

基于GM-RBF神经网络的导弹武器系统使用 可用度评估方法研究

刘炜¹, 李田科¹, 于仕财², 李建¹

(1. 中国人民解放军91980部队, 山东 烟台 264001;
2. 海军航空工程学院 电子信息工程系, 山东 烟台 264001)

摘要: 目的 研究导弹武器系统使用可用度评估问题, 方法 通过基于故障数据的使用可用度评估, 提出一种基于灰色模型GM(1,1)的径向基函数(RBF—Radial Basis Function)神经网络组合模型。结果 该模型克服了灰色理论的长时间序列预估误差大和神经网络的训练样本需求量大、输入变量选取困难等缺点。结论 仿真结果表明, GM-RBF神经网络对导弹武器系统使用可用度评估具有评估误差小、精度高等优点。

关键词: 使用可用度; GM-RBF神经网络; 导弹武器系统; 评估方法

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2013.06.023

中图分类号: TJ760.2 **文献标识码:** A

文章编号: 1672-9242(2013)06-0108-06

Study on the Operational Availability Evaluation Method of Missile Weapon System Based on GM-RBF Neural Network

LIU Wei¹, LI Tian-ke¹, YU Shi-cai², LI Jian¹

(1. No. 91980 Unit of PLA, Yantai 264001, China; 2. Department of Electronic & Information Engineering,
Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China)

ABSTRACT: Objective To investigate the operational availability evaluation method of missile weapon system.

Methods According to the operational availability evaluation problem of missile weapon system, a combined model was put forward by operational availability evaluation using fault data based on GM(1,1) and RBF neural network.

Results The model overcame the disadvantages of big error and long time series prediction of GM(1,1) and great

收稿日期: 2013-07-27; 修订日期: 2013-08-13

Received: 2013-07-27; Revised: 2013-08-13

基金项目: 国家自然科学基金(61174031)

Fund: Supported by the National Natural Science Foundation(61174031)

作者简介: 刘炜(1977—),男,山东潍坊人,工程师,主要研究方向为导弹自动驾驶仪。

Biography: LIU Wei(1977—), Male, from Weifang, Shandong, Engineer, Research focus: missile autopilot.

demand of training samples and difficulty of variables selection of neural network. **Conclusion** Experimental results reveal that the operational availability evaluation of missile weapon system by GM-RBF neural network owns the advantages of evaluation minor error and high precision.

KEY WORDS: operational availability; GM-RBF neural network; missile weapon system; evaluation method

导弹武器系统使用可用度评估的目标是确定影响装备使用可用度的因素和规律,建立科学的装备使用可用度评估指标体系。导弹武器系统使用可用度评估的一种方法是对故障数据进行分析处理,然后根据故障数据的特性采取特定的方法进行评估。评估时,单一预估方法受自身局限往往精确度不足,通常需建立2种或2种以上预估方法结合的组合预估模型。笔者研究了一种灰色理论预估和人工神经网络相结合的GM-RBF组合模型。该模型既有灰色系统理论的样本数据少、原理简单、运算方便、短期预估精度高、可检验等优点,也具有神经网络并行计算、容错能力强、自适应能力强等优点^[1-2]。

1 某型导弹武器系统故障数据分析

通过部队实际调研,确定导弹武器系统故障数据来自导弹定期检测和特种装备的日常维护记录。

1.1 导弹定期检测的分析

导弹列装部队后,寿命周期大部分处于库房贮存和任务周期这两种状态。根据定期检测原则,对同一批某型导弹进行定期检测,收集相关的数据,即定检周期为每季度1次,每枚弹的检测时间不大于120 min,规定导弹贮存环境保持基本一致。

1.2 特装设备分析

由于整个导弹武器系统是串联系统,任一分系统故障都会导致整个系统故障,只考虑导弹定期检测的故障数据是不够的。在日常训练中常出现故障的还有一些特种车辆(发射车、供弹车、加注车、气源车、公路运输车等),其使用可用度对导弹武器系统的使用可用度有较大影响,而且在日常训练中故障概率较大,与导弹定期检测间隔不同。这些特种装备采取每月统计1次故障数据的方法,以掌握其对整个导弹武器系统使用可用度的影响。

1.3 故障数据的收集与处理

通过对导弹定期检测数据和特装设备故障数据分析可知,导弹贮存和日常训练的相关数据较易收集,而且对导弹武器系统使用可用度影响较大,这些数据通过处理可作为神经网络仿真的输入样本。

1) 导弹定期检测时使用可用度计算。根据定期检测数据可知该批导弹多少枚正常,多少枚故障,使用可用度统计公式:

$$A_{01} = \frac{\text{定期检测时测试正常的次数}}{\text{定期检测的总次数}}$$

2) 特装设备的使用可用度计算。特装设备包括加注车、装弹车、气源站等设备,根据其故障数据,各种特装设备可用度采用下式计算:

$$A_{0i} = \frac{T_{BF}}{T_{BF} + T_{TR} + T_{LD}}$$

式中: A_{0i} 为加注车、装弹车、气源站等设备的可用度; T_{BF} 表示平均故障间隔时间(MTBF); T_{TR} 表示平均修复时间(MTTR); T_{LD} 表示平均后勤延误时间(MLDT)。

3) 导弹武器系统使用可用度计算。导弹武器系统是串联系统,各因素都直接影响整个系统,每季度导弹定期检测1次,特种装备则每月记录,将各项使用可用度相乘可得系统的使用可用度。导弹武器系统使用可用度的统计学公式为:

$$A_0 = \prod_{i=1}^n A_{01} \cdot A_{02} \cdots A_{0n} \quad (1)$$

2 使用可用度的评估方法研究

2.1 RBF神经网络评估模型的建立

径向基神经网络(Radial-based Function Method, RBF)采用高斯函数等径向基函数作为神经元传递函数,能够实现非线性关系映射,属多层前向型神经网络,由输入层、隐层、输出层构成三层前向网络,结构如图1所示^[3]。网络中输入层到隐层的传递函

数为径向基函数,采用高斯函数:

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

式中: μ_i 为中心; x 为输入维; σ_i 为径向基函数的宽度。

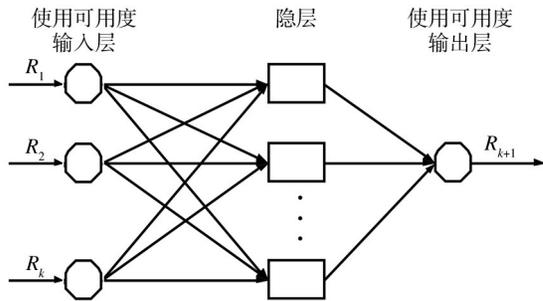


图1 RBF神经网络结构

Fig.1 RBF neural network structure

中间层到输出层的传递函数采用线性函数: $f(x)=x$ 。

用 Matlab 工具进行网络训练时,需人工指定径向基函数分布密度 Spread,进行试运算,根据拟合函数的平滑度和误差来合理折中选取。

2.2 GM(1,1)模型的建立及检验

灰色模型 GM(1,1)通过对原始序列进行累加生成操作后建立一阶线性微分方程模型,然后利用累减生成操作还原为原始序列的预测值,建模过程如下^[4]。

1) 给定序列:

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)\}$$

其中, $x^{(0)}$ 表示原始数据序列。

$x^{(1)}$ 为 $x^{(0)}$ 的一次累加生成 I—AGO, 即:

$$x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), x^{(1)}(3), \dots, x^{(1)}(n)\} \text{ 其中, } x^{(1)}$$

$$(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), (k=1, 2, \dots, n)。$$

2) $x^{(1)}$ 可建立下述白化微分方程:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + \alpha x^{(1)} = u \tag{2}$$

式中, α, u 为待求参数: α 为发展系数; u 为灰色系数。

3) 将式(2)离散化得:

$$x^{(0)}(k+1) + \frac{\alpha}{2} [x^{(1)}(k+1) + x^{(1)}(k)] = u, (k=1, 2, \dots,$$

$n)$ (3)

写成矩阵的形式:

$$Y = B \hat{\alpha}$$

其中向量系数: $\hat{\alpha} = [\alpha, u]^T$;

$$B = \begin{pmatrix} -1/2(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -1/2(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)) & 1 \end{pmatrix};$$

$$Y = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T。$$

利用最小二乘法求得: $\hat{\alpha} = [\alpha, u]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y$

4) 将由(3)式得到的参数 α , 和 u 代入, 解得时间响应函数:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{u}{\alpha}) \exp(-\alpha k) + \frac{u}{\alpha}$$

利用 I—IAGO 累减生成算法得到预测序列, 即 GM(1,1) 预测模型表达式:

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1), (k=1, 2, \dots,$$

$n)$

为确保建立的灰色模型用于预测实践时有较高的可信度,需用后验差检验法检验所建模型的精度^[5]。

$$\text{原始数据均值: } \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x^{(0)}(k)$$

$$\text{原始数据方差: } S_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x^{(0)}(k) - \bar{x})^2$$

$$\text{记残差: } e^{(0)}(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)$$

$$\text{残差均值: } \bar{e} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=2}^n e^{(0)}(k)$$

$$\text{残差方差: } S_2^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=2}^n [e^{(0)}(k) - \bar{e}]^2$$

后验差检验指标有 2 个, 即:

1) 后验差比值: $C = S_2/S_1$; C 值越小越好, 说明误差离散度小。

2) 小误差概率: $P = P\{|e^{(0)}(k) - \bar{e}|\} \leq 0.6475S_1$;

P 值越大, 说明预测误差小的概率大, 预测精度高。

2.3 GM-RBF 组合模型的建立

对多个序列用灰色 GM(1,1) 模型预估后, 得到的一系列预估值和原始数据会有一些偏差, 且原始

序列之间关系未知,可用神经网络模型模拟这些预估值与实际值之间的偏差关系,以及序列之间的相互关系。将预估值作为神经网络的输入样本,实际值作为神经网络的输出样本,采取一定结构对神经网络训练,可得到一系列对应结点的权值与阈值。将GM(1,1)各模型对下一时刻或多个时刻的预估值作为神经网络的输入,得到相应的输出即为下一时刻或多个时刻最终的预估值,GM-RBF神经网络结构如图2所示。

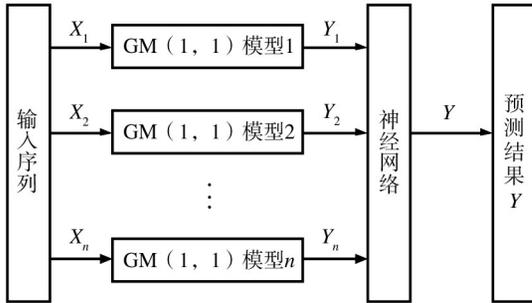


图2 GM-RBF神经网络结构示意图

Fig.2 Schematic diagram of GM-RBF neural network

GM-RBF组合模型具体建模步骤如下。

- 1) 用原始数据组成数列建立GM(1,1)模型;
- 2) 用GM(1,1)模型预估未来时刻第(n+1)至第(n+m)个数据;
- 3) 将第1至第(n+m)共(n+m)个数据作为网络训练样本数据。

3 评估算法实现

根据(3)式,某导弹武器系统7年的使用可用度见表1。

3.1 RBF神经网络算法实现

根据2.3节所述,使用前4年数据,以连续8个月数据作为输入,下一月数据作为输出,用RBF网络预测下一月的使用可用度,样本如表2前40行所示。1—28行作为训练样本,对网络进行训练;后29—40数据作为测试样本,通过预测值与真实值对比进行误差分析^[6]。

表1 导弹武器系统使用可用度数据

Table 1 Operational availability data of missile weapon system

	第1年	第2年	第3年	第4年	第5年	第6年	第7年
1月	0.9245	0.9024	0.8736	0.8045	0.7895	0.7534	0.7437
2月	0.8732	0.9156	0.8624	0.7931	0.7945	0.7858	0.7483
3月	0.9176	0.8843	0.8418	0.7967	0.7713	0.7457	0.7327
4月	0.8861	0.8669	0.8596	0.8089	0.7856	0.7856	0.7338
5月	0.8945	0.8875	0.8328	0.8212	0.7845	0.7735	0.7442
6月	0.8737	0.9019	0.8085	0.8262	0.7798	0.7569	0.7445
7月	0.8959	0.9094	0.8379	0.8105	0.7636	0.7645	0.7330
8月	0.9282	0.8882	0.8128	0.8192	0.7735	0.7356	0.7473
9月	0.9466	0.8597	0.7945	0.7977	0.7653	0.7458	0.7594
10月	0.9283	0.8648	0.7759	0.7933	0.7786	0.7362	0.7448
11月	0.9532	0.8839	0.7933	0.7865	0.7567	0.7515	0.7550
12月	0.9269	0.8956	0.8047	0.7978	0.7823	0.7572	0.7463

对样本数据归一化后,利用Matlab工具进行网络训练。通过RBF网络进行参数的训练试运算,并对导弹武器系统使用可用度进行预测。使用可用度预测结果见表3。

3.2 GM-RBF神经网络算法实现

根据表1数据用GM(1,1)模型对寿命周期的使

用可用度进行预估,结果见表4。

以第1年至第6年连续每8个月的数据作为一组输入,下一月数据作为输出,应用GM-RBF网络来预估下一时间节点的使用可用度,样本数据见表2。1—48行数据作为训练样本,对网络进行训练;后40—60行数据作为测试样本,并通过第7年的预估值与已知值对比进行误差分析。对样本数据归一化

表2 网络训练和测试样本

Table 2 Sample of testing and network training

样本号	输入					输出				
1	0.9245	0.8732	0.9176	0.8861	0.8945	0.8737	0.8959	0.9282	0.9466	
2	0.8732	0.9176	0.8861	0.8945	0.8737	0.8959	0.9282	0.9466	0.9283	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
39	0.7967	0.8089	0.8212	0.8262	0.8105	0.8192	0.7977	0.7933	0.7865	
40	0.8089	0.8212	0.8262	0.8105	0.8192	0.7977	0.7933	0.7865	0.7978	
41	0.7938	0.7864	0.7971	0.7725	0.7865	0.8019	0.7862	0.8087	0.7753	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
59	0.7325	0.7358	0.7437	0.7445	0.7319	0.7465	0.7591	0.7438	0.7544	
60	0.7358	0.7437	0.7445	0.7319	0.7465	0.7591	0.7438	0.7544	0.7441	

表3 基于RBF网络的使用可用度预测值

Table 3 Predictive value of operational availability based on RBF neural network

	第5年	第6年	第7年	第8年	第9年
1月	0.7889	0.7756	0.7547	0.7247	0.7162
2月	0.7807	0.7698	0.7431	0.7189	0.7253
3月	0.7769	0.7736	0.7528	0.7204	0.7106
4月	0.7898	0.7619	0.7462	0.7196	0.7149
5月	0.7963	0.7602	0.7436	0.7202	0.7088
6月	0.7868	0.7874	0.7333	0.7273	0.7159
7月	0.7960	0.7747	0.7389	0.7168	0.7189
8月	0.7854	0.7531	0.7451	0.7296	0.7143
9月	0.7943	0.7618	0.7338	0.7281	0.7046
10月	0.7866	0.7532	0.7347	0.7134	0.7179
11月	0.7759	0.7585	0.7279	0.7279	0.7085
12月	0.7843	0.7662	0.7258	0.7196	0.7129

表4 基于GM(1,1)模型的导弹武器系统使用可用度

Table 4 Operational availability of missile weapon system based on GM(1,1)

	第5年	第6年
1月	0.7865	0.7433
2月	0.8019	0.7542
3月	0.7862	0.7325
4月	0.8087	0.7358
5月	0.7753	0.7437
6月	0.7685	0.7445
7月	0.7684	0.7319
8月	0.7721	0.7465
9月	0.7572	0.7591
10月	0.7646	0.7438
11月	0.7437	0.7544
12月	0.7865	0.7441

后,利用Matlab工具进行网络训练。

基于GM-RBF网络的某型导弹武器系统使用可用度预估的结果见表5。RBF与GM-RBF第7年使用可用度的预测误差对比曲线如图3所示。

通过以上算例的分析得:由表2可知,通过灰色系统理论预估,增大了网络训练样本量,可提高预估精度;从图3可知,RBF模型和GM-RBF组合模型均能满足使用可用度预估的要求,相对于RBF网络,GM-RBF网络预测误差小,预估精度高。

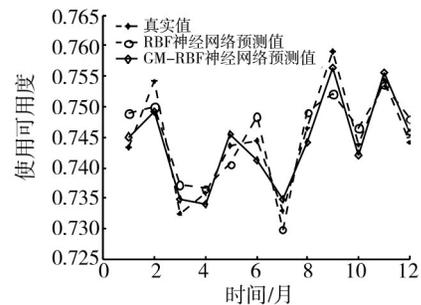


图3 神经网络预测值与原始数据对比曲线

Fig.3 Comparison cure of neural network predictive value and original data

表5 基于GM-RBF的导弹武器系统使用可用度

Table5 Operational availability of missile weapon system based on GM-RBF

	第7年	第8年	第9年
1月	0.7377	0.7380	0.7326
2月	0.7379	0.7359	0.7284
3月	0.7376	0.7386	0.7302
4月	0.7374	0.7419	0.7271
5月	0.7378	0.7400	0.7256
6月	0.7385	0.7379	0.7211
7月	0.7381	0.7348	0.7162
8月	0.7365	0.7366	0.7103
9月	0.7361	0.7321	0.7099
10月	0.7364	0.7354	0.7028
11月	0.7378	0.7279	0.7109
12月	0.7374	0.7296	0.7086

4 结语

通过对导弹武器系统故障数据分析,确定导弹和特种设备对整个导弹武器系统使用可用度影响较大。采用基于故障数据的可用度评估方法,综合分析后运用GM-RBF神经网络的算法对神经网络进行改进。通过仿真验证,GM-RBF神经网络评估方法具有误差小、精度高等特点,而且该方法设计简单,实用性强,是实现导弹武器系统使用可用度评估的一种新途径,具有较高的应用价值。

参考文献:

[1] 张涛,张建军,郭波. 基于使用可用度的k/N系统(m,NG)维修策略分析[J]. 宇航学报,2009,30(1):395—401.
ZHANG Tao, ZHANG Jian-jun, GUO Bo. Operational

Availability-based Analysis of (m,NG) Maintenance Policy of K-out-of-N System[J]. Journal of Astronautic, 2009, 30(1):395—401.

- [2] 徐廷学,杨继坤,韩朝,等. 基于BP神经网络的导弹环境适应性评估及对策[J]. 装备环境工程,2012,9(3):86—89.
XU Ting-xue, YANG Ji-kun, HAN Chao, et al. Evaluation of Missile Environmental Worthiness and Countermeasure Based on BP Neural Network[J]. Equipment Environmental Engineering, 2012, 9(3):86—89.
- [3] 颜刚,周文松,王相飞,等. 基于RBF神经网络的导弹备件需求量预测仿真[J]. 兵工自动化,2011,30(1):16—18.
YAN Gang, ZHOU Wen-song, WANG Xiang-fei, et al. Simulation on Missile Spares Demands Prediction Based on RBF Neural Network[J]. Ordnance Industry Automation, 2011, 30(1):16—18.
- [4] 赵建忠,徐廷学,尹延涛,等. 基于改进GM(1,1)模型的导弹备件消耗预测[J]. 装备环境工程,2012,9(3):48—51.
ZHAO Jian-zhong, XU Ting-xue, YIN Yan-tao, et al. Consumption Forecasting of Missile Spare Parts Based on Improved GM(1,1) Model[J]. Equipment Environmental Engineering, 2012, 9(3):48—51.
- [5] 徐廷学,杜峻名. 导弹装备使用可用度验证方法[J]. 四川兵工学报,2011,32(8):1—4.
XU Ting-xue, DU Jun-ming. Research on Demonstration Methods of Missile Materiel's Operational Availability[J]. Journal of Sichuan Ordnance, 2011, 32(8):1—4.
- [6] 李国库,张明善,张柳,等. 火箭炮系统使用可用度的仿真[J]. 兵工自动化,2007,26(8):35—36.
LI Guo-ku, ZHANG Ming-shan, ZHANG liu, et al. Operational Availability Simulation of Launch Rocket System[J]. Ordnance Industry Automation, 2007, 26(8):35—36.