

# 柴油机 SCR 开环控制系统尿素计量脉谱标定方法\*

刘传宝<sup>1</sup> 颜伏伍<sup>1</sup> 朱清山<sup>2</sup> 杜常清<sup>1</sup> 胡杰<sup>1</sup>

(1. 武汉理工大学汽车工程学院, 武汉 430070; 2. 黄淮学院电子科学与工程系, 驻马店 463000)

**【摘要】** 在设计某型号国IV柴油机选择性催化还原系统 SCR 时,为了快速标定 SCR 控制器,采用空间填充试验设计得到 130 个优化工况点,使试验规模减小了 2/3。基于排放特性试验数据库和催化剂特性试验数据库,利用神经网络开发了目标柴油机排放模型和催化剂模型。基于催化剂模型,通过多目标优化计算得到尿素计量脉谱,ESC 循环试验证明所标定的脉谱精度满足控制要求。

**关键词:** 柴油机 选择性催化还原技术 控制器 标定 空间填充 神经网络

**中图分类号:** TK427<sup>+</sup>.126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)05-0016-06

## Urea Dosing Map Calibration Method of Open Loop Control System of Diesel Engine SCR

Liu Chuanbao<sup>1</sup> Yan Fuwu<sup>1</sup> Zhu Qingshan<sup>2</sup> Du Changqing<sup>1</sup> Hu Jie<sup>1</sup>

(1. Department of Automotive Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China

2. Department of Electronic Science and Engineering, Huanghuai Institute, Zhumadian 463000, China)

### Abstract

In order to quickly calibrate SCR controller, space-filling experiment design was applied to get 130 optimization operation points while developing SCR system for a type of diesel engine, which reduced the experimental workload for two-thirds. The target diesel engine emission model and SCR catalyst model were developed by using neural network based on diesel emission characteristic experimental database and catalyst characteristic experimental database. Multi-objective optimization arithmetic was applied to gain urea dosing map based on SCR catalyst model. ESC (Europe steady cycle) experiment validated that the precision of urea dosing map satisfied the requirement of SCR control.

**Key words** Diesel engine, SCR technology, Controller, Calibration, Space-filling, Neural network

### 引言

结合我国国情(柴油品质低,硫含量高以及石油资源短缺)和选择性催化还原(SCR)技术的优点(很高的 NO<sub>x</sub> 转化率,宽广的温度窗口,抗硫中毒和很好的热稳定性),SCR 技术被认为是最适合我国现状的国IV柴油机后处理技术。

SCR 开环控制系统开发的标定工作量大,而且

标定的质量和 NO<sub>x</sub> 排放的控制效果有直接关系。传统的标定方法是采用全因子试验设计<sup>[1]</sup> 或均匀设计<sup>[2]</sup>,在每一个发动机工况点输入几个常量进行试验,由此得到大量的试验数据,再对试验数据进行分析得到优化的脉谱,此种方法的缺点是标定工况点越密,控制的精度越高,同时试验工作量也越大,而且测试变量的增加,使其变得难以实现。

由于 SCR 系统尿素计量标定存在 NH<sub>3</sub> 泄漏量

和 NO<sub>x</sub> 转化率这两个目标的同时优化,所以最好的解决办法就是开发出催化器模型,基于此模型采用多目标优化算法可以获得优化的尿素计量脉谱。

基于以上原因,本文对空间填充试验设计方法、基于神经网络的 SCR 催化器模型开发、稳态工况柴油机排放模型的开发和多目标优化算法进行深入研究,并将其用于标定 SCR 系统尿素计量脉谱。

### 1 试验设计

SCR 控制器开发过程中,在控制程序算法完成以后和台架试验(台架标定)之前,必须进行试验方案的设计。试验目标发动机技术参数如表 1 所示。

表 1 柴油机主要技术参数

Tab.1 Main technology parameters for the diesel engine

参数	数值
发动机排量/L	6.6
额定功率(转速)/kW(r/min)	179(2 300)
最大扭矩(转速)/N·m(r/min)	940(1 300 ~ 1 700)
怠速稳定转速/r·min <sup>-1</sup>	700 ± 50

随着建模复杂性的增加,试验设计成为建模过程中非常关键的一个环节。试验设计的目的是获取目标发动机最具代表性的工况点(有利于建立精确的模型),限制近似模型与目标传递函数差异,即系统偏差,同时简化试验规模,节约试验成本和时间。

空间填充<sup>[3]</sup>对于新型发动机(即对发动机的特性不了解)来说是最有用的试验设计,也是最适合径向基神经网络 RBF 的试验设计。空间填充试验设计的原理是将计划数量的试验点在由输入参数构成的试验空间上按不同规则进行分配,从而实现整个试验空间的填充,使所分配的试验点之间的距离在有约束的条件下尽可能均匀分布于输入参数确定的拉丁超立方体空间中<sup>[4]</sup>。同时根据柴油机工作特性在试验空间对负荷、转速采用一维表建立了必要的约束:在一维表给出负荷和转速的上下限值及工作区域。表 2 是采用空间填充设计的 3 个试验,工况点分别取 105 个、131 个和 165 个,3 个试验设计预测误差  $P$  如图 1 所示。试验设计预测误差(无量纲量)是对试验设计的好坏进行评价,模型预测误差  $P'$  是对模型预测精度进行评估,他们之间的关系为

$$P' = PM \quad (1)$$

其中  $P = x(N^T N)^{-1} x^T$

式中  $M$ ——测试数据均方差

所以  $P$  小于 1 则模型拟合过程中会减小误差,否则会放大误差。

$$N = \begin{bmatrix} 1 & L_1 & n_1 & L_1^2 & L_1 n_1 & n_1^2 \\ 1 & L_2 & n_2 & L_2^2 & L_2 n_2 & n_2^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & L_n & n_n & L_n^2 & L_n n_n & n_n^2 \end{bmatrix}$$

$$x = [1 \quad L_{new} \quad n_{new} \quad L_{new}^2 \quad L_{new} n_{new} \quad n_{new}^2]$$

式中  $N$ ——设计矩阵  $x$ ——模型评估点  
 $L、n$ ——负荷和转速

表 2 试验设计列表

Tab.2 Lists of the experimental design

试验设计号	试验设计类型	试验工况点	设计约束	PEV 图
1	基于拉丁超立方体的空间填充	105	1 维表*	图 1a
2		131		图 1b
3		165		图 1c

\* 设定目标柴油机负荷和转速的上下限值及工作区域的表

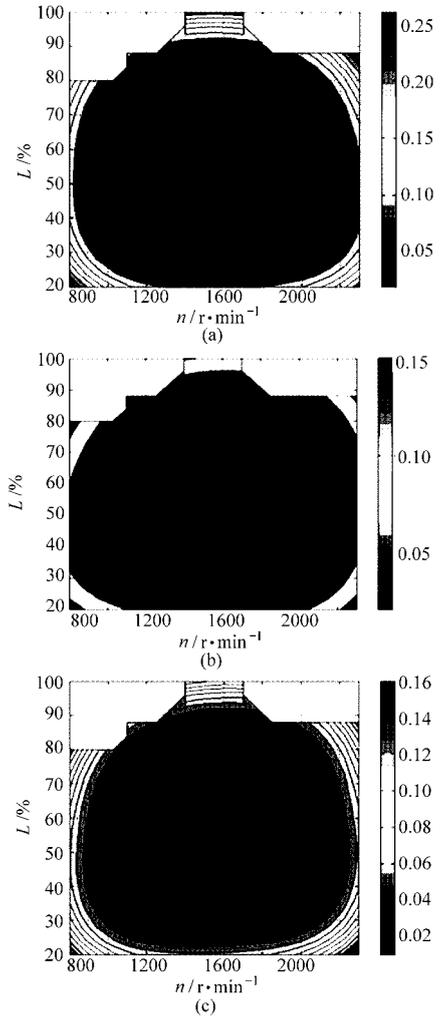


图 1 预测误差变化图

Fig.1 Prediction error variance figure

(a) 试验设计 1 (b) 试验设计 2 (c) 试验设计 3

由式(1)可知当测试仪器选定(即  $M$  变化不大)以后,试验设计的好坏决定了模型的预测精度。

图 1b 中绝大多数设计点都落在  $P < 0.05$  的区间内,只有少量点的  $P$  大于 0.05,全工况内  $P$  变化比较平缓,控制  $P$  在 0.05 内进行优化则很容易去除  $P$  较大的设计点,而图 1a 和图 1c 中有很多设计点落在  $P > 0.06$  区域内,如果试图控制  $P < 0.05$  进行优化则会因为去除点过多导致不能拟合模型。综合分析比较选择试验设计 2 为最好的试验方案。试验设计 2 的优化结果如图 2 所示, $P$  控制在 0.05 以内优化后的工况点共 130 个,仅仅去除 1 个设计点,不会影响模型的拟合,设计工况点分布情况见图 3。

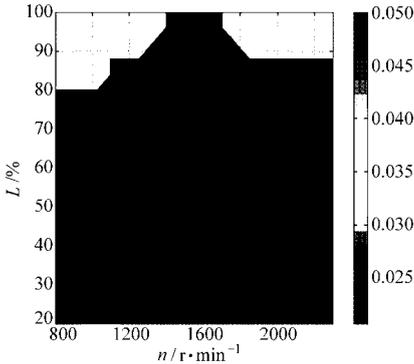


图 2 试验设计 2 预测误差  $P'$  变化图

Fig. 2 Experimental design 2 prediction errors variance

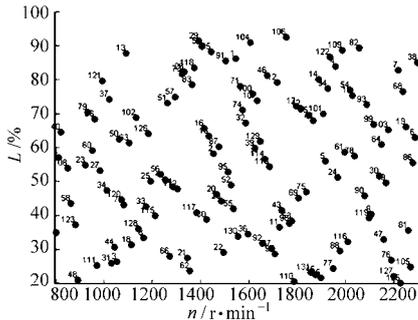


图 3 试验设计 2 工况点分布

Fig. 3 Experimental design 2 operation point distribution

## 2 神经网络模型

### 2.1 广义回归网络的选择及网络结构

目前人工神经网络有很多种,其中广义回归神经网络 (generalized regression neural network, 简称 GRNN) [3] 是径向基函数网络 (RBF) 的一种。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,适于非线性问题的研究,在逼近能力和学习速度上较 RBF 网络有较强的优势,网络最后收敛于样本量积聚较多的优化回归面,并且在样本数据较少时,预测效果也较好,泛化能力强,此外,网络还可以处理不稳定的数据。

GRNN 网络中人为调节的参数少,只有 1 个光滑因子,网络的学习全部依赖数据样本,这个特点决定了网络能够最大限度地避免人为主观假定对预测

结果的影响。

GRNN 神经网络结构由 4 层构成,如图 4 所示,分别为输入层、模式层、求和层和输出层。对应网络输入  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,其输出为  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_k)$ 。

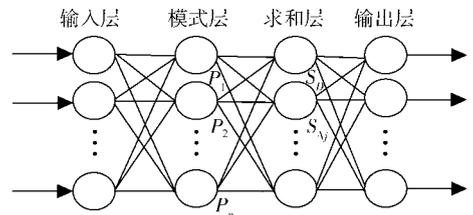


图 4 广义回归神经网络结构图

Fig. 4 Generalized regression neural network frame

#### (1) 输入层

输入层神经元的数目等于学习样本中输入向量的维数,各神经元直接将输入变量传递给模式层。

#### (2) 模式层

模式层神经元数目等于学习样本的数目  $n$ ,每个神经元对应不同的样本,模式层神经元传递函数为

$$P_i = \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

其中  $D_i^2 = (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)$

式中  $\sigma$ ——光滑因子

神经元  $i$  的输出为输入变量  $\mathbf{X}$  与其对应的样本  $\mathbf{X}_i$  之间的欧式距离平方的指数形式。

#### (3) 求和层

求和层节点数与输出层一致,它使用两种类型神经元进行求和:第一类计算式为  $\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right)$ ,它对所有模式层神经元的输出进行算术求和,其模式层与各神经元的连接权值为 1,传递函数为

$$S_D = \sum_{i=1}^n P_i, \text{ 第二类计算公式为 } \sum_{i=1}^n Y_i \exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right),$$

它对所有模式层的神经元进行加权求和,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  $\mathbf{Y}_i$  中的第  $j$  个元素,传递函数为  $S_{Nj} = \sum_{i=1}^n y_{ij} P_i$ 。

#### (4) 输出层

输出层中的神经元数目等于学习样本中输出向量的维数,各神经元将求和层的输出相除,神经元的输出对应估计结果  $\hat{Y}(\mathbf{X})$  的第  $j$  个元素,即  $y_j = \frac{S_{Nj}}{S_D}$ 。

### 2.2 排放模型的网络构建

由于发动机缸内燃烧具有复杂性以及发动机工

作过程中也会受到外界因素的影响,要想建立发动机排放的精确数学模型比较困难,在不了解研究对象工作特性时,神经网络通过研究对象的输入输出数据提取其工作特性,建立目标发动机的排放模型。网络模型的影响参数有发动机转速  $n$ 、负荷  $L$ 、进气温度  $T_{in}$ 、进气压力  $p_{in}$ 、环境空气湿度  $R_a$ 、发动机冷却液温度  $T_w$ ,考虑到试验规模和条件(空气湿度、进气压力等试验参数很难调整),以及模型用于稳态工况的SCR系统尿素计量的标定,所以仅仅选取转速  $n$  和负荷  $L$  作为网络输入,模型的输出为  $NO_x$  体积分数  $\omega(NO_x)$ 、废气流量  $Q_v$  和废气温度  $T_{exh}$ 。

### 2.3 排放模型的网络训练

建立排放模型的目的是根据发动机的工况参数(转速和扭矩百分比)对其排放特性参数( $NO_x$  体积分数、废气流量和废气温度)做出预测,从而使目标发动机全工况范围内的排放特性得以量化。通过台架试验获得试验设计的工况点数据(如转速、负荷、 $NO_x$  体积分数、废气温度及废气流量等),取此数据样本的90%作为网络的训练样本集、10%为网络的测试样本集。具体的训练算法和催化剂模型训练算法一致,所以此处不再叙述。

图5为训练得到的排放模型网络结构,输入层2个节点分别对应转速和负荷;模式层(第2层)117个节点,117即交叉训练的样本数目;求和层(第3层)节点数与输出层一致;输出层3个节点分别对应  $NO_x$  体积分数、废气温度和废气流量<sup>[5-6]</sup>。

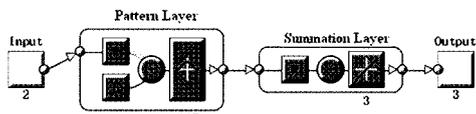


图5 训练后输出的排放模型网络结构

Fig.5 Emission model network frame from training

### 2.4 排放模型的网络测试

在全工况范围内随机选取17个工况点对排放模型进行测试,模型的预测结果和试验测试结果对比如图6所示,可以看出二者基本一致, $NO_x$  排放预测相对误差不超过10%,排温预测相对误差在5%以内,流量误差也在8%以内,以上误差对尿素计量计算的影响有限,所以模型精度和泛化能力满足要求,可用于稳态工况的计算。

### 2.5 SCR催化剂模型的网络构建

由于SCR催化剂的工作机理比较复杂,要想为其建立精确的数学模型比较困难,这里为了简化建模过程同时提高模型精度,把SCR催化剂看作一个暗箱,利用神经网络能够根据研究对象的输入输出提取其工作特性的特点,建立SCR催化剂模型。考虑对催化剂转化效率的影响,把SCR催化剂入口的

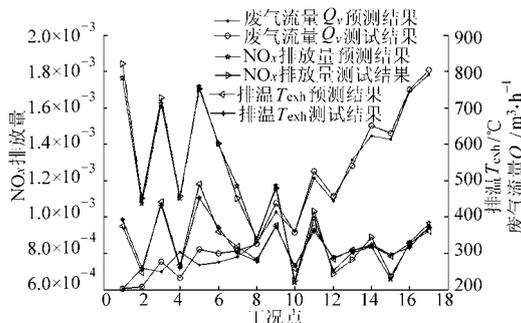


图6 排放模型预测结果与测试结果对比

Fig.6 Comparison of emission model prediction result and bed test result

$NO_x$  体积分数  $\omega(NO_x)$ 、尿素喷射量  $M_{urea}$ 、废气温度  $T_{in,exh}$ 、空速  $v_a$  和环境温度  $T_{Amb,tem}$  作为输入参数,把  $NO_x$  转化率和  $NH_3$  泄漏量作为输出,构建广义回归神经网络(GRNN),网络结构示意图如图7所示。



图7 SCR催化剂模型网络结构示意图

Fig.7 SCR catalyst model network frame schematic diagram

### 2.6 SCR催化剂模型的网络训练

在构建神经网络结构之后,需要利用样本集对网络进行训练。决定GRNN网络性能(泛化能力和预测误差)的关键因素是光滑因子的选择。而要想获得最优的光滑因子需要本文利用有限的样本集采用交叉验证的方法,以0.01的步长通过迭代寻找最小均方差(M)对应的光滑因子,此时的光滑因子为最优的,其中

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{test}^i - Y_{predict}^i)^2 \quad (3)$$

式中  $i$ ——输出层节点序号

$N$ ——网络训练过程交叉验证的测试样本数

$Y_{test}^i$ ——试验测试结果

$Y_{predict}^i$ ——网络输出结果<sup>[6-8]</sup>

以上的优化算法通过Matlab语言编程训练GRNN神经网络,获得最优的光滑因子为0.1,程序流程图如图8所示。

训练后输出的网络模型结构如图9所示,输入层5个节点对应废气  $NO_x$  体积分数、废气温度、废气排量、环境温度和尿素喷射量;模式层(第2层)40个节点对应训练样本数,求和层(第3层)节点数与输出层一致,输出层2个节点,对应  $NO_x$  转化率和  $NH_3$  泄漏量。

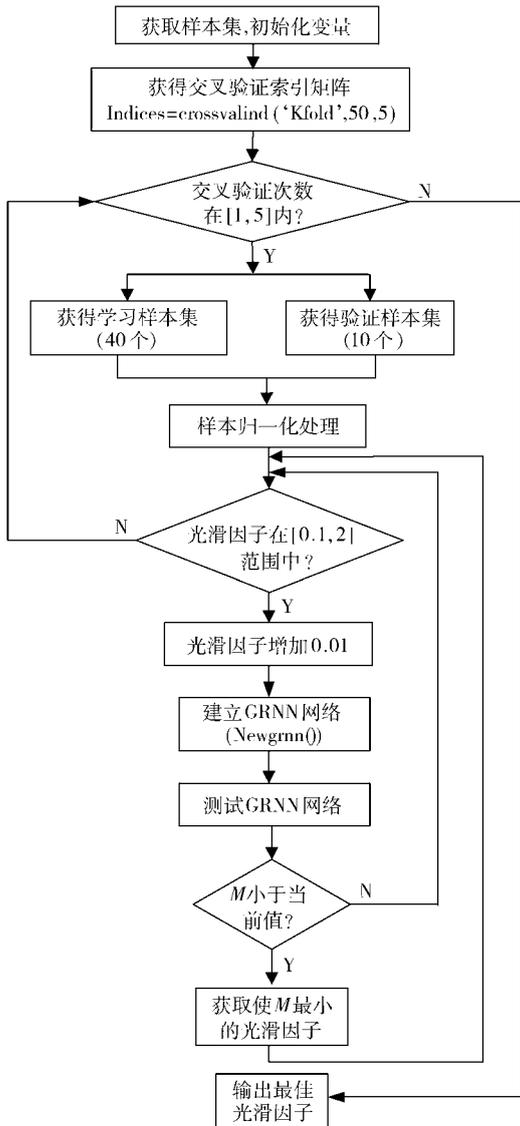


图8 GRNN网络训练算法程序流程图

Fig. 8 Flow diagram of GRNN network training arithmetic program

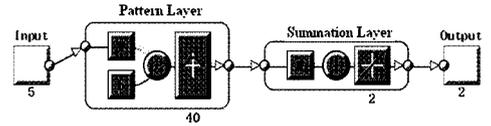


图9 训练后输出的排放模型网络结构

Fig. 9 Emission model network frame diagram from training

## 2.7 SCR 催化器模型的网络测试

为了验证网络模型预测精度和泛化能力,这里在60个样本中随机选取了10个测试点(表3)对SCR催化器网络模型进行测试,催化器模型的预测结果与试验测试结果对比如图10所示, $\text{NO}_x$ 转化率预测相对误差小于4.3%, $\text{NH}_3$ 泄漏量预测相对误差小于22%(绝对误差为 $5 \times 10^{-6}$ ),因此模型的预测精度和泛化能力非常好,满足计算要求。

## 3 尿素计量脉谱标定

### 3.1 尿素计量脉谱计算

在催化器工作状态参数 $\text{NO}_x$ 体积分数为 $1.287 \times 10^{-3}$ 、排温 $T_{\text{exh}}$ 为 $430^\circ\text{C}$ 、空速 $v_a$ 为 $26815 \text{ h}^{-1}$ 和环境温度 $T_{\text{Amb}}$ 为 $33^\circ\text{C}$ 时,改变尿素喷射量(氨氮摩尔比),由SCR催化器模型计算氨氮摩尔比与 $\text{NO}_x$ 转化率、 $\text{NH}_3$ 泄漏量的关系如图11所示,在氨氮摩尔比为0.95,对应的 $\text{NH}_3$ 泄漏量为 $2.4 \times 10^{-5}$ , $\text{NO}_x$ 转化率为63%,此时尿素喷射量最优值为 $1634 \text{ g/h}$ 。根据标准HJ437—2008<sup>[9]</sup>以及 $\text{NH}_3$ 泄漏量平均值不超过 $2.5 \times 10^{-5}$ ,同时最大化 $\text{NO}_x$ 转化率,采用多目标优化算法<sup>[10-11]</sup>

$$\min \phi(\chi) = (\phi_1(\chi), \phi_2(\chi)) \quad (4)$$

式中  $\chi$ ——尿素喷射量  $\phi_1(\chi)$ —— $\text{NH}_3$ 泄漏量

$\phi_2(\chi)$ —— $\text{NO}_x$ 转化率的倒数

$\phi(\chi)$ ——目标量

表3 催化器模型测试样本

Tab. 3 Catalyst model test and validation samples

序号	$\text{NO}_x$ 体积分数	排温/ $^\circ\text{C}$	空速/ $\text{h}^{-1}$	尿素喷射量/ $\text{g} \cdot \text{h}^{-1}$	环境温度/ $^\circ\text{C}$	$\text{NO}_x$ 转化率/%	$\text{NH}_3$ 泄漏量
1	$1.070 \times 10^{-3}$	221	10 312.9	67.3	23.7	7.9	$5.0 \times 10^{-6}$
2	$1.755 \times 10^{-3}$	303	10 244.9	651.7	27.1	47.6	$1.4 \times 10^{-5}$
3	$1.725 \times 10^{-3}$	409	10 397.8	651.7	27.1	47.6	$1.4 \times 10^{-5}$
4	$1.445 \times 10^{-3}$	484	11 459.7	1118.4	30.4	88.6	$2.0 \times 10^{-5}$
5	$6.100 \times 10^{-4}$	248	17 646.6	248.7	30.8	30.3	$7.0 \times 10^{-6}$
6	$9.500 \times 10^{-4}$	347	22 425.9	974.4	30.8	60.4	$1.7 \times 10^{-5}$
7	$1.397 \times 10^{-3}$	444	27 263.8	1 857.8	35.5	64.2	$1.8 \times 10^{-5}$
8	$4.010 \times 10^{-4}$	226	31 184.2	273.4	30.5	28.4	$6.0 \times 10^{-6}$
9	$6.940 \times 10^{-4}$	292	38 021.8	1 200.3	30.5	59.8	$1.5 \times 10^{-5}$
10	$1.014 \times 10^{-3}$	398	41 052.0	1 982.6	30.5	62.1	$1.7 \times 10^{-5}$

得到其他工况所对应的尿素计量最优值。由柴油机稳态工况排放模型可将催化器工况参数和柴油机工况对应起来,从而得到稳态工况尿素计量脉谱,如图12所示(图中散点为试验测试点)。

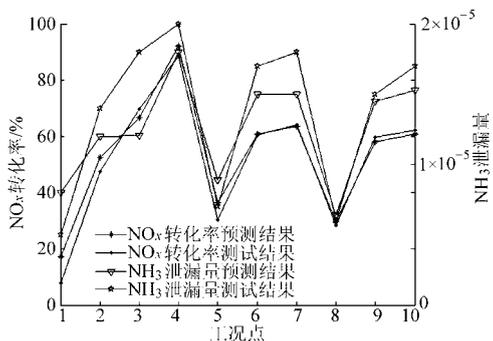


图10 催化器模型计算值与试验值对比

Fig. 10 Comparison of catalyst model calculation result and the test result

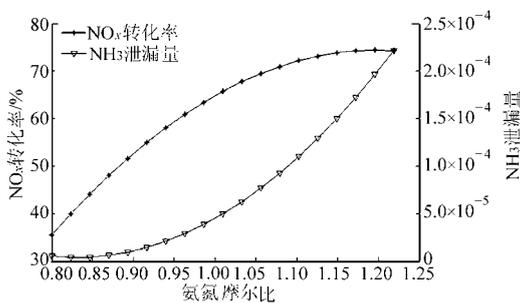


图11 氨氮摩尔比与NO<sub>x</sub>转化率、NH<sub>3</sub>泄漏量关系曲线  
Fig. 11 NH<sub>3</sub>/NO<sub>x</sub> rate effect for NO<sub>x</sub> conversion efficiency and NH<sub>3</sub> slip quantity

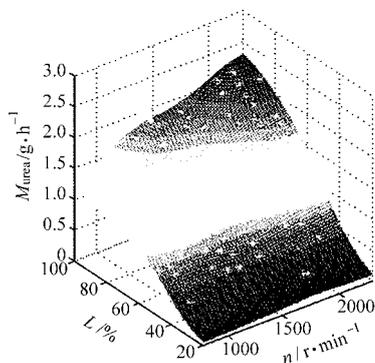


图12 尿素计量脉谱

Fig. 12 Urea dosing map

### 3.2 尿素计量脉谱的试验验证

通过SCR催化器网络模型和多目标优化计算所得尿素计量脉谱,针对目标柴油机稳态工况下的控制精度,按照国标GB17691—2005进行ESC循环试验验证,图13是试验测试结果。图中尿素喷射量上限是控制NH<sub>3</sub>泄漏量在 $2.5 \times 10^{-5}$ 下的最大尿素计量值;尿素喷射量下限是保证ESC循环试验NO<sub>x</sub>比排放小于 $3.5 \text{ g}/(\text{kW} \cdot \text{h})$ 的最小尿素计量值。由图13可知,在ESC循环的13个工况点处,尿素喷射量模型计量值都在限定值内,所以ESC循环测试表明基于模型标定的脉谱精度满足控制要求。

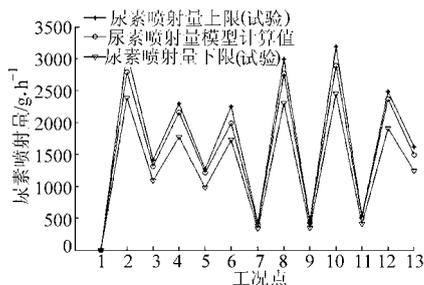


图13 ESC循环试验结果

Fig. 13 ESC test result

### 4 结论

(1) 试验设计、回归建模和优化计算是基于模型标定的3个关键环节,利用空间填充进行试验设计使试验工况点从不少于400个(全因子或均匀试验设计)减少至130个,同时获得了建模所需的最有代表性的测试数据。

(2) 利用试验设计工况点在台架上快速完成了原机排放特性和SCR催化器工作特性测试,结合广义回归网络建立了SCR催化器模型和目标柴油机排放模型,并对以上两个模型在柴油机全工况范围预测精度和泛化能力进行了试验验证,结果表明模型预测精度和泛化能力满足标定要求。

(3) ESC循环尿素喷射试验表明:基于柴油机排放模型和SCR催化器模型利用多目标优化方法所获得尿素计量脉谱精度满足控制要求。

### 参 考 文 献

- 赵敏,钟志华,王国春,等. 基于正交试验设计的微型轿车侧撞安全性研究[J]. 汽车工程,2010,32(5):409~412.  
Zhao Min, Zhong Zhihua, Wang Guochun, et al. A research on the lateral crashworthiness of a mini car based on orthogonal experimental design [J]. Automotive Engineering, 2010, 32 (5):409~412. (in Chinese)
- 方开泰. 均匀设计与均匀设计表[M]. 北京:科学出版社,1994.
- 胡于进,马威,王学林,等. 基于广义回归神经网络的发动机特性建模[J]. 机械与电子,2007(6):7~9.  
Hu Yujin, Ma Wei, Wang Xuelin, et al. Modeling for engine characteristics based on GRNN neural network[J]. Mechanical and Electronic,2007(6):7~9. (in Chinese)

## 参 考 文 献

- 1 王春林,李进府,杨敏官,等. 离心式渣浆泵叶轮切割定律[J]. 金属矿山,2004(10):439~441.  
Wang Chunlin, Li Jinfu, Yang Minguan, et al. Law of impeller trim for centrifugal slurry pump [J]. Metal Mine, 2004 (10):439~441. (in Chinese)
- 2 袁寿其. 低比速离心泵理论与设计[M]. 北京:机械工业出版社,1997.
- 3 朱祖超,王乐勤,吕不方,等. 超低比转数复合叶轮高速泵的加大流量设计[J]. 农业机械学报,1998,29(2):53~57.  
Zhu Zuchao, Wang Leqin, Lü Bufang, et al. Increasing flow design on superlow specific speed centrifugal pump with complex impeller[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1998,29(2):53~57. (in Chinese)
- 4 关醒凡. 现代泵设计手册[M]. 北京:宇航出版社,1995.
- 5 胡彬彬,王春林,阮劲松,等. 低比转速离心泵叶轮切割定律的研究[J]. 农机化研究,2006(5):81~83.
- 6 魏清顺,刘在伦. 面积比原理在潜水泵设计中的应用研究[J]. 流体机械,2009,37(9):23~26.  
Wei Qingshun, Liu Zailun. Application of area-ratio principle in diving pump design [J]. Fluid Machinery, 2009,37(9): 23~26. (in Chinese)
- 7 李文广,叶志明,苏发章. 离心液压泵叶轮切割后效率分析[J]. 技术与应用,2003(11):28~32.
- 8 谈明高,刘厚林,王勇,等. 叶轮外径对离心泵内流影响的 CFD 分析[J]. 排灌机械,2009,27(5):314~318.  
Tan Minggao, Liu Houlin, Wang Yong, et al. CFD analysis on effects of impeller outlet diameter on flow field in centrifugal pump [J]. Drainage and Irrigation Machinery, 2009, 27(5): 314~318. (in Chinese)
- 9 齐学文,胡家昕,田亚斌. 超低比转速离心泵复合式叶轮的正交设计[J]. 排灌机械,2009,27(6):341~346.  
Qi Xueyi, Hu Jiaxin, Tian Yabin. Orthogonal design of complex impeller of centrifugal pump with super-low-specific-speed [J]. Drainage and Irrigation Machinery, 2009,27(6):341~346. (in Chinese)
- 10 陈红勋,刘卫伟,见文,等. 基于流动控制技术的低比转速离心泵叶轮研发[J]. 排灌机械工程学报,2011,29(6):466~470.  
Chen Hongxun, Liu Weiwei, Jian Wen, et al. Development of low speed centrifugal pump impellers based on flow control technique[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery, 2011,29(6):466~470. (in Chinese)

(上接第 21 页)

- 4 谢辉,陈礼勇. 电控柴油机标定中空间填充试验设计的应用研究[J]. 小型内燃机与摩托车,2008,37(6):66~68.  
Xie Hui, Chen Liyong. Application research on space-filling experiments design in calibration of diesel engine [J]. Small Internal Combustion Engine and Motorcycle, 2008,37(6):66~68. (in Chinese)
- 5 Subramaniam M N, Dean Tomazic, Marek Tatur, et al. An artificial neural network-based approach for virtual NO<sub>x</sub> sensing [C]. SAE Paper 2008-01-0753,2008.
- 6 Brahma I, Rutland C J. Optimization of diesel engine operating parameters using neural networks [C]. SAE Paper 2003-01-3228,2003.
- 7 Claes Ericson, Björn Westerberg. Modeling diesel engine combustion and NO<sub>x</sub> formation for model based control and simulation of engine and exhaust aftertreatment systems [C]. SAE Paper 2006-01-0687,2006.
- 8 Claes Ericson, Björn Westerberg. Transient emission predictions with quasi stationary models [C]. SAE Paper 2005-01-3852,2005.
- 9 HJ437—2008 车用压燃式、气体燃料点燃式发动机与汽车车载诊断(OBD)系统技术要求[S]. 2008.  
HJ437—2008 Technical specification for on-board diagnostic (OBD) system of compression ignition and gas fuelled pasitive ignition engines of vehicles[S]. 2008. (in Chinese)
- 10 Ehsan Majd Faghihi, Shamekhi A H. Development of a neural network model for selective catalytic reduction (SCR) catalytic converter and ammonia dosing optimization using multi objective genetic algorithm [J]. Chemical Engineering Journal, 2010,165(2):508~516.
- 11 Staiano A, Tagliaferri R, Pedrycz W. Improving RBF networks performance in regression tasks by means of a supervised fuzzy clustering [J]. Neurocomputing,2006,69(13~15):1570~1581
- 12 朱凯,王正林. 精通 MATLAB 神经网络[M]. 北京:电子工业出版社,2010.
- 13 辛喆,张寅,王顺喜,等. 柴油机 Urea-SCR 催化剂转化效率影响因素研究[J]. 农业机械学报,2011,42(9):6~9.  
Xin Zhe, Zhang Yin, Wang Shunxi, et al. Influence factors of DeNO<sub>x</sub> behavior in Urea-SCR catalytic converter of diesel [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011,42(9):6~9. (in Chinese)