

。 开 发 与 应 用 。

高炉异常炉况神经网络专家系统*

刘金琨 王树青

Neural Network Expert System of Blast Furnace
Abnormal Conditions Judgement

Liu Jinkun Wang Shuqing

摘 要 采用神经网络来表达高炉专家系统的模糊规则及其隶属函数,生成的网络用于实现模糊推理,从而实现自动修改隶属函数,模拟模糊规则。采用本系统可实现快速的无匹配模糊推理并具有较强的学习能力。
关键词 高炉,神经网络,专家系统

ABSTRACT The fuzzy rules and membership functions are derived into a layered neural network which is trained by back-propagation algorithm to modify the membership functions and simulate the fuzzy rules. Fast inference without rules matching process and better learning ability can be realized by this system.

KEY WORDS blast furnace, neural network, expert system

用人工智能技术实现高炉的控制,是当今高炉计算机控制的发展方向^[1]。高炉专家系统是基于传感器型的在线实时专家系统。传统的高炉专家系统是利用产生式规则来表达知识,其推理方法为采用基于规则匹配的专家系统(MYCIN)推理方法,由于其庞大的规则搜索、匹配时间要占全部推理时间的90%^[2],系统的实时性较差,在高炉实时性和动态环境下,产生式系统的推理速度尤其不能满足要求;高炉专家系统规则的前提参数是通过隶属函数进行模糊处理,其隶属函数的设定是主观的,不精确,当具有相同结论的规则匹配时,由于采用加权综合运算,学习能力较差。为改善这种情况,必须开发高效的算法和结构。

采用神经网络进行模糊推理,结论的可信度由各条规则结论的可信度非线性组合而得,可实现更合理的可信度传播;利用神经网络的并行处理特性进行模糊推理,神经网络的并行数学计算过程取代

了传统专家系统符号处理中的匹配搜索、回溯等过程,因而具有更高的推理效率^[3];采用神经网络可实现隶属函数的精确模拟;利用神经网络的学习能力可很容易地实现隶属函数和模糊规则的自学习,从而满足高炉专家系统知识库的动态特性,提高高炉专家系统的适应能力。为此,作者建立了高炉异常炉况神经网络专家系统

1 传统高炉专家系统的知识表达与推理

由于高炉炉况判断的操作经验多属因果性判断,因此高炉专家系统的知识宜采用产生式规则来表达,其形式为: IF (前提) THEN (动作) [或 (结论)]

在高炉专家系统中,存在下述 3 种类型的产生式规则:

IF A THEN B

* 清华大学智能技术与系统国家重点实验室开放课题和中国博士后科学基金资助项目
作者单位: 浙江大学 (Zhejiang University)
联系人: 刘金琨, 博士后, 杭州 (310027), 浙江大学工业控制技术国家重点实验室
©1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

IF A_1 AND A_2 AND..... A_n THEN B

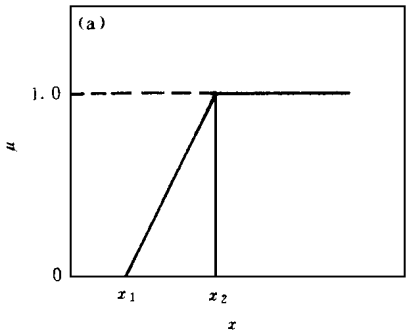
IF A_1 OR A_2 OR..... A_n THEN B

其中, A_1, A_2, \dots, A_n 为前提; B 为结论

例如, 有下述两条规则: IF 透气性差 AND 料速呆滞 THEN 悬料; IF 料速增大 OR 负荷加大 THEN 炉热水平下降

由于高炉参数的取值是连续的, 且高炉炉内状况非常复杂, 影响高炉状态的参数很多, 无法确切知道每个参数对高炉状态的影响到底有多大, 因此这种影响是模糊的。针对高炉参数对异常炉况的影响方式, 采用模糊数学中隶属函数的方法来表示高炉参数影响的模糊性^[4]。根据高炉的实际情况, 可选用多种隶属函数, 如可采用如下 2 种隶属函数:

① 升型: 即当参数值越大时, 参数对结论的影响程度越大 [见图 1(a)]



$$\mu_-(x) = \begin{cases} 0 & x < x_1 \\ \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} & x_1 \leq x \leq x_2 \\ 1 & x > x_2 \end{cases} \quad (1)$$

② 降型: 即当参数值越大时, 参数对结论的影响程度越小 [见图 1(b)]

$$\mu_-(x) = \begin{cases} 1 & x < x_1 \\ \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} & x_1 \leq x \leq x_2 \\ 0 & x > x_2 \end{cases} \quad (2)$$

其中, x_1, x_2 为参数的阈值。 x_1, x_2 首先依据专家经验给出, 并可在系统运行中修正; $\mu_-(x)$ 为参数 x 的隶属度。

参数经过模糊处理后, 便可用于高炉专家系统的推理。作者在文献 [5] 中采用了基于 MYCIN 的推理方法, 实现了对高炉专家系统的符号化推理。

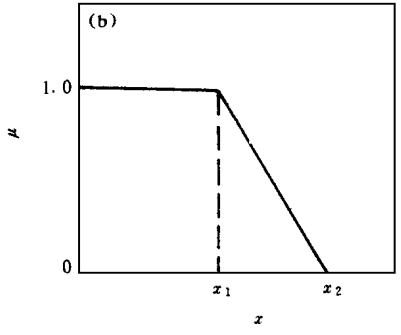


图 1 隶属函数

(a) 升型; (b) 降型

Fig. 1 Diagrams of subordinate functions

2 隶属函数及模糊规则的神经网络表达

利用误差后向传播神经网络, 即 BP 网络的 Sigmoid 函数及其网络结构^[6], 可实现高炉专家系统隶属函数及其模糊规则的表达, 生成一种新型的网络结构, 具体说明如下:

层 1 输入层。该层中每一个神经元表示一个输入变量, 神经元的个数等于模糊规则前提中出现的变量 (高炉参数) 的个数。该层神经元直接将输入值传递给下一层的神经元, 故

$$F(X_i) = X_i \quad (3)$$

其中, F 为该层神经元的作用函数; X_i 为输入变量

层 2 前提隶属函数层。该层神经元用于模拟隶属函数。采用 Sigmoid 型函数可实现模拟隶属函数。由于升型、降型隶属函数都属于单调函数, 分别用一个神经元来模拟, 如图 2 所示。神经元的作用函数为

$$F(X_i) = \frac{1}{1 + e^{-S_i/c}} \quad (4)$$

其中, $S_i = \sum_j W_{ij} \cdot a_j$; W_{ij} 为前一层中第 i 个神经元和本层中第 j 个神经元之间的连结权; a_j 为前一层中第 j 个神经元的输出; c 为阈值

由于神经网络具有学习功能, 在网络的学习过程中可通过调整 Sigmoid 型函数来实现隶属函数的不断修正。

层 3 前提层。该层神经元用于实现规则的前件命题, 神经元是线性的, 即

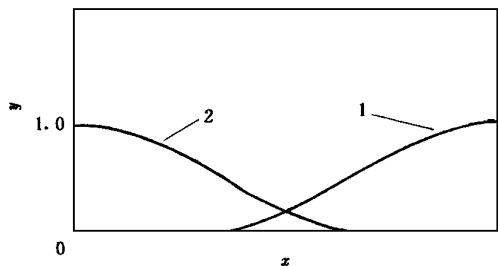


图 2 隶属函数的模拟

1—升型; 2—降型

Fig. 2 Simulations of subordinate functions

$$F(S_i) = S_i \quad (5)$$

其中, $S_i = a_i$; a_i 为前提隶属函数的输出值。该层神经元的作用是将隶属函数的输出值传递给下一层的神经元。

层 1~层 3 实现了规则前提隶属函数的神经网络表达。

层 4 规则层。若规则中的前提以 OR 连接, 则将此规则 OR 链撒开, 扩展成若干独立的或以 AND 连接的规则。神经元的个数等于模糊规则的个数, 神经元的作用函数是线性的, 用于实现规则前提的匹配。所以, 该层神经元完成模糊“与”运算, 即

$$F(S_i) = S_i \quad (6)$$

其中, $S_i = \min(a^1, a^2, \dots, a^n)$; a^1, a^2, \dots, a^n 为各输入变量隶属函数的输出值。

层 5 输出层。该层神经元通过 S 型作用函数, 实现点火规则的综合, 从而模拟由多条规则所共同的结论。层 4 中的每一个神经元与层 5 中表示相应结论的神经元相连接, 从而实现具有相同结论的多条规则结论可信度的非线性组合, 其作用函数与式 (4) 相同。

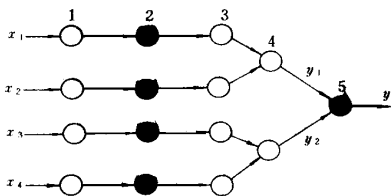


图 3 两条模糊规则的神经网络的模拟

○ 线性神经元; ● S 神经元

Fig. 3 Neural network simulation of two fuzzy rules

利用上述神经网络的结构, 可实现高炉专家系统模糊规则的神经网络表达。图 3 示出具有两个前提条件的两条规则 (结论相同) 的神经网络表达。图中模糊规则可表示为: IF X_1 AND X_2 THEN Y 。采用该方法, 可模拟如下两条规则:

IF 透气性指数下降 AND 料速下降 THEN 悬料
IF 冷风流量下降 AND 炉顶温度升高 THEN 悬料

3 高炉神经网络模糊推理系统的实现

根据上述讨论, 可将模糊规则转变为神经网络, 建立神经模糊推理, 具体可分为如下几步: ① 构造用于实现规则前提隶属函数的子神经网络; ② 根据子神经网络及其知识库中的规则, 为每一条规则产生相应的子神经网络; ③ 将各规则的所有子神经网络合并, 生成结果神经网络; ④ 清晰化结果神经网络, 生成最终网络输出; ⑤ 保存上述网络结构及参数供推理和学习使用。

根据神经模糊推理的建立方法, 可建立高炉神经模糊推理系统。高炉专家系统的推理具有多输入 (工艺参数)、多输出 (炉况异常类型) 的特点, 如图 4 所示为用于判断“悬料”、“管道”和“崩料”的网络图。每一种异常炉况的判断都是由多条规则共同作用的结果, 用于高炉炉况判别的神经网络模糊推理系统如图 5 所示。

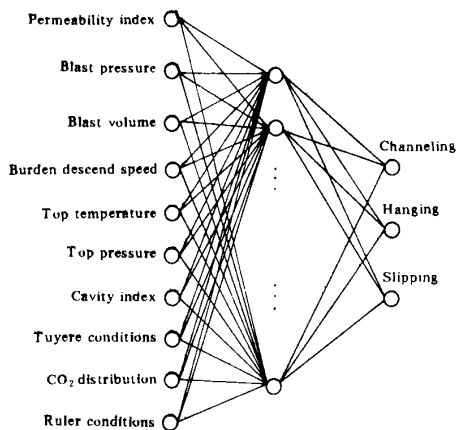


图 4 高炉异常炉况判断网络

Fig. 4 Network of blast furnace abnormal condition judgement

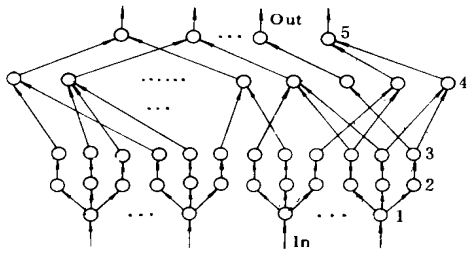


图 5 神经模糊推理系统

Fig. 5 Neural-fuzzy inference system

采用 FORTRAN 语言编程,实现了神经网络表达与推理^[7]。将模糊规则和隶属函数导入神经网络后,便可以用神经网络来解决高炉炉况判断中的实际问题。然而,推理结果常不令人满意,因此有必要进行学习。根据 BP 网络的学习算法,学习过程可分为两个阶段:①根据式(3)~(6)把网络输入转换成输出;②误差回转,直到学习误差满足要求为止。

通过网络的学习,可实现规则前提隶属函数的自动修改和模糊规则的学习,并可从学习后的网络中抽取隶属函数和模糊规则。由于高炉冶炼过程时刻处于动态环境下,外界条件经常发生变化,因此需

要经常对其知识库进行学习。

4 结 论

(1)采用神经网络的方法实现了高炉异常炉况专家系统的知识表达和推理,建立了高炉神经网络专家系统并实现了软件的开发。

(2)该系统能够实现快速的无匹配模糊推理;能够实现隶属函数的自动修改和求精模糊规则;能够实现比传统方法更有效的可信度传播;能够自动进行模糊规则、隶属函数与神经网络之间的相互转换

(1998年 6月 8日收到修改稿)

参 考 文 献

- 1 刘金琨,邓守强. 钢铁研究学报, 1995, 7(5): 80
- 2 李明树,唐朔飞,石 森等. 自动化学报, 1994, 20(3): 371
- 3 Lin C T, George C S L. IEEE Trans. on Computers, 1991, 40(2): 1320
- 4 贺仲雄. 模糊数学及其应用. 天津: 天津科学技术出版社, 1985. 370
- 5 刘金琨,邓守强. 软件, 1996, (7): 40
- 6 史忠植. 神经计算. 北京: 电子工业出版社, 1993. 65
- 7 刘金琨,邓守强. 软件, 1996, (8): 46

本 刊 启 事

为了方便读者订阅,本刊除参加邮局统一发行外,还参加了“全国非邮报刊联合征订”,并编入《全国非邮发报刊联合征订目录》。该目录编入了 70% 以上的非邮发报刊,内容覆盖了自然科学和社会科学的全部领域,分综合版、社科版、科技版和电脑版四种版本出版。需要者向半导体杂志社全国非邮发报刊联订服务部函索即寄(免费)。《目录》中所列期刊均已全权委托该部收订,所有刊物均不破季订阅。本刊特此通告读者,可直接汇款向该部订阅,不必先索取《联订目录》,本刊年订价 48 元。该部的地址及银行账号如下:

户头全称: 联订服务部

账 号: 605248-1-003734

开户银行: 工商银行天津市尖山分理处

邮政编码: 300220

电话及传真: (022) 28345545

地 址: 天津市陈塘庄岩峰路电子部 46 所

半导体杂志社