

Urea – SCR 系统尿素喷射数据驱动预测控制研究

赵靖华^{1,2} 胡云峰² 刘洪涛^{2,3} 孙 博³ 谭振江¹

(1. 吉林师范大学计算机学院, 四平 136002; 2. 吉林大学汽车仿真与控制国家重点实验室, 长春 130022;
3. 长春一汽四环发动机制造有限公司, 长春 130013)

摘要: 为了同时实现较高的 NO_x 转化效率和较低的 NH₃ 逃逸量这一矛盾的排放控制需求, 基于数据驱动预测控制技术设计了一款 urea – SCR 系统尿素喷射控制器。数据来自某型号柴油机台架 ETC 瞬态循环测试试验, 控制器直接由四输入及两输出 (预测输出和约束输出) 耦合激励再分离得出。基于系统的实际物理特性, 在控制问题描述中明确考虑了输入输出量的时域约束。考虑到相对参考无偏的控制需求, 预测方程采用增量型。台架测试表明, 激励工况下, 控制器能够满足优化问题提出的排放控制目标; 非激励瞬态工况下, 对于工况变化不确定性引起的干扰, 控制器具有较好的鲁棒性。

关键词: urea – SCR 系统; 数据驱动; 预测控制; 非线性

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298 (2018) 01-0366-09

Design of Data-driven Predictive Controller for Urea Injection of Urea – SCR Systems

ZHAO Jinghua^{1,2} HU Yunfeng² LIU Hongtao^{2,3} SUN Bo³ TAN Zhenjiang¹

(1. Computer College, Jilin Normal University, Siping 136002, China

2. State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control, Jilin University, Changchun 130022, China

3. Changchun FAW Sihuan Engine Manufacture Co., Ltd., Changchun 130013, China)

Abstract: Urea selective catalytic reduction (urea – SCR) systems are well known for exhaust gas aftertreatment in power plant applications. Stringent specifications and the dynamic operation mode of such applications demand advanced control strategies. The control purpose of urea – SCR is to simultaneously achieve high NO_x conversion efficiency and low ammonia slip. The two emission demands are contradictory. Moreover, owing to the dynamic operation mode of urea – SCR systems, advanced control strategies are required to improve urea injection control. A data-driven predictive controller for urea injection was designed. The input-output data were directly obtained from ETC driving cycle test of the diesel engine bench. The controller was derived by the coupling excitation and separation of the data. Because of the physical characteristics, the input and output constraints were considered explicitly in the problem formulation. In order to obtain offset-free control for the reference input, the predictor equation was gained with incremental inputs and outputs. The experimental test was carried out in ETC and other transient test cycle. The results showed that the controller was able to meet emission control requirements under the excitation test cycle. The closed-loop system had the ability to reject uncertainties caused by uncertainty of working conditions under the non-excitation test cycle.

Key words: urea – SCR systems; data-driven; predictive control; nonlinear

0 引言

柴油机的稀燃会产生更多的微粒 (Particular

matter, PM) 和 NO_x^[1]。为满足未来日益严格的 NO_x 和 PM 排放法规限制, 仅仅靠柴油机的缸内减排技术无法达到, 必须采用排放后处理技术^[2]。近年

收稿日期: 2017 – 05 – 18 修回日期: 2017 – 06 – 25

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61773009、61520106008)、吉林省科技厅自然科学基金项目 (20180101067JC) 和吉林省教育厅“十三五”科学技术研究项目 (JJKH20170379KJ)

作者简介: 赵靖华 (1980—), 男, 副教授, 吉林大学博士后, 主要从事发动机尾气排放控制研究, E-mail: zhaojh08@ mails. jlu. edu. cn

通信作者: 谭振江 (1965—), 男, 教授, 主要从事算法优化及硬件实现研究, E-mail: tanzj@ jlun. edu. cn

来,出现了多种降低 NO_x 的排放后处理系统^[3]。主要技术包括烃选择性催化还原 (HC selective catalytic reduction, HC - SCR) 系统,稀燃 NO_x 捕集器 (Lean NO_x trap, LNT) 系统以及尿素选择性催化还原 (Urea selective catalytic reduction, urea - SCR) 系统^[4]。HC - SCR 系统和 LNT 系统在工作时需要额外的燃油,前者是将其作为还原剂,后者是用来“再生”。urea - SCR 系统工作不需额外燃油,尿素消耗相对较低^[5-6]。在欧洲,由于柴油机轿车的普及,urea - SCR 系统在 2008 年就已经广泛应用。在美国,即便柴油机与汽油机的数量比例相对较小,但由于其更加严格的 NO_x 排放标准,urea - SCR 系统也从 2010 年起在大多数的柴油机上使用。在我国,燃油中硫含量较高,许多种排放控制技术推广都受到限制。urea - SCR 对硫的敏感性较低,在我国的发展更具优势^[7]。

urea - SCR 系统内部基本的氧化还原反应是 NO_x 与氨 (NH₃) 之间发生的,为实现较高的 NO_x 转化效率,要有充分的还原剂,即需要较多的 NH₃ 贮存;相比于较少的 NH₃ 贮存,这一点反过来会增加 NH₃ 的逃逸量,这一矛盾成为 urea - SCR 系统研究面临的主要挑战之一。通过改进尿素喷射控制技术达到上述目标,是一种较便捷且经济的方法^[8]。当前的尿素喷射控制方法主要集中在基于模型的反馈控制器设计上^[9-10]。由于单独的 NO_x 和 NH₃ 车载传感器反馈都很难达到理想的控制目的^[10],有学者提出了以理想氨覆盖率作为控制目标,基于系统模型的综合反馈控制方法^[11-13]。但是,目前的尿素喷射控制方法绝大多数都是基于非线性系统模型的,并且排放控制效果依赖于建模的精度。

urea - SCR 系统内部化学反应十分复杂,是一个典型的分布式系统^[14]。该系统具有强烈的时变参数特性,废气流量以及温度等参数测量误差也会引发严重的建模误差。所以,很难获得一个精确的系统模型。而且,urea - SCR 系统还存在较多的约束条件,如系统输入 (尿素喷射器喷射量) 有最大值限制,系统输出 (NO_x 与 NH₃) 有排放法规的限制。随着计算机技术的发展,在现代工业生产中能够采集到大量的数据。以这些工业数据为基础提出的数据驱动技术,能够避免繁琐的建模过程。该技术不仅是一种解决途径,更是控制理论和应用方面新的挑战^[15]。此外,模型预测控制 (Model predictive control, MPC) 技术在某种程度上能够明确地解决时域约束问题以及多目标优化问题^[16]。文献 [17 - 18] 将数据驱动子空间辨识与预测控制技术巧妙地结合在一起,提出了一种高效的数据驱动预测控制

方法。因其固有的特性,数据驱动预测控制器能够直接从输入输出数据中获取,不需要依赖任何精确系统模型,近年来解决了不少工业上的实际问题^[19]。

针对 urea - SCR 系统化学反应动态建模难、执行机构约束以及多目标排放优化控制等问题,本文基于大量试验台架数据分析,拟提出一种基于数据驱动预测控制技术的尿素喷射控制器。该控制器直接由输入输出数据耦合激励再分离得出。为了满足相互矛盾的排放控制需求,引入配有加权矩阵的多目标函数,并且考虑输入输出的时域硬约束问题。

1 urea - SCR 控制问题描述

urea - SCR 化学反应示意图如图 1 所示。

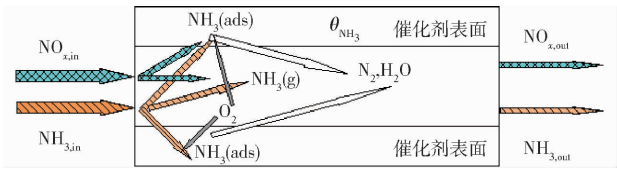
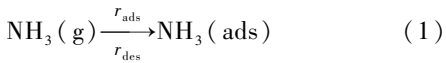


图 1 Urea - SCR 化学反应示意图

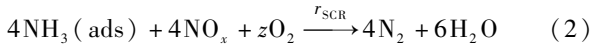
Fig. 1 Schematic presentation of urea - SCR reactions

系统中的化学反应主要包括下面几个过程。首先,发动机排出的 NO_{x,in} 和添蓝溶液产生的 NH_{3,in} 进入系统。在催化器内,部分 NH₃ 被吸附在催化剂表面,变成吸附态的氨 (NH₃ (ads)), 其余部分仍为气态氨 (NH₃ (g)), 并且这两部分可以相互转换,反应方程式为



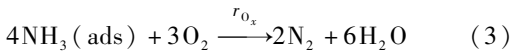
式中 r_{ads} —— 吸附速率 r_{des} —— 解吸附速率

吸附态的氨能够在催化剂的作用下选择性地与 NO_x 反应生成 N₂ 和 H₂O, 当温度高于 200℃ 时, 该反应主要按照 Eley - Rideal 机制进行^[20], 反应方程式为



式中 r_{SCR} —— 还原反应速率

同时, 吸附态的氨也能够被氧化成 N₂ 和 H₂O, 反应方程式为



式中 r_{O_x} —— 氧化反应速率

经过上述几步化学反应, 剩余的 NO_x (NO_{x,out}) 和氨 (NH_{3,out}) 从尿素 SCR 系统排出。此外, 尿素 SCR 系统中氨的贮存能力与吸附态的氨 NH₃ (ads) 之比被定义为氨覆盖率 θ_{NH_3} ^[21]。

urea - SCR 系统的控制目标是要同时实现较高的 NO_x 转化效率和较低的 NH₃ 逃逸, 系统参数也存

在时域约束和排放法规限制问题。本文以欧 IV (EURO IV) 的排放标准^[2]以及康明斯某型号 urea-SCR 系统为参考,提出的优化问题描述为

$$\min_{\Delta u_f(k)} J(\mathbf{y}_f^c(k), \Delta \mathbf{u}_f(k), N_p, N_u) \tag{4}$$

其中

$$\begin{cases} J = J_1 + J_2 = \| \mathbf{\Gamma}_y | \hat{\mathbf{y}}_f^c(k+1) - \mathbf{R}_e(k+1) \|^2 + \| \mathbf{\Gamma}_u \Delta \mathbf{u}_f(k) \|^2 \\ u_{\min}(k+q) \leq u(k+q) \leq u_{\max}(k+q) \\ \Delta u_{\min}(k+q) \leq \Delta u(k+q) \leq \Delta u_{\max}(k+q) \\ \mathbf{y}_{\min}^b(k+m) \leq \hat{\mathbf{y}}^b(k+m) \leq \mathbf{y}_{\max}^b(k+m) \\ \mathbf{\Gamma}_y = \begin{bmatrix} \gamma_{y,1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \gamma_{y,2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \gamma_{y,N_p} \end{bmatrix} \\ \mathbf{\Gamma}_u = \begin{bmatrix} \gamma_{u,1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \gamma_{u,2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \gamma_{u,N_u} \end{bmatrix} \end{cases} \tag{5}$$

式中 $\Delta \mathbf{u}_f(k)$ ——控制序列增量
 $\hat{\mathbf{y}}_f^c(k+1)$ ——NO_x 排放的预测控制输出序列
 N_p ——预测时域
 N_u ——控制时域, $N_u \leq N_p$, 即假设控制时域之外控制量是不变的
 $\mathbf{\Gamma}_y, \mathbf{\Gamma}_u$ ——权重矩阵
 $\mathbf{R}_e(k+1)$ ——NO_x 排放参考目标输入序列

优化目标 J 由 J_1 和 J_2 两部分构成,其中 J_1 将使得 NO_x 排放快速收敛到排放参考目标; J_2 能保证控制动作变化率尽可能的小。

依据台架试验用尿素喷嘴的实际性能提出的控制动作限制为 $u_{\max}(k) = 3 \times 10^{-3}$ mol/s, $\Delta u_{\max}(k) = 5 \times 10^{-4}$ mol/s, $u_{\min}(k) = \Delta u_{\min}(k) = 0$ mol/s。 $\hat{\mathbf{y}}^b(k)$ 为 NH₃ 预测约束输出,并且最大值 $\mathbf{y}_{\max}^b(k)$ 为 2×10^{-5} mol/s, $\mathbf{y}_{\min}^b(k)$ 为 z_0 mol/s。此外, $q = 1, 2, \cdots, N_u - 1; m = 0, 1, \cdots, N_p$ 。为了应对越来越严格的排放法规,EURO IV 之后的减排措施一般都是缸内燃烧优化加上缸外排放后处理技术。较为理想的情况下,urea-SCR 后处理系统应降低 90% 左右缸内排出的 NO_x。因此,本文设定的控制目标为 NO_{x,in} × 10%,即实际的目标要达到 90% 的 NO_x 平均转化效率。

2 子空间预测控制

子空间预测模型直接由四输入数据和两输出数据激励产生,从而不需要建立预测其未来动态的精

确机理模型。该数据包括 NO_{x,in}、NH_{3,in}、废气质量流量(m_{EG}^*)、催化器内温度(T)、NO_{x,out} 以及 NH_{3,out}。基于预测控制技术,推导出了输出预测方程。在系统时域约束前提下,在线求解优化问题得到最优控制序列,并将最优控制序列作为反馈控制信号应用到 urea-SCR 系统尿素喷射控制中。根据预测控制的基本原理,在每一个采样时间内都重复上述过程。并且,该方法针对其他基于工业数据的多输入多输出数据建模具有可移植性。

2.1 子空间预测模型推导

用来推导子空间预测模型的方程形式为状态空间模型,其离散表达形式为^[17]

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_u\mathbf{u}(k) + \mathbf{K}\mathbf{d}(k) \\ \mathbf{y}^c(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \\ \mathbf{y}^b(k) = \mathbf{C}_b\mathbf{x}(k) \end{cases} \tag{6}$$

$$\text{其中} \quad \mathbf{d}(k) = [d^1(k) \ d^2(k) \ d^3(k)]^T = [\text{NO}_{x,\text{in}} \ m_{EG}^* \ T]^T$$

式中 $\mathbf{x}(k)$ ——系统状态, $\mathbf{x}(k) \in \mathbf{R}^n$ (n 为状态阶数)
 $\mathbf{u}(k)$ ——控制输入, $\mathbf{u}(k) = \text{NO}_{x,\text{in}}$
 $\mathbf{d}(k)$ ——干扰输入
 $\mathbf{y}^c(k)$ ——控制输出, $\mathbf{y}^c(k) = \text{NO}_{x,\text{out}}$
 $\mathbf{y}^b(k)$ ——约束输出, $\mathbf{y}^b(k) = \text{NO}_{3,\text{out}}$

该方程为四输入双输出形式矩阵, $\mathbf{A}, \mathbf{B}_u, \mathbf{K}, \mathbf{C}, \mathbf{C}_b$ 分别为描述 urea-SCR 系统的状态空间矩阵。

利用台架试验获得输入输出数据 $\mathbf{u}(k), \mathbf{d}(k), \mathbf{y}^c(k)$ 以及 $\mathbf{y}^b(k)$, 构造系统的 Hankel 矩阵 $\mathbf{U}_p, \mathbf{U}_f, \mathbf{Y}_p$ 以及 $\mathbf{Y}_f$ ^[19]。其中, $k \in \{0, 1, \cdots, 2i+j-2\}$, 在各个矩阵数据中,下角标 p 表示系统中“过去”的部分, f 表示系统中“未来”的部分。

$$\mathbf{Y}_p = \begin{bmatrix} y_0^c & y_1^c & \cdots & y_{j-1}^c \\ y_0^b & y_1^b & \cdots & y_{j-1}^b \\ y_1^c & y_2^c & \cdots & y_j^c \\ y_1^b & y_2^b & \cdots & y_j^b \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{i-1}^c & y_i^c & \cdots & y_{i+j-2}^c \\ y_{i-1}^b & y_i^b & \cdots & y_{i+j-2}^b \end{bmatrix}_{2i \times j}$$
$$\mathbf{Y}_f = \begin{bmatrix} y_i^c & y_{i+1}^c & \cdots & y_{i+j-1}^c \\ y_i^b & y_{i+1}^b & \cdots & y_{i+j-1}^b \\ y_{i+1}^c & y_{i+2}^c & \cdots & y_{i+j}^c \\ y_{i+1}^b & y_{i+2}^b & \cdots & y_{i+j}^b \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{2i-1}^c & y_{2i}^c & \cdots & y_{2i+j-2}^c \\ y_{2i-1}^b & y_{2i}^b & \cdots & y_{2i+j-2}^b \end{bmatrix}_{2i \times j}$$

$$U_p = \begin{bmatrix} u_0 & u_1 & \cdots & u_{j-1} \\ d_0^1 & d_1^1 & \cdots & d_{j-1}^1 \\ d_0^2 & d_1^2 & \cdots & d_{j-1}^2 \\ d_0^3 & d_1^3 & \cdots & d_{j-1}^3 \\ u_1 & u_2 & \cdots & u_j \\ d_1^1 & d_2^1 & \cdots & d_j^1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u_{i-1} & u_i & \cdots & u_{i+j-2} \\ d_{i-1}^1 & d_i^1 & \cdots & d_{i+j-2}^1 \\ d_{i-1}^2 & d_i^2 & \cdots & d_{i+j-2}^2 \\ d_{i-1}^3 & d_i^3 & \cdots & d_{i+j-2}^3 \end{bmatrix}_{4i \times j}$$
$$U_f = \begin{bmatrix} u_i & u_{i+1} & \cdots & u_{i+j-1} \\ d_i^1 & d_{i+1}^1 & \cdots & d_{i+j-1}^1 \\ d_i^2 & d_{i+1}^2 & \cdots & d_{i+j-1}^2 \\ d_i^3 & d_{i+1}^3 & \cdots & d_{i+j-1}^3 \\ u_{i+1} & u_{i+2} & \cdots & u_{i+j} \\ d_{i+1}^1 & d_{i+2}^1 & \cdots & d_{i+j}^1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u_{2i-1} & u_{2i} & \cdots & u_{2i+j-2} \\ d_{2i-1}^1 & d_{2i}^1 & \cdots & d_{2i+j-2}^1 \\ d_{2i-1}^2 & d_{2i}^2 & \cdots & d_{2i+j-2}^2 \\ d_{2i-1}^3 & d_{2i}^3 & \cdots & d_{2i+j-2}^3 \end{bmatrix}_{4i \times j}$$

根据子空间预测器推导基本原理,通过递归方法得到用于子空间辨识的预测方程

$$\hat{Y}_f = L_w W_p + L_u U_f \tag{7}$$

其中

$$W_p = \begin{bmatrix} Y_p \\ U_p \end{bmatrix}_{6i \times j}$$

得到最小二乘问题为

$$\min_{L_w, L_u} \left\| Y_f - [L_w \ L_u] \begin{bmatrix} W_p \\ U_f \end{bmatrix} \right\|^2 \tag{8}$$

式中 $\hat{Y}_f$ ——系统未来输出值

L_w 、 L_u ——用于子空间辨识的预测矩阵

通过正交投影法求解式(8)最小二乘问题,可转换为

$$[L_w \ L_u] = Y_f \begin{bmatrix} W_p \\ U_f \end{bmatrix}^\dagger = Y_f [W_p^T \ U_f^T] \left(\begin{bmatrix} W_p \\ U_f \end{bmatrix} [W_p^T \ U_f^T] \right)^{-1} \tag{9}$$

式中 $\dagger$ ——穆尔-彭罗斯伪逆

求解式(9),可以获得 L_w 和 L_u 。再由预测方程(7),可以得到系统未来输出的 $\hat{Y}_f$ 。出于对降低计算量的考虑,也为了方便后续模型预测控制理论

应用,本文预测系统未来动态时只将 $\hat{Y}_f$ 的第一列作为预测值。子空间预测方程为

$$\hat{y}_f = L_w w_p + L_u u_f \tag{10}$$

其中

$$w_p = \begin{bmatrix} y_p \\ u_p \end{bmatrix}$$

$$u_p = \begin{bmatrix} u(k - N_u + 1) \\ d^1(k - N_u + 1) \\ d^2(k - N_u + 1) \\ d^3(k - N_u + 1) \\ u(k - N_u + 2) \\ d^1(k - N_u + 2) \\ \vdots \\ u(k) \\ d^1(k) \\ d^2(k) \\ d^3(k) \end{bmatrix}_{4N_u \times 1}$$

$$u_f = \begin{bmatrix} u(k + 1) \\ d^1(k + 1) \\ d^2(k + 1) \\ d^3(k + 1) \\ u(k + 2) \\ d^1(k + 2) \\ \vdots \\ u(k + N_u) \\ d^1(k + N_u) \\ d^2(k + N_u) \\ d^3(k + N_u) \end{bmatrix}_{4N_u \times 1}$$

$$y_p = \begin{bmatrix} y^c(k - N_p + 1) \\ y^b(k - N_p + 1) \\ y^c(k - N_p + 2) \\ y^b(k - N_p + 2) \\ \vdots \\ y^c(k) \\ y^b(k) \end{bmatrix}_{2N_p \times 1}$$

$$\hat{y}_f = \begin{bmatrix} y^c(k + 1) \\ y^b(k + 1) \\ y^c(k + 2) \\ y^b(k + 2) \\ \vdots \\ y^c(k + N_p) \\ y^b(k + N_p) \end{bmatrix}_{2N_p \times 1}$$

由于系统的干扰是不可预测的,所以本文假设

干扰量在预测时域内不发生变化。将干扰量从控制输入量中提取出来,即式(10)可表示为

$$\hat{\mathbf{y}}_f = \tilde{\mathbf{L}}_w \tilde{\mathbf{w}}_p + \mathbf{L}_d^p \mathbf{d}_p + \tilde{\mathbf{L}}_u \tilde{\mathbf{u}}_f + \mathbf{L}_d^f \mathbf{d}_f$$

(11)

式中 $\tilde{\mathbf{L}}_w$ ——系统过去的输入输出信息
 $\mathbf{L}_d^p$ 、 $\mathbf{L}_d^f$ ——干扰状态信息

$\tilde{\mathbf{L}}_u$ ——系统未来的控制输入信息

2.2 增量型预测模型

通过引入积分来保证系统输出对参考输入的跟踪是零稳态误差,预测方程(11)转化为增量型的方程

$$\Delta \hat{\mathbf{y}}_f = \tilde{\mathbf{L}}_w \Delta \tilde{\mathbf{w}}_p + \mathbf{L}_d^p \Delta \mathbf{d}_p + \tilde{\mathbf{L}}_u \Delta \tilde{\mathbf{u}}_f + \mathbf{L}_d^f \Delta \mathbf{d}_f$$

(12)

假设未来的干扰输入状态 $\mathbf{d}_f$ 在 $k+1, k+2, \cdots, k+N_u$ 时刻是不变的,得到采样时刻的预测输出序列的增量形式 $\Delta \hat{\mathbf{y}}_f(k)$ 为

$$\Delta \hat{\mathbf{y}}_f(k) = \tilde{\mathbf{L}}_{wl}(1:N_p, :) \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{y}_p \\ \Delta \tilde{\mathbf{u}}_p \end{bmatrix} +$$

$$\mathbf{L}_{dl}^p(1:N_p, :) \Delta \mathbf{d}_p + \mathbf{L}_{dl}^f(1:N_p, 1:N_u) \Delta \mathbf{d}_f +$$

$$\tilde{\mathbf{L}}_{ul}(1:N_p, 1:N_u) \Delta \tilde{\mathbf{u}}_f(k)$$

(13)

其中

$$\tilde{\mathbf{L}}_{wl} = \mathbf{H} \tilde{\mathbf{L}}_w$$

$$\mathbf{L}_{dl}^p = \mathbf{H} \mathbf{L}_d^p$$

$$\mathbf{L}_{dl}^f = \mathbf{H} \mathbf{L}_d^f$$

$$\tilde{\mathbf{L}}_{ul} = \mathbf{H} \tilde{\mathbf{L}}_u$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{I} & \mathbf{I} & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & & \mathbf{0} \\ \mathbf{I} & \mathbf{I} & \cdots & \mathbf{I} \end{bmatrix}_{2N_p \times 2N_p}$$

$$\Delta \mathbf{y}_p = [\Delta y(k-N_p+1) \quad \Delta y(k-N_p+2) \quad \cdots \quad \Delta y(k)]^T$$

$$\Delta \tilde{\mathbf{u}}_p = [\Delta u(k-N_p) \quad \Delta u(k-N_p+1) \quad \cdots \quad \Delta y(k-1)]^T$$

$$\Delta \mathbf{d}_p = [\Delta d(k-N_p+1) \quad \Delta d(k-N_u+2) \quad \cdots \quad \Delta d(k)]^T$$

$$\Delta \mathbf{d}_f = [\Delta d(k) \quad \mathbf{0} \quad \cdots \quad \mathbf{0}]^T$$

为了设计约束条件下的数据驱动预测控制器,对式(13)所示的增项型预测输出进行累加,进一步将预测控制输出 $\hat{\mathbf{y}}_f^c$ 和预测约束输出 $\hat{\mathbf{y}}_f^b$ 从 $\hat{\mathbf{y}}_f$ 中分离出来,得到

$$\begin{cases} \Delta \hat{\mathbf{y}}_f^c(k) = \mathbf{F}_c \Delta \hat{\mathbf{y}}_f(k) \\ \Delta \hat{\mathbf{y}}_f^b(k) = \mathbf{F}_b \Delta \hat{\mathbf{y}}_f(k) \end{cases}$$

(14)

其中

$$\mathbf{F}_c = \begin{bmatrix} \mathbf{1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{1} & \mathbf{0} \end{bmatrix}_{N_p \times 2N_p}$$

$$\mathbf{F}_b = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{1} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix}_{N_p \times 2N_p}$$

式中系统的预测控制输出和预测约束输出为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{y}}_f^c(k+1) = \mathbf{F}^c + \mathbf{S}_f^c \Delta \tilde{\mathbf{u}}_f(k) \\ \hat{\mathbf{y}}_f^b(k+1) = \mathbf{F}^b + \mathbf{S}_f^b \Delta \tilde{\mathbf{u}}_f(k) \end{cases}$$

(15)

其中

$$\begin{cases} \mathbf{F}^c = \mathbf{y}^c(k) + \mathbf{F}_c \tilde{\mathbf{L}}_{wl}(1:N_p, :) \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{y}_p \\ \Delta \tilde{\mathbf{u}}_p \end{bmatrix} + \\ \mathbf{F}_c \mathbf{L}_{dl}^p(1:N_p, :) \Delta \mathbf{d}_p + \mathbf{F}_c \mathbf{L}_{dl}^f(1:N_p, 1:N_u) \Delta \mathbf{d}_f \\ \mathbf{F}^b = \mathbf{y}^b(k) + \mathbf{F}_b \tilde{\mathbf{L}}_{wl}(1:N_p, :) \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{y}_p \\ \Delta \tilde{\mathbf{u}}_p \end{bmatrix} + \\ \mathbf{F}_b \mathbf{L}_{dl}^p(1:N_p, :) \Delta \mathbf{d}_p + \mathbf{F}_b \mathbf{L}_{dl}^f(1:N_p, 1:N_u) \Delta \mathbf{d}_f \\ \mathbf{S}_f^c = \mathbf{F}_c \tilde{\mathbf{L}}_{ul}(1:N_p, 1:N_u) \\ \mathbf{S}_f^b = \mathbf{F}_b \tilde{\mathbf{L}}_{ul}(1:N_p, 1:N_u) \\ \mathbf{y}^c(k) = \begin{bmatrix} y^c(k) \\ y^c(k) \\ \vdots \\ y^c(k) \end{bmatrix}_{N_p \times 1} \\ \mathbf{y}^b(k) = \begin{bmatrix} y^b(k) \\ y^b(k) \\ \vdots \\ y^b(k) \end{bmatrix}_{N_p \times 1} \end{cases}$$

式中 $\mathbf{F}^c$ 、 $\mathbf{F}^b$ ——系统的自由响应

$\mathbf{S}_f^c(k)$ 、 $\mathbf{S}_f^b(k)$ ——系统的控制响应

2.3 数据驱动预测控制对约束的处理

将预测输出方程(15)代入约束问题(4)中,得到代价函数为

$$\begin{aligned} J = & [\mathbf{R}_e(k+1) \quad -\mathbf{F}^c \quad -\mathbf{S}^c \Delta \tilde{\mathbf{u}}_f(k)]^T \cdot \\ & [\mathbf{R}_e(k+1) \quad -\mathbf{F}^c \quad -\mathbf{S}^c \Delta \tilde{\mathbf{u}}_f(k)] + \\ & \Delta \tilde{\mathbf{u}}_f(k)^T (\mathbf{A} \mathbf{I}) \Delta \tilde{\mathbf{u}}_f(k) = \\ & \Delta \tilde{\mathbf{u}}_f(k)^T \mathbf{H} \Delta \tilde{\mathbf{u}}_f(k) + \mathbf{C}^T \Delta \tilde{\mathbf{u}}_f(k) \end{aligned}$$

(16)

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{H} = & \mathbf{S}^{cT} \mathbf{S}^c + \mathbf{A} \mathbf{I} \\ \mathbf{C} = & -2\mathbf{S}^{cT} (\mathbf{R}_e(k+1) - \mathbf{F}^c) \end{aligned}$$

(17)

式中 $\mathbf{A}$ ——控制量权重与输出量权重的比值,即

$$\mathbf{A} = \mathbf{F}_u / \mathbf{F}_y$$

urea-SCR 系统中存在着尿素喷嘴、NO_x 及 NH₃ 排放等多个约束问题,而处理这些约束正是模型预测控制算法的强项。为了便于处理,将相关约束条件整理成

其中

$$C_u \Delta \tilde{u}_f \leq b \tag{18}$$
$$C_u = \begin{bmatrix} -I \\ -R \\ -S^b \\ I \\ R \\ S^b \end{bmatrix}_{6N_p \times N_u}$$
$$b = \begin{bmatrix} -L_1 \\ -L_2 \\ -L_3 \\ U_1 \\ U_2 \\ U_3 \end{bmatrix}_{6N_p \times 1}$$
$$L_1 = [\Delta u_{\min}(k) \quad \cdots \quad \Delta u_{\min}(k+q-1)]^T$$
$$U_1 = [\Delta u_{\max}(k) \quad \cdots \quad \Delta u_{\max}(k+q-1)]^T$$
$$L_2 = [u_{\min}(k) - u(k-1) \quad \cdots \quad u_{\min}(k+q-1) - u(k-1)]^T$$
$$U_2 = [u_{\max}(k) - u(k-1) \quad \cdots \quad u_{\max}(k+q-1) - u(k-1)]^T$$
$$L_3 = [y_{\min}^b(k+1) \quad \cdots \quad y_{\min}^b(k+m)]^T - F^b$$
$$U_3 = [y_{\max}^b(k+1) \quad \cdots \quad y_{\max}^b(k+m)]^T - F^b$$
$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$
$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

由式 (17) 可知, H 为正定或者半正定矩阵 ($H \geq 0$), 即最优问题 (16) 存在解。但是, 约束条件 (18) 可能造成无法获得数学解析解。因此, 求解带约束优化问题的解并且要控制计算量, 是算法实现的关键。本文采用了带有变惯性权重的粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO) 求解上述优化问题^[22], 其速度更新方程为

$$\begin{aligned} \bar{v}_i(t+1) = & \omega \bar{v}_i(t) + c_1 r_1 (\bar{p}_i(t) - \bar{x}_i(t)) + \\ & c_2 r_2 (\bar{p}_g(t) - \bar{x}_i(t)) \end{aligned} \tag{19}$$

其中

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})m}{M_{\max}} \tag{20}$$

式中 ω ——粒子的惯性权重

通过 ω 取值的调节, 可以权衡全局和局部寻优能力。本文选取线性递减函数 (20) 作为惯性权重, 目的是兼顾算法收敛性和精确度。关于惯性权重 $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 的选取, 本文在参考经验值 0.9 和 0.2 之间, 进行了逐个配对测试 (如 0.9 和 0.3, 0.8 和 0.2)。根据本文实际问题的收敛性和精确度要求,

最终选取惯性权重的最大值为 $\omega_{\max} = 0.9$, 最小值为 $\omega_{\min} = 0.4$ 。此外, m 和 $M_{\max}$ 分别表示当前迭代次数和最大迭代次数。 $M_{\max}$ 值的选取可以由大到小逐步调节, 在能够保证算法收敛性和精确度的前提下, 适当减小以提高算法求解速度。本文 $M_{\max}$ 初值设为 3 000, 根据本文实际问题的收敛性和精确度要求, 逐步减小后最终选择 $M_{\max} = 1\,250$ 。

3 控制器激励与排放控制结果

3.1 柴油机 urea-SCR 系统排放测控平台

柴油机 urea-SCR 系统及其尿素喷射闭环控制的试验台架如图 2 所示。该测控平台主要由长春一汽四环发动机制造有限公司开发的某型号柴油机和康明斯某型号 urea-SCR 系统构成。该发动机具有 4 个缸, 排量为 2.771 L, 配备涡轮增压和进气中冷系统, 最大转速为 3 600 r/min。基于高速 A/D 采集系统, 同步实时测量和记录转速、扭矩、废气流量、废气温度、NO_x 和 NH₃ 排放等参数。

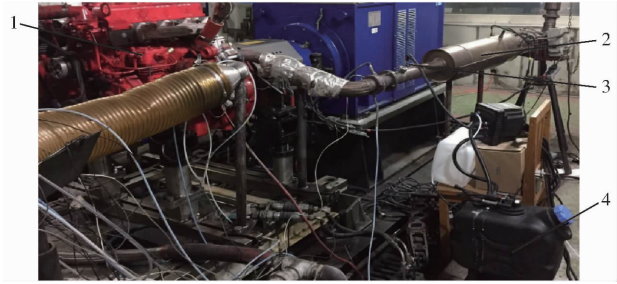


图 2 柴油机 urea-SCR 系统测控台架
Fig.2 Monitoring and control platform of diesel engine urea-SCR systems
1. 柴油发动机 2. urea-SCR 催化剂 3. 尿素喷嘴 4. 尿素容器

3.2 预测模型激励与验证

首先, 利用上述 urea-SCR 系统台架, 在欧洲瞬态测试循环 (European transient cycle, ETC) 下采集子空间预测模型所需的四输入两输出的持续激励信号, 如图 3~5 所示。如图 3 所示, ETC 测试循环包含了市区、市郊以及公路 3 种典型工况, 相应代表低、中、高 3 种车速 (各 600 s), 整个循环共历时为 1 800 s。图 4 所示的是 NO_{x,in}、NH_{3,in}、 m_{EG}^* 以及 T 4 个输入激励信号。图 5 所示的是 NO_{x,out}、NH_{3,out} 2 个输出激励信号。上述信号经过前文所述的子空间辨识过程处理, 可以推导出 urea-SCR 系统数据驱动模型预测控制器系数矩阵。

为了验证辨识的模型预测控制器效果, 本文采用与辨识部分不同工况的输入输出激励信号。在改变尿素喷射量的条件下, 截取的 400 s 工况信号验证效果如图 6、7 所示。NH₃ 逃逸量的预测误差率除了个别点达到 10% 以上, 平均值在 5% 以下。NO_x

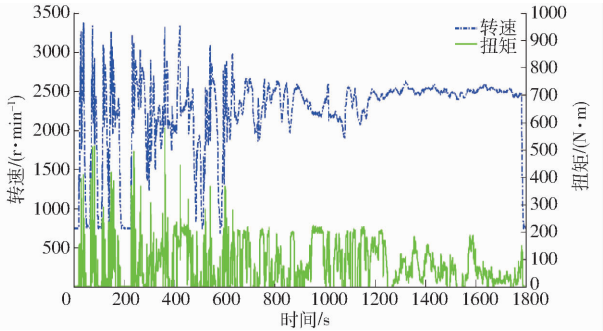


图3 ETC循环瞬态工况条件

Fig. 3 Transient working conditions of ETC

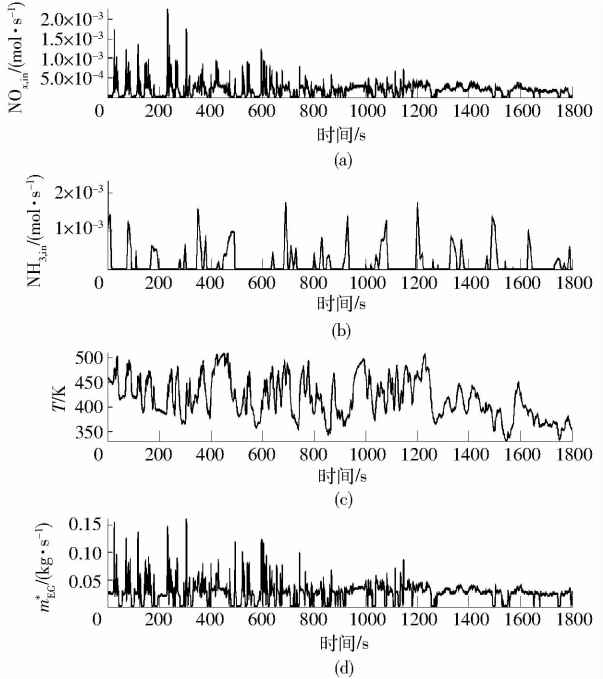


图4 ETC循环下的控制器辨识部分输入数据

Fig. 4 Partial input data of controller identification under ETC

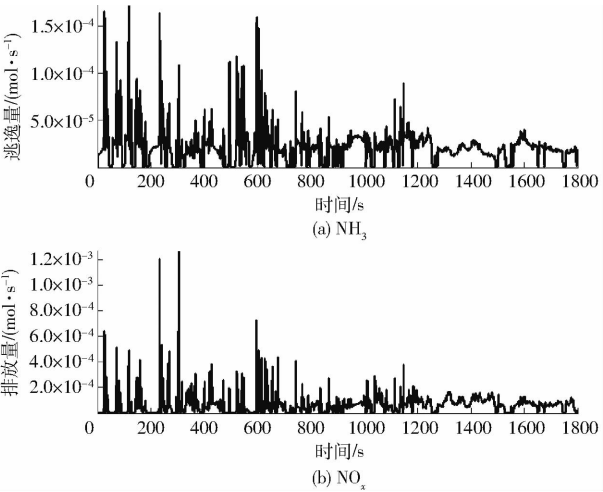


图5 ETC循环下的控制器辨识部分输出数据

Fig. 5 Partial output data of controller identification under ETC

排放的预测误差率除了个别点达到 20% 以上,平均值在 3% 以下。该模型的预测值和信号真实值之间误差较小,可以满足控制器的预测要求。此外,该预测模型还可以作为台架标定试验数据的仿真数据补充,可以节约试验费用及时间。

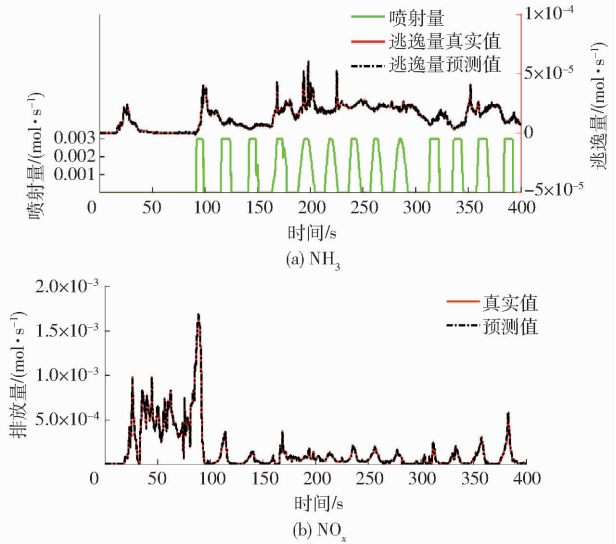


图6 部分验证结果

Fig. 6 Partial result of validation

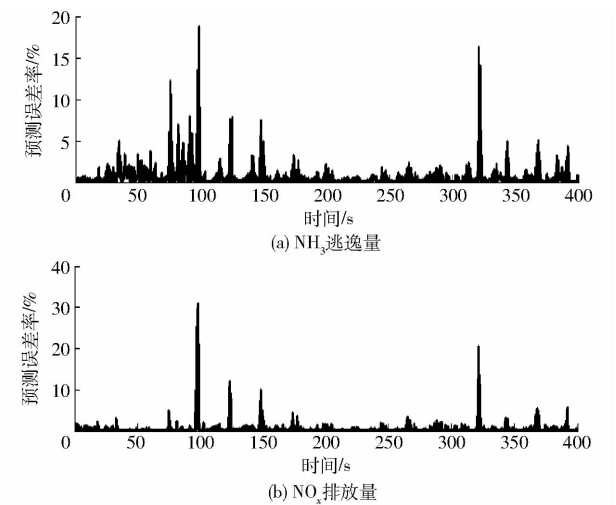


图7 预测误差率

Fig. 7 Prediction error rate

3.3 控制器台架排放验证

通过前文所述的测试台架试验验证控制算法的有效性和实时性。数据驱动模型预测尿素喷射控制算法通过编译下载到 dSPACE 中,通过 A/D 数据采集卡采集 $\text{NO}_{x,\text{in}}$ 、 $\text{NH}_{3,\text{in}}$ 、 m_{EG}^* 以及 T 等信号,传输到实时运行的尿素喷射控制器中,经控制器计算后输出控制序列,该序列通过驱动电路控制尿素喷射器。

首先在激励工况 ETC 瞬态测试循环下验证控制器的效果,如图 8 所示。通过和图 4 中 $\text{NO}_{x,\text{in}}$ 的对比可以发现,对应每一个时刻 $\text{NO}_{x,\text{in}}$ 的瞬态提高过

程,都会出现 NO_x 转化效率和尿素喷射量相应的瞬态变化。其中,每一次 NO_x 的引擎排放量的提高和转化效率的降低几乎是同时发生的,而尿素喷射量在控制器的作用下会逐渐提高到满喷状态。这部分延迟是由于气体传输以及化学反应的延迟造成的,并且导致了 NO_x 转化效率出现了瞬间超标。但是,在约束输出的作用下,NH₃ 的逃逸量基本维持在最大值附近。整体看来,NO_x 平均转化效率能够达到 89.8% 左右。除了初始 600 s 工况剧烈变化引起的 NH₃ 逃逸量超过 4×10^{-5} mol/s 以外,NH₃ 逃逸量的平均值在 2×10^{-5} mol/s 左右。即本文提出的数据驱动预测控制器能够在瞬态工况下达到优化问题提出的控制目标。

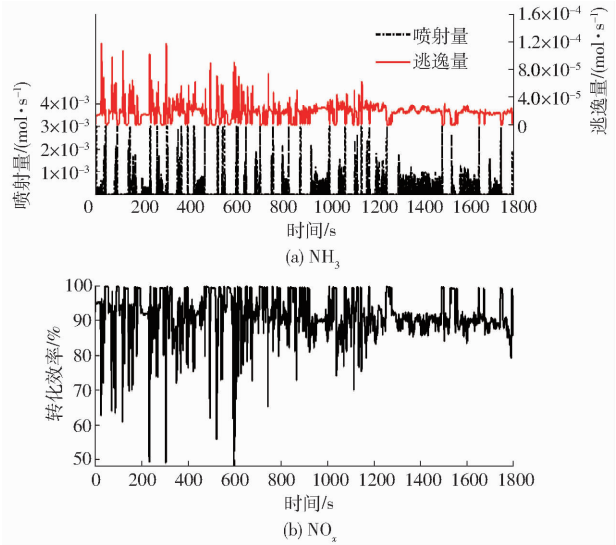


图 8 ETC 循环下的排放控制效果

Fig.8 Emission control effect under ETC

在 FTP75 瞬态工况下进一步测试控制器在非激励工况下对参数不确定性的抗干扰能力。FTP75 测试循环前 500 s 的工况变化过程如图 9 所示,排放控制效果如图 10 所示,NO_x 排放的瞬态提高,引发的 NO_x 转化效率出现极值的过程以及尿素喷射量提高到满喷,这些状况都和 ETC 循环的瞬态过程相似。但是,由于 FTP75 测试循环的瞬态过程更为剧烈,给控制器的瞬态调节造成了更大的困难,尿素喷

射量出现了更剧烈的变化,NO_x 转化效率略有降低。整体看来,FTP75 瞬态测试循环条件下的 NO_x 平均转化效率能够达到 89.3%。除了个别工况超过 4×10^{-5} mol/s 以外,NH₃ 逃逸量的平均值在 2×10^{-5} mol/s 左右。因此,本文提出的控制器对于非激励瞬态工况变化引起的干扰,具有较好鲁棒性。

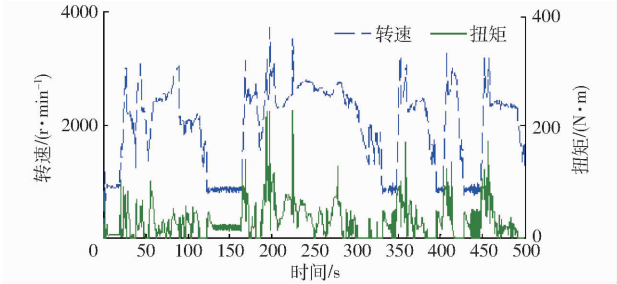


图 9 FTP75 部分瞬态工况条件

Fig.9 Part of working conditions of FTP75

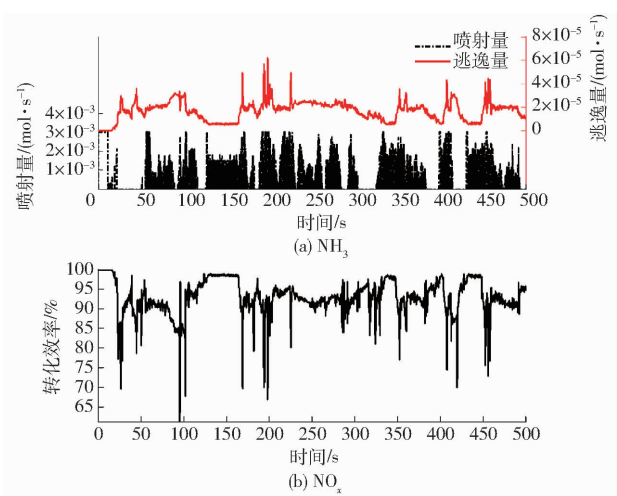


图 10 FTP75 循环下的排放控制效果

Fig.10 Emission control effect under FTP75

4 结束语

设计了增量型数据驱动预测模型,经过非激励数据验证,能够满足预测要求。台架测试表明,控制器在激励工况下,能够满足优化问题提出的排放控制目标,在非激励瞬态工况下对于参数不确定性引起的干扰,控制器具有较好的鲁棒性。

参 考 文 献

1 刘忠长,孙士杰,田径,等. 瞬态工况下喷油参数对柴油机排放及燃烧特性的影响[J]. 吉林大学学报:工学版,2014, 44(6): 1639 - 1646.
LIU Zhongchang, SUN Shijie, TIAN Jing, et al. Influences of fuel injection parameters on emissions and combustion of diesel engine under transient conditions[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2014, 44(6): 1639 - 1646. (in Chinese)
2 GUZZELLA L, ONDER C H. Introduction to modeling and control of internal combustion engine systems[M]. Switzerland: Springer, 2010.
3 JOHNSON T V. Diesel emission control in review[J]. SAE International Journal Fuels & Lubricants, 2009, 1(1): 68 - 81.
4 胡杰,王立辉,王天田. 柴油机 Urea - SCR 控制系统设计与试验[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(2): 349 - 356. http://

- www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20160246&flag = 1&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.02.046.
- HU Jie, WANG Lihui, WANG Tiantian. Design and test of Urea - SCR control system for diesel engine[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(2):349 - 356. (in Chinese)
- 5 HSIEH M F, WANG J, CANOVA M. Two-level nonlinear model predictive control for lean NO_x trap regenerations[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2010, 132(4): 041001.
- 6 胡云峰, 蒋冰晶, 宫洵, 等. 柴油机尿素 SCR 系统氨覆盖率跟踪控制器设计[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(4):301 - 308. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20160440&flag = 1&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.04.040.
- HU Yunfeng, JIANG Bingjing, GONG Xun, et al. Ammonia coverage rate tracking controller design in diesel engine Urea - SCR system[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(4):301 - 308. (in Chinese)
- 7 王谦, 张铎, 王静, 等. 车用柴油机 Urea - SCR 系统数值分析与参数优化[J]. 内燃机学报, 2013, 31(4):343 - 348.
- WANG Qian, ZHANG Duo, WANG Jing, et al. Numerical analysis and parametric optimization on Urea - SCR system of vehicle diesel[J]. Transactions of CSICE, 2013, 31(4):343 - 348. (in Chinese)
- 8 CHIANG C J, KUO C L, HUANG C C, et al. Model predictive control of SCR aftertreatment system[C] // IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, 2010: 2058 - 2063.
- 9 侯洁, 颜伏伍, 胡杰, 等. Urea - SCR 系统 NO_x 传感器的 NH_3 交叉感应研究[J]. 内燃机学报, 2014, 32(3): 249 - 253.
- HOU Jie, YAN Fuwu, HU Jie, et al. Ammonia cross-sensitivity of NO_x sensor for Urea - SCR system[J]. Transactions of CSICE, 2014, 32(3): 249 - 253. (in Chinese)
- 10 HSIEH M F, WANG J. Backstepping based nonlinear ammonia surface coverage ratio control for diesel engine selective catalytic reduction systems[C] // ASME 2009 Dynamic Systems and Control Conference, 2009: 889 - 896.
- 11 HSIEH M F, WANG J. A two-cell backstepping-based control strategy for diesel engine selective catalytic reduction systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2011, 19(6): 1504 - 1515.
- 12 ZHANG H, WANG J, WANG Y Y. Robust filtering for ammonia coverage estimation in diesel engine selective catalytic reduction systems[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2013, 135(6): 1504 - 1515.
- 13 赵靖华, 胡云峰, 陈虹, 等. 基于“三步法”的柴油机 urea - SCR 系统控制设计[J]. 吉林大学学报:工学版, 2015, 45(6): 1913 - 1923.
- ZHAO Jinghua, HU Yunfeng, CHEN Hong, et al. Design of diesel engine's urea - SCR system controller using triple-step method [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2015, 45(6): 1913 - 1923. (in Chinese)
- 14 ZHAO J H, HU Y F, GONG X, et al. Modelling and control of urea - SCR systems through the triple-step non-linear method in consideration of time-varying parameters and reference dynamics[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2016, DOI: 10.1177/0142331216656754.
- 15 XU J X, HOU Z S. Notes on data-driven system approaches[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6):668 - 675.
- 16 CHEN H, ALLGOWER F. A quasi-infinite horizon nonlinear model predictive control scheme with guaranteed stability[J]. Automatica, 1998, 34(10): 1205 - 1217.
- 17 KADALI K, HUANG B, ROSSITER A. A data driven subspace approach to predictive controller design[J]. Control Engineering Practice, 2003, 11: 261 - 278.
- 18 FAVOREEL W, MOOR B D. SPC: subspace predictive control[C] // Proceedings of IFAC World Congress, 1999: 235 - 240.
- 19 LU X H, CHEN H, WANG P, et al. Design of a data-driven predictive controller for start-up process of AMT vehicles[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(12):2201 - 2212.
- 20 WILLI R. Low-temperature selective catalytic reduction of NO_x -catalytic behavior and kinetic modeling[D]. Zurich, Switzerland: ETH Zurich, 1996.
- 21 赵靖华, 胡云峰, 高炳钊, 等. 基于尿素选择催化还原系统的氨覆盖率非线性降维观测器设计[J]. 吉林大学学报:工学版, 2017, 47(2):149 - 155.
- ZHAO Jinghua, HU Yunfeng, GAO Bingzhao, et al. Design of nonlinear reduced-order observer for ammonia coverage based on urea - SCR system[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2017, 47(2): 149 - 155. (in Chinese)
- 22 EMARA H M. Adaptive clubs-based particle swarm optimization[C] // American Control Conference. IEEE, 2009:5628 - 5634.