

DOI: 10.3969/j.issn.1674-1951.2020.02.014

基于遗传算法的涂层转接工艺优化

Coating transfer process optimization based on GA

孙书刚¹ 朱昱² 钱兵¹ 李小武² 倪红军²

SUN Shugang¹ ZHU Yu² QIAN Bing¹ LI Xiaowu² NI Hongjun²

(1. 南通高欣耐磨科技股份有限公司 江苏 南通 226011; 2. 南通大学 江苏 南通 226019)

(1. Nantong Gaoxin Antiwear Technology Company Limited, Nantong 226011, China;

2. Nantong University, Nantong 226019, China)

摘 要: 为了优化涂层转接工艺与配方,提升转接涂层综合性能,在经验证的BP神经网络模型基础上进行优化设计,利用遗传算法以涂层的硬度、磨损量及剪切强度加权和最小为评价指标,以涂层的配方、真空熔结温度、保温时间为优化对象进行迭代优化。当硬度、磨损量及剪切强度的权重分别为-0.3、0.4、-0.3,遗传算法最大迭代次数为100,种群规模为60,交叉与变异概率分别为0.40和0.01时,优化组合为:碳化钨(WC)添加量(质量分数)26.8%、真空熔结温度1071℃、保温时间59.7 min。采用优化配方、涂层转接工艺后制备的复合涂层硬度高达63.6 HRC、磨损量仅为101 mg、剪切强度为157.2 MPa。表明遗传算法对涂层配方、转接工艺进行优化的方式科学、有效,优化后的复合涂层综合性能得到较大的提升。

关键词: 涂层转接; 复合涂层; 遗传算法; 多目标优化; BP神经网络; 火焰喷焊; 真空熔结

中图分类号: TB 330.1 文献标志码: A 文章编号: 1674-1951(2020)02-0072-04

Abstract: In order to optimize the transfer process and formulation of coating, and improve the comprehensive performance of the transferred coating, an optimized scheme was carried out based on a verified BP neural network model. The evaluation index was the minimum weighted sum of the coating hardness, wear extent and shear strength calculated by genetic algorithm (GA), and the iterative optimization was made on the formulation, vacuum fusion temperature and heat preservation time of the coating. When the weight of the hardness, the wear extent and the shear strength were -0.3, 0.4 and -0.3, the maximum iterative time was 100, and the population was 60, the crossover and mutation probabilities would be 0.40 and 0.01, respectively. The optimization scheme includes keeping WC content at 26.8%, keeping the vacuum fusion temperature at 1071℃ and keeping heat preservation time in 59.7 min. After the optimization, the hardness of the composite coating is 63.6 HRC, and the wear extent is 101 mg only and the shear strength is 157.2 MPa. It shows that GA is scientific and effective in optimizing coating formulation and transfer process, and the comprehensive performance of the composite coating can be improved prominently.

Keywords: coating transfer process; composite coating; genetic algorithm; multi-objective; BP neural network; flame spray welding; vacuum fusion

0 引言

涂层转接是一种将火焰喷焊与真空熔结技术相结合,设计出的适用于制备异型机筒内衬耐磨层的涂层制备工艺^[1]。采用该工艺生产制备锥形双螺杆挤出机双金属机筒,能够很好地解决工作状态下机筒内壁腐蚀、磨损严重的问题,避免了由于设备关键

部件损坏而造成设备报废情况的出现,有效地提高装备关键零部件综合性能,延长了设备的使用寿命。然而,转接涂层的硬度、耐磨性及剪切强度等性能与涂层配方、转接工艺参数密切相关,因此要想获得综合性能更佳的复合涂层,需对涂层配方和转接工艺进行优化。

遗传算法 GA (Genetic Algorithm) 是以自然选择和遗传理论为基础,将生物进化过程中适者生存规则与群体内部染色体的随机信息交换机制相结合的高效全局寻优搜索方法^[2-5]。该算法宏观搜索能力较强,优化方式科学、有效,选用该技术对转接工艺

收稿日期: 2019-03-26; 修回日期: 2019-11-20

基金项目: 江苏省重点研发计划(产业前瞻与共性关键技术)(BE2016107)

和配方进行优化具有较大的工程意义。

本文在经过验证的 BP 神经网络模型基础上,以复合涂层的硬度、磨损量以及剪切强度为评价指标,利用遗传算法对涂层配方、真空熔结温度以及保温时间进行迭代寻优,并与试验结果进行对比分析,验证优化方案的有效性。

1 涂层转接工艺优化模型

在涂层转接过程中,由于输入(涂层配方、真空熔结温度、保温时间)与输出(硬度、耐磨性、剪切强度)的函数关系未知且为非线性函数,须借助神经网络的非线性拟合能力对其进行数据拟合。基于试验因数和评价指标建立 3-3-3 的 3 层网络结构模型,确定了涂层配方、真空熔结温度、保温时间、转接涂层硬度、耐磨性及剪切强度间的关系模型,模拟证明神经网络具有较高的拟合能力,其预测数据误差相对稳定,均控制在 9.52% 以内,能够满足模拟试验要求。

复合涂层的检测指标包括硬度、耐磨量及剪切强度,属于多目标优化范畴。权重系数法作为常用的多目标优化问题解决方法,其主要根据设计者对多个优化目标的重要程度,分别给每个子目标函数赋予一定的权重 w_i ,然后对各个子目标函数用线性加权求和^[6-8]。具体函数形式如下:

$$\begin{cases} y_{\min} = f(x) = \sum_{i=1}^N w_i f_i(x) \\ x \in X_f \end{cases}, \quad (1)$$

其中, w_i 为权重,各个权重的取值均为正数,且 $w_i \geq 0$, $w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1$ 。利用权重系数法能够很好地将多目标问题转化成单目标问题进行优化,并且单目标优化问题获得的解是原多目标优化问题的非劣解。权重系数法能够准确地反映出各个目标在整个目标中的重要程度,且其算法简单有效,应用范围广泛。

在已建立的 BP 神经网络的基础上,利用权重系数法建立适应度函数,使经过训练的 BP 神经网络预测输出能够有效地与遗传算法中的个体适应度值相匹配,从而通过选择、交叉、变异等操作实现寻找函数的全局最优解和对应的输入值,进而获得综合性能最佳涂层的碳化钨(WC)添加比例及真空熔结涂层转接工艺参数。遗传算法优化迭代过程中,以涂层配方 A 、真空熔结温度 B 、保温时间 C 为优化对象,以硬度 d 、磨损量 e 、剪切强度 σ 为评价指标,现取设计变量 $X = [A \ B \ C]$,取涂层硬度、磨损量、剪切强度 3 参数加权和最小建立目标函数

$$F(d \ e \ \sigma) = M(d + \sigma) + Ne, \quad (2)$$

$$[d \ e \ \sigma] = F(A \ B \ C), \quad (3)$$

式中: M 表示硬度和剪切强度对工艺条件影响的权值; N 为磨损量对工艺条件影响的权值。

式(3)的关系模型由 BP 神经网络模拟实现,根据实际生产条件可建立约束方程为

$$\begin{aligned} A &\in [a_1 \ b_1] \\ B &\in [a_2 \ b_2] \\ C &\in [a_3 \ b_3] \end{aligned} \quad (4)$$

2 遗传算法原理

2.1 遗传算法流程

遗传算法一般运算流程如图 1 所示。

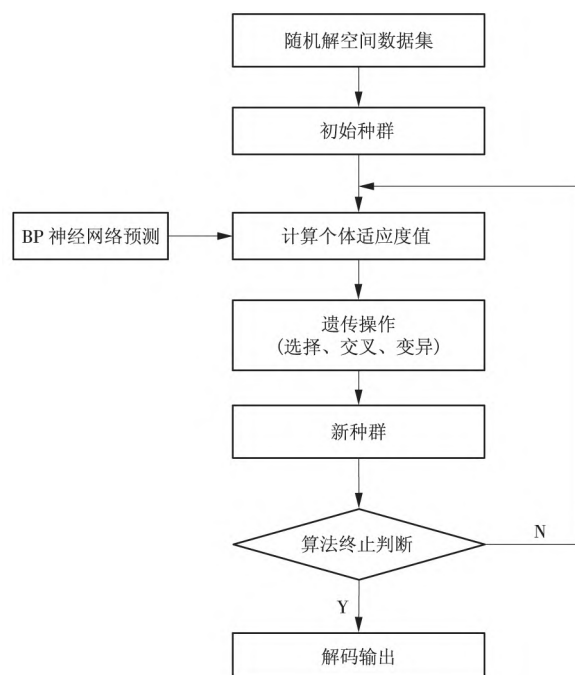


图 1 遗传算法流程

Fig.1 Process of GA

2.2 遗传算法基本元素

遗传算法的主要元素包括染色体编码方式、适应度函数、遗传算子等。

(1) 染色体编码即解空间中解个体的编码,将目标问题映射到遗传算法染色体串中,建立起二者之间的联系。主要有二进制编码(将个体编码成二进制串)和浮点数编码(将个体编码成实数串),编码后的染色体方可在遗传算法中进行遗传运算。

(2) 适应度函数作为考核个体对环境适应程度的指标,是决定染色体遗传给后代的重要依据,适应度函数的优劣直接影响遗传算法优化结果。

(3) 遗传算子包括选择算子、交叉算子和变异算子。

选择算子主要依据个体的适应度函数值,从旧种群中以一定概率选择个体作为新的种群,其是推

动遗传算法进化的直接推动力。一般的选择算子有轮盘赌法、锦标法等。

交叉算子作为遗传算法的主要运算,主要是通过将 2 个个体染色体交换后组合成新的个体,该方式能够有效保证父代的优良特性。交叉运算如图 2 所示。

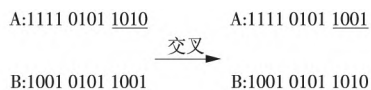


图 2 交叉运算

Fig. 2 Cross operation

变异算子是指按照一定的概率对任一个体染色体中的某些基因用其等位基因替换,从而形成新的个体。其目的是为种群提供新的个体,保证了种群的多样性,从而拓展遗传算法搜索空间。具体操作形式如图 3 所示。

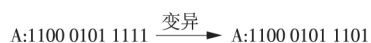


图 3 变异运算

Fig. 3 Mutation operation

3 遗传优化

3.1 遗传参数设置

采用浮点数编码方式对 WC 添加量、真空熔结温度、保温时间进行编码,WC 添加量(质量分数,下同)为 0 ~ 50.0%,真空熔结温度 980 ~ 1180 °C,保温时间为 0 ~ 60.0 min^[9-12];优选设置种群规模为 60,交叉概率为 0.40,变异概率为 0.01,最大迭代次数为 100^[12-17];适应度函数 $\text{fun}(x)$ 是将 BP 神经网络的预测输出分别与对应的权重进行加权求和,采用专家打分法确定各指标的权重系数,其中涂层性能指标洛氏硬度、磨损量以及剪切强度的权重系数 w_1, w_2, w_3 分别为 -0.3, 0.4, -0.3。

3.2 优化结果

遗传算法优化过程中最优个体适应度值变化如图 4 所示,由于设置的适应度函数是求 3 种性能指标加权后的最小值,所以最佳适应函数的值越小越好。图 4 中最佳个体适应度函数值越来越小,说明整个解集朝着好的方向发展,从而证明其预测涂层的综合性能更加优良。通过计算机的计算与模拟,获得最终的优化配方及真空熔结涂层转接工艺如下:WC 添加量为 26.8%,真空熔结温度为 1071 °C,保温时间为 59.7 min。

3.3 优化试验结果

利用遗传算法优化后的涂层配方及真空熔结涂层转接工艺进行试验发现,涂层的洛氏硬度高达 63.6 HRC,涂层磨粒磨损量仅为 101 mg,剪切强度

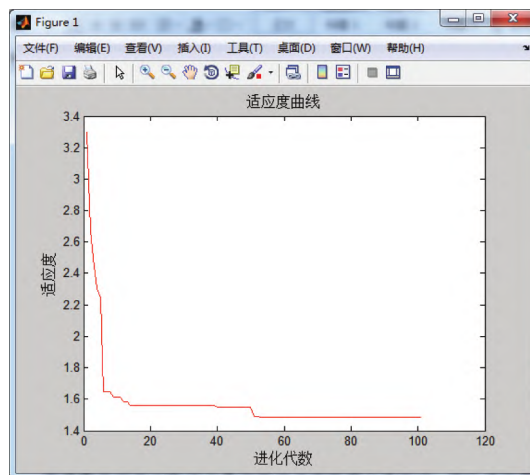


图 4 个体适应度值

Fig. 4 Individual fitness value

高达 157.2 MPa。综合比较发现,遗传算法优化后的涂层性能得到较大提升,在保证涂层硬度及耐磨性的同时,也较好地提升了涂层的剪切强度。可见,采用神经网络与遗传算法相结合对涂层转接工艺及配方进行优化是科学可行的,优化结果具有一定的参考价值。

4 结论

(1) 设计出适用于制备异型机筒内衬耐磨层的涂层转接工艺,研究并得出 WC 添加量、真空熔结温度与保温时间对复合涂层硬度、耐磨性以及剪切强度的影响:随着 WC 添加量的增加,真空熔结温度对转接涂层的结合强度影响极大;随着真空熔结温度升高,涂层与受体结合强度显著提升,但是涂层硬度、耐磨性等综合性能具有不同程度的下降。

(2) 采用权重系数法建立涂层综合性能的适应度关系,用遗传算法进行迭代优化,优化后的组合层配方为 WC 添加量 26.8%;真空熔结涂层转接工艺为:熔结温度 1071 °C、保温时间 59.7 min;利用优化后的配方及涂层转接工艺制备复合涂层,检测其硬度高达 63.6 HRC,相同磨损条件下的磨损量仅为 101 mg,剪切强度达到 157.2 MPa,综合性能得到较大提升。

参考文献:

- [1] 钱兵,孙书刚. 一种高耐磨、可修复式锥型双机筒: CN201520658300.9 [P]. 2016-02-03 [2019-03-26], 2016.
- [2] MADRASWALA H S, DESHPANDE A S. Genetic algorithm solution to unit commitment problem [C]//International Conference on Nascent Technologies in Engineering. IEEE 2017: 1-6.

- [3] XU J. GA optimized wavelet neural networks [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006 4099: 1176 – 1180.
- [4] ZWEIRI Y H, WHIDBORNE J F, SENEVIRATNE L D. A three-term backpropagation algorithm [J]. Neurocomputing, 2003 50(1): 305 – 318.
- [5] 朱文龙. 基于遗传算法的 BP 神经网络在多目标优化中的应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学 2009.
- [6] 朱昱, 黄国立, 黄长征. 基于遗传算法的注塑工艺优化设计[J]. 机械设计与制造工程 2001 30(1): 13 – 14.
- [7] 陈世平, 杜江, 刘艳忠. 基于遗传算法的高速铣削工艺参数优化研究[J]. 工具技术 2014 48(6): 25 – 27. CHEN Shiping, DU Jiang, LIU Yanzhong. Research on optimization of process parameters for high-speed milling based on genetic algorithm [J]. Tool Engineering, 2014 48(6): 25 – 27.
- [8] 方琳, 殷素峰, 赵天婵. 基于 Kriging 模型的 P20H 模具钢激光熔覆多目标优化[J]. 材料保护 2017 50(12): 63 – 66. FANG Lin, YIN Sufeng, ZHAO Tianchan. Multi-objective optimization of P20H die steel laser cladding based on kriging [J]. Materials Protection 2017, 50(12): 63 – 66.
- [9] MA Q, LI Y, WANG J. Effects of Ti addition on microstructure homogenization and wear resistance of wide-band laser clad Ni60/WC composite coatings [J]. International Journal of Refractory Metals and Hard Materials, 2017, 64: 225 – 233.
- [10] 肖逸锋, 杨燕, 龚伟伟, 等. 真空烧结反应合成 WC 铁基耐磨材料的组织与性能[J]. 材料热处理学报 2017 38(5): 19 – 24. XIAO Yifeng, YANG Yan, GONG Weiwei, et al. Microstructure and properties of WC/Fe wear resistant materials in-situ synthesized by vacuum sintering [J]. Transactions of Materials and Heat Treatment 2017 38(5): 19 – 24.
- [11] 曾凡检. Ni60 合金真空烧结熔覆涂层的组织和性能[D]. 湘潭: 湘潭大学 2016.
- [12] ZHANG N, YANG X, ZHANG M, et al. A genetic algorithm-based task scheduling for cloud resource crowd-funding model [J]. International Journal of Communication Systems 2018 31(1): 3394 – 3404.
- [13] 王海霞, 王军. 基于遗传算法的板坯连铸凝固模型表面喷雾冷却优化研究[J]. 表面技术 2016 45(2): 194 – 198.
- [14] 樊文欣, 李众, 冯再新, 等. 基于遗传算法的强力旋压成形工艺参数优化[J]. 铸造技术 2017 38(11): 2709 – 2712. FAN Wenxin, LI Zhong, FENG Zaixin, et al. Optimization of process parameters of power spinning based on genetic algorithms [J]. Foundry Technology 2017 38(11): 2709 – 2712.
- [15] 许宏良, 殷苏民. 基于改进 BP 神经网络优化的管道腐蚀速率预测模型研究[J]. 表面技术 2018 47(2): 177 – 181. XU Hongliang, YIN Sumin. Prediction model of pipeline corrosion rate based on improved BP neural network [J]. Surface Technology 2018 47(2): 177 – 181.
- [16] 马廉洁, 曹小兵, 巩亚东, 等. 基于遗传算法与 BP 神经网络的微晶玻璃点磨削工艺参数优化[J]. 中国机械工程 2015 26(1): 102 – 106. MA Lianjie, CAO Xiaobing, GONG Yadong, et al. Process parameter optimization based on BP networks and [J]. China Mechanical Engineering 2015, 26(1): 102 – 106.
- [17] 陆永亚, 李航宇, 金龙. 大直径双辐板滑轮制造工艺研究[J]. 华电技术 2019 41(7): 54 – 57. LU Yongya, LI Hangyu, JIN Long. Study on manufacturing technology of large diameter double-spoke pulley [J]. Huadian Technology 2019 41(7): 54 – 57.
- (本文责编: 白银雷)
-
- 作者简介:
孙书刚(1984—), 男, 山东聊城人, 工程师, 硕士, 从事金属基复合耐磨材料的研究(E-mail: ssg22008@126.com)。
朱昱(1972—), 男, 江苏南通人, 教授, 从事新材料及 CAD/CAM 的研究(E-mail: zhu.y@ntu.edu.cn)。
钱兵(1973—), 男, 江苏南通人, 工程师, 硕士, 从事金属基复合耐磨材料的研究(E-mail: qianbing1973@163.com)。
李小武(1991—), 男, 湖北随州人, 工程师, 从事新材料及其制备工艺(E-mail: lxw1991917@163.com)。
倪红军(1965—), 男, 江苏南通人, 教授, 从事新能源与新材料的研究(E-mail: hjni910@aliyun.com)。
-
- ches [J]. Huadian Technology, 2019 41(11): 62 – 65 84.
- (本文责编: 刘芳)
-
- 作者简介:
蒋璵(1994—), 女, 河北衡水人, 在读硕士研究生, 从事综合能源系统研究(E-mail: ancy_jiang@163.com)。
许鸣珠(1967—), 女, 河北石家庄人, 教授, 工学博士, 从事自动控制系统研究(E-mail: xmzsyz@126.com)。