

# 用于调压器动态性能测试的发电机非线性建模方法

刘勇智, 王海波, 李颖辉

(空军工程大学工程学院, 陕西 西安 710038)

**摘要** 针对传统调压器动态性能测试方法的不足,提出了构建虚拟平台的概念。在分析调压器动态性能测试需求的基础上,研究了基于模块化建模思想的飞机发电机非线性建模的方法,建立了基于小波神经网络的发电机特性模型,并用所获数据对小波神经网络进行训练,得到了同步发电机突加、突卸负载特性模型,最后对模型进行了验证和误差分析。精度分析的结果表明:所建模型准确有效,用于对配套型号的调压器进行动态性能测试是可行的。

**关键词** 同步发电机;小波神经网络;调压器;动态性能测试;模块化

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2011.01.001

**中图分类号** V242.2 **文献标识码** A **文章编号** 1009-3516(2011)01-0001-05

调压器(Automatic Voltage Regulator, AVR)是飞机发电机系统的关键部件之一,其动态性能的好坏直接关系到飞机的供电品质<sup>[1]</sup>。调压器动态性能测试通常是在电源系统试验台上进行的,在测试成本、效率、便携等方面越来越不能适应新型飞机的维护要求。因此,研究基于虚拟平台来构建一个调压器的动态性能测试平台<sup>[2]</sup>,具有显著的经济和军事意义。

飞机发电机的非线性精确建模<sup>[3]</sup>是研制调压器动态性能测试虚拟平台的关键技术,通过机理建模的方法<sup>[4]</sup>建立完全反映实际发电机工作状态的精确模型是极其困难的。本文充分利用小波神经网络良好的非线性逼近能力和泛化能力<sup>[5]</sup>,尝试采用模块化建模的思想,对飞机同步发电机进行了针对性非线性精确建模。

## 1 调压器动态性能测试需求分析

调压器的作用是及时跟踪发电机输出电压的变化,并在规定时间内将发电机的输出电压始终维持在规定范围之内。国军标 GJB181A-2003 中以正常交流电压瞬变包络线的形式,明确规定了瞬变过程中电压的极限范围和恢复时间,以及交流电压的稳态范围。调压器技术条件要求:在发电机与调压器配合工作时,通过测试发电机在 2 种典型负载转换方式(空载突加额定负载和由额定负载突卸为空载)下供电系统的瞬变特性,从而对调压器动态性能进行测试,以其是否在正常交流电压瞬变包络线之内作为衡量调压器动态性能好坏的标准。因此,调压器动态性能测试的指标主要是对电压调节的超调量和负载突变后电压瞬变动态过程时间。

## 2 同步发电机建模需求分析

飞机同步发电机是电磁过程极其复杂的非线性系统,工作条件和工作状态对其内在电磁工作过程的影响非常大。研究表明,磁性材料的磁滞等因素对电机工作带来的各种影响使得目前还没能找到一种良好的

\* 收稿日期:2010-10-25

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61074007)

作者简介:刘勇智(1972-),男,湖南涟源人,副教授,主要从事航空机电系统智能检测诊断研究。

E-mail:Liuyz-kj@163.com

方法来建立发电机的全状态非线性模型。

引用模块化建模的思想,将发电机按工作条件和特性细分为若干个尽可能简单和单向过渡的模块,这是发电机建模方法上的一种创新。本文从用于调压器动态性能测试这一特定建模需求出发,将发电机划分为突加和突卸负载 2 个单向的动态过渡过程模块,分别建模,动态调用,成功避开了磁滞等的影响。

调压器根据同步发电机输出电压的变化,用功率管作为开关元件控制发电机的激磁电流,调节发电机输出电压,同时还需要考虑到同步发电机电枢反应的作用,即负载电流对输出电压的影响。因此基于小波神经网络的同步发电机特性模型采用激磁电流与负载电流为输入信号,输出电压与负载电流为输出信号,所建立的发电机非线性模型应能精确反映发电机与调压器配合工作时突加和突卸负载时的输出特性。

### 3 基于小波神经网络的同步发电机特性模型

小波神经网络(Wavelet Neural Network, WNN)是一种以 BP 神经网络拓扑结构为基础,把小波基函数作为隐层节点的传递函数,信号向前传播同时误差反向传播的神经网络。它避免了 BP 神经网络结构设计的盲目性和局部最优等非线性优化问题,大大简化了训练,具有较强的函数学习能力和泛化能力<sup>[6-8]</sup>。用小波神经网络建立同步发电机特性模型,即是用小波神经网络来逼近同步发电机的输出电压和激磁电流、负载电流之间的非线性关系。

#### 3.1 构建小波神经网络结构

根据对同步发电机建模需求的分析,可以确定网络模型的输入层和输出层节点数均为 2。由输入与输出层的节点数,套用经验计算公式<sup>[4]</sup>:

$$m = \sqrt{n + l} + a \quad (1)$$

式中: $m$  为隐层节点数; $n$  为输入层节点数; $l$  为输出层节点数; $a$  为 1-10 之间的整数,并经过多次试凑确定网络模型的隐层节点为 7,因此构建的同步发电机特性小波神经网络模型结构为 2-7-2,见图 1。

对于同步发电机突加、突卸负载时的信号,一部分信号振荡明显,一部分信号平整,并且信号具有连续性。因此采用 Morlet 小波基函数作为神经元激励函数 公式为:

$$\psi(x) = \cos(1.75x) e^{-x^2/2} \quad (2)$$

输出层的传递函数  $\sigma(x)$  为 Sigmoid 函数,数学公式为:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

因此可得小波神经网络的输出为:

$$y_k = \sigma \left( \sum_{j=1}^7 w_{kj} \psi \left( \frac{\sum_{i=1}^2 w_{ji} x_i - b_j}{a_j} \right) \right), \quad k = 1, 2 \quad (4)$$

由于同步发电机在突加和突卸负载时输入/输出信号完全相同,因此可用同一网络结构分别建立同步发电机突加和突卸负载特性模型。

#### 3.2 同步发电机特性模型的训练

##### 3.2.1 突加负载特性模型的训练

用采集的同步发电机突加额定负载时的训练样本<sup>[9]</sup>,对网络模型进行训练。经过 8 次迭代学习后,网络的训练误差急剧下降,经过 49 次迭代学习后,训练结果与训练样本的误差为 0.45。误差变化曲线见图 2 获得网络训练后的输入层到隐层权值为:

$$w_{ji} = \begin{bmatrix} -0.895 & 0.314 & -0.782 & 0.523 & 0.046 & -0.102 & -0.118 \\ 1.504 & 0.289 & -0.753 & 1.112 & 1.511 & 0.628 & 0.950 \end{bmatrix}$$

隐层到输出层权值为:

$$w_{jk} = \begin{bmatrix} -0.139 & -0.858 & 0.485 & 0.201 & -1.279 & -0.007 & 1.541 \\ 0.695 & 1.034 & -0.001 & -3.197 & 0.499 & -1.404 & 0.186 \end{bmatrix}$$

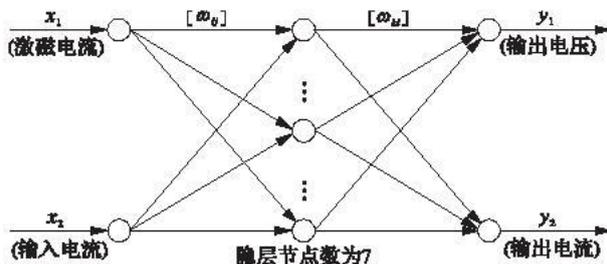


图 1 同步发电机特性小波神经网络模型结构图  
Fig. 1 WNN model structure of synchronous generator

伸缩参数为:

$$a = [-1.847 \quad 0.343 \quad 6.670 \quad 0.196 \quad -1.542 \quad 0.033 \quad 0.464]。$$

平移参数为:

$$b = [0.045 \quad 1.579 \quad -0.069 \quad -0.931 \quad -0.621 \quad 1.602 \quad 2.508]。$$

经过 100 次训练后,网络模型具有了同步发电机突加额定负载特性。训练后同步发电机突加额定负载网络模型的输出曲线见图 3,网络模型的误差曲线见图 4。由图可知,训练后的小波网络模型对同步发电机突加额定负载特性的逼近拟合程度非常高,误差较小。

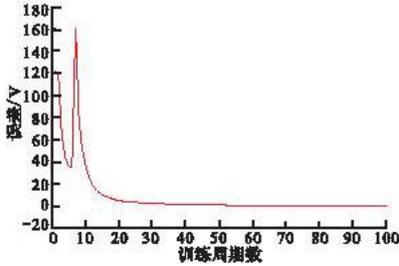


图 2 突加额定负载时的训练误差曲线  
Fig. 2 Training error curve of impact load

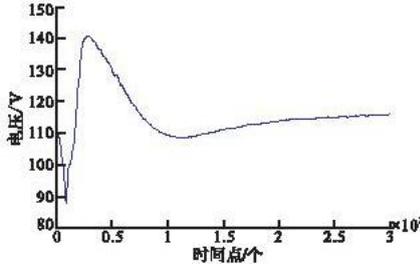


图 3 训练后突加额定负载网络模型的相应输出  
Fig. 3 Output curve of WNN impact load model after training

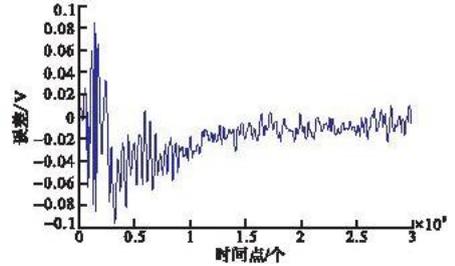


图 4 突加负载特性模型的误差曲线  
Fig. 4 Error curve of impact load model

### 3.2.2 突卸负载特性模型的训练

用采集的同步发电机突卸额定负载时的训练样本,对网络模型进行训练。经过 76 次迭代学习后,训练结果与训练样本的误差为 0.48。误差变化曲线见图 5。

获得网络训练后的输入层到隐层权值为:

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} 0.835 & -0.360 & -0.784 & 0.102 & 1.332 & -0.575 & 0.009 \\ 0.554 & 0.431 & -0.905 & -1.219 & -1.142 & 1.109 & -0.004 \end{bmatrix}。$$

隐层到输出层的取值为:

$$w_{jk} = \begin{bmatrix} 0.837 & 7.228 & -0.234 & -5.195 & -1.156 & -0.005 & 1.091 \\ 0.331 & -1.113 & -1.176 & -1.442 & 0.607 & 0.640 & 0.335 \end{bmatrix}。$$

伸缩参数为:

$$a = [0.191 \quad -19.028 \quad -0.094 \quad 0.505 \quad -0.064 \quad -0.236 \quad 0.488]。$$

平移参数为:

$$b = [-1.895 \quad 19.243 \quad 2.424 \quad 1.887 \quad -1.099 \quad 0.804 \quad -1.451]。$$

经过 100 次训练后,小波神经网络具有了同步发电机突卸额定负载特性。训练后同步发电机突卸额定负载网络模型的输出曲线见图 6,网络模型的误差曲线见图 7。由图可知,训练后的小波网络模型对同步发电机突卸额定负载特性的逼近拟合程度非常高,误差较小。

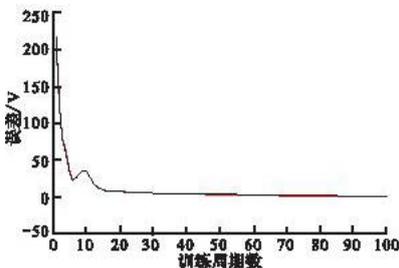


图 5 突卸额定负载时的训练误差曲线  
Fig. 5 Training error curve of impact unload

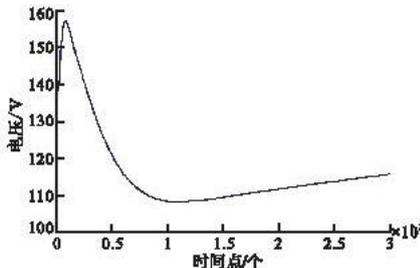


图 6 训练后突卸额定负载网络模型的相应输出  
Fig. 6 Output curve of WNN impact unload model after training

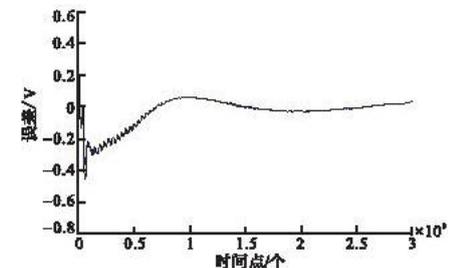


图 7 突卸负载特性模型的误差曲线  
Fig. 7 Error curve of impact unload model

### 3.3 模型的验证与分析

对突加和突卸负载网络模型分别输入验证数据,并将预测输出电压与实际输出电压对比并得到相对误差曲线,见图 8 - 11。由图 8 - 9 可以看出,模型的预测输出电压能很好地跟踪实际输出电压。

系统的精度常用准确度等级指数来表征<sup>[10]</sup>,准确度等级指数的百分数 $a\%$ 所表示的相对值是代表允许误差的大小, $a$ 值越小准确度越高。国军标 GJB181A-2003 中规定的交流供电系统的输出电压的精度为 0.060 9。由图 10-11 所示的相对误差曲线可知,本文建立的 2 个模型精度(相对误差)分别为 0.018 和 0.06,均高于国军标所规定的输出电压精度要求,证明了本文应用小波神经网络建立的 2 个同步发电机特性模型是准确、有效的,可以用于对配套型号的调压器进行动态性能测试。

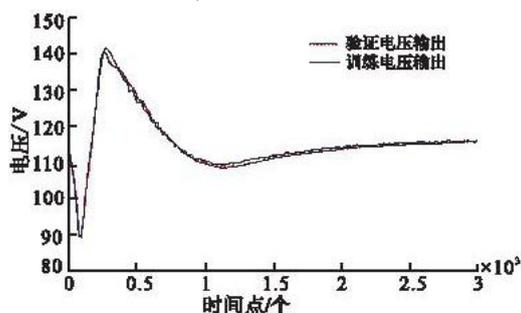


图 8 同步发电机突加额定负载情况的特性曲线

Fig. 8 Characteristic curve of synchronous generator impact load

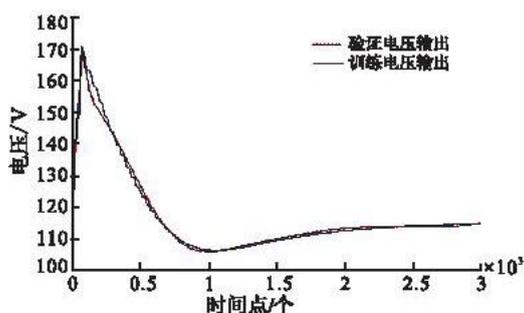


图 9 同步发电机突卸负载情况的特性曲线

Fig. 9 Characteristic curve of synchronous generator impact unload

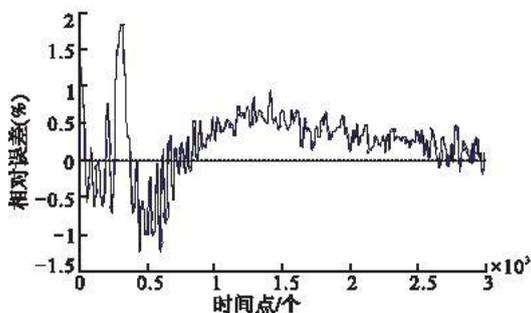


图 10 验证数据与突加负载模型输出的相对误差曲线

Fig. 10 Relative error curve of impact load model

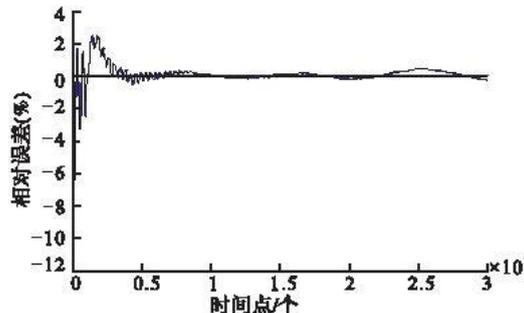


图 11 验证数据与突卸负载模型输出的相对误差曲线

Fig. 11 Relative error curve of impact unload model

## 4 结束语

建立发电机非线性精确数学模型是实现基于虚拟测试平台的调压器动态性能测试的关键技术。本文针对用于调压器动态性能测试这一特定应用背景,创新性地提出了在发电机非线性建模中引入模块化建模的思想,建立了同步发电机突加和突卸负载特性的小波神经网络模型。通过对验证输出电压与训练输出电压的比较分析,验证了所建模型的准确性,以及模型对配套型号的调压器进行动态性能测试的可行性,为用于调压器动态性能测试的虚拟测试平台的工程实践奠定了基础。

### 参考文献:

- [1] 刘勇智,严东超.通用型炭片调压器自动调测系统设计[J].空军工程大学学报:自然科学版,2004,5(4):26-28.  
LIU Yongzhi, YAN Dongchao. Design of a general-purpose carbon-pile regulator automatic adjusting-testing system[J]. Journal of air force engineering university:natural science edition, 2004,5(4):26-28. (in Chinese)
- [2] 刘勇智.基于模拟发电系统的调压器动态性能测试[J].空军工程大学学报:自然科学版,2006,7(4):26-27.  
LIU Yongzhi. The AVR dynamic performance test based on analogy power generation[J]. Journal of air force engineering university:natural science edition, 2006,7(4):26-27. (in Chinese)
- [3] 鄂建新.同步发电机非线性模拟机组设计研究[D].北京:华北电力大学,2007.  
E Jianxin. The design and study on the model machine of nonlinear synchronous generator[D]. Beijing:North China electric power university, 2007. (in Chinese)

- [4] 聂益文. 船用同步发电机混沌神经网络建模[D]. 上海:上海海运学院,2005.  
NIE Yiwen. Building up the synchronous generator model of ship based on NCNN[D]. Shanghai:Shanghai maritime academy, 2005. (in Chinese)
- [5] 黄宜军. 小波神经网络及其在飞控系统中的应用研究[D]. 西安:西北工业大学,2006.  
HUANG Yijun. Research on wavelet neural network and its application in flight control system[D]. Xi'an:Northwestern poly-technical university, 2006. (in Chinese)
- [6] Jiao L C, Pan J, Fang Y W. Multiwavelet neural network and its approximation properties[J]. IEEE transactions on neural networks, 2001, 12(5):1060 – 1066
- [7] Zhang Qinghua. Using wavelet network in nonparametric estimation[J]. IEEE trans on neural networks, 1997, 8(2):227 – 230.
- [8] 谢华. 小波神经网络在非线形系统辨识中的应用[D]. 北京:华北电力大学,2005.  
XIE Hua. WNN in nonlinear system identification of application[D]. Beijing:North China Electric power university, 2005. (in Chinese)
- [9] 杨建敏. 基于 RBF 神经网络的船舶大功率发电机建模[D]. 上海:上海海运学院,2004.  
YANG Jianmin. The marine large power generator modeling based on RBF neural network[D]. Shanghai:Shanghai maritime academy, 2004. (in Chinese)
- [10] 申忠如,郭福田,丁晖. 现代测试技术与系统设计[M]. 西安:西安交通大学出版社,2006:66 – 86.  
SHEN Zhongru, GUO Futian, DING Hui. Modern testing technology and system design[M]. Xi'an:Xi'an Jiaotong university press, 2006:66 – 68. (in Chinese)

(编辑:徐敏)

## The Non – linear Modeling of Generator for AVR Dynamic Performance Test

LIU Yong – zhi, WANG Hai – bo, LI Ying – hui

(Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

**Abstract:** To set up the accurate mathematical model of airplane synchronous generator is the key technology for AVR dynamic performance test. Dealing with the application background of AVR dynamic performance test, a novel idea of setting up the non – linear model of synchronous generator using the modularization method is proposed. A wavelet neuron network model of the impact load and impact unload characteristics of synchronous generator is set up based on WNN. The accuracy of this model is verified using the pre – distributed verification data, and the model for AVR dynamic performance test is feasible.

**Key words:** synchronous generator; wavelet neural network; AVR; dynamic performance test; modularization