

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2020.109

基于小样本的 GDI 涡轮增压发动机性能 预测方法比较分析

杨道广¹, 张 力^{1,2}

(1.重庆大学 汽车工程学院,重庆 400044;2.重庆自主品牌汽车协同创新中心,重庆 400044)

摘要:为了降低建立发动机性能预测模型消耗的实验成本,利用具有强大的非线性问题分析能力的机器学习算法:广义回归神经网络(general regression neural network,GRNN)和支持向量回归(support vector regression,SVR),预测 GDI(gasoline direct injection)涡轮增压发动机性能。首先采用田口正交实验法和拉丁超立方算法确定训练数据和测试数据的操作点,然后基于仅包含 25 个样本的相同训练数据训练模型,使用 100 组相同的测试数据测试 GRNN 和 SVR 的预测性能并进行了对比研究。对比分析表明,在实验数据有限的情况下,GRNN 有收敛到局部最小值的风险,而 SVR 可以找到最优的全局解,并具有良好的预测精度和泛化能力,因此 SVR 非常适合应用于 GDI 涡轮增压发动机性能预测,并将显著降低实验成本。

关键词:GDI 涡轮增压发动机;性能预测;GRNN;SVR

中图分类号:TK412.2

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2020)10-052-10

Comparison and analysis of performance prediction methods for GDI turbocharged engine based on limited data

YANG Daoguang¹, ZHANG Li^{1,2}

(1. School of Automotive Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China;

2. Chongqing Automobile Collaborative Innovation Center, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: In order to reduce the experimental cost of establishing engine performance prediction model, machine learning algorithms with powerful non-linear problem analysis ability were employed to predict the performance of gasoline direct injection (GDI) turbocharged engine, such as general regression neural network (GRNN) and support vector regression (SVR). The Taguchi orthogonal experiment method and the Latin hypercube sampling (LHS) were introduced to determine the operation points of the training data and the test data. And then based on the training models containing the same training data of only 25 samples, the prediction performance of both GRNN and SVR was tested and compared using the same 100 sets of testing data. The comparative analysis shows that GRNN has the risk of converging to the local

收稿日期:2019-04-04 网络出版日期:2020-07-08

基金项目:重庆市重点产业共性关键技术创新专项资助项目(CSTC2015ZDCY-ZTZX60014)。

Supported by the Key Generic Technology Innovation Special Project of Key Industries of Chongqing (CSTC2015ZDCY-ZTZX60014).

作者简介:杨道广(1994—),男,硕士研究生,主要研究方向为内燃机仿真及性能优化,(E-mail)20163202017@equ.edu.cn。

通讯作者:张力,男,博士,教授,主要从事内燃机仿真及其智能控制研究,(E-mail)equcl@163.com。

minimum when the experimental data is limited, whereas SVR can find the optimal global solution with good prediction accuracy and generalization ability. So SVR is very suitable for GDI turbocharged engine performance predictions and significantly reduces experimental costs.

Keywords: GDI turbocharged engine; performance prediction; GRNN; SVR

发动机是一个复杂的非线性系统,操作参数之间互相影响,直接通过线性拟合无法满足发动机性能预测精度,所以大部分学者通过大量的物理模型和统计模型研究来预测发动机性能及排放。例如 Finesso 等^[1]基于化学反应模型使用现象学方法开发了一种实时零维诊断模型。Guardiola 等^[2]结合物理模型和经验表,建立半经验 NO_x 预测模型,并研究其计算时间和精度,实现柴油机实时控制;结果表明这种半经验 NO_x 预测模型全局平均误差约为 15%。Gopal 等^[3]采用多元线性回归模型来预测由柴油、生物柴油和乙醇混合燃料的柴油发动机的性能和排放。但是不管是物理模型还是统计模型的建立都需要大量的实验来寻求相应的规律。而且基于统计模型建立发动机性能预测模型在涉及多变量预测时预测精度不理想。

考虑到预测模型必须有强大的泛化能力及拟合非线性问题的能力,许多专家学者应用人工智能(包括神经网络(neural network)和支持向量机(support vector machine, SVM))方法预测发动机性能及排放^[4-8]。但是大部分人工智能算法需要大量的训练样本才能使其具备目标精度。而广义回归神经网络(general regression neural network, GRNN)和支持向量回归(support vectot regression, SVR)具有强大的泛化能力和鲁棒性,即使在训练样本有限时,其预测精度也能满足要求。因此基于这一优点,GRNN 和 SVR 广泛应用于内燃机领域,比如 Niu 等^[9]通过田口正交实验设计方法设计实验,并比较分析了 BP 神经网络和 SVM 基于小样本训练时的预测性能。Bendu 等^[10]基于 2 个因素设计了 27 组实验,拟合得到 GRNN 模型预测乙醇发动机的热效率和排放等性能参数,其相对误差在 2% 以内。

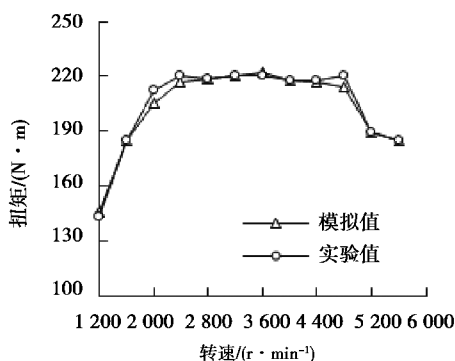
为减少预测 GDI 涡轮增压发动机性能的实验成本和时间成本,笔者利用 GRNN 和 SVR 分别建立预测模型,用田口正交实验设计方法设计产生训练数据,用拉丁超立方取样算法获得测试数据,比较分析了 GRNN 和 SVR 在有限训练样本的情况下预测 GDI 涡轮增压发动机性能的效果。

1 仿真模型的建立和数据的获得

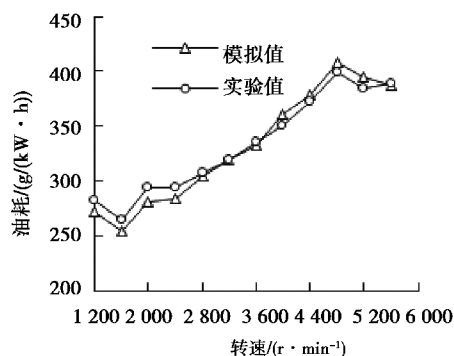
使用 1.5T 缸内直喷涡轮增压发动机进行机器学习算法比较研究。缸径为 76.0 mm,行程为 82.6 mm,连杆长度为 133.2 mm,压缩比为 10。

1.1 缸内直喷涡轮增压发动机仿真模型的建立及校正

首先对实验数据进行对比较正,得到一个满足性能预测要求的 GT-POWER 模型,然后通过 GT-POWER 模拟仿真分别得到训练数据和测试数据。图 1 是 GT-POWER 模型的仿真数据和实验数据的扭矩、比油耗和排气温度的对比图,误差均在 5% 以内。在发动机仿真计算中燃烧模型对仿真模型非常重要,图 1 中列出了 2 000, 3 200, 4 400 r/min 转速下的缸压对比,误差均在允许范围之内。说明可以在此 GT-POWER 模型上做发动机外特性性能预测。



(a) 扭矩



(b) 油耗

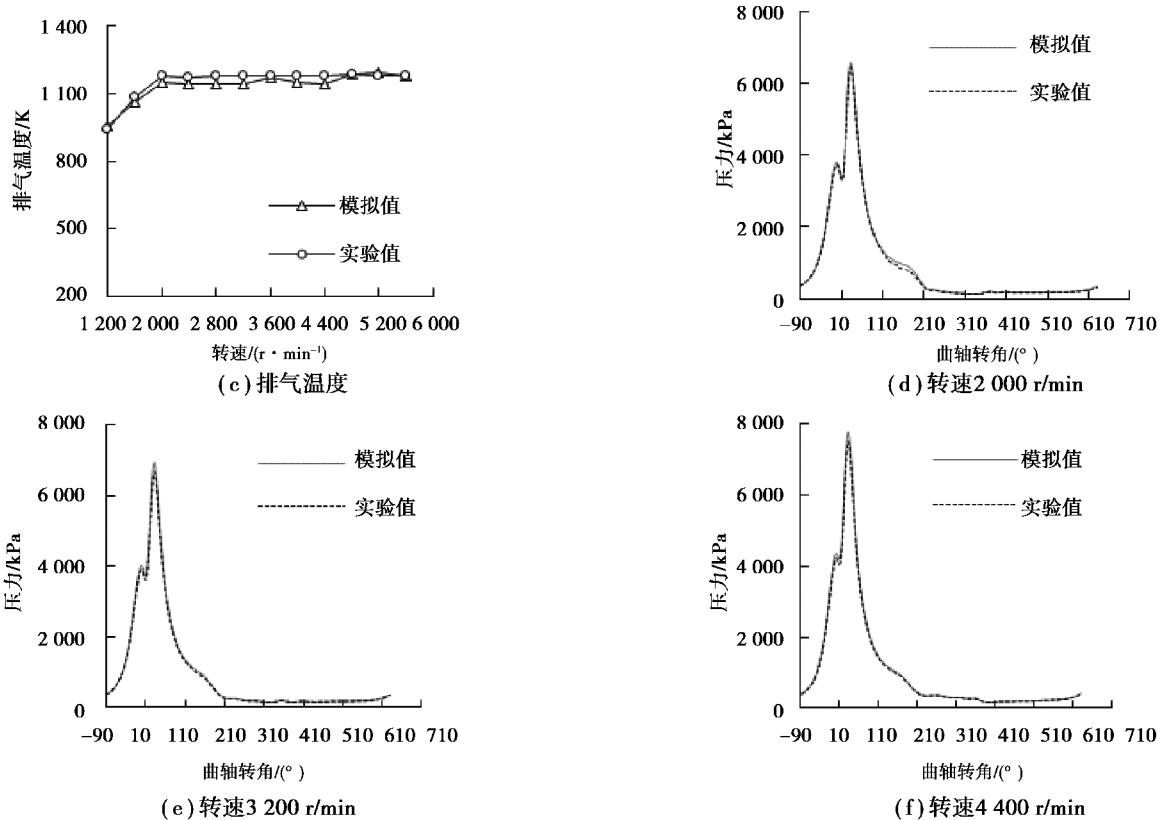


图 1 GT-POWER 仿真值与实验值对比

Fig. 1 Comparison of GT-POWER simulation value with experimental value

1.2 田口正交实验设计

从大量的研究中发现,使用田口正交实验设计方法可以有效地减少所需的实验次数,而不会显著地影响数据的质量^[11]。实验设计有 4 个因素,分别为进气可变气门正时(intake variable valve timing, IVVT)、排气可变气门正时(exhaust variable valve timing, EVVT)、燃烧累积放热量 50% 所对应的曲轴转角(crank angle 50%, CA50)和喷油始角,其中 IVVT 和 EVVT 分别指的是进气门、排气门达到最大升程所对应的曲轴转角。每个因素有 5 个水平。实验是在缸内直喷涡轮增压发动机定转速全负荷条件下进行的。因此,实验设计中将发动机的转速和节气门设定为常数值,操作变量的变化范围如表 1 所示。田口正交设计实验产生的数据作为机器学习算法的训练数据,其操作点的取值如表 2 所示。

表 1 操作参数变化范围

Table 1 Operating parameter range

项目	IVVT	EVVT	CA50	喷油始角
范围	[440, 480]	[250, 290]	[20, 30]	[420, 440]

表 2 田口正交实验表

Table 2 Taguchi orthogonal experiment table

实验次数	因素			
	IVVT	EVVT	CA50	喷油始角
1	1	1	1	1
2	1	2	2	2
3	1	3	3	3

续表 2

实验次数	因素			
	IVVT	EVVT	CA50	喷油始角
4	1	4	4	4
5	1	5	5	5
6	2	1	2	3
7	2	2	3	4
8	2	3	4	5
9	2	4	5	1
10	2	5	1	2
11	3	1	3	5
12	3	2	4	1
13	3	3	5	2
14	3	4	1	3
15	3	5	2	4
16	4	1	4	2
17	4	2	5	3
18	4	3	1	4
19	4	4	2	5
20	4	5	3	1
21	5	1	5	4
22	5	2	1	5
23	5	3	2	1
24	5	4	3	2
25	5	5	4	3

1.3 拉丁超立方取样算法实验设计

拉丁超立方取样算法(Latin hypercube sampling,LHS)实验设计方法是最常用的空间填充实验设计算法之一,应用 LHS 实验设计方法可以用较少的试验点覆盖变量的工作空间,而所需的试验点相比全因子实验设计方法少很多^[12]。因此应用 LHS 实验设计方法在保证不丢失重要的系统信息的前提下大幅度降低仿真和实际实验的工作量,但是相比田口正交实验设计法所需的实验次数略多一些。故应用 LHS 设计实验产生测试点,图 2 为应用 LHS 实验设计方法得到的 4 个操作变量的三维分布图,其变化范围如表 1 所示。

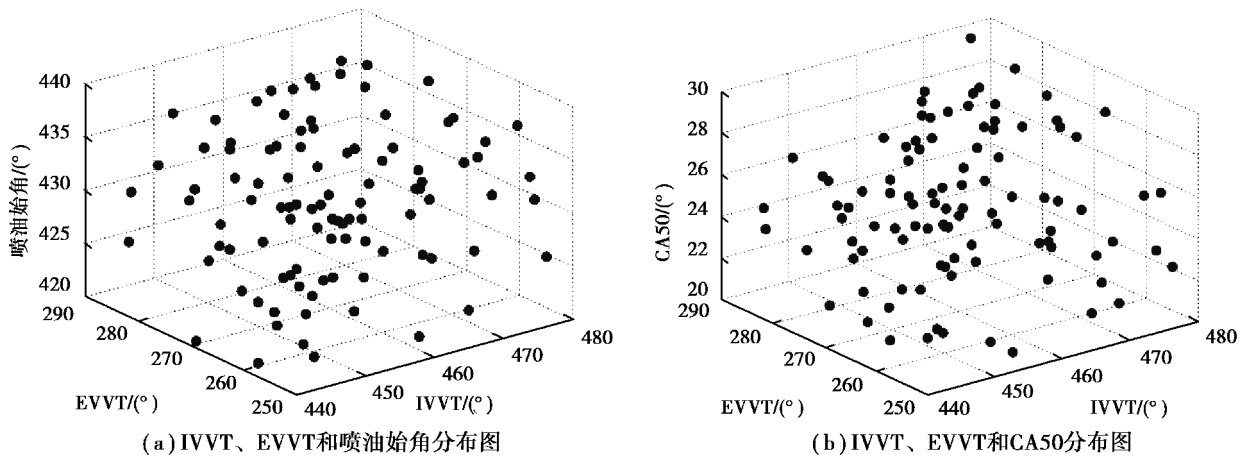


图 2 三维分布图

Fig. 2 Three-dimensional map

1.4 GRNN

GRNN 是美国学者 Specht 于 1991 提出的一种径向基神经网络^[13]。GRNN 具有很强的非线性映射能力和柔性网络结构以及高度的容错性和鲁棒性,非常适用于解决非线性问题,并且在样本数据较少时,GRNN 具有较好的预测效果^[10-11]。

1.4.1 GRNN 结构

GRNN 由 4 层神经元构成,分别是输入层、模式层、求和层以及输出层,其结构如图 3 所示。图中 $x_i (i=1,2,3,\dots,n)$ 为第 i 个神经元的学习样本, $y_j (j=1,2,3,\dots,k)$ 为输入对应的输出, k 为输出的维度。

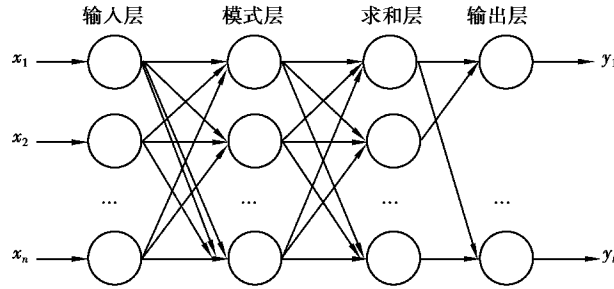


图 3 广义回归网络结构图

Fig. 3 Generalized regression neural network structure

1) 输入层的神经元个数与训练样本的输入向量维度相等,数据直接从输入层传递到模式层。模式层神经元数目等于训练样本的数目,模式层的传递函数为:

$$P_i = \exp \left[- \frac{(\mathbf{x} - x_i)^T (\mathbf{x} - x_i)}{2\sigma^2} \right]. \quad (1)$$

式中: P_i 为模式层第 i 个神经元的输出; \mathbf{x} 为网络输入变量; x_i 为第 i 个神经元的学习样本; σ 表示高斯函数的宽度系数,即光滑系数。

2) GRNN 的求和层由分子层神经元 S_{nj} 和分母层神经元 S_d 组成。 S_{nj} 对模式层神经元输出进行加权求和,表示模式层中第 i 个神经元与求和层中第 j 个分子求和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; S_d 对模式层神经元输出进行算术求和。传递函数如下:

$$S_{nj} = \sum_{i=1}^n y_{ij} P_i, \quad (2)$$

$$S_d = \sum_{i=1}^n P_i. \quad (3)$$

3) 输出层神经元将分子、分母神经元相除从而得到 y_j 估计值:

$$\hat{y}_j = \frac{S_{nj}}{S_d}. \quad (4)$$

1.4.2 GRNN 理论基础

GRNN 通过从训练样本中得到输入变量与输出变量之间的联合密度函数,从而得到输出变量对输入变量的回归值。假设随机变量 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 的联合概率密度函数为 $f(\mathbf{x}, \mathbf{y})$, 变量 \mathbf{x} 的观测值为 \mathbf{x}_t , 那么 \mathbf{y} 相对于 \mathbf{x}_t 的回归值,即条件均值为:

$$\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}_t) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{y} f(\mathbf{x}_t, \mathbf{y}) d\mathbf{y}}{\int_{-\infty}^{\infty} f(\mathbf{x}_t, \mathbf{y}) d\mathbf{y}}. \quad (5)$$

由于在模式层神经元数目等于学习样本容量 n , 神经元 i 的输出等于输入变量与对应样本 \mathbf{x} 之间的 Euclid 距离平方 $D_i^2 = (\mathbf{x}_t - x_i)^T \cdot (\mathbf{x}_t - x_i)$ 的指数形式, 则未知的概率密度函数 $f(\mathbf{x}_t, \mathbf{y})$ 的 Parzen 非参数估计为:

$$f(\mathbf{x}_t, \mathbf{y}) = \frac{\sum_{i=1}^n e^{-\frac{(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_i)^T (\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_i)}{2\sigma^2}} e^{-\frac{(\mathbf{x}_t - \mathbf{y}_i)^2}{2\sigma^2}}}{n (2\pi)^{\frac{(q+1)}{2}} \sigma^{q+1}} \quad (6)$$

式中: y_i 为神经 i 对随机变量 \mathbf{y} 的观测值; q 表示随机变量 \mathbf{x} 的维数。将式(5)代入式(4)中, 交换积分顺序, 且化简(奇函数对称积分为 0)得:

$$\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}_t) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i e^{-\frac{(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_i)^T (\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_i)}{2\sigma^2}}}{\sum_{i=1}^n e^{-\frac{(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_i)^T (\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_i)}{2\sigma^2}}} \quad (7)$$

当宽度系数 σ 取值较大时, $\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}_t)$ 近似等于所有样本因变量的均值; 当宽度系数 σ 取值较小时, $\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}_t)$ 与训练样本非常接近, 不利于预测在训练样本集之外的点; 当宽度系数 σ 取值适宜时, 所有训练样本因变量均被考虑, $\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}_t)$ 的效果最好。在实际应用中, 为了选取最佳的宽度系数, 一般采用 K 折交叉验证法确定宽度系数, 从而使 GRNN 模型达到较好的预测效果^[14]。

1.5 支持向量回归机(SVR)

SVR 是一种基于统计学习理论的机器学习方法, 通过寻求结构风险最小来提高 SVR 的泛化能力, 其克服了神经网络训练样本需求多、容易陷入局部最优等缺点^[15-16]。

设存在样本集合 $\{(x_i, y_i), \dots, (x_s, y_s)\}$, $i=1, 2, 3, \dots, s$ 。通过求解函数 $f(\mathbf{x})$ 来预测 \mathbf{x} 对应的 \mathbf{y} 值。线性函数设为:

$$f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x} + b \quad (8)$$

式中: $\boldsymbol{\omega}$ 为权值变量; b 为线性函数系数。

引入松弛因子 ξ_i 、 ξ_i^* 和惩罚参数 C , 优化问题表示为:

$$\begin{aligned} \min R(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\xi}^*) &= \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \cdot \boldsymbol{\omega} + C \sum_{i=1}^s (\xi_i + \xi_i^*), \\ \text{s.t.} \begin{cases} y_i - (\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}_i + b) \leq \epsilon + \xi_i, \\ (\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}_i + b) - y_i \leq \epsilon + \xi_i^*, \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0. \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

式中: ϵ 为不敏感损失函数; R 为损失函数。

为便于求解, 将上述二次规划优化问题式(9)转换为其对偶问题:

$$\begin{aligned} \min J &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^s (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) (x_i x_j) - \sum_{i=1}^s (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i + \sum_{i=1}^s (\alpha_i - \alpha_i^*) \epsilon, \\ \text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^s (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C (i=1, 2, \dots, s). \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

式中: α_i 、 α_i^* 为拉格朗日系数; J 为引入拉格朗日系数的损失函数。

近似的回归模型可表示为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^s (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, \mathbf{x}) + b \quad (11)$$

式中 $K(x_i, \mathbf{x})$ 为核函数, 为高斯核, 其表达式如下:

$$K(x_i, \mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - x_i\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (12)$$

为了保证 SVR 模型的准确性, 需要对惩罚参数 C 和高斯核参数 σ 的取值进行优化, 本研究中采用常用的网格搜索法确定 SVR 模型超调参数^[17]。

2 结果与讨论

GRNN 和 SVM 基于田口正交实验设计方法产生训练数据, 分别得到扭矩、油耗和排气温度的预测模

型。输入参数为:IVVT、EVVT、喷油始角、CA50。然后基于训练好的预测模型使用拉丁超立方取样算法设计的 100 组测试数据检验其预测性能。机器学习回归算法的优劣由决定系数(R^2)、均方差(e_{MSE})以及平均绝对百分误差(e_{MAPE})决定,其定义公式如下:

$$R^2 = \frac{\left(n \sum_{i=1}^n \hat{y}_i y_i - \sum_{i=1}^n \hat{y}_i \sum_{i=1}^n y_i \right)^2}{\left(n \sum_{i=1}^n \hat{y}_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n \hat{y}_i \right)^2 \right) \left(n \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right)}, \quad (13)$$

$$e_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2, \quad (14)$$

$$e_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \right) \times 100. \quad (15)$$

2.1 GRNN 预测性能分析

GRNN 模型的预测精度不同于 BP 神经网络模型,BP 神经网络模型的预测精度不仅与其神经元的个数、层数以及初始权重和阈值密切相关,GRNN 只需要通过 K 折交叉验证的方法确定其宽度系数。因此相对于 BP 神经网络,使用 GRNN 模型预测发动机性能将大幅度减少预测模型参数调试时间。

通过选择合适的宽度系数训练得到 GRNN 模型,训练模型的预测值与扭矩,油耗和排气温度的目标值如图 4 所示。从图 4 可以看出 GRNN 预测模型对于训练数据和测试数据的预测效果。对于训练数据,扭矩、油耗、排气温度的 R^2 分别为 0.966 2、0.984 2 和 0.995 6; e_{MSE} 分别为 4.467 8、2.632 4 和 16.562 3; e_{MAPE} 分别为 0.759 9%、0.386 8% 和 0.312 4%。以上数据说明 GRNN 预测模型能完美地拟合训练目标值。GRNN 预测模型对于测试数据的表现比训练数据略差,对于测试数据,扭矩、油耗和排气温度的 R^2 分别为 0.865 2、0.757 2 和 0.868 0; e_{MSE} 分别为 11.357 6、9.423 4 和 28.349 7; e_{MAPE} 分别为 1.126 9%、0.654 7% 和 0.423 3%。从以上数据可以看出,GRNN 预测模型能很好地预测未在训练数据之内的参数。虽然其 R^2 偏小,但是整个预测值与目标值的相对误差均在 5% 以内,大部分点的相对误差保持在 2% 以内,说明 GRNN 预测模型具有较强的容错性和鲁棒性。

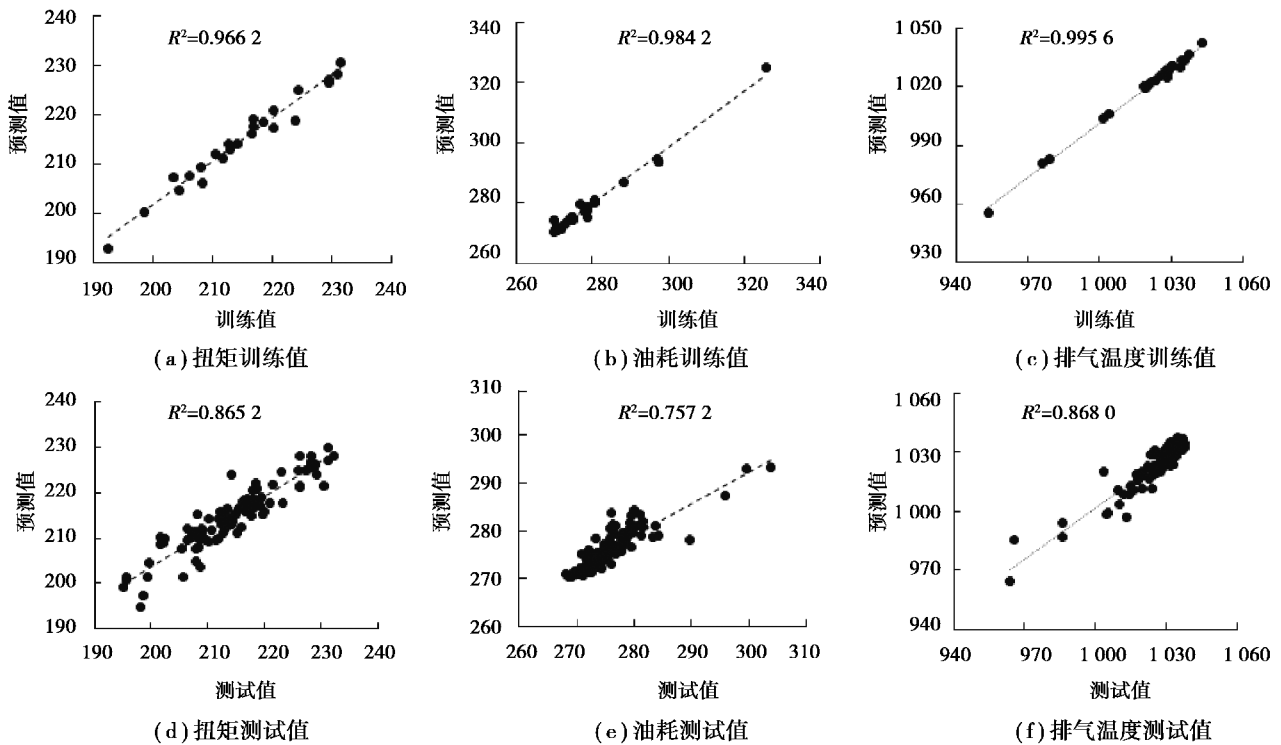


图 4 GRNN 模型预测结果对比

Fig. 4 Comparison of prediction results of GRNN model

2.2 SVR 预测性能分析

SVR 预测模型相比 BP 神经网络模型,超调参数只有惩罚参数 C 和高斯核参数 σ ,大幅度降低了超调参数的调整难度,但是相比 GRNN 模型只需优化宽度系数,SVR 预测模型的超调参数在选择上难度稍大。目前广泛使用网格搜索法穷举一定范围内的惩罚参数和高斯核参数来搜索 SVR 模型内的全局最优点。但是使用网格搜索法的缺点在于若搜索区间过大,所需时间会很长。因为本研究的目的主要是讨论 SVR 和 GRNN 算法的预测性能,关于网格搜索法的介绍和操作,可以参考文献[17]。

通过网格搜索法得到 SVR 模型最优的惩罚参数 C 和高斯核参数 σ 如表 4 所示。从图 5 中可以看出,不管是对训练数据还是测试数据,SVR 预测的结果都很好。SVR 对训练数据的表现明显优于测试数据,但是基于小样本数据,SVR 对测试数据的表现相当接近于对训练数据的预测。

表 4 SVR 模型最优惩罚参数和高斯核参数

Table 4 Optimal penalty parameters and Gauss kernel parameters of SVR model

预测项目	C	σ
扭矩	22.056 9	0.126 84
油耗	35.237 4	0.438 69
排气温度	3.930 5	0.289 92

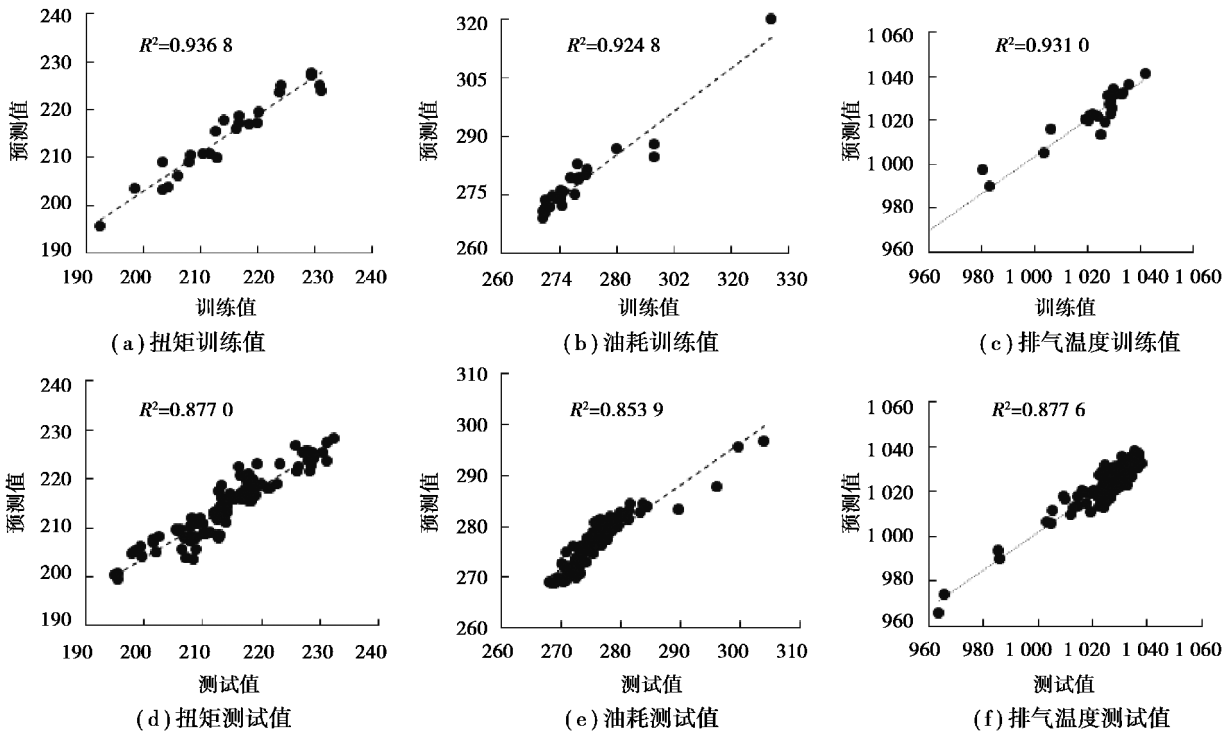


图 5 SVR 模型预测结果对比

Fig. 5 Comparison of predicted results of SVR model

2.3 GRNN 与 SVR 对比分析

前面一部分讨论了 GRNN 和 SVR 各自对训练数据和测试数据的预测性能。从表 5 可以看出,SVR 模型预测性能比 GRNN 模型更加精准,SVR 模型的预测值与目标值的相对误差几乎全部在 3% 以内,而 GRNN 模型的预测值相对分散一些。结合图 6 和表 5 的误差分析,尽管 GRNN 模型的训练数据拟合情况优于 SVR 模型,但是 SVR 模型对测试数据的预测情况优于 GRNN 模型,这说明 SVR 模型的泛化能力优于 GRNN,SVR 模型的寻优能力也优于 GRNN。而且从 GRNN 模型预测扭矩和油耗的测试点可以看出 GRNN 可能有收敛于局部最优点的风险。

表 5 GRNN 和 SVR 预测测试点的相对误差 e_r 占比
Table 5 Relative error ratio of GRNN and SVR prediction test points

模型	测试项目	测试点占比/%		
		$e_r \leq 2\%$	$e_r \leq 3\%$	$e_r \leq 5\%$
GRNN	扭矩	83	92	100
	油耗	96	98	100
	排气温度	98	100	100
SVR	扭矩	88	98	100
	油耗	99	100	100
	排气温度	100	100	100

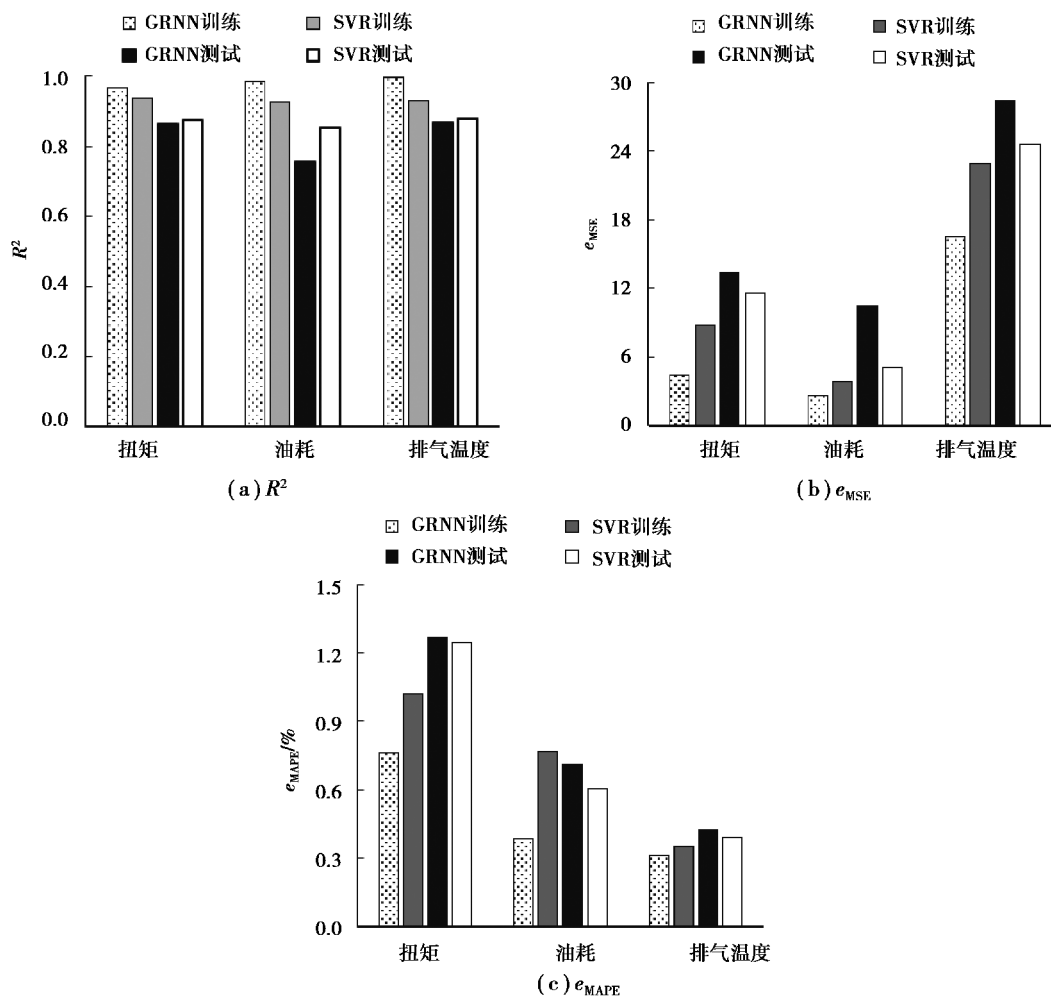


图 6 GRNN 和 SVR 的 R^2 、 e_{MSE} 、 e_{MAPE} 对比

Fig. 6 Comparison of R^2 , e_{MSE} , and e_{MAPE} between GRNN and SVR

3 结 论

GRNN 模型和 SVR 模型均具有强大的处理非线性问题能力、鲁棒性和泛化能力,因此 GRNN 模型和 SVR 模型广泛应用于各种研究领域。大部分机器学习算法依赖于大量的数据,为此需要大量的时间成本和经济成本。而 GRNN 模型和 SVR 模型处理小样本问题的能力十分突出。笔者基于少量的缸内直喷涡轮增压发动机仿真数据研究 GRNN 和 SVR 的预测性能,得出以下结论。

1) 基于田口正交设计实验的 25 组少量数据,GRNN 模型和 SVR 模型对于测试点的预测准确性都很高。GRNN 模型和 SVR 模型 80% 以上的测试样本的相对误差均在 2% 以内。因此可以利用 GRNN 模型和 SVR

模型预测发动机的性能,提高发动机开发速度,减少实验成本。

2)在只有少量样本的情况下,GRNN 模型的训练结果明显优于 SVR 模型,但 SVR 模型的测试结果比 GRNN 模型更加准确。表明 SVR 模型能更加快速准确地找到全局最优点,而 GRNN 模型有陷入局部最优点的风险。

3)在后期研究过程中,可以使用启发式优化算法优化 GRNN 模型和 SVR 模型的超调参数,以提高 GRNN 模型和 SVR 模型的预测精度。

参考文献:

- [1] Finesso R, Spessa E. A real time zero-dimensional diagnostic model for the calculation of in-cylinder temperatures, HRR and nitrogen oxides in diesel engines[J]. *Energy Conversion and Management*, 2014, 79: 498-510.
- [2] Guardiola C, López J J, Martín J, et al. Semiempirical in-cylinder pressure based model for NO_x prediction oriented to control applications[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2011, 31(16): 3275-3286.
- [3] Gopal R, Kavandappa-Goundar M, Ramasamy S, et al. Experimental and regression analysis for multi cylinder diesel engine operated with hybrid fuel blends[J]. *Thermal Science*, 2014, 18(1): 193-203.
- [4] Zhao J X, Xu M, Li M, et al. Design and optimization of an Atkinson cycle engine with the artificial neural network method[J]. *Applied Energy*, 2012, 92: 492-502.
- [5] Yang F B, Cho H, Zhang H G, et al. Artificial neural network (ANN) based prediction and optimization of an organic Rankine cycle (ORC) for diesel engine waste heat recovery[J]. *Energy Conversion and Management*, 2018, 164: 15-26.
- [6] 胡建军, 秦大同, 杨为. 神经网络的 BP 算法在发动机建模中的应用[J]. *重庆大学学报(自然科学版)*, 2004, 27(7): 18-20.
HU Jianjun, QIN Datong, YANG Wei. Application of BP NN for engine modeling[J]. *Journal of Chongqing University (Natural Science Edition)*, 2004, 27(7): 18-20. (in Chinese)
- [7] 肖汉光, 蔡从中, 王万录. 利用支持向量机 SVM 识别车辆类型[J]. *重庆大学学报(自然科学版)*, 2006, 29(1): 61-65.
XIAO Hanguang, CAI Congzhong, WANG Wanlu. Vehicle type recognition by using support vector machine SVM[J]. *Journal of Chongqing University(Natural Science Edition)*, 2006, 29(1): 61-65. (in Chinese)
- [8] Niu X X, Wang H C, Hu S, et al. Multi-objective online optimization of a marine diesel engine using NSGA-II coupled with enhancing trained support vector machine[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2018, 137: 218-227.
- [9] Niu X X, Yang C L, Wang H C, et al. Investigation of ANN and SVM based on limited samples for performance and emissions prediction of a CRDI-assisted marine diesel engine[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2017, 111:1353-1364.
- [10] Bendu H, Deepak B B V L, Murugan S. Application of GRNN for the prediction of performance and exhaust emissions in HCCI engine using ethanol[J]. *Energy Conversion and Management*, 2016, 122: 165-173.
- [11] 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.
PI Jun, MA Sheng, ZHANG Qiqi, et al. Aero-engine exhaust gas temperature prediction model based on IFOA-GRNN[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2019, 34(1): 8-17.(inChinese)
- [12] Balki M K, Sayin C, Sarikaya M. Optimization of the operating parameters based on Taguchi method in an SI engine used pure gasoline, ethanol and methanol[J]. *Fuel*, 2016, 180: 630-637.
- [13] Specht D F. A general regression neural network[J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 1991, 2(6): 568-576.
- [14] Mansoury M, Jafarmadar S, Talei M, et al. Optimization of HCCI (Homogeneous Charge Compression Ignition) engine combustion chamber walls temperature to achieve optimum IMEP using LHS and Nelder Mead algorithm[J]. *Energy*, 2017, 119: 938-949.
- [15] Bendu H, Deepak B B V L, Murugan S. Multi-objective optimization of ethanol fuelled HCCI engine performance using hybrid GRNN-PSO[J]. *Applied Energy*, 2017, 187: 601-611.
- [16] Haykin S.神经网络与机器学习(原书第 3 版)[M].申富饶,徐焯,郑俊,等,译.北京:机械工业出版社,2011.
Haykin S. *Neural networks and learning machine (3rd Edition)* [M]. SHEN Furao, XU Yi, ZHENG Jun, et al, trans. Beijing: China Machine Press, 2011. (in Chinese)
- [17] Liu B, Hu J, Yan F W, et al. A novel optimal support vector machine ensemble model for NO_x emissions prediction of a diesel engine[J]. *Measurement*, 2016, 92: 183-192.