

[文章编号] 1007-7405(2017)01-0035-06

基于 GRNN 的船舶柴油机 NO_x 排放预测

孙思远¹, 黄朝霞², 徐 虎¹, 李孟杰³, 黄加亮^{1,4}

(1. 集美大学轮机工程学院, 福建 厦门 361021; 2. 集美大学理学院, 福建 厦门 361021;
3. 中华人民共和国河北海事局, 河北 曹妃甸 063200; 4. 福建省船舶与海洋工程重点实验室, 福建 厦门 361021)

[摘要] 基于 4190Z_LC-2 船用四冲程增压柴油机实验测得的数据, 运用广义回归神经网络 (GRNN) 相关理论, 以转速、功率、喷油提前角作为样本的输入量, 以排放气体氮氧化物 (NO_x) 的体积分数作为样本的输出量, 对输入数据进行归一化处理, 对输出数据进行反归一化处理, 建立船舶柴油机广义回归神经网络排放预测模型, 在推进特性与负荷特性工况下利用该模型进行柴油机 NO_x 的排放预测。仿真结果表明, 所提出的模型具有较高的预测精度, 可为柴油机减少 NO_x 排放提供依据。

[关键词] 四冲程柴油机; 广义神经网络; 推进特性; 负荷特性; NO_x 排放预测

[中图分类号] U 664. 21

Prediction of NO_x Emissions from Four-stroke Marine Diesel Engine Based on General Regression Neural Network

SUN Siyuan¹, HUANG Zhaoxia³, XU Hu¹, LI Mengjie³, HUANG Jialiang^{1,2}

(1. School of Marine Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China; 2. School of Science, Jimei University, Xiamen 361021, China; 3. Hebei Maritime Safety Administration of People's Republic of China, CaoFeidian 063200, China;
4. Fujian Provincial Key Laboratory of Naval Architecture and Ocean Engineering, Xiamen 361021, China)

Abstract: Based on the experimental data measured from the 4190Z_LC-2 marine four-stroke turbo-charged diesel engine, the related theory general regression neural network (GRNN) was employed to establish the model for predicting the emission of nitrogen oxides (NO_x) from marine diesel engine. The prediction was carried out on the model by setting the rotation speed, power and fuel injection advance angle as the input, and the volume fraction of nitrogen oxides (NO_x) within the exhausted gases as the output. The inputs of were normalized and the outputs were anti-normalized. The model was finally used to predict nitrogen oxides emissions under the condition of propulsive characteristic and load characteristic. Results show that the proposed model has higher prediction accuracy and is suitable for providing reference for the reduction of NO_x emissions.

Keywords: four-stroke diesel engine; GRNN; propulsion characteristics; load characteristics; nitrogen oxide emission

[收稿日期] 2016-06-28

[修回日期] 2016-11-15

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

[作者简介] 孙思远 (1991—), 男, 硕士生, 从事柴油机性能优化与排气测试分析研究。通信作者: 黄朝霞 (1966—), 女, 副教授, 硕士, 从事数学与模糊数学的研究。

0 引言

随着人们环境保护意识的不断增强，对船舶柴油机排放性能的要求也越来越高。根据国际海事组织（IMO）MARPOL 73/78 公约附则 VI 的相关规定，2016 年开始实施 Tier III 排放法规^[1]，该法规对船用柴油机减排提出了更严格的要求。针对柴油机 NO_x 的排放预测国内有了大量研究。白利波把人工神经网络思想引入到船用柴油机 NO_x 排放特性预测研究上，并利用 MATLAB 神经网络工具箱建立 BP 神经网络模型，对 NO_x 的排放特性进行预测分析^[2]；王志强^[3]在原有的传统 BP 神经网络预测模型的基础上，利用 MATLAB 神经网络工具箱建立了 W6L20C 型柴油机 NO_x 排放 GA-BP 预测模型，并对模型在实际船舶柴油机上的应用进行了研究，且在此模型的基础上，对以此模型为核心的 NO_x 排放检测体系的实现方法进行了研究。本文利用在船用 4190Z_LC-2 型柴油机测试平台上测出的排放数据作为网络的训练样本，在广义回归神经网络（general regression neural network）原理的基础上，建立适用于船用 4190Z_LC-2 型柴油机的排放预测模型，对柴油机进行 NO_x 排放的预测，以期减少 NO_x 的排放提供理论依据。

1 基于 GRNN 神经网络的 NO_x 预测模型的建立

1.1 广义回归神经网络结构

广义回归神经网络（general regression neural network，GRNN）以估计器理论为基础，是径向基函数（radial basis function，RBF）神经网络的一种变化形式，常被应用于函数逼近中的径向基神经网络。GRNN 结构与 RBF 结构相类似，由一个径向基网络层和一个线性网络层组成，其网络结构如图 1 所示^[4-5]。

1.2 NO_x 预测模型的建立

4190Z_LC-2 柴油机的主要技术参数：气缸数为 4；缸径×行程 = 190 mm×210 mm；压缩比为 14；额定功率为 220 kW；额定转速为 1000 r/min；平均有效压力为 1.109 MPa；最高爆发压力为 12 MPa；有效油耗率 ≤ 208 g/（kW·h）。

本文用于 GRNN 神经网络训练以及建模所用数据全部来源于 4190Z_LC-2 船用四冲程增压柴油机实验测得，如表 1 所示。

利用 GRNN 神经网络对柴油机在推进特性与负荷特性两种工况下进行仿真建模，流程如图 2 所示。

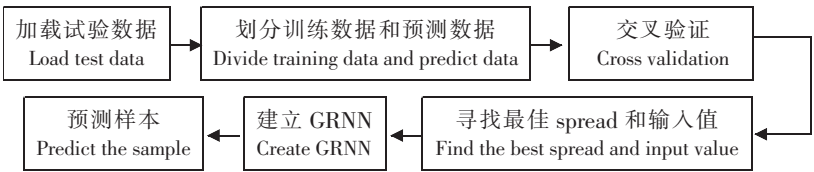


图 2 GRNN 网络预测流程图

Fig.2 The prediction procedures of the GRNN

广义回归神经网络的建模过程需要调整的只有平滑因子 σ ，在建模过程中，神经网络对样本的逼近能力随着平滑因子 σ 的减小而增强，同时，通过对散布函数的调整来确定平滑因子 σ 的大小，经验上平滑因子 σ 的取值范围为 $[0.1, 2]$ ，本文取步长为 0.05，带入到该网络进行学习^[16]。实验数据分为训练样本数据和预测样本数据，由于训练数据较少，本文采用交叉验证方法训练 GRNN 神经网络，并用循环找出最佳的散布常数值。基于实验所得的训练样本数据，建立起了用于预测 4190Z_LC-2 型柴油机 NO_x

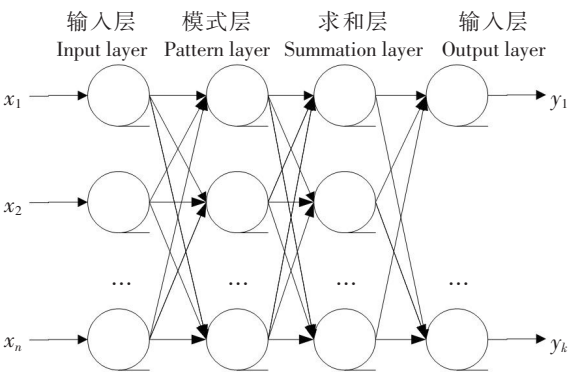


图 1 广义神经网络结构

Fig.1 GRNN structure

排放的广义回归神经网络 (GRNN) 模型, 利用所建的网络模型, 得出预测样本结果。

1.3 数据的归一化处理

由于柴油机特性实验所得出的实验数据互相之间会有较大的差距, 这种差距会对模型的训练造成影响, 为减小这种影响, 本文对数据进行线性归一化处理, 然后对输出数据进行反归一化处理, 最终得到与测量数据数量级相同的结果。数据归一化处理公式: $X = 2 \times (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) - 1$ 。式中: x 为实验中的原始数据; x_{\min} 为相同影响因子下 x 的最小值; x_{\max} 为相同影响因子下 x 的最大值; X 为数据归一化的结果, 其范围为: $-1 \sim 1$ 。

表 1 4190ZLC-2 船用四冲程增压柴油机实验数据
Tab. 1 Test data for 4190ZLC-2 marine turbocharged four-stroke diesel engine

序号 Serial number	转速 Rotation speed/(r · min ⁻¹)		功率 Power /kW		喷油提前角 Fuel injection advance angle/(°CA)		NO _x 质量分数 NO _x volume fraction/%	
	推进特性 Propulsion characteristics	负荷特性 Load characteristics	推进特性 Propulsion characteristics	负荷特性 Load characteristics	推进特性 Propulsion characteristics	负荷特性 Load characteristics	推进特性 Propulsion characteristics	负荷特性 Load characteristics
1	909	1000	165	220	20	26	0.0828	0.1019
2	909	1000	165	220	21	27	0.0914	0.1100
3	909	1000	165	220	22	28	0.0991	0.1161
4	909	1000	165	220	23	29	0.1052	0.1256
5	909	1000	165	220	24	30	0.1132	0.1407
6	909	1000	165	220	25	31	0.1193	0.1425
7	909	1000	165	220	26	32	0.1304	0.1420
8	909	1000	165	220	28	33	0.1525	0.1451
9	794	1000	110	165	16	24	0.0849	0.1017
10	794	1000	110	165	17	25	0.0881	0.1083
11	794	1000	110	165	18	26	0.0954	0.1194
12	794	1000	110	165	19	27	0.1022	0.1277
13	794	1000	110	165	20	28	0.1111	0.1392
14	794	1000	110	165	22	29	0.1297	0.1470
15	794	1000	110	165	23	30	0.1356	0.1591
16	721	1000	82	110	16	24	0.0841	0.1042
17	721	1000	82	110	17	25	0.0894	0.1170
18	721	1000	82	110	18	26	0.0960	0.1298
19	721	1000	82	110	19	27	0.1037	0.1405
20	721	1000	82	110	20	28	0.1126	0.1564
21	721	1000	82	110	21	29	0.1220	0.1685
22	721	1000	82	110	22	30	0.1366	0.1820
23	630	1000	55	55	15	17	0.0718	0.0358
24	630	1000	55	55	16	20	0.0792	0.0452
25	630	1000	55	55	17	24	0.0835	0.0625
26	630	1000	55	55	18	25	0.0918	0.0691
27	630	1000	55	55	19	27	0.1013	0.0846
28	630	1000	55	55	20	28	0.1089	0.0911
29	630	1000	55	55	21	29	0.1210	0.0975
30	630	1000	55	55	22	30	0.1327	0.1058

1.4 交叉验证

为了保证预测模型的精准度, 运用交叉验证的方法寻找最佳散布常数值, 首先将神经网络已有的学习数据样本分为训练数据和验证数据两类, 并对训练数据进行学习, 得到一个散布常数值, 然后用得出的散布常数值参与到验证数据的预测, 得到一个正确率, 如果正确率达到了所设定的标准, 那么

就接着进行下一组训练数据的学习，如果正确率没达到所设定的标准，那么就将返回修改散布常数值，以此循环最终得到最优的 spread 值。交叉验证的常见形式有 Holdout 验证、 K 折交叉验证和留一验证。本文采用 K 折交叉验证的形式，具体程序为：

```
indices = crossvalind( 'Kfold',length(train_in),n)
```

其中： n 为要将训练样本分成包的总个数； $\text{length}(\text{train_in})$ 为训练输入样本数据的维数；

2 仿真结果分析与泛化能力验证

图 3 和图 4 分别为 4190Z_LC-2 型柴油机在推进特性和负荷特性下的 NO_x 排放的实际值与预测值对比图。从图 3 和图 4 可以看到，转速与功率一定的条件下，随着喷油提前角的增大，NO_x 的排放也随之增加。究其原因，影响 NO_x 生成量的最主要因素即为温度，增大喷油提前角，4190Z_LC-2 型柴油机燃烧室最高温度也会增高，而燃烧过后的气体在最高温度燃烧室中停留时间增大，NO_x 的排放随之增大。

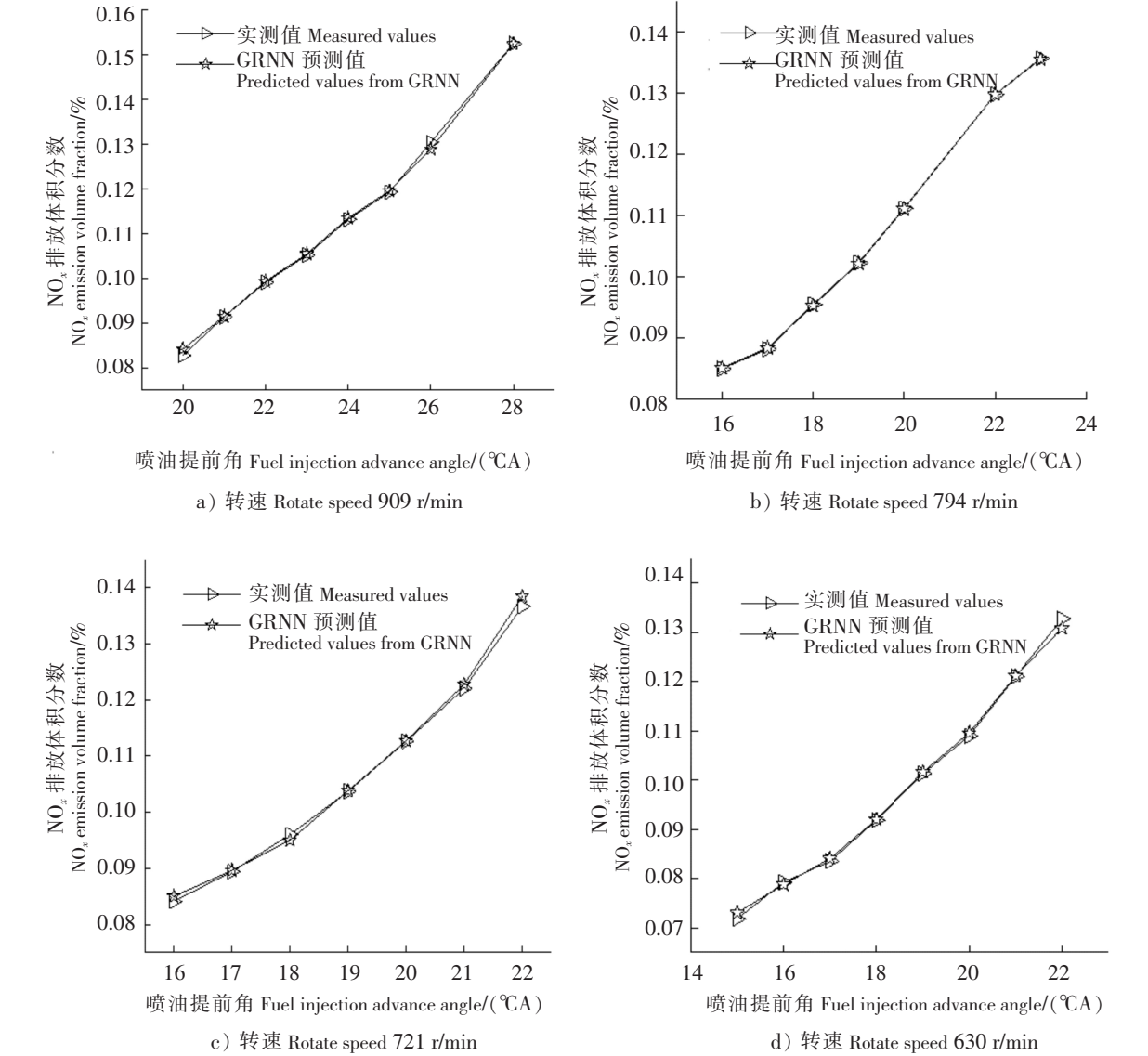


图 3 4190Z_LC-2 柴油机推进特性预测的模型 NO_x 排放预测值与实测值的比较

Fig.3 The comparison of NO_x emissiondetermined from experiments and propulsion characteristic prediction model

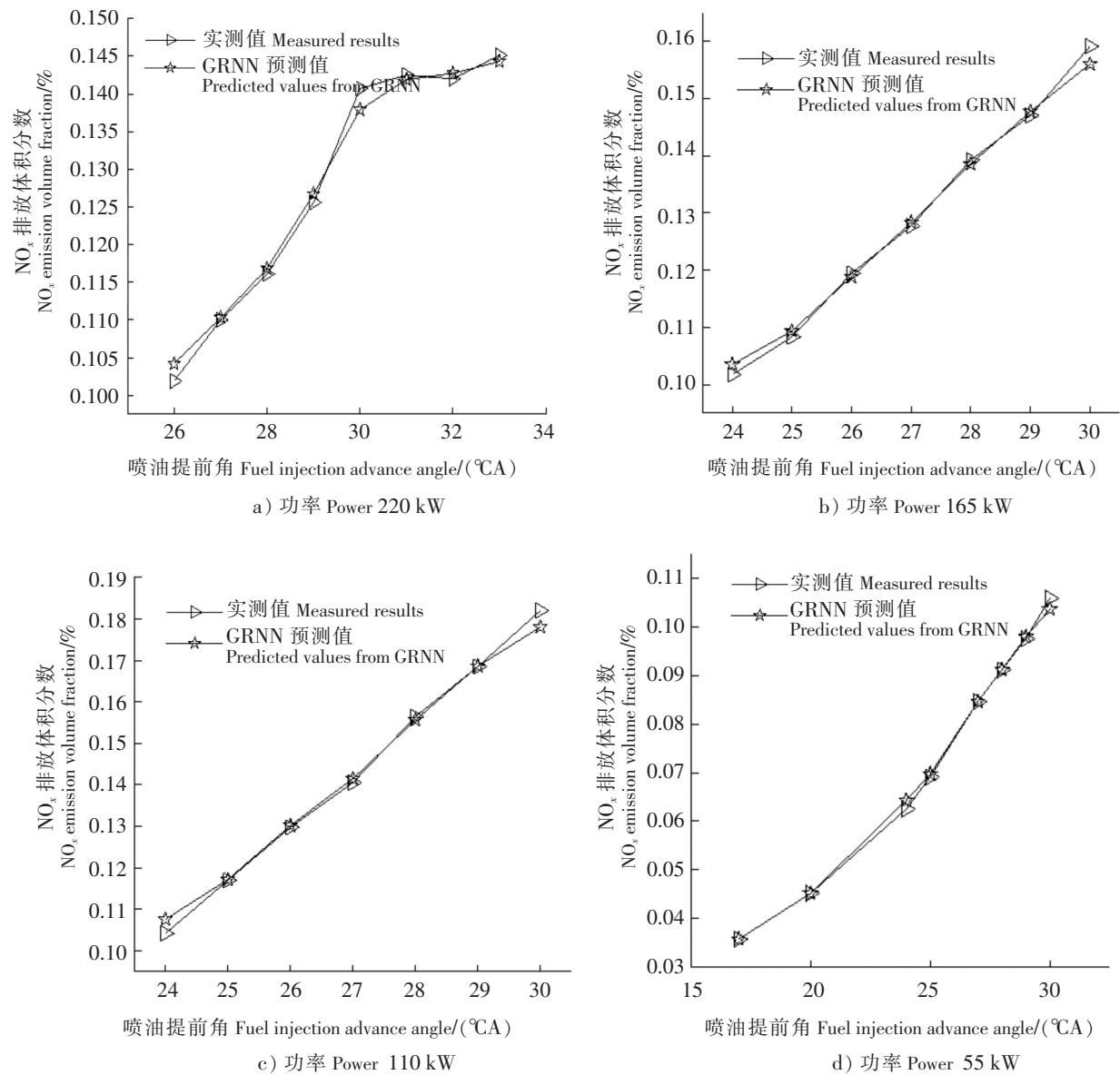


图 4 4190Z_LC-2 柴油机负荷特性预测模型 NO_x 排放预测值与实测值的对比
Fig.4 Comparison of the emission of NO_x from 4190Z_LC-2 diesel engine under load characteristics via experiment and model prediction

GRNN 网络模型的预测精度不仅与网络结构和各种参数有关,还与样本数据的内在规律有关。当系统提供的样本数据较少或数据特征发生变化时,GRNN 的预测精度也会随之发生变化。而对于 NO_x 的排放特性,其影响因素不仅取决于柴油机的运转工况,还受到许多其他因素影响,其中包括所处的环境和柴油机结构参数的选取,本文只选取喷油提前角作为唯一影响因素,因此,样本预测值与实测值之间有误差存在,其误差值由 $e_r(x) = (x^* - x)/x$ 计算可得。其中: x^* 为样本预测值, x 为实验值。

表 2 为 4190Z_LC-2 型船用柴油机推进特性与负荷特性预测模型 NO_x 排放误差。由表 2 可知,推进特性最大误差为 1.8%,负荷特性最大误差为 3.32%,总体误差不大,综合图 3 和图 4 以及表 2 可知,预测值与实测值有较好的相关性,相对误差较小。

为了能够验证所建模型的准确性,将没有参与训练模型的实验数据对神经网络模型进行泛化能力验证。由于本文是分推进特性和负荷特性两类进行预测建模,因此泛化能力验证也分为两个部分。具

体结果和误差如表 3 所示。

表 2 4190Z_LC-2 柴油机推进特性与负荷特性预测模型 NO_x 排放预测误差
Tab.2 Relative errors of NO_x emissions from 4190Z_LC-2 diesel engine determined by
propulsion and load characteristics prediction model

序号 误差 Error/%			序号 误差 Error/%			序号 误差 Error/%			序号 误差 Error/%			序号 误差 Error/%		
Serial number	推进 Propulsion	负荷 Load	Serial number	推进 Propulsion	负荷 Load	Serial number	推进 Propulsion	负荷 Load	Serial number	推进 Propulsion	负荷 Load	Serial number	推进 Propulsion	负荷 Load
1	1.70	2.13	7	1.37	0.50	13	0.41	0.53	19	0.16	0.76	25	0.67	2.90
2	0.12	0.25	8	0.02	0.55	14	0.78	0.48	20	0.07	0.49	26	0.19	0.87
3	0.23	0.65	9	0.62	1.80	15	0.72	1.96	21	0.58	0.04	27	0.34	0.02
4	0.26	0.89	10	0.67	0.97	16	1.03	3.32	22	1.80	1.99	28	0.58	0.01
5	0.23	2.00	11	0.06	0.45	17	0.22	0.15	23	1.70	0	29	0.07	0.39
6	0.57	0.40	12	0.28	0.50	18	0.17	0.32	24	0.53	0	30	1.45	2.10

表 3 4190Z_LC-2 柴油机推进特性与负荷特性预测模型排放预测泛化能力表
Tab.3 The forecast generalization ability of 4190Z_LC-2 diesel engine propulsion and
load characteristics prediction model

转速 Rotate speed /(r·min ⁻¹)		功率 Power /kW		喷油提前角 Fuel injection advance angle /(°CA)		NO _x 实验值 Experimental result/%		NO _x 预测值 Prediction result/%		误差 Error/%	
推进 Propulsion	负荷 Load	推进 Propulsion	负荷 Load	推进 Propulsion	负荷 Load	推进 Propulsion	负荷 Load	推进 Propulsion	负荷 Load	推进 Propulsion	负荷 Load
794	1000	110	55	21	26	0.116 7	0.078 1	0.117 74	0.077 58	0.89	0.67

通过表 3 可知，4190Z_LC-2 型船用柴油机 NO_x 排放预测模型无论是在推进特性还是负荷特性下，对于没有参加训练的验证数据的预测都能够达到一定的精准度。因此，基于 GRNN 所建立的预测模型是能够满足预期要求的，可以实现 NO_x 排放的预测。

3 结论

基于 4190Z_LC-2 型柴油机实验平台建立 NO_x 排放预测模型，并对 NO_x 的排放进行预测，最后将预测结果与实验结果进行对比，可得出如下结论：

- 1) 建立的基于广义回归神经网络原理的 4190Z_LC-2 型柴油机 NO_x 排放预测模型所得出的仿真结果与实验结果之间的误差符合要求，推进特性的最大误差为 1.80%，负荷特性的最大误差为 3.32%，误差均在允许要求范围内，所以模型是行之有效的，可以用于对船舶柴油机 NO_x 排放的预测。
- 2) 基于 GRNN 算法网络预测的准确性是由充分的柴油机性能指标和热工参数测试数据来保证的，因此，充足的实验数据是实现良好预测的保证。

[参 考 文 献]

[1] IMO. IMO marine engine regulations [S]. 2010.
[2] 白利波. 基于 BP 神经网络的船舶柴油机 NO_x 排放特性预测 [D]. 大连：大连海事大学，2010.
[3] 王志强. GA-BP 柴油机 NO_x 排放特性研究 [D]. 大连：大连海事大学，2014.
[4] 闻新, 李新, 张兴旺, 等. 应用 MATLAB 实现神经网络 [M]. 长沙：国防科技大学出版社，2015.
[5] 史峰, 王小川, 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.
[6] 黄加亮, 刘磊, 陈景峰. 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(3): 37-40.

(责任编辑 陈 敏 英文审校 郑青榕)