

航空活塞式发动机瞬态空燃比控制 仿真研究

胡春明^{1,2}, 毕延飞¹, 王齐英¹, 仲伟军¹

(1. 天津大学 天津内燃机研究所, 天津 300072;

2. 天津大学 内燃机燃烧学国家重点实验室, 天津 300072)

摘 要: 针对航空活塞式直喷发动机瞬态空燃比难以精确控制、动态超调大等问题,采用基于改进的粒子群优化算法和 Elman 神经网络(VPSO-Elman 网络)的模型预测控制算法对发动机过渡工况空燃比进行控制。在实验数据的基础上,利用发动机建模软件 AMESim 建立发动机模型,在 MATLAB/Simulink 中建立 VPSO-Elman 空燃比预测模型控制系统,通过联合仿真检验控制系统的性能。结果表明:瞬态工况下,相比于比例-积分-微分(PID)控制,VPSO-Elman 网络模型预测控制下的空燃比超调量可以减小约 20%,回调时间缩短约 75%;针对不同的节气门开度变化速率,VPSO-Elman 控制器同样具有良好的控制效果。

关 键 词: 航空活塞式发动机; 过渡工况; 空燃比控制; 模型预测控制; 神经网络

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

Simulation research on transient air-fuel ratio control of aero piston engine

HU Chunming^{1,2}, BI Yanfei¹, WANG Qiyang¹, ZHONG Weijun¹

(1. Tianjin Internal Combustion Engine Research Institute,
Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. State Key Laboratory of Engines,
Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: In order to solve the problems like the large dynamic overshoot in the control of transient air-fuel ratio of aero piston engine, the model predictive control strategy based on improved particle swarm optimization algorithm and Elman (VPSO-Elman) neural network was proposed. The engine model used in the simulation was established based on a real engine in AMESim. The model predictive control system was established in MATLAB/Simulink. Coupling simulation was carried out to test the effect of the model prediction control. The simulation result shows that, compared with proportional integral derivative (PID) control, using VPSO-Elman network model prediction control the air-fuel overshoot can be reduced by 20%, callback time could be reduced by about 75%; for different throttle opening rate, VPSO-Elman controller also has a good control effect.

收稿日期: 2016-09-02

基金项目: 国家自然科学基金(51476112)

作者简介: 胡春明(1967—),男,研究员,博士,研究方向为内燃机电控技术的应用。E-mail:cmhu@tju.edu.cn

引用格式: 胡春明,毕延飞,王齐英,等.航空活塞式发动机瞬态空燃比控制仿真研究[J].航空动力学报,2018,33(5):1236-1244.

HU Chunming, BI Yanfei, WANG Qiyang, et al. Simulation research on transient air-fuel ratio control of aero piston engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(5): 1236-1244.

Key words: aero piston engine; transition condition; air-fuel ratio control; model predictive control; neural network

相较于燃气轮机,航空活塞式发动机具有质量轻、结构简单、油耗低等特点,常用做无人机等小型低速飞行器的动力装置^[1-2]。电控燃油喷射能够准确迅速地控制喷油量,弥补化油器的不足,改善发动机的经济性和动力性^[3-4]。将缸内直喷技术应用到航空活塞式发动机上已成为新的研究趋势^[5-6]。由于发动机是一个非线性系统,难以获得其准确的数学模型,在稳态工况下,精确控制发动机空燃比较为容易;但是在飞行器在起飞、降落等瞬态工况下,存在很多不确定性因素,使空燃比的精确控制变得困难,直接影响了发动机的动力性和经济性^[7]。因此研究瞬态工况下发动机空燃比控制具有重要意义。

本文将模型预测控制和人工智能控制相结合,采用基于改进的粒子群优化算法(variation particle swarm optimization, VPSO)和 Elman 神经网络(VPSO-Elman 网络)的模型预测控制策略对航空活塞式发动机瞬态工况空燃比进行控制。在发动机建模软件 AMESim 中建立发动机模型,用 MATLAB/Simulink 软件进行模型预测控制系统的建立并同时搭建 PID 控制器,研究中使用两模型进行联合仿真,基于仿真结果评价本文提出的控制策略,对比过渡工况的空燃比控制效果。

1 VPSO-Elman 模型预测控制算法

1.1 VPSO-Elman 模型预测控制器的设计

VPSO-Elman 模型预测控制对不确定环境有较强适应性,但传统建模方法遇到非线性特征较强的对象时,效果往往不够理想^[8]。对于在建立非线性系统模型时存在的干扰强、维数高等问题,能逼近任意非线性函数的神经网络是最好的选择^[9]。故采用 VPSO-Elman 模型预测控制策略实现发动机过渡工况空燃比的控制。图 1 所示为 VPSO-Elman 模型预测控制结构框图。图中 $\lambda_i(\tau)$ 为目标空燃比, $\lambda_r(\tau)$ 为经参考轨迹修正后的空燃比, $\lambda_p(\tau+\Delta\tau|\tau)$ 为空燃比预测序列, $\lambda_N(\tau|\tau)$ 为空燃比预测值, $\lambda(\tau)$ 为实际空燃比, $e(\tau)$ 为实际空燃比与期望空燃比的误差, $t_i(\tau)$ 为 τ 时刻所需喷油脉宽, $d(\tau)=(p_i, n, \alpha)$ 为由进气压力 p_i 、发动机转速 n 及节气门开度 α 带来的系统干扰。

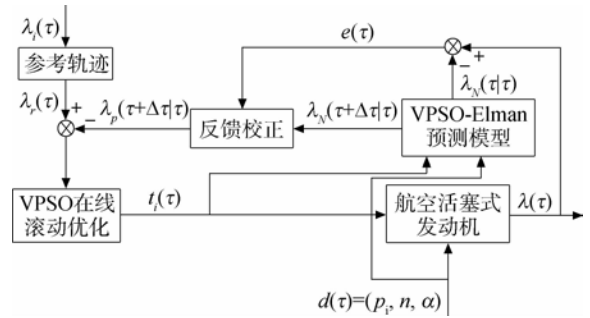


图 1 VPSO-Elman 模型预测控制结构框图

Fig. 1 Structural diagram of VPSO-Elman model predictive control

该策略包含预测模型、反馈校正、滚动优化、参考轨迹四个部分。首先基于 VPSO-Elman 空燃比模型,对空燃比系统进行辨识,多步预测系统的空燃比。第二步,通过校验预测模型的预测结果计算出预测误差,并利用该误差和空燃比参考轨迹进行反馈,修正最终输出的空燃比预测结果。最后使用 VPSO 算法进行滚动优化,计算出当前喷油脉宽的最优解。

1.2 VPSO-Elman 模型预测控制器的控制算法

1.2.1 VPSO-Elman 预测模型

使用 Elman 算法建立空燃比的预测模型。Elman 神经网络结构如图 2 所示^[10]。图中 $I(\tau)$ 、 $O(\tau)$ 表示系统输入输出, ω_{ji} 、 ω_{jl} 、 ω_{kj} 分别表示输入层到隐含层、隐含层到承接层、隐含层到输出层的连接权。

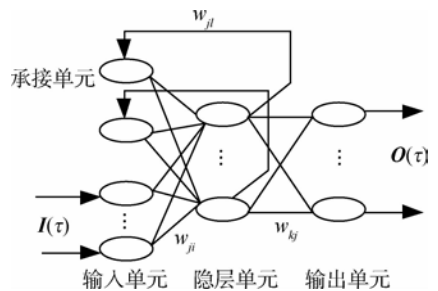


图 2 Elman 网络结构

Fig. 2 Structure of Elman network

这里将实际空燃比输出值 λ 的变化趋势 $\dot{\lambda}(\tau-1)$ 和 $\ddot{\lambda}(\tau-1)$ 、前一时刻空燃比实际输出值 $\lambda(\tau-1)$ 及喷油脉宽 $t_i(\tau-1)$ 作为预测模型的输入,实际空燃比 λ 为系统的输出。系统输入、输出

和干扰的阶次皆取 2。

设 Elman 网络的输入层下标为 $i(i=1,\cdots,7)$, 隐含层下标为 $j(j=1,2,\cdots,9)$, 承接层为 $l(l=1,2,\cdots,9)$, 输出层为 $k(k=1)$ 。 ω_{ji} 、 ω_{jl} 、 ω_{kj} 分别为输入层到隐含层、承接层到隐含层、隐含层到输出层的权值。 θ 为阈值、 P 为样本数。

预测模型的输入,即 Elman 神经网络输入层的输入输出为

$$\mathbf{I}_{ip}^{(1)}(\tau) = [\lambda(\tau-1) \quad \dot{\lambda}(\tau-1) \quad \ddot{\lambda}(\tau-1) \quad t_i(\tau-1) \quad d(\tau-1)]^T \tag{1}$$

$$\mathbf{O}_{ip}^{(1)}(\tau) = \mathbf{I}_{ip}^{(1)}(\tau) \tag{2}$$

隐含层的输入输出为

$$\mathbf{I}_{jp}^{(2)}(\tau) = \sum_{i=1}^7 \omega_{ji} \mathbf{O}_{ip}^{(1)}(\tau) + \sum_{l=1}^9 \omega_{jl} \mathbf{O}_{lp}^{(c)}(\tau) - \theta_j \tag{3}$$

$$\mathbf{O}_{jp}^{(2)}(\tau) = f^{(2)}[\mathbf{I}_{jp}^{(2)}(\tau)] \tag{4}$$

承接层的输入输出为

$$\mathbf{I}_{lp}^{(c)}(\tau) = \mathbf{O}_{jp}^{(2)}(\tau-1) \tag{5}$$

$$\mathbf{O}_{lp}^{(c)}(\tau) = \mathbf{I}_{lp}^{(c)}(\tau) \tag{6}$$

输出层的输入输出为

$$\mathbf{I}_{kp}^{(3)}(\tau) = \sum_{j=1}^9 \omega_{kj} \mathbf{O}_{jp}^{(2)}(\tau) - \theta_k \tag{7}$$

$$\mathbf{y}_{kp}(\tau) = \mathbf{O}_{kp}^{(3)}(\tau) = f^{(2)}[\mathbf{I}_{kp}^{(3)}(\tau)] \tag{8}$$

最终得到预测模型的输出,即空燃比预测值为

$$\lambda_N(\tau) = \mathbf{y}_{kp}(\tau) \tag{9}$$

传统的训练算法如 BP 算法等易陷入局部极小且训练时间长^[11]。标准粒子群优化(PSO)算法在训练中易出现早熟收敛、陷入局部最优解等

问题^[12-13]。为提高算法的收敛速度和精度,本文在标准 PSO 算法的基础上,加入变异算子,优化参数设置,丰富粒子种群多样性,形成改进的 PSO 算法(VPSO),并使用该算法对 Elman 神经网络进行训练,按照图 3 的流程来优化神经网络的连接权和阈值等参数。

训练过程中将 Elman 神经网络中的连接权、阈值等看作空间中的粒子, M 维空间中飞行的粒子具有位置与速度两个特征。第 a 个粒子的位置表示为 $\mathbf{x}_a = (x_{a1}, x_{a2}, \cdots, x_{aM})^T$, 速度表示为 $\mathbf{v}_a = (v_{a1}, v_{a2}, \cdots, v_{aM})^T$ 。

迭代中,粒子 a 按以下公式更新自己的速度和位置:

$$\mathbf{v}_{ag}^{K+1} = \omega \mathbf{v}_{ag}^K + c_1 \cdot R_1^K \cdot (\mathbf{p}_{best,ag}^K - \mathbf{x}_{ag}^K) + c_2 \cdot R_2^K \cdot (\mathbf{g}_{best,g}^K - \mathbf{x}_{ag}^K) \tag{10}$$

$$\mathbf{x}_{ag}^{K+1} = \mathbf{x}_{ag}^K + \mathbf{v}_{ag}^{K+1} \tag{11}$$

在式(10)~式(11)中, K 表示当前迭代次数, a 取值 $1 \sim P$, g 取值 $1 \sim M$, P 表示种群规模,即样本数。 ω 表示惯性权重。 c_1 、 c_2 表示学习因子。 R_1^K 和 R_2^K 为在区间 $[0,1]$ 均匀分布的随机数。第 K 次迭代中粒子 a 的速度为 $\mathbf{v}_{ag}^K$ 、当前位置为 $\mathbf{x}_{ag}^K$, 其个体最优位置为 $\mathbf{p}_{best,ag}^K$, 整个种群的最优位置为 $\mathbf{g}_{best,g}^K$ 。粒子速度受最大速度 V_{max} 限制,粒子位置受区间 $[-X_{max}, X_{max}]$ 的限制,以防止超出求解空间。

其中,惯性权重按照线性递减规则进行变化,公式如下:

$$\omega(t) = \omega_{max} - \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{T_{max}} \times T \tag{12}$$

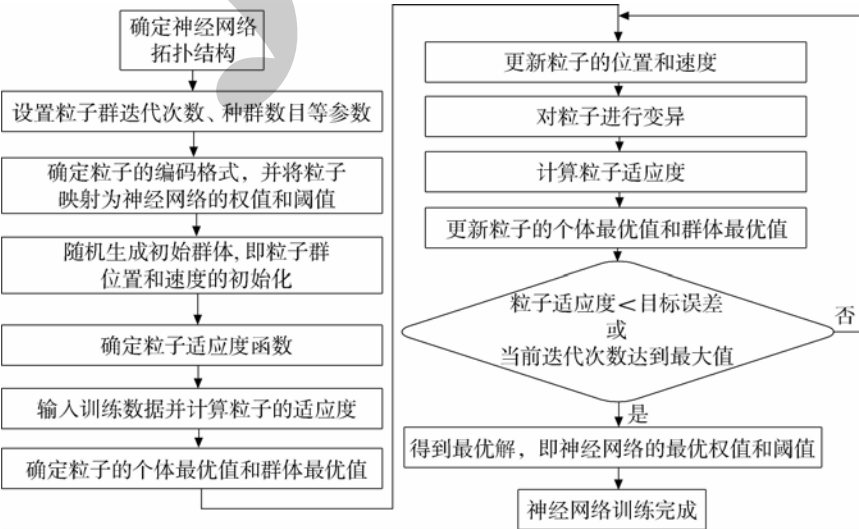


图 3 VPSO 算法训练 Elman 神经网络流程图
Fig. 3 Flow chart of VPSO training Elman neural network

式中 $w_{\max}$ 、 $w_{\min}$ 分别为最大、最小惯性权重, T 为当前迭代次数, $T_{\max}$ 为最大迭代次数。

学习因子 c_1 、 c_2 的计算公式为

$$c_2 = c_{\max} - (c_{\max} - c_{\min}) \frac{(T_{\max} - T)}{T_{\max}} \quad (13)$$

$$c_1 = 4 - c_2 \quad (14)$$

式中 $c_{\max}$ 、 $c_{\min}$ 分别为 c_1 的初始值和最终值, $0 < c_{\min} < c_{\max} \leq 4$ 。

为了保持粒子种群的多样性, 这里借鉴遗传算法的进化原理, 将变异算子融入 PSO 算法。粒子群中的所有粒子都受变异算子的影响, 当迭代完成, 其速度和位置更新后, 如式 (15) 所示, 变异算子依概率随机使粒子的位置向量中某一个分量变异:

$$\text{if } (R < p_m), \quad x_{ab} = R \cdot X_{\max} \quad (15)$$

式中 p_m 为变异概率, 取 0.1。 x_{ab} 为第 a 个粒子位置向量的第 b 个分量。同样地, 该分量选取也由概率随机决定。

由网络拓扑结构可以得到, 本算法中粒子位置向量维度 M 取值 82, 包含 Elman 网络结构各层间的连接权值和阈值。粒子 a 的编码格式为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_a = & (x_{a1}, x_{a2}, \dots, x_{a82})^T = (\omega_{11}, \omega_{12}, \\ & \dots, \omega_{17}, \omega_{21}, \dots, \omega_{97}, \theta_1, \dots, \theta_9, \omega_1, \dots, \omega_9, \boldsymbol{\theta}) \end{aligned} \quad (16)$$

粒子适应度函数, 即网络训练的误差函数为

$$E_i(\tau) = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P [\lambda_i(\tau) - \hat{\lambda}_i(\tau)]^2 \quad (17)$$

1.2.2 空燃比反馈校正

采取反馈校正来适应实时控制的要求, 以此对未来误差做预测补偿, 反馈校正的公式为

$$\begin{aligned} \lambda_p(\tau + p) &= \lambda_N(\tau + p) + h[\lambda(\tau) - \lambda_N(\tau)], \\ p &= 1, 2, \dots, P; 0 < h < 1 \end{aligned} \quad (18)$$

式中 h 为误差修正系数, 取 0.1。

1.2.3 空燃比参考轨迹设置

为了同时保证控制实时性和鲁棒性, 这里设置了空燃比的参考轨迹, 能避免控制量的大幅度波动, 从而保证控制量平滑变化^[14]。这里取参考轨迹为

$$\lambda_r(\tau + p) = \lambda_i(\tau) \quad p = 1, 2, \dots, P \quad (19)$$

1.2.4 在线滚动优化

预测控制依据特定性能指标的最优化来确定未来喷油脉宽输出, 其根本特征是在线滚动优化^[15-16]。本文使用二次型性能指标作为优化依据:

$$\begin{aligned} \min J = & \sum_{p=0}^P [\lambda_r(\tau + \Delta\tau) - \lambda_p(\tau + \Delta\tau)]^2 + \\ & \sum_{j=1}^L q_j [\Delta t_i(\tau + \Delta\tau - 1)]^2 \end{aligned} \quad (20)$$

式中 q_j 为权系数, 本文取 0.2; 预测时域 P 取 5, 控制时域 L 取值 5, $\Delta t_i(\tau)$ 为喷油脉宽增量。

借助 VPSO 算法喷油脉宽输入序列的在线滚动优化得以实现。粒子位置向量为输入序列 $t_i(\tau + \Delta\tau | \tau)$ ($i = 0, 1, \dots, L$), 维度同控制时域 L , 粒子的适应度函数取为式 (20) 的倒数: $f = (1/J)$ 。

2 仿真模型建立

2.1 发动机模型建立

本文研究对象为某款四缸航空活塞式发动机, 该发动机的主要技术参数见表 1。

表 1 发动机参数
Table 1 Engine parameters

参数	数值及说明
排量/L	1.211
压缩比	9 : 1
气缸数	4
(缸径×行程)/(mm×mm)	79.5×61.0
气门数	8
进气形式	自然吸气
燃烧室形状	楔形燃烧室
冷却方式	缸头液冷, 缸体风冷

在 AMESim 软件中利用发动机库的相关组件, 建立直喷发动机模型^[17], 如图 4 所示。图中 intake manifold 表示进气歧管, maximum mass flow rate 表示最大质量流量, injection timing 表示喷射时刻, spark advance 表示点火提前角, exhaust manifold 表示排气歧管, controller 表示控制器, 控制器左侧为输入变量: EGO 为氧传感器信号, intake temp 表示进气温度, intake_pressure 表示进气压力, speed 表示转速信号; 控制器右侧为输出变量: inj_dur 表示喷射脉宽。

模型中使用一阶延迟组件来模拟空燃比信号的延迟, 其延迟时间设置为 50ms。模型搭建完成后, 利用台架实验采集得到的缸压曲线对模型进行标定。

2.2 控制器仿真模型建立

在 MATLAB/Simulink 中搭建空燃比模型

预测控制仿真系统,并且利用 AMESim 中的器模型相耦合^[18],结构如图 5 所示。SimuCosim 联合仿真接口将发动机模型和控制

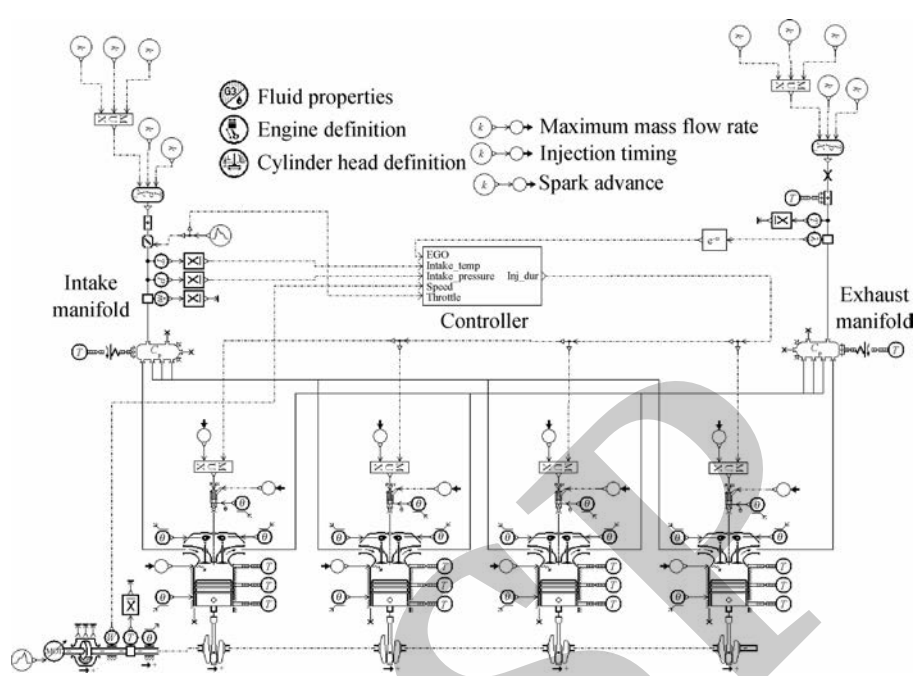


图 4 发动机模型
Fig. 4 Engine mode

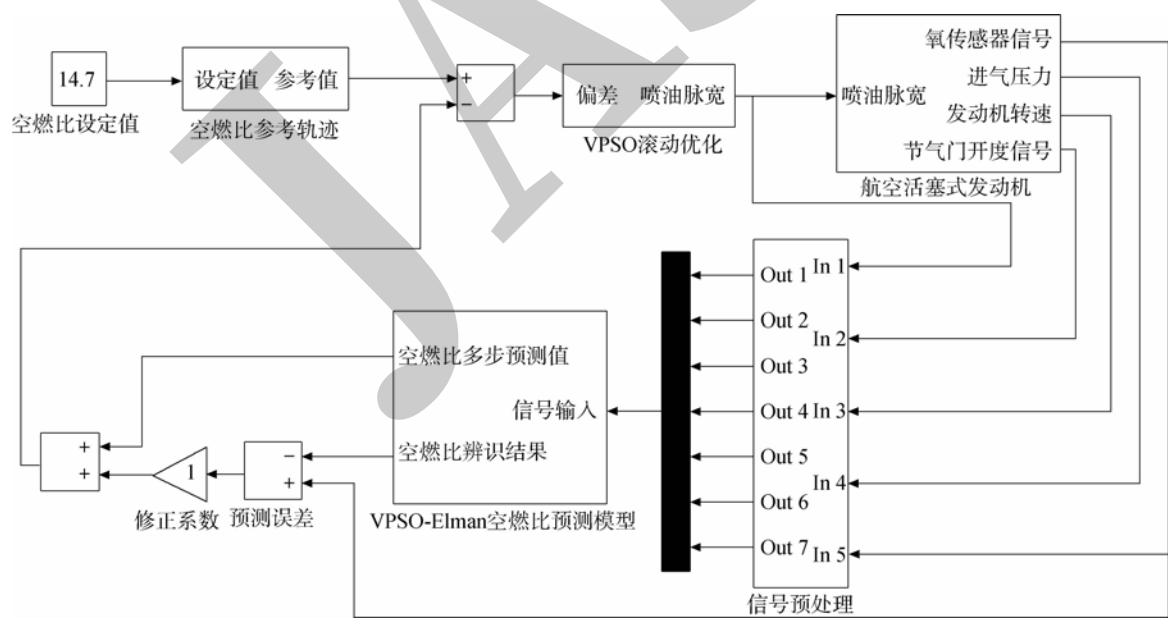


图 5 空燃比控制模型
Fig. 5 Air-fuel ratio control model

3 VPSO-Elman 空燃比预测模型辨识

设定粒子速度区间 $[-V_{\max}, V_{\max}]$ 为 $[-1, 1]$ 、位置区间 $[-X_{\max}, X_{\max}]$ 为 $[-5, 5]$ 。惯性权重 $\omega_{\max}=1.4, \omega_{\min}=0.4$, 学习因子 $c_{\max}=3, c_{\min}=$

1。取迭代次数为 100。Elman 网络的训练算法为 VPSO。训练后并对其进行测试。

测试结果如图 6 所示。图 6(a)为节气门开度在 3 s 内从全闭到全开的加速工况,图 6(b)为节气门开度在 4 s 内从全闭到全开的减速工况。

可以看到,对于不同工况,Elman 网络输出的最大误差为 0.25%。此外训练耗时较短,能够在一定程度上避免局部极小,认为 Elman 网络的精度能够满足空燃比的辨识要求。证明了 VPSO-Elman 算法应用于空燃比系统辨识的有效性。

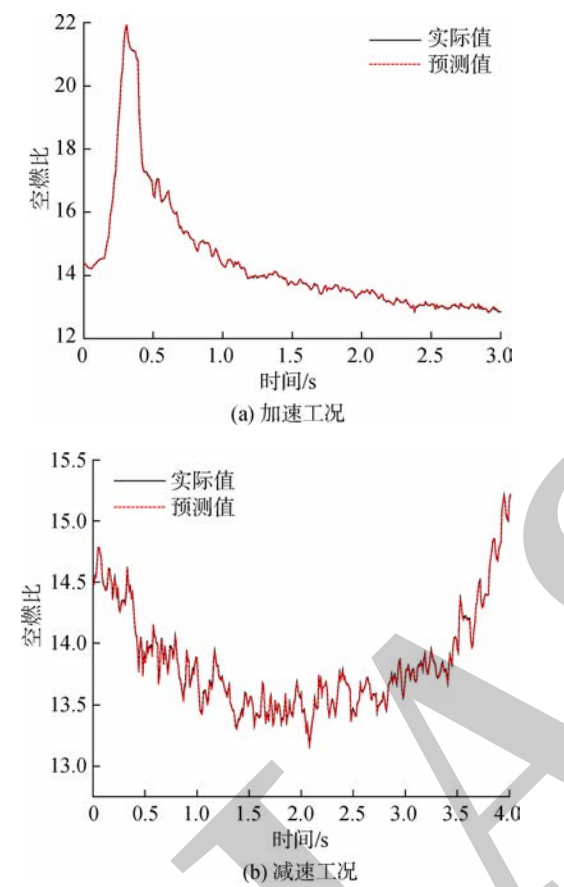


图 6 空燃比预测结果

Fig. 6 Air-fuel ratio prediction result

4 空燃比仿真分析

本文中用作对比和参照的空燃比 PID 控制策略,取其 PID 控制器参数为 $K_p = 0.6, K_i = 1.8, K_d = 0$ 。

4.1 不同过渡工况模式下的控制效果

根据飞行器的实际运行工况,采用两种过渡工况进行仿真,如表 2 所示,两种模式下均使用 14.7 的理论空燃比。

表 2 过渡工况模式设定
Table 2 Transition mode setting

模式	节气门开度/%	转速变化/(r/min)
I	10~30~10	1000~2000~1000
II	40~60~40	2500~3500~2500

图 7 表示发动机运行在模式 I 下控制效果。从图中可以看出,当节气门开度从 10% 增大到 30% 时, PID 控制下的空燃比迅速上升,超调 29%,最高冲到 18.5,随后的回调速率依然很快,空燃比下跌到 11.8,从节气门开始变化到稳定在理论空燃比,需要长达 2s 的控制;而在 VPSO-Elman 模型预测控制下,当节气门开度从 10% 增大到 30%,空燃比同样快速上升,但最大没有超过 16,超调约 9%,并迅速回落到理论空燃比附近并保持稳定,控制时间约为 0.5 s。对比来看,VP-SO-Elman 模型预测控制比 PID 控制超调量降低 13.5%,控制时间更是 PID 控制器的 1/4,控制速度和精度都有明显的优势,有利于发动机工况变化的平稳过渡。相应地,当节气门开度减小,VP-SO-Elman 模型预测控制超调量比 PID 控制减小 14.2%,回调时间同样为 PID 控制时间的 1/4。

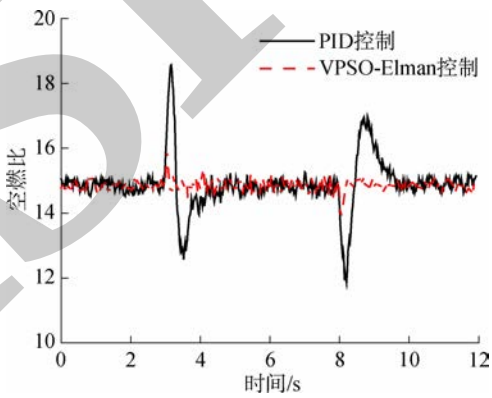


图 7 模式 I 空燃比控制效果对比

Fig. 7 Control effect comparison of air-fuel ratio under pattern I

对以上结果进行分析,当发动机工况发生变化时,VPSO-Elman 模型可以对系统空燃比变化进行预测,根据适应度函数计算出收敛速度更快的喷油脉宽,同时,控制模型的在线反馈校正,很好地解决了预测误差带来的控制不精确的问题,该系统可以从过渡工况的全局进行计算,所得出的喷油脉宽既是当前的最佳选择,同时对于变化的空燃比也能起到最佳的控制效果。

模式 II 在更大负荷与转速下进行变化,变化量与模式 I 相当,控制效果如图 8 所示。在该模式下,随着空燃比的变化, PID 控制效果比模式 I 下更差,当节气门开度从 40% 增大到 60% 时,超调高达 36%,控制空燃比到其稳定需要 2.0s。在 VPSO-Elman 模型预测控制下,空燃比变化方向与模式 I 中没有明显区别,空燃比最高上冲到

16,但控制时间在 0.5 s 左右。该模式下,VPSO-Elman 模型预测控制超调量减小 20%,控制时间缩短 75%。当节气门开度从 60%减小到 40%时,PID 控制空燃比最小仍能减小到 12,但第二次调整的高度却明显比模式 I 中上冲得高,控制达到稳定状态的时间仍需 2.0 s。VPSO-Elman 模型预测控制下,超调量比 PID 控制减小 14.2%,回调时间比 PID 控制器缩短 75%。

在模式 II 下,发动机转速更高,每循环所需的时间更短,节气门开度也更大,因此,当节气门开度改变时,进气量的动态效应变大,精确计算变得困难。由于 PID 控制本身的缺陷,无法实时跟踪系统的变化,控制效果随转速提高变差。而 VPSO-Elman 模型预测控制的优势正在此处,该方法能够对空燃比的变化趋势做出预判,可以较好地适应空燃比的变化,使其稳定在理论空燃比附近。

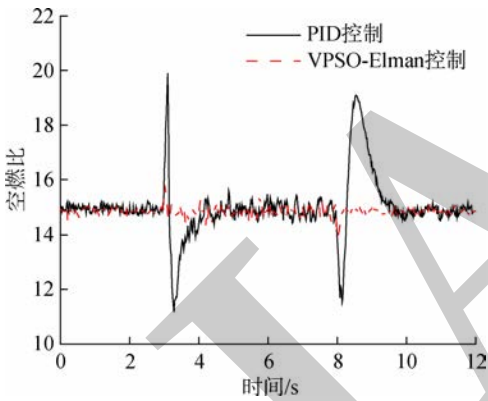


图 8 模式 II 空燃比控制效果对比

Fig. 8 Control effect comparison of air-fuel ratio under pattern II

由上述仿真结果可以看出,VPSO-Elman 模型预测控制模式在航空活塞式发动机的过渡工况空燃比控制方面,有着 PID 控制难以比拟的优势,它有着更好的控制精度和速度,更能适应需要在不同工况间迅速切换的航空发动机飞行器的飞行工况。

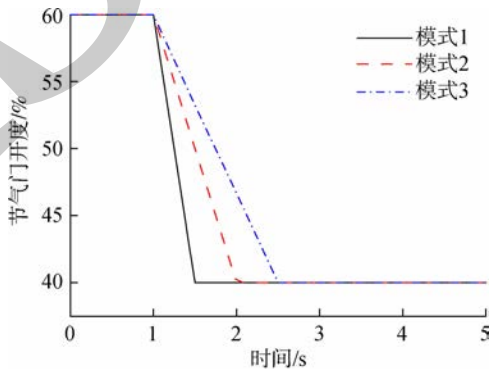
4.2 不同节气门变化速率下的控制效果

为了检验本文提出的 VPSO-Elman 模型预测控制在不同的节气门变化速率下的控制效果,这里设置了三种不同的节气门开度变化速率,如表 3 所示,使节气门开度在 0.5、1.0、1.5 s 三种不同的时间间隔内在 40%和 60%之间变化,进行仿真实验。

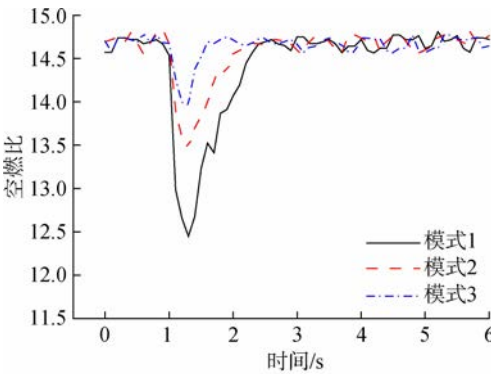
表 3 节气门开度变化模式
Table 3 Throttle opening rate patterns

模式	40%~60%开度 变化用时/s	节气门绝对角度变化 速率/($^{\circ}$ /s)
1	0.5	36
2	1.0	18
3	1.5	12

图 9 所示为节气门开度从 60%减小到 40%的减速工况中,三种变化速率模式下 VPSO-Elman 模型预测控制的空燃比变化对比图,可以看出,空燃比控制效果随节气门开度变化速率加快而变差,当节气门开度在 1.5 s 内减小 20%时,控制效果最好。随着节气门开度减小,空燃比先减小至 14.1 左右,随后快速回调,大约经过 0.5 s,空燃比重新恢复至理论空燃比,换言之,节气门开度还在减小,空燃比已经结束振荡,在理论值附近保持稳定了;当节气门开度在 1 s 内从 60%减小到 40%,空燃比先减小至 13.3 左右,大约经过 1.0 s



(a) 节气门开度变化



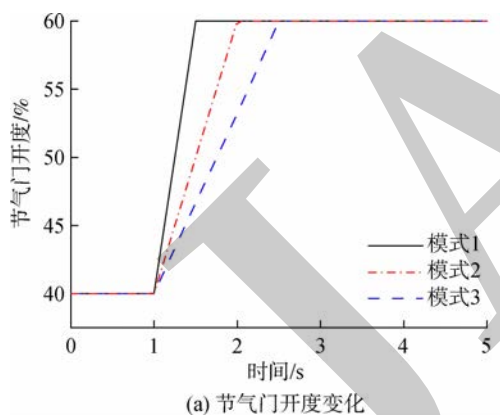
(b) 模型预测控制空燃比控制效果

图 9 不同减速工况空燃比控制效果
Fig. 9 Control effect of air-fuel ratio under different deceleration conditions

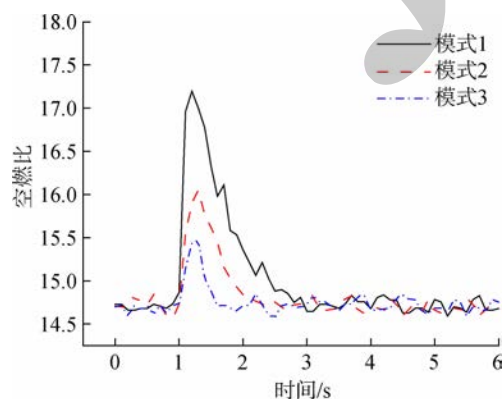
后恢复至理论空燃比;当节气门开度变化速率提高到 $36(^{\circ})/\text{s}$ 时,因节气门开度变化较快,空燃比先减小到 11.8,经过 2.0 s 左右空燃比才恢复到理论空燃比,控制时间更长。

可以看出,随着系统不确定度的增加,VPSO-Elman 模型预测控制的超调量增大,收敛时间延长,控制效果变差。

如图 10 所示为节气门以不同的速率从 40% 增大到 60% 的加速工况下,VPSO-Elman 模型预测控制的控制效果对比结果。当节气门开度以 $12(^{\circ})/\text{s}$ 的速率增大时,空燃比轻微上冲,最大值只有 15.5,经过 0.5 s 左右回到理论值,控制速度也很快;在模式 2 下,空燃比明显升高,最大达到 16.2,回到理论值所需的时间也长达 1 s;当节气门以更高的速度 $36(^{\circ})/\text{s}$ 增大时,由于变化非常突然,空燃比急剧增大到 17.3,随后逐渐回落,减小至理论值之前还有两处波动。可见,系统不确定度对控制效果的影响,在加速工况与减速工况表现一致。



(a) 节气门开度变化



(b) 模型预测控制空燃比控制效果

图 10 不同加速工况空燃比控制效果

Fig. 10 Control effect of air-fuel ratio under different acceleration conditions

5 结 论

1) 本文所建的预测 VPSO-Elman 模型空燃比辨识精度较高,辨识系统的输出与发动机模型的输出的最大误差为 0.25%,辨识精度能够满足空燃比的预测要求。

2) 针对不同的过渡工况模式,VPSO-Elman 网络模型预测控制有很好的控制效果。结果显示,相比于 PID 控制,VPSO-Elman 网络模型预测控制下的空燃比超调量可以减小约 20%,回调时间缩短约 75%,控制精度和速度都有很大改善,证明了该模型的优越性。

3) 面对节气门开度变化速率不同的控制模式,VPSO-Elman 网络模型预测控制同样具有良好的控制效果。再次证明了模型预测控制的有效性和可行性。

参考文献:

- [1] 王兴海,马震,郑勇. 无人机用小型航空活塞发动机的发展[C]//中国无人大会论文集. 北京:航空工业出版社, 2006:523-527.
- [2] 尹泽勇,李上福,李概奇. 无人机动力装置的现状与发展[J]. 航空发动机,2007,33(1):10-15.
YIN Zeyong, LI Shangfu, LI Gaiqi. Current state and development of the unmanned aerial vehicle power plants[J]. Aeroengine, 2007, 33(1):10-15. (in Chinese)
- [3] 胡春明,谷俊,周浩. 活塞式航空直喷发动机的燃烧特性[J]. 航空动力学报,2015,30(10):2368-2375.
HU Chunming, GU Jun, ZHOU Hao. Combustion characteristics for direct injection piston aviation engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(10):2368-2375. (in Chinese)
- [4] 李玉珍,高丕周,马震. 电控汽油喷射改善小型无人机发动机性能的研究[J]. 航空学报,2004,25(3):233-236.
LI Yuzhen, GAO Peizhou, MA Zhen. Research on the improvement of performance of mini-UAV's engine by electronically controlled gasoline injection[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2004, 25(3):233-236. (in Chinese)
- [5] 王振宇,丁水汀,杜发荣. 航空重油发动机燃油供给系统动力学模型分析[J]. 航空动力学报,2012,27(4):846-853.
WANG Zhenyu, DING Shuiting, DU Farong. Analysis of dynamic modeling of aviation heavy oil piston engine fuel delivery system[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(4):846-853. (in Chinese)
- [6] 周彰毅. 新型航空活塞发动机电控系统关键技术设计及验证[D]. 南京:南京航空航天大学,2012
ZHOU Zhangyi. Design and verification of key techniques for electronic control system on new aero piston engine [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and As-

tronautics,2012. (in Chinese)

[7] 李薛. 汽油机瞬态工况空燃比控制策略仿真研究[D]. 长沙:长沙理工大学,2010.

LI Xue. Study on simulation of transient air-fuel ratio control strategy for gasoline engine[D]. Changsha:Changsha University of Science and Technology,2010. (in Chinese)

[8] 范亚南. 基于数据驱动的发动机空燃比预测控制[D]. 长春:吉林大学,2014.

FAN Yanan. Data-driven based engine air-fuel ratio predictive control [D]. Changchun: Jilin University, 2014. (in Chinese)

[9] 张青贵. 人工神经网络导论[M]. 北京:中国水利水电出版社,2004:11-12.

[10] 韩旭明. Elman 神经网络的应用研究[D]. 天津:天津大学,2006.

HAN Xuming. A study on application of Elman neural network[D]. Tianjin: Tianjin University, 2014. (in Chinese)

[11] WEN Jinwei,ZHAO Jiali,LUO Siwei, et al. The improvements of BP neural network learning algorithm[C]// Proceedings of 5th International Conference on Signal Processing. Beijing:IEEE,2000:1647-1649.

[12] 许少华,何新贵. 一种基于混沌遗传与粒子群混合优化的过程神经网络训练算法[J]. 控制与决策,2013,28(9):1393-1398.

XU Shaohua,HE Xingui. A training algorithm of process neural networks based on CGA combined with PSO[J]. Control and Decision, 2013, 28(9): 1393-1398. (in Chinese)

[13] HIGASHI N, IBA H. Particle swarm optimization with Gaussian mutation[C]// Swarm Intelligence Symposium. Piscataway,NJ,US:IEEE Press,2003:72-79.

[14] SCOKAERT P O M,RAWLINGS J B,MEADOWS E S. Discrete-time stability with perturbations; application to model predictive control[J]. Automatica,1997,33(3):463-470.

[15] 黄立波. 非线性系统的神经网络模型预测控制[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2007.

HUANG Libo. The predictive control with neural networks based on the non-linear system[D]. Harbin:Harbin University of Science and Technology,2007. (in Chinese)

[16] 佟哲琼. 基于神经网络的非线性预测控制的研究[D]. 大连:大连理工大学,2006.

TONG Zheqiong. Study of predictive control based no neural network in nonlinear system[D]. Dalian: Dalian University of Technology,2006. (in Chinese)

[17] 邓元望,贾国海. 汽油机燃油控制系统联合仿真[J]. 中南大学学报(自然科学版),2011,42(2):384-390.

DENG Yuanwang,JIA Guohai. Co-simulation of injection control system of gasoline engine[J]. Journal of Central South University (Science and Technology),2011,42(2):384-390. (in Chinese)

[18] 夏飞,黄金泉,周文祥. 基于 MATLAB/SIMULINK 的航空发动机建模与仿真研究[J]. 航空动力学报,2007,22(12):2134-2138.

XIA Fei,HUANG Jinquan,ZHOU Wenxiang. Modeling of and simulation research on turbofan engine based on MATLAB/SIMULINK[J]. Journal of Aerospace Power, 2007,22(12):2134-2138. (in Chinese)

(编辑:陈 越)