

基于松弛约束 Hammerstein 非线性模型的 增程式 APU 预测控制

赵家豪, 魏民祥, 丁玉章, 沙 朝

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 针对增程式辅助动力单元(APU)工作点切换过程的转速控制,提出了一种基于 Hammerstein 非线性模型的预测控制策略。通过稀疏最小二乘支持向量机-自适应混沌粒子群优化(SLSSVM-ACPSO)算法辨识激励响应数据建立了发动机 Hammerstein 非线性模型,在模型预测控制求解最优控制序列时,采用松弛因子松弛约束边界,并设计了有效集(ASM)-ACPSO 组合算法求解,在控制过程中应用了变预测时域策略。建立系统仿真模型,仿真结果显示:在热机点切换至低负荷点及低负荷点切换至中负荷点的过程中稳定时间分别为 2.57 s 和 2.77 s,转速最大超调率分别为 2% 和 1.6%,均优于两种对比策略;在中负荷点向高负荷点切换过程中,转速超调率较大,但控制过程转矩变化更平缓。仿真结果表明模型预测控制策略控制 APU 系统转速响应快、转速超调率小,发动机转矩超调量小,具有良好的动态控制效果。

关 键 词: 增程式 APU; 非线性模型预测控制; Hammerstein 模型; 松弛因子; 变预测时域

中图分类号: V249.4

文献标志码: A

Predictive control of extended-range APU based on relaxed constrained Hammerstein nonlinear model

ZHAO Jiahao, WEI Minxiang, DING Yuzhang, SHA Zhao

(College of Engine and Power Engineering,

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

Abstract: In view of the speed control of the working point switching process of the extended-range auxiliary power unit (APU), a predictive control strategy based on the Hammerstein nonlinear model was proposed. The excitation data were identified by sparse least squares support vector machine-adaptive chaotic particle swarm optimization (SLSSVM-ACPSO) algorithm, and the Hammerstein nonlinear model of engine was established. When solving the optimal control sequence in model predictive control, the relaxation factor was used to relax the constraint boundary, and the active set method (ASM)-ACPSO combination algorithm was used to obtain the solution. The variable predictive time domain strategy was applied in the control process. The system simulation model was established, and the simulation results showed that in the processes of switching from the warming-up point to low load point and from the low load point to the medium load point, the stabilization times were 2.57 s and 2.77 s respectively, and the speed overshoot rates were 2% and 1.6% respectively, which were better than the two comparison strate-

收稿日期: 2021-01-16

基金项目: 国防预研项目(513250203)

作者简介: 赵家豪(1996—),男,硕士,主要从事增程式动力系统控制研究。E-mail:DC_zjh@outlook.com

引用格式: 赵家豪,魏民祥,丁玉章,等. 基于松弛约束 Hammerstein 非线性模型的增程式 APU 预测控制[J]. 航空动力学报,2022,37(6):1314-1326. ZHAO Jiahao, WEI Minxiang, DING Yuzhang, et al. Predictive control of extended-range APU based on relaxed constrained Hammerstein nonlinear model[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(6): 1314-1326.

gies. In the process of switching from medium load point to the high load point, the speed overshoot rate was relatively larger, but the change of torque was more smooth in the control process. The simulation result showed that the model predictive control strategy for APU system had fast speed response, small speed and torque overshoot rate, and exhibited good dynamic control effect.

Key words: extended-range APU; nonlinear model predictive control; Hammerstein model; relaxation factors; variable predictive time domain

中小型无人机在地质环境勘探、空中火力支援等方面有巨大的应用潜力,因此对该类无人机的使用提出了更高的要求。在满足功率需求的情况下,增程式辅助动力单元(auxiliary power unit, APU)中的发动机只工作在几个低油耗工作点^[1],在无人机中应用可增加飞行器续航里程^[2]。增程式 APU 可由小型二冲程活塞发动机和发电机组成串联结构,分别以转速和转矩为目标控制发动机和发电机,实现 APU 工作点的切换^[3]。发动机系统具有非线性、时变等特点^[4],节气门控制策略的制定十分重要。模型预测控制是一种基于模型的闭环优化控制策略,在复杂系统控制中鲁棒性强,可有效应用于节气门控制。

文献[5]在发动机转速快速跟踪的问题中应用了基于观测器的模型预测控制,利用 Lyapunov 理论和观测器实时估计系统模型,并采用连续广义最小余差法(continuous/generalized minimum residuals, C/GMRES)滚动求解最优控制量,实现了转矩跟踪控制。文献[6]将广义预测控制应用于无人机发动机恒转速过程,使发动机在飞行状态变化较大时响应快,鲁棒性好。文献[7]建立了发动机状态空间模型,将动态矩阵预测控制应用于发动机调速过程,仿真结果显示其鲁棒性、控制响应速度、稳定性等均优于比例积分微分(proportion integral differential, PID)控制。文献[8]在发动机变转速过程中应用了非线性模型预测控制,与 PID 控制相比,控制精度更高、响应速度更快。以上应用案例部分采用线性模型近似描述发动机特性,或未对控制量的求取加以约束,影响了模型预测控制算法的控制效果。

本文采用模型预测控制对 APU 转速进行控制,采用最小二乘支持向量机-自适应混沌粒子群优化(sparse least squares support vector machine-adaptive chaotic particle swarm optimization, SLSS-VM-ACPSO)算法建立发动机 Hammerstein 非线性模型,在模型预测控制求解最优控制量时考虑

约束及约束松弛,并将变预测时域策略与模型预测控制相结合,仿真结果证明本文所提方法具有良好的控制性能。

1 发动机 Hammerstein 模型辨识

1.1 发动机 Hammerstein 模型

如图 1 所示, Hammerstein 模型由一个静态非线性环节和一个动态线性环节串联组成^[9],可用于表征发动机的非线性特性,这种组合式非线性模型用于发动机控制器设计,可便于控制策略的制定与控制量的求解。

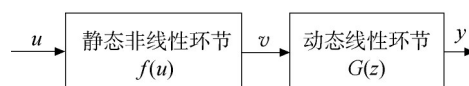


图1 Hammerstein 系统模型

Fig.1 Hammerstein system model

图 1 中 $f(u)$ 为静态非线性环节, $G(z)$ 为动态线性环节, u, y 分别为系统输入、输出, v 为中间变量。 $f(u)$ 采用多项式函数逼近^[10], 即

$$v = f(u) = c_1 u + c_2 u^2 + \dots + c_p u^p \quad (1)$$

式中 $c_1, c_2, \dots, c_p$ 为待定系数。

发动机转速动态特性可以用如式(2)所示的一个 2 阶传递函数 $G(s)$ 描述^[11]

$$G(s) = \frac{\tilde{K}}{(\tau_1 s + 1)(\tau_2 s + 1)} \quad (2)$$

式中 s 为 2 阶传递函数中的拉普拉斯算子, $\tilde{K}, \tau_1, \tau_2$ 为 2 阶传递函数的相关设定量, 具体含义见文献[11]。将式(2)离散化后可以得动态线性环节传递函数 $G(z)$, 采样间隔为 0.05 s。

$$G(z) = \frac{\tilde{B}(z^{-1})}{\tilde{A}(z^{-1})} = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}} \quad (3)$$

式中 z 为自变量, $\tilde{A}, \tilde{B}$ 分别为传递函数分母和分子的表达式, a_1, a_2, b_0, b_1 为待定系数。

由式(1)、式(3)可得离散动态线性环节差分方程为

$$\begin{aligned}\tilde{A}(z^{-1})y(t) &= \tilde{B}(z^{-1})v(t) = \\ \tilde{B}(z^{-1}) \sum_{i=1}^p c_i u^i(t) &= \sum_{j=0}^1 \sum_{i=1}^p c_i b_j z^{-j} u^i(t)\end{aligned}\quad (4)$$

式中 $i=1, 2, \dots, p$; t 为采样时刻; 令 $\beta_{ij}=c_i b_j$, 则式(4)可整理为

$$y(t) = - \sum_{i=1}^2 a_i y(t-i) + \sum_{j=0}^1 \sum_{i=1}^p \beta_{ij} u^i(t-j) \quad (5)$$

式中 a_i, c_i, b_j 均为未知系数, 需要通过辨识得到。在 APU 发动机工作点, 将阶跃信号施加于节气门, 可得到用于辨识的转速响应输出数据。

1.2 SLSSVM-ACPSO 算法

1.2.1 最小二乘支持向量机算法

最小二乘支持向量机 (least squares support vector machine, LSSVM) 算法常用于系统参数辨识^[12], 复杂度低、效率高。本文将其用于辨识发动机输入输出, 获得系统静态环节参数。一组发动机激励响应样本为 $\{u(t), y(t)\}_{t=1}^N$, 其中 N 为样本总数。用映射函数 $\varphi(t)$ 将样本转化为高维特征空间估计问题, 将式(5)改写为

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{t=1}^N \alpha_t \varphi(t) \\ \frac{\partial L}{\partial \delta} = 0 \rightarrow \sum_{t=1}^N \alpha_t = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_t} = 0 \rightarrow \alpha_t = \gamma \xi_t \quad t=1, 2, \dots, N \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_t} = 0 \rightarrow \omega^T \varphi(t) + \delta(t) + \xi_t - y(t) = 0 \quad t=1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (9)$$

消除变量 ω 和 ξ , 将式(9)转化为线性方程组求解问题, 如式(10)所示

$$\begin{bmatrix} 0 & I^T \\ I^T & K + \frac{1}{\gamma} E \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中 $I=[1, \dots, 1]_{N \times 1}^T$; $\alpha=[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]^T$; $y=[y(1), y(2), \dots, y(N)]^T$; $E=\begin{bmatrix} 1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & 1 \end{bmatrix}_{N \times N}$;

$$K = \begin{bmatrix} K_{11} & & K_{1N} \\ & \ddots & \\ K_{N1} & & K_{NN} \end{bmatrix}_o$$

根据 Mercer 定理, 定义核函数 K , 并得到发动机转速输出函数的预估模型

$$\begin{cases} K_{ij} = \varphi(i)^T \varphi(j) \\ y(t) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K_{it} + \delta(t) \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} y(t) = \omega^T \varphi(t) + \delta(t) \\ \omega = [-a_1, -a_2, \beta_{10}, \beta_{11}, \beta_{20}, \beta_{21}, \dots, \beta_{p0}, \beta_{p1}]^T \\ \varphi(t) = [y(t-1), y(t-2), u(t), u(t-1), u^2(t), \\ u^2(t-1), \dots, u^p(t), u^p(t-1)]^T \\ \delta = [\delta(1), \delta(2), \dots, \delta(N)]^T \end{cases} \quad (6)$$

引入误差因子 ξ_t 惩罚项, 建立优化目标函数为

$$\begin{cases} \min J(\omega, \xi_t) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{t=1}^N \xi_t^2 \\ \text{s.t. } y(t) = \omega^T \varphi(t) + \delta(t) + \xi_t \end{cases} \quad (7)$$

式中 γ 是惩罚因子, 构建 Lagrange 函数 L 求解式(7), 得到

$$\begin{aligned} L(\omega, \xi_t, \alpha_t) &= \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{t=1}^N \xi_t^2 - \\ &\sum_{t=1}^N \alpha_t [\omega^T \varphi(t) + \delta(t) + \xi_t - y(t)] \end{aligned} \quad (8)$$

式中 α_t 是 Lagrange 乘子。根据 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件得

联立式(9)和式(10)求得参数 ω, a_1, a_2 , 进而求解未知参数 $\beta_{10}, \beta_{11}, \beta_{20}, \beta_{21}, \dots, \beta_{p0}, \beta_{p1}$, 可获得发动机 Hammerstein 模型参数, 实现辨识。Hammerstein 模型中, 终态增益全部由静态非线性环节引起, 动态线性环节增益 $G(\infty)$ 为 1, 即

$$G(\infty) = \frac{b_0 + b_1}{1 + a_1 + a_2} = 1 \quad (12)$$

令 $A_f = [1, a_1, a_2]^T$, $B_f = [b_0, b_1]^T$, $\rho_1 = [1, 1]^T$, $\rho_2 = [1, 1, 1]^T$, 则式(12)可改写为矩阵形式

$$\rho_1^T B_f = \rho_2^T A_f \quad (13)$$

将式(5)中的 β_{ij} 表达为矩阵形式, 可得

$$\beta = C_f B_f^T \quad (14)$$

式中 $C_f = [c_1, \dots, c_p]^T$; $\beta = \begin{bmatrix} \beta_{10} & \beta_{20} & \dots & \beta_{p0} \\ \beta_{11} & \beta_{21} & \dots & \beta_{p1} \end{bmatrix}^T$ 。

联立式(13)与式(14), 消去 B_f 得到

$$C_i = \frac{\beta \rho_1}{\rho_2^T A_i} \quad (15)$$

令 $\rho_3 = [1, \dots, 1]_{1 \times p}^T$, 将式(15)带回式(14)求得 B_i 。

$$B_i = \frac{\beta^T \rho_3}{\rho_3^T C_i} \quad (16)$$

通过上述计算可求得 C_i 和 B_i , 完成发动机模型辨识。

1.2.2 样本稀疏化与 ACP SO 算法

由式(9)的约束条件 $\alpha_i = \gamma \xi_i$ 可知, 只有极少的 Lagrange 乘子 α_i 为 0, 这造成最小二乘支持向量机中的支持向量几乎包含了全部训练集的数据, 由于样本数过多, 方程组(10)的求解面临维数灾难。本文采用马氏距离评判样本相似性^[13], 删去马氏距离接近的样本, 稀疏化样本并保持泛化能力。根据式(17)计算第 i 个样本 e_i 和第 j 个样本 e_j 间的马氏距离 $\tilde{d}(e_i, e_j)$, 若 $\tilde{d}(e_i, e_j) < \epsilon$, 则删除其一, ϵ 为马氏距离剔除临界值。

$$\begin{cases} \tilde{d}(e_i, e_j) = \sqrt{(e_i - e_j)^T S^{-1} (e_i - e_j)} \\ S = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (e_i - \bar{e})(e_i - \bar{e})^T \\ \bar{e} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i \end{cases} \quad (17)$$

惩罚因子 γ 和马氏距离剔除临界值 ϵ 会影响 LSSVM 辨识效果, 本文提出 ACP SO 算法, 对 (γ, ϵ) 进行寻优, 将不同 (γ, ϵ) 组合确定的 SLSSVM 辨识得到的 Hammerstein 模型的方均根误差 (root mean squared error, RMSE) 作为评价指标^[14], 得到

$$\delta_{\text{rmse}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (18)$$

式中 y_i 为系统实际输出, $\hat{y}_i$ 为辨识模型预测值。

标准粒子群算法模拟鸟类觅食并相互交流的行为进行最优解的搜索, 它视每个粒子为优化问题的可行潜在解, 解的优劣通过适应度函数来评价。粒子由一个速度矢量确定每步的飞行方向和距离, 其搜索方向由上一代的飞行速度、自身飞行经验以及其他粒子的飞行经验共同决定, 以实现最优解的搜索。ACP SO 算法将标准粒子群算法、混沌搜索以及自适应搜索阶段判断融合。将式(18)作为评价搜索结果的标准, 在搜索过程中根据寻优阶段对种群进行变异, 并融合混沌搜索, 提升全局寻优能力。 M 个粒子中, 粒子 i 在第 τ 次迭代时的位置和速度分别为 $\sigma_i^\tau = [\sigma_{i1}^\tau, \sigma_{i2}^\tau]^T$ =

$[\gamma, \epsilon]^T$, $v_i^\tau = [v_{i1}^\tau, v_{i2}^\tau]^T$, 其方位将追随粒子个体最优 q_{best}^i 和种群最优 g_{best} 的位置, 第 $\tau+1$ 次迭代时粒子的速度与位置更新公式为

$$\begin{cases} v_i^{\tau+1} = \tilde{\omega} v_i^\tau + R_1 C_1 (q_{\text{best}}^i - \sigma_i^\tau) + R_2 C_2 (g_{\text{best}} - \sigma_i^\tau) \\ \sigma_i^{\tau+1} = v_i^{\tau+1} + \sigma_i^\tau \end{cases} \quad (19)$$

式中 R_1, R_2 为 $(0, 1)$ 区间内的随机数; C_1, C_2 为学习因子, 通常设定为 2; $\tilde{\omega}$ 为惯性权重, 表示对上一次迭代粒子速度值的继承程度。可采用线性递减的惯性权重, 加强搜索初期的全局搜索能力和后期的局部搜索精度, 惯性权重 $\tilde{\omega}$ 的表达式为

$$\tilde{\omega} = \tilde{\omega}_{\text{max}} \tau (\tilde{\omega}_{\text{max}} - \tilde{\omega}_{\text{min}}) / \tau_{\text{max}} \quad (20)$$

式中 $\tilde{\omega}_{\text{max}}$ 和 $\tilde{\omega}_{\text{min}}$ 分别设定的惯性权重最大值和最小值, 取 0.9, 和 0.4; τ_{max} 为最大迭代次数。迭代时, 比较当前粒子 σ_i^τ 与个体最优 q_{best}^i 和种群最优 g_{best} 的适应度值, 判断大小并更新个体最优和种群最优。

将搜索阶段 O 分为开发期 O_1 , 探索期 O_2 , 聚合期 O_3 。引入进化因子 f_{evo} 判断搜索时期

$$\begin{cases} L_p = \sum_{i=1}^M \|g_{\text{best}} - \sigma_i^\tau\| \\ l_p = \left\| \sum_{i=1}^M (g_{\text{best}} - \sigma_i^\tau) \right\| \\ f_{\text{evo}} = l_p / L_p \quad f_{\text{evo}} \in [0, 1] \end{cases} \quad (21)$$

寻优时始终有 $l_p \leq L_p$, 在聚合期粒子集中, l_p 远小于 L_p , 在开发期粒子分散分布, $l_p \approx L_p$, f_{evo} 趋近于 1。因此有

$$O = \begin{cases} O_1 & (0.6 \leq f_{\text{evo}} \leq 1.0) \\ O_2 & (0.4 \leq f_{\text{evo}} < 0.6) \\ O_3 & (0 < f_{\text{evo}} < 0.4) \end{cases} \quad (22)$$

当搜索处于探索期或聚合期且种群最优解在最近 $\tilde{\tau} (\tilde{\tau} > 2)$ 次迭代后不变时, 进行大尺度变异; 当搜索处于聚合期内且种群最优解在近两次迭代中不变时, 粒子群在邻域小尺度内生成 i' 个粒子细化搜索。变异通过 Logistic 混沌序列产生^[15-16]。粒子群大尺度变异时

$$\begin{cases} \lambda_{i+1} = \mu \lambda_i (1 - \lambda_i) \quad \lambda_i \in [0, 1] \\ \sigma_{ij} = \sigma_{ij\text{min}} + (\sigma_{ij\text{max}} - \sigma_{ij\text{min}}) \lambda_i \quad j = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (23)$$

式中 $\sigma_{ij\text{max}}$ 和 $\sigma_{ij\text{min}}$ 为粒子位置上下边界; λ_i 为混沌值, μ 为混沌序列控制参数。粒子群邻域内小尺度变异时

$$\begin{cases} \lambda_{i+1} = \mu\lambda_i(1 - \lambda_i) & \lambda_i \in [0, 1] \\ \sigma_{ij}^l = \sigma_{ij}^r + (\sigma_{ij}^{r+1} - \sigma_{ij}^r)\lambda_i & l = 1, 2, \dots, i' \end{cases} \quad (24)$$

寻优时采用不同的 (γ, ϵ) 组合进行稀疏化及辨识操作,得到相应的参数及 Hammerstein 模型,对其进行激励后比较式(18)所得值,当迭代次数达到最大时输出最优 (γ, ϵ) 组合。当不同发动机激励响应样本输入时,需再次使用 SLSSVM-ACPSO 对 (γ, ϵ) 进行寻优并辨识得到最优模型参数。

2 发动机转速模型预测控制

模型预测控制通过对象的预测模型,由当前输入预测未来有限时域响应,调整输入使系统尽量按照参考轨迹运行^[17],主要包含预测模型、滚动优化等部分,适用于不易建立精确模型的发动机系统。模型预测控制基本原理如图 2 所示,图中 k 为表示控制步长时刻。

2.1 预测模型

预测模型是模型预测控制的基础,预测模型需要能够反映被控对象的特性,但是对其形式没有严格的要求。预测模型需要由当前的控制输入预测未来一定时间内的输出。如图 1 所示,Hammerstein 系统模型中包含一个传递函数 $G(z)$,如式(3)所示,传递函数 $G(z)$ 便于辨识参数,但难以描述系统内部特性,而状态空间方程可表征系统内部性能,便于设计控制器。本文将辨识所得发

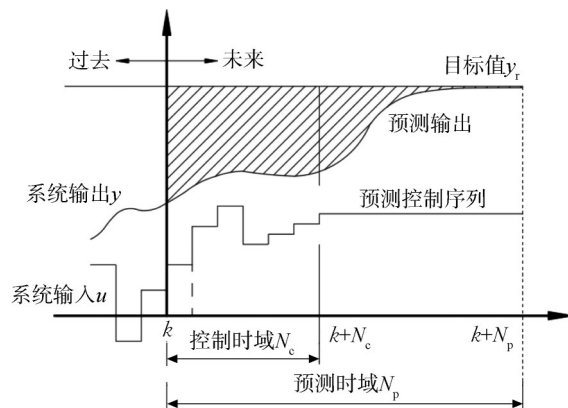


图 2 模型预测控制基本原理

Fig.2 Basic principles of model predictive control

动机 Hammerstein 系统模型动态线性环节的传递函数 $G(z)$ 的辨识结果,转换为状态空间方程标准形式,并将其改写为增量式得到

$$\begin{cases} y(k+1) = C\Delta x(k+1) + y(k) \\ \Delta x(k+1) = A\Delta x(k) + B\Delta u(k) \end{cases} \quad (25)$$

式中 Δ 表示增量; x 为状态空间表达式中的状态向量; k 时刻系统的状态变量记为 $x(k)$,输入记为 $u(k)$,输出记为 $y(k)$; A 、 B 、 C 为表征控制系统特性的系数矩阵。

预测时域 N_p 是指待预测时间长度,控制时域 N_c 是指控制量调节时间长度, $N_p > N_c$,本文中单步时长为 0.05 s。系统在 $k+N_c$ 和 $k+N_p$ 时的预测输出为

$$y(k+N_c|k) = \sum_{i=1}^{N_c} CA^i \Delta x(k) + \sum_{i=1}^{N_c} CA^{i-1} B \Delta u(k) + \sum_{i=1}^{N_c-1} CA^{i-1} B \Delta u(k+1) + \dots + CB \Delta u(k+N_c-1) + y(k) \quad (26)$$

$$y(k+N_p|k) = y(k) + \sum_{i=1}^{N_p} CA^i \Delta x(k) + \sum_{i=1}^{N_p} CA^{i-1} B \Delta u(k) + \sum_{i=1}^{N_p-1} CA^{i-1} B \Delta u(k+1) + \dots + \sum_{i=1}^{N_p-N_c+1} CA^{i-1} B \Delta u(k+N_c-1) \quad (27)$$

将式(26)、式(27)写成矩阵形式可以得到

$$Y(k+1|k) = \Phi \Delta x(k) + \Psi \Delta U + I y(k) \quad (28)$$

式中 $\Delta U(k) = [\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+N_c-1)]^T$;

$$\Psi = \begin{bmatrix} CB & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \sum_{i=1}^{N_c} CA^{i-1} B & CB & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^{N_c} CA^{i-1} B & \sum_{i=1}^{N_c-1} CA^{i-1} B & \dots & \dots & CB \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^{N_p} CA^{i-1} B & \sum_{i=1}^{N_p-1} CA^{i-1} B & \dots & \dots & \sum_{i=1}^{N_p-N_c+1} CA^{i-1} B \end{bmatrix}_{N_p \times N_c};$$

$$Y(k+1|k) = [y(k+1|k), y(k+2|k), \dots, y(k+N_p|k)]^T; I = [1, \dots, 1]_{1 \times N_p}^T; \Phi = \left[CA, \sum_{i=1}^2 CA^i, \dots, \sum_{i=1}^{N_p} CA^i \right]^T.$$

2.2 最优控制律求解

APU 模型预测控制框图如图 3 所示,系统输入 $u(t)$ 为节气门控制量, $y_r(t)$, $\hat{y}(t)$ 及 $y(t)$ 分别为

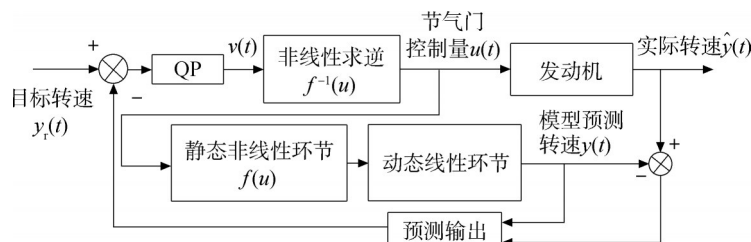


图3 APU 模型预测控制框图

Fig.3 Block diagram of APU model predictive control

本文制定了发动机模型预测控制优化准则函数,通过其求解最优中间变量 v , 然后对静态非线性环节反求节气门控制量 u 。该方法实质上是将 Hammerstein 模型预测控制的非线性优化问题分解为两部分,线性模块的动态优化及非线性模块的静态求逆求根问题,便于控制量的求解。

2.2.1 优化准则函数

Hammerstein 模型预测控制算法需要通过优化准则函数求取中间变量 v , 本文控制过程期望发动机目标转速与实际转速的偏差以及系统状态中间变量 v 的变化尽可能小, 因此根据模型预测值 $y(k+i|k)$ 和目标值 $y_r(k+i)$ 偏差的加权平方和以及中间变量 v 的加权平方和建立优化准则函数 $J(k)$, 其表达式为

数 $J(k)$, 其表达式为

$$J(k) = \sum_{i=1}^{N_p} \|q_i [y(k+i|k) - y_r(k+i)]\|^2 + \sum_{i=1}^{N_c} \|r_i \Delta v(k+i-1)\|^2 \quad (29)$$

式中 q_i 和 r_i 为设定的加权系数。定义 $R = \text{diag}(r_1, r_2, \dots, r_{N_c})$, $Q = \text{diag}(q_1, q_2, \dots, q_{N_p})$, $Y_r(k+i)$ 为目标转速, q_i 均取 1, r_i 均取 0.01。节气门受最大最小位置约束, 同时也对节气门控制量 u 的单步变化进行约束并根据式(1)将节气门控制量约束映射到中间变量 v 。在采用硬约束求解时会出现无可行解问题, 本文采用松弛因子松弛硬约束边界, 修正优化准则函数, 扩展可行域, 得

$$\min J(k) = Q \|Y(k+1|k) - Y_r(k+i)\|^2 + R \|\Delta V\|^2 + \epsilon^T \xi \epsilon \quad (30)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} V_{\min} + \epsilon_1 V_{\min}^V \leq V \leq V_{\max} + \epsilon_1 V_{\max}^V \\ \Delta V_{\min} + \epsilon_2 V_{\min}^{\Delta V} \leq \Delta V \leq \Delta V_{\max} + \epsilon_2 V_{\max}^{\Delta V} \end{cases}$$

式中 Q, R 为加权系数矩阵; V 为中间变量序列矩阵; $\epsilon = [\epsilon_1 \ \epsilon_2]^T$ 为松弛因子; $\xi = \text{diag}(\xi_1 \ \xi_2)$ 为惩罚系数, $V_{\min}^V \leq 0$, $V_{\max}^V \geq 0$ 为约束下界松弛系数; $V_{\min}^{\Delta V} \leq 0$, $V_{\max}^{\Delta V} \geq 0$ 为约束上界松弛系数。式(30)中松弛因子二次项及惩罚系数可使系统在松弛程度和可解性之间寻找平衡点。输入超出硬约束时求解会自动增大松弛, 保证 $v(k+i|k)$ 最优解存在, 并根据式(31)反推最优节气门控制量。

$$u(k) = f^{-1}(v(k)) \quad (31)$$

2.2.2 二次规划求解

式(30)的求解是一个二次规划问题, 将优化准则函数整理成二次规划标准形式, 即

$$\begin{cases} \min J(k) = \frac{1}{2} z^T H z + c^T z \\ D z \geq F \end{cases} \quad (32)$$

$$\text{式中 } z = [V \ \epsilon]^T; H = \begin{bmatrix} 2\Psi^T Q \Psi + R & 0 \\ 0 & 2\xi \end{bmatrix}; \tilde{K} = 2\Delta x(k) \Phi^T Q \Psi + 2y(k) I^T Q \Psi - 2Y_r(k+i) Q \Psi;$$

$$c = [\tilde{K} \ 0]; D = \begin{bmatrix} t_r & -V_{\min}^V & 0 \\ -t_r & V_{\max}^V & 0 \\ e & 0 & -V_{\min}^{\Delta V} \\ -e & 0 & V_{\max}^{\Delta V} \end{bmatrix}; V_{k-1} = [V_{k-1}, \dots, V_{k-1}]_{1 \times N_c}^T; F = \begin{bmatrix} V_{\min} - V_{k-1} \\ -V_{\max} + V_{k-1} \\ \Delta V_{\min} \\ -\Delta V_{\max} \end{bmatrix}; t_r = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}_{N_c \times N_c}; e = \begin{bmatrix} 1 & & \\ & \ddots & \\ & & 1 \end{bmatrix}_{N_c \times N_c}.$$

有效集法可精确求解二次规划问题,但步骤多、求解慢。本文将有效集法与 ACP SO 算法结合,以优化准则函数为评价指标,先采用 ACP SO 算法对 $z = [V \ \epsilon]^T$ 进行寻优,在几次迭代最优解未更新时,有效集法介入,将此时用 ACP SO 算法得到的最优解作为有效集法的初始可行解,求得最优中间变量增量后得最优节气门控制序列,并将控制序列第 1 个值作用于系统。

$$u(k) = [1, 0, \dots, 0]_{1 \times (N_c + 2)} \cdot z \quad (33)$$

3 APU 系统仿真模型及控制器

增程式 APU 系统的结构如图 4 所示,将小排量发动机与小型发电机组成 APU,为整机提供辅助电力。本文设计了针对发动机转速控制的基于松弛约束 Hammerstein 非线性模型的预测控制,为验证该控制策略的有效性,须建立 APU 系统的仿真模型。

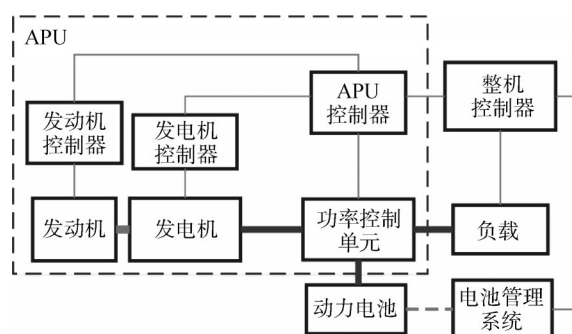


图 4 增程式 APU 系统结构

Fig.4 Structure of extended-range APU system

3.1 APU 系统仿真模型

为验证模型预测控制策略的有效性,须建立 APU 系统仿真模型。该增程式 APU 搭载一台 2 kW 级单缸二冲程发动机,转矩函数通过发动机台架试验采集稳态数据并采用多元逐步回归方法

建立。

$$\begin{aligned} \bar{T} = & -0.4144 - 0.8263\bar{\alpha}\bar{n}^2 + 1.8189\bar{\alpha}^3 + \\ & 0.2324\bar{n}^2 + 1.6725\bar{\alpha}\bar{n} - 5.2524\bar{\alpha}^2 - \\ & 0.8219\bar{n} + 4.477\bar{\alpha} \end{aligned} \quad (34)$$

式中 $\bar{n}$ 、 $\bar{T}$ 、 $\bar{\alpha}$ 分别为归一化后的发动机转速、发动机转矩与节气门开度,将该式各量反归一化后可得发动机稳态转矩函数 f_e ,并用 2 阶延迟传递函数 $G_T(s)$ 表征转矩输出动态特性,用 1 阶惯性环节 $G_{\bar{\alpha}}(s)$ 表示节气门动态特性

$$G_T(s) = \frac{1}{(\tau_{T_1}s + 1)(\tau_{T_2}s + 1)} e^{-\tau_e} \quad (35)$$

$$G_{\bar{\alpha}}(s) = \frac{1}{\tau_{\bar{\alpha}}s + 1} \quad (36)$$

式中 $\bar{\alpha}$ 为节气门开度; T 为发动机转矩; τ_{T_1} 、 τ_{T_2} 、 $\tau_{\bar{\alpha}}$ 是传递函数中表示系统动态特性的时间常数,通过发动机节气门-转速阶跃响应曲线辨识得到; τ_e 表示从发出喷油执行命令到转矩输出之间的响应延迟,可表示为

$$\tau_e = 60(1 + 1/n_{cyl})/n \quad (37)$$

式中 n 为发动机转速, n_{cyl} 为发动机气缸数。通过上述方法可建立较为准确的发动机模型,用于控制算法仿真验证。

本文中,APU 发电机采用表面磁极式永磁同步发电机(permanent magnetic synchronous generator, PMSG),通过坐标变换将发电机方程转换至两相静止(α - β)坐标系下,再将发电机方程转换至两相旋转(d - q)坐标系,得到发电机在 d - q 坐标系下原理方程为

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} i_d = \frac{1}{L_d} u_d + \frac{L_q}{L_d} \tilde{p} \omega_r i_q - \frac{R}{L_d} i_d \\ \frac{d}{dt} i_q = \frac{1}{L_q} u_q - \frac{R}{L_q} i_q - \frac{L_d}{L_q} \tilde{p} \omega_r i_d - \frac{\phi_f \tilde{p} \omega_r}{L_q} \\ T_e = \frac{3}{2} \tilde{p} [\phi_f i_q + (L_d - L_q) i_d i_q] \end{cases} \quad (38)$$

式中 i_d 、 i_q 、 L_d 、 L_q 、 u_d 、 u_q 分别为定子 d 轴及 q 轴上的电流、电感和电压分量; ϕ_f 为永磁体磁链; ω_r 为转子角速度; R 为定子电阻; T_e 为电磁转矩; $\tilde{p}$ 为磁极对数。发电机与发动机输出轴刚性连接,转速同步。此时发动机负载为电磁转矩,APU 系统的转矩平衡方程为

$$\begin{cases} J_{apu} \dot{n} = \frac{30}{\pi} T + \frac{30}{\pi} T_e \\ n = \int_{t_0}^{t_1} \dot{n} dt \end{cases} \quad (39)$$

式中 J_{apu} 为组成 APU 系统的整体转动惯量, t_0 和 t_1

分别为系统运行的起始时间和结束时间。

3.2 控制系统整体架构

APU 运行于设定工作点,各点区别主要为转速、转矩的不同。APU 控制系统结构如图 5 所示,图中 PWM 为脉冲宽度调制(pulse width modulation);PI 为比例积分(proportion integral); T^* 为目标转矩; $i_d^*、i_q^*$ 为 d - q 坐标系目标电流, $u_d^*、u_q^*$ 为目标电压; $u_\alpha、u_\beta$ 为 α - β 坐标系电压。

发电机通过电流环以转矩为目标进行控制,发动机以转速为目标控制节气门^[18]。采用模型预测控制算法对节气门进行控制;采用 $i_d=0$ 矢量控

制对永磁同步发电机进行控制,此时可认为定子电流全部用来产生电磁转矩,如式(40)所示。

$$T_e=\frac{3}{2}\tilde{p}\phi_i i_q$$

(40)

发电机控制策略包括转矩控制环和电流控制环,均采用 PI 控制。首先根据目标转矩 T^* 计算 d - q 坐标系目标电流 $i_d^*、i_q^*$,再计算出矢量控制目标电压 $u_d^*、u_q^*$,并通过坐标变换得到 $u_\alpha、u_\beta$,最后将其送入空间矢量脉宽调制模块(space vector pulse width modulation, SVPWM)中产生 PWM 控制波^[19]。

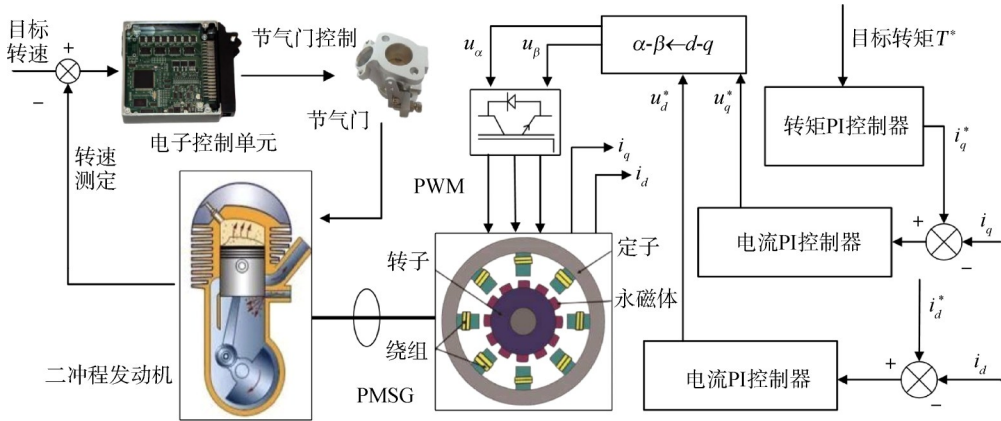


图 5 APU 控制系统结构

Fig.5 Structure of APU control system

3.3 混合模型预测控制器

APU 目标工作点如表 1 所示,各点转矩、转速差别较大。单一 Hammerstein 模型无法准确描述各工作点处发动机特性。为了避免求解控制量出现无解的情况,确定 Hammerstein 模型静态非线性环节多项式阶次为 3 阶,即

$$v=f(u)=c_1u+c_2u^2+c_3u^3$$

(41)

本文在各工作点,分别控制节气门激励发动机,通过 SLSSVM-ACPSO 算法辨识响应数据得到各工作点处的模型参数,并将动态线性环节传

递函数转换为状态空间方程,得到状态空间方程系数矩阵,辨识结果如表 2 所示。在各工作点分别建立模型预测控制器。采用相对误差百分比 $\tilde{\delta}$ 来评价辨识精度,如式(42)所示。0.47 kW 工作点处的模型辨识效果如图 6 所示。通过 SLSS-VM-ACPSO 算法辨识得到的各工作点的 Hammerstein 模型辨识结果如表 2 所示,模型辨识精度良好。

$$\tilde{\delta}=\|\hat{y}-y\|/\|y\|\times 100\%$$

(42)

表 1 APU 目标工作点

Table 1 APU target working points

发动机功率/kW	转速/(r/min)	负载转矩/(N·m)	发动机燃油消耗率/(g/(kW·h))
0.47	3 000	1.51	644.4
0.8	5 000	1.52	571.7
1.18	7 000	1.6	530.3
1.78	7 500	2.25	468.7

表 2 发动机目标工作点模型辨识结果及控制器编号

Table 2 Model identification results of engine target working points and controller number

APU 目标工作点 发动机功率/kW	控制器 编号	发动机 Hammerstein 模型参数				$\tilde{\delta}/\%$
		C_f	A	B	C	
0.47	C1	$[0.029\ 28, 0.292\ 8, 2.927\ 9]^T$	$\begin{bmatrix} 0.801\ 4 & -0.185\ 8 \\ 0.044\ 9 & 0.995\ 2 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.044\ 9 \\ 0.001\ 2 \end{bmatrix}$	$[0\ 4.165]$	7.86
0.8	C2	$[0.054\ 7, 0.109\ 4, 3.663\ 8]^T$	$\begin{bmatrix} 0.903\ 1 & -0.138\ 6 \\ 0.047\ 6 & 0.996\ 5 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.047\ 6 \\ 0.001\ 2 \end{bmatrix}$	$[0\ 2.914]$	8.3
1.18	C3	$[0.066\ 6, -6.802\ 6 \times 10^{-6}, 4.262\ 2]^T$	$\begin{bmatrix} 0.794\ 8 & -0.1978 \\ 0.044\ 7 & 0.9949 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.044\ 7 \\ 0.011\ 6 \end{bmatrix}$	$[0\ 4.402]$	9
1.78	C4	$[0.101\ 1, 1.820\ 4 \times 10^{-6}, 3.638\ 6]^T$	$\begin{bmatrix} 0.790\ 5 & -0.205\ 8 \\ 0.044\ 6 & 0.994\ 7 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.044\ 6 \\ 0.001\ 2 \end{bmatrix}$	$[0\ 4.569]$	11.07

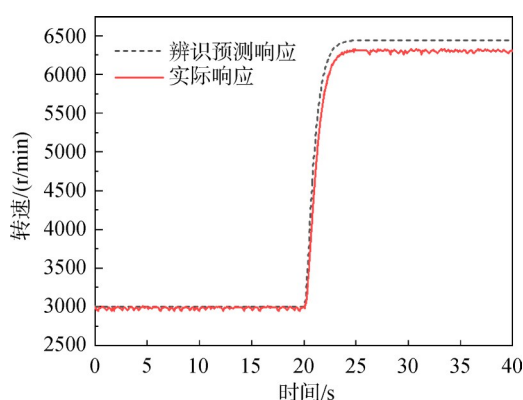


图 6 模型辨识效果

Fig.6 Model identification effect

本文建立了混合模型预测控制器,在切换目标工作点时切换模型预测控制器,控制器编号如表 2 所示。

4 仿真验证与分析

APU 系统层控制服从于上层能量管理系统^[20],本文仅将工作点切换控制问题作为研究对象。本文采用一台交直流电感相等的表面磁极式 PMSG,发电机定子电阻为 $0.4\ \Omega$,电枢电感为 $5 \times 10^{-4}\ \text{H}$,永磁体磁链为 $0.18\ \text{Wb}$,磁极对数为 4 对。

4.1 变预测时域控制

以 $0.47\ \text{kW}$ 工作点切换至 $0.8\ \text{kW}$ 工作点为例,选定控制时域 N_c 为 2 步长,在采用硬约束的情况下,分析预测时域选取对控制效果的影响,其中负载转矩的变化在模型中通过阶跃模块设定。

仿真结果如图 7 所示,图中 $T_{\max}$ 及 $\alpha_{\max}$ 分别为控制过程中发动机最大转矩和节气门最大开度, t_s 为系统稳定时间,1 步长为 $0.05\ \text{s}$ 。随着预测时域的增加,系统稳定时间增加,节气门最大开度和发

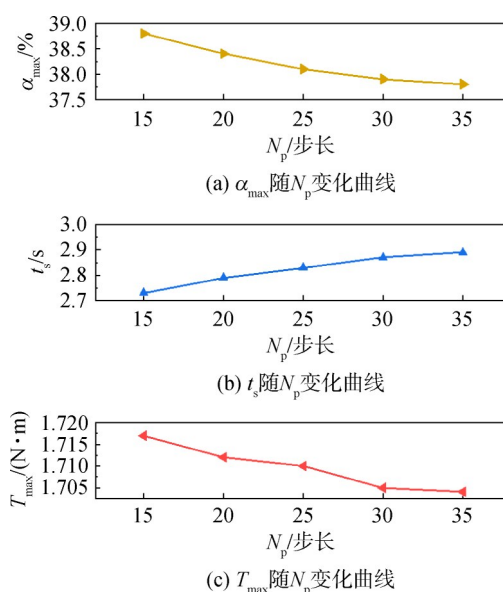


图 7 预测时域对控制性能的影响

Fig.7 Influence of prediction time domain on control performance

动机最大转矩均减小。

在工作点的切换过程中,应该尽量减小转矩的冲击,减小节气门控制范围,缩短系统稳定时间。节气门最大开度和发动机最大转矩通常出现在过程中段,可在过程中段采用较大的预测时域,同时为加快控制响应和收敛,过程初、末段采用较小的预测时域。综上,提出了基于正弦函数的变预测时域控制方法。

$$\begin{cases} N_p = P_0 + \text{floor}[\sin(p_i \pi) P_r] \\ p_i = \|n_i - n_i\| / \|n_i - n_0\| \end{cases} \quad (43)$$

式中 P_0 为预测时域最小值; P_r 为预测时域变化范围; p_i 为控制过程所处阶段; n_i, n_0 分别为控制过程目标转速和起始转速; n_i 为当前转速, floor 为向下

取整函数。

在控制过程中应用变预测时域控制,选取 P_0 为 15 步长, P_r 为 20 步长,设定 $n_i=5\,000\text{ r/min}$, $n_o=3\,000\text{ r/min}$,发动机状态变化如图 8 所示。应用变预测时域控制后,控制过程系统稳定时间为 2.81 s,转速超调为 2%,节气门最大开度为 38.2%,发动机最大扭矩为 1.71 N·m,取得了综合性能良好的控制效果,证明本文所提变预测时域控制方法有效。

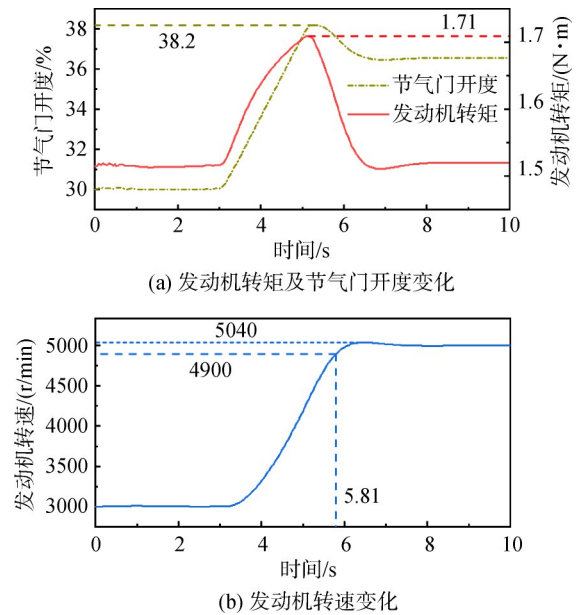


图 8 变预测时域控制过程(未加入松弛因子)
Fig.8 Variable predictive time domain control process
(without relaxation factor)

在控制算法中加入松弛因子和惩罚系数,分别取 $\epsilon_1=0$, $\epsilon_2=0.2$, $\xi_1=\xi_2=300$ 。仿真结果如图 9,系统稳定时间缩短 0.24 s,节气门最大开度和发动机最大扭矩有少量增加,综合控制效果良好,证明加入松弛因子提升了控制性能。

4.2 APU 全过程仿真与分析

仿真过程从 0.47 kW 工作点开始,在 35 s 内逐步切换至 1.78 kW 工作点,控制过程编号如表 3 所示,观察控制过程中系统参数变化并比较分析。

发电机仿真控制过程如图 10 所示,本文制定的控制策略能够较好地控制发电机电磁转矩跟踪目标转矩。由于逆变器开关频率有限,发电机电流有小幅脉动,但整体满足 $i_d=0$ 矢量控制目标,此时电磁转矩与 i_q 成正比。电磁转矩以目标值为中心,脉动幅值在 0.1 N·m 以内,满足控制精度要

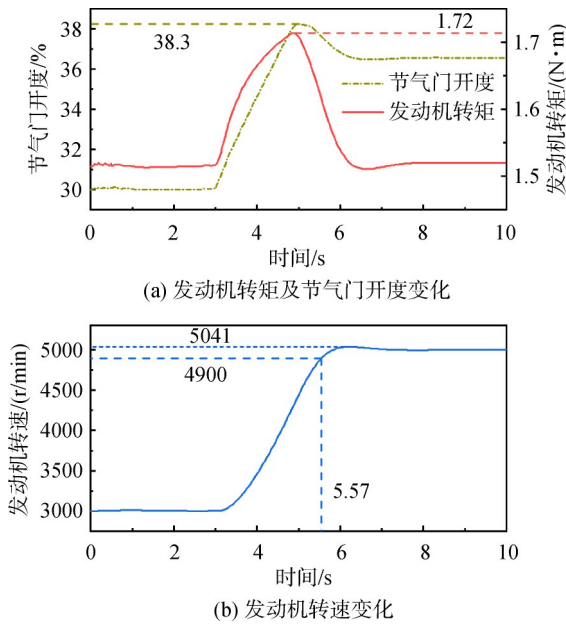


图 9 变预测时域控制过程(加入松弛因子)
Fig.9 Variable predictive time domain control process
(with relaxation factor)

表 3 控制过程编号	
Table 3 Control process number	
控制过程	编号
0.47~0.8 kW	D1
0.8~1.18 kW	D2
1.18~1.78 kW	D3

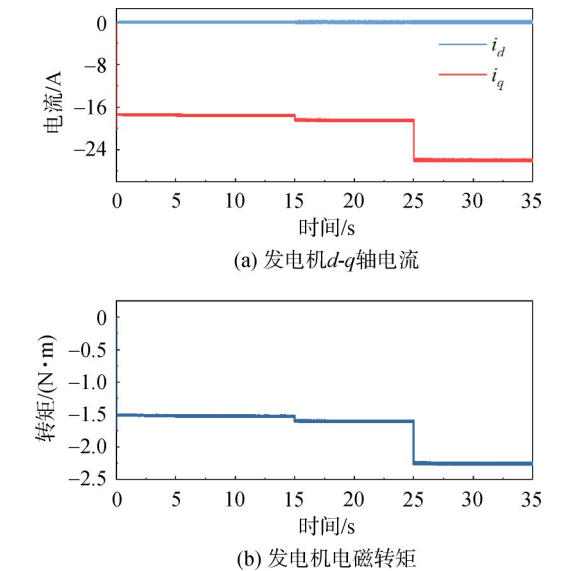


图 10 发电机电流与电磁转矩变化
Fig.10 Changes of generator current and
electromagnetic torque

求,证明发电机控制策略有效。

仿真过程中工作点切换时,各控制过程匹配相应的控制器。选定控制时域 N_c 为 2 步长,松弛因子与惩罚系数分别为 $\epsilon_1=0$, $\epsilon_2=0.2$, $\xi_1=\xi_2=300$ 。

采用基于松弛约束 Hammerstein 非线性模型预测控制对 APU 工作点切换的转速进行控制,并将其控制效果与 PID、模糊 PID 这两种传统策略比较。控制过程中 APU 转速变化、节气门开度变化、发动机转矩变化以及负载扰动测试如图 11~图 14 所示。控制过程的转速最大超调率,发动机转矩最大超调量以及稳定时间的对比如表 4 所示。

工作点切换过程 APU 转速变化如图 11 所示,模型预测控制能够准确调节 APU 切换至目标转速,仅在过程 D3 转速最大超调率大于其余两种控制策略,最大超调率为 4.8%。在过程 D3 中,转

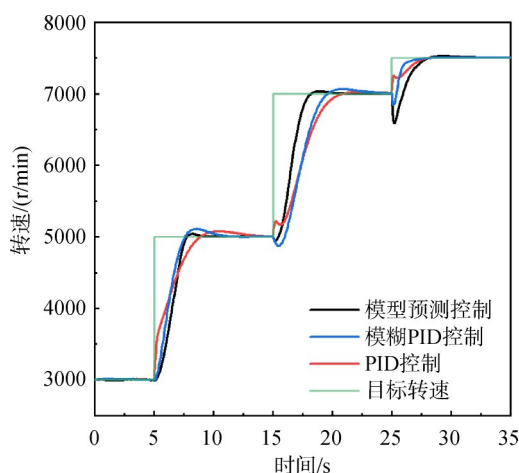


图 11 APU 转速变化

Fig.11 Change of APU speed

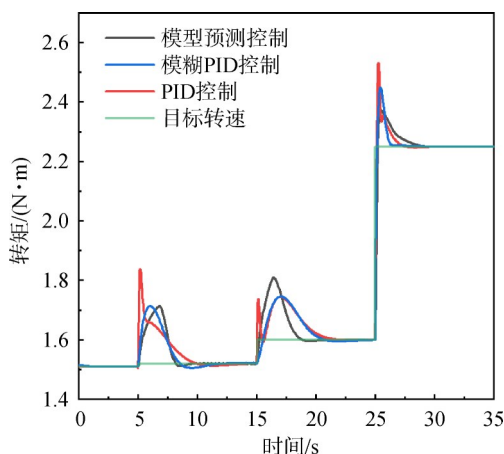


图 12 发动机转矩变化

Fig.12 Change of engine torque

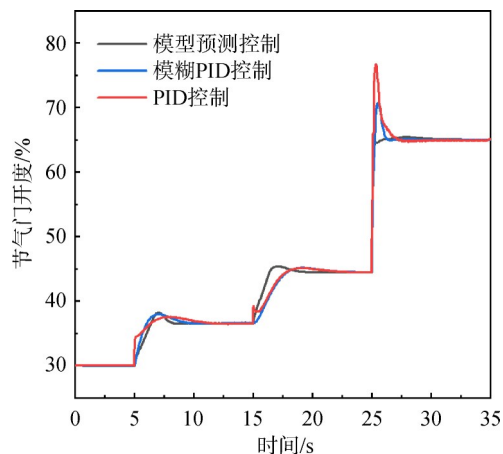


图 13 节气门开度变化

Fig.13 Change of throttle opening

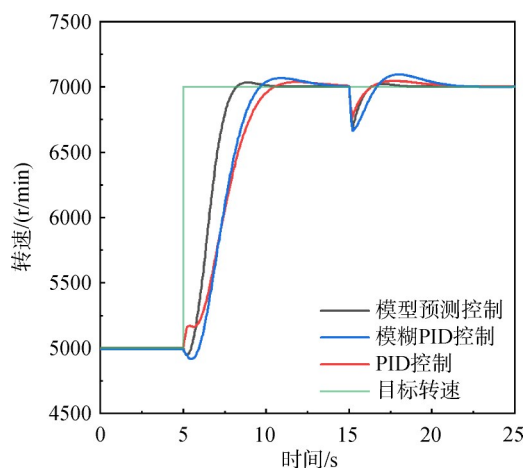


图 14 负载扰动测试

Fig.14 Load disturbance test

速超调率较大,但超调量较小,优化准则函数受中间变量 v 的变化值即控制量 u 变化值影响较大,在计算最优控制量时会得到控制量变化较小的结果,使得节气门开度变化平缓,如图 13 所示,此时发动机转矩超调后回到参考值的稳定时间变长,因而过程 D3 的超调率较大。如表 4 所示,过程 D3 的稳定时间为 2.81 s,略长于 PID 控制策略,在过程 D1 和 D2 中,稳定时间都明显更短。

发动机的转矩变化如图 12 所示,发动机转矩最大超调量仅在过程 D2 略高于其余两种控制策略,最大超调量为 0.20 N·m,其余过程中发动机转矩超调水平明显更低。节气门开度变化如图 13 所示,模型预测控制策略可使节气门开度波动更小,变化更平缓。

以控制过程 D2 为例,15 s 时在负载端施加一个幅值为 0.3 N·m 的脉冲负载扰动,仿真结果如图 14 所示,采用本文所制定的模型预测控制在受

表 4 控制效果对比

Table 4 Control effect comparison

控制过程	转速最大超调率/%			发动机转矩最大超调量/(N·m)			稳定时间/s		
	模型预测控制	模糊 PID	PID	模型预测控制	模糊 PID	PID	模型预测控制	模糊 PID	PID
D1	2	5.5	3.75	0.19	0.20	0.32	2.57	3.95	3.32
D2	1.6	3.1	1.8	0.20	0.16	0.16	2.77	4.07	4.79
D3	4.8	0.2	1.06	0.12	0.21	0.28	2.81	2.99	2.54

到负载扰动时可以更快速地恢复至稳定转速,恢复时超调量较小,具有良好的抗干扰能力。

以上分析表明,基于松弛约束 Hammerstein 非线性模型的增程式 APU 预测控制相比于传统控制策略,具有转速响应快、超调率小,发动机转矩超调量小等特点,有更好的动态控制效果。

5 结 论

针对增程式 APU 工作点切换问题,建立发动机 Hammerstein 非线性模型,对节气门采用基于松弛约束 Hammerstein 非线性模型预测控制,对发电机采用 $i_d=0$ 矢量控制,并对该控制系统进行了仿真试验,得到如下结论:

- 1) 针对发动机非线性特性,通过 SLSSVM-ACPSO 算法建立了发动机 Hammerstein 非线性模型,并验证了该模型具有较好的精确性。
- 2) 建立 Hammerstein 预测模型,制定优化准则函数,对硬约束进行松弛,在求解最优控制量时采用有效集和 ACPSO 融合的组合算法,可有效取控制序列。
- 3) 将变预测时域策略与模型预测控制结合,应用于 APU 工作点切换控制,仿真结果表明,本文提出的方法相比于传统控制策略,可以兼顾动、稳态特性,在保证工况点快速切换的同时避免较大的发动机转矩冲击,并具有更强的鲁棒性。这对于工程中增程式 APU 动态控制性能提升有一定的理论指导意义。

参考文献:

[1] LI J, ZHOU L, ZHOU W. A control strategy to reduce fuel consumption of APU for range-extended electric vehicle [C]//Proceedings of 2nd International Conference on Electronic & Mechanical Engineering and Information Technology. Paris: Atlantis Press, 2012: 2132-2136.

[2] RODRIGUES M, KING S, SCOTT D, et al. Advanced energy management strategies for range extended electric vehicle[R]. SAE Technical Paper, 2015-26-0121, 2015.

[3] 申永鹏,王耀南,孟步敏,等.增程式电动汽车增程器转速切换/功率跟随协调控制[J].中国机械工程,2015,26(12):1690-1696.

SHEN Yongpeng, WANG Yaonan, MENG Bumin, et al. Cooperative control strategy of power following-speed switching in a range extender electric vehicle APU[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(12):1690-1696. (in Chinese)

[4] WANG H, WANG L, LIAO Y, et al. Research on engine speed control system based on fuzzy adaptive PID controller [J]. Manufacturing Technology, 2019, 19(6):1080-1087.

[5] 康铭鑫,李长平,刘腾飞.基于观测器的发动机转矩跟踪模型预测控制[J].控制与决策,2020,35(4):791-798.

KANG Mingxin, LI Changping, LIU Tengfei. Observer based model predictive torque tracking control for gasoline engines[J]. Control and Decision, 2020, 35(4):791-798. (in Chinese)

[6] 陈林林,魏民祥,邵金菊.无人直升机发动机恒转速广义预测控制[J].电子科技大学学报,2010,39(3):475-480.

CHEN Linlin, WEI Minxiang, SHAO Jinju. Generalized predictive controller design for an unmanned helicopter engine speed[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2010, 39(3):475-480. (in Chinese)

[7] 朱徐峰.基于预测控制的发动机转速控制策略研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2017.

ZHU Xufeng. Study of engine speed control strategy based on predictive control[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2017. (in Chinese)

[8] WANG Y, ZHENG Q, ZHANG H, et al. A study on nonlinear model predictive control for helicopter/engine with variable rotor speed based on linear Kalman filter[EB/OL]. [2019-12-30]. <https://doi.org/10.1515/tjj-2019-0016>.

[9] MEHER T, MAJHI S. Relay based identification of Hammerstein model[J]. International Journal of Dynamics and Control, 2018, 6(4):1599-1607.

[10] 潘蕾,赵德材,张俊礼,等.微燃机-冷热电联供机组的 Hammerstein 模型及非线性广义预测控制[J].东南大学学报(自然科学版),2017,47(3):500-505.

PAN Lei, ZHAO Decai, ZHANG Junli, et al. Hammerstein model and nonlinear generalized predictive control of MGT-CCHP[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2017, 47(3):500-505. (in Chinese)

[11] COOK J, POWELL B. Modeling of an internal combustion engine for control analysis[J]. IEEE Control Systems Maga-

- zine, 1988, 8(4):20-26.
- [12] 乔宗良, 张蕾, 周建新, 等. 一种改进的 CPSO-LSSVM 软测量模型及其应用[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1):234-240.
QIAO Zongliang, ZHANG Lei, ZHOU Jianxin, et al. Soft sensor modeling method based on improved CPSO-LSSVM and its applications[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(1):234-240. (in Chinese)
- [13] PEREZ J, RIBEIRO B, PEREZ C. Mahalanobis distance metric learning algorithm for instance-based data stream classification[C]//Proceedings of 2016 International Joint Conference on Neural Networks. Vancouver: IEEE, 2016: 1857-1862.
- [14] 张焱, 汤宝平, 熊鹏. 多尺度变异粒子群优化 MK-LSSVM 的轴承寿命预测[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(11):2489-2496.
ZHANG Yan, TANG Baoping, XIONG Peng. Rolling element bearing life prediction based on multi-scale mutation particle swarm optimized multi-kernel least square support vector machine[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(11):2489-2496. (in Chinese)
- [15] COELHO L S, HERRERA B M. Fuzzy identification based on a chaotic particle swarm optimization approach applied to a nonlinear yo-yo motion system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2007, 54(6):3234-3245.
- [16] COELHO L S, MARIANI V C. A novel chaotic particle swarm optimization approach using Hénon map and implicit filtering local search for economic load dispatch[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2009, 39(2):510-518.
- [17] ZHU Y, ÖZGÜNER Ü. Constrained model predictive control for nonholonomic vehicle regulation problem[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2008, 41(2):9552-9557.
- [18] 赵家豪, 魏民祥, 丁玉章, 等. 增程式 APU 混沌退火混合粒子群优化模糊 PID 动态控制[J]. 航空动力学报, 2021, 36(6):1213-1221.
ZHAO Jiahao, WEI Minxiang, DING Yuzhang, et al. Dynamic control strategy of extended-range APU based on fuzzy PID optimized by CAHPSO[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(6):1213-1221. (in Chinese)
- [19] GONG C, HU Y, GAO J, et al. An improved delay-suppressed sliding-mode observer for sensorless vector-controlled PMSM[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(7):5913-5923.
- [20] REN G, MA G. A novel scheme design of power unit for extended range electric vehicles[J]. International Journal of Electric and Hybrid Vehicles, 2012, 4(4):314-326.

(编辑:张 雪、秦理曼)