体系更精确地确定模态分量 k 的个数，保障分解的最优性与高效的运算速率。

假设原信号 I 通过 VMD 分解得到 k 个模态分量 $\mathrm{IMF}_1,\mathrm{IMF}_2,\cdots,\mathrm{IMF}_k$。由式(4)求得所有模态分量的样本熵，设为 $H_1,H_2,\cdots,H_k$。每个模态分量都代表了混沌状态下的信号 I 在不同频段的特点，因此各模态分量计算出的样本熵都不一样，熵差系数 V_{ar} 可定义为

$$V_{\mathrm{ar}}=\sum_{i=1}^{k}[H_i-\bar{H}]^2\tag{5}$$

式中：$\bar{H}=\sum_{i=1}^{k}H_i\Big/k$。

由式(5)得，V_{ar} 越大代表分解效果越优。同样地将还原系数 δ 定义为原电流 I 和模态分量重构信号之间的偏差，有

$$\delta=\sum_k\mathrm{abs}(I-\mathrm{IMF}_1-\mathrm{IMF}_2-\cdots-\mathrm{IMF}_k)\tag{6}$$

式中：abs(·)为原电流 I 和模态分量重构信号之间偏差的绝对值。

由式(6)可知，δ 越小，重构信号对原信号还原度越大。

根据式(5)和式(6)定义分解评价系数 C_{al} 为

$$C_{\mathrm{al}}=V_{\mathrm{ar}}/\delta\tag{7}$$

C_{al} 正比于 V_{ar}，反比于 δ；C_{al} 越大，重构信号对原信号的表述越精确，变分模态分解精细度越高。利用不同 k 值下的分解评价系数 C_{al} 去衡量分解效果，最后得到的 C_{al} 最大值即为最优模态分量数 k。

1.4　基于样本熵-峭度-相关系数的故障诊断模型

为了深入分析地铁直流进线的铁磁谐振电流信号，选取了统计学理论中的样本熵、峭度[14]、相关系数[15]（模态分量与原信号的相关系数）作为参考指标。考虑到无法判定 3 个参考指标对谐振电流信号的作用，构建了样本熵–峭度–相关系数故障诊断模型，并运用熵权-TOPSIS 法提取原始电流信号的特征模态分量。

在试验中，用熵权法[16]对 3 个指标进行权重分析，具体步骤为：

第 1 步：指标归一化。模型中指标分为正向和负向 2 种类型，正向指标是数值越大效果越好，负向指标是

数值越小效果越理想。其中，峭度和相关系数为正向指标，而样本熵是负向指标。

原信号分解得到若干 IMF 分量，即 $\mathrm{IMF}_n(n=1\sim k)$。假定第 i 个模态分量的样本熵、峭度、与原电流信号的相关系数分别为 s_{i1}、s_{i2}、s_{i3}，且对峭度、相关系数和样本熵作归一化后，有

$$\left.\begin{aligned} k_{i1}&=\frac{\max(s_{11},s_{21},\cdots,s_{i1})}{\max(s_{11},s_{21},\cdots,s_{i1})-\min(s_{11},s_{21},\cdots,s_{i1})}\\ k_{i2}&=\frac{s_{i2}-\min(s_{12},s_{22},\cdots,s_{i2})}{\max(s_{12},s_{22},\cdots,s_{i2})-\min(s_{12},s_{22},\cdots,s_{i2})}\\ k_{i3}&=\frac{s_{i3}-\min(s_{13},s_{23},\cdots,s_{i3})}{\max(s_{13},s_{23},\cdots,s_{i3})-\min(s_{13},s_{23},\cdots,s_{i3})} \end{aligned}\right\} \tag{8}$$

式中：k_{i1}、k_{i2}、k_{i3} 分别为样本熵、峭度和相关系数归一化后的结果。

第 2 步：获取指标权重向量。以样本熵指标为例，其熵值为

$$H_1=-\frac{1}{\ln m}\sum_{i=1}^{m}r_{i1}\ln r_{i1} \tag{9}$$

式中：$r_{i1}=k_{i1}\Big/\sum_{i=1}^{m}k_{i1}$；$H_1$ 为样本熵熵值。

同样可得到 H_2 和 H_3。样本熵熵权的数量关系为

$$v_1=\frac{1-H_1}{3-(H_1+H_2+H_3)} \tag{10}$$

由此可得权重向量 $v=\left(v_1,v_2,v_3\right)^{\mathrm{T}}$。

2 基于 VMD 的进线电流分析

2.1 短路工况下的电流波形

图 1 是地铁牵引变电所能馈支路短路时的电流波形。

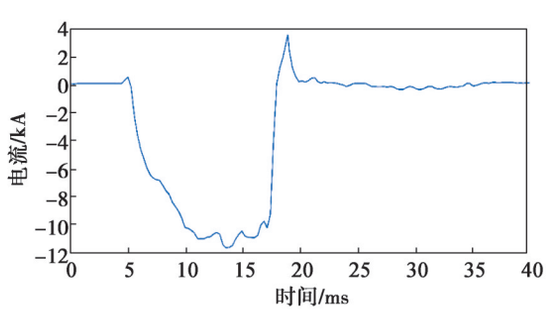

图 1 能馈支路短路进线电流

Fig. 1 Short circuit incoming current of the feeder branch

对能馈支路短路时的进线电流波形作变分模态分解，且以变分模态分解评价系数 C_{al} 为标准对分解个数 k 进行寻优（k=2~7），运算结果如图 2 所示。

由图 2 可知，k=4 时 C_{al} 取最大值 2.42×10^{-6}，此时变分模态分解效果最佳。

当 k=4 时，分解得到 IMF_1~IMF_4 共 4 个模态分量，对应的频谱如图 3~图 6 所示。

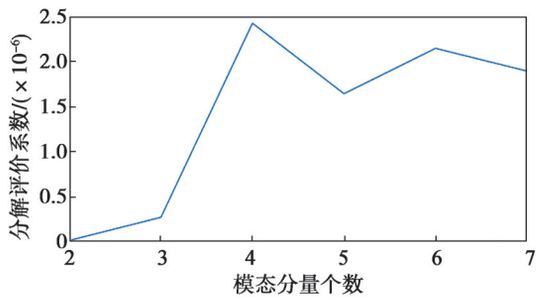

图 2 VMD 分解评价系数（短路故障时）

Fig. 2 VMD decomposition evaluation coefficient (in case of short circuit fault)

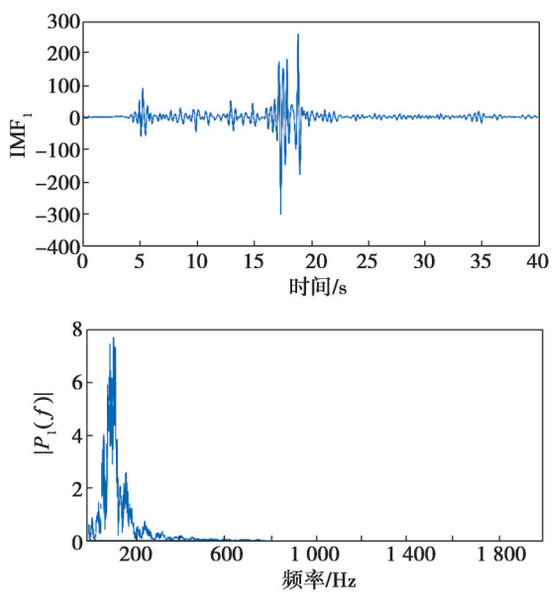

图 3 $k=4$ 时 IMF_1 及其频谱

Fig. 3 IMF_1 and its spectrum in case of $k=4$

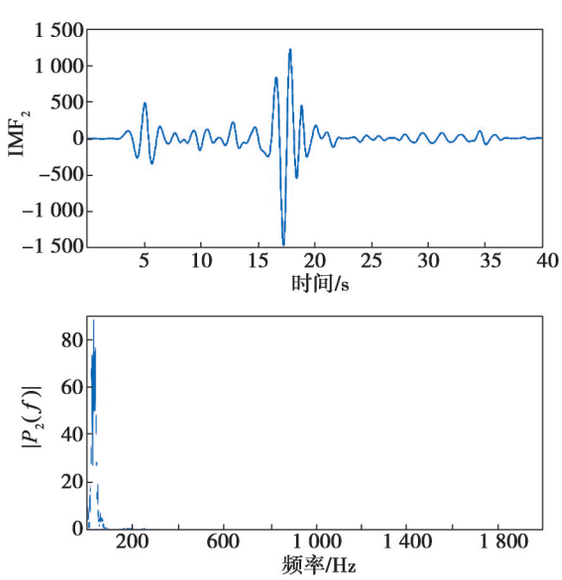

图 4 $k=4$ 时 IMF_2 及其频谱

Fig. 4 IMF_2 and its spectrum in case of $k=4$

由图 3~图 6 可知，4 个 IMF 的中心频率分别为 115 Hz、32 Hz、13 Hz、2 Hz，频率从高到低逐渐减小，IMF 均能有效分离，且不产生任何混叠现象。

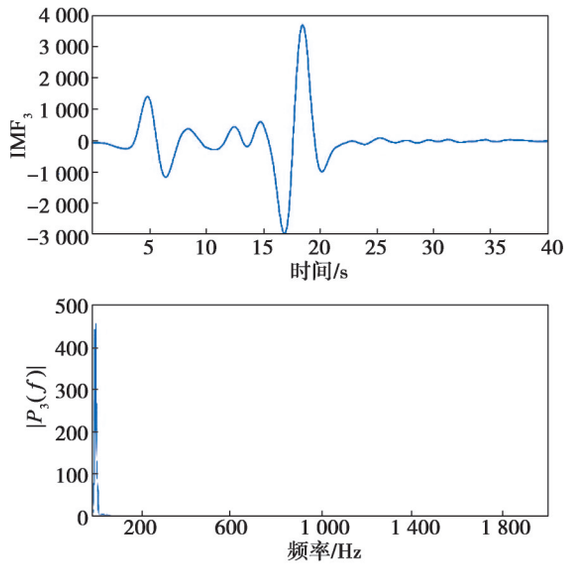

图 5　$k=4$ 时 IMF_3 及其频谱

Fig. 5　IMF_3 and its spectrum in case of $k=4$

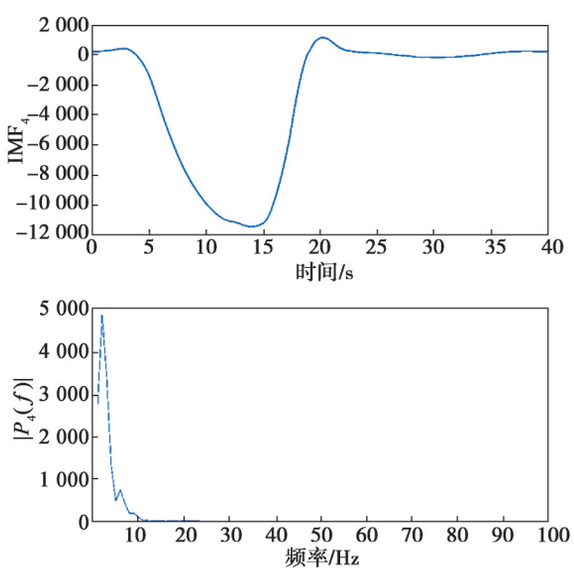

图 6　$k=4$ 时 IMF_4 及其频谱

Fig. 6　IMF_4 and its spectrum in case of $k=4$

要从 IMF 中提取信息含量最丰富的特征分量，需先利用样本熵–峭度–相关系数综合评价模型求取权重向量，再运用熵权法对模态分量进行权重分析。

当 k=4 时，分解得到的各 IMF 的样本熵、峭度、相关系数指标如表 1 所示。

表 1　短路故障工况下各模态分量的样本熵、峭度和相关系数

Table 1　Sample entropy, kurtosis, and correlation coefficients of various modal components under short-circuit fault condition

模态分量	样本熵	峭度	相关系数
IMF_1	0.083 96	38.644	0.026 4
IMF_2	0.035 79	21.934	0.094 3
IMF_3	0.010 57	11.665	0.297 7
IMF_4	0.001 76	2.408	0.982 5

4 个 IMF 在评价模型下的 3 个指标的权重向量是 $[0.298\ 0, 0.481\ 0, 0.220\ 6]^T$。运用 TOPSIS 算法进行最优方案的贴合度计算，结果如表 2 所示。

表 2　发生短路工况时各模态分量与模型最优方案的相对贴合度

Table 2　Relative fit between various modal components and optimal model solution under short circuit condition

模态分量	相对贴合度
IMF_1	0.032 4
IMF_2	0.538 3
IMF_3	0.255 5
IMF_4	0.967 6

由表 2 可知，IMF_4 的相对贴合度最高，因此把 IMF_4 作为分析发生地铁短路故障时的进线电流波形的特征模态分量。

2.2　外网波动激发母线电压振荡工况下的电流波形

图 7 给出电网出现大幅波动激发母线电压振荡工况下的电流波形。

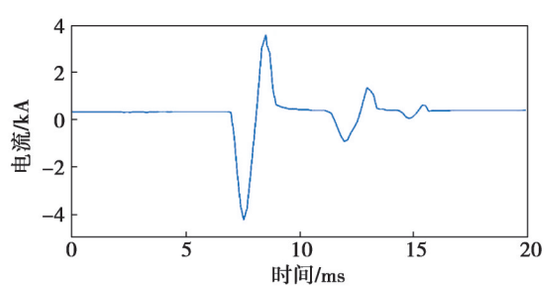

图 7　外网波动激发母线电压振荡的进线电流

Fig. 7　Incoming current under bus voltage oscillation caused by external network fluctuations

对发生外网振荡时的进线电流进行分解个数为 k 的寻优（k=2~7），运算结果如图 8 所示。

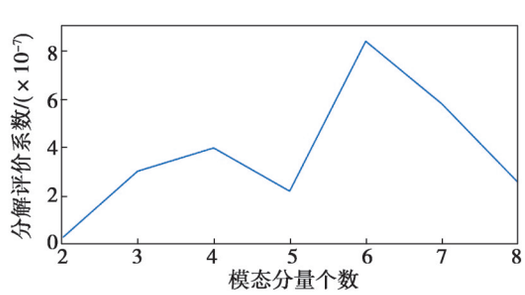

图 8　VMD 分解评价系数（外网波动时）

Fig. 8　VMD decomposition evaluation coefficient (in case of external network fluctuations)

由图 8 可知，k=6 时 C_{al} 取最大值 8.38×10^{-7}，变分模态分解效果最佳。k=6 时，得到 IMF_1~IMF_6 模态分量，其频谱如图 9~图 14 所示。

由图可知，IMF 的中心频率分别为 114 Hz、49 Hz、27 Hz、14 Hz、10 Hz、5 Hz，由高到低逐渐减小，6 个模态分量都能有效分离出来，未产生混叠现象。

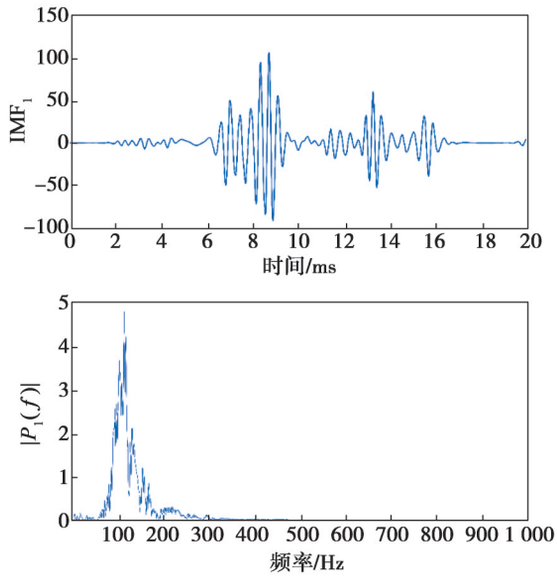

图 9　$k=6$ 时 IMF_1 及其频谱

Fig. 9　IMF_1 and its spectrum in case of $k=6$

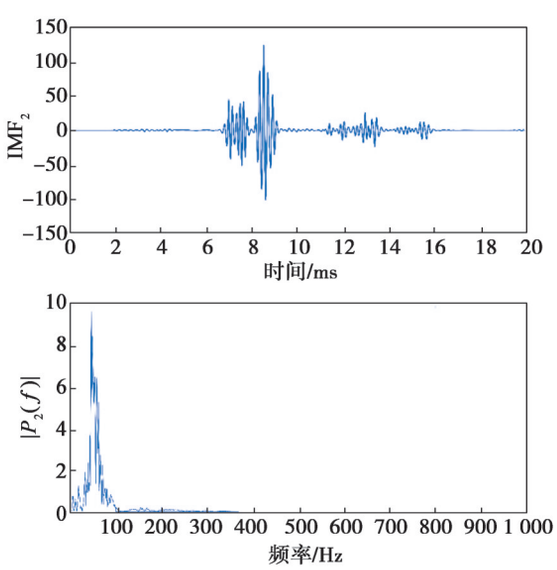

图 10　$k=6$ 时 IMF_2 及其频谱

Fig. 10　IMF_2 and its spectrum in case of $k=6$

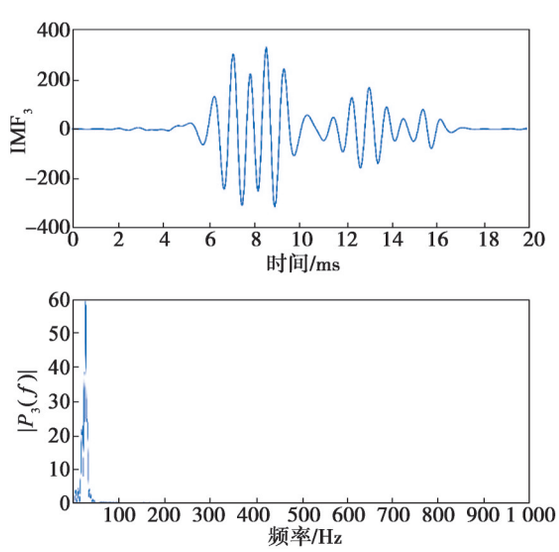

图 11　$k=6$ 时 IMF_3 及其频谱

Fig. 11　IMF_3 and its spectrum in case of $k=6$

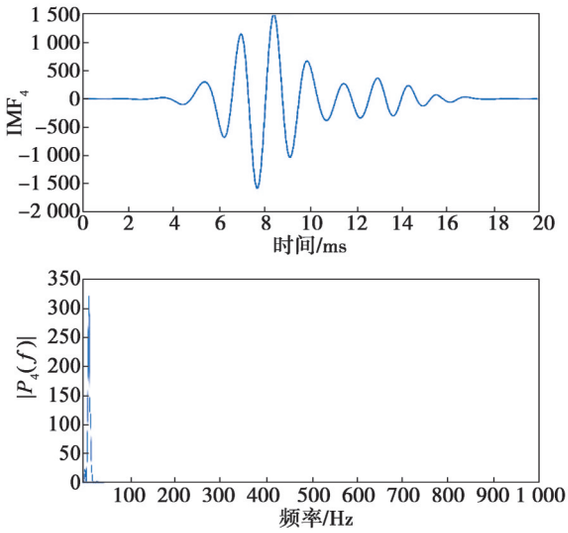

图 12　$k=6$ 时 IMF_4 及其频谱

Fig. 12　IMF_4 and its spectrum in case of $k=6$

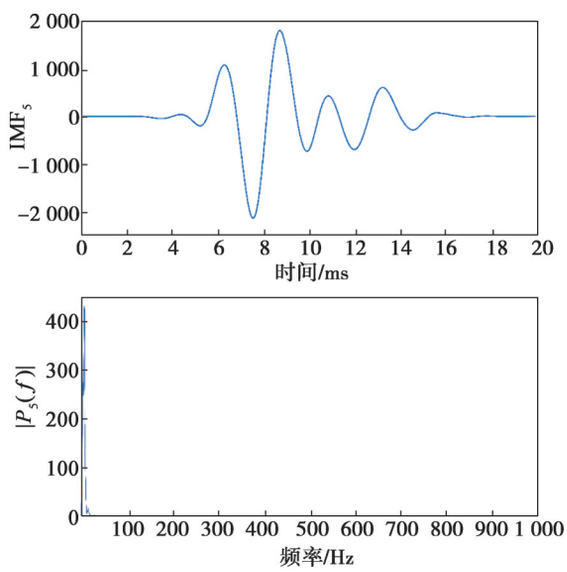

图 13　$k=6$ 时 IMF_5 及其频谱

Fig. 13　IMF_5 and its spectrum in case of $k=6$

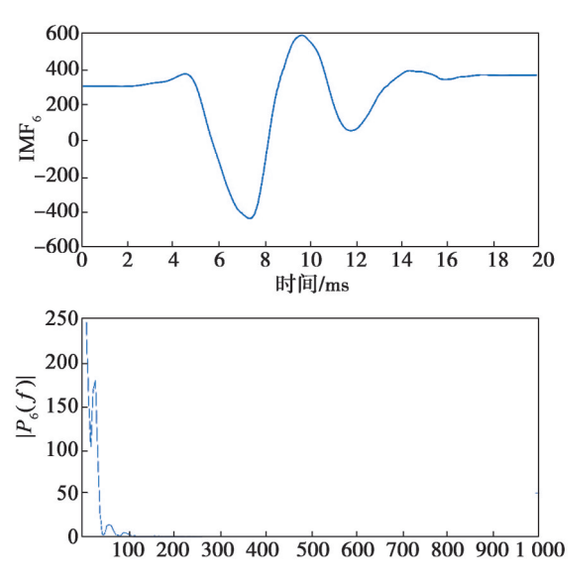

图 14　$k=6$ 时 IMF_6 及其频谱

Fig. 14　IMF_6 and its spectrum in case of $k=6$

当k=6时，6个模态分量的样本熵、峭度、相关系数指标如表3所示。

表3　振荡工况下各模态分量的样本熵、峭度和相关系数

Table 3　Sample entropy, kurtosis, and correlation coefficients of various modal components under oscillation conditions

模态分量	样本熵	峭度	相关系数
IMF_1	0.041 3	11.253	0.089 4
IMF_2	0.012 9	30.938	0.032 4
IMF_3	0.030 8	6.641	0.211 6
IMF_4	0.024 9	7.629	0.619 8
IMF_5	0.018 7	7.095	0.837 5
IMF_6	0.010 8	4.987	0.513 0

6个模态分量在评价模型下3个指标的权重向量为$[0.528, 0.299, 0.173]^T$。运用TOPSIS算法进行贴合度分析，结果如表4所示。

表4　振荡工况下各模态分量与模型最优方案的相对贴合度

Table 4　Relative fit between various modal components and optimal model solution under oscillation condition

模态分量	相对贴合度
IMF_1	0.241
IMF_2	0.977
IMF_3	0.064
IMF_4	0.103
IMF_5	0.084
IMF_6	0.014

由表4可知，IMF_2的相对贴合度最高，因此把IMF_2作为分析外网波动激发母线振荡工况下进线电流波形的特征模态分量。

2.3　其他振荡工况下的电流波形

为验证该故障诊断模型在甄别短路电流与振荡电流方面的有效性，本文给出2种其他工况下的振荡电流进行分析。图15与图16分别是某市地铁1号线系统低频振荡电流和地铁13号线车辆主电路引起的振荡电流。

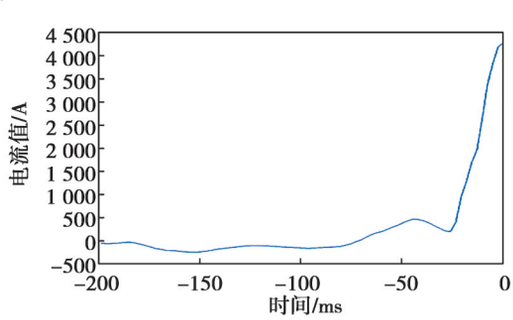

图15　某市地铁1号线系统低频振荡

Fig. 15　Low frequency oscillation of metro line 1 system in a city

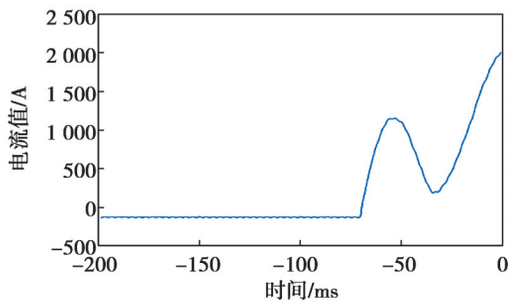

图16　某市地铁13号线车辆主电路电流振荡波形

Fig. 16　Oscillation current waveform of train main circuit of metro line 13 in a city

通过建立的故障诊断模型对某市地铁1号线的系统低频振荡电流波形进行分析，在最优分解个数k=8时，分解得到的8个模态分量的样本熵、峭度、相关系数指标如表5所示。

表5　系统低频振荡各模态分量样本熵、峭度和相关系数

Table 5　Sample entropy, kurtosis, and correlation coefficients of various modal components under low-frequency oscillation condition

模态分量	样本熵	峭度	相关系数
IMF_1	0.218 9	31.975	0.002 0
IMF_2	0.313 1	50.189	0.003 4
IMF_3	0.427 4	40.402	0.003 4
IMF_4	0.996 0	34.648	0.005 0
IMF_5	0.598 9	3.259	0.015 1
IMF_6	0.058 2	6.478	0.149 2
IMF_7	0.071 5	3.845	0.604 1
IMF_8	0.002 0	2.323	0.534 8

由VMD分解得到的8个模态分量在评价模型下3个指标的权重向量是$[0.301, 0.605, 0.094]^T$。运用TOPSIS算法进行贴合度分析，结果如表6所示。

表6　系统低频振荡下各模态分量与模型最优方案的相对贴合度

Table 6　Relative fit between various modal components and optimal model solution under low-frequency oscillation condition

模态分量	相对贴合度
IMF_1	0.191 6
IMF_2	0.301 8
IMF_3	0.245 9
IMF_4	0.208 9
IMF_5	0.006 1
IMF_6	0.026 9
IMF_7	0.010 9
IMF_8	0.007 9

由表6可知，IMF_2的相对贴合度最高，因此把IMF_2作为分析系统低频振荡工况的特征模态分量。

某市地铁13号线车辆主电路引起的振荡波形在最优分解个数k=5时，分解得到的5个模态分量的样本熵、峭度、相关系数指标见表7。

表7 车辆主电路引起的振荡各模态分量样本熵、峭度和相关系数

Table 7 Sample entropy, kurtosis, and correlation coefficients of various modal components under train main circuit oscillation condition

模态分量	样本熵	峭度	相关系数
IMF_1	0.157 3	25.003	0.002 0
IMF_2	0.322 5	40.553	0.002 1
IMF_3	0.996 0	38.697	0.005 2
IMF_4	0.077 7	12.364	0.505 2
IMF_5	0.002 0	8.457	0.996 0

由VMD分解得到的5个模态分量在评价模型下3个指标的权重向量是$[0.257, 0.596, 0.147]^T$。运用TOPSIS算法进行贴合度分析，结果如表8所示。

表8 车辆主电路引起的振荡各模态分量与模型最优方案的相对贴合度

Table 8 Relative fit between various modal components and optimal model solution under train main circuit oscillation condition

模态分量	相对贴合度
IMF_1	0.372 7
IMF_2	0.200 5
IMF_3	0.361 5
IMF_4	0.048 2
IMF_5	0.017 1

由表8可知，IMF_1的相对贴合度最高，因此把IMF_1作为分析车辆主电路引起振荡工况的特征模态分量。

3 基于VMD的进线电流故障识别

分析得到短路工况下电流波形的特征模态分量为IMF_4，外网波动激发母线振荡工况下的特征模态分量为IMF_2，系统低频振荡工况下电流波形的特征模态分量为IMF_2，车辆主电路引起振荡工况下电流波形的特征模态分量为IMF_1，可以更深入地研究这些工况电流特征模态分量的希尔伯特频谱，如图17~图20所示。

由图17可知，地铁进线发生短路故障工况时的IMF_4希尔伯特时频谱频率在10 Hz处幅值有最大值，因此可以将10 Hz作为发生短路故障时进线电流的特征频率。

由图18可知，在外网产生大幅波动导致交流侧产生混沌现象，从而激发母线电压振荡下的进线电流波形时的IMF_2希尔伯特时频谱频率在310 Hz处幅值有最大值，因此可以把310 Hz作为地铁母线产生振荡时进线电流的特征频率。

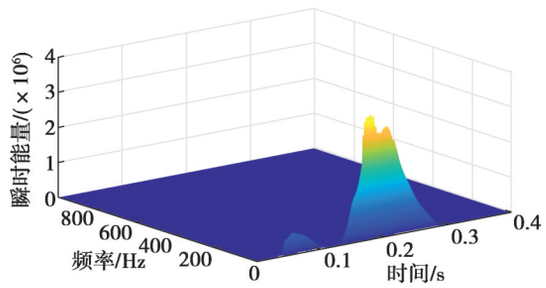

图17 短路故障工况下IMF_4希尔伯特时频谱

Fig. 17 IMF_4 Hilbert time spectrum under short-circuit fault condition

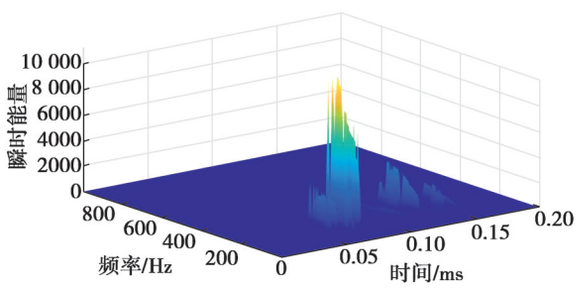

图18 外网波动工况下IMF_2希尔伯特时频谱

Fig. 18 IMF_2 Hilbert time spectrum under external network fluctuation condition

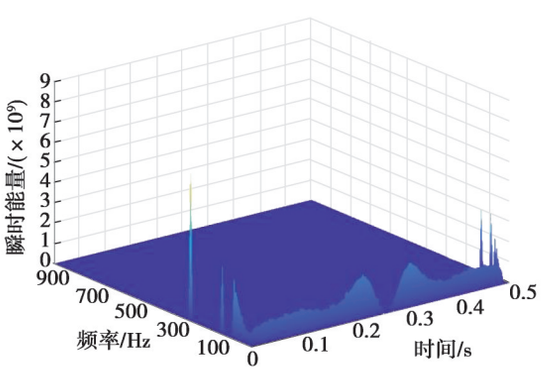

图19 系统低频振荡IMF_2希尔伯特时频谱

Fig. 19 IMF_2 Hilbert time spectrum under low-frequency system oscillation condition

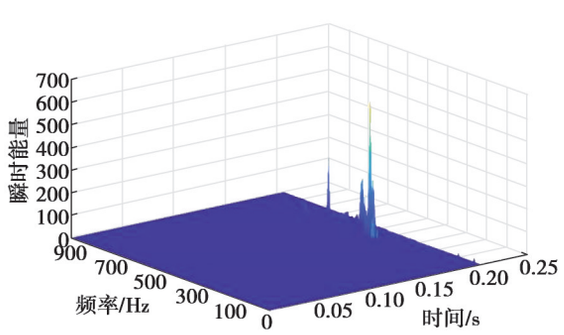

图20 车辆主电路振荡IMF_1希尔伯特时频谱

Fig. 20 IMF_1 Hilbert time spectrum under train main circuit oscillation condition

由图 19 可知，在系统低频振荡时的 IMF_2 希尔伯特时频谱频率在 330 Hz 处幅值有最大值，因此可以把 330 Hz 作为系统低频振荡时的特征频率。

由图 20 可知，在系统低频振荡时的 IMF_1 希尔伯特时频谱频率在 370 Hz 处幅值有最大值，因此可以把 370 Hz 作为系统低频振荡时的特征频率。表 9 为上述 4 种工况的特征频率。

表 9　地铁 4 种工况下信号特征频率

Table 9　Signal characteristic frequency under 4 metro conditions

电流信号	特征频率/Hz
外网波动激发地铁母线谐振电流信号	310
地铁母线短路电流信号	10
系统低频振荡	330
车辆主电路引起振荡	370

由表 9 数据可知，试验的 4 种工况下，振荡时的电流波形特征频率相对于短路工况下发生了较大偏移。这一结论给地铁直流进线的故障状态提供了一定的诊断依据。

4　继电保护装置的测试

4.1　试验场景介绍

为验证上述地铁直流进线故障诊断算法的可行性，搭建了如图 21 所示的综合性继电保护方案试验验证平台。用于验证新型故障诊断算法的试验平台主要由实时仿真系统、直流进线故障诊断算法设计、DCP3 直流保护测控装置、系统仿真和测试结果分析平台组成。

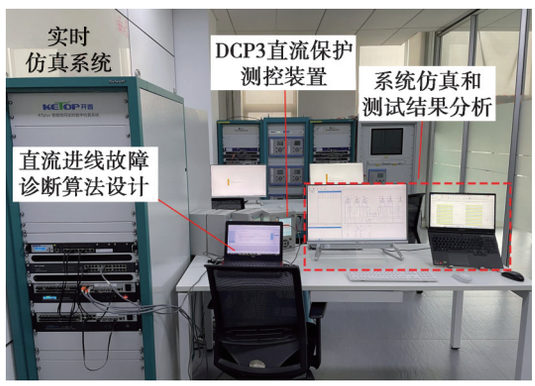

图 21　实时仿真系统直流进线保护算法测试

Fig. 21　Experiment of DC incoming line protection algorithm using real-time simulation system

在测试地铁直流进线故障诊断算法的过程中，主机负责直流牵引供电系统模型搭建与编译、故障诊断算法设计的任务，并把编译完成后的程序与模型上传到实时仿真系统中的工控机里。工控机接收到编译信息后将试验仿真波形回馈于算法设计模块的上位机进行诊断样本分析。直流牵引供电系统模型的构建、诊断算法的设计和测试结果分析由 3 个主机模块独立完成。图 22 是实时数字仿真平台界面图。

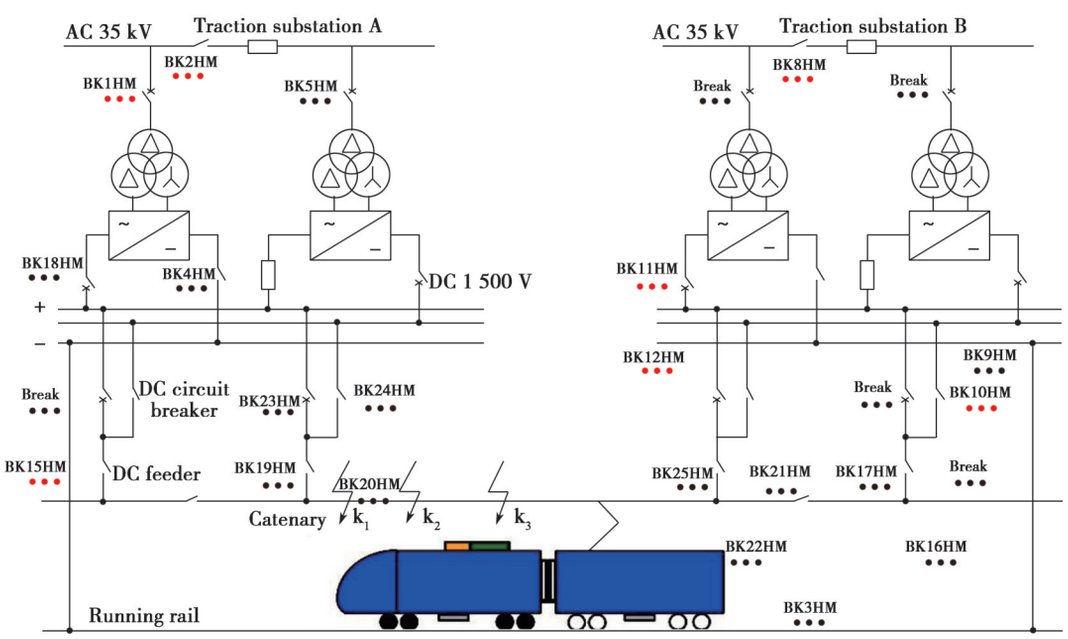

图 22　基于半实物保护算法测试

Fig. 22　Semi-physical experiment of protection algorithm

4.2　直流进线保护算法测试

将上述的振荡波形与短路波形分别进行传统逆流保护算法和新型保护算法的测试。从 DCP3 直流保护测控装置的“报告&事项”界面（如图 23 和图 24 所示）可得知传统逆流保护算法未能识别出振荡电流，系统进行了误动操作；但算法可以识别短路电流，系统正常动作。

新型进线保护算法能够快速且准确识别出振荡电流，系统没有误动作，同时还能识别短路电流，系统正常动作，如图 25 和图 26 所示。



图23 振荡电流系统误动作

Fig. 23 System misoperation under oscillating current



图24 短路电流系统正常动作

Fig. 24 Normal system operation under short-circuit current



图25 振荡电流系统不动作

Fig. 25 System failure to operate under oscillating current



图26 短路电流系统正常动作

Fig. 26 Normal system operation under short-circuit current

上述试验结果如表10与表11所示。

表10 地铁进线短路故障动态仿真试验结果

Table 10 Dynamic simulation experimental results of short circuit fault in metro incoming line

算法类型	故障类型	保护动作时间/ms	测试情况
逆流保护	短路故障	1~3	正常动作
新型保护	短路故障	<10	正常动作

表11 地铁进线振荡电流动态仿真试验结果

Table 11 Dynamic simulation experimental results of oscillating current in metro incoming line

算法类型	故障类型	保护是否动作	测试情况
逆流保护	系统振荡	是	误动作
新型保护	系统振荡	否	没有误动作

通过2种算法的动态仿真试验结果表明，传统的逆流保护算法虽然可以快速切除短路电流故障，但是却不能识别出振荡电流，这给整个牵引供电系统的安全带来了较大危害；对新型进线保护算法测试后，可以得出该算法能够较为准确地识别出短路电流与振荡电流的区别，保证短路电流出现时不拒动且快速切除故障；在产生振荡电流时，通过特征识别使系统避免误动作，验证了新算法的可行性。因此新型进线保护算法可用于后备保护，可针对直流牵引供电系统的进线短路电流与振荡电流进行识别，提高系统的供电可靠性。

5 结论

综上，本文研究得出如下结论：

①VMD算法具有适应不同复杂信号的能力，可提高信号分辨率，保证分解的可靠性和准确性。

②以变分模态分解、样本熵、TOPSIS为核心的地

铁新型进线保护算法能够敏感地从进线电流信号中提取反映系统运行状态信息的特征量，有效区分直流进线的振荡电流和短路故障电流。

③本文算法可作为直流进线主保护的后备保护，有效防止由振荡电流造成的直流进线逆流保护误动作。

参考文献：

[1] WANG Bin, DUAN Nan, SUN Kai. A time-power series-based semi-analytical approach for power system simulation [J]. IEEE transactions on power systems, 2019, 34(2): 841-851.

[2] BRAVO-IMAZ I, DAVARI ARDAKANI H, LIU Zongchang, et al. Motor current signature analysis for gearbox condition monitoring under transient speeds using wavelet analysis and dual-level time synchronous averaging [J]. Mechanical systems and signal processing, 2017, 94: 73-84.

[3] KONG Xiangyu, XU Yong, JIAO Zaibin, et al. Fault location technology for power system based on information about the power internet of things[J]. IEEE transactions on industrial informatics, 2020, 16(10): 6682-6692.

[4] 田行军, 王楠清, 杜明跃, 等. 地铁直流牵引网特殊负荷电流波形识别研究[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(12): 112-119.
TIAN Xingjun, WANG Nanqing, DU Mingyue, et al. Research on identification for special load current waveform in a metro traction network[J]. Foreign electronic measurement technology, 2022, 41(12): 112-119.

[5] 唐一文. 城市轨道交通直流牵引供电系统短路故障辨识及定位研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2020.
TANG Yiwen. Research on short circuit fault identification and location of DC traction power supply system of urban rail transit[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2020.

[6] 崔洪敏. 城市轨道直流牵引供电系统短路特性研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2019.
CUI Hongmin. Study on short circuit characteristics of DC traction power supply system for urban rail[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2019.

[7] 鲁小兵. 城市轨道交通远端短路电流鉴别研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2012.
LU Xiaobing. The research to distinguish remote short circuit current of urban railway transit[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2012.

[8] 赵闻蕾, 邹积岩, 赵红丽, 等. 小波变换在牵引供电系统谐波检测中的应用[J]. 铁道学报, 2010, 32(3): 131-135.
ZHAO Wenlei, ZOU Jiyan, ZHAO Hongli, et al. Application of wavelet transform in harmonic measurement in traction power supply system[J]. Journal of the China railway society, 2010, 32(3): 131-135.

[9] LIU Zhongfu, LI Shaomin, YANG Yaning. Realization of fast Fourier AC sampling algorithm applied to mine high voltage grid parameter detection[J]. International journal of control and automation, 2015, 8(11): 33-44.

[10] 武英杰. 基于变分模态分解的风电机组传动系统故障诊断研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2016.
WU Yingjie. Research on fault diagnosis of wind turbine transmission system based on variational mode decompsition[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2016.

[11] 刘景良, 郑锦仰, 林友勤, 等. 变分模态分解和同步挤压小波变换识别时变结构瞬时频率[J]. 振动与冲击, 2018, 37(20): 24-31.
LIU Jingliang, ZHENG Jinyang, LIN Youqin, et al. Instantaneous frequency identification of time-varying structures using variational mode decomposition and synchrosqueezing wavelet transform[J]. Journal of vibration and shock, 2018, 37(20): 24-31.

[12] 张九思, 马宏忠, 李勇, 等. 基于VMD的变压器绕组松动故障分析与诊断[J]. 高压电器, 2021, 57(8): 198-208.
ZHANG Jiusi, MA Hongzhong, LI Yong, et al. Analysis and diagnosis on looseness of transformer winding based on VMD[J]. High voltage apparatus, 2021, 57(8): 198-208.

[13] 杜佳耘, 雷勇, 李永凯, 等. 基于参数优化变分模态分解的混合储能功率分配策略[J]. 现代电力, 2021, 38(1): 51-59.
DU Jiayun, LEI Yong, LI Yongkai, et al. Hybrid energy storage strategy based on parameter optimized variational mode decomposition[J]. Modern electric power, 2021, 38(1): 51-59.

[14] 夏小飞, 芦宇峰, 苏毅, 等. 基于振动信号区间特征快速提取的断路器储能状态辨识方法[J]. 中国电力, 2021, 54(2): 58-65.
XIA Xiaofei, LU Yufeng, SU Yi, et al. Circuit breaker energy storage state identification based on quick extraction of vibration signal interval features[J]. Electric power, 2021, 54(2): 58-65.

[15] 李志勇, 赵红东, 梅检民, 等. 利用相关系数图选择振动信号特征值的方法[J]. 现代电子技术, 2020, 43(15): 29-32.
LI Zhiyong, ZHAO Hongdong, MEI Jianmin, et al. Method of vibration signal eigenvalue selection by correlation coefficient diagram[J]. Modern electronics technique, 2020, 43(15): 29-32.

[16] 徐遵义, 刘文慧, 张旭冉, 等. 基于数据驱动的浆液循环泵运行优化研究[J]. 中国电力, 2021, 54(3): 197-204.
XU Zunyi, LIU Wenhui, ZHANG Xuran, et al. Research on data-driven optimal operation of slurry circulation pump[J]. Electric power, 2021, 54(3): 197-204.

Research on identification algorithm of oscillating current in DC incoming lines of metro

WANG Nanqing[1], QI Yu[1], XIN Lanyuan[1], SONG Jinchuan[2], TIAN Xingjun[3]

(1. CRRC Zhuzhou Institute Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan 412001, China;
2. Tianjin Keyvia Electric Co., Ltd., Tianjin 300392, China;
3. School of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang, Hebei 050043, China)

Abstract: The paper presents a fault diagnosis and analysis algorithm centered on variational mode decomposition (VMD), sample entropy, and TOPSIS, to address the challenge of frequent misoperations of relay protection systems triggered by oscillating current in the incoming lines of metro traction power supply systems. Using a real-time digital simulation experimental platform, the improved incoming line protection algorithm was compared with traditional reverse current protection algorithms in the application scenario of metro relay protection devices. The experimental analysis verified the practicality and effectiveness of the proposed approach in engineering applications. The study findings highlight the algorithm's capacity in identifying special oscillating current in DC incoming lines, offering a valuable means to enhance relay protection reliability.

Keywords: metro traction power supply system; resonant current of DC incoming line; short-circuit current; incoming line protection; variational mode decomposition (VMD)

收稿日期：2023-11-16；修回日期：2024-01-31