

结构与可靠性

基于优化 PSO-RBF 的柴油机故障诊断方法

秦立新¹, 张 凯², 王玉宝³, 陈 宁²

(1. 中国人民解放军海军装备部驻上海地区第十一军事代表室, 上海 200129 ;

2. 江苏科技大学, 江苏 镇江 212000; 3. 沪东重机有限公司, 上海 200129)

摘 要: 针对传统 RBF 算法收敛速度慢, 易于陷入局部极值的问题, 提出了一种经优化的粒子群算法 PSO, 对 RBF 神经网络粒子群的改进参数、权值线性递减参数和标准参数进行训练寻优, 构建出最优 PSO-RBF 神经网络, 并将其用于柴油机的故障诊断预报。对 MAN B&W 6L23/30H 柴油机三种不同工况下第一缸试验参数的训练表明: 改进的 PSO-RBF 神经网络在柴油机故障诊断中判别率更高, 故障诊断的准确性与可靠性得到提高。

关键词: 柴油机; 故障诊断; 神经网络; 粒子群算法

中图分类号: TP277.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4357(2020)06-0023-06

A Diesel Engine Fault Diagnosis Method Based on Optimized PSO-RBF

Qin Lixin¹, Zhang Kai², Wang Yubao³, Chen Ning²

(1. Eleventh Naval Representative Office in Shanghai, Shanghai 200129; 2. Jiangsu University of Science of Technology, Jiangsu Zhenjiang 212000; 3. Hudong Heavy Machinery Co., Ltd., Shanghai 200129)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional RBF algorithm converges slowly and is easy to fall into local extremum, an optimized particle swarm algorithm PSO was proposed. It was used to train and optimize the improved parameters, linear weight decreasing parameters and standard parameters of RBF neural network particle swarm. The optimal PSO-RBF neural network was constructed and applied to the fault diagnosis and prediction of diesel engines. The training of the first cylinder test parameters of MAN B&W 6L23/30H diesel engine under three different working conditions was carried out. The simulation results show that the improved PSO-RBF neural network has higher discrimination rate, and improved accuracy and reliability of fault diagnosis.

Key words: diesel engine; fault diagnosis; neural network; particle swarm optimization

0 引言

柴油机因其功率密度大, 经济性好, 在船舶、石油钻井、重型汽车、工程机械、发电机组等众多领域的动力配套方面发挥重要作用^[1]。但柴油机结构复杂, 许多故障受多种耦合因素影响, 因此, 对柴油机故障做出快速、准确的诊断, 对于保障以柴油机为动力的装备的正常运行意义重大。

将人工智能技术运用于故障诊断研究正逐步展开。向量机^[2]、模糊理论^[3]、BP (Back Propaga-

tion)、RBF (Radial Basis Function)、PSO (Particle Swarm Optimization) 神经网络等, 凭借其大规模并行运算、容错与联想及自学习特点, 正成为研究机械设备故障诊断的热点^[4]。

针对多耦合因素引发的柴油机故障, 传统 RBF 算法收敛时间长, 易陷入局部极小值, 致无法收敛。因此, 其故障诊断准确率低, 难以及时预报故障特征, 致使操作人员无法及时掌握并消除事故隐患。为此, 本文提出了一种 RBF 网络, 优化粒子群 PSO 的方法, 通过优化粒子群、权值线性

收稿日期: 2020-05-15; 修回日期: 2020-08-02

作者简介: 秦立新(1976—), 高级工程师, 主要研究方向为船舶及船舶机电设备监造与质量监督, xiaosd2013@sina.com。

递减和惯性权重参数, 对其基函数宽度、中心节点及连接权值进行训练, 可改善性能, 加速收敛, 避免局部极小值出现。将此方法应用于柴油机故障诊断, 通过对 MAN B&W 6L23/30H 柴油机三种不同工况下第一缸参数进行模拟, 验证 PSO-RBF 神经网络应用于船用柴油机故障诊断的可行性。

1 改进 PSO 优化 RBF 网络原理及模型

1.1 RBF 网络

RBF 网络具有 n 个输入层、 m 个隐含层、1 个输出层, 如图 1 所示。其通过隐含层高斯基函数来描述, 见式 (1)。RBF 网络以任意精度逼近非线性函数, 具有全局最佳逼近、结构简单、收敛快速的特点, 广泛用于模式识别、非线性控制与图像处理等领域^[5]。

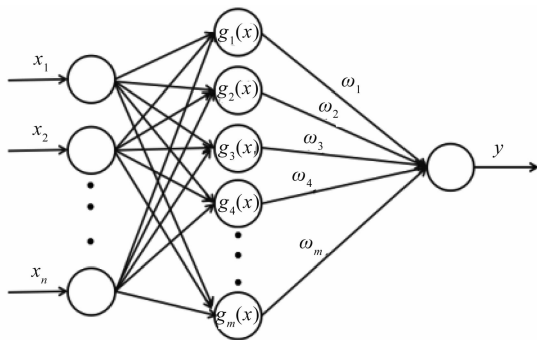


图 1 RBF 神经网络模型

$$g_j(x) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_j^2} \|x - c_j\|\right), j = 1, 2, 3, \dots, m \quad (1)$$

式中: x 为输入向量; c_j 为隐含层第 j 个神经元中心向量; σ_j 为第 j 个神经元场域宽度, σ_j 越大, 隐含层对输入向量影响范围越大; 通过欧式范数 $\|x - c_j\|$ 输出其值, 见式 (2)。

$$y = \sum_{j=1}^m \omega_j g_j(x) \quad (2)$$

式中: y 为输出值; m 为隐含层节点数; ω_j 为输出层神经元与第 j 个隐含层神经元连接权重。

进行柴油机故障诊断时, 须合理选取 ω_j 、 σ_j 、 c_j , 以获得最佳 RBF 网络。通过训练样本均方差 M 来评价 RBF 网络性能, 见式 (3)。

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (3)$$

式中: n 为样本量; y_i 为训练后实际输出; $\hat{y}_i$ 为期望输出。

采用随机梯度法调整 ω_j 、 σ_j 、 c_j 值。但此算法易陷入局部最小值, 错过最优解, 导致诊断误差过

大。为提高收敛性, 引入改进粒子群 PSO 算法, 扩大 RBF 场域宽度, 通过参数训练, 获得最佳 RBF 网络。

1.2 粒子群算法优化

PSO 算法具有全局收敛和鲁棒性, 避免了复杂遗传操作^[6-7], 与 RBF 相结合, 能发挥神经网络泛化映射能力, 提高网络收敛速度和自学能力。

它将 D 维空间无质量、体积的 n 个粒子视为一个群体, 各粒子以一定速度在空间运动, 获得最佳位置 p_{best} 和最优全局位置 g_{best} , 据此调整, 形成种群 $X = (x_1, x_2, x_3 \dots x_n)$ 、粒子 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3} \dots x_{in})$ 和速度 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3} \dots v_{id})$, 获得新的速度与位置^[8], 见式 (4) 和式 (5)。

$$v_{id}^{t+1} = \omega v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (4)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (5)$$

式中: $i = (1, 2, 3 \dots n)$; $d = (1, 2, 3 \dots D)$; ω 为连接权重常数惯性因子; c_1 、 c_2 为常数学习因子; r_1 、 r_2 为 $(0, 1)$ 间随机常数; v_{id}^{t+1} 、 p_{gd}^t 、 x_{id}^t 为粒子 i 在维度 d 中 $t+1$ 次迭代速度、个体、全局最佳位置和 t 次迭代位置。

其 ω 与 c_1 、 c_2 值对算法寻优能力影响较大。标准 PSO 中取 $[0.8 \sim 1.2]$ 间定值, $c_1 = c_2 = 2$ 。该方法导致局部最优, 但搜索精度不够。

而惯性权重线性递减法, 见式 (6), 在初始迭代时若未能找到合适点, 则伴随惯性权重减小, 全局能力减弱, 局部能力增强, 陷入局部极值。研究发现: ω 在初始搜索段需要较大下降趋势, 通过增大粒子搜索中各步步长, 能使粒子以更快速度接近最优解; 后期让粒子变化速度降低, 减少各次速度更新步长, 让粒子更稳定迅速地找到全局最优解。经过对多个幂函数分析, 选取 $(1 - x^2)^4$ 函数, 其在 $[0, 1]$ 区间变化趋势如图 2 所示。

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{t}{T} \quad (6)$$

式中: $\omega_{\min}$ 、 $\omega_{\max}$ 为连接权重常数惯性最小、最大值; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数。

该函数满足权重更新变化趋势所需, 同时具备良好的光滑性, 其函数确定的权重更新见式 (7)。

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) (1 - (\frac{t}{T})^2)^4 \quad (7)$$

在迭代运算搜索中, c_1 、 c_2 变化快, 粒子会跳出最佳范围, 过小则远离最佳位置。研究表明: c_1 初始值大, 粒子全局搜索能力强; c_2 后期值大, 则粒子局部收敛能力强, 收敛加速, 精度有保证。 c_1 、 c_2 见式 (8)、(9)。

$$c_1 = c_{1b} - (c_{1b} - c_{1s}) + \left(\frac{t}{T}\right)^2 \quad (8)$$

$$c_2 = c_{2s} - (c_{2b} - c_{2s}) + \left(\frac{t}{T}\right)^2 \quad (9)$$

式中, 按照经验: $c_{1b} = 1.5$ 、 $c_{1s} = 0.7$ 、 $c_{2s} = 0.5$ 、 $c_{2b} = 2.5$ 。

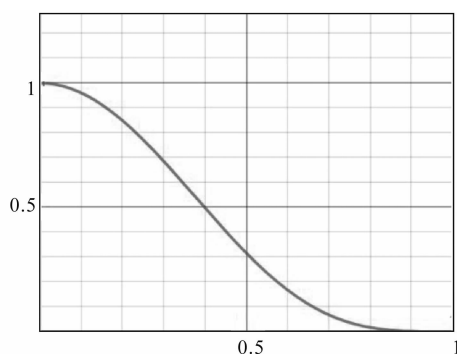


图2 幂函数变化曲线

本文针对粒子速度更新, 提出了一种新优化策略。令粒子按当前速度更新, 靠近全局最佳位置, 满足条件后, 再令粒子保持此速度, 加快收敛, 见式 (10)。

$$v_{id}^{t+1} = \begin{cases} v_{id}^t, & f_g^t < f_g^{t-1} \\ \omega v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t), & f_g^t \geq f_g^{t-1} \end{cases} \quad (10)$$

式中: f_g^t 为 t 次迭代全局最佳适应度; f_g^{t-1} 为 $t-1$ 次迭代全局最佳适应度。

式 (10) 表明: 粒子当前迭代中适应度小于上一次, 则粒子向最佳位置靠拢, 下一次迭代速度不变; 如当前迭代适应度大于等于上一次, 则粒子未向最佳位置靠拢。

1.3 优化粒子群算法的 RBF 网络运算结构及其建立

优化 PSO-RBF 网络运算结构如图 3 所示。

将 RBF 网络中的宽度 σ_j 、中心向量 c_j 、连接权值 ω_j 构成 PSO 算法中粒子, 记为: $x_k = (c_j, \sigma_j, \omega_j)$; 设 PSO 算法维度 D 、粒子个数 n 、粒子初始位置 x 、速度 v 、迭代最大次数 T , 进行种群初始化; 计算初始粒子适应度, 得出初始粒子 p_{best} 与 g_{best} ; 通过优化, 算法对粒子更新, 计算更新后粒子适应度, 与前次 p_{best} 和 g_{best} 比较, 如更新后 p_{best} 和 g_{best} 适应度更小, 则选择更小的值作为新个体和全局的最佳值; 判断 M 值是否小于设定值, 或迭代是否到达最大迭代次数 T , 如果满足条件, 则迭代终止。否则返回上一步, 进行新一次迭代; 将训练结束最优粒子赋予 RBF, 构成最优 PSO-RBF, 导入训练数据, 进行训练。

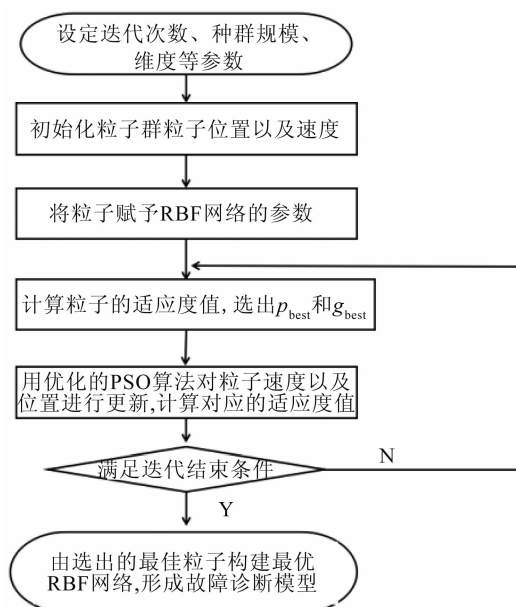


图3 优化 PSO-RBF 神经网络运算结构

2 优化 PSO-RBF 在柴油机故障诊断预报中的运用

2.1 柴油机典型故障及故障特征选取

为使柴油机故障判断及预报的准确性得到保障, 柴油机故障诊断特征信号选择须遵循两个基本准则: ①能够很好地描述柴油机工作状态; ②故障诊断特征必须比较容易并准确地获得。

柴油机工作过程中存在多种耦合因素引发故障。而热力参数蕴含能够很好反映柴油机运行状况的大量信息, 对故障诊断有很大的价值, 因此, 基于热力参数进行故障诊断是常用的方法。针对柴油机的工作特点, 选取柴油机燃油系统与进排气系统作为故障分析对象, 其典型故障如表 1 所示。

表 1 柴油机典型故障

故障类别	故障名称
燃油供给系统	各缸供油不均
	失火
	喷油正时故障
进排气系统	中冷器故障
	涡轮增压器故障
	废气涡轮流道污阻
	排气阀关闭相位故障

以镇江柴油机厂引进生产的 MAN B&W 6L23/30H 型、新式增压、四冲程柴油机为分析对象。该机额定功率 710 kW, 转速 720 r/min, 采用 WOODWARD 型电液调速器。选取柴油机三种不同工况下的第一缸具体参数作为 RBF 神经网络输入向量, 其表征参数为: 柴油机输出功率、第一缸最高燃烧压力、第一缸排气温度、中冷器出口温度、中冷器

进口温度等。运行中各缸相关热工参数如表 2 所示。如此, RBF 网络输入层节点为 5 个。输出层为能通过网络输入进行判断的几个典型故障: 气缸供油不均、第一缸喷油相位故障、中冷器故障、第一缸排气阀关闭相位故障; 再加入正常工作时的状态作为比较, 则网络输出有 5 种。须提取的热力参数特征信号和确定的故障类型如表 3、4 所示。

表 2 柴油机运行时各缸相关热工参数

气缸号	排温/℃	最高燃烧压力/MPa	冷却水温/℃	齿条刻度
1	325	8.5	78	18
2	310	8.3	77	17
3	320	8.3	78	18
4	320	8.4	78	17
5	320	8.3	78	19
6	315	8.3	78	18

注: 透平前排烟温度 410 ℃; 透平后排烟温度 310 ℃; 机舱温度 25 ℃; 滑油温度 50 ℃; 功率 330 kW; 扫气压力 0.15 MPa

表 3 特征信号

特征信号	信号名称
x_1	柴油机输出功率
x_2	第一缸最高燃烧压力
x_3	第一缸排气温度
x_4	中冷器出口温度
x_5	中冷器进口温度

表 4 故障类型

故障编号	故障类型
1	正常工作
2	气缸供油不均
3	第一缸喷油相位故障
4	中冷器故障
5	第一缸排气阀关闭相位后移

2.2 柴油机故障诊断模型

采用优化 PSO-RBF 网络建立柴油机故障诊断模型, 如图 4 所示。

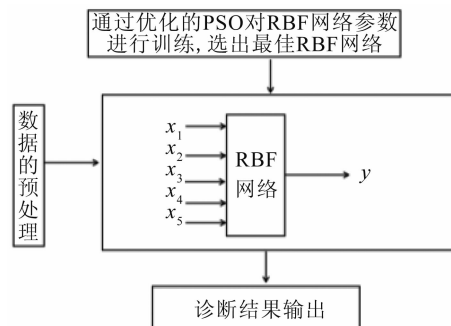


图 4 基于优化 PSO-RBF 的柴油机故障诊断模型

RBF 诊断模型第一层是输入层, 5 种柴油机热

力参数作为输入信号; 第二层为隐含层, 对输入信号进行调整, 采用非线性优化策略, 将输入信号调整为格林函数的参数; 第三层是输出层, 根据输出的数据判断柴油机的具体故障类型。

3 仿真测试

为体现经过优化的 PSO-RBF 性能, 选取 $\omega = 0.8$, $c_1 = c_2 = 2$ 的标准 PSO 算法; $\omega = 1$ 并随迭代线性递减的 PSO 算法; 以及本文所讨论的 PSO 算法对 RBF 网络的参数进行优化。在 PSO 初始化中粒子 $n = 30$, 空间维度 $D = 12$, 迭代最大次数 $T = 300$, 期望均方差 $M = 0.001$ 。基于以上相同条件初始化后, 三种 PSO 算法训练误差精度曲线如图 5 所示。

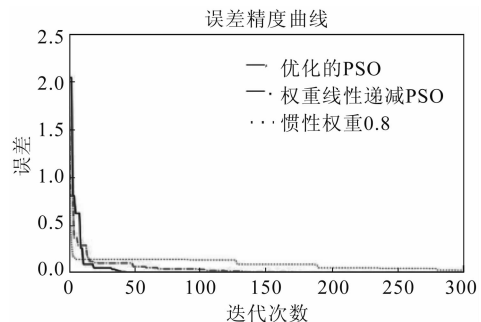


图 5 误差精度曲线

由图 5 可见: 本文所讨论的优化 PSO-RBF 算法, 相较于其他两种常规算法有着更好的收敛性, 且收敛速度显著提升。训练得出的 RBF 网络参数更加精确, 有助于提高 RBF 网络的诊断能力。

对 MAN B&W 6L23/30H 柴油机进行台架试验, 采集其正常运行状态下的数据; 并从以往采集的试验数据中找出对应 4 种故障状态的数据记录。文中所采集的数据均在 100%、75% 以及 50% 三种负荷工况下。三种负荷下各采集 5 种状态数据 30 组, 即每种负荷、每种状态采集 10 组, 总计 150 组数据。

故障诊断模块技术路线如图 6 所示。

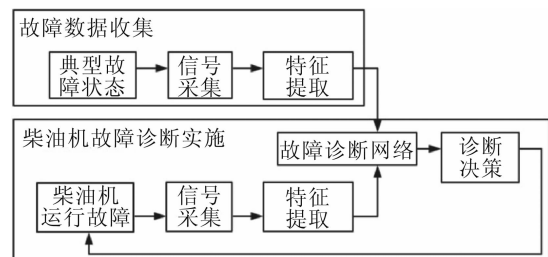


图 6 故障诊断模块技术路线

对 5 种不同故障状态各 30 组数据, 进行 PSO

算法训练，输出的最优参数构建 RBF 网络进行测试。数据通过归一化处理，防止由于数据间量纲不同对输入数据训练结果的影响。如式（10）所示。

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{10}$$

式中： x'_i 为归一化后数据； x_i 为原数据； $x_{\max}$ 为同一参数中最大值； $x_{\min}$ 为同一参数中最小值。部分训练数据归一化处理值及期望输出如表 5 所示。

表 5 部分输入训练数据及期望输出

故障类型	输入数据					期望输出
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
正常工作 1	0.848 5	0.751 4	0.769 2	0.623 1	0.931 2	1
正常工作 2	0.065 1	0.104 0	0.329 6	0.00	0.121 4	1
气缸供油不均 1	1.000 0	0.988 1	0.992 1	0.623 3	0.933 3	2
气缸供油不均 2	0.160 8	0.323 7	0.552 1	0.233 1	0.303 1	2
喷油正时故障 1	0.969 7	0.878 6	0.439 5	0.600 0	0.921 2	3
喷油正时故障 2	0.115 8	0.196 5	0.12	0.412 2	0.000 0	3
中冷器故障 1	0.632 7	0.751 4	1.000 0	0.935 2	0.981 2	4
中冷器故障 2	0.001 1	0.104 0	0.483 5	0.333 3	0.053 3	4
排气阀关闭 相位后移 1	0.624 9	0.497 1	0.879 1	0.621 3	0.932 4	5
排气阀关闭 相位后移 2	0.280 2	0.184 9	0.538 4	0.533 3	0.553 4	5

为进一步验证文中优化 PSO-RBF 网络有效性，在经过训练后，将 5 组试验数据输入三种 RBF 网络中进行测试，以验证三种 RBF 网络训练完毕后用于实际诊断的准确性和可靠性。优化 PSO-RBF 实际输出 y_1 、权重线性递减 PSO-RBF 实际输出 y_2 、权重 PSO-RBF 实际输出 y_3 ，以及其部分试验数据如表 6 所示。可见，优化 PSO-RBF 网络诊断结果更加接近期望输出值。

表 6 部分测试数据实际输出

测试数据					期望输出	y_1	y_2	y_3
x_1	x_2	x_3	x_4	x_5				
0.850 2	0.764 2	0.766 7	0.632 2	0.942 1	1	0.985	0.974	0.965
0.068 8	0.091 4	0.341 3	0.000 0	0.131 7	1	1.025	0.986	0.851
1.000 0	0.985 7	0.981 0	0.593 3	0.931 7	2	1.995	2.012	1.985
0.171 6	0.354 2	0.559 3	0.531 1	0.213 8	2	1.979	2.089	2.358
0.793 0	0.880 0	0.433 3	0.612 7	0.921 9	3	3.073	3.081	2.858
0.043 1	0.190 0	0.120 0	0.214 5	0.311 2	3	2.936	2.913	2.932
0.631 5	0.754 2	1.000 0	0.991 3	0.982 2	4	3.997	3.992	4.019
0.002 8	0.102 8	0.477 8	0.291 2	0.052 1	4	3.921	3.816	3.818
0.626 7	0.502 8	0.877 8	0.662 1	0.951 8	5	4.894	4.886	4.887
0.231 2	0.256 1	0.443 3	0.521 3	0.519 8	5	4.910	4.892	5.235

图 7 中综合了 5 组测试数据在三种算法下所得到的实际输出与期望输出的平均误差。

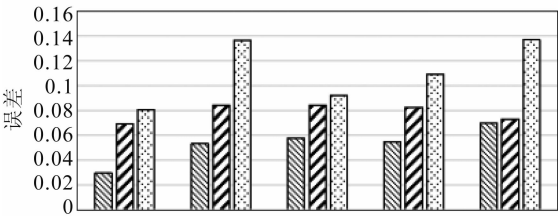


图 7 故障检测平均误差

图 7 故障检测平均误差

由此可以看出：经过优化的 PSO-RBF 网络在试验数据的故障诊断中，相较于其他两种基础 PSO-RBF 网络误差更小，即准确性更高。表现在：算法改进后，迭代所需次数减少，搜索精度有显著提高，即以改进的 PSO 算法求取的 RBF 网络参数具有更高的可靠性，从而提高了 RBF 网络在诊断中的准确性。

4 结论

采用经过优化的 PSO 算法，对 RBF 网络参数进行优选，并以此选出的最优参数构建 RBF 网络；将优化后的 PSO-RBF 网络用于柴油机的几种典型故障诊断，相较于权重线性递减 PSO 算法及惯性权重 PSO 算法，优化算法解决了标准 PSO 算法收敛速度不够快，容易陷入局部极值的问题。将优化 PSO-RBF 网络用于柴油机故障诊断，可以提高故障诊断的可靠性和准确性。

参考文献

[1] 陈鹏,陈晓宁,王征. 现代柴油机故障诊断方法发展[J]. 机电技术, 2014 (6) : 154-156.

[2] 尹新权,王珺,张亚萍. 基于模糊理论的柴油机故障诊断专家系统[J]. 工业仪表与自动化装置, 2015 (1) : 111-113.

[3] CHANG W Y. Wind energy conversion system power forecasting using radial basis function neural network[J]. Applied Mechanics & Materials, 2013, 284: 1067-1071.

[4] 张庆辉,万晨霞. 卷积神经网络综述[J]. 中原工学院学报, 2017 (3): 82-86, 90.

[5] 周开利,康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M]. 北京:清华大学出版社, 2005.

[6] 陈长万. 基于动力特性的桥梁结构损伤识别方法的研究进展[J]. 中国西部科技, 2011, 18 (10): 48-50.

[7] 胡浪涛,何辅云,沈兆鑫. 油气管道高速漏磁检测系统中数据压缩研究[J]. 合肥工业大学学报, 2009, 32 (3): 320-323.

[8] 张泽星. 混合邻域结构的粒子群算法[J]. 河北工业

科技, 2015, 32 (3): 219-223.

- [9] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computation Piscataway. NJ. IEEE, 1998: 69-73.
- [10] 王东风, 孟丽. 粒子群优化算法的性能分析和参数选择 [J]. 自动化学报, 2016, 42 (10): 1552-1561.
- [11] 汪杰, 刘丹, 何梦珂, 等. 基于 AGA-RBF 算法的柴油机故障诊断研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018 (6): 132-134.

(上接第 22 页)

参考文献

- [1] 王钧效, 陆家祥, 谭丕强, 等. 柴油机高压共轨喷油系统的发展动态 [J]. 柴油机, 2001, 23 (5): 1-11.
- [2] PAYRI R, GARCIA A, DOMENECH V, et al. An experimental study of gasoline effects on injection rate, momentum flux and spray characteristics using a common rail diesel injection system [J]. Fuel, 2012, 97: 390-399.
- [3] SUH H K, ROH H G, LEE C S. Spray and combustion characteristics of biodiesel/diesel blended fuel in a direct injection common rail diesel engine [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2007, 130 (3): 460-466.
- [4] 周磊, 杨昆, 欧阳光耀, 等. 超高压共轨系统特性及其压力波动消除研究 [J]. 海军工程大学学报, 2018, 30 (1): 36-39.
- [5] 苏海峰, 李龙, 冯国胜. 高压共轨系统水击压力波动 T 型谐振型滤波器 [J]. 柴油机, 2019, 41 (1): 36-39.
- [6] ANDREA E C, EZIO S, MICHELE M, et al. Experimental investigation of dynamics effects on multiple-injection common rail system performance [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2008, 130 (3): 235-247.
- [7] BARATTA M, ANDREA E C, FERRARI A. Hydraulic circuit design rules to remove the dependence of the injected fuel amount on dwell time in multiple-injection CR systems [J]. Journal of Fluids Engineering, 2008, 130 (12): 320-327.
- [8] 孟育博, 李丕茂, 张幽彤, 等. 共轨系统压力波动和多次喷射油量偏差的抑制 [J]. 吉林大学学报, 2018, 48 (3): 760-766.
- [9] 周晓君, 刘高, 乔春德, 等. 压力波在粘性流体中的传播 [J]. 机械设计与制造, 2013 (11): 50-52.
- [10] 廉红珍. 液压波动激振机理及实验研究 [D]. 太原: 太原理工大学, 2010.
- [11] 范立云, 王昊, 马修真, 等. 高压共轨系统预喷射对主喷射循环喷油量的影响研究 [J]. 内燃机工程, 2015, 36 (4): 90-98.
- [12] 吕晓辰. 高压共轨系统高压管路压力波动特性仿真研究及结构优化 [D]. 北京: 北京交通大学, 2016.
- [13] PRINZ K, KEMMATMUELLER W, KUGI A. Mathematical modeling of a diesel common-rail system [J]. Mathematical and Computer Modeling of Dynamical System, 2015, 21 (4): 311-335.