

# 基于神经网络的分解炉喂煤量智能控制系统

马保国,钱方正,柯 凯,侯存军,王文丰

(武汉理工大学 硅酸盐材料工程教育部重点实验室,湖北 武汉 430070)

**摘 要:**介绍了一种基于神经网络的智能专家系统,给出了系统的结构,具体描述了神经网络专家系统的基本原理。并以水泥工业的新型干法分解炉喂煤量智能控制系统为例说明了神经网络智能控制的推理过程。控制结果表明了该方法的有效性。

**关键词:**神经网络;专家系统;智能控制

**中图分类号:**TP311;TP182

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2006)07-0094-02

## Intellective Control System in Coaling of Decomposing Furnace Based on Neural Network

MA Bao-guo, QIAN Fang-zheng, KE Kai, HOU Cun-jun, WANG Wen-feng

(Ministry of Education Key Lab. for Silicate Materials Science and Engineering,  
Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

**Abstract:** In this paper, controlling coaling of decomposing furnace expert system based on the BP neural network is introduced. The construction of system is given. The basic principle of neural network expert system is described concretely. The inferential process of the fault diagnosis in the neural network is explained with an example of controlling coaling of decomposing furnace expert system. The diagnostic result shows that the method is effective.

**Key words:** neural network; expert system; intellective control

### 0 引言

分解炉的用煤量是水泥工业生产过程中一个重要的环节,也是水泥生产厂家中控室的控制指标之一。因为它不仅决定水泥生产是否安全正常运行,还决定能耗多少。为了解决此问题,智能地控制分解炉的用煤量,文中把神经网络与专家系统相结合,利用人工神经网络技术的强有力的学习和并行处理能力和专家系统的解释功能,寻找发挥其各自的优点进行智能控制分解炉的用煤量的一种新途径。

### 1 神经网络专家系统的基本原理及实现

#### 1.1 智能控制系统的基本结构

基于神经网络的分解炉用煤量专家系统基本结构如图1所示。该系统基于当前流行的.NET平台开发,采用完全面向对象的C#语言设计,强大的MS SQL2000数据库支持。人机交换界面和知识库集成充分考虑了系统中领域知识的特点,设计出的使用界面完全可以满足应用程序的要求。

其良好的窗口功能实现用户输入和系统结果输出<sup>[1]</sup>。将专家经验形式化成规则,存储于传统知识库。将难以形式化的专家经验以非线性映射的形式存储在神经网络的各节点上。把两者结合在一起进行综合诊断,最后得出控制结论。

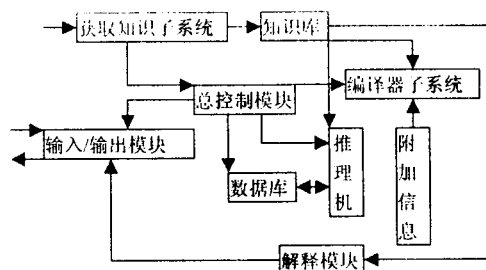


图1 专家系统基本结构

#### 1.2 用煤量控制知识获取

知识获取包括提出所需神经网络的结构(包括网络层数、输入层、输出层及隐含层节点数),组织待训练的学习样本,使用神经网络学习算法,通过对样本的学习,得到所需权值分布从而完成知识获取。在应用中神经网络从大量用煤量控制实例中进行学习,用实例作为网络的输入,以实例分析结果作为网络的输出,进行网络训练,以期用学习好的网络对分解炉用煤量大小进行估算。系统输入参数节点取  $M = 9$ ,分解炉用煤量作为输出节点  $N = 1$ ,

收稿日期:2005-10-18

基金项目:国家“八六三”科技攻关项目(2002AA335050)

作者简介:马保国(1957-),男,湖北武汉人,教授,博导,研究方向为专家系统。

根据 Maren 理论做出隐含层节点数  $P = \sqrt{MN} = 3$  个的一层隐含层网络结构<sup>[2]</sup>。RBF 网络隐含层的个数是在训练过程中不断叠加的,直到达到误差指标或达到最大的训练步数。网络采用最小二乘法(OLS)训练算法,径向基函数神经元的传递函数为 adbas,如图 2 所示。

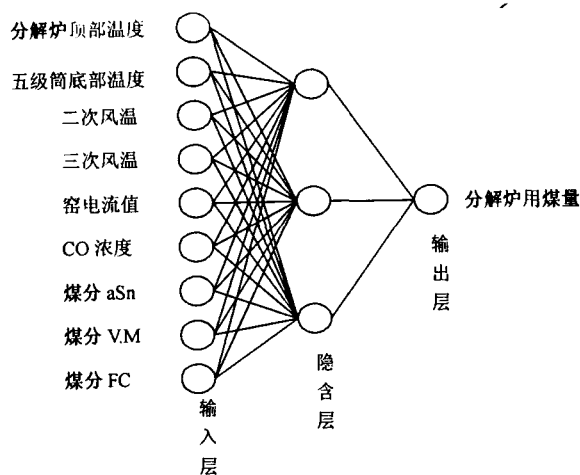


图 2 网络工作过程

### 1.3 推理机制及解释机制

推理机是专家系统的思维机构,是系统的核心组成之一,在进行结皮判定时,推理机采用某种策略调用知识库中的相应知识,进行分析和判断。本系统采用数据驱动的正向推理策略,其基本思想是:从已有的信息出发,寻找可用的知识,发现匹配规则就做出判断,找不到匹配的规则时需要通过用户接口提供新的事实,找到多个匹配规则时要按一定的冲突消解策略解决冲突。其实质就是神经网络的计算过程:由已知的输入模式(征兆向量)经过神经网络计算获得输出模式,即:将某一状态的特征参数值输入神经网络,通过神经元的计算得出输出值 out。当  $out > value1$  时,产品状态对应于知识库里的 rule1;当  $value1 \geq out > value2$  时,产品状态对应于知识库里的 rule2;当  $value2 \geq out > value3$  时,产品状态对应于知识库里的 rule3;当  $out \leq value3$  时,产品状态对应于知识库里的 rule4。其中:  $valuei (i = 1, 2, 3, 4)$  是区分各种状态的输出临界值;  $rulei (i = 1, 2, 3, 4)$  是知识库中对各种状态的解释规则<sup>[3]</sup>。

### 1.4 用煤量控制的知识转换

知识转换是将隐性的网络知识转换成显性的符号规则。采用统计方法<sup>[4]</sup>: a. 求出输入节点与输出节点之间的关联强度  $R$ ; b. 求出输入节点对输出节点的影响程度  $E$ 。每一输入节点与输出节点之间的关联强度定义为:

$$R_{ij} = \left[ \sum_{k=0}^m (w_{1_{ik}} w_{2_{kj}}) \right] / \left[ \sum_{i=0}^n ABS \left[ \sum_{k=0}^m (w_{1_{ik}} w_{2_{kj}}) \right] \right] \quad (1)$$

式中,  $i$  表示输入节点,  $j$  表示输出节点,  $k$  表示隐含节点; ABS 表示取绝对值运算;  $w_{1_{ik}}$  表示第  $i$  个输入节点与第  $k$  个隐含节点的连接权值,  $i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, m$ ;

$w_{2_{kj}}$  表示第  $k$  个隐含节点与第  $j$  个输出节点的连接权值,  $j = 1, 2, \dots, p; R_{ij}$  表示第  $i$  个隐含节点与第  $j$  个输出节点之间的关联程度。某一输入节点对某一输出节点值的影响程度定义为:

$$E_{ij} = Q_j \left[ (I_i R_{ij}) / \sum_{i=0}^n (I_i R_{ij}) \right] \quad (2)$$

式中,  $I_i$  表示第  $i$  个节点的输入,  $i = 1, 2, \dots, n; Q_j$  表示第  $j$  个输出节点值,  $j = 1, 2, \dots, p; E_{ij}$  表示第  $i$  个隐含节点对第  $j$  个输出节点的影响值。计算出  $R_{ij}$  和  $E_{ij}$  的数值后,可分别生成一些事实规则与使用规则,从而实现隐性的网络知识向显性的符号知识的转换<sup>[5]</sup>。

## 2 实例研究

从上述知识转换方法可以看出,  $R$  完全依赖网络训练生成的权值。对于固定的网络内部结构,  $R$  值也相对固定,且  $R$  的个数和输入输出节点个数相对应,决定分解炉喂煤量的 6 个参数作为输入节点, 1 个参数作为输出节点,因此  $R$  类规则有  $9 \times 1 = 9$  个,这类规则来源于  $R$  值和各输入输出值,其性质为解释规则,随着输入输出值的不同随时发生变化,对应不同的输入输出值数据库的内容也相应发生变化。每次用户咨询时,系统根据  $R$  类规则库中内容自动计算  $E$  值,为用户进行解释。每个样本对应的  $E$  类规则有  $9 \times 1 = 9$  个。见表 2(表中  $i$  为输入节点  $Q_{in}$  为输入节点值;  $Q_{out}$  为输出节点值)。实际应用时,先用神经网络实现推理过程,再通过专家系统的解释功能利用抽取的  $E$  类规则和  $R$  类规则完成推理的可视化过程。

表 2  $R$  类规则和  $E$  类规则

| $i$ | $R$ 类规则 | $i$ | $Q_{in}$ | $Q_{out}$ | $E$ 类规则 |
|-----|---------|-----|----------|-----------|---------|
| 1   | 17      | 1   | 958      | 965       | 2       |
| 2   | 12      | 2   | 928      | 965       | 5       |
| 3   | 20      | 3   | 820      | 965       | 6       |
| 4   | 23      | 4   | 746      | 965       | 4       |
| 5   | 0.2     | 5   | 0.4      | 965       | 0.05    |
| 6   | 3       | 6   | 56       | 965       | 0.5     |
| 7   | 4       | 7   | 40       | 965       | 0.2     |
| 8   | 1       | 8   | 29       | 965       | 0.2     |
| 9   | 2       | 9   | 24       | 965       | 0.1     |

## 3 结论

采用神经网络和专家系统相结合构造新型的神经网络专家系统,是智能系统发展的必然趋势。利用神经网络的可学习性确定网络中的加权值,以这些权值作为不确定性因子,进行不确定性网络计算,并且利用基于知识的专家系统技术来进行状态识别过程中的特征获取、结果解释与评价及高层决策等问题的求解,从而克服专家系统和神经网络各自缺陷,实现分解炉用煤量的精确控制,提高生产效率,减少劳动强度,降低了能耗,也为其他方面的发展开辟了一条新的智能化道路,而且也智能控制在水泥工业控制领域的广泛应用创造了条件。

(下转第 98 页)

$$S = (y \times 100 / y_0) \%$$

$y_0$  为函数的理论最优解。

测试数据如表 1 所示:

表 1 Shubert 函数求解精度  $S$  - 种群大小  $P$

|   |       |       |       |       |       |       |       |       |
|---|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| P | 10    | 20    | 30    | 40    | 50    | 60    | 70    | 80    |
| S | 53.07 | 71.11 | 81.45 | 81.42 | 87.31 | 89.14 | 91.39 | 91.88 |
| P | 90    | 100   | 110   | 120   | 130   | 140   | 150   | 160   |
| S | 93.72 | 92.95 | 94.67 | 95.17 | 96.33 | 95.68 | 97.22 | 97.05 |
| P | 170   | 180   | 190   | 200   | 210   | 220   | 230   | 240   |
| S | 99.59 | 99.66 | 99.70 | 99.62 | 99.75 | 99.76 | 99.74 | 99.78 |
| P | 250   | 500   | 1000  | 1500  | 2000  | 2500  | 5000  | 10000 |
| S | 98.45 | 99.52 | 99.75 | 99.82 | 99.89 | 99.88 |       |       |

#### 4 数据拟合及结论

根据表 1 数据画出求解精度 - 种群大小曲线如图 1 所示。

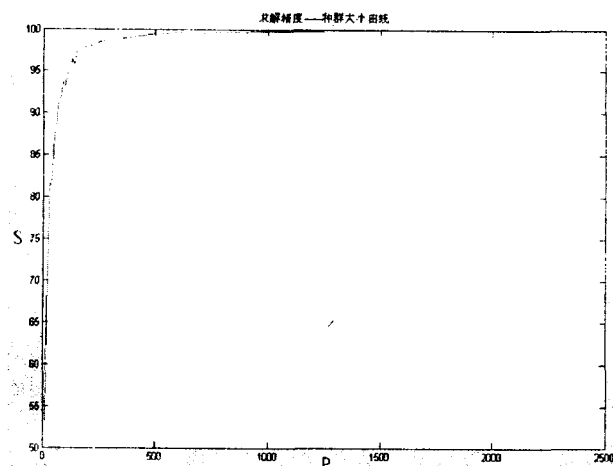


图 1 求解精度 - 种群大小曲线

由曲线的形态可以看出:GA 的求解精度  $S$  起始时随种群大小  $P$  的增大而迅速提高,在  $P = 500$  时,  $S$  值分别达到了 99.52,  $P$  在 500 以上继续增大,但  $S$  值提高很慢。

观察可得:曲线形态符合  $f(x) = a * \exp(b * x) + c * \exp(d * x)$  类型函数,用此函数对图 1 中曲线进行拟合,参数如表 2 所示。

表 2 拟合参数表

| 参数值   |            |        |          | 拟合评价                |
|-------|------------|--------|----------|---------------------|
| $a$   | $b$        | $c$    | $d$      | $R - \text{square}$ |
| 98.01 | 9.84E - 06 | -43.75 | -0.02467 | 0.9851              |

注:  $R - \text{square} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$   
值愈接近于 1,拟合程度愈高<sup>[5]</sup>。

拟合如图 2 所示。

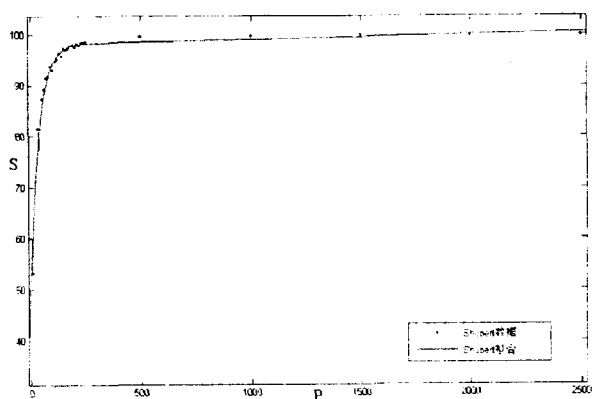


图 2 求解精度 - 种群大小拟合图

从表 2 可以看出:求解精度 - 种群大小曲线拟合的  $R - \text{square}$  值很高(接近于 1),可以说明求解精度 - 种群大小的函数关系为:

$$f(x) = a * \exp(b * x) + c * \exp(d * x)$$

其中  $a, b$  为正值,  $a$  值较大,接近于 100,  $b$  值很小;  $c, d$  为负值。从而保证种群在 10~100 时,求解精度上升很快,种群在 100 以上,求解精度上升较慢。

#### 5 结束语

过早收敛是遗传算法的主要局限性。扩大种群可有效避免过早收敛,即“撒大网捕小鱼”,但网的大小与捕获精度之间的函数关系人们研究不多。

文中使用 Matlab7.0 遗传算法工具箱,收集 Shubert 函数的遗传算法求解精度随种群增大而变化的实验数据,以高精度拟合出它们的函数关系,揭示出求解精度 - 种群大小的函数关系的规律,对于优化算法参数具有较强的指导价值。

#### 参考文献:

- [1] 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社,1999.
- [2] 雷英杰,张善文,李续武,等. 遗传算法工具箱及应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2005.
- [3] 王晓平,曹立明. 遗传算法—理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社,2002.
- [4] 陈国梁,王煦法,庄镇泉,等. 遗传算法及应用[M]. 北京:人民邮电出版社,1996.
- [5] 傅鹂. 数学实验[M]. 北京:科学出版社,2001.

(上接第 95 页)

#### 参考文献:

- [1] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1996.
- [2] 王永骥,涂健. 神经网络控制[M]. 北京:机械工业出版社,1998.
- [3] 陈详光,裴旭东. 人工神经网络技术及应用[M]. 北京:中国

电力出版社,2003.

- [4] Buckley J J. Stability and fuzzy controller[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 77: 167-173.
- [5] Wu Y, Shi H B. Fuzzy rules acquisition and parameters evolution based on fuzzy neural networks[A]. UCNN'99[C]. Washington D. C., USA: [s. n.], 1999.