

基于BP神经网络的9F燃气轮机压气机 离线水洗周期优化

陈家伦, 卞韶帅, 黄 新

(上海明华电力科技有限公司, 上海 200082)

摘 要:基于BP神经网络,对某9F燃气轮机机组历史运行数据进行了建模与分析,提出了一种燃气轮机压气机叶片积垢导致其性能下降的分析方法,得到了燃气轮机压气机效率、压气机压比、压气机流量、燃气轮机功率四个性能参数偏差值随燃气轮机实际运行小时的变化曲线。结果表明,可将上述四个性能参数的实际运行值与理想状态下的运行值(神经网络预测值)偏差3%、3%、4%、5%作为压气机离线水洗的判据。据此,对9F燃气轮机机组现有的离线水洗周期进行优化,得出当前燃气轮机压气机积垢状态实际运行指导小时数为3 000 h。该方法为燃气轮机离线水洗周期优化提供了一种思路,具有一定的工程应用价值。

关 键 词:神经网络;效率;压比;流量;功率;离线水洗

中图分类号:TM611.31

文献标志码:A

文章编号:1009-2889(2020)01-0047-07

叶片积垢是最常见的燃气轮机气路故障之一^[1],积垢会导致燃气轮机性能显著下降。研究表明^[2],燃气轮机整个寿命周期内,由于积垢导致的燃气轮机性能损失占全部性能损失的70%~85%。压气机和透平叶片都会积垢,但压气机叶片积垢更常见,是导致燃气轮机性能下降的主要原因。压气机叶片积垢会改变压气机叶片型线,导致气流设计型线变化,会导致压气机增压比、效率和喘振裕度的减少,使压气机通流能力下降,进而导致燃气轮机输出功率下降^[3-5]。有研究表明^[6],功率和通流能力的下降幅度比效率更大,当效率降低2.5%时,通流能力下降5%,输出功率下降10%。谷思宇^[7]发现压气机积垢每造成1%的等熵效率衰减,将造成约2%的折合质量流量衰减。某工业用燃气轮机现场测试数据显示^[2],压气机叶片积垢使入口质量流量下降5%,效率下降1.8%,出力下降7%,热耗增加2.5%。由于空气中不可避免存在各种杂质,压气机积垢无法避免,只能通过附加手段清除叶片积垢,才能在一定程度上恢复燃气轮机机组性能,压气机水洗是最常用和最有效的方法^[8-10]。

压气机水洗包括在线和离线两种模式,由于在线水洗在机组基本负荷下即可进行,所以目前一般电厂每隔几天都会进行在线水洗工作,但是其效果不如离线水洗。离线水洗要求机组有足够的停机时间,水洗成本和机组停机成本较高,因此有必要对燃气轮机离线水洗的周期进行合理的安排^[11]。

国内外对压气机水洗模型研究已经比较深入。Rao^[12]等人提出根据现场观测的压气机积垢情况决定在线和离线水洗周期,这种方法虽然准确,但需要机组停机,损失时间和财力。Basendwah^[13]利用软件仿真求取不同离线水洗周期下收益和损失的最值,获取最佳周期。这种方法虽然简便,但与实际机组运行状态有一定出入。王伟影^[14]采用燃气轮机排气温度,对时间序列模型在燃气轮机气路性能退化预测中的应用进行了研究,发现可以有效地实现燃气轮机气路性能退化趋势预测,进而实现压气机的清洗维护,但其结果只应用在线监测与诊断。

目前对于国内比较先进的9F机组,GE也没能给出一个明确的水洗标准。只建议通过计算燃气轮机相关性能参数,并与基准状态下性能参数进行对

收稿日期:2019-07-17

作者简介:陈家伦(1993—),男,上海人,工程师,主要从事燃气轮机故障诊断方面的研究,E-mail:chenjl@mhdshanghaipower.com。

比,根据下降程度来决定是否进行离线水洗。传统离线水洗一般采用压气机压比或输出功率作为性能指标^[15]。Diakunchak^[2]研究了 46.5 MW 燃气轮机性能劣化的各类因素,建议用压气机出口压力、无量纲转速、无量纲入口流量来判断压气机是否积垢,并建议在燃气轮机质量流量较设计值降低 2%~3% 时进行离线水洗。颜学翔^[16]建议间断和连续运行两种模式下,分别在相同环境温度压比下降值达到 4% 和 5.5% 时进行离线水洗。其研究对象也为小型燃气轮机,且文章所得结论离线水洗周期偏短,与大型燃气轮机实际运行状态出入较大。陈创庭^[17]采用曲线拟合研究了 M701F 型燃气轮机水洗经济周期,但其采用的运行数据偏少,且限于燃气轮机满负荷工况。

此外,利用上述方法来确定离线水洗周期还存在一个问题,即大部分燃气轮机由于调峰运行和环境条件的变化经常处于变负荷工况,由于压气机或透平等核心部件的性能修正曲线属于厂家机密,难以获取,所以导致变负荷工况下机组的性能参数修正存在困难。

因此本文基于 BP 神经网络,提出一种可优化的分析方法,对 9F 燃气轮机压气机叶片积垢造成主

要性能参数的下降进行模拟计算,并对当前机组所采用的离线水洗周期进行优化,具有一定的工程应用价值。

1 分析方法与数据处理

本文所研究对象为某燃气-蒸汽联合循环机组 PG9351FA+e 型燃气轮机,ISO 工况下基准功率 253.83 MW,燃料为天然气。由于该机组有供热要求,不参与调峰,非停机状态下日常运行负荷在 80%~100% 之间。选取该厂燃气轮机机组在时间段 2018 年 1 月 15 日至 2019 年 3 月 22 日内的 DCS 运行参数作为 BP 神经网络的学习样本和测试样本。每隔 5 min 取当前时间点的参数值,对所有的原始数据进行筛选,选取燃气轮机功率大于 200 MW 的数据点(视为稳定运行工况),剔除明显异常的数据,对原始数据计算处理后得到表 1 所示 111 028 组数据(由于篇幅限制只显示部分数据)。需要说明的是 2018 年 1 月 15 日至 2019 年 3 月 22 日这段时间内该机组分别在 2018 年 1 月 15 日,2018 年 6 月 25 日,2018 年 10 月 22 日,2019 年 3 月 22 日进行了 4 次压气机离线水洗作业,四次离线水洗作业之间间隔时间分别为 5 个月、4 个月、5 个月。

表 1 燃气轮机运行原始数据

时间	环境 温度/ ℃	压气机进 口压损/ kPa	IGV 角度/ (°)	燃料 流量/ (kg·s ⁻¹)	大气 压力/ kPa	大气相对 湿度/%	燃烧参 考温度/ ℃	透平排 气流量/ (kg·s ⁻¹)	燃机运 行小时 数/h	压气机 效率/ %	压气机 压比	压气机 流量/ (kg·s ⁻¹)	燃机 功率/ MW
2018/1/17 6:55:00	9.533	0.546	70.938	13.674	100.037	66.185	1 315.422	553.076	73 806.53	95.788	14.714	539.402	255.131
2018/1/17 7:00:00	9.533	0.546	70.938	13.674	100.037	66.185	1 315.422	553.076	73 806.61	95.788	14.714	539.402	254.922
2018/1/17 7:05:00	9.533	0.546	70.938	13.674	100.037	66.185	1 315.422	553.076	73 806.67	95.788	14.714	539.402	254.922
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
2018/7/19 1:30:00	30.567	0.598	77.063	12.469	99.113	66.517	1 333.406	573.854	77 685.59	93.852	14.577	561.385	223.408
2018/7/19 1:35:00	30.488	0.596	78.445	12.524	99.110	67.698	1 335.689	576.154	77 685.70	94.138	14.652	563.629	225.03
2018/7/19 1:40:00	30.413	0.601	80.630	12.672	99.100	68.177	1 337.496	583.161	77 685.80	94.253	14.837	570.489	228.341
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
2019/3/21 23:50:00	10.031	0.523	73.706	13.032	100.310	59.182	1 317.229	604.329	83 412.70	90.678	14.979	591.297	237.263
2019/3/21 23:55:00	10.128	0.554	74.777	13.177	100.327	58.399	1 318.118	609.796	83 412.80	90.639	15.119	596.620	239.795
2019/3/22 0:00:00	10.205	0.526	74.924	13.131	100.317	56.995	1 318.754	607.916	83 412.90	90.751	15.066	594.785	239.280

注:1.表中压气机压比为燃气轮机电厂 DCS 运行参数;
2.压气机效率计算公式中压比直接采用 DCS 参数,计算等熵效率,公式中的多变指数取 1.4。

本文的思路是从燃气轮机实际运行长达一年多的历史数据出发,选取每次离线水洗之后燃气轮机

实际运行 500 h 内的运行状态为每次离线水洗后压气机叶片清洁状态,选取实际运行 500 h 之后到下

次离线水洗之前的运行状态为燃气轮机压气机叶片积垢状态,具体数据分类见表 2。需要说明的是燃气轮机实际运行小时 76 881 ~ 77 176 h 之间,燃气

轮机经历了较长时间的停机,其性能较停机前发生较大差异,故再次开机至第 2 次离线水洗前燃气轮机运行数据不纳入分析范围。

表 2 四次离线水洗之间叶片状态划分

离线水洗间隔	燃气轮机实际运行小时/h	叶片清洁状态时间段	叶片积垢状态时间段
第 1 次至第 2 次离线水洗之间	73 806 ~ 76 881	2018/1/17 6:55:00 至 2018/2/7 2:50:00	2018/2/7 2:55:00 至 2018/5/25 10:05:00
第 2 次至第 3 次离线水洗之间	77 176 ~ 79 819	2018/6/25 16:15:00 至 2018/7/19 1:25:00	2018/7/19 1:30:00 至 2018/10/15 15:10:00
第 3 次至第 4 次离线水洗之间	79 824 ~ 83 412	2018/10/23 11:45:00 至 2018/11/14 9:15:00	2018/11/14 9:20:00 至 2019/3/22 0:00:00

将叶片清洁时间段内燃气轮机的运行数据作为 BP 神经网络的学习样本,将叶片积垢时间段内燃气轮机的运行数据作为 BP 神经网络的测试样本。选取压气机效率、压气机压比、压气机入口流量、燃气轮机功率四个性能参数作为积垢判据,通过计算测试样本四个性能参数的实际值和模型预测值的差异(可看作压气机积垢状态实际性能与无积垢状态下压气机的理想性能的差异),判断压气机积垢的情况和优化离线水洗周期。此外,还可以通过得到神经网络的权值矩阵,计算燃气轮机压气机实时运行

的性能参数与叶片清洁状态下的偏差,对压气机的实时运行状态进行诊断和监测。

2 BP 神经网络模型

2.1 神经网络结构

BP 神经网络是一种利用误差反向传播算法建立的多层前馈网络。通过大量的试验,发现采用 1 个输入层,2 个隐藏层,1 个输出层的神经网络结构已经满足网络泛化的要求,如图 1 所示。

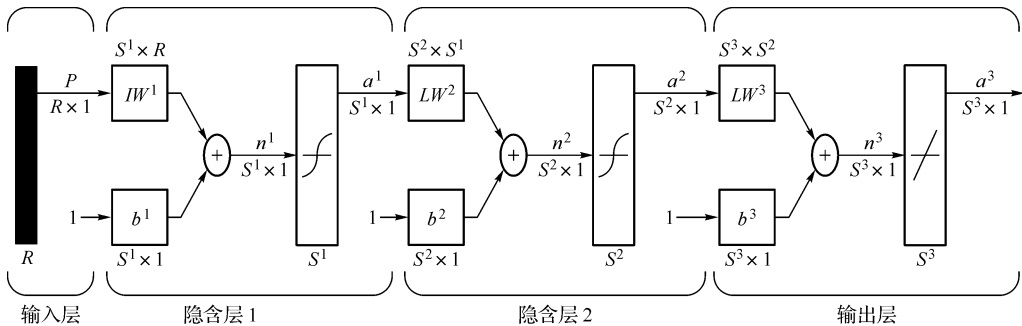


图 1 神经网络结构图

除了隐藏层的层数外,隐藏层中神经元的个数也对神经网络的准确度有很大的影响。虽然隐藏层层数越多、神经元数目越大,模型越能准确逼近样本,但复杂的结构可能会大大降低神经网络的泛化能力。本文通过大量试验发现当隐藏层中含有 32 个神经元时预测效果较好,最终模型结果取多次试验后的最佳试验值。

2.2 输入与输出

对压气机效率、压比、流量三个性能参数分别进行模拟时,综合考虑影响压气机性能的测量参数,输入层中选取 6 个神经元,包括环境温度、压气机进口压损、IGV 角度、大气压力、大气相对湿度、燃气运行小时数。由于影响燃气轮机功率的因素比压气机更

为复杂多变,模拟燃气轮机功率的网络输入层除上述 6 个测量参数外,还加入燃气流量、燃烧参考温度这两个测量参数,共 8 个神经元。由于输入神经元充分表征了影响燃气轮机机组性能的各个环境因素,因此不需要再对输出性能参数进行修正。

2.3 BP 算法

本文采用贝叶斯正则化算法(Bayesian Regularization Technique)来进行训练,贝叶斯方法的目标函数是预测误差和网络权值的线性组合,能够有效避免过拟合的发生。考虑到性能参数与测量参数呈高度非线性关系,所以隐藏层中采用 S 形传输函数,本文使用双曲正切 S 形传输函数,Matlab 函数库中为 tansig。

2.4 数据归一化

为避免因为输入输出数据数量级差别较大而造成网络预测误差较大,有必要将所有输入输出数据进行数据归一化处理。数据归一化方法采用 Z - Score 标准化 (Zero - Mean Normalization) 方法。标准化步骤包括:1. 求出变量 X, Y 的算术平均值 M_x, M_y 和标准差 S_x, S_y ; 2. 进行标准化处理 $X_{st} = (X - M_x) / S_x, Y_{st} = (Y - M_y) / S_y$, 其中 X, Y 为输入变量、输出变量的原始值, X_{st}, Y_{st} 为输入变量、输出变量标准化之后的值。学习样本数据经过归一化处理之后就可以放入神经网络进行训练学习。利用训练完成的网络对测试样本进行预测时,也要将测试样本的输入数据进行归一化处理,经过网络模型计算,得到的输出数据是归一化后的值,需要对其进行反归一化(即 $Y = S_y \times Y_{st} + M_y$),才能得到模型预测的真实值。

3 结果讨论

对压气机效率、压比、流量、燃气轮机功率四个性能参数进行了模拟计算,使用约 18 000 组学习样本进行网络训练和学习,经多次隐藏层层数和神经元个数试验后得到最佳网络。为了验证网络的泛化特性,将学习样本输入训练完毕的网络,网络输出结果与学习样本原始值进行了比较,得到如图 2 所示四个性能参数的学习样本预测值与原始值偏差示意图。四张图中横坐标为学习样本个数,纵坐标为偏差值 = (预测值 - 原始值) / 预测值。

由图 2 可见,学习样本的四个性能参数预测值与原始值偏差绝大部分集中在 $(-0.5\%, 0.5\%)$ 之间,少数部分位于区间外,但都不超过 $(-1\%, 1\%)$ 。且样本偏差值基本在 0 附近呈对称分布,说明所得到的网络模型精度较高。

利用训练好的网络对约 93 000 组测试样本进行模拟计算,将得到的四个性能参数预测值与原始值求取相对偏差,燃气轮机运行小时数和偏差值分别作为横坐标、纵坐标作散点图,得到如图 3 ~ 图 6 所示四个性能参数的偏差示意图,四张图中横坐标为燃气轮机实际运行小时数,纵坐标为偏差值 = (预测值 - 原始值) / 预测值。

由图 3 ~ 图 5 可见,压气机叶片积垢状态下,其效率、压比、流量的相对偏差随燃气轮机运行小时数呈逐渐上升趋势,说明压气机实际运行效率、压比、通流能力比相同外界环境条件下清洁状态运行时效

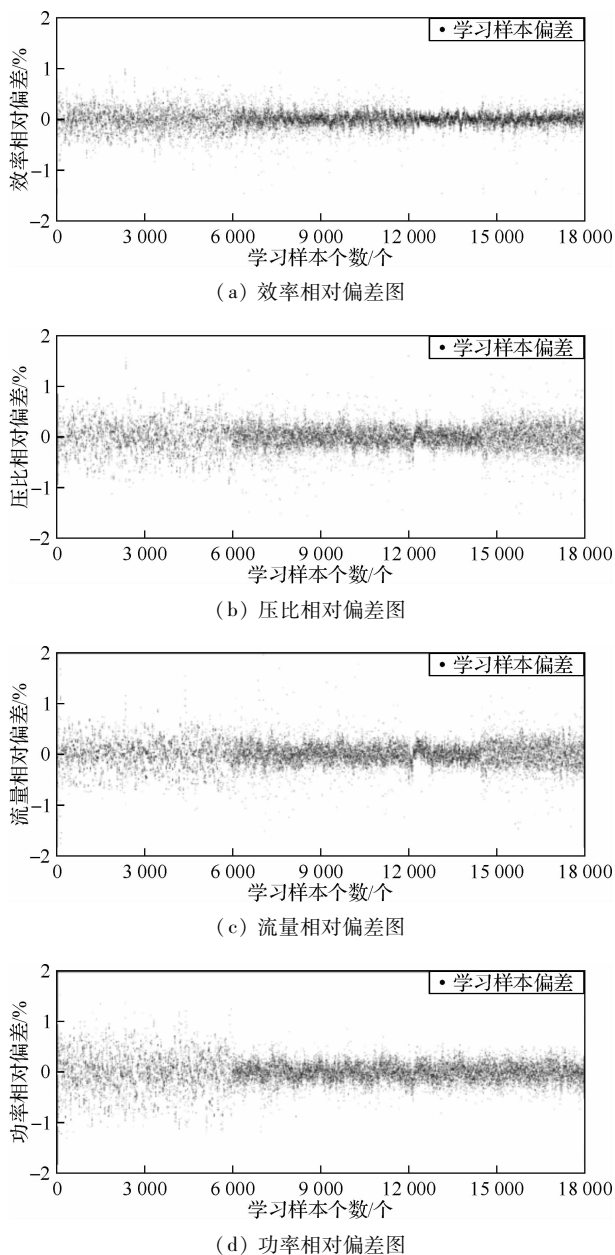


图 2 学习样本预测值与原始值偏差

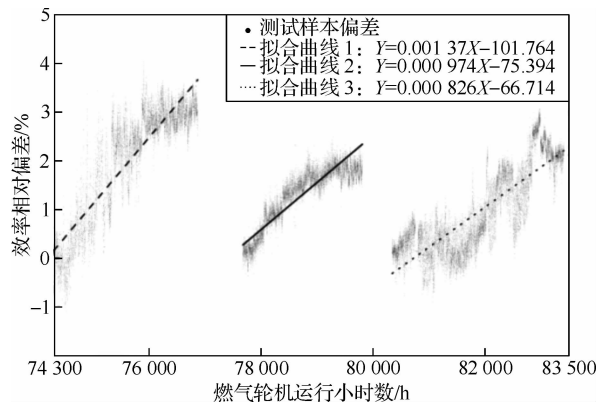


图 3 压气机效率预测值与原始值偏差

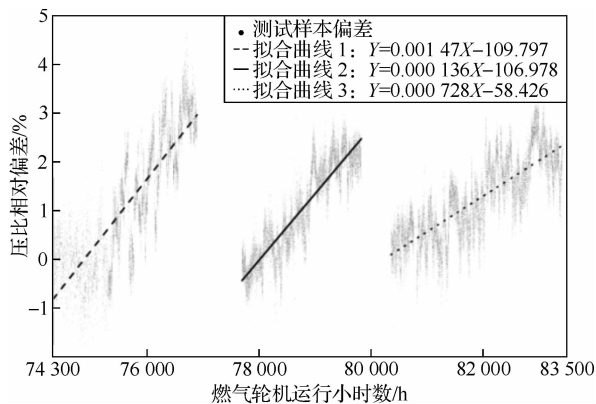


图 4 压气机压比预测值与原始值偏差

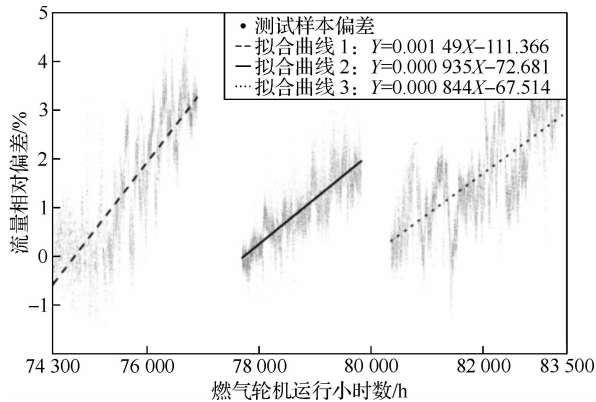


图 5 压气机流量预测值与原始值偏差

率(模型预测值)都要低,且差值逐渐增加,这意味着随着运行小时数增加压气机叶片脏污积垢程度增加。

考察每两次离线水洗之间压气机积垢状态下运行情况,发现每次离线水洗之后各性能参数均能恢复到与预测值较为接近的状态,说明离线水洗确实能在一定程度上恢复压气机的性能。第一、二次离线水洗之间,燃气轮机实际运行小时数 2 575 h(不考虑较长停机之后的运行小时数),效率、压比、流量偏差值最大分别为 3%、3%、4%;第二、三次离线水洗之间,燃气轮机实际运行小时数 2 143 h,效率、压比、流量偏差值最大分别为 2%、2.5%、3%;第三、四次离线水洗之间,燃气轮机实际运行小时数 3 088 h,效率、压比、流量偏差值最大分别为 3%、3%、4%。其中第二、三次离线水洗之间性能参数偏差最大值较小,可能是因为对应燃气轮机运行小时数较低。通过上述结果,结合 GE 公司对该燃气轮机机组的离线水洗周期的指导经验,可将效率、压比、流量偏差值分别到 3%、3%、4% 作为离线水洗的判据。

对三个区间数据进行直线拟合,效率、压比、流

量的相对偏差值斜率分别取平均值得到 0.001 06、0.001 190、0.001 09,可视为三个性能参数偏差值随燃气轮机运行小时数的平均变化率。从优化离线水洗周期的角度来看,若在效率、压比、流量偏差值分别到 3%、3%、4% 时进行离线水洗,利用三个性能参数偏差值平均变化率计算指导运行小时数,然后取均值,则积垢状态下实际运行指导小时数应该在 3 000 h 左右,这与第三、四次离线水洗间隔较为接近(与第一、二次离线水洗间隔也比较接近,若考虑机组停机后继续运行小时数,则第一、二次离线水洗之间真实运行小时为 2 870 h),与第二、三次离线水洗间隔差异较大。从电厂实际离线水洗操作来看,第一、二次离线水洗、第三、四次离线水洗间隔为 5 个月,第二、三次离线水洗间隔 4 个月,可见第二、三次离线水洗周期存在优化的空间。因此建议运行人员将效率、压比、流量偏差值随燃气轮机实际运行小时数的变化趋势作为水洗判据,不宜采用固定的时间间隔。运行上来看,第二、三次离线水洗之间,可将第三次离线水洗时间节点延后,让燃气轮机实际运行再多 800 h,这样可以减少因停机导致的发电和供热损失。

图 6 为燃气轮机功率偏差值随燃气轮机运行小时数变化的示意图。由于影响燃气轮机功率的因素更多,所以燃气轮机功率神经网络模型的输入量中增加燃气流量和燃烧参考温度两个参数。燃气热值是燃气轮机主要的能量来源,对燃气轮机功率影响很大。该台燃气轮机燃料为清洁燃料天然气,且燃气成分在所研究时间段内比较稳定,故最终取燃气流量作为输入参数之一。燃烧参考温度是考虑燃烧室、涡轮性能变化因素的影响,作为另一个主要输入参数。

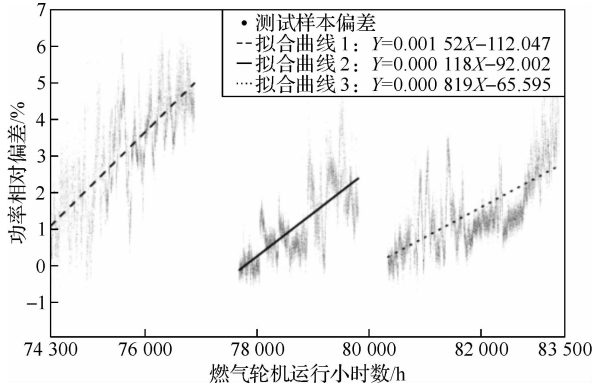


图 6 燃气轮机功率预测值与原始值偏差

由图 6 可见,压气机叶片积垢状态下,燃气轮机

功率其余三个性能参数变化趋势一致,但偏差的最大值不同。第一、二次离线水洗之间功率偏差值最大为5%,第二、三次离线水洗之间功率偏差值最大为3.5%,第三、四次离线水洗之间功率偏差值最大为5%,第二、三次离线水洗之间功率偏差值偏低也是因为燃气轮机实际运行小时数偏低。与效率、压比、流量的相对偏差值比较,说明压气机叶片积垢对燃气轮机功率的影响比其他性能参数更大。同样,对三个区间数据进行直线拟合,得到效率偏差值平均斜率为0.001 17。若按照一般经验,以燃气轮机功率下降5%为离线水洗依据^[18],则燃气轮机实际运行指导小时数为4 000 h多,和实际操作差异较大。可能原因是由于影响功率的因素更多,且机理更为复杂,本次模型的学习样本数量未能将这些因素的变化区间全部包括在内。但是实际操作中仍可以根据偏差值是否达到5%作为水洗判据之一,并综合压气机效率、压比、流量三个性能参数的偏差变化量来进行判断。

考虑到本文所使用的分析方法仅采用了该燃气轮机机组一年多的历史数据,随着燃气轮机运行小时数增加,可以将新的运行数据加入到已有神经网络模型中,进一步丰富学习样本的数据量,对模型进行改进和优化,达到对燃气轮机实际运行指导小时数进行调整优化的目的。

4 结论

本文基于BP神经网络,提出了一种燃气轮机压气机叶片积垢导致其性能下降的分析方法,确定了采用压气机效率、压气机压比、压气机流量、燃气轮机功率四个性能参数作为燃气轮机压气机积垢状态的综合判据,对9F燃气轮机机组现有的离线水洗周期进行优化,得到如下结论:

(1) 将燃气轮机机组压气机效率、压气机压比、压气机流量、燃气轮机功率的实际运行值与理想状态下的运行值(神经网络预测值)偏差3%、3%、4%、5%作为压气机离线水洗的判据;

(2) 分析上述四个性能参数偏差值随燃气轮机实际运行小时数的变化趋势,得出当前燃气轮机压气机积垢状态实际运行指导小时数为3 000 h;

(3) 后续有必要通过丰富学习样本的数据量,对模型和运行指导小时数进行进一步优化。

参考文献:

- [1] LAKSHMINARASIMHA A N, BOYCE M P, MEHER-HOMJI C B. Modelling and analysis of gas turbine performance deterioration [C]//ASME 1992 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition. Cologne, Germany: American Society of Mechanical Engineers, 1992.
- [2] DIAKUNCHAK I S. Performance deterioration in industrial gas turbines[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1992,114(2):161-168.
- [3] 杨天南,蔡晋. 积垢对轴流压气机性能的影响分析[J]. 航空发动机, 2017(6):39-43.
- [4] 孙跃武,徐鹏,曹云鹏,等. 基于小偏差线性化法的压气机积垢特性仿真[J]. 燃气轮机技术, 2014(1):38-42.
- [5] 王松,王国辉,韩青,等. 叶片积垢对压气机性能衰退的影响[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2014(12):1524-1528.
- [6] SARAVANAMUTTOO H I H, LAKSHMINARASIMHA A N. A preliminary assessment of compressor fouling[J]. ASME paper 85-GT, 1985:153.
- [7] 谷思宇,李刚. GE LM2500 + SAC 型燃气轮机压气机积垢判别的确定[J]. 油气储运, 2016, 35(7):763-767.
- [8] 姜伟强,孔令海,唐武成,等. 水洗对燃气透平效率影响浅析[J]. 中国石化, 2017(4):12-14.
- [9] 沙俊辉,章焰,章恂. 9F 燃气轮机性能劣化的分析[J]. 燃气轮机技术, 2014(3):56-59.
- [10] 王云会. 燃气轮机运行中在线水洗及其效果分析[J]. 山东工业技术, 2017(10):74-76.
- [11] 程元. 燃气轮机通流部件维护周期优化决策模型研究[D]. 杭州:浙江大学, 2014.
- [12] NAGA R P, NAIKAN V N. An optimal maintenance policy for compressor of a gas turbine power plant[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2008,130(2):021801.
- [13] BASENDWAH A A, PILIDIS P, LI Y G. Turbine off-line water wash optimization approach for power generation [C]//ASME Turbo Expo 2006: Power for Land, Sea, and Air. Barcelona, Spain: American Society of Mechanical Engineers, 2006.
- [14] 王伟影,王建丰,崔宝,等. 基于时间序列模型的燃气轮机气路性能退化预测[J]. 热能动力工程, 2016(3):50-55.
- [15] MEZHERITSKY A D, SUDAREV A. The mechanism of fouling and the cleaning technique in application to flow parts of the power generation plant compressors [C]//ASME 1990 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition. Brussels, Belgium: American Society of Mechanical Engineers, 1990.
- [16] 颜学翔,王伟. 洁净燃料机组水清洗分析探讨[J]. 燃气轮机技术, 2003(4):53-56.
- [17] 陈创庭. 大型电站燃气轮机的水洗经济周期研究[J]. 广东电力, 2009, 22(7):18-23.
- [18] 杨顺虎. 燃气-蒸汽联合循环发电设备及运行[M]. 北京:中国电力出版社, 2003.

Optimization of Offline Washing Cycle of 9F Gas Turbine Compressor based on BP Neural Network

Chen Jialun, Bian Shaoshuai, Huang Xin

(Shanghai Minghua Power Technology Co., Ltd., Shanghai 200082, China)

Abstract: Based on BP neural network, the historical operation data of a 9F gas turbine unit was modeled and analyzed. An analytical method for the performance degradation of the gas turbine compressor blade was proposed. The variation curves of gas turbine compressor efficiency, compressor pressure ratio, compressor flow rate and gas turbine power performance with the actual operating hours of the gas turbine were obtained. The results showed that the relative deviation of the above four performance parameters between actual operating values and ideal operating values (neural network predicting values) by 3%, 3%, 4%, and 5% could be regarded as the criteria for offline washing of the compressor. According to this, the existing offline washing cycle of the 9F gas turbine unit was optimized, and the actual operation guidance time of the current gas turbine compressor fouling state was 3 000 h. This method provided an idea for the optimization of gas turbine offline washing cycle and had certain engineering application value.

Key words: neural network; efficiency; pressure ratio; flow rate; power; offline washing

+++++

(上接第 67 页)

Feasibility Analysis of Paralleling in the Grid to Steam Blowpipe for Gas Turbine Units

Wang Qianyuan¹, Liu Renguo²

(1. Huaneng Jinling Gas Turbine Co-generation Co., Ltd., Nanjing 210034, China;

2. Huaneng Chongqing Liangjiang Gas Turbine Power Generation Co., Ltd., Chongqing 401147, China)

Abstract: In the current gas turbine unit pipe blowing process, the gas turbine maintains 3 000 r/min, the steam temperature is only about 300 ℃, the blowing effect is poor and the cost is high. Oxide skin falls away when the steam temperature exceeds 350℃. Temperature of high-pressure superheater outlet steam and reheater outlet steam as exhaust gas temperature increase obviously after the paralleling in. In contrast to the amount of gas used under various loads, the higher the load but the lower costs. Therefore, the new gas turbine units during the blowpipe parallel in the grid with low loads can enhance effect while reducing costs, and shortening the construction period.

Key words: gas-steam combined cycle; steam blowpipe; paralleling in the grid