

# 基于 RBF 神经网络的船用柴油机 $\text{NO}_x$ 排放的预测

李孟杰<sup>1</sup>, 黄加亮<sup>1,2</sup>

(1. 集美大学轮机工程学院, 福建 厦门 361021; 2. 福建省船舶与海洋工程重点实验室, 福建 厦门 361021)

[摘要] 依据 4190Z<sub>L</sub>C-2 型船用四冲程增压柴油机实际试验测得的数据, 利用 MATLAB 中的神经网络工具箱, 建立了基于径向基函数神经网络(RBF)的柴油机氮氧化物( $\text{NO}_x$ )排放浓度的预测模型。在预测模型建立过程中选取柴油机油耗率(SFOC)、功率、转速等参数数值作为输入矩阵, 柴油机的氮氧化物排放浓度作为输出矩阵。仿真结果表明: 该方法预测精度高, 可为控制氮氧化物的排放提供依据。

[关键词] 4190Z<sub>L</sub>C-2 型船用柴油机; 径向基函数神经网络; 氮氧化物排放; 预测模型

[中图分类号] U 664.121; TK 421

## Prediction of $\text{NO}_x$ Emissions from Marine Diesel Engine Based on RBF Neural Network

LI Meng-jie<sup>1</sup>, HUANG Jia-liang<sup>1,2</sup>

(1. Marine Engineering Institute, Jimei University, Xiamen 361021, China;

2. Fujian Provincial Key Laboratory of Naval Architecture and Ocean Engineering, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** Based on the actual experimental data of type 4190Z<sub>L</sub>C-2 supercharged four-stroke marine diesel engine, the prediction model is established by using neural network toolbox of MATLAB, which is about the concentration of nitrogen oxides ( $\text{NO}_x$ ) emissions of *radial basis function neural network* (RBF). In the experimental data, the fuel consumption rate (SFOC), power, speed are chosen as the input matrix and  $\text{NO}_x$  emission concentration of diesel engine is used as the output matrix. Simulation results show that RBF neural network has high prediction accuracy and it can be a very good model for prediction  $\text{NO}_x$  emission concentration of marine diesel engine. The most important is that it can provide a basis for controlling the emission of nitrogen oxide.

**Keywords:** 4190Z<sub>L</sub>C-2 marine diesel engine; radial basis function neural network; nitrogen oxide emission; prediction model

## 0 引言

随着社会的发展, 人们的环保意识不断增强, 船舶柴油机排放的废气对环境的影响也就引起了人们的广泛关注。在排放的有害气体中  $\text{NO}_x$  是其主要的组成成分,  $\text{NO}_x$  通过参与光化学反应, 形成有毒烟雾, 对人类的健康造成危害。根据有关海事部门的统计, 船舶排放的氮氧化物约占全球氮氧化物排放量的 7%。为此, 相关国际组织出台了相应的法律法规来限制氮氧化物的排放, 以保护人类的生

[收稿日期] 2015-06-18

[收回日期] 2015-10-20

[基金项目] 福建省自然科学基金资助项目(2012J01230); 福建省科技厅资助省属高校专项(JK2013025)

[作者简介] 李孟杰(1990—), 男, 硕士生, 从事船舶柴油机性能优化及排放物测试与分析研究。通信作者: 黄加亮(1963—), 男, 教授, 硕导, 从事现代轮机管理工程研究。

存环境<sup>[1]</sup>。所以, 预测船舶柴油机氮氧化物的排放, 对达到减排目的具有非常重要的意义<sup>[2]</sup>。本文根据 4190Z<sub>L</sub>C-2 型船用四冲程增压柴油机试验所得数据, 利用 RBF 基神经网络建立船用柴油机氮氧化物排放量预测模型, 对柴油机氮氧化物的排放量进行预测分析。

1 RBF 神经网络的建立

1.1 RBF 神经网络的结构

径向基神经网络由输入层 ( $x_1, x_2, \cdots, x_n$ )、隐含层 ( $R_1, R_2, \cdots, R_n$ ) 和输出层 ( $y_1, y_2, \cdots, y_n$ ) 构成, 如图 1 所示<sup>[4]</sup>。在径向基神经网络中, 输入层只是单纯的起到信号传输的作用, 输入层和隐含层之间可以看作连接权值为 1 的连接, 输出层和隐含层所完成的任务是不同的, 因而它们的学习方法也不同。输出层是对线性权值 ( $w$ ) 进行调整, 采用的是线性优化策略, 因而学习速度较快。而隐含层是对激活函数的参数进行调整, 采用的是非线性优化策略, 因而学习速度较慢。

径向基神经网络的神经元模型如图 2 所示<sup>[4]</sup>。径向基神经网络的节点的激活函数采用径向基函数, 通常定义为空间的任一点到某一中心之间的欧氏距离的单调函数。

从图 2 所示的径向基神经元结构可以看出, 径向基神经网络的激活函数是以输入向量和权值之间的距离  $\| \text{dist} \|$  作为自变量的。径向基神经网络的激活函数的一般表达式为:

$$R(\| \text{dist} \|) = e^{-\| \text{dist} \|^2}$$

(1)

随着输入向量与权值之间距离的减小, 网络输出是逐渐增加的, 当输入向量与权值相同时, 神经元的输出为 1。图 2 中  $b$  是阈值, 用于调整神经元的灵敏度<sup>[4]</sup>。

1.2 RBF 神经网络的建立

采用 4190Z<sub>L</sub>C-2 船用四冲程增压柴油机试验数据。利用 MATLAB 软件中的 RBF 神经网络工具箱建立柴油机氮氧化物排放量预测模型, 由于推进特性和负荷特性是船用柴油机的两种重要特性, 所以, 将试验数据分为柴油机推进特性和负荷特性两组进行预测。

试验数据一共有 18 组数据样本, 分为训练样本数据和预测样本数据。选取前 17 组数据样本作为训练样本, 第 18 组数据样本作为预测样本。因为训练数据相对较少, 所以采用交叉验证的方法训练 RBF 神经网络, 并利用循环找出最佳的 spread 值。利用所建立的神经网络对预测样本进行仿真预测, 得到最终预测结果。RBF 神经网络的工作流程图如图 3 所示。

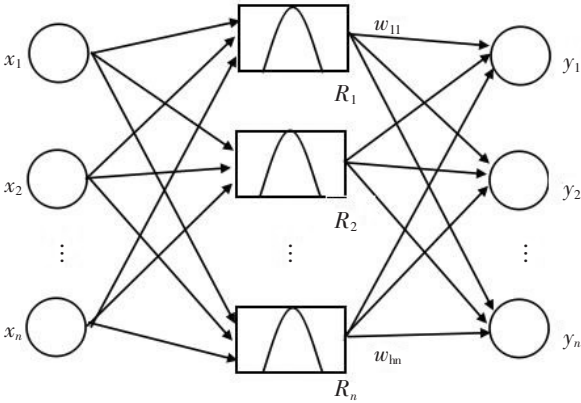


图 1 径向基神经网络结构  
Fig.1 RBF neural network structure

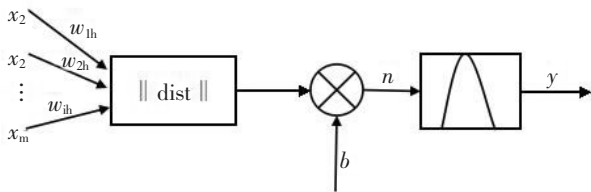


图 2 径向基神经元模型  
Fig.2 RBF neuron model

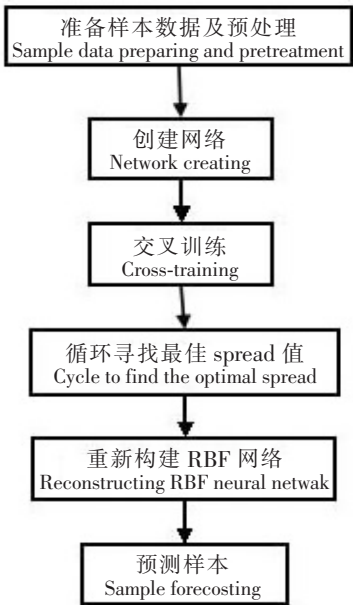


图 3 RBF 神经网络预测流程图  
Fig.3 RBF neural network forecast flow chart

2 RBF 神经网络实例仿真分析

2.1 RBF 神经网络实例仿真

在负荷特性和推进特性工作状态下试验测得 4190Z<sub>L</sub>C-2 型船用柴油机的各种工作参数，如表 1 和表 2。

表 1 4190Z<sub>L</sub>C-2 船用四冲程增压柴油机推进特性试验数据

Tab.1 Test data for propulsion characteristics of 4190Z<sub>L</sub>C-2 marine turbocharged diesel engine with four-stroke

机油温度 Lub. oil temp. /℃	出水温度 Outlet water temp/℃	机油压力 Lub. oil pres. /kPa	总排温 Exhaust temp /℃	转矩 Torque /(N·m)	功率 Power /kW	转速 Speed (r·min <sup>-1</sup> )	油耗率 SFOC /(g·(kW·h) <sup>-1</sup> )	NO <sub>x</sub> 排放 体积分数 Concentration of NO <sub>x</sub> emissions ×10 <sup>-6</sup>
71.9	70.9	459	382	2099	219.6	999	210.9	1249.27
71.5	70.6	464	385	2085	213.4	998	206.4	1283.12
71.6	70.1	454	388	2094	214.6	997	207.3	1278.54
70.7	69.7	450	397	1956	197.8	966	216.8	1189.21
70.3	69.4	452	398	1955	196.7	965	218.4	1171.43
70.6	68.8	451	402	1954	196.6	965	217.6	1165.16
70.3	70.0	450	414	1746	168.6	910	214.8	1198.24
69.8	69.2	442	417	1731	164.8	909	215.6	1191.05
70.1	68.9	441	423	1730	164.7	909	210.8	1256.18
68.9	70.0	445	415	1540	137.8	854	214.7	1215.04
69.9	70.3	444	406	1541	137.7	854	215.3	1203.37
69.8	69.7	424	394	1320	109.8	794	222.5	986.21
70.0	79.4	428	381	1321	109.8	794	222.8	972.78
68.4	68.8	419	375	1093	82.3	720	225.9	815.23
68.4	68.9	415	372	1091	82.1	720	224.6	847.17
69.9	69.3	403	363	832	54.9	630	236.3	593.45
69.8	70.4	400	352	832	54.8	629	234.5	654.02
70.2	71.1	401	350	830	54.8	628	234.0	691.14

表 2 4190Z<sub>L</sub>C-2 船用四冲程增压柴油机负荷特性试验数据

Tab.2 Test data of load characteristics of 4190Z<sub>L</sub>C-2 marine turbocharged diesel engine with four-stroke

机油温度 Lub. oil temp. /℃	出水温度 Outlet water temp/℃	机油压力 Lub. oil pres. /kPa	进水温度 Inlet water temp/℃	修正转矩 Correction torq/(N·m)	修正功率 Correction power/kW	中冷前温度 Inlet air temp. /℃	油耗率 SFOC /(g·(kW·h) <sup>-1</sup> )	NO <sub>x</sub> 排放 体积分数 Concentration of NO <sub>x</sub> emissions ×10 <sup>-6</sup>
73.8	71.9	472	72.5	221.8	28.5	36.7	364.3	267.45
74.2	73.8	452	73.2	254.2	32.8	39.8	338.5	305.12
76.2	70.6	473	72.3	398.6	44.1	44.7	306.5	339.24
71.4	70.9	506	69.4	457.3	49.4	49.8	287.9	389.68
68.5	62.8	517	60.8	526.8	55.0	49.9	273.5	405.37
69.8	62.2	517	64.6	942.6	98.6	50.4	236.6	649.89
69.7	62.2	522	64.6	950.6	99.6	51.6	234.5	1082.13
69.9	69.0	480	65.3	799.5	83.6	47.5	242.6	1079.56
68.8	70.0	465	63.8	1062.0	111.1	53.7	227.0	1048.14
70.1	70.0	465	62.6	1051.6	120.9	60.3	222.8	1148.26
69.7	69.1	469	63.1	1060.9	111.0	59.6	226.2	1142.30
69.9	68.7	457	62.8	1062.0	111.1	56.2	226.6	1138.05
70.5	69.6	463	62.8	1591.5	166.5	67.2	217.4	1154.13
70.6	69.7	457	63.0	1591.7	166.5	66.7	217.0	1167.24
70.6	69.9	455	63.2	1593.7	166.7	83.3	216.7	1150.52
68.2	69.5	452	61.9	1890.7	197.7	81.1	211.6	1246.60
68.8	67.2	451	62.7	1814.1	189.5	82.3	211.3	1270.54
69.6	68.2	455	64.5	2099.3	219.6	86.4	210.9	1249.27

由于试验所测得的数据可能会出现一些较大的波动, 影响预测结果, 所以在应用该数据时, 对数据进行归一化处理, 这样可以降低预测所产生的误差<sup>[5]</sup>。在 RBF 神经网络建立过程中选用 newrbe 函数来设计所需要的网络, 其调用格式为 net=newrbe(*P*,*T*,SPREAD), 其中 *P* 和 *T* 分别代表输入矩阵和目标向量矩阵。在该实例仿真中, 由于前 8 个参数值都是会明显的影响氮氧化物排放浓度的重要参数, 所以在进行预测仿真时, 将数据表格中前 8 个参数值组成一个 *P* 矩阵, 做为网络的输入矩阵; 表格中最后一个氮氧化物排放浓度值做为一个 *T* 矩阵, 形成目标向量。网络模型建立完成后, 使用其进行模拟, 用 sim 函数得到网络的输出结果, 最后将输出结果进行反归一化得到最终结果。

2.2 仿真结果分析

图 4、图 5 是 4190Z<sub>L</sub>C-2 型船用柴油机在推进特性工况和负荷特性工况下氮氧化物浓度排放的曲线图, 从图中可以看出采用 RBF 神经网络对船用柴油机氮氧化物排放浓度的预测值与实际值有较好的吻合, 但与实际试验测得的数据还存在一定的误差。这是由于试验数据选取量较少以及干扰因素较多造成的, 但是这些误差都是在允许的范围之内。这就说明基于 RBF 神经网络的预测符合普遍预测的性能要求, 适用于柴油机氮氧化物排放浓度的预测, 并且能很好地实现预测与模拟的效果。

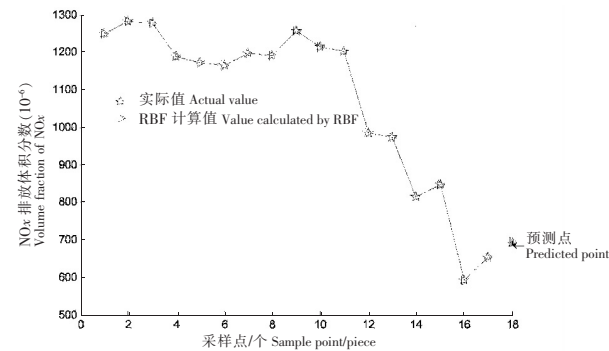


图 4 柴油机推进特性仿真与实际 NO<sub>x</sub> 排放浓度曲线

Fig.4 Simulation of propulsion characteristics of diesel engine and NO<sub>x</sub> emission concentration curve

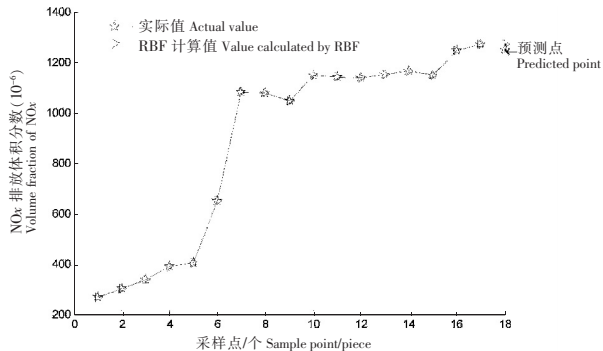


图 5 柴油机负荷特性仿真与实际 NO<sub>x</sub> 排放浓度曲线

Fig.5 Simulation of load characteristics of diesel engine and NO<sub>x</sub> emission concentration curve

3 结论

本文采用 RBF 神经网络对船用柴油机的氮氧化物排放浓度进行预测, 并对结果进行对比分析, 可以得出如下结论: 1) 基于 RBF 神经网络建立的 4190Z<sub>L</sub>C-2 型船用柴油机氮氧化物排放浓度的预测模型是行之有效的, 且试验设备简单, 试验数据不需要进行复杂地人工运算, 可以方便地了解氮氧化物的排放特性, 可为控制船舶柴油机 NO<sub>x</sub> 的排放提供参考。2) 尽可能全面考虑影响柴油机的排气参数以及详细测试数据, 以确保 RBF 神经网络预测模型的准确性, 所以准确可靠地试验数据来源是实现良好预测的保证。

[ 参考文献 ]

[1] 中国船级社. 船用柴油机氮氧化物排放试验及检验指南 [M]. 北京: 人民交通出版社, 2011.  
[2] 魏海波. 基于 BP 神经网络的船舶柴油机氮氧化物排放预测 [D]. 大连: 大连海事大学, 2006.  
[3] 王永骥, 涂健. 神经元网络控制 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1998.  
[4] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.  
[5] 黄加亮, 刘磊, 陈景锋. 基于 GRNN 算法的船用柴油机性能曲线模拟与油耗率预测 [J]. 船舶工程, 2013, 35(3): 37-40.  
[6] 刘磊, 黄加亮. 基于 GMDH 网络的船用增压柴油机性能预测及仿真 [J]. 集美大学学报 (自然科学版), 2012, 17(5): 351-355.

(责任编辑 陈 敏 英文审校 郑青榕)