

基于 SA-PSO 混合优化算法的燃气轮机气路故障诊断方法研究

黄忠胜¹, 肖 旺¹, 胡振超², 张会生²

(1. 中国石油天然气股份有限公司西部管道分公司, 新疆 乌鲁木齐 830013;

2. 上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200240)

摘 要: 为了对燃气轮机进行有效的气路状态监测和故障诊断, 提出一种基于模拟退火与粒子群混合优化的燃气轮机气路故障诊断新方法。采用快速模拟退火算法设计粒子生成器, 用生成的初始粒子群进行全局的粗糙搜索, 再利用粒子群算法对特定区域进行重点搜索, 最终获得精确解。该方法结合了遗传算法的全局搜索能力和粒子群优化算法的高效率, 比原始的粒子群优化算法迭代次数更少, 可减少 50% 的诊断时间。此方法对单部件的诊断精度可达到 0.1%, 多部件的诊断精度可达到 1%。

关 键 词: 燃气轮机, 气路, 优化, 故障诊断

中图分类号: TK478

文献标识码: A

DOI: 10.16146/j.cnki.rndlge.2021.08.005

[引用本文格式] 黄忠胜, 肖 旺, 胡振超, 等. 基于 SA-PSO 混合优化算法的燃气轮机气路故障诊断方法研究[J]. 热能动力工程, 2021, 36(8): 28-32. HUANG Zhong-sheng, XIAO Wang, HU Zhen-chao, et al. Study on gas path fault diagnosis method of gas turbine based on SA-PSO hybrid optimization algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36(8): 28-32.

Study on Gas Path Fault Diagnosis Method of Gas Turbine Based on SA-PSO Hybrid Optimization Algorithm

HUANG Zhong-sheng¹, XIAO Wang¹, HU Zhen-chao², ZHANG Hui-sheng²

(1. Western Pipeline Branch of China National Petroleum Corporation, Urumchi, China, Post Code: 830013;

2. School of Mechanical and Power Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, China, Post Code: 200240)

Abstract: In order to monitor the gas path state and diagnose the fault of gas turbine effectively, a new fault diagnosis method is used for the gas path of gas turbine based on simulated annealing and particle swarm mix optimization algorithm, which incorporates the global searching ability of simulated annealing with the local fast searching ability of particle swarm optimization. The particle generator designed by the fast simulated annealing method is used to generate the initial particle swarm for global rough search, and then for emphasis search in special zone to achieve the accurate solution finally. This method combines the global search capability of genetic algorithm with the high efficiency of particle swarm optimization (PSO) algorithm. Compared with the original PSO algorithm, the numbers of iteration of this method is fewer, which means the diagnosis time can be reduced by 50%. Besides, the diagnostic accuracy of this method can reach 0.1% for single components and 1% for multiple components. In brief, this method has good performance in terms of diagnostic speed and accuracy.

Key words: gas turbine, gas path, optimization, fault diagnosis

引言

由于燃气轮机长期在高温高压的工作环境下运行,随着时间的推移,燃气轮机的性能将不可避免地发生退化^[1-2]。为了提高燃气轮机可靠性并降低其维护成本,根据燃气轮机的实时监测数据进行视情维护的方法引起了广泛关注,由此也促进了气路故障诊断技术的发展^[3]。

文献[4]提出一种基于线性模型的气路计算方法。此后,为了研究燃气轮机的非线性特性,文献[5]提出一种基于传统优化方法的非线性模型。但是传统优化方法的结果难以跳出局部最优点,从而导致错误的诊断结果。特别是当涡轮内的部件数量较多时,传统优化算法会导致严重的拖尾现象,以至于退化的部件可能无法被识别。近年来,人们采用了不同的方法来克服这一缺点。文献[6-7]使用遗传算法建立优化目标函数来估计燃气轮机性能,并得到了较高的计算精度;文献[8-10]对遗传算法在燃气轮机气路计算上的应用开展了进一步的研究工作。文献[11]使用粒子群算法进行燃气轮机状态诊断并通过三轴船用燃气轮机进行了测试,研究表明,该方法能够准确地搜索和确定退化组成,并对主要气路部件的退化程度进行量化。

利用这些新的智能优化方法,大大提高了故障诊断的准确性。然而,这些方法的求解速度和诊断精度通常难以兼顾。本文提出一种模拟退火-粒子群优化(SA-PSO)混合算法进行故障诊断,研究了不同的粒子群优化模型对诊断结果的影响,并与典型的气路故障诊断的优化方法,如遗传算法、粒子群优化算法等进行了比较。

1 基于模型的燃气轮机故障诊断原理

当燃气轮机发生故障时,其物理问题表现在其部件特性的下降,进而表现在传感器采集到的数据中。而诊断的过程也就是反向的过程,通过检测传感器的测量偏差,诊断其部件特性的变化,进而评估其物理过程是否发生了故障,具体流程如图 1 所示。

在燃气轮机稳态运行过程中,测量参数 z 与状态参数 x 之间的关系可以用非线性方程表示:

$$z = F(x) + v \quad (1)$$

其中, v 表示测量噪声。

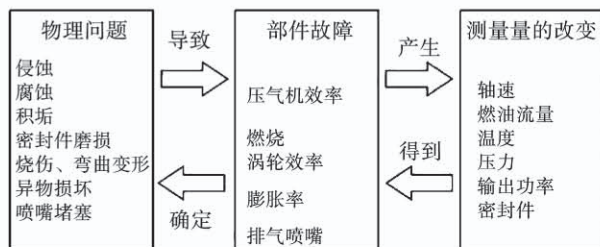


图 1 燃气轮机气路故障诊断流程图

Fig. 1 Gas path fault diagnosis flow chart of gas turbine

故障诊断原理如图 2 所示。燃气轮机的健康参数 x 的变化可通过测量参数 z 的变化表示。其诊断过程通过假设一个初始状态参数 $\hat{x}$, 则测量参数 $\hat{z}$ 可以通过燃机模型进行仿真得到。通过调整健康参数使目标函数最小化, 获得系统健康参数 $\hat{x}$, 实现诊断目的。

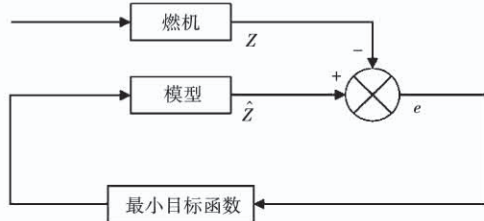


图 2 基于模型的燃机故障诊断原理图

Fig. 2 Fault diagnosis principle diagram of gas turbine based on model

目标函数可以分为绝对值型和平方型。文献[7]比较了这两种目标函数在优化过程中的分类性能, 结果表明, 平方型是一个较好的判据。因此, 本文使用平方型函数作为目标函数。

2 SA-PSO 混合优化算法

在燃气轮机气路分析的过程中, 需要进行调整的变量较多, 因此需要在高维空间中对目标函数进行搜索, 同时需要保证搜索过程快速和准确。传统的非线性规划算法的基本思想是获得目标函数的梯度方向, 即沿梯度下降或者上升的方向寻找, 但在实际应用中, 基于梯度的方法可能会收敛于局部最小点, 因而导致诊断错误。

智能优化算法具有全局搜索能力, 可以避免陷

入局部极小,因此具有更好的性能。智能优化算法包括:模拟退火(SA)算法、遗传算法(GA)、粒子群优化算法(PSO)等。其中,模拟退火算法(SA)的出发点是基于物理中固体物质的退火过程与一般优化问题之间的相似性。算法在搜索过程中会以规定的概率接受新状态,即使所求解的问题存在多个局部最优解,该算法也可以有效地避免最终结果陷入局部极值点,但其也具有后期搜索速度慢精度低的缺点。

模拟退火算法在搜索过程中按照规定的概率函数接受恶化解。所求解的问题一般存在多个局部最优解,粒子群算法求得的结果是局部最优的概率要远大于全局最优的概率,所以模拟退火算法可以增加粒子群的多样性,抑制早熟收敛现象的发生。

粒子群算法在寻优过程中,粒子总是追逐当前最优解,使得粒子的速度很快趋近于零,极易陷入局部极值点。要想克服早熟收敛的缺陷,就需要在发生早熟收敛时,让算法跳出局部最优,进入可行域的其他区域进行搜索。

综合考虑模拟退火算法与粒子群算法的优缺点,将两种算法进行组合,构成基于模拟退火的粒子群优化(SA-PSO)算法。该算法充分利用了模拟退火算法与粒子群算法的优点,有效地避免了粒子群算法早熟的缺陷,并保留了基本粒子群算法局部收敛时间短的优点,在提高算法全局搜索能力的同时,也保证了局部搜索的精度。通过模拟退火算法在可行域内进行粗糙搜索,锁定解的大致位置,并将该解作为粒子群初始粒子的位置,利用粒子群算法对特定区域进行重点排查,最终获得精确解。

SA-PSO 算法原理如图 3 所示。SA-PSO 混合算法是一种两层的串行结构。SA 的一次优化结果作为 PSO 的初始解,SA 经采样梅特罗波利斯算法(Metropolis)进行抽样后,得到的解又成为 PSO 下一次进化的初始种群,依次对问题进行优化,在保证一定优化质量的情况下提高优化效率。

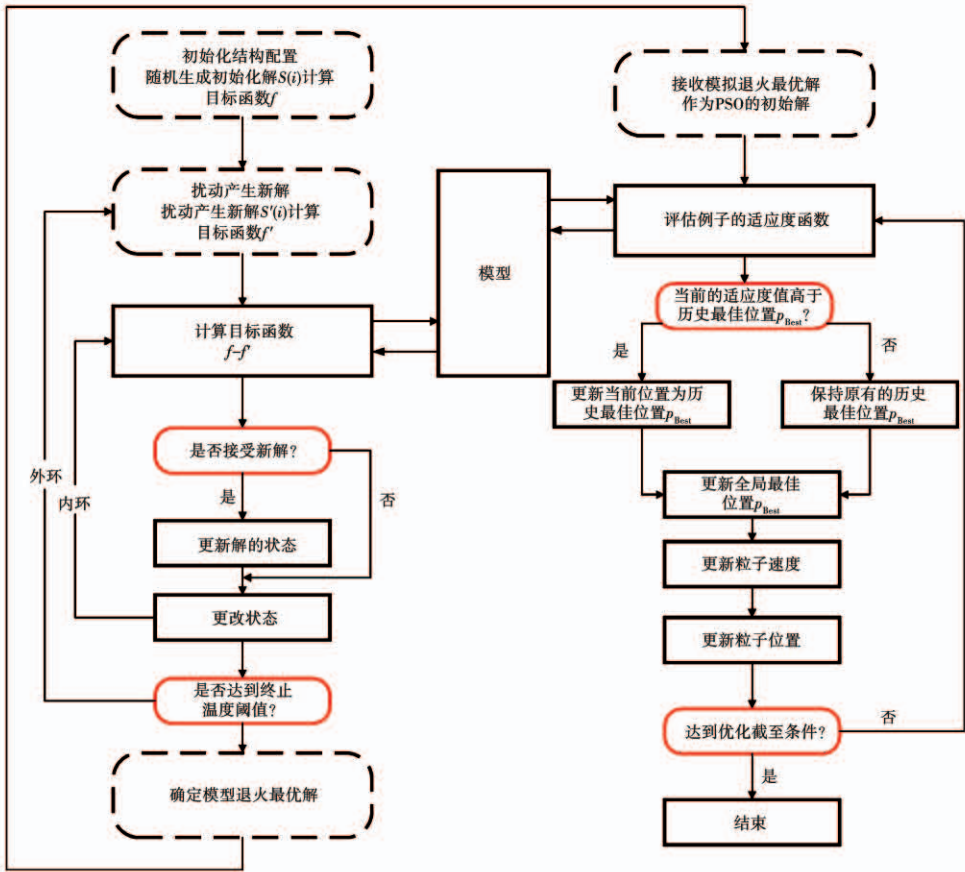


图 3 SA-PSO 算法原理图

Fig. 3 Schematic diagram of SA-PSO algorithm

SA-PSO 算法的核心流程包含:(1) SA 初始化粒子群。首先利用 SA 算法进行全局的搜索,确定最优化点的大致范围,并初始化粒子群算法的粒子;(2) 计算目标函数,目标函数应反映仿真结果与测量参数之间的差异,这里采用误差的平方和计算优化迭代过程的目标函数;(3) PSO 算法优化。继承 SA 初步优化结果,利用 PSO 在特定区域进行精确快速地搜索;(4) 终止,终止条件为最大的迭代运行次数或目标函数达到最优值。

3 分析与讨论

采用连木沁天然气管道驱动用双轴 GE 燃气轮机作为测试对象,数据来源于现场采集。此燃气轮机的额定参数为:总空气流量 32 kg/s,总压比 21,输出功率 29.8 MW,热效率 38%。

利用 11 个测量参数来估计的燃气轮机的 6 个性能参数。其中,测量参数包括燃气发生器转速 n_1 、动力涡轮转速 n_2 、压气机入口温度 T_1 、压气机入口压力 p_1 、压气机出口温度 T_2 、压气机出口压力 p_2 、高压涡轮排气温度 T_{34} 、高压涡轮排气压力 p_{34} 、动力涡轮排气温度 T_4 以及燃油流量 Q_f ;性能参数包括

压缩机流量退化(DGC)、压缩机效率退化(DEC)、高压涡轮流量退化(DGT)、高压涡轮效率退化(DET)、动力涡轮流量退化(DGP)和动力涡轮效率退化(DEP)。

3.1 气路诊断模型验证

验证时植入的故障是典型的燃驱压缩机组压气机结垢故障和涡轮腐蚀。根据统计分析,70% 以上的燃气轮机性能下降与压气机结垢有关。假设压气机结垢故障导致流量下降 7%,效率下降 2%,涡轮腐蚀导致流量增加 6%,效率下降 2%。表 1 展示了用到的 6 个案例。案例 1~案例 3 是 3 种单部件故障(压气机结垢故障、高压涡轮腐蚀故障和动力涡轮腐蚀故障)。案例 4~案例 6 为多部件故障(这 3 种故障的组合)。选择 SA-PSO 模型进行诊断。前 80 个迭代周期由 SA 算法求解,最后 120 个迭代周期由 PSO 算法求解。由表 1 可知,由于新方法是一种全局最优搜索方法,因此可以成功实现退化部件定位,并且得到了每种部件准确的预测结果。同时可以看出,多部件故障诊断(案例 4~案例 6)与单部件故障诊断相比要困难。案例 1~案例 3 的误差数量级为 0.1%,而案例 4~案例 6 误差范围为 1%。

表 1 故障诊断模型验证结果
Tab. 1 Validation results of fault diagnosis model

参数/%	案例 1		案例 2		案例 3		案例 4		案例 5		案例 6	
	实际值/%	仿真值/%	实际值/%	仿真值/%	实际值/%	仿真值/%	实际值/%	仿真值/%	实际值/%	仿真值/%	实际值/%	仿真值/%
DGC	-7	-7.000	0	0.000 8	0	0.000 9	-7	-7.010 0	0	0.008 1	-7	-7.032 0
DEC	-2	-2.000	0	-0.000 9	0	0.003 1	-2	-1.996 0	0	-0.002 3	-2	-1.981 0
DGT	0	-0.003 4	6	5.999 0	0	-0.006 9	6	5.991 0	6	5.989 0	0	0.003 1
DET	0	0.002 3	-2	-1.999 0	0	-0.002 2	-2	-2.021 0	-2	-2.007 0	0	-0.018 0
DGP	0	0.001 5	0	0.002 9	6	6.001 0	0	-0.036 0	6	5.019 0	6	6.013 0
DEP	0	-0.002 1	0	-0.001 3	-2	-1.998 0	0	0.021 0	-2	-1.983 0	-2	-2.037 0

3.2 PSO 与 SA-PSO 算法的对比

某天然气输送管道压气站的燃驱压缩机组在开展负荷分配测试过程中发生压气机叶片掉角故障,选择某刻故障发生实时数据进行诊断,并对不同算法的效果进行对比,如图 4 所示。

可以看出,这两种方法都得到了准确的诊断结

果,但计算效率明显不同。对于 SA-PSO 算法来说,SA 算法经过 40 个迭代周期进行全局搜索,然后大约 60 个迭代周期通过 PSO 算法进行精细搜索。而原始的 PSO 算法则比 SA-PSO 算法慢得多,需要超过 150 次循环才能达到与 SA-PSO 相同的准确度,SA-PSO 算法更节省时间。

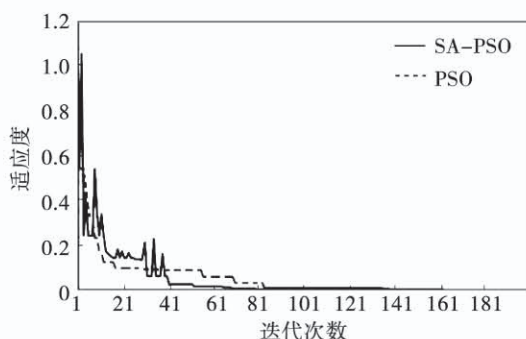


图4 PSO与SA-PSO的比较

Fig.4 Comparison of PSO and SA-PSO

3.3 GA与SA-PSO算法的比较

图5为SA-PSO与GA的比较。可以看出,GA方法比SA-PSO方法慢得多,其中GA大约需要100次以上的迭代进去精确的搜索,而SA-PSO混合算法则在第50次迭代时进入精确搜索。其中采用SA-PSO方法求解的时间在2~3 s范围内,比GA算法(12~15 s)短得多。

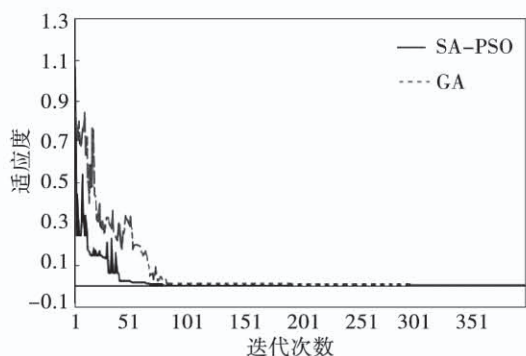


图5 GA与SA-PSO的比较

Fig.5 Comparison of GA and SA-PSO

4 结 论

(1) SA-PSO算法可有效地用于燃气轮机气路单部件和多部件的故障诊断,单部件的诊断精度可达到0.1%,多部件的诊断精度可达到1%。

(2) 将SA-PSO算法的诊断结果与GA、原始PSO算法的结果进行了比较。结果表明,该方法比GA和原始PSO快得多,可以有效地消除传统方法观察到的拖尾效应。

(3) 在准确率相同的情况下,新算法诊断的迭代次数和种群数量都远小于基于遗传算法的诊断方

法。新算法的诊断时间在2~3 s范围内,比GA算法(12~15 s)短得多。SA-PSO算法更适合用于燃气轮机气路故障诊断。

参考文献:

- [1] 蒋东翔,刘超,杨文广,等.关于重型燃气轮机预测诊断与健康管理的综述[J].热能动力工程,2015,30(2):173-179.
- JIANG Dong-xiang, LIU Chao, YANG Wen-guang, et al. Overview concerning the study of the prediction, diagnosis and health management (PHM) of heavy-duty gas turbines [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power. 2015, 30(2): 173-179.
- [2] TAHAN M, TSOUTSANIS E, MUHAMMAD M, et al. Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines; a review [J]. Applied Energy, 2017, 198: 122-144.
- [3] LI Y G, NILKITSARANONT P. Gas turbine performance prognostic for condition-based maintenance [J]. Applied Energy, 2009, 86(10): 2152-2161.
- [4] URBAN L A. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring [J]. Journal of Aircraft, 1973, 10(7): 400-406.
- [5] TAMATIS A, MATHIOUDAKIS K, SMITH M, et al. Gas turbine component fault identification by means of adaptive performance modeling [C]// ASME Turbo Expo, 90-GT-376, 1990.
- [6] ZEDDA M, SINGH R. Gas turbine engine and sensor fault diagnosis using optimization techniques [J]. Journal of Propulsion and Power, 2002, 18(5): 1019-1025.
- [7] ZEDDA M, SINGH R. Gas turbine engine and sensor diagnostics [C]//13th ISABE, ISABE 99-7238, 1999.
- [8] LI Yi-guang, Ghafir M F A, Wang L, et al. Nonlinear multiple points gas turbine off-design performance adaptation using a genetic algorithm [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2011, 133(7): 071701.
- [9] LI Yi-guang, GHAFIR M F A, WANG L, et al. Improved multiple point nonlinear genetic algorithm based performance adaptation using least square method [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2012, 134(3): 031701.
- [10] TSOUTSANIS E, LI Yi-guang, PILIDIS P, et al. Part-load performance of gas turbines: part II-multi-point adaptation with compressor map generation and GA optimization [C]//Proceedings of the ASME 2012 Gas Turbine India Conference, 2012.
- [11] YING Y, CAO Y, LI S, et al. Nonlinear steady-state model based gas turbine health status estimation approach with improved particle swarm optimization algorithm [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015(3): 1-12.