

# GRNN神经网络在汽车发动机性能预测中的应用

林冬燕

(集美大学海洋装备与机械工程学院, 福建厦门 361021)

**[摘要]** 建立多输入参数条件下发动机动力性能及燃油经济性能预测模型, 研究平滑因子、输入参数对预测精度的影响; 建立预测模型, 研究发动机运转参数对动力性能与燃油消耗率的影响规律。研究结果表明: 采用广义回归神经网络 (GRNN) 能构建准确性较高的发动机动力性能与燃油经济性能预测模型; 选择合适的平滑因子可使 GRNN 算法获得的预测值避免出现较大波动, 同时兼顾较高预测精度; 保持合适的油门开度能使发动机输出较高的功率和转矩; 低功率或低油门开度使发动机燃油消耗率较高。

**[关键词]** 汽车发动机; 预测模型; 广义回归神经网络; 动力性能; 燃油消耗率

**[中图分类号]** TK421

## Application of GRNN Neural Network in Performance Prediction of Automotive Engine

LIN Dongyan

(College of Marine Equipment and Mechanical Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** The prediction models of engine power performance and fuel economy under multi input parameters are established. The influence of smoothing factors and input parameters on prediction accuracy has been studied. The influence of engine operating parameters on power performance and fuel consumption rate was studied through the established prediction modes. The results show that the generalized regression neural network (GRNN) can be used to build a more accurate prediction model of engine power performance and fuel economy. The appropriate smoothing factor can not only avoid large fluctuations in the predicted value of GRNN, but also achieve high prediction accuracy. Engine can output higher power and torque under the appropriate throttle opening conditions. The engine fuel consumption rate has a high value at low power or low throttle opening.

**Keywords:** automotive engine; prediction model; generalized regression neural network (GRNN); power performance; fuel consumption rate

## 0 引言

发动机性能预测是根据发动机结构参数和运转参数来估算推测发动机的各种性能指标。传统的发动机预测方法一般采用一维、多维或准维非线性函数形式建模<sup>[1]</sup>。由于发动机燃烧室内油料时各种条件参数难以确定, 致使所建立的模型预测效果不理想, 影响了发动机性能优化和控制的效果<sup>[2]</sup>。人工神经网络具有自组织、自学习和高容错性等功能, 在解决复杂的非线性问题时具有独特的功

**[收稿日期]** 2022-11-16

**[基金项目]** 福建省中青年教育科研项目 (JAT160271); 集美大学李尚大基金项目 (ZC2016019)

**[作者简介]** 林冬燕 (1980—), 女, 硕士, 讲师, 主要从事为车辆工程、机械设计及制造方向研究。E-mail: ldyscut@163.com

效<sup>[3-5]</sup>, 在发动机的建模、故障诊断、优化控制等方面应用广泛<sup>[6-8]</sup>。侯献军等<sup>[9]</sup>基于反向传播 (back propagation, BP) 神经网络对发动机最佳点火提前角进行了优化分析, 节约发动机标定的时间和成本。宋恩哲等<sup>[10]</sup>基于径向基函数 (radical basis function, RBF) 神经网络理论提出了一种柴油机转速控制算法, 实时地优化转速环控制器的控制参数。张鹏等<sup>[11]</sup>为了提高 CNG 发动机排气温度预测精度, 对不同人工神经网络预测模型的准确性进行了对比, 发现 RBF 神经网络更适合 CNG 发动机的排气温度预测。王立宇等<sup>[12]</sup>基于 BP 神经网络对喷水汽油机性能进行了预测, 分别建立多输入/单输出的点火提前角、油耗和排放预测模型。由此可见, 借助神经网络将发动机性能的主要影响因素以网络模型的形式表示出来, 并借此进行发动机性能预测对于发动机的设计应用有重大意义。

1991 年提出的广义回归神经网络 (general regression neural network, GRNN)<sup>[13-14]</sup>, 是对 RBF 神经网络的一种改进, 具有较高的非线性映射能力, 相比于其他非线性模型具有更高的预测精度和更快的计算速度。本文拟在汽油机性能测试数据的基础上, 利用 GRNN 算法建立发动机性能预测模型, 通过发动机转速、油门开度、转矩等运转参数预测发动机动力性与燃油经济性, 以便为发动机性能优化控制提供帮助。

## 1 广义回归神经网络结构

GRNN 是基于非线性回归理论的前馈神经网络模型, 其结构由输入层、模式层、求和层及输出层组成。输入层神经元的数量等于训练样本输入向量的维数 (假设  $n$ )。输入层将样本变量传递到模式层。模式层神经元的数量等于训练样本的数量  $n$ , 此层神经元传递函数为:  $P_i = e^{-(X-X_i)^T(X-X_i)/2\sigma^2}$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ 。其中:  $X$  为输入向量;  $X_i$  为第  $i$  个神经元对应的输入向量训练样本的数值;  $\sigma$  为高斯函数的宽度系数, 即平滑因子。求和层使用两种类型的神经元组成。第一类神经元与模式层各神经元的连接权重为 1, 求和函数为:  $S_D = \sum_{i=1}^n P_i$ 。第二类神经元对所有模式层的神经元加权求和, 求和函数为:

$$S_V = \sum_{i=1}^n y_i P_i。$$

其中:  $y_i$  为第二类神经元对模式层的神经元连接权重。输出层中的神经元与求和层两种类型的结果相关联, 输出函数为:  $Y = S_V/S_D = \sum_{i=1}^n y_i e^{-(X-X_i)^T(X-X_i)/2\sigma^2} / \sum_{i=1}^n e^{-(X-X_i)^T(X-X_i)/2\sigma^2}$ 。GRNN 预测模型首先需要通过已知数据确定输出函数中的  $y_i$ 、 $\sigma$  值。

## 2 试验数据采集

影响汽油发动机动力性能与燃油消耗率的因素包含设计性因素与运转性因素, 其中设计性因素有燃烧室形状设计、面容比、压缩比和燃烧室行程缸径比等。运转性因素包括混合气成分 (空燃比)、负荷、转速和点火定时 (点火提前角)。本研究中, 由于发动机设计因素已确定, 因此对发动机动力性与经济性预测主要考虑运转性因素。

本研究以四缸电控丰田 8A 汽油发动机为例, 采用 GRNN 算法对其动力性与燃油经济性进行预测。该款发动机的点火提前角已做最优控制, 因此在构建发动机性能预测模型时, 忽略点火提前角的影响。在集美大学汽油机性能试验台架上进行发动机性能测试, 该试验台架可以适应发动机不同工况需求, 实现发动机自然特性、恒转速调位控制、恒转速调节控制、恒转矩调位控制及恒转矩调节控制等五种特性曲线控制。

燃油经济性预测模型构建时, 选取输入参数主要有转速  $n$ 、油门开度  $a$ 、转矩  $T$  和功率  $P_e$  等, 输出参数为燃油消耗率  $g_e$ 。为便于测试获取发动机相关参数, 本试验在保持发动机转速恒定条件下, 改变油门开度, 使发动机产生相对应的功率与燃油消耗。其中试验台架的 CW150 电涡流测功机及其

附属仪器用于检测发动机功率（精度约为 5%）、转矩（精度 $\leq 0.1\%$ ）、转速（精度为 $\pm 0.1\%$ ）等参数，FCMM-2 油耗仪（精度约为 0.3%）用于测量燃油消耗量，油门开度由试验软件设定，各传感器信号经数据采集接口采集到电脑中，共获得 205 组数据，表 1 列出了部分试验数据。

表 1 试验数据  
Tab.1 Experimental data

转速 $n/(\text{kr} \cdot \text{min}^{-1})$	油门开度 $a/\%$	转矩 $T/(\text{N} \cdot \text{m})$	功率 $P_e/\text{kW}$	燃油消耗率 $g_e/(\text{g} \cdot \text{kW}^{-1} \cdot \text{h}^{-1})$
2.0	8	12.5	2.6206	938.71
2.0	9	19.4	4.0881	751.67
2.0	10	26.4	5.5532	549.53
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
2.6	8	11.1	3.0199	954.48
2.6	9	17.4	4.7932	712.65
2.6	10	20.7	5.6944	591.45
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
3.0	41	91.5	28.4430	274.14
3.0	43	92.2	29.1320	274.24
3.0	45	93.5	29.3740	273.62

3 发动机性能预测

3.1 GRNN 预测模型构建

GRNN 预测模型所需的训练样本与检测样本从 205 组试验数据中随机抽取。由于本研究所获得的样本数较小，在设置训练样本数与检验样本数比例时需适当增加检验样本数来更好地评估模型的性能，一般按 7:3 的比例设置。因此，本研究中训练样本数为 137 个，检验样本数为 68 个。使用 MATLAB 的神经网络工具箱建立 GRNN 神经网络，根据输入参数，建立了 8 个组合，如表 2 所示。

表 2 输入参数组合模式  
Tab.2 Input parameter combination mode

组合模式 Mode	输入参数 Input parameter				输出参数 Output parameter		
	转速 $n$	油门开度 $a$	转矩 $T$	功率 $P_e$	转矩 $T$	功率 $P_e$	燃油消耗率 $g_e$
1	○					○	○
2		○				○	○
3			○			○	○
4	○	○				○	○
5	○		○			○	○
6	○	○	○			○	○
7	○			○			○
8	○				○		○

根据表 2 所列的 6 个参数组合建立了相应的燃油经济性 GRNN 预测模型，其预测精度如图 1 所示，该预测精度由 68 个随机测试样本的预测误差的平均误差表征。从图 1 可以看出，不同参数组合模式构建的预测模型对于随机测试样本的预测精度稍有差异，总的来说预测精度均较高，说明油门开度、转矩、功率等参数与燃油消耗率相关性较大。其中模型 6 的平均误差最小为 1.73%。从精确度方面考虑，宜采用模式 6 的输入参数构建燃油消耗率 GRNN 预测模型。

采用 GRNN 构建预测模型时，平滑因子  $\sigma$  对构建的模型预测精度影响较大。为研究模型预测精度与平滑因子之间的对应关系，这里通过设置不同平滑因子进行预测，并进行样本检验，从而获得平滑因子不同时的检验样本的平均预测误差。图 2 为用模式 6（转速、油门开度、转矩、功率 4 参数组合）构建的燃油消耗率预测精度随平滑因子变化关系曲线。从图 2 中可以看出，当平滑因子取 1 时，平均误差达到最小值（约为 1.73%）；当平滑因子小于 1 时，随着平滑因子的减小，平均误差开始快速增加；而当平滑因子大于 1 时，平均误差随着平滑因子的增加开始缓慢增加。从模式 6 的燃油消耗率预测误差随平滑因子的变化规律可以看出，高精度预测取决于合理的平滑因子设置。

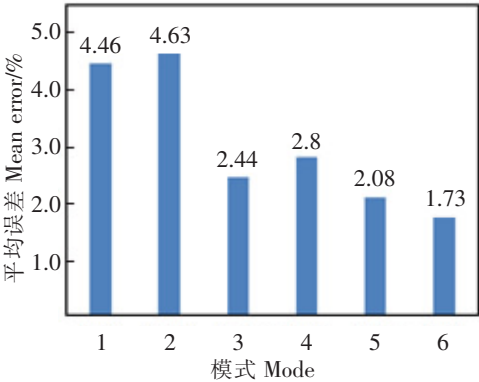


图 1 不同燃油消耗率模型的预测精度  
Fig.1 Prediction accuracy of different fuel consumption rate models

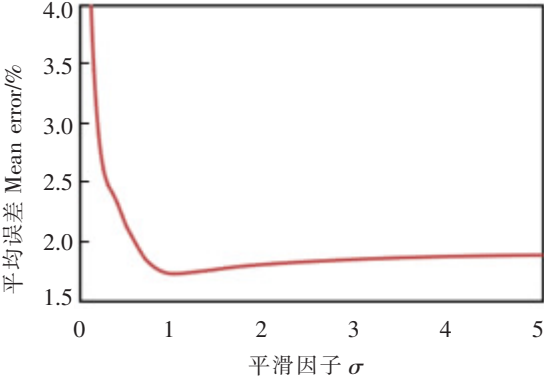


图 2 平滑因子对预测精度的影响  
Fig.2 Influence of smoothing factor on prediction accuracy

在 GRNN 预测模型构建过程中，通常会通过调整平滑因子大小促使模型预测值平均误差降低，若平滑因子设置不当容易导致预测模型过拟合，致使部分样本的预测值偏离实际值，增加预测误差。图 3 为平滑因子分别取 0.3、1、4 时，用模式 8（输入参数为转速、油门开度，输出为功率）预测的发动机功率与油门开度变化关系。由图 3 可见，三种不同光滑因子获得平均预测误差分别为 14.50%、13.25%、10.24%。从降低平均预测误差方面考虑，应将平滑因子设为 4。从图 3 还可以看出，不同光滑因子获得功率预测值的分布规律明显不同，在油门开度大于 25% 的情况下，光滑因子为 1、4 时获得的功率预测值出现较大波动，而光滑因子为 0.3 时获得的功率预测值在此区间波动较小，其数值变化规律与检验样本一致。增加光滑因子能在训练样本数据范围内降低整体平均预测误差，但同时也造成局部区域数据过拟合，出现较大波动，使部分检验样本的误差较大，并且也可能为训练样本范围外的预测结果带来较大误差。因此，在满足预测精度要求下，应选取合适的光滑因子防止出现过拟合。

3.2 发动机性能分析

不同转速情况下，油门开度—转矩与油门开度—功率的关系如图 4 所示。从图 4 中可以看出，在转速一定的情况下，随着油门开度的增大，发动机输出的转矩与功率开始迅速提高。不同转速情况下，油门开度达到 30%~50% 时，发动机输出的转矩与功率变化较小，此时输出的功率与转矩处于相对较高且稳定的状态。在此种情况下，如果提高转速或增加油门开度，发动机输出的功率与转矩变化不明显。综合分析预测结果可以看出，在转速处于 2000 ~ 3000 r/min 时，油门开度保持在 30% ~ 50% 能使发动机表现出最佳动力性。

图 5 为不同转速条件下油门开度、功率与燃油消耗率之间的关系曲线。从图 5 可以看出，当转速一定时，随着油门开度、发动机功率的增加，发动机燃油消耗率（单位功率）初始时快速降低，然后逐渐趋于平稳。在低油门开度和低功率情况下，此时发动机的燃油消耗率比较大，发动机燃油经济性比较差。油门开度在 25% 以上或功率高于 20 kW 时，发动机在不同转速情况下的燃油消耗率较低，经济性较高。

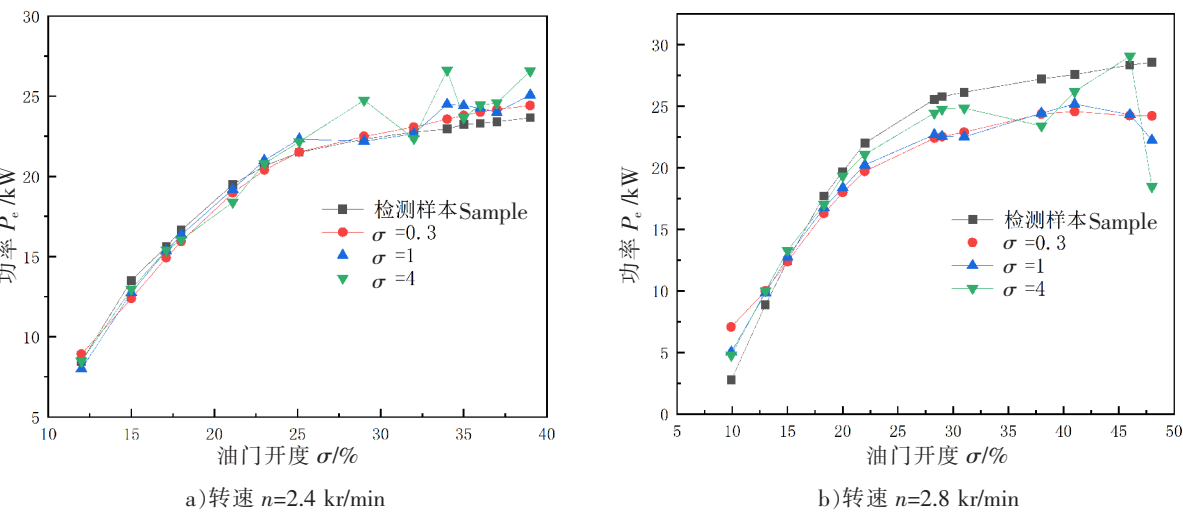


图 3 平滑因子对功率预测的影响

Fig.3 Influence of smoothing factor on power prediction

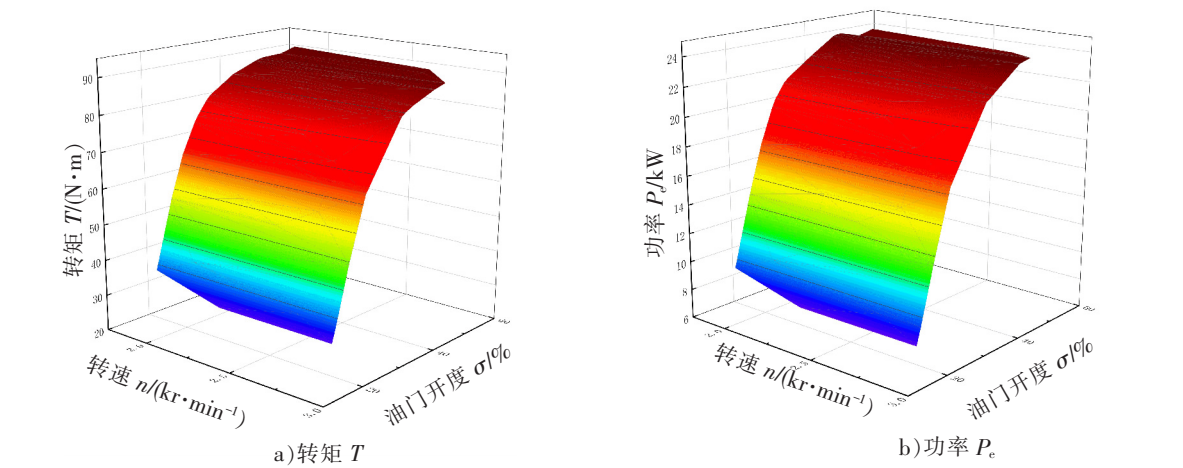


图 4 油门开度对转矩与功率的影响

Fig.4 Influence of throttle opening on torque and power

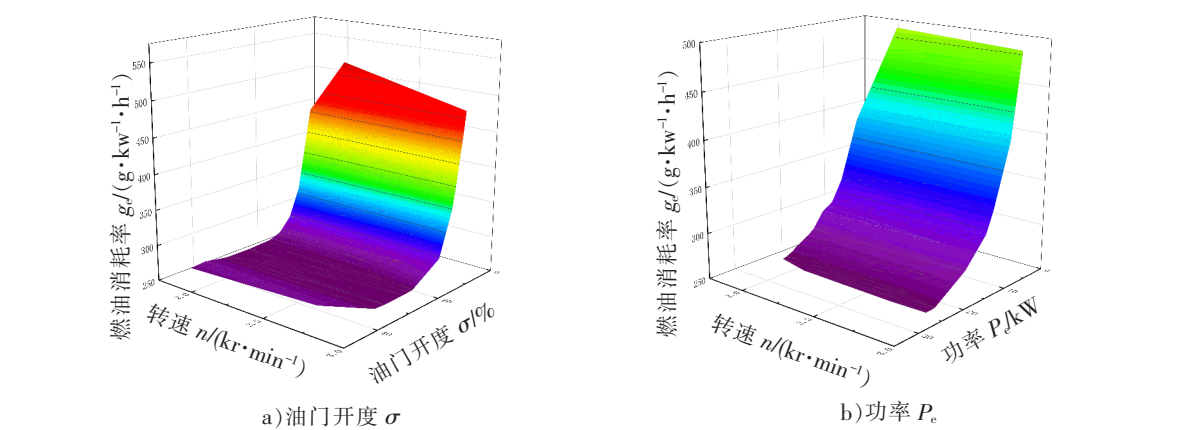


图 5 不同转速条件下油门开度、功率对燃油消耗率的影响

Fig.5 Influence of throttle opening and power on fuel consumption at different rotating speeds



## 4 结论

本文采用 GRNN 法构建了汽油发动机的性能预测模型, 并进行了预测模型的准确性分析和发动机性能分析, 得出如下结论:

1) 在训练样本范围内, 采用 GRNN 可以构建发动机动力性与燃油经济性预测模型, 其预测精度较高。对于 GRNN 预测模型而言, 采用较多的输入参数能提高模型的预测准确度。

2) 在保障准确度条件下, 应选择合适的平滑因子, 以免预测模型出现过拟合, 造成预测值出现较大波动。

3) 在转速小于 3000 r/min 下, 油门开度保持在 30% ~ 50%, 能使发动机输出较高转矩与功率; 油门开度在 25% 以上或功率高于 20 kW 时, 发动机在不同转速情况下的燃油经济性较高。

## [ 参 考 文 献 ]

- [1] 韩宇亮, 杨传雷, 王贺春, 等. 基于响应面的低速双燃料发动机性能分析方法[J]. 船舶工程, 2022, 44(增刊 1): 305-311.
- [2] 胡松, 王贺春, 杨洪村, 等. 柴油机 BP-PID 调速器性能改善研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2015, 36(12): 1590-1595.
- [3] MAJUMDER H, MAITY K. Application of GRNN and multivariate hybrid approach to predict and optimize WEDM responses for Ni-Ti shape memory alloy[J]. Applied Soft Computing, 2018, 70: 665-679.
- [4] WANG Y, PENG H. Underwater acoustic source localization using generalized regression neural network[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2018, 143(4): 2321-2331.
- [5] 姚琦海, 汪勇, 黎佳艺, 等. 基于广义回归神经网络的强干扰下垂直阵目标距离估计方法[J]. 应用声学, 2021, 40(5): 723-730.
- [6] 郭新峰, 孟春岩. 汽车发动机节能优化控制仿真与研究[J]. 计算机仿真, 2014, 31(12): 160-163.
- [7] YUSUF C. Prediction of a gasoline engine performance with artificial neural network[J]. Fuel, 2013, 111: 324-331.
- [8] YUSUF C, ADEM C, FUAT K, et al. Prediction of engine performance for an alternative fuel using artificial neural network[J]. Applied Thermal Engineering, 2012, 37: 217-225.
- [9] 侯献军, 高寒, 席光维, 等. 基于 BP 神经网络的发动机最佳点火提前角 MAP 优化分析[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2018, 42(3): 353-356.
- [10] 宋恩哲, 王毓源, 丁顺良, 等. RBF 神经网络理论在柴油机控制中的应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2018, 39(5): 908-914.
- [11] 张鹏, 张铨, 毛功平. 基于不同人工神经网络的 CNG 发动机排气温度预测模型研究[J]. 内燃机, 2020(2): 19-24.
- [12] 王立宇, 滕勤, 庄远. 基于 BP 神经网络的喷水汽油机性能预测[J]. 内燃机与动力装置, 2021, 38(3): 25-30.
- [13] 张子涵, 杜飞, 张璐, 等. 采用广义回归神经网络的螺栓松动压电阻抗监测[J]. 机械科学与技术, 2022, 41(4): 639-645.
- [14] 皮骏, 马圣, 张奇奇, 等. 基于改进果蝇算法优化的 GRNN 航空发动机排气温度预测模型[J]. 航空动力学报, 2019, 34(1): 8-17.

(责任编辑 朱雪莲 英文审校 黄振坤)