# 自适应循环发动机性能智能在线寻优算法研究\*

李 岩<sup>1,2</sup>, 聂聆聪<sup>2</sup>, 牟春晖<sup>2</sup>, 宋志平<sup>3</sup>

(1. 西北工业大学 航天学院,陕西西安 710072;
 2. 北京动力机械研究所,北京 100074;
 3. 西安交通大学 机械工程学院,陕西西安 710049)

摘 要:为解决自适应循环发动机性能在线自主优化问题,提出一种适用于三流道自适应循环发动 机的智能自主优化控制方法,通过深度确定性策略梯度算法(DDPG)在线优化压比计划,实现控制规 律自主寻优。在基准发动机特性图上给出了不同外涵面积下的等推力特性曲线,在此基础上给出了基准 的最低油耗控制规律曲线。当发动机性能退化或存在个体差异等偏离时,基准控制规律不再能使发动机 性能最优,DDPG算法利用前期存储的数据对压比指令修正量进行训练学习,自主调整发动机控制规 律。整机数值仿真结果表明,调整后亚声速巡航单位耗油率降低7.63%,与最低油耗点比较偏差0.03%。 超声速巡航单位耗油率降低5.04%,与最低油耗点比较偏差0.01%。性能寻优算法可以在发动机性能偏 离情况下实现发动机控制规律自主调节,达到最低油耗。

关键词:航空发动机;自适应循环;控制规律;性能寻优控制;强化学习;深度确定性策略 中图分类号: V231.1 文献标识码:A 文章编号:1001-4055 (2021) 08-1716-09 DOI: 10.13675/j.cnki. tjjs. 200770

# Online Intelligent Optimization Algorithm for Adaptive Cycle Engine Performance

LI Yan<sup>1,2</sup>, NIE Ling-cong<sup>2</sup>, MU Chun-hui<sup>2</sup>, SONG Zhi-ping<sup>3</sup>

School of Astronautics, Northwestern Polytechnic University, Xi'an 710072, China;
 Beijing Power Machinery Institute, Beijing 100074, China;
 School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In order to solve the on-line performance optimization problem of three-stream adaptive cycle engine, an intelligent performance optimization control method was developed. This method used deep deterministic policy gradient (DDPG) algorithm to adjust engine pressure ratio control law online. In this paper, the equal thrust characteristic curves under different external culvert areas were given on the baseline engine characteristic chart. The minimum specific fuel consumption (*SFC*) control law curve was marked on the above chart. When performance degradation or characteristic deviation of the engine occurred, the baseline control law would no longer be optimal. Then the DDPG algorithm used the data stored in the previous period to train pressure ratio instruction and adjust the engine control law autonomously. The simulation results showed that, for the subsonic cruise, the *SFC* is decreased by 7.63%, the error between the adjusted *SFC* and the lowest *SFC* point is 0.03%. For the supersonic cruise, the *SFC* is decreased by 5.04% and the error between the adjusted *SFC* and the lowest

\* 收稿日期: 2020-10-01;修订日期: 2021-01-15。

基金项目:国家科技重大专项(2017-V-0014-0066)。

通讯作者: 李 岩,硕士,高工,研究领域为发动机控制技术。E-mail: liyan3166@126.com

引用格式: 李 岩, 聂聆聪, 牟春晖, 等. 自适应循环发动机性能智能在线寻优算法研究[J]. 推进技术, 2021, 42(8):1716–1724. (LI Yan, NIE Ling-cong, MU Chun-hui, et al. Online Intelligent Optimization Algorithm for Adaptive Cycle Engine Performance[J]. Journal of Propulsion Technology, 2021, 42(8):1716–1724.)

*SFC* point is 0.01%. The intelligent performance optimization control method can optimize the engine control law online and decrease the *SFC* when the deviation of engine characteristic occurs.

Key words: Aero engine; Adaptive cycle; Control law; Performance seeking control; Reinforcement learning; Deep geterministic policy gradient

### 1 引 言

自适应循环航空发动机能够自适应飞机亚声速 飞行和超声速飞行时的要求,优化系统热力循环,提 高推进系统性能<sup>[1]</sup>。自适应循环发动机(Adaptive cycle engine, ACE)从改变发动机热力循环过程的角度 出发,通过调节多个可变几何部件的形状、尺寸或位 置,实现气动热力参数(如流量、压比、涵道比等)的 大范围调整,采用更大的涵道比以提高燃油效率,或 在需要时采用更小的涵道比以获得更大的推力。自 适应循环发动机同时拥有了涡扇发动机与涡喷发动 机的优势,是航空发动机研究领域的重点研究对象。 目前,军用战斗机和民用客机的未来发展都需要自 适应循环发动机的技术作为支撑<sup>[2-5]</sup>。

自适应循环发动机通过几何的变化改善发动机 内部各部件之间以及发动机与进排气系统之间的匹 配,从而使得发动机能够更好地兼顾不同飞行状态 下的性能。控制规律设计是此类发动机的关键,如 果能够合理制定这些可调参数的控制规律,则可使 发动机性能得到充分发挥,否则则可能使得发动机 性能衰退甚至难以安全可靠地工作。国内外研究人 员已经在该领域做了大量的研究工作。Adibhatla 等[6-7]研究了 YF120 发动机的性能寻优控制在最低 耗油率状态下的应用以及H。鲁棒控制技术在变循 环发动机中的应用,指出变循环发动机的被控制量 为风扇换算转速、发动机压比和线性发动机压比,控 制变量为主燃油流量、尾喷口喉道面积和外涵出口 面积。Frederick等<sup>[8]</sup>基于鲁棒多变量控制方法对上 述H"技术进行了改进,所选被控制变量为风扇换算 转速、核心机压比和线性发动机压比。Robert 等<sup>[9]</sup>基 于 Matlab 系统开发了一套变循环发动机控制模型,可 用于控制规律与控制系统设计及仿真。张荣等[10]基 于变循环发动机部件级数学模型,应用改进PID算 法、遗传算法,对变循环发动机开展控制和仿真研 究。薛益春等[11-12]通过对亚声速巡航和超声速巡航 两个典型工况循环模式的转换过程进行数字仿真, 设计提出了调节计划。聂友伟等[13]为了满足变循环 发动机性能寻优控制需求,提出了一种基于序列二 次约束二次规划算法的性能寻优控制算法。谢振伟

等[14]利用容积动态与转子动态来计算容积与转子的 状态量,为数值计算提供输入数据,提出了可调几何 的仿真方法。陈玉春等[15]为进行变循环发动机的多 变量稳态控制规律优化设计,提出了用于变循环发 动机稳态控制规律优化设计的一种新方法——逆算 法。韩佳等[16-17]提出了通过构建近似模型对稳态性 能进行分析、优化的研究方法,同时还建立了优化求 解程序,获得了满足优化条件的性能方案。李嘉 等[18]针对变循环航空发动机存在建模不确定性,采 用了增广模型参考自适应控制方法,改善了原线性 二次型调节器(LQR)基准控制器对存在建模不确定 性的控制问题,达到了所期望的动态响应,且自适应 参数一致渐进稳定。基于射影算子的自适应律设计 方法,改善了传统自适应律设计方法的鲁棒性问题, 实现了控制系统对外部干扰的有效抑制。当系统各 控制回路加入不同外部随机噪声信号时,均达到了 期望的控制效果[19]。马松等[20]以自适应循环发动机 为研究对象,利用改进的多目标全面学习粒子群算 法,对发动机的设计点参数匹配和非设计点下的变 几何部件调节规律进行了优化计算。

综上所述,国内外在自适应变循环发动机性能 计算建模方面已经做了大量的研究工作,并采用优 化算法对其特定工作状态下的控制规律进行了优化 设计,这些模型多采用单变量或双变量的控制规律, 并利用优化算法优化设计关键工况下变几何参数的 调节规律(如亚声速巡航、超声速巡航)。这些优化 算法多为离线优化计算,并且未形成所有工况均可 用的稳态控制规律设计方法,未考虑不确定性及性 能衰退等影响。

近年来,随着人工智能技术的发展,强化学习 (Reinforcement learning)在自动驾驶和机器人技术等 方面广泛应用,但在航空发动机控制研究中强化学 习的应用较少。为了提高航空发动机控制效果,文 献[21]提出了一种基于深度强化学习的在线滑窗深 度神经网络算法,该算法对发动机加速时间缩短了 1.525s。目前,尚未将连续深度确定性策略梯度 (DDPG)算法应用在航空发动机控制规律的在线优 化中。本文分析一种三流道自适应循环发动机等推 力情况下的最低油耗控制计划,给出基线发动机的 最低油耗控制律,结合深度确定性策略梯度算法,提 出了一种具备在线自学习能力的自适应循环发动机 控制规律,通过对发动机压比计划的自修正,实现自 适应循环发动机巡航油耗最优。

#### 2 三流道自适应循环发动机模型

带核心驱动风扇级的三流道自适应循环发动机 结构如图 1 所示,主要部件包括风扇、核心驱动风扇 级(CDFS)、燃烧室、掺混室、压气机、低压涡轮、高压 涡轮、加力燃烧室和尾喷管等。其可调参数包括:主 燃烧室燃油流量  $W_{fl}$ ,加力燃烧室燃油流量  $W_{2}$ ,风扇 导流叶片角度  $\alpha_{f}$ ,模式选择活门(MSV),核心风扇混 合器面积 $A_{cor}$ ,第一外涵混合器面积 $A_{RVABI}$ ,尾喷管喉 道面积 $A_{so}$ 主要发动机状态参数包括高压转子转速  $n_{H}$ ,低压转子转速 $n_{L}$ ,发动机单位耗油率SFC,风扇入 口中温 $T_{2}$ ,风扇入口总压 $p_{2}$ ,涡轮后总压 $p_{6}$ ,涡轮进口 总温 $T_{4}$ 等。



Fig. 1 Schematic diagram of adaptive cycle engine (ACE)

本文采用的部件级模型的输入为发动机供油及 几何可调参数,输出为发动机推力、转速及各截面状 态参数。

模型计算中的迭代参数为:压气机增压比、风扇 增压比、CDFS增压比、高压涡轮落压比、低压涡轮落 压比。

将迭代参数导入图2所示的部件气路关系图中, 根据风扇特性、高压压气机特性、高压涡轮特性、低 压涡轮特性、燃烧室总压恢复系数特性与燃烧效率 特性、外涵道总压恢复系数特性、加力与喷口段总压 恢复系数特性计算发动机的起动过程。

发动机的五个平衡为:以喷口压比计算压力与 流量计算压力平衡、根据高压涡轮压比转速特性计 算的流量与前向计算流量平衡、低压涡轮压比转速 特性计算的流量与前向计算流量平衡、次外涵进口 流量平衡、内外涵静压平衡。 联立五个未知的设定压比计算五个平衡的偏差,可以构成非线性方程组,采用拟牛顿方法求解, 模型计算收敛后,再根据高低压轴功率平衡计算转 速的变化。具体模型计算方法可参考图2。



Fig. 2 ACE model calculation flow chart

## 3 基于强化学习的压比规律自寻优

自适应循环发动机性能寻优可分为最低油耗、 最大加速、最大推力和最低排气温度等。巡航性能 最优是保持推力满足要求的前提下降低耗油率,从 而增加飞行航程以及提高战斗机的作战半径。本文 重点对此开展研究。

为了获得等推力下不同工作点的油耗,假设发 动机采用低压转子转速与压比闭环的调节规律,风 扇导叶采用开环控制规律 $\alpha_1 = f(\bar{n}_L)$ 。其中, $\bar{n}_L$ 为低 压转子换算转速 $\bar{n}_L = n_L \sqrt{288.13/T_2}$ 。计算不同 $A_{\text{RVABI}}$ 下的发动机转速、流量、压比推力及单位耗油率,部 分参数如表1及表2所示。其中, $\pi_z = p_6/p_2$ 为发动机 总压比, $q_{\text{ma}}$ 为发动机空气流量。对于 $A_{\text{RVABI}}$ 较小的情 况(表1),当固定转速,逐渐增大 $A_s$ 时,发动机风扇压 比 $\pi_F$ 先减小后增大,出现不单调情况,这是由于逐渐 增大 $A_s$ 后外涵出现临界堵塞现象。增大 $A_{\text{RVABI}}$ 可以 防止外涵临界,表2中的数据证明了 $A_{\text{RVABI}}$ 放大后可 以缓解风扇压比随着 $A_s$ 调节不单调的情况。 $A_s$ 调节 不单调不利于控制规律设计,有必要调节A<sub>RVABI</sub>保证 外涵不堵塞,但是表中的耗油率数据证明,A<sub>RVABI</sub>接近 临界情况油耗较低,所以比较合理的方式是调节 A<sub>RVABI</sub>到接近临界位置。另外,根据表中数据总压比 π<sub>2</sub>变化单调,建议采用总压比控制。

Table 1Calculation results of rotation speed, pressure<br/>ratio, air flow and SFC ( $A_{RVAB1} = 0.03$ )

$q_{\rm ma}/({\rm kg/s})$	SFC	$n_{\rm L}/({\rm r}/{\rm min})$	$A_8/m^2$	$\pi_z$	$\pi_{_{ m F}}$
18.33	1.002	8824	0.26	2.64	2.48
18.82	0.986	8824	0.30	2.20	2.28
18.87	0.990	8824	0.32	2.00	2.25
18.53	1.132	8824	0.40	1.44	2.40
18.38	1.343	8824	0.45	1.24	2.46
21.88	0.993	9546	0.26	3.22	2.98
22.36	0.963	9546	0.30	2.74	2.70
22.51	0.951	9546	0.34	2.30	2.58
22.36	0.937	9546	0.36	2.07	2.69
22.16	0.985	9546	0.40	1.80	2.81
24.00	0.983	10045	0.27	3.45	3.21
24.36	0.961	10045	0.30	3.06	2.97
24.55	0.932	10045	0.35	2.46	2.81
24.40	0.912	10045	0.37	2.21	2.93
24.14	0.960	10045	0.42	1.87	3.11

Table 2Calculation results of rotation speed, pressureratio, air flow and SFC ( $A_{ny,ny} = 0.12$ )

			· Renth			
$q_{\rm ma}/(\rm kg/s)$	SFC	$n_{\rm L}/(r/\min)$	$A_8/m^2$	$\pi_{z}$	$\pi_{\mathrm{F}}$	
18.33	1.002	8824	0.26	2.64	2.479	
18.99	0.990	8824	0.30	2.24	2.178	
19.44	1.230	8824	0.45	1.31	1.666	
19.44	1.320	8824	0.47	1.23	1.672	
19.43	1.506	8824	0.50	1.13	1.702	
21.37	1.045	9546	0.24	3.45	3.176	
22.31	0.968	9546	0.29	2.87	2.731	
22.81	1.013	9546	0.40	1.94	2.100	
22.85	1.096	9546	0.48	1.48	1.896	
22.82	1.231	9546	0.53	1.30	1.982	
23.24	1.055	10045	0.24	3.82	3.508	
24.49	0.965	10045	0.31	2.97	2.852	
24.80	0.992	10045	0.40	2.18	2.317	
24.84	1.041	10045	0.49	1.61	2.062	
24.80	1.106	10045	0.53	1.43	2.130	

图 3 在  $q_{ma}$ - $\pi_z$ 特性图上给出了等推力线,可以看出随着转速增大,减小压比可保证推力相等。图 4 在等推力线上标注了最低油耗曲线,这条曲线可作为压比控制的基线控制规律线 $\pi_i = f(\bar{n}_L)$ ,其中 $\pi_i$ 为压比指令。



部件性能退化或发动机个体差异会导致基线控制规律脱离最优,采用强化学习算法可利用发动机前期运行数据进行控制规律自学习调整。本方法可在线也可离线运行,利用近期数据对深度神经网络进行训练达到自调整的目的。采用强化学习压比修正的自适应循环发动机控制规律原理可参考图5。在图5所示的控制规律中,采用了第3节所述的基线控制规律,利用 $W_{\Pi}$ 和 $A_{s}$ 闭环调节低转转速和压比, 压比指令通过压比调节计划生成。压比计划微调量 $\pi_{iA}$ 初始值为0,采用深度确定性策略梯度算法(DDPG),利用前期存储的数据进行自学习对压比计划进行 $\pi_{iA}$ 自调整。

本文并未将整个发动机控制采用人工智能算法,考虑到航空发动机安全性要求,仅对压比控制规律进行在线自学习调整。所以结合了人工智能与传统自动控制算法,将整个自适应循环发动机控制策略分成了两层。从"智能体"角度考虑,外界环境可参考图 6。"智能体"接收外界环境反馈的 $n_L, n_H, \pi_z, p_2, T_2$ 等信息并存储,给出评估的最有价值的动作 $\pi_{ia}$ 。为了使这个"智能体"运行,首先需要确定状态

空间、动作以及奖励函数。

(a)状态:控制规律自学习的目的是调节压比规 律使发动机工作在最优的工作点,发动机转速、压比 都能反映当前发动机的工作状态,所以定义状态为

$$s = \left(\bar{n}_{\rm L}, \bar{n}_{\rm H}, \pi_z\right) \tag{1}$$

其中

$$\bar{n}_{\rm H} = n_{\rm H} \sqrt{288.13/T_2}$$

(b)动作:通过改变压比指令 π<sub>i</sub> 对压比进行修
 正,定义动作 a = π<sub>i</sub>。

(c)奖励函数:控制规律优化的目标是使发动机 油耗最低,另外,发动机超温、超转、超过喘振限制均 被认为失败,需要给予惩罚,同时适当考虑量纲的归 一化,定义奖励函数如下:

单位耗油率越低奖励值越大,有

$$r_{1t} = -(625 \times SFC_{1t} - 587.5) \tag{2}$$

不能引起转速和压比误差过大波动,所以

$$r_{2t} = -|e_{1t}| \times 2 - |e_{2t}| \times 100$$
(3)

式中 e11 为转速误差, e21 为压比误差。

喘振标识超限惩罚项为

if 
$$SMC_{flr} > 85$$
:

$$r_{3t_{-1}} = -5(SMC_{flt} - 85)$$

else:  $r_{3t_{-1}} = 0$ 



Fig. 5 Schematic diagram of ACE control law



Fig. 6 Schematic diagram of hierarchical ACE control

if 
$$SMC_{12t} > 85$$
:  
 $r_{3t_2} = -5(SMC_{12t} - 85)$   
else:  $r_{3t_2} = 0$   
if  $SMC_{ct} > 85$ :  
 $r_{3t_3} = -5(SMC_{ct} - 85)$ 

else:  $r_{3t_{-}3} = 0$ 

$$r_{3t} = r_{3t_{-1}} + r_{3t_{-2}} + r_3$$

*SMC*<sub>11</sub>, *SMC*<sub>12</sub>, *SMC*<sub>e</sub>分别为风扇、核心机风扇、压 气机喘振标识, 100为喘振点,喘振标识>100时发生 喘振。

涡轮前温度超限惩罚项为

if 
$$T_4 > T_{4max}$$
:  
 $r_{4i} = -(T_4 - T_{4max})$   
else:  $r_{4i} = 0$   
物理转速超限惩罚项为  
if  $n_H > n_{Hmax}$ :  
 $r_{5i_{-1}} = -(n_H - n_{Hmax})$   
else:  $r_{5i_{-1}} = 0$   
if  $n_L > n_{Lmax}$ :  
 $r_{5i_{-2}} = -(n_L - n_{Lmax})$   
else:  $r_{5i_{-2}} = 0$   
 $r_{5i} = r_{5i_{-1}} + r_{5i_{-2}}$   
换算转速超限惩罚项, 有  
if  $\bar{n}_H > \bar{n}_{Hmax}$ :  
 $r_{6i_{-1}} = -(\bar{n}_H - \bar{n}_{Hmax})$   
else:  $r_{6i_{-1}} = 0$   
if  $\bar{n}_L > \bar{n}_{Lmax}$ :  
 $r_{6i_{-2}} = -(\bar{n}_L - \bar{n}_{Lmax})$   
else:  $r_{6i_{-2}} = 0$   
 $r_{6i} = r_{6i_{-1}} + r_{6i_{-2}}$   
综上,奖励函数 $r_i$ 为  
 $r_i = r_{1i} + r_{2i} + r_{3i} + r_{4i} + r_{5i} + r_{6i}$ 

采用 DDPG 算法<sup>[22]</sup>对上述状态以及动作空间连续的优化问题寻找优化策略, DDPG 是利用 DQN 扩展 Q 学习算法的思路对 DPG 方法进行改造得到的 (Actor-Critic, AC)框架的算法,该算法可用于解决连续动作空间上的 DRL 问题。相对于 DPG 的核心改进是采用卷积神经网络作为策略函数 $\mu$ 和 Q 函数的 函数近似,即策略网络和 Q 网络;然后使用深度学习 的方法来训练上述神经网络。该算法主要包含4个神经网络:Actor 现实网络 $\mu'(sl\theta^{e})$ 与 Actor 目标网络  $\mu(sl\theta^{e})$ , Critic 现实网络  $Q'(s, al\theta^{o'})$ 与 Critic 目标网络  $Q(s, al\theta^{o})$ 。4个神经网络的参数分别为 $\theta^{o}, \theta^{e}, \theta^{o'}, \theta^{e'}$ 。 Critic 神经网络用来估计动作值函数 Q(s, a), Actor 神经网络以s 作为输入,以a 作为输出,负责学习控制

策略。

Q'和μ'分别是与Q和μ的结构相同的网络,每个 周期现实网络将部分更新θ<sup>Q'</sup>和θ<sup>r'</sup>,Critic现实网络通 过最小化 Loss 函数的原则来更新,Loss 函数为

$$L(\theta^{\varrho}) = E_{\mu'} \left[ \left( y_{\iota} - Q(s_{\iota}, a_{\iota} | \theta^{\varrho}) \right)^{2} \right]$$
(4)

其中

$$y_{t} = r(s_{t}, a_{t}) + \gamma Q'(s_{t+1}, \mu'(s_{t+1}|\theta^{\mu'})|\theta^{Q'})$$
 (5)

Actor 现实网络通过梯度函数更新,梯度函数 式为

$$\nabla_{\theta^{\mu}} \approx E_{\mu'} \left[ \nabla_a Q(s,a|\theta^{\varrho})|_{s=s_i,a=\mu(s_i)} \nabla_{\theta^{\mu}} \mu(s|\theta^{\mu})|_{s=s_i} \right]$$
(6)

梯度函数是连续的,可确保智能体动作在一个 连续空间中更新。另外,根据参考文献[22],为提高 稳定性,两个网络采用软更新模式有

$$\begin{cases} \theta^{\mu'} = \tau \theta^{\mu} + (1 - \tau) \theta^{\mu'} \\ \theta^{\varrho'} = \tau \theta^{\varrho} + (1 - \tau) \theta^{\varrho'} \end{cases}$$
(7)

为了打破训练数据之间的关联性,使数据接近 独立同分布,设置发动机数据存储区(图 6中的 Memory),保存并在每次飞行完毕后存储到地面数据库 (这样便于在线快速学习与飞行后离线的深度学 习)。从数据库中随机抽样训练 Actor 与 Critic 神经 网络。具体发动机控制规律自学习算法可分为三种 情况,下面分别给出三种算法的流程:

- - if数据库存满10000组数据

的结构训练网络

end if

对两个目标网络进行软更新

end for

end for

存储网络参数 $\theta^{Q}, \theta^{\mu}, \theta^{Q'}, \theta^{\mu'}$ 

(2) 在线巡航飞行

for 处于巡航状态且进入训练周期  $T_x$  do

选择并执行  $a_i = \mu(s|\theta^{\mu}) + \epsilon_i$ 

观测奖惩反馈 $r_i$ 与下一时刻状态 $s_{i+1}$ 将数据 $(s_i, a_i, r_i, s_{i+1})$ 存入机载数据库

抽取N组 $(s_i, a_i, r_i, s_{i+1})$ ,并根据图5的结构

训练网络

对两个目标网络进行软更新

end for

存储网络参数 $\theta^{\varrho}, \theta^{\mu}, \theta^{\varrho'}, \theta^{\mu'}$ 

飞行完毕后将机载数据库存入地面数据库

(3) 飞行后的地面离线训练

for  $k=1, \dots, K_{lx}$  do

在最近三次的飞行数据中抽取*N*组 (*s*,*a*,*r*,*s*,*t*,),并根据图 6的结构训练网络

对两个目标网络进行软更新

end for

存储网络参数 $\theta^{\varrho}, \theta^{\mu}, \theta^{\varrho'}, \theta^{\mu}$ 

注意上述算法中学习周期*T*、应该为发动机控制 周期的整数倍。*T*、等于发动机控制周期时,本算法等 效于发动机每个控制周期都进行自学习。*T*、无穷大 时算法退化为飞行后离线学习,在线巡航训练步骤 取消。上述算法各层神经元个数不易过大,一方面 避免过拟合,另一方面避免在线运算量过大。另外, 需要采用并行运算方式进一步减小运算量,通过提 高学习周期*T*、可以保证算法在线运算的实时性。

#### 4 仿真验证

采用上述基于强化学习的自适应循环发动机控 制规律,针对三流道自适应循环发动机进行巡航段 数值仿真研究。图7给出了采用基线控制规律(未采 用智能修正算法)的仿真结果。仿真中300s后对发 动机特性进行了拉偏,拉偏后给出了压比控制及*SFC* 对比曲线,仿真高度13km,*Ma*0.8,图7中可见,参数 拉偏后,发动机油耗提高了7.66%,发动机压比降低, 拉偏后状态已经不是发动机最优状态。



Fig. 7 Pressure ratio and SFC of using baseline control law

利用上节的方法修正控制规律,DDPG算法采用 多个全链接层构建Actor和Critic网络,其中Actor网 络输入层为状态s,输出层为输出动作a,Critic网络的 输入层分别为状态和动作,输出层为Q值,T<sub>x</sub>等于 100倍的发动机控制周期,网络参数的优化方法均为 Adam,网络超参数配置见表3。

Table 3	DDPG	algorithm	network	configuration
---------	------	-----------	---------	---------------

Algorithm composition	Parameter	Value	
Replay buffer	MEMORY_CAPACITY	$1 \times 10^{4}$	
Episode	Episode	30	
Ep_Steps	Т	2000	
Mini-batch	N	32	
	Number of input neurons	8	
	Number of output neurons	2	
Actor	Number of neurons in each layer	[8,200,100,2]	
(online/ target)	Neuron activation funciton	[relu relu tanh]	
0	Learning rate	$1 \times 10^{-4}$	
	Soft update factor	0.01	
	Number of input neurons	10	
	Number of output neurons	1	
Critic	Number of neurons in each layer	[10,200,100,1]	
(online/ target)	Neuron activation funciton	[relu relu linear]	
0	Learning rate	2×10 <sup>-4</sup>	
	Soft update factor	0.01	

图 8 是采用强化学习在线修正压比控制规律获得的仿真曲线,图 9 给出了仅采用基线控制规律与压比寻优算法的单位耗油率比较。图中可以看出,强化学习算法实现了压比控制规律自主调整,油耗降低了 7.63%,与最低油耗点比较偏差 0.03%。从拉偏到油耗降到最低的自学习时间为 160s。

图 10 与图 11 给出了超声速巡航(H=13km, Ma= 1.5)的情况,强化学习算法同样可以实现压比控制规 律自主调整,油耗降低了 5.04%,与最低油耗点比较







Fig. 9 Comparison of *SFC* between baseline control law and DDPG (*H*=13km,*Ma*=0.8)



Fig. 10 Pressure ratio and *SFC* of using DDPG (*H*=13km, *Ma*=1.5)



Fig. 11 Comparison of *SFC* between baseline control law and DDPG (*H*=13km,*Ma*=1.5)

偏差0.01%。从拉偏到油耗降到最低的自学习时间为100s。

综上所述,对于三流道自适应循环发动机,采用 深度确定性策略梯度算法,可以实现压比控制规律 的在线自学习修正,从而降低亚声速及超声速巡航 油耗。

# 5 结 论

本文提出了一种采用深度确定性策略梯度算法 的自适应循环发动机控制规律自寻优算法,通过仿 真分析,可以得到如下结论:

(1)对于文中的三流道自适应循环发动机,当固 定转速,逐渐增大A<sub>8</sub>时,发动机风扇压比π<sub>F</sub>先减小后 增大,出现不单调情况,这是由于逐渐增大A<sub>8</sub>后外涵 出现临界堵塞现象。增大A<sub>RVABI</sub>可以防止外涵临界堵 塞。但过大的A<sub>RVABI</sub>会导致油耗增大,外涵接近临界 的情况下发动机可达到最低油耗,在同样外涵面积 及等推力条件下,发动机单位耗油率随着压比的增 加先减小后增大。

(2)采用深度强化学习算法修正发动机控制规律,动作、状态量与奖励函数选取至关重要。动作应 选取压比指令相对基线值的调整量,以防止影响发 动机安全性;状态量应包含尽量多的发动机状态信 息,奖励函数需要进行适当的量纲变换以保证奖励 计算值比例合理。

(3)发动机性能偏离情况下,采用深度确定性策略梯度算法可实现压比控制规律自主调整,亚声速 巡航情况单位耗油率降低7.63%,与最低油耗点比较 偏差0.03%,从拉偏到油耗降到最低的自学习时间为 160s。超声速巡航情况单位耗油率降低5.04%,与最 低油耗点比较偏差0.01%。从拉偏到油耗降到最低 的自学习时间为100s。

致 谢:感谢国家科技重大专项的资助。

#### 参考文献

- Simmons R J. Design and Control of a Variable Geometry Turbofan with an Independently Modulated Third Stream
   [D]. Ohio: Ohio State University, 2009.
- [2] Jennings G. USAF Issues Next-Generation Fighter Request[EB/OL]. London: Jane's Defence Weekly, 2010-02-16.
- [3] 李金梁, 涂泽中, 刘振庭. 美第六代战斗机研究进展 情况[J]. 电光与控制, 2014, 21(6): 9-12.
- [4] 高劲松,陈哨东.国外六代机发展情况研究[J].飞航导弹,2014(1):54-63.
- [5] 晏武英.美国发布六代机自适应发动机发展计划[N]. 中国航空报, 2015-05-19(B03).
- [6] Adibhatla S, Johnson K L. Evaluation of a Nonlinear PSC Algorithm on a Variable Cycle Engine[C]. Monterey CA: AIAA/SAE/ASME 29th Joint Propulsion Conference and Exhibit, 1993.
- [7] Adibhatla S, Collier G J, Zhao X, et al. H<sub>x</sub> Control Design for a Jet Engine [C]. Cleveland: AIAA/ASME/SAE/ASEE 34th Joint Propulsion Conference and Exhibit, 1998.
- [8] Frederick D K, Sanjay G, Shrider A. Turbofan Engine

Control Design Using Robust Multivariable Control Technologies[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2000, 8(6): 961–970.

- [9] Robert W Buettner, Rory A Roberts, Mitch Wolff. Design of a Transient Variable Cycle Turbine Engine Model for System Integration with Controls [R]. AIAA 2017-1940.
- [10] 张 荣,叶志锋,薛益春.变循环发动机模式转换调 节计划仿真研究[J].测控技术,2011,30(2):47-50.
- [11] 薛益春.变循环发动机多变量控制及性能寻优[D]. 南京:南京航空航天大学,2012.
- [12] 随 阳, 叶志锋, 薛益春. 基于遗传算法的变循环发动 机稳态性能优化[J]. 航天控制, 2013, 31(6): 17-21.
- [13] 聂友伟,李秋红,王 元,等.基于SQCQP算法的变循环发动机性能寻优控制[J].北京航空航天大学学报,2017,43(12):2564-2572.
- [14] 谢振伟,郭迎清,陆 军. 容积与转子状态量在变循 环发动机数值仿真中的应用[J]. 推进技术, 2015, 36
  (7): 1085-1092. (XIE Zhen-wei, GUO Ying-qing, LU Jun. Application of Volume and Rotor State Values in Variable Cycle Engine Numerical Simulation [J]. Journal of Propulsion Technology, 2015, 36 (7): 1085-1092.)
- [15] 陈玉春,贾琳渊,任 成,等.变循环发动机稳态控制规律设计的新方法[J].推进技术,2017,38(10): 2262-2270. (CHEN Yu-chun, JIA Lin-yuan, REN Cheng, et al. An Innovative Method for Design of Steady State Control Law for Variable Cycle Engines[J]. Journal of Propulsion Technology, 2017, 38(10): 2262-2270.)
- [16] 韩 佳,苏桂英,张跃学.基于近似模型的变循环发

动机稳态性能分析及优化[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2017, 30(3): 16-20.

- [17] 韩 佳,王靖凯,梁彩云,等.三外涵变循环发动机 推力性能优化计算及分析[J].航空动力学报,2018, 33(2):338-344.
- [18] 李 嘉,李华聪,韩小宝,等.建模不确定性下变循 环发动机自适应控制器设计[J].推进技术,2018,39
  (4):872-880. (LI Jia, LI Hua-cong, HAN Xiao-bao, et al. An Innovative Method for Design of Steady State Control Law for Variable Cycle Engines [J]. Journal of Propulsion Technology, 2018, 39(4):872-880.)
- [19] 李 嘉,李华聪,韩小宝,等.基于射影算子的变循 环发动机鲁棒自适应控制器设计[J].推进技术, 2018,39(2):440-449. (LI Jia, LI Hua-cong, HAN Xiao-bao, et al. Robust Adaptive Controller Design of Variable CycleEngine Based on Projection [J]. Journal of Propulsion Technology, 2018, 39(2):440-449.)
- [20] 马 松,谭建国,王光豪,等.基于飞发一体化的自适应循环发动机参数优化研究[J].推进技术,2018,39(8):1703-1711. (MA Song, TAN Jian-guo, WANG Guang-hao, et al. Study on Characteristics Optimization of Adaptive Cycle Engine Based on Aircraft-Engine Integrated Analysis [J]. Journal of Propulsion Technology, 2018, 39(8):1703-1711.)
- [21] Zheng Q, Jin C, Hu Z, et al. A Study of Aero-Engine Control Method Based on Deep Reinforcement Learning
   [J]. *IEEE Access*, 2019, *DOI*: 10.1109/ACCESS. 2018. 2883997.
- [22] Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D, et al. Human-Level Control Through Deep Reinforcement Learning [J]. Nature, 2015, 518(7540): 529-533.

(编辑:史亚红)