

文章编号:0253-9993(2010)05-0850-05

基于数据挖掘的钢球磨煤机运行特性建模和优化

刘福国

(山东电力研究院,山东 济南 250002)

摘要:利用火力电厂数据仓库中的128 065条历史记录,对一台双进双出球磨机的煤粉磨制过程进行数据挖掘建模,所建人工神经网络模型得到设备实际运行状态的验证;采用该模型对煤粉制备过程进行模拟分析,着重研究了料位参数的优化问题。研究结果表明,磨煤机通风量不变时,随着给煤量增加,磨内存煤量增加,磨煤机电流升高,电流上升到峰值后又有所下降,开始下降的区域对应的料位是最佳运行料位,此时,钢球间隙中刚好充满了煤粉颗粒,磨煤机接近最大功率运行,粉碎效率达到最高。给出的煤粉粉碎过程神经网络模型,不仅被大量实际运行数据所验证,而且模型推断与现有研究结论相符,是一个有良好概括性的健壮模型。

关键词:数据挖掘;球磨机;粉碎;人工神经网络;物料充填率

中图分类号:TG231.3 **文献标志码:**A

Performance modeling and optimization of ball mill based on data mining

LIU Fu-guo

(Shandong Electric Power Research Institute, Jinan 250002, China)

Abstract: 128 065 records from the data warehouse in a coal-fired power plants were used for data mining modeling of coal grinding process in a double charge-discharge coal ball mill, the artificial neural network model built to be verified by the actual operation of the ball mill, was employed to simulate the coal grinding process, focusing on the particle filling optimization. The results show that the mill current and particle filling increase with the coal feed flow when ventilation rate remained the same, mill current starts to decline after rising to a peak, the beginning of the decline region corresponds to the optimal particle filling, at this point, the gap between balls are just full of coal particles, the mill is running close to maximum power, and grinding efficiency reaches the highest. The coal grinding neural network model is not only validated by large quantity of running data in a actual mill, but also the model inferences are conformed by existing research findings, and prove to be robust and of high degree of generality.

Key words: data mining; ball mill; comminution; artificial neural network; powder filling

世界范围内的物料粉碎大约消耗3%的电力^[1],火力发电厂约25%的厂用电用于制备煤粉,这些消耗的电能并非全部用于颗粒粉碎,以1台直径为5 m、长7 m的钢球磨煤机为例,其输入功率为2 500~3 500 kW,实际用于颗粒粉碎的能量仅占1%~5%^[2],其余大部分能量转化为热量而逸散;为了开发高效粉碎设备,提高粉碎效率,许多研究者对物料粉碎过程表现出浓厚的兴趣^[3-6]。

球磨机广泛用于火电厂煤粉制备,具有不同于其

他粉碎设备的运行特性。研究表明,球磨机滚筒转速、装球数量和尺寸、滚筒长度和直径之比、衬板提升件形状以及物料特性等对粉碎效率有不同的影响^[1,7-10];在实际运行中,物料填充率是影响球磨机粉碎效率的重要因素。

近年来,物料填充率对粉碎过程影响的研究受到广泛关注。文献[9]开发了一种吸入式探针测量球磨机负荷,在1台工业性试验球磨机上,研究了填充率对粉碎过程的影响;文献[7,11-12]采用计算机模

拟颗粒动力学方法,研究球磨机内的流动、混合、速度分布、能量转化以及颗粒破碎,结果表明^[11],当钢球空隙中炉渣填充率为 0.8 时,粉碎效果达到峰值;而文献[7]发现,对于浮岩,当填充率为 0.4 时,能够进行最有效的粉碎,这大大偏离以前给出的填充率推荐范围 0.6 ~ 1.1。可见物料特性对填充率选择的影响。

双进双出磨煤机及相应料位测量装置的开发是球磨机发展史上的重要改进,不仅缩小了磨煤机体积,降低了功率消耗^[13],而且改善了磨煤机控制,使运行中对磨内物料的测控成为可能;自 2000 年引进法国技术生产的首批国产化双进双出磨煤机在山东某电厂投运以来,这种煤粉制备装置正在火电厂得到普遍应用,受到广泛关注^[14-15]。

截至目前,双进双出磨煤机在实际生产中积累了丰富的运行数据,存储于电厂的数据仓库中,采用数据挖掘技术,从大量运行数据中提取有价值的信息,建立煤粉磨制过程数学模型,优化磨煤机料位控制,是不同于试验或计算机模拟颗粒动力学的研究方法,对提高设备出力,降低磨煤电耗有十分重要的意义。

1 基于数据挖掘的磨煤机粉碎过程建模

1.1 数据挖掘问题描述

一些工业生产过程可以用相关物理定律描述,但大多数过程因为系统复杂而难以进行数学定型,只在生产中生成了大量的数据,采用这些数据对系统变量之间的关系进行评估而导出模型^[16],是数据挖掘的主要目标;数据挖掘已成为信息决策领域的最前沿研究方向之一,常用的挖掘方法包括统计学方法、人工神经网络、遗传算法、模式识别等。

目前,双进双出磨煤机的料位控制由操作人员根据经验和厂家推荐值设定。磨煤机料位调整是通过改变通风量和煤量实现,它不仅影响粉碎效率,还会明显改变通风阻力和磨煤机压降,影响风的携带能力,料位稳定是磨制能力和携带能力达到平衡的结果;对于双进双出磨内煤粉制备这一复杂过程,主要考察的变量是磨煤机进煤量、通风量、进出口压降、电流和料位等。

1.2 数据收集和预处理

研究对象是采用引进技术生产的首台双进双出磨煤机,型号 BBD4062,配电耳和差压两套料位测量系统;从 PI 数据仓库中截取了磨煤机 45 d 的运行数据,共 128 065 条记录,占 110 Mb 的硬盘空间。

数据预处理工作包括异常点的检测和去除、稳态

数据的选择以及原始数据的转换等,由于数据量很大,只能采用计算机程序代替人工筛选。从数据库中选择磨煤机稳态运行数据的原则是,如果连续 20 min 内,磨煤机两端给煤量波动不超过 5%,即认为磨煤机运行稳定,从这段时间中选出 2 条记录进入挖掘的数据集;总计选出 2 988 条稳态运行数据,剔除记录不完整或数据不刷新的明显异常点,最后剩下 1 966 条记录,作为挖掘数据集;该数据集中变量的变化区间见表 1,采用最小值-最大值标准化法,将数据集的原始数据转换到 [0, 1] 区间,对于变量 x ,转换公式^[17]为

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

式中, x 为变量的原始值; x' 为转化到 [0, 1] 区间内的值; $\max(x)$ 、 $\min(x)$ 分别为变量 x 在数据集上的最大值和最小值,见表 1。

表 1 系统变量的变化区间

变 量	最大值	最小值
左端给煤流量 $m_{c1}/(t \cdot h^{-1})$	42.24	22.06
右端给煤流量 $m_{c2}/(t \cdot h^{-1})$	43.05	23.12
左端入口风流量 $m_{a1}/(t \cdot h^{-1})$	38.22	16.08
右端入口风流量 $m_{a2}/(t \cdot h^{-1})$	42.44	17.73
左端电耳料位 L_1/mA	7.38	5.10
右端电耳料位 L_2/mA	6.93	5.00
左端出入口差压 $\Delta p_1/kPa$	6.63	2.86
右端出入口差压 $\Delta p_2/kPa$	5.03	1.97
磨煤机主电流 C/A	158.80	144.60

将转换后的数据集平分为两部分,每部分包含 983 条记录,分别作为训练集和检验集。

1.3 人工神经网络及训练

选用 3 层的 BP 人工神经网络作为数据挖掘工具,结构如图 1 所示。

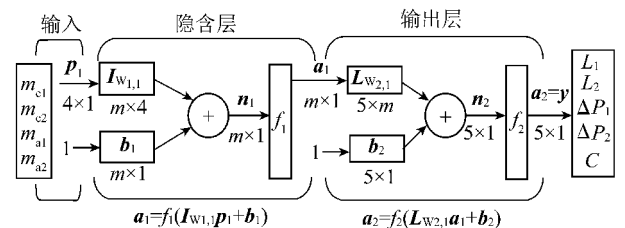


图 1 人工神经网络结构

Fig. 1 Artificial neural network structure

表 1 中煤和风流量 m_{c1} 、 m_{c2} 、 m_{a1} 、 m_{a2} 是网络输入参数,组成输入向量 p_1 ,其他参数作为输出变量,组成输出向量 y ;隐含层和输出层的激励函数 f_1 和 f_2 选取的 S 型函数为

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

图 1 中 m 为隐含层节点数; 权值矩阵 $I_{w_{1,1}}$ 、 b_1 、 $L_{w_{2,1}}$ 、 b_2 通过训练神经网络得到。

利用训练集中的 983 组数据, 训练图 1 所示的人工神经网络; 训练是在 Matlab R2008a 计算平台上进行, 并采用加载宏与 Excel 中的训练集数据进行通讯, 这是 Matlab R2008a 的新功能。采用如下语句创建如图 1 所示的 BP 神经网络。

```
net = newff ( minmax ( p1 ), [ m, 5 ], { 'logsig' ,  
'logsig' } , 'trainrp' )
```

其中, m 为大于 5 的整数; $\text{minmax}(p_1)$ 为输入数据变化区间向量; logsig 为 S 型函数; 训练函数 trainscg 为比例共轭梯度算法, 还可以选择有弹回的 BP 算法 (trainrp) 和自适应修改学习率算法 (traingda) 等^[18], 试验表明, 比例共轭梯度算法 trainscg 具有较快的训练速度。

设定输出均方误差 MSE 的目标值或最高训练次数, 采用如下语句开始网络训练

```
[net, tr] = train(net, p1, y)
```

神经网络训练是一个迭代过程。图 2 给出 $m=8$ 时, 前 50 次迭代中, 误差 MSE 随迭代次数的变化。

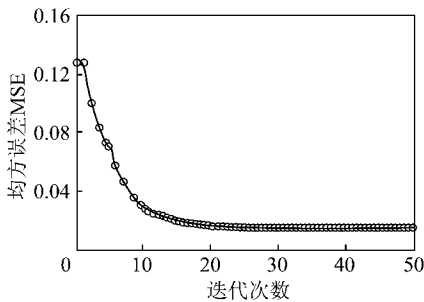


图 2 均方误差随迭代次数的变化

Fig. 2 MSE changes with the number of iterations

均方误差或训练次数满足后, 得到矩阵 $I_{w_{1,1}}(m \times 4)$ 、 $b_1(m \times 1)$ 、 $L_{w_{2,1}}(5 \times m)$ 、 $b_2(5 \times 1)$, 此时, 人工神经网络可用于预测分析; 改变 m 得到不同的网络和矩阵, 比较这些网络的性能, 选择最优的网络作为煤粉粉碎过程模型。

1.4 人工神经网络结构优化

m 是隐含层节点数, 它决定了网络的大小; 在人工神经网络的建模问题中, 总希望使用能充分体现训练数据的最简单的网络, 即 m 尽可能地小; 合理的 m 通过试验确定, m 的选择原则是, 具有不同隐藏节点数的网络, 如果训练后的均方误差 MSE 相近, m 最小的那个网络, 就是最好的网络^[17]。

分别取 $m=6, 7, 8, 9, 10, 11$ 等, 对网络进行训练,

分析每次结果的误差, 发现 $m=9$ 时, 即隐含节点数为 9 的网络是符合条件的最简单网络, 该网络的矩阵总计有 95 个待训练参数, 数量远比网络训练所采用的 983 个数据点要少; 足够大的训练集可以保证模型健壮, 有足够的概括性。

选用 $m=9$ 的神经网络作为煤粉粉碎过程的数学模型, 对于训练集数据, 该神经网络的预测值与实际值的对比如图 3 所示。

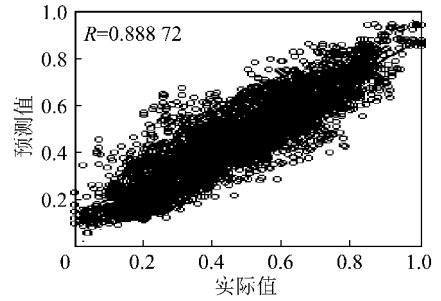


图 3 预测值与实际值的对比

Fig. 3 The comparison of the predictive values with the actual values

2 模型检验

数据挖掘的最终目标不应该只是得出问题的一个模型, 而是得到一个可信的、能够取得实际应用的模型, 否则, 挖掘结果毫无用处。因此模型检验和确认是至关重要的环节。

网络训练结束后, 从 Matlab R2008a 平台上导出矩阵 $I_{w_{1,1}}(m \times 4)$ 、 $b_1(m \times 1)$ 、 $L_{w_{2,1}}(5 \times m)$ 、 $b_2(5 \times 1)$, 以便随时进行预测计算; 采用检验集中 983 组数据对上述模型进行检验, 对于输入 p_1 , 采用如下语句预测神经网络的输出 q_1 , 即

$$q_1 = \text{sim}(\text{net}, p_1)$$

检验集数据实际值与神经网络预测值的对比表明, 相对误差近似服从正态分布 $N(-0.76, 18.47)$, 如图 4 所示, 检验集中大约 95% 数据的预测相对误差落入 $-35\% \sim +35\%$, 说明该神经网络有很好的概括性, 可用于煤粉粉碎过程的建模分析。

3 运行特性分析和粉碎效率优化

对于上述 BBD4062 双进双出磨煤机, 在单端容量风流量分别为 32.1、28.6 t/h 两种情况下, 采用该神经网络预测磨煤机电流与给煤量的关系如图 5(a) 所示, 图 5(b) 给出容量风流量为 32.1 t/h 时, 磨煤机左、右两端料位随给煤量的变化, 该料位是电耳的噪声信号, 数值越小, 表明磨内存煤量越多。

研究表明^[7-9, 19], 磨煤机内存煤量即运行料位是

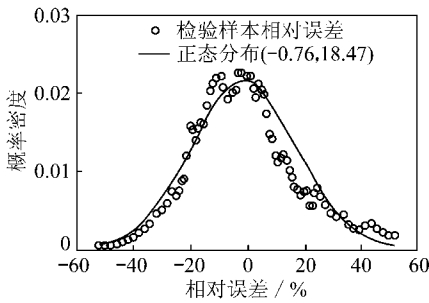


图4 预测误差概率分布与正态分布的对比

Fig. 4 The comparison of the probability distribution of prediction error with the normal distribution

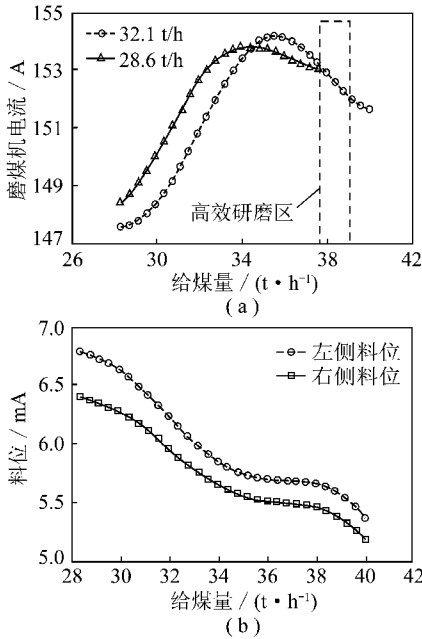


图5 磨煤机预测电流和预测料位随给煤量的变化
Fig. 5 The changes of mill current and materials level predictions with coal feed flow

影响粉碎速率的关键因素。低料位状态下,物料粉碎速率较小,随着料位增加,钢球间隙中物料增多,粉碎速率明显增大,而磨煤机消耗的功率仅有少量增加;料位继续增高,靠近滚筒中心的物料增多,这些物料产生扭矩的能力变弱,因此,虽然消耗的功率随料位升高而继续增加,但增加幅度在减少,如图5(a)所示;当钢球之间的有效碰撞间隙被物料充满,碰撞区间饱和,粉碎速率达到最大,进一步增加料位并不能提高粉碎速率,相反,料位过高时,物料缓冲效应引起钢球和颗粒的碰撞减少,粉碎速率下降;物料径向分离效应对功率消耗和粉碎速率也有相当影响,料位过高导致分离效应增强,粉碎速率降低,同时,由于重心向滚筒中心靠近,磨煤机功率达到峰值后开始下降,这点也被图5(a)所证实。

磨煤机功率开始下降时,粉碎效率达到最高;此

时,钢球间隙中充满颗粒,磨煤机接近最大功率运行^[9,19],图5(a)示例了风量为32.1 t/h时,粉碎效率最高的区域,由图5(b)可得到与高效粉碎区相对应的料位。

图5(a)表明,在相同给煤量下,容量风减少,磨煤机电流增高,磨煤机内存煤量增多;容量风减少,粉碎效率最高区域向左移,对应给煤量也减少;这些现象已被双进双出磨煤机的运行实践所验证。

表2给出了该磨煤机2个实际运行状态的数据,这2个状态的给煤量基本相同,容量风有明显差异,大容量风时,磨煤机电流较小,这和图5(a)的预测一致;小容量风时,磨煤机电流波动幅度明显降低,说明磨煤机内存煤量增多,粉碎效率提高,同时,磨内细颗粒较多,吸收磨煤机电流波动的能力增强;小容量风时更有效地将消耗的能量用于颗粒粉碎。

表2 磨煤机的实际运行数据

Table 2 The actual operation data of the mill

名称	小容量风	大容量风
左侧给煤量/(t·h ⁻¹)	26.91	27.31
右侧给煤量/(t·h ⁻¹)	27.32	27.56
左侧容量风流量/(t·h ⁻¹)	20.18	29.51
右侧容量风流量/(t·h ⁻¹)	20.07	26.30
磨煤机电流/A	152.75	151.64
磨煤机电流平均波动幅度/A	0.91	1.36

磨煤机钢球装载量一定,料位决定了粉碎效率,料位增加,粉碎出力增加;在料位相同的情况下,作用于煤粉的粉碎出力基本不变,高给煤量和低给煤量两种状态下,成品粉的细度会存在较大差别:低给煤量时的煤粉细度比高给煤量时明显增加。这已被现场试验所证实^[20]。

4 结论

(1)对于实际运行的磨煤机,料位是影响粉碎效率的关键因素,目前,双进双出磨煤机虽然实现了料位控制,但应进一步对料位控制参数进行优化,以提高粉碎效率,降低制粉电耗。

(2)随着大型数据仓库在电力生产中的普及应用,采用数据挖掘技术,从数据仓库提取有价值的信息,对设备进行建模和优化,是一种有潜力的运行优化方法,与现场试验优化相比,更节约成本。

(3)给出了一台双进双出磨煤机粉碎过程数据挖掘建模实例,所建神经网络模型得到大量实际运行数据的验证,该模型用于磨煤机料位优化,所得结论与现有知识和经验相符。

参考文献:

- [1] Morrison A R D, Cleary P W. Towards a virtual comminution machine[J]. Minerals Engineering, 2008, 21: 770-781.
- [2] Paul W Cleary. Charge behaviour and power consumption in ball mills; sensitivity to mill operating conditions, liner geometry and charge composition [J]. Int. J. Miner. Process, 2001, 63: 79-114.
- [3] 吴东垠, 盛宏至, 魏小林, 等. 燃煤锅炉制粉系统的运行优化试验[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(12): 218-221.
Wu Dongyin, Sheng Hongzhi, Wei Xiaolin, et al. The optimized experiments of milling system for coal-fired boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(12): 218-221.
- [4] 苏志刚, 王培红, 于向军, 等. 中储式制粉系统出力在线监测软测量建模[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(29): 90-95.
Su Zhigang, Wang Peihong, Yu Xiangjun, et al. Soft sensor modeling for on-line monitoring the capacity of coal pulverizing system[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(29): 90-95.
- [5] 郝勇生, 于向军, 赵刚, 等. 基于机理分析的球磨机系统动态模糊建模方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2008, 38(3): 419-422.
Hao Yongsheng, Yu Xiangjun, Zhao Gang, et al. Optimization for ball mill operation based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2008, 38(3): 419-422.
- [6] 王东风. 钢球磨煤机制粉系统的优化控制[J]. 动力工程, 2002, 22(3): 1 793-1 797.
Wang Dongfeng. A comprehensive optimal control strategy for ball mill coal pulverizing system[J]. Power Engineering, 2002, 22(3): 1 793-1 797.
- [7] Deniz V, Onur T. Investigation of the breakage kinetics of pumice samples as dependent on powder filling in a ball mill [J]. Int. J. Miner. Process, 2002, 67: 71-78.
- [8] Schnatz R. Optimization of continuous ball mills used for finish-grinding of cement by varying the L/D ratio, ball charge filling ratio, ball size and residence time [J]. Int. J. Miner. Process, 2004, 74: 55-63.
- [9] Kiangi K Kiangi, Michael H Moys. Particle filling and size effects on the ball load behaviour and power in a dry pilot mill: experimental study[J]. Powder Technology, 2008, 187: 79-87.
- [10] Dong H, Moys M H. Load behavior and mill power [J]. Int. J. Miner. Process, 2003, 69: 11-28.
- [11] Anil Misra, Josephine Cheung. Particle motion and energy distribution in tumbling ball mills [J]. Powder Technology, 1999, 105: 222-227.
- [12] Heechan Cho, Leonard G Austin. The equivalence between different residence time distribution models in ball milling [J]. Powder Technology, 2002, 124: 112-118.
- [13] 冯俊凯, 沈幼庭. 锅炉原理及计算[M]. 北京: 科学出版社, 1992.
Feng Junkai, Shen Youting. Theory and calculation of station boiler [M]. Beijing: Science Press, 1992.
- [14] 姚军, 夏钧, 樊建人, 等. BBD磨煤机气相流场的数值试验研究[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(8): 60-64.
Yao Jun, Xia Jun, Fan Jianren, et al. Numerical simulation of the gas flow in the BBD coal ball mill [J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(8): 60-64.
- [15] 李昌卫, 谭肇庆, 王秀. 600 MW 机组磨煤机料位控制系统的改进[J]. 华东电力, 2004, 32(10): 51-53.
Li Changwei, Tan Peidong, Wang Xiu. Improvement in coal level control system of pulverizer for 600 MW unit [J]. East China Electric Power, 2004, 32(10): 51-53.
- [16] 张小桃, 倪维斗, 李政, 等. 基于现场数据热工对象建模的可辨识性[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2004, 44(11): 1 544-1 547.
Zhang Xiaotao, Ni Weidou, Li Zheng, et al. Identifiability of building thermal system models using on-line data [J]. J. Tsinghua Univ. (Sci. & Tech.), 2004, 44(11): 1 544-1 547.
- [17] Mehmed Kantardzic. 数据挖掘—概念、模型、方法和算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.
Mehmed Kantardzic. Data mining concepts, models, methods, and algorithms [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003.
- [18] 闻新, 周露, 李翔, 等. MATLAB 神经网络仿真与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2003.
Wen Xin, Zhou Lu, Li Xiang, et al. MATLAB neuron network simulation and application [M]. Beijing: Science Press, 2003.
- [19] 张松文, 郑桂波, 李晓枫. 钢球磨煤机中贮式制粉系统运行优化控制[J]. 热力发电, 2000(6): 54-56.
Zhang Songwen, Zheng Guibo, Li Xiaofeng. The operation optimizing control of a coal-pulverizing system with ball mill and intermediate storage bunker [J]. Thermal Power Generation, 2000(6): 54-56.
- [20] 吴强, 熊体华, 周智化, 等. D-11D 型磨煤机变负荷工作特性试验研究[J]. 电站系统工程, 2005, 21(5): 22-24.
Wu Qiang, Xiong Tihua, Zhou Zhihua, et al. Test investigation on the changing load characteristics of mill D-11D operation [J]. Power System Engineering, 2005, 21(5): 22-24.