

文章编号:1000-8055(2012)05-1194-07

涡轴发动机自适应非线性预测控制

肖玲斐, 黄向华

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 为了实现当直升机旋翼负载变化时, 尽量保持功率涡轮转速恒定, 并提高系统动态品质, 研究了一种针对涡轴发动机的自适应非线性预测控制 (ANMPC) 算法。基于涡轴发动机稳态数据和动态特性, 采用递归最小二乘法 (RLS) 进行模型参数辨识, 建立了具有在线自适应能力的涡轴发动机数值-ARX (auto regressive with external input) 并联预测模型。在此基础上, 通过多步输出预测和反馈校正, 利用序列二次型优化 (SQP) 算法, 进行在线滚动优化, 从而获得了涡轴发动机 ANMPC 控制器。仿真结果表明: 当旋翼负载变化时, 相比于传统的串联 PID (比例-积分-控制) 控制器, ANMPC 控制器能够使得功率涡轮转速收敛更快, 超调量/下垂量更小。

关 键 词: 涡轴发动机; 非线性预测控制; 数值-ARX 并联预测模型; 自适应; 递归最小二乘法

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

Adaptive nonlinear predictive control for turboshaft engine

XIAO Ling-fei, HUANG Xiang-hua

(College of Energy and power,

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

Abstract: When the collective pitch of the helicopter main rotor changes, in order to keep the speed of power turbine constant, and improve the dynamic performance, a novel adaptive nonlinear predictive control (ANMPC) algorithm was studied for turboshaft engine control system. Based on the steady states data and the dynamic properties of turboshaft engine, using recursive least square method to realize parameter identification, a numerical-ARX (auto regressive with external input) parallel prediction model which possessed online adaptive ability, was constructed. Then, by multistep output prediction and feedback correction, employing sequential quadratic programming, a ANMPC controller for turboshaft engine was obtained on the basis of receding horizon optimization. The simulation results show that, with the changing of collective pitch, ANMPC controller can make the power turbine speed converge faster, and make overshoot/droop smaller, compared with the conventional series PID (proportional-integral-derivative) controller.

Key words: turboshaft engine; nonlinear predictive control; numerical-ARX (auto regressive with external input) paralleled prediction model; adaptive; recursive least squares method

收稿日期: 2011-06-17; **网络出版地址:** www.cnki.net/kcms/detail/11.2297.V.20120525.1516.201205.1194_033.html

基金项目: 国家自然科学基金 (61004079); 南京航空航天大学基本科研业务费专项科研项目 (NS2010050)

作者简介: 肖玲斐 (1982—), 女, 湖南衡阳人, 副教授、硕士生导师, 博士, 主要从事航空发动机控制与测试研究。

预测控制(model predictive control, 简称 MPC)是一类基于模型的闭环优化控制策略, 具有预测模型、反馈校正、滚动优化三大主要特征, 能够处理输入/输出带约束问题, 并且在实际复杂生产过程控制中显示出良好的鲁棒性能^[1]. 自从上世纪 70 年代以来, MPC 业已在石油、化工等领域得到广泛应用^[2], 在机械、航空、航天领域的应用也日渐增多^[3]. 随着全权限数字电子控制器(full authority digital electronic control, 简称 FADEC)的迅速发展, 鉴于航空发动机不可避免存在诸多物理约束和受到各种不确定因素的影响, 以及人们对航空发动机控制系统精度和性能要求的日益提高, 航空发动机控制领域中关注 MPC 的研究人员越来越多^[4-9].

基于系统线性模型的 MPC 对具有强非线性或工作范围宽广的系统, 难以取得满意的控制效果^[2], 而航空发动机是一类典型的强非线性控制系统, 并且必须在全飞行包线内安全运行, 近年来已有研究人员开展了基于航空发动机非线性模型的非线性预测控制(nonlinear model predictive control, 简称 NMPC)研究. 文献[4]在某实验室的燃气涡轮装置上进行了 NMPC 控制实验. 文献[5]针对某发动机, 基于简单的实时模型和扩张 Kalman 滤波器, 设计了 NMPC 控制器, 实现了输出反馈控制. 文献[6]针对 Rolls Royce Spey 发动机的 NARMAX 模型, 通过神经网络设计了 NMPC 控制器, 并与增益调度 PID(比例-积分-控制)控制效果进行了对比. 文献[7]对 MPC 在二次型规划(quadratic programming, 简称 QP)算法下的计算负担进行了分析, 说明了 MPC 在 FADEC 中的应用可行性. 文献[8]针对大型商用涡扇发动机设计了复用多路预测控制器. 文献[9]对涡轴发动机进行了 NMPC 研究, 但是基于神经网络建立的预测模型泛化能力有限.

本文以涡轴发动机为研究对象, 设计自适应非线性预测(adaptive model predictive control, 简称 ANMPC)控制器, 用以实现当直升机旋翼负载变化时, 尽量保持功率涡轮转速 N_p 恒定, 并提高系统动态品质和降低燃油消耗量. 本文在利用涡轴发动机稳态数据和动态特性的基础上, 建立了涡轴发动机数值-ARX(auto regressive with external input)并联预测模型, 并采用递归最小二乘法(recursive least squares, 简称 RLS)进行预测模型参数辨识, 使得预测模型具有在线自适应能力, 然后通过多步输出预测、反馈校正和滚动优

化, 获得涡轴发动机 ANMPC 控制器.

1 涡轴发动机自适应非线性预测控制(ANMPC)算法

1.1 涡轴发动机数值-ARX 并联模型

涡轴发动机是一类复杂的强非线性系统, 若将基于部件法建立的涡轴发动机非线性模型作为预测模型, 必然导致计算量很大, 所以我们借鉴文献[10-11]中提及的组合模型构建方法, 构造由数值稳态非线性模型和 ARX 动态线性模型相并联的涡轴发动机模型, 进而作为 NMPC 的预测模型, 见图 1.

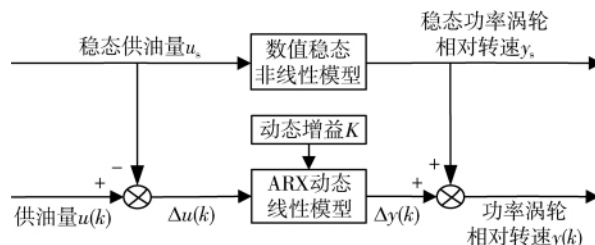


图1 涡轴发动机数值-ARX(auto regressive with external input)并联模型

Fig. 1 Turboshift engine numerical-ARX (auto regressive with external input) paralleled model

1.1.1 数值稳态模型

数值稳态非线性模型建立的是涡轴发动机稳态输入 u_s (供油量 W_{fb}) 到稳态输出 y_s (功率涡轮相对转速 $\overline{N}_p$) 之间的映射关系, 体现涡轴发动机在不同工作点的稳态信息.

$$f \triangleq u_s \rightarrow y_s \quad (1)$$

在涡轴发动机输入约束 $[u_{\min}, u_{\max}]$ 内, 由小到大依次取 N 个数据组成稳态输入数据集 $\{u_s\}$; 然后, 通过部件级模型求解发动机稳态平衡方程组, 直接计算输入向量中的每个稳态输入值 u_s 所对应的稳态输出值 y_s , 构成稳态输出数据集 $\{y_s\}$; 进而 $\{u_s\}, \{y_s\}$ 中对应位置元素的一一对应关系就是式所描述的映射关系, 不需要它们的数学表达式.

1.1.2 动态增益

利用数值微分算法^[12], 根据式(1), 可得输入 u 对应的动态增益为

$$K(u) = \left. \frac{\partial y_s}{\partial u_s} \right|_{u_s=u} = \frac{y_s(u + \Delta u) - y_s(u)}{\Delta u} \quad (2)$$

其中 Δu 为一个极小的输入增量值。

由于数据集 $\{u_s\}, \{y_s\}$ 是一一对应关系的映射关系, 所以很容易求出对应的逆映射

$$f^{-1} \triangleq y_s \rightarrow u_s$$

从而, 输出 y 对应的动态增益为

$$K(y) = \left. \frac{\partial y_s}{\partial u_s} \right|_{u_s=f^{-1}(y)} \quad (3)$$

1.1.3 ARX 线性模型

本文研究的涡轴发动机为自由涡轮型, 鉴于该发动机具有双转轴, 我们考虑对其动态特性采用二阶 ARX 模型的增量形式给予描述

$$\Delta y(k) = a_1 \Delta y(k-1) + a_2 \Delta y(k-2) + b_1 \Delta u(k-1) + b_2 \Delta u(k-2) \quad (4)$$

其中

$\Delta y(k) = y(k) - y_s(k)$, $\Delta u(k) = u(k) - u_s(k)$
 $y(k), u(k)$ 分别是系统的输出 (功率涡轮相对转速 $\bar{N}_p$) 和输入 (供油量 W_{fb})。

显然, 模型的稳态增益为 $g = \frac{b_1 + b_2}{1 - a_1 - a_2}$ 。

由于 a_1, a_2 是特征方程的系数, 表征系统的固有特性, 与系统稳定性有关, 而在 a_1, a_2 固定的情况下, b_1, b_2 主要表征系统的稳态特性^[10], 所以令

$$\bar{b}_1 = \frac{b_1}{g}, \quad \bar{b}_2 = \frac{b_2}{g} \quad (5)$$

则有 $a_1 + a_2 + \bar{b}_1 + \bar{b}_2 = 1$ 成立。将由式求得的 $\bar{b}_1, \bar{b}_2$ 替换模型中的参数 b_1, b_2 , 可得 ARX 模型的稳态增益恒等于 1。

$$\Delta y(k) = a_1 \Delta y(k-1) + a_2 \Delta y(k-2) + \bar{b}_1 \Delta u(k-1) + \bar{b}_2 \Delta u(k-2) \quad (6)$$

1.1.4 数值-ARX 并联模型

为了使 ARX 动态模型的稳态增益与数值稳态模型在各个稳态输入 u_s 处的动态增益始终相等, 从而实现用一个时变参数的 ARX 模型来描述涡轴发动机系统在较大工作区间内的动态特性, 可用式求得的动态增益 K , 在线修正 ARX 模型的稳态增益^[11], 得到如下能够描述涡轴发动机系统动态变化关系的变增益的数值稳态-ARX 并联模型

$$\Delta y(k) = a_1 \Delta y(k-1) + a_2 \Delta y(k-2) + K \bar{b}_1 \Delta u(k-1) + K \bar{b}_2 \Delta u(k-2) \quad (7)$$

其中 K 是由式求得的 $u(k-1)$ 对应的动态增益。

本文后续将把数值-ARX 并联模型作为预测模型, 用于涡轴发动机 NMPC 控制器的设计。

1.2 预测模型参数辨识

本文采用伪随机二进制信号 (pseudo-random

binary signal, 简称 PRBS), 基于涡轴发动机部件级非线性模型, 获得输入 u (供油量 W_{fb}) 和输出 y (功率涡轮相对转速 $\bar{N}_p$) 的信号序列。为了使得涡轴发动机在整个工作区间的动态特性都得到充分激励, 所用的 PRBS 信号的上、下界等于涡轴发动机的输入最大、最小值 $u_{\min}, u_{\max}$ 。

令

$$\theta = [a_1, a_2, K \bar{b}_1, K \bar{b}_2],$$

$$\varphi^T(k) =$$

$$[\Delta y(k-1), \Delta y(k-2), \Delta u(k-1), \Delta u(k-2)]$$

则 k 时刻预测模型的基于参数 θ 的预测输出增量可表示为 $\Delta y(k|\theta) = \theta \varphi(k)$ 。

考虑到涡轴发动机的强非线性特点以及各种不确定因素的影响, 为了提高预测模型的自我修正能力, 引入自适应控制中的模型的自我修正算法——递归最小二乘法 (RLS), 利用每个时刻涡轴发动机输入增量和输出增量, θ 可按式进行在线更新

$$\theta(k) = \theta(k-1) +$$

$$[\Delta y(k) - \theta(k-1) \varphi(k)] L^T(k) \quad (8)$$

其中

$$L^T(k) = \frac{P(k-1) \varphi(k)}{\varphi^T(k) P(k-1) \varphi(k) + \mu}$$

$$P(k) = \frac{1}{\mu} [1 - W(k) \varphi^T(k)] P(k-1)$$

$L(k)$ 是权因子, $P(k)$ 是正定协方差阵, $0 < \mu < 1$ 是遗忘因子, $P(0) = \alpha^2 I$, I 是与矩阵 P 有相同维数的单位矩阵。当系统信噪比高时通常取 $0 < \alpha \leq 1$, 信噪比低时 α 取足够大正数^[13]。

基于式 (1) 和式 (2), 根据式 (8), 可计算得到在当前时刻 k , 预测模型的模型参数

$$\begin{aligned} a_1 &= \theta_{(1)}(k), \quad a_2 = \theta_{(2)}(k), \\ \bar{b}_1 &= \frac{\theta_{(3)}(k)}{K}, \quad \bar{b}_2 = \frac{\theta_{(4)}(k)}{K} \end{aligned} \quad (9)$$

其中 $\theta_{(i)}(k), i=1, 2, 3, 4$, 表示 $\theta(k)$ 的第 1~4 个元素。

由此可知, 基于 RLS 参数辨识的涡轴发动机预测模型是一种具有在线更新能力的自适应预测模型。

1.3 涡轴发动机 NMPC 控制器设计

1.3.1 预测输出参考轨迹

预测输出参考轨迹可表示为

$$y_r(k+i) = c^i y(k) + (1-c^i) y_{sp}(k) \quad (10)$$

其中 c 为柔化系数 ($0 \leq c \leq 1$), $y_{sp}(k)$ 为输出设定值, 即涡轴发动机功率涡轮的期望相对转速

$\bar{N}_{pr}$.

从而可得预测输出参考轨迹向量为

$$Y_r(k) = C \cdot y(k) + \bar{C} \cdot y_{sp}(k) \quad (11)$$

其中

$$Y_r(k) = [y_r(k+1), \dots, y_r(k+P)]^T,$$

$$C = [c, c^2, \dots, c^P]^T,$$

$$\bar{C} = [1-c, 1-c^2, \dots, 1-c^P]^T.$$

1.3.2 多步预测输出

取预测时域为 P , 控制时域为 M , 且 $M \leq P$. 根据涡轴发动机预测模型可得, 在当前时刻 k , 输出增量的 i 步提前预测值为

$$\begin{aligned} \Delta \hat{y}(k+i) = & a_1 \Delta \hat{y}(k+i-1) + \\ & a_2 \Delta \hat{y}(k+i-2) + K(i) \bar{b}_1 \Delta u(k+i-1) + \\ & K(i) \bar{b}_2 \Delta u(k+i-2) \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $i = 1, \dots, P$. 当 $M < i \leq P$ 时, $\Delta u(k+i-1) = \Delta u(k+M-1)$. $a_1, a_2, \bar{b}_1, \bar{b}_2$ 由式(9)确定.

对于涡轴发动机这样的强非线性系统而言, 当工作点发生变化时, 其稳态增益也发生变化, 从而式中的 $K(i)$ 在预测时域 P 内也应发生变化. 本文中按如下方式计算 $K(i)$:

1) 当 $i = 1$ 时, $K(i)$ 为由式求得的 $u(k-1)$ 对应的动态增益;

2) 当 $i = P$ 时, $K(i)$ 为由式求得的 $y_r(P)$ 对应的动态增益;

3) 当 $1 < i < P$ 时, $K(i)$ 通过在 $K(1)$ 和 $K(P)$ 之间进行线性插值获得.

令 $\Delta \hat{Y}(k) = [\Delta \hat{y}(k+1), \dots, \Delta \hat{y}(k+P)]^T$, $\hat{Y}(k) = [\hat{y}(k+1), \dots, \hat{y}(k+P)]^T$.

由式(12)可得, 涡轴发动机输出 y (功率涡轮相对转速 $\bar{N}_p$) 在预测时域内的预测向量为

$$\hat{Y}(k) = V \cdot \Delta \hat{Y}(k) + W \cdot y(k) \quad (13)$$

其中

$$V = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 \\ 1 & 1 & \cdots & & 1 \end{bmatrix}_{P \times P},$$

$$W = [1, \dots, 1]^T.$$

1.3.3 反馈校正

预测模型输出值与涡轴发动机的实际输出值之间难免存在误差, 因此可利用 k 时刻的预测误差, 对预测模型输出进行反馈校正, 从而提高预测输出值的精度.

k 时刻的预测误差为 $e(k) = y(k) - \hat{y}(k) | k -$

1). 取 P 维校正向量 $H = [h_1, \dots, h_P]^T$, 对涡轴发动机输出预测值 $\hat{y}(k+i)$ 进行反馈校正, 校正后的预测输出向量为

$$\hat{Y}_c(k) = \hat{Y}(k) + H \cdot e(k) \quad (14)$$

其中 $\hat{Y}_c(k) = [\hat{y}_c(k+1), \dots, \hat{y}_c(k+P)]^T$.

1.3.4 滚动优化

取 NMPC 的目标函数为

$$\begin{aligned} \min J = & \|\hat{Y}_c - Y_r\|_Q^2 + \|\Delta U(k)\|_R^2 = \\ & \sum_{i=1}^P q [\hat{y}_c(k+i) - y_r(k+i)]^2 + \\ & \sum_{j=0}^{M-1} r \Delta u^2(k+j) \\ \text{s. t. } & u_{\min} \leq u(k+j) \leq u_{\max} \\ & \Delta u_{\min} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max} \\ & j = 0, 1, \dots, M-1 \end{aligned}$$

其中 $\Delta U(k) = [\Delta u(k), \dots, \Delta u(k+M-1)]^T$, $Q = qI$, $R = rI$ 分别为输出误差和控制增量的加权矩阵, I 为合适维数的单位矩阵.

显然优化问题是一类非线性优化问题. 鉴于序列二次优化算法 (sequential quadratic programming, 简称 SQP) 相比于其他非线性优化算法, 具有收敛速度快、在优化过程中对目标函数、约束条件及其梯度信息等的计算次数是少等特点^[14]. 所以, 联立式(10)~式(14), 采用 SQP 算法求解非线性优化问题, 可得最优控制增量 $\Delta U(k)$. 取最优控制增量 $\Delta U(k)$ 的第一个元素 $\Delta u(k)$, 可得涡轴发动机的最优控制输入 (供油量 W_{fb})

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (16)$$

2 算法结构图

在 NMPC 计算过程中, 每一次在线优化都使用 1.2 节中的 RLS 辨识方法更新预测模型(7)的参数, 从而实现了针对涡轴发动机的基于数值-ARX 并联模型的自适应 NMPC 算法. 算法框图如图 2 所示.

3 数字仿真结果及分析

本文基于某型涡轴发动机全数字仿真平台, 进行了涡轴发动机自适应非线性预测 (ANMPC) 控制器的数字仿真实验, 并传统的涡轴发动机串级 PID 控制器做比较. 设功率涡轮的期望相对转速 $\bar{N}_{pr} = 100\%$. 加、减旋翼负载的总距指令 p_{main} 曲线如图 3 所示. 针对飞行高度为 0 km, 飞行马赫数为 0 和飞行高度为 1 km, 飞行马赫数为 0.4 两种工况的仿真结果如图 4 和图 5 所示, 其

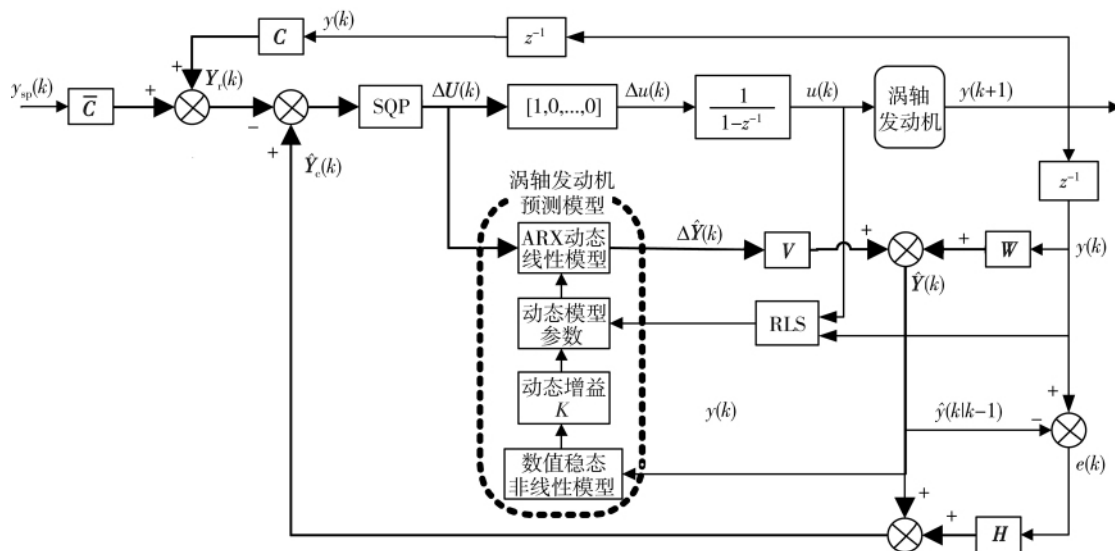


图 2 涡轴发动机自适应非线性预测控制算法结构图

Fig. 2 Turboshift engine adaptive NMPC(ANMPC) algorithm block diagram

中实线表示 ANMPC 控制器的控制效果, 虚线表示串级 PID 控制器的控制效果, 图 4(a)~图 4(c) 分别为功率涡轮转速、燃气涡轮转速和供油量的运行曲线. 图 4 中物理量均采用了归一化量, 即与

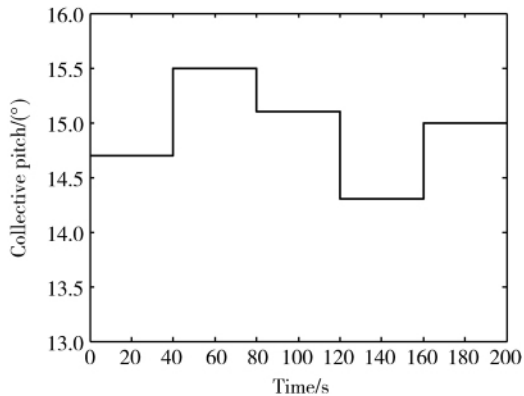


图 3 涡轴发动机旋翼负载总距指令

Fig. 3 Turboshift engine main rotor collective pitch

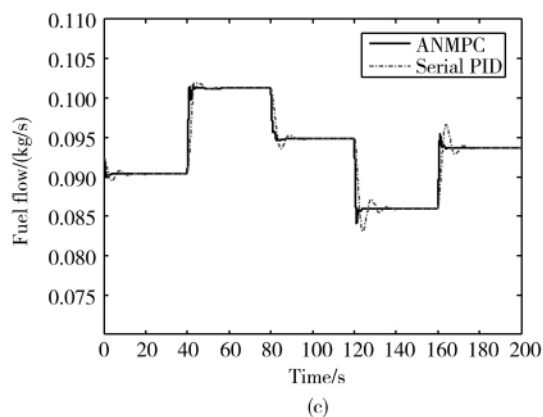
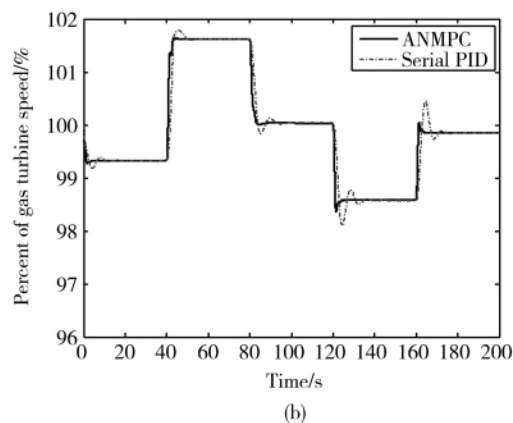
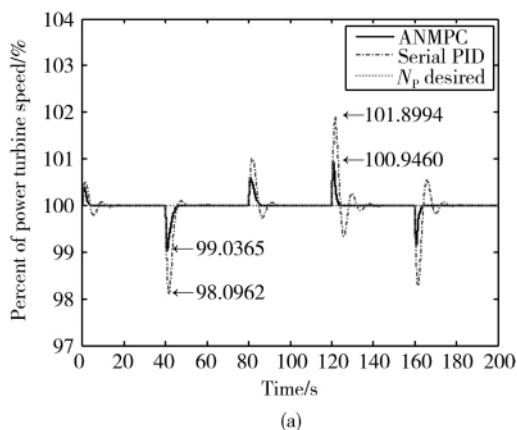


图 4 Height=0 km, Ma=0 处的仿真结果

Fig. 4 Digital simulation results at Height=0 km, Ma=0

设计点对应物理量的比值. W_{fb} 为燃油流量, $\bar{N}_p$ 为功率涡轮相对转速, $\bar{N}_c$ 为燃气涡轮相对转速. 表 1 给出了在两种工况下, ANMPC 控制器与串级

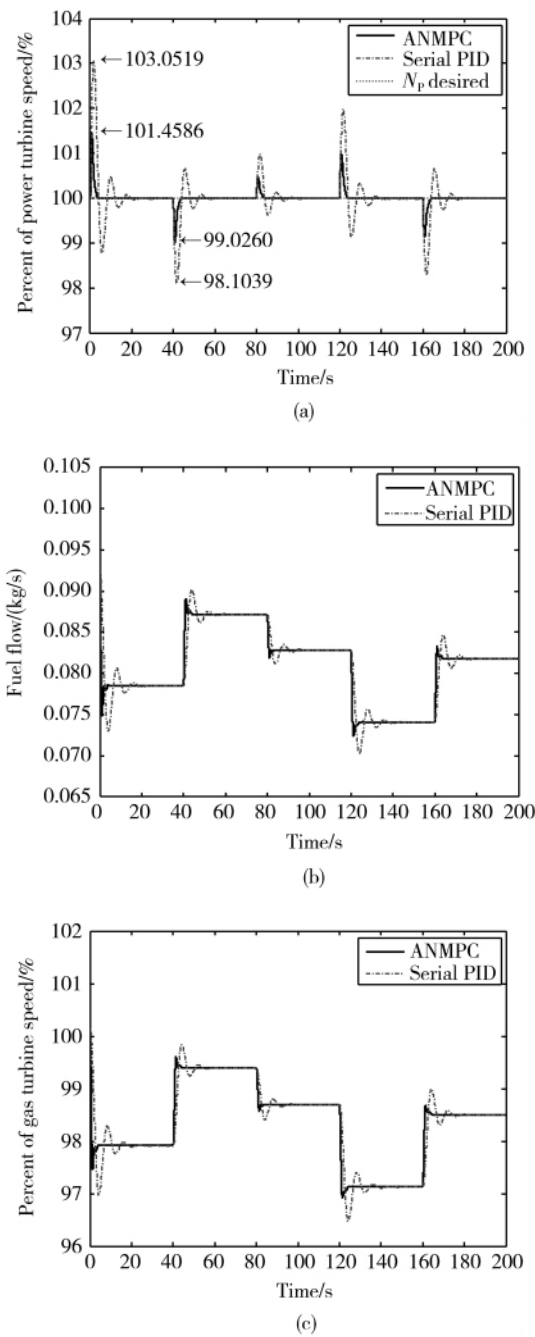


图 5 Height=1, Ma=0.4 处的仿真结果
Fig. 5 Digital simulation results at Height=1km, Ma=0.4

PID 控制器在 $\bar{N}_p$ 的最大超调量、 $\bar{N}_p$ 最大下垂量以及燃油消耗总量方面的数值对比。

仿真实验中,本文所提 ANMPC 算法的相关参数取值为:预测模型参数辨识中取 $\alpha=0.5$,遗忘因子 $\mu=0.98$,NMPC 控制器设计中取预测时域 $P=50$,控制时域 $M=3$,参考轨迹柔化系数 $c=0.5$,反馈校正向量 $H=[1,\cdots,1]^T_{1\times 50}$,输出误差加权量 $q=1$,控制项加权量 $r=0.1$ 。

从图 4 和图 5 可知,相比于传统的串联 PID

控制器,本文所提的 ANMPC 算法,在飞行高度为 0 km,飞行马赫数为 0 和飞行高度为 1 km,飞行马赫数为 0.4 两种工况下,都能显著降低功率涡轮相对转速 $\bar{N}_p$ 的超调量和下垂量,具有更快的收敛速度,燃气涡轮相对转速 $\bar{N}_c$ 和供油量 W_{fb} 也具有更好的动态性能。由表 1 可以看出,ANMPC 控制器相比于传统串联 PID 控制器,在 $\bar{N}_p$ 的最大超调量、 $\bar{N}_p$ 最大下垂量以及燃油消耗总量方面均有不同程度的降低。因此,本文的设计的涡轴发动机 ANMPC 控制器具有更好的控制性能。

表 1 ANMPC 控制器与串级 PID 控制器控制效果对比
Table 1 Comparison between ANMPC and serial PID

		ANMPC	串级 PID
高度 0 km 马赫数 0	$\bar{N}_p$ 最大超调量/%	0.9469	1.8994
	$\bar{N}_p$ 最大下垂量/%	0.9635	1.9038
	燃油消耗总量/ 10^3	1.8642	1.8644
高度 1 km 马赫数 0.4	$\bar{N}_p$ 最大超调量/%	1.4586	3.0519
	$\bar{N}_p$ 最大下垂量/%	0.9740	1.8961
	燃油消耗总量/ 10^3	1.6181	1.6183

4 结 论

- 1) 本文通过建立涡轴发动机数值-ARX 并联模型,研究了涡轴发动机自适应非线性预测控制算法,目的在于实现当旋翼负载变化时,不仅能够保持功率涡轮转速恒定,而且在控制过程中具有良好的稳态、动态品质。
- 2) 本文通过引入递归最小二乘法对涡轴发动机数值-ARX 并联模型进行在线参数辨识,从而使得建立的涡轴发动机预测模型成为一类具有自适应能力的预测模型。
- 3) 本文算法不能直接应用于供油量与功率涡轮相对转速存在多值的情况,分段多模型方法将是本文所述算法的一个有益补充,两者的具体结合及应用有待进一步研究。

参考文献:

[1] 王树青. 先进控制技术及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2001.

[2] Henson M A. Nonlinear model predictive control: current status and future directions[J]. Computers and Chemical Engineering, 1998, 23(2): 187-202.

[3] 徐胜红, 孙庆祥, 顾文锦, 等. 非线性预测控制模型方法综述[J]. 海军航空工程学院学报, 2007, 22(6): 633-636.

- XU Shenghong, SUN Qingxiang, GU Wenjin, et al. MPC technical for nonlinear system[J]. Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute, 2007, 22(6): 633-636. (in Chinese)
- [4] Van Essen H A, De Lange H C. Nonlinear model predictive control experiments on a laboratory gas turbine installation[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2001, 123(2): 347-352.
- [5] Brunell B J, Bitmead R R, Connolly A J. Nonlinear model predictive control of an aircraft gas turbine engine[C]// Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control. Las Vegas, USA: IEEE, 2002: 4649-4651.
- [6] MU Junxia, Rees D, Liu G P. Advanced controller design for aircraft gas turbine engines[J]. Control Engineering Practice, 2005, 13(8): 1001-1015.
- [7] Fuller J W, Kumar A, Millar R C. Adaptive model based control of aircraft propulsion systems status and outlook for naval aviation applications[R]. GT2006-90241, 2006.
- [8] Richter H, Singaraju A. Multiplexed predictive control of a large commercial turbofan engine[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2008, 31(2): 273-281.
- [9] 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.
- YAO Wenrong, SUN Jianguo. Nonlinear model predictive control for turboshaft engine[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2008, 29(4): 776-780. (in Chinese)
- [10] 杨剑锋. 基于组合模型的非线性预测控制算法及其应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2008.
- YANG Jianfeng. Study on nonlinear model predictive control algorithm based on combination model and its application[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008. (in Chinese)
- [11] YANG Jianfeng, XIAO Lingfei, QIAN Jixin. Nonlinear model predictive control using parameter varying BP-ARX combination model[J]. International Journal of Systems Science, 2012, 43(3): 475-490.
- [12] 熊洪允, 曾绍标, 毛云英. 应用数学基础[M]. 天津: 天津大学出版社, 1994.
- [13] Moon, S M, Clark R L, Cole D G. The recursive generalized Predictive feedback control: theory and experiments[J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 279(1/2): 171-199.
- [14] Zhu Z. An efficient sequential quadratic programming algorithm for nonlinear programming[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2005, 175(2): 447-464.