基于融合算法的航空发动机涡轮前温度最优控制*

李 杰,李润然,张志新,贾渊杰,孙姣姣

(长安大学 电子与控制工程学院,陕西西安 710064)

摘 要:涡轮前温度是航空发动机的关键控制参数之一,在保持发动机推力不变的前提下,降低涡轮前温度可以有效提高发动机使用寿命,涡轮前温度最优控制是降低涡轮前温度的有效技术途径。本文研究了航空发动机涡轮进口温度的在线优化问题,并根据该优化问题的特点,提出了一种基于小生境遗传算法(NGA)与非线性规划(NLPQL)相结合的混合优化算法。数值仿真研究结果表明,虽然NLPQL计算速度快,但对涡轮进口温度的降低效果较差,NGA具有全局收敛能力,优化效果较好,但计算耗时较长。NGA和NGA-NLPQL混合算法在飞机全飞行包线内可分别降低涡轮前温度27.35K和27.19K,但与NGA相比,NGA-NLPQL混合算法节省了74.6%的计算时间。因此,所提出的NGA-NLPQL混合算法是一种效果更好、实时性更优的航空发动机涡轮前温度在线优化方法。

关键词: 航空发动机; 涡轮前温度; 小生境遗传算法; 非线性规划算法; 混合算法 中图分类号: V233.7 文献标识码: A 文章编号: 1001-4055 (2022) 05-200536-08 DOI: 10.13675/j.cnki. tjjs. 200536

Turbine Inlet Temperature Optimization for Aeroengine Based on Fusion Algorithms

LI Jie, LI Run-ran, ZHANG Zhi-xin, JIA Yuan-jie, SUN Jiao-jiao

(School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: The turbine inlet temperature is a key control parameter of the aeroengine, reducing the turbine inlet temperature with the thrust unchanged can effectively improve the service life of the aeroengine, and the optimal control of the turbine inlet temperature is an effective technical way to reduce the turbine inlet temperature. The online optimization for turbine inlet temperature of the aeroengine was investigated, then a hybrid optimization algorithm based on niche genetic algorithm (NGA) and non-linear programming by quadratic lagrangian (NLPQL) hybrid algorithm was proposed according to the characteristics of this optimization problem. Numerical simulation results show that, although the NLPQL is fast, very little reductions of turbine inlet temperature can be obtained by employing it and the NGA has the ability of global convergence and can achieve good optimization effect but it needs a lot of time. NGA and NGA-NLPQL can reduce the turbine inlet temperature average by 27.35K and 27.19K respectively within the full flight envelope of the aircraft, but the presented hybrid NGA-NLPQL is a more effective and higher real-time method for on-line turbine inlet temperature optimization of the aeroengine.

Key words: Aeroengine; Turbine inlet temperature; Niche genetic algorithm; Non-linear programming by quadratic lagrangian algorithm; Hybrid algorithm

^{*} 收稿日期: 2020-07-20; 修订日期: 2020-10-08。

基金项目: 陕西省自然科学基金 (2018JM5165); 中央高校基本科研业务费资助项目 (300102320110)。

通讯作者: 李 杰, 博士, 副教授, 研究领域为航空发动机控制及最优控制。

引用格式: 李 杰,李润然,张志新,等. 基于融合算法的航空发动机涡轮前温度最优控制[J]. 推进技术, 2022, 43(5):
 200536. (LI Jie, LI Run-ran, ZHANG Zhi-xin, et al. Turbine Inlet Temperature Optimization for Aeroengine Based on Fusion Algorithms[J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(5):200536.)

1 引 言

航空发动机性能寻优控制是一种利用机载推进 系统数学模型在线对推进系统进行性能优化的控制 方法^[1]。其可在保证发动机安全工作的前提下,寻找 发动机控制量的最优匹配,最大限度地挖掘发动机 性能潜力,达到某些性能指标最优^[2-3]。涡轮前温度 是影响航空发动机性能的关键参数,其对涡轮性能 和相关部件寿命有重要影响,在巡航状态,保持推力 不变的前提下,降低涡轮前温度对于提高发动机使 用寿命具有显著作用^[4-5]。

美国从 20 世纪 80 年代开始了该项研究,其开展的性能寻优控制(Performance Seeking Control, PSC) 包含了最低压涡轮前温度模式,该模式可通过降低 涡轮前温度来延长发动机寿命,但其详细技术资料 未公布。国内对于该项技术的研究起步晚,总体与 国外先进技术存在较大差距,但已有学者对其进行 了初步的探索,如将线性规划、既约梯度法、FSQP等 方法应用于 PSC 技术,取得了一定的成果^[1-6]。采用 这些算法所设计的最低涡轮前温度优化控制系统, 其计算速度快,实时性好,但其优化算法不具备全局 搜索能力,因此优化效果有限。

航空发动机性能寻优技术要求所采用的优化算 法既具有全局搜索能力,又能够以较快的速度收敛。 线性规划、梯度搜索法等方法,除了具有精度较差的 缺点外,其对于初始解非常敏感,若初始解设置不合 适,容易导致算法陷入局部最优解甚至不收敛。目 前已有微粒群算法、模拟退火算法、遗传算法等智能 优化算法被用于解决此类寻优问题。但这些智能算 法也有各自不同的特点[7-20],蚁群算法和模拟退火算 法鲁棒性好,但收敛速度慢,容易陷入局部最优解, 且对初始解也较为敏感。遗传算法虽然收敛速度较 慢,无确定的终止原则,但其对初始解不敏感,适用 于航空发动机这样一个具有多变量和强非线性特征 的对象。但遗传算法还存在两个问题^[7-9]:(1)遗传算 法的全局最优解问题。传统遗传算法在设计时,初 期个体之间的交配是完全随机的,这种随机性可以 保证解的多样性,可在大范围内寻找最优解,但经过 多代进化后,大量的个体可能会集中在某一个极值 点上,出现早熟问题,出现近亲繁殖,尤其是对于具 有多个次优解的问题(如多峰值函数),最终无法获 得到全局最优个体[10-12]。(2)优化时间的问题[13-15]。 与微粒群算法、模拟退火算法等智能算法类似,遗传 算法需要大量的计算才能获得最终结果,而在线寻 优控制对于算法的实时性要求严格,通常需要在较短时间内获得最优控制量^[16-18]。航空发动机性能寻优属于在线优化技术,因此,需要对算法的实时性进行讨论。

针对遗传算法的全局最优解问题,本文提出了 一种基于小生境的遗传算法(Niche Genetic Algorithm, NGA)进行解决^[19-20]。小生境技术需要研究遗 传算法执行过程中生成每一代个体,将个体分为若 干类,并根据每类个体的适应度,挑选出该类中优秀 个体,组成一个种群。通过在不同种群之间进行杂 交、变异等操作,产生新的个体群,然后采用小生境 排挤运算进行选择操作。基于小生境技术的遗传算 法,能够很大程度上避免群体早熟,同时也提高了全 局寻优能力。然而,NGA仍然具有机制、结构单一和 随机性的特征,计算效率仍然较低,需要大量的计算 才能获得最终解,特别是当接近最优解时,收敛速度 非常缓慢。而作为一种传统的优化算法,非线性序 列二次规划算法(Non-Linear Programming by Quadratic Lagrangian Hybrid Algorithm, NLPQL)往往能够 很快获得最终解,但若优化问题存在大量局部最优 解时,通常只能得到局部最优解。NLPQL算法对于 初始解非常敏感[3,9],一些研究结果显示[3,10-13],如果 能获得良好的初始解,NLPOL算法的优化性能将会 得到较大的提升,可望获得全局最优解。

为了获得一种适用于航空发动机优化控制的具 有全局搜索能力和较高计算效率的优化控制算法, 本文设计了一种串行 NGA-NLPQL融合算法,该算法 的基本思想是:由于 NGA 具有在解空间内强大的搜 索能力,可先运行遗传算法(遗传代数远小于单独使 用遗传算法时运行的代数),获得一个接近全局最优 解的"准最优解"(Quasi-Optimal Solution,QS),然后 切换到 NLPQL算法,并将该准最优解作为 NLPQL算 法的初始解^[9-11],这样,若该"准最优解"为合适的初 始解,NLPQL算法便可快速地寻找到全局最优解或 者接近全局最优解的最终解^[12-13]。

2 方 法

2.1 最优控制问题描述

本文以涡扇发动机为研究对象,研究了巡航状态下涡轮前温度(T₄₁)的优化控制问题。其中,所采 用的涡扇发动机数学模型为利用部件法建立的非线 性自适应数学模型,其详细描述见参考文献[8]。在 保证航空发动机安全工作、推力不变的前提下,降低 T₄₁,可大幅度提高航空发动机的使用寿命。在充分 考虑安全约束的情况下,采用NGA-NLSQP混合非线性优化算法实现T41优化控制,涡轮前温度优化控制的优化目标可描述为

$$\begin{cases} \min |T_{41}| \\ \min JF = |FN' - FN| \end{cases}$$
(1)

式中 JF 表示保持 FN 不变的目标函数, FN'表示 当前状态下希望发动机保持的推力值。

*T*41 优化的约束条件包括安全限制和物理限制。 安全限制旨在保护航空发动机避免不安全因素的影响,如喘振、过热。物理限制是根据航空发动机的子 系统特性确定的,如燃油供应控制系统和喷口控制 系统^[8],综合考虑上述因素,可将这些约束条件表述 如下

$$\begin{cases} WFM_{\min} \leq WFM \leq WFM_{\max}, A_{8\min} \leq A_8 \leq A_{8\max} \\ FAR \leq FAR_{\max}, n_1 \leq n_{1\max}, n_2 \leq n_{2\max} \\ p_{31} \leq p_{31\max}, T_{41} \leq T_{41\max}, M_F \geq 0.1, M_C \geq 0.1 \end{cases}$$
(2)

式中 WFM_{min} 和 WFM_{max} 分别为供油能力的最小和最大极限; A_8 为尾喷管面积, m^2 ;FAR为发动机油气比; p_{31} 为压气机出口气压; M_F 和 M_c 为风扇和压气机的喘振裕度。

因此,该型涡扇发动机优化 T₄₁在线优化问题的 数学模型可表述为

$$\begin{cases} \min |T_{41}|, \min JF \\ \text{s.t.} & \begin{cases} WFM_{\min} \leq WFM \leq WFM_{\max}, A_{8\min} \leq A_8 \leq A_{8\max}(3) \\ FAR \leq FAR_{\max}, n_1 \leq n_{1\max}, n_2 \leq n_{2\max} \\ p_{31} \leq p_{31\max}, T_{41} \leq T_{41\max}, M_F \geq 0.1, M_C \geq 0.1 \end{cases} \end{cases}$$

2.2 优化算法研究

2.2.1 NGA 过程设计

涡轮前温度最优控制系统为在线优化模式,采 用闭环结构,其原理如图1所示。涡轮前温度最优控 制系统根据控制目标(使 T₄₁最小同时保持 FN不变), 同发动机机载模型不断进行数据交互,运行所设计 的NGA-NLSQP混合非线性优化算法,获得当前最优 控制变量组合(A₈和 WFM)。同时,该控制系统将实 时监测实际发动机转速、空气压力、涡轮后温度(可 根据涡轮后温度计算涡轮前温度)等发动机关键参 数,由于该系统并不能保证在每个工作点均能降低 涡轮前温度(可能存在一些工作点,涡轮前温度已经 为最优值),经最优控制系统与发动机机载模型数据 交互后可知,当前工作点系统给出的控制量组合是 否能够有效降低涡轮前温度。当能有效降低涡轮前 温度时,系统即进入涡轮前温度优化控制模式,即将 当前计算获得的最优控制量组合输入至真实发动机 中,当该控制量组合不能有效降低涡轮前温度时,发 动机则保持原控制计划不变。同时,发动机机载模 型可根据真实的发动机参数对自身不断修正,使得 机载模型同真实发动机工作状态保持一致。涡轮前 温度最优控制系统获取最优控制量组合的详细计算 流程见图 2。

为了增强 NGA 的全局收敛性,采用小生境排挤操作,该操作可以避免个体早熟,保持 NGA 的全局收敛性。排挤操作过程设计如下:设 C_g是 NGA 的拥挤因子,随机选取当前种群中 1/C_g 的个体组成拥挤群。然后对算法中新生成的个体进行分析,观察新个体与排挤群的相似性。可采用单个编码串之间的汉明距离衡量个体之间的相似性。如果相似度达到一定程度,则将新个体排挤出种群。NGA 的总体步骤如下^[7-16]:

(1)建立NGA的初始种群,确定种群规模。一般 来说,种群规模越大,就越容易获得多样化的人口, 但这会导致计算量过大。对于该优化问题,综合考 虑种群多样性和计算量,确定种群规模为100。

(2)计算当前群体中每个个体的适应度并进行 遗传操作,遗传操作包括选择、交叉和变异。然后选 择适应度前 80% 的个体直接保留给下一代,最后 20% 的个体直接被移除。在前 80% 的个体中,随机 选择一些个体进行交叉操作,并用交叉操作产生的 子代来代替 20% 被移除的个体,以保证种群规模的 完整性。最后,根据预先设定的变异概率随机选择



Fig. 1 Block diagram of the control system



Fig. 2 Process of NGA-NLSQP

个体进行变异操作。

(3)随机抽取1/C_g的个体组成排挤群,进行排挤操作。排挤群中两个个体(分别设为*I_i和 I_j*)之间的海明距离由下式确定

$$\|I_{i} - I_{j}\| = \sqrt{\sum_{k=1}^{|\text{Len}|} (I_{ik} - I_{jk})^{2}}$$
(4)

式中 $i=1,2,3...,C_g-1; j=i+1,i+2,...,C_{g^{\circ}}$

通过上述方法形成排挤操作。群体中的个体在 排挤过程中逐渐聚集,形成一个小的生存环境。在 此过程中,将个体按适应度的降序排列,然后移除适 应度最低的 30% 个体,按照预先设定的变异概率对 保留下的前 70% 的个体进行变异,产生新个体,最后 用新个体替换 30% 的被移除个体,这样可以保持种 群的多样性,使算法不陷入局部最优解。

(4)当达到最大进化代数 G₁时,终止 NGA,并将 当前解输出,作为准最优解 Q_s,如果未达到最大进化 代数,则跳转至步骤(2)。

2.2.2 NLPQL过程设计

混合算法中的NLPQL可将复杂的非线性约束优 化问题转化为简单的二次规划问题。NLPQL在求解 一些非线性规划问题时收敛速度快,与遗传算法相 比,在局部搜索中能获得更高的精度。然而,NLPQL 更依赖于初始值的选择,容易陷入局部最优解^[3-4]。 将 NLPQL 的初始点设置为来自 NGA 的准最优 解 Q_s。然后 NLPQL 可以将该优化问题转化为下列二 次规划子问题

$$\begin{cases} \min \left[\nabla f(x_{k}) \right]^{\mathrm{T}} s + \frac{1}{2} s^{\mathrm{T}} A_{k} s \\ \text{s.t.} \quad v_{i}(x_{k}) + \left[\nabla v_{i}(x_{k}) \right]^{\mathrm{T}} e \leq 0, \quad i = 1, 2, \cdots, m \end{cases} (5) \\ \quad w_{i}(x_{k}) + \left[\nabla w_{i}(x_{k}) \right]^{\mathrm{T}} e = 0, \quad i = 1, 2, \cdots, n \end{cases}$$

式中s表示搜索方向, A_k 是拉格朗日函数 Hessian 的近似值,v(x)和w(x)是该优化问题的约束函数。 因此,NLPQL的运行过程可设计如下:

(1)设定初始解为 Q_s ,精度要求设定为 λ =0.0001。

(2)通过求解式(5)所示的二次规划子问题,可 获得搜索方向s和拉格朗日因子u_k和v_k,便可确定优 化问题的搜索方向。若第k步的搜索方向s_k=0,则终 止NLPQL,否则,执行(3)。

(3)采用一维搜索方法确定搜索步长 t_k,设 x_k+1=
 x_k+t_ks_k,(u_{k+1},v_{k+1})=(u_k,v_k)。

(4)如果下式成立

$$\left| f(x_{k+1}) - f(x_k) \right| \le \lambda \left| f(x_k) \right| \tag{6}$$

则终止NLPQL,否则,执行(5)。

(5)根据变尺度方法^[5,11]更新A_k,设定 k=k+1,返回步骤(2)。

3 结果与讨论

在飞行高度 H=0km,飞行马赫数 Ma=0的状态(台 架试验状态)下,进行数值仿真实验。设定发动机工作 于巡航状态,优化控制系统在第10s 替代原型控制系 统(最优控制系统输出指令的更新在20ms内完成),也 即从第10s后,发动机进入涡轮前温度优化控制模式。

设定优化控制系统从第10s后替代原型控制系统对发动机进行控制。在上述工况下,单独使用NL-SQP等梯度类优化算法,对涡轮前温度降低几乎为0。

根据图 2 所述中 NGA-NLPQL 混合算法的流程, 先运行 NGA, 然后将 Qs输入至 NLPQL。在上述工况 下,最优控制系统的主要输入和输出参数为(已对数 值仿真实验得到的数据统一进行归一化处理,因此 省略了相关参数的量纲):

 $(WFM, A_8, T_{41}, JF)_0 = (0.57945, 0.5204, 0.92061, 0)(7)$

当终止代数 G,分别设定为3,4,5,6代时,NGA产生的所有个体的分布如图 3 所示。当终止代数 G,分别设定为3,4,5,20代时,Q,的值为

 $\begin{cases} (WFM, A_8, T_{41}, JF)_3 = (0.5847, 0.68819, 0.91636, 0.0056) \\ (WFM, A_8, T_{41}, JF)_4 = (0.55055, 0.67313, 0.90303, 0.0633) \\ (WFM, A_8, T_{41}, JF)_5 = (0.57182, 0.58991, 0.91152, 0.01679) \\ (WFM, A_8, T_{41}, JF)_{20} = (0.56545, 0.59379, 0.90909, 0) \end{cases}$





以 Q_s作为 NLPQL 的初始解时, NLPQL 快速收敛, 最终获得如下最优参数

$$\begin{split} &(WFM, A_8, T_{41}, JF)_3 = &(0.58273, 0.68819, 0.91636, 3 \times 10^{-5}) \\ &(WFM, A_8, T_{41}, JF)_4 = &(0.55876, 0.65498, 0.91455, 3 \times 10^{-5}) \\ &(WFM, A_8, T_{41}, JF)_5 = &(0.56545, 0.59379, 0.90909, 0) \\ &(WFM, A_8, T_{41}, JF)_{20} = &(0.56545, 0.59379, 0.90909, 0) \end{split}$$

(9)

由上式可知,若NGA进化3代,在保证FN基本 不变(FN变化实际小于 0.1%)的情况下,T₄可由 0.92061 降至 0.91636(实际值减少 8K), 若 NGA 进化 4代, T₄₁可由 0.92061 降至 0.91455(实际值减少 10K), 如果 NGA 进化了 5代, T₄₁ 可以从 0.92061 降低到 0.90909(实际值减少20.1K),经过6至20代的进化, T_{41} 可从 0.92061 降至 0.90909(实际值减少 20.1K)。 结果表明,当NGA在第五代进化时,NGA找到了 NLPOL 的最优 O_{so} 此外,在相同的硬件环境下,与 20 代进化的情况相比,NGA-NLSOP的5代进化所需时 间减少了73.1%。图4为当G=20时,NGA算法中主 要参数随着进化过程的变化情况。图中,横坐标为 遗传算法的迭代次数,迭代次数表示遗传算法所需 的计算次数,其与进化代数成正比,当前参数设置情 况下,每个进化代中需要约80次左右的迭代计算。 图4表示了参数随着遗传算法的每次迭代计算的变 化过程。图 5 展示了当 G,=5, NGA 向 NLPQL 提供 Q,



Fig. 3 Distribution of NGA individuals

时,NLPQL中主要参数随迭代次数的变化过程。

从图 3 中的个体分布可以看出,所设计的 NGA 可以完成对全解空间的搜索和进化,并且可以利用 小生境技术形成多样的种群,从而大大降低陷入局 部最优解的可能性。此外,随着 G₁的增加,个体逐渐 向最优方向集中。当 G₁=3 和 G₁=4 时,个体集中度不 明显,呈随机分布。相比较而言,当 G₁=5 时,个体分 布趋于集中;当 G₂=6 时,个体分布明显集中。

图4说明所设计的NGA在时间序列中具有良好 的全局搜索能力和收敛性。从图5可以看出,当得 到合适的初始解时,NLPQL只需要少量的计算(19 次迭代)就可以得到全局最优解。图6展示了该巡 航飞行状态下发动机主要参数的响应曲线。原型发 动机控制系统在前10s工作,所设计的最优控制系 统在第10s替代原型控制系统执行航空发动机控 制。如图6(a)所示,当最优控制系统切入后,航空 发动机推力FN经过一段时间的调整后稳定到一个 新的稳定点,过渡过程持续1s左右。FN的最大偏移 量为1.36%,其新的稳态值与期望推力FN′一致。此 外,M_c和M_F均在安全范围内(安全范围设定为不小 于0.1),n₂和n₁略有上升,幅度在1%内,未超过所设 定的安全范围。由此可见,最优控制系统的切入对 发动机的工作影响很小。并且,*T*₄₁从 0.92061 降低 到 0.90909(实际值减少了 20.1K)。综合上述分析可 知,NGA-NLPQL可在保证航空发动机安全运行的 基础上,能取得令人满意的优化控制结果。

此外,在全飞行包线内随机选取6个工作点,分 别用NGA(G=20)和NGA-NLPQL混合算法(G=5)对 发动机进行优化, NGA 和 NGA-NLPQL 可降低 T_{41} 约 25.17K和24.92K(多个工作点的平均值,下同)。两 种算法的优化效果非常接近,均能使发动机推力保 持不变,且主要参数均在安全范围内。由于仿真计 算所采用的硬件配置与实际的机载计算机硬件配置 差较大,因此仿真计算实际耗时意义不大,但不同算 法的计算量对比可以作为评判算法实时性好坏的依 据。需要强调的是,与NGA相比,在同一硬件环境 下,NGA-NLPQL平均节省了74.2%的计算时间,而 T₄₁减少的平均值仅降低了0.01%。进一步,在大范 围试验(在飞行包线内随机选择200个工作点)中, NGA 和 NGA-NLPQL 可降低 T41约 27.35K 和 27.19K, 而 NGA-NLPQL 的 平均时间消耗仅为 NGA 的 25.4% .





Fig. 6 Transient responses of the aero-engine main parameters

4 结 论

本文对航空发动机涡轮前温度最优控制进行了 研究,可以得到以下结论:

(1)所提出的串行 NGA-NLPQL 融合算法,可在 保证发动机安全工作的前提下,有效降低航空发动 机涡轮前温度。通过融合算法运行过程可知,NGA 能够获得一个接近全局最优解的"准最优解",而 NLPQL算法获得该"准最优解"后,可快速地寻找到 全局最优解。

(2)在航空发动机涡轮前温度最优控制系统中, 所提出的融合算法在保留NGA的全局搜索能力的前 提下,相比NGA,其具有更好的实时性,平均耗时降 低了74.6%,因此,所提出的融合算法在航空发动机 涡轮前温度最优控制中具有更好的适用性。

致 谢:感谢陕西省自然科学基金与中央高校基本科研 业务费资助项目的资助。

参考文献

- [1] 任新宇, 樊思齐, 朱玉斌, 等. 基于广义既约梯度法的航空发动机性能寻优控制[J]. 推进技术, 2006, 27 (12): 536-541. (REN Xin-yu, FAN Si-qi, ZHU Yu-bin, et al. Based on Generalized Reduced Gradient Method for Aero-Engine Performance Seeking Control [J]. Journal of Propulsion Technology, 2006, 27(12): 536-541.)
- [2]朱玉斌,樊思齐,李华聪,等.航空发动机性能寻优 控制混合优化算法[J].航空动力学报,2006,21(2): 421-426.
- [3] 王健康,张海波,孙健国,等.基于复合模型及FSQP 算法的发动机性能寻优控制试验[J].推进技术, 2012,33(4):579-590. (WANG Jian-kang, ZHANG Hai-bo, SUN Jian-guo, et al. Experimental Verification of Aero-Engine Performance Seeking Control Based on the Hybrid Model and FSQP Algorithm [J]. Journal of Propulsion Technology, 2012, 33(4):579-590.)
- [4] 赵琳,樊丁,吕鸿雁. 涡扇发动机风扇及压气机 特性监测中的流量估算方法[J]. 航空动力学报, 2006,25(3):687-690.
- [5] 柳亚冰,徐植桂,叶东鑫,等. 涡扇发动机最小红外特征模式性能寻优控制研[J]. 推进技术,2020,41
 (5): 1168-1177. (LIU Ya-bing, XU Zhi-gui, YE Dong-xin, et al. A Study on Performance Seeking Control of Minimum Infrared Characteristic Mode for Turbofan Engine[J]. Journal of Propulsion Technology, 2020, 41(5): 1168-1177.)
- [6] 王 军, 闫久坤. 涡扇发动机涡轮前温度测量与模型 辨识[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2014, 27(6): 49-53.
- [7] 曹孟华,李 龙,谢红卫.改进遗传算法在传声器阵列优化中的应用[J].国防科技大学学报,2019,41 (12):129-134.
- [8] Li J, Fan D, Sreeram V. SFC Optimization for Aero Engine Based on Hybrid GA-SQP Method[J]. International Journal of Turbo and Jet Engines, 2013, 30(4): 383-391.
- [9] Zhang, W Y, He H L, Zhang S. A Novel Multi-Stage Hybrid Model with Enhanced Multi-Population Niche Genetic Algorithm: An Application in Credit Scoring [J].

Expert Systems with Applications, 2018, 121(1): 221–232.

- [10] Yang Z, Liu J. Learning of Fuzzy Cognitive Maps Using a Niching-Based Multi-Modal Multi-Agent Genetic Algorithm [J]. Applied Soft Computing, 2019, 74 (10): 356-367.
- [11] Martin D, Alcala-Fdez J, Rosete A, et al. NICGAR: A Niching Genetic Algorithm to Mine a Diverse Set of Interesting Quantitative Association Rules [J]. Information Science, 2016, 355(8): 208-228.
- [12] Shabbir F, Omenzetter P. Model Updating Using Genetic Algorithms with Sequential Niche Technique [J]. Engineering Structures, 2016, 120(8): 166-182.
- [13] Lin X, Wu Y. Parameters Identification of Photovoltaic Models Using Niche-Based Particle Swarm Optimization in Parallel Computing Architecture [J]. Energy, 2020, 196(11).
- [14] Zhang W Y, He H L, Zhang S. A Novel Multi-Stage Hybrid Model with Enhanced Multi-Population Niche Genetic Algorithm: An Application in Credit Scoring [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2019, 121 (5): 221-232.
- [15] Curtis F, Rose T, Marom N. Evolutionary Niching in the GAtor Genetic Agorithm for Molecular Crystal Structure Prediction[J]. Faraday Discussions, 2019, 211(4): 61-77.
- [16] Chen X J, Su J, Li Y. Application of a Niching Genetic Algorithm to the Optimization of a SiC Crystal Growth System [J]. Journal of Materials Sciences-Materials in Electronics, 2017, 28(8): 269-275.
- [17] Wang Y L, Zhao W Z, Zhou G, et al. Optimization of an Auxetic Jounce Bumper Based on Gaussian Process Met Model and Series Hybrid GA-SQP Algorithm [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2018, 57(11): 2515-2525.
- [18] Garg H. A Hybrid GSA-GA Algorithm for Constrained Optimization Problems [J] Information Science, 2019, 478(4): 499-523.
- [19] Lyu Z W, Wei Z C, Pan J, et al. Periodic Charging Planning for a Mobile WCE in Wireless Rechargeable Sensor Networks Based on Hybrid PSO and GA Algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 75(2): 338-403.
- [20] Tam J H, Ong Z C, Ismail Z, et al. A New Hybrid GA-ACO-PSO Algorithm for Solving Various Engineering Design Problems [J]. International Journal of Computer Mathematics, 2019, 96(4): 883-919.

(编辑:张 贺)