

· 前沿技术 ·

神经网络和遗传算法在 Assel 轧机辊型设计中的应用

陈 希¹, 肖晋为¹, 王玉峰¹, 钟锡弟²

(1. 天津科技大学 计算机科学与信息工程学院, 天津 300222; 2. 天津钢管集团股份有限公司)

摘要:为了在引进的 Assel 轧机上拓宽产品规格, 满足市场需求, 提出了一种 Assel 轧机辊型设计的方法。首先利用遗传神经网络建立模型, 推理出轧制每种规格管材的喂入角和辗轧角, 然后利用德国 Meer 公司辊型设计公式计算轧制每种规格管材的 Assel 轧辊特征参数, 最后采用最小包容区域法和遗传算法进行参数寻优, 确定一种 Assel 轧机辊型的特征参数。采用上述方法优化设计的 Assel 轧机辊型完成了 6 种管坯 600 种规格无缝钢管的轧制, 比原引进设备的设计产品规格扩大了 10 余倍, 且产品质量处于同类机组领先水平。

关键词: Assel 轧机; 轧辊特征参数; 神经网络; 遗传算法

中图分类号: TP183; TG335.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7059 (2009) 01-0001-05

Application of neural network and genetic algorithm in roll profile design of Assel rolling mill

CHEN Xi¹, XIAO Jin-wei¹, WANG Yu-feng¹, ZHONG Xi-di²

(1. Department of Computer Science and Information Engineering, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China; 2. Tianjin Pipe (Group) Corporation)

Abstract: In order to broaden product specifications and meet market demand at imported Assel rolling mill, a design method of roll profile for Assel rolling mill was presented. Firstly, the model was established using genetic artificial neural network (GANN), and feed angle and toe angle for each rolling gauge tube were obtained. Then, Assel roll characteristic parameters for each rolling gauge tube were calculated via roll profile design formulas provided by Meer Co. of Germany. Finally, with least-inclusive regional and genetic algorithm optimization, characteristic parameters of a roll profile of Assel rolling mill were determined. After the roll profile designed based on above mentioned optimization was used in Assel rolling mill, more than 600 kinds of seamless pipe including 6 kinds of pipe blank have been produced. Compared with imported equipment, product gauge has been expanded more than 10 times. Product quality reached advanced level among the similar type of mills.

Key words: Assel rolling mill; roll characteristic parameter; neural network; genetic algorithm

20 世纪 30 年代由美国人 Walter Assel 研制的轧管机采用 3 个相距 120° 的锥形轧辊, 轧辊与轧件轴线斜置, 以在芯棒上斜轧为工作原理工作, 成为一种有效的轧制工艺, 其工作原理如图 1 所示。2004 年天津钢管集团股份有限公司引进了德国

Meer 公司的新型 Assel 机组。德国 Meer 公司只提供了使用 $\phi 150$, 200 和 210 mm 的 3 种管坯, 轧制 57 个规格荒管的一张轧制表和一种 Assel 轧机辊型图。随着市场竞争的加剧, 荒管轧制规格及管坯规格急剧扩大, 其管坯规格增加了 $\phi 220$, 230 和

收稿日期: 2008-05-13; 修改稿收到日期: 2008-10-20

作者简介: 陈 希 (1957-), 女, 天津人, 副教授, 主要从事计算机应用技术的研究。

251 mm 3 种;荒管轧制规格范围由原设计直径 $\phi 114 \sim 219$ mm 扩大到 $\phi 108 \sim 245$ mm,壁厚范围由 6.5 ~ 45 mm 扩大到 6.5 ~ 65 mm。比原设计产品规格数量扩大了 10 余倍,达到了 600 种。

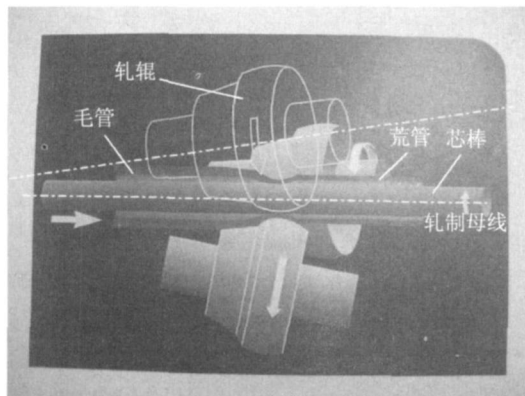


图 1 Asseel 轧管机工作原理示意图

Fig. 1 Asseel mill principle sketch map

随着轧制规格品种的增多,在原引进设备的工艺条件下,通过人工修正工艺参数来满足生产需求,但有时无论怎样调整,都难以找到一组理想的参数,因此需要改变原来既定的工具形状。Asseel 轧辊是最主要的轧制工具,其辊型直接影响到产品质量、规格范围、轧机产量。设计 Asseel 轧机辊型目前大致有两种方法:一是从管材的几何形状与尺寸精度出发,根据轧辊与轧管的共轭关系,设计辊型的形状;二是根据金属塑性变形原理提出的方法。两种方法都存在不足之处,前者只考虑了几何方面,后者只考虑了物理方面,更重要的是都是从指定规格管材出发设计辊型,没有考虑 Asseel 轧机辊型对应多种规格管材的共性,更没有考虑工艺方面的要求^[1]。本文提出了基于神经网络和遗传算法优化设计 Asseel 轧机辊型的方法。该方法包括 3 个步骤:第 1 步,基于遗传神经网络推理出喂入角和辗轧角两个工艺参数;第 2 步,解析德国 Meer 公司的辊型参数公式,剔出其经验数据,计算出轧制 600 种产品规格的各种 Asseel 轧辊特征参数;第 3 步,采用最小包容区域法和遗传算法进行参数寻优,确定一种 Asseel 轧机辊型的特征参数。

1 Asseel 轧辊辊形特征参数

由图 1 可以看出 Asseel 轧机辊形的基本形状是圆锥体,决定锥体曲面的特征参数有入口角、咬入带长度、辊肩高度、辗轧带长度、出口角和出口端长度,其中辗轧带长度是影响产品质量的关键。

Asseel 轧管机管材变形过程如图 2 所示,为了使轧辊的辗轧带与轧制母线平行,工艺要求在 $x-y$ 平面轧辊轴线应与轧制母线形成 5 的辗轧角 β ,为了使毛管产生轴向螺旋运动,Asseel 轧机斜置轧辊,在 $x-z$ 平面轧辊轴线与轧制母线形成喂入角 Φ 。德国 Meer 公司原设计辊型提供的轧制表中,辗轧角为 5°;而喂入角是采用原设计 3 种管坯 57 个轧制管材规格的经验数据,在实际中需要根据 Asseel 轧机状态和实际生产能力在线调整。由于喂入角的存在,造成轧辊辗轧带与芯棒表面的垂直距离愈向出口愈大,在管材内表面形成螺旋道,形成 Asseel 斜轧机的一个固有缺陷^[2]。当轧薄壁管或轧机喂入角增加时,这一缺陷会显著地影响管壁精度和一级品率。因此需要调整辗轧角使其小于 5 进行补偿。

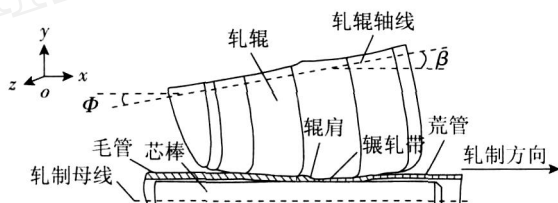


图 2 Asseel 轧管机管材变形过程示意图

Fig. 2 Asseel mill distortion process schematic drawing

管材在轧辊的辊肩部分受到挤压变形后,在轧辊的辗轧带区域进行平整,为保证轧管的壁厚均匀,荒管的任意表面应在轧辊的辗轧带区域轧制两次以上。三辊轧机轧辊辗轧带长度 L_K 的计算公式如下:

$$L_K = (2 \sim 3) \times Z_{ck}$$

$$\text{其中, } Z_{ck} = \frac{\pi d_L}{3} \tan \Phi$$

式中, Z_{ck} 为螺距; d_L 为荒管外径。

当 $\beta \leq 5$ 时,辗轧带长度为

$$L_{K1} = \cos(5 - \beta) \times L_K = \cos(5 - \beta) \times (2 \sim 3) \frac{\pi d_L}{3} \tan \Phi$$

由此可知辗轧带长度是喂入角和辗轧角的函数,因此正确设计 Asseel 轧机辊型辗轧带的前提是合理选用符合生产实际的喂入角和辗轧角^[3]。

2 推理喂入角和辗轧角

首先确定神经网络模型的结构,然后采用遗传算法对神经网络的初始权值进行优化,并采用 BP 算法对权值进一步微调,最后对模型进行测试,推理出符合现场工艺条件的喂入角和辗轧角。

2.1 神经网络结构设计

神经网络的结构设计主要包括确定输入/输出特征向量,设计神经网络的拓扑结构,确定隐含层数、隐含层神经元个数和网络的初始权值。

通过全面分析轧制状态,观测各种现象之间的联系和总结规律,确定输入特征向量为:荒管外径和壁厚、毛管外径和壁厚、芯棒直径;输出特征向量为喂入角和辗轧角。

由于穿制某一指定规格毛管的工艺参数并不是唯一的,因此需要确定最佳轧制工艺后,选择表达整个轧制状态特征点的参数,进行输入/输出特征向量的采集。

图 3 所示为建立的 3 层 BP 网络拓扑结构。

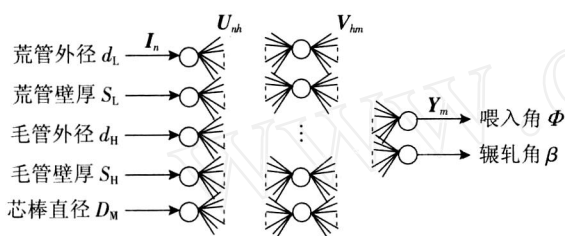


图 3 BP 网络的拓扑结构

Fig. 3 Topology structure of BP neural

I_n —输入矩阵; U_{nh} —输入层与隐含层的连接矩阵;
 V_{hm} —隐含层与输出层的连接矩阵; Y_m —输出矩阵;
 n —输入层神经元个数; m —输出层神经元个数; h —隐含层神经元数

一般根据试错法确定隐含层层数及每个隐含层神经元个数 h 。已经证明一个 3 层的神经网络可以任意程度地逼近任何连续函数,而 3 层前向网络中确定隐含层神经元数 h 的经验公式为:

$$h = (n + m)^{1/2} + (1 \sim 10)$$

其中, $n = 5$; $m = 2$, 则

$$h = (5 + 2)^{1/2} + (1 \sim 10) \approx (4 \sim 13)$$

从 $\phi 150\text{mm}$ 管坯 4 个系列的前 4 组、 $\phi 200\text{mm}$ 管坯 4 个系列的后 4 组、 $\phi 210\text{mm}$ 管坯 4 个系列的后 4 组数据中,随机抽出 48 组数据作为网络的学习样本,用试错法测试当隐含层神经元数分别为 4~13 时, BP 网络需要进化多少代才可以满足精度要求。根据实际生产需要误差确定为 $\pm 2\%$, 为保证测试的准确性,对每个网络结构进行 10 次测试,测试结果如表 1 所示。测试结果表明隐含层神经元数接近 7 时,网络进化速度加快。当隐含层神经元数大于 7 时,网络的进化性能并没有得到改善,因此最终确定网络的隐含层神经元数为 7,即 BP 网络的最终结构为 BP(5, 7, 2)。

表 1 网络达到要求所需的平均迭代次数及时间

Table 1 Average iteration number and time when network achieved the requested goal

隐含层神经元数	5	7	9	13
平均迭代次数	288	93	39	36
所需平均时间 /s	8.33	6.17	5.43	5.29

对上述最终结构为 BP(5, 7, 2)的神经网络权值进行训练时,发现在无任何经验的情况下,如果矩阵 U_{nh} 和 V_{hm} 的初值在实数范围 $[0, 1]$ 内取具有等概率密度分布的随机值,将使训练过程过长,易陷入局部极值而得不到适当的权值分布。因此我们采用下述方法对数值进行了优化。

2.2 神经网络初始权值的优化

神经网络的权值学习是一个复杂的参数连续优化问题,要获得更好的预测效果,单纯的神经网络很难实现。我们采用遗传算法优化网络初始权值^[4],以避免网络训练落入局部极小点,从而提高网络的拟合精度。遗传算法的执行步骤是,首先给出一群染色体,即假设解,然后用一个适应度函数评价这些假设解,并按适者生存的原则,淘汰低适应度的个体,选择适应度高的染色体进行交叉、变异,产生新一代染色体群,并对新种群进行下一轮进化,直到找到最合适的值。

2.2.1 染色体的确定

根据图 3 的网络结构,输入层到隐含层的连接矩阵 U_{nh} 有权值: $5 \times 7 = 35$ 个;隐含层到输出层的连接矩阵 V_{hm} 有权值: $7 \times 2 = 14$ 个;隐含层的激活阈值矩阵 b_{hh} 有 7 个阈值;输出层的激活阈值矩阵 b_{ym} 有 2 个阈值。权值加阈值共 58 个,作为遗传算法的一个染色体。每一权值相当于一个基因,即每个染色体的基因数是 58 个。网络训练的种群规模为 48 个染色体,共有 $48 \times 58 = 2748$ 个基因参加学习。如果每个基因采用二进制编码,会造成染色体编码串过长,并且矩阵 U_{nh} 和 V_{hm} 初值的各个分量取值是实数 $[0, 1]$ 的范围,采用二进制编码需要再解码成实数,这将影响网络的学习精度。因此本文每个基因采用实数编码。将神经网络矩阵 U_{nh} , b_{hh} , V_{hm} , b_{ym} 的元素以行优先顺序排成一个数据串 $(X_1, X_2, \dots, X_{58})$, 形成一个染色体,串上的每个基因对应矩阵的一个元素。

2.2.2 初始化染色体集 $X(0)$

通过以往大量的试验可知,网络收敛后,网络权值的绝对值一般较小。为了使遗传算法能够搜

索所有可行解的范围,本文以概率分布 $e^{-|Y|}$ 来随机确定初始染色体集 $X(0)$ 的各基因 ($X_{01}, X_{02}, \dots, X_{058}$), Y 为随机变量,取值范围为全体实数。

2.2.3 适应度函数 f_j 的确定

以 48 组训练样本作为 BP 网络的输入,运行后将输出误差平方和的倒数作为染色体的适应度函数。即:

$$f_j = 1 / \sum_{i=1}^p (T_i - Y_i)^2 \quad (1)$$

式中, j 为进化代数; p 为训练集样本数; T_i 为期望输出; Y_i 为神经网络实际输出。

2.2.4 选择操作

采用比例选择方法计算基因 X_j 的选择概率 P_j ,使系统中适应度 f_j 高的基因被复制的可能性大。即:

$$P_j = f_j / f_{\text{sum}} \quad (2)$$

式中, f_j 为种群中个体 X_j 的适应度; f_{sum} 为种群中基因适应度的总和。

2.2.5 交叉和变异操作

交叉操作是对每个基因产生 $[0, 1]$ 间的随机数 r ,若 r 小于交叉概率 p_c ,则该基因参加交叉操作,选出参加交叉的一对基因后互换位置。交叉概率 p_c 根据经验设定。

变异操作是以概率 p_m 在初始概率分布中随机选择一个值与基因 X_j 相加。对变异概率自适应调整,对于适应度高的优秀基因, p_m 取小一些,促进遗传算法收敛;对于适应度低的基因, p_m 取大一些,避免遗传算法陷入局部解。调整方法如下:

$$p_m = \begin{cases} 0.5 (f_{\max} - f_j) (f_{\max} - f_{\text{av}}) & f_j \geq f_{\text{av}} \\ 0.5 & f_j < f_{\text{av}} \end{cases} \quad (3)$$

表 3 网络的预测结果

Table 3 Network test result

产品系列	喂入角 $\beta / ^\circ$		相对误差 / %	辗轧角 $\Phi / ^\circ$		相对误差 / %
	期望输出	网络实际输出		期望输出	网络实际输出	
146	4.10	4.07	- 1.00	9.29	9.39	1.25
140	3.68	3.73	1.67	7.97	8.11	1.75
133	4.07	4.13	2.00	10.04	9.98	- 0.75
127	3.48	3.52	1.34	9.71	9.68	- 0.38
219	4.00	4.02	0.67	8.02	7.95	- 0.88
203	4.72	4.73	0.33	11.01	10.88	- 1.63
194	3.24	3.26	0.67	8.99	9.07	1.00
180	4.65	4.69	1.33	9.78	9.82	0.50
168	4.72	4.71	- 0.33	11.08	10.92	- 2.00

工艺要求范围: β 为 $2 \sim 5^\circ$; Φ 为 $7 \sim 15^\circ$ 。

3 计算轧辊特征参数

设计的 AsseI 轧辊将使用 $\phi 150, 200, 210, 220, 230, 251 \text{ mm}$ 6 种管坯,轧制 600 种管材。首先利

式中, f_{av} 为种群的平均适应度; $f_{\max}$ 为种群中基因的最大适应度。

2.2.6 终止条件

当连续三代的平均适应度相对误差不超过 $\pm 2\%$,或进化代数 j 达到 2 000 代时进化终止,网络的初始权值选择完成。

2.3 权值的微调

用遗传算法确定网络的初始权值在最优解附近的微调能力较差,需再利用 BP 算法对网络的权值进行微调。遗传算法初始化网络权值以及 BP 算法的主要参数见表 2。

表 2 网络的算法参数

Table 2 Network algorithm parameters

遗传算法	BP 算法
种群规模: $P = 48$	动量项系数: $\alpha = 0.792$
选择概率: P_j 动态调整	学习率: $\eta = 1.2$
交叉概率: $p_c = 0.8$	激活函数: s 型函数
变异概率: p_m 自适应调整	迭代次数: 2 000
初始权值取值空间: $b = [0, 1]$	
进化代数: $j = 2 000$	

为保证测试的准确性,对网络进行 10 次测试,达到 $\pm 2\%$ 误差所需的平均代数为 8.6 代,收敛时间大大缩短。

2.4 模型预测结果

BP 网络模型训练结束后,从 $\phi 150 \text{ mm}$ 管坯后 3 个、 $\phi 200 \text{ mm}$ 管坯前 3 个、 $\phi 210 \text{ mm}$ 管坯前 3 个的产品系列中随机抽出 9 种样本,将各项参数输入到训练好的网络模型中进行测试。测试结果表明网络输出误差均在 $\pm 2\%$ 以内,符合系统要求,如表 3 所示。

用遗传神经网络推理出轧制每种管材的喂入角和辗轧角,再通过解析德国 Meer 公司的辊型参数公式,剔出其经验数据,准确计算出轧制每种产品规

格的 AsseI 轧辊特征参数。由于轧制每种产品规格的喂入角和辗轧角不同,因此特征参数计算结

果不是一个固定值,AsseI 轧辊特征参数的范围如表 4 所示。

表 4 AsseI 轧辊特征参数的范围

Table 4 Scope of AsseI roller profile characteristic parameters

入口角 / °	咬入带长度 /mm	辊肩高度 /mm	辗轧带长度 /mm	出口角 / °	出口端长度 /mm
1.46 ~ 3.61	76.32 ~ 190.8	2.49 ~ 5.21	47.57 ~ 102.9	0.21 ~ 4.64	149 ~ 179.7

4 确定 AsseI 辊型的特征参数

表 4 中每个特征参数有 $q (1 < q \leq 600)$ 个,每行的 6 个特征参数可确定一种 AsseI 辊型。针对表 4 中的 q 种 AsseI 辊型,本文采用最小包容区域法和遗传算法的参数寻优,确定一种 AsseI 轧机辊型的特征参数。

4.1 最小包容区域法

以确定辗轧带长度 L_K' 为例,处理方法如下。

将表 4 中的 q 个 L_K 从小到大排列:

$$L_{K1}, L_{K2}, \dots, L_{Kq}$$

设在最小值和最大值之间存在一点

$$L_{K0} = L_{K1} + a (L_{Kq} - L_{K1}), 0 \leq a \leq 1 \quad (4)$$

对 t 个小于 L_{K0} 的数据存在均差 e_1

$$e_1 = \frac{1}{t} \sum_{c=1}^t (L_{K0} - L_{Kc}) \quad (5)$$

对 k 个大于 L_{K0} 的数据存在均差 e_2

$$e_2 = \frac{1}{k} \sum_{d=q-k+1}^q (L_{Kd} - L_{K0}) \quad (6)$$

$$L_K' = L_{K0} + e = L_{K1} + a (L_{Kq} - L_{K1}) + e \quad (7)$$

式中, $e = \min |e_2 - e_1|$ 。

显而易见,求取 L_K' 的过程是一个以 a 为参数的寻优问题。

4.2 遗传算法参数寻优

搜索式 (7) 中能够使 e 最小的 a 值,遗传算法的设置为,种群规模 $P = 50$,交叉概率 $p_c = 0.9$,变异概率 $p_m = 0.02$,最大进化代数 $j = 1000$,初始种群通过在解析空间的随机选取得到^[5]。具体步骤如下。

4.2.1 对 a 编码

采用二进制编码方法,具有编码、解码操作简单,遗传操作便于实现等优点。在此采用染色体长度为 8 的二进制字符串 $b_8 b_7 \dots b_2 b_1$ 表示 a 。

4.2.2 适应度函数的确定

由式 (7) 看出目标函数取值的变化和适应度相反,第 j 代适应度函数 $f(a_j)$ 为:

$$f(a_j) = e_{\max}^j - e(a_j) \quad (8)$$

式中, $e_{\max}^j$ 为 j 代种群所对应的目标函数的最大值。

4.2.3 选择操作

个体 a_i^j 被选择的概率 p_i^j 为:

$$p_i^j = f(a_i^j) / \sum_{i=1}^q f(a_i^j) \quad (9)$$

4.2.4 交叉操作

对每串个体 a_i^j 产生 $[0, 1]$ 间的随机数 r ,若 $r < p_c$,则该串个体参加交叉操作,进入配对池,在配对池中随机配对,然后对每对个体产生 $[1, 8]$ 间的随机数以确定交叉的位置。例如产生的随机数是 2,则将两个个体的低二位交换,形成过渡种群 A_{10}^j 。

4.2.5 变异操作

按照变异概率 p_m ,随机选择 A_{10}^j 中的个体,对二进制串按位取反,形成下一代的种群 a_i^{j+1} 。

4.2.6 终止条件

判断种群是否达到了最大进化代数,如果没有,转向步骤 (3) 继续循环,否则此时种群中适应度最大的个体所对应的数值为全局最优解。

根据表 4 中的 q 种 AsseI 辊型,采用遗传算法寻优得到 AsseI 轧辊辊型特征参数,见表 5。

表 5 遗传算法处理后的 AsseI 轧辊辊型特征参数

Table 5 AsseI roller profile characteristic parameter with GA optimization

入口角 / °	咬入带长度 /mm	辊肩高度 /mm	辗轧带长度 /mm	出口角 / °	出口端长度 /mm
3.57	64.60	7.46	74.38	5.46	173.40

5 应用效果

基于遗传神经网络优化设计的 AsseI 辊型,自 2006 年投入实际生产以来,完成了 6 种管坯 600 种规格无缝钢管的轧制,比引进设备原设计产品规格

扩大了 10 余倍。薄壁管的内螺纹深度均不大于 0.3 mm,中厚壁管的壁厚精度达到了 $\pm 5.0\%$,产品质量处于同类机组领先水平。中厚壁、厚壁合金高
(下转第 34 页)

4.3 设备限制的应对措施

模式构筑必须考虑料仓和称量机设备的具体情况,比如有 3 台称量机各对应 4 个料仓,属于同一台称量机的料仓要服从先称再投、同一时间只能称一种料等限制条件。投入模式初始构筑时以料仓为单位各自为政,出现冲突在所难免,因此初始构筑完成后要对同一称量机所属的所有投入按优先级别、称量开始时间等进行排序、调整,以消除冲突,满足设备要求。

称量机还有称量上限和下限这两个限制性要求,在初始构筑时就要把模式调整好。无论定量还是均等分割都比较容易触及称量下限,比如某称量机称量下限为 100 kg,定量投入的最后一次投入量有可能只有几十千克,均等分割投入时如果投入预定量小而投入次数多,则有可能每次投入都小于 100 kg,出现这些情况时就需要及时缩减投入次数,调整投入量,如此处理时还要检查是否超过投入上限。

为满足设备限制而进行的投入模式调整有可能触及工艺许可限制,比如超过了吹炼时间,对这些投入量要把它们调整到事前称量值中。

4.4 紧急(或异常)情况应对措施

转炉吹炼过程中会出现许多紧急或异常情况,需要第一时间做出反应,比如发生喷溅需要马上投入防溅剂,遇到副枪测温后温度偏高需要投入铁矿石等冷材等等。出现这些情况时临时开始称量已经来不及了,因此在 L2 和 L1 上开发了称量备投功能。为铁矿石和防溅剂增加了一个称量备投模式,称好后是否投入、何时投入由操作工相机决定。

4.5 人工干预处理

自动化系统具有减轻操作负担、规范操作流程、提升操作水平等优势,但在某些特殊和紧急情况下缺乏应对能力,因此人工干预措施必不可少。本投入模式构筑系统贯彻人工优先原则,开发了投入总量人工干预、事前称量值人工干预、投入模式吹炼中动态干预等人机实时交互功能,计算机在确保人工设定优先的前提下执行剩余的投入模式构筑任务。

4.6 与 L1 的通信

副原料投入模式构筑完成并且经过操作工确认后,计算机以料仓为单位,按固定规格把每次投入的称量开始时刻、投入量等信息发往 L1 执行。

5 结束语

随着“一键式”炼钢的深入推进,二炼钢转炉副原料投入自动化控制系统已成为现场不可或缺的重要工具,使用率稳定在 97% 以上,对规范操作、提高质量发挥了关键作用。

今后该系统还要继续完善、发展,比如开发针对不同钢种的多模式构筑系统,并进一步拓展自动化的范围,开发合金投入自动控制系统等。

参考文献:

- [1] 蒋慎言. 炼钢生产自动化技术 [M]. 北京:冶金工业出版社, 2006.
- [2] 潘贻芳,王振峰. 转炉炼钢功能性辅助材料 [M]. 北京:冶金工业出版社, 2007.
- [3] 高泽平. 炼钢工艺学 [M]. 北京:冶金工业出版社, 2006.

[编辑:魏 方]

(上接第 5 页)

压锅炉管、钻铤管、加厚钻管、桥箱管、车桥管、液压支柱管等产品的生产由过去的 5% 上升到 30%。13Cr 铁素体不锈钢系列产品的开发,促进了抗腐蚀套管的大批量生产,满足了市场需求,经济效益显著。

参考文献:

- [1] 胡 旋,李 霞,朱景清. Assel 轧管机钢管变形特征分析 [J]. 特殊钢, 1999, 20 (6): 16-18.
- HU Xuan, LI Xia, ZHU Jing-qing. An analysis of tube deformation characteristics on Assel mill [J]. Special Steel, 1999, 20 (6): 16-18.

- [2] 李阳华. 三辊轧管机轧制的钢管内螺纹缺陷分析 [J]. 钢管, 1998, 27 (5): 30-34.
- LI Yang-hua. An investigation of inner spiral defect of steel tube made with 3-high pipe rolling mill [J]. Steel Pipe, 1998, 27 (5): 30-34.
- [3] 杨志强. 三辊轧管裂纹缺陷控制 [J]. 钢管, 1995, 24 (3): 36-39.
- YANG Zhi-qiang. Control of crack defects occurring in pipe rolling course with three-high mill [J]. Steel Pipe, 1995, 24 (3): 36-39.
- [4] 徐丽娜. 遗传算法与神经控制. 神经网络控制 [M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社, 1999: 101-106.
- [5] 周 明,孙树栋. 遗传算法原理及应用 [M]. 北京:国防工业出版社, 1999.

[编辑:沈黎颖]