

文章编号: 1671-251X(2010)10-0070-03

基于数据驱动的氢粉碎工艺氢含量的预报

朱林¹, 吕品^{1,2}

(1. 内蒙古科技大学信息工程学院, 内蒙古 包头 014010;
2. 中国石油集团工程设计有限公司辽阳分公司, 辽宁 辽阳 111003)

摘要: 针对目前钕铁硼氢粉碎工艺过程中氢含量无法在线检测、动力学模型难以建立等问题, 提出利用数据驱动方法实现钕铁硼氢粉碎过程中氢含量的预报, 详细介绍了基于 LS-SVM 的氢粉碎工艺氢含量预报模型的建模过程。预测结果表明, 基于 LS-SVM 的氢含量预报模型对氢粉碎工艺中氢含量的预测误差较小, 可满足生产工艺的要求。

关键词: 钕铁硼材料; 氢粉碎工艺; 氢含量预报; 在线检测; 数据驱动; LS-SVM 模型

中图分类号: TP274 **文献标识码:** A

Forecasting of Hydrogen Content in Hydrogen Decrepitation Process Based on Data Driven

ZHU Lin¹, LÜ Pin^{1,2}

(1. School of Information Engineering of Inner Mongolia University of Science and Engineering,
Baotou 014010, China. 2. Liaoyang Branch of CPE., Liaoyang 111003, China)

Abstract: In order to solve problems that hydrogen content cannot be detected online and kinetic model is difficult to be established in NdFeB hydrogen decrepitation process at present, the paper proposed a scheme which uses data driven method to implement forecasting of hydrogen content, and introduced modeling process of forecasting model of hydrogen content based on LS-SVM in details. The forecasting result showed that the model can forecast hydrogen content with small errors which would meet requirement of NdFeB hydrogen decrepitation process.

Key words: NdFeB, hydrogen decrepitation technics, forecast of hydrogen content, online detection, data driven, LS-SVM model

0 引言

钕铁硼材料是已经产业化生产的磁性能最高、应用最广、发展最快的新一代永磁材料^[1]。氢粉碎工艺是制备高性能钕铁硼磁体的必备手段之一^[2]。在该工艺中, 粉碎合金中的氢含量是衡量合金粉碎程度的重要指标。但目前我国在钕铁硼烧结方面的自动化水平还比较低, 主要根据工人工作经验判断钕铁硼在粉碎过程中是否完全吸氢和脱氢, 准确性较差, 因而无法实现氢含量的在线检测功能。鉴于此, 本文提出采用数据驱动方法来实现钕铁硼氢粉

碎工艺过程中氢含量的预报。

数据驱动方法是指利用受控系统的在线和离线数据来实现系统运行状态的预报、评价、调度、监控、诊断、决策和优化等各种期望功能的方法^[3]。目前, 利用数据驱动方法建立的预测及控制模型主要有自回归模型、神经网络模型、非线性时间序列分析模型、模糊模型、贝叶斯网络模型、最小二乘支持向量机(LS-SVM)模型等^[4]。针对氢粉碎工艺的特点, 笔者采用 LS-SVM 建立氢粉碎工艺氢含量预报模型。

1 数据驱动方法

SVM 是 20 世纪 90 年代由 VAPNIK V K^[5]等人研究并迅速发展起来的一种基于统计学习理论的

收稿日期: 2010-06-11

作者简介: 朱林(1956-), 女, 河北承德人, 教授, 现主要从事远

程控制方面的研究工作。E-mail: lypin4846849@163.com

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

机器学习算法。SVM 是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的^[6], 目前已被广泛应用于模式识别、函数逼近、数据挖掘、遥感图像分析和网络安全等领域。标准的 SVM 算法的设计复杂度与训练样本的数目有关, 样本数目越大, 求解的二次规划问题越复杂, 计算速度也越缓慢。SU YKENS 于1999年提出了 LS-SVM 算法。作为 SVM 算法的改进方法, LS-SVM 用最小二乘线性系统作为损失函数, 将经典的二次规划寻优问题转化解线性方程组的求解问题, 极大地降低了 SVM 的计算复杂度, 具有较快的运算速度。

2 氢含量预报模型的建立

2.1 基于 LS-SVM 的氢含量预报模型

基于 LS-SVM 的氢粉碎工艺氢含量预报模型的建模过程如下:

(1) 用非线性变换 ϕ 将给定数据样本 (x_i, y_i) ($i=1, 2, \dots, n, x_i \in \mathbf{R}^d, y_i \in \{+1, -1\}$) 从输入空间 \mathbf{R}^n 映射到 Hilbert 空间中构造最优拟合函数 $y(x)=\omega \cdot \phi(x) + b$, 其中 ω 为高维空间的加权矢量, b 为偏移量。

(2) 根据结构风险最小化原则, 在优化目标中选取不同的损失函数, 即误差 ξ (松弛因子) 的二范数, 将不等式约束变成等式约束, 得 LS-SVM 优化函数为

$$\min_{\omega, b, \xi} J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^k \xi_i^2, \quad (1)$$

式中: c 为正规化可调节参数, 它能够在训练误差和模型复杂度之间取值, 从而使所求的函数具有较好的泛化能力; ξ 为松弛变量。

约束条件为

$$y_i = \omega \phi(x_i) + b + \xi_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

(3) 根据式(1)和(2)选定拉格朗日函数:

$$L(\omega, \xi, a, b) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^k \xi_i^2 - \sum_{i=1}^k a_i [\omega \phi(x_i) + b + \xi_i - y_i] \quad (3)$$

式中: a_i ($i=1, 2, \dots, n$) 为拉格朗日算子。

通过对式(3)优化得

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^k a_i = 0; \frac{\partial L}{\partial \xi} = 0 \Rightarrow a_i = c \xi \\ \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \Rightarrow \omega = \sum_{i=1}^k a_i \phi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial a} = 0 \Rightarrow \omega \phi(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

消去 ω 和 ξ 后, 转化为解线性方程组:

$$\left[\begin{array}{cccccc} 0 & 1 & \cdots & & 1 \\ 1 & k(x_1, x_1) + 1/c & & & k(x_1, x_n) \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ 1 & k(x_n, x_1) & \cdots & k(x_n, x_n) + 1/c \end{array} \right] \times \begin{bmatrix} b \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (5)$$

(4) 直接采用核函数代替内积计算, 在求得参数 a 和 b 后, 得到基于 LS-SVM 的氢粉碎工艺氢含量预报模型:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l a_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \quad (6)$$

式中: a_i^* 为检测的拉格朗日系数; $K(x_i, x)$ 为径向基函数; b^* 为无偏估计量。

2.2 确定输入、输出数据

在氢粉碎工艺中, 影响氢粉碎程度的因素很多。研究表明, 在一定的范围内温度越高、压力越大、颗粒粒度越小, 则吸氢速度越快, 吸氢越彻底, 吸氢完成所需时间越短^[7]。另外, 入炉材料钕铁硼合金的质量和体积、合金的化学成分等因素对氢粉碎程度也有很大的影响, 并且各种因素之间存在着错综复杂的交互影响。众多因素导致炉内的环境变化非常复杂。根据氢粉碎工艺并考虑到数据采集条件和氢含量的相关程度, 选取钕铁硼合金的成分含量、合金体积、吸氢温度、脱氢压力、充入氢气量作为氢含量预报模型的输入量, 把氢含量作为氢含量预报模型的输出值。

2.3 数据预处理

考虑到输入量在数量级上差异很大, 有可能导致模型计算时出现病态, 因此, 对数据进行归一化预处理, 按照式(7)进行数据变换:

$$X_i^j = \frac{\overline{X}_j^i - \overline{X}_{\min}^j}{\overline{X}_{\max}^j - \overline{X}_{\min}^j} \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中: \overline{X}_j^i 为采集的原始数据, 归一化得 $X_i^j \in [0, 1]$; $\overline{X}_{\min}^j, \overline{X}_{\max}^j$ 分别为输入数据变化范围的最大、最小值。

3 氢含量预测

选取径向基函数 $K(x_i, y_i) = \exp\left(-\frac{\|y_i - x_i\|^2}{\sigma^2}\right)$ (σ 为径向基函数的宽度系数)

作为预报模型的核函数,以包头稀土研究院粉碎炉的 1 000 组数据作为原始数据用于机器学习,使用交叉验证法选择参数(σ, c)=(10, 5)为可调函数作为模型参数,对氢粉碎反应炉的氢含量进行预测。图 1 为氢含量的实际值和基于 LS-SVM 的氢粉碎工艺氢含量预报模型预测值的对比曲线。

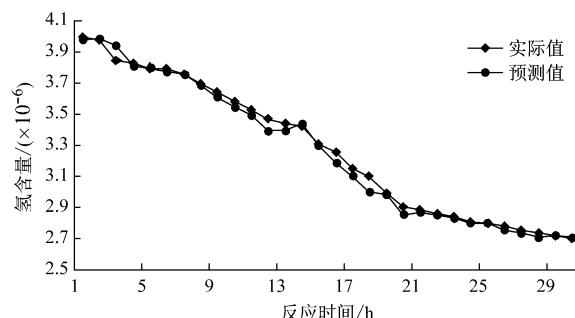


图 1 氢含量的实际值和基于 LS-SVM 的氢粉碎工艺氢含量预报模型预测值的对比曲线

表 1 为部分氢含量预测值和实际值。从表 1 可看出,选取的 5 个反应时间的预测值的绝对误差都在允许范围内。

表 1 部分氢含量的实际值和预测值

反应时间 / h	实际值 /(×10⁻⁶)	预测值 /(×10⁻⁶)	绝对误差 /(×10⁻⁶)
1	4.00	3.98	0.02
5	3.80	3.80	0
10	3.58	3.55	0.03
15	3.31	3.30	0.01
20	2.90	2.85	0.05
25	2.80	3.79	0.01

从图 2 和表 1 可看出, 基于 LS-SVM 的氢粉

碎工艺氢含量预报模型预测效果较好。

4 结语

采用基于数据驱动方法的氢粉碎工艺氢含量预报模型预测氢含量, 在氢粉碎工艺的计算机优化控制方面是一大技术突破, 促进了钕铁硼烧结磁体产业技术的升级, 使钕铁硼氢粉碎处理中吸氢和脱氢充分且快速, 有利于降低生产成本、提高产品质量、缩短生产周期、提升产品性能、增加产品附加值, 可为钕铁硼烧结磁体生产行业带来更佳的经济效益。

参考文献:

- [1] STILLER C, ROTH S B, BINNEN A. Hydrogen Decreptitation of Sintered NdFeB Magnets [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 1994, 30(2): 672-674.
- [2] CHEN Xiaodong, JIANG Zhongliang, CHEN Xiuyun, et al. Behavior of Hydrogen Absorption Process [J]. Journal of Tsinghua University, 2001, 41(10): 19-22.
- [3] 侯忠生, 许建新. 数据驱动控制理论及方法的回顾和展望 [J]. 自动化学报, 2002, 35(6): 650-665.
- [4] 邹传厚, 渐令, 陈积明, 等. 复杂高炉炼铁过程的数据驱动建模及预测算法 [J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 725-730.
- [5] VAPNIK V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. 2nd ed. New York: Springer Verlag, 1999.
- [6] 渐令, 龚淑华, 王义康. 基于支持向量机的高炉铁水硅含量多类别分类 [J]. 浙江大学学报, 2007, 34(3): 282-286.
- [7] 王红锋, 杨刚, 高升吉, 等. NdFeB 铸块在 HD 工艺中的吸氢行为研究 [J]. 稀有金属, 2004, 28(2): 354-357.

Zigbee(物联网)技术在安科瑞电能管理系统中投入运行

上海安科瑞电气股份有限公司位于江苏省江阴市南闸镇东盟工业园的生产基地——江苏安科瑞电器制造有限公司, 主要生产智能网络仪表、多功能电能计量仪表、电量传感器、智能马达保护装置等用户端智能化电力设备。

在建筑楼宇、工矿企业、基础设施等用户端建立智能电能管理系统, 对建设节约型社会具有十分重要的意义。Zigbee 无线技术是一种工作在 2.4 GHz 的无线通信技术, 具有低耗电、低成本、低数据速率、短距离、通信可靠性高等特点。它能很好地解决有线通信方式布线难度大、成本高、不易维护和升级等问题, 而且组网灵活性很高, 在电能管理系统中的应用前景非常乐观。

2010 年 8 月, 上海安科瑞电气股份有限公司在生产基地建设的基于 Zigbee 的无线电能管理系统投入运行, 通过 Zigbee 无线组网对厂区内的配电房、行政、车间, 以及各段工序的用电情况进行全程计量管理, 将用户终端的一些电力参数(如电压、电流、功率、谐波、电能、开关量等), 通过无线的方式传送给监控主机, 进行集中采集、集中管理、集中调度, 并提供日报、月报、年报的电能统计功能, 帮助各部门了解用电情况, 进而制定每年、每月的节能计划, 以达到建设节约型工厂、节约型社会的目的。
© 1994-2010 China Academic Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net (张婧)