

8-20-2020

Neural Network Model of Information Fusion for Coal Storage and Kinetic Energy of Ball Mill

Bai Yan

School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

He Fang

School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Neural Network Model of Information Fusion for Coal Storage and Kinetic Energy of Ball Mill

Abstract

Abstract: A dynamic mathematical model of coal pulverizing system was analyzed. Simulation experiments on mill operation process were conducted by PFC3D software platform based on discrete element method. The associated data between different coal quality, coal storage and balls' motion were obtained under certain quantitative optimized operating parameters configuration. Neural network model of information fusion for coal storage and kinetic energy of ball mill was established by using an adaptive combination learning algorithm. Coal storage in mill cylinder was predicted from the energy point of view. The results indicate that there is a close relationship between coal storage, pulverizing efficiency and balls' real-time kinetic energy. The neural network information fusion model has good predictive power to coal storage. The coal storage control method based on balls' kinetic energy is therefore feasible for optimized operation of the coal pulverizing system.

Keywords

ball mill, coal storage, PFC3D, energy, information fusion, neural network

Recommended Citation

Bai Yan, He Fang. Neural Network Model of Information Fusion for Coal Storage and Kinetic Energy of Ball Mill[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(4): 689-696.

球磨机存煤量和钢球动能信息融合的神经网络模型

白焰, 何芳

(华北电力大学控制与计算机工程学院, 北京 102206)

摘要: 分析球磨机制粉系统动态数学模型, 进行基于离散元素法的PFC3D球磨机运行过程仿真实验, 得到一定球径的定量优化的工作参数配置下不同煤质、煤量和钢球运动的关联数据。采用组合自适应学习算法, 建立球磨机存煤量和钢球动能信息融合的神经网络模型, 从能量角度预测磨筒存煤量。结果表明: 钢球实时动能与存煤量、磨煤效率关系密切, 神经网络信息融合模型具有良好的预测效果, 初步证实基于钢球动能的球磨机存煤量控制方法的可行性。

关键词: 球磨机; 存煤量; PFC3D; 能量; 信息融合; 神经网络

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2015) 04-0689-08

Neural Network Model of Information Fusion for Coal Storage and Kinetic Energy of Ball Mill

Bai Yan, He Fang

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: A dynamic mathematical model of coal pulverizing system was analyzed. Simulation experiments on mill operation process were conducted by PFC3D software platform based on discrete element method. The associated data between different coal quality, coal storage and balls' motion were obtained under certain quantitative optimized operating parameters configuration. Neural network model of information fusion for coal storage and kinetic energy of ball mill was established by using an adaptive combination learning algorithm. Coal storage in mill cylinder was predicted from the energy point of view. The results indicate that there is a close relationship between coal storage, pulverizing efficiency and balls' real-time kinetic energy. The neural network information fusion model has good predictive power to coal storage. The coal storage control method based on balls' kinetic energy is therefore feasible for optimized operation of the coal pulverizing system.

Keywords: ball mill; coal storage; PFC3D; energy; information fusion; neural network

引言

球磨机是制粉系统的重要设备, 在电力、冶金、矿山、化工、建材等工业中得到广泛应用, 其磨煤

效率与整个系统运行的经济性密切相关。在工业生产中有许多难以控制的关键变量, 具有无法直接在线测量或测量滞后很大的特点, 比如球磨机制粉系统中的存煤量, 而存煤量的检测是控制系统为保证球磨机在优化区运行的一项重要任务^[1-2]。如何准确测量、控制球磨机存煤量成为问题关键和技术难点。目前, 磨煤碎煤机理研究尚不完全明确, 球磨机控制问题的研究主要从煤量检测和钢球运动两方面。在煤量检测研究中, 煤量的计算需要结合其他参数估计方法^[3-4], 比较成熟的检测方法有差压



收稿日期: 2014-03-27 修回日期: 2014-08-20;
基金项目: 国家自然科学基金(青年科学基金)(61304041), 中央高校基本科研业务费专项资金(2014XS36);

作者简介: 白焰(1954-), 男, 辽宁沈阳人, 博士, 教授, 研究方向为集成分布式智能系统、现场总线控制系统和火电厂大机组智能控制; 何芳(1986-), 女, 吉林通化人, 博士生, 研究方向为火力发电厂智能控制和钢球磨煤机。

<http://www.china-simulation.com>

• 689 •

法、振动法、噪声法、功率法等, 现有的控制方法有模糊控制、优化控制、协调控制、解耦控制等, 但均具有较大局限性, 精度很差, 不能如实反映球磨机存煤量, 致使球磨机存煤量的检测和控制问题一直未得到更精准方便的解决方案^[5]。在钢球运动研究中, E. W. Davis 和 H. B. Levinson 等^[6-7]通过试验研究磨机内抛落钢球的运动轨迹并建立钢球运动方程, 提出较系统的磨矿理论。文献[8]中, 王仁东, R. E. McIvor 等研究磨机转速率, 球荷填充率等因素对钢球运动的影响。而后国内外学者进行大量实验研究, 提出纯二相运动理论等多种关于介质运动形态的理论^[9-10]。上述研究只探讨介质本身的运动规律及球磨机工作参数对介质运动的影响。

神经网络是一个具有高度非线性的超大规模并行信息融合处理系统, 利用自身的自适应、自学习能力, 根据所接受的样本数据的相似性, 通过强大的非线性映射功能, 对目标变量的信息进行关联和整合, 保证不同的输入能获得相应的正确输出, 实现神经网络信息融合对实际参数更为精准的推理预测^[11,12], 广泛应用于高度非线性和严重不确定性系统建模方面, 有效应对复杂系统过程参数在变化环境中的预测和控制问题^[13]。

为提高球磨机存煤量的控制效果, 本文首次采用钢球动能参数来测量和控制存煤量, 避免众多环境因素的影响, 提高煤量检测的准确度。基于建立的球磨机制粉系统动态数学模型, 细致分析磨筒存煤量与运行参数的关系, 从钢球动能角度进行离散元素法(DEM)的 PFC3D 存煤量控制的仿真实验, 建立球磨机存煤量和钢球动能信息融合的神经网络预测模型。相比现有的煤量控制法, 本模型将球磨机中钢球运动和煤量联系在一起, 研究不同钢球运动状态下存煤量的变化, 为深入并完善基于钢球动能的存煤量控制方法做理论准备。

1 球磨机动态数学模型与分析

为定性和定量地描述球磨机制粉系统复杂的

工作特性, 深入研究存煤量控制问题, 直观分析各参数变量间的关系, 对该系统进行一定程度的简化, 基于以下假设^[14-15]: 将磨机筒体、下降干燥管和回粉管合并考虑; 冷、热风门前的压力和温度恒定; 球磨机出口温度即磨机内风粉混合温度; 不考虑磨机内的热损失; 钢球装载量视为定值; 漏风集中在磨机入口; 磨机出口至排粉机入口的阻力为定值且排粉机入口风门全开, 负压恒定, 建立能量及质量平衡方程时对球磨机和粗粉分离器分开考虑。

1.1 球磨机进出口质量平衡方程

$$\frac{B_g - B_m}{3.6} = \frac{dM_m}{d\tau} \quad (1)$$

式中: B_g 为给煤量; $B_m = B_0 - B_h$ 为磨机出力(出粉量); B_0 为筒体计算出力; B_h 为粗粉分离器回粉量; M_m 为筒体存煤量; τ 为时间。

1.2 球磨机进出口能量平衡方程

$$\frac{d}{d\tau} [(C_m M_m + C_{gq} M_{gq}) T] = \sum Q_{in} - \sum Q_{out} \quad (2)$$

式中: $\sum Q_{in}$, $\sum Q_{out}$ 分别为进入和流出球磨机的热量, $C_m = 4.19 M_{mf} / 100 + (100 - M_{mf}) C_g / 100$, C_{gq} 为煤粉、钢球比热容; M_{mf} 为煤粉水分; M_{gq} 为磨筒内钢球装载量; T 为球磨机出口温度。

$$\sum Q_{in} = C_g B_g t_g / 3.6 + C_r G_r t_r + C_z G_z t_z + C_l G_l t_l + Q_0 \quad (3)$$

式中, C_g , C_z , C_r , C_l 分别为煤、再循环风、热风 and 冷风比热容; G_z , G_r , G_l 分别为再循环流量和热风、冷风质量流量, t_g , t_z , t_r , t_l 分别为煤、乏气、热风 and 冷风温度; t_l 一般取 30, 磨煤过程中产生的净机械热 - 磨煤散热 $Q_0 = 41.57 B_g / 3.6 = 11.55 B_g$ 。

$$\sum Q_{out} = C_m B_m T / 3.6 + C_l G_l T + B_g \Delta w 4.1816 \times (595 + 0.45 T - t_g) / 3.6 \quad (4)$$

式中: C_l 为通风比热容; G_l 为通风质量流量; 磨煤过程中煤的水分蒸发量 $\Delta w = (M_{ar} - M_{mf}) / (100 - M_{mf})$, M_{ar} 是煤的收到基水分。

1.3 球磨机进出口差压-流量方程

$$\Delta P_m = f_m(1 + 0.8u_m)G_t^2 / K_s \quad (5)$$

其中: f_m 为球磨机的阻力系数, 通过球磨机的煤粉质量浓度 $u_m = (17 - 65X_{cf} + 70X_{cf}^2)B_m / (3.6G_t)$, X_{cf} 为粗粉分离器折向门开度, 磨筒内空气流通面积对 ΔP_m 的影响系数 $K_s = C_s - M_{gq} / (\rho_{gq}V) - M_m / (\rho_mV)$; ρ_{gq} 为钢球的堆积密度; V 为磨筒容积。

1.4 球磨机入口负压方程

$$P_m = P_{m0} + \Delta P_m = \zeta G_t^2 + P_{zx} - P_p^0 + \Delta P_m \quad (6)$$

为便于建模, 上式将粗粉分离器阻力、细粉分离器阻力、煤粉提升阻力、热风门入口压力、排粉机出口压力均视为常数推导得到。 ζ 为粗粉、细粉分离器阻力和煤粉提升阻力三者的综合阻力系数, P_{zx} 为排粉机出口压力, P_p^0 为排粉风机的零位压力。

综合以上公式即得球磨机制粉系统的动态数学模型^[16-17], 通过计算方程可看出, 球磨机的性能受多种因素影响, 且各因素间关联密切。当存煤量增加时, 进出口差压增大, 入口负压亦增大, 但当球磨机将要堵磨时, 入口负压急剧变为正压; 当磨机平衡运行达到出力最大时, 磨筒存煤量处在最佳点, 制粉效益高, 而存煤量在实际工作中又与钢球大小、装载量、运动动能、筒体总功及煤的特性有关。

2 PFC3D 仿真实验

2.1 实验方法

PFC3D 是离散元方法用于模拟任意形状、大小的二维圆盘或三维球体集合体的运动及其相互作用的颗粒分析三维数值程序, PFC3D 模拟试验从本质上研究固体(固结和松散)介质的力学特性。介质运动受牛顿第二定律控制, 用动态或静态松弛法迭代求解, 通过各单元的运动和位置描述整个介质的运动规律^[18-19]。

本研究采用 PFC3D 具有如下优势:

- (1) 设定了钢球和煤质的受力情况和边界条件, 颗粒的堆积过程自然呈现;
- (2) 软件可直接生成钢球和煤质堆积体系的

三维图像, 简化了可视化过程;

- (3) 可方便确定钢球和煤质堆积体系的任意位置和大小, 相应得到参数钢球动能和筒体总功的实时数据。

2.2 学习样本库的建立

为考察各参数间关系, 进行基于离散元素法的 PFC3D 球磨机运行过程仿真实验, 磨机筒体抽象为具有某种材料特性的圆柱体, 规格为 $\Phi 0.4 \text{ m} \times 1.2 \text{ m}$, 其内壁固定特定数量的非光滑耐磨钢衬板, 从轴向上截取原长度的 1/6 为筒体边界, 转速率 $\Phi = 80\%$ 。筒体内钢球和煤质抽象为具有一定材料特性与尺寸参数的球形离散单元, 球径 $D_b = 0.03 \text{ m}$ 和 $D_b = 0.04 \text{ m}$ 两种, 堆积密度 $\rho_{gq} = 4.9 \text{ t/m}^3$, 煤粒的半径分别为 $R_m = 3, 4, 5, 6, 7, 8 \text{ mm}$, 堆积密度为 $\rho_m = 0.75 \text{ t/m}^3$ 。每一个筒体转速 Φ 下均有一个最佳钢球充满系数(装球率)^[20], 为

$$\Psi_{zj} = \frac{0.12}{\Phi^{1.75}} \quad (7)$$

则最佳钢球装载量

$$G = \frac{1}{4} \rho_{gq} \pi D^2 L \Psi_{zj} \quad (8)$$

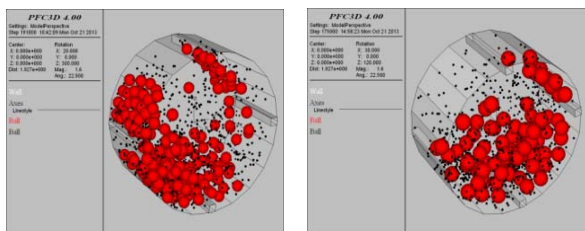
通过钢球个数计算的近似公式^[21],

$$N \approx 1.2 \frac{\Psi \pi D^2 L}{4 D_b^3} \quad (9)$$

式中: L 为磨机筒体的有效长度; m , D 为筒体有效内直径, m 。经计算得出两种球径下仿真钢球的个数分别约为 $N_{0.03} = 200$ 和 $N_{0.04} = 86$, 基于这 2 种参数条件, 存煤量的增加满足初始值 $a(1) = 100$, $d = 200$, $a(7) = 1300$ 的等差数列, 筒体以 5.6 rad/s 匀速转动 4 圈。图 1(a) 为 $D_b = 0.03 \text{ m}$, $N_{0.03} = 200$ 条件下加入 $R_m = 3 \text{ mm}$, $N_m = 700$ 的煤粒, 磨机筒体运行处于稳态时, 钢球获得最大动能的运动状态和 PFC3D 分布; 图 1(b) 为 $D_b = 0.04 \text{ m}$, $N_{0.04} = 86$ 条件下加入 $R_m = 3 \text{ mm}$, $N_m = 700$ 的煤粒, 磨机筒体运行处于稳态时, 钢球获得最大动能的运动状态和 PFC3D 分布。随存煤量增加, 球荷运动动能和筒壁总功的变化趋势实验数据如表 1 所示。

表1 球磨机稳定运行测定的参数实验数据

煤粒数 N_m	球径 $D_b=30$ mm, 球数 $N_{0.03}=200$								
	动能 K_{pj}/J	总功 W_w/J	煤半径 R_m/mm	动能 K_{pj}/J	总功 W_w/J	煤半径 R_m/mm	动能 K_{pj}/J	总功 W_w/J	煤半径 R_m/mm
100	11.8601	139.5029	3	11.9110	149.7024	4	11.9048	162.3577	5
300	11.9217	129.2631	3	12.0441	140.6787	4	11.8545	153.6668	5
500	12.2807	142.0282	3	11.9498	165.7603	4	11.5505	156.3924	5
700	11.9508	128.7367	3	12.1595	175.1578	4	11.5545	176.0406	5
900	12.2116	158.8133	3	12.0437	188.9546	4	11.1580	189.4296	5
1100	11.8723	142.8260	3	12.0839	201.4641	4	10.7510	206.4539	5
1300	12.0878	138.3463	3	11.8104	197.3822	4	10.3241	198.4179	5
100	11.7325	140.9874	6	11.4789	162.1031	7	11.3625	231.0797	8
300	11.2513	182.8044	6	10.2926	188.7441	7	9.7399	191.6881	8
500	10.6435	194.0834	6	9.3920	191.6467	7	9.0324	196.3850	8
700	10.0926	228.8249	6	8.8469	232.6820	7	8.4223	198.2341	8
900	9.3746	234.0111	6	8.2572	234.3235	7	8.7080	215.6625	8
1100	8.9602	204.3444	6	8.2780	215.7608	7	8.2913	206.0527	8
1300	8.2211	212.2476	6	8.0506	264.7485	7	8.3778	210.1345	8
煤粒数 N_m	球径 $D_b=40$ mm, 球数 $N_{0.04}=86$								
	动能 K_{pj}/J	总功 W_w/J	煤半径 R_m/mm	动能 K_{pj}/J	总功 W_w/J	煤半径 R_m/mm	动能 K_{pj}/J	总功 W_w/J	煤半径 R_m/mm
100	13.2595	115.1102	3	13.2514	125.6462	4	12.9836	140.1126	5
300	12.7563	129.1822	3	12.9382	171.4572	4	13.0414	135.7810	5
500	13.4045	123.4225	3	13.2740	161.4443	4	12.6222	143.1996	5
700	12.6990	81.8952	3	13.2808	158.2956	4	12.9489	191.5657	5
900	13.3387	105.2245	3	12.6981	158.4349	4	12.4935	166.0902	5
1100	12.7978	124.0021	3	13.1930	157.8063	4	12.2519	170.1463	5
1300	17.3950	66.8231	3	12.9389	156.2044	4	11.9408	171.3957	5
100	12.7790	145.3029	6	12.3747	177.6289	7	12.3300	170.1831	8
300	12.4481	182.4907	6	12.2270	204.4373	7	11.1452	190.7554	8
500	12.3118	200.5161	6	10.2186	205.8105	7	9.1911	283.3907	8
700	11.8093	210.5406	6	9.7601	231.9924	7	7.9784	217.9104	8
900	11.2288	223.0777	6	8.5861	256.0273	7	8.0051	224.5206	8
1100	9.9690	206.2961	6	8.0967	214.2663	7	8.0590	246.4214	8
1300	8.8216	211.5559	6	7.5526	219.8041	7	8.0474	245.8533	8



(a) $D_b=0.03$ m, $N_{0.03}=200$ 钢球运动仿真模型
 (b) $D_b=0.04$ m, $N_{0.04}=86$ 钢球运动仿真模型

图1 钢球运动的 PFC3D 效果图

结合图1和表1可看出,不同煤径下钢球对煤质做功随存煤量增加均先增大后减小,当球荷动能达到一定值后,筒壁做功明显升高,而球荷动能变化不大。进一步说明存煤量超出最佳值后,钢球的冲击能力逐渐减弱,研磨逐渐起主导作用,从而磨机有用功减少,钢球动能利用率降低,钢球运动的实时动能与存煤量、磨机运行效率存在密切关系,受球径、煤径影响,最佳存煤量亦不同。

2.3 样本数据归一化

为避免单位不统一造成的数据离散化, 减少对参数的不必要影响, 需要对样本数据进行归一化处理。对球荷动能、筒体总功和钢球直径的归一化采用(10)式,

$$\bar{X}_{im} = \frac{X_{im} - X_{imin}}{X_{imax} - X_{imin}} \quad (10)$$

式中: \bar{X}_{im} 为第 m 个样本的第 i 个归一化值; X_{im} 为第 m 个样本的第 i 个实验值; X_{imax} 和 X_{imin} 为第 m

个样本的最大值和最小值。对于煤粒数则采用如下归一化公式,

$$\bar{N}_{im} = \frac{0.9(N_{im} - N_{imin})}{(N_{imax} - N_{imin})} + 0.05 \quad (11)$$

式中: \bar{N}_{im} 为第 m 个样本的第 i 个归一化值; N_{im} 为第 m 个样本的第 i 个实验值; N_{imax} 和 N_{imin} 为第 m 个样本的最大值和最小值^[22]。

归一化后得到的参数数据标准样本库如表 2 所示。

表 2 归一化处理后的参数标准数据

输出值	$D_b=30 \text{ mm}, N_{0.03}=200$ 时输入值						$D_b=40 \text{ mm}, N_{0.04}=86$ 输入值					
	\bar{N}_m	\bar{K}_{pj}	\bar{W}_w	\bar{R}_m	\bar{K}_{pj}	\bar{W}_w	\bar{R}_m	\bar{K}_{pj}	\bar{W}_w	\bar{R}_m	\bar{K}_{pj}	\bar{W}_w
0.05	0.0000	0.3580	0.03	0.2882	0.1485	0.04	0.1194	0.7743	0.03	0.9495	0.0000	0.04
0.2	0.1465	0.0175	0.03	0.6694	0.0000	0.04	0.0122	1.0000	0.03	0.4120	1.0000	0.04
0.35	1.0000	0.4419	0.03	0.3993	0.4126	0.04	0.1502	0.9076	0.03	0.9883	0.7814	0.04
0.5	0.2156	0.0000	0.03	1.0000	0.5672	0.04	0.0000	0.2417	0.03	1.0000	0.7127	0.04
0.65	0.8357	1.0000	0.03	0.6683	0.7942	0.04	0.1362	0.6158	0.03	0.0000	0.7157	0.04
0.8	0.0290	0.4684	0.03	0.7834	1.0000	0.04	0.0210	0.9169	0.03	0.8493	0.7020	0.04
0.95	0.5414	0.3195	0.03	0.0000	0.9328	0.04	1.0000	0.0000	0.03	0.4132	0.6670	0.04
0.05	1.0000	0.1646	0.05	1.0000	0.0000	0.06	0.9475	0.0776	0.05	1.0000	0.0000	0.06
0.2	0.9682	0.0000	0.05	0.8630	0.4495	0.06	1.0000	0.0000	0.05	0.9164	0.4781	0.06
0.35	0.7759	0.0516	0.05	0.6899	0.5708	0.06	0.6191	0.1330	0.05	0.8819	0.7099	0.06
0.5	0.7784	0.4238	0.05	0.5330	0.9442	0.06	0.9160	1.0000	0.05	0.7550	0.8388	0.06
0.65	0.5276	0.6775	0.05	0.3285	1.0000	0.06	0.5022	0.5433	0.05	0.6083	1.0000	0.06
0.8	0.2701	1.0000	0.05	0.2105	0.6811	0.06	0.2827	0.6160	0.05	0.2899	0.7842	0.06
0.95	0.0000	0.8478	0.05	0.0000	0.7660	0.06	0.0000	0.6384	0.05	0.0000	0.8519	0.06
0.05	1.0000	0.0000	0.07	1.0000	1.0000	0.08	1.0000	0.0000	0.07	1.0000	0.0000	0.08
0.2	0.6540	0.2595	0.07	0.4717	0.0000	0.08	0.9694	0.3420	0.07	0.7277	0.1817	0.08
0.35	0.3913	0.2878	0.07	0.2413	0.1192	0.08	0.5529	0.3595	0.07	0.2787	1.0000	0.08
0.5	0.2323	0.6876	0.07	0.0427	0.1662	0.08	0.4578	0.6934	0.07	0.0000	0.4216	0.08
0.65	0.0603	0.7036	0.07	0.1357	0.6086	0.08	0.2143	1.0000	0.07	0.0061	0.4800	0.08
0.8	0.0663	0.5227	0.07	0.0000	0.3647	0.08	0.1128	0.4673	0.07	0.0185	0.6734	0.08
0.95	0.0000	1.0000	0.07	0.0282	0.4683	0.08	0.0000	0.5380	0.07	0.0159	0.6684	0.08

由归一化后的数据样本看出, 各参量的输出数值都在(0, 1)之间, 避免了节点迅速进入饱和状态而无法继续学习的情况, 便于实现神经网络信息融合技术, 得到更精确的目标变量预测结果。

3 基于钢球动能的存煤量预测模型

球磨机存煤量受到很多因素影响, 一般表现为非线性关系, 特性十分复杂, 现有的检测和控制方法难以对其建立准确的模型并得到较高的精度, 而神经网络可以很好地解决这些问题; DEM 仿真实

验结果表明存煤量与钢球动能存在密切关系, 易于建模, 采用组合自适应学习算法, 准确捕捉存煤量和钢球动能的非线性关系, 对于神经网络的学习和训练能够收敛和表达, 更好地预测存煤量。因此, 提出利用神经网络进行存煤量和钢球动能信息融合的方法, 包含以下基本步骤:

- (1) 目标变量的选取。将相对易测的钢球动能、筒体总功变量作为神经网络的输入, 即输入神经元的个数为 $p=2$, 目标参量煤粒数为输出, 即输出神经元的个数为 $q=1$ 。

(2) 采样和预处理。根据球磨机制粉系统的动态数学模型和实验所得数据选取样本, 最终得到 66 个样本用作融合神经网络训练数据, 其余的 18 个作为校验样本。对 $D_b=30$ mm 和 $D_b=40$ mm 条件下的两类训练样本分别建立信息融合神经网络模型。

(3) 神经网络的选择。由于标准 BP 算法在煤量预测中往往需要较长训练时间, 容易陷入局部最小值, 使网络权值的调节限于停顿, 因此, 采用预测精度更高的组合自适应学习算法, 将钢球动能和存煤量融合, 即

$$w(t+1) = w(t) + 2\lambda\alpha(t-1) \times [(1-\beta_t)D(t) + \beta_t D(t-1)] \quad (12)$$

其中: $w(t)$ 为 t 时刻的权值; $\alpha(t-1)$ 为学习率; t 时刻的负梯度 $D(t) = -\partial e / \partial v(t)$, $\lambda = \text{sign}[D(t)D(t-1)]$, $\beta_t = 1 - [(t-1)/t]^n$ 为自适应调节系数, $0 \leq \beta_t < 1$, n 为正整数。本算法实现了自适应修改学习率算法和动量批梯度下降算法(traindm)的有机结合, 网络训练速度更快, 在一定程度上表明钢球动能对存煤量变化的解释程度。

(4) 神经网络的训练和学习。隐层中的神经元均采用 sigmoid 型变换函数, 因传递函数和训练函数对神经网络性能有不同程度的影响, 通过试验比较各种算法的训练速度, 误差精度, 计算量及内存需求量, 选定隐层和输出层的传递函数格式为 tansig, 训练函数为 traingdx。基于下式获得隐含层节点初始数目 l ,

$$l = \sqrt{p+q} \quad (13)$$

采用逐步增长法取定自适应中间隐含层神经元个数为 16, 神经网络会在训练过程中加快收敛速度, 达

到较高预测精度^[23], 使神经网络输出 $y = N_m$ 与目标参量的归一化值 $y = \bar{N}_m$ 之间的均方差 e 为最小, 为

$$e = \frac{1}{33} \sum_{n=1}^{33} (\bar{N}_m - N_m)^2 \leq \varepsilon \quad (14)$$

式中, ε 为任意小的正实数, 即给定的允许偏差, 本例中取为 10^{-4} 。

(5) 实际应用。将训练好的神经网络应用于基于钢球动能的球磨机存煤量预测与控制的实际问题, 建立输入变量钢球动能和筒壁总功、目标参量存煤量和系统决策间的映射融合关系, 得出参数的物理意义。

4 结果与分析

$D_b=30$ mm 和 $D_b=40$ mm 条件下的模型训练结果和预测结果分别如图 2 和图 3 所示。表 3 为在 $D_b=30$ mm 和 $D_b=40$ mm 的两类样本中随机选出的煤粒半径分别为 $R_m=4, 6, 8$ mm 和 $R_m=3, 5, 7$ mm 的条件下对煤粒数 \bar{N}_m 的神经网络信息融合结果。煤量预测误差 ΔN 的相关计算公式如下:

$$\Delta N = \frac{|N_m - \bar{N}_m|}{\bar{N}_m} \times 100\% \quad (15)$$

煤量预测平均绝对百分比误差 ΔN_{pj} 定义为

$$\Delta N_{pj} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|N_{m_i} - \bar{N}_{m_i}|}{\bar{N}_{m_i}} \quad (16)$$

煤量预测准确率定义为

$$f = 1 - \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|N_{m_i} - \bar{N}_{m_i}|}{\bar{N}_{m_i}} \right\}^2} \quad (17)$$

其中, N 为考核点数。

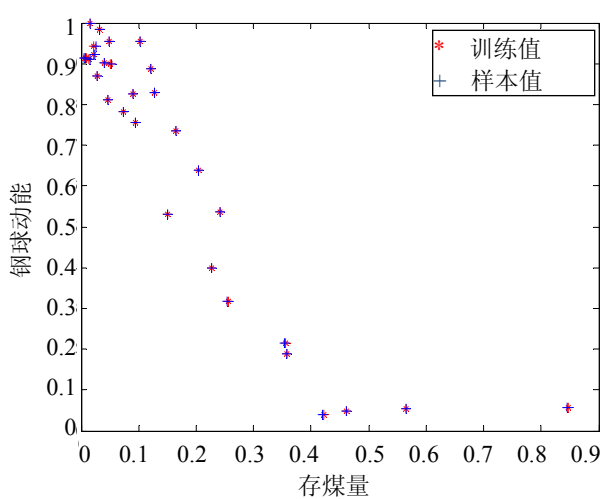
表 3 存煤量检测神经网络信息融合结果

参量/mm	$D_b=30$			$D_b=40$			
	$R_m=4$	$R_m=6$	$R_m=8$	$R_m=3$	$R_m=5$	$R_m=7$	
0.35	融值	0.3503	0.3507	0.3494	0.3502	0.3477	0.3508
	$\Delta N / \%$	0.0763	0.2105	0.1792	0.0620	0.6601	0.2212
0.50	融值	0.5045	0.4994	0.5043	0.5013	0.4980	0.4998
	$\Delta N / \%$	0.8922	0.1166	0.8636	0.2605	0.3990	0.0421
0.65	融值	0.6532	0.6496	0.6472	0.6472	0.6469	0.6501
	$\Delta N / \%$	0.4930	0.0562	0.4286	0.4281	0.4772	0.0144
	$\Delta N_{pj} / \%$		0.3685			0.2850	
	$f / \%$		98.18			97.11	

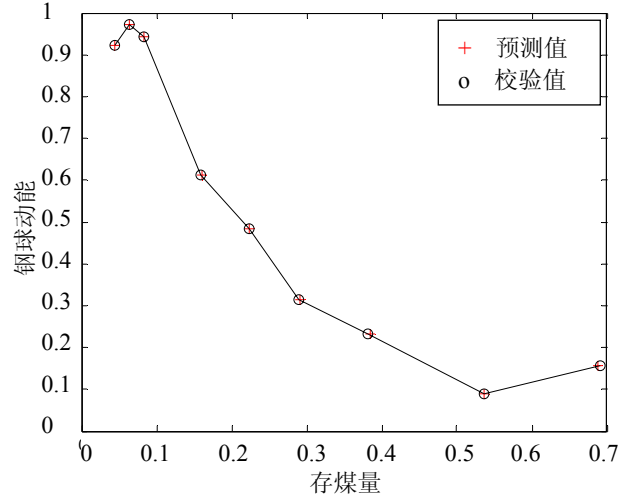
从图 2 和图 3 可以看出, 球磨机存煤量和钢球动能信息融合的神经网络模型无论在预测精度上还是泛化能力上均有较好的表现。通过球荷所获动能值与存煤量的实时变化曲线, 初步得出抛落的钢球和煤质达到一定值后球荷动能出现明显峰值, 此时钢球冲击破碎煤质效率最高; 磨机筒体循环转动中钢球动能有规律的波动变化, 参数钢球动能更准

确地反映存煤量的实时变化。

PFC3D 的实验表明磨机筒体中钢球动能受存煤量的影响较大, 由各煤量下的融合值和误差结果可知, 存煤量和钢球动能信息融合的神经网络模型的预测准确率在 95% 以上, 进一步表明通过钢球动能和反映制粉效率的筒壁总功的变化规律预测磨机筒存煤量的方法是可行的。

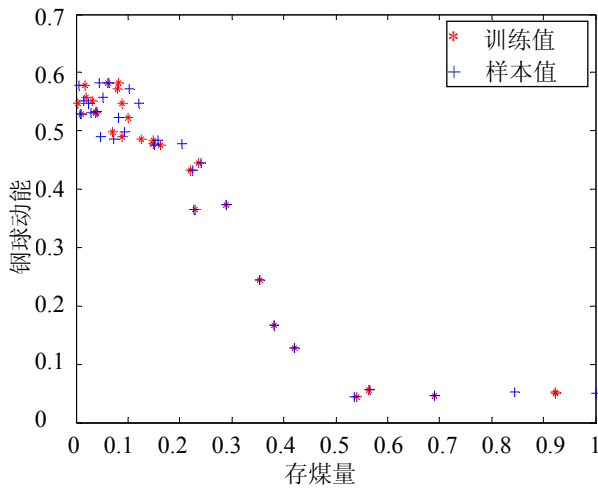


(a) 训练值与样本值比较

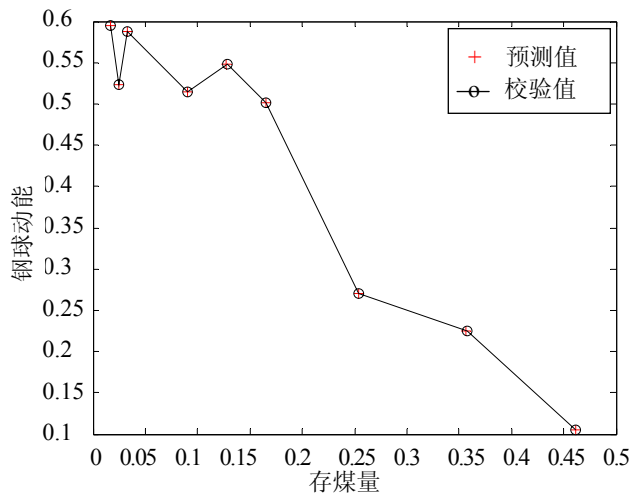


(b) 预测值与样本值比较

图 2 $D_b=30\text{ mm}$ 神经网络信息融合模型仿真结果



(a) 训练值与样本值比较



(b) 预测值与样本值比较

图 3 $D_b=40\text{ mm}$ 神经网络信息融合模型仿真结果

5 结论

(1) 通过 DEM 的 PFC3D 软件平台对不同运行条件下钢球随煤量变化的运动状态进行多参数仿

真实验, 得出了钢球实时动能与体现磨机效率的筒壁总功的对比变化规律, 从能量角度探索磨机粉磨机理。

(2) 建立球磨机制粉系统的动态数学模型, 分

析系统间各参数的关系, 确定重要目标参量, 在一定程度上有助于实现更好的煤量检测和控制方法, 在实际生产中得以广泛应用。

(3) 采用组合自适应学习算法, 建立存煤量和钢球动能信息融合的神经网络模型, 实现钢球动能对磨机存煤量的实时预测控制, 具有较高精度, 为完善基于钢球动能的存煤量控制方法提供了有效的实验依据。

(4) 基于运动钢球动能的内煤量控制方法较现有方法避免了众多环境因素对料位检测的影响, 提高了内煤量控制的准确性。

参考文献:

- [1] Ozkan A, Yekeler M, Calkaya M. Kinetics of Fine Wet Grinding of Zeolite in a Steel Ball Mill in Comparison to Dry Grinding [J]. *International Journal of Mineral Processing* (S0301-7516), 2009, 90(1/4): 67-73.
- [2] 郝勇生. 智能化钢球磨煤机制粉系统设计 [D]. 南京: 东南大学, 2004.
- [3] 陶文华, 柴天佑, 岳恒. 钢球磨煤机的动态参数模型与仿真研究 [J]. *系统仿真学报*, 2004, 16(4): 778-780. (Tao W H, Chai T Y, Yue H. Research of Dynamic Mathematical Model and Simulation of Ball Coal Mill System [J]. *Journal of System Simulation* (S1004-731X), 2004, 16(4): 778-780.)
- [4] 余建平. 基于改进神经网络的污水处理参数软测量模型研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2005.
- [5] Vladimir S, Vsevolod P, Galina M. Energy Efficient Trajectories of Industrial Machine Tools with Parallel Kinematics [C]// *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Industrial Technology, South Africa*. USA: IEEE, 2013: 1267-1272.
- [6] Lu S Y, Mao Q J, Peng Z, Li X D, Yan J H. Simulation of Ball Motion and Energy Transfer in a Planetary Ball Mill [J]. *Chin. Phys. B* (S1674-1056), 2012, 21(7): 1-9.
- [7] Mori H, Mio H, Kano J, Saito F. Ball Mill Simulation in Wet Grinding Using a Tumbling Mill and Its Correlation to Grinding Rate [J]. *Powder Technology* (S0032-5910), 2004, 143-144: 230-239.
- [8] 应灵灵. 球磨机介质运动规律的实验研究 [D]. 昆明: 昆明理工大学, 2009.
- [9] Michaël B, Alain V W, Renato L, Christine R, Marcel R. Modeling and Control of Cement Grinding Processes [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology* (S1063-6536), 2003, 11(5): 715-725.
- [10] Kwon Y S, Choi P P, Kim J S, Gerasimov K B. Decomposition Induced by Mechanical Milling [C]// *Proceeding of The 9th Russian-Korean International Symposium on Science and Technology, Russia*. USA: IEEE, 2005: 560-564.
- [11] 曹旭帆, 叶舟, 万俊, 李晶. 基于 BP 神经网络的函数逼近实验及 MATLAB 实现 [J]. *实验室研究与探索*, 2008, 27(5): 34-38.
- [12] 柳松青. MATLAB 神经网络 BP 网络研究与应用 [J]. *计算机工程与设计*, 2003, 24(11): 81-84.
- [13] 王炯琦, 矫媛媛, 周海银. 基于 UKF 神经网络的姿态测量信息融合算法 [J]. *系统仿真学报*, 2000, 22(10): 2265-2272. (Wang J Q, Jiao Y Y, Zhou H Y. Research on Neural Networks Information Fusion for Multi-sensor Measurement of Satellite Attitude Determination Based on UKF [J]. *Journal of System Simulation* (S1004-731X), 2000, 22(10): 2265-2272.)
- [14] 王永健, 张建宇, 梁伟平, 等. 中储式球磨机热力学建模及仿真 [J]. *华北电力大学学报*, 2005, 32(3): 66-68.
- [15] Chai T Y, Zhai L F, Yue H. Multiple Models and Neural Networks Based Decoupling Control of Ball Mill Coal-pulverizing Systems [J]. *Journal of Process Control* (S0959-1524), 2011, 21(3): 351-366.
- [16] 赵珊珊, 白焰. 神经网络模糊多模型软测量在磨煤机存煤量测量方面的应用 [J]. *动力工程学报*, 2011, 31(10): 745-750.
- [17] 范晓旭, 白焰, 吕跃刚, 等. 大型风力发电机组线性二次型高斯最优控制策略 [J]. *中国电机工程学报*, 2010, 30(20): 100-105.
- [18] 顾馨允. PFC3D 模拟颗粒堆积体的空隙特性初步研究 [D]. 北京: 清华大学, 2008.
- [19] Cleary P W. Industrial Particle Flow Modeling Using Discrete Element Method [J]. *Engineering Computations* (S0264-4401), 2009, 26(6): 698-743.
- [20] 叶江明. 电厂锅炉原理及设备 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2010: 57-84.
- [21] 张骁博, 杨建国, 赵虹. 钢球磨煤机制粉系统运行优化的试验研究 [J]. *动力工程学报*, 2010, 30(2): 133-137.
- [22] 鄂加强, 左红艳, 罗周全. 神经网络模糊推理智能信息融合及其工程应用 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2012: 28-42.
- [23] 司守奎, 孙玺菁. 数学建模算法与应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2011: 406-410.