

基于局域均值分解的永磁同步电机故障诊断仿真

袁国强, 李颖晖, 杨有泽

(空军工程大学航空航天工程学院, 西安 710038)

摘要: 永磁同步电机(PMSM)应用日益广泛,对其故障诊断提出了较高的要求。对局域均值分解(LMD)用于提取永磁同步电机的故障特征进行了研究,提出一种基于LMD和改进频带能量法的故障诊断方法。该方法通过逐步抽取故障信号的调频调幅成分使信号在频域上展开,然后基于频带分布特点,并对频带与故障的相关性进行研究,构造出加权频带能量向量,实现了特征提取,最后对永磁同步电机速度控制系统进行了仿真。结果表明,该方法可有效地提取故障特征,并可降低故障特征向量的维数。

关键词: 永磁同步电机; 特征提取; 故障诊断; 局域均值分解; 加权频带能量向量

中图分类号: TM351 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)10-0106-04

Fault Diagnosis Simulation of PMSM Based on LMD

YUAN Guo-qiang, LI Ying-hui, YANG You-ze

(Institute of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Permanent Magnet Synchronous Motor (PMSM) is finding wider application in electromechanical actuation system, and has higher demands to the fault diagnosis. Therefore, we proposed a new method of fault diagnosis based on Local Mean Decomposition (LMD) and improved frequency-band energy method. This method unfolds the energy distribution of the fault signal in frequency domain by decomposing it into amplitude and frequency modulated signals. Then the feature vector is constructed according to the energy distribution and the correlation between each frequency band and the fault signal, thus to realize feature extraction. Finally, simulation is made for the speed control system of PMSM. The results turn out that the proposed approach can extract the fault feature effectively, while achieving dimension reduction of feature vector.

Key words: PMSM; feature extraction; fault diagnosis; LMD; weighted frequency band energy vector

0 引言

永磁同步电机(Permanent Magnet Synchronous Motor, PMSM)由于体积小、重量轻、高效节能等一系列优点,被广泛地研究和应用^[1]。另一方面,随着“低碳”理念的普及,生产工具、交通工具都向着多电和全电方向发展,PMSM作为驱动电机将会应用于更多领域,对其故障诊断提出了更高的要求。

对于电机这样的复杂非线性系统,还没有成熟的建模理论,基于模型的故障诊断方法对模型的准确性要求较高,不易实现。随着信息技术的不断发展,基于数据挖掘理论的故障诊断方法显示出巨大的实用价

值,受到极高的重视,并取得了一些研究成果^[2]。目前,国内外电机故障诊断领域较多使用小波分析和经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)来对故障信号进行分类,进而诊断出故障类型。然而,小波变换方法就是可调窗口的傅里叶变换,其分析精度受采样频率影响较大,不具有自适应性^[3]。EMD具有分解尺度的自适应性,它将故障信号分解为本征模函数(Intrinsic Mode Function, IMF),能较好地体现信号的频域分布特点,已广泛用于机械系统和电气系统的故障诊断。然而EMD仍然存在诸如端点效应、模态混淆、过包络和欠包络等问题。

局域均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)是文献[4]新提出的一种自适应信号分解方法,LMD在脑电波信号分析上的应用显示出它处理非平稳信号方面的优势。与EMD相比,LMD更能抑制端点效应和保留信号完整性,有利于提取信号特征并分类^[5]。常规频带能量法笼统地处理全部频带,忽视了频带间

收稿日期:2014-01-06 修回日期:2014-04-15

基金项目:国家自然科学基金(61074007)

作者简介:袁国强(1989—),男,安徽阜阳人,硕士生,研究方向为航空电气系统故障诊断与优化控制。

的差异性。鉴于 LMD 的优越性和常规频带能量法的不足,针对永磁同步电机的典型故障,本文提出一种基于 LMD 和改进频带能量向量法的故障诊断方法,并将该方法用于永磁同步电机。结果表明,该方法能有效地提取故障信号的特征,实现故障的分类,并明显地降低故障特征向量的维数。

1 LMD 基本原理

LMD 过程包含 3 个部分:1)对故障信号进行平稳化处理;2)去除故障信号中的平稳成分;3)用包络信号解调故障信号的非平稳部分。用滑动平均法产生幅度解调所使用的包络估计信号。经过以上 3 步,如果解调信号的包络不平坦,则需要对解调信号重复分离过程,直到获得一个包络平坦的调频信号。接着,利用此调频信号和包络信号计算出乘积函数(Product Function, PF),然后从原信号中减掉 PF 分量作为新的原信号,重复上述整个过程^[6]。具体编程实现时,可按如下流程进行。

- 1) 搜索故障信号 $x(t)$ 的局部极值点 n_i 。
- 2) 计算极值的局部均值 m_i 和强度 a_i 。

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (1)$$

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (2)$$

3) 对 m_i 和 a_i 进行平滑处理,采用滑动平均法得到局部均值函数 $m_{11}(t)$ 和包络函数 $a_{11}(t)$ 。

4) 从 $x(t)$ 中抽去 $m_{11}(t)$,用 $a_{11}(t)$ 对 $h_{11}(t)$ 进行幅度解调,得到

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ s_{11}(t) = h_{11}(t)/a_{11}(t) \end{cases} \quad (3)$$

如果 $s_{11}(t)$ 的包络函数 $a_{12}(t)$ 不平坦,即 $s_{11}(t)$ 不是纯调频信号,则以 $s_{11}(t)$ 为原信号重复上述过程 n 次,直到 $s_{1n}(t)$ 的包络变平坦。此过程中

$$\begin{cases} s_{11}(t) = h_{11}(t)/a_{11}(t) \\ s_{12}(t) = h_{12}(t)/a_{12}(t) \\ \vdots \\ s_{1n}(t) = h_{1n}(t)/a_{1n}(t) \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \vdots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases} \quad (5)$$

5) 将上述过程中产生的包络函数累乘得到实际包络函数 $a_1(t)$ 。

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\cdots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (6)$$

6) 将 $a_1(t)$ 和 $s_{1n}(t)$ 相乘产生第一个 PF 分量。

$$P_{PF1}(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (7)$$

7) 从 $x(t)$ 中抽取 P_{PF1} , 剩余信号为新信号 $u_1(t)$, 用 $u_1(t)$ 重复整个过程 k 次,直到 $u_k(t)$ 不再含有震荡。此过程中

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - P_{PF1}(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - P_{PF2}(t) \\ \vdots \\ u_k(t) = u_{k-1}(t) - P_{PFk}(t) \end{cases} \quad (8)$$

对故障信号进行 LMD 分解,得到不同频带的 PF 分量。每一个 PF 分量包含了信号中特定频段的幅频信息^[7],其中,PF1 分量为最高频率段,PF2、PF3 等频段依次降低。

2 改进频带能量向量

在基于信号挖掘的故障诊断方法中广泛采用频带能量法^[8]。假设故障信号的分解结果为 m 个分量: $c_1(t), c_2(t), \dots, c_m(t)$, 则频带能量向量定义为

$$T = \left(\frac{E_1}{E}, \frac{E_2}{E}, \dots, \frac{E_m}{E} \right) \quad (9)$$

式中

$$E = \sum_{i=1}^m E_i, E_i = \int_{-\infty}^{\infty} c_i^2(t) dt, i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

用此向量进行故障分类明显存在着不足之处。首先,不同故障信号进行分解(EMD 或 LMD),所得分量结果数目不同,直接计算的能量向量的长度也不同,而且维数较高,使得故障匹配比较困难;其次,对于某一类型的故障,其故障信号分解结果中的每个分量表征该故障的能力并不等同,一致笼统地使用特征向量的每个分量会淹没故障特质。随着人工智能的不断发展,机器学习方法等人工智能的方法被用来筛选核心分量,这也是目前研究较为活跃的领域。但是,人工智能的方法需要大量样本且计算复杂,加之机器学习得到的结果通常在物理含义上较为模糊,不利于对问题机理深入研究。

事实上,在基于信号分析的故障诊断方法中,故障信号被认为包含了全部的故障信息,因而最能体现故障特质的是与故障信号相关密切程度较高的信号分量^[9]。相关性分析是对多个变量元素进行分析,从而度量其相关密切程度,元素之间需要存在一定的联系或者概率才可以进行相关性分析。故障信号的分量是从原故障信号中提取出来的,所以它们是有联系的,故而可以进行相关性分析。相关系数是相关性的量化,依据相关现象之间的不同特征,相关系数有不同的定义。其中,用以反映两变量之间线性相关关系的相关

系数称为简单相关系数,简称相关系数,其定义为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (11)$$

式中: x, y 为待分析序列,其标准差都不为零(非平稳信号通常满足此条件); n 为序列长度; \bar{x}, \bar{y} 分别是序列 x, y 的均值。另外,还有反映变量之间曲线关系的非线性相关系数和反映多变量间相关关系的复相关系数。考虑到故障信号分量是从故障信号中直接提取出来的,它们之间的关系具有简单性,所以选用简单相关系数来考究故障信号各分量所含有的故障信息量。

充分考虑分解结果中每个分量与原故障信号的相关性^[10],对常规频带能量法进行改进,提出加权频带能量法,可有效地筛选出能体现不同故障特点的分量。这种方法的思路是:首先,对不同类型故障信号进行 LMD 分解,得到一系列的 PF 分量,并计算每一个 PF 分量与原故障信号的相关性;然后,用前 v 个 PF 分量构造能量向量, v 由 PF 分量个数最少的故障类型决定,在组成能量向量时,将每个 PF 分量的能量乘以其与原故障信号的相关系数。假设故障信号分解结果为 n 个 PF 分量: $p_1(t), p_2(t), \dots, p_n(t)$,则加权频带能量向量定义为

$$T = \left(\frac{E_1}{E} w_1, \frac{E_2}{E} w_2, \dots, \frac{E_n}{E} w_n \right) \quad (12)$$

式中: w_i 为 $p_i(t)$ 与对应故障信号的相关性系数;

$$E = \sum_{i=1}^n E_i, E_i = \int_{-\infty}^{\infty} p_i^2(t) dt, i = 1, 2, \dots, n. \quad (13)$$

3 仿真结果与分析

以永磁同步电机速度控制系统为例进行仿真,其模型为

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} i_a = \frac{1}{3L_s} [2v_{ab} + v_{bc} - 3R_s i_a + \lambda p w_r (-2\phi'_a + \phi'_b + \phi'_c)] \\ \frac{d}{dt} i_b = \frac{1}{3L_s} [-v_{ab} + v_{bc} - 3R_s i_b + \lambda p w_r (\phi'_a - 2\phi'_b + \phi'_c)] \\ \frac{d}{dt} i_c = -\left(\frac{d}{dt} i_a + \frac{d}{dt} i_b\right) \\ T_e = p\lambda (\phi'_a \cdot i_a + \phi'_b \cdot i_b + \phi'_c \cdot i_c) \end{cases} \quad (14)$$

式中: L_s 为定子线圈电感; R 为定子线圈电阻; i_a, i_b, i_c 为 a、b 和 c 相电流; $\phi'_a, \phi'_b, \phi'_c$ 为 a、b 和 c 相电势; v_{ab} 和 v_{bc} 为定子侧线电压; w_r 为转子角速度; λ 为转子永磁体磁通量在定子侧的折算值; p 为极对数; T_e 为电磁转矩。

永磁同步电机速度控制系统的 Simulink 仿真模型如图 1 所示。其中,永磁同步电机为隐极结构,如图 2 所示,定子相电阻 2.875Ω ,电枢电感 1.53 mH 。dq2abc 模块实现反派克变换,PWMInverterw 为逆变器,产生电

机的驱动电压。FaultInject 是故障注入模块。针对电机比较常见的定子绕组匝间短路故障、一相开路故障和轴承磨损故障进行仿真。系统仿真时间为 0.05 s ,在 0.01 s 时注入故障。测取不同故障模式电机转矩信号 T_e ,以其在均值附近的波动为分析信号,利用 Matlab 语言编程实现局域均值分解和加权频带能量等算法,对故障进行特征提取。

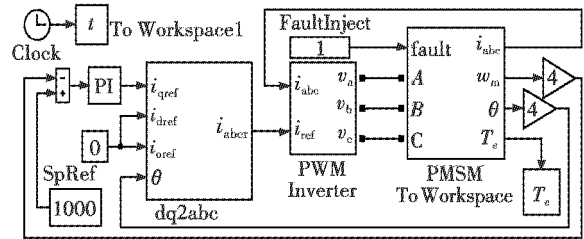


图 1 永磁同步电机 Simulink 仿真模型
Fig. 1 Simulink simulation model of PMSM

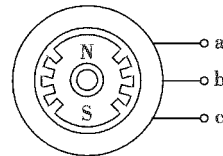


图 2 永磁同步电机结构图
Fig. 2 Structure of PMSM

由永磁同步电机模型知,电磁转矩 T_e 包含了电机相电势、相电流和磁通量等重要信息,适合作为故障诊断的特征信号。电机的旋转使得 T_e 呈现出周期性,各种故障在这个周期过程中对 T_e 进行着频率调制和幅度调制。故障的机理不同,对 T_e 的调制方式和程度各异,这是 LMD 解调 T_e 进行故障分类奠定的基础。对 T_e 进行 LMD 分解得到的 PF 分量的物理含义就是各故障模式对 T_e 的调制在频域的分布,其中 PF1 代表了最高频段的调制程度,其他分量频段依次降低,所以 PF 分量折射出了故障的频域信息。加相关性系数权则进一步突显不同故障频域信息的差异。电机正常工作时 T_e 波动信号及其前 10 个 PF 分量如图 3 所示。

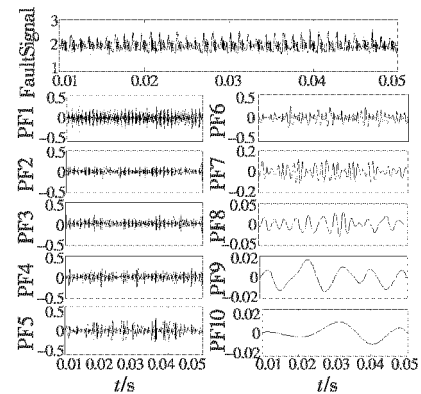


图 3 电机正常时 T_e 波动信号 LMD 分解结果
Fig. 3 LMD result of T_e fluctuation when the motor is normal

从结果中可以看出, LMD 能自适应地展开故障信号的不同频段成分, 并且分量信号对原故障信号在各频段上的信息保留得比较完整。

同理, 对其他故障模式下的 T_e 波动信号进行分解。按式(9)、式(10)计算不同故障模式下的 LMD 频

带能量向量, 如图 4 所示。可见, 向量中 PF1、PF2、PF3、PF4 频段的能量数值较大, 且和邻域频带相差明显, 有较大的波动。而 PF8、PF9、PF10 频段量值较小, 变化微弱。按式(11)计算各故障模式下各 PF 分量与原故障信号的相关系数, 如表 1 所示。

表 1 各 PF 分量与原故障信号的相关系数

Table 1 The correlation coefficient between each PF and fault signal

故障模式	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	w_6	w_7	w_8	w_9	w_{10}
正常	0.5721	0.3303	0.4175	0.4867	0.3301	0.1244	0.0056	0.0241	0.0345	0.0692
匝间短路 2%	0.6182	0.4041	0.2995	0.3706	0.2327	0.0700	0.1768	0.1635	0.0711	0.0518
匝间短路 5%	0.6479	0.2987	0.3685	0.3226	0.3248	0.1046	0.0411	0.0695	0.0565	0.0013
一相开路	0.2319	0.2168	0.2317	0.0927	0.2722	0.4033	0.3042	0.1486	0.1177	0.0262
轴承磨损	0.5407	0.2754	0.4455	0.3464	0.3478	0.1490	0.1075	0.0323	0.1371	0.0277

由表 1 可以发现, 变化较为明显的 PF1、PF2、PF3、PF4 频段所对应的相关系数也比较大, 而 PF8、PF9、PF10 频段对应的相关系数较小。

上述结果表明, PF1、PF2、PF3、PF4 频段包含的故障信息比其他频段多, 而 PF8、PF9、PF10 包含的故障特征较少且相互冗余, 这一点在加权频带能量向量中则更为明显。按式(12)、式(13)计算各故障模式的加权频带能量向量, 如图 5 所示。可见, PF1、PF2、PF3、PF4 频段对应的值较大, 这意味着它们对故障模式的分类能力较强, 而 PF8、PF9、PF10 频段则较弱。因而, 可以抽取加权频带能量值较大的分量构造维数较少的故障特征向量, 实现特征向量的降维。

4 结论

LMD 是一种自适应的信号分解方法, 非常适合处理电气系统的故障非平稳信号。加权频带能量法对常规频带能量法进行改进, 通过引入相关系数加权, 突出了信号主成分的作用。仿真结果表明, 基于 LMD 的加权频带能量法能有效地提取永磁同步电机不同故障的特征信息, 并降低故障特征向量的维数, 可实现其故障诊断。随着数据挖掘和人工智能技术的不断发展, LMD 加权频带能量法将会越来越广泛地应用于电气系统的故障诊断中。

参考文献

- [1] WROBEL R, BUDDEN A S, SALT D, et al. Rotor design for sensorless position estimation in permanent-magnet machine[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(9):3815-3824.
- [2] 伍星, 陈进, 李如强, 等. 基于数据挖掘的设备状态监测和故障诊断[J]. 振动与冲击, 2004, 23(4):70-74. WU X, CHEN J, LI R Q, et al. State monitoring and fault diagnosis of equipments based on data mining[J]. Journal of Vibration and Shock, 2004, 23(4):70-74.
- [3] BRENNER M J. Non-stationary dynamic data analysis with wavelet-SVD filtering[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2003, 17(4):765-786.
- [4] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, 2(5):443-454.
- [5] 程军圣, 张亢, 杨宇, 等. 局部均值分解与经验模式分解的对比研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(5):13-16. CHENG J S, ZHANG K, YANG Y, et al. Comparison between the method of local mean decomposition and empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(5):13-16.

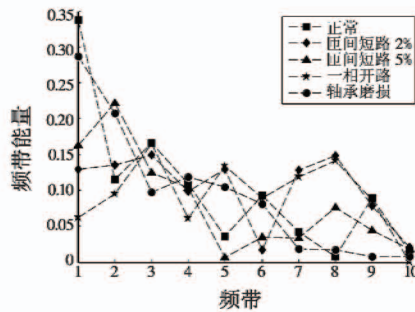


图 4 LMD 频带能量向量

Fig. 4 LMD frequency band energy

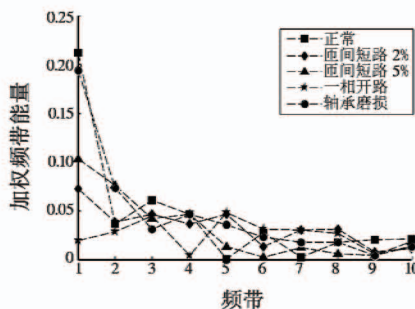


图 5 LMD 加权频带能量向量

Fig. 5 LMD weighted frequency band energy

角 ϕ 范围为 $0^\circ \leq \phi \leq 90^\circ$ 。

对两个干扰源进行仿真。干扰来向分别为 $\phi_1 = 10^\circ, \theta_1 = 10^\circ; \phi_2 = 30^\circ, \theta_2 = 200^\circ$ 。干扰信号强度分别比噪声高 50 dB。仿真结果如图 5 所示,在卫星信号来向增益约为 8 dB,其附近也比较平坦;在两个干扰来向分别形成了 -139 dB 和 -123 dB 的零陷,零陷比较“尖锐”。

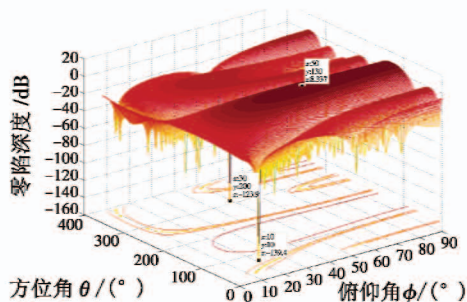


图 5 双干扰方向图

Fig. 5 Directivity diagram of two jamming sources

从上述仿真可以看出,该算法无论是对单干扰还是对多干扰,都可以在卫星信号来向产生增益,形成指向卫星信号的波束;同时在干扰方向形成较深零陷,从而达到滤除干扰的目的。本仿真采用的天线阵为 7 阵元,所以可产生的增益最大值为 $10 \lg 7 = 8.45$ dB,由于仿真模型比较理想,仿真效果很好,实际实现时性能会比仿真结果略有下降,零陷不会这么“尖锐”,不过仍然会达到较好的效果。

5 结束语

本文所述的 GNSS 抗干扰算法已在工程上实现,天线阵元数目相同时,其抗干扰效果明显优于自适应调零抗干扰系统。自适应波束形成抗干扰系统由于需

要预知卫星信号来向,就需要预先知道自身位置、天线阵姿态和卫星位置,因此需要与惯导系统和 GNSS 接收机紧密配合才能正常工作,对系统要求较高,实现难度较大;同时,该抗干扰算法工程实现时运算量较大,其运算量随着天线阵元数目的增加而迅速增长,也是一个无法回避的问题。

参考文献

- [1] 俞泽瀚. GPS 干扰和抗干扰技术的研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2011.
YU Z T. The study of GPS interference and anti-jamming [D]. Xi'an: XiDian University, 2011.
- [2] 郭崇贤. 相控阵雷达接收技术[M]. 北京:国防工业出版社,2009.
GUO C X. Receiving technology of phased array radar[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2009.
- [3] 张斌. 最新智能天线设计与应用新技术制导手册[M]. 北京:科学技术出版社,2007.
ZHANG B. The design and application of the smart antenna technology guidance manual[M]. Beijing: Science and Technology Press, 2007.
- [4] 邱天爽,魏东兴,唐洪,等. 通信中的自适应信号处理[M]. 北京:电子工业出版社,2005.
QIU T S, WEI D X, TANG H, et al. Adaptive signal processing in communication[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2005.
- [5] 王永良,丁前军,李荣峰. 自适应阵列处理[M]. 北京:清华大学出版社,2009.
WANG Y L, DING Q J, LI R F. Adaptive array processing [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2009.

(上接第 109 页)

- [6] 张亢,程军圣,杨宇. 局部均值分解方法中乘积函数判据问题研究[J]. 振动与冲击,2011,30(9):84-88.
ZHANG K, CHENG J S, YANG Y. Product function criterion in local mean decomposition method[J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(9):84-88.
- [7] HUANG N E, WU Z H, LONG S R, et al. On instantaneous frequency[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(2):177-229.
- [8] CHENG J S, YU D J, YANG Y. Energy operator demodulating approach based on EMD and its application to mechanical fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2004, 40(8):115-118.
- [9] 束洪春,田鑫萃,董俊,等. 利用电压相关性的 ± 800 kV

直流输电线路区内外故障判断方法[J]. 中国电机工程学报,2012,32(4):151-160.

- SHU H C, TIAN X C, DONG J, et al. Identification between internal and external faults of ± 800 kV HVDC transmission lines based on voltage correlation[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4):151-160.
- [10] 林达,王慧芳,何奔腾,等. 基于波形相关性的带并联电抗器线路永久性故障判别方法[J]. 电力系统自动化,2013,37(16):80-84.
LIN D, WANG H F, HE B T, et al. Identification of permanent fault at transmission line with shunt reactors based on waveform correlation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(16):80-84.