

文章编号: 1000-8055(2010)03-0659-08

信赖域滤子算法在航空发动机 在线优化中的应用

张海波, 孙健国, 王健康

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 主要研究了航空发动机在线优化问题. 以非线性发动机部件级模型为优化对象, 将信赖域滤子算法应用于航空发动机在线优化, 相比基本信赖域算法, 该算法由于采用非单调的滤子算法和松弛重置, 兼顾了算法在目标函数值下降与可行性保持两方面的品质, 通过松弛重置避免子问题的不可行性, 滤子算法则保证了算法收敛到全局最小解. 最后, 基于信赖域滤子算法, 以涡扇发动机最小油耗寻优控制为仿真算例, 验证了该算法的优越性.

关 键 词: 航空发动机; 在线优化算法; 信赖域滤子算法; 最小油耗模式

中图分类号: V233.7

文献标识码: A

Application of trust region filter algorithm to aero-engine online optimization

ZHANG Hai bo, SUN Jian guo, WANG Jian kang

(College of Energy and Power Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Online optimization method for aero-engine was mainly studied in this paper. Trust region filter algorithm was applied to solve aero-engine online optimization problem in which a relative nonlinear component-level model was used as the optimization model. The algorithm has better optimality and feasibility than the basic trust region algorithm (BTRA). Sub-optimization problem infeasibility is escaped by using a restoration algorithm, and the filter algorithm guarantees the algorithm global convergence ability. As shown in a simulation example, the trust region filter algorithm was used in the minimum specific fuel consumption mode for some two-spool turbofan engine performance seeking control, and the simulation results show that it has better optimization effectiveness than BTRA, if it's intended to solve aero-engine online optimization problem.

Key words: aero-engine; online optimization algorithm; trust region filter algorithm; minimum specific fuel consumption mode

复杂被控对象(如工厂供热电装置、飞机、航空发动机及机器人系统等)的上层规划优化控制一直以来都是控制工程与理论界关注的研究方向, 由于复杂被控对象的多任务、实时性等工程实

践要求, 造成复杂被控对象的优化控制难度很大. 航空发动机在线优化控制过程也同样体现了这种多任务、实时性要求, 不同的飞行任务对发动机的优化要求往往是不一样的, 如常规飞行时侧重于

收稿日期: 2009-02-15; 修订日期: 2009-07-13

基金项目: 国家自然科学基金(50576033)

作者简介: 张海波(1976-), 男, 山东潍坊人, 副教授, 博士, 主要从事航空发动机优化控制研究.

推力的增加、油耗的降低、涡轮前温度的降低等独立需求,而超机动飞行时则要求发动机能够确保安全稳定工作. 发动机在线优化控制在不增加额外硬件设施的条件下,仅利用在线的优化控制程序实时挖掘发动机性能,因此其工程效益是十分明显的^[8].

优化对象——发动机模型呈现出明显的多维性、非线性与非凸性,因此合适的实时优化算法选择就显得十分棘手. 众所周知,对于非线性有约束优化对象,重要的一类解决方法是序列优化法如序列线性规划法 (SLP)、序列二次规划法 (SQP)^[9] 等,其基本思想是构造原优化问题的一次或二次的低次逼近模型,通过优化求解,并由评价罚函数确定下次迭代点,逐步序列地得到原问题的解,其算法的显著特点是依赖于评价罚函数来与原问题匹配,因此可以称之为基于罚函数的序列优化算法. 信赖域算法是另一类求解非线性约束优化问题的有效算法,与基于罚函数的序列优化算法不同,这类方法主要基于信赖域半径的预测更新确定下一迭代点,而不需要依赖评价罚函数判定,免去了评价罚函数权值系数的选取更新等较为复杂的步骤,信赖域算法在近年来得到广泛地研究^[9]. 另一个值得关注的方法是滤子算法 (filter algorithm, 简称 FA), 该算法是评价罚函数算法的推广^[9-10], 其思想是借助多目标优化的思想,突出了目标函数的下降与解可行性两方面的独立性,相比传统评价罚函数扩大了可行搜索区域,避免过早地使算法陷入局部极小,更加适宜于复杂非线性函数优化的应用,一些序列滤子算法如 SQP filter, SLP filter 等算法均得到了很好的研究^[11-12]. 对于信赖域算法而言,由于其存在优化子问题与原优化问题不兼容的情况,需要借助松弛重置算法 (relax restoration algorithm, 简称 RRA) 与滤子算法来得到下一步迭代点,信赖域滤子算法 (trust region filter algorithm, 简称 TRFA) 便是基于信赖域+ 松弛重置算法,同时融合滤子算法而发展出的一种新算法. 国内发动机控制界已将序列优化算法应用到了发动机优化控制数字仿真研究中,取得了一定进展^[13-14]. 本文将该算法应用到了发动机优化控制中,并与基本信赖域算法 (basic trust region algorithm, 简称 BTRA) 做了对比,反映了其在改善优化效果方面相比基本信赖域算法的优越性,显示出该算法是一种有应用价值的实时优化算法.

1 信赖域滤子算法

1.1 基本信赖域算法^[9]

对于一般非线性约束优化 (NLP) 问题,有如下表达式形式:

$$\begin{aligned} \min \quad & f(\mathbf{x}) \\ \text{s. t.} \quad & h_i(\mathbf{x}) \leq 0 \\ & h_j(\mathbf{x}) = 0 \end{aligned} \tag{1}$$

其中

$$\begin{aligned} i &\in I = \{1, 2, \dots, m_l\} \\ j &\in E = \{m_l + 1, \dots, m\} \end{aligned}$$

假设 f, h_i, h_j 均为 C^2 函数.

求解式 (1) 可以采用基本信赖域算法,有下面的算法内容.

算法 1

对于上述一般非线性约束优化问题式 (1), 可以通过求解适当的信赖域问题来逼近原问题的解. 在第 k 次迭代 ($\mathbf{x}^{(k)}$) 处,构造如下信赖域规划子问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & m(\mathbf{x}^{(k+1)}) \\ \text{s. t.} \quad & \Delta h_i(\mathbf{x}^{(k)})^T \mathbf{d}^{(k)} \leq h_i(\mathbf{x}^{(k)}) \\ & \Delta h_j(\mathbf{x}^{(k)})^T \mathbf{d}^{(k)} = -h_j(\mathbf{x}^{(k)}) \\ & \|\mathbf{d}^{(k)}\| \leq \Delta_k \end{aligned} \tag{2}$$

其中信赖域内的二次型模型为

$$\begin{aligned} m(\mathbf{x}^{(k+1)}) &= f(\mathbf{x}^{(k)}) + \\ &\Delta f(\mathbf{x}^{(k)})^T \mathbf{d}^{(k)} + \frac{1}{2} \mathbf{d}^{T(k)} \mathbf{B}^{(k)} \mathbf{d}^{(k)} \\ m(\mathbf{x}^{(k)}) &= f(\mathbf{x}^{(k)}) \end{aligned}$$

其中 $\mathbf{B}^{(k)}$ 为拟牛顿法求得的相应维数的对称正定阵.

信赖域半径为 Δ_k , Δ_k 是充分小的正实数.

解得规划子问题式 (2) 的最优解 $\mathbf{d}^{(k)}$, 于是可以得下一步迭代解.

定义目标函数实际下降值为

$$A_{\text{red}} = f(\mathbf{x}^{(k)}) - f(\mathbf{x}^{(k+1)})$$

目标函数预计下降值为

$$P_{\text{red}} = m(\mathbf{x}^{(k)}) - m(\mathbf{x}^{(k+1)})$$

若信赖因子 $r = A_{\text{red}} / P_{\text{red}} \geq \eta \in \mathbf{R}^+$, 则 $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \mathbf{d}^{(k)}$, $k = k + 1$, $\Delta^{(k+1)} = 2 \Delta^{(k)}$

若 $r < \eta$, 则

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)}, \quad k = k + 1, \quad \Delta^{(k+1)} = \Delta^{(k)} / 2$$

重复上述步骤直至满足

$$\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\| = \|d^{(k)}\| \leq \varepsilon$$

其中 ε 为充分小的正常数.

算法分析:

1) 若 $d^{(k)} = 0$, 则 $x^{(k)}$ 为原问题的局部最优化点, 算法终止.

2) 若 $d^{(k)} \neq 0$, 则有如图 1 所示的寻优过程 (以两变量的寻优为例, 图为目标函数的等高曲线图). 已知初始点为 $x^{(0)}$, 确定初始信赖域半径 $\Delta^{(0)}$, 据算法 1 建立规划子问题求得初始解 $d^{(0)}$, 若信赖因子值大于信赖域半径阈值 η , 则认为本次优化满足要求, 确定 $x^{(1)} = x^{(0)} + d^{(0)}$ 为下一迭代点, 同时扩大信赖域半径, 否则减小信赖域半径直至满足 $r \geq \eta$, 则进入下一迭代过程. 按照上述步骤逐步得到序列 $\{x^{(k)}\}$, 并最终得到原问题式 (1) 的解 $x^{(*)}$, 如图 1 所示.

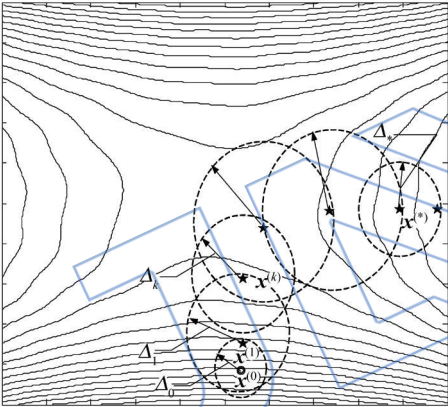


图 1 基本信赖域算法寻优过程
Fig. 1 Optimization process of basic trust region algorithm

1.2 松弛重置算法

对于信赖域规划子问题式 (2), 可能出现的情况是: 虽然目标函数得到了充分下降, 而解却偏离可行域, 导致与原问题式 (1) 不相容.

定义: 衡量偏离可行域程度的重置评价函数 $P(x)$, 左边第一项代表等式约束的变动, 第二项代表不等式约束破坏程度, 在点 $x^{(k)}$ 处的表达式为

$$P(x^{(k)}) = \sum_{i \in E} h_i^2(x^{(k)}) + \sum_{j \in I} \left\{ \max[0, h_j(x^{(k)})] \right\}^2$$

在文献[9]的基础上, 提出如下的基于信赖域算法的松弛重置算法.

算法 2

建立如下的松弛重置子问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & P_m(x_p^{(k)}) \\ \Delta h_i(x_p^{(k)})^T d_p^{(k)} & \leq -h_i(x_p^{(k)}) \\ \text{s. t. } \quad & \Delta h_j(x_p^{(k)})^T d_p^{(k)} = -h_j(x_p^{(k)}) \\ & \|d_p^{(k)}\| \leq \Delta_k^p \end{aligned} \tag{3}$$

其中 $P_m(x_p^{(k)})$ 为 $P(x)$ 在 $x_p^{(k)}$ 处的二次逼近模型, 定义与建立途径同 $f(x)$.

算法内容:

Step 1 选取重置函数阈值 $\Gamma_p > 0$, 信赖域半径 $\Delta_p^{(0)} > 0$, 信赖域阈值 $\eta_p > 0$. 取初始点 $x_p^{(0)} = x^{(k)}$ ($x^{(k)}$ 为主算法迭代点值, 如算法 1 中迭代点), 令 $j = 0$.

Step 2 解子问题式 (3) 得解 $d_p^{(j)}$, 令 $x_p^{(j+1)} = x_p^{(j)} + d_p^{(j)}$, 若 $P(x_p^{(j+1)}) \leq \Gamma_p$, 则停止算法, $x^{(k+1)} = x_p^{(j+1)}$; 否则转 Step 3.

Step 3 计算 $A_{\text{redp}} = P(x^{(k)}) - P(x^{(k+1)})$ 以及 $P_{\text{redp}} = P_m(x^{(k)}) - P_m(x^{(k+1)})$.

若信赖因子 $r_p = A_{\text{redp}}/P_{\text{redp}} \geq \eta_p$, 则

$$x^{(j+1)} = x^{(j)} + d^{(j)}, \quad j = j + 1, \quad \Delta^{(j+1)} = 2\Delta^{(j)}$$

若 $r < \eta$, 则

$$x^{(j+1)} = x^{(j)}, \quad j = j + 1, \quad \Delta^{(j+1)} = \Delta^{(j)} / 2$$

转 Step 2.

算法分析:

由上面的算法可知, 通过优化重置评价函数 $P(x)$, “松弛”约束条件, 松弛重置配合算法 1, 放大约束裕度后, 再次进行优化.

1.3 滤子算法^[10-12]

滤子算法与评价罚函数算法是两种常用的确保全局收敛的算法, 评价罚函数算法通过评价罚函数 $f(x^{(k)}) + \delta P(x^{(k)})$, 在求解相应子问题的基础上, 利用特定的判断下降法则, 得到比当前点 $x^{(k)}$ “更好”的点 $x^{(k+1)}$. 函数 $f(x^{(k)}) + \delta P(x^{(k)})$ 体现了约束与目标函数两方面的综合性能. 但在优化迭代过程中 δ 的选取是不易实现的.

滤子算法则借助多目标优化的思想, 将目标函数 $f(x^{(k)})$ 与约束评价函数 $P(x^{(k)})$ 独立进行评价判断, 具有更优值 $f(x^{(k+1)})$ 的点或更优 $P(x^{(k+1)})$ 的 $x^{(k+1)}$ 均能被接受. 这种算法结构扩大了可接受或未滤区域的大小, 相比评价罚函数算法更宜于一些复杂优化对象的优化求解, 结合

信赖域+ 松弛重置算法, 获得更优解. 下面将详述滤子算法的实现.

定义 1: 定义点 $\mathbf{x}^{(k)}$ 受控于 $\mathbf{x}^{(l)}$, 若 $P(\mathbf{x}^{(l)}) \leq P(\mathbf{x}^{(k)})$ 且 $f(\mathbf{x}^{(l)}) \leq f(\mathbf{x}^{(k)})$ 记为 $\mathbf{x}^{(l)} \succ \mathbf{x}^{(k)}$ 或 $(P(\mathbf{x}^{(l)}), f(\mathbf{x}^{(l)})) \succ (P(\mathbf{x}^{(k)}), f(\mathbf{x}^{(k)}))$ 符号“ $\succ$ ”表示“受控于”.

定义 2: 定义点 $\mathbf{x}^{(k)}$ 处的滤子为 $F^{(k)} = \{F_0, F_1, \dots, F_q\}, \quad q \leq k$ 其中滤子元素 $F_i = (P_i, f_i)$. 且满足滤子元素互不受控 $F_i \geq F_j, \quad i \neq j \in \{0, 1, \dots, q\}$ 符号“ $\geq$ ”表示“互不受控”.

定义 3: $\mathbf{x}^{(k+1)}$ 被 $\mathbf{x}^{(k)}$ 处的滤子 $F^{(k)}$ 接受, 若 $P(\mathbf{x}^{(k+1)}) \leq P_i$ 或 $f(\mathbf{x}^{(k+1)}) \leq f_i,$ $\forall i \in \{0, 1, \dots, q\}.$ 反之则不被接受或被滤除.

算法 3 (滤子 $F^{(k)}$ 的迭代更新) 若 $\mathbf{x}^{(k+1)}$ 被滤子 $F^{(k)}$ 接受, 且 $\exists i \in \{0, 1, \dots, q\},$ 满足 $(P(\mathbf{x}^{(k+1)}), f(\mathbf{x}^{(k+1)})) \succ F_i,$ 则令 $F_i = (P(\mathbf{x}^{(k+1)}), f(\mathbf{x}^{(k+1)}))_i, \quad F^{(k+1)} = F^{(k)}$ 否则 $q = q + 1, \quad F_{q+1} = (P(\mathbf{x}^{(k+1)}), f(\mathbf{x}^{(k+1)}))$ $F^{(k+1)} = F^{(k)} \cup (F_{q+1}).$

算法分析: 由上述的滤子更新算法知, 每次迭代过程可接受点总处于未滤区域中(如图 2 所示, 阴影处代表未被滤除区域或可接受区域, 空白处为不被接

受区域), 那么经过有限次 n 的迭代过程, 可以使得 $\min \leftarrow f(\mathbf{x}^{(n)}) \leq f(\mathbf{x}^{(n-1)}) \leq \dots \leq f(\mathbf{x}^{(1)}) \leq f(\mathbf{x}^{(0)})$ $0 \leftarrow P(\mathbf{x}^{(n)}) \leq P(\mathbf{x}^{(n-1)}) \leq \dots \leq P(\mathbf{x}^{(1)}) \leq P(\mathbf{x}^{(0)})$ 符号“ $\leftarrow$ ”表示“趋近于”.

从而保证了目标函数在充分下降的同时, 始终保持可行约束条件成立.

1.4 信赖域滤子算法

综合上面的讨论, 得到求解一般非线性约束规划问题式(1)的信赖域滤子算法如下:

- Step 1 算法 1, 2, 3 中参数初始化;
 - Step 2 执行基本信赖域算法 1, 若满足终止条件, 则终止得到解, 否则顺序执行;
 - Step 3 执行滤子算法 3, 若被当前滤子接受, 转 Step 2, 否则转 Step 4;
 - Step 4 执行松弛重置算法 2, 转 Step 2.
- 上述算法的收敛性证明略.

2 某型涡扇发动机巡航最小油耗 在线优化数值仿真算例

最小油耗在线优化模式^[13]以非线性部件级发动机机载自适应模型为优化对象, 以减小发动机耗油率为优化目标, 达到节省燃油, 增加经济性或增大飞机航程的目的. 耗油率减少要以发动机安全工作和推力不变为前提, 以保持飞机飞行状态不变.

图 3 为某型涡扇发动机在线优化控制系统结构示意图, 它的基本原理为通过发动机供油量以及气路可调参数(尾喷管喉道面积、风扇及压气机可变导叶角)的优化再组合, 使发动机达到一个性能更优良的状态. 关于此优化控制系统以及详细工作原理请参见文献[14].

以机载自适应非线性部件级模型为优化对象, 最小油耗优化控制模式可转化为如下非线性数学规划形式来进行在线求解. 其中 $f(E_n)$ 与 $h_i(E_n), i \leq 5$ 为机载自适应非线性部件级模型的函数; E_n 为发动机数学模型; S_{fc} 为单位耗油率; W_b 为主供油量; A_8 为尾喷口喉道面积; G_{vc} 为压气机可变导叶角度; G_{vf} 为风扇可变导叶角度; P_{nf} 为风扇相对物理转速; P_{nc} 为压气机相对物理转速; S_{m1} 与 S_{m5} 分别为风扇和压气机的喘振裕度; T_{45} 为高压涡轮出口温度; F 为发动机推力. 前缀 min 和 max 分别代表对应物理量的上限和下限值.

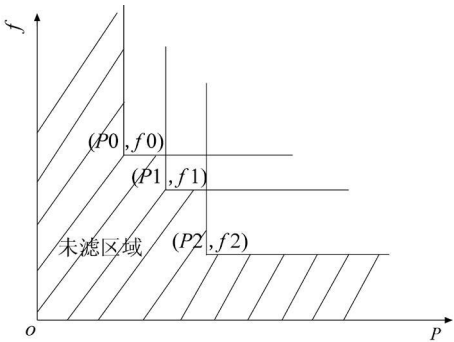


图 2 滤子算法未滤区域(可接受区域)示意图
Fig. 2 Unfiltered region (acceptable region) in filter algorithm

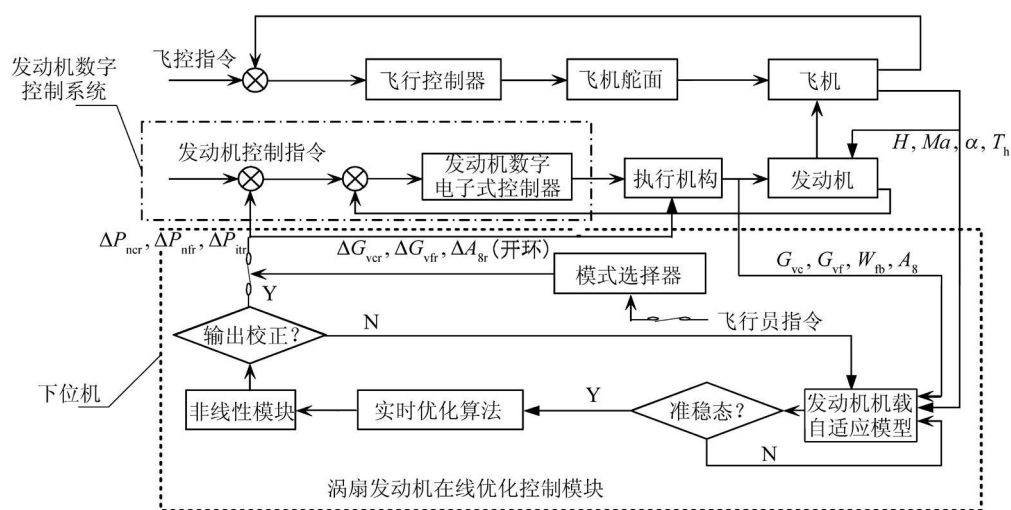


图3 涡扇发动机在线优化控制系统示意图

Fig.3 Control structure of online optimization control for turbfan engine

图3 涡扇发动机在线优化控制系统示意图

Fig.3 Control structure of online optimization control for turbfan engine

$$\begin{aligned} \min S_{fe} &= f(E_n) \\ \min W_{fb} &\leq W_{fb} \leq \max W_{fb} \\ \min A_8 &\leq A_8 \leq \max A_8 \\ \min G_{vc} &\leq G_{vc} \leq \max G_{vc} \\ \min G_{vf} &\leq G_{vf} \leq \max G_{vf} \\ \min P_{nf} &\leq P_{nf} = h_0(E_n) \leq \max P_{nf} \quad (4) \\ \min P_{nc} &\leq P_{nc} = h_1(E_n) \leq \max P_{nc} \\ \min S_{m1} &\leq S_{m1} = h_2(E_n) \leq \max S_{m1} \\ \min S_{mh} &\leq S_{mh} = h_3(E_n) \leq \max S_{mh} \\ \min T_{45} &\leq T_{45} = h_4(E_n) \leq \max T_{45} \\ F &= h_5(E_n) = \text{const} \end{aligned}$$

为了验证本文提出的信赖域滤子算法效果,有如下的数值仿真验证.图中BTRA代表基本信赖域算法,TRFA代表信赖域滤子算法,带有下标r的物理量,代表相比优化前同名物理量的相对值.

图4~图10为飞行高度 $H=10\text{ km}$,马赫数 $Ma=0.9$ 时,分别采用基本信赖域算法与信赖域滤子算法解决最小油耗模式问题的仿真结果.图4给出了优化前后发动机单位耗油率即目标函数的变化,采用基本信赖域算法时,单位耗油率降低0.95%,采用信赖域滤子算法时,单位耗油率降低0.94%,考察等式约束即推力在优化前后的变化(图5),采用基本信赖域算法时,相比优化前推力,优化后推力变动0.2%,采用信赖域滤子算法时,推力变动0.000409%.并且由图6、图7可以得到,发动机控制输入量均没有超出容许范

围,在整个优化过程中不超转(图8),不进喘(图9),不超温(图10).

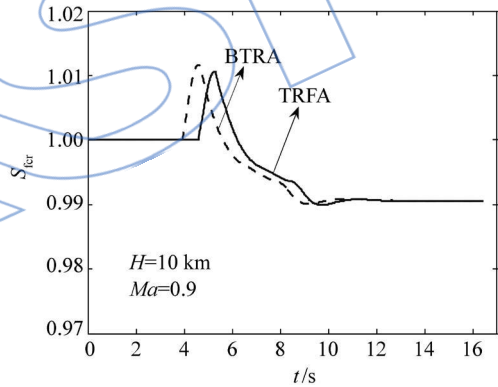


图4 优化前后 S_{fe} 的变化(BTRA & TRFA)

Fig.4 Change of S_{fe} during optimization

(BTRA & TRFA)

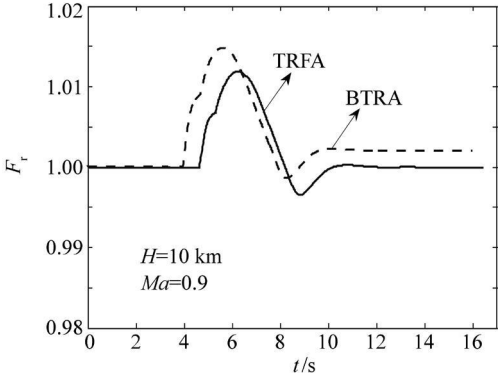


图5 优化前后 F 的变化(BTRA & TRFA)

Fig.5 Change of F during optimization

(BTRA & TRFA)

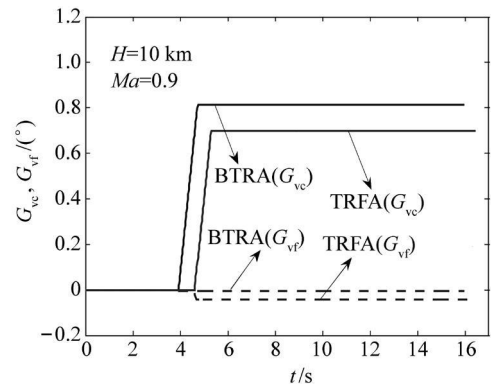


图 6 优化前后 G_{vc} , G_{vf} 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 6 Change of G_{vc} , G_{vf} during optimization
(BTRA & TRFA)

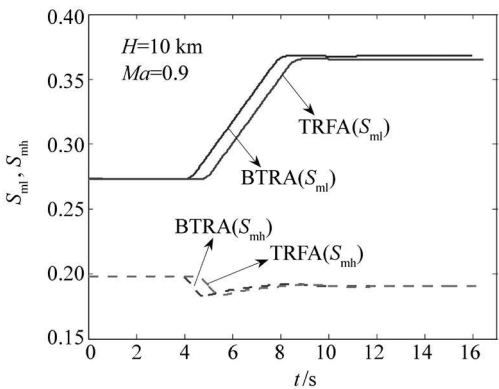


图 9 优化前后 S_{ml} , S_{mh} 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 9 Change of S_{ml} , S_{mh} during optimization
(BTRA & TRFA)

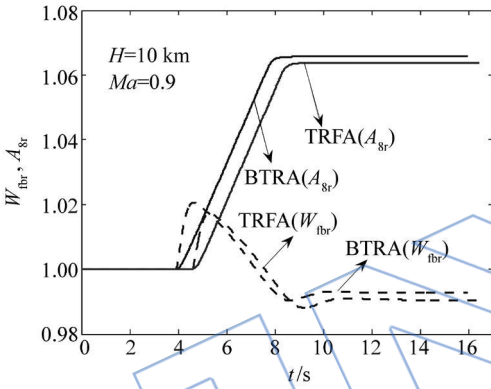


图 7 优化前后 W_{fb} , A_8 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 7 Change of W_{fb} , A_8 during optimization
(BTRA & TRFA)

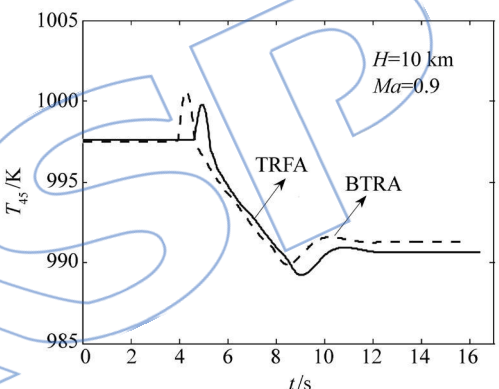


图 10 优化前后 T_{45} 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 10 Change of T_{45} during optimization
(BTRA & TRFA)

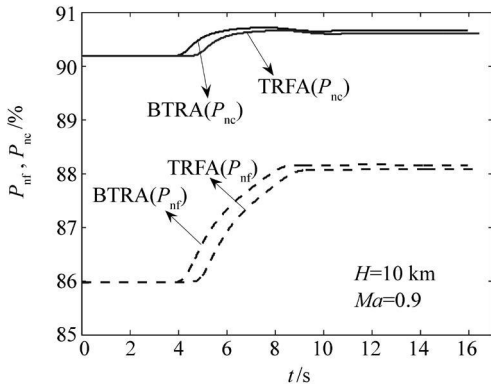


图 8 优化前后 P_{nc} , P_{nf} 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 8 Change of P_{nc} , P_{nf} during optimization
(BTRA & TRFA)

同样地,为了验证其他飞行状态时的优化效果,本文在高空巡航点附近进行了大量仿真,限于篇幅,以下仅给出了高度 $H = 10 \text{ km}$, 马赫数 $Ma = 0.8$ 条件下的数值仿真结果:

图 11 给出了优化前后发动机单位耗油率即目标函数的变化,采用基本信赖域算法时,单位耗油率降低 0.90%,采用信赖域滤子算法时,单位耗油率降低 0.89%。考察等式约束即推力在优化前后的变化,在采用基本信赖域算法时,推力增加 0.55%,而采用信赖域滤子算法时,推力变动 0.078%,如图 12。由图 13、图 14 可以得到,发动机控制输入量均没有超出容许范围,在整个优化过程中不超转(图 15),不进喘(图 16),不超温(图 17)。

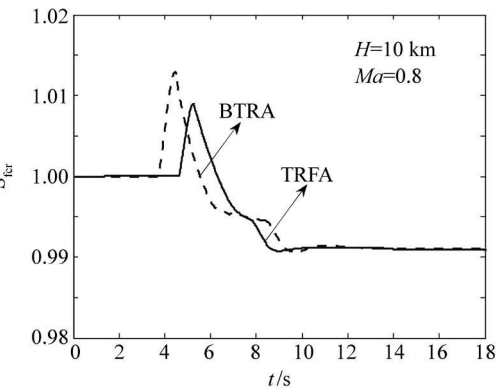


图 11 优化前后 S_{fc} 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 11 Change of S_{fc} during optimization
(BTRA & TRFA)

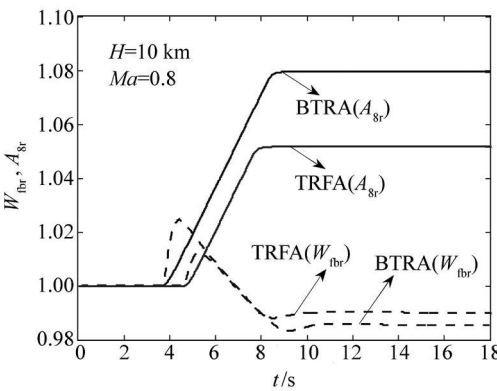


图 14 优化前后 W_{fb} , A_8 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 14 Change of W_{fb} , A_8 during optimization
(BTRA & TRFA)

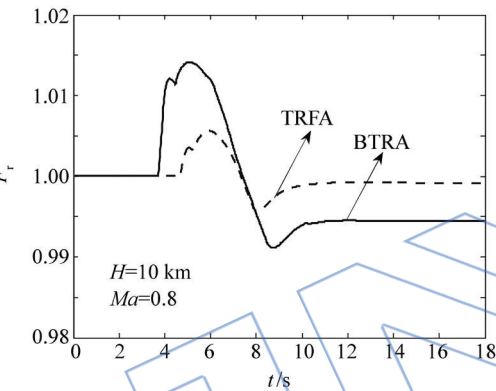


图 12 优化前后 F 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 12 Change of F during optimization
(BTRA & TRFA)

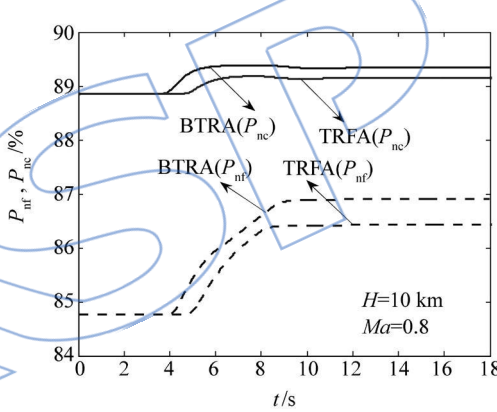


图 15 优化前后 P_{nc} , P_{nf} 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 15 Change of P_{nc} , P_{nf} during optimization
(BTRA & TRFA)

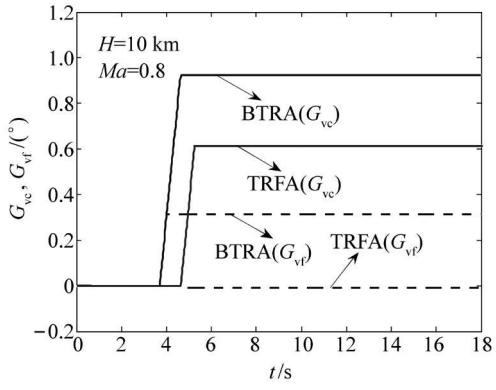


图 13 优化前后 G_{vc} , G_{vf} 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 13 Change of G_{vc} , G_{vf} during optimization
(BTRA & TRFA)

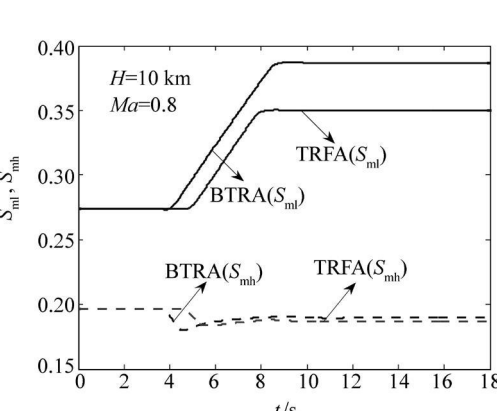


图 16 优化前后 S_{ml} , S_{mh} 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 16 Change of S_{ml} , S_{mh} during optimization
(BTRA & TRFA)

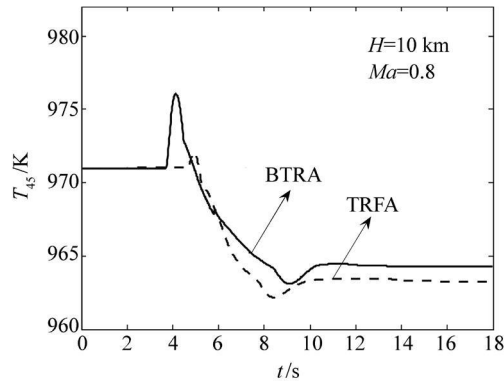


图 17 优化前后 T_{45} 的变化
(BTRA & TRFA)

Fig. 17 Change of T_{45} during opt imization
(BTRA & TRFA)

仿真结果的讨论分析:

1) 对于具有复杂机理的发动机工作过程来说,只依赖简单控制计划并不能满足发动机性能最优化的要求,仿真结果也验证了通过气路与油路控制输入的再组合,调节发动机工作点,在飞行状态允许以及发动机约束成立的情况下,可以得到“更优”的发动机工作状况,这个结论可从图 4、图 11 中得出.当然这种优化结果也并非没有代价,由图 9、图 16 知,高压喘振裕度有一定的允许范围内的损失.

2) 信赖域滤子算法由于融合了松弛重置算法与滤子算法,因而在优化过程中,最大可能地兼顾了目标函数下降与约束函数变动最小两方面的效果.在使目标函数最大程度下降的同时(图 4、图 11),由图 5、图 12 可得到,在等式约束保持方面信赖域滤子算法显然优于基本信赖域算法.

3) 在算法的复杂度方面,信赖域滤子算法比基本信赖域算法有所增加.但发动机优化计算复杂度是取决于发动机模型计算的复杂度.两种算法本身的复杂度要远小于模型的计算复杂度.因此由复杂度决定的实时性而言,信赖域滤子算法在线优化与基本信赖域算法在线优化相差不多,均满足巡航条件下发动机最小油耗寻优控制的实时性要求.

3 结 论

本文主要研究了航空发动机在线优化问题.首次将信赖域滤子算法应用到发动机在线优化控制中,以某型涡扇发动机最小油耗寻优控制为仿真算例,验证了该算法解决航空发动机在线优化

问题时,相比基本信赖域算法,在提高优化控制效果,尤其是兼顾目标函数的下降与可行性保持方面具有良好的优越性.

参考文献:

[1] SUN Jianguo, Vasilyev V, Ilyasov B. Advanced multivariable control system of aeroengines[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2005.

[2] Schmidt D K, Schierman J D. Extended implicit model following as applied to integrated flight and propulsion control[R]. AIAA Paper 90 3444.

[3] Denham J W. ST OV L integrated flight and propulsion control: current successes and remaining challenges[R]. AIAA-2002 6021.

[4] Orme J S, Conners T R. Supersonic flight test result of a performance seeking control algorithm on a NASA F 15 aircraft[R]. AIAA-94-3210.

[5] Burcham F W Jr, Haering E A. Highly integrated digital engine control system on an F-15 airplane[R]. AIAA-84-1259.

[6] Yonke W A, Landy R J. HIDE C adaptive engine control system flight evaluation result[R]. ASME E 87-GT-252.

[7] Mueller F D. Dual engine application of the performance seeking control algorithm[R]. AIAA-93-1822.

[8] Conners T R. Thrust stand evaluation of engine performance improvement algorithms in an F-15 airplane[R]. AIAA-92-3747.

[9] Conn A R, Gould N I M, Toint P L. Trust region methods [M]. Philadelphia, PA, USA: MPS/SIAM Series on Optimization, 2000.

[10] Fletcher R, Leyffer S. Nonlinear programming without a penalty function [J]. Math. Programming, 2002, 91: 239-269.

[11] NIE Puyan. Sequential penalty quadratic programming filter methods for nonlinear programming[J]. Nonlinear Analysis: Real World Application, 2007, 8(1): 118-129.

[12] SHEN Chungun, XUE Wenjuan, PU Dingguo. Global convergence of trir dentional filter SQP algorithm based on the line search method[J]. Applied Numerical Mathematics, 2009, 59(2): 235-250.

[13] 孙丰诚,孙健国.基于序列二次规划算法的发动机性能寻优控制[J].航空动力学报,2005,20(5): 862-867.

SUN Fengcheng, SUN Jianguo. Aero engine performance seeking control based on sequential quadratic programming algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(5): 862-867. (in Chinese)

[14] 孙丰城.航空发动机性能寻优控制技术研究[D].南京:南京航空航天大学,2007.

SUN Fengcheng. Research on aero engines' performance seeking control technology[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2007. (in Chinese)