

基于动态优化数据的航空发动机过渡态控制方法^{*}

黄如意, 黄金泉, 潘慕绚

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 江苏省航空动力系统重点实验室, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对一般稳态燃油前馈PID算法在发动机过渡态过程中控制效果差的问题, 提出了一种基于动态优化数据的涡轴发动机瞬态控制方法。采用带约束限制的序列二次规划(SQP)优化算法采集包线范围内各点的过渡态参数变化数据作为样本数据, 利用稀疏化的最小二乘支持向量机(LSSVM)对样本数据进行训练、测试, 将训练得到的LSSVM模型作为前馈与PI构成闭环控制器共同对涡轴发动机进行过渡态控制。通过对民用涡轴发动机部件级模型的包线内某两点不同功率水平进行仿真, 结果表明, 过渡态过程中动力涡轮转速超调量与下垂量均小于0.4%, 稳态误差为0, 动力涡轮转速稳定时间小于2s, 各参数均未超限, 因此, 该控制器能有效提高涡轴发动机过渡态控制效果, 实现对参数的限制管理。

关键词: 涡轴发动机; 过渡态控制; 序列二次规划; 最小二乘支持向量机; 前馈补偿; 比例积分控制器

中图分类号: V233.7 文献标识码: A 文章编号: 1001-4055 (2021) 02-0459-08

DOI: 10.13675/j.cnki.tjjs.190659

Transient Control Method of Aero-Engine Based on Dynamic Optimization Data

HUANG Ru-yi, HUANG Jin-quan, PAN Mu-xuan

(Jiangsu Province Key Laboratory of Aerospace Power System, College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To solve the problem that the general steady-state fuel feedforward PID algorithm has poor control effect during the transition state of the engine, a transient control method for turbo-shaft engine based on dynamic optimization data is proposed. The sequence quadratic programming (SQP) algorithm with constraint restrictions is used to collect the data of transition state parameter variations at each point in the flight envelope as the sample data, and the sample data is trained and tested by the sparse least squares support vector machine (LSSVM). The trained LSSVM model and PI constitute a closed loop controller to control the turbo shaft engine in transition state. By simulating different power levels of two points in the envelope of a civil turbo-shaft engine component-level model, the results show that the overshoot and sag are less than 0.4% during the transition state, the steady-state error is 0, and the power turbine speed stabilization time is less than 2s, and the parameters do not exceed the limits. Therefore, the controller can effectively improve the transition state control effect of

* 收稿日期: 2019-09-25; 修订日期: 2019-11-07。

基金项目: 国家科技重大专项 (2017-V-0004-0054)。

作者简介: 黄如意, 硕士生, 研究领域为航空发动机控制。E-mail: ryhuang@nuaa.edu.cn

通讯作者: 黄金泉, 博士, 教授, 研究领域为航空发动机建模、控制和故障诊断。E-mail: jhuang@nuaa.edu.cn

引用格式: 黄如意, 黄金泉, 潘慕绚. 基于动态优化数据的航空发动机过渡态控制方法[J]. 推进技术, 2021, 42(2):459-466. (HUANG Ru-yi, HUANG Jin-quan, PAN Mu-xuan. Transient Control Method of Aero-Engine Based on Dynamic Optimization Data[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2021, 42(2):459-466.)

the turbo-shaft engine and realize the limited management of parameters.

Key words: Turbo-shaft engine; Transition control; SQP; LSSVM; Feedforward compensation; PI controller

1 引言

涡轴发动机的过渡态通常指直升机旋翼负载改变所引起的发动机工作状态的变化,即驾驶员改变旋翼总矩所引起的涡轴发动机状态改变的过程^[1]。在过渡态过程中,需要保证一系列状态参数不超过其限制线,同时具备对直升机需求功率的快速跟随能力,能实现涡轴发动机的快速响应控制^[2]。因此,需要对涡轴发动机进行过渡态控制研究。目前,解决此类问题的方法主要有近似确定法、动态规划法与提取功率法^[3]。而其中近似确定法用稳态平衡方程来近似过渡态工作情况^[4],但该方法精度较低,过程较复杂;提取功率法在发动机稳态特性计算模型的基础上额外增加转子提取功率^[5-7],但忽略了容积效应与转子间的耦合效应,对于精度有一定影响。因此,本文采用动态规划法开展研究。

动态规划方法目前在过渡态控制方面应用广泛,其原理是基于发动机部件级模型建立所需的目标函数,并通过优化算法寻找最优的控制规律。其中常用的优化算法包括序列二次规划(SQP)^[8-11]、约束变尺度法^[12]、遗传算法^[13]等。Tagashira等^[14]将控制过程中的约束条件线性近似,运用于线性变循环发动机的寻优控制过程中,研究了可变循环发动机的性能参数(例如推力、涡轮机入口温度、喘振裕度)对控制变量的变化的敏感性。近年来,国内关于动态规划在航空发动机上的应用也开展了相关的研究。胡欢^[15]运用SQP算法探索了改变发动机工作极限对加速控制的影响。姚文荣等^[16]将SQP算法应用于模型预测控制中,进行发动机的在线滚动优化。倪斌斌^[17]在SQP寻优基础上,对涡轴发动机加速过程的涡轮前温度展开寿命延长控制的研究。

以上设计均在动态规划中采用SQP优化算法对发动机进行控制,然而这样的控制算法计算量大,占用内存多。因此,考虑在全包线范围内,针对不同的旋翼负载,可以采取其他措施以提高实时性,减少计算量。

本文针对民用涡轴发动机过渡态控制,基于SQP优化算法计算得出的满足限制条件的过渡态数据,提出了一种涡轴发动机过渡态控制方法,在部件级模型上进行仿真,并将其与传统前馈补偿方法进行

比较,验证了算法的有效性及其优越性。

2 基于SQP算法的优化数据

本文的算法结构如图1所示。由于涡轴发动机过渡态过程中,一个重要目标是保持动力涡轮转速恒定,当旋翼总矩发生较大变化时,一般的PID控制方法较难获得良好的动态性能^[18];带总距前馈的串级PID控制方法,也很难取得高品质的控制效果^[2,19-20]。而传统SQP算法计算量大,占用内存多,计算时间长,因此本文采用SQP优化所得动态数据建立LSSVM模型作为前馈,与PI构成闭环控制回路。图1中, H 为飞行高度; Ma 为马赫数; θ 为总矩角,象征旋翼负载水平; $\Delta\theta$ 为总矩角的变化量; n_p 为动力涡轮转速; n_{pr} 为动力涡轮转速参考指令; W_f 为燃油量; ΔW_f 为燃油变化量。

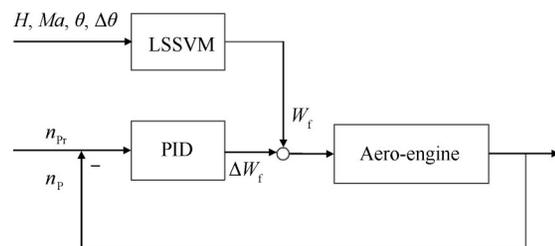


Fig. 1 Algorithm block diagram based on optimized data

2.1 优化数据的获得

序列二次规划算法一般用来解决带约束的非线性问题,其基本思想是在每一迭代点处以目标函数二次近似及约束函数的一次近似来构造二次规划问题,通过对二次规划问题的求解确立下降方向,以减小目标函数值来获取下一个迭代点,重复上述步骤直至得出原问题的解。SQP一般形式为

$$\begin{aligned} \min & f(x) \\ \text{s.t.} & h_i(x) = 0, i \in \{1, \dots, l\} \\ & g_i(x) \geq 0, i \in \{1, \dots, m\} \end{aligned} \quad (1)$$

式中 $f(x)$ 表示目标函数, $h_i(x)$ 与 $g_i(x)$ 分别表示等式约束函数与不等式约束函数, l 与 m 分别表示等式约束函数与不等式约束函数的个数。

对于涡轴发动机,其控制目标是使动力涡轮转速保持不变,并且在过渡态过程中保证加减速时间尽可能短,各参数不超过其限制值。发动机加减速过程是一个动态过程,实则是一组按时间排序的控

制量序列,若将加减速时间作为目标函数,则需要在整个优化过程中对时间进行全局优化,这种方法只适合离线进行,无法在线应用。因此,考虑将动力涡轮转速与指令值的差最小作为控制目标

$$J = \int_0^t (n_{Pr} - n_p)^2 dt \quad (2)$$

将式(2)离散化后得到

$$J = \sum_{i=1}^{k-1} \left(1 - \frac{n_{Pi}}{n_{Pr}}\right)^2 \Delta t + \left(1 - \frac{n_{Pk}}{n_{Pr}}\right)^2 \Delta t \quad k = 1, \dots, n \quad (3)$$

当 n 增加时,优化的计算时间随之成3次以上的级数增加,且收敛性无法保证,故直接进行局部优化是困难的,所以基于SQP算法的航空发动机优化控制研究通常采用局部优化^[21]。

因此式(3)可简化为

$$J = \left(1 - \frac{n_{Pk}}{n_{Pr}}\right)^2 \Delta t \quad k = 1, \dots, n \quad (4)$$

考虑到需保证涡轮级间温度不超限,燃气涡轮转速不超限,压气机喘振裕度不超限,燃油变化率不超限,燃油最大、最小值不超限,各约束条件为

$$g_1 = \frac{n_{Ck}}{n_{C, \max}} - 1 \leq 0 \quad (5)$$

$$g_2 = 1 - \frac{SM_{Ck}}{SM_{C, \min}} \leq 0 \quad (6)$$

$$g_3 = \frac{T_{45k}}{T_{45, \max}} - 1 \leq 0 \quad (7)$$

$$g_4 = \frac{W_{fk}}{W_{f, \max}} - 1 \leq 0 \quad (8)$$

$$g_5 = \frac{W_{fk}}{W_{f, \min}} - 1 \geq 0 \quad (9)$$

$$g_6 = \frac{\Delta W_{fk}}{\Delta W_{f, \max}} - 1 \leq 0 \quad (10)$$

式中 $n_{C, \max}$ 为燃气涡轮转速最大值, $SM_{C, \min}$ 为压气机喘振裕度最小值, $T_{45, \max}$ 为涡轮级间温度最大值, $W_{f, \max}$ 为燃油流量最大值, $W_{f, \min}$ 为燃油流量最小值, $\Delta W_{f, \max}$ 为燃油流量变化率最大值,下标 k 为第 k 步。

涡轴发动机飞行包线由高度0~6km,马赫数0~0.4构成,负载总矩角 θ 在0~12°。为研究涡轴发动机在全飞行包线内,在不同旋翼负载总矩下的过渡态参数变化规律,以飞行高度 $H = 500m$, $Ma = 0.05$ 等间隔划分飞行包线。为了体现过渡态过程中总矩角变化的多样性,令 θ 在30s内遍及0~12°,即取到旋翼负载水平的上下界,且 θ 变化率在0~30°/s。

针对112个包线点,对每个包线点, θ 均按如图2

(a)所示规律变化,SQP算法所采用的数学模型为涡轴发动机部件级模型,利用该非线性模型进行仿真,得到涡轴发动机部分状态量(动力涡轮转速 n_p 、燃气涡轮转速 n_c 、压气机喘振裕度 SM_c 、涡轮级间温度 T_{45} 、燃油流量 W_f)随 θ 的变化情况,并存储包线点对应的输入数据($H, Ma, \theta, \Delta\theta$)与输出数据 W_f ,其中 $\Delta\theta$ 表示 θ 的变化率,体现了发动机的动态特性。

通过在CPU主频3.30GHz,内存4.00GB的电脑上进行仿真验证可知,使用SQP算法的计算时间较长,单个步长(0.02s)内耗时0.0741s,占用内存86%,因此无法实现在线计算。

根据仿真结果发现:高度越高,马赫数越低,过渡态过程中越容易达到参数限制值。所以本文仅就控制效果最差的工作点 $H = 6km$, $Ma = 0$ 给出仿真结果,如图2所示。

从图2可以看出, n_p 在 θ 变化开始2s内产生最多2.12%的下垂量,随后迅速上升至指令值并保持稳定, n_c 与 T_{45} 在过渡态过程中均无触及约束边界,而 SM_c 在过渡态开始1~2s内受到约束影响,维持在10%,产生这种现象的原因是 θ 变化速率较大,燃油调节不及时,使得发动机工作点靠近压气机喘振裕度边界,随着燃油流量的调节,工作点原理喘振裕度边界,故 SM_c 增加。同时由图2的(c),(e),(f)可以看出: n_c, T_{45}, W_f 与 θ 的变化趋势相同。

由上述分析可知,采用SQP优化算法进行涡轴发动机过渡态控制时,相关参数能保证不超限,动力涡轮转速控制效果较好,故利用此算法采集所得数据,将 $H, Ma, \theta, \Delta\theta$ 作为样本输入, W_f 作为样本输出训练LSSVM模型,其中 $\Delta\theta$ 体现了模型的动态特性。

2.2 训练最小二乘支持向量机模型

最小二乘支持向量机在支持向量机的基础上增加了误差的平方项,并将不等式约束转化为等式约束,减少了计算量。其具体形式为

$$\min_{\omega, e, b} J(\omega, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (11)$$

s.t.

$$d_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (12)$$

其中, $e = [e_1, \dots, e_N]^T$,表示真实输出值与模型预测值之间的误差, C 是正则化参数,表征模型的复杂度和训练误差,防止模型过拟合, $\varphi(\cdot)$ 表示线性变换,将输入空间的非线性拟合问题转化为特征空间的线性拟合问题^[22]。为解决式(11),构造Lagrange函数

$$L(\omega, b, e, \alpha) = J(\omega, e) - \sum_{i=1}^N \alpha_i (\omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - d_i) \quad (13)$$

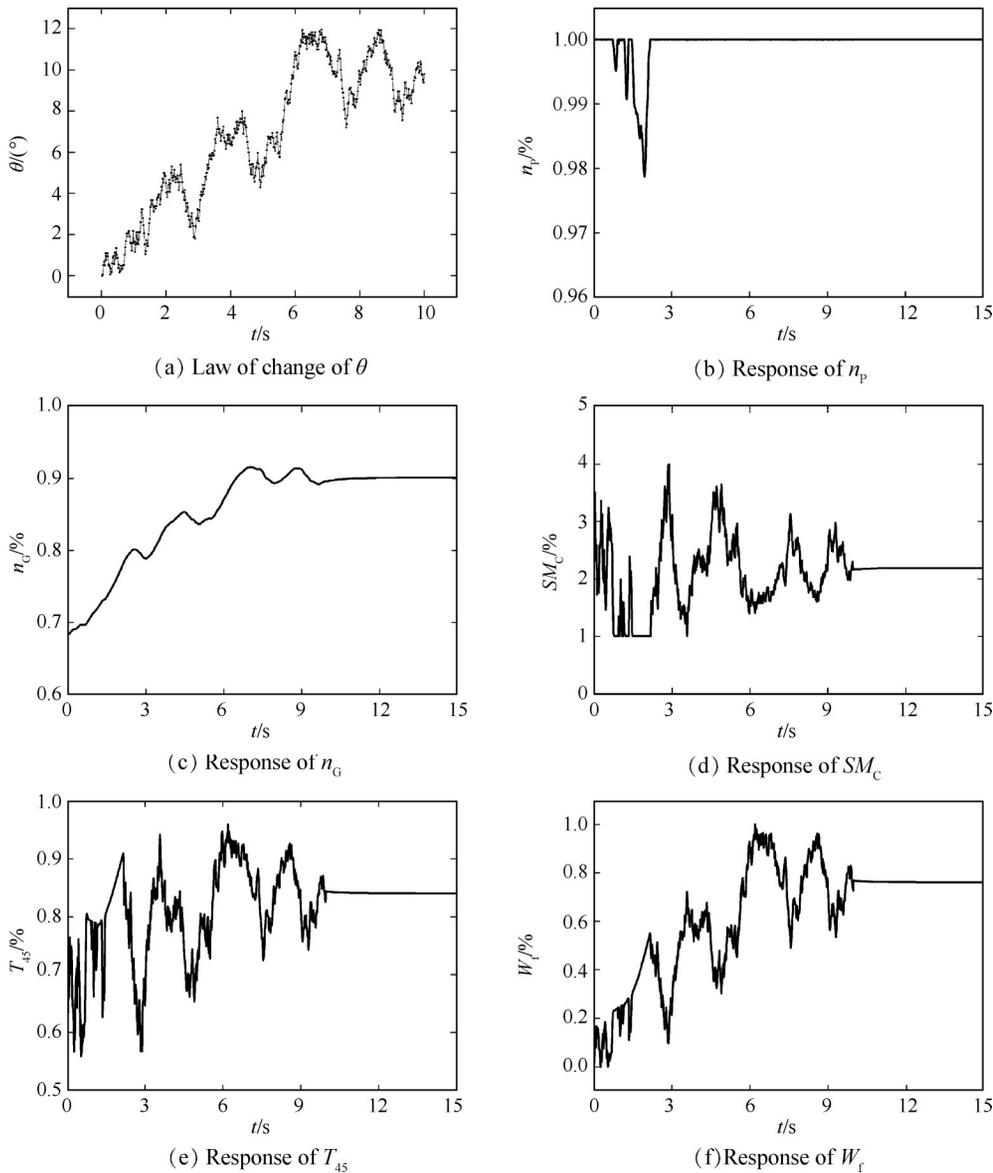


Fig. 2 Response curve of θ change

其中, $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]^T$ 表示 Lagrange 乘子, 式 (13) 的 KKT 条件(KKT 条件用以解决含有等式、不等式约束的优化问题, 即对拉格朗日函数-式 (13) 求所有变量的偏导, 并令偏导数等于零。)为

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = C e_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - d_i = 0 \end{cases} \quad (14)$$

将 e_i 与 ω 消去, 得到

$$\begin{bmatrix} 0 & E^T \\ E & K + I \cdot C^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ d \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中 E 是单位适维矩阵, K 是核矩阵, K_{ij} 表示核矩阵 K 的第 i 行、第 j 列元素, $K_{ij} = k(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$, $k(x_i, x_j)$ 是核函数。通过求解式 (15), 得到最小二乘支持向量机的一般形式为

$$y = f(x) = \sum_{i=1}^N a_i k(x, x_i) + b \quad (16)$$

针对式 (16), 由于高斯核函数具有相当大的灵活性, 其复杂度与训练集的大小无关, 故选取高斯核函数作为支持向量机的核函数, 高斯核函数 $k(\|x - x_c\|) = \exp(-\frac{\|x - x_c\|^2}{2\sigma^2})$ 中有一个可调参数: 核函数宽度参数 σ , 表征核函数的径向作用范围。将 2.1 节中得到的数据作为样本, 选取如图 3 中所示的 15 个包线点数据 (红色) 作为测试样本集, 其余数据作为训练样本集进行回归模型的训练。

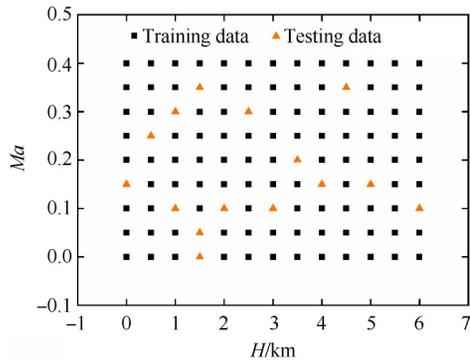


Fig. 3 Training data and testing data

由于共 117 个包线点,每个包线点内 θ 在 10s 内每隔 0.02s 变化一次,因此共有 58500 组数据,样本数据较大。由式(14)中的 $\alpha_i = Ce_i$ 可知,如果误差 e_i 不为 0,那么支持向量 α_i 也不为 0,而一般 $e_i \neq 0$,所以几乎所有的样本均为支持向量,这导致模型复杂度过高,对计算机内存有较高要求。因此,有必要对模型进行稀疏化处理。

由于样本数据过多导致支持向量过多,算法实时性降低,因此本节提出一种固定大小的支持向量的回归算法。

首先根据简单的 Monte Carlo 实验获得核参数 σ 的最佳值和固定大小的 LSSVM 容量 cap (即回归模型中支持向量的个数)。对不同的 σ 与 cap ,利用训练得到的最小二乘支持向量机,根据模型预测值与真实值之间的均方根误差来评估支持向量随机子集的性能,从中选取性能最优的一组 σ 与 cap 。经搜索选择,本文中 $\sigma = 1$,LSSVM 容量 $cap = 200$ 。

在选取支持向量时,采用二次 Renyi 熵^[23]作为评价标准,其原理如下:

熵作为信源对输出信息的度量,其一般形式为

$$H = -\sum_{i=1}^N P_i \ln P_i \quad (17)$$

式中 $P_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 表示消息出现的概率。当所有输出信息概率相同时, H 最大;同理,当某一输出信息出现概率为 1 时, H 为 0。

数学家 Alfred Renyi 在熵的基础上提出了 Renyi 熵的概念,将概率密度 $P(x)$ 的 $\alpha (\alpha \geq 0$ 且 $\alpha \neq 1)$ 阶 Renyi 熵定义为

$$H_{R_\alpha} = \frac{1}{1-\alpha} \ln P^\alpha(x) dx \quad (18)$$

若采用二阶 Renyi 熵,那么 $\alpha = 2$,所以式(18)变成

$$H_{R_2} = -\ln P^2(x) dx \quad (19)$$

根据 Parzen 窗密度估计

$$P(x) \approx \frac{1}{N} \sum_{x_i \in N} k(x, x_i) \quad (20)$$

因此

$$\int P^2(x) dx \approx \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N K(x_i, x_j) \quad (21)$$

所以,式(19)可近似为

$$H_{R_2} = -\ln \left(\frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N K(x_i, x_j) \right) \quad (22)$$

采用二次 Renyi 熵选取支持向量的步骤如下:

(1) 预先从训练样本集中选取任意 cap (此处 $cap = 200$) 组训练样本作为初始支持向量集 S_0 。

(2) 取出集合 S_0 初始向量中任意一组数据 s_1 , 并从训练样本集中选择一组样本数据 t_1 加入 S_0 , 构成新的支持向量集 S_1 , 计算此时集合 S_1 的二阶 Renyi 熵 H_1 。

(3) 从剩余训练样本集数据中选择一组样本数据 t_2 加入 S_1 , 构成新的支持向量集 S_2 , 计算此时集合 S_2 的二阶 Renyi 熵 H_2 。

(4) 若 $H_2 \geq H_1$, 则重复步骤 2, 否则重复步骤 3。

(5) 对所有训练样本集中数据进行上述操作, 得出使得二阶 Renyi 熵最大的 200 个支持向量。

3 仿真验证

利用已选出的 200 个支持向量, 利用训练样本集训练 LSSVM, 并利用测试样本集对已训练好的 LSSVM 测试样本数据, 测得相关数据如表 1 所示。

Table 1 Main design parameters of LSSVM

Parameters	Value
Training data	51000 × 5
Testing data	7500 × 5
Capacity	200
RMSE	0.0025
Hit rate/%	72.63
C	1000
σ^2	1
Training time/s	2.51
Testing time/s	0.085

将离线训练好的动态 LSSVM 模型作为前馈计算主要燃油变化, 与 PI 构成闭环控制器, 对涡轴发动机进行过渡态控制。

通过在 CPU 主频 3.30GHz, 内存 4.00GB 的电脑上进行仿真验证可知, 利用 LSSVM 模型的计算时间

在单个步长(0.02s)内仅需0.01s,占用内存54%,满足实时运行要求。

限于篇幅,仅选取地面点 $H = 0\text{m}$, $Ma = 0$ 及非设计点 $H = 1250\text{m}$, $Ma = 0.125$ 与上文中提及的最差的工作点 $H = 6\text{km}$, $Ma = 0$ 进行仿真验证,三个工作点的PI控制器参数如表2所示,其中 H 对应单位为 m 。

在20~26s,涡轴发动机旋翼总矩从 0° 线性增加

Table 2 Parameters of PI

(H, Ma)	k_p	k_i
(0, 0)	5×10^{-6}	5×10^{-5}
(1250, 0.125)	5×10^{-6}	5×10^{-7}
(6000, 0)	5×10^{-5}	5×10^{-5}

到 12° , 在40~46s, 涡轴发动机旋翼总矩从 12° 线性减少至 0° , 将仿真结果与稳态燃油插值前馈PI的闭环控制器仿真结果进行对比,如图4,图5所示。

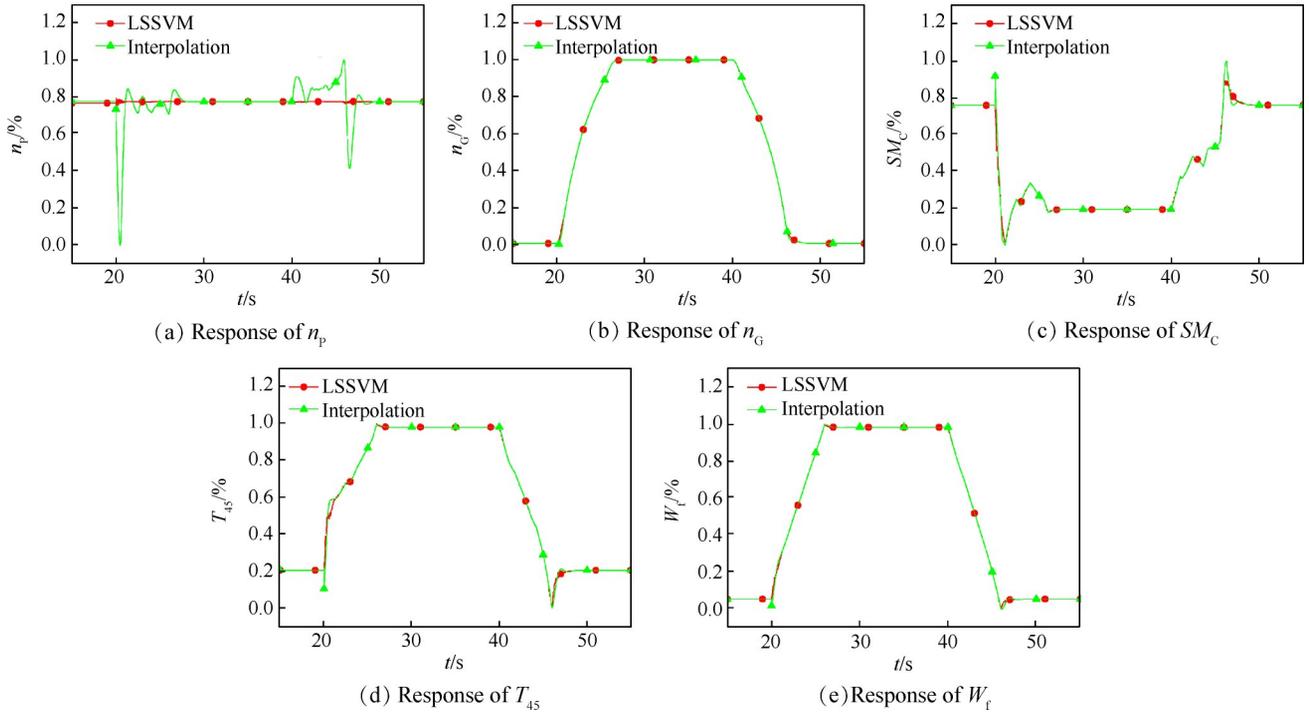


Fig. 4 Response curve of θ change when $H=0\text{km}$, $Ma=0$

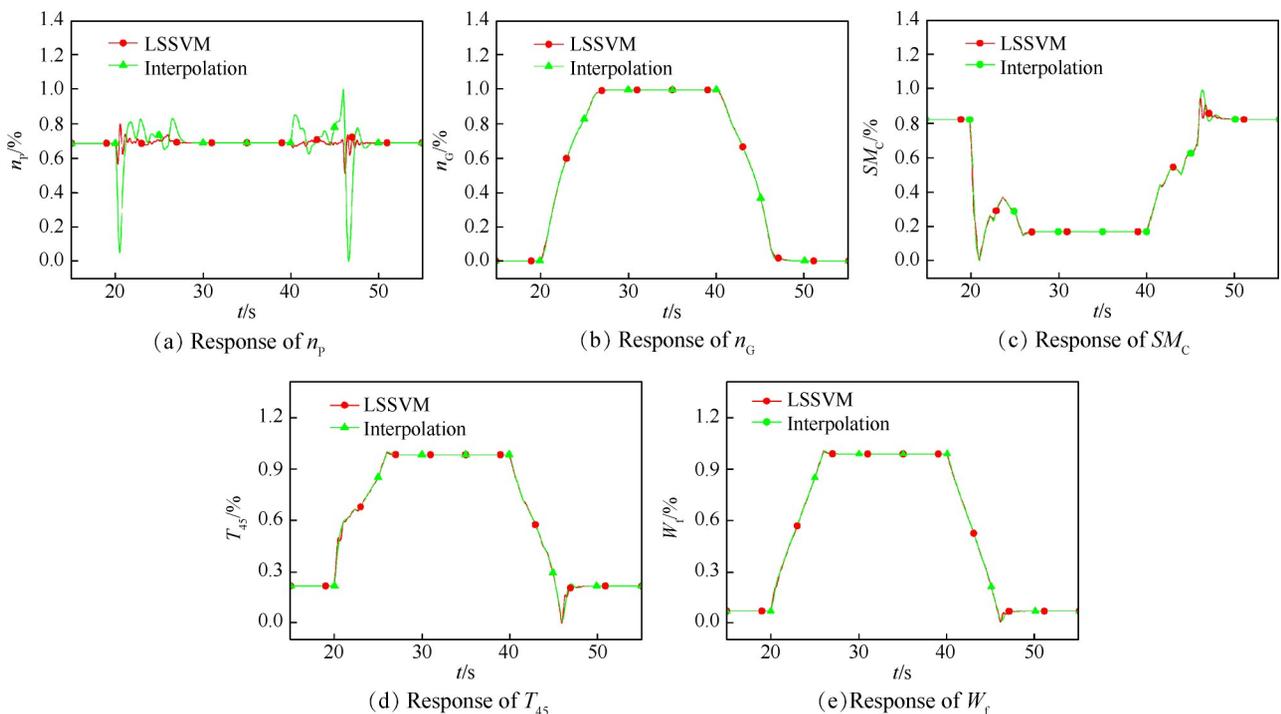


Fig. 5 Response curve of θ change when $H=1250\text{m}$, $Ma=0.125$

从图4(a)可以看出:在(0,0)点处,使用LSSVM前馈补偿时,当总矩增加时,动力涡轮转速超调量与下垂量几乎为0,稳态误差为0,动力涡轮转速稳定时间小于1s,图4的(b),(c),(d)分别是燃气涡轮转速、压气机喘振裕度、涡轮级间温度在瞬态过程中的变化情况,可以看出均未超出约束限制值。图5(a)中,当总矩增加时,动力涡轮转速超调量小于0.3%,下垂量小于0.4%,稳态误差为0,动力涡轮转速稳定时间小于2s,图5的(b),(c),(d)中,各参数值均未超限。

图6中,当总矩增加或减小时,动力涡轮转速几乎无超调或者下垂,稳态误差为0,图6的(b),(c),(d)中,各参数值均未超限。

将LSSVM前馈补偿方法与传统的稳态燃油前馈补偿方法进行比较,发现在过渡态过程中,采用稳态燃油前馈补偿方法控制时,动力涡轮转速仍有最大3%的下垂,动力涡轮转速稳定时间为4s。因此,本文提出的LSSVM前馈补偿方法能保证动力涡轮转速在过渡态过程中几乎不变,验证了该方法的有效性。

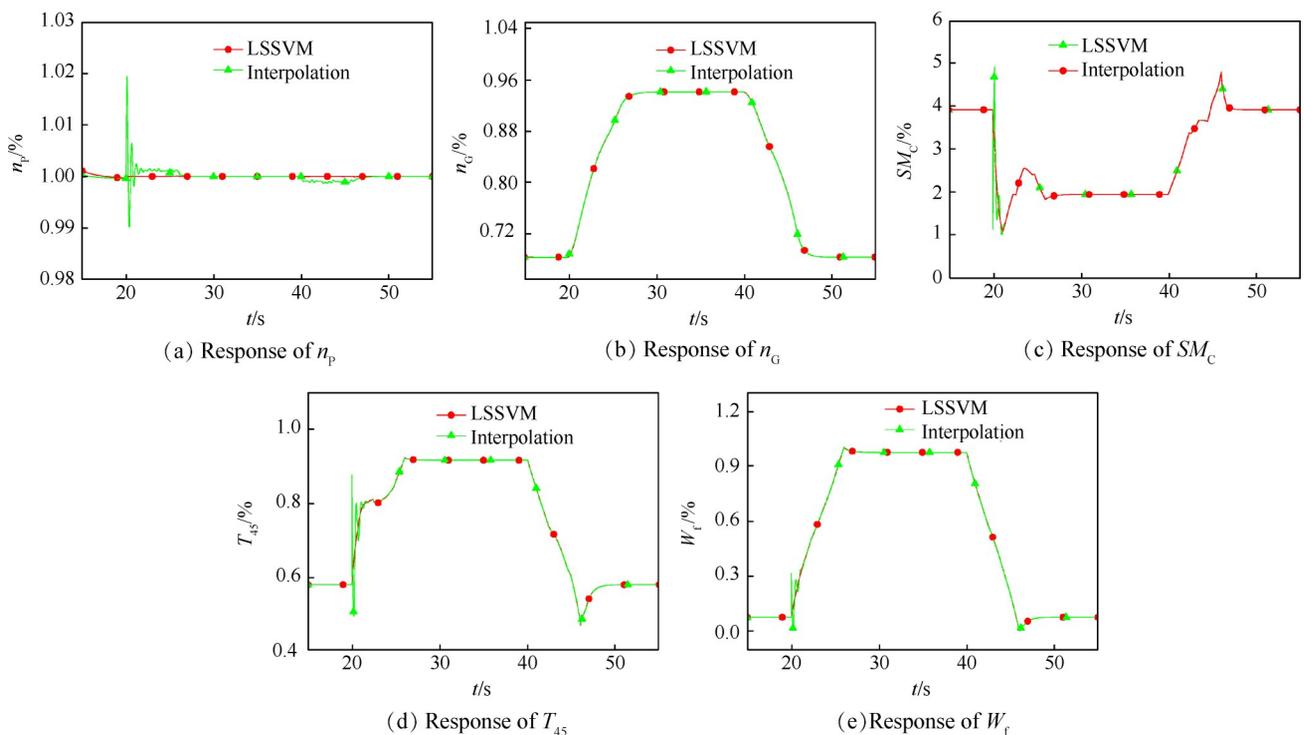


Fig. 6 Response curve of θ change when $H=6000\text{m}$, $Ma=0$

4 结论

本文采用SQP优化算法采集涡轴发动机过渡态工作点的数据,且利用所采集的优化数据训练稀疏化LSSVM智能模型作为前馈补偿,与PI构成闭环控制回路,得出以下结论:

(1)利用SQP优化算法,在包线内工作点,获得了涡轴发动机的过渡态过程中的优化数据,此类优化数据保证稳态误差为零,下垂量小于2.12%,调节时间小于2s,并保证各参数值不超限,满足发动机过渡态控制要求。

(2)利用优化数据训练稀疏LSSVM模型,并作为前馈与PI构成闭环控制器运用到涡轴发动机上,将该控制器与稳态燃油前馈控制器进行对比。仿真结果表明,过渡态过程中动力涡轮转速超调量与下垂

量均小于0.4%,稳态误差为0,同时该算法较稳态燃油前馈控制器更能减少动力涡轮转速的超调和下垂量,减少调节时间,控制性能良好。

致谢:感谢国家科技重大专项的资助。

参考文献

- [1] 黄开明,尹泽勇,黄金泉. 参数限制对涡轴发动机过渡态控制的影响[J]. 航空动力学报, 2006, 21(2): 432-436.
- [2] 汪勇,张海波,杜紫岩,等. 一种变旋翼转速直升机/涡轴发动机非线性模型预测控制方法研究[J]. 推进技术, 2019, 40(10): 2334-2342. (WANG Yong, ZHANG Haibo, DU Zi-yan, et al. A Novel Nonlinear Model Predictive Control Method for Helicopter/Turboshaft Engine with Variable Rotor Speed[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2019, 40(10): 2334-2342.)
- [3] 陆军,郭迎清,王磊. 航空发动机过渡态最优控

- 制规律设计的新方法[J]. 航空动力学报, 2012, 27(8): 1914-1920.
- [4] 廉筱纯, 吴 虎. 航空发动机原理[M]. 西安:西北工业大学出版社, 2005.
- [5] 杨 琴, 时瑞军, 周剑波. 一种化繁为简的过渡态控制规律设计方法[J]. 航空动力, 2019, (1): 41-45.
- [6] 贾琳渊, 陈玉春, 赵 强. 涡轴发动机闭环过渡态控制规律设计[J]. 航空科学技术, 2012, (1): 70-73.
- [7] Chen Y, Xu S, Cai Y, et al. Virtual Power Extraction Method of Designing Acceleration and Deceleration Control Law of Turbofan[R]. AIAA 2009-5214.
- [8] 陈光明, 樊 丁. SQP方法在航空发动机加速过程控制中的应用研究[J]. 航空动力学报, 1999, 14(3): 90-93.
- [9] 郭腊梅, 樊 丁, 戚学锋. 涡轴发动机最优加速控制研究[J]. 西北工业大学学报, 2004, (2): 137-139.
- [10] 冯林爽. 基于PSO和SQP混合优化算法的高超声速飞行器轨迹优化[C]. 青岛:第27届中国控制与决策会议, 2015.
- [11] Li J, Fan D, Sreeram V. SFC Optimization for Aero Engine Based on Hybrid GA-SQP Method[J]. *International Journal of Turbo and Jet Engines*, 2013, 30(4): 383-391.
- [12] 丁凯锋, 樊思齐. 变几何涡扇发动机加速控制规律优化设计[J]. 推进技术, 1999, 20(2): 17-20. (DING Kai-feng, FAN Si-qi. Optimal Design of Accelerating Control Law for Variable Geometry Turbofan Engine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 1999, 20(2): 17-20.)
- [13] 时瑞军, 樊思齐. 基于遗传算法的涡扇发动机多变量加速寻优控制[J]. 推进技术, 2003, 34(4): 357-360. (SHI Rui-jun, FAN Si-qi. Optimal Acceleration Control of Turbofan Engine with Genetic Algorithm[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2003, 34(4): 357-360.)
- [14] Tagashira T, Sugiyama N. A Performance Optimization Control of Variable Cycle Engines[R]. AIAA 2003-4984.
- [15] 胡 欢. 基于SQP方法的航空发动机过渡态最优控制研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2015.
- [16] 姚文荣, 孙健国. 涡轴发动机非线性模型预测控制[J]. 航空学报, 2008, 29(4): 776-780.
- [17] 倪斌斌. 航空动力装置建模与过渡态控制规律研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2013.
- [18] 肖玲斐, 朱 跃. 涡轴发动机组合模型非线性预测控制[J]. 推进技术, 2012, 33(2): 283-287. (XIAO Ling-fei, ZHU Yue. Combined Model Based Nonlinear Predictive Control for Turbo-Shaft Engine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2012, 33(2): 283-287.)
- [19] Qin S J, Badgwell T A. A Survey of Industrial Model Predictive Control Technology[J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11(7): 733-764.
- [20] 缪丽祯. 基于扭振抑制的涡轴发动机控制方法研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2017.
- [21] 赵 琳, 樊 丁, 陕薇薇. 航空发动机过渡态全局寻优控制方法研究[J]. 航空动力学报, 2007, 22(7): 1200-1203.
- [22] 赵永平. 支持向量回归机及其在智能航空发动机参数估计中的应用[D]. 南京:南京航空航天大学, 2009.
- [23] 赵冠华. 基于二次Renyi熵的非迭代最小二乘支持向量机预测模型[J]. 计算机应用, 2009, 29(10): 2751-2754.

(编辑:朱立影)