

基于小波去噪和随机子空间算法的 广域低频振荡估计

刘 畅, 李长松, 李华强, 许海青
(四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065)

摘 要: 电网规模的日益扩大使得广域低频振荡成为电力系统稳定运行中备受关注的问题之一, 提出了一种利用小波软阈值去噪技术, 首先对电力系统低频振荡数据进行预处理, 然后采用随机子空间算法提取低频振荡信号特征的分析方法。该方法直接利用在线量测数据识别出系统的低频振荡及其特征参数, 有效地克服 Prony 算法、自回归滑动平均算法及希尔伯特-黄等算法受噪声、系统实际阶数的影响大以及单一随机子空间辨识算法难以处理非线性、非平稳振荡信号的缺点。数值仿真及实例分析均验证了基于小波预处理技术的随机子空间算法在电力系统低频振荡分析中的可行性。

关键词: 电力系统; 低频振荡; 区间振荡; 随机子空间算法; 小波软阈值; 去噪

Abstract: With the development of power grid, the inter-area low-frequency oscillations become one of the increasing concerns in the stable operation of power system. A method using wavelet soft threshold denoising technology is proposed. Firstly, the low-frequency oscillation data of power system is preprocessed, and then the characteristics of low-frequency oscillation signal are extracted by stochastic subspace algorithm. This method identifies the low-frequency oscillation and its characteristic parameters based on on-line measurement data directly, and effectively overcomes the defects that Prony algorithm, auto-regressive and moving average (ARMA) algorithm and Hilb-Huang transform algorithm are influenced by noise and actual order number of the system as well as the shortcomings that it is difficult for single stochastic subspace to deal with nonlinear and non-stationary oscillation signals. The feasibility of applying the proposed method to the analysis on low-frequency oscillation of power system is verified by numerical simulation and instance analysis.

Key words: power system; low-frequency oscillation; inter-area oscillation; stochastic subspace algorithm; wavelet soft threshold value; denoising

中图分类号: TM712 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2014)01-0005-05

0 引 言

随着大型机组快速励磁系统的采用以及电力系统规模的不断扩大、互联, 低频振荡问题日益突出, 严重威胁着电力系统的安全稳定运行。按照振荡的频率和涉及的范围, 低频振荡通常划分为两种形式: 局部模式和广域模式^[1-2]。其中, 广域模式为区域间振荡, 即系统中某区域机群与另一区域机群的相对振荡。相对于局部模式, 该模式的成因、影响因素和控制都更为复杂, 且对系统稳定的破坏程度大, 因而更值得运行人员关注。近年来, 随着相量测量装置 (phasor measurement unit, PMU) 的彻底实用化以及基于 PMU 的广域相量测量系统 (WAMS) 的逐步

基金项目: 四川大学青年教师科研启动基金 (No. 2011SCU11001)

建成并在电力系统中应用, 使得利用在线的广域向量测量数据进行广域低频振荡分析成为可能^[3]。目前通过分析实测数据识别和分析低频振荡模式的方法有 Prony 算法^[4]、自回归滑动平均 (auto-regressive and moving average, ARMA) 算法^[5]和希尔伯特-黄变换 (Hilbert-Huang transform, HHT)^[6]等先进的数学方法, 通过对某一局部动态观测信息的信号处理, 分析系统的低频振荡现象。但上述方法存在受噪声信号影响较大, 系统阶数确定困难, 容易出现伪模态和计算过程复杂、耗时长等优点。

随机子空间辨识 (stochastic subspace identification, SSI) 算法能够从实测振荡信号中提取振荡频率及阻尼比的同时还能够获得相应的振型信息, 文献 [7-8] 对随机子空间辨识方法在电力系统低频振荡分析中的应用做了初步的探索。但建立在线性系

统理论以及所受扰动为平稳信号假设的基础上的随机子空间辨识方法在处理非线性、非平稳的电力系统实测振荡信号方面的有效性和准确性有待研究和验证。鉴于小波分析^[9]能以不同的小波变换尺度,将信号分解成不同的频段分量,具有良好的时、频局域性,在处理非平稳信号时具有良好的效果,因此,结合小波去噪和随机子空间辨识算法,开展电力系统低频振荡在线分析的研究。

1 小波去噪

在小波变换应用中,目前主要有硬阈值和软阈值去噪方法^[10]。由于噪声信号强度的随机性,以及小波分解过程中信号与噪声的传播特性不同,每一层小波分解系数所采用的阈值应该是随小波系数的变化而变化的,能实现这种变动阈值的方法就是软阈值去噪方法,而硬阈值算法^[11]由于其自身缺陷而不适用于实际场合。软阈值去噪方法近年来得到很大发展,其去噪效果被证明是很有效的。

1.1 小波软阈值消噪原理

含有噪声的一维信号可以表示成如下形式。

$$s(i) = f(i) + u(i) \quad (1)$$

其中 $f(i)$ 为真实信号; $u(i)$ 为高斯白噪声; $s(i)$ 为含噪声的信号。对信号 $s(i)$ 进行消噪的目的就是要抑制信号中的噪声部分,从而在 $s(i)$ 中恢复出真实信号 $f(i)$ 。在实际工程中,有用信号通常表现为低频信号或是一些比较平稳的信号,而噪声信号则通常表现为高频信号。一般来说,一维信号的消噪算法可以分为 3 个步骤进行:①对信号进行小波分解;②小波分解高频系数的阈值量化;③对信号进行重构。

在这 3 个步骤中,最关键的一步就是如何选取阈值方式和如何进行阈值的量化,从某种程度上来说,它直接关系到信号消噪的质量。

1.2 软阈值的选取

软阈值的选取方法很多^[12]。经比较,下面采用启发式阈值(heursure)方法,它是在通用阈值和无偏风险阈值的基础上进行计算的,这种方法阈值风险较小,有用信号不易丢失。具体计算原理和计算步骤如下^[13]。

(1) 噪声强度的计算

噪声强度的计算可采用以下公式。

$$\sigma = \frac{1}{0.6745N} \sum_{i=0}^{N-1} |D_i^k| \quad (2)$$

式中 D_i^k 为第 k 层小波系数 ($1 < k < M$); N 为该层小波系数的个数; M 为小波分解最高次数。

(2) 通用阈值的计算

通用阈值计算的理论依据是: N 个具有独立同分布的标准高斯变量中的最大值小于 T_1 的概率随着 N 的增大而趋于 1。其中 T_1 由式(3)来计算。

$$T_1 = \sigma(2 \ln N)^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

式中 σ 为噪声强度; N 为所处理的变量的个数。

(3) Stein 无偏风险阈值的计算

将某一层小波系数的平方按由小到大排列,得到一个向量: $W = [w_1, w_2, \dots, w_N]$, 其中, $w_1 \leq w_2 \leq \dots \leq w_N$, N 为小波系数的个数。由此计算风险向量 $R = [r_1, r_2, \dots, r_N]$, 其中

$$r_i = \frac{n - 2i + (n - i)w_i + \sum_{k=1}^i w_k}{N} \quad (4)$$

以 R 元素中的最小值 r_b 作为风险值,由 r_b 的下标变量 b 求出对应的 w_b , 则阈值 T_2 为

$$T_2 = \sigma(w_b)^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

(4) 启发式阈值的计算

计算 $H_w = \sum_{i=1}^N w_i^2$, 令 $\eta = (H_w - N) / N$ 和 $u = (\log N)^{3/2} N^{1/2}$ 则有

$$T_3 = \begin{cases} T_1 & \eta < u \\ \min(T_1, T_2) & \eta \geq u \end{cases} \quad (6)$$

最终的软阈值就是 T_3 。

1.3 非平稳信号的小波软阈值去噪

在实际的工程应用中,大多数信号可能包含着许多尖峰或突变,而且噪声信号也并不是平稳的白噪声。对这种信号进行去噪处理时,传统的傅里叶变换完全是在频域中对信号进行分析,它不能给出信号在某个时间点上的变化情况,因此分辨不出信号在时间轴上的一个突变。但是小波分析能同时在时频域内对信号进行分析,所以它能有效地区分信号中的突变部分和噪声,从而实现对非平稳信号的去噪。如图 1 所示,使用小波软阈值去噪方法对一个含噪的矩形波信号进行去噪处理,说明此方法对非平稳信号具有良好的去噪效果。

2 随机子空间理论

2.1 随机子空间思想

随机子空间辨识^[14]方法是近年来发展的一种线性系统辨识方法,可以有效地从环境激励的系统响应中获取模态参数。它采用简单可靠的数学工具如矩阵的正交三角分解 QR(QR factorization)和奇异值分解 SVD(singular value decomposition)获取状态矩阵及其特征值,结合最小二乘法,得到信号的振荡参数。

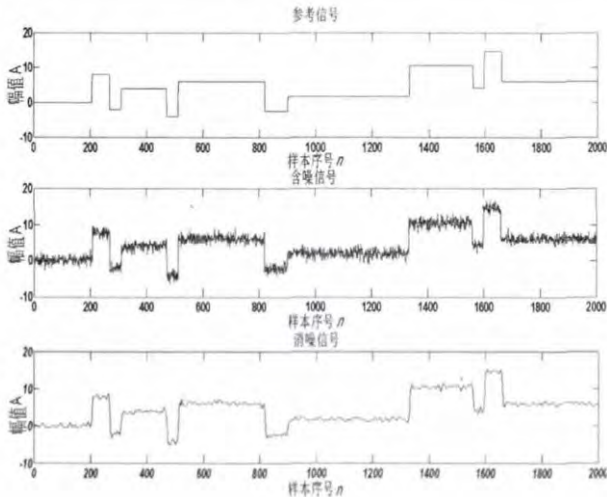


图 1 含噪矩形波的去噪结果

在实际应用中,量测数据在时间上都是离散的,所以经离散采样后,可得如下随机状态空间系统。

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + w_k \\ y_k = Cx_k + v_k \end{cases} \quad (7)$$

式中 A 为系统矩阵; C 为输出矩阵; w_k 、 v_k 分别为零均值过程噪声和测量噪声,且互不相关。根据输出数据 y_k 可构造 Hankel 矩阵 $Y_{0/2i-1}$,如式(8)。

$$Y_{0/2i-1} = \frac{1}{\sqrt{f}} \begin{bmatrix} y_0 & y_1 & \cdots & y_{j-1} \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_j \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{i-1} & y_i & \cdots & y_{i+j-2} \\ y_i & y_{i+1} & \cdots & y_{i+j-1} \\ y_{i+1} & y_{i+2} & \cdots & y_{i+j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{2i-1} & y_{2i} & \cdots & y_{2i+j-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_p \\ Y_f \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中,下标 $0/2i-1$ 表示 Hankel 矩阵第一列的第一块行和最后一块行的下标,下标 p 和 f 分别表示“过去”和“将来”。

定义输出 y_k 自协方差矩阵 R_i 为

$$R_i = E[y_{k+1}y_k^T] \quad (9)$$

由协方差序列组成的 Toeplitz 矩阵 $T_{1/i}$ 为

$$T_{1/i} = Y_f Y_p^T \quad (10)$$

对 Toeplitz 矩阵进行奇异值分解,秩为非零的奇异值个数,亦为系统的阶数。

$$T_{1/i} = USV^T = (U_1 \ U_2) \begin{pmatrix} S_1 & 0 \\ 0 & S_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_1^T \\ V_2^T \end{pmatrix} = U_1 S_1 V_1^T \quad (11)$$

$T_{1/i}$ 可分解为 $T_{1/i} = O_i \Gamma_i$,其中, O_i 为可观矩阵; Γ_i 为反转随机可控矩阵。根据上式可得如下系统矩阵 A 和 C 。

$$A = S_1^{-\frac{1}{2}} U_1^T V_1^T S_1^{-\frac{1}{2}} \quad (12)$$

$$C = O_i(1:l) \quad (13)$$

2.2 模态识别

得到系统状态矩阵 A 后,对其进行特征值分解: $\Psi^{-1} \Lambda \Psi = A$,获得系统的特征值 λ_i ($i = 1, 2, \dots, n$),设采样时间间隔 Δt ,则信号的频率 f_i 和阻尼比 ξ_i 以及振型 Φ 为

$$f_i = \arg \lambda_i / (2\pi\Delta t) \quad (14)$$

$$\alpha_i = 1n|\lambda_i| / \Delta t \quad (15)$$

$$\xi_i = \alpha_i / \sqrt{a_i^2 + (2\pi f_i)^2} \quad (16)$$

$$\Phi = C\psi \quad (17)$$

综上所述,随机子空间算法根据系统的输出数据,可以识别出电力系统线性化模型 $\{A, C\}$,进一步即可识别全部振荡参数。

2.3 随机子空间算法的有效性分析

按下式产生一理想信号。

$$x = 160.74e^{-0.15t} \cos(2\pi \times 0.46t + 1.32) + 173.38e^{-0.452t} \cos(2\pi \times 1.53t + 0.86) \quad (18)$$

此信号包含两个振荡模式。在此信号上叠加一个噪声强度为 2 dBm 的高斯白噪声作为测试信号来验证算法的有效性。信号的时间长度为(0~10) s,采样频率为 20 Hz(采样间隔 0.05 s)。经奇异值分解计算可知随机子空间辨识过程的阶数应定为 4 阶,然后得到系统状态矩阵 A 。

$$A = \begin{bmatrix} 0.9270 & 0.1354 & 0.3052 & -0.0513 \\ -0.1726 & 0.9201 & 0.0975 & 0.3114 \\ -0.2368 & -0.1588 & 0.9257 & 0.1388 \\ 0.1748 & -0.2356 & -0.1734 & 0.9227 \end{bmatrix} \quad (19)$$

最终辨识结果与理论值的比较见表 1。

通过比较发现,此方法能较准确地辨识出信号

各模式的频率、阻尼比, 具有很高的频率分辨率。

表1 随机子空间法辨识结果与理论值比较

模式	取值	频率/Hz	阻尼比/%
1	理论值	0.46	5.19
	计算值	0.458 8	5.57
2	理论值	1.53	4.68
	计算值	1.529 6	4.89

3 仿真实例

算例采用 IEEE 16 机 68 节点系统^[14]如图 2 所示。系统可划分为 5 个区域: Group 1, 新英格兰 (G1 ~ G9); Group 2, 纽约 (G10 ~ G13); Group 3, 等效机组 G14; Group 4, 等效电机 G15; Group 5, 等效电机 G16。系统中存在着 3 个弱阻尼的互联振荡模式, 分别为 0.37、0.5、0.61 Hz。表 2 给出了传统小干扰特征根的分析结果。

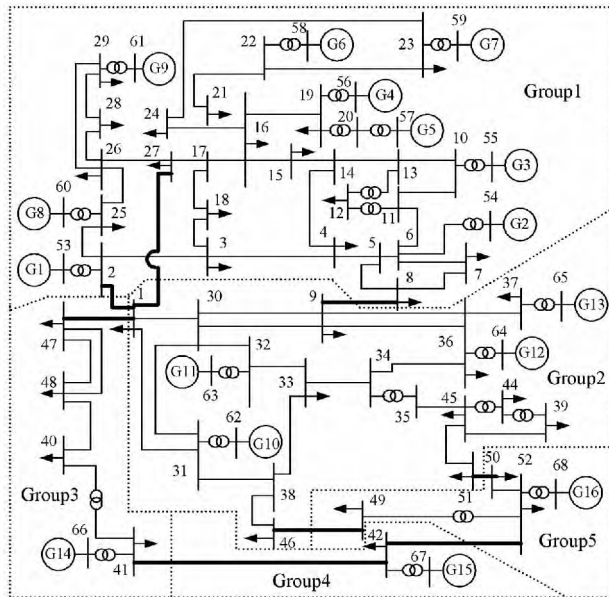


图2 16机68节点系统图

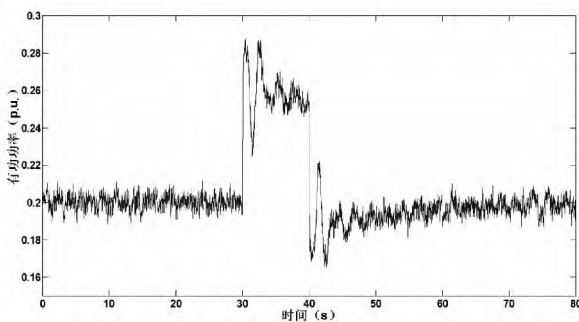


图3 联络线上有功波动

在系统正常运行方式下, 模拟在母线 9 上增加随机负荷, $t = 30$ s 时增加一个 0.1 p. u. 的阶跃负荷, $t = 40$ s 时去除阶跃负荷, 以形成非平稳信号。记录联络线 8 ~ 9 上传送的有功功率, 采样间隔为 0.1 s, 分析 0 ~ 100 s 间数据, 其波形见图 3。

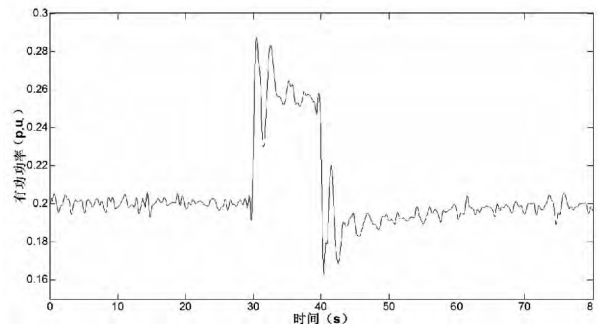


图4 去噪后有功波动

应用小波启发式软阈值方法对采样数据进行去噪处理(见图 4), 然后用随机子空间法辨识振荡的主导模式, 并与未采用小波去噪的分析结果对比, 结果见表 3。图 5 给出了辨识得到的 3 个模式的模态图(横坐标为发电机号, 纵坐标为幅值)。从图中可以看出频率为 0.384 6 的互联振荡模式的参与机组有 Group 1 ~ Group 5, 频率为 0.511 2 的互联振荡模式的主要参与机组有 Group 3、Group 5, 频率为 0.648 5 的互联振荡模式的主要参与机组有 Group 1、Group 2。

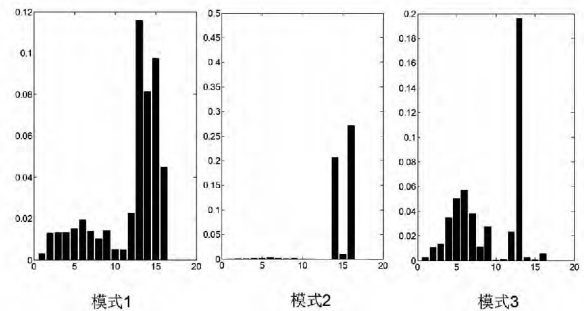


图5 模态图

表2 弱阻尼的互联模式

模式	特征值	频率 /Hz	阻尼比 /%	主要参与区域
1	$-0.038 1 \pm 2.385 3i$	0.379 7	1.60	Group 1 ~ Group 5
2	$-0.079 8 \pm 3.274 3i$	0.521 3	2.44	Group 3、Group 5
3	$-0.167 9 \pm 4.127 9i$	0.657 5	4.06	Group 1、Group 2、Group 4

由表 3 可以看出, 联络线上的有功发生了频率分别为 0.384 6 Hz、0.511 2 Hz、0.648 5 Hz 的低频振荡, 为区间振荡模式, 印证了随机子空间法的正确性, 而且小波去噪的去噪处理起到了较好的效果, 此

方法在处理非平稳信号时具有很大优势,较适合对实际大电网的实测信号的分析。

表 3 去噪后分析结果与未去噪分析结果及理论值比较

模式	频率/Hz			阻尼比/%		
	去噪前	去噪后	理论值	去噪前	去噪后	理论值
1	0.401 2	0.384 5	0.379 7	2.21	1.52	1.60
2	0.537 6	0.511 3	0.521 3	4.21	2.29	2.44
3	0.620 9	0.648 5	0.657 5	3.66	4.17	4.06

4 结 论

提出了一种利用小波去噪技术对振荡数据进行预处理,然后运用随机子空间方法对数据进行分析的新方法,用于电力系统低频振荡信号特征的提取,特别是对非平稳信号的处理具有有效性和准确性。而且随机子空间方法具有参数少、抗噪能力较强、分辨率较高、拟合效果较好等优点,满足低频振荡辨识和系统振荡分析的需要。小波预处理技术在提高精确度的同时,也降低了分析速度。

参考文献

[1] Klein M ,Rogers G J ,Kunder P. A Fundamental Study of Inter - area oscillations in Power Systems [J]. Power Systems ,1991 ,6(3) : 914 - 921.

[2] Task Force of Advisory Group 01 of Study Committee 38. GIGRE Technical Brochure on Analysis and Control on Power System Oscillation [R]. Paris: GIGRE Special Publication ,1996.

[3] 鞠平 谢欢 孟远景 等. 基于广域测量信息在线辨识低频振荡 [J]. 中国电机工程学报 2005 22(10) : 59 - 63.

[4] 竺炜 唐颖杰 周有庆 等. 基于改进 Prony 算法的电力系统低频振荡模式识别 [J]. 电网技术 2009 33(5) :

44 - 47.

[5] Wies R W ,Pierre J W ,Trudnowski D J. Use of ARMA Block Processing for Estimating Stationary Low - frequency Electromechanical Modes of Power Systems [J]. IEEE Trans on Power Systems. 2003 18(1) : 167 - 173.

[6] 韩松 何利铨 孙斌 等. 基于希尔伯特 - 黄变换的电力系统低频振荡的非线性非平稳分析及其应用 [J]. 电网技术 2008 32(4) : 56 - 60.

[7] Ghasemi H ,Canizares C ,Moshref A. Oscillatory Stability Limit Prediction Using Stochastic Subspace Identification [J]. IEEE Trans. on Power Systems 2006 21(2) : 736 - 745.

[8] 陈卓. 工况模态分析在低频振荡辨识中的应用初探 [J]. 电力系统保护与控制 2009 37(8) : 34 - 37.

[9] Mallat S ,Hwang W L. Singularity Detection and Processing with Wavelets [J]. IEEE Trans on Information Theory ,1992 38(2) : 617 - 643.

[10] D. L. Donoho. De - noising by Soft - thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory , 1995 , 41(3) : 613 - 627.

[11] Santoso S , Powers E J , Grady W M. Power Quality Disturbance Data Compression Using Wavelet Transform Methods [J]. IEEE Trans on Power Delivery , 1997 ,12(3) : 1250 - 1257.

[12] Carl T. The What , How , and Why of Wavelet Shrinkage Denoising [J]. Computing in Science & Engineering , 2000 ,2(3) : 12 - 19.

[13] Hilton L , Ogdan T. Data Analytic Wavelet Threshold Selection in 2 - D Signal Denoising [J]. IEEE Trans on Signal Processing ,1997 45(2) : 496 - 500.

[14] Van Overschee Peter ,De Moor Bart. Subspace Algorithms for the Stochastic Identification Problem [C] // The IEEE Conference on Decision and Control ,Brighton ,England: 1991. (收稿日期: 2013 - 08 - 26)

(上接第 4 页)

[3] Lie Xu ,Liangzhou Yao ,Christian Sasse. Grid Integration of large DFIG - Based Wind farms Using VSC Transmission [J]. IEEE Transactions on Power Delivery , 2010 , 25(3) : 1952 - 1961.

[4] Dorn J ,Huang H ,Retzmann D. Noel Voltage Source Converters for HVDC and FACTS Applications [C]. Conf. CIGER Symposium ,Osaka ,Japan ,2007.

[5] 姚为正 邓祥纯 易映萍 等. 基于 dq0 同步坐标的柔性直流输电控制策略及仿真研究 [J]. 电力系统保护与控制 2009 ,37(22) : 71 - 75.

[6] Bin Lu ,Boon - Teck Ooi. Nonlinear Control of Voltage - source Converter System [J]. IEEE Transaction on Power Electronics ,2007 ,22(4) : 1186 - 1195.

[7] 张文亮 汤涌 曾南超. 多端高压直流输电技术及应用前景 [J]. 电网技术 ,2010 ,34(9) : 1 - 6.

[8] Beerten ,J. ,Van Hertem ,D. ,Belmans ,R. VSC MTDC System with a Distributed DC Voltage Control - A Power Flow Approach [C]. PowerTech , 2011 IEEE Trondheim: 1 - 6.

[9] 梁盟. 柔性多端直流输电的控制研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2012.

[10] TANG ,Lian - xiang ,Ooi B T. Protection of VSC - Multi - Terminal HVDC against DC Faults [C]. IEEE 33rd Annual Power Electronics Specialists Conference. 2002: 719 - 724.

作者简介:

伍欣(1986),硕士研究生,主要研究方向为高压柔性直流输电;

李兴源(1945),教授,博士生导师,主要研究方向为电力系统稳定与控制、高压直流输电。

(收稿日期: 2013 - 11 - 19)