

文章编号: 1001-0920(2005)07-0794-04

一类复杂工业过程的智能预报模型及其应用

严爱军, 岳恒, 赵大勇, 柴天佑
(东北大学 自动化研究中心, 沈阳 110004)

摘要: 针对复杂工业过程中关键变量的测量问题, 基于智能技术提出一种由数据采集与处理模块、决策支持模块、预报模块、在线校正模块以及效果评价模块组成的智能预报模型, 并将该模型用于竖炉焙烧过程的优化控制与决策中。应用结果表明其维护费用低、实时性好、可靠性及精度高, 在很大程度上解决了关键变量测量困难的问题, 为选矿厂综合自动化系统的优化控制与优化运行奠定了良好的基础。

关键词: 神经网络; 专家系统; 智能; 软测量; 预报

中图分类号: TP **文献标识码:** A

Intelligent Prediction Model for a Class of Complex Industrial Process and Its Application

YAN A i-jun, YUE H eng, ZHAO D a-yong, CHA I T ian-you

(Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110004, China Correspondent: YAN A i-jun, E-mail: aiy2004@126.com)

Abstract: Based on intelligence technology, an intelligent prediction model is developed, which consists of five modules: Data collection and pretreatment, decision-making support, prediction, on-line modification and effect estimate. It is applied in the optimization decision and control for shaft furnace roasting process. Industrial application shows that it solves the problem of the measurement difficulty of the key variables to a great extent, and has low maintenance expense, good real time character, high reliability and perfectly precision. The model provides good foundation for the optimal operation and the optimal control of minerals processing factory.

Key words: Neural networks; Expert systems; Intelligent; Soft sensing; Prediction

1 引言

在实际生产过程中, 由于过程输出变量存在难以检测、测量滞后及昂贵的检测仪表等诸多问题, 给系统的控制效果及用户追求的产品质量带来了许多未知性, 如何解决这个问题已成为控制工程师面临的一大难题。目前, 软测量技术作为估计工业过程中一些不可测变量的有效方法, 正得到越来越多的应用^[1-3], 可在一定程度上替代昂贵并且效果不尽如人意的在线检测仪表。软测量技术的研究内容主要是针对某一过程, 讨论如何建立相应的数学模型。根据其建模的特点与作用, 可将这种数学模型称之为

预报模型

近年来, 由于智能技术(如神经网络、模糊控制、专家系统等)独特的优势, 使得智能方法在复杂工业过程的建模与控制中得到了广泛的研究与应用^[4-8]。神经网络虽具有逼近任意复杂非线性连续函数、信息并行处理以及自学习、自适应等智能特点^[5-7], 但在技术的实现上也存在一些问题, 如训练样本获取困难, 异常样本数据无法处理等。专家系统能发挥领域专家的经验与知识^[8], 将专家系统与神经网络技术结合使用, 根据工艺师的经验总结出若干规则补充到知识库, 以弥补神经网络对异常数据处理不足。如果将这两种技术结合运用, 就可以实

收稿日期: 2004-10-18; 修回日期: 2005-01-14

基金项目: 国家 973 计划项目(2002CB312201); 国家 863 计划项目(2004AA412030)。

作者简介: 严爱军(1970—), 男, 湖北当阳人, 博士生, 从事复杂工业过程的建模与智能控制; 柴天佑(1947—), 男, 兰州人, 工程院院士, 教授, 博士生导师, 从事自适应控制、多变量智能解耦控制等研究。

现优势互补的目的^[9]。

本文主要采用神经网络与专家系统技术,对复杂工业过程中的一类难以通过机理分析建模的关键变量进行智能建模,并将建立的智能预报模型应用于某选矿厂综合自动化系统的优化决策与控制中。应用结果表明,该预报模型在很大程度上解决了关键变量难以测量的问题,为选矿厂综合自动化系统的成功实施奠定了良好的基础,取得了预期的效果。

2 智能预报模型的结构及功能

2.1 智能预报模型的结构

不论是理论研究还是实际工程中的应用,建立预报模型首先要解决二次变量的选择、输入数据的预处理、预报模型的构造和预报模型的在线校正等 4 个问题,同时需要保证系统的适用性、可靠性、准确性及先进性,然后在此基础上进行各种条件实验并做出必要的调整。如果做好这些工作,那么所建立的预报模型不仅能保证需要的精度,而且对实际过程的优化决策与优化控制也会起到很重要的作用。

图 1 给出了能预测复杂工业过程关键变量的智能预报模型结构原理。图 1 中各符号的意义是: X 为神经网络预报模块和专家预报模块的输出, \bar{X} 为校正后的输出, Θ 是从分布式控制系统(DCS)得到的过程数据集合, \ominus 为通过化验模型得到的人工测量数据集合, e 为在线校正模块输出的在线校正参数, u 为控制输入, y 为控制对象的输出。

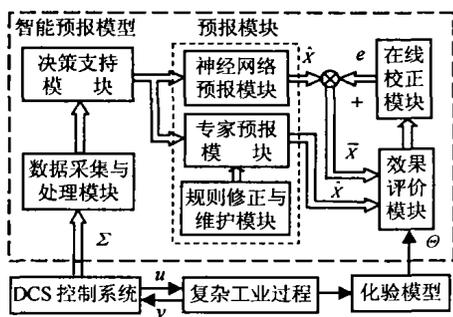


图 1 智能预报模型结构原理

2.2 智能预报模型的功能

对应图 1 所示的智能预报模型结构,其中各模块的主要功能如下:

1) 数据采集与处理模块 从现场采集的数据,通常存在各种干扰噪声,如仪表的零点漂移等。为了最大限度地避免这些噪声对建模时的干扰,必须对这些输入数据进行数据变换和误差处理,即数据预处理。在某些条件下,还需对预报模型的输出结果进行适当的处理。这是因为模型是在一系列假设的前提下得到的,不可能与实际情况完全一致,存在着模型误差。数据预处理的成功与否将对模型的可靠性

产生至关重要的作用。

2) 决策支持模块 根据数据采集与处理模块输出的数据进行判断决策,如果输入数据超出神经网络训练样本的范围,则启动专家预报模块工作,否则神经网络预报模块按编制的算法进行预报工作。

3) 预报模块 模型的常见建模方法有机理建模、基于状态估计建模、基于统计回归分析建模、基于神经网络建模及复合建模等。而机理建模等方法对复杂系统的建模来说显得无能为力,所以必须考虑其他方法进行此类建模问题的研究。

W arnes^[10]对几种黑箱建模方法进行了比较研究,发现神经网络算法所得的结果最为理想。由于神经网络的各种优良特性,使其在建立软测量这类预报模型的方法中有着极其广泛的应用^[11]。同时,在建模问题中应用人工智能的某些成熟的研究成果保证了系统的先进性。

下面针对在建模中广泛使用的 3 层 BP 神经网络如何构建神经网络预报模块作一般性介绍。网络结构如图 2 所示。

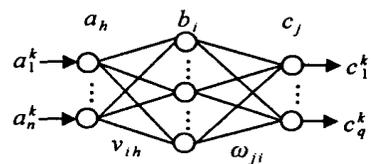


图 2 预报模块的 BP 网络实现

输入层与隐层间的各神经元权重用 v_{ih} 表示, $i = 1, 2, \dots, p$, p 为隐层节点数, $h = 1, 2, \dots, n$, n 为输入层神经元个数; 隐层与输出层间的各神经元权重用 w_{ji} 表示, $j = 1, 2, \dots, q$, q 为输出层神经元个数; c_j^k 表示目标输出。

主要的学习公式如下:

调整输出层各单元 c_j 的权值: 权值调整采用带惯性因子的调整公式, 则

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \alpha b_i d_j + \eta [w_{ji}(t) - w_{ji}(t-1)]; \quad (1)$$

调整隐层各单元 b_i 的权值: 权值调整采用带惯性因子的调整公式, 则

$$v_{ih}(t+1) = v_{ih}(t) + \beta a_h e_i + \eta [v_{ih}(t) - v_{ih}(t-1)]; \quad (2)$$

系统误差函数取均方差(MSE)函数, 即

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^q (c_j^k - c_j)^2. \quad (3)$$

式(1)~(3)中, α , β 及 η 分别表示学习因子及惯性因子, b_i 表示隐层各单元的输出生值, c_j 表示输出层各单元的实际输出值, d_j 表示输出层各单元 c_j 的一般化误差, e_i 表示隐层各单元 b_i 相对于每个 d_j 的

误差

通过上述公式的学习训练, BP 网络获得了需要进行预报的主导变量的知识, 便可对需要进行预报的主导变量进行预报

专家预报模块的作用体现在两个方面: 一是对神经网络预报模块不能发挥功能的输入数据进行输出预报; 二是当神经网络预报模块处于学习状态时, 专家预报模块保证系统的正常运行

按照专家系统的组成方式, 专家预报模块的核心同样包括知识库和推理机

知识库存储直接从领域专家或间接从书本获取的专门知识或数据, 为了使表示的知识具备可理解性、可访问性、可扩充性、相容性、正确性和简洁性, 选用广泛使用的产生式规则来作为知识的表示方法, 即

IF 前提 THEN 结论.

前提包括输入数据及信息, 结论就是所预报的主导变量输出值

推理机的功能是根据一定的推理策略从知识库中选择有关的知识, 对输入数据进行推理, 直到得出相应的结论为止. 推理策略主要采用由原始数据出发向结论方向推理的正向推理

在预报模块中, 规则修正及维护模块的功能是: 专家预报模块投入运行的过程中, 随着对象工艺参数等条件的改变, 原先可用的专家规则可能会变得不再适用于对象, 此时需要对专家系统进行规则修正及维护, 以保证专家预报模块能获得对象的变动信息, 给出正确可用的结果

4) 在线校正模块. 预报模型投入使用后, 随着时间的推移, 由于对象的特性及工作点会发生变化, 使得预报模型的输出发生漂移, 为此必须采取相应的校正措施, 以保证预报值的准确性. 不失一般性, 这里取在线校正参数为^[12]

$$e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i^* - \hat{X}_i). \quad (4)$$

其中: \hat{X}_i 为预报模型的输出, X_i^* 为实际测量值, 则校正后的输出为

$$\bar{X} = \hat{X} + e \quad (5)$$

这种校正方法的特点是易于实现. 按式(4)和(5)对神经网络预报模块的输出进行校正, 以补偿输出结果的漂移, 保证预报的精度. 此模块不对专家预报模块的输出进行校正, 原因是专家预报模块的输入输出数据最终要以训练神经网络的方式将这些知识隐性地补充到神经网络权值分布之中

5) 效果评价模块. 此模块接收神经网络或者专家预报模块的输出, 与化验模型得到的人工测量数

据进行比较, 如果误差超出所设上下限范围, 则按式(1)~(3)进行神经网络的训练学习

3 应用实例

酒钢选矿厂是铁精矿的生产厂, 年处理铁矿石 800 万 t, 矿石含铁品位 33%^[13]. 其中, 竖炉焙烧是该选矿厂生产过程的一个“瓶颈”. 该厂共有 22 台竖炉, 炉膛上部为预热带, 中部为加热带, 下部是还原带, 如图 3 所示

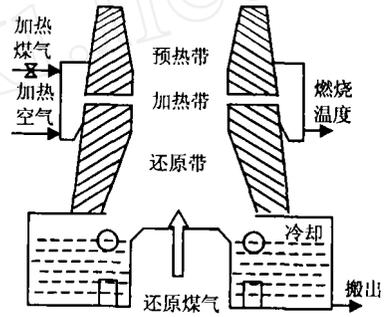


图3 竖炉工艺结构

影响产品质量的还原带温度不易在线连续测量, 因其中包括多种化学反应和物理变化, 又有易燃易爆的特点, 内部机理非常复杂, 使得还原带温度与众多输入变量的机理模型难以建立. 这就很难实现竖炉焙烧过程的实时优化决策与控制, 从而直接影响焙烧矿的质量. 采用上述介绍的智能预报模型可轻易地建立还原带温度与其他输入变量的描述关系, 从而实现对还原带温度的实时预报

通过对竖炉焙烧过程机理的分析, 并对应图 2, 确定 3 个输入变量(即二次变量), 即燃烧室温度、还原煤气流量以及搬出制度; 输出(即主导变量)是还原带温度. 将取自现场还原带温度的统计经验值及工艺方面积累的二次变量数据用以模型的训练, 通过输出结果的比较最终确定了 5 个隐层单元, 可以兼顾网络训练速度与收敛精度的要求

为考察预报模型的性能, 专门制定了还原带温度实际测量的方法, 从竖炉顶部将热电偶插入到还原带对其温度进行实际测量. 表 1 是对 10 天的预报结果与实测结果的对比(表中温度值均为当天的平均值, 实测值由人工计算得到, 预报值由程序处理得到), 从表中结果可以看出还原带温度的预报值与实测值的误差在 ± 5 之内, 证明所建立的智能预报模型的输出与生产实际需求是吻合的

通过对采集到的大量数据进行分析, 证明智能预报模型的输出可以满足生产实际的需要, 进而将此模型用于竖炉焙烧过程的优化决策与优化控制中. 图 4 为智能预报模型在实际应用中的一个实例, 图中 T_r 表示还原带温度设定值, T 表示还原带温度

表 1 还原带温度实测值与预报值对照

日期	燃烧室 温度 /	还原煤气 流量 /m ³ /h	搬出制度 min	温度实测 值 /	温度预报 值 /	误差
09-01	1005	2510	7	550	554	- 4
09-02	1 013	2 610	6	560	563	- 3
09-03	1 029	2 490	5	565	560	5
09-04	1 039	2 410	5	570	575	- 5
09-05	1 052	2 330	6	570	573	- 3
09-08	1 073	2 190	7	565	562	3
09-09	1 086	2 120	5	560	558	2
09-10	1 103	2 510	6	580	576	4
09-11	1 108	2 605	7	585	588	- 3
09-12	1 117	2 690	5	590	592	- 2

实测值 T_p 表示还原带温度预报值 图 5 给出了应用智能预报模型后的实际控制曲线

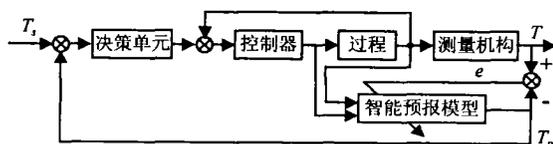


图 4 基于智能预报模型的优化决策与控制原理

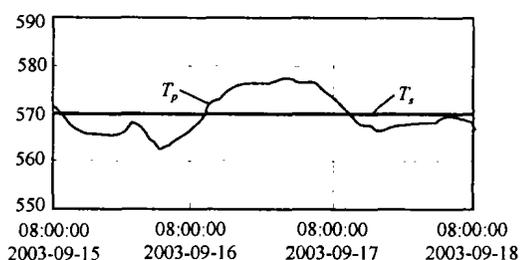


图 5 还原带温度的控制曲线

由于还原带温度的难以测量, 并且存在着大滞后, 使得在控制中不具备对这个关键变量实时监控的功能 用智能预报模型代替测量过程, 根据输入的二次变量(燃烧室温度、还原煤气流量及搬出制度)实时预报出还原带温度的大小, 然后与设定值进行比较, 由决策单元根据预先设定好的程序选择出最优(或次优)的控制策略, 即给出基础回路的设定值 控制器根据设定值与实测值对图 4 中的各被控对象进行稳定化控制 图 4 中的测量机构定期进行还原带温度的实际测量, 其作用是将给出的测量值 T 和智能预报模型的输出值 T_p 进行比较, 其差值 e 用于对预报模型的输出进行在线校正并进行预报模型的在线学习

由图 5 可以看出还原带温度被控制在设定值附近, 说明智能预报模型完全能够替代温度测量仪表在线实时工作, 满足工艺要求, 且其维护费用比检测仪表低 该预报模型的成功开发也为选矿厂综合自

动化系统的成功实施奠定了良好的基础, 保证了智能优化控制系统能实时得到还原带温度的预报值, 使工艺指标达到优化的目的

现场长期运行的效果表明, 优化控制系统的投运使得竖炉台时产率从 24 90 T/h 提高到 25 62 T/h, 竖炉的磁选管回收率提高 2%, 工艺指标较以往得到了显著提高 这充分说明上述的智能预报模型对竖炉焙烧过程的优化控制、优化运行和优化管理发挥了很大作用

4 结 语

本文针对复杂工业过程中关键变量难以测量的事实, 基于智能技术提出了由数据采集与处理模块、决策支持模块、预报模块、在线校正模块以及效果评价模块组成的智能预报模型, 并将建立的智能预报模型应用于竖炉焙烧过程的优化控制与决策之中, 具有如下特点:

1) 发挥神经网络与专家系统技术各自的优势, 建立了预报模型, 具有自学习的功能, 并具有一定的智能;

2) 预报模型在很大程度上解决了关键变量难以测量的问题, 可以替代检测仪表在线实时工作, 为选矿厂综合自动化系统的优化控制与优化运行奠定了良好的基础, 并可以在类似工业过程中推广应用

参考文献 (References)

- [1] Macvay T J. Contemplative Stance for Chemical Process[J] *Automation*, 1992, 28(2): 441-442
- [2] 王锡淮, 李少远, 席裕庚. 基于自适应模糊聚类的神经网络软测量建模方法[J] *控制与决策*, 2004, 19(8): 951-953
(Wang X H, Li S Y, Xi Y G. Neural Network Soft Sensor Modeling Method Based on Adaptive Fuzzy Clustering [J] *Control and Decision*, 2004, 19(8): 951-953)
- [3] Yoo C K, Lee I B. Soft Sensor and Adaptive Model-based Dissolved Oxygen Control for Biological Wastewater Treatment Processes [J] *Environmental Engineering Science*, 2004, 21(3): 331-340
- [4] Costa Branco P J, Dente J A. Fuzzy Systems Modeling in Practice [J] *Fuzzy Sets and Systems*, 2001, 121(1): 73-93
- [5] Prasad V, Bequette B W. Nonlinear System Identification and Model Reduction Using Artificial Neural Networks [J] *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27(12): 1741-1754
- [6] Goh A T C. Back-propagation Neural Networks for Modeling Complex Systems [J] *Artificial Intelligence in Engineering*, 1995, 9(3): 143-151

(下转第 802 页)

制器同样具有良好的控制效果,且很容易利用模拟元件或数字处理器来实现,性能高、成本低,具有较高的实用价值

参考文献(References)

- [1] Cosner C, Anwar G, Tomizuka M. Plug in Repetitive Control for Industrial Robotic Manipulators[A]. *Proc IEEE Int Conf Robotics and Automation* [C]. Cincinnati, 1990, 3: 1970-1975
- [2] Lucibello P, Panzneri S. Cyclic Control of Linear Systems with Application to a Flexible Arm [J]. *IEE Proc Control Theory and Applications*, 1998, 145(1): 19-24
- [3] Inoue T, Nakano M, Iwai S. High Accuracy Control of Servomechanism for Repeated Contouring[A]. *Proc of the 10th Annual Symp Incremental Motion Control System and Devices*[C]. Chicago, 1981: 285-292
- [4] Hara S, Yamamoto Y, Omata T, et al. Repetitive Control System: A New Type Servo System for Periodic Exogenous Signals [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1988, 33(7): 659-668
- [5] Hikita H, Yamashita M, Kubota Y. Repetitive Control for a Class of Nonlinear Systems [J]. *JSM E Int J Series C*, 1993, 36(4): 430-434
- [6] Alleyne A, Pomykalski M. Control of a Class of Nonlinear Systems Subject to Periodic Exogenous Signals [J]. *IEEE Trans on Control Systems Technology*, 2000, 8(2): 279-287.
- [7] Kim Y H, Han S H, Cho S I, et al. Learning Approach to Control of Servomotors under Disturbance Torque Dependent on Time and States [J]. *IEE Proc-Control Theory Applications*, 1998, 145(3): 251-258
- [8] 张东纯, 曾鸣, 苏宝库. 精密速率系统中位置周期扰动的动态补偿——一种有限维重复控制方法[J]. *宇航学报*, 2003, 24(1): 57-60
(Zhang D C, Zeng M, Su B K. Dynamic Compensation of Position-dependent Periodic Disturbances in Precision Velocity Control Systems - A Finite-dimensional Repetitive Control Approach [J]. *J of Astronautics*, 2003, 24(1): 57-60)
- [9] 张东纯, 曾鸣, 苏宝库. 高精度速率控制系统的有限维重复控制方法[J]. *仪器仪表学报*, 2002, 23(3): 412-414
(Zhang D C, Zeng M, Su B K. Finite-dimensional Repetitive Control Method for High Precision Velocity Control System [J]. *Chinese J of Scientific Instrument*, 2002, 23(3): 412-414)
- [7] Ramirez-Beltran N D, Jackson H. Application of Neural Networks to Chemical Process Control [J]. *Computers and Industrial Engineering*, 1999, 37(1-2): 387-390
- [8] Frederick H R. Knowledge-based Expert Systems [J]. *Computer*, 1984, 17(10): 263-273
- [9] 徐常胜, 周兆英, 刘思行, 等. 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
(Xu C S, Zhou Z Y, Liu S X, et al. Fault Diagnosis Based on Neural Network and Expert System [J]. *Control and Decision*, 1995, 10(4): 342-346)
- [10] Warnes M R, Glassley J, Montague G A, et al. On Date-based Modeling Techniques for Fermentation Process [J]. *Processes Biochemistry*, 1996, 31(2): 147-155
- [11] Kurtanek Z. Modeling and Control by Artificial Neural Networks in Biotechnology [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 1994, 18(S): 627-631
- [12] 杨东伟, 陈雪波. 焙烧过程球团透气性的软测量[J]. *系统仿真学报*, 2001, 13(增刊8): 191-193
(Yang D W, Chen X B. The Soft-Sensing on Diathemancy of Pellet in Bake Process [J]. *J of System Simulation*, 2001, 13(S8): 191-193)
- [13] 张晓东, 柴振新. 酒钢 100m³ 竖炉的发展与生产实践 [J]. *金属矿山*, 2000, 3: 32-33
(Zhang X D, Chai Z X. Development and Production Practice of 100m³ Shaft Furnaces in Jiuquan Steel Co [J]. *Metal Mine*, 2000, 3: 32-33)

(上接第 797 页)