

# 基于神经网络的模型验证方法

周延延<sup>1</sup>, 吴晓燕<sup>1</sup>, 韦刚<sup>1</sup>, 班斐<sup>2</sup>

(1. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800; 2. 空军工程大学 科研部, 陕西 西安 710051)

**摘要:**通过对传统模型验证方法在应用中所存在问题的详细分析,提出一种基于神经网络的模型验证方法。该方法利用神经网络强大的非线性映射能力,通过对各种模型关键行为特性的学习,将实际系统行为归类为其中的一种模型,从而对模型的可信性做出评估。首先利用仿真模型的输入输出作为训练集充分训练神经网络,再使用实际系统参数作用于训练好的神经网络,通过神经网络的输出值(概率向量)确定模型与实际系统的匹配程度。最后的图像目标识别模型验证数值仿真实例,说明了该方法的可行性和有效性。基于神经网络的模型验证方法能够很好地验证模型对复杂不确定系统的建模准确程度。

**关键词:**神经网络;模型验证;可信性

**DOI:**10.3969/j.issn.1009-3516.2009.03.014

**中图分类号:** TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2009)03-0064-04

随着系统仿真技术应用的复杂化, VV&A (Verification, Validation and Accreditation) 技术已向着系统化、全面化的方向发展<sup>[1]</sup>。模型验证是 VV&A 的一项关键技术。随着仿真技术的发展和人们对仿真技术应用价值认识的不断提高,其应用领域越来越广泛<sup>[2]</sup>。

目前已有许多模型验证的方法,如置信区间法、假设检验法等,但这些方法都需要进行大样本的统计试验,且都是基于特定的应用背景和需求提出的,具有其自身的适应性和局限性。

本文在深入分析传统模型验证方法的基础上,提出基于 BP 神经网络的模型验证方法,设计模型验证系统构成,给出具体的模型验证步骤,并通过仿真进一步说明该方法的可行性和有效性。

## 1 传统模型验证方法分析

传统的模型验证方法可以分为主观确认法、动态关联分析法、数理统计方法和时-频分析法 4 大类<sup>[3-4]</sup>: ①主观确认法比较实用,其优点在于比较容易掌握和使用。但分析结果在很大程度上受到分析人员主观意志的制约。②动态关联分析法原理非常简单,但该方法不要求样本数据服从某一特定的分布规律,因此利用这类方法进行模型验证时带有一定的风险性。③数理统计方法是模型验证技术中常用且有效的方法,但也存在一定的局限性,即要求大量的采样值以提高可接受的程度。④时-频分析法也存在一定的局限性。例如谱分析法从时域变换到频域后,模型的动态信息无法得到,这样就不可避免地造成部分信息的丢失或人为地增加一些干扰信息,从而产生误差,使得模型分析在客观上存在一定的限制;谱分析法要求被分析的随机过程是一个协方差平稳的过程,这一点实际不容易得到满足;在工程实现中的计算量很大,需要消耗的计算机资源相当可观。

通过对传统的模型验证方法分析可以看出,各种方法在应用中均存在一定的问题。主要表现为:①如果

\* 收稿日期:2008-04-28

基金项目:陕西省自然科学基金资助项目(2007F40)

作者简介:周延延(1976-),女,陕西西安人,讲师,主要从事模式识别及系统仿真研究;

E-mail:zhouyanyan1226@yahoo.com.cn

吴晓燕(1957-),女,陕西西安人,教授,主要从事建模与仿真 VV&A 研究。

系统的运行结果(输出数据)是可以得到的,则模型可以得到量化验证;如果实际系统的准确结果无法获得或只能部分获得,可以用参考系统的数据取代实际系统数据进行近似验证;如果实际系统的准确结果无法获得而且没有参考系统,只有采用主观有效性评价,对于复杂系统,根本无法很好的实现。②采用传统的验证方法进行模型验证时,必须保证模型行为与系统行为是在相同的试验框架(环境、假设条件、输入变量值、参数值)下得到的,否则其结果就没有意义。对仿真系统而言,保证其试验条件与实际系统运行条件完全一致几乎是不可能的;系统本身存在着许多难于量化的因素,而且在其量化过程中必然会产生误差;对实际系统的试验条件进行观测时也必然会引入各种误差。

## 2 基于神经网络的模型验证

用神经网络解决模型的验证问题,其思想是使用一个模式分类器——神经网络<sup>[5-8]</sup>。所谓分类是把数据项映射到其中一个事先定义的类中的学习过程。采用神经网络作为分类器,首先学习可选模型的关键行为特性,然后分类来自可选模型之一的实际系统行为。

图1为采用神经网络的验证过程示意图(这里采用BP神经网络)。首先对神经网络进行离线训练,通常,有大量的可选模型,或者模型样板,保留开放的形式,每个模型都可以产生一个训练模式作用于该神经网络,一方面组成某一行为统计特性(如时间序列的样本均值和方差),另一方面产生相关的模型标志。神经网络学习和识别每个可选模型的关键行为特性,且网络在学习前可能需要统计和预处理,目的是降低网络的信息载荷。通过大量的输入输出数据样本对网络的充分训练,网络能够记忆和理解各模型的特性行为。一旦网络成功的学习了这些特性(即为训练好的神经网络),当实际系统作用于该网络时,网络的输出是一个概率向量,即来自于每一个可选模型的概率值,有最高概率值的模型被保留并判为一个有效模型。

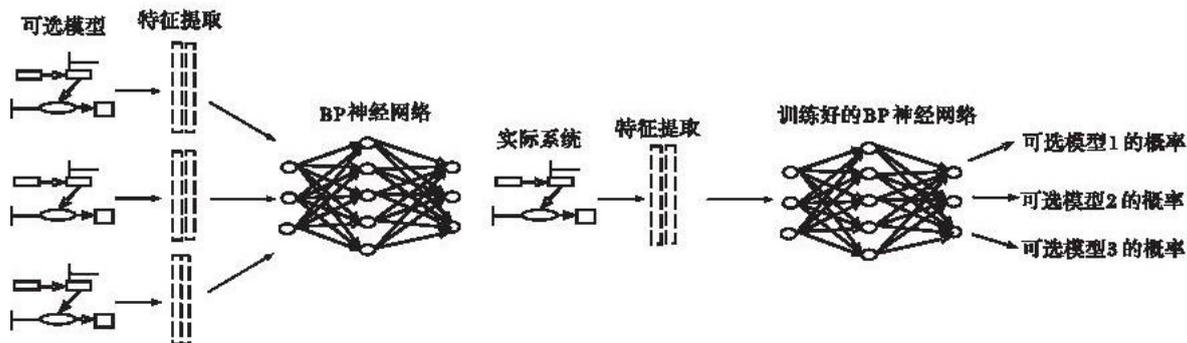


图1 验证过程示意图

Fig. 1 Validation process overview

## 3 仿真及结果分析

下面以图像目标识别中的机场跑道、桥梁、港口识别模型为例说明基于BP神经网络的模型验证方法的有效性。

由于机场跑道、桥梁、港口目标都具有典型的不同的直线特性:机场跑道(在这里研究的是主跑道)有一对较长的平行线,并且长宽比值较大;桥梁有2对或更多对平行线,并且各对平行线之间必然有相交的;港口有一对或多对平行线,各对平行线都是平行的,并且各对平行线和海岸线是垂直的。目标识别模型根据这些特点,利用Hough变换提取目标的直线数目作为特性向量<sup>[9]</sup>。

选择机场跑道、桥梁、港口识别模型的500多个样本进行学习,部分训练样本见表1、表2,程序设计语言采用MATLAB 7.1,学习后,再采用200多个实际图像目标样本进行验证,部分验证样本见表3。仿真结果见表4。

选择BP网络结构为8-7-3(即8个输入节点,7个隐层节点,3个输出节点),权值和阈值的初始值均取区间 $[-1, 1]$ 上的随机数。隐层的传递函数为tan-sigmoid函数,输出层的传递函数采用线性传递函数。以学习率可变的动量BP算法修正神经网络的权值和阈值<sup>[10]</sup>。

表1 部分训练样本(输入)

Tab.1 Part of training samples(input)

序号	模型输入(图像提取的特征数据)							
	$(\rho_1, \theta_1, l_1)$	$(\rho_2, \theta_2, l_2)$	$(\rho_3, \theta_3, l_3)$	$(\rho_4, \theta_4, l_4)$	$(\rho_5, \theta_5, l_5)$	$(\rho_6, \theta_6, l_6)$	$(\rho_7, \theta_7, l_7)$	$(\rho_8, \theta_8, l_8)$
1	(70,80°,77)	(75,79°,72)	(85,79°,72)	(95,79°,68)	(42,169°,181)	/	(92,79°,61)	(114,78°,59)
2	/	/	/	/	(34,22°,91)	(34,22°,91)	/	/
3	(65,13°,56)	(73,14°,55)	/	/	(75,93°,172)	(138,92°,168)	/	/
4	/	/	/	/	/	(76,166°,92)	(84,76°,60)	(89,76°,60)
5	/	/	(45,36°,218)	(55,36°,208)	/	/	/	/
6	(37,43°,72)	(45,45°,72)	/	/	/	/	(51,134°,108)	(129,133°,101)
7	/	/	/	/	/	/	(52,49°,126)	(60,49°,121)
8	(59,23°,82)	(69,24°,81)	/	/	(75,93°,112)	(165,96°,102)	/	/
9	(40,56°,77)	(47,56°,72)	/	/	(70,56°,66)	(77,56°,61)	/	(38,146°,198)
10	(24,56°,35)	(30,55°,36)	(80,55°,36)	(86,56°,35)	/	/	(15,145°,82)	(59,145°,82)
11	/	/	(50,61°,245)	(64,61°,240)	/	/	/	/

表2 部分训练样本(输出)

Tab.2 Part of training samples(output)

识别模型类型	模型输出(目标的识别率)
机场识别模型	97.1%
桥梁识别模型	92.6%
港口识别模型	95.3%

表3 部分验证数据

Tab.3 Part of validation data

目标种类	$(\rho_1, \theta_1, l_1)$	$(\rho_2, \theta_2, l_2)$	$(\rho_3, \theta_3, l_3)$	$(\rho_4, \theta_4, l_4)$	$(\rho_5, \theta_5, l_5)$	$(\rho_6, \theta_6, l_6)$	$(\rho_7, \theta_7, l_7)$	$(\rho_8, \theta_8, l_8)$
1 港口	(64,56°,77)	(75,55°,72)	/	(68,145°,98)	/	/	(92,55°,61)	(101,54°,59)
2 跑道	/	/	/	/	(34,35°78)	(39,35°,72)	/	/
3 桥梁	(15,36°,54)	(23,35°,55)	(64,96°,99)	(123,96°,97)	/	/	/	/
4 港口	(84,69°,60)	(90,68°,55)	(85,68°,68)	(95,68°,68)	(40,67°,61)	(46,68°,56)	(76,158°,222)	/
5 跑道	/	/	(37,76°,232)	(46,76°,230)	/	/	/	/
6 桥梁	(28,56°,77)	(37,56°,76)	/	/	(64,55°,78)	(73,55°,77)	(57,115°,227)	(141,114°,225)
7 跑道	/	/	/	/	/	/	(81,30°,129)	(89,31°,127)
8 桥梁	/	/	(24,119°,77)	(62,119°,77)	(3,29°,32)	(9,28°,32)	/	/
9 港口	(32,45°,77)	(38,45°,72)	/	/	/	/	/	(27,135,78)
10 桥梁	/	/	(54,28°,84)	(64,29°,84)	/	/	(23,108°,156)	(107,109°,134)
11 跑道	/	/	/	/	(62,78°,320)	(76,79°,305)	/	/

由表4可以看出:采用BP神经网络对3种识别模型的验证正确率都较高。当然可以再选择更多适当的关键特征矢量作为神经网络的输入,从而提高模型的验证正确率。

训练神经网络时,选取的特征向量过少,网络不能很好的解决分类问题,特征向量过多,会给网络带来额外的负担,因此选取关键而又适当的特征向量是非常重要的,也是比较难的。

且训练样本越多,网络学习的越多,记忆和理解各种仿真模型的关键行为特性的能力就越强,验证模型的准确率就越高,因此在尽可能的条件下,训练样本要足够丰富。

## 4 结束语

基于神经网络的模型验证方法,突破了传统模型验证方法的瓶颈,不需要进行系统的大样本统计试验,

表4 仿真结果

Tab.4 Simulation results		%
模型类型	BP神经网络的验证率	
机场跑道识别模型	93.7	
桥梁识别模型	92.1	
港口码头识别模型	91.5	

而是借助于可选模型的数据来训练神经网络,然后将实际系统行为归类为其中的一种模型,从而对模型的可信性做出评估。仿真结果表明,该方法能够被用于从不确定的模型中验证模型的有效性。

### 参考文献:

- [ 1 ] 杨明,张冰,马萍. 仿真系统 VV&A 发展的五大关键问题[J]. 系统仿真学报,2003,15(11):1506-1510.  
YANG Ming,ZHANG Bing,MA Ping. Five Key Problems of VV&A Development on Simulation System [J]. Journal of System Simulation, 2003,15(11):1506-1510. (in Chinese)
- [ 2 ] 孙世霞. 复杂大系统建模与仿真的可信性评估研究[D]. 长沙:国防科技大学,2005.  
SUN Shixia. Research on Credibility Evaluation of Modeling and Simulation for Large-Scale Complex System [D]. Changsha: National University of Defense Technology,2005. (in Chinese)
- [ 3 ] 康凤举. 现代仿真技术与应用[M]. 北京:国防工业出版社,2001.  
KANG Fengju. Modern Simulation Technology and Application [M]. Beijing:National Defence Industry Press,2001. (in Chinese)
- [ 4 ] 刘鹏,陈长兴,白云. 使用窗谱估计法验证仿真系统模型[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2000,1(2):69-71.  
LIU Peng,CHEN Changxing,BAI Yun. Verifying Simulation Model Using Window Spectrum Estimation [J]. Journal of Air Force Engineering University:Natural Science Edition,2000,1(2):69-71. (in Chinese)
- [ 5 ] Jurgen Martens,Karl Pauwels,Ferdi Put. A Neural Network Approach to the Validation of Simulation Models [C]//Proceedings of the 2006 Winter Simulation Conference. New York:[s. n.],2006:905-910.
- [ 6 ] Bishop C M. Novelty Detection and Neural Network Validation [J]. IEE Proc Image Signal Process,1994,141(4):217-222.
- [ 7 ] David Lowe,Krzysztof Zapart. Validation of Neural Networks in Automotive Engine Calibration [J]. IEEE Trans Artificial Neural Networks,1997,440(7):221-226.
- [ 8 ] Uma Bharathi Ramachandran. Issues in Verification and Validation of Neural Network based Approaches for Fault-Diagnosis in Autonomous Systems [D]. Canada:Concordia University,2005.
- [ 9 ] 赵波. 遥感图像目标识别算法研究[D]. 长沙:国防科技大学,2004.  
ZHAO Bo. A Research on Target Recognition Algorithms for Remote Sensing Image [D]. Changsha:National University of Defense Technology,2004. (in Chinese)
- [ 10 ] Sarah S Y Lam,Alice Smith E. Validation of Neural Networks Using Hybrid Resampling Methods [C]//IEEE Trans Neural Networks. New York:IEEE,1999:1180-1184.

(编辑:田新华)

## Study of Model Verification Method Based on Neural Network

ZHOU Yan-yan<sup>1</sup>, WU Xiao-yan<sup>1</sup>, WEI Gang<sup>1</sup>, BAN Fei<sup>2</sup>

(1. Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China; 2. Department of Scientific Research, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

**Abstract:** This paper presents a model validation method based on neural network by analyzing, in detail, the consistent problem of model verification method in application. In this method, by using the powerful ability of nonlinearity mapping of neural network and learning the key properties of the behaviors of various models, the real system behaviors are classified as coming from one of the models, thereby evaluating the credibility of the models. In the concrete process, input and output of models are used as the training set to train neural network firstly, then the matching degree of models and real system is ascertained by the sendout value (probability vector) of the trained neural network when the actual system acts on the trained neural network. Simulation results of the final image target recognition models lastly further show the feasibility and validity of this method. Therefore, this model verification method based on neural-network can be used to verify the modeling nicety degree of complex uncertainty system.

**Key words:** neural network; model validation; credibility