Feb. 2020 49

基于EWT能量熵的直流短路故障辨识

炜¹,李思文¹,王 竞²,崔洪敏¹,李富强¹,李 由¹

(1. 西南交通大学 电气工程学院,四川 成都 610031;2. 中国船舶重工集团公司第七一二研究所,湖北 武汉 430064)

摘要:针对现有直流牵引供电系统短路故障辨识中列车过分段导致电流变化率和电流增量(DDL)保护误动 作的问题,提出基于经验小波变换能量熵的方法识别列车过分段电流与远端短路故障电流。该方法采用经 验小波将电流信号自适应地分解为多个紧支撑的经验模态函数,基于经验模态函数的能量权重构建能量熵, 定量地描述了馈线电流信号的能量在时频分布的复杂性。采用大量列车过分段电流和远端短路电流数据对 该方法进行验证,证明了该方法与DDL保护配合可以提高短路故障识别的正确率。

关键词:城市轨道;直流保护;经验小波变换;时频分析;能量权重

中图分类号:TM 922.3;U 224.4

文献标志码:A

DOI: 10.16081/j.epae.202001028

0 引言

直流牵引供电系统作为城市轨道交通主要供电 系统之一,负责为列车牵引和辅助设备供电,因此直 流牵引供电系统的安全可靠运行直接影响到乘客的 人身安全以及列车的正常运行。当前,针对远端短 路故障的直流馈线主保护大多采用电流变化率和电 流增量(DDL)保护,将电流上升率保护和电流增量 保护相结合,其主要目的是快速切除远端短路故 障[1]。为了提高短路故障的辨识率,文献[2]采用 Mexh小波变换提取时间常数变化识别故障电流;文 献[3]采用经验模态分解(EMD)和能量权重特征提 取的方法有效区分牵引振荡电流以及短路电流;文 献[4]利用小波包分解出多层信号并提取各层信号 的信息熵进行故障诊断;文献[5]采用了集合经验模 态分解(EEMD)算法分解信号进行故障检测;文献 [6]采用了关联维度算法对复杂的牵引网运行状态 进行诊断;文献[7]提出了时窗电流增量的辨识方 法。但是小波变换需要选取小波基和小波层数,缺 乏自适应性;EMD和EEMD也存在端点效应、模态 混叠的缺点,并且缺乏严格的理论基础;关联维度算 法计算量大且缺乏自适应性;时窗电流增量方案只 作为辅助判据,缺乏适用性。

Gilles 结合 EMD 和小波变换的理论,提出了一 种新型自适应信号分解的方法即经验小波变换 EWT(Empirical Wavelet Transform)[8]。该方法将信 号的频谱进行自适应划分,建立正交小波滤波器提 取对应频段的模态分量。该方法计算量小,理论计 算完备并在轴承故障判别领域得到了运用[9]。本文 针对实际直流牵引供电系统短路故障辨识中,列车 过分段电流[7,10]引起直流保护误动作的问题,在分 析直流短路故障波形后,提出了基于EWT能量熵的 故障特征提取方案,首先对电流信号进行EWT分 解,求解各分量的能量权重,以能量权重为基础构建

馈线电流的能量熵,将该熵值作为识别列车过分段 电流和短路电流的特征矢量。本文通过对大量数据 进行研究,验证了所提方法的正确性。

1 远端短路电流和列车过分段电流

某地铁线路采用接触轨供电,试运行期间,列车 越站运行,多次出现列车过变电所出口时直流保护 动作的案例,事故分析结果初步认定原因为列车过 变电所出口分段时,列车充电过程导致 DDL保护误 动作。

图 1(a)和(b)分别为 DDL+ ΔT 保护录波中的列 车过分段电流和远端短路电流的录波波形(保护在 1500 ms 时启动,保护延时为30 ms),可见2种电流 在电流增量和电流上升率上相似。列车在经过电分 段时,其前端的支撑电容处于放电状态。当受电靴 再次接触正极时,接触轨将对列车支撑电容进行充 电,充电过程中产生的电流和滤波电容的残余电压 相关。该过程中列车位于牵引所附近,回路阻抗中 钢轨集肤效应的影响小,但是当发生远端短路故障 时,接触轨和钢轨之间发生短路,电流发生突变,此

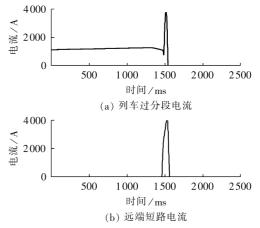


图 1 列车过分段电流和远端短路电流

Fig.1 Train over-section current and remote short circuit current

时需要考虑集肤效应的影响[11]。由于短路回路上钢轨集肤效应的影响,回路中电阻逐渐增大,电感逐渐减小,导致2种电流在频谱和能量分布上出现差异。

2 特征矢量提取及辨识

2.1 EWT原理

EWT结合了EMD的自适应性和小波的理论框架。EWT通过对信号的频谱进行自适应划分,构建合适的正交小波滤波器,提取对应的调频-调幅(AM-FM)的模态。假设信号的傅里叶频谱范围为 $[0,\pi]$,设置模态个数为M。EWT的主要步骤如下。

(1)将信号的频谱自适应划分为M个区间;去除边界0和 π ,还有M-1个边界需要确定。定义 ω_n 为对应区间的边界,对应频带为 Λ_n 。采用相邻局部极大值之间的最小值作为对应区间的边界 $^{[12]}$,并按大小进行排序,假设极大值个数为N,当M<N时保留前M-1个极大值,当M>N时保留全部极大值并用最后一个极大值后的N-M个数补全,划分的区间段可表达为:

$$\Lambda_n = \left[\omega_{n-1}, \omega_n \right] \quad n = 1, 2, \dots, M \tag{1}$$

其中, ω_0 =0; ω_M = π 。各个区间的并集为[0, π],频谱自适应分解结果如图2所示。

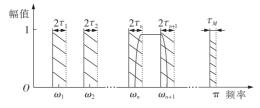


图2 频谱自适应分解结果

Fig.2 Adaptive decomposition results of spectrum

(2)根据 Meyer 小波函数的构造方式,定义尺度函数和小波函数分别为:

$$\hat{\varphi}_{n}(\omega) = \begin{cases} 1 & |\omega| \leq (1 - \gamma)\omega_{n} \\ \cos\left\{\frac{\pi}{2}\beta\left\{\frac{1}{2\gamma\omega_{n}}\left[|\omega| - (1 - \gamma)\omega_{n}\right]\right\}\right\} \end{cases} (2) \\ & (1 - \gamma)\omega_{n} \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\omega_{n} \\ 0 & \text{It th} \end{cases}$$

$$\int_{0}^{1} \frac{1}{2\tau_{n+1}}(|\omega| - \omega_{n+1} - \tau_{n+1}) dz = \begin{cases} 1 & \omega_{n} + \tau_{n} \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos\left\{\frac{\pi}{2}\beta\left[\frac{1}{2\tau_{n+1}}(|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1})\right]\right\} \\ & \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \end{cases} (3) \\ \sin\left\{\frac{\pi}{2}\beta\left[\frac{1}{2\tau_{n}}(|\omega| - \omega_{n} + \tau_{n})\right]\right\} \\ & \omega_{n} - \tau_{n} \leq |\omega| \leq \omega_{n} + \tau_{n} \end{cases}$$

$$\beta(x) = x^4 (35 - 84 x + 70 x^2 - 20 x^3) \tag{4}$$

$$\tau_n = \gamma \omega_n \tag{5}$$

$$\gamma < \min_{n} \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_{n}}{\omega_{n+1} + \omega_{n}} \right) \tag{6}$$

当满足式(6)时,即可以 ω_n 为中心、以 $2\tau_n$ 为宽度,在频域上构建紧支撑框架,如图 2 中的阴影所示。

(3)应用傅里叶反变换计算各个经验模态函数 (EMF)的时域表示^[13]。定义EWT的细节系数 $\omega_{x}(n,t)$ 和近似系数 $\omega_{x}(0,t)$ 分别如式(7)和式(8)所示。

$$\omega_{x}(n,t) = \langle f(t), \hat{\psi}_{n}(\omega) \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_{n}(\tau-t)} d\tau$$
 (7)

$$\omega_{x}(0,t) = \langle f(t), \hat{\varphi}_{1}(\omega) \rangle = \int f(\tau) \overline{\varphi_{1}(\tau - t)} d\tau$$
 (8)

其中,〈·,·〉表示内积;"一"表示复共轭。

对原始信号f(t)进行重构,如式(9)所示。

$$f(t) = \omega_x(0, t) * \varphi_1(t) + \sum_{n=1}^{N} \omega_x(n, t) * \psi_n(t) \quad (9)$$

其中,"*"表示卷积。

模态函数如式(10)所示。

$$\begin{cases} f_0(t) = \omega_x(0, t) * \varphi_1(t) \\ f_n(t) = \omega_x(n, t) * \psi_n(t) \end{cases}$$
 (10)

2.2 能量熵原理

根据 EWT 分解结果,电流信号 i(t) 被分解为 k 个 EMF 分量 $c_i(t)$ $(i=1,2,\cdots,k)$ 以及 1 个残余分量 $c_{k+1}(t)$ 。

由于集肤效应的影响,远端短路电流频率分布 广,列车过电分段电流频率分布窄,因此远端短路电 流和列车过分段电流的能量分布一定会形成明显的 差异。

为了更好地表明电流信号的能量分布,采用能量权重和能量熵的概念^[3]。能量权重的本质就是各层能量和电流信号能量的比值 λ_i ,如式(11)所示。

$$\lambda_{i} = \sum_{j=1}^{h} \left| c_{i}^{2}(j) \right| / \sum_{j=1}^{h} \left| i^{2}(j) \right|$$
 (11)

其中, h 为数据窗内数据的长度。

各个 EMF 分量的能量权重 λ_i 体现了该分量和电流信号的相关性,整个 EMF 分量和残余分量的能量权重表示电流信号在 k+1 个尺度下所有的特征信息。

能量熵则是从能量权重结果中提取出1个最能 反映故障特征的参数,能量熵J如式(12)所示。

$$J = -\sum_{i=1}^{k+1} \tilde{\lambda}_i \ln \tilde{\lambda}_i \tag{12}$$

其中, $\tilde{\lambda}_i$ 为归一化后的 λ_i 。能量熵J可以反映电流的能量分布情况:能量分布越分散,则不确定度越低,能量熵值越小;能量分布越集中,则不确定度越高,能量熵值越大。

151

3 实例分析

3.1 不同类型电流的辨识

为了分析集肤效应影响下的能量分布,本文提取图1中DDL保护启动后24ms的列车过分段电流、远端短路电流进行EWT分析,波形如图3所示。

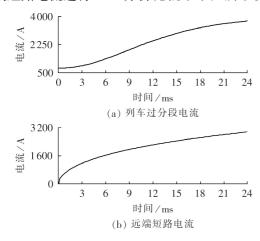


图 3 DDL保护启动后 24 ms 的列车过分段电流、 远端短路电流的波形

Fig.3 Waveforms of train over-section current and remote short circuit current during 24 ms after DDL protection is started

由图3可以看出:

- (1)过分段电流的电流增量为3000 A,初始电流斜率大于50 A/ms;
- (2)远端短路电流的电流增量为2800 A,初始电流斜率大于200 A/ms;
- (3)列车过分段电流和远端短路电流的电流增量相近,但保护启动初始时刻远端短路电流存在明显的突变;
- (4)2种电流波形都很平滑,极值点少,将无法进行EMD。

列车过分段电流、远端短路电流的频谱和紧支撑边界如图4所示。由图4可以看出:

- (1)列车过分段电流的紧支撑边界频率集中分布于0~10 Hz的频带且幅值较大;
- (2)远端短路电流的紧支撑边界频率分散分布于500~5000 Hz的频带且幅值较小;
- (3)远端短路电流的频域图中,出现了高频分量,但是高频分量的幅值一般比较小,因此采用傅里叶变换不能辨识远端短路故障。

EWT 分解后得到的 9层 EMF(C_1 — C_9)和 1层残余分量如附录 A中的图 A1所示。由图可得如下结论。

- (1)各层EMF的频率、幅值均不相同。
- (2)随着 EMF 序号的增大,其频率逐渐增大;不同信号的相同层 EMF 分量的频率不同。
 - (3)列车过分段电流和远端短路电流的残余分

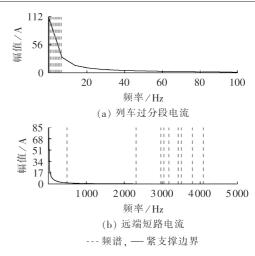


图 4 列车过分段电流、远端短路电流的频谱及紧支撑边界 Fig.4 Spectrum and tightly supported boundary of train over-section current and remote short circuit current

量幅值较大;各层 EMF 分量中,列车过电分段电流的 C_1 分量的幅值相对较大且和残余分量幅值接近;远端短路电流的 C_1 的幅值较大但远小于残余分量的幅值。

(4)远端短路电流各层 EMF 分量的幅值均小于 列车过分段电流各层 EMF 分量。

综上所述,远端短路电流的紧支撑边界频率分散且大量分布于500~5000 Hz频带,EMF分量的幅值均远小于残余分量;列车过分段电流的紧支撑边界频率分布集中且分布于0~10 Hz,其EMF分量 C₁的幅值与残余分量接近。由此可见,EWT划分出的紧支撑边界合理,有效地避免了傅里叶变换和EMD无法辨别高频信号的问题,故障频率区分度高;EWT分解的EMF分量正确,可为区分列车过分段电流以及远端短路电流提供有效可靠的特征量。

3.2 能量熵辨识

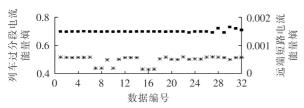
本文分别对远端短路电流和列车过分段电流的 能量进行时频分析,结果如附录A中的图A2所示。 由图可见,远端短路电流的能量分布广泛且分散;列 车过分段电流能量分布集中且均匀。

为了定量描述远端短路电流和列车过分段电流信号在能量分布上的不同,将上述信号用式(11)计算各个 EMF 分量和残余分量的能量权重 λ_i 及其归一化值 $\tilde{\lambda}_i$ 。利用式(12)计算得到列车过分段电流和远端短路电流的能量熵分别为0.69和 7×10^{-4} 。

本文采用中国船舶重工集团公司第七一二研究 所(下文简称武汉712所)近10年的远端短路电流数 据和列车过分段电流数据,从中选取64组数据,建 立32组远端短路数据和32组列车过分段电流数据 进行分析,其能量熵散点图如图5所示。

由图可知:远端短路电流的能量熵较小;列车过 分段电流的能量熵较大;远端短路电流的能量分布





■列车过分段电流,*远端短路电流

图 5 EWT 能量熵散点分布图

Fig.5 Distribution diagram of EWT energy entropy scattered point

分散,频率成分复杂;列车过分段电流能量分布集中均匀,频率成分单一。由此可以看出 EWT能量熵可以准确识别短路故障电流以及列车过分段电流。

3.3 故障辨识实用性分析

首先选取远端短路电流和列车过分段电流信号的 EWT 能量熵各 10 组训练支持向量机 (SVM),然后将 DDL 保护和 EWT 能量熵相配合,在 DDL 保护启动后同时进入 DDL+ ΔT 保护和 EWT 能量熵保护,只有当 DDL 保护动作且 SVM 分类结果为故障时,才能判定为短路故障电流。

为了测试EWT能量熵配合DDL保护的性能和准确性,本文利用SVM进行自适应判别。利用200组数据测试了DDL保护和EWT能量熵+DDL保护的错误率和效率,结果如图6所示。随着输入电流信号时间窗的增长,EWT能量熵+DDL保护的运行时间缓慢增大,DDL保护算法运算时间普遍比EWT能量熵+DDL保护运行时间短约6ms,因此3.1节选择保护启动后24ms的波形进行分析。本文算法的准确率优于DDL保护算法并且受输入信号时间窗的影响较小,在测试数据中,本文算法的准确率达到98.1%。

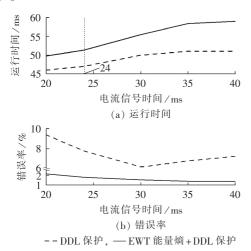


图 6 2 种算法运行时间和错误率对比

Fig.6 Comparison of running time and error rate between two algorithms

根据武汉712所提供的保护数据,DDL保护的电流变化率启动值E=50 A/ms,复归值F=30 A/ms,电

流增量 ΔI =2000 A,持续时间 Δt =30 ms^[14-15]。

图 7 为武汉 712 所保护因列车过分段而导致的误动作数据。30 ms 时 DDL+ ΔT 保护动作,SVM 分类结果为非故障电流,判定为列车过分段电流。

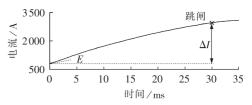


图7 保护误动作电流

Fig.7 Protection misoperation current

由上述分析可知,列车过分段电流会引起DDL 保护性能下降,本文算法可以很好地提取能量分布 信息。本文算法虽然处理速度略慢于DDL保护,但 是其对输入信号的时间窗要求相对较短,稳定性好。

4 结论

本文提出了一种基于EWT能量熵的直流短路故障辨识方法。针对远端短路故障电流能量分布分散,列车过分段电流能量分布集中的特点,对信号进行EWT分解,得到电流信号的能量熵,并将其作为短路故障辨识的特征矢量。

通过分析大量列车过分段电流和远端短路电流 数据,发现在数据窗内,短路故障电流的能量熵远小 于列车过分段电流的能量熵。

研究表明,本文算法不仅具有特征量提取准确、自适应性强的特点,而且可以很好地区分远端短路电流和列车过分段电流,提高了故障识别正确率。但是 EWT的研究仍在起步阶段,还可以开发出更好的频域分割方式,提高其模态分解的能力。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

参考文献:

- [1] 李建民. 基于双边供电的直流牵引馈线保护研究[J]. 电力自动化设备,2007,27(11):55-59.
 - LI Jianmin. Research of DC feeder protection based on bilateral power supply system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(11); 55-59.
- [2] 喻乐,和敬涵,王小君,等. 基于 Mexh 小波变换的直流馈线保护方法[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(11):42-45,54. YU Le, HE Jinghan, WANG Xiaojun, et al. DC feeder protection method based on Mexh wavelet[J]. Power System Protection and Control,2012,40(11):42-45,54.
- [3] 田行军,李夏青,李运华. 直流牵引网振荡电流与故障电流波形识别[J]. 电工技术学报,2013,28(11):247-253.

 TIAN Xingjun,LI Xiaqing,LI Yunhua. Waveform identification of oscillation current and fault current in DC traction network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28 (11):247-253.
- [4]李夏青,左丽. 直流牵引网故障电流能量谱及特征矢量[J]. 电工技术学报,2010,25(11):164-168.



- LI Xiaqing, ZUO Li. Energy spectrum and eigenvector of DC traction power supply short-circuit current[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(11):164-168.
- [5] 李东东,周文磊,郑小霞,等. 基于自适应 EEMD 和分层分形维数的风电机组行星齿轮箱故障检测[J]. 电工技术学报,2017,32(22):233-241.
 - LI Dongdong, ZHOU Wenlei, ZHENG Xiaoxia, et al. Diagnosis of wind turbine planetary gearbox faults based on adaptive EEMD and hierarchical fractal dimension [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(22):233-241.
- [6] 祝冰心,李夏青,田行军,等. 基于关联维数的直流牵引网故障识别[J]. 北京石油化工学院学报,2014,22(1):37-43. ZHU Bingxin, LI Xiaqing, TIAN Xingjun, et al. Fault identification algorithm of DC traction network based on correlation dimension[J]. Journal of Beijing Institute of Petrol-Chemical Technology,2014,22(1):37-43.
- [7] 孔玮,崔运海,秦立军,等. 直流牵引系统馈线微机保护装置 [J]. 电力系统自动化,2005,29(1):92-96.

 KONG Wei,CUI Yunhai,QIN Lijun,et al. Research and development of microcomputer-based feeder protection for DC traction power supply system[J]. Automation of Electric Power Systems,2005,29(1):92-96.
- [8] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16):3999-4010.
- [9] 祝文颖,冯志鹏. 基于改进经验小波变换的行星齿轮箱故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2016,37(10):2193-2201.

 ZHU Wenying, FENG Zhipeng. Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved empirical wavelet transform[J].

 Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10):2193-2201.
- [10] 喻乐. 城市轨道交通供电系统建模与直流馈线保护的研究 [D]. 北京:北京交通大学,2012. YU Le. Research on power supply system modeling and DC feeder protection of DC railway transit system[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University,2012.
- [11] LU Yanqing, LI Xiaqing. Simulation modeling of traction power supply system and the short circuit current [J]. Journal of Beijing Institute of Petrochemical Technology, 2008, 16(3):

- 26-30.
- [12] 孙国强,梁智,俞娜燕,等. 基于EWT和分位数回归森林的短期风电功率概率密度预测[J]. 电力自动化设备,2018,38(8): 158-165.
 - SUN Guoqiang, LIANG Zhi, YU Nayan, et al. Short-term wind power probability density forecasting based on EWT and quantile regression forest[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(8):158-165.
- [13] 李志农,朱明,褚福磊,等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报,2014,35(11):2423-2432.

 LI Zhinong, ZHU Ming, CHU Fulei, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(11): 2423-2432.
- [14] 刘建华,沈松伟,周明平,等. 一种新型城市轨道交通馈线电流保护方法[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(22):84-89. LIU Jianhua, SHEN Songwei, ZHOU Mingping, et al. A new protection method of feeder current in urban rail transit[J]. Power System Protection and Control,2016,44(22):84-89.
- [15] 王广峰,孙玉坤,陈坤华. 地铁直流牵引供电系统中的 DDL保护[J]. 电力系统及其自动化学报,2007,19(1):59-62. WANG Guangfeng,SUN Yukun,CHEN Kunhua. DDL protection in subway DC traction power supply system[J]. Proceedings of the CSU-EPSA,2007,19(1):59-62.

作者简介:



刘

刘 炜(1982—),男,湖南益阳人,副 教授,博士研究生导师,主要研究方向为城 市轨道交通牵引供电(E-mail:liuwei_8208@ switu.cn);

李思文(1996—), 男, 江苏盐城人, 硕士研究生, 主要研究方向为城市轨道交通直流保护(\mathbf{E} -mail: 79087303@qq.com);

炼 王 竞(1975—),男,湖北武汉人,高 级工程师,主要研究方向为电器智能化

(E-mail: 94302954@qq.com)_o

(编辑 任思思)

Identification of DC short circuit fault based on EWT energy entropy

LIU Wei¹, LI Siwen¹, WANG Jing², CUI Hongmin¹, LI Fuqiang¹, LI You¹

- (1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;
 - 2. China Shipbuilding Industry Corporation No.712 Institute, Wuhan 430064, China)

Abstract: Aiming at the malfunction of DDL protection caused by train over-section in existing DC traction power supply system, an energy entropy method based on EWT(Empirical Wavelet Transform) is proposed to identify train over-section current and remote short circuit fault current. The proposed method adaptively decomposes the current signal into several compactly supported EMFs(Empirical Mode Functions) by using empirical wavelets. Based on the energy weight of EMFs, the energy entropy is constructed to quantitatively describe the complexity of energy distribution of feeder current in time-frequency domain. A large number of data of train over-section current and remote short circuit current is used to verify the proposed method, which proves that the proposed method can improve the accuracy of short circuit fault identification by cooperating with DDL protection.

Key words:urban rail transit;DC protection;empirical wavelet transform;time-frequency analysis;energy weight

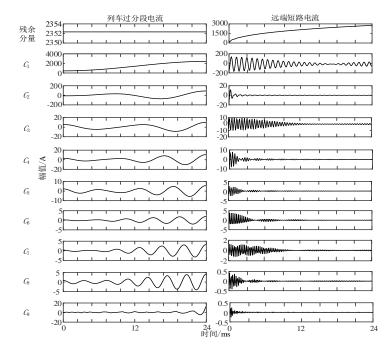


图 A1 列车过分段电流、远端短路电流 EWT 分解结果

Fig.A1 EWT decomposition results of train over-section current and distal short circuit current waveform

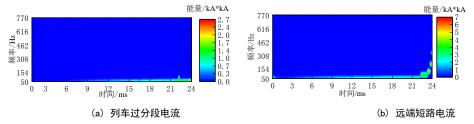


图 A2 列车过分段电流、远端短路电流的能量分布

Fig.A2 Energy distribution of train over-section current and distal short circuit current