

文章编号:1000-582X(2005)05-0063-05

人工智能高炉冶炼过程专家系统*

施金良, 贾碧, 余群威, 兰寿兵

(重庆科技学院 冶金与材料学院, 重庆 400050)

摘要:为了用现代技术提升传统产业,实现炉况判断自动化和操作标准化,从人工智能、知识工程和模糊数学的理论出发,开发了一个用于高炉各种炉况故障判断与操作指导的综合专家系统。该系统用 C++ Builder 实现并与现场生产画面结合,采用菜单操作方式,人一机界面方便灵活。在仿真系统上通过现场生产数据的调试与运行表明,该系统准确可靠,能给出高炉各种故障状态的预报和相应的操作指导。

关键词:人工智能;专家系统;高炉炼铁

中图分类号:TF543

文献标识码:A

高炉炼铁生产要实现高产、优质、低耗、长寿的总目标必须保持炉温充沛稳定,炉况顺行和炉体状态良好。而高炉状况判断自动化和操作标准化正是炉温稳定,炉况顺行和炉体状态保持良好的有力保证。由于高炉过程的复杂性,在炉况正常时采用高炉冶炼过程数学模型实现高炉状况判断的自动化命中率较高;但在异常炉况时,这种不均匀、非线性、强耦合的惰性系统,常常出现偏差。所以,为了实现高炉生产状况判断自动化和操作标准化,必须研制开发建立在人工智能、知识工程和模糊数学基础上的专家系统^[1]。尽管国外在高炉冶炼专家系统研究方面取得一定的成功,但国内尚处于起步阶段。国外较好的专家系统对炉况判断的命中率一般为 80% 以上^[2],并且价格昂贵,还不能适应我国各高炉的特点,所以必须结合我国的国情,开发适合我国大、中、小型高炉的冶炼过程专家系统。因此,系统包括了炉热状况、顺行状况和炉体状态 3 个方面的高炉状况判断和操作指导子专家系统。

1 专家系统的设计与特点

1.1 专家系统的结构特点

图 1 为系统的总体结构,主要包括数据采集与处理、数据库、知识库、推理机、知识咨询与解释及知识库

管理系统等^[3]。

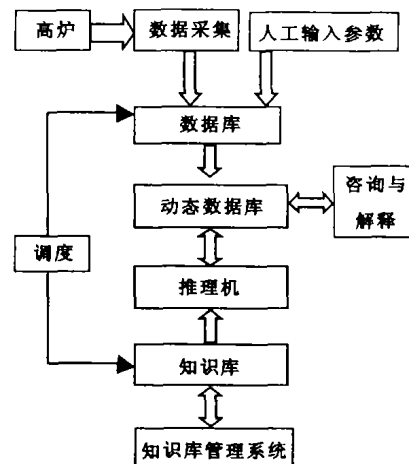


图 1 系统的总体结构

1) 数据采集

采集各种传感器数据。

2) 人工输入参数

由现场操作人员输入传感器采集不到的数据和人工观察参数。

一般专家系统在征兆参数的选取方面只考虑传感器采集参数和少量的人工输入参数,这对传感器较多的大高炉炉况判断命中率影响可能会小些;但对传感

* 收稿日期:2004-12-22

基金项目:重庆市教委资助项目(001002)

作者简介:施金良(1963-),男,浙江杭州人,重庆科技学院高级工程师,硕士研究生,主要从事自动化与高炉冶炼专家系统、仿真系统的研究。

器较少的中小高炉的炉况判断的命中率影响很大。此外,有经验的现场操作人员,对风口、渣口的观察,出铁、出渣情况的观察及高炉外部状况的观察所获得的信息对炉况诊断是大有帮助的,而以往的专家系统一般均未考虑这部分人工观察参数并且人工输入参数也考虑得不太多。因此,文中的专家系统在征兆参数的选取方面有独到之处,除了 26 个传感器参数外,还选择了铁水温度、[Si] 含量、[S] 含量、渣温、综合负荷、焦比、理论和实际的出铁量、出渣量、冷却水温差等 22 个人工输入参数和上渣量、下渣量、打泥量、风口暗、风口活跃、铁水流动性、炉渣流动性、各段的冷却设备及炉皮情况等 44 个人工观察参数,这就消除了由于征兆参数选取不妥而对命中率造成的误差。对于人工输入参数和人工观察参数,现场操作人员可按一定的周期由人机对话框很方便地输入计算机中。

3) 数据处理

数据处理的目的是为知识库、推理机提供较为确切的参数,包括传感器数据的平滑处理、复合参数计算、特征参数计算等^[4]。

以往专家系统在特征参数的抽取方面仅考虑了参数的平均值、变化梯度和波动量,众多征兆参数的特征仅用以上 3 个参数是无法准确表达的。因此,又会造成炉况诊断命中率的误差。该专家系统紧密结合中小型高炉的具体情况,除了抽取常规的 3 个征兆参数外,还抽取了参数的最大值、最小值、最大值和最小值之差、实际料线 with 规定料线之差、同一时刻径向 N 点和周向 N 点的平均值、参数的相对大小、料速及瞬时值等特征参数,有利于提高该综合专家系统炉况诊断的命中率。

4) 数据库

用于存放高炉传感器参数、人工输入参数和人工观察参数的瞬时值和最近一段时间的值,采取挤出式保存方式。

5) 知识库

用于存放高炉炉况判断及操作指导的专家知识和元知识。专家知识由 21 个炉况故障知识模块构成,每一种炉况故障知识模块的知识包括框架和一组规则的集合,具有独立性。元知识由炉况故障知识模块名称、启用模块的时间间隔及定时器组成,这些定时器根据各知识模块的启用周期定时发出推理请求信号。

知识库以一个个文件的形式存放于外部介质上,与系统的其他程序完全分离,知识库的独立性与知识模块化形式相结合,不仅使知识库的维护工作非常简便,可在线进行以及系统的柔软度大大提高,而且知识

库的容量不受内存的限制。

6) 调度

在接到推理请求信号后,决定将哪个炉况故障知识模块调入动态数据库,同时将与相应炉况对应时间段的各参数调入动态数据库,以供推理机使用。

7) 动态数据库

用于存放与当前推理模块周期相对应的参数的瞬时值,数据处理模块,当前推理模块知识,数据预处理后的值,推理的中间结果和最终结果。除了数据处理模块常驻其中外,动态数据库中的其余内容全部随着推理模块的变化而不断更新。

8) 知识咨询与解释

专门负责向用户解释专家系统的行为和结果。通过人机交互,用户不仅可以学习高炉专家判断炉况的方法,并且还可以检查知识^[5]。

系统不仅能对数据库和推理过程进行查询,而且还能将已经发生的各种异常状况的相关资料保存于历史故障查询中。通过历史故障查询,一方面可培养现场操作人员分析问题、解决问题的能力,提高他们的操作水平;另一方面,可进行离线仿真和为下一代炉龄操作制度的制定提供依据。

9) 知识库管理系统

其功能包括知识库的建立、删除、重组;知识的获取、维护、查询、更新;以及对知识的检查等。

1.2 专家系统的组成特点

系统采用 C++ Builder 语言编程实现,并移植了生产现场监控画面。整个系统采用菜单驱动方式并结合了 C++ Builder 语言方便的窗口功能,使人—机交互环境生动、直观。

1.2.1 专家系统的组成

为了全面地对整个高炉冶炼过程进行判断和处理,同时也为下一步开发高炉过程多智能体控制系统作准备,结合中小型高炉的特点,开发了炉热状况、运行状况及炉体状态判断和操作指导 3 个子专家系统。这 3 个子专家系统构成了一个综合的专家系统,它涵盖了中小型高炉冶炼过程的全部异常炉况共 21 个,是迄今为止,诊断炉况最多和考虑最全面的专家系统,其基本组成如图 2 所示。

1.2.2 知识的表示

知识库中的知识表达为框架与产生式规则相结合的方式。框架用于描述过程参数在形成某种炉况故障时所表现的特征,产生式规则用于描述专家在判断炉况和指导操作时的逻辑推理过程。

用来说明高炉当前状态的各种参数,在系统推理

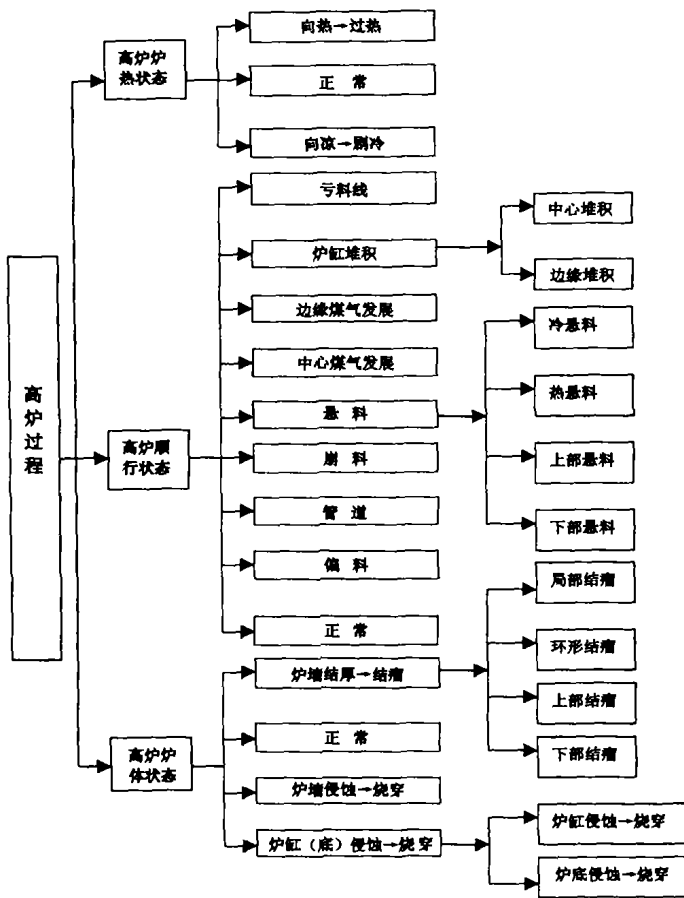


图 2 高炉冶炼专家系统组成

之前被调入动态数据库中,通过每个参数的相应框架对该参数进行处理,将处理结果作为本时刻推理的初始环境信息(或称为事实)。

高炉内状况非常复杂,对炉子各种故障状态的影响因素和参数也非常多,无法确切地知道每个参数对高炉状况是否产生影响和影响的程度,因为这种影响是不确定的。为了更合理地将高炉专家不精确的、模糊的知识进行量化,系统定义了 4 种隶属函数^[6](模糊函数)来表示各个参数对高炉故障状态影响的不确定性。

1) A 型

又称 1 型,其隶属函数随相应变量的变化趋势如图 3 所示。

其隶属函数的表达式如下:

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

2) B 型

又称 0 型,其隶属函数随相应变量的变化趋势如

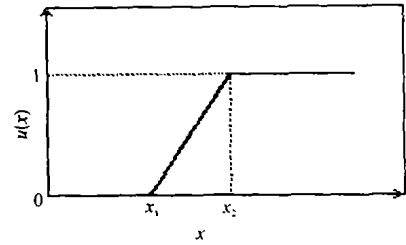


图 3 1 型隶属函数随变量的变化趋势

图 4 所示。

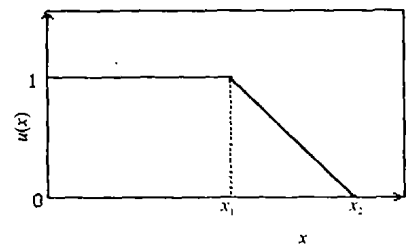


图 4 0 型隶属函数随变量的变化趋势

其隶属函数的表达式如下:

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

3) C 型

又称 3 型,其隶属函数随相应变量的变化趋势如图 5 所示。

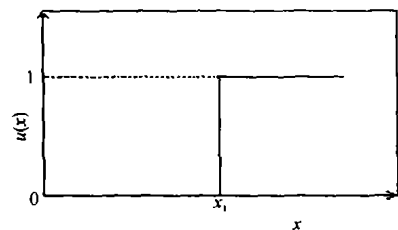


图 5 3 型隶属函数随变量的变化趋势

其隶属函数的表达式如下:

$$u(x) = \begin{cases} 0 & (0 \leq x \leq x_1); \\ 1 & (x > x_1). \end{cases} \quad (3)$$

4) D 型

又称 2 型,其隶属函数随相应变量的变化趋势如图 6 所示。

其隶属函数的表达式如下:

$$u(x) = \begin{cases} 1 & (0 \leq x \leq x_1); \\ 0 & (x > x_1). \end{cases} \quad (4)$$

在知识库中存放的有关炉况判断和操作指导的专家知识是以产生式规则表达的。由于对高炉炉况认

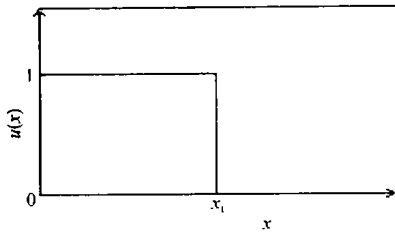


图6 2型隶属函数随变量的变化趋势

识的局限性,某些随机干扰因素的影响及某些概念还存在模糊性等,使得专家知识具有不确定性。为了表示高炉专家不确定的知识,引入了相关度和可信度的概念。

例如,炉子向凉的判断和操作可用如下产生式规则表示:

IF (风量升高 AND 风压降低 OR 透气性指数升高) AND 料速增加 AND 炉温降低 …… ,

THEN 炉子向凉, CF = 0.8

其中 CF 为高炉向凉的可信度大小。

IF 高炉向凉 THEN 逐渐提高风温 AND 降低湿度 AND 提高富氧率。

IF 处理 2 h 后料速仍超出正常 THEN 降低风量。

……………

1.2.3 推理机及不精确推理方式

推理机就是实现(机器)推理的程序。这里的推理是一个广义的概念,它既包括通常的逻辑推理,也包括基于产生式的操作。

该系统采用目标驱动的反向推理方式。由于高炉数据的不确定性及专家知识的不确定性,所以在系统中建立了不确定性推理模型。推理机在问题的求解过程中,根据各证据之间的逻辑关系动态地生成一个树状的推理网络,树的根节点为所需判断的炉况故障状态,即总目标,树尖的叶节点为证据节点,每生长出一个证据节点就要搜索与之对应的事实和它们的隶属度,求出该证据为真的可信度值,然后向其父节点传播。因此,该目标驱动的推理机,其工作过程就是不断建立目标和传播可信度,直至求出总目标的可信度。系统判断悬料时所产生的部分推理网络见图7。

当通过若干事实的隶属度求证据节点的可信度和通过各证据节点的可信度求总目标的可信度时,考虑到各个证据之间的逻辑关系,分两种情况:当为逻辑与关系时取小,当为逻辑或关系时取大。

1.3 系统设计的灵活性

1) 参数阈值的调整

当生产过程中原燃料条件发生波动或设备故障引

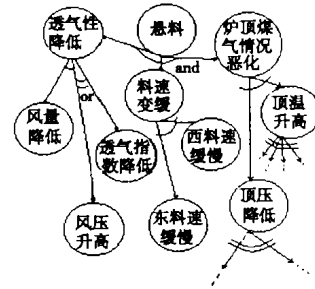


图7 悬料的部分推理网络

起炉况征兆参数发生变化时,系统的设计使现场操作人员能够很方便的对每个参数的阈值进行相应的调整,从而保证专家系统的命中率始终维持在一个较高的水平并不断地提高。完全克服了以往专家系统由于各炉况征兆参数的阈值只能由系统设计者调整,致使专家系统的命中率在运行之初较高,但随着时间的推移各征兆参数的阈值调整不能跟上炉况的变化,从而使专家系统的命中率越来越低的致命弱点。

2) 采样和诊断周期的调整

系统的设计使现场操作人员能够很方便地根据具体情况调整数据采样周期和诊断周期,从而有利于提高命中率。

开发小组成员由炼铁专业、自动化专业、计算机专业人员和高炉现场操作专家组成。保证了各方面知识的有机结合,融会贯通;有利于抓住高炉冶炼过程的本质和系统设计及系统管理的本质;加上实验室中有自行研制开发的仿真系统作为本专家系统的调试工具,所以,保证了本系统的命中率较高。

2 系统的调试与验证

在采集现场数据时,一方面要把传感器采集的异常炉况数据和正常炉况数据拷贝回来;另一方面要把所需要的人工输入参数收集回来;还要把现场操作人员按一定周期所获得的人工观察参数记录回来。以采集国内某钢铁公司5号高炉的现场生产数据为例,将采集的传感器参数安装在仿真系统的教师机上并通过人机对话框将相应的人工输入参数和人工观察参数输入仿真系统的教师机内,而专家系统则安装在学生机上。教师机不断地将现场生产数据发送给学生机,专家系统不断地接收现场生产数据,就象生产现场值班室中的监控计算机不断采集到现场生产数据一样,并且其监控画面同生产现场一致。专家系统按一定的周期对所接收的现场生产数据进行判断,给出炉况正常或异常程度的结论,并给出相应的操作指导。即通过仿真系统对该专家系统进行调试、验证。这就避免了直接到现场调试对高炉生产的影响,并且采集不同高

炉的现场生产数据就能调试其相应的专家系统。

用于高炉各种状况判断的征兆参数包括 26 个传感器参数、22 个人工输入参数和 44 个人工观察参数。各种炉况故障的知识模块共 21 个。其中除了向热过热、向凉剧冷的推理时间间隔为 10 min, 炉缸堆积为 30 min, 炉墙结厚结瘤、炉墙侵蚀烧穿、炉底侵蚀烧穿的推理时间间隔为 60 min 以外, 其余炉况的推理时间间隔均为 2 或 3 min。

系统规定:各故障状况的知识库中每条规则均对判断本异常炉况有利,即规则的相关度值为 $0 \leq RF \leq 1$, 所以可信度的值为 $0 \leq CF \leq 1$ 。为了直观起见,系统将判断结果和操作指导显示于屏幕上,其中判断结果是以彩色棒状图和 CF 曲线的形式表达;操作指导则以产生式规则的形式表达,但必须将引起炉况故障的真实原因同知识库中产生式规则的前提相匹配后才能给出相应的操作指导,具体表达详见表 1。当发生炉况故障时,同时进行声光报警;此外,可根据用户的需要,随机打印判断结果和操作指导。

表 1 判断与处理结果显示

炉况故障	棒状图	CF 曲线	操作指导
悬料			If 发生上部悬料 then 高压改为常压
⋮	⋮	⋮	⋮

说明: $0 \leq CF \leq 0.4$: 棒状图呈绿色, 为安全区;
 $0.4 < CF \leq 0.6$: 棒状图呈黄色, 为注意区;
 $0.6 < CF \leq 1.0$: 棒状图呈红色, 为事故区。

该高炉大修后在 2003 年 1~4 月的生产中, 发生炉况故障的次数较多, 特别是 1 月 24 日、2 月 6 日、2 月 10 日、3 月 1 日和 5 月 2 日这几天炉况极不稳定, 作者结合该高炉操作人员的实践经验, 确定了各参数的特征和模糊函数, 在实验室中的仿真系统上对该系统进行了实际验证。将专家系统判断的结果与生产现场实际发生的故障进行比较, 发现该专家系统判断炉况故障的命中率达 80% 以上。现将各炉况故障判断命中率的统计结果列于表 2 中。

采集 2003 年 1~4 月的生产现场数据, 在实验室中的仿真系统上, 对该综合专家系统进行调试与验证的结果表明, 该综合专家系统对炉热状态、顺行状态和炉体状态等各种故障预报的命中率较高; 该高炉 1~4 月未发生炉缸堆积、崩料、炉墙结厚、结瘤、炉墙烧穿、

炉缸和炉底烧穿等炉况故障, 与该系统的调试预报结果相吻合。

表 2 各炉况故障命中率统计(2003 年 1 月~4 月)

炉况故障类别	预报次数(样本数)	命中次数/次	误(漏)报次数/次	命中率/%	综合命中率/%
向热—过热	16	13	3	81.25	
向凉—剧冷	14	13	1	92.86	
亏料线	5	4	1	80.00	
边缘煤气发展	7	6	1	85.71	87.05
中心煤气发展	7	6	1	85.71	
难行—悬料	12	10	2	83.33	
管道	8	7	1	87.50	
偏料	3	3	0	100.00	

3 结 论

1) 将人工智能、知识工程和模糊数学理论应用于传统的高炉炼铁工业过程, 成功地开发了用于中小型高炉各种故障判断与操作指导的综合专家系统, 在高炉实际验证中效果良好, 判断炉况故障的命中率达 80% 以上。

2) 综合专家系统能够全面系统地判断高炉过程的各种故障, 并给出相应的操作指导, 在专家系统的构成、征兆参数的选择、特征参数的抽取、历史故障的查询、参数阈值的灵活调节等方面有所突破。

3) 该专家系统适应性强, 结合各高炉操作专家的经验、现场数据及设备水平, 通过自行研制的仿真系统的调试, 就可开发出适应各种中、小型高炉需要的专家系统。因此, 具有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] 杨尚宝, 刘文权. 人工智能在高炉控制中的应用[J]. 炼铁, 1994, (5): 43-47.
- [2] 毕学工. 高炉过程数学模型及计算机控制[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1996.
- [3] 廉师友. 人工智能技术导论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2000.
- [4] 吴今培. 智能故障诊断与专家系统[M]. 北京: 科学出版社, 1997.
- [5] 戴嘉惠. 鞍钢高炉异常炉况专家系统及应用[J]. 炼铁, 1994, (1): 25-28.
- [6] 冯冬青, 谢宋和. 模糊智能控制[M]. 北京: 化学工业出版社, 1998.

1998, (6): 7-40.

[8] 王元珍,熊已兴.多数据源数据仓库的一致性维护算

法——Strobe算法的改进[J].计算机工程与应用,2002,
(1):211-21.

Materialized View Maintenance and Drill - down at the warehouse span multiple sources

CHEN Jin-yu, WANG Qi-xing

(1. College of Automation; 2. College of Computer, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: The consistency of view maintenance and drill - down at the warehouse span multiple sources is studied. So the wide strongly consistent algorithm M-Glide is introduced, which imposes an action list to record the updating sequel sets, and uses version control and compensating mechanisms, along with acknowledgement mechanisms, to synchronize the data refreshments between data sources and data warehouse. The authors illustrate the application of the algorithm by a typical example.

Key words: algorithm M-Glide; data warehouse; materialized views; compensate techniques; OLAP query

(编辑 吕赛英)

~~~~~  
(上接第67页)

## Expert System for Artificial Intelligence Blast Furnace Smelting Process

SHI Jin-liang, JIA Bi, YU Qun-wei, LAN Shou-bing

(ChongQing Polytechnic College, Chongqing 400050, China)

**Abstract:** In order to upgrade traditional industry and realize the automation of furnace condition judgement and standardization of operation, an expert system for various furnace conditions and breakdown judgement and operation guidance on blast furnace are developed based on the theory of artificial intelligence and knowledge engineering. The system is fulfilled through C++ Builder and combined with the actual production picture. The system has efficient and convenient man-machine interface by using menu operation method. The testing and operation of actual production data in simulation system indicate that the system is exact and reliable and can provide both the warning of various furnace breakdown and corresponding operation guidance.

**Key words:** artificial intelligence; expert system; blast furnace smelting

(编辑 陈移峰)