

# 一种基于灰色 RBF 神经网络的系统效能评估方法<sup>\*</sup>

刘俊卿, 刘进, 肖龙忠

(武汉船舶通信研究所, 湖北 武汉 430205)

**摘要:** 为了解决组成复杂、功能多样、贫样本的系统的综合效能评估问题, 针对系统的效能评估指标体系三层结构, 构建了基于灰色理论、RBF 神经网络以及灰色 RBF 神经网络的系统效能评估模型, 并通过仿真验证了这种灰色 RBF 神经网络模型的精度要高于灰色模型和 RBF 神经网络模型, 可以准确地对功能多样、组成复杂但是样本少的系统进行综合效能评估。

**关键词:** 指标体系; 效能评估; 灰色理论; RBF 神经网络; 灰色神经网络

中图分类号: TN914; TP391

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.201012

中文引用格式: 刘俊卿, 刘进, 肖龙忠. 一种基于灰色 RBF 神经网络的系统效能评估方法[J]. 电子技术应用, 2020, 46(12): 107–110.

英文引用格式: Liu Junqing, Liu Jin, Xiao Longzhong. A method of system effectiveness evaluation based on grey RBF neural network[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(12): 107–110.

## A method of system effectiveness evaluation based on grey RBF neural network

Liu Junqing, Liu Jin, Xiao Longzhong

(Wuhan Institute of Ship Communication, Wuhan 430205, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of comprehensive effectiveness evaluation of the system with complex composition, diverse functions and poor samples, this paper constructs a system effectiveness evaluation model based on grey theory, RBF neural network and grey RBF neural network according to the three-tier structure of the system effectiveness evaluation index system. The simulation results show that the accuracy of the grey RBF neural network model is higher than that of the grey model and RBF neural network. Through the grey RBF neural network model, we can accurately evaluate the comprehensive effectiveness of the system with various functions, complex composition, few samples.

**Key words:** index system; efficiency evaluation; grey theory; RBF neural network; grey RBF neural network

## 0 引言

随着现代技术的高速发展, 系统的组成更加复杂, 功能更加多样化, 这使得系统的综合效能评估变得尤为重要, 而如何对复杂的系统做出合理、有效、正确的效能评估, 对改进系统的设计方案, 增强系统的综合性能显得尤为重要。而现实中一些特殊的系统具有样本少、组成复杂的特点, 这使得对其进行效能评估变得非常困难。

目前, 系统效能评估的常见方法包括专家法、层次分析法、神经网络法、模糊评价法、灰色关联分析法等<sup>[1]</sup>。这些方法各有优缺点和不同的适用情况, 本文先建立了一种系统效能评估体系结构, 根据这个评估体系并针对系统样本少的特点, 提出一种基于灰色 RBF 神经网络<sup>[2]</sup>的综合效能评估方法, 可以快速、精确地评估系统的综合效能。

## 1 系统效能评估指标体系建立

系统的总体效能是各项效能指标的协调有序、共同作用的结果, 某一效能指标只是具体的目标在一个方面的规定, 也只能衡量并反映这一方面的情况。只有指标集合(即指标体系)才能衡量并反映应用目标的全部。合理地选取效能指标是准确评估系统效能的关键, 效能指标应满足针对性(目的性)、可测性、客观性、有效性、重要性(敏感性)、独立性等选取原则<sup>[2]</sup>。

本文采用倒树形的层次体系结构, 构建系统效能评估指标体系的层次结构模型:

A 层(最顶层): 只有一个要素项, 即系统效能。

B 层(能力层): 它表明效能是由哪几种能力(性能)构成的。因此, 能力层是一个要素组, 组中的每个元素都是构成效能的一种能力。系统能力集:  $\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ 。

C 层(指标层): 由于每一种能力的大小(或性能的好坏)都与多种指标的取值有关, 因此, 每一个能力(性能)

\* 基金项目: 国防科技创新特区预研项目(19-H863-05-LZ-002-007-03)

项下都含有一个指标组,支撑各能力相关手段(如分系统、设备等)的指标集: $\{(I_{11}, I_{12}, \dots, I_{1k_1}), (I_{21}, I_{22}, \dots, I_{2k_2}), \dots, (I_{n1}, I_{n2}, \dots, I_{nk_n})\}$ 。

图 1 为系统的效能评估指标体系三层结构模型。

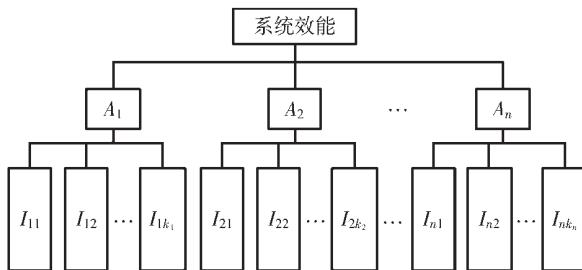


图 1 系统效能评估指标体系

## 2 基于灰色理论的评估模型

对于复杂的大系统问题,在进行效能评估时会出现信息不完备、不明确的情况。灰色理论是 1982 年由中国学者邓聚龙教授创立的<sup>[3]</sup>,该方法主要以“部分信息已知,部分信息未知”的小样本、贫信息作为研究对象,通过对已知的不明确信息进行处理,提取有价值的信息<sup>[4]</sup>。

当运用灰色理论对系统进行效能评估时,根据图 1 的指标体系,建立图 2 所示的评估模型,因样本数据中有多个影响因子,所以采用 GM(0, N) 模型。

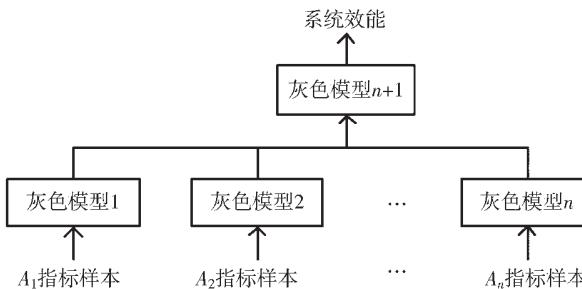


图 2 基于灰色理论的系统效能评估模型

GM(0, N) 模型原理如下:

以灰色模型 1 为例,设  $A_1$  的指标集样本为:

$$\begin{cases} I_{11}^{(0)} = \{I_{11}^{(0)}(1), I_{11}^{(0)}(2), \dots, I_{11}^{(0)}(k)\} \\ I_{12}^{(0)} = \{I_{12}^{(0)}(1), I_{12}^{(0)}(2), \dots, I_{12}^{(0)}(k)\} \\ \dots \\ I_{1k_1}^{(0)} = \{I_{1k_1}^{(0)}(1), I_{1k_1}^{(0)}(2), \dots, I_{1k_1}^{(0)}(k)\} \end{cases} \quad (1)$$

$A_1$  的样本为:

$$A_1^{(0)} = \{A_1^{(0)}(1), A_1^{(0)}(2), \dots, A_1^{(0)}(k)\} \quad (2)$$

然后对样本集进行累加加成,得到累加序列:

$$I_{1k_1}^{(1)} = \{I_{1k_1}^{(1)}(1), I_{1k_1}^{(1)}(2), \dots, I_{1k_1}^{(1)}(k)\} \quad (3)$$

其中:

$$I_{1k_1}^{(1)}(k) = I_{1k_1}^{(0)}(1) + I_{1k_1}^{(0)}(2) + \dots + I_{1k_1}^{(0)}(k), \quad k \geq 1 \quad (4)$$

$$A_1^{(1)} = \{A_1^{(1)}(1), A_1^{(1)}(2), \dots, A_1^{(1)}(k)\} \quad (5)$$

其中:

$$A_1^{(1)}(k) = A_1^{(0)}(1) + A_1^{(0)}(2) + \dots + A_1^{(0)}(k), \quad k \geq 1 \quad (6)$$

令  $A = [a, b_2, \dots, b_{k_1+1}]^T$ , 且:

$$B = \begin{bmatrix} 1 & I_{11}^{(1)}(1) & \dots & I_{1k_1}^{(1)}(1) \\ 1 & I_{11}^{(1)}(2) & \dots & I_{1k_1}^{(1)}(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & I_{11}^{(1)}(k) & \dots & I_{1k_1}^{(1)}(k) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$Y = \begin{bmatrix} A_1^{(1)}(1) \\ A_1^{(1)}(2) \\ \vdots \\ A_1^{(1)}(k) \end{bmatrix} \quad (8)$$

则  $A = [a, b_2, \dots, b_{k_1+1}]^T$  的最小二乘解为  $A = (B^T B)^{-1} B^T Y$ , 称  $A_1^{(1)}(k) = a + b_2 I_{11}^{(1)}(k) + \dots + b_{k_1+1} I_{1k_1}^{(1)}(k)$  为  $GM(0, N)$  的预测式。

当进行效能评估时,把指标值带入上式求得  $A_1^{(1)}(k)$ , 再进行累减还原<sup>[5]</sup>就可以求得各评估值了。

## 3 基于 RBF 神经网络的评估模型

RBF 神经网络是一种前馈神经网络,为三层网络结构,即一个输入层、一个隐含层和一个输出层。RBF 神经网络具有自学习、自组织和自适应功能<sup>[6]</sup>,可以并行高速地处理数据,同时可以逼近任意的非线性函数<sup>[7]</sup>,与 BP 神经网络相比,学习速度更快、结构更简单,且不会出现局部最优。

在 RBF 神经网络中,输入层的任务是把输入数据映射到隐含层中,以实现非线性映射,隐含层中的函数是径向对称的径向基函数<sup>[8]</sup>,对输入进行处理以后,为输出提供数据,隐含层与输出层之间是一种线性映射关系。

在本模型中隐含层的径向基函数采用高斯函数:

$$\phi(X_k) = e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \|X_k - X_i\|^2} \quad (9)$$

式中,  $X_i$  为函数中心点,  $\sigma$  为标准差。

输出层是对输出数据的线性映射,这里选择输出层的作用函数为求和,则输出为:

$$y_k = \sum_{i=1}^m \omega_{ik} \phi(X_k), \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

式中,  $\omega_{ik}$  为输出权值。

RBF 神经网络需要训练的参数<sup>[9]</sup>是:隐含层中基函数的中心  $X_i$ 、基函数的标准差  $\sigma$ 、隐含层与输出层间的权值  $\omega_{ik}$ 。

在这里采用 K-均值聚类算法得到基函数的中心点  $X_i$ ;标准差可以采用  $\sigma = \frac{d_{\max}}{\sqrt{2n}}$  进行计算,其中  $n$  为隐含层的个数,  $d_{\max}$  为所选的聚类中心之间的最大距离<sup>[10]</sup>;在

确定隐含层基函数的中心值和标准差后,因为隐含层与输出层之间是线性关系,所以采用最小二乘法确定权值  $\omega_{ik}$ 。

当运用 RBF 神经网络对系统进行效能评估时,根据图 1 的指标体系建立图 3 所示的评估模型。

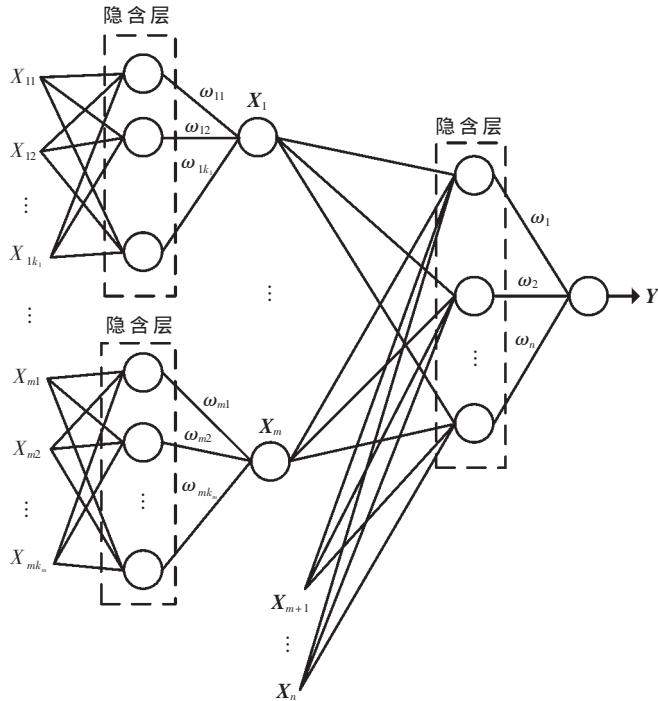


图 3 基于 RBF 神经网络的效能评估模型

图 3 中,  $X_{m+1}, \dots, X_n$  为直接影响效能的指标值或具有成熟效能评估方法的性能值。

当对系统进行效能评估时,首先训练  $n$  个能力  $X_i$  和相应的所有指标  $X_j$  的 RBF 神经网络模型  $N_i$ , 和一个系统总体效能  $E$  和能力  $X_i$  之间 RBF 神经网络模型  $N_e$ ;当利用训练好的神经网络模型计算系统效能时,先提取系统各项性能指标值,并输入到相应的神经网络中,计算得出各类能力  $X_i$  的数值。将  $X_i$  输入到神经网络  $N_e$  中,就可以计算出系统效能  $Y$ 。

#### 4 基于灰色理论的 RBF 神经网络模型

灰色理论和神经网络的结合方法有很多种,本文采用图 4 所示方法对以上的两种模型串联结合<sup>[11]</sup>,建模方法如下:

(1) 将原始输入样本  $I_{ik_1}^{(0)}$  和输出样本  $A_i^{(0)}$  进行累加,得



图 4 串联型灰色 RBF 神经网络

到灰色模型的输入样本  $I_{ik_1}^{(1)}$  和输出样本  $A_i^{(1)}$ ,然后建立灰色模型<sup>[12]</sup>,最后让输入样本  $I_{ik_1}^{(1)}$  通过灰色模型得到预测值  $\bar{A}_i^{(1)}$ ;

(2) 以  $I_{ik_1}^{(1)}$  和  $\bar{A}_i^{(1)}$  为输入样本和输出样本进行 RBF 神经网络训练;

(3) 利用训练好的神经网络进行评估,输出累加样本的评估值;

(4) 将累加数据的评估值进行累减还原运算,得到原始样本的评估值。

#### 5 模型仿真分析

本文运用 MATLAB 软件构建灰色模型、RBF 神经网络和灰色 RBF 神经网络效能评估模型,以某系统的原始数据为样本,分为训练样本 25 组,测试样本 5 组,效能的取值为  $[0, 1]$ ,其中 0 表示效能等级为极差,1 表示效能等级为极好。设神经网络的误差容限  $\text{error}=10^{-5}$ , 分别运用灰色模型法、RBF 神经网络法和灰色 RBF 神经网络法对这 5 组测试样本进行效能评估,结果如表 1 所示。

从表 1 和图 5 可以看出,灰色模型下的平均绝对误差为 1.834%, RBF 神经网络下的平均绝对误差为 1.644%,而灰色 RBF 神经网络下的平均绝对误差为 0.1465%,可见灰色模型和 RBF 神经网络的评估精度相差不是很大,而灰色 RBF 神经网络的评估精度要远远大于灰色模型和 RBF 神经网络。

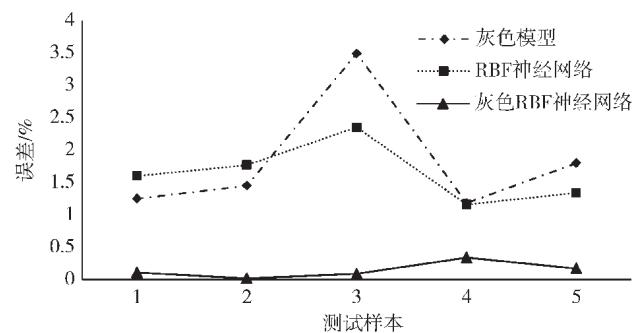


图 5 3 种模型的测试样本误差

表 1 测试样本评估结果

实际值	灰色模型		RBF 神经网络		灰色 RBF 神经网络	
	评估值	误差/%	评估值	误差/%	评估值	误差/%
0.8	0.801 0	1.25	0.801 281 6	1.6	0.800 839	0.11
0.7	0.710 2	1.45	0.687 563	1.77	0.700 154	0.02
0.8	0.782 1	3.49	0.781 137	2.35	0.800 735	0.09
0.6	0.607 1	1.18	0.599 302 6	1.16	0.602 038	0.34
0.7	0.712 8	1.8	0.699 062 6	1.34	0.699 883 5	0.17

## 6 结论

本文针对系统样本少、组成复杂的特点,提出了一种灰色 RBF 神经网络的效能评估方法,在建立了层次化评估指标体系的基础上,建立了系统的灰色模型和 RBF 神经网络模型,然后把两种模型串联结合,形成一种灰色 RBF 神经网络评估方法。通过仿真验证了该灰色 RBF 神经网络的评估精度要远远高于单一模型的评估精度,这可以表明该灰色 RBF 神经网络评估模型可以很好地对组成复杂、功能多样、样本少的系统进行综合效能评估。

## 参考文献

- [1] 郭齐胜,张磊.武器装备系统效能评估方法研究综述[J].计算机仿真,2013,30(8):1-4.
- [2] 卢紫毅,范建华.基于层次分析法的战术通信网络效能评估[J].现代电子技术,2011,34(1):57-60.
- [3] 邓聚龙.灰色系统理论教程[M].武汉:华中理工大学出版社,1992.
- [4] Zheng Chengli, Wu Wenze, Xie Wanli, et al. Forecasting the hydroelectricity consumption of China by using a novel unbiased nonlinear grey Bernoulli model[J]. Journal of Cleaner of Cleaner Production, 2021, 278(1): 123903.
- [5] 卫泽,王永斌,金善来,等.AHP 灰色效能评估模型在 Link16 数据链中的应用研究[J].计算机与数字工程,2012,40(6):33-35.
- [6] 陈强,陈长兴,陈婷,等.基于灰色层次分析法-BP 神经

(上接第 106 页)

- [7] 王文波,张晓东,汪祥莉.基于独立成分分析和经验模态分解的混沌信号降噪[J].物理学报,2013,62(5):27-34.
- [8] 刘备,董胡,钱盛友.基于经验模态分解与小波分析的超声信号降噪方法[J].测试技术学报,2018,32(5):422-428.
- [9] 戴婷,张榆锋,章克信,等.经验模态分解及其模态混叠消除的研究进展[J].电子技术应用,2019,45(3):7-12.
- [10] 赵杰,杨俊贤,惠力,等.水声监听信号特征频段提取方法研究[J].电子技术应用,2020,46(2):84-91.
- [11] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [12] KONSTANTIN D, DOMINIQUE Z. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [13] 许子非,岳敏楠,李春.优化递归变分模态分解及其在非线性信号处理中的应用[J].物理学报,2019,68(23):292-305.
- [14] 何群,杜硕,王煜文,等.基于变分模态分解与深度信念

网络的数据链系统效能评估[J].弹箭与制导学报,2016,36(3):109-113,116.

- [7] 魏海坤.神经网络结构设计的理论与方法[M].北京:国防工业出版社,2005.
- [8] 马艳芳,周冰.RBF 神经网络的研究与应用[J].电路知识与技术:学术交流,2009(5):7224-7225,7232.
- [9] 白炜,鞠儒生,邱晓刚.基于 RBF 神经网络的作战效能评估方法[J].系统仿真学报,2008(23):6391-6393.
- [10] 欧立铭,徐晓刚,王斌.RBF 神经网络的 C~4ISR 系统效能评估[J].火力与指挥控制,2011,36(10):9-10,14.
- [11] Li Xia, Jin Xin, Guo Pan. Research on forecasting model of daily discharge in karst area based on mea grey neural network[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1549(2): 022087.
- [12] 丁亚非,李文生,徐跃.灰色层次聚类法在通信对抗装备效能评估中的应用[J].火力与指挥控制,2011,36(1):103-107.

(收稿日期:2020-10-14)

## 作者简介:

刘俊卿(1993-),男,硕士研究生,主要研究方向:信息与通信系统。  
刘进(1962-),男,硕士,研究员,主要研究方向:信息与通信系统。  
肖龙忠(1982-),男,硕士,工程师,主要研究方向:信息与通信系统。

网络的运动想象分类识别研究[J].计量学报,2020,41(1):90-99.

- [15] 熊鑫,李亦佳,陈竹安.基于变分模态分解的爆破振动信号去噪方法研究[J].现代矿业,2019,35(8):215-217.
- [16] 罗亦泳,姚宜斌,黄城,等.基于改进 VMD 的变形特征提取与分析[J].武汉大学学报(信息科学版),2020,45(4):612-619.
- [17] 徐帆,常建华,刘秉刚,等.基于 VMD 的激光雷达回波信号去噪方法研究[J].激光与红外,2018,48(11):1443-1448.
- [18] 朱建军,章浙涛,匡翠林,等.一种可靠的小波去噪质量评价指标[J].武汉大学学报(信息科学版),2015,40(5):688-694.
- [19] 靳行,林建辉.基于 VMD 的噪声信号去噪源分离[J].噪声与振动控制,2020,40(2):167-173.

(收稿日期:2020-08-05)

## 作者简介:

李俊(1981-),男,博士,讲师,主要研究方向:大气探测、信号与信息处理。  
黄开明(1969-),男,博士,教授,主要研究方向:中高层大气、遥感探测。  
帅晶(1986-),女,博士,讲师,主要研究方向:空间信号与信息处理。

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所