

文章编号: 1000-5013(2010)03-0256-04

改进型模糊神经网络模型的构造

刘云辉, 李钟慎

(华侨大学 机电及自动化学院, 福建 泉州 362021)

摘要: 利用模糊系统和神经网络的优势,构造一种改进型模糊神经网络模型.从极大-极小模糊算子的模糊神经元入手,提出改进的修改模糊权值的训练学习规则.改进后的模糊神经网络模型大大减少了运算量,提高了收敛速度.采用此学习算法对实际汽轮发电机组运行状态进行监测,结果表明,模型具有较强的状态监测能力,达到预期的目的.

关键词: 模糊神经网络模型;模糊神经元;学习规则;状态监测

中图分类号: TP 183

文献标识码: A

模糊神经网络(FNN)具备强大的结构性知识表达能力,以及自身参数调整优化的能力.因此,它被广泛地应用到多变量、非线性强,且自身数学描述不易得到的复杂系统的控制中.作为新的智能信息处理方法^[1],模糊神经网络对人工智能和模式识别的发展有重要作用,具有良好的发展前景^[2].文[3]提出了基于输入幂集的模糊神经元模型,并研究了模糊反向传播学习算法.文[4]研究了基于极大-极小方法的模糊神经元,并研究了学习规则及其收敛性.然而,文[3-4]所研究的学习规则是基于单训练模式,且其权值的修改条件是基于网络输出值与所有权值的比较.本文利用模糊系统和神经网络的优势,构造一种改进型模糊神经网络模型,并提出修改权值的网络学习算法.

1 模糊神经网络模型的改进

1.1 模糊神经元模型

神经元是神经网络的基本处理单元,具有模糊信息处理能力,其结构大都由输入、加权求和,以及经历一个激励传递函数之后的输出组成.模糊神经元结构模型,如图 1 所示.图 1 中:模糊神经元的输入模糊信号为 x_0, x_1, \dots, x_{n-1} ;输出模糊信号为 y ;模糊数 w_0, w_1, \dots, w_{n-1} 分别对应输入 x_0, x_1, \dots, x_{n-1} 的连接权值.模糊神经元的输入 $x_i (i=0, 1, \dots, n-1)$ 、输出 y 和连接权 $w_i (i=0, 1, \dots, n-1)$ 均在 $[0, 1]$ 上取值,分别对应模糊集的隶属程度.

模糊神经元的净输入为 $x_{net} = \sum_{i=0}^{n-1} (x_i \cdot w_i)$,模糊神经元的净输出为 $y = f(x_{net})$.其中, $(+, \cdot)$ 称为模糊神经元算子.常用的模糊神经元算子有很多,这里取极大-极小(max-min)的模糊算子,此时,模糊神经元的净输入为 $x_{net} = \bigwedge_{i=0}^{n-1} (x_i \wedge w_i)$;而 $f(\cdot)$ 为活化函数,通常采用 Sigmoid 函数、高斯函数和线性函数等.

1.2 模糊神经网络结构

模糊神经网络是多输入单输出的,由输入层、隐含层和输出层组成,其结构模型如图 2 所示.

第 1 层为输入层,设有 n 个输入模糊神经元,各节点直接与网络输入连接,网络输入是按相应隶属

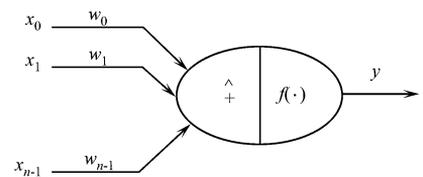


图 1 模糊神经元结构模型

Fig. 1 Structure model of fuzzy neurons

收稿日期: 2009-01-10

通信作者: 李钟慎(1971-),男,教授,主要从事先进控制理论与控制工程的研究. E-mail: lizscyw@hqu.edu.cn.

基金项目: 福建省自然科学基金资助项目(E0710018)

函数模糊化后的模糊量. 第 2 层为隐含层, 设有 m 个模糊神经元, 其作用与普通神经网络基本相同, 实现基于模糊逻辑运算的推理过程. 隐含层与输入层是采用全互连方式. 第 3 层为输出层, 只含一个输出模糊神经元, 实现模糊神经网络的模糊输出.

假设对输入训练样本 P , n 个输入为 x_0, x_1, \dots, x_{n-1} , 其中, $x_i \in [0, 1], i = 0, 1, \dots, n - 1$; 输入层到隐含层的连接权值 $w_{i,j}^{(1)} \in [0, 1], i = 0, 1, \dots, n - 1; j = 0, 1, \dots, m - 1$; 隐含层第 j 个模糊神经元的净输入 $x_{\text{net},j}^{(1)} = \sum_{i=0}^{n-1} (x_i \cdot w_{i,j}^{(1)}), j = 0, 1, \dots, m - 1$.

隐含层与输出层的连接权值 $w_j^{(2)} \in [0, 1], j = 0, 1, \dots, m - 1$; 输出层的净输入 $x_{\text{net}}^{(2)} = \sum_{j=0}^{m-1} (O_j^{(2)} \cdot w_j^{(2)})$, 其中, $O_j^{(2)}$ 是隐层节点 j 的输出, 输出层的输出 $y = f(x_{\text{net}}^{(2)})$.

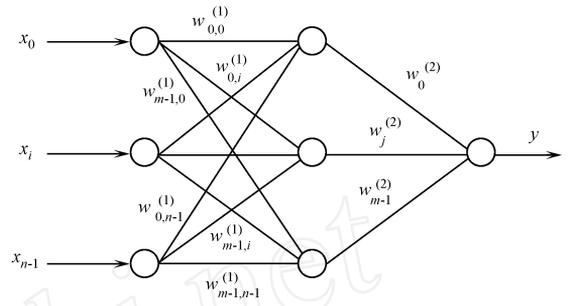


图 2 模糊神经网络结构模型
Fig. 2 Structure model of FNN

为保证活化函数的值分布在 $[0, 1]$ 区间内, 取活化函数 $f(x)$ 为线性函数, 有

$$f(x) = [1 + \exp(-4(x - 0.5))]^{-1}.$$

2 修改模糊权值的训练学习规则

模糊神经网络的学习规则, 是在网络训练过程中, 对网络模糊权值和阈值的修正规则. 传统的模糊神经网络的输入层和输出层采用模糊知识表示, 即取值在 0 到 1 之间. 在网络学习规则上仍采用传统的, 基于乘积-求和运算的反向传播学习方法, 实际应用中存在很大局限.

考虑基于模糊神经网络训练输出与实际输出的关系, 依据各神经元的相应输出与权值的比较来修改其权值. 设 x_{out} 为训练样本 P 的实际输出, 并令 $e_j^{(1)} = |x_{\text{out}} - O_j^{(2)}|, j = 0, 1, \dots, m - 1; e_j^{(2)} = |x_{\text{out}} - y|$. 改进的模糊神经网络学习算法有如下 4 个步骤.

(1) 若 $|y - x_{\text{out}}| \leq \epsilon$, 则权值无需再进行调整.

(2) 若 $x_{\text{out}} - y > \epsilon$, 则

() 对权值 $w_j^{(2)} (j = 0, 1, \dots, m - 1)$, 当 $w_j^{(2)} < O_j^{(2)}$ 时, $w_j^{(2)} = (w_j^{(2)} + e_j^{(2)}) \cdot 1$; 当 $w_j^{(2)} > O_j^{(2)}$ 时, $w_j^{(2)} = w_j^{(2)}$;

() 对权值 $w_{j,i}^{(1)} (i = 0, 1, \dots, n - 1; j = 0, 1, \dots, m - 1)$, 当 $w_{j,i}^{(1)} < x_i$ 时, $w_{j,i}^{(1)} = (w_{j,i}^{(1)} + e_j^{(1)}) \cdot 1$; 当 $w_{j,i}^{(1)} > x_i$ 时, $w_{j,i}^{(1)} = w_{j,i}^{(1)}$.

(3) 若 $y - x_{\text{out}} > \epsilon$, 则

() 对权值 $w_j^{(2)} (j = 0, 1, \dots, m - 1)$, 当 $w_j^{(2)} > O_j^{(2)}$ 时, $w_j^{(2)} = (w_j^{(2)} - e_j^{(2)}) \cdot 0$; 当 $w_j^{(2)} < O_j^{(2)}$ 时, $w_j^{(2)} = w_j^{(2)}$;

() 对权值 $w_{j,i}^{(1)} (i = 0, 1, \dots, n - 1; j = 0, 1, \dots, m - 1)$, 当 $w_{j,i}^{(1)} > x_i$ 时, $w_{j,i}^{(1)} = (w_{j,i}^{(1)} - e_j^{(1)}) \cdot 0$; 当 $w_{j,i}^{(1)} < x_i$ 时, $w_{j,i}^{(1)} = w_{j,i}^{(1)}$.

在以上的步骤中, ϵ 为训练学习精度 ($0 < \epsilon < 1$), η 为学习速率, 两者的大小都将影响学习算法的收敛速度. 在网络训练学习过程中, 采用了自适应学习速率以克服单一学习速率的缺陷, 其调整公式为

$$\eta(n+1) = \begin{cases} 1.05 \eta(n), & S_{SE}(n+1) < S_{SE}(n+1), \\ 0.7 \eta(n), & S_{SE}(n+1) > 1.04 S_{SE}(n+1), \\ \eta(n), & \text{其他.} \end{cases}$$

上式中: n 为训练次数; $S_{SE}(n)$ 为第 n 次误差平方和, $S_{SE}(n) = \sum_{i=1}^k (x_{\text{out}} - y_i)^2, i = 1, 2, \dots, k; k$ 为学习样本个数; x_{out} 为训练样本 P 的实际输出; y_i 为训练后的实际输出值.

学习算法相对于文[5-6], 其权值修改不是仅依赖于网络的输出, 而是还要依赖于相应神经元的输出, 学习速率 η 也可以实时调整. 因而, 使网络的学习更加平稳和精确.

对训练样本集中的任意训练样本 P , 若实际输出 x_{out} 与网络输出 y 满足 $|y - x_{out}| < \epsilon$ (ϵ 是给定的训练学习精度), 则称模糊神经网络是收敛的^[7].

改进型模糊神经网络学习算法, 在模糊权值的修改上, 采用的是当输出 $x_{out} - y > 0$ 时, 若 $w_j^{(2)} < O_j^{(2)}$ 或 $w_{j,i}^{(1)} < x_i$ 时, 增加权值以使网络输出增加; 当输出 $y - x_{out} > 0$ 时, 若 $w_j^{(2)} > O_j^{(2)}$ 或 $w_{j,i}^{(1)}$ 时, 降低权值以使网络输出降低. 这样, 训练网络以使样本 P 的网络输出 y 向实际输出 x_{out} 接近, 从而保证了模糊神经网络在精度 ϵ 下是收敛的.

3 应用实例

文[8]测试了汽轮发电机组的状态的 6 组样本数据, 每个样本用 10 个指标表示时域、频域参数. 根据不同指标的特性建立相应隶属函数, 获得每个样本 10 个数据, 如表 1 所示. 输出的样本 1~6 的贴近度 (d) 分别为 0.639, 0.402, 0.451, 0.468, 0.654, 0.343. 根据表 1, 建立基于乘积-求和的模糊 BP 神经网络, 从而判断发电机组运行的良好、正常或不正常状态.

改进的模糊神经网络结构由 3 层组成, 其中输入层采用 10 个模糊神经元, 对应每个样本的 10 个指标参数. 隐含层模糊神经元数目仍按文[8]的选取原则, 用 5 个模糊神经元表示. 输出层由于是监测发电机组运行的状态, 所以采用 1 个模糊神经元作为网络输出.

表 1 汽轮发电机组各状态的隶属函数值

Tab. 1 Values of the membership function of each state in a turbo generator unit

模糊子集	x_i	样本						隶属函数
		1	2	3	4	5	6	
波形偏差小	x_0	0.90	0.34	0.14	0.25	0.88	0.01	$\exp(-0.0002u^2)$
波动(方差)小	x_1	0.68	0.35	0.45	0.81	0.71	0.72	$(400 - u)/300$
相关性好	x_2	0.29	0.93	0.96	0.49	0.84	0.63	$10u - 9$
1 倍频幅值小	x_3	0.62	0.29	0.46	0.82	0.69	0.84	$(500 - u)/400$
2 倍频幅值小	x_4	0.89	0.49	0.52	0.46	0.48	0.26	$(200 - u)/200$
3 倍频幅值小	x_5	0.66	0.57	0.50	0.42	0.52	0.04	$(60 - u)/60$
4 倍频幅值小	x_6	0.88	0.18	0.43	0.47	0.69	0.14	$(50 - u)/50$
5 倍频幅值小	x_7	0.87	0.34	0.76	0.78	0.62	0.74	$(45 - u)/45$
6 倍频幅值小	x_8	0.90	0.19	0.57	0.41	0.65	0.17	$(40 - u)/40$
分频幅值小	x_9	0.39	0.93	0.24	0.21	0.65	0.64	$(30 - u)/30$

对改进的模糊神经网络进行训练, 训练样本为表 1 中的数据, 训练所得的模糊权值数据的集合即为模糊知识库. 通过 Visual C++ 语言程序仿真实现, 得到一种可能的模糊知识库表示, 如表 2 所示.

表 2 汽轮发电机组模糊神经网络知识库结构

Tab. 2 Repository structure of FNN for turbo generator unit

j	$w_{j,0}^{(1)}$	$w_{j,1}^{(1)}$	$w_{j,2}^{(1)}$	$w_{j,3}^{(1)}$	$w_{j,4}^{(1)}$	$w_{j,5}^{(1)}$	$w_{j,6}^{(1)}$	$w_{j,7}^{(1)}$	$w_{j,8}^{(1)}$	$w_{j,9}^{(1)}$	$w_j^{(2)}$
0	0.001 1	0.307 1	0.402 0	0.317 2	0.252 9	0.251 8	0.008 4	0.492 7	0.090 7	0.159 0	0.479 3
1	0	0.293 9	0.458 7	0.328 4	0.216 2	0.187 5	0.015 6	0.478 3	0.036 4	0.146 2	0.624 4
2	0	0.328 6	0.359 1	0.449 4	0.228 1	0.224 4	0.040 5	0.504 4	0.068 5	0.138 0	0.390 1
3	0.001 2	0.308 0	0.407 3	0.323 0	0.231 3	0.260 9	0.008 3	0.490 7	0.091 2	0.164 1	0.479 8
4	0	0.380 5	0.384 1	0.382 0	0.213 4	0.243 1	0.046 2	0.496 3	0.035 4	0.130 8	0.380 1

在程序仿真实现过程中, 考虑了极大-极小模糊算子对训练样本偶然性, 对样本的使用采用了均值的方法^[9]. 即对 6 个样本训练后, 通过每个样本的计算平均值; 然后, 利用这个均值来对每个样本训练时的模糊权值进行调整. 针对模糊神经网络训练获得的模糊知识库, 根据网络的输出 y 值, 利用反模糊化原则得到汽轮发电机组的运行状态为

$$g(y) = \begin{cases} \text{良好}, & y > 0.60, \\ \text{正常}, & 0.40 \leq y \leq 0.60, \\ \text{不正常}, & y < 0.40. \end{cases}$$

例如, 对 1 组新的监测样本{波形偏差, 波动方差, 相关性, 1 倍频幅值, 2 倍频幅值, 3 倍频幅值,

4倍频幅值,5倍频幅值,6倍频幅值,分频幅值} = {48.50,230.64,0.96,260.75,59.67,40.64,30.12,18.16,20.18,12.78}。依照表1相应隶属函数,对这些实际数据进行模糊化,得到模糊输入为{0.62,0.56,0.58,0.60,0.70,0.32,0.40,0.60,0.50,0.57}。采用表2模糊知识库,进行模糊神经网络计算,得到量化模糊输出为0.4698,最后的结论是汽轮发电机组运行状况正常。

采用基于乘积-求和的模糊BP神经网络,对上例得到的量化输出为0.545,得到汽轮发电机组运行状况正常的结论,这与监测结果是一致的。通过仿真比较,文[8]的学习训练次数为2310次,而采用基于极大-极小模糊算子的神经网络学习次数为1436次,学习速度更快,效果更好。

4 结束语

模糊神经网络作为具有一定的处理定性与定量知识的技术与方法,可充分利用模糊逻辑所具有的较强的结构性知识表达能力,以及神经网络强大的自学习和定量数据的直接处理能力。在网络训练学习过程中,采用了自适应学习速率,克服了单一、固定不变的学习速率缺陷。将此模型应用于汽轮发电机组状态监测中,简化了模糊推理输出公式,减少运算量,加快了收敛速度。

参考文献:

- [1] 高隽. 智能信息处理方法导论[M]. 北京:机械工业出版社,2004.
- [2] 韩力群. 神经网络理论、设计及应用[M]. 北京:化学工业出版社,2002.
- [3] 张乃尧,阎平凡. 神经网络与模糊控制[M]. 北京:清华大学出版社,1998.
- [4] 朱晓铭,王士同. 单休模糊神经网络的学习规则及其收敛性研究[J]. 计算机研究与发展,2001,38(9):1057-1060.
- [5] WANG Shi-tong. Fuzzy basis functions, fuzzy neural network, and the new hybrid learning algorithm[J]. Journal of Software Research,1999,30(3):325-334.
- [6] YAN Shi, MASA HARU M. Some considerations on conventional neural-fuzzy learning algorithms by gradient descent method[J]. Fuzzy Sets and Systems,2000,112(1):51-63.
- [7] 钟诗胜,朴树学,丁刚. 改进BP算法在过程神经网络中的应用[J]. 哈尔滨工业大学学报:自然科学版,2006,38(6):840-842.
- [8] 吴今培,肖健华. 智能故障诊断与专家系统[M]. 北京:科学出版社,1997.
- [9] 苏金龙,戴在平. 模糊神经网络的极点配置自校正滤波器[J]. 华侨大学学报:自然科学版,2004,25(3):310-314.

Construction of Improved Fuzzy Neural Network Model

LIU Yun-hui, LI Zhong-shen

(College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: The advantages of fuzzy system and neural network are taken to establish a kind of improved fuzzy neural network (FNN) models. An improved learning algorithm with the modified fuzzy weight is proposed on the basis of the fuzzy neurons model for the max-min fuzzy operator. The amount of calculation for the improved FNN model is reduced greatly and the convergence velocity is improved. The state monitoring of the practical turbo generator unit is run using the learning algorithm, and the results have indicated that the model has greater capability of state monitoring and the expected goal is obtained.

Keywords: fuzzy neural network model; fuzzy neurons; learning algorithm; state monitoring

(责任编辑: 陈志贤 英文审校: 郑亚青)