

基于 NSGA-III 的船用柴油机模型自适应修正方法研究

闫玉生¹, 刘岱¹, 张健²

(1. 哈尔滨工程大学 动力与能源工程学院, 哈尔滨 150001; 2. 中国船舶集团有限公司第七一一研究所, 上海 201108)

摘要:船用柴油机长期使用中由于故障和零部件老化造成的性能衰退会使柴油机模型与真实柴油机性能不匹配, 从而严重影响柴油机的性能寻优控制, 为解决此问题提出了一种柴油机模型自适应修正方法, 首先通过在 GT-POWER 软件中搭建的柴油机预测模型得到的数据建立了二阶响应面模型, 然后利用第三代非支配排序遗传算法 (NSGA-III) 对二阶响应面模型的输入参数进行修正, 使二阶响应面模型的输出性能能够与柴油机预测模型状态变化后的输出性能相匹配。验证结果表明, NSGA-III 算法不仅能对二阶响应面模型的输入参数变化准确识别和修正, 而且自适应修正后得到的最优解中各性能参数偏移误差都在 0.9% 以内。实现了二阶响应面模型的自适应修正, 证明了所提修正方法的可行性。

关键词: 船用柴油机; 自适应修正; NSGA-III; 修正方法

中图分类号: TK422 文献标识码: A

Research on Adaptive Correction Method for Marine Diesel Engine Model Based on NSGA-III

YANYusheng¹, LIUdai¹, ZHANGjian²

(College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2. Shanghai Marine Diesel Engine Research Institute, Shanghai 201108, China)

Abstract: The performance degradation caused by faults and aging of components in the long-term use of marine diesel engines can cause mismatch between the diesel engine model and the actual diesel engine performance, which seriously affects the performance optimization control of diesel engines. To solve this problem, a diesel engine model adaptive correction method is proposed. Firstly, a second-order response surface model is established based on the data obtained from the diesel engine prediction model built in GT-POWER software. Then, the third generation non dominated sorting genetic algorithm (NSGA III) is used to modify the input parameters of the second-order response surface model, so that the output performance of the second-order response surface model can match the output performance of the diesel engine prediction model after state changes. The validation results indicate that the NSGA - III algorithm can not only accurately identify and correct the input parameter changes of the second-order response surface model, but also adaptively correct the optimal solution with performance parameter offset errors within 0.9%. The adaptive correction of the second-order response surface model has been achieved, demonstrating the feasibility of the proposed correction method.

Key words: marine diesel engine; adaptive correction; NSGA-III; correction method

0 概述

随着对现代船用柴油机综合性能的要求不断提高以及数字孪生技术在柴油机领域的发展, 基于模

型的智能控制、性能寻优、在线故障诊断与预测等复杂方法受到了广泛关注。常规的柴油机性能模型都是基于柴油机台架试验数据建立的, 船用柴油机

收稿日期: 2023-08-01

基金项目: 工业和信息化部高技术船舶科研项目 (CBG5N21-1-1)

作者简介: 闫玉生 (1998-), 男, 硕士, 主要研究方向为船用柴油机智能燃烧控制, E-mail: yys@hrbeu.edu.cn;

刘岱 (通信作者), E-mail: dailiu@hrbeu.edu.cn。

在长期使用过程中不可避免的会产生故障和零部件老化等问题，即便是定期的维护和保养也难以使柴油机性能达到出厂时的状态，此时的柴油机性能模型便不能正确的反映出真实柴油机的工作状态，从而难以满足性能寻优控制等方面的要求。因此，有必要建立一种能够进行自我修正的柴油机自适应模型，在真实柴油机性能衰退后柴油机性能模型依旧能够跟随真实柴油机的工作状态。

目前，对于解决发动机自适应模型建模的问题，国内外学者进行了大量研究。首先建立一个高精度且计算负担低的模型是自适应建模的关键任务。目前应用较多的自适应建模模型包括部件级模型、状态空间模型和数据驱动模型^[1-5]。自适应模型在自适应修正过程中需要反复调用模型，由于部件级模型本身的巨大计算负担以及模型的重复调用，总计算负担显著增加^[6]，因此状态空间模型和数据驱动模型由于其较低的计算复杂度而比部件级模型更受到关注。状态空间模型是一种线性模型，对于柴油机这类强非线性复杂系统适用范围有限。而数学驱动模型省去了物理模型公式推导的过程，根据数据之间的表征关系对发动机性能进行预测，建模过程简单而且模型预测精度较高。基于后续的优化控制需求，本文采用二阶响应面模型作为自适应建模模型，二阶响应面模型在柴油机的优化标定过程中应用广泛^[7-10]。通过试验设计只需有限的试验数据就可以建立发动机的响应模型，并且通过增加和调整输入参数就能提升模型输出响应精度，不需重新建立模型^[11]。

现有研究中发动机自适应模型修正方法主要以卡尔曼滤波器及其扩展方法为主，卡尔曼滤波器只能处理诸如状态变量模型的这类线性模型问题^[4,12]，缺陷较为明显。为了弥补卡尔曼滤波应用范围小的缺陷，采用扩展卡尔曼滤波的方法通过引入卡尔曼增益矩阵的方式拓宽了卡尔曼滤波的适用范围^[13-14]，但这种处理方式同时也给控制系统设计、计算都带来了较大的复杂度。无论是卡尔曼滤波还是扩展卡尔曼滤波都是通过比较性能模型输出与实验数据的差异来判断模型是否修正成功，该过程也被认为是逆向建模优化过程^[15]，因此一些研究中开始用优化算法作为自适应模型修正方法，将发动机自适应建模转换成了数学上的最优问题。杨天南^[16]等人提出了一种基于遗传算法的自适应模型修正方法。刘永葆^[17]等人通过改进遗传算法对燃气轮机部件进行了自适应建模研究。此外，还有研究采用了粒子群优化算法、缩放法^[18-19]等，尽管取得了一定进展，

但是常规优化算法还是存在一定的局限性，常规优化算法往往简单的通过线性加权的方式构造适应度函数从而将多目标优化问题转化为单目标优化问题，这种处理可能会造成刻画目标和解不够精细以及解的优劣程度难以保证等问题。为解决此类问题，多目标优化算法得到了国内外学者的关注。通过多目标优化算法得到一组帕累托解集，然后利用决策方法选取满足设计者要求的最终解集的方式在解决多目标优化问题上取得了重大进展。目前应用范围比较广的多目标优化算法包括非支配排序遗传算法（NSGA）、第二代非支配排序遗传算法（NSGA-II）以及第三代非支配排序遗传算法（NSGA-III）^[20-23]等，相比于NSGA与NSGA-II，NSGA-III能够优化的目标数量更多，算法的多样性和收敛性也得到了很大提升。因此，本文采用二阶响应面模型作为自适应建模的模型，利用NSGA-III算法作为模型的修正方法。

1 目标柴油机及其数据源

1.1 柴油机参数

本研究所采用的是直列六缸四冲程船用柴油机，其主要基本参数如表 1 所示。

表 1 柴油机基本参数

项目	参数
发动机型式	四冲程，直喷
构造	直列六缸机
点火顺序	1-5-3-6-2-4
缸径/mm×行程/mm	280×350
进气系统	增压中冷
压缩比	15
额定功率/kW	2300
额定转速/r/min	700

1.2 数据采集

二阶响应面模型构建前需要进行试验设计并采集大量柴油机运行数据，由于通过柴油机试验台架或实船运行获取数据成本昂贵、部分参数无法直接获取等劣势，因此本研究中二阶响应面模型建模所需数据均来自在 GT-POWER 软件中建立的柴油机预测模型。

首先在GT-POWER软件中根据柴油机基本参数建立柴油机预测模型，包括建立进排气系统、气缸、喷油器、曲轴箱、涡轮增压器等，根据 25%、50%、75%、100%四个典型负荷工况的柴油机台架实验数

据对柴油机预测模型的缸压与放热率曲线等进行标定, 相关的模型标定工作与结果已经在前述论文^[24]中完成, 仿真结果表明经过标定后的柴油机预测模型与实验数据具有较好的一致性, 能够替代实机为后文数据驱动建模提供全工况建模数据。最终得到的柴油机预测模型如图 1 所示。

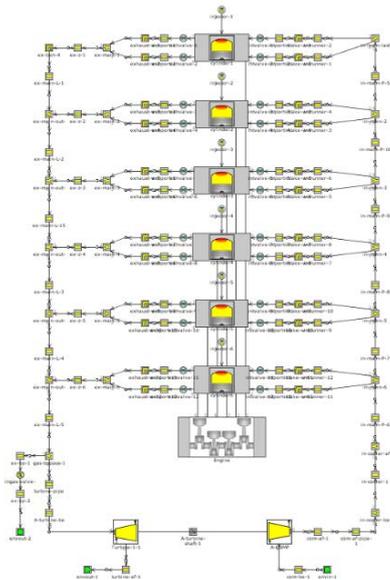


图 1 柴油机预测模型

然后要确定模型的输入输出参数以及输入参数的取值范围, 根据前述论文^[24]中的燃烧过程分析及控制参数与性能参数的相关性分析, 最终确定本文要建立的二阶响应面模型的输出参数包括功率、BSFC、NO_x、爆压和空燃比, 输入参数包括喷油正时、循环喷油量、喷油压力阵列系数、进气门开启时刻和发动机转速, 为了建立全工况的二阶响应面模型, 输入参数的取值范围要尽可能覆盖全工况, 表 2 为最终确定的各输入参数的取值范围。

表 2 输入参数取值范围

输入参数	取值范围
喷油正时/deg	[-11, -7]
循环喷油量/mg	[1200, 3200]
喷油压力阵列系数	[0.8, 1.3]
进气门开启时刻/° CA	[0, 30]
发动机转速/r/min	[400, 750]

在确定好输入输出参数及其范围后, 需要通过试验设计确定试验工况点的数目, 本文采用“空间填充设计+V 优设计”的混合试验设计方法, 该方法弥补了空间填充设计在试验边界点包含信息不足的缺陷, 同时能提高模型的精确性和预测能力。

在试验设计中, 试验点数量的选取至关重要, PARK^[25]等研究试验点个数对模型精度和泛化性能

的影响, 结果表明, 试验点数量为 80 个以上就可实现对发动机性能的良好预测, 因此本文最终选取的试验点为 90 个, 最后通过选取的试验点数据在柴油机预测模型中采集建模数据为后续二阶响应面模型建模做准备。

2 二阶响应面建模与验证

2.1 二阶响应面模型构建

二阶响应面模型构建包括局部模型构建和全局模型构建, 其中: 局部模型构建以组间调整变量喷油正时为自变量, 以性能参数功率、BSFC、NO_x、爆压、空燃比为响应量建立局部模型; 全局建模以循环喷油量、喷油压力阵列系数、进气门开启时刻、发动机转速等全局变量为自变量, 以局部模型系数为因变量建立全局模型。局部模型方程采用二次多项式, 全局模型采用二次多项式与径向基神经网络算法相结合的混合算法构建。径向基神经网络非常适合发动机的非线性系统建模, 能逼近任意非线性函数, 具有很好的预测能力^[26]。本文建立的二阶响应面模型如图 2 所示。

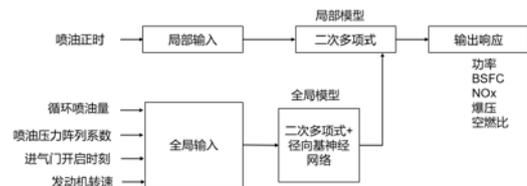


图 2 二阶响应面模型

2.2 二阶响应面模型验证

本文利用柴油机预测模型已经标定好的七个负荷工况的数据对建立的二阶响应面模型进行验证, 不同工况验证数据的相对误差如表 3 所示, 从表 3 中可以看出不同工况验证数据相对误差都在 4% 以内, 表明二阶响应面模型具有很好的拟合优良度、模型精度与泛化能力, 符合自适应建模要求。

表 3 不同工况验证数据的相对误差

MAPE(%)	功率	BSFC	NO _x	爆压	空燃比
25% 工况	0.41	0.37	-3.03	3.15	-1.73
35% 工况	0.19	0.01	-3.06	0.84	0.02
50% 工况	-0.26	-0.39	-2.95	-2.21	-1.74
65% 工况	0.07	-0.51	-0.13	0.49	0.06
75% 工况	0.41	-0.68	-0.18	1.84	2.46
85% 工况	0.16	-0.26	-0.46	0.75	1.22
100% 工况	-0.28	-0.37	0.46	0.59	-0.57

3 基于 NSGA-III 的二阶响应面模型的自适应研究

3.1 NSGA-III 的基本原理介绍

NSGA-III算法是2014年Deb与Jain^[22-23]在经典多目标优化遗传算法NSGA-II (Non-dominant Sorting genetic algorithm-II)的基础上提出的,相比于经典的多目标优化遗传算法,NSGA-III能够优化的目标数目不但得到了提升,而且通过引入参考点机制,提高了种群的收敛性和多样性,避免了局部最优,并且能够指导搜索方向,使算法能够适应不同形式的目标函数能够处理具有复杂多样性的多目标优化问题。其算法流程如图3^[23]所示。

```

Algorithm 1 Generation  $t$  of NSGA-III procedure


---


Input:  $H$  structured reference points  $Z^*$  or supplied aspiration points  $Z^a$ , parent population  $P_t$ 


---


Output:  $P_{t+1}$ 
1:  $S_t = \emptyset, i = 1$ 
2:  $Q_t = \text{Recombination+Mutation}(P_t)$ 
3:  $R_t = P_t \cup Q_t$ 
4:  $(F_1, F_2, \dots) = \text{Non-dominated-sort}(R_t)$ 
5: repeat
6:    $S_t = S_t \cup F_i$  and  $i = i + 1$ 
7: until  $|S_t| \geq N$ 
8: Last front to be included:  $F_i = F_i$ 
9: if  $|S_t| = N$  then
10:    $P_{t+1} = S_t$ , break
11: else
12:    $P_{t+1} = \bigcup_{j=1}^K F_j$ 
13:   Points to be chosen from  $F_i$ :  $K = N - |P_{t+1}|$ 
14:   Normalize objectives and create reference set  $Z'$ :
       Normalize  $(f^n, S_t, Z', Z^*, Z^a)$ 
15:   Associate each member  $s$  of  $S_t$  with a reference point:
        $[\pi(s), d(s)] = \text{Associate}(S_t, Z')$  %  $\pi(s)$ : closest reference point,  $d$ : distance between  $s$  and  $\pi(s)$ 
16:   Compute niche count of reference point  $j \in Z'$ :  $\rho_j = \sum_{s \in S_t} \mathbb{1}_{(\pi(s) = j)}$  ? 1 : 0
17:   Choose  $K$  members one at a time from  $F_i$  to construct  $P_{t+1}$ : Niching  $(K, \rho_j, \pi, d, Z', F_i, P_{t+1})$ 
18: end if

```

图3 NSGA-III 算法流程

NSGA-III算法通过非支配排序划分种群,并执行交叉变异来生成子代种群。然后结合父代和子代群体进行快速非支配排序,并根据参考点进行选择,选择合适的个体形成新的种群。最后重复迭代直到达到最大迭代数。

3.2 二阶响应面模型自适应方法研究

二阶响应面模型自适应方法结构如图4所示。

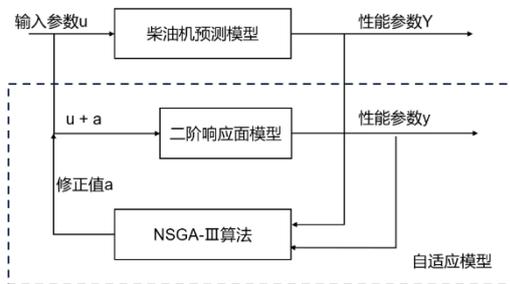


图4 二阶响应面模型自适应方法结构图

二阶响应面模型自适应修正过程为在线修正,在一定的环境和控制条件下,NSGA-III算法以最小化该工况点柴油预测模型输出的性能参数与二阶

响应面模型计算的性能参数相对误差为目标,得到二阶响应面模型的修正值,初始输入参数与修正值的加和作为二阶响应面模型的最初输入,通过不断迭代最终得到能够使目标最优的修正值。NSGA-III算法的相关参数设置如下:最大进化代数60,种群规模100,交叉概率与变异概率都为0.5。

3.2.1 柴油机状态偏移设置

柴油机由于故障和零部件老化造成的性能衰退现象种类繁多,而燃油系统作为柴油机动力输出的关键系统,在发生故障后对柴油机性能影响十分显著,燃油系统的重要组件电控单体泵极易发生故障老化问题,电控单体泵的核心组件高速电磁阀在关闭和开启阶段,由于电流作用时间、磁滞现象、阀杆动作延迟、阀杆运动过程等因素导致衔铁相对于控制电流存在滞后所产生的延迟时间会导致电磁阀开启延迟时间增加。电磁阀较大的响应延迟会引起喷油正时失准和循环喷油量的精度变差,从而产生柴油机排放超标以及油耗增大等问题^[27]。因此,本文通过模拟柴油机预测模型在100%稳态工况状态下喷油正时延迟与循环喷油量减少来对二阶响应面模型自适应效果进行验证。

模拟过程是通过在GT-POWER软件中调整柴油机预测模型的喷油正时以及循环喷油量的方式获取柴油机预测模型状态改变后的性能参数。调整后的柴油机预测模型有以下六种状态,状态①:喷油正时延迟0.5度;状态②:喷油正时延迟1度;状态③:循环喷油量减少100毫克;状态④:循环喷油量减少200毫克;状态⑤:喷油正时延迟0.5度,循环喷油量减少100毫克;状态⑥:喷油正时延迟1度,循环喷油量减少200毫克。

柴油机预测模型状态参数改变对应的性能偏移如表4所示。从表中可以看出状态①和状态③各性能参数的最大相对误差都在5%以内,说明喷油正时延迟0.5度或者循环喷油量减少100毫克影响较小,状态②、状态④、状态⑤、状态⑥对应的各性能参数中都存在相对误差超过5%的情况,说明这四种状态对应的调整方式对柴油机预测模型性能影响很大。

表4 柴油机预测模型状态参数改变对应的性能偏移

MAPE(%)	功率	BSFC	NOx	爆压	空燃比
状态①	-0.10	0.10	-3.36	-1.43	0.20
状态②	-0.21	0.21	-6.81	-2.84	0.47
状态③	-3.73	0.37	-4.01	-3.93	1.50
状态④	-7.44	0.76	-8.30	-7.73	3.14
状态⑤	-3.82	0.47	-7.37	-5.24	1.78

状态⑥	-7.68	1.02	-14.74	-10.35	3.57
-----	-------	------	--------	--------	------

3.2.2 二阶响应面模型自适应修正

二阶响应面模型自适应修正过程如下：在稳态工况下保持发动机转速不变，通过 NSGA-III 算法计算二阶响应面模型的输入参数（包括喷油正时、循环喷油量、喷油压力阵列系数、进气门开启时刻）的修正值，使二阶响应面模型的性能参数（包括功

率、BSFC、NO_x、爆压、空燃比）相对于柴油机性能参数偏移的误差达到最小，图 5 显示了上述六种状态条件下二阶响应面模型自适应修正后得到的帕累托前沿解集分布情况，从图 5 可以看出每个状态对应的帕累托前沿解集都具有良好的收敛性，帕累托前沿解集中所有非支配解集对应的性能参数的相对误差都在 3.5% 以内，满足误差要求。

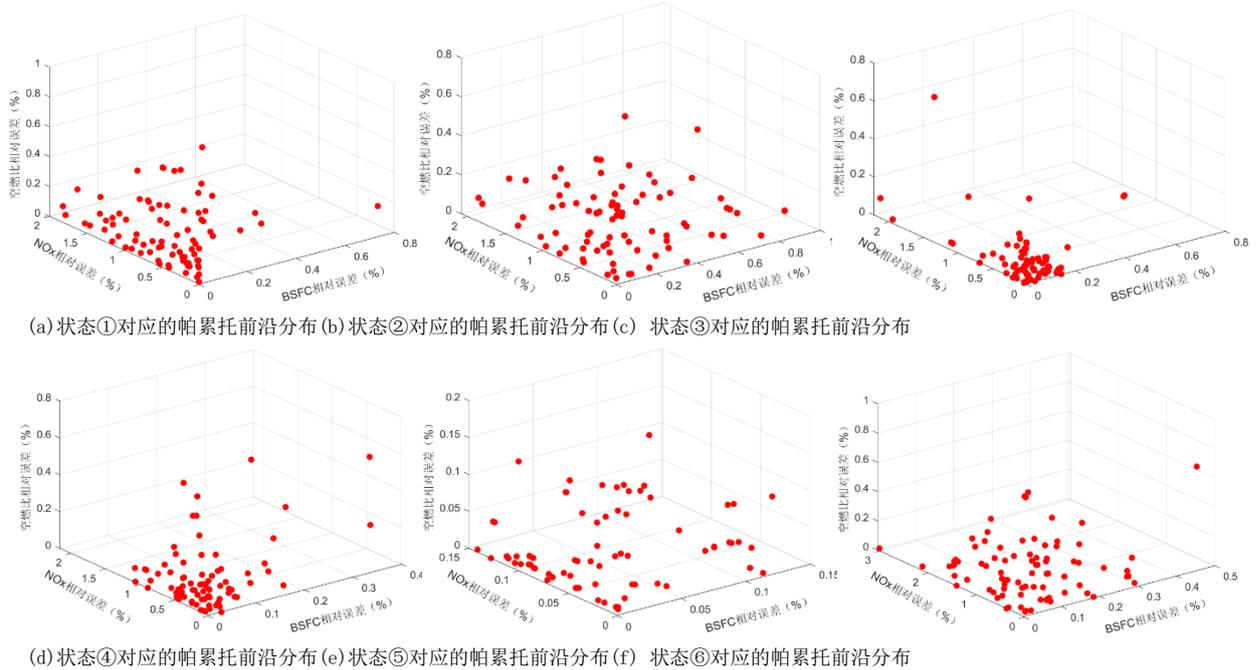


图 5 二阶响应面模型自适应计算后与柴油机预测模型性能误差帕累托前沿分布图

3.2.3 二阶响应面模型自适应结果选取方法

在得到帕累托解集后，因为一些优化目标之间存在“trade-off”关系，不可能同时使这些优化目标都达到最优情况，所以理论上帕累托解集中所有解都可以作为最优解，但实际应用中一般需要根据需求选取符合要求的解集作为最终结果，本文采用以下两种方法进行选取。

一、模糊决策法

通过模糊决策的方法从帕累托前沿面上选取符合决策者目的的折衷解^[28]，首先对帕累托前沿面上的非支配解集进行模糊化处理，其隶属度函数表示为：

$$\mu_i = \begin{cases} 1 & f_i < f_{i,min} \\ \frac{f_i - f_{i,min}}{f_{i,max} - f_{i,min}} & f_{i,min} \leq f_i \leq f_{i,max} \\ 0 & f_i > f_{i,max} \end{cases}$$

式中： μ_i 是模糊化后的目标函数； f_i 是非支配解集中第*i*个解； $f_{i,min}$ 是非支配解集中的最小值； $f_{i,max}$

是非支配解集中的最大值。对每个非支配解集作因素评价，构成模糊评价矩阵，因素评价矩阵描述了优化目标的权重占比，其设定会受到人为主观因素的影响，设定值根据决策者的倾向和意图来改变。本文中根据测量难以程度以及数量级大小综合考虑后设定功率、BSFC、NO_x、爆压和空燃比的权重分别为：0.15；0.25；0.25；0.15；0.2。

二、最小距离法

将帕累托前沿面上离原点位置距离最近的解集作为最终结果，相比于模糊决策法，此选取方法简单易操作，而且不受人为主观因素的影响。其计算公式为：

$$d = \min \sqrt{f_1^2 + f_2^2 + \dots + f_i^2}$$

其中*d*为非支配解集距离原点的最小距离； f_i 是非支配解集中第*i*个解。

3.3 二阶响应面模型自适应效果分析

二阶响应面模型自适应修正后得到的最优输入

参数修正值如下图 6 所示，从图 6 中可以看出通过模糊决策法和最小距离法选取得到的最优解中，无论是喷油正时或循环喷油量单独变化还是二者同时变化，二阶响应面模型自适应修正过程中都能对变化的参数进行识别并修正，从图 6(a)中可知，二阶响应面模型自适应修正后虽然准确的识别了喷油正时的变化，但是结果中喷油正时修正值与目标修正值误差较大，其原因可能是喷油正时延迟值过小，二阶响应面模型自适应修正后达不到如此小的精度，

另一方面二阶响应面模型本身的建模误差也会增大自适应修正过程中实际修正值与目标修正值的误差。而图 6(b)中二阶响应面模型自适应修正后不但准确识别了循环喷油量的变化而且修正值与目标修正值误差也较小。从图 6(c)和图 6(d)中可以看出，对于未变化的柴油机输入参数，其修正值接近于零。即当柴油机性能发生改变时，通过模型自适应计算，其结果可以准确反映柴油机的变化与未变化参数。

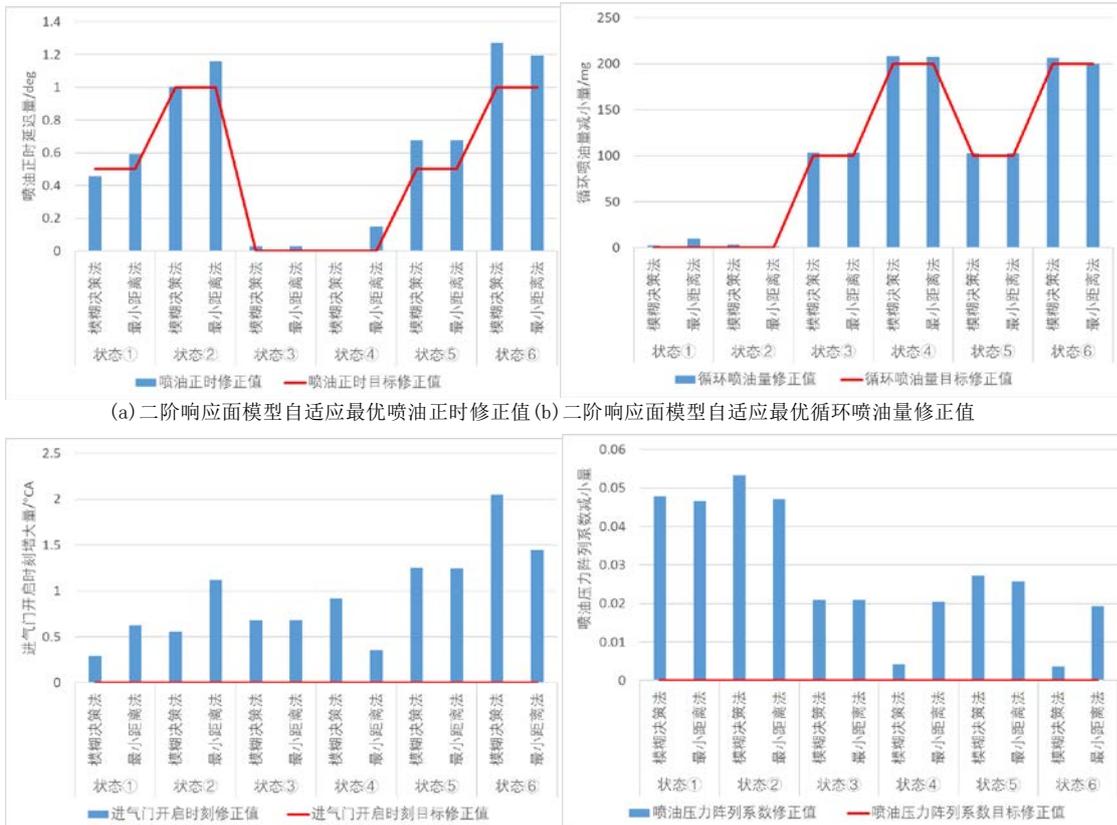
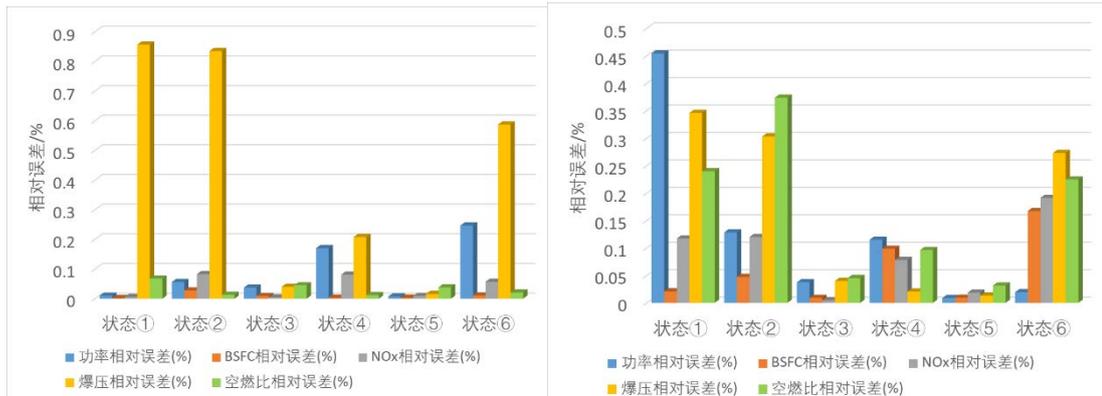


图 6 二阶响应面模型自适应计算后最优参数修正值

二阶响应面模型自适应最优修正参数对应的性能偏移误差如图 7 所示，从图 7 可知通过两种选取方法选择的二阶响应面模型自适应修正结果中各性能参数的相对误差都在 0.9% 以内，精度较高。对比图 7(a)与图 7(b)可知模糊决策法因为受人为主观因素的影响，权重较大的性能参数如 BSFC、NO_x 与空燃比相对误差都在 0.1% 以内，权重较小的性能参数如爆压和功率相对误差较大，状态①与状态②的

爆压相对误差更是接近 0.9%，因此如果更注重二阶响应面模型的某几个性能时可以采用模糊决策法。而最小距离法得到二阶响应面模型自适应修正结果中各性能参数的相对误差比较平衡，最大相对误差都不超过 0.5%，整体性能更好，如果二阶响应面模型的所有性能重要性相同或无法确定的情况下最小距离法更合适。



(a) 模糊决策法选取的最优修正参数对应的性能偏移误差 (b) 最小距离法选取的最优修正参数对应的性能偏移误差

图 7 二阶响应面模型自适应最优修正参数对应的性能偏移误差

4 结论

本文利用 NSGA-III 智能算法作为二阶响应面模型的自适应修正方法，并通过在稳定工况条件下改变柴油机预测模型的状态方式对二阶响应面模型的自适应效果进行分析得到了如下结论：

(1) 利用 NSGA-III 算法对二阶响应面模型进行修正过程中得到的帕累托前沿中所有解集的性能参数相对误差都在 3.5% 以内，满足误差要求，证实了将 NSGA-III 算法作为二阶响应面模型自适应修正方法的可行性。

(2) 无论是喷油正时或循环喷油量单独变化还是二者同时变化，二阶响应面模型自适应过程中都能够对其进行准确识别并修正在可接受误差内，而对于未改变的输入参数，自适应算法几乎不做修正。

(3) 二阶响应面模型自适应修正后的最优解中各性能偏移误差都在 0.9% 以内，表明二阶响应面模型在自适应修正后与柴油机预测模型性能匹配良好，证明通过 NSGA-III 算法能够实现二阶响应面模型的自适应修正。

参考文献：

- [1] 代安宁. 航空发动机机载自适应模型及优化控制研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2020.
- [2] 王圣超. 基于自适应模型的变循环发动机故障诊断及容错控制[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021.
- [3] 陆军, 郭迎清, 张书刚. 基于改进混合卡尔曼滤波器的航空发动机机载自适应模型[J]. 航空动力学

- 报, 2011, 26 (11) : 2593-2600.
- [4] 黄伟斌, 黄金泉. 航空发动机故障诊断的机载自适应模型[J]. 航空动力学报, 2008 (3) : 580-584.
- [5] 夏天乾, 徐植桂, 吴金栋, 等. 基于动态逆的涡轴发动机自适应模型建模方法研究[J]. 机械制造与自动化, 2022, 51 (5) : 123-125+148.
- [6] Shuwei Pang, Qihong Li, Hailong Feng. A hybrid onboard adaptive model for aero-engine parameter prediction[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 105 (prepublish).
- [7] 巩如波. 基于模型的船用双燃料发动机优化标定[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2019.
- [8] 焦宇飞, 刘瑞林, 周广猛, 等. 不同海拔下重型共轨柴油机喷油参数虚拟标定[J]. 内燃机学报, 2020, 38 (6) : 522-529.
- [9] 董新宇, 贾利, 张春, 等. 单体泵柴油机基于模型的标定优化研究[J]. 仪表技术, 2018 (3) : 27-29+46.
- [10] 王俊, 申立中, 杨永忠, 等. 基于响应曲面法的非道路用高压共轨柴油机设计点优化标定[J]. 农业工程学报, 2017, 33 (3) : 31-39.
- [11] 王科杰. 基于模型的高压共轨柴油机标定技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.
- [12] 田迪. 发动机机载自适应建模技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011.
- [13] Samer S. Saab. A heuristic kalman filter for a class of nonlinear systems. [J]. IEEE Trans. Automat. Contr., 2004, 49 (12) : 2261-2265.
- [14] Pla Benjamin, De La Morena Joaquin, Bares Pau, et al. Adaptive in-cylinder pressure model for spark

收稿日期: 2023-08-01

基金项目: 工业和信息化部高技术船舶科研项目 (CBG5N21-1-1)

作者简介: 闫玉生 (1998-), 男, 硕士, 主要研究方向为船用柴油机智能燃烧控制, E-mail: yys@hrbeu.edu.cn;

刘岱 (通信作者), E-mail: dailiu@hrbeu.edu.cn.

- ignition engine control[J]. Fuel, 2021, 299.
- [15] MA Yanhua, DU xian, SUN Ximing. Adaptive modification of turbfan engine nonlinear model based on lstm neural networks and hybrid optimization method[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(9):314-332.
- [16] 杨天南, 吴森, 王征. 1种发动机自适应模型的修正方法[J]. 航空发动机, 2016, 42(3):98-102.
- [17] 刘永葆, 贺星, 黄树红. 基于改进遗传算法的燃气轮机自适应建模[J]. 航空动力学报, 2012, 27(3):695-700.
- [18] 王永华, 李冬. 基于云粒子群算法的航空发动机性能衰退模型研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2012, 25(1):17-19+43.
- [19] Kong C, Ki J, Kang M. A new scaling method for component maps of gas turbine using system identification[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2003, 125(1):639-646.
- [20] SRINIVAS N, DEB K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms[J]. Evol Comput, 1994, 2(3):221-248.
- [21] DEB K, AGRAWAL S, PRATAP A, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: nsga-ii. [J]. IEEE Trans. Evolutionary Computation, 2002, 6(2):182-197.
- [22] DEB K, JAIN H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part i: solving problems with box constraints[J]. IEEE transactions on evolutionary computation: A publication of the IEEE Neural Networks Council, 2014, 18(4):577-601.
- [23] Himanshu Jain, Kalyanmoy Deb. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based nondominated sorting approach, part ii: handling constraints and extending to an adaptive approach. [J]. IEEE Trans. Evolutionary Computation, 2014, 18(4):602-622.
- [24] ZHANG jian, MENG Yangqian, LIU dai, et al. Modelling and multi-objective combustion optimization of marine engine with speed maintaining control target[J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2023, 41.
- [25] Sangki Park, Youngkun Kim, Seungchul Woo, et al. Optimization and calibration strategy using design of experiment for a diesel engine[J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 123:917-928.
- [26] 赵国锋, 巩如波, 宋恩哲, 等. 基于模型的船用柴油机多目标优化[J]. 船舶工程, 2019, 41(3):49-54.
- [27] 张建宇, 范立云, 袁航. 电控单体泵高速电磁阀多目标优化分析[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2017, 38(4):561-568.
- [28] 张程, 贾宝柱, 邹佳奇. 基于多目标遗传算法的柴电混合动力船舶功率分配优化[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(3):26-31+58.