

doi: 10.7690/bgzd.2013.03.009

## 基于 RBF 网络的武器装备贮存可靠性预估

晁爱民<sup>1</sup>, 段慧<sup>2</sup>, 陈海建<sup>3</sup>

(1. 海军驻青岛造船厂军事代表室, 山东 青岛 266001;  
2. 海军指挥学院, 南京 210005; 3. 海军驻天津地区航空军事代表室, 天津 300140)

**摘要:** 为减少武器状态在贮存期间的检测次数, 提高战备完好率, 基于 RBF 神经网络对武器装备贮存可靠性预估方法进行研究。针对武器装备贮存可靠性预估的问题, 借助于神经网络可实现非线性映射的特点, 基于 RBF 网络对某型装备贮存可靠性变化规律进行预测, 并给出了预估步骤。预测结果表明, RBF 网络适用于武器装备贮存可靠性的预估, 预测误差满足要求。

**关键词:** 武器装备; 贮存可靠性; 预估; RBF 网络  
**中图分类号:** TJ089 **文献标志码:** A

## Research on Storage Reliability Forecasting Method of Weapon Equipment Based on RBF Network

Chao Aimin<sup>1</sup>, Duan Hui<sup>2</sup>, Chen Haijian<sup>3</sup>

(1. Military Representative Office of Navy in Qingdao Shipbuilding Factory, Qingdao 266001, China;  
2. Navy Command College, Nanjing 210005, China;  
3. Aeronautical Military Representatives Office of Navy in Tianjin, Tianjin 300140, China)

**Abstract:** For reducing detection times of weapon and equipment in storage, improve equipment complete rate, research on storage reliability forecasting method of weapon and equipment based on radial basis function (RBF) neural network. Aiming at the problem of weapon equipment storage reliability forecasting, realize nonlinear mapping take neural network. Based on RBF network to forecast certain type equipment storage reliability changing principle and put forwards forecasting steps. The forecasting results show that RBF network is used for forecasting of weapon and equipment storage reliability, forecasting error meet requirements.

**Key words:** weapon and equipment; storage reliability; forecasting; RBF network

### 0 引言

武器装备贮存可靠性是指武器装备出厂交付部队后, “在规定的贮存维护条件下, 到规定的贮存时间, 仍能通过鉴定试验的产品检测合格率”<sup>[1]</sup>。贮存可靠度是指“在规定的贮存条件下, 在规定的贮存时间内, 保持规定功能的概率”<sup>[2]</sup>, 是贮存可靠性的定量表示。开展武器装备贮存可靠性预估研究, 就是针对其贮存可靠度变化趋势进行分析, 这对于减少武器状态在贮存期间的检测次数, 实现预知维修, 提高战备完好率具有重要意义。

人工神经网络预估具有以下优点: 不需要具体的数学模型, 实现了非线性关系的隐式表达, 容错性好, 预估精度较高, 动态自适应能力强, 适合非线性复杂系统的智能预估<sup>[3-4]</sup>。径向基函数 RBF 神经网络具有能够以任意精度逼近任意连续函数的特点, 目前广泛应用于数据预测; 因此, 笔者提出基于 RBF 神经网络的武器装备贮存可靠性预估方法。

### 1 RBF 网络基本理论

20 世纪 80 年代末, J. Moody 和 C. Darken 提出

了径向基函数 RBF 神经网络<sup>[5]</sup>, 如图 1 所示。由图 1 可看出, 径向基函数 RBF 网络是由输入层、隐层、输出层构成的三层前向网络。

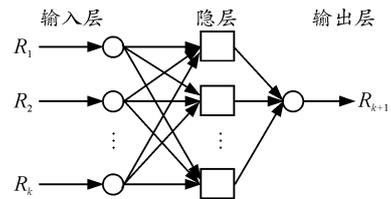


图 1 用于数据预估的 RBF 网络结构

网络中输入层到隐层的传递函数, 即径向基函数采用高斯函数

$$f_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - \mu_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (1)$$

式中:  $\mu_i$  为中心;  $x$  为输入维;  $\sigma_i$  为径向基函数的宽度。

中间层到输出层的传递函数采用线性函数

$$f(x) = x \quad (2)$$

由于隐层的传递函数不同, 实现同样的功能, 径向基函数 RBF 网络的神经元数可能要比前向 BP

收稿日期: 2012-09-14; 修回日期: 2012-10-20

作者简介: 晁爱民(1971—), 男, 河北人, 学士, 工程师, 从事舰船类武器装备质量监督检验研究。

网络的神经元数要多, 但 RBF 网络所需要的训练时间却比 BP 网络要少。

## 2 可靠性预估步骤

1) 样本的构成及样本数据的归一化处理。

将可靠度  $R_1, R_2, \dots, R_p$  作为样本数据。将样本数据分成 2 组, 分别构成训练样本和测试样本。设网络的输入神经元数是  $q$ , 输出神经元是 1, 则  $(q+1)$  个数据组成一个样本, 其前  $q$  个值作为输入数据, 第  $(q+1)$  个值是期望映射。由于传递函数的饱和特性, 对输入、输出样本向量各分量的取值范围有要求。因此要对实际的输入、输出样本进行归一化处理, 将处理后的数据作为训练网络所需要的样本数据。对样本数据利用下式进行归一化处理

$$\hat{R}_i = \frac{R_i - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}} \quad (3)$$

式中:  $R_{\max}$  和  $R_{\min}$  为  $p$  个已知可靠度中的最大值和最小值。

2) 网络的训练。

利用 Matlab 工具对网络进行训练。仅需人工指定径向基函数分布密度 SPREAD, 这通常需要进行试运算, 根据其拟合函数的平滑度和误差来合理折中选取。

3) 网络的预测。

网络训练结束后, 滑动窗口移动到贮存可靠度序列的最后  $q$  个值, 输入到神经网络中, 此时的网

络输出就是该序列的下一步预测值。窗口再向后移动一次, 将包括原可靠度序列的最后  $(q-1)$  个值及预测值输入到网络中, 又可以得到第 2 步预测, 这样下去就能够连续得到数步后的预测值, 这是一个迭代过程。

4) 预测结果的反归一化处理。

将预测结果  $\hat{R}_{p+i}$  反归一化, 得到可靠度预测结果  $R_{p+i}$ 。

$$R_{p+i} = \hat{R}_{p+i}(R_{\max} - R_{\min}) + R_{\min} \quad (i \geq 1) \quad (4)$$

## 3 实例分析

收集的某型武器装备在 5 年内每季度的贮存可靠度数据如表 1 所示, 预估后期的贮存可靠度。

表 1 某型装备贮存可靠度数据

年度时间	贮存可靠度 $R_i$			
	一季度	二季度	三季度	四季度
第 1 年	0.905 7	0.905 2	0.904 5	0.903 8
第 2 年	0.903 3	0.902 6	0.903 0	0.902 4
第 3 年	0.901 7	0.902 4	0.901 5	0.900 6
第 4 年	0.900 1	0.899 5	0.898 7	0.897 7
第 5 年	0.896 5	0.894 8	0.892 2	0.890 4
第 6 年	0.888 9	0.888 2	0.883 9	0.881 5

根据神经网络理论, 以连续 8 个季度的数据作为输入, 下一季度的数据作为输出, 应用 RBF 网络来预测后续时间的贮存可靠度, 样本数据如表 2 所示, 前 12 组作为训练样本, 对网络进行训练; 后 4 组作为测试样本, 通过预测值与原始值对比进行误差分析。

表 2 网络训练样本与测试样本

序号	RBF 网络训练输入								输出
1	0.905 7	0.905 2	0.904 5	0.903 8	0.903 3	0.902 6	0.903 0	0.902 4	0.901 7
2	0.905 2	0.904 5	0.903 8	0.903 3	0.902 6	0.903 0	0.902 4	0.901 7	0.902 4
3	0.904 5	0.903 8	0.903 3	0.902 6	0.903 0	0.902 4	0.901 7	0.902 4	0.901 5
4	0.903 8	0.903 3	0.902 6	0.903 0	0.902 4	0.901 7	0.902 4	0.901 5	0.900 6
5	0.903 3	0.902 6	0.903 0	0.902 4	0.901 7	0.902 4	0.901 5	0.900 6	0.900 1
6	0.902 6	0.903 0	0.902 4	0.901 7	0.902 4	0.901 5	0.900 6	0.900 1	0.899 5
7	0.903 0	0.902 4	0.901 7	0.902 4	0.901 5	0.900 6	0.900 1	0.899 5	0.898 7
8	0.902 4	0.901 7	0.902 4	0.901 5	0.900 6	0.900 1	0.899 5	0.898 7	0.897 7
9	0.901 7	0.902 4	0.901 5	0.900 6	0.900 1	0.899 5	0.898 7	0.897 7	0.896 5
10	0.902 4	0.901 5	0.900 6	0.900 1	0.899 5	0.898 7	0.897 7	0.896 5	0.894 8
11	0.901 5	0.900 6	0.900 1	0.899 5	0.898 7	0.897 7	0.896 5	0.894 8	0.892 2
12	0.900 6	0.900 1	0.899 5	0.898 7	0.897 7	0.896 5	0.894 8	0.892 2	0.890 4
13	0.900 1	0.899 5	0.898 7	0.897 7	0.896 5	0.894 8	0.892 2	0.890 4	0.888 9
14	0.899 5	0.898 7	0.897 7	0.896 5	0.894 8	0.892 2	0.890 4	0.888 9	0.888 2
15	0.898 7	0.897 7	0.896 5	0.894 8	0.892 2	0.890 4	0.888 9	0.888 2	0.883 9
16	0.897 7	0.896 5	0.894 8	0.892 2	0.890 4	0.888 9	0.888 2	0.883 9	0.881 5

对样本数据归一化处理, 利用 Matlab 工具进行网络训练。基于 RBF 网络进行了参数的训练试运算, 最后对某型武器装备的贮存可靠度进行了预测。RBF 网络径向基函数分布密度 SPREAD 取不同值的预测误差见图 2。

由图 2 可看出, 径向基函数分布密度 SPREAD

不同, RBF 网络训练预测误差相差较大, 对预测结果的影响也会较大。通过文中的试运算可见, 当径向基函数分布密度 SPREAD 取 2 时, 网络的预测误差相对最小, 故将笔者所设计的 RBF 网络径向基函数分布密度 SPREAD 设定为 2。基于 RBF 网络的某型武器装备后续 4 年的贮存可靠度预测结果见表 3。

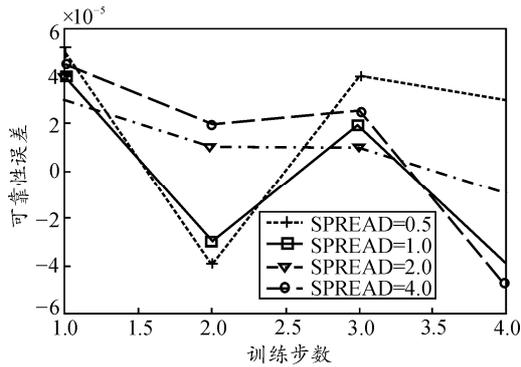


图 2 RBF 网络训练预测误差曲线

表 3 基于 RBF 网络的某型装备贮存可靠度预估结果

年度时间	贮存可靠度预估值			
	一季度	二季度	三季度	四季度
第 7 年	0.880 1	0.872 8	0.874 3	0.868 1
第 8 年	0.865 7	0.865 1	0.862 7	0.858 9
第 9 年	0.852 2	0.851 6	0.847 8	0.844 0
第 10 年	0.840 1	0.836 5	0.829 8	0.825 3

### 4 结论

笔者利用神经网络可以实现非线性映射的特

\*\*\*\*\*

(上接第 27 页)

通过 Python 从互联网公开收集的数据可能不够全面和完整，导致分析结果可能与实际情况存有偏差，但能体现元网络理论的针对性和有效性。随着数据量的增加和完善，元网络的分析优势将更加显现出来。

下一步的工作是对武器贸易数据的检索和处理能力进行改进，完善元网络的节点集构成，通过 1-模和 2-模网络的方法得到更全面的子网络数据和关系，并根据需要加入时间动态性的考量。

### 参考文献：

[1] Chul Moon, Kathleen M. Carley. Modeling and Simulating Terrorist Networks in Social and Geospatial Dimensions[J]. IEEE Intelligent Systems, 2007, 22(5): 40-49.

[2] Dil Muhammad Akbar Hussain. Destabilization of Terrorist Networks through Argument Driven Hypothesis Model[J]. JOURNAL OF SOFTWARE, 2007, 2(6): 62-87.

[3] D. M. Akbar Hussain. Terrorist Networks Analysis through Argument Driven Hypotheses Model[C]//Second International Conference on Availability, Reliability and Security. IEEE Computer Society. 2007: 98-112.

[4] Kathleen M. Carley, Ju-Sung Lee, David Krackhardt. Destabilizing Networks Connections[J]. USA: CMU-ISRI-04-102, 2007: 24(3): 79-92.

[5] Mattbew A. Russell. Mining the Social Web[M]. USA: O'Reilly Media, 2011: 167-198.

点，研究了基于 RBF 神经网络的武器装备贮存可靠性预估方法，通过试运算确定 RBF 网络的径向基函数分布密度 SPREAD。通过实例分析结果可知：基于 RBF 网络的武器装备贮存可靠性的预估方法可以实现，且具有较高的精度。

### 参考文献：

[1] 张永进, 赵明. 基于定期检测的贮存可靠性模型及其参数估计[J]. 系统工程理论与实践, 2008(10): 82-88.

[2] 吴进煌, 徐德民, 宋贵宝, 等. 战术导弹储存可靠性计算方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2008, 26(3): 288-291.

[3] 阎平凡, 张长水. 神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.

[4] 杨建刚. 神经网络使用教程[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2001: 41-47.

[5] 李月英, 申东日, 陈义俊, 等. 基于 RBF 神经网络的非线性系统的预测[J]. 计算机测量与控制, 2006, 14(3): 319-321.

[6] 国际观察. 全球十大武器制造商[OL]. 天涯社区. 2011-11-4. <http://www.tianya.cn/publicforum/content/worldlook/1/403279.shtml>.

[7] 哈特莱恩. 台湾地区兵器[OL]. 亚东军事网. 2008-03-21. <http://www.warchina.com/bingqiziliao/taijunbingqi/>.

[8] 瑞典斯德哥尔摩国际和平研究所. SIPRI arms transfers database[OL]. 2012-03-26. <http://armstrade.sipri.org/armstrade/page/ alues.php>.

[9] Goyal A, Bonchi F, Lakshmanan LV. Discovering Leaders From Community Actions[C]. Proceeding of the 17th ACM conference on Information and knowledge management (CIKM'08). New York, USA: ACM, 2008: 499-508.

[10] 刘军. 社会网络分析导论[M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2004: 235-274.

[11] Carley, Kathleen M, Natalia Y. Kamneva. A Network Optimization Approach for Improving Organizational Design[R]. Carnegie Mellon University, School of Computer Science, Institute for Software Research International, CASOS Technical Report. USA: CMU-ISRI-04-10^2, 2004: 88-96.

[12] Li X, Guo L, Zhao Y. Tag-based Social Interest Discovery [C]. Beijing: In Proceeding of the 17th international conference on World Wide Web. 2008: 675-684.

[13] Kathleen M. Carley. Destabilization of Covert Networks[J]. Computational and Mathematical Organization Theory 12, 2006(1): 52.

[14] Wasserman, Stanley, Katherine. Faust. Social Network Analysis: Methods and Applications[M]. Britain: Cambridge University Press, 1994: 290-342.