

基于粒子群与神经网络的间谐波测量算法研究

覃思师, 刘前进

(华南理工大学电力学院, 广东 广州 510640)

摘要: 为了精确测量电力系统的非整数次谐波, 提出一种基于粒子群与神经网络的混合算法。该算法通过FFT变换得出谐波个数和精度不高的谐波幅值、相位、谐波次数, 然后初始化粒子群, 再由粒子群优化算法训练神经网络, 得出间谐波的各项参数。同时提出一种基于可变参数的神经元激发函数, 使得谐波次数和权值一样参与调整, 更有利于检测非整数次谐波。仿真实例表明, 该算法能将频率相近的非整数次谐波分离, 可快速、精确地获得非整数次谐波的各项参数。

关键词: 电力系统; 神经网络; 快速傅里叶变换; 粒子群优化; 谐波分析

Hybrid algorithm for interharmonics measurement based on particle swarm optimization and neural network

QIN Si-shi, LIU Qian-jin

(College of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: In order to measure the power system interharmonics accurately, this paper presents a hybrid algorithm for interharmonics measurement based on particle swarm optimization and neural network. The sampled signal is processed with FFT algorithm, then its number, magnitudes, phases, and orders of harmonics are obtained. After initializing the particle swarm and training the neural network by the particle swarm optimization algorithm, the parameters of interharmonics can be gotten. At the same time, the paper proposes the neural excitation function based on variable parameters, which makes the number of harmonics and weights of neural network participate in the adjustment, thereby it is better for detecting the non-integer harmonics. Simulation results show that close non-integer harmonics can be separated from a signal and parameters of interharmonics are obtained fast and accurately by the algorithm.

Key words: power system; neural network; fast Fourier transforms; particle swarm optimization; harmonic analysis

中图分类号: TM85 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2011)02-0018-05

0 引言

随着电力系统中非线性负荷的大量应用, 电力系统谐波的情况也越来越复杂, 不仅存在频率是基频整数倍的整数次谐波, 还存在着大量非整数次谐波^[1-2], 这给电力系统中的设备运行带来很大的危害, 因此应对这些谐波进行治理。确切掌握系统谐波状况是实现谐波治理的前提条件, 精确的谐波检测对于防止谐波危害, 维护系统安全运行有着重大意义。

电力系统的谐波分析通常通过快速傅里叶变换(Fast Fourier Transforms, FFT)实现^[3-4], 但其必须在整周期采样的情况下才能保证整数次谐波的精确检测, 当非整周期采样或检测非整数次谐波时, 由于FFT存在栅栏效应和频谱泄漏现象, 使得计算

出的信号参数误差较大。为提高FFT的计算精度, 文献[5-9]对FFT进行了加窗与插值改进, 改进的算法虽然在非整周期采样下满足了精度的要求, 但过程复杂, 很难分析出次谐波和频率相近的谐波, 也无法满足实时监测电力系统谐波的要求。近年来, 人工神经网络在电力系统中的应用获得了蓬勃发展, 自适应线性人工神经网络已被应用于电力系统的整数次谐波检测^[10-13]。文献[12]提出了一种用于电力系统谐波分析的FFT-Adaline算法, 并应用于整数次谐波的检测, 提高了谐波参数的检测精度。文献[13]提出一种基于傅里叶级数模型的神经网络算法, 该算法模型与电力系统整数次谐波模型相匹配, 能快速、精确地检测出整数次谐波。文献[14]提出了基于参数可调的神经网络与FFT相结合的高精度谐波分析方法, 即在信号进行快速傅里叶变换结果

的基础上, 用基函数参数可调的人工神经元模型再分析谐波。该方法能将频率相近的非整数次谐波分离, 然而由于采用梯度下降法训练神经网络, 因而收敛性受初值影响大, 收敛速度也不够理想。

本文将基函数参数可调的神经网络模型与粒子群优化算法结合起来, 用粒子群优化算法训练神经网络参数, 使算法由原来的单点寻优发展到多点并行寻优, 这不仅提高了计算速度, 而且收敛性受初值的影响较小。通过仿真实例表明, 该算法能快速、精确地获得非整数次谐波各项参数, 为谐波治理提供良好的依据。

1 PSO 算法

PSO算法 (Particle Swarm Optimization) 是由美国社会心理学家J. Kennedy和电气工程师R.Eberhart于1995年共同提出的一种生物进化算法^[15-16]。该算法将每个粒子看做是在D维搜索空间中的一个没有重量和体积的微粒, 并在搜索空间中以一定的速度飞行。其飞行速度由粒子的飞行经验和群体的飞行经验进行动态调整。

设目标搜索空间为D维, 第*i*个粒子的位置为D维矢量 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 每次迭代中粒子*i*移动的距离为粒子的飞行速度, 表示为 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, 根据一定的标准计算 \mathbf{X}_i 当前的适应值, 来衡量粒子位置的优劣。粒子*i*目前搜索到的最优位置为 $\mathbf{P}_{id} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 整个粒子群目前搜索到的最优位置为 $\mathbf{P}_{gd} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。粒子根据式(1)和式(2)来更新每次迭代的速度和位置:

$$\mathbf{v}_{id}^{k+1} = w\mathbf{v}_{id}^k + c_1r_1(p_{id} - x_{id}^k) + c_2r_2(p_{gd} - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_{id}^{k+1} = \mathbf{x}_{id}^k + \mathbf{v}_{id}^{k+1} \quad (2)$$

其中: $i=1, 2, \dots, N$; $d=1, 2, \dots, D$; N 为粒子个数; k 是迭代次数; r_1 和 r_2 为均匀分布在 $[0, 1]$ 中的随机数; c_1 和 c_2 为学习因子; $v_{id} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, v_{\max} 是非负数, 当 $v_{id} > v_{\max}$ 时, 令 $v_{id} = v_{\max}$, 当 $v_{id} < -v_{\max}$ 时, 令 $v_{id} = -v_{\max}$; w 称为惯性因子, 文中使 w 为迭代次数的函数, 如式(3)。

$$w = 0.9 - 0.5 \frac{\text{iter}}{\text{iter}_{\max}}, \quad (3)$$

式中: iter , iter_{\max} 分别为当前迭代次数和最大迭代次数。粒子在目标搜索空间跟踪 \mathbf{P}_{id} 和 \mathbf{P}_{gd} 进行搜索, 直到达到预定迭代次数或者满足规定的适应值阈值为止。

2 电力系统间谐波分析的神经网络模型

设一个含有谐波的周期信号表示为

$$f(t) = \sum_{i=1}^m A_i \sin(k_i \omega t + \varphi_i) \quad (4)$$

式中, $\omega = 2\pi f$ 。式(4)可以进一步表示为

$$f(t) = \sum_{i=1}^m [a_i \cos(k_i \omega t) + b_i \sin(k_i \omega t)] \quad (5)$$

式中: f 为基波频率; k_i 为谐波次数; $a_i = A_i \sin \varphi_i$; $b_i = A_i \cos \varphi_i$, 其中 A_i , φ_i 分别为第 k_i 次谐波的幅值和相位。

将式(5)离散化为式(6)。

$$f(n) = \sum_{i=1}^m [a_i \cos(k_i \omega n T_s) + b_i \sin(k_i \omega n T_s)] \quad (6)$$

式中: T_s 为采样周期, 且 $T_s \leq \frac{\pi}{m\omega} = \frac{1}{2mf}$,

$n=1, 2, \dots, M$ 。

传统的自适应线性神经网络模型将每个神经元的激发函数设为定函数, 该模型只能用来检测整数次谐波, 而要检测非整数次谐波, 必须进行相关改进。现将传统自适应线性神经网络模型的神经元激发函数设为可变函数, 即将激发函数的参数(也就是谐波次数)和权值一样参与调整, 便可得到一种用于检测非整数次谐波的神经网络模型^[17]。

设输入向量为 $\mathbf{F} = [f(1), f(2), \dots, f(M)]^T$, 权值向量为 $\mathbf{A} = [a_1, a_2, \dots, a_i]^T$ 和 $\mathbf{B} = [b_1, b_2, \dots, b_i]^T$, 神经网络激励矩阵为:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \cos(k_1 \omega T_s) & \dots & \cos(k_i \omega T_s) \\ \vdots & & \vdots \\ \cos(k_1 \omega M T_s) & \dots & \cos(k_i \omega M T_s) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \sin(k_1 \omega T_s) & \dots & \sin(k_i \omega T_s) \\ \vdots & & \vdots \\ \sin(k_1 \omega M T_s) & \dots & \sin(k_i \omega M T_s) \end{bmatrix}$$

则式(6)可以表示为:

$$\mathbf{F} = \mathbf{CA} + \mathbf{DB} \quad (7)$$

用于检测非整数次谐波的自适应神经网络模型如图1所示。

模型各参数计算公式如下:

1) 神经网络输出向量

$$\mathbf{F}_{nn} = \mathbf{CA} + \mathbf{DB} \quad (8)$$

2) 误差函数向量

$$\mathbf{E} = \mathbf{F} - \mathbf{F}_{nn} \quad (9)$$

3) 性能指标

$$J = \frac{1}{2} \|E\|^2 \quad (10)$$

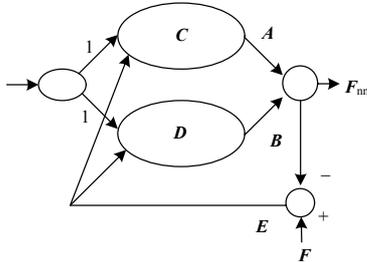


图 1 神经网络模型

Fig.1 Neural network model

3 基于 PSO 和神经网络的非整数次谐波检测方法 (PSO-NN 算法)

PSO-ANN算法是在改进自适应线性神经网络模型的基础上,用多点寻优的粒子群算法代替单点下降梯度法训练神经网络。本文在分析谐波的过程中先将信号做FFT变换,得到谐波个数 m 和精度不高的幅值 A_i 、相位 φ_i 、谐波次数 k_i ,再由公式求出 $a_i = A_i \sin \varphi_i$ 和 $b_i = A_i \cos \varphi_i$,以便设定粒子群每个粒子位置向量的初值。设粒子群每个粒子的位置向量为 $\mathbf{X} = (a_1, \dots, a_m, b_1, \dots, b_m, k_1, \dots, k_m)^T$,则用 PSO-ANN算法计算非整数次谐波的流程如下:

1) 初始化粒子群的各个参数:设定粒子数 N ,适应值阈值 ε ,最大允许迭代次数 $iter_{max}$,学习因子 c_1 和 c_2 ,文中取值为2;设定惯性因子 w ,其计算按式(3)进行;采样信号由FFT变换求出 m 、 a_i 、 b_i 和 k_i 后,找出位置向量参数的最大值 x_{max} 和最小值 x_{min} ,然后随机产生 N 个粒子的位置向量 \mathbf{X} 初值。其中,每个粒子位置向量初值的各个位置参数的取值范围为最大值 x_{max} 到最小值 x_{min} 之间;设定最大速度 v_{max} ,文中取为1.5;设定速度向量 \mathbf{V} 初值,令 $\mathbf{V} = v_{max} \times rand(3m,1)$ 。

2) 用式(1)~(3)对每个粒子位置向量 \mathbf{X} 和速度向量 \mathbf{V} 进行迭代更新,记录每个粒子的历史最优位置向量 \mathbf{P}_{id} 和全部粒子中的全局最优位置向量 \mathbf{P}_{gd} 。按式(10)计算适应值,记录对应于 \mathbf{P}_{id} 和 \mathbf{P}_{gd} 的适应值 $Fitness_{P_{id}}$ 和 $Fitness_{P_{gd}}$ 。

3) 判断适应值是否达到 ε ,以及迭代次数是否达到最大迭代次数,若 $Fitness_{P_{gd}} \leq \varepsilon$ 或者迭代次数达到最大迭代次数则训练结束并转至 4),否则转

至 2)。

4) 由 \mathbf{P}_{id} 可直接得出谐波次数 k_i 以及 a_i 、 b_i 的值,再根据公式 $A_i = \sqrt{a_i^2 + b_i^2}$ 、 $\varphi_i = \arctan \frac{a_i}{b_i}$ 求出对应谐波的幅值和相位。

4 仿真实例验证

为了验证该算法的有效性和快速性,本文拟采用文献[14]的信号进行谐波分析。

4.1 单个非整数次谐波的检测

设采样信号为

$$f(t) = 0.87 \times \sin(4.33 \times 2\pi ft + \pi/4)$$

采样时间为0.02 s,周期采样点数为64,由FFT变换求出 m 、 a_i 、 b_i 和 k_i 后(此时 $i=1$),设粒子数 $N=20$,最大迭代次数 $iter_{max}=150$,适应值阈值为 $\varepsilon=1 \times 10^{-8}$,然后按照PSO-ANN算法计算步骤,经过111次并行神经网络训练,可得到性能指标为 $J=6.421 \times 10^{-9}$,其计算结果见表1。

表 1 谐波分析的最后结果

Tab.1 Final results of harmonic analysis			
	谐波次数	幅值/pu	相位/ (°)
理论值	4.330 0	0.870 0	45.000 0
本文算法	4.329 9	0.870 0	44.999 6
相对误差 $\times 10^{-4} / \%$	-0.959 9	11.038	-7.494

4.2 不含噪声及其含白噪声时的不同频率非整数次谐波的检测

设采样信号为

$$f(t) = 2 \times \sin(0.4 \times 2\pi ft + \pi/18) + 0.933 \times \sin(2.3 \times 2\pi ft + \pi/9) + 1.813 \times \sin(3.4 \times 2\pi ft + \pi/6)$$

采样时间为0.08 s,周期采样点数为64点,由FFT变换求出 m 、 a_i 、 b_i 和 k_i 后(此时 $i=1,2,3$),设粒子数 $N=100$,最大迭代次数 $iter_{max}=500$,适应值阈值为 $\varepsilon=1 \times 10^{-8}$,然后按照PSO-ANN算法计算步骤,经过291次并行神经网络训练,可得到性能指标为 $J=7.938 \times 10^{-9}$,具体计算结果见表2。

在该采样信号的基础上加0.5%的白噪声,得到信号

$$f(t) = 2 \times \sin(0.4 \times 2\pi ft + \pi/18) + 0.933 \times \sin(2.3 \times 2\pi ft + \pi/9) + 1.813 \times \sin(3.4 \times 2\pi ft + \pi/6) + 0.05rand$$

设采样时间为0.1 s,周期采样点数为64点,由

FFT变换求出 m 、 a_i 、 b_i 和 k_i 后 (此时 $i=1,2,3$), 设粒子数 $N=100$, 最大迭代次数 $iter_{max}=500$, 适应值阈值为 $\varepsilon=1\times 10^{-4}$, 然后按照PSO-ANN算法计算步骤, 经过277次并行神经网络训练, 可得到性能指标为 $J=9.711\times 10^{-5}$, 具体计算结果见表2。

表2 谐波分析的最后结果

Tab.2 Final results of harmonic analysis

本文算法	谐波次数	幅值/pu	相位/ (°)
理论值	0.400 0	2.000 0	10.000 0
不含噪声时	0.400 0	1.999 9	9.999 6
含 0.5%白噪声时	0.402 9	1.986 9	10.012 3
本文算法	谐波次数	幅值/pu	相位/ (°)
理论值	2.300 0	0.933 0	20.000 0
不含噪声时	2.299 9	0.933 0	20.001 5
含 0.5%白噪声时	2.298 2	0.932 9	19.894 9
本文算法	谐波次数	幅值/pu	相位/ (°)
理论值	3.400 0	1.813 0	30.000 0
不含噪声时	3.400 0	1.813 0	29.999 8
含 0.5%白噪声时	3.398 3	1.812 9	29.819 4

5 结论

本文提出一种基于粒子群优化和神经网络的间谐波混合算法, 该算法用粒子群优化训练神经网络以获得谐波参数。传统训练神经网络的方法是梯度下降法, 这是一种局部搜索算法, 由初值点按梯度下降方向寻优, 而粒子群优化算法是一种基于群智能的随机全局优化技术, 较梯度下降法由单点寻优变成多点并行寻优, 从而加快运算速度。

从算例 1、2 的间谐波分析结果可以看出, 例 1 只通过 111 次并行神经网络训练, 便可获得性能指标为 10^{-8} 以上的计算精度, 这比文献[14]的训练次数少了近 2.5 倍, 性能指标精度提高了至少 3 个数量等级 (文献[14]需要进行 269 次训练, 性能指标精度 $<10^{-5}$)。例 2 在不含噪声时, 只通过 291 次并行神经网络训练, 便可获得性能指标为 10^{-8} 以上的计算精度, 这比文献[14]的训练次数少了近 2.5 倍, 性能指标精度提高了至少 3 个数量等级 (文献[14]需要进行 765 次训练, 性能指标精度 $<10^{-5}$)。例 2 在含 0.5% 的白噪声时, 只需通过 277 次并行训练, 便可获得性能指标为 10^{-4} 以上的计算精度。由此可见, 该算法能快速、精确地计算出非整数次谐波, 是精确测量电力系统中非整数次谐波的一种有效方法。

参考文献

- [1] 许克明, 徐云, 刘付平. 电力系统高次谐波[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1991.
- [2] 容健刚, 张文亮. 电力系统谐波[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 1994.
- [3] 孙仲康. 快速傅立叶变换及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1982.
- [4] 刘学军, 刘畅, 王景芝, 等. 一种FFT法和MUSIC法结合的间谐波频率估计[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(5): 37-40.
LIU Xue-jue, LIU Chang, WANG Jing-zhi, et al. Inter-harmonic parameter estimation based on FFT and MUSIC[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(5): 37-40.
- [5] 李加升, 柴世杰. 电能质量谐波间谐波在线快速检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(18): 62-64.
LI Jia-sheng, CHAI Shi-jie. Research of online rapid detection method about harmonic and inter-harmonic of power quality[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(18): 62-64.
- [6] 张伏生, 耿中行, 葛耀中. 电力系统谐波分析的高精度FFT算法[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(3): 63-66.
ZHANG Fu-sheng, GENG Zhong-xing, GE Yao-zhong. FFT algorithm with high accuracy for harmonic analysis in electric machine[J]. Proceedings of the CSEE, 1999, 19(3): 63-66.
- [7] 赵文春, 马伟民, 胡安. 电机测试中谐波分析的高精度FFT算法[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(12): 83-87.
ZHAO Wen-chun, MA Wei-min, HU An. FFT algorithm with high accuracy for harmonic analysis in electric machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(12): 83-87.
- [8] 庞浩, 李东霞, 俎云霄, 等. 应用FFT进行电力系统谐波分析的改进算法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 50-54.
PANG Hao, LI Dong-xia, ZU Yun-xiao, et al. An improved algorithm for harmonic analysis of power system using FFT technique[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 50-54.
- [9] 卿柏元, 滕召胜, 高云鹏, 等. 基于Nuttall窗双谱线插值FFT的电力谐波分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(25): 153-158.
QING Bai-yuan, TENG Zhao-sheng, GAO Yun-peng,

et al. An approach for electrical harmonic analysis based on Nuttall window double-spectrum-line interpolation FFT[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28 (25) : 153-158.

[10] 王群, 吴宁, 王兆安. 一种基于人工神经网络的谐波测量方法[J]. 电网技术, 1999, 23 (1) : 29-32.
WANG Qun, WU Ning, WANG Zhao-an. An artificial neural network approach for measuring harmonics[J]. Power System Technology, 1999, 23 (1) : 29-32.

[11] 危韧勇, 李志勇. 基于人工神经网络的电力系统谐波测量方法[J]. 电网技术, 1999, 23 (12) : 20-23.
WEI Ren-yong, LI Zhi-yong. Measurement of harmonics in power system based on artificial neural network[J]. Power System Technology, 1999, 23 (12) : 20-23.

[12] 柴旭峰, 文习山, 关根志, 等. 一种高精度的电力系统谐波分析算法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(9) : 67-70.
CHAI Xun-zheng, WEN Xi-shan, GUAN Gen-zhi, et al. An algorithm with high accuracy for analysis of power system harmonics[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23 (9) : 67-70.

[13] 曾喆昭, 文卉, 王耀南. 一种高精度的电力系统谐波智能分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (10) : 23-27.
ZENG Zhe-zhao, WEN Hui, WANG Yao-nan. An approach with high accuracy for intelligent analysis of power system harmonics[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26 (10) : 23-27.

[14] 向东阳, 王公宝, 马伟明, 等. 基于FFT和神经网络的非整数次谐波检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (9) : 35-39.
XIANG Dong-yang, WANG Gong-bao, MA Wei-ming, et al. A new method for non-integer harmonics measurement based on FFT algorithm and neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (9) : 35-39.

[15] Shi Y, Eberhart R C. A modified swarm optimizer[C]// IEEE International Conference of Evolutionary Computation. Anchorage, Alaska: 1998.

[16] Eberhart R C, Shi Y. Particle swarm optimization: developments, applications, and resources[C]// Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 2001: 81-86.

[17] 宁薇薇, 裴源, 刘立彦, 等. 基于傅立叶基函数神经网络算法的电力系统谐波分析方法[J]. 电力系统保护与控制, 2008, 36(12): 12-16.
NING Wei-wei, PEI Yuan, LIU Li-yan, et al. Inter-harmonic analysis approach in power system using neural network algorithm with Fourier basis functions[J]. Power System Protection and Control, 2008, 36(12): 12-16.

收稿日期: 2010-01-22; 修回日期: 2010-04-09

作者简介:

覃思师 (1987-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电能质量分析; E-mail: jas7442003@163.com

刘前进 (1967-), 男, 副教授, 主要研究方向为继电保护, 电能质量分析。

(上接第17页 continued from page 17)

YUAN Yu-chun, ZHANG Bao-hui, QIAN Guo-ming. Study on the optimal reclosing time in multi-machine power system. part one: study on the optimal reclosing time at instantaneous fault[J]. Automation of Electric Power Systems, 1998, 22 (4) : 16- 18.

[8] 袁宇春, 张保会, 阎海山. 多机电力系统中重合闸最佳时刻的研究 (第2部分): 永久性故障最佳重合时刻的研究[J]. 电力系统自动化, 1998, 22 (6): 46-48.
YUAN Yu-chun, ZHANG Bao-hui, YAN Hai-shan. Study on the optimal reclosing time in multi-machine power system, part two: study on the optimal reclosing time at permanent fault[J]. Automation of Electric Power Systems, 1998, 22 (6) : 46- 48.

[9] 张保会, 雷敏, 袁宇春. 优化重合闸时间提高网络传输能力[J]. 继电器, 1998, 26(1): 17-21.
ZHANG Bao-hui, LEI Min, YUAN Yu-chun. Optimizing the reclosing time to improve the transmission capacity of power network[J]. Relay, 1998, 26(1): 17-21.

[10] 蔡国伟, 穆钢, 等. 基于网络信息的暂态稳定性定量分析-支路势能法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(5): 1-6.
CAI Guo-wei, MU Gang, et al. Branch potential energy method for power system transient stability assessment based on network dynamic variables[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24 (5) : 1- 6.

收稿日期: 2010-01-27; 修回日期: 2010-04-06

作者简介:

罗远翔 (1975-), 女, 博士研究生, 讲师, 研究方向为电力系统分析及控制。E-mail: yuanxiangluo@163.com