

基于 RBF-AG 算法的 7050 铝合金电磁半连续铸参数优化

黄松林^{1,2}, 崔建忠¹

- (1. 东北大学 材料电磁过程研究教育部重点实验室, 沈阳 110004;
2. 沈阳大学 机械工程学院, 沈阳 110044)

摘要: 为解决7050铝合金大尺寸扁锭成型裂纹倾向大、工艺参数不易找准的问题, 建立基于RBF的电磁半连续铸造神经网络模型, 并采用遗传算法对7050铝合金电磁半连续铸造过程的工艺参数进行了优化计算。结果表明, 当7050铝合金的成分(质量分数)为Zn 6.1%、Mg 2.3%、Cu 2.2%和Zr 0.14%时, 电磁半连续铸工艺参数的优化值为: 铸造速度52 mm/min、铸造温度724 °C、扁锭宽面冷却强度134 L/min、扁锭窄面冷却强度22 L/min、电磁强度11749 A·turn、电磁频率27 Hz。在优化后的工艺参数条件下, 无裂纹铸锭成品率比优化前的成品率提高20%。

关键词: RBF 神经网络; 遗传算法; 参数优化; 电磁半连续铸造

中图分类号: TG 146.2 文献标识码: A

Parameter optimization for semi-continuously casting of 7050 Al alloy under low frequency electromagnetic based on RBF-AG algorithm

HUANG Song-lin^{1,2}, CUI Jian-zhong¹

- (1. Key Laboratory of Electromagnetic Processing of Materials, Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110004, China;
- 2 Mechanical Engineering Academy, Shenyang University, Shenyang 110044, China)

Abstract: To solve 7050 Al alloy ingot large crack tendency, a parameter optimization model was developed. The optimization model was based on RBF artificial neural network, the technics parameter was optimized by genetic algorithm. The simulation results show that when the 7050 alloy chemical composition(mass fraction) is Zn 6.1%, Mg 2.3%, Cu 2.2% and Zr 0.14%, the optimizing value of cast velocity is 52 mm/min, the cast temperature is 724 °C, the broarside cooling intensity is 134 L/min, the narrow-side cooling intensity is 22 L/min, the electromagnetic intensity is 11 749 AZ, the electromagnetic frequency is 27 Hz. Compared with the product without parameters optimized, the product rate is increased by 20%.

Key words: RBF artificial neural network; genetic algorithm; parameter optimization; semi-continuously electromagnetic casting

7050铝合金广泛应用于航空航天工业, 是一种非常重要的铝合金。由于7050合金中Cu和Zn元素含量高, Fe和Si杂质元素含量控制较低, 属于高纯合金,

并且在合金中添加了Zr微量元素, 具有高强度、高韧性、良好的淬透性等优点, 因而在航空材料中得到重要应用^[1]。但是由于合金含量高, 铸锭的裂纹倾向也

基金项目: 国家重点基础研究发展计划资助项目(2005CB623707)

收稿日期: 2008-01-14; 修订日期: 2008-09-18

通讯作者: 崔建忠, 教授; 电话: 024-83681738; E-mail: jzcui@epm.neu.edu.cn

增大,尤其是宽厚比较大的扁铸锭,极易形成裂纹。一直以来,针对裂纹的研究就没有中断过,这些研究主要集中在两个方面,一是在裂纹形成机理方面,目前比较成熟的理论主要有液膜理论、强度理论、形成功理论、晶间搭桥理论、凝固收缩补偿理论等^[1-3]。虽然目前各理论尚不能达成共识,但这些理论对人们认识裂纹的本质起到了巨大的作用,并在这些理论的基础上形成了多种判据,用来预测裂纹的发展趋势。二是在工艺方面的研究,通过改进成型工艺,使裂纹的发展得到抑制或消除。事实上,长期以来,制定合理的材料加工工艺方案,一直是理论分析与经验积累为依据和原则的。而且,制定的工艺参数往往是能够保证工艺过程的可行,但不能保证其最优^[4-5]。因此,进行工艺参数优化设计十分必要。近年来,在电磁半连续铸造领域,不断出现有关参数优化的论文,这些论文的优化方法大多集中在通过数值模拟的方法和借助于判据的参数优化上,并在各自的研究对象中取得了较好的优化效果。本文作者试图从另一手段出发,把神经网络和遗传算法^[6]引入到电磁半连续铸造中,对规格为200 mm×600 mm的7050铝合金扁锭的成型工艺参数进行优化,从而找到适用于电磁半连续铸造的另一种有效的优化手段。

1 优化目标模型的建立

首先确定本研究的任务:在低频电磁半连续铸造条件下,在裂纹量化值为最小(零)的约束下,寻找最优的铸造工艺参数,从而获得低废品率的7050铝合金扁锭产品。该优化任务可用下式描述:

$$\begin{cases} \min & F(X) \\ \text{s.t} & g_j(X) \geq 0 (j=1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (1)$$

式中 $F(X)$ 为模型的优化函数, $g_i(X)$ 为模型的约束条件(n 为约束条件的个数),即所有工艺参数的边界条件。

1.1 RBF神经网络优化模型

采用单隐层的径向基函数(RBF)神经网络^[7-10]来作为模型的优化函数。在电磁半连续铸造过程中,影响裂纹倾向的因素非常多,这些因素与裂纹之间是非常复杂的、高度非线性的关系。在合金成分一定的情况下,本研究选取影响最大的6个参量作为模型的优化变量。它们分别是:铸造速度、铸造温度、宽面二冷水流量、窄面二冷水流量、电磁场强度、电磁场频率。在网络的输入层,将待优化的工艺参数作为输入变量,

网络的输出为铸锭裂纹的量化值。

令输入向量为 $\mathbf{X}_k \in R^6$, $\mathbf{X}_k = [X_1^k, X_2^k, \dots, X_6^k]^T$, $k=1, 2, \dots, p$ (p 为样本数);期望输出向量为 $\mathbf{T}_k \in R$;输出实际值向量为 $\mathbf{Y}_k \in R$;网络的连接权向量为 \mathbf{W}_{ji} , 其中 $j=1, 2, \dots, m$ (m 为隐层节点数), j 为输出层节点数;隐层激励函数采用式(2)的高斯函数;输入和输出层激励函数为线性函数。

$$R_j(\mathbf{X}_k) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{X}_k - \mathbf{c}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right], j=1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式中 \mathbf{X}_k 为六维输入向量; \mathbf{c}_j 为第 j 个基函数的中心,与 \mathbf{X}_k 具有相同维数的向量; σ_j 为高斯函数的方差; m 为隐层感知单元的个数; $\|\mathbf{X}_k - \mathbf{c}_j\|$ 为向量 $\mathbf{X}_k - \mathbf{c}_j$ 的范数,它通常表示 \mathbf{X}_k 和 \mathbf{c}_j 之间的距离; $R_j(x)$ 在 \mathbf{c}_j 处有一个唯一的最大值,随着 $\|\mathbf{X}_k - \mathbf{c}_j\|$ 的增大, $R_j(x)$ 迅速衰减到0。整个网络的输入输出关系可表示为

$$Y_k = \sum_{j=1}^m W_{ji} R_j(\mathbf{X}_k) \quad (3)$$

用向量表示为

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{R}_j^T \mathbf{W}_{ji} \quad (4)$$

由于该网络模型只有一个输出节点,即裂纹的缺陷量化值。所以 i 取1。在式(4)中,

$$\mathbf{R}_j = [r_1, r_2, \dots, r_m] \quad (5)$$

$$\mathbf{W}_{ji} = [W_1, W_2, \dots, W_m] \quad (6)$$

显然,由式(1)可知,当目标函数的输出满足:

$$\phi(\mathbf{X}_k) = \min Y_k = \min \sum_{j=1}^m W_{ji} R_j(\mathbf{X}_k) \quad (7)$$

时所对应的工艺参数为最优参数。

1.2 RBF神经网络优化模型的训练

在训练之前,为使网络模型更具泛化能力,将得到的数据样进行了筛选,把相关度较大的数据进行了合并,使获得的数据在参数范围内具有合理的分布。之后,把铸锭的裂纹按照表1进行了量化处理。最后将所有样本数据按照下式进行归一化处理^[11]:

$$\mathbf{X}'_{ij} = \frac{\mathbf{X}_{ij} - \mathbf{X}_{j\min}}{\mathbf{X}_{j\max} - \mathbf{X}_{j\min}} \quad (8)$$

式中 等式左边的 \mathbf{X}'_{ij} 为经过标准化的第 i 个样本的第 j 个变量数值,它对应于等式右边的变量原始值 \mathbf{X}_{ij} ; $\mathbf{X}_{j\max}$ 和 $\mathbf{X}_{j\min}$ 分别为第 j 个变量的最大值和最小值。

表 1 裂纹缺陷量化值

Table 1 Quantitative value of ingot crack

Crack grade	Evaluation standards	Quantity
Crack grade 0	No crack	0
Crack grade I	With thin inside crack, but no crepitation	0-0.2
Crack grade II	With biggish inside crack, but no crepitation	0.2-0.5
Crack grade III	With biggish exterior crack, with crepitation	0.5-0.8
Crack grade IV	With large exterior crack, with crepitation	0.8-1.0

在 MATLAB^[11]编程平台上, 将归一化后的数据提供给输入向量矩阵 X_k 、目标向量矩阵 T_k 。通过样本数据的训练后, RBF 神经网络获得了确定的权值和阈值。

将另外未参与训练的 8 个样本数据输入训练之后的网络模型, 得到了模型的预测曲线(图 1)。从图 1 可以看出, 预测值和实际值基本保持一致趋势。可见, 该网络模型的泛化能力挺好, 可以用来作为遗传优化算法的知识源函数。

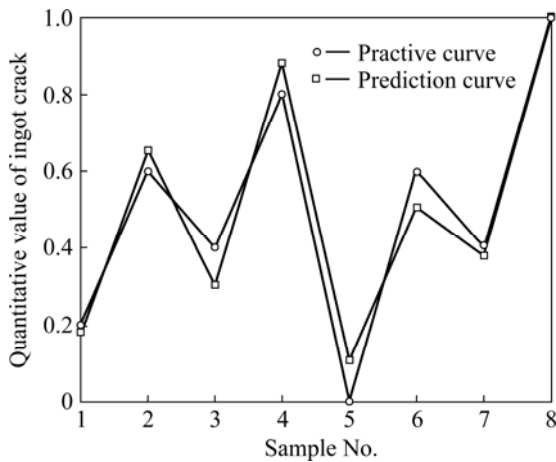


图 1 预测值与实际值的对比

Fig.1 Comparison of prediction value with practice value

2 基于改进的遗传算法优化过程设计

基本遗传算法存在着容易早熟和收敛速度慢两个难题^[12-15]。为避免早熟和提高收敛速度, 本研究对基本遗传算法进行了改进。

2.1 改进遗传算法的思想

改进遗传算法的基本思想是: 在进化过程中, 引

入自适应交叉概率和自适应变异概率, 即引入的交叉概率和变异概率与个体的适应度值相联系, 使适应度值小的个体有较大的交叉概率和变异概率, 使适应度值大的个体的交叉概率和变异概率则相对较小, 从而实现自适应的遗传算法。改进后的遗传算法提高了接受相对差的子代的概率, 这样可在一定程度上避免陷入局部极值, 提高了全局搜索能力。改进后的算法流程图如图 2 所示。

2.2 改进遗传算法的关键设计

根据改进后的遗传算法思想, 对算法的关键环节做如下设计。

2.2.1 编码设计

采用实数编码, 即种群中的任一个体经实数编码后, 都可形成一条染色体。每一条染色体都代表一个工艺参数, 具有六维解, 用向量表示为: $d=[d_1, d_2, \dots, d_6]$ 。这样, 所有群体就构成了一个 20×6 的实数码矩阵。

2.2.2 适应值函数设计

为了满足遗传算法中适应值最大的原则^[8], 构造式(9)作为遗传算法的适应值函数。

$$f(X_k) = 1.1 - \Phi(X_k) \tag{9}$$

式中 $f(X_k)$ 为个体 X_k 的适应值函数; $\Phi(X_k)$ 为个体 X_k 的目标函数值, 即 RBF 网络的实际输出值。采用式(9)的评价函数, 具有最大适应值的个体为最好的种群个体, 亦即具有最小的裂纹量化值的个体将具有最大的适应值。

2.2.3 选择算子设计

采用下式作为从父代中选择个体的选取概率:

$$p_s(X_k) = \frac{f(X_k)}{\sum_{j=1}^N f(X_j)} \tag{10}$$

式中 N 为种群中的个体数, X_k 为个体, $f(X_k)$ 为个体 X_k 的适应值。通过选择, 具有高适应值的个体具有较高的选中机会, 从而使群体的优良特性得以遗传和保留。

2.2.4 交叉算子设计

在群体中选择两个父体 X_1 和 X_2 , 根据父个体的适应值确定交叉概率 P_c 。采用下式计算交叉概率 P_c :

$$\begin{cases} P_c = P_{c1} - \frac{P_{c2}(f' - f_{avg})}{(f_{max} - f_{avg})}, & f' \geq f_{avg} \\ P_c = P_{c1}, & f' < f_{avg} \end{cases} \tag{11}$$

式中 f_{max} 为群体中最大的适应值, f_{avg} 为每代群体的平均适应值, f' 为 X_1 和 X_2 中较大的适应值; 设定 $P_{c1}=0.9$,

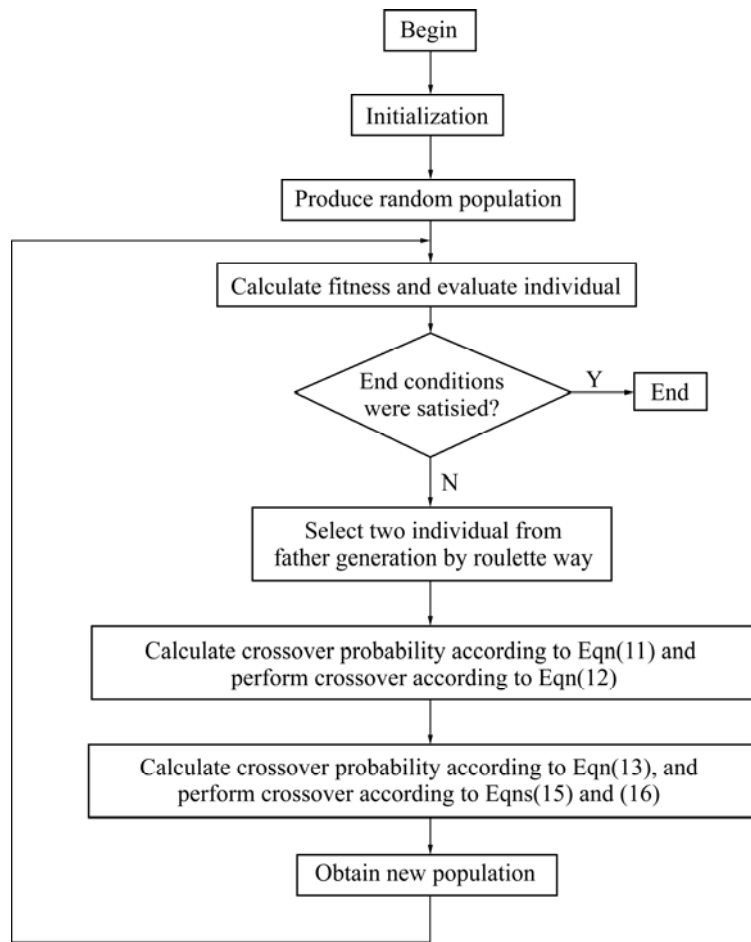


图2 改进后的 GA 算法流程
Fig.2 Improved GA arithmetic process

$P_{c2}=0.3$ ，实验过程中根据具体情况调节。对于父体 X_1 和 X_2 ，采用式(12)产生两个子代 Y_1 和 Y_2 ：

$$\begin{cases} Y_1 = \{X_1(1), X_1(2), \dots, X_1(i), X_2(i+1), \dots, X_2(n)\} \\ Y_2 = \{X_2(1), X_2(2), \dots, X_2(i), X_1(i+1), \dots, X_1(n)\} \end{cases} \quad (12)$$

式中 i 为随机产生的一个交叉位置， $i \in [1, 2, 3, \dots, n-1]$

2.2.5 变异算子设计

首先通过选择算子选出父个体，根据父个体的适应值确定变异概率 P_m 。采用下式计算变异概率 P_m ：

$$\begin{cases} P_m = P_{m1} - \frac{P_{m2}(f - f_{avg})}{(f_{max} - f_{avg})}, & f \geq f_{avg} \\ P_m = P_{m1}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (13)$$

式中 f_{max} 为群体中最大的适应值， f_{avg} 为每代群体的平均适应值， f 为要变异个体的适应值；设定 $P_{m1}=0.1$ ， $P_{m2}=0.099$ ，实验过程中根据具体情况调节参数的值。

假定 X 为依概率 P_m 选定的变异个体：

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n) \quad (14)$$

若 x_k 为变异点，其取值范围为 $[U_{min}^k, U_{max}^k]$ ，在该点对个体 X 进行变异后，得到一个新的个体：

$$X' = (x_1, x_2, \dots, x'_k, \dots, x_n) \quad (15)$$

式中 x'_k 为新基因值，则：

$$x'_k = U_{min}^k + r(U_{max}^k - U_{min}^k) \quad (16)$$

式中 r 为(0, 1)范围内的一个随机数。

3 优化结果分析与讨论

3.1 参数优化结果

图3所示为进化过程中群体中各个体的适应值分布图。从图3可以看出，初始群体适应值的分布表现出很强的分散性和随机性，个体的平均适应值较低。随着遗传迭代次数的增加，劣质个体逐步被淘汰，优良个体经过复制、交叉、变异等遗传操作，逐步派生出性能优良的新个体，群体的平均适应值有较大提高，分布状态也逐渐趋于稳定。图4所示为进化过程中平均

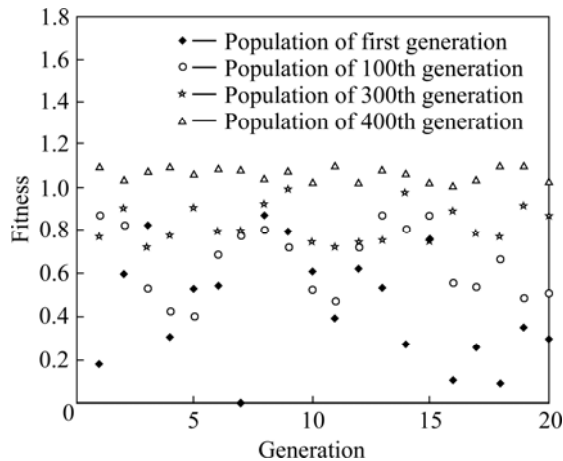


图 3 进化过程中种群个体适应值的分布
Fig.3 Distribution of individual fitness in process of evolution

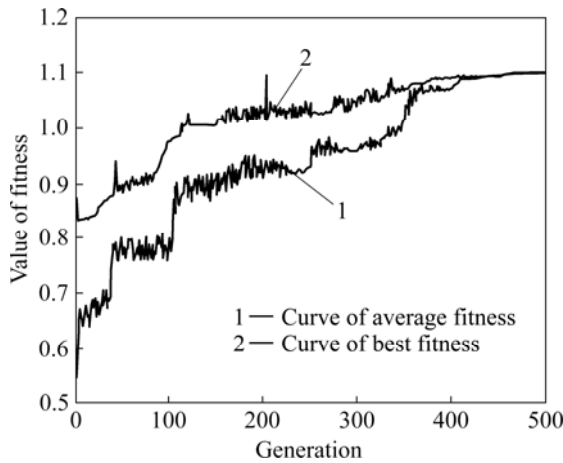


图 4 进化过程中适应度的变化
Fig.4 Fitness curves in process of evolution

适应值和最优适应值随迭代次数的变化曲线。其中下方曲线为种群的平均适应值, 上方曲线为种群中最优个体的适应值。初始时, 种群个体平均适应值较低, 当遗传进行到第100代时, 个体的平均适应值提高到了 0.767 1, 到了第300代, 个体的平均适应值提高到 0.957 4, 到了第400代, 个体的平均适应值提高到 1.071, 但搜索并未停滞, 随着迭代过程的进行, 最终逼近全局最优值。在第476次迭代之后, 平均适应值和最优适应值重合, 达到了最大值1.1。此时对应的最优参数经过反归一化处理, 得到了表2所示的最优参数。将表2的参数取整后得到最优参数组, 即: $X=[52, 724, 134, 22, 11\ 749, 27]$ 。

表 2 最优工艺参数

Table 2 Best technics parameters					
x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
51.723	724.130	134.362	22.584	11 749.283	27.302

3.2 优化参数的实铸结果

为了验证工艺参数的优化效果如何, 按照优化后的参数在半连铸车间进行实际铸造生产。铸锭的合金配比如表 3 所列。

表 3 实验用 7050 铝合金的化学成分

Table 3 Chemical composition of 7050 alloy for experiment (mass fraction, %)

Zn	Mg	Cu	Zr	Al
6.1	2.3	2.2	0.14	Bal.

铸造设备为自动电磁半连续铸造机, 其控制系统由 DCS 系统组成。结晶器由 TC4 加工而成, 内嵌石墨环, 电磁线圈布置在结晶器外围, 线圈由水冷铜管制成。线圈内通低频交变强电流, 用以产生强磁场。线圈安匝数为 11 749 A·turn, 磁场频率为 27 Hz。

合金熔炼温度为 760 °C, 在 750 °C 左右除气、扒渣, 保温 15 min 左右转入电阻静置炉(中间包)。中间包熔体温度在 730 °C 左右时, 进行二次除气、扒渣, 以减少含气量和含渣量对组织的影响。同时, 为了细化晶粒, 加入 Al-Ti-B 晶粒细化剂。熔体在 724 °C 左右保温 15 min。

当这些工艺环节都完成之后, 按照优化后的工艺参数进行电磁半连续铸造。铸造的铸锭数量为 10 根。图 5 所示为部分铸锭的实物照片。



图 5 按最优工艺参数铸造的 7050 铝合金扁锭照片
Fig.5 Photo of 7050 Al alloy ingot with optimized parameters

将这 10 根铸锭锯切后进行裂纹等级判定, 与早些时候参数未优化的铸锭进行数据对比。对比结果如表 4 所列。由表 4 可知, 优化后的工艺参数降低了裂纹的发生率, 使无裂纹的铸锭成品率从原来的 6 根(占 60%)提高到 8 根(占 80%), IV 级裂纹的发生率从原来的 2 根(占 20%)下降到零。

表4 优化与未优化的成品率对比

Table 4 Comparison of optimized product rate with un-optimized one

State	Ingot numbers of grade 0	Ingot numbers of grade I	Ingot numbers of grade II	Ingot numbers of grade III	Ingot numbers of grade IV
without optimization	6	0	2	0	2
with optimization	8	1	1	0	0

3.3 分析与讨论

3.3.1 优化效果的微观机理分析

优化与实铸结果表明,将神经网络与遗传算法这一智能优化手段应用到电磁半连铸工艺过程,得到了很好的优化效果。下面来分析一下其微观的作用机理:

1) 铸造温度

铸造温度影响组织与应力。铸造温度升高,会减小熔体的过冷度,使形核率下降,晶粒变得粗大,铝合金结晶凝固期间的强度降低,塑性变差。同时,铸造温度升高,增大了铸锭的液穴深度及温度梯度,铸造的收缩应力也增大,从而产生铸锭裂纹的趋势也越大。铸锭结晶凝固收缩应力与温度的关系可用数学式表达:

$$\sigma = E\alpha(T_1 - T_2) \quad (17)$$

式中 σ 为收缩应力, E 为弹性模量, α 为线收缩系数, $(T_1 - T_2)$ 为温度差。因此,合理的铸造温度可以减小内应力,进而抑制裂纹的形成。

2) 冷却强度

当冷却强度增大时,铸锭的液穴深度减小,但液穴在边部却变陡,铸锭次表面的温度梯度较大。而收缩应力 σ 与温度差 $(T_1 - T_2)$ 成正比,故在铸锭内部会产生较大的收缩应力。冷却强度愈大,裂纹倾向也就愈大。

3) 铸造速度

当铸造速度增大时,铸锭液穴深度及温度梯度增大,将在液穴中心的底部出现无法补缩的液穴区段,并产生较大的收缩应力,铸锭热裂倾向因此将增大。

4) 电磁场

文献[1]对电磁铸造进行了研究,得到了在低频电磁半连铸条件下,铸锭裂纹趋势降低的结果。在电磁铸造中,由于磁力的搅拌作用,均匀了温度场,推迟了初凝壳的形成时间,降低了初凝壳形成的位置点,减小了液穴深度。浅平的凝固前沿减小了由于温度梯度而引发的铸锭各部分收缩不均匀现象,以及因铸锭整体性的相互制约而产生的内应力,从而使裂纹趋势降低。

从以上的分析可以看出:1)裂纹形成的力学本质,是由于合金凝固过程中收缩受阻、产生应力集中而导致的。2)宏观上工艺参数对裂纹形成的作用结果,其实质是微观上裂纹形成机理的作用结果。

神经网络的建模与训练,其基础建立在历史数据之上。历史数据包括工艺参数与裂纹量化值。而裂纹量化值的获得,正是各工艺参数通过裂纹形成机理所发生的结果。建模和训练的本质,就是建立工艺参数与裂纹量化值之间的非线性映射,并将这种离散的映射进行泛化。遗传算法优化过程的本质,就是在所有的参数泛化值之间不断进行组合,观察其裂纹量化值是否最小,从而最终找到一组最优的组合。

由此可见,该智能优化过程的微观基础依然建立在裂纹形成机理之上。优化的过程,就是不断寻找产生最小应力的过程,使得各参数在凝固过程中的矛盾得到了相互妥协,并不断趋于合理,稳定裕量也得到了增大,从而使成品率得到了较大的提高。

3.3.2 工艺参数智能优化的局限性

由于铸造过程的复杂性,在优化的过程中只考虑了6个工艺参数,而将其它因素的影响都忽略了。这些被忽略的因素同样始终影响着凝固的过程,使得实际生产时不可能获得100%的成品率。

首先,杂质、气体和宏观偏析影响着凝固过程的热裂倾向。

铝及铝合金熔炼和保温时,炉气中的 N_2 、 O_2 、 H_2O 、 CO_2 、 H_2 、 CO 和 C_mH_n 等会与熔体在界面相互作用,产生化合、分解、溶解和扩散等过程。其氧化生成物有 Al_2O_3 、 SiO_2 和 MgO 等,其中 Al_2O_3 是主要的氧化夹杂物。由于熔体吸收的气体中 H_2 占85%以上,而且氢在熔体中的溶解度随温度的降低而减小,因而在熔体结晶凝固时会有气体析出,未及时逸出的便在铸锭中形成气孔。夹杂物和气孔都可削弱晶粒间的联结,造成应力集中,使铸锭的塑性和强度下降,从而导致铸锭裂纹。

7050铝合金半连续铸造过程中常常发生反偏析,使得铸锭表面溶质元素含量远远高于合金的平均成

分,而中心部位的溶质元素含量则偏低,从而形成了由高合金成分的低熔点共晶所组成的偏析瘤,严重降低了铸锭表面的力学性能,增大了铸锭裂纹的倾向。

其次,结晶器的状况、结晶器初始液位填充时间以及初始铸造速度同样造成了凝固过程中铸锭缺陷的不确定性。

由于存在着上述难以控制的因素,使得半连续铸造工艺参数的优化存在着一定的局限性。克服这种局限性的有效办法就是,不断地提高控制手段与检测手段,降低不确定因素,获得更翔实的数据,将更多的忽略因素都纳入优化模型中。这样,优化的参数越多,优化值就越接近理想值。

REFERENCES

- [1] 张勤,崔建忠,张北江. 铝合金低频电磁铸造过程中裂纹的抑制[J]. 金属学报, 2003, 39(12): 1259-1263.
ZHANG Qin, CUI Jian-zhong, ZHANG Bei-jiang. Elimination of crack in AL alloy ingots during DC casting under low frequency electromagnetic field[J]. Acta Metallurgica Sinica, 2003, 39(12): 1259-1263.
- [2] SONG R G, ZHANG Q Z. Heat treatment technique optimization for 7175 aluminum alloy by an artificial neural network and a genetic algorithm[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2001, 117: 84-88.
- [3] CONCEICAO C A, DOURADO N M. Metal-forming process optimization by inverse evolutionary search[J]. J Mater Process Technol, 2002, 121: 403-413.
- [4] CASTRO C F, ANTONIO C A C, SOUSA L C. Optimization of shape and process parameters in metal forging using genetic algorithms[J]. J Mater Process Technol, 2004, 146: 356-364.
- [5] 李萍,薛克敏. 基于人工智能的钛合金热变形工艺参数优化[J]. 中国有色金属学报, 2006, 16(7): 1202-1206.
LI Ping, XUE Ke-min. Optimization of hot deformation process for titanium based on artificial intelligence[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2006, 16(7): 1202-1206.
- [6] 靖稳峰,魏红,段惠娣. 遗传算法及其发展现状[J]. 西安工业学院学报, 2000, 20(3): 230-235.
JING Wen-feng, WEI Hong, DUAN Hui-di. Overview of genetic algorithms and their present development[J]. Journal of Xi'an Institute of Technology, 2000, 20(3): 230-235.
- [7] 王峰,谈怀江. GA-BP和GA-RBF网络在结构损伤分析的比较[J]. 微机发展, 2005, 15(8): 158-160.
WANG Feng, TAN Huai-jiang. Comparison between GA-BP and GA-RBF neural network applying to analysis of structural damage[J]. Microcomputer Development, 2005, 15(8): 158-160.
- [8] 田津,李敏强,陈富赞. 复杂样本分类的GA-RBFNN方法[J]. 系统工程学报[J]. 2006, 21(2): 163-170.
TIAN Jin, LI Min-qiang, CHEN Fu-zan. GA-RBFNN learning algorithm for complex classifications[J]. Journal of System Engineering, 2006, 21(2): 163-170.
- [9] LAI Xiao-ping, LI Bin. An efficient learning algorithm generating small RBF neural networks[J]. Neural Network World, 2005, 15(6): 523-533.
- [10] 陶钧,谢书明. 基于遗传算法和径向基函数神经网络的转炉炼钢模型[J]. 系统仿真学报, 2000, 12(3): 241-244.
TAO Jun, XIE Shu-ming. BOF steelmaking model based on GA and RBF network[J]. Journal of System Simulation, 2000, 12(3): 241-244.
- [11] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与MAT-LAB7实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 99-108.
FECIT technological product research center. Neural networks and its implement using MAT-LAB7[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2005: 99-108.
- [12] 李劫,刘代飞,秦庆伟. 基于GA-BP的NiFe204基金属陶瓷阳极优化设计[J]. 中国有色金属学报, 2006, 16(2): 351-356.
LI Jie, LIU Dai-fei, QIN Qing-wei. Optimization designs of NiFe₂O₄ cermet inert anodes based on GA-BP hybrid neural network[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2006, 16(2): 351-356.
- [13] 姜鹏飞,蔡之华. 基于遗传算法和梯度下降的RBF神经网络组合训练方法[J]. 计算机应用, 2007, 27(2): 366-372.
JIANG Peng-fei, CAI Zhi-hua. Combined algorithms for training RBF neural networks based on genetic algorithms and gradient descent[J]. Computer Applications, 2007, 27(2): 366-372.
- [14] 刘威,李小平,毛慧欧,柴天佑. 基于实数编码遗传算法的神经网络成本预测模型及其应用[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(3): 423-431.
LIU Wei, LI Xiao-ping, MAO Hui-OU, CHAI Tian-you. Neural network cost prediction model based on real-coded genetic algorithm and its application[J]. Control Theory & Applications, 2004, 21(3): 423-431.
- [15] 汪金良,卢宏,曾青云,张传福. 基于遗传算法的铜闪速熔炼过程控制优化[J]. 中国有色金属学报, 2007, 17(1): 156-160.
WANG Jin-liang, LU Hong, ZENG Qing-yun, ZHANG Chuan. Control optimization of copper flash smelting process based on genetic algorithms[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2007, 17(1): 156-160.

(编辑 陈爱华)