

文章编号: 1000-5013(2012)01-0001-05

改进型补偿模糊神经网络故障诊断系统

付宝英, 王启志

(华侨大学 机电及自动化学院, 福建 厦门 361021)

摘要: 在模糊逻辑与神经网络融合的基础上,引入补偿运算单元,构成补偿模糊神经网络,使网络从初始定义的模糊规则进行训练,再动态的优化模糊规则,提高网络的容错率和稳定性. 针对网络训练的不同阶段对学习速率的不同要求,提出一种具有分段可变学习速率的补偿模糊神经网络,可以提高网络的整体性能,实现动态的、全局优化的运算. 故障诊断仿真研究表明:模型具有更好的收敛特性,能够大大的缩短训练时间,减少训练步数,提高误差精度.

关键词: 故障诊断; 模糊逻辑; 神经网络; 分段可变; 学习速率

中图分类号: TP 206.3; TP 183 **文献标志码:** A

在故障诊断中,边界概念模糊、划分不明确,且故障本身具有多层次性、模糊性及随机性等特点,使得单一的判别方法很难将各种故障明确的判别出来. 将各种人工智能方法相结合去实现故障诊断已成为一种必然的趋势. 模糊逻辑可用于处理那些难以建立数学模型或模型未知的控制问题,但模糊规则的获取一直是制约模糊领域发展的一大瓶颈^[1]. 神经网络可以模仿人脑神经元的功能,具有良好的学习能力、自适应能力和泛化能力,能处理复杂的、非线性的、不确定性的问题. 但是,神经网络缺乏明确的物理意义,很难被用户所理解,成为一种“黑箱”方法. 将二者有效融合,利用神经网络的自学习能力解决模糊规则获取困难的问题,而利用模糊逻辑表达认知能力解决神经网络的黑箱问题,可以达到取长补短的效果^[2]. 在此基础上,本文引入一种补偿运算单元,构成用于故障诊断的补偿模糊神经网络.

1 引入补偿运算单元的补偿模糊神经网络

补偿模糊神经网络是一个结合了补偿模糊逻辑和神经网络的混合系统,由面向控制和面向决策的模糊神经元组成. 在常规的模糊神经网络中,模糊运算往往采用静态的、局部优化的运算方法,而补偿模糊神经网络采用的是动态的、全局优化的运算方法,可以使网络达到更好的优化效果^[3].

引入补偿算子,建立一个由单值模糊产生器、高斯隶属函数、乘积推理规则、消极-积极补偿运算和改进型重心反模糊化器组成的补偿模糊神经网络^[4],其网络结构如图 1 所示. 该补偿模糊神经网络具有 5 层结构,分别是输入层、模糊化层、模糊推理层、补偿运算层及反模糊化层.

- 1) 输入层. 各个节点直接与输入向量相连接.
- 2) 模糊化层. 每个节点都代表一个语言变量值,计算各个输入向量属于各语言变量值模糊集合的

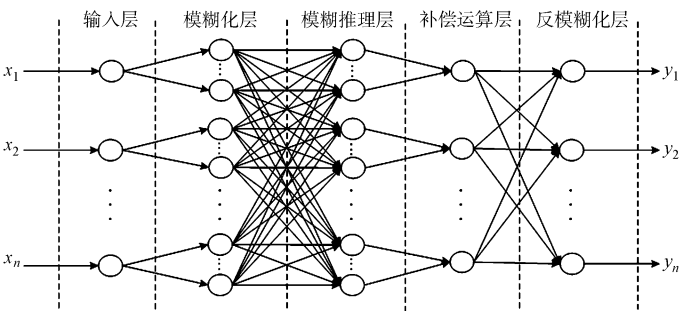


图 1 引入补偿运算单元的补偿模糊神经网络结构
Fig. 1 Structure of compensatory fuzzy neural network having compensation unit

隶属函数,选用高斯型隶属度函数,即

$$\mu_{A_i^k}(x) = \exp[-(\frac{x_i - a_i^k}{\sigma_i^k})^2], \quad \mu_{B^k}(y) = \exp[-(\frac{y - b^k}{\delta^k})^2]. \quad (1)$$

式(1)中: A_i^k 为输入论域 U 上的模糊集; B^k 为输出论域 V 上的模糊集; a 与 σ 为输入隶属函数的中心和宽度; b 与 δ 为输出隶属函数的中心和宽度.

3) 模糊推理层. 每个节点代表一条模糊规则,可计算出每条规则的适用度,采用的是 IF-THEN 的模糊规则,即

$$\begin{aligned} &\text{IF } x_1 \text{ is } A_i^k \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^k \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^k \\ &\text{THEN } y \text{ is } B^k \end{aligned}$$

对于论域 U 中的一个输入模糊子集 A' , 根据第 k 个模糊规则,采用最大代数积合成运算,能够在输出论域 V 中产生一个输出模糊子集 B' . 即

$$\mu_{B'^k}(y) = \sup_{x \in U} (\mu_{A_1^k \times \cdots \times A_n^k \rightarrow B^k}(x, y) \cdot \mu_{A'}(x)) \quad (2)$$

模糊蕴涵也采用积运算(Larsen),即

$$R_p = A \rightarrow B, \quad \mu_{A \rightarrow B}(x, y) = \mu_A(x) \mu_B(y). \quad (3)$$

4) 补偿运算层. 补偿运算是一种基于消极运算和积极运算的补偿运算方法. 消极运算可以将输入映射到一个最坏的输出,并为最坏的情形制定一个保守决策;积极运算是将输入映射到一个最好的输出,为最好的情形制定一个乐观的决策. 消极运算和积极运算分别定义为 $u^k = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(x_i)$, $v^k =$

$[\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(x_i)]^{1/n}$. 则补偿运算为

$$\mu_{A_1^k \times \cdots \times A_n^k}(x) = (u^k)^{1-\gamma} (v^k)^\gamma = [\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(x_i)]^{1-\gamma+\gamma/n}. \quad (4)$$

式(4)中: γ 为补偿度, $\gamma \in [0, 1]$.

5) 反模糊化层. 采用改进型重心反模糊化. 由于采用了单值模糊化,故有 $\mu_{A'}(x) = 1$, $\mu_{B^k}(y) = 1$, 代入式(2),可得

$$\mu_{B'^k}(y) = [\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(x_i)]^{1-\gamma+\gamma/n}, \quad (5)$$

从而可得反模糊化函数为

$$f(x) = \sum_{k=1}^m b^k \delta^k z^k / \sum_{k=1}^m \delta^k z^k. \quad (6)$$

式(6)中: $z^k = [\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}(x_i)]^{1-\gamma+\gamma/n}$.

2 具有分段可变学习速率的补偿模糊神经网络

标准的梯度下降法在训练过程中存在着收敛速度慢等问题^[5]. 因此,在标准梯度下降法的基础上,提出一种具有分段可变学习速率的补偿模糊神经网络的学习算法,通过对学习速率的调整来改善网络的收敛速度. 在网络学习开始时,较大的学习速率可以加快网络的学习速度,减少训练时间;而在网络学习的后期,则希望减小学习速率,以达到快速收敛的目的. 为此,提出一种分段可变的学习速率方法,其计算公式为

$$\eta = \begin{cases} \eta(0), & 0 < N \leq p, \\ \frac{\eta(1)}{1 + N/m}, & p < N \leq q. \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中: N 为网络训练的步数; m 为动态调节学习速率的参数. 在网络训练的前一阶段,当训练步长小于 p 时,采用较大的学习速率 $\eta(0)$,以加快网络的学习速度;在网络训练的最后一阶段,当训练步长大于 p 时,采用动态可变的学习速率方法,选择较小的学习速率 $\eta(1)$,并引入调节参数 m 来实现动态调整学

习速率, 以达到动态优化网络性能, 加快收敛速度的目的.

1) 训练输入隶属函数的中心为

$$a_i^k(t+1) = a_i^k(t) - \eta \frac{2[f(x^p) - y^p][b^k - f(x^p)][x_i^p - a_i^k][1 - \gamma + \gamma/n]\delta^k z^k}{(\sigma_i^k)^2 \sum_{k=1}^m \delta^k z^k} \Bigg|_t. \quad (8)$$

2) 训练输入隶属函数的宽度为

$$\sigma_i^k(t+1) = \sigma_i^k(t) - \eta \frac{2[f(x^p) - y^p][b^k - f(x^p)][x_i^p - \sigma_i^k][1 - \gamma + \gamma/n]\delta^k z^k}{(\sigma_i^k)^2 \sum_{k=1}^m \delta^k z^k} \Bigg|_t. \quad (9)$$

3) 训练输出隶属函数的中心为

$$b^k(t+1) = b^k(t) - \eta \frac{[f(x^p) - y^p]\delta^k z^k}{\sum_{k=1}^m \delta^k z^k} \Bigg|_t. \quad (10)$$

4) 训练输出隶属函数的宽度为

$$\delta^k(t+1) = \delta^k(t) - \eta \frac{[f(x^p) - y^p][b^k - f(x^p)]z^k}{\sum_{k=1}^m \delta^k z^k} \Bigg|_t. \quad (11)$$

5) 训练补偿度 γ , 若定义 $\gamma = \frac{c^2}{c^2 + d^2}$, 则有

$$\gamma(t+1) = \frac{c^2(t+1)}{c^2(t+1) + d^2(t+1)}, \quad (12)$$

$$\text{式中: } c(t+1) = c(t) - \eta \frac{2c(t)d^2(t)}{[c^2(t) + d^2(t)]^2} \frac{[f(x^p) - y^p][b^k - f(x^p)][1/n - 1]\delta^k z^k \ln[\prod_{i=1}^n u_{A_i^k}(x_i^p)]}{\sum_{k=1}^m \delta^k z^k} \Bigg|_t,$$

$$d(t+1) = d(t) - \eta \frac{2d(t)c^2(t)}{[c^2(t) + d^2(t)]^2} \frac{[f(x^p) - y^p][b^k - f(x^p)][1/n - 1]\delta^k z^k \ln[\prod_{i=1}^n u_{A_i^k}(x_i^p)]}{\sum_{k=1}^m \delta^k z^k} \Bigg|_t.$$

在进行网络训练时, 要先确定输入输出隶属度函数中心和宽度及补偿度的初始值. 一般情况下, 补偿度的初始值取 0.5, 而输入隶属度的中心和宽度可根据训练样本值来确定, 输出隶属度的中心可采用统计方法确定, 将输入变量在各区间所对应的输出平均值作为输出隶属度函数的中心值.

3 故障诊断仿真实验

将提出的改进型补偿模糊神经网络应用到故障诊断系统中, 其诊断模型如图 2 所示. 在提取特征参数得到样本数据后, 一般先对样本数据进行预处理, 比较常用的预处理方法有比例归一化、标准归一化等方法; 然后, 根据预处理后的数据确立隶属度函数的中心和宽度, 并进行模糊划分.

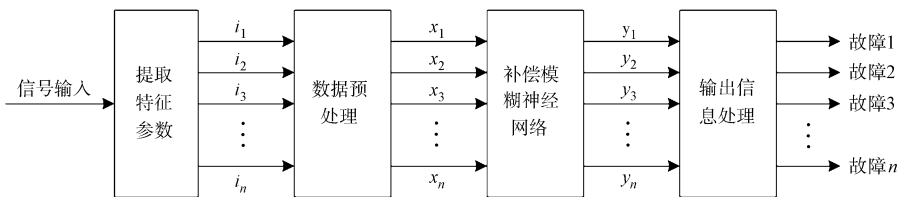


图 2 补偿模糊神经网络故障诊断模型

Fig. 2 Fault diagnosis model of compensatory fuzzy neural network

汽轮发电机的常见机械故障类型有轴系不平衡、碰摩、不对中、松动等, 以文献[6]收集的样本数据为例, 如表 1 所示.

由表 1 可知, 样本输入变量个数为 12, 故可选取网络输入节点为 12. 将 12 个输入变量的模糊分割

数均取为 2,则输入样本的模糊分割为

$xspan1=[0.06,0.255,0.45]$; $xspan2=[0.11,0.24,0.37]$; $xspan3=[0.21,0.265,0.32]$;
 $xspan4=[0.23,0.615,1.00]$; $xspan5=[0.22,0.32,0.42]$; $xspan6=[0.29,0.365,0.44]$;
 $xspan7=[0.17,0.330,0.49]$; $xspan8=[0.26,0.63,1.00]$; $xspan9=[0.08,0.230,0.38]$;
 $xspan10=[0.14,0.30,0.46]$; $xspan11=[0.24,0.48,0.72]$; $xspan12=[0.21,0.605,1.0]$.

表 1 故障样本数据
Tab.1 Sample data of faults

故障类型	样本数据											
碰摩	0.45	0.37	0.28	0.47	0.20	0.32	0.27	0.51	0.32	0.14	0.26	0.50
不平衡	0.06	0.12	0.32	1.00	0.40	0.35	0.17	0.26	0.08	0.26	0.24	0.21
松动	0.07	0.11	0.23	0.54	0.40	0.29	0.41	0.52	0.37	0.46	0.72	1.00
不对中	0.10	0.18	0.21	0.23	0.30	0.44	0.49	1.00	0.38	0.26	0.29	0.21

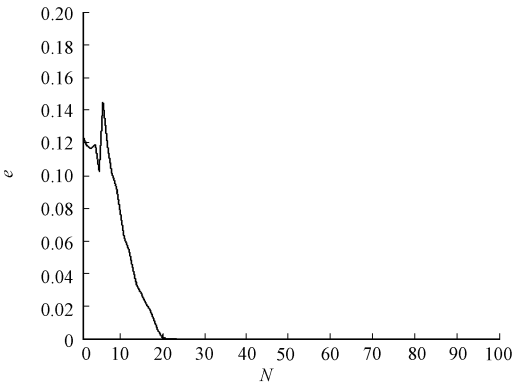
各输入变量的隶属度宽度选为

$\sigma_i=[0.195,0.13,0.055,0.385,0.1,0.075,0.16,0.37,0.15,0.16,0.24,0.395]$.

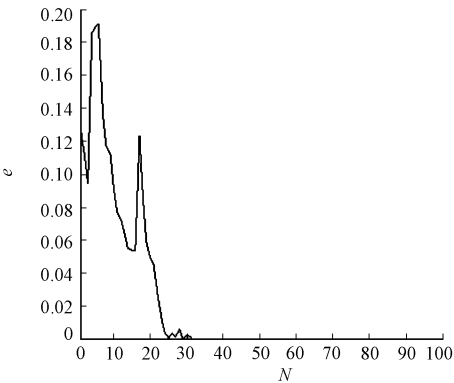
将碰摩、不平衡、松动、不对中等故障类型分别编码为 0.2,0.4,0.6,0.8,网络的结构选取为 12 输入—1 输出. 在进行具有分段可变学习速率的补偿模糊神经网络仿真时,要先确定分段点,再确定各段的学习速率和调节参数. 通过仿真研究,将分段点确定在步长 12 的位置. 即在步长小于等于 12 时,选择学习速率为 0.725;而在步长大于 12 步时,选择学习速率为 0.68,调节参数为 200 的分段可变学习速率补偿模糊神经网络方法. 在整个训练过程中,期望误差值始终设为 0.000 1.

分别运用传统的模糊神经网络、引入补偿算子的补偿模糊神经网络和分段可变学习速率补偿模糊神经网络进行仿真分析,结果如图 3 所示. 图 3 中: N 为网络训练的步数; e 为全局误差.

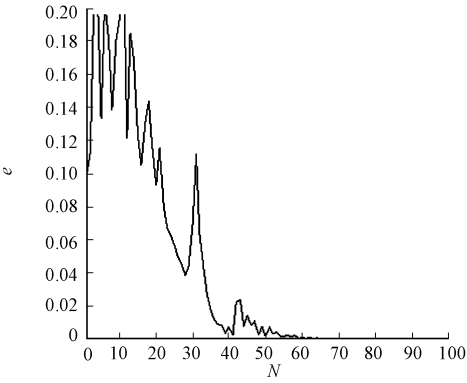
由图 3 可知:具有分段可变学习速率的补偿模糊神经网络在前 6 步有轻微振荡,振荡的幅度也很小,最大幅差只有 0.03,而后误差函数急剧减小,在 20 步时就达到全局误差精度的要求;补偿模糊神经网络和模糊神经网络在训练的整个过程中都一直存在着振荡,且训练步数较长,补偿模糊神经网络在 32 步时才达到了训练精度的要求,模糊神经网络在 64 步时才达到了训练精度的要求.



(a) 传统模糊神经网络



(b) 引入补偿算子的补偿模糊神经网络



(c) 传统模糊神经网络

图 3 几种模糊神经网络的仿真分析对比

Fig.3 Simulation analysis and comparison of several fuzzy neural networks

在相同的误差精度下,模糊神经网络和补偿模糊神经网络所需要的训练步数远多于分段补偿模糊神经网络. 在全局误差为 0.005 时,模糊神经网络的训练步数为 52 步,是分段补偿模糊神经网络所需

20 步的 2.6 倍.

由以上分析可以看出,具有分段可变学习速率的补偿模糊神经网络在收敛速度、诊断精度、稳定性等方面都优于其他两种网络算法,能够更好地实现对百万千瓦级汽轮发电机故障的诊断,提高了诊断的准确率,缩短了诊断时间.

4 结 论

通过对补偿模糊神经网络的研究,提出了一种具有分段可变学习速率的补偿模糊神经网络结构算法,并将其应用于故障诊断中. 仿真研究表明:该补偿模糊神经网络具有更好的收敛特性,能够大大的缩短网络训练时间,减小训练步数,提高训练精度. 补偿模糊神经网络虽然可以动态的、全局优化网络的隶属度函数,避免网络陷入局部极小点,但是网络初始值和补偿因子、调节参数的选择对网络性能也有着关键的影响,如何准确、有效地确定这些参数还需要进一步研究.

参考文献:

[1] SUN Hai-rong, HAN Pu, ZHOU Li-hui. A new method to construct fuzzy systems based on rule selecting[C]// International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Shanghai:IEEE Press,2004:1855-1858.

[2] 刘云辉,李钟慎. 改进型模糊神经网络模型的构造[J]. 华侨大学学报:自然科学版,2010,31(3):256-259.

[3] 闻新,周露,王丹力,等. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社,2000.

[4] ZHANG Yan-qing,KANDE A. Compensatory neurofuzzy systems with fast learning algorithms[J]. IEEE Trans of Neural Networks,1998,9(1):83-105.

[5] 雷华,王明渝. 基于神经网络的速度估计方法[J]. 重庆大学学报:自然科学版,2004,27(2):107-110.

[6] 温孟振,秦宗慧. 基于补偿模糊神经网络的核电百万千瓦级汽轮发电机的故障诊断[J]. 机械研究与控制,2009(6):98-103.

Study of Fault Diagnosis System Based on Improved Compensatory Fuzzy Neural Network

FU Bao-ying, WANG Qi-zhi

(College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: On the basis of the combination of fuzzy logic and neural network, a compensatory unit is introduced to make up a compensatory fuzzy neural network, which makes the network being training from the fuzzy rules defined initially and dynamically optimizes the fuzzy rules to improve the network fault-tolerant rate and stability. In order to meet the different requirements of the learning rate for the different stages of the training, a compensation fuzzy neural network based on segmentation variable learning rate is proposed to improve the overall performance of the network and realize dynamic and globally optimal calculation. The simulation about fault diagnosis has shown the model has better convergent characteristics, greatly reduce the training time and training steps and improve the error precision.

Keywords: fault diagnosis; fuzzy logic; neural network; segmentation variable; learning rate

(责任编辑: 陈志贤 英文审校: 郑亚青)