

文章编号: 1007-6492(1999)01-0050-03

火电厂锅炉在线故障诊断神经网络专家系统

李晓媛¹, 陈铁军¹, 冯冬青¹, 沈宪章¹, 沈一飞²

(1. 郑州工业大学电气信息工程学院, 河南 郑州 450002; 2. 中国科学技术大学 11 系, 安徽 合肥 230027)

摘要: 针对火电厂热工生产过程高度复杂、多测点、多故障、同时性诊断特点, 提出将专家系统和人工神经网络方法相结合的火电厂锅炉集成故障诊断系统. 其中, 神经网络采用多个子网络并联相结合的结构, 提高了系统的诊断速度和多故障同时性实时诊断的能力. 神经网络的输入采用模糊数学方法对参数不确定性状态进行高层逻辑概念量化, 使系统能自动适应输入数据的变化, 给出正确的诊断结果. 该系统的仿真结果表明其设计是合理和可行的.

关键词: 神经网络; 专家系统; 故障诊断; 锅炉

中图分类号: TP 806.3 **文献标识码:** A

0 引言

火电厂是国家能源系统的组成部分, 从保证安全可靠运行的角度出发, 对其生产过程进行早期的故障检测与诊断具有非常重要的意义. 在自动化程度较低的中小型火电厂, 生产事故时有发生, 因此自行研制在线监测与故障诊断系统已势在必行. 本文以火电厂的主要生产设备——锅炉为对象, 设计了一个基于神经网络与专家系统的故障监测与诊断系统.

1 故障诊断系统总体结构与诊断原理

基于浅层知识和启发式规则的诊断专家系统, 在一些领域取得了良好的效果, 然而其自身的一些缺点限制了它的广泛应用. 近年来, 人工神经网络以其强有力的学习和并行处理能力在故障诊断专家领域迅速兴起. 神经网络经过学习所得的知识以分布的方式隐式地存储在整個网络上, 网络的输入是被诊断系统的症状, 输出则表示故障原因, 把二者结合运用, 发挥各自的优点是研究故障诊断的一种新途径. 基于神经网络的锅炉生产过程故障诊断专家系统结构如图 1 所示, 包括神经网络、专家系统、人机界面及数据采集器等.

2 神经网络的子网络并联结构

人工神经网络技术作为模式识别的一种方

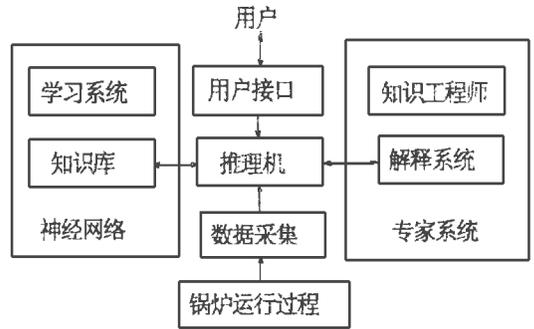


图 1 基于神经网络的锅炉生产过程故障诊断系统结构

法, 其分类精度很大程度上取决于网络结构的复杂度、训练样本的数量和精度. 针对锅炉多测点、多故障的特点, 设计单一的网络可能引起网络结构庞大, 训练样本增多, 使网络训练难以进行; 同时对样本误差较敏感, 造成分类精度低, 诊断结果不可靠. 根据锅炉运行特点及故障发生的规则, 每种故障只与若干征兆(即检测参数状态)有关, 相互无关的故障与征兆之间除去完全没有必要的连接权(为 0), 减小了规模, 即每种故障用一个子网络进行映射, 其输入为与该故障有关的征兆, 输出为发生故障的可信度. 为此, 可将大规模的分类模式空间划分为多个子空间, 子网络在各自的子空间中进行训练和学习, 这样大大减少了各个子网络的输入、输出节点数, 从而使训练时间大为减少, 提高整个网络的学习效率和分类精度.

收稿日期: 1998-10-02; 修订日期: 1998-12-11

基金项目: 河南省自然科学基金资助项目(974052300)

作者简介: 李晓媛(1972-), 女, 河南省偃师市人, 郑州工业大学硕士研究生.

神经网络的各子模块采用BP网络, BP学习算法即误差反向传播算法, 用广义Sigmoid函数描述神经元的输入、输出特性, 比较适合非线性模式的识别。

例如对于锅炉满水故障, 其故障规则为: (1) 汽包水位超过+75 mm; (2) 过热蒸汽温度下降; (3) 给水流量不正常地大于蒸汽流量。根据专家提供范例及相应解的基础上, 采用BP算法对样本进行学习, 经网络内部不断修正权值分布, 得到该故障的知识库子网络。其输入原因为3种, 训练样本选取6个, 经学习后得权值为:

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 3.8542 & -0.6380 & 0.0653 & -2.4815 \\ -1.4562 & -0.9358 & -1.5306 & 0.8531 \\ -0.4363 & -0.3678 & -0.4740 & -0.3264 \end{bmatrix}$$

$$V_{jk} = [6.4691 \quad -6.1272 \quad -7.0429 \quad -7.5767]^T$$

各个故障子网络的输入个数由故障征兆种类所决定, 经学习训练达到要求后采用并联组式, 仍具备神经网络大规模并行处理的特征, 这样既可以提高诊断速度和准确率, 又可同时诊断多个故障。本系统有故障征兆48条(即神经网络输入向量 $X = [X_1, X_2, \dots, X_{48}]$), 分为12个故障子网络, 诊断出20种锅炉运行故障, 并将其并联成一个大的神经网络知识库, 局部子网络有误可进行局部修改, 不影响全局功能, 学习工作量减少。

3 神经网络输入的动态信号处理

对于各个子网络, 其输入模式 $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]$, 其中, X_i 代表第 i 个故障征兆的匹配程度, 并不是由检测参数直接得出, 须经知识工程师模块进行高层概念与输入模式的转换, 成为 $[0, 1]$ 区间的数值, 表明参数状态与输入模式 X_i 的匹配程度。如, 当汽包水位超过+75 mm时, 则 $X = 1$; 蒸汽温度下降则 $X = 1$, 依此类推。进行高层逻辑概念量化时, 由于参数的上升、下降、波动等状态均属于不确定性概念, 将动态信号处理与模糊数学方法结合起来, 利用模糊数学中的隶属函数确定其匹配程度。若判断蒸汽温度下降这一逻辑概念, $e_i(t)$ 代表蒸汽温度变化量, 其匹配程度

$$\mu_{\text{下降}}(e_i) = \begin{cases} 0 & e_i > 0 \\ (1 + (e_i - \xi)^2 / \xi)^{-1} & \xi \leq e_i \leq 0 \\ 1 & e_i > \xi \end{cases} \quad (1)$$

其中, ξ 为蒸汽温度变化的极限值。得到输入模式 X 的确定值后, 把它作为各对应子网络的输入, 则故障种类输出为 Y_i ,

$$Y_i = \sum_{j=1}^n X_j \cdot W_{ij} \quad (2)$$

由式(2)计算, 设定门限值 $p > 0.6$, 当 $Y_i > 0.6$ 时认为发生相应类型的故障, 即实现了多故障同时性诊断的目标。

4 仿真结果研究

以火电厂锅炉热工过程为研究对象进行仿真, 整个系统通过数据采集系统检测96个参数的量(状态), 经过知识工程师模块转化成 $[0, 1]$ 之间的故障征兆匹配值, 进入神经网络, 输出20种故障类型。用2组参数值进行仿真, 系统采样周期为1分钟。

第1组故障设定在运行某一时刻出现锅炉满水故障, 对应该故障的神经网络的输出 Y_1 曲线如图2所示, 故障发生时刻前后仿真数据见表1(这里只给出与该故障有关的参数值)。

第2组故障设定在运行某一时刻出现省煤器管损坏故障, 对应该故障的神经网络的输出 Y_5 曲线如图3所示, 故障发生时刻前后仿真数据见表2(这里只给出与该故障有关的参数值)。

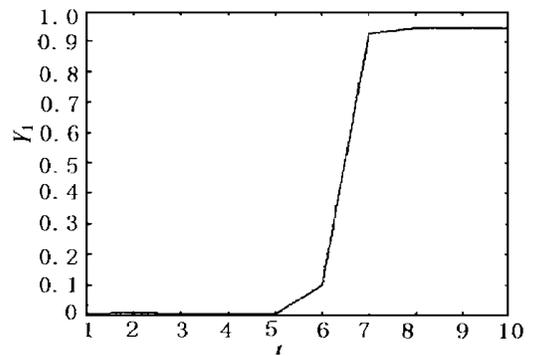


图2 第1组故障时神经网络输出 Y_1 的曲线

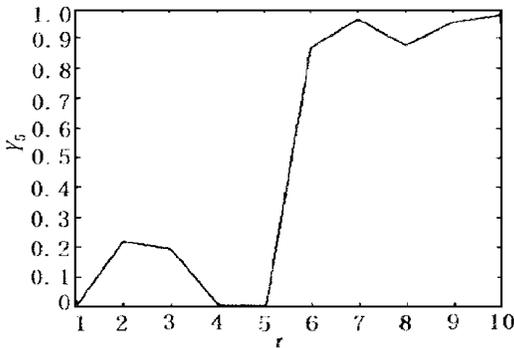
表1 第1组故障时刻前后相关检测参数与神经网络输出值

参数名称	t=1	t=2	t=3	t=4	t=5	t=6	t=7*	t=8	t=9	t=10
汽包水位/mm	0	12	25	34	50	65	73	76	78	80
蒸汽温度/°C	536	536	536	536	535	535	535	535	534	534
给水流量/(t/h)	210	212	210	216	220	224	228	232	234	236
蒸汽流量/(t/h)	200	202	202	201	200	201	201	200	202	201
网络输出 Y_1	0.008	0.009	0.008	0.008	0.008	0.10	0.927	0.946	0.946	0.947

表2 第2组故障时刻前后相关检测参数与神经网络输出值

参数名称	$t=1$	$t=2$	$t=3$	$t=4$	$t=5$	$t=6$	$t=7^*$	$t=8$	$t=9$	$t=10$
汽包水位/mm	10	12	10	5	2	-4	-10	-14	-20	-26
给水流量/(t/h)	210	212	210	216	220	224	228	232	234	236
蒸汽流量/(t/h)	200	202	202	201	200	201	201	200	202	201
I级省煤后东烟温/ $^{\circ}\text{C}$	312	311	311	312	312	313	313	312	313	313
I级省煤后西烟温/ $^{\circ}\text{C}$	310	310	310	308	309	309	309	308	308	308
II级省煤后东烟温/ $^{\circ}\text{C}$	402	401	401	401	402	401	402	402	401	402
II级省煤后西烟温/ $^{\circ}\text{C}$	400	400	399	399	398	398	399	398	399	398
网络输出 Y_5	0.007	0.221	0.195	0.007	0.008	0.869	0.965	0.874	0.954	0.976

注：“*”表示故障时刻

图3 第5组故障时神经网络输出 Y_5 的曲线

由仿真结果可以看出,该系统的优越性:

(1) 该系统是神经网络和专家系统渗透结合,故障诊断速度快、准确率高,并能够实现多种故障的同时诊断。

(2) 系统的各子网络独立训练,便于知识库的修改和补充,某一子网络出现故障不影响全局,且可根据设备和工况的不同任意组合,移植性强。

(3) 系统能自动适应输入的变化,对于动态信号给予很好的知识表达。

(4) 当出现网络训练未考虑到的或故障因素不全的样本时,能根据临近原则,给出诊断结果。

参考文献

- [1] 徐常胜.基于神经网络和专家系统的故障诊断[J].控制与决策,1995,10(4):342-346.
- [2] 刘伟,田树苞.一种实时故障诊断方法及其在生化过程控制中的应用[J].化工自动化及仪表,1997,24(2):16-20.
- [3] 姚志红,陈铁军,冯冬青.火电厂生产过程故障诊断神经网络专家系统[J].控制与决策,1997,12(3):252-255.
- [4] 焦李成.神经网络计算[M].西安:西安电子科技大学出版社,1993.37-42.
- [5] 温熙森.模式识别与状态监控[M].长沙:国防科技大学出版社,1997.

On-line Fault Diagnosis Expert System Based on Neural Network of Boiler in Thermal Power Plant

LI Xiao-yuan¹, CHEN Tie-jun¹, FENG Dong-qing¹, SHEN Xian-zhang¹, SHEN Yi-fei²

(1. College of Electrical & Information Engineering, Zhengzhou University of Technology, Zhengzhou 450002, China; 2. Department 11, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract In this paper, a faults diagnosis system of combining the neural net work with expert system is proposed with respect to multiple detectors multiple faults simultaneous on-line diagnosis for the complex working process in thermal power plant. The whole neural net work adopts the structure of many parallel subnet works, so the fault diagnosis system has a high calculation speed and is capable of simultaneous diagnosis of multiple faults. In addition, the inputs of net work are turned into super logical number using fuzzy math, then the system is capable of adopting input changing and having correct diagnosis results. Finally, the simulation results show the design of the diagnosis system is reasonable and feasible.

Key words neural net work; expert system; fault diagnosis; boiler