

混沌乌燕鸥算法优化发动机参数自整定 PID 控制

乔夏君¹, 薛薇², 王浩³, 许亮³

(1. 中国运载火箭技术研究院, 北京 100076; 2. 北京航天动力研究所, 北京 100076;
3. 天津理工大学 天津市复杂系统控制理论与应用重点实验室 电气工程与自动化学院, 天津 300384)

摘要: 针对传统 PID 参数整定存在的问题, 结合混沌乌燕鸥优化算法 (CSTOA) 良好的搜索性能, 提出了一种基于混沌乌燕鸥优化算法的航空发动机参数自整定 PID 控制方法 (CSTOA-PID); 首先通过引入混沌映射的思路, 改进了乌燕鸥优化算法 (STOA); 接着设计了性能指标加权的适应度函数, 用来避免发动机供油量极大超调与急剧供油现象; 最后对某型涡扇发动机的数学模型进行仿真验证, 结果表明: 在地面状态下, 经 CSTOA-PID 控制器优化后的 PID 参数分别为 4.318 78、14、0.214 426; CSTOA-PID 控制器的参数整定效果都好于 STOA-PID 控制器和 PID 控制器, 转速阶跃响应反应迅速, 同时供油量出现的超调最小, 证明了该方法的有效性和可行性。

关键词: 混沌乌燕鸥算法; 航空发动机; PID 控制; 参数整定; 适应度函数

Self-tuning PID Control of Engine Parameters Optimized by Chaotic Black Tern Algorithm

QIAO Xiajun¹, XUE Wei², WANG Hao², XU Liang²

(1. China Academy of Launch Vehicle Technology, Beijing 100076, China;

2. Beijing Aerospace Propulsion Institute, Beijing 100076, China;

3. Tianjin Key Laboratory for Control Theory & Applications in Complicated Systems, and School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract: Aiming at the problem existing in traditional PID parameter tuning, combined with the good search performance of the Chaos Sooty Tern Optimization Algorithm (CSTOA), a PID control method for aero-engine parameter self-tuning based on the Chaos Sooty Tern Optimization Algorithm (CSTOA) is proposed (CSTOA-PID). Firstly, the Sooty Tern Optimization Algorithm (STOA) is improved by introducing the idea of the chaotic mapping. Then, the fitness function weighted by the performance index is designed to avoid the phenomenon of extreme overshoot and sharp fuel supply in the engine fuel supply. Finally, the mathematical model of the turbofan engine is simulated and verified, and the results show that: in the ground state, the PID parameters optimized by the CSTOA-PID controller reach 4.318 78, 14.0, and 0.214 426, respectively. The parameter tuning effect of the CSTOA-PID controller is better than that of the STOA-PID controller and the PID controller, the speed step response is rapid, and the overshoot of the fuel supply is minimal, which proves the effectiveness and feasibility of the method.

Keywords: chaos sooty tern optimization algorithm; aero-engine; PID control; parameter setting; fitness function

0 引言

航空发动机的结构复杂且工作状态时变, 其飞行包线范围较广。在飞行包线内, 随着工作状态 (如加速、减速、加力及巡航等) 和环境条件 (如天气、季节、高度及马赫数等) 的变化, 发动机的工作状况发生着极大的变化, 对于这样一个复杂时变的工作过程, 需要对其进行控制才能稳定且可靠的运行^[1]。而航空发动机性能的保证与提高和它的控制系统息息相关, 发动机控制的目的是使其在任何工作状态和工作环境下都能正常工作, 并且充分其性能效益。常见的航空发动机控制策略有自适应控制, 神经网络控制, PID 控制等^[2]。

目前, 大多数航空发动机控制仍采用 PID 控制, 该算法由系统指令与闭环反馈得到的偏差, 进行比例、积分和微分计算得到相应的控制量, 这种算法的关键在于整定合适的比例系数、积分系数和微分系数。传统 PID 控制有良好的鲁棒性和稳定性, 设计简单易于实现。但传统 PID 控制器参数是固定的, 整定的过程繁琐费时, 需要工作者有一定的整定经验, 工作量大, 成本高, 且设计出的控制器复杂^[3]。因此, 研究即有良好控制性能且在工程中易实现的控制器具有一定的意义。

收稿日期: 2022-02-15; 修回日期: 2022-03-10。

基金项目: 国家自然科学基金 (61975151, 61308120); 航天六院北京航天动力研究所 (20YF90WX1800040000, 20ZXJCWX2000032001)。

作者简介: 乔夏君 (1985-), 女, 山西运城人, 硕士, 高级工程师, 主要从事运载火箭型号管理和人工智能算法方法的研究。

许亮 (1980-), 男, 天津人, 博士, 硕士生导师, 主要从事智能数据分析建模、故障诊断、气动光学成像方向的研究。

引用格式: 乔夏君, 薛薇, 王浩, 等. 混沌乌燕鸥算法优化发动机参数自整定 PID 控制[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(6): 132-137.

智能优化算法具有全局优化能力、通用性强的特点, 能在一定的时间内找到最优解或者近似最优解, 可以适用于 PID 控制中的参数整定, 来解决一般的最优化问题。随着群体智能优化算法的研究和发展, 也被有效地应用于航空发动机的控制系统中, 如基于人工蜂群算法 (ABC) 的 PID 自适应控制和基于遗传算法 (GA) 的 PID 自适应控制。文献 [4] 对目标性能函数进行改进, 提出采用人工蜂群算法优化航空发动机 PID 控制参数。文献 [5] 将人工蜂群算法进行改进, 提出了一种融合蜂群算法 (HABC), 并用来优化航空发动机 PID 控制参数。文献 [6] 选取理想的二阶系统为参考模型, 提出采用遗传算法优化航空发动机 PID 控制参数。文献 [7] 将单纯形寻优和遗传算法相结合, 提出了一种混合遗传算法优化航空发动机 PID 控制参数的方法。ABC 算法和 GA 算法都属于启发式算法, 二者均引入了随机性, 实现方便, 具有可拓展性。但 GA 算法容易出现过早收敛的现象, ABC 算法容易陷入局部最优的困境, 这不利于解决优化问题。因此, 需要引入更具有竞争力的算法来提高其寻优能力。

乌燕鸥优化算法^[8] (STOA, sooty tern optimization algorithm) 是由 G. Dhiman 和 A. Kaur 于 2019 年针对工业工程问题提出的一种新的优化算法, 其灵感来源于海鸟在自然界中觅食的行为, 是一种新型的群智能优化算法。STOA 算法有较好的全局搜索能力, 较高的搜索精度, 但它存在迭代后期种群多样性减少以及探索和利用之间的不平衡等问题。为了进一步提升 STOA 算法的性能, 提高 STOA 算法优化航空发动机 PID 参数的能力, 本文引入混沌算子的思想对 STOA 算法进行改进。首先采用 Tent 混沌序列初始化乌燕鸥种群, 引入混沌扰动和高斯变异的策略。接着构造性能指标加权的适应度函数, 采用混沌乌燕鸥优化算法 (CSTOA, chaos sooty tern optimization algorithm) 对航空发动机 PID 控制参数进行寻优。最后通过仿真验证该方法的有效性。

1 乌燕鸥优化算法 (STOA)

人们根据自然界中每种生物群体的进化过程得到启发, 抽象出了生物群体具有的独特行为, 将其引入到优化问题的求解中, 为解决优化问题提供了新思路。生物群体根据自身的特点进行觅食, 个体与个体之间相互传递食物信息, 更新自己所处的位置, 通过共同合作的方式对食物进行搜索, 对这些生物群体的觅食行为进行研究, 并从中抽象出一种算法为群智能优化算法。

群智能优化算法把生物群体成员的进化或者捕食过程类比为搜索优化的过程, 将群体成员搜索过程中的位置信息类比为整个搜索时间空间范围内的点, 将群体成员在环境中的适应能力类比为求解问题目标函数的解, 将群体成员的进化过程和捕食过程类比为搜索优化过程中的不断迭代求最优解的过程。

群智能优化算法是通过随机搜索的方式, 在一定范围

内寻找满足约束条件的最优解, 整个优化的过程可以分为全局搜索和局部搜索^[9]。全局搜索是在规定空间范围之内对最有价值的部分进行广泛的搜索。局部搜索是在已经计算出较优价值空间的基础上, 对具有较优价值空间的相邻空间进行随机搜索, 以寻找更优解。而群智能优化算法是先进行全局搜索, 在全局搜索中寻找出全局最优解的近似值, 接着再对这个值进行局部搜索近似求解, 只有当全局搜索和局部搜索之间达到一种平衡时, 算法才能最大可能找到最优解。

随着工况复杂程度的提高, 求解的优化问题也越来越复杂, 对算法的优化能力也有了更高的要求。近几年来, 专家和学者研究出了众多类型的相关算法, 例如模拟蜻蜓的静态和动态行为而衍生的蜻蜓优化算法; 模拟蝗虫的种群迁移和觅食行为而衍生的蝗虫优化算法等。诸如此类的群智能优化算法具有良好的寻优能力, 为解决各领域的优化问题提供了新方法, 在参数优化、图像处理、数据挖掘、路径规划、任务调度等领域得到了广泛的应用^[10]。

乌燕鸥是群居的鸟类, 且种类繁多, 突出的特征一般是背部为黑色、尾呈深叉状, 虹膜黑褐色, 嘴和脚为黑色, 以蚯蚓、昆虫、鱼等食物为生, 属于海洋性鸟类。G. Dhiman 和 A. Kaur 受乌燕鸥觅食行为的启发, 于 2019 年提出了一种元启发式算法——乌燕鸥优化算法 (STOA)。乌燕鸥优化算法可以抽象为迁移行为和攻击行为, 分别对应算法中的全局搜索和局部搜索^[11]。

1.1 迁移行为 (全局搜索)

迁移行为, 也就是探索部分, 由冲突避免、聚集和更新 3 个部分组成^[12]。

1) 冲突避免:

$$c_g = S_A \times p_g \mid (Z) \quad (1)$$

式中, P_g 为乌燕鸥当前位置, C_g 是不与其他乌燕鸥碰撞情况下的位置, S_A 用来计算避免碰撞后的位置, 为一个避免碰撞的变量因素, 其约束条件如式:

$$S_A = C_f - (Z \times (C_f / Max_{iterations})) \quad (2)$$

$$Z = 0, 1, 2, \dots, Max_{iterations} \quad (3)$$

式中, C_f 用来调整 S_A 的控制变量, Z 表示当前迭代次数, S_A 从 C_f 到 0 线性递减。本文 C_f 取值为 2, 因此, S_A 将从 2 到 0 逐渐递减。

2) 聚集:

聚集是指在冲突避免的前提下, 向相邻乌燕鸥中最好的位置靠拢, 也就是说向最优解的位置靠拢^[13], 表达式如下:

$$m_g = C_B \times (p_{bst}(Z) - p_g(Z)) \quad (4)$$

式中, m_g 为不同位置的 P_{st} 向最优解的位置 P_{bst} 移动的过程, C_B 为一个随机变量, 其作用是使探索更加全面, 公式如下:

$$C_B = 0.5 \times R_{and} \quad (5)$$

式中, R_{and} 为一个 0~1 之间的随机数。

3) 更新:

更新是指向最优解的位置更新踪迹, 其踪迹 d_g 表达

式为:

$$d_{st} = c_{st} + m_{st} \quad (6)$$

1.2 攻击行为 (局部搜索)

在迁徙的过程中, 乌燕鸥通过翅膀提高飞行高度、调整自身的速度以及攻击角度, 在准备捕食时, 它们会在空中盘旋, 描述如下:

$$x' = R_{adius} \times \sin(i) \quad (7)$$

$$y' = R_{adius} \times \cos(i) \quad (8)$$

$$z' = R_{adius} \times i \quad (9)$$

$$R_{adius} = u \times e^{kv} \quad (10)$$

式中, R_{adius} 为每个螺旋的半径, i 为 $[0, 2\pi]$ 之间的变量。 u 和 v 为定义螺旋形状的常数, 数值为 1。乌燕鸥位置更新公式如下:

$$p_{st}(Z) = (d_{st} \times (x' + y' + z')) \times p_{bst}(Z) \quad (11)$$

2 混沌乌燕鸥优化算法 (STOA)

2.1 Tent 混沌序列

混沌 (chaos) 是非线性系统中普遍存在的现象, 其混沌算子具有遍历性、不确定性和规律性的特点, 可以提高群智能优化算法的全局搜索能力。为了避免 Tent 混沌序列陷入小周期或不稳定的周期点, 文献 [14] 对其进行改进, 在原有的 Tent 映射表达加入随机变量 $rand(0, 1) \times \frac{1}{NT}$, 表达式如下:

$$z_{i+1} = \begin{cases} 2z_i + rand(0, 1) \times \frac{1}{NT}, & 0 \leq z_i \leq \frac{1}{2} \\ 2(1 - z_i) + rand(0, 1) \times \frac{1}{NT}, & \frac{1}{2} < z_i \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

伯努利移位变换后表达式如下:

$$z_{i+1} = (2z_i) \bmod 1 + rand(0, 1) \times \frac{1}{NT} \quad (13)$$

式中, $rand(0, 1)$ 是 $[0, 1]$ 之间的随机数, NT 是混沌序列内的粒子个数。

根据 Tent 映射的特性, 在可行域中产生混沌序列可分为三步: 首先, 在 $(0, 1)$ 内随机产生初始值 Z_0 , 记作 $i = 0$ 。其次, 利用式 (13) 进行迭代, 产生 Z 序列, i 自增 1。最后, 当迭代次数至最大值时, 则停止迭代, 保存产生的 Z 序列。

2.2 Tent 混沌扰动

为了提升算法的全局搜索能力, 在算法中引入混沌扰动。首先, 利用式 (13) 产生混沌变量 Z_d 。然后, 将 Z_d 融入带到求解问题的解空间:

$$newX_d = \min_d + (\max_d - \min_d) \cdot Z_d \quad (14)$$

其中: \min_d 是第 d 维变量 $newX_d$ 的最小值, \max_d 是第 d 维变量 $newX_d$ 的最大值。最后, 对个体进行混沌扰动:

$$newX' = (X' + newX) / 2 \quad (15)$$

其中: $newX'$ 是扰动后的个体, X' 为需要进行混沌扰动的个体, $newX$ 是产生的混沌扰动量。

2.3 高斯变异

高斯变异是指在进行变异时用一个均值 μ 、方差为 δ^2 的

正态分布的一个随机数来替换原有基因值:

$$mutation(x) = x(1 + N(0, 1))$$

其中: $mutation(x)$ 是高斯变异后的数值, X 是原有基因值, $N(0, 1)$ 是一个期望为 0, 标准差为 1 的正态分布随机数。由正态分布特性可知, 高斯变异可以较好地改善算法局部搜索能力^[15]。

2.4 混沌乌燕鸥优化步骤

混沌乌燕鸥优化算法同乌燕鸥算法一样, 优化过程可以抽象为迁移行为和攻击行为^[16]。优化过程如下:

- 1) 初始化参数, 采用 Tent 混沌序列初始化乌燕鸥种群。
- 2) 找出乌燕鸥最佳适应度个体和最差适应度个体, 对适应度值 (Fitness Value) 进行排序^[17]。
- 3) 按照规则进行对应的位置更新。
- 4) 进行迭代。每迭代完一次, 需重新计算乌燕鸥个体的适应度 f_i 。
- 5) 将乌燕鸥个体适应度 f_i 和乌燕鸥种群平均适应度 f_{avg} 进行对比。

若 $f_i \geq f_{avg}$ 时, 表示为“发散”趋势, 则对乌燕鸥个体采用 Tent 混沌扰动, 对比扰动前后乌燕鸥个体的性能。若扰动前乌燕鸥个体的性能比扰动后乌燕鸥个体的性能好, 那么选择扰动前的乌燕鸥个体, 反之同理。如果 $f_i < f_{avg}$ 时, 表示为“聚集”现象, 则对乌燕鸥个体采用高斯变异, 对比变异前后乌燕鸥个体的性能。若变异前乌燕鸥个体的性能比变异后乌燕鸥个体的性能好, 那么选择变异前的乌燕鸥个体, 反之同理。

6) 更新所有乌燕鸥个体的适应度和位置。

7) 判断是否满足最优解条件, 满足则退出, 否则重复执行 Step 3) ~7)。

8) 把满足条件的最优解控制系统。

3 基于 CSTOA 算法的航空发动机 PID 控制

3.1 航空发动机 PID 控制系统结构

本文选取某涡扇航空发动机为被控对象, 根据小扰动法和拟合法的原理, 分别建立涡扇发动机在地面和高空的稳态点时主供油量 ΔW_f 对风扇转速 ΔN_f 的增量形式的线性化数学模型^[4,7], 发动机主供油量执行机构视为时间常数为 0.1 s 的惯性环节。混沌乌燕鸥算法优化航空发动机 PID 控制系统的结构如图 1 所示。

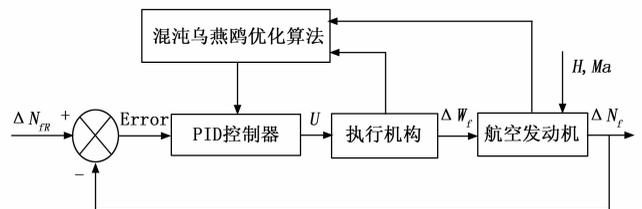


图 1 CSTOA 算法优化航空发动机 PID 控制系统结构图

图 1 中, ΔN_{FR} 为输入量, U 为 PID 控制器输出, ΔW_f 为执行机构输出, ΔN_f 为输出量, 执行机构的传递函数模型为

$G_a(s) = \frac{\Delta W_f(s)}{U(s)} = \frac{1}{0.1s+1}$, 发动机的数学模型为 $G(s) = \frac{\Delta N_f(s)}{\Delta W_f(s)}$, 可分为地面状态和高空状态, 具体的模型根据飞行条件确定。

3.2 适应度函数设计

适应度函数(目标函数)的设计能综合反映控制系统的稳态性能和动态性能, 它的选取直接影响着麻雀搜索算法的收敛速度、收敛精度以及能否找到最优解^[17]。本文设计的适应度函数采用误差绝对值对时间积分 $J_1 = \int_0^{\infty} [w_1 |$

$e(t) |] dt$ 和供油量绝对值对时间积分 $J_2 = \int_0^{\infty} [w_2 | w(t) |] dt$

的加权和作为 PID 参数选择的目标函数一部分, 考虑到输出端的响应过程, 融入输出端的超调量惩罚机制引入各波峰的超调量加权和 $\sigma_1 + \sigma_2 + \dots + \sigma_m$ 作为目标函数的另一部分, 完整表达式为:

$$J = \int_0^{\infty} [w_1 | e(t) | + w_2 | w(t) |] dt + w_3 (\sigma_1 + \sigma_2 + \dots + \sigma_m) \quad (16)$$

式(16)中, w_1, w_2, w_3 为相应的权值。

然而, 上述适应度函数设计与文献 [7] 中传统的适应度函数设计方法类似, 只考虑了输出端风扇转速 ΔN_f 的响应速度, 忽略了执行机构输出的供油量 ΔW_f , 仿真结果如图 2、图 3 所示。

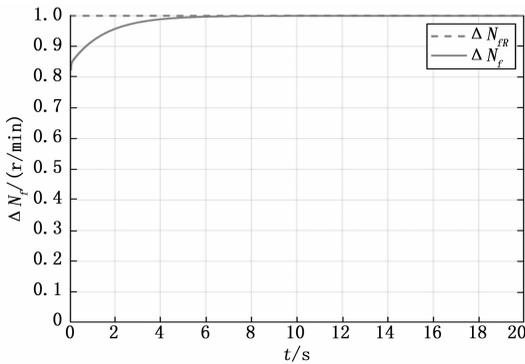


图 2 无供油约束的转速阶跃响应

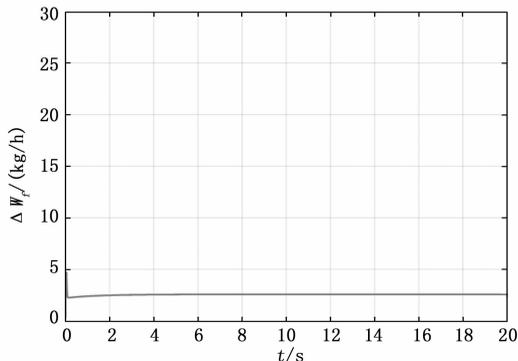


图 3 无供油约束的供油曲线

从图 2、图 3 可以看出, 根据上述适应度函数所设计的控制系统在阶跃信号 ΔN_{fR} 输入下风扇转速 ΔN_f 输出响应速度较快且没有产生超调量, 而执行机构输出的供油量 ΔW_f 产生了极大的超调量, 系统的供油规律曲线的过渡过程变化较大, 航空发动机系统如果按该曲线供油会对航空发动机的供油机构造成很大的磨损^[18-21], 且不满足发动机的经济要求。因此, 需要对此适应度函数进行改进。

3.3 改进适应度函数设计

本文改进的适应度函数设计为采用误差绝对值对时间积分 $J_1 = \int_0^{\infty} [w_1 | e(t) |] dt$ 和供油量变化率绝对值对时间积

分 $J_2 = \int_0^{\infty} [w_2 | \frac{dw(t)}{dt} |] dt$ 的加权和作为 PID 参数选择的目标函数一部分, 考虑到输出端的响应过程, 融入输出端的超调量惩罚机制引入各波峰的超调量加权和 $\sigma_1 + \sigma_2 + \dots + \sigma_m$ 作为目标函数的另一部分, 完整表达式为:

$$J = \int_0^{\infty} [w_1 | e(t) | + w_2 | \frac{dw(t)}{dt} |] dt + w_3 (\sigma_1 + \sigma_2 + \dots + \sigma_m) \quad (17)$$

式中, w_1, w_2, w_3 为相应的权值。

本文改进的适应度函数既考虑到了输出端风扇转速 ΔN_f 的响应速度, 又能限制供油量 ΔW_f 的超调, 增强了系统的动态和稳态性能。

4 仿真实验

4.1 CSTOA 算法的收敛速度测试

4.1.1 基本测试函数及介绍

为了验证 CSTOA 算法的性能, 本文选取测试函数 Rastrigrin 进行数值仿真实验, 并与 GA 算法、PSO 算法和 STOA 算法进行比较和分析。

测试函数 Rastrigrin 表达式为:

$$F_1(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10] \quad (18)$$

4.1.2 仿真实验数值设定

1) 测试函数参数设定: 本文选取测试函数 Rastrigrin 测试算法的性能, 测试函数的维数为 30, 搜索范围为 $[-5.12, 5.12]$, 最优值为 0。

2) 智能算法参数设定: 为了确保实验的公平性以及避免单次结果的偏差, 在这 4 组实验中对 GA 算法、PSO 算法、STOA 算法和 CSTOA 算法的参数进行统一设定, 设置运行次数为 30, 种群规模为 100, 迭代次数为 1 000。

4.1.3 测试结果与分析

由图 4 和表 1 的 4 种算法在测试函数 Rastrigrin 下的迭代收敛曲线和优化结果可以看出: GA 算法和 PSO 算法搜索、寻优及收敛能力一般, PSO 算法的性能最差。STOA 算法、CSTOA 算法都找到了最优值, 寻优能力较好。CSTOA 算法和 STOA 算法相比, CSTOA 算法迭代了 19 次就搜索到了最优解, 而 STOA 算法迭代了 67 次, 说明 CS-

TOA 算法的整体性能优于 STOA 算法。

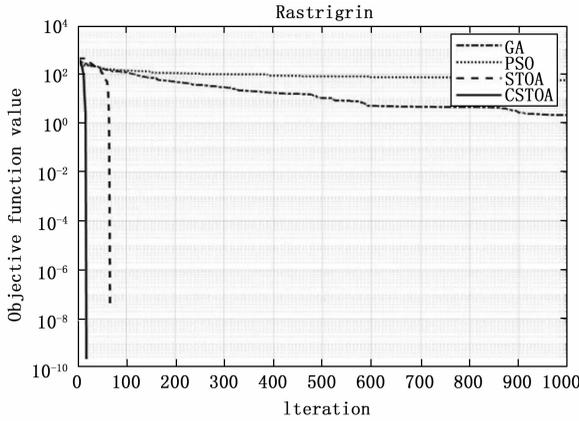


图 4 Rastrigrin 测试函数上的收敛曲线

表 1 测试函数优化结果

Function	Algorithm	Best	Worst	Average	STD
F1	GA	0.056	13.049	5.2147	2.906
	PSO	19.81	81.603	50.379	12.283
	STOA	0.0	0.0	0.0	0.0
	CSTOA	0.0	0.0	0.0	0.0

综上所述，4 种算法相比之下，CSTOA 算法具有一定的优势。

4.2 CSTOA 算法优化发动机 PID 控制系统仿真

本文对航发发动机增量形式的数学模型进行 PID 控制器参数自动寻优。设定 CSTOA 算法的乌燕鸥个数 20，最大迭代次数为 70。设定 PID 控制器 3 个参数的范围为 $1.5 \leq K_p \leq 30$ ， $2.5 \leq K_i \leq 20$ ， $0.1 \leq K_d \leq 3$ 。设定适应度函数的权值为 $w_1 = 0.99, w_2 = 0.01, w_3 = 100$ 。

根据参考文献 [4]、[7]，取发动机在地面状态点增量形式的数学模式。

$$H = 0, Ma = 0, \text{发动机的数学模型为 } G(s) = \frac{\Delta N_f(s)}{\Delta W_f(s)} =$$

$\frac{1.599s + 7.759}{s^2 + 8.937s + 20.01}$ ，通过 Matlab 仿真，仿真结果如图 5 ~ 10 所示。

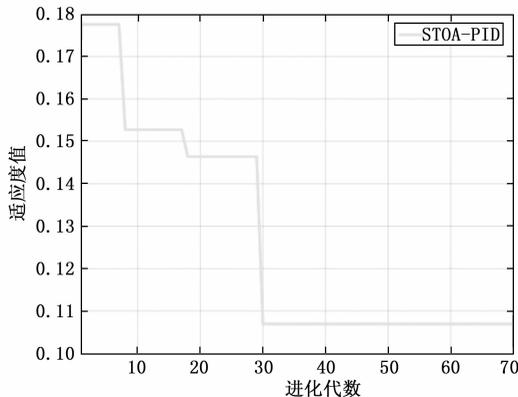


图 5 STOA 算法适应度曲线

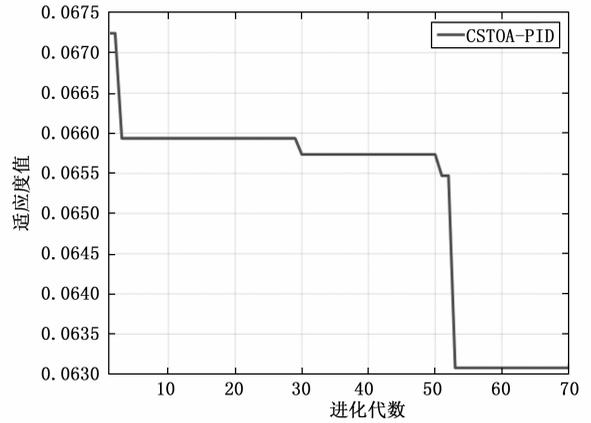


图 6 CSTOA 算法适应度曲线

在地面状态时，从图 5、6 可以看出，STOA 算法适应度曲线 J 基本收敛时，全局最优适应度值 J_{Best} 为 0.106 9，算法得出 PID 控制器的最优参数为 $K_p = 5.463 97$ ， $K_i = 12.693 8$ ， $K_d = 0.353 96$ 。而 CSTOA 算法适应度曲线 J 基本收敛时，全局最优适应度值 J_{Best} 为 0.063 08，算法得出 PID 控制器的最优参数为： $K_p = 4.318 78$ ， $K_i = 14$ ， $K_d = 0.214 426$ 。

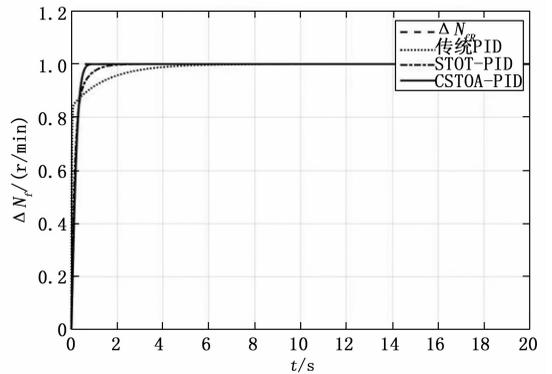


图 7 转速阶跃响应对比图

从图 7 可以看出，在理想转速阶跃信号 ΔN_{fR} 下，传统 PID、STOA-PID 和 CSTOA-PID 三者的转速响应均为迅速，CSTOA-PID 率先达到理想状态，且转速在上升过程中没有产生超调量，响应较快，控制效果最好。

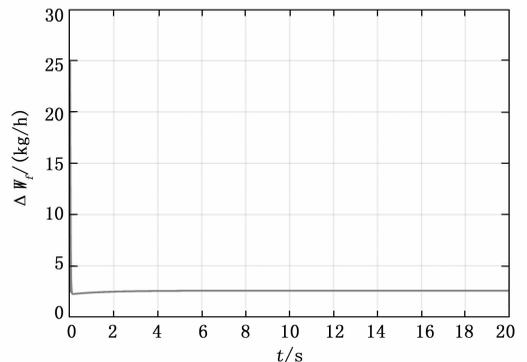


图 8 传统 PID 供油量曲线

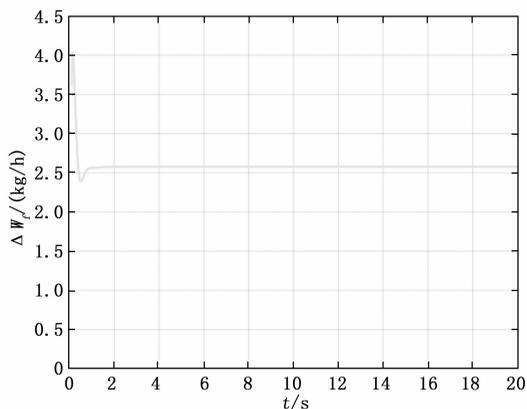


图9 STOA-PID 供油量曲线

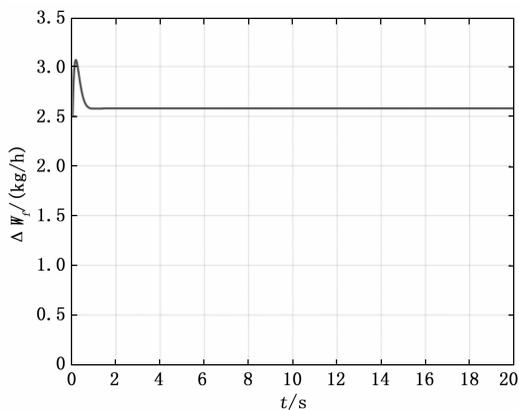


图10 CSTOA-PID 供油量曲线

从图8~10可以看出,传统PID供油曲线在上升的过程中产生极大超调量,STOA-PID和CSTOA-PID极大幅度的降低了超调量,但CSTOA-PID比STOA-PID供油量的超调还要小,且超调量在可控范围之内,有利于系统的稳定。

5 结束语

针对传统乌燕鸥优化算法(STOA)存在迭代后期种群多样性减少以及探索和利用之间的不平衡等问题,提出混沌乌燕鸥优化算法(CSTOA),改善了算法的全局搜索能力和局部搜索能力。同时,采用改进后的混沌乌燕鸥优化算法对航空发动机PID参数进行优化,提出了一种基于混沌乌燕鸥搜索算法的航空发动机参数自适应PID控制方法(CSTOA-PID)。仿真结果表明:

1) CSTOA算法整体的搜索性能优于GA算法、PSO算法和STOA算法,验证了CSTOA算法具有一定的优势。

2) 在转速阶跃信号 ΔN_{R} 下,相比传统PID和STOA-PID控制方法,CSTOA-PID控制方法的转速响应曲线率先达到理想状态,转速响应迅速,且转速在上升过程中没有产生超调量,控制效果较为理想。

3) 在转速阶跃信号 ΔN_{R} 下,传统PID、STOA-PID和CSTOA-PID控制方法执行机构输出的供油量均产生了超调,STOA-PID和CSTOA-PID控制方法有效地改善了传统PID控制方法执行机构输出的供油量产生的极大超调。相较于STOA-PID,CSTOA-PID产生的超调更小,在可控范

围之内,有利于系统的稳定,且不会对发动机的供油机构造成很大的磨损,符合发动机的经济要求,是一种可行、有效的PID整定方法。

参考文献:

- [1] 皮骏,常佳泽,刘光才. 航空发动机振动信号分析[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(5): 525-532.
- [2] 潘慕绚,陈强龙,黄金泉,等. 涡扇发动机多动力建模方法[J]. 航空学报, 2019, 40(5): 99-100.
- [3] 刘丽飞,吕卫星,武超,等. 基于TEC和PID的恒温控制系统[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(2): 137-144.
- [4] 卢彬彬,肖玲斐,龚仁吉,等. 基于人工蜂群算法的航空发动机参数自整定PID控制[J]. 推进技术, 2015, 36(1): 130-135.
- [5] 陈宇寒,肖玲斐,卢彬彬. 融合蜂群优化航空发动机自适应PID控制[J]. 控制工程, 2019, 26(2): 229-235.
- [6] 李秋红,孙建国,周继超. 航空发动机PID控制参数优化的改进遗传算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2006(2): 162-165.
- [7] 曹志松,朴英. 基于混合遗传算法的航空发动机PID控制参数寻优[J]. 航空动力学报, 2007(9): 1588-1592.
- [8] 贾鹤鸣,李瑶,孙康健. 基于遗传乌燕鸥算法的同步优化特征选择[J]. 自动化学报: 1-18 [2022-06-04]. DOI:10.16383/j.aas.c200322.
- [9] 马永杰,陈敏,龚影,等. 动态多目标优化进化算法研究进展[J]. 自动化学报, 2020, 46(11): 2302-2318.
- [10] 黄敬宇. 融合t分布和Tent混沌映射的麻雀搜索算法研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2021.
- [11] WU Q, MA Z P, XU G, LIS, et al. A novel neural network classifier using beetle antennae search algorithm for pattern classification[J]. IEEE Access, 2019, 7: 64686-64696.
- [12] LUO K. Enhanced grey wolf optimizer with a model for dynamically estimating the location of the prey[J]. Applied Soft Computing, 2019, 77: 225-235.
- [13] TU Q, CHEN X, LIU X. Multi-strategy ensemble grey wolf optimizer and its application to feature selection[J]. Applied Soft Computing, 2019, 76: 16-30.
- [14] 张娜,赵泽丹,包晓安,等. 基于改进的Tent混沌万有引力搜索算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(4): 893-900.
- [15] 汤安迪,谢磊,韩统,等. 基于混沌麻雀搜索算法的无人机航迹规划方法[J]. 计算机应用, 2021, 41(7): 2128-2136.
- [16] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用—麻雀搜索算法[D]. 上海: 东华大学, 2020: 15-32.
- [17] GANDOMI A H, YANG X S, ALAVI A H. Cuckoo search algorithm: a metaheuristic approach to solve structural optimization problems[J]. Engineering with computers, 2013, 29(1): 17-35.
- [18] 闫召洪,仇小杰,黄金泉,等. 航空发动机推力衰退缓解的神经网络控制[J]. 航空动力学报, 2020, 35(4): 844-854.
- [19] 朱岩,马元,张蒙正. 预冷组合发动机中微通道换热器的仿真分析[J]. 火箭推进, 2017, 43(2): 18-24.
- [20] 景希,高国伟. 基于PID调节的恒温控制系统[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(4): 110-114.
- [21] 黄振华,薛家祥. 基于粒子群算法的无线充PID控制器优化设计[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(11): 84-88.