

# 基于遗传优化的 RBF-BP 网络的实时故障检测

李仿华<sup>1</sup>, 王爱平<sup>1</sup>, 姚丽娜<sup>2</sup>, 国玮玮<sup>1</sup>, 徐晓燕<sup>1</sup>

(1. 安徽大学 计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230039;

2. 郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001)

**摘要:** 针对单一神经网络对复杂模型难以实时做出准确预测和 BP 神经网络自身的缺陷, 结合 RBF 神经网络可以逼近任意函数的特性, 提出了基于遗传优化的混合神经网络模型(RBF-BP)。由 RBF 神经网络和 BP 网络并联作为一个神经网络(简称为 RBF-BP)的隐层, 利用该网络对被控对象进行逼近训练、实时故障检测, 该算法同时具有 RBF 神经网络和 BP 神经网络的优点, 适用于复杂非线性系统的故障检测。

**关键词:** 实时; 神经网络; RBF-BP; 故障检测

中图分类号: TP277

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2012)08-0090-03

## Real-time fault detection based on genetic optimization of RBF-BP network

Li Fanghua<sup>1</sup>, Wang Aiping<sup>1</sup>, Yao Lina<sup>2</sup>, Guo Weiwei<sup>1</sup>, Xu Xiaoyan<sup>1</sup>

(1. Computer Science and Technology School, Anhui University, Hefei 230039, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** Complex for a single neural network model is difficult to make accurate and timely forecasts and BP neural network to their own shortcomings, combine with the characteristics of RBF neural network can approach to any functions. This paper proposes genetic optimization of the hybrid neural network model, that the RBF network and BP neural network as a parallel network (referred to as RBF-BP) of the hidden layer, diagnose real-time fault for the controlled object using the neural network. The algorithm has advantages of RBF network and BP network, it can apply to fault diagnosis for complex nonlinear system.

**Key words:** real-time; neural network; RBF-BP; fault diagnosis

随着工业化程度的提高, 工业过程对系统的安全性和可靠性的要求也越来越高。因此, 对故障检测技术的研究也越来越重要。目前已形成了多种故障检测技术, 如人工智能<sup>[1]</sup>、线性矩阵不等式<sup>[2]</sup>、小波分析<sup>[3]</sup>和专家系统等方法。由于神经网络具有在微观结构上模拟人的认识能力的优点, 它通过模拟人的大脑结构的形象思维来解决实际问题, 决策时依据的是经验, 而不是一组规划, 对于任意非线性系统都可以看作是由输入到输出的一个映射, 而神经网络具有很好的函数逼近能力, 如 RBF 神经网络<sup>[4]</sup>, 所以基于神经网络的故障检测方法<sup>[5]</sup>是一种有效的手段。理论上分析, 只要选择合适的网络拓扑结构和连接权值, 多层前馈网络和 RBF 网络均可以逼近任意的非线性函数。但由于 BP 网络具有学习速度慢、易陷入局部最优等不足, 而 RBF 网络具有学习快、能够避免陷入局部最优等优点, 因此本文将两种单一网络相互结合构成一个网络, 即 RBF-BP, 且只考虑稳定

状态下的故障检测。

### 1 RBF-BP 网络模型

对于非线性系统:

$$x(t+1)=f(X(t), u(t))$$

$$Y(t)=g(X(t))$$

其中  $f(\cdot)$  和  $g(\cdot)$  均为非线性函数, 可以根据系统的输入  $X(t)$  和输出  $Y(t)$  在正常状态和  $N$  个可能的故障状态对神经网络进行训练, 对于样本集合, 输入  $x_i(x_i \in R_l)$  和输出  $y_i(y_i \in R_m)$  存在某一映射  $g$ , 使得:

$$y_i=g(x_i), i=1, 2, \dots, l$$

现要求得到某一映射  $h$ , 在某种条件下, 映射  $h$  是映射  $g$  的最佳逼近, 神经网络就是一个最好的选择。利用 BP 神经网络就能够实现对简单非线性函数的逼近, 但是由于 BP 网络易陷入局部最优等不足, 而对于 RBF 神经网络的非线性映射能力主要体现在隐层基函数上, 而基函数的特性主要由基函数的中心确定, 从数据点中任意选

应用奇葩

Example of Application

取中心构造出来的 RBF 神经网络的性能同样不能令人满意,因此引入 RBF-BP 神经网络,结构如图 1 所示。

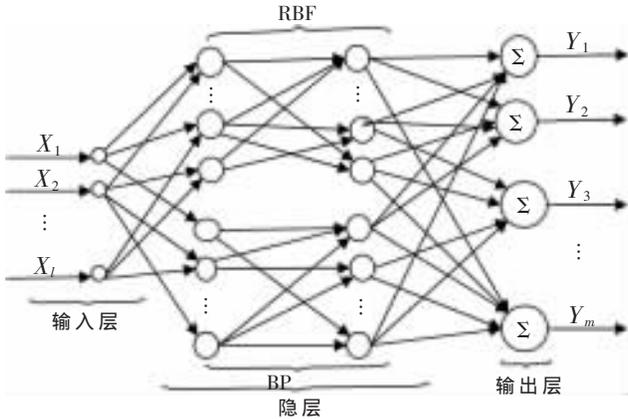


图 1 RBF-BP 神经网络结构图

在该模型中,RBF-NN 使用高斯函数为径向基函数,其具体形式为:

$$\Phi_k(X)=\exp(-\|X-c_k\|^2/\sigma_k^2),k=1,2,\dots,K$$

其中  $X$  为  $l$  维输入向量, $c_k$  为第  $k$  个径向基函数的中心,与  $X$  具有相同的维数, $\sigma_k$  为第  $k$  个隐层神经元的径向基函数宽度, $\|X-c_k\|^2$  表示  $X \sim c_k$  之间的欧几里德范数,随着  $\|X-c_k\|^2$  的增大, $\Phi_k(X)$  会逐渐衰减,直至为 0,设隐层神经元的个数为  $K$ ,则 RBF-NN 的网络输出为:

$$\dot{y}=w_0+\sum_{k=1}^K w_k \exp(-\|X-c_k\|^2/\sigma_k^2)$$

其中  $w_0$  为偏差, $w_k(k=1,2,\dots,K)$  为隐层到输出层的权值。

设 BP-NN 的网络输出为:

$$O_k=f(net_k),k=1,2,\dots,P$$

则记 RBF-BPNN 的网络输出为:

$$\tilde{y}=\frac{1}{P+K}(\sum \dot{y}+\sum O_k)$$

其中  $P$  和  $K$  为 RBF-NN 和 BP-NN 输出层的神经元个数。对于给定样本输入  $x_i(x_i \in R_l)$  和期望输出  $d_i(d_i \in R_m)$ ,定义输出误差  $\varepsilon=d_i-\tilde{y}$ 。

2 遗传优化的 RBF-BPNN

为了解决神经网络结构设计和实时性差等问题,在对 RBF-BPNN 离线训练时,采用与遗传算法相结合的方式对网络的权值和阈值进行优化。通过对所有样本进行计算得到神经网络输出的均方误差,从而确定每个个体的适应度。经过若干代的计算,神经网络就会进化到全局最小,设误差函数为:

$$e=\sum_p \sum_k |d_k^p-\tilde{y}_k^p|$$

其中  $d_k^p$  和  $\tilde{y}_k^p$  分别为训练样本  $p$  的第  $k$  个输出节点的期望输出与实际输出。

采用遗传算法对网络的训练实验结果如图 2 和图 3

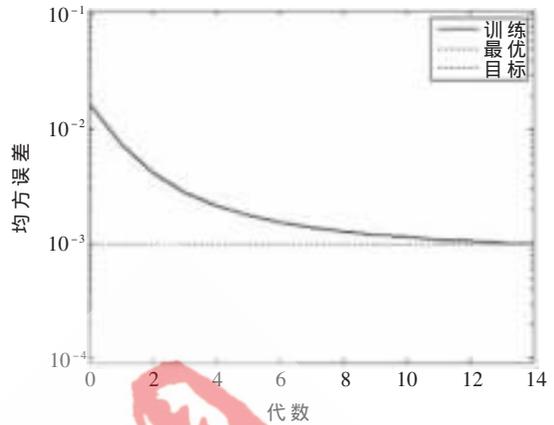


图 2 训练误差

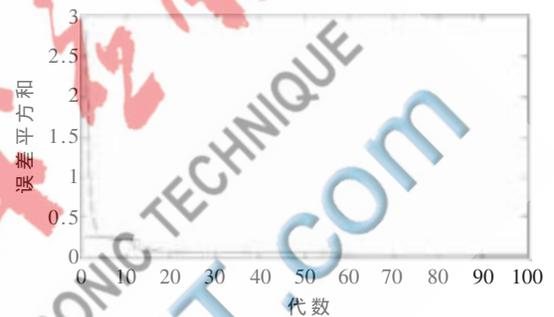


图 3 叠代误差

所示。

3 实时故障检测

将训练好的 RBF-BPNN 按图 4 所示结构建立仿真模型。

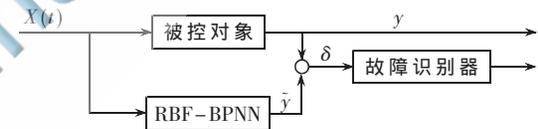


图 4 RBF-BPNN 系统结构图

其中  $\delta$  为经过遗传算法优化的 RBF-BPNN 输出  $\tilde{y}$  与被控对象实际输出  $y$  的残差,当残差大于某一设定的阈值  $\xi$  时就认为被控对象发生了故障,这时故障识别仅需一个 BP 网络便可满足要求,下面是以东大智能多功能过程控制平台为实验平台,以温控、流速和液位控制作为被控对象进行实验,结果如下(故障类型设为 DefaultType):

(1)当无故障发生时,系统残差  $\varepsilon < \delta$ ,此时将视残差信号作为噪声处理,实验结果如图 5 所示(系统正常时 DefaultType 输出为 1)。

(2)当系统发生故障时,即残差  $\varepsilon > \delta$ ,不能简单地用消噪的方式消除,此时根据领域专家设定的阈值就可判断被控对象发生了故障,实验结果如图 6、图 7 所示。

参考文献

[1] YUSOF R,ZAFIRA R,RAHMAN A,et al.Fault detection and diagnosis for process control rig using artificial intelligent[J].ICIC Express Letters,2010,4(5B):1811-1816.

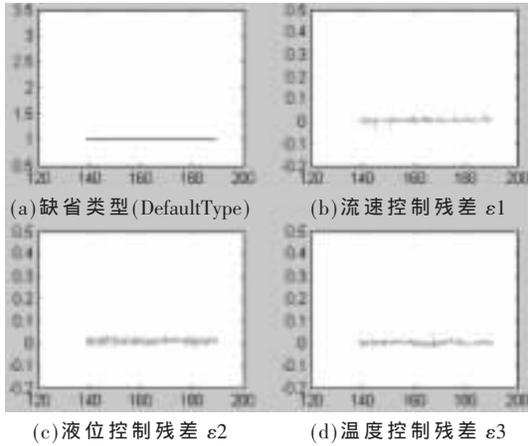


图5 仿真结果

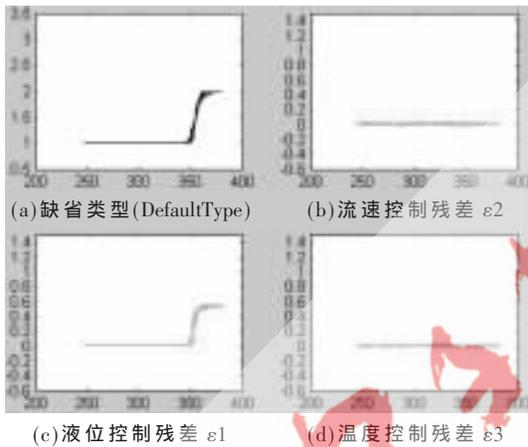


图6 故障情况下仿真结果

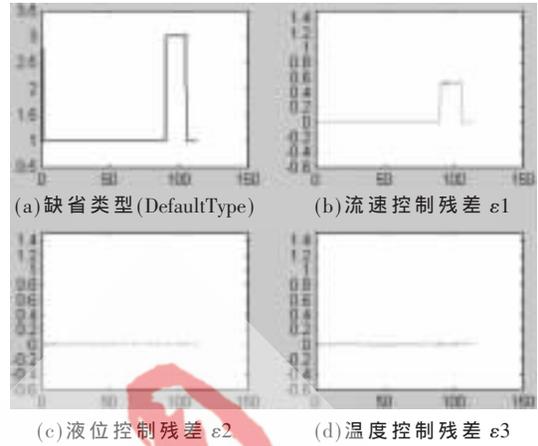


图7 故障情况下仿真结果

[2] CHUGHTAI S S, Wang Hong. A high-integrity multivariable robust control with application to a process control rig[J].

IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15 (4): 775-785.

[3] 吴舰, 吴楠. 基于小波分析的煤矿机电设备故障检测关键技术应用研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2011(5): 83-89.

[4] 柴杰, 江青茵, 曹志凯. RBF神经网络的函数逼近能力及其算法[J]. 模式识别与人工智能, 2002, 15(3): 310-316.

[5] Zhang Liang, LINDSAY B J, ASOKE K N. Fault detection using genetic programming[J]. Systems and Signal Processing, 2005(19): 271-289.

(收稿日期: 2011-12-21)

作者简介:

李仿华, 男, 1983年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 控制理论与故障检测。

王爱平, 女, 1956年生, 硕士, 教授, 主要研究方向: 容错控制、数据库与软件技术。