

一种基于径向基神经网络和频谱分析的 电路元件故障诊断方法

刘颖¹, 刘大明¹, 李凤宇², 张春仙¹

(1. 海军工程大学电气与信息工程学院, 湖北 武汉 430033; 2. 海军工程大学船舶与动力工程学院, 湖北 武汉 430033)

摘要: 针对一类模型不确定的非线性系统, 提出了具有强鲁棒性和高灵敏度的在线故障检测与诊断方法。其中, 系统只有输入、输出可检测, 故障是关于输入和状态的非线性函数。将 RBF 神经网络和频谱分析相结合, 由 RBF 神经网络来学习及存储电子电路的故障频谱和故障类型之间的映射关系, 介绍了该算法的实现过程。并以某船舶电气设备放大电路为例建立仿真系统。仿真结果和实验实例表明, 该算法可以快速有效地对故障元件进行定位, 识别率较高。

关键词: 径向基神经网络; 故障诊断; 频谱分析

A fault diagnosis method for power electronic equipment based on RBF neural network and frequency spectrum analysis

LIU Ying¹, LIU Da-ming¹, LI Feng-yu², ZHANG Chun-xian¹

(1. Dept of Electrical Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China;

2. Naval Architecture & Power college, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: Aiming at a kind of non-linear system whose model is uncertain, on-line fault diagnosis method which is robust and sensitive is put forward in this paper. Only the inputs and outputs of system can be detected. The fault is a non-linear function of inputs and states. RBF neural network is combined with frequency spectrum analysis. The mapping relationship between frequency spectrum of faulty circuit board and faulty form is studied and stored by RBF neural network. The procedure of this algorithm is introduced. An amplification circuit of certain watercraft electric equipment is simulated as an example. Simulation result indicates that this algorithm is efficient for fault diagnosis.

Key words: RBF neural network; fault diagnosis; spectrum analysis

中图分类号: TM93

文献标识码: A

文章编号: 1003-4897(2007)21-0051-04

0 引言

由于电气设备中模拟电路大多是非线性的, 电路中绝大部分元件都存在容差。所以经典常规故障诊断的方法虽然可以在一定程度上对故障进行诊断, 但相对于实际的需求, 有相当大的差距。和现代的人工智能诊断技术相比, 其主要的不足在于: ①在一个实际的非线性模拟电路中, 电路的状态要受元件容差的影响。尤其是有软故障时, 不同故障下的状态可能有比较相近甚至重叠的现象, 也就造成故障诊断的模糊性和不确定性, 所以传统的方法故障分辨率不高; ②现有的诊断方法不能充分地利用各种信息。例如, 被测试电路其测试信号大多是电

压、电流信号等, 而对其它性质的信息, 比如温度、图像、电磁场等较少测试; ③工作量大, 实际效果差; ④无推理机制, 扩展性差。也就是缺少推理学习机制, 一旦出现新的故障类型或工作条件改变时, 原有的故障字典就难以诊断。而现代的人工智能方法包括神经网络诊断方法、多传感器信息融合的方法^[1,8]、模糊诊断方法和基于 Agent 的诊断方法等。这些方法的共同点就是能够诊断的故障类型更多, 在故障定位方面更快速、更简便。

用它进行故障诊断的优势在于: ①对于包括软故障在内的许多无法解释的故障也可以诊断; ②可以诊断多故障; ③可以用于在线诊断。④较好地解决了由于电路元件互相影响而产生的故障元件的不确定性, 对于提高电路系统的故障识别能力适用而

基金项目: 海军工程大学自然科学基金项目(HGDJJ07029)

有效。⑤方法简洁, 实现容易, 而且能有效地运用各种信息。

1 用于诊断的 RBF 神经网络结构

1985 年, Powell 提出了多变量插值的径向基函数 RBF (Radial Basis Function) 方法。1988 年, Broomhead 和 Lowe 首先将 RBF 应用于神经网络设计, 从而构成了 RBF 网络^[3,6]。RBF 网络具有结构简单、学习速度快、逼近能力强和分类能力好等特点。

本文所用的是广义 (Generalized) RBF 网络 (简称 GRBF 网络), 如图 1 所示, 该网络中输出单元还设置了偏移, 其做法是令隐含层一个单元 G_0 的输出恒等于 1, 而令输出单元与其相连的权 w_{j0} , ($j = 1, 2, \dots, m$) 为该输出单元的偏移。网络的输出可表示为:

$$F_j^*(X) = w_{j0} + \sum_{i=1}^M w_{ji} G(\|X - t_i\|_{c_i}) \quad (1)$$

$j = (1, 2, \dots, m)$

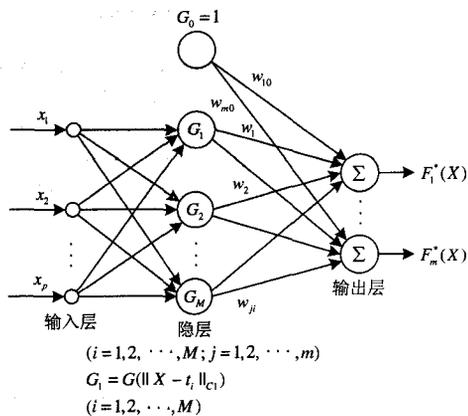


图 1 GRBF 网络结构图

Fig.1 GRBF net structure

GRBF 网络与正规化 RBF 网络的结构相似, 但有两个重要的不同之处:

1) GRBF 网络的隐含层单元数为 $M < N$, 而正规化 RBF 网络的隐含层单元数为 $M = N$, 式中, M 为格林函数的数目, N 为输入样本数。

2) GRBF 网络的格林函数中心 t_i , 隐含层单元数 M , 权范数矩阵 R_i^{-1} 以及连接 w_{ji} 是通过学习确定的。而正规化 RBF 网络格林函数的参数是已知的, 仅连接权 w_{ji} 未知。

由于 GRBF 网络的隐含层单元数 $M < N$, 格林

函数的参数往往需要通过学习才能使逼近解接近于正规化的精确解。为了统一名称, 以后就简称 GRBF 网络为 RBF 网络。

2 放大电路数据采集及频谱分析

图 2 为舰船某装备的一个弱信号放大电路的原理图, 其中有 2 个运放芯片 HA1774 称为 U_9 和 U_{10} , 8 个电阻: $R_1=2\text{ k}, R_2=2\text{ k}, R_3=R_4=10\text{ k}, R_5=20\text{ k}, R_6=4\text{ k}, R_7=20\text{ k}, R_8=10\text{ k}$; 2 个电容: $C_1=10\text{ n}, C_2=5\text{ n}$; 标称值如图 2 所示, 电源电压 $V_6=0.1\text{ V}$, 其频率为 50 Hz 。

测取点测取的是该电路电压输出点波形。对每一输出点每次采集 10 000 点数据, 采集频率为 60.66 kHz 。输出点数据采用快速傅里叶变换 (FFT), 基本傅里叶变换公式如式 (2)。之后, 再由 Matlab 软件做网络仿真, 得出最终诊断结果。

$$\begin{cases} X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j\frac{2\pi}{N}nk}, k = 0, 1, \dots, N-1 \\ x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) e^{j\frac{2\pi}{N}nk}, n = 0, 1, \dots, N-1 \end{cases} \quad (2)$$

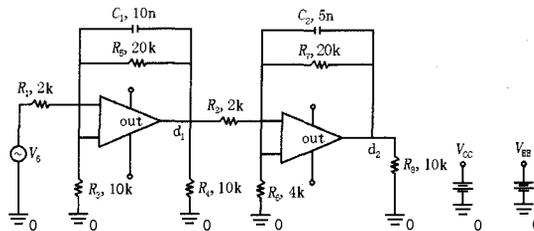


图 2 某信号放大电路的原理图

Fig.2 Schematic of certain signal amplification circuit

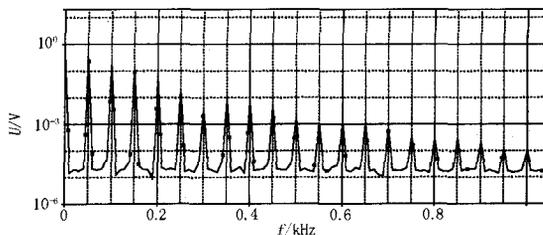


图 3 U_4 故障时 U_{d2} 波形的频谱图

Fig.3 Spectrum of signal U_{d2} while U_9 failing

本文对各故障形式采集 90 组数据 (包括正常工作和故障状态) 作为训练集对神经网络进行训练, 再采集 10 组数据 (包括正常工作和故障状态) 作为测试集对神经网络进行测试。 $x(n)$ 为采样波形信号。从各电压信号频谱中提取直流分量和前 2 次谐波的幅值共 3 个量作为特征参数, 同时作为预建立神经

网络结构的输入单元。图3是被诊断电路 U_9 中 $V_{EE}=0$ 时,对关键点电压信号 U_{d2} 波形进行频谱分析的结果如图3所示。

3 被诊断电路故障模型的建立及 RBF 网络学习样本的选择

我们用这个电路进行仿真和实验研究。这里我们分别将运放块 U_9 中 $V_{EE}=0$; R_{7SC} ; $\{R_{2SC}; C_{1OP}\}$, $\{R_{7SC}; C_{2OP}\}$, $\{R_{2OP}; R_{7OP}; R_{3SC}\}$ 作为故障形式进行研究,(在这里:下标 SC 表示短路, OP 表示开路),本文将故障情况分为6类,选取正常和上述5种故障时输出电压信号频谱数据中直流分量和前2次谐波的幅值,由于每种情况有3个特征值,这样共18个输入单元作为网络输入。神经网络的输出节点数由输出编码位数决定($F_m(x)$ 中 $m=3$)。

文中的RBF网络,分为三层,神经网络的输入节点数由故障特征信号决定(x_k 中 $k=18$)。将6类故障进行编码,用3位编码 $X_3X_2X_1$,每位编码取0或1,具体编码如下:1)无故障情况,及正常运行,设定为000;2) U_9 中 $V_{EE}=0$ 作为故障,设定为100;3) R_{7SC} 作为故障,设定为010;4) $\{R_{2SC}; C_{1OP}\}$ 作为故障,设定为110;5) $\{R_{7SC}; C_{2OP}\}$ 作为故障,设定为001;6) $\{R_{2OP}; R_{7OP}; R_{3SC}\}$ 作为故障,设定为101。对应于每组特征信号的故障编码作为神经网络的要求输出。当神经网络用于故障诊断时,对位1~3的输出结果进行四舍五入取整(即若输出小于0.5则为0,否则为1),使其成为0或1,通过这3位代码可查到对应的故障诊断结果。

4 RBF 网络学习及结构参数确定

网络的学习算法为自组织学习选取学习中心算法。RBF 中心的选择可以采用 k-均值聚类算法^[2,5,7]。这是一种无监督的学习方法。具体步骤如下:

1) 初始化聚类中心 $t_i (i=1,2,\dots,M)$ 。一般是从输入样本 $X_j (j=1,2,\dots,N)$ 中选择 M 个样本作为聚类中心,惟一限制是要求每一个中心的初值不同。

2) 抽取样本。在输入空间中以某种概率抽取样本向量 X ,作为第 n 次迭代的输入向量。

3) 输入样本按最邻近规则分组,即将 $X_j (j=1,2,\dots,N)$ 分配给中心为 $t_i (i=1,2,\dots,M)$ 的输入样本聚类集合 $\theta_i (i=1,2,\dots,M)$,亦即 $X_j \in \theta_i$,且满足

$$d_i = \min \|X_j - t_i\| \quad (3)$$

$$(j=1,2,\dots,N; i=1,2,\dots,M)$$

式中: d_i 表示最小欧氏距离。

4) 计算 θ_i 中的样本的平均值(即聚类中心 t_i)

$$t_i = \frac{1}{M_i} \sum_{X_j \in \theta_i} x_j \quad (4)$$

式中: M_i 为 θ_i 的输入样数。按以上步骤计算,直到聚类中心的分布不再变化。

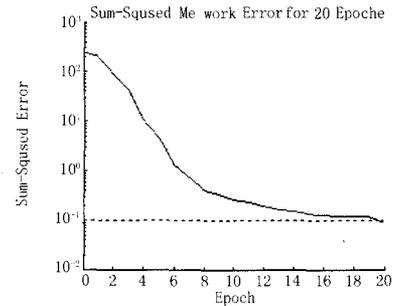


图4 神经网络学习过程中 $E^{(r)}$ 的变化曲线($e=0.1$)

Fig.4 Network error $E^{(r)}$ for epochs ($e=0.1$)

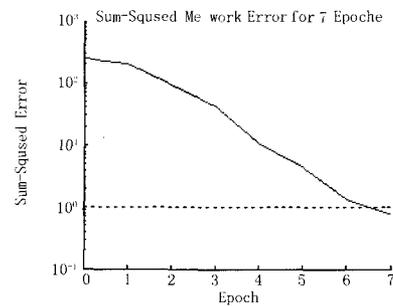


图5 神经网络学习过程中 $E^{(r)}$ 的变化曲线($e=1$)

Fig.5 Network error $E^{(r)}$ for epochs ($e=1$)

对于输出层线性权的计算可以采用误差校正学习算法,一个最简单的估计方法就是最小均方(LMS)算法。这时,隐含层的输出就是LMS算法的输入。应用于隐藏层的K-均值聚类算法和应用于输出单元的LMS算法可以用并行的方式进行各自的计算,从而加快训练过程。

通过利用训练集对网络进行训练。而对于所选的故障样本,就要求此RBF神经网络结构简单,泛化能力较强。在网络结构参数中,隐层节点数是决定神经网络学习能力和泛化能力的主要因素,隐层节点数需要根据样本的复杂性以及所希望达到的泛化能力,通过仿真调整决定。另外的网络结构参数为网络输入、输出单元的权值和阈值参数。通过仿真,图4和图5分别是网络扩展常数为3965,网络目标误差 $e=0.1$ 和 $e=1$ 时的 $E^{(r)}$ 变化曲线($E^{(r)}$ 为目标误差),图4、5中横坐标为网络迭代次数,纵坐标为目标误差。

从图 4、图 5 可以看出, 达到目标误差 $e = 0.1$ 时网络隐藏层需要 21 个神经元; 目标误差 $e = 1$ 时网络隐藏层只需要 8 个神经元, 而且达到此误差的网络学习速度比较快, 所用时间不超过 1 s。目标误差 $e = 1$ 时网络的权值矩阵和阈值矩阵分别为 (b_1 为第一层的阈值矩阵, b_2 为第二层的阈值矩阵, w_1 为第一层的权值矩阵, w_2 为第二层的权值矩阵):

$$b_{1(8 \times 1)} = [0.00021 \quad 0.00021 \quad 0.00021 \quad \dots \quad 0.00021]^T \quad (5)$$

$$b_2 = [0.09573 \quad 0.43137 \quad 0.11279]^T \quad (6)$$

$$w_{1(8 \times 15)} = [w_{11} \quad w_{12}] \quad (7)$$

$w_{11} =$	48.301	3069.1	110.55	331.67	39.406	2325.1	75.2	4.1472
	27.917	4226.6	101.47	513.66	33.018	3259.6	17159	4.1874
	1.5674	5.9704	1.7754	254.33	4.0884	15.239	878.83	3.2262
	469.02	5050.6	133.54	6102.8	65.712	5161.1	4894.7	6.3386
	24.829	3200.3	113.81	317.65	123.04	3460.5	828.73	2.4638
	624.3	4963.4	95.724	10384	57.657	5244.7	6609.3	3.3616
	18.86	3290.8	95.098	318.9	40.538	3508	80.571	4.7249
	23.748	6115.4	98.442	311.77	154.01	4226.4	829.74	7.7831

(8)

$w_{12} =$	1.5094	2795.3	14.645	1.6745	26.86	5.7581	1.9433
	3.7205	2907.8	9.6186	2.3358	17.534	24.131	2.5744
	0.94982	273.15	5.4035	7.8127	18.293	3.1426	1.8337
	3.6701	2921.1	12.286	2.528	4512.7	9.1071	3.4707
	2.2562	1444.1	12.697	3.2034	30.388	3.8159	2.2506
	3.0613	4165.8	18.678	4.3019	6440.3	6.2088	2.5045
	1.4371	2803.9	11.918	3.8503	27.749	5.6183	2.1514
	1.1248	1444.4	9.6134	1.0144	30.3	7.1088	0.72328

(9)

$w_2 =$	-0.0862	-0.0987	0.8478	-0.1119	-0.4385	-0.0702	0.6928	0.7339
	0.0714	-0.4449	0.0083	0.8651	-5.5454	-0.7460	5.7110	-0.2353
	-0.7314	0.9149	1.1845	-0.0819	-0.6639	-0.0981	0.7781	0.1572

(10)

5 实验结果与分析讨论

对于上述学习好的神经网络, 用 10 组故障数据进行 FFT 分析, 取各元件输出波形的 FFT 的直流分量和第 1 次、第 2 次谐波的幅值, 共 18 个故障特征参数输入以学习好的神经网络, 将其输出取整, 得到故障类型代码, 查代码可得到故障元件。采用式 (5)、(6)、(7)、(8)、(9)、(10) 所示权值和阈值的神经网络进行故障诊断, 神经网络输出层的输出结果也在表 2 中给出。由于篇幅的限制, 这里给出部分验证结果。

如果单独用 RBF 神经网络对电路故障诊断, 网络输入层为电压的有效值, 一共 6 个故障特征参数输入已经学习好的神经网络, 故障诊断的结果如表 1 所示。

表 1 RBF 神经网络与频谱分析结合诊断结果和 RBF 神经网络单独诊断结果比较

Tab.1 Diagnos results by RBF network combined with spectrum analysis in contrast with by RBF network only

序号	RBF 神经网络的诊断结果	RBF 神经网络与频谱分析结合诊断结果	实际故障类型
1	正常	正常	无故障
2	U_6 中 $V_{FE}=0$	U_6 中 $V_{FE}=0$	U_6 中 $V_{FE}=0$
3	R_{sc}	R_{sc}	R_{sc}
4	$\{R_{sc}; C_{1OP}\}$	$\{R_{sc}; C_{1OP}\}$	$\{R_{sc}; C_{1OP}\}$
5	$\{R_{sc}; C_{2OP}\}$	$\{R_{sc}; C_{2OP}\}$	$\{R_{sc}; C_{2OP}\}$
6	$\{R_{2OP}\}$	$\{R_{2OP}; R_{1OP}; R_{3sc}\}$	$\{R_{2OP}; R_{1OP}; R_{3sc}\}$

表 2 故障诊断验证结果

Tab.2 Fault diagnosis confirmation results

		RBF 网络的实际输出								
编码输出		无故障								
位 3	0	0.008	-0.007	-0.007	0.002	-0.007	0.003	0.005	0.002	0.009
位 2	0	0.027	-0.032	-0.032	0.006	-0.033	0.010	0.030	0.013	0.037
位 1	0	0.009	-0.008	-0.008	0.003	-0.009	0.004	0.006	0.003	0.011
		U_6 中 $V_{FE}=0$								
位 3	1	0.914	1.008	0.968	0.980	1.019	1.029	0.028	1.019	0.0974
位 2	0	-0.006	-0.029	0.020	-0.020	-0.047	-0.038	-0.040	-0.032	-0.051
位 1	0	0.000	-0.010	-0.004	-0.009	-0.002	-0.005	-0.002	-0.010	-0.022
		$\{R_{sc}; C_{2OP}\}$								
位 3	0	0.011	-0.002	0.018	-0.004	-0.005	0.015	-0.002	-0.003	-0.005
位 2	1	0.933	1.015	0.927	1.026	1.028	0.0952	1.020	0.022	0.030
位 1	0	0.009	-0.004	0.014	-0.003	-0.002	0.010	-0.002	-0.003	-0.004

6 结束语

本文着重介绍了一种基于径向基神经网络和频谱分析的电路元件故障诊断方法, 并将该方法成功地应用到某装备模拟电路故障诊断中。电子电路的模型具有很强的非线性, 通常对其进行在线故障诊断比较困难。文中将 RBF 神经网络和频谱分析结合起来, 利用 RBF 神经网络的非线性映射特性, 由 RBF 神经网络来学习及存储电子电路的故障频谱和故障类型之间的映射关系, 进而达到对在线自动故障诊断的目的。

参考文献

- [1] ZHANG You-min, Li X R. Detection and Diagnosis of Sensor and Actuator Failures Using IMM Estimator [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(4): 1293-1312.
- [2] 潘荣贞, 都惟镛, 蔡华嵘. 运用模糊神经网络来区分变压器励磁涌流和内部故障[J]. 继电器, 2001, 29(12): 8-12. PAN Rong-zhen, YU Wei-yong, CAI Hua-rong. Use Fuzzy Neural Network to Discriminate Transformer Magnetizing Inrush and Internal Faults[J]. Relay, 2001, 29(12): 8-12.

(下转第 58 页 continued on page 58)

详细分析,根据 IEC61850 对 IED 建模的要求,以电能质量监测装置为例,详细说明了建模方法以及过程,并对模型配置语言做了说明,对变电站内设备建模具有实际意义。目前该模型已在实际电能质量监测项目中得到应用并取得了良好的效果。

当前国内对 IEC61850 的研究正逐渐兴起,随着有关 61850 国标的出台和完善,IEC61850 标准必将在电力系统及其它自动化领域推广开来。

参考文献

- [1] 谭文恕.远动的无缝通信系统体系结构[J].电网技术,2001,25(9):8-11.
TAN Wen-shu.An Introduction to Substation Communication Network and System-IEC61850[J].Power System Technology,2001,25(9):8-11.
- [2] IEC.Communication Networks and Systems in Substations Part 7:Basic Communication Structure for Substations and Feeder Equipment[S].
- [3] IEC.Communication Networks and Systems in Substations Part 5:Communication Requirements for Functions and Device Models[S].
- [4] IEC.Communication Networks and Systems in Substations-Power Quality Amendments to IEC 61850-5 and IEC 61850-7-4[S].
- [5] 张结.IEC 61850 的结构化模型分析[J].电力系统自动化,2004,28(18):90-93.
ZHANG Jie.Analysis on Structure Model in IEC61850[J].Automation of Electric Power Systems,2004,28(18):90-93.
- [6] 徐宁,朱永利,邸剑,等.基于 IEC61850 的变电站自动化对象建模[J].电力自动化设备,2006,26(3):85-89.
XU Ning,ZHU Yong-li,DI Jian, et al.Substation Automation Object Modeling Based on IEC61850[J].Electric Power Automation Equipment,2006,26(3):85-89.
- [7] 吴在军,窦晓波,胡敏强.基于 IEC61850 标准的数字保护装置建模[J].电网技术,2005,29(27):81-84.
WU Zai-jun,DOU Xiao-bo,HU Min-qiang. Modeling of Digital Protective Device According to IEC61850[J].Power System Technology,2005,29(27):81-84.
- [8] IEC.Communication Networks and Systems in Substations Part 6:Configuration Description Language for Communication in Electrical Substations Related to IEDs[S].
- [9] 常弘,茹锋,薛钧义.IEC61850 语义信息模型的实现[J].电网技术,2005,29(12):39-42.
CHANG Hong, RU Feng, XUE Jun-yi. Implementation of Semantic Information Model in IEC61850[J].Power System Technology,2005,29(12):39-42.

收稿日期:2007-08-02; 修回日期:2007-08-17
作者简介:

徐鹤勇(1983-),男,硕士,主要从事电力系统监控及通信方面的研究;E-mail:05121601@bjtu.edu.cn

和敬涵(1964-),女,副教授,主要研究方向为电力系统在线监测、保护与控制及电能质量等。

(上接第 54 页 continued from page 54)

- [3] Starzyk J A, El-Gamal M A.Artificial Neural Networks for Testing Analog Circuits[J]. Proc IEEE Symposium on Circuits and Systems, 1990:1851-1854.
- [4] Murkowski G.A Neural Network Approach to Fault Location in Nonlinear DC Circuits[A]. In:Proceedings of the 1992 International Conference on Artificial Neural Networks[C].UK Bridgton:1992.1123-1126.
- [5] David L H, Limas J. An Introduction to Multisensor Data Fusion [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(1).
- [6] Mohammad K, Manfred M, Nejad A M. Fault Diagnosis of Analog Circuits with Tolerances By Using RBF and

BP Neural Networks[A].In:IEEE Student Conference on Research and Development Proceedings[C].2002.317-321.

收稿日期:2007-01-15; 修回日期:2007-07-26
作者简介:

刘颖(1975-),女,讲师,硕士,从事信号检测与处理研究;E-mail:graceful618@163.com

刘大明(1956-),男,教授,博士,从事电磁场、信号处理研究;

李凤宇(1973-),男,讲师,博士,从事人工智能、核动力运行控制研究。