

高速列车单节车体空气动力特性优化

方正, 王大镇

(集美大学机械与能源工程学院, 福建 厦门 361021)

[摘要] 针对传统高速列车单节车体空气动力特性优化方法的不足, 设计了一种基于广义回归神经网络和遗传算法的单节车体空气动力特性优化方法, 该方法首先利用流体动力学软件获得单节车体的实验数据, 然后用广义回归神经网络对实验数据进行训练, 建立优化模型, 并采用遗传算法对该模型进行优化。结果表明, 优化后的单节车体的结构参数能够改善列车的空气动力特性, 优化后的升力、侧向力和倾覆力矩系数分别降低了 11.5%、8.05% 和 17.5%, 并且优化后的单节车体压力系数与原有单节车体相比得到了改善。

[关键词] 高速列车; 单节车体; 空气动力特性; GRNN 模型; GA 算法

[中图分类号] TH 16; TG 65

Optimization of Aerodynamic Characteristics on the Unit Body of High-speed Train Based on GRNN Model and GA Algorithm

FANG Zheng, WANG Dazhen

(School of Mechanical and Energy Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China)

Abstract: The paper mainly focuses on the optimization of deficiencies in the features of the traditional high-speed train, which lacks the aerodynamic characteristics for the unit body of train. Based on the generalized regression neural network and the genetic algorithm, a new approach to obtaining the experimental data of the unit body of train through fluid dynamics software was proposed, from which simultaneously establishes and trains the optimized model. By generalized regression neural network, and then, employing the particle swarm algorithm optimizes the model. The results show that the parameters determined by train structural optimization can improve the aerodynamic characteristics of the train, while the coefficients of the lift, lateral force and overturning moment after perfection have been decreased by 11.5%, 8.05% and 17.5%, respectively. Compared to the original parameters of the unit body of train, the pressure coefficient was improved after optimization.

Keywords: high speed train; unit body of train; aerodynamic characteristics; GRNN model; GA algorithm

0 引言

随着列车运行速度的提高, 气动效应对高速列车的影响加剧, 空气阻力、列车风和侧风稳定性等空气动力学问题日益显著, 其中侧风作为列车动态限界的随机因素之一, 其影响更加明显, 比如在特殊环境下(如高架桥、山区风口和会车段), 车体会面临巨大的气动冲击载荷, 列车车体上所承受的气动力和力矩会迅速增大, 甚至可能会大到足以倾覆列车, 因此为了保障列车运行的横向稳定性, 有

[收稿日期] 2018-06-27

[修回日期] 2018-11-01

[基金项目] 福建省自然科学基金项目(2015J01215)

[作者简介] 方正(1995—), 硕士生, 从事机械装置的智能控制研究。通信作者: 王大镇(1962—), 男, 教授, 博士, 从事智能制造及 CAD/CAM 技术研究。E-mail: dazhenwang@163.com

<http://xuebaobangong.jmu.edu.cn/zkb>

必要对侧风下列车的气动特性进行研究^[1-4]。

文献 [5] 基于代理模型对车厢夹层板结构建立了以质量和最大变形为指标的优化模型, 并采用多目标遗传算法 NSGA-II 对建立的模型进行了多目标优化。文献 [6] 采用 Kriging 代理模型对列车的悬挂参数进行了模型替代, 并对其进行了区间优化。文献 [7] 基于径向基 (RBF) 神经网络对高速列车车头的气动特性进行了优化。相比较于 Kriging 代理模型和 RBF 神经网络, 广义回归神经网络 (GRNN) 各层之间的权值由训练样本唯一确定, 隐含层节点数也由训练样本自适应确定, 由于调整参数少, 使得 GRNN 网络更适合于小样本数据, 并且其在收敛速度和全局收敛性上较 RBF 网络有着较强的优势。

本文选取列车车体的一个微单元, 即单节车体为研究对象, 以便为整体列车的模拟提供研究基础。为了确保列车单节车体模型的可靠性和准确性, 同时考虑到广义回归神经网络 (GRNN) 的优点, 本文运用广义回归神经网络对用流体动力学软件 (Fluent) 获得的单节车体的实验数据进行训练, 以获得优化所需要的模型, 采用遗传算法对该模型进行优化, 并对优化前后的列车单节车体空气动力特性进行了对比分析。

1 计算原理和方法

1.1 计算模型

以某型高速列车的单节车体作为研究对象, 本体截面示意图如图 1 所示, 其中: L 为单节车体长度; H 为单节车体高度; R_1 和 R_2 为过渡圆角半径; h 和 b 为截面加筋的高度和厚度。列车单节车体在侧风流场中的运动可以被视为一个三维不可压缩粘性湍流流动, 选择标准的 $k-\varepsilon$ 方程作为湍流模型, 其湍流方程^[8-9]为:

$$\partial(\rho\varphi)/\partial t + \text{div}(\rho u\varphi) = \text{div}(\Gamma \text{grad}\varphi) + S_0 \quad (1)$$

式中: ρ 为空气密度, kg/m^3 ; u 为空气分子粘度, $\text{Pa} \cdot \text{s}$; φ 为任意通量, φ 取 1 为质量守恒, φ 若为速度则为动量守恒方程; S 为源项; Γ 为扩散系数。

相应的计算区域和边界条件如图 2 所示。其中: 入口速度为 20 m/s; 出口为压力出口, 静压为 0; 地面和单节车体表面定义为光滑无滑移的壁面边界条件。

定义气动力和力矩系数为^[10-11]:

$$C_s = F_s / (0.5\rho V^2 A); C_L = F_L / (0.5\rho V^2 A); C_M = M / (0.5\rho V^2 A^{3/2})$$

其中: C_s , C_L 和 C_M 分别为侧向力、升力和倾覆力矩系数; F_s , F_L 和 M 分别为侧向力、升力和倾覆力矩; ρ 是空气密度; V 是横风速度; A 是单节车体侧面面积。

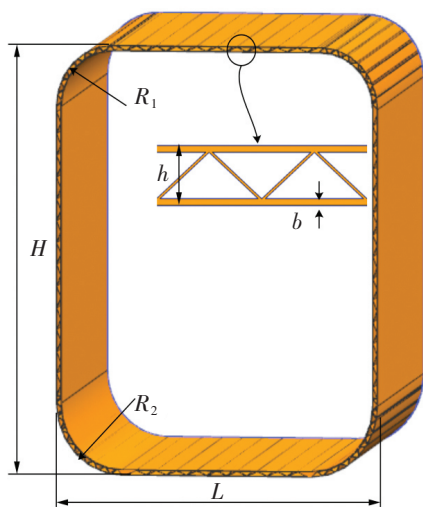


图 1 列车单节车体截面示意图

Fig.1 Cross section diagram of train unit body

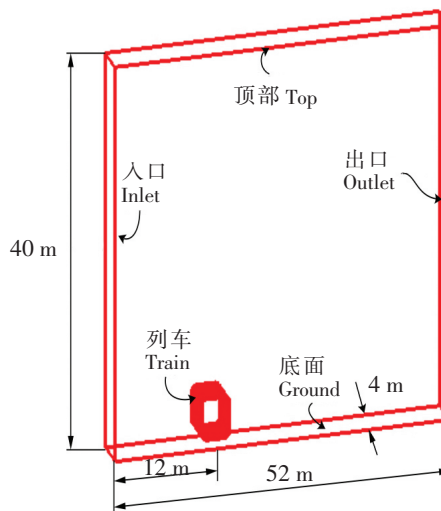


图 2 列车单节车体计算域和边界条件示意图

Fig.2 Boundary conditions and threshold to calculate of train unit body

1.2 GRNN 模型

广义回归神经网络 (GRNN) 是改进型径向基函数网络的一种变型, 由于其非线性映射能力强, 并且网络最后收敛于样本量聚集较多的优化回归面, 因此在函数逼近, 分类能力和学习速度方面具有较强优势^[12]。GRNN 网络中受到人为调节的参数较少, 只有光滑因子, 网络各层之间的连接权重由训练样本唯一确定, 避免了在迭代过程中的权值修改, 网络学习过于依赖于样本数据和人为主观假定对预测结果的影响^[13], 因此本文采用 GRNN 网络对实验数据进行数据建模, 其网络结构形式如图 3 所示。

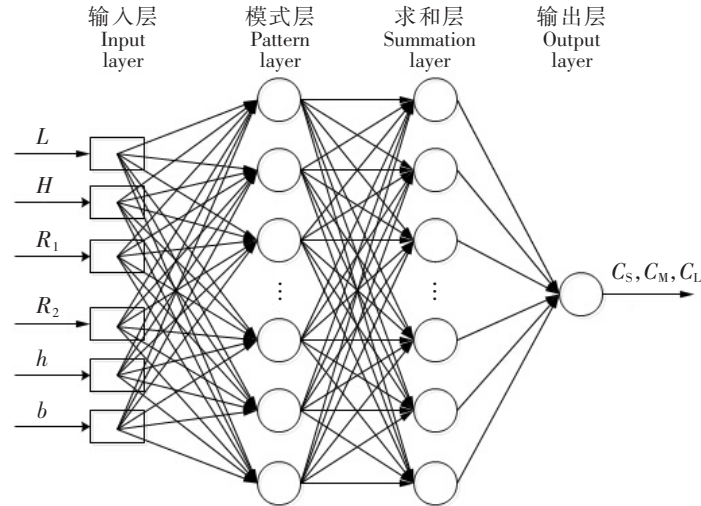


图 3 GRNN 神经网络结构模型

Fig.3 Model of GRNN neural network structure

同时为了更好地研究神经网络的拟合能力, 定义相关系数 R 为

$$R = ((\mathbf{p} - \bar{\mathbf{p}})(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})^T) / (\sqrt{(\mathbf{p} - \bar{\mathbf{p}})(\mathbf{p} - \bar{\mathbf{p}})^T} \sqrt{(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})^T})。$$

式中: \mathbf{p} 为随机向量; \mathbf{y} 为随机变量。

图 4 为测试数据和 GRNN 的输出对比结果, 可以看出相关系数均接近于 1, 说明所建立的神经网络模型能较好地拟合数据。

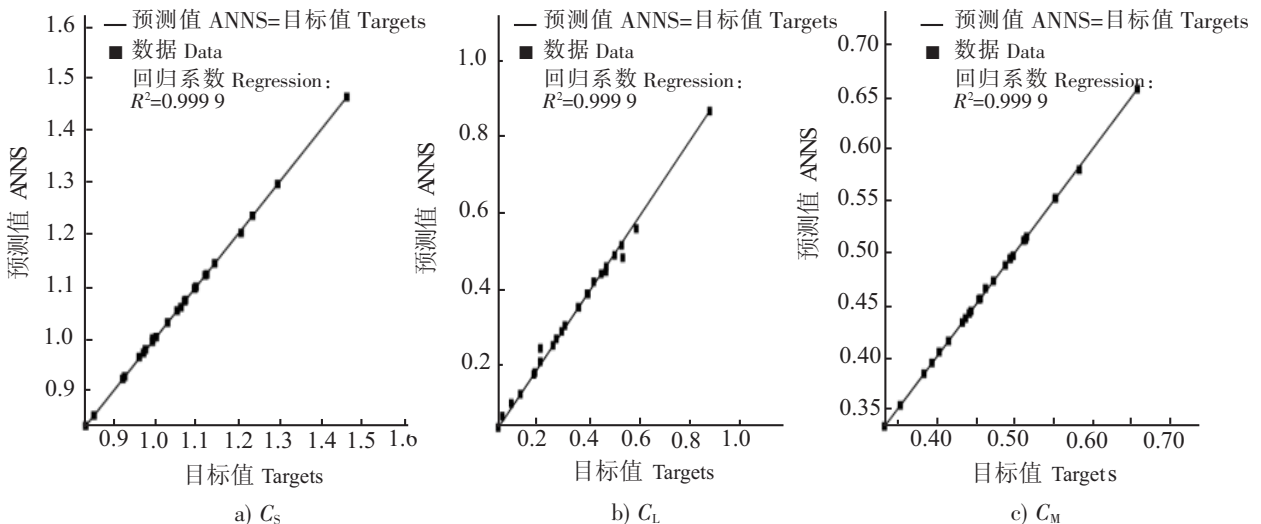


图 4 GRNN 预测值和目标值

Fig.4 Predicted values and target values of GRNN

1.3 计算方法

单节车体在横风环境下的计算方法流程图如图 5 所示。其计算主要步骤如下:

<http://xuebaobangong.jmu.edu.cn/zkb>

- 1) 首先进行试验设计 (DOE), 并在计算流体动力学软件 (Fluent) 中计算出单节车体的空气动力特性值;
- 2) 将获得的仿真数据输入到 GRNN 网络中进行训练, 以完成优化所需要的优化模型;
- 3) 采用遗传算法对单节车体的结构参数进行训练, 其适应度值函数选择最小化单节车体的最大倾覆力矩系数;
- 4) 对得到的适应度值判断是否满足算法的终止条件, 若满足, 则退出算法, 如果不满足, 则重复遗传算法操作;
- 5) 将获得的优化单节车体结构参数带入 Fluent 中进行验证分析, 若满足要求, 则输出优化设计结果。

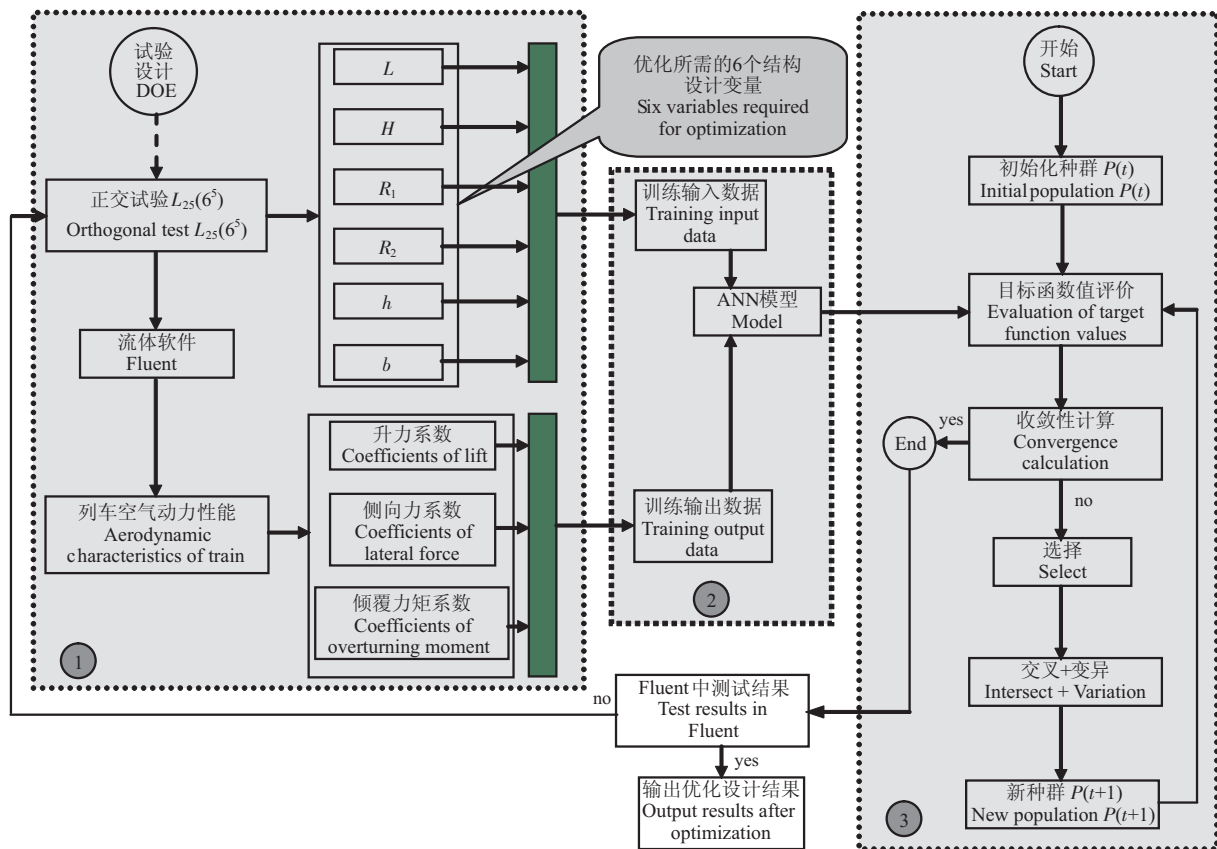


图 5 单节车体横风环境下的优化流程图

Fig.5 Optimization flow chart of train unit body in transverse wind

2 计算结果分析

选取列车单节车体的初始参数值为 $\{L, H, R_1, R_2, h, b\} = \{3\ 000, 3\ 800, 600, 400, 50, 2\}$, 设置结构参数的优化范围为: $3\ 000 \leq L \leq 3\ 400$; $3\ 800 \leq H \leq 4\ 200$; $675 \leq R_1 \leq 900$; $400 \leq R_2 \leq 800$; $50 \leq h \leq 70$; $2 \leq b \leq 6$ 。同时设置遗传算法的群体数为 100, 变异概率为 0.01, 交叉概率为 0.6。

遗传算法的优化迭代曲线如图 6 所示, 由图 6 可以看出, 在迭代 300 次后, 适应度函数值逼近一个常值, 表明遗传算法收敛到最优解, 其最优解为 $\{L, H, R_1, R_2, h, b\} = \{3\ 357.1, 3\ 889.8, 673.9, 498.2, 56.1, 3.1\}$ 。优化后, 其升力、侧向力和倾覆力矩系数分别降低了 11.5%、8.05% 和 17.5%。

图 7 和图 8 为优化前后的压力云图对比, 可以看出, 优化后的单节车体的顶部和底面压力有所减少, 同时迎风面的压力也有所缓解。

为了更好地说明优化后的单节车体的空气动力特性, 选取列车单节车体中截面的压力系数进行分析, 其结果如图9所示。

由图9可以看出, 单节车体优化前后的压力系数有较大的不同, 在单节车体的背风面, 优化前后的差异不大, 但是在车底和迎风面, 优化后的压力系数有了较大的改善。这是因为与原有车型尺寸参数相比, 车身顶部和底部圆弧半径的增加, 减慢了通过气流加速进程。同时, 优化形态的迎风面也由于列车单节车身高度的增加而增加, 因此, 列车气动性能得到改善。

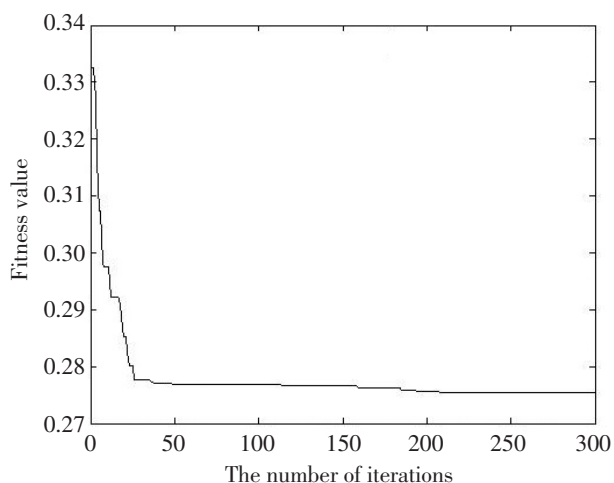


图6 遗传算法优化迭代曲线

Fig.6 Optimization iteration curve of genetic algorithm

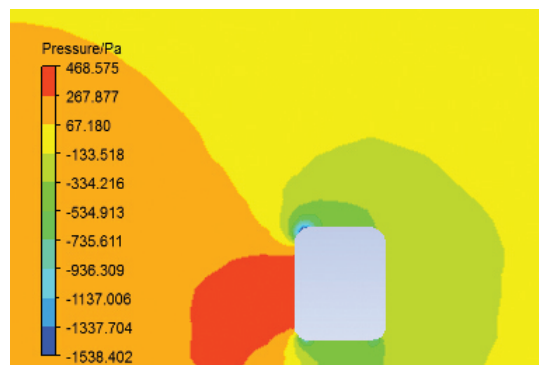


图7 优化前列车单节车体的压力云图

Fig.7 Stress nephogram of train unit body before to be optimized

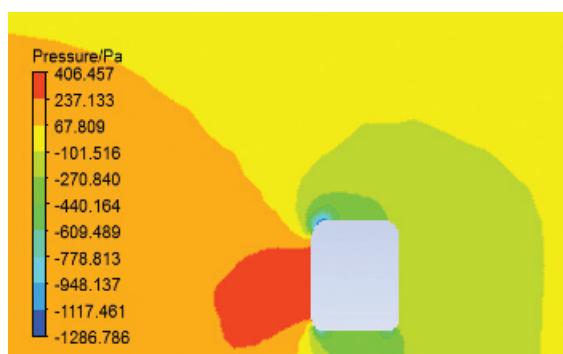


图8 优化后列车单节车体的压力云图

Fig.8 Stress nephogram of train unit body after to be optimized

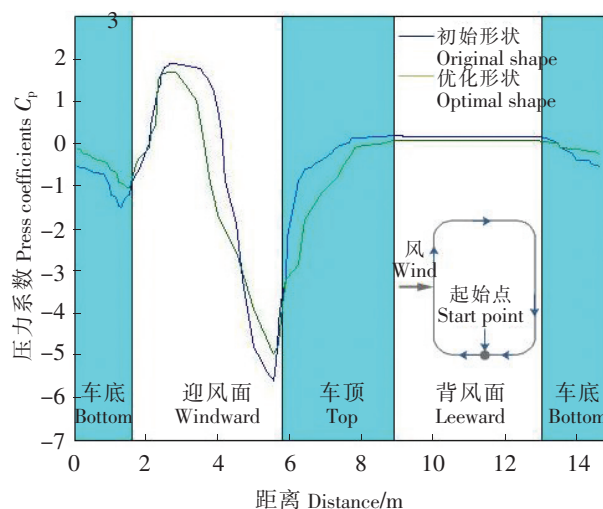


图9 单节车体截面的压力系数曲线

Fig.9 Stress coefficient curve of train unit body section

3 结语

本文以某型高速列车单节车体为研究对象, 针对传统高速列车单节车体空气动力特性优化方法的不足, 采用广义回归神经网络对用流体动力学软件 (Fluent) 获得的单节车体的实验数据进行训练, 以获得优化所需要的模型, 采用遗传算法对该模型进行优化, 对比优化前后的单节车体模型, 发现优化后的升力、侧向力和倾覆力矩系数分别降低了 11.5%、8.05% 和 17.5%, 并且优化后的单节车体压力系数与原有单节车体相比得到了改善, 提高了列车的空气动力特性。

[参 考 文 献]

- [1] CHEN R L, ZENG Q Y, Li D J. Advances in rheology and its application [J]. New York: Science Press USA Inc, 2005, 46(10): 40-44.
- [2] CHEN R L, ZENG Q Y, ZHONG X G, et al. Numerical study on restriction speed of train passing curved rail in cross wind [J]. Sci China Ser E-Tech Sci, 2009, 52(7): 2037-2047.
- [3] 李红霞, 杨弘, 李德才. 高速列车车体断面优化数值分析 [J]. 铁道车辆, 2007, 45(2): 8-10.
- [4] 刘玉标, 张营营, 邢云林. 定常横风作用下高速列车的安全性分析 [J]. 科学技术与工程, 2014, 14(8): 75-82.
- [5] 陈旭, 王伊卿, 孙琨. 高速列车车厢夹层板断面结构的多目标优化 [J]. 西安交通大学学报, 2013, 47(1): 62-66.
- [6] 应雪, 姜杰, 皱益胜. 基于 Kriging 代理模型的高速列车悬挂参数的区间优化 [J]. 兰州交通大学学报, 2015, 34(1): 104-108.
- [7] 姚拴宝, 郭迪龙, 杨国伟. 基于径向基函数网格变形的高速列车头型优化 [J]. 力学学报, 2013, 45(6): 982-985.
- [8] BELL J R, BURTON D, THOMPSON M C, et al. Wind tunnel analysis of the slipstream and wake of a high-speed train [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2014, 134: 122-138.
- [9] BAKER C. The flow around high speed trains [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2010, 98(6/7): 277-98.
- [10] BELL J R, BURTON D, THOMPSON M C, et al. Moving model analysis of the slipstream and wake of a high-speed train [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2015, 136: 127-137.
- [11] THOMAS D, DIEDRICHS B, BERG M, et al. Dynamics of a high-speed rail vehicle negotiating curves at unsteady crosswind [J]. Journal of Rail and Rapid Transit, 2010, 224(6): 567-579.
- [12] 李朝将, 凡银生, 李强. 基于 GRNN 的电火花线切割加工工艺预测 [J]. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2012, 40(增刊): 1-4.
- [13] 付涛, 王大镇, 弓清忠. 基于 ANN 模型和 HPSO 算法的数控机床可靠性分布模型研究 [J]. 四川大学学报 (自然科学版), 2015, 52(2): 262-268.

(责任编辑 陈 敏 英文审校 郑青榕)