

基于灰狼优化算法的燃气轮机自抗扰控制 参数整定研究

单正,王元龙,白若忱,马亮

(中国船舶集团有限公司第七〇三研究所,黑龙江 哈尔滨 150078)

摘要:为了优化负载突变情况下燃气轮机性能,基于灰狼优化算法对燃气轮机自抗扰控制进行了参数整定,并在燃气轮机0.2额定工况范围内发生负载突变情况下进行了半物理仿真实验。仿真结果表明:与传统PID参数控制结果相比,负载由0.6额定工况突增至0.8额定工况和由0.8额定工况突降至0.6工况情况下,动力涡轮转速上升时间分别缩短1.28 s、1.07 s,调节时间缩短11 s,最大超调量分别减少了0.25%、0.3%。

关键词:燃气轮机;自抗扰控制;负载突变;灰狼优化算法;参数整定;半物理仿真

中图分类号:U664.13;TP13

文献标识码:A

DOI:10.16146/j.cnki.rndlge.2023.04.001

[引用本文格式]单正,王元龙,白若忱,等.基于灰狼优化算法的燃气轮机自抗扰控制参数整定研究[J].热能动力工程,2023,38(4):1-6. SHAN Zheng, WANG Yuan-long, BAI Ruo-chen, et al. Study on active disturbance rejection control parameters of gas turbine based on grey wolf optimization algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(4): 1-6.

Study on Active Disturbance Rejection Control Parameters of Gas Turbine based on Grey Wolf Optimization Algorithm

SHAN Zheng, WANG Yuan-long, BAI Ruo-chen, MA Liang

(No. 703 Research Institute of CSSC, Harbin, China, Post Code: 150078)

Abstract: In order to optimize the performance of gas turbine under sudden load changes, parameter tuning of gas turbine active disturbance rejection control (ADRC) was carried out based on the grey wolf optimization (GWO) algorithm, and the semi-physical simulation experiments were conducted under 0.2 rated condition of gas turbine sudden load change. The simulation results show that compared with traditional PID parameter control results, when the load suddenly increases from 0.6 rated condition to 0.8 rated condition, and the load suddenly decreases from 0.8 rated condition to 0.6 rated condition, the rise time of the power turbine rotating speeds are shortened by 1.28 s and 1.07 s respectively, the adjustment time is shortened by 11 s, and the maximum overshoot is reduced by 0.25% and 0.3% respectively.

Key words: gas turbine, active disturbance rejection control (ADRC), sudden load change, grey wolf optimization (GWO) algorithm, parameter tuning, semi-physical simulation

引言

大型火电机组、分布式能源系统等复杂的工业

热能系统具有高阶动态、非线性强、变量间耦合和未知扰动多且频繁等特点,这些特点给热能系统控制设计带来挑战,现有的许多先进控制方法对被控对象模型依赖程度和复杂度较高,在实际系统中的应

用难度较大。因此,需要对不依赖于精确数学模型、工程实现容易、兼顾性能和鲁棒性的控制方法进行深入研究^[1]。

自抗扰控制(Active Disturbance Rejection Control, ADRC)以及 PID 参数整定方面国内外学者做了大量研究。冯晨^[2]采用自适应神经网络 PID 来控制微型燃气轮机的转速和烟气温度,将 BP 神经网络用于自适应控制的框架,用来预测被控对象的输出,以适应模型参数变化带来的不确定性;陈尚巧^[3]基于神经网络进行模糊推理调整 PID 参数,提高微型燃气轮机控制的响应速度。于国强等人^[4]基于 Ziegler-Nichols 设计优化算法对火电机组负荷频率进行了 PID 控制研究,仿真结果表明,该方法获得了比其他智能算法更好的控制效果。目前,在 ADRC 参数整定方面的理论研究较少,并且运用带宽法居多,因此需要在 ADRC 参数整定方向进行深入研究。

本文在控制系统设计的基础上,基于灰狼优化算法进行了 ADRC 参数整定研究,优化得到满足燃气轮机负载突变的自抗扰控制参数,通过半物理仿真实验,验证了 ADRC 参数整定方法满足燃气轮机控制要求,并传统算法得到的 PID 参数进行比较分析,分析发现,ADRC 参数整定法在动力涡轮转速动态性能响应方面具有更好的控制品质。

1 燃气轮机控制系统

燃气轮机控制过程包括对其从冷态启动到慢车、慢车到空载、负载突增突减以及连续加减载工况变化的控制。其中动力涡轮转速(N3 转速)的控制是整个控制系统设计的关键。动力涡轮转速控制的最终目的,是保持燃气轮机发电机组在设计工况范围内稳定运行,并在发生负载突变的情况下,通过 ADRC 控制器使动力涡轮转速在短时间内稳定到设定值。故本文以动力涡轮转速控制优化为目标进行了燃气轮机控制系统设计。所设计的燃气轮机控制系统原理如图 1 所示。

在动力涡轮转速控制回路中,输入动力涡轮转速设定值,当燃气轮机发生负载突变时,通过控制燃

料阀的开度调节燃油流量,使动力涡轮保持在额定转速,从而达到保证机组稳定运行的目的。动态性能指标是衡量闭环控制系统性能优劣的重要指标,本设计中通过动力涡轮转速上升时间、峰值时间、调节时间、超调量等反映。

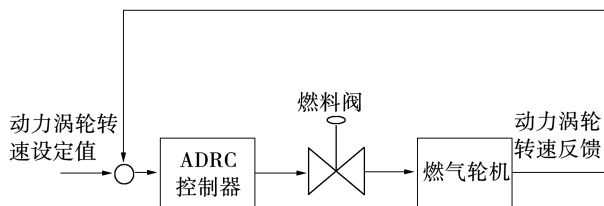


图 1 燃气轮机控制系统原理图

Fig. 1 Schematic diagram of gas turbine control system

2 自抗扰控制器设计

2.1 自抗扰控制器基本原理

自抗扰控制器结构主要由非线性跟踪器、非线性状态观测器和非线性状态反馈律 3 部分组成。复杂的大型工业机械控制系统中更倾向于使用结构原理简单的控制器,即不设计非线性跟踪器,这种设计既可以降低工程上调试难度和复杂度,又可以增加系统的可靠性。本文采用的二阶自抗扰控制器结构如图 2 所示^[5]。

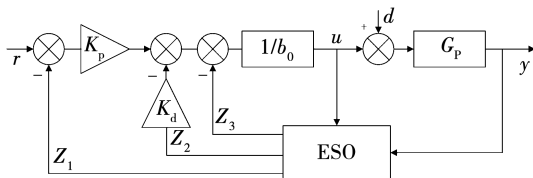


图 2 二阶 ADRC 自抗扰控制器

Fig. 2 Second-order ADRC controller

二阶自抗扰控制器可以将被控对象看作双积分器串联的标准型,并且将外界扰动 d 、高阶特性 $y(n)$ 以及未建模的其他特性当作总和扰动 f 。在该控制器中,输入量为 r 、控制量为 u 、输出量为 y , K_p 和 K_d 分别为比例系数和微分系数, x_1 、 x_2 、 x_3 分别为状态空间变量, z_1 、 z_2 、 z_3 分别为反馈量, G_p 为传递函数, b_0 为设计的输入增益, ESO 为状态观测器。

双积分器串联标准型由式(1),(2)表示:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x_1, x_2, \dots, x_1^{(n)}, d) + b_0 u \\ \dot{x}_3 = \dot{f} \end{cases} \quad (1)$$

$$y = x_1, \dot{y} = x_2, \ddot{y} = x_3 \quad (2)$$

根据上述双积分串联标准型,设计三阶的扩张状态观测器 ESO,自抗扰控制器 ESO 扩张状态空间方程为:

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 + \beta_1(y - z_1) \\ \dot{z}_2 = z_3 + \beta_2(y - z_1) + b_0 u \\ \dot{z}_3 = \beta_3(y - z_1) \end{cases} \quad (3)$$

式中: β_1 、 β_2 和 β_3 —ESO 的观测增益。

其中,ESO 输出的观测状态 z_1 和 z_2 被用于反馈控制设计,并得到实时输入量 u_0 :

$$u_0 = K_p(r - z_1) - K_d z_2 \quad (4)$$

控制输入量 u 通过实时输入量 u_0 与 z_3 反馈计算。观测状态 z_3 是估计的总和扰动,并在输入控制量 u 中被实时补偿抵消,其关系式为:

$$u = (u_0 - z_3)/b_0 \quad (5)$$

二阶线性 ADRC 算法中共有 6 个控制参数即 $b_0, K_p, K_d, \beta_1, \beta_2$ 和 β_3 需要进行参数整定^[6]。

2.2 ADRC 参数整定原则

二阶的 ADRC 自抗扰控制器的状态观测器 ESO 为三阶,其有 $K_p, K_d, \beta_1, \beta_2$ 和 β_3 5 个参数需要整定。

此外,参数 b_0 较为特殊, b_0 选取不同值相当于总扰动值在不同范围内变化,即补偿分量相应改变。由式(5)可知,减小 b_0 使控制输入量 u 增大,造成闭环系统的快速性增强、稳定性减弱,并且 b_0 的变化对系统输出动态性能的影响幅度比 K_p, K_d 变化更加明显^[7]。

通过半物理仿真试验对 6 个参数同时进行整定具有一定的难度,因此,采用灰狼优化算法进行 ADRC 的参数整定。

3 灰狼优化算法

3.1 灰狼群体捕食行为

灰狼种群具有严格的种群制度,把狼群分为了 $\alpha, \beta, \delta, \omega$ 4 个等级,如图 3 所示。

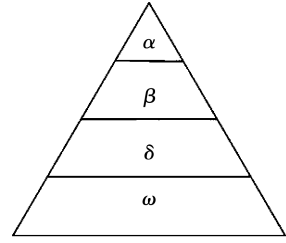


图3 灰狼的社会等级制度

Fig.3 Social hierarchy of grey wolves

其中, α 狼在狼群中作为领导者对狼群起决定性作用; β 狼则负责协助 α 狼,地位仅次于 α 狼,起着桥梁的作用; δ 狼服从于 α 狼和 β 狼的决定,负责工作和狩猎; ω 狼在狼群中等级最低,严格服从于 α, β 和 δ 狼^[8]。

3.2 数学模型

将灰狼狩猎围捕猎物的行为定义为:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (6)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (7)$$

式中: $\vec{D}$ —个体与猎物间的距离; $\vec{A}$ 和 $\vec{C}$ —系数向量; $\vec{X}_p$ 和 $\vec{X}$ —猎物的位置向量和灰狼的位置向量。

$\vec{A}$ 和 $\vec{C}$ 的计算公式为:

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (8)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2 \quad (9)$$

式中: $\vec{a}$ —收敛因子,随着迭代次数从 2 线性减小到 0; $\vec{r}_1$ 和 $\vec{r}_2$ —[0~1]之间的随机向量^[9]。

3.3 最佳适应度函数

灰狼优化算法模拟狼群搜索猎物的过程,向量 $\vec{a}$ 的模从 2 线性递减到 0。如果 $\vec{a}$ 的模大于 1,代表狼群的候选解正在远离猎物;如果 $\vec{a}$ 的模小于 1,则代表候选解正在逼近猎物,陷入局部最优。

狼群内部追踪猎物模型为:

$$\begin{cases} \vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha(t) - \vec{X}(t)| \\ \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta(t) - \vec{X}(t)| \\ \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta(t) - \vec{X}(t)| \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} \vec{X}_\alpha(t+1) = \vec{X}_\alpha(t) - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\alpha \\ \vec{X}_\beta(t+1) = \vec{X}_\beta(t) - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\beta \\ \vec{X}_\delta(t+1) = \vec{X}_\delta(t) - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\delta \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\vec{D}_\alpha, \vec{D}_\beta, \vec{D}_\delta$ — α, β, δ 狼与猎物间的距离;
 $\vec{X}_\alpha(t), \vec{X}_\beta(t), \vec{X}_\delta(t)$ — α, β, δ 狼在 t 时刻的位置向量;
 $\vec{X}_\alpha(t+1), \vec{X}_\beta(t+1), \vec{X}_\delta(t+1)$ — $(t+1)$ 时刻 α, β, δ 狼的位置向量。

猎物的位置代表了 α, β, δ 狼所获得的最佳适应度函数。最终对所有狼的位置求平均数获得更新^[10]:

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_\alpha(t) + \vec{X}_\beta(t) + \vec{X}_\delta(t)}{3} \quad (12)$$

灰狼优化算法流程如图 4 所示。

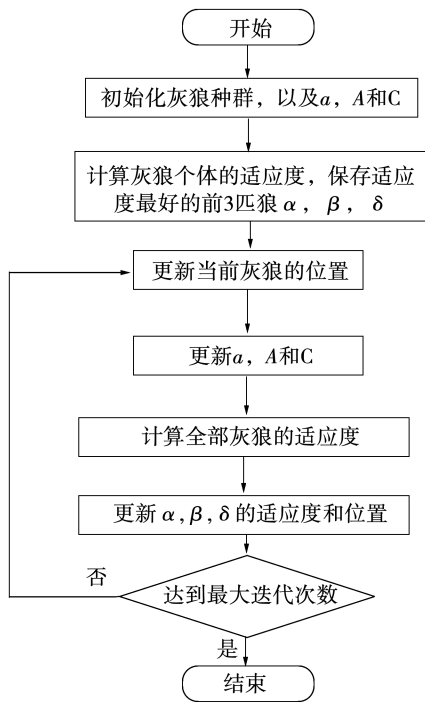


图 4 灰狼优化算法流程

Fig. 4 Grey wolf optimization algorithm process

3.4 设计目标函数

在燃气轮机负载突变情况下对 ADRC 参数进行整定过程中,目标函数的设置十分重要,目标函数的最优解通过判别适应度值确定,合适的适应度值既要满足系统的响应速度,又不能忽略超调量和系统的抗干扰能力。因此采用如下的目标函数:

$$J(t) = \int_0^t w_1 \cdot t \cdot e^2(t) dt + w_2 \cdot t_r + w_3 \cdot M_p \quad (13)$$

式中: $e(t)$ —反馈误差; t_r —调节时间; M_p —超调量;

w_1, w_2, w_3 —权值。

在所设计的目标函数中将系统的调节时间和超调量也作为考察变量,以此来保证控制系统的动态性能指标。灰狼优化算法一般采用最大值寻优,因此在进行参数寻优时需要对目标函数进行处理,以得到适应度函数 $X(t)$:

$$X(t) = \frac{1}{J(t)} \quad (14)$$

4 半物理仿真实验及结果分析

4.1 半物理仿真实验

本研究选用恒润科技的 HiGale 实时仿真系统作为模拟燃机运行的仿真平台,国产化可编程控制系统作为实验的控制平台。图 5 为半物理仿真实验平台结构框图。

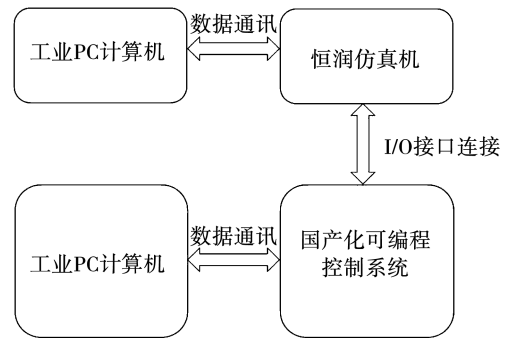


图 5 半物理仿真实验平台的结构框图

Fig. 5 Structure diagram of semi-physical simulation experimental platform

在传统 PID 半物理仿真实验中,令微分系数 K_d 为零,某型燃气轮机动力涡轮额定转速设定值为 3 600 r/min,在 0.6 额定工况点突增至 0.8 额定工况下运用衰减法对系数 PI 进行参数寻优。可得 PID 整定比例系数 $K_p = 31.45$ 、积分系数 $K_i = 15.61$ 。

在 ADRC 半物理仿真实验中,狼族的种群大小均取为 $m = 15$,步长间隔为 0.1 s,每个算法运行 10 次,每次运行时迭代 150 次。

经灰狼优化算法寻优后得到,燃气轮机由 0.6 额定工况升至 0.8 额定工况时,ADRC 控制器参数 $b_0 = 420, K_p = 1.44, K_d = 2.4, \beta_1 = 30, \beta_2 = -300,$

$\beta_3=1\ 000$ 。由 0.8 额定工况降至 0.6 额定工况时,ADRC 控制器参数 $b_0=310, K_p=4.41, K_d=4.2, \beta_1=51, \beta_2=-867, \beta_3=4\ 913$ 。

4.2 仿真结果对比分析

通过半物理仿真实验得到动力涡轮转速曲线。结合动态性能指标,对动力涡轮转速的 ADRC 算法和 PID 算法仿真结果进行对比分析,对比曲线如图 6 和 7 所示。

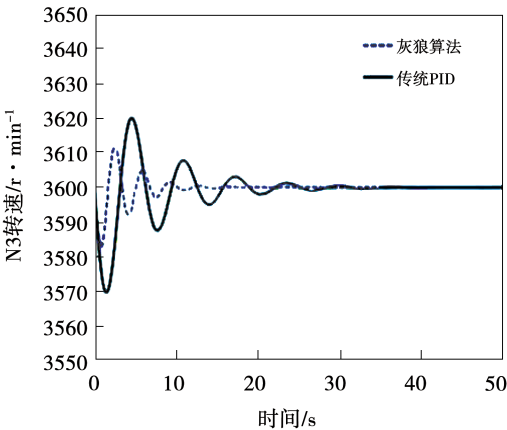


图 6 由 0.6 额定工况升至 0.8 额定工况时 ADRC 算法与传统 PID 算法仿真结果对比

Fig. 6 Comparison of simulation results between ADRC algorithm and traditional PID algorithm under 0.6 rated condition to 0.8 rated condition

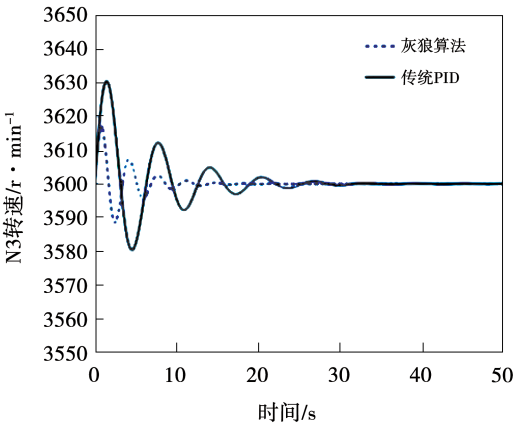


图 7 由 0.8 额定工况降至 0.6 额定工况时 ADRC 算法与传统 PID 算法仿真结果对比

Fig. 7 Comparison of simulation results between ADRC algorithm and traditional PID algorithm under 0.8 rated condition to 0.6 rated condition

图 6 为燃气轮机负荷由 0.6 额定工况突增至 0.8 额定工况时 ADRC 算法与传统 PID 算法仿真结果对比。由图可知,传统 PID 算法得到的动力涡轮转速的上升时间为 5.62 s,调节时间为 31 s,衰减比为 1.33:1,最大超调量为 0.56%;而 ADRC 算法得到的动力涡轮转速上升时间为 3.34 s,调节时间为 20 s,衰减 1.49:1,最大超调量为 0.31%。

图 7 为燃气轮机负荷由 0.8 额定工况突降至 0.6 额定工况时 ADRC 算法与传统 PID 算法仿真结果对比。由图 7 可知,传统 PID 算法得到的动力涡轮转速的上升时间为 2.73 s,调节时间为 30 s,衰减比为 1.28:1,最大超调量为 0.83%,而 ADRC 算法得到仿真曲线的上升时间为 1.66 s,调节时间为 19 s,衰减比 1.76:1,最大超调量为 0.53%。

5 结 论

(1) 基于灰狼算法得到的 ADRC 整定参数在系统动态性能指标方面均优于传统 PID 参数得到的仿真结果。动力涡轮转速上升时间短,最大超调量小,调节时间短。在负荷突增和负荷突降工况下动力涡轮转速上升时间分别缩短 1.28 s 和 1.07 s,调节时间缩短 11 s,最大超调量分别减少 0.25% 和 0.3%。满足燃气轮机负载突变的控制要求。

(2) 衰减比方面,灰狼优化算法得到的 ADRC 整定参数优于传统 PID 参数的仿真结果。负荷突增工况下灰狼算法的衰减比为 1.149:1,传统 PID 算法衰减比为 1.33:1。负荷突降工况下灰狼算法的衰减比为 1.76:1,传统 PID 算法衰减比为 1.28:1。说明基于 ADRC 算法控制下的系统抗干扰能力更强。

参考文献:

[1] 何 婷. 自抗扰控制设计及其在热能系统中的应用[D]. 北京:清华大学,2019.
HE Ting. Self-disturbance control design and its application in thermal energy systems[D]. Beijing:Tsinghua University,2019.
[2] 冯 晨. 微型燃气轮机建模及预测控制的研究[D]. 南京:东南大学,2019.
FENG Chen. Research on modeling and predictive control of micro gas turbine[D]. Nanjing:Southeast University,2019.

[3] 陈尚巧. 微型燃气轮机建模与模糊控制的研究[D]. 南京: 东南大学, 2021.

CHEN Shang-qiao. Research on modeling and fuzzy control of micro gas turbine [D]. Nanjing: Southeast University, 2021.

[4] 于国强, 刘克天, 胡尊民, 等. 基于 Ziegler-Nichols 优化算法的火电机组负荷频率 PID 控制研究[J]. 热力发电, 2021, 50(9): 137 – 144.

YU Guo-qiang, LIU Ke-tian, HU Zun-min, et al. Study on PID control of load frequency of thermal power unit based on Ziegler-Nichols optimization algorithm [J] Thermal Power Generation, 2021, 50(9): 137 – 144.

[5] 韩京清, 张 荣. 二阶扩张状态观测器的误差分析[J]. 系统科学与数学, 1999, 19(4): 465 – 471.

HAN Jing-qing, ZHANG Rong. Error analysis of second-order dilated state observer[J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 1999, 19(4): 465 – 471.

[6] 陈增强, 孙明玮, 杨瑞光. 线性自抗扰控制器的稳定性研究[J]. 自动化学报, 2013, 39(5): 574 – 580.

CHEN Zeng-qiang, SUN Ming-wei, YANG Rui-guang. On the stability of linear active disturbance rejection control[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(5): 574 – 580.

[7] 陈 森. 非线性不确定系统的自抗扰控制研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2019.

CHEN Sen. Research on self-anti-disturbance control of nonlinear uncertain systems[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2019.

[8] 张晓凤, 王秀英. 灰狼优化算法研究综述[J]. 计算机科学, 2019, 46(3): 30 – 38.

ZHANG Xiao-feng, WANG Xiu-ying. Comprehensive review of grey wolf optimization algorithm[J]. Computer Science, 2019, 46(3): 30 – 38.

[9] 李肖洋. 基于自抗扰技术的单轴燃气轮机转速控制[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.

LI Xiao-yang. Active disturbance rejection control based rotational speed regulation of single shaft gas turbines[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021.

[10] 武 雷. 自抗扰控制器参数自学习算法及其应用研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.

WU Lei. A self-learning algorithm for the parameter setting of active disturbance rejection controller and its application research [D]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2013.

(丛 敏 编辑)