

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208825

压燃式航空活塞发动机转矩复合预测控制*

叶桐¹ 黄国勇² 徐劲松²

(1.昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500; 2.昆明理工大学民航与航空学院 昆明 650500)

摘要: 由于压燃式航空活塞发动机工作过程具有强非线性等特点,只采用模型预测控制(MPC)算法来实现压燃式航空活塞发动机的转矩控制,会导致基于状态空间模型的转矩预测精度不理想。采用径向基(RBF)神经网络结合MPC的发动机转矩复合预测控制能解决上述问题。首先,通过脉谱(MAP)控制方式获得发动机的运行数据,以此作为自行搭建的发动机联合仿真平台上的神经网络训练样本集。其次,在粒子群优化(PSO)算法中引入模拟退火(SA)机制,训练RBF神经网络转矩预测模型。最后,通过联合仿真不断修正控制算法,验证了SA+PSO算法在RBF神经网络上训练发动机转矩预测模型的优越性,还能有效改善PSO算法容易陷入局部最优的问题,并通过发动机台架实验验证了转矩复合预测控制的有效性。

关键词: 压燃式航空活塞发动机;转矩复合预测控制;RBF神经网络;模拟退火粒子群优化算法

中图分类号: TP273;V233.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8060

Compound predictive control of torque on the compression-ignition aero piston engine

Ye Tong¹ Huang Guoyong² Xu Jinsong²

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Faculty of Civil Aviation and Aeronautics, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Due to the strong nonlinearity of the working process of compression-ignition aero piston engine, only using model predictive control (MPC) algorithm to realize the torque control of compression ignition aero-piston engine would lead to the unsatisfactory accuracy of torque prediction based on state space model. The above problems could be solved by the compound predictive control of engine torque based on radial basis function (RBF) neural-network and MPC. Firstly, the engine operation data obtained by the MAP control method were used as the neural network training sample-set on the self-built engine joint simulation platform. Secondly, the simulated annealing (SA) mechanism introduced into particle swarm optimization (PSO) algorithm was to train the RBF neural network torque prediction model. Finally, through joint simulation, the control algorithm was continuously modified to verify the superiority of SA+PSO algorithm in training engine torque prediction model on RBF neural network. Also it could effectively improve the problem that PSO algorithm was easy to fall into local optimization. The effectiveness of torque compound predictive control was verified by the engine bench experiment.

Keywords: compression-ignition aero piston engine; compound predictive control of torque; RBF neural network; simulated annealing (SA) and particle swarm optimization (PSO) algorithm

0 引言

2020年10月16日,中国航协通航分会发布的《2019—2020中国通用航空发展报告》指出:全国通用航空企业总数和通用机场数量都有较大幅度的增长,标志我国通用航空产业处于稳步发展阶段^[1]。航空活塞发动机被广泛应用

于教练机、小型无人机等通用航空飞行器,具有高功质比、低油耗率的航空重油压燃式活塞发动机已成为通航活塞发动机的发展趋势^[2]。

目前,航空发动机的全权限数字电子控制(full authority digital engine control, FADEC)能够为航空发动机电控系统提供各种复杂而先进的控制算法提供技术基

收稿日期:2022-01-11

* 基金项目:国家自然科学基金(61863017)项目资助

础^[3]。模型预测控制(model predictive control, MPC)具有处理复杂约束优化控制问题的能力,它在处理等式或不等式约束化、快速动态预测和优化方面能够超越PID控制,在航空航天等领域中逐渐取得应用^[4-5]。在模型预测控制算法中,预测模型的建立尤为重要,它能够预测控制系统未来的动态变化趋势,且算法通过预测模型的准确性来保障控制系统的有效性和稳定性。

模型预测控制主要分为模型、预测和控制3个部分,其中预测模型是根据历史控制信息预测未来输出的数学模型,重点强调预测的功能,而预测的形式具有多样性^[6]。例如:1)用差分方程建立状态空间模型作为预测模型,对航空涡扇发动机的轴流式高压转子和低压转子的转速进行预测^[7]。2)把标准最小二乘支持向量回归机(least square support vector regression, LS-SVR)和在线滚动最小二乘支持向量回归机(online scroll least squares support vector regression, OLS-SVR)用作预测控制模型,实现了航空涡扇发动机转矩、燃气涡轮转速和动力涡轮转速的预测^[8-9]。3)与人工神经网络相结合的方式:使用零维韦伯模型作为预测控制模型,对柴油发动机边界条件动态转矩进行预测控制的方法^[10];利用径向基(radial basis function, RBF)神经网络与改进型沃尔泰拉(modified volterra)模型,实现对点燃式活塞发动机空燃比的预测控制^[11];先用弹性反向传播神经网络(elastic back propagation neural network, EBPNN)作为航空涡扇发动机的低压转子转速预测模型,再用灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)对神经网络初始参数进行优化选择^[12];使用反向传播(back propagation, BP)神经网络叠加遗传算法(genetic algorithm, GA)构建航空发动机的磨损趋势预测模型的方法^[13];利用变异粒子群优化(variation particle swarm optimization, VPSO)算法和Elman神经网络构建模型预测,对航空活塞发动机过渡工况空燃比进行控制的方法^[14]。把在线移动窗口深度神经网络(online-sliding window deep neural network, OL-SW-DNN)算法作为航空发动机喘振裕度、转速和推力等变量的预测模型,拟合航空发动机的瞬态过程^[15-16]。

针对航空发动机的复杂非线性预测模型,本研究以压燃式航空活塞发动机为被控对象,构建压燃式航空活塞发动机的转矩预测模型,实现转矩预测控制算法,通过MATLAB/Simulink控制软件进行控制算法实例化,再与自建的发动机AMESim被控对象仿真模型进行联合仿真测试。首先,建立压燃式航空活塞发动机的仿真控制平台,AMESim软件的仿真模型能模拟发动机的机械运转和燃烧的动态、稳态工作过程,并输出相应的发动机运行数据(包括转速、发动机缸内压力,机械能损耗等动态数据),通过对联合仿真的接口编程,在Simulink转矩预测控制程序中获得发动机运行数据,再由控制算法计算后把当前的喷油数据(喷油提前角、喷油定时)通过接口送到AMESim发

动机仿真模型中进行模拟燃烧和机械运行,不断重复以上循环计算过程,从而保证发动机能够动态运行。其次,采用模拟退火(simulated annealing, SA)叠加粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法对RBF神经网络发动机转矩预测模型进行训练,在获得转矩预测模型最优参数的同时,还能避免训练过程陷入局部极小值。最后,基于SAPSO-RBF神经网络转矩预测模型设计模型预测控制策略,对发动机转矩进行控制,通过仿真和实验数据分析,进一步验证转矩预测模型的预测效果和发动机模型预测控制策略的有效性。

1 RBF神经网络转矩预测模型控制

径向基(RBF)神经网络转矩预测控制可分两个阶段完成:1)建模和仿真测试;2)台架实验。仿真测试主要由基于MATLAB/Simulink发动机仿真控制器和基于AMESim压燃式航空活塞发动机仿真模型进行联合仿真,分析测试和改进算法。台架实验主要是在发动机台架上进行实验验证。

1.1 转矩模型预测控制仿真总架构

如图1所示,转矩模型预测控制仿真总架构主要是通过自建的发动机Simulink仿真控制器与发动机AMESim仿真模型进行联合仿真试验。

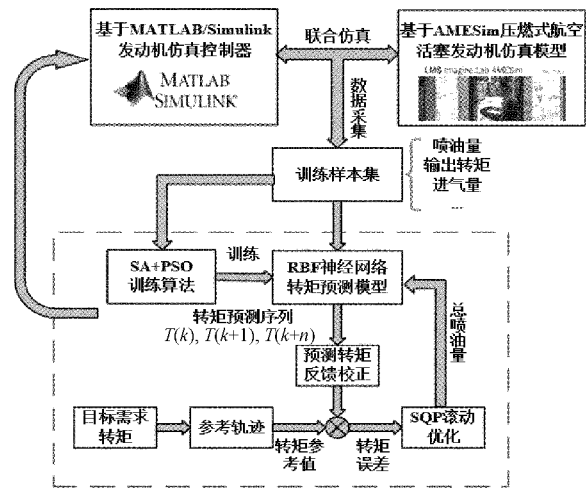


图1 RBF神经网络转矩仿真平台总架构

首先,仿真试验包括起动阶段、加速工况、减速工况以及定速巡航工况等。当AMESim发动机仿真模型从起动至怠速工况后,调整油门推杆开度,使发动机曲轴转速在怠速转速(曲轴转速1352 r/min,曲轴与螺旋桨之间有减速器,则螺旋桨转速为800 r/min)至最高转速(曲轴转速3887 r/min)的范围内变化;再对发动机仿真运行数据(如喷油量、进气量和曲轴输出转矩等)进行读取和保存的数据采集过程;并把采集到的数据作为RBF神经网络的训练样本集。

其次,使用SA+PSO算法对RBF神经网络参数(包

括:核函数的宽度、中心以及隐含层与输出层之间的连接权值等)进行训练,以便获得最优网络参数,完成 RBF 神经网络转矩预测模型的建立。

最后,从训练完成的 RBF 神经网络转矩预测模型中得到转矩预测序列 $[T(k), T(k+1), \dots, T(k+n)]$;反馈校正模块通过检测当前 k 时刻的发动机输出转矩,并对转矩预测序列进行修正,起到对未来误差进行补偿的作用。然后由参考轨迹模块根据 k 时刻发动机实际输出转矩与目标需求转矩之间的差值,计算得到平缓目标转矩参考轨迹,并输出转矩参考值。再通过滚动优化模块对预测转矩与目标转矩之间的误差、喷油变化量共同构建性能优化指标。其中,序列二次规划(sequential quadratic programming, SQP)是为了计算得到最优喷油量序列,并将第 1 个喷油量分量作为控制量输出。

这样,由 RBF 神经网络转矩预测模型、反馈校正模块、参考轨迹模块以及滚动优化模块组成的发动机模型预测控制器,可仿真实现基于模型预测(MPC)的压燃式航空活塞发动机转矩控制。

1.2 RBF 神经网络转矩预测

RBF 神经网络是一种具有 3 层拓扑结构(输入层、隐含层和输出层)的人工神经网络,其网络结构如图 2 所示。

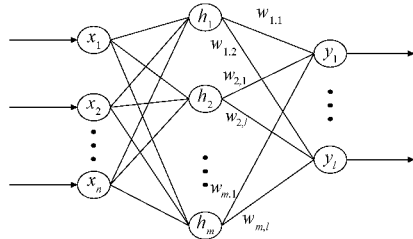


图 2 RBF 神经网络拓扑结构

RBF 神经网络可以逼近任意非线性函数,具有良好的泛化能力,其实质是一种局部逼近网络,它的收敛速度比 BP 神经网络快。利用 RBF 神经网络隐含层神经元的激活函数为输出转矩、喷油量等需要训练的高斯核函数,表示为:

$$h_m = \exp\left(-\frac{1}{2b_m^2} \|x - c_m\|^2\right) \quad (1)$$

式中: h_m 为第 m 个隐含层神经元高斯核函数的输出值; b_m 为高斯核函数的宽度; c_m 为高斯核函数的中心。

RBF 神经网络的输出 y_l 表示为:

$$y_l = \sum_{i=1}^m w_i h_i = \sum_{i=1}^m w_i \exp\left(-\frac{1}{2b_i^2} \|x - c_i\|^2\right) \quad (2)$$

式中: y_l 为第 l 个输出层神经元的输出值; w 为神经网络隐含层与输出层之间的连接权值。

通过神经网络的 4 个输入分别选择历史时刻的喷油量、进气质量流速、发动机实际输出转矩及其一阶微分,从而预测发动机的未来曲轴输出转矩。建立多输入单输出 RBF 神经网络转矩预测模型为:

$$T_p(k) = f_{\text{RBFNN}}[m_a(k-1), m_f(k-1), T_{ac}(k-1), \dot{T}_{ac}(k-1)] \quad (3)$$

式中: T_p 为 k 时刻发动机曲轴输出转矩预测值; $m_a(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻进气质量流率; $m_f(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻单缸循环喷油量; $T_{ac}(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻发动机曲轴输出转矩实测值; $\dot{T}_{ac}(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻发动机曲轴输出转矩实测值的一阶微分。

1.3 模拟退火粒子群优化(SA+PSO)算法

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法中,由于所有粒子都有向全局最优粒子所在位置靠近的趋势,这就导致若当前全局最优粒子所在位置是局部最优解,那么极易出现算法“早熟”的现象。该现象表明当前的“最优”RBF 神经网络参数只是局部最优参数,不是全局最优,导致训练完成的 RBF 神经网络预测的发动机转矩与期望值有较大偏差,起不到转矩精确预测的效果,甚至会出现模型失配的问题。因此,把模拟退火(simulated annealing, SA)算法和 PSO 算法进行组合,按照 SA 算法中的 Metropolis 概率接受准则,可以使 PSO 算法在寻找 RBF 神经网络最优参数选取的过程中跳出局部最优解,有效避免预测模型训练时“早熟”情况的发生。

SA 算法采用固体退火的思想解决优化问题,通过 Metropolis 概率接受准则,使得中间解以一定的接受概率跳出局部极小值,从而防止 RBF 神经网络核函数的宽度、中心和隐含层与输出层之间的连接权值等参数在网络训练时陷入局部极小值的可能^[16]。

PSO 算法运用群个体之间的协作和信息共享等交互作用,加强了算法寻找最优解的能力^[17]。其中,粒子位置是用来储存待优化的神经网络参数,它代表粒子移动的方向;而粒子速度则代表粒子移动的快慢。运用 PSO 中的粒子位置加强 RBF 神经网络预测模型的训练过程,粒子速度加快 RBF 神经网络参数(核函数的宽度、中心和隐含层与输出层之间的连接权值)在求解空间内寻找最优解的过程。

在 RBF 神经网络预测模型的训练中,使用适应度函数计算个体的适配值,可获得 RBF 神经网络预测输出值与期望输出值之间的平均绝对误差。随后,根据每个粒子的适应度值,确定个体最优粒子与全局最优粒子,并根据式(4)、(5)更新粒子的速度和位置信息:

$$V_i(t+1) = \omega \cdot V_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (pB_i(t) - pos_i(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gB(t) - pos_i(t)) \quad (4)$$

$$pos_i(t+1) = pos_i(t) + V_i(t+1) \quad (5)$$

式中: V_i 为粒子速度; pos 为粒子位置; ω 为惯性权重; c_1 和 c_2 为学习因子,通常 $c_1 = c_2 = 2$; r_1 和 r_2 为随机因子,且 $r_1, r_2 \in [0, 1]$; pB_i 为个体最优粒子; gB 为全局最优粒子。不断重复迭代上述步骤,直至满足终止条件,算法才结束。其终止条件一般设置为两个:1)达到最大迭代次数;2)RBF 神经网络预测输出值与期望输出值之间的平均绝对误差满足算法要求。

1.4 运用 SA+PSO 训练 RBF 神经网络转矩预测模型

RBF 神经网络的训练过程是寻找最优高斯核函数宽度 b 、中心 c 和隐含层与输出层连接权值 w 的过程。因此,粒子位置信息由以上参数组成。假设输入层神经元个数为 n ,隐含层神经元个数为 m ,输出层神经元个数为 l ,则网络结构为 $n-m-l$,那么每个粒子位置包含的信息可以表示为:

$$pos = [pos_1, \dots, pos_m, pos_{m+1}, \dots, pos_{(1+n)m}, pos_{(1+n)m+1}, \dots, pos_{(1+n-l)m}] \quad (6)$$

式中: $pos_1 \sim pos_m$ 为宽度 $b_1 \sim b_m$, $pos_{m+1} \sim pos_{(1+n)m}$ 为中心 $c_1 \sim c_m$, $pos_{(1+n)m+1} \sim pos_{(1+n-l)m}$ 为连接权值 $w_{1,1} \sim w_{m,l}$ 。

粒子突跳概率计算公式表示为:

$$P_{sc}(i) = \exp\left(-\frac{Error(i) - Error_{least}}{Tem}\right) \quad (7)$$

式中: $P_{sc}(i)$ 为第 i 个粒子的突跳概率; $Error(i)$ 为第 i 个粒子的适应度函数值; $Error_{least}$ 为全局最优粒子的适应度函数值; Tem 为 RBF 神经网络转矩预测退火度。

适应度函数选择网络输出的平均绝对误差:

$$Error(i) = \frac{1}{NS} \sum_{t=1}^{NS} |y_i(t) - y_s(t)| \quad (8)$$

式中: NS 为训练样本个数; y_i 为神经网络的实际输出; y_s 为神经网络的期望输出。若前 i 个粒子突跳概率之和大于随机突跳阈值,则用第 i 个粒子替代原先的全局最优粒子,进行粒子速度更新:

$$V_i(t+1) = \omega \cdot V_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (pB_i(t) - pos_i(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gB'(t) - pos_i(t)) \quad (9)$$

式中: gB' 为 Metropolis 接受准则产生的劣质解。

转矩预测退火度在一定程度上决定算法的寻优能力,其速度快慢由式(10)决定,即:

$$Tem = \frac{-Error_{least}}{\lg(a)} \quad (10)$$

式中: a 为退火度决定系数,且 $a \in (0, 1)$, a 越大,退火速度越慢,反之退火速度越快。

1.5 需求转矩参考轨迹

需求转矩参考轨迹的目的是让系统输出沿着一条平稳的参考轨迹达到目标设定值,使系统的控制过程平稳。

参考轨迹一般表示为:

$$T_{ref}(k+i) = \alpha^i T_{ac}(k) + (1-\alpha^i) T_{ta}, i = 1, 2, \dots, p \quad (11)$$

式中: T_{ref} 表示需求转矩的参考轨迹; T_{ac} 表示发动机实际输出转矩; T_{ta} 表示目标需求转矩; p 表示预测时域; α 表示参考轨迹系数,且 $0 < \alpha < 1$ 。

1.6 预测转矩反馈校正

为了减小模型失配或外界干扰等不确定因素的影响,引入反馈校正环节能够预测补偿未来的转矩误差。方法为:首先计算被控对象的实际输出值与预测值之间的误差 $e(k)$,再对当前转矩预测序列进行误差补偿。

反馈校正后的预测转矩 T_{fc} 计算公式为:

$$T_{fc}(k+i) = T_p(k+i) + \mu \cdot e(k), i = 1, 2, \dots, p \quad (12)$$

式中: T_p 为神经网络预测输出转矩; μ 为误差修正因子,且 $\mu \in (0, 1)$; $e(k)$ 为 k 时刻发动机实际输出转矩与神经网络预测输出转矩的偏差。

1.7 序列二次规划(SQP)滚动优化

采用反复滚动优化,可以及时校正时间向前滚动优化预测控制出现的复杂情况,能兼顾预测未来一段时间内的理想优化和系统不确定性。使用带约束的二次型性能指标作为优化依据,并采用序列二次规划(SQP)对性能指标进行优化计算。因此,根据性能指标的最优化来确定未来喷油量,其目标函数为:

$$J = \sum_{i=1}^p (T_{ref}(k+i|k) - T_{fc}(k+i))^2 + \sum_{j=1}^u \Gamma_j \Delta m_j(k+j-1)^2 = \sum_{i=1}^p e_{Tor}(k+i)^2 + \sum_{j=1}^u \Gamma_j \Delta m_j(k+j-1)^2 \quad (13)$$

式中: T_{ref} 是目标转矩; T_{fc} 是反馈校正后的预测转矩; Δm_j 为喷油变化量; e_{Tor} 为目标转矩与预测转矩的转矩偏差; Γ_j 为第 j 步对喷油变化量的加权因子; p 为预测时域; u 为控制时域。在发动机运行过程当中,还需要考虑最大、最小喷油量限制以及空燃比或过量空气系数范围等约束条件,则系统约束表示为:

$$m_{f,\min} < m_f(k) < m_{f,\max} \quad (14)$$

$$\lambda_{\min} < \lambda(k) < \lambda_{\max} \quad (15)$$

式中: $m_{f,\min}$ 、 $m_{f,\max}$ 分别为最小、最大喷油量限制; λ_{\min} 、 λ_{\max} 分别为空燃比范围的下界和上界。

2 压燃式航空活塞发动机的仿真控制平台

首先,本研究主要针对压燃式高压共轨直列四缸四冲程航空煤油活塞发动机,该发动机参数如表1所示。

表1 高压共轨航空活塞发动机的主要参数

参数名称及单位	数值
缸径/mm	83
活塞行程/mm	92
排量/cm ³	1 991
气缸数	4
压缩比	18 : 1
发动机额定功率/kW	99
螺旋桨额定转速/r · min ⁻¹	2 300
螺旋桨最大轴转矩/Nm	413
减速器减速比	1.69

其次,使用 MATLAB/Simulink 软件搭建发动机转矩预测控制器、RBF 神经网络转矩预测仿真平台,并与

AMESim 发动机仿真模型进行联合仿真调试,不断修正相关参数。

最后,对编写的 Simulink 发动机转矩预测控制器进行自动代码生成,经过 Tasking 编译器编译,并下载到自制的 ECU 电路板^[18]进行台架实验测试如图 3 所示。

2.1 压燃式航空活塞发动机的物理仿真模型

在 Lab AMESim 建模和仿真软件中使用 IFP-Engine 库和 Signal-Control 库,搭建压燃式航空活塞发动机的物理仿真模型主体框架,包括:自建的发动机燃油组件模块、进排气组件模块、喷油器喷射模块、气缸工作模块、曲轴传动模块等发动机 AMESim 仿真模型组件系统如图 4 所示,并在验证了该发动机仿真模型组件系统贴近真实发动机工作

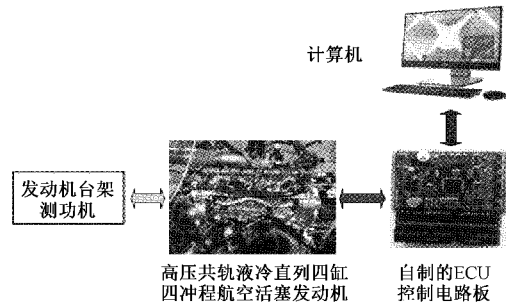


图 3 压燃式高压共轨活塞发动机实验台架

过程的基础上^[19],通过联合仿真正接口与 MATLAB/Simulink 控制器进行联合仿真计算。

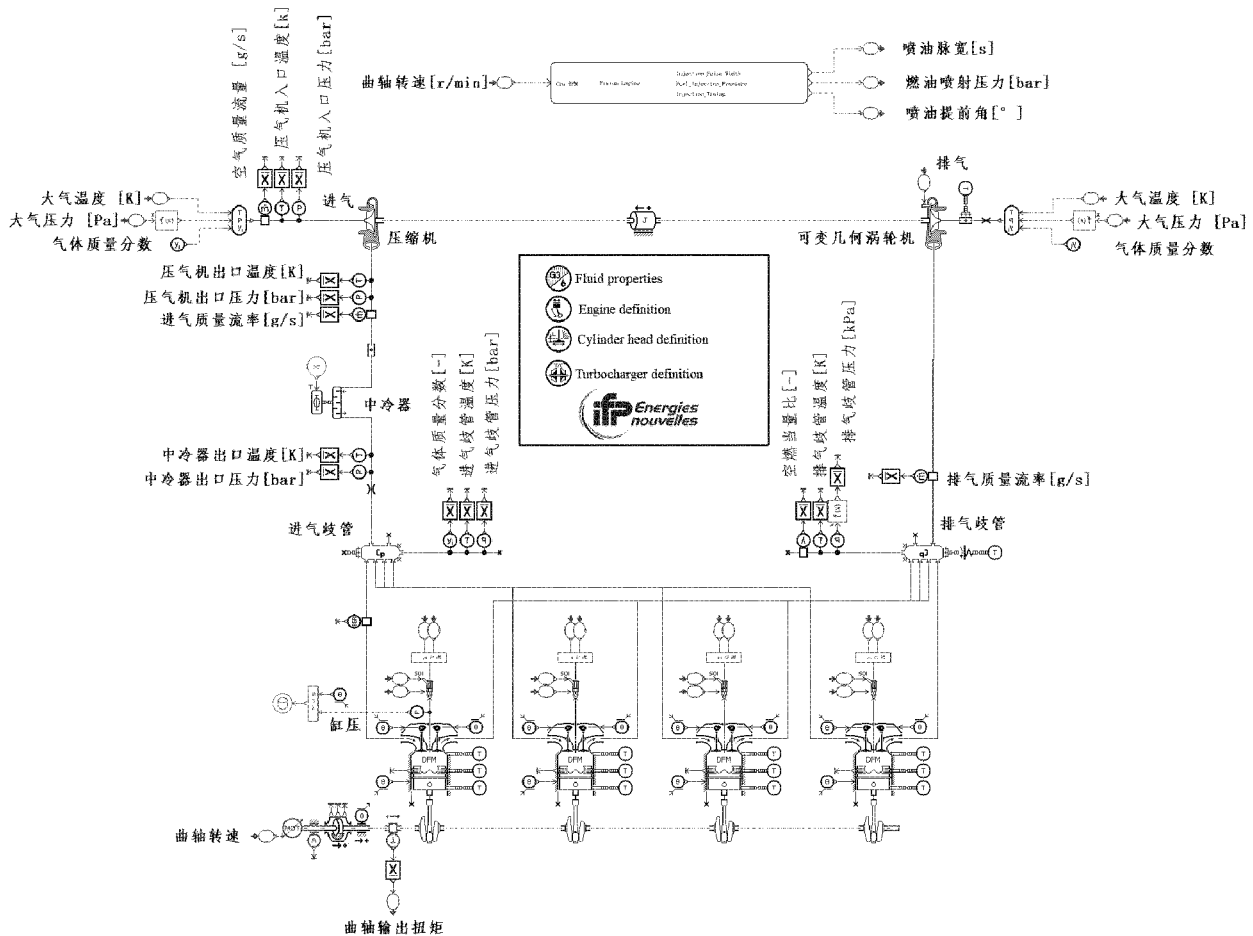


图 4 AMESim 平台搭建的压燃式航空活塞发动机主体框架

1) 发动机燃油组件模块是仿真计算发动机气缸内航空煤油燃烧时产生的温度、压力等数据。

2) 进排气模块主要包括涡轮增压器、增压中冷器以及进、排气歧管等部件,是为了获取进入发动机气缸前的进气压力、进气温度、进气流量等数据,从而能够实时掌握飞机飞行过程发动机的进气/排气状态,为控制策略作出正确的、及时的调整提供依据。其中涡轮增压器中的压缩机和涡轮机通过旋转载荷模块进行同轴连接,旋转载荷模块

的转速计算公式为:

$$J \cdot \alpha_{rl} = J \cdot \frac{d\omega_{rl}}{dt} = T_{tur} - T_{com} - T_{fric_{rl}} \quad (16)$$

式中: J 为旋转载荷模块的转动惯量; α_{rl} 为旋转载荷模块的角加速度; ω_{rl} 为旋转载荷模块的角速度; T_{tur} 、 T_{com} 和 $T_{fric_{rl}}$ 分别为涡轮机连接端的转矩、压缩机连接端的转矩和粘性摩擦转矩。

涡轮增压器的主要输入数据是一个遵循 SAE 标准的

MAP,该 MAP 数据由发动机厂商提供。仿真运行时,根据压缩机或涡轮机实际转速[r/min]和进气质量流量率[g/s],计算对应的压力比 PR 和等熵效率 η 来确定其工作点,压力比和等熵效率的计算公式为:

$$PR = \frac{P_{out}}{P_{in}} \quad (17)$$

$$\eta = \frac{T_{in} \cdot (PR^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} - 1)}{T_{out} - T_{in}} \quad (18)$$

式中: P_{out} 为压缩机出口(涡轮机进口)绝对压力; P_{in} 为压缩机进口(涡轮机出口)绝对压力; T_{out} 为压缩机出口(涡轮机进口)温度; T_{in} 为压缩机进口(涡轮机出口)温度; η 为压缩机进口(涡轮机出口)的绝热指数。

3) 喷油器喷射模块通过接收来自 Simulink 控制策略计算输出的燃油喷射压力、喷油脉宽、喷油提前角等喷射参数,并为发动机气缸模型仿真计算燃烧过程提供数据。

4) 气缸模块主要包括:进排气门升程执行机构和双火焰缸体燃烧模型(dual flame model,DFM)。该模块通过压力动力学和热交换公式,仿真计算缸内——可变容积热气动腔室内的燃烧过程。燃烧室内压力变化的计算公式为:

$$\frac{dp_{cyl}}{dt} = \rho_{cyl} \cdot \left(\frac{dR_{cyl}}{dt} \cdot T_{cyl} + R_{cyl} \cdot \frac{dT_{cyl}}{dt} \right) + \frac{d\rho_{cyl}}{dt} \cdot R_{cyl} \cdot T_{cyl} \quad (19)$$

式中: p_{cyl} 为燃烧室内压力; ρ_{cyl} 为燃烧室内气体密度; T_{cyl}

为燃烧室内气体温度; R_{cyl} 为混合气的理想气体常数,由混合气中不同气体所占的质量分数 $m_{i,cyl}$ 与对应气体常数 $R_{i,cyl}$ 的乘积累加所得,计算公式为:

$$R_{cyl} = \sum_i m_{i,cyl} \cdot R_{i,cyl} \quad (20)$$

$$\frac{dR_{cyl}}{dt} = \sum_i \frac{dm_{i,cyl}}{dt} \cdot R_{i,cyl} \quad (21)$$

随着燃烧室内压力 p_{cyl} 的不断变化,施加在活塞上的力 F_p 也随之发生变化,计算公式为:

$$F_p = (p_{cyl} - p_a) \cdot A_p \quad (22)$$

式中: p_a 为大气压力; A_p 为活塞表面积。

5) 曲轴传动模块主要由曲轴连杆机构、曲轴和活塞等部件组成,它把燃烧时作用在活塞上的力 F_p 转变为曲轴对外输出的转矩 C_{tor} :

$$C_{tor} = G \cdot F_p \quad (23)$$

式中: G 为曲柄连杆的几何系数。

此外,该自建的发动机物理仿真模型还添加了温度传感器、压力传感器、流量传感器、转矩传感器等,可获得进气温度、进气压力、进气流量、曲轴输出转矩等数据,再把这些数据提供给 Simulink 仿真控制器进行联合仿真计算。

2.2 压燃式航空活塞发动机控制器

如图 5 所示,使用 Simulink 软件搭建压燃式航空活塞发动机的控制框架。该发动机控制框架主要由 3 大部分组成:发动机总需求转矩计算模块、发动机转矩控制器和燃油喷射模块。

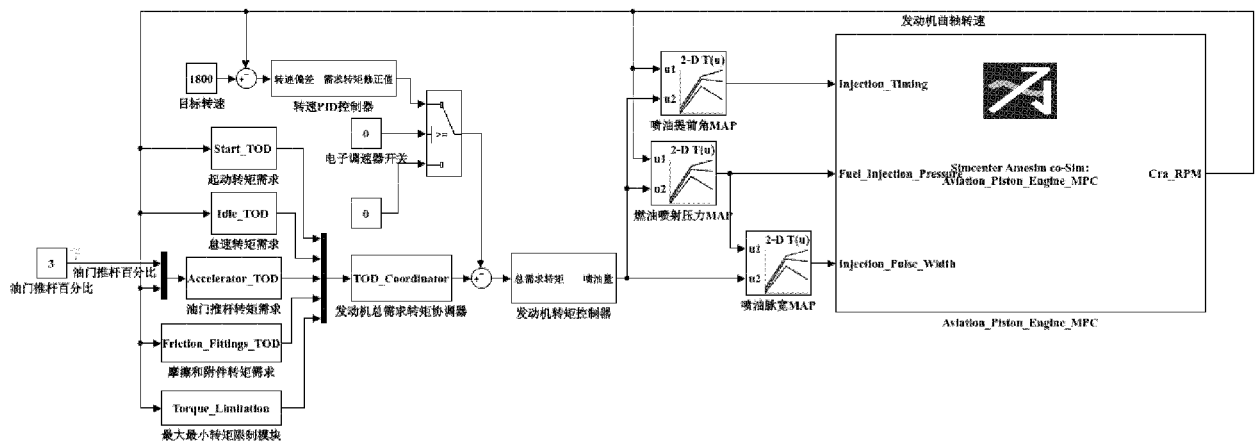


图 5 基于 Simulink 的发动机控制框架

1) 发动机总需求转矩

如图 6 所示,活塞式航空发动机总需求转矩主要由以下部分组成:油门推杆需求转矩、起动需求转矩、怠速需求转矩、机械损失需求转矩、转矩保护限制、总需求转矩协调器等。

油门推杆需求转矩是反映飞行员的操控意图,目的是控制发动机的加速、减速和巡航状态,通过油门百分比和发动机曲轴转速查表得出对应的数值。在油门推杆需求转矩前端,需要提前计算得到飞行器飞行过程中的动力需

求,即:螺旋桨和减速器在不同转速下的需求转矩。因此,螺旋桨和减速器需求功率的计算公式^[20]为:

$$P_s = C_p \left(\frac{n_p}{600} \right)^3 \frac{p_{air}}{R \cdot T_{air}} D^5 + P_r \quad (24)$$

式中: P_s 为螺旋桨和减速器需求功率(kW); C_p 为螺旋桨功率系数; n_p 为螺旋桨转速(r/min); p_{air} 为大气压力(kPa); R 为气体常数(J/(kg·K)); T_{air} 为大气温度(K); D 为螺旋桨直径(m); P_r 为减速器的功率损耗(kW)。根据转速、功率和转矩的关系式,计算得到不同转速下螺旋

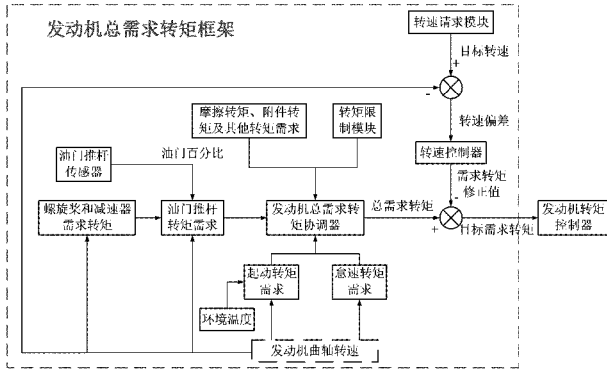


图 6 发动机总需求转矩框架

桨和减速器的需求转矩:

$$M_c = \frac{9\,550 \cdot P_s}{n_c} \quad (25)$$

式中: M_c 为折算到曲轴上的螺旋桨和减速器需求转矩 (Nm); n_c 为发动机曲轴转速 (r/min)。

航空发动机的怠速需求转矩与汽车发动机稍有不同, 汽车发动机只需考虑克服摩擦及带动其他附件正常运转, 而活塞式航空发动机还需带动螺旋桨旋转, 但由于转速太低, 无法产生足够的推力推动飞机滑行。

为了计算得到不同转速下的平均机械损失转矩 T_{fric} (如图(26)所示), 需要先计算发动机单个气缸工作容积一个循环的平均机械损失压力 (p_{loss})。

$$T_{fric} = \frac{V_{cyl} \cdot n_{cyl} \cdot p_{loss}}{nb_{strokes} \cdot \pi} \quad (26)$$

式中: T_{fric} 为机械损失转矩 (Nm); $nb_{strokes}$ 为冲程数; V_{cyl} 为单缸排量 (m^3); n_{cyl} 为气缸数。

该机械损失压力包括克服发动机运动件的摩擦以及驱动气门机构、润滑油泵和其他附件等。通过拖动法得出计算平均机械损失压力 (p_{loss}) 的经验公式^[21]:

$$p_{loss} = 0.0067(\epsilon - 4) + 0.0483 \left(\frac{3v_m}{100l} \right) + 0.0401 \left(\frac{v_m}{10} \right)^2 \quad (27)$$

式中: p_{loss} 为平均机械损失压力 (MPa); ϵ 为压缩比, v_m 为活塞平均速度 (m/s); l 为活塞行程 (m)。设当前发动机曲轴转速为 n , 则一个工作循环的活塞平均速度 v_m 可以表示为:

$$v_m = \frac{nl}{30} \quad (28)$$

则可推导式(27)表示为:

$$p_{loss} = 0.0067(\epsilon - 4) + 0.0483 \frac{n}{1\,000} + 0.0401 \left(\frac{nl}{300} \right)^2 \quad (29)$$

由式(29)可知, 发动机的压缩比 ϵ 和活塞行程 l 固定, 而平均机械损失压力 p_{loss} 随发动机曲轴转速的变化而变化, 则可由式(26)计算得到不同转速下的平均机械损失转矩 T_{fric} 值。

此外, 发动机转矩保护限制是为了防止发动机运转超出限值, 对发动机造成损害。根据发动机的工况, 设置不同的最大限制转矩和最小限制转矩, 从而满足不同转速下的最大限制转矩需求。

除以上不同的需求转矩模块以外, 还增加了电子调速模块。该模块主要起到调节发动机转速的作用, 使发动机输出转速稳定保持在目标转速附近。(1)当电子调速功能不工作时, 转速 PID 控制器输出为 0。(2)当电子调速功能开关开启后, 转速 PID 控制器工作, 输出需求转矩修正值, 从而调节单缸循环喷油量, 达到控制转速的目的。

2) 发动机转矩与油量预测控制器

发动机转矩与油量预测控制器是把发动机总需求转矩模块计算得到的目标需求转矩, 转换为对应总喷油量的过程。

在对 RBF 神经网络转矩与油量预测模型进行数据集训练采集时, 采用传统的 MAP 控制方式搭建发动机转矩与油量控制器, 主要是由“曲轴转速-需求转矩-喷油量 MAP”组成。这种传统的 MAP 控制方式是根据目标需求转矩和曲轴转速的输入值, 通过查表 (Look-up Table) 的方式确定对应的总喷油量, 再输出送到燃油喷射模块。

如图 7 所示, 发动机转矩与油量预测控制框架主要由: 需求转矩参考轨迹模块、SQP 滚动优化模块、RBF 神经网络转矩预测模块、反馈校正模块等组成。控制器的输入变量为目标需求转矩、发动机进气量和发动机曲轴输出转矩, 输出为总喷油量。

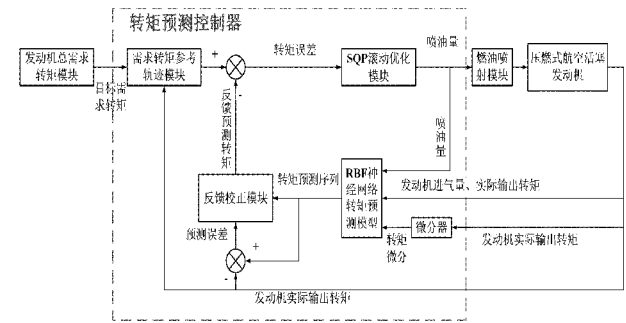


图 7 转矩与油量预测控制框架

3) 燃油喷射模块

压燃式航空活塞发动机的“缸内直喷+高压共轨”技术能针对不同工况确定所需的最佳燃油喷射压力。

如图 8 所示, 燃油喷射模块结构框架主要由“共轨压力-喷油量-喷油脉谱 MAP”、“转速-喷油量-共轨压力 MAP”和“转速-喷油量-喷油提前角 MAP”组成。首先由发动机转矩与油量预测控制器计算得到喷油量; 然后根据喷油量和当前发动机曲轴转速, 查表得到对应的喷油脉宽、燃油喷射压力以及喷油提前角。

图 9 和 10 的“转速-喷油量-共轨压力 MAP”和“转速-喷油量-喷油提前角 MAP”三维坐标数据是通过实验标定得到。

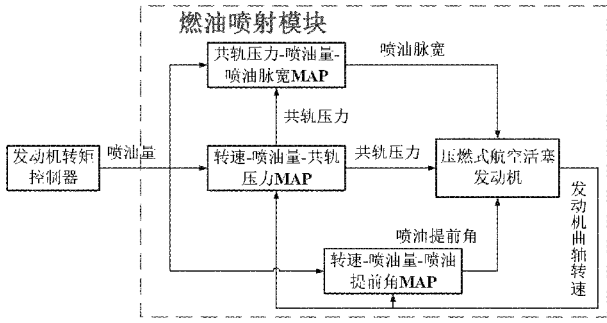


图8 燃油喷射模块的结构框架

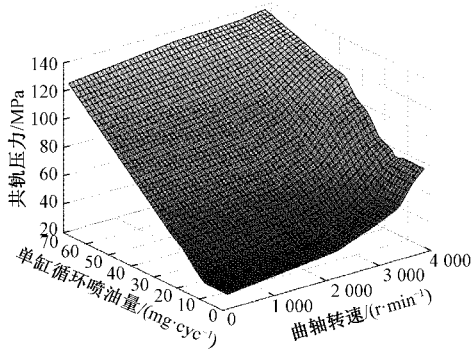


图9 共轨压力 MAP

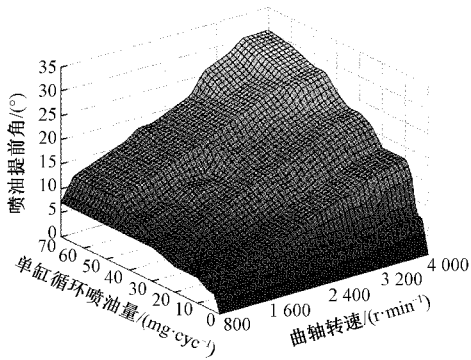


图10 喷油提前角 MAP

3 仿真与实验分析

3.1 起动—怠速仿真数据分析

根据前文所述的压燃式航空活塞发动机仿真平台,进行发动机仿真运行并获取相关数据。如图11和12所示,发动机从起动至怠速阶段的喷油量、需求转矩和曲轴转速的变化曲线中,曲轴的怠速转速为1352 r/min(由于减速器的作用,螺旋桨怠速转速为800 r/min)。在起动初期,由起动电机拖动发动机运转,当曲轴转速接近380 r/min时,喷油器开始工作,使得发动机曲轴转速线性升高;当曲轴转速接近怠速时,电子调速模块调整目标需求转矩值,需求转矩和喷油量也随之降低,使曲轴转速稳定在怠速,整个起动过程喷油量与需求转矩的曲线走势基本一致。

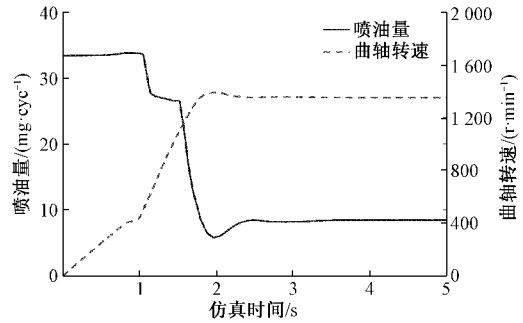


图11 起动过程的喷油量-曲轴转速变化曲线

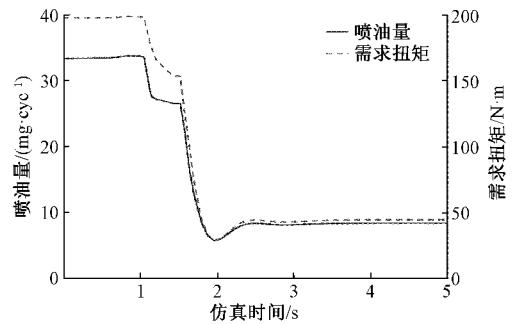
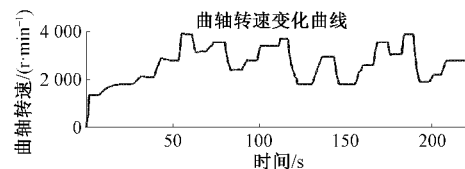


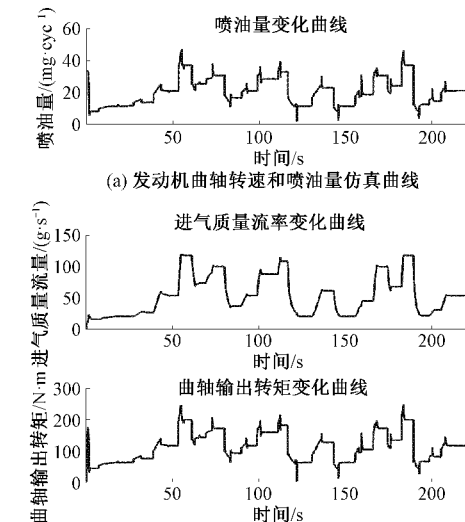
图12 起动过程的喷油量-需求转矩变化曲线

3.2 发动机其他工况的仿真与实验数据一致性

如图13所示,在不同工况下发动机仿真运行曲线中,发动机曲轴转速、曲轴输出转矩和进气质量流量都随喷油量的增大而升高;反之亦然,这完全符合发动机的实际运行工况。



(a) 发动机曲轴转速和喷油量仿真曲线



(b) 发动机进气质量流量和曲轴输出转矩仿真曲线

图13 不同工况下的发动机仿真运行曲线

在发动机仿真试验和台架实验的数据一致性对比中,表 2 是压燃式航空活塞发动机台架外特性实验的部分数据,图 14 和 15 分别为发动机仿真试验和台架实验的功率、进气质量流率的数据对比。

表 2 发动机台架试验外特性数据(部分)

转速/ (r·min ⁻¹)	转矩/ N·m	功率/ kW	负荷/ %	进气质量 流量/(g·s ⁻¹)
1 800	217.1	24.3	100	30.22
2 100	245.7	32.1	100	39.89
2 800	335.6	58.2	100	77.50
3 397	363.2	76.5	100	106.86
3 887	401.5	98.7	100	131.44

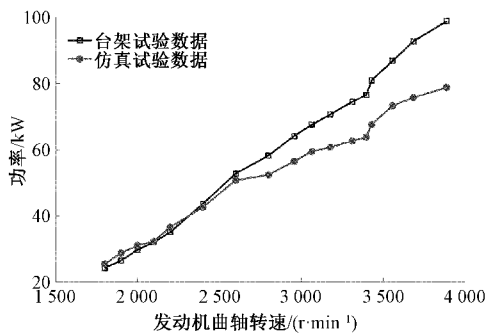


图 14 仿真与台架的功率数据一致性

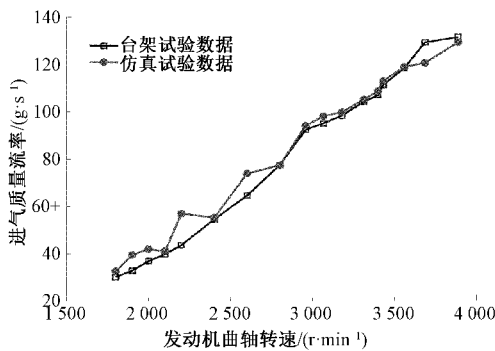


图 15 仿真与台架实验的进气质量流率数据一致性

通过以上发动机仿真与台架实验的数据对比,验证了基于 AMESim 和 MATLAB/Simulink 搭建的压燃式航空活塞发动机联合仿真平台是有效和可行的,其仿真与台架运行数据具有一致性,能对将来的台架实验提供一定的指导意义。

3.3 RBF 神经网络发动机转矩预测模型仿真训练

使用 SA+PSO 算法训练 RBF 神经网络构建的发动机转矩预测模型时,首先获取神经网络训练样本集,再进行数据预处理。其次,根据本文 1.4 节的算法流程,使用 SA+PSO 训练 RBF 神经网络转矩预测模型,得到对应的最优参数:核函数宽度 b 、中心 c 以及隐含层与输出层之间的连接权值 ω 。最后,对训练完成的 RBF 神经网络转矩预测模型进行测试,验证其预测效果。

例如:针对图 13 所示的发动机仿真运行数据作为 RBF 神经网络训练样本集,采用训练集和测试集的划分原则,把 0~150 s 的运行数据作为训练集,而 150~220 s 的运行数据作为测试集,并进行数据归一化处理。同时,还把发动机的喷油量、进气量、输出转矩和一阶微分输出转矩作为预测模型向前差分的输入量。

如图 16 所示,分别采用 PSO 和 SA+PSO 算法训练 RBF 神经网络预测模型,得到平均绝对误差变化的对比曲线,SA+PSO 相比于 PSO 有更低的平均绝对误差,说明 SA+PSO 算法成功跳出了局部最优,并且两种算法的迭代次数几乎是相同的。

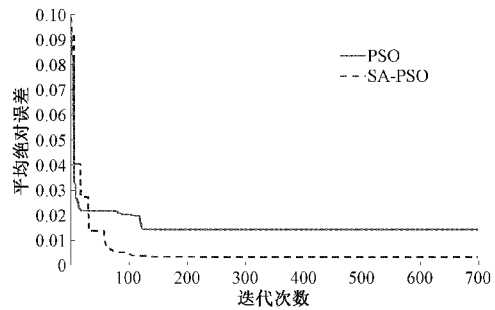
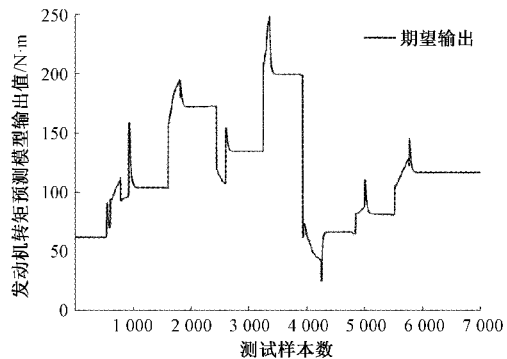
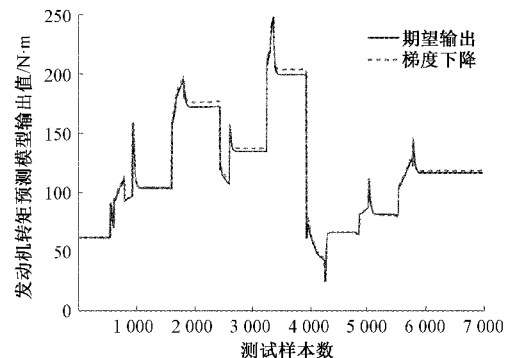


图 16 PSO 和 SA-PSO 适应度值变化过程

如图 17 所示,运用梯度下降法、PSO、SA+PSO 分别对 RBF 神经网络转矩预测值进行偏差对比。采用 SA+PSO 训练神经网络的预测效果最好,与期望输出值重合很高,而梯度下降法和 PSO 训练神经网络得到的预测值都与期望值存在较大的偏差。



(a) RBF 神经网络转矩预测期望值



(b) 基于梯度下降的 RBF 神经网络转矩预测值

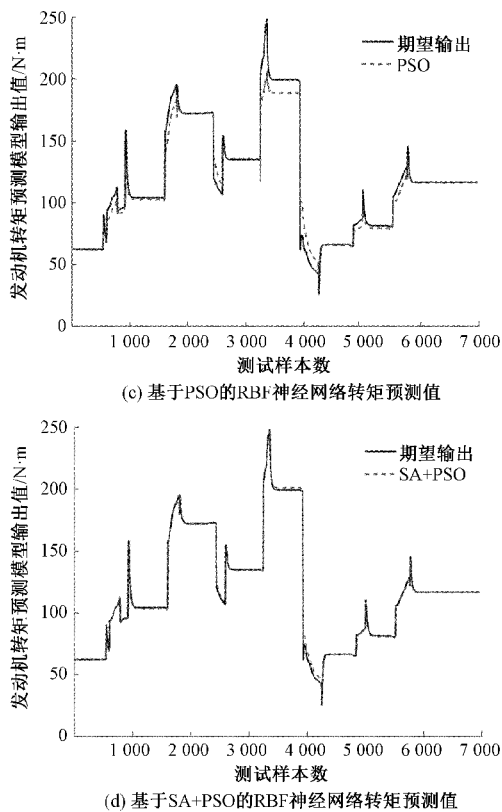


图17 RBF神经网络发动机转矩预测值对比

如表3所示,从这3种训练算法的平均绝对误差MAE、决定系数和均方根误差(RMSE)测试结果可知:SA+PSO训练RBF神经网络转矩预测模型的效果要优于其他两种训练算法。

表3 测试数据输出结果误差对比

训练算法	MAE	R^2	RMSE
梯度下降	1.999 1	0.995 2	3.124 4
PSO	24.187 6	0.967 0	8.173 7
SA+PSO	1.043 9	0.996 9	2.497 1

因此,针对压燃式航空活塞发动机转矩预测模型,采用SA+PSO算法进行RBF神经网络训练,可获得良好的转矩预测效果。

3.4 螺旋桨飞机加速工况下发动机转矩预测控制仿真分析

在进行台架试验之前,需进行仿真,对本文基于RBF神经网络的发动机转矩预测控制算法的有效性进行验证。选取发动机加速工况进行仿真分析。

加速工况是发动机的基本工况之一。仿真初期,发动机运行在怠速工况,曲轴转速稳定在1352 r/min(螺旋桨转速为800 r/min)附近;随后,模拟飞行员推动油门推杆,使油门开度加大,此时需求转矩增加,转矩预测控制器输

出的喷油量也增加,并跟随需求转矩的变化而变化;随着喷油量的增加,发动机曲轴输出转矩也增加,并大于当前的发动机总负载转矩,曲轴转速开始升高;当曲轴转速逼近最大转速3887 r/min(螺旋桨转速为2300 r/min)时,调整油门开度,使曲轴输出转矩与发动机总负载转矩保持一致,此时发动机曲轴转速稳定在3887 r/min附近。

如图18和19所示,在加速工况仿真中,发动机曲轴转速从1352 r/min逐渐升高至3887 r/min并保持稳定,喷油量和曲轴输出转矩跟随需求转矩的变化而变化,喷油量从怠速时的9.09 mg/cyc增加至42.1 mg/cyc;且在曲轴转速不变时,曲轴输出转矩与需求转矩相等,符合发动机运行的物理特性。另外,随着发动机曲轴转速的升高,进气量也不断增加。

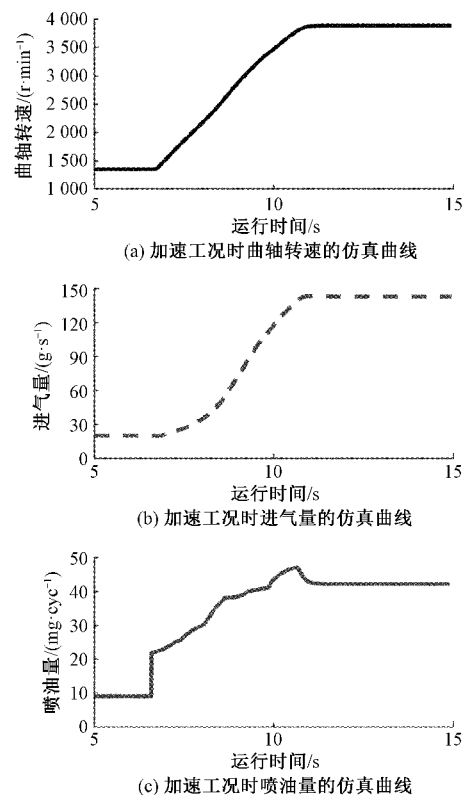


图18 加速工况时曲轴转速、进气量和喷油量仿真曲线

通过对发动机加速工况的仿真分析,说明本文所设计的基于RBF神经网络的压燃式航空活塞发动机转矩预测控制算法是稳定、有效的。

3.5 螺旋桨飞机起飞工况下发动机台架实验分析

当螺旋桨飞机从地面起飞时,要求飞行员把油门推杆推到100%状态。本实验通过地面发动机台架实验台,模拟飞机在地面滑行起飞加速时部分起飞工况的实验数据进行分析。

如图20所示,当油门推杆处于100%状态时,要求发动机转速不断升高。记录软件显示在135 s时发动机转速从1800 r/min逐步加速到2600 r/min,用时26 s。其中,

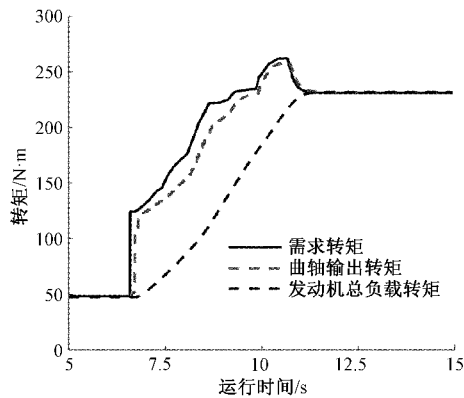


图 19 加速工况时需求转矩、曲轴输出转矩和发动机总负载仿真曲线

总喷油量从 42 mg/cyc 逐渐上升到 46 mg/cyc 后,又略微下降到 43.8 mg/cyc。总需求转矩从 280 N·m 逐渐上升到 300 N·m 后,又略微下降到 276 N·m。由于飞机在地面滑行加速时会受到大气的风速、风向、飞机滑行速度等因素的影响,而该发动机地面台架实验室不具备风洞的功能,不能准确模拟飞机在地面的真实滑行加速过程,但该实验数据能够为后续的风洞实验研究奠定实验基础。此外,高压共轨管中的燃油压力(轨压)从 117 MPa 下降到 101 MPa 后,又上升到 121 MPa,略有波动。

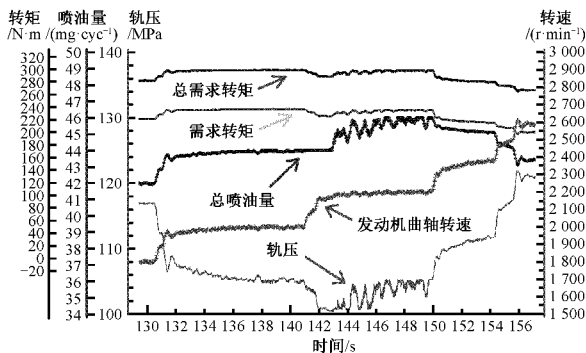


图 20 起飞工况时发动机控制变量的实验数据

总之,在油门 100% 状态,发动机转速持续上升时获得的各控制变量的实验数据,从而验证了发动机转矩预测控制是有效的、可实现的。

4 结 论

1) 采用 AMESim 发动机模型和 Simulink 控制软件搭建压燃式航空活塞发动机的仿真平台,能有效仿真发动机的实际运行状态,为发动机的实验验证奠定基础。

2) 在 RBF 神经网络仿真过程中,引入模拟退火机制(SA),能够使神经网络训练过程中跳出了局部极小值,避免标准粒子群(PSO)算法的“早熟”现象。

3) 在联合仿真不断修正控制算法,验证了 SA+PSO 算法在训练 RBF 神经网络发动机转矩预测模型上的优越

性,并通过发动机台架实验中获得转矩预测控制的有效性。

参考文献

- [1] 中国航空运输协会通用航空分会. 2019—2020 中国通用航空发展报告[M]. 北京: 中国航空运输协会, 2020.
- [2] 丁水汀, 宋越, 杜发荣, 等. 航空重油活塞发动机发展趋势及关键技术分析[J]. 航空动力学报, 2021, 36(6): 1121-1136.
- [3] 姚华, 张天宏. 航空发动机控制系统设计技术[M]. 北京: 科学出版社, 2017.
- [4] 席裕庚, 李德伟, 林姝. 模型预测控制——现状与挑战[J]. 自动化学报, 2013, 39(3): 222-236.
- [5] 齐贝贝, 齐仲里, 王林林. 基于模型预测控制的自主水下航行器模糊回坞导引算法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(4): 37-41.
- [6] 夏勇生, 吴东升, 平兰兰. 基于 MPC 的爆胎车辆轨迹控制研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(6): 154-160.
- [7] MONTAZERI-GH M, RASTI A, JAFARI A, et al. Design and implementation of MPC for turbofan engine control system [J]. Aerospace Science and Technology, 2019, 92: 99-113.
- [8] 王健康, 张海波, 黄向华, 等. 基于直升机/涡轴发动机综合仿真平台的发动机非线性模型预测控制[J]. 航空学报, 2012, 33(3): 402-411.
- [9] 王健康, 张海波, 黄向华, 等. 基于在线滚动 LS-SVR 的涡轴发动机混合预测控制[J]. 航空学报, 2012, 33(10): 1755-1764.
- [10] 李欢, 黄英, 郝东浩, 等. 基于燃烧模型的增压柴油机动态指示转矩预测[J]. 内燃机学报, 2016, 34(4): 357-364.
- [11] 石屹然, 田彦涛, 张立, 等. SI 发动机空燃比联合非线性模型预测控制[J]. 吉林大学学报(工学版), 2014, 44(3): 726-734.
- [12] XIAO L, XU M, CHEN Y, et al. Hybrid grey wolf optimization nonlinear model predictive control for aircraft engines based on an elastic Bp neural network [J]. Applied Sciences, 2019, 9(6): 1254.
- [13] ZHANG Z, SHI C Y. Prediction of aero-engine wear based on genetic algorithms and BP neural network[C]. 2016 International Conference on Manufacturing Construction and Energy Engineering (MCEE), Hong Kong: Manufacturing Construction and Energy Engineering, 2016: 463-468.
- [14] 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.

- [15] ZHENG Q G, PANG S W, ZHANG H B, et al. A study on aero-engine direct thrust control with nonlinear model predictive control based on deep neural network [J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2019, 9(6): 1254-1270.
- [16] ZHENG Q, WANG Y, SUN F, et al. Aero-engine direct thrust control with nonlinear model predictive control based on linearized deep neural network predictor [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2019, 234(3): 330-337.
- [17] 张立峰, 张梦涵. 基于自适应模拟退火及 LM 联合反演算法的 ECT 图像重建[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(12):228-235.
- [18] 徐劲松, 黄国勇. 航空活塞发动机电控硬件的模块化设计与实现[J]. 电子测量技术, 2021, 44(16): 37-44.
- [19] 聂珂. 不同海拔下压燃式航空活塞发动机的燃烧与性能研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2021.
- [20] 徐劲松, 聂珂, 黄国勇, 等. 压燃式航空活塞发动机转矩与空燃比的控制[J]. 航空动力学报, 2021, 36(5): 1083-1093.
- [21] 周哲, 张振东, 尹丛勃, 等. 基于转矩模型的高压共轨柴油机控制策略[J]. 汽车工程, 2017, 39(11): 1245-1251.

作者简介

叶桐, 硕士研究生, 主要研究方向为压燃式航空活塞发动机的控制。

E-mail: 824508846@qq.com

黄国勇, 工学博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为航空发动机的控制与故障诊断。

E-mail: 42427566@qq.com

徐劲松(通信作者), 工学博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为航空发动机的燃烧与控制。

E-mail: 372606249@qq.com