

基于 FOA 优化 GRNN 的船用柴油机涡轮增压系统故障诊断

孙丽娜¹, 黄永红², 刘涵茜¹

(1. 苏州工业园区职业技术学院 机电工程系, 江苏 苏州 215123;
2. 江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘要: 为了及时有效地发现并排除船用柴油机涡轮增压系统的故障, 文中采用果蝇优化算法 (FOA) 对广义回归神经网络 (GRNN) 的分布密度 SPREAD 进行优化选取, 提出了一种果蝇优化算法和广义回归神经网络相结合的故障诊断新方法; 收集某型号船用柴油机的样本集, 采用相同的训练样本分别对 FOA 优化 GRNN 和 RBF 神经网络进行训练, 并用相同的测试样本对以上两种模型进行验证; 结果表明, 与 RBF 神经网络故障诊断方法相比, FOA 优化 GRNN 对柴油机涡轮增压系统故障模式的识别准确率更高。

关键词: 涡轮增压系统; FOA; GRNN; 故障诊断

Fault diagnosis for Turbocharging System of Marine Diesel Engine Based on GRNN Optimized by FOA

Sun Lina¹, Huang Yonghong², Liu Hanqian¹

(1. Mechatronics Engineering Department, Suzhou Industrial Park Institute of Vocational Technology, Suzhou 215123, China; 2. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: In order to timely and effectively detect and eliminate the fault of marine diesel turbocharging system, the distribution density SPREAD of generalized regression neural network (GRNN) was optimized and selected by fruit fly optimization algorithm (FOA) in this paper. A new method of fault diagnosis based on fly optimization algorithm and generalized regression neural network is proposed. Sample sets of a marine diesel engine were collected. The same training samples were used to train GRNN optimized by FOA and RBF neural network respectively. The above two models were verified by the same test samples. The results show that compared with the fault diagnosis method of RBF neural network, the method of GRNN optimized by FOA is more accurate to identify the failure modes of the diesel engine turbocharging system.

Keywords: turbocharging system; fly optimization algorithm; generalized regression neural network; fault diagnosis

0 引言

船用柴油机是一种常见的动力机械, 涡轮增压系统是柴油机的重要组成部分, 增压系统的性能好坏, 直接影响柴油机的动力性和经济性。若涡轮增压系统的使用不当或工作环境恶劣, 如滑油泄露、机器转速快、排气温度高、空气清洁度不高等, 经常会使涡轮增压系统出现问题, 进而影响整个柴油机的运行。因此, 及时有效的发现并排除故障, 对提高柴油机工作时的可靠性和安全性, 降低设备维修费用, 减少经济损失, 避免重大事故发生具有重大意义^[1-3]。近年来, 神经网络的发展为柴油机故障诊断技术的研究开辟了新的途径^[4]。张欣等^[5]将 BP 神经网络应用于柴油机涡轮增压系统, 对柴油机滤清器堵塞、空冷器流量测

量阻力增大、气缸进排气堵塞和废气涡轮流量增大等 4 种故障进行诊断; 黄加亮等^[6]提出了一种 RBF 神经网络方法, 应用于船用柴油机涡轮增压系统故障诊断。

广义回归神经网络 (generalized regression neural network, GRNN) 是径向基网络的一种转变形式, 训练速度较快, 非线性映射能力强。由于径向基函数的分布密度 SPREAD 对 GRNN 的性能产生重要影响, 因此, 为了更好地发现并排除故障, 本文选用果蝇优化算法 (fruit optimization algorithm, FOA) 对广义回归神经网络的参数进行优化选取^[7-10], 通过优化后的神经网络模型进行涡轮增压系统故障诊断。

本文采用实际实验数据对诊断结果进行验证, 并与 RBF 神经网络进行对比, 验证了 FOA 优化 GRNN 方法在涡轮增压系统故障诊断的有效性。

1 FOA 优化 GRNN 原理

1.1 GRNN 原理

与 RBF 神经网络相比, GRNN 的逼近能力更强。GRNN 在结构上与 RBF 网络非常相似, 图 1 为 GRNN 的结

收稿日期: 2018-04-12; 修回日期: 2018-05-30。

基金项目: 江苏省自然科学基金面上项目 (BK20151345); 江苏高校品牌专业建设工程资助项目 (PPZY2015A088)。

作者简介: 孙丽娜 (1986-), 女, 山东聊城人, 硕士, 讲师, 主要从事复杂过程的智能检测与控制, 复杂系统的故障诊断方向的研究。

构,从图中可以看出 GRNN 由输入层、模式层、求和层和输出层组成。对应网络输入 $X = [x_1, x_2, \dots, x_r]^T$, 其输出 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_k]^T$ 。

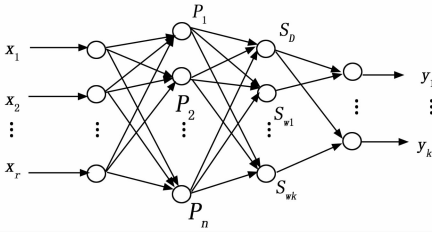


图 1 GRNN 结构图

1) 输入层。该层神经元数量与学习样本中输入向量的维数 r 相等, 该层直接将输入变量传递给模式层。

2) 模式层。该层神经元数量与学习样本的数目 n 相等, 该层神经元传递函数为

$$P_i = \exp\left[-\frac{(X - X_i)^T(X - X_i)}{2\sigma^2}\right] \quad (1)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, n$, X_i 为第 i 个神经元对应的学习样本; σ 为平滑因子。

3) 求和层。该层使用两种类型的神经元进行求和。其中, 一种类型是对所有模式层神经元的输出进行算数求和, 并且模式层与各神经元之间的连接权值等于 1, 其传递函数公式如下:

$$S_D = \sum_{i=1}^n P_i \quad (2)$$

另一种类型是对所有模式层的神经元进行加权求和。具体来说, 就是将模式层中第 i 个神经元与求和层中第 j 个分子求和, 并且神经元之间的连接权值为第 i 个输出样本 Y_i 中的第 j 个元素, 其传递函数公式如下:

$$S_{wj} = \sum_{i=1}^n y_{ij} P_i, \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

4) 输出层。该层的神经元数目与学习样本中输出向量的维数 k 相等, 各神经元将求和层的两种类型的输出相除, 神经元 j 的输出与估计结果 $\hat{Y}(X)$ 的第 j 个元素相对应, 即:

$$y_j = \frac{S_{wj}}{S_D}, \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (4)$$

1.2 FOA 优化 GRNN

由上文可知, GRNN 的训练不需要迭代, 网络连接权重由训练样本决定, SPREAD 的取值直接影响到 GRNN 的预测效果。理论上讲 SPREAD 越小, 对函数的逼近就越精确; SPREAD 越大, 逼近误差会比较大。由此可以看出, 网络的最终逼近精度与 SPREAD 的大小有较大关系, 因此需要在网络设计过程中调整 SPREAD 的值, 直到实现比较理想的精度。为了提高模型的预测精度, 采用果蝇优化算法搜索函数 newgrnn() 的 SPREAD 参数值, 即通过调整 GRNN 的平滑因子的取值来优化 GRNN 模型。果蝇优化算法是一种基于果蝇觅食行为推演出来的全局寻优算法。

FOA 优化 GRNN 具体步骤如图 2 所示。

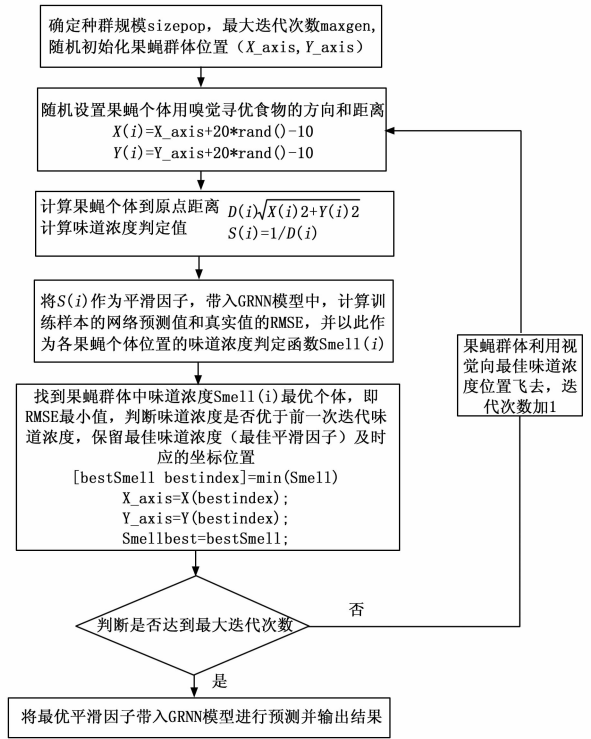


图 2 FOA 优化 GRNN 流程图

2 基于 FOA 优化 GRNN 的涡轮增压系统的故障诊断

2.1 输入/输出样本集的收集与设计

通过分析船用低速增压柴油机的工作过程, 并结合实际的运行经验, 确定了涡轮增压系统中各个部件可能出现故障的原因与部位, 将此作为故障变量, 即输出变量; 同时将区别于各种故障的征兆变量作为网络的输入变量。

1) 输出变量, 包括增压器效率下降 F_1 、空冷器传热恶化 F_2 、涡轮机流通部分阻塞 F_3 、压气机出口流阻增大 F_4 、正常工况 (无故障) F_5 。 F_1 到 F_5 的取值范围为 $[0, 1]$, 0 表示无此故障, 1 表示该故障严重。

2) 输入变量, 包括各缸平均燃烧最大爆发压力 P_{max} 、平均指示压力 P_i 、扫气箱压力 P_s 、排气总管温度 T_r 、扫气箱温度 T_s 、压气机出口温度 T_c 、增压器转速 n_c 、柴油机的负荷指数, 一共 8 个输入变量, 分别用 X_1, X_2, \dots, X_8 表示。

依据船用柴油机技术规范的要求和内燃机原理, 获得柴油机的工作参数标称值, 即无故障时的数据, 如下:

- 1) 扫气箱压力: 0.06 MPa;
- 2) 压气机出口温度 30 ℃;
- 3) 气缸排气温度: 30 ℃;
- 4) 最大爆发压力: 3.0 MPa;
- 5) 增压器转速 25 s⁻¹ (1 500 r/min);
- 6) 扫气箱温度 10 ℃。

如果上述工作参数上下偏差超过以上数据, 则认为柴油机存在故障。

表 1 测试样本(温度为 303 K)

序号	输入向量								输出向量				实际结果
1	-0.693	-0.394	-0.856	0.942	-0.221	-0.712	-0.983	0.9	1	0	0	0	F1 严重
2	-0.289	-0.215	-0.537	0.301	-0.103	-0.373	-0.462	0.9	0.5	0	0	0	F1 中等
3	0.554	0.243	0.513	0.613	0.943	0.531	0.446	0.9	0	1	0	0	F2 严重
4	0.156	0.107	0.193	0.214	0.383	0.143	0.137	0.9	0	0.5	0	0	F2 中等
5	-0.162	-0.173	-0.053	0.556	-0.132	-0.342	-0.353	0.9	0	0	1	0	F3 严重
6	-0.072	-0.086	-0.018	0.253	-0.076	-0.182	-0.156	0.9	0	0	0.5	0	F3 中等
7	-0.086	-0.231	-0.318	0.592	-0.156	-0.471	-0.472	0.9	0	0	0	1	F4 严重
8	-0.079	-0.081	-0.137	0.173	-0.074	-0.209	-0.229	0.9	0	0	0	0.5	F4 中等

表 2 网络测试结果(温度为 303 K)

FOA 优化 GRNN 输出				诊断结果	RBF 神经网络输出				诊断结果
1	0	0	0	F1 严重	1.0114	0.0522	-0.0900	-0.0387	F1 严重
0.5	0	0	0	F1 中等	0.5123	-0.0612	0.2620	-0.0426	F1 中等, F3 中等
0	1	0	0	F2 严重	0.0049	0.9836	0.0224	-0.1104	F2 严重
0	0.5	0	0	F2 中等	-0.0281	0.4826	-0.1992	0.3322	F2 中等, F4 中等
0	0	0.9999	0.0001	F3 严重	0.0043	-0.0322	1.1441	-0.2327	F3 严重
0	0	0.4213	0.1005	F3 中等	0.0031	0.0160	0.5323	-0.0156	F3 中等
0	0	0.0001	0.9999	F4 严重	-0.0131	-0.0079	-0.0525	1.0295	F4 严重
0	0	0.0508	0.4673	F4 中等	0.0038	0.0243	-0.1115	0.6187	F4 中等

为了更好地确定故障的严重程度,对每种故障取了两个样本,目标值分别为 1 和 0.5,1 表示严重故障,0.5 表示中等故障。为了反映机组运行负荷范围的征兆与故障之间的对应关系,抽取了 4 种情况下的样本,分别为:半负荷(50% MCR)、部分负荷(75% MCR、90% MCR)和额定负荷(100% MCR);由于船舶可能会远洋航行,因此把环境温度分为 3 部分,即 283~294 K、295~306 K、307~318 K,并分别以温度为 293 K、303 K、313 K 的数据作为训练样本,得到相应的样本集(每个温度下,采集了 36 个样本,这些样本的输入变量需要归一化为 $[-1, 1]$ 范围内的数值),本文实验数据来源于文献 [11]。

2.2 网络输出向量设计

为了便于诊断,将故障的严重程度分为 3 个等级,即无故障(正常工况)、1 级故障(严重故障)、2 级故障(中等故障)。根据网络的输出向量,结果处理如下:

若 $F_i < 0.25$ 或 $F_i > 1.50$, 则 $F_i =$ 正常;

若 $0.75 < F_i < 1.50$, 则 $F_i =$ 1 级故障;

若 $0.25 < F_i < 0.75$, 则 $F_i =$ 2 级故障。

2.3 网络的训练与测试

文中分别以环境温度为 293 K、303 K、313 K 的数据作为训练样本,用于训练 FOA 优化 GRNN 模型。在果蝇优化算法的参数设定上,果蝇群体初始位置区间为 $[0, 1]$,果蝇随机飞行方向与距离区间为 $[-10, 10]$,种群规模为 10,迭代次数为 100。

为了检验 FOA 优化 GRNN 的故障诊断能力,文中采用相同的训练样本和测试样本,将 FOA 优化 GRNN 与

RBF 神经网络进行了对比。在 RBF 神经网络训练过程中,调用 MATLAB 的 RBF 软件包,利用 RBF 网络设计函数 newrbe() 来创建网络,其中,平滑因子的取值为 1.2。以下为 3 种不同温度情况下 FOA 优化 GRNN 与 RBF 神经网络的测试结果比较。

以温度为 303 K、90% MCR 的数据作为测试样本(环境温度 303 K 的数据作为训练样本),最终确定最佳的平滑因子 σ 值为 0.0893,测试样本如表 1 所示,网络输出结果如表 2 所示。

结合表 1 和表 2 可以看出 FOA 优化 GRNN 能准确的诊断出故障类型和等级,且输出值与目标值非常接近,而 RBF 神经网络在判断 F1 中等故障和 F2 中等故障时,诊断出 F3 和 F4 也为中等故障,判断出现错误。

以温度为 313 K、100% MCR 的数据作为测试样本(用环境温度为 313 K 的数据作为训练样本),最终确定最佳的平滑因子 σ 值为 0.0883,测试样本如表 3 所示,网络输出结果如表 4 所示。

结合表 3 和表 4 可以看出 RBF 神经网络在诊断 F4 故障时,故障等级诊断错误,而 FOA 优化 GRNN 能够精确地判断出故障的类型和故障等级,且网络输出值与目标值非常接近。

环境温度为 310 K 的“远大湖”柴油机无故障时的数据作为测试样本(用环境温度为 313 K 的数据作为训练样本),最终确定最佳的平滑因子 σ 值为 0.2874,测试样本如表 5 所示,网络输出结果如表 6 所示。

结合表 5 和表 6 可以看出在实际为无故障的情况下,RBF

表 3 测试样本(温度为 313 K)

序号	输入向量								输出向量				实际结果
1	-0.691	-0.382	-0.813	1.184	-0.223	-0.978	-0.896	1	1	0	0	0	F1 严重
2	-0.433	-0.235	-0.518	0.501	-0.167	-0.513	-0.544	1	0.5	0	0	0	F1 中等
3	0.368	0.225	0.468	0.909	1.03	0.442	0.344	1	0	1	0	0	F2 严重
4	0.133	0.082	0.163	0.297	0.374	0.186	0.142	1	0	0.5	0	0	F2 中等
5	-0.215	-0.129	-0.232	0.451	-0.157	-0.381	-0.361	1	0	0	1	0	F3 严重
6	-0.044	-0.037	-0.055	0.209	-0.017	-0.125	-0.147	1	0	0	0.5	0	F3 中等
7	-0.323	-0.336	-0.249	0.384	-0.325	-0.274	-0.534	1	0	0	0	1	F4 严重
8	-0.082	-0.238	-0.083	0.183	-0.152	-0.097	-0.212	1	0	0	0	0.5	F4 中等

表 4 网络测试结果(温度为 313 K)

FOA 优化 GRNN 输出				诊断结果	RBF 神经网络输出				诊断结果
1	0	0	0	F1 严重	0.9937	0.0004	0.0105	-0.0207	F1 严重
0.5	0	0	0	F1 中等	0.4977	-0.0015	-0.0719	0.0637	F1 中等
0	1	0	0	F2 严重	0.0003	1.0095	-0.0237	-0.0025	F2 严重
0	0.5	0	0	F2 中等	0.0028	0.5039	-0.0258	0.0104	F2 中等
0.0023	0	0.9951	0.0002	F3 严重	-0.0091	-0.0016	1.1217	-0.0872	F3 严重
0	0	0.49	0.0098	F3 中等	-0.0011	0.0011	0.4168	0.0720	F3 中等
0	0	0	1	F4 严重	0.0013	-0.0011	-0.0456	1.0270	F4 严重
0	0	0.0123	0.4877	F4 中等	0.0608	0.0468	-1.4430	1.4827	F4 严重

表 5 “远大湖”测试样本(温度为 310 K)

序号	输入向量								输出向量				实际结果
1	-0.271	-0.145	-0.021	0.142	-0.011	0.201	-0.033	0.5	0	0	0	0	无故障
2	0.008	0.015	0.024	0.052	0.054	0.012	0.034	0.75	0	0	0	0	无故障
3	0.016	0.007	0.054	0.087	0.019	0.006	0.062	0.9	0	0	0	0	无故障
4	0.024	0.034	0.035	0.064	0.021	0.017	0.038	1	0	0	0	0	无故障

表 6 网络测试结果(温度为 313 K)

FOA 优化 GRNN 输出				诊断结果	RBF 神经网络输出				诊断结果
0.0047	0.1285	0.0595	0.1849	F5 无故障	0.0029	-0.0193	0.4147	-0.2812	F3 中等
0.0013	0.0565	0.0742	0.0648	F5 无故障	-0.0010	0.0840	0.1982	-0.1128	F5 无故障
0.0010	0.0611	0.0875	0.0742	F5 无故障	-0.0115	0.0447	0.0391	0.0634	F5 无故障
0.0009	0.0564	0.0880	0.0656	F5 无故障	-0.0167	0.0361	0.0335	0.0223	F5 无故障

神经网络的诊断结果为 F3 中等故障时，出现了错误，而 FOA 优化 GRNN 诊断结果非常正确。

从以上分析可以看出无论是任何的温度或负荷指数情况下，FOA 优化 GRNN 神经网络都能够精确地判断出故障等级和故障类型，而 RBF 神经网络则在诊断过程中出现了诊断错误的现象。

3 结论

为了解决船用柴油机涡轮增压系统的故障诊断问题，本文提出 FOA 优化 GRNN 故障诊断方法。采用相同的训练样本和测试样本分别对 FOA 优化 GRNN 和 RBF 神经网络故障诊断模型进行训练和测试。结果表明，FOA 优化 GRNN 故障诊断方法对故障模式和严重程度具有较好识别

能力，且网络输出与目标值较贴近，而 RBF 神经网络故障诊断方法在诊断个别故障时出现诊断错误。

参考文献：

[1] 王光荣, 陈 新, 王国峰. 船用柴油机涡轮增压器振动检测系统的设计 [J]. 自动化测试技术, 2012, 20 (7): 1750-1752.

[2] 赵志强. 基于 RBF 网络的船用柴油机涡轮增压系统故障诊断 [J]. 科技创新导报, 2010 (9): 93-94.

[3] 林新通, 詹玉龙, 周薛毅, 等. 支持向量机在船舶柴油机废气涡轮增压器故障诊断中的应用 [J]. 上海海事大学学报, 2012, 33 (2): 18-21.