

基于连接权值算法的燃烧调整参数敏感性研究

王文阳

(中国大唐集团科学技术研究总院有限公司 华东电力试验研究院,安徽 合肥 230000)

摘要:为确认燃烧调整过程中影响燃气轮机运行状态的主导因素,首先将影响运行状态的天然气压力、天然气温度、压气机排气温度、压气机进口温度等14个参数作为输入变量,将表征燃气轮机运行状态的功率、燃烧室、加速度、 NO_x 质量浓度作为输出变量,建立粒子群算法优化的Elman神经网络模型,得到隐含层与输入层、输出层之间的连接权值;然后利用Olden方法处理神经网络的连接权值,获得各因素对燃气轮机运行状态影响显著性的量化值表达式,建立了燃烧调整过程中燃气轮机运行状态影响因素显著性分析的方法;最后结合燃气轮机运行数据进行计算分析。结果表明:燃气轮机的运行状态主要受排气温度、预混气压力及流量、值班气流量、压气机进口差压以及进气导流叶片开度5个因素的影响,并且燃烧调整过程中需要统筹调整输入参数,以保证燃气轮机燃烧始终处于稳定、低 NO_x 排放区域。

关键词:燃烧调整;粒子群算法;Elman神经网络;Olden方法;敏感性分析

中图分类号:TK14 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2023.09.004

[引用本文格式]王文阳.基于连接权值算法的燃烧调整参数敏感性研究[J].热能动力工程,2023,38(9):30-37. WANG Wen-yang. Parameter sensitivity of combustion adjustment process based on neural network connection weight[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(9): 30-37.

Parameter Sensitivity of Combustion Adjustment Process based on Neural Network Connection Weight

WANG Wen-yang

(East China Electric Power Test and Research Institute, China Datang Corporation Science and Technology Research Institute Co., Ltd., Hefei, China, Post Code: 230000)

Abstract: To confirm the leading factors affecting the operation status of gas turbine during combustion adjustment, firstly, 14 parameters, such as natural gas pressure, natural gas temperature, compressor exhaust temperature and compressor inlet temperature and so on, which affect the operating state, are taken as input variables, and the power, combustion chamber acceleration and NO_x mass concentration that characterize the operating state of the gas turbine are taken as output variables to establish an Elman neural network model optimized by particle swarm optimization algorithm and obtain the connection weights between the hidden layer, the input layer and the output layer; then, Olden method is used to deal with the connection weights of the neural network to obtain the quantitative value expression of the significance of each factor on the operation status of the gas turbine, and a method for the significance analysis of the factors affecting the operation status of the gas turbine in the combustion adjustment process is established; finally, combined with the operation data of the gas turbine, the calculation and analysis are carried out. The results show that the operation status of the gas turbine is mainly affected by five factors, such as exhaust temperature, premixed gas pressure and flow, duty gas flow, compressor inlet differential pressure and inlet guide vane opening. In addition, the input parameters need to be adjusted as a whole

in the combustion adjustment process to ensure that the gas turbine combustion is always in a stable and low NO_x emission area.

Key words: combustion adjustment process, particle swarm optimization algorithm, Elman neural network, Olden method, sensitivity analysis

引言

目前,燃烧调整技术主要掌握在制造商手中,国内燃气轮机运行人员对F级及以上燃气轮机燃烧调整的研究尚无应用实例。国内学者及研究机构多从燃烧稳定性和低NO_x排放方面分别进行试验研究,设备成本较高,周期较长^[1]。随着人工神经网络和算法的发展,利用可靠的神经网络模型模拟燃气轮机运行状态^[2]的方法逐渐成为主流,并为理解更深层次的燃气轮机燃烧调整机制提供新思路。

Elman神经网络在BP神经网络的隐含层中增加了1个承接层,以达到记忆的目的,从而使系统具有顺应时变特性的能力,可以以任意精度逼近任意非线性映射^[3]。窦征立等人^[4]提出一种基于Elman神经网络的燃气轮机燃烧室温度模型,并利用反向传播(Backpropagation Through Time, BPTT)及随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent, SGD)算法对模型进行修正,结果表明,新模型的各项指标均优于原传递函数模型;赵冬来等人^[5]采用BP神经网络和Elman神经网络对某燃气轮机轴流式压气机进行特性计算,结果表明,Elman神经网络具有更好的泛化能力;邵珊珊等人^[6]提出一种基于Elman神经网络的燃气轮机功率预测方法,认为Elman神经网络通过承接层将隐含层的输出延迟与存储自联到隐含层的输入,能够反映燃气轮机动态变化的特性,并与BP神经网络、RBF神经网络进行比较,验证该方法的有效性。

在参数敏感性分析领域,研究者采用人工神经网络方法来建立模型,通过算法计算分析各输入参数对输出值的敏感性,其中连接权值法(Olden方法)应用较为广泛。Olden等人^[7]对比分析了结合神经网络评估输入变量对输出变量敏感性大小的9种方法,结果表明,Olden方法无论是准确性还是精度均优于其他方法;秦卫星等人^[8]利用BP神经网络建立映射关系模型,利用Olden方法处理神经网

络的连接权值,建立了降雨入渗作用下地基基质吸力影响因素显著性分析的BP-Olden方法;陈文森等人^[9]采用BP神经网络建立堆石体本构模型参数与测试指标之间的非线性映射关系,并采用Olden方法对连接权值进行处理,分析堆石体力学参数的敏感性程度。由于Olden方法在敏感性分析方法中具有较高的准确性和精度,因此本文利用该方法对燃气轮机燃烧调整中各输入参数进行敏感性分析。

Elman神经网络算法基于梯度下降法,在训练时会出现速度慢和容易陷入局部极小点的缺点,为进一步提高Elman神经网络对输出值的预测精度,可采用粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)对Elman神经网络进行改进。本文结合PSO-Elman神经网络应用Olden方法对燃烧调整过程参数进行敏感性分析,结合燃气轮机燃烧机理,找到对燃气轮机燃烧调整有较大影响的输入项,进而再在后续燃烧调整过程中优化调整参数,避免出现人员伤害及设备损坏。

1 预测模型原理

为准确预测燃气轮机燃烧调整动态过程,基于某型燃气轮机某次燃烧调整试验所得数据集,以PSO-Elman神经网络算法建立燃烧稳定性预测模型,采用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)及相关性系数R作为模型评价指标,R越接近1,MAE及RMSE越接近于0,表明模型的预测效果越好^[10]。

1.1 Elman神经网络模型

Elman神经网络结构如图1所示。基于这种结构使得Elman网络能够内部反馈、储存和利用过去时刻的输出信息,相比BP网络,其计算能力和网络稳定性更好^[11]。

隐含层节点的输出值为:

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij}x_i + \sum_{j=1}^l \omega_{jq}h'_j + b_j\right) \quad (1)$$

$$h'_j = h_j(t-1) \quad (2)$$

式中: h_j —隐含层输出值; $f(\cdot)$ —隐含层激活函数; ω_{ij} —输入层和隐含层之间的权值; x_i —输入; ω_{jq} —承接层和隐含层之间的权值; h'_j —前一时刻的隐含层输出值; b_j —输入层到隐含层之间的阈值; t —学习次数。

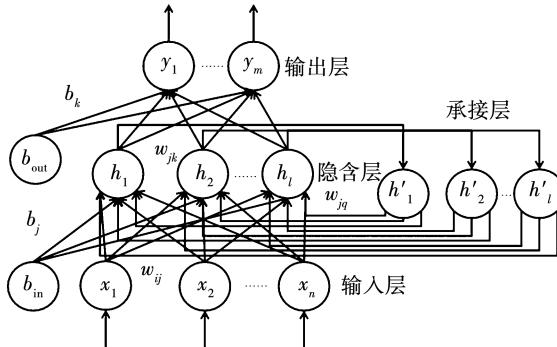


图 1 Elman 神经网络结构图

Fig. 1 Elman neural network structure diagram

输出层节点的输出值为:

$$y_k = g\left(\sum_{j=1}^m \omega_{jk} h_j + b_k\right) \quad (3)$$

式中: k —第 k 个节点; y_k —第 k 个节点的输出值; $g(\cdot)$ —输出层激活函数; ω_{jk} —隐含层和输出层之间的权值; b_k —第 k 个节点的阈值。

误差函数为:

$$E = \sum_{k=1}^m (d_k - y_k)^2 \quad (4)$$

式中: d_k —第 k 个节点的真实值; y_k —第 k 个节点的预测值; E —误差函数。

隐含层到输出层之间的权值和阈值更新为:

$$\omega_{jk}^{N+1} = \omega_{jk}^N + \eta_1 \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} h_j \quad (5)$$

$$b_k^{N+1} = b_k^N + \eta_2 \frac{\partial E}{\partial b_k} \quad (6)$$

式中: η_1, η_2 —学习率, 控制模型的学习进度。

输入层和承接层到隐含层之间的权值和阈值更新为:

$$\omega_{ij}^{N+1} = \omega_{ij}^N + \eta_1 \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} x_i \quad (7)$$

$$\omega_{jq}^{N+1} = \omega_{jq}^N + \eta_2 \frac{\partial E}{\partial \omega_{jq}} h'_j \quad (8)$$

$$b_j^{N+1} = b_j^N + \eta_2 \frac{\partial E}{\partial b_j} \quad (9)$$

1.2 粒子群算法

粒子群优化算法忽略粒子的质量和体积, 将其简化成只具有速度和位置的点。粒子通过自身个体与群体中其他成员的相互学习认识, 采用速度位置搜索模型, 动态地调整自身的飞行速度和位置, 并对群体进行优化。

对于第 t 代的第 i 个微粒, 其 d 维的粒子速度和位置更新公式为:

$$\nu_{id}(t+1) = W(t)\nu_{id}(t) + c_1 r_1(p_{id} - x_{id}(t)) + c_2 r_2(p_{gd} - x_{id}(t)) \quad (10)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + \nu_{id}(t+1) \quad (11)$$

式中: ν_{id} — d 维粒子 i 的速度; x_{id} — d 维粒子 i 的位置; c_1, c_2 —学习因子; p_{id} — d 维粒子 i 的历史最优位置; p_{gd} —群体的历史最优位置; r_1, r_2 —介于(0,1)之间的随机数; W —惯性权重。

1.3 Olden 方法

Olden 方法提出将隐含层每个节点中单个输入变量的中间层到输出层连接权值与输入层到中间层连接权值相乘, 并将所有节点计算出的结果累加作为这个输入变量对输出变量的相对影响程度 O_{ik} , 称为连接权值法 (Connection Weight Approach)^[12]。 O_{ik} 的绝对值越大, 则该输入变量对输出变量影响的显著性越大; O_{ik} 的正负值表明该输入量对输出变量的正负相关性。

单个输入变量对输出变量的相对影响程度敏感性指标可表示为:

$$O_{ik} = \sum_{j=1}^l \omega_{ij} \omega_{jk} \quad (12)$$

式中: i —第 i 个输入变量; k —第 k 个输出变量; O_{ik} —单个输入变量对输出变量的相对影响程度敏感性指标; j —第 j 个隐含层节点; l —隐含层总节点个数。

为方便对比, 将计算得到的各敏感性量化值取绝对值并进行单位化处理, 得到相对敏感性量化值 \bar{O}_{ik} :

$$\bar{O}_{ik} = \frac{|O_{ik}|}{\sum_{i=1}^n |O_{ik}|} \quad (13)$$

1.4 神经网络流程图

PSO-Elman 神经网络流程如图 2 所示。左侧为 Elman 算法部分,右侧为 PSO 算法部分,对输出结果进行预测,同时提取输入值对输出值的连接权值,对输入参数的敏感性进行计算。

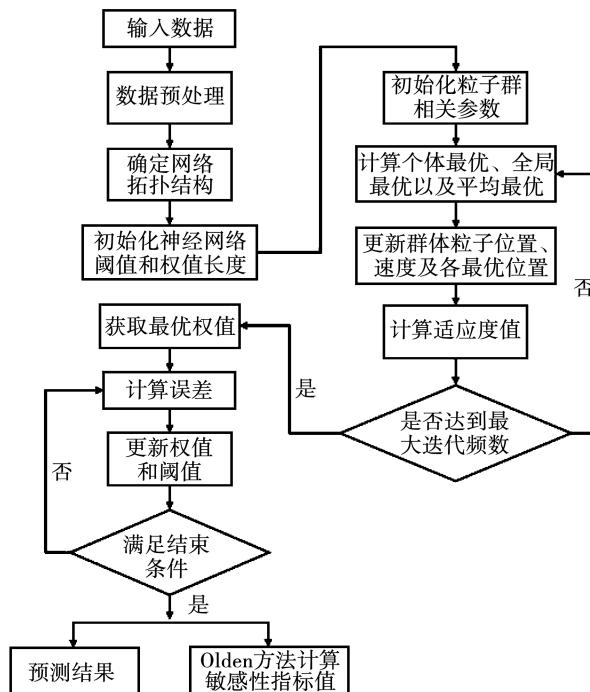


图 2 PSO-Elman-Olden 神经网络流程

Fig. 2 PSO-Elman-Olden neural network process

2 模型的建立及仿真验证

2.1 神经网络数据集

在燃气轮机投入商运前、大修后或者季节变换及更换天然气源后,需要进行燃烧调整^[13]。数据来自某型燃气轮机燃烧调整过程的实时运行数据,燃气轮机最大出力 300 MW,试验每隔 20 MW 进行 1 次燃烧调整,通过调整燃气轮机排气温度以及值班阀流量来降低 NO_x 排放,同时保证燃气轮机燃烧室的稳定燃烧。

燃烧稳定性用燃烧室加速度 ACC 可以直接表征,但是燃烧失稳时燃烧室加速度发展会非常迅速^[14],不利于监视,所以加强对 NO_x 排放、机组功率 P 的监视,能够对机组运行状态及时做出调整。

燃气轮机运行过程受外界环境、压气机运行状态以及燃料供应等因素影响。忽略外界环境参数变

化对调整过程的影响,选取燃料供应因素 F1 ~ F14:天然气压力 p_g、天然气温度 T_g、值班阀流量 q_{pil}、值班阀压力 p_{pil}、预混阀 1 流量 q_{pre1}、预混阀 1 压力 p_{pre1}、预混阀 2 流量 q_{pre2}、预混阀 2 压力 p_{pre2} 以及压气机排气温度 T_{out,c}、压气机进口温度 T_{in,c}、压气机入口差压 Δp_{in,c}、压气机压比 π_c、进气导流叶片开度 θ_{IGV}、压气机第 1 级可调静叶开度 θ_{CV1},作为网络模型的最初输入特征值,即 Elman 神经网络的输入。选取 P, ACC, NO_x 质量浓度 3 个运行性能参数作为主导变量,即 Elman 神经网络的输出。

在燃烧调整过程中,每个负荷段选取 150 组数据,15 个负荷调整阶段共计 2 250 组数据。选取各负荷段前 130 组数据用于训练、拟合,后 20 组数据用于预测。

利用 mapminmax 函数对数据进行归一化处理后,用 newlem 函数建立网络,神经网络隐含层采用 S 型正切函数 tansig 传递函数,反向传递函数采用 Levenberg-Marquart 算法 trainlm,输出层函数取线性函数 purelin。设置最大训练次数为 1 000 次,训练误差为 0.000 01。

隐含层节点数 l 决定了网络的结构和粒子群规模。采用经验公式:

$$l = \sqrt{n + m} + \delta \quad (14)$$

式中:n—输入层节点数;m—输出层节点数;δ—取 1 ~ 10 之间的整数^[15]。

通过结合隐含层节点选择的原则以及试验试凑法,寻找最佳隐含层节点数,最终确定各输出参数对应的神经网络模型的隐含层节点数,P,ACC 和 NO_x 质量浓度对应隐含层节点分别为 13,11 和 9。

PSO 算法的种群规模为 10,个体学习因子 c₁ 和社会学习因子 c₂ 设为 2,惯性权重 W 设为 0.9,最大迭代次数为 50。

2.2 仿真验证

为了检验 PSO-Elman 神经网络的有效性,用 2 250 组数据对模型进行训练验证。并与 Elman 神经网络(参数同 PSO-Elman)以及实际值进行对比,采用 MAE, RMSE 和 R 来反映模型的预测结果,对比结果见表 1,PSO-Elman 神经网络预测值与实际值的对比见图 3。

表 1 预测误差

Tab. 1 Prediction error

参数	MAE	RMSE	R
P/MW	0.430 8	0.383 5	0.999 9
$\text{ACC}/\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$	0.077 7	0.099 9	0.863 5
NO_x 质量浓度/ $\text{mg}\cdot\text{m}^{-3}$	0.590 8	0.426 3	0.998 1

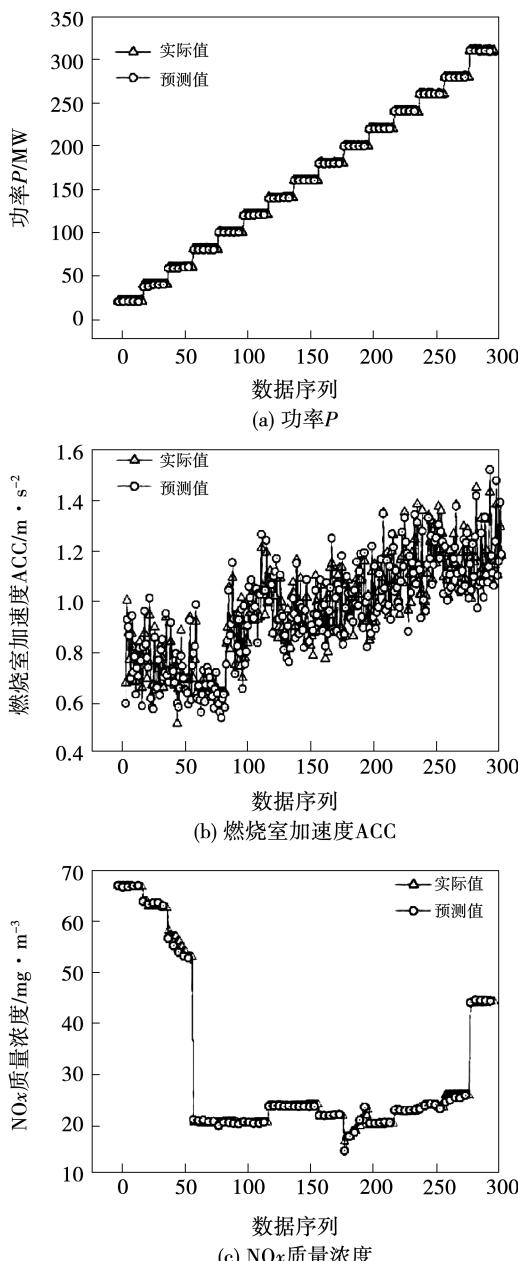


图 3 PSO-Elman 神经网络预测值与实际值对比

Fig. 3 Comparison between predicted value and actual value of PSO-Elman neural network

从表 1 和图 3 中可以看出, PSO-Elman 神经网络的预测值能很好地逼近 P , ACC 和 NO_x 质量浓度的实际值, 曲线基本重合, 这说明 PSO-Elman 神经网络有较高的预测精度, 满足神经网络在燃烧调整中的工程应用精度要求。

3 结果及分析

燃烧调整过程中需调整和关注的参数很多, 而失稳的表现往往是突变的, 严重时还会损坏燃烧室, 并对通流部件造成二次伤害。但是由于各因素之间的强耦合作用, 从机理上无法准确分析各输入参数对燃气轮机运行稳定性的影响^[16], 所以通过能够反映输入变量与对应测试指标映射关系的神经网络, 利用 Olden 方法对输入参数进行敏感性分析。

首先分别提取以 P , ACC 和 NO_x 质量浓度作为测试指标训练的神经网络的连接权值 ω_{ij} 和 ω_{jk} , 然后将提取的连接权值利用 Olden 方法求解敏感性指标值, O_{ik} 及相对敏感性量化值 \bar{O}_{ik} 如表 2~表 3 及图 4~图 5 所示。

从表 2 和图 4 可以得出, $T_{\text{out},c}$, $p_{\text{pre}2}$, Δp_{in} , c , T_g 和 $q_{\text{pre}2}$ 对燃气轮机功率的影响呈正相关关系。因此在燃气轮机实际运行过程中, 透平排气温度越高、预混气流量越大、天然气温度越高, 则机组实际功率越大, 而且通过降低压气机进气压差可以快速探测到压气机的不稳定性, 与机组实际运行情况相符。 $\Delta p_{\text{in},c}$, θ_{IGV} , $p_{\text{pre}1}$ 和 $q_{\text{pre}2}$ 对 ACC 的影响呈正相关关系, π_c 和 q_{pil} 对燃气轮机 ACC 的影响呈负相关关系。因此在燃气轮机实际运行过程中, 空气流量越小、值班气量越大、预混气量越小、压气机稳定性越好, 则燃烧室燃烧稳定性越好、燃烧室加速度越小, 符合机组实际运行情况。 $\Delta p_{\text{in},c}$, $T_{\text{out},c}$ 和 q_{pil} 对燃气轮机 NO_x 质量浓度的影响呈正相关关系, π_c , T_g 和 θ_{IGV} 对燃气轮机 NO_x 质量浓度的影响呈负相关关系。因此在燃气轮机实际运行过程中, 进入压气机的空气量越大、值班气流量越低、压气机运行越稳定, 则燃气轮机的 NO_x 排放越小, 与实际运行状况相符^[17]。

表 2 敏感性量化值

Tab. 2 Quantitative value of sensitivity

敏感性因素	输入变量	功率 P	燃烧室加速度 ACC	NO_x 质量浓度
燃料供应状态	天然气压力 p_g	0.412 5	2.811 0	11.063 9
	天然气温度 T_g	4.778 4	-0.205 2	-36.895 6
	值班阀流量 q_{pil}	3.823 5	-4.238 5	24.494 2
	值班阀压力 p_{pil}	3.924 6	-0.039 9	3.719 2
	预混阀 1 流量 q_{pre1}	2.351 7	0.943 1	5.703 7
	预混阀 1 压力 p_{pre1}	2.683 1	7.778 0	11.637 5
	预混阀 2 流量 q_{pre2}	4.689 9	4.884 2	-0.401 3
	预混阀 2 压力 p_{pre2}	5.971 3	2.708 3	3.639 5
压气机运行状态	压气机排气温度 $T_{\text{out},e}$	7.879 4	3.453 7	27.195 7
	压气机入口温度 $T_{\text{in},e}$	0.629 0	0.309 5	-7.113 1
	压气机入口差压 $\Delta p_{\text{in},e}$	5.072 1	11.795 8	54.349 6
	压气机压比 π_e	0.639 4	-7.267 3	-91.031 0
	IGV 开度 θ_{IGV}	1.159 6	8.393 2	-29.720 6
	CV1 开度 θ_{CV1}	3.238 2	0.369 2	-6.620 4

表 3 相对敏感性量化值(%)

Tab. 3 Quantitative value of relative sensitivity(%)

敏感性因素	输入变量	功率 P	燃烧室加速度 ACC	NO_x 质量浓度
燃料供应状态	天然气压力 p_g	0.87	5.09	3.53
	天然气温度 T_g	10.11	0.37	11.77
	值班阀流量 q_{pil}	8.09	7.68	7.81
	值班阀压力 p_{pil}	8.31	0.07	1.19
	预混阀 1 流量 q_{pre1}	4.98	1.71	1.82
	预混阀 1 压力 p_{pre1}	5.68	14.09	3.71
	预混阀 2 流量 q_{pre2}	9.93	8.85	0.13
	预混阀 2 压力 p_{pre2}	12.64	4.91	1.16
压气机运行状态	压气机排气温度 $T_{\text{out},e}$	16.68	6.26	8.67
	压气机入口温度 $T_{\text{in},e}$	1.33	0.56	2.27
	压气机入口差压 $\Delta p_{\text{in},e}$	10.73	21.37	17.33
	压气机压比 π_e	1.35	13.17	29.03
	IGV 开度 θ_{IGV}	2.45	15.21	9.48
	CV1 开度 θ_{CV1}	6.85	0.67	2.11

从表 3 和图 5 可以看出, 功率 P 受燃料供应状态的影响占比 60.61%, 受压气机运行状态的影响占比 39.39%; 燃烧室加速度 ACC 受燃料供应状态的影响占比 42.77%, 受压气机运行状态的影响占比 57.24%; NO_x 排放浓度受燃料供应状态的影响占比 31.12%, 受压气机运行状态的影响占比

68.89%。因此, 燃料供应状态与压气机运行状态的调整对燃气轮机运行的影响是相对的, 为了同时保证机组的出力、燃烧室的稳定燃烧以及低 NO_x 排放, 需要综合考虑机组燃料供应及匹配压气机对应状态。

以上结论可应用于实际燃烧调整过程中, 将排

气温度、预混气压力及流量、值班气流量、压气机进口差压以及 IGV 开度 5 个参数作为重点监视参数, 在燃烧出现失稳之前及时干预, 降低人员伤害以及设备损坏的风险。并且在燃烧调整过程中综合考虑输入参数的调整, 以保证燃气轮机燃烧始终处于稳定、低 NO_x 排放区域。

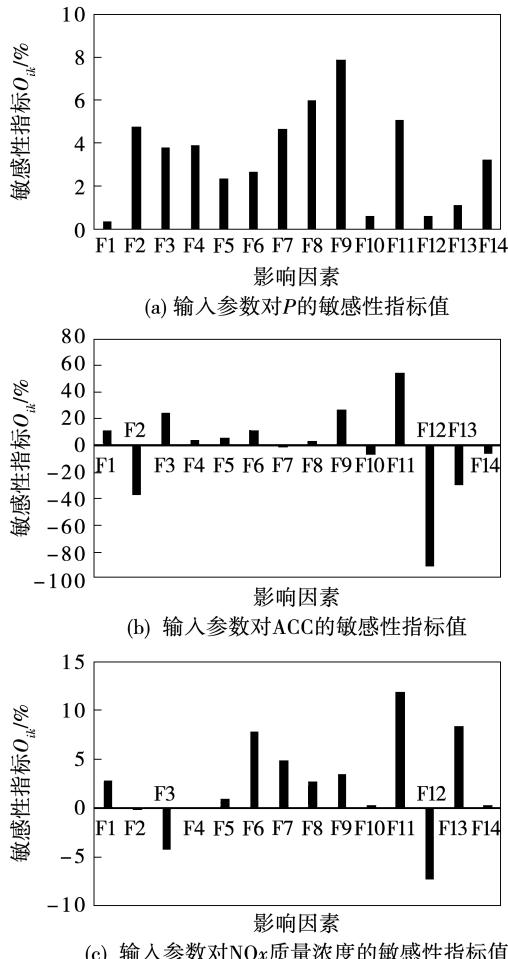


图 4 输入参数对特征指标的敏感性指标值

Fig. 4 Sensitivity index value of input parameter to characteristic index

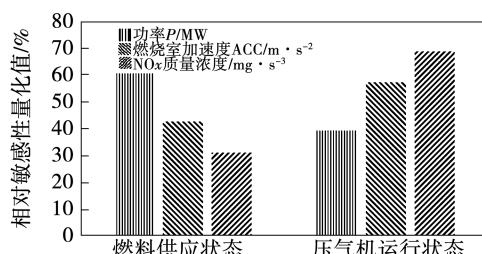


图 5 输入值对特征指标影响的相对敏感性量化值

Fig. 5 Quantitative value of relative sensitivity of input value to characteristic index

4 结论

(1) 以 PSO-Elman-Olden 敏感性分析研究成果为基础, 建立了燃烧调整过程中燃气轮机运行状态影响因素敏感性分析方法, 为确定影响燃烧调整过程燃气轮机运行状态变化的主导因素提供了有效分析手段。

(2) 基于建立的 PSO-Elman-Olden 敏感性分析方法, 对比了天然气压力、天然气温度、值班阀流量、值班阀压力、预混阀 1 流量、预混阀 1 压力、预混阀 2 流量、预混阀 2 压力、压气机排气温度、压气机进口温度、压气机入口差压、压气机压比、IGV 开度、CV1 开度共 14 个因素对燃烧调整过程中燃气轮机运行状态变化的影响显著性, 确定了影响运行状态的主导因素为排气温度、预混气压力及流量、值班气流量、压气机进口差压以及 IGV 开度。

(3) 机组燃料供应以及匹配对应的压气机状态对机组的出力、燃烧室的稳定燃烧以及低 NO_x 排放的影响是互相耦合的, 为保证机组的稳定安全运行, 需要统筹考虑调整机组的运行参数。

(4) 建立的 PSO-Elman-Olden 敏感性分析方法具有普适性, 可应用于其他类型机组, 分析不同型号机组燃烧调整过程中的影响因素, 以加强对设备的监视, 降低燃烧调整的风险。

参考文献:

- [1] 肖俊峰, 王峰, 高松, 等. 重型燃气轮机燃烧调整技术研究现状及进展 [J]. 热力发电, 2021, 50(3): 1–8.
XIAO Jun-feng, WANG Feng, GAO Song, et al. Research status and progress of heavy gas turbine combustion adjustment technology [J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(3): 1–8.
- [2] 黄伟, 常俊, 孙智滨. 重型发电燃气轮机的建模与状态监测研究 [J]. 热能动力工程, 2020, 35(3): 81–86.
HUANG Wei, CHANG Jun, SUN Zhi-bin. Modeling and condition monitoring of heavy-duty power generation gas turbine [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2020, 35 (3): 81 – 86.
- [3] 韩旭明. Elman 神经网络的应用研究 [D]. 天津: 天津大学, 2006.
HAN Xu-ming. A study on application of Elman neural network [D]. Tianjin: Tianjin University, 2006.
- [4] 窦征立, 王亚刚. 基于 Elman 神经网络的联合循环机组燃烧室温度模型建模 [J]. 电子科技, 2021, 34(3): 60–64.

- DOU Zheng-li, WANG Ya-gang. Modeling of combustion chamber temperature model of combined cycle unit based on Elman neural network [J]. Electronic Science and Technology, 2021, 34 (3) : 60 – 64.
- [5] 赵冬来,冯永明,费景洲,等.基于BP和Elman神经网络的压气机特性的计算[J].燃气轮机技术,2012,25(2):32–36,58.
ZHAO Dong-lai, FENG Yong-ming, FEI Jing-zhou, et al. Calculation of compressor characteristics based on BP and Elman neural network [J]. Gas Turbine Technology, 2012, 25 (2) :32 – 36,58.
- [6] 邵珊珊,孙丽君.基于Elman神经网络的燃气轮机功率预测方法研究[J].计算机科学与探索,2014,8(11):1358 – 1364.
SHAO Shan-shan, SUN Li-jun. Gas turbine power prediction based on Elman neural network [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2014, 8 (11) :1358 – 1364.
- [7] OLDEN J D, JOY M K, DEATH R G. An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data [J]. Ecological Modelling, 2004, 178 (3/4) :389 – 397.
- [8] 秦卫星,胡惠仁,廖紫欣,等.基于BP-Olden方法的均质地基质吸力影响因素显著性分析[J].安全与环境学报,2022,22(1):103 – 108.
QIN Wei-xing, HU Hui-ren, LIAO Zi-xin, et al. Significant analysis of influence factors on matrix suction of homogeneous foundation based on BP-Olden method [J]. Journal of Safety and Environment, 2022, 22 (1) :103 – 108.
- [9] 陈文森,常晓林,马刚,等.基于神经网络连接权值的堆石体流变模型参数敏感性研究[J].中国农村水利水电,2018(1):128 – 134,139.
CHEN Wen-sen, CHANG Xiao-lin, MA Gang, et al. Parameter sensitivity of rockfill rheological model based on neural network connection weight [J]. China Rural Water and Hydropower, 2018(1):128 – 134,139.
- [10] 方庆红,胡斌,李京,等.SR-BP神经网络融合的坡态控制参数优化模型[J].中国有色金属学报,2021,31 (9) : 2573 – 2582.
FANG Qing-hong, HU Bin, LI Jing, et al. Optimization model of slope control parameters based on SR-BP neural network [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2021 , 31 (9) : 2573 – 2582.
- [11] 王琦,杨超杰,李丽锋.改进Elman神经网络在短期热负荷预测中的应用[J].工业仪表与自动化装置,2020 (1) : 50 – 53.
WANG Qi, YANG Chao-jie, LI Li-feng, et al. Application of improved Elman neural network in short-term thermal load forecasting [J]. Industrial Instrumentation & Automation, 2020 (1) : 50 – 53.
- [12] OLDEN J D, JACKSON D A. Illuminating the "black box": a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks [J]. Ecological Modelling, 2002, 154 (1) :135 – 150.
- [13] 李忠义,崔耀欣,虎煜.燃气轮机燃烧调整和自动燃烧调整技术探讨[J].热力透平,2015,44(3):183 – 187.
LI Zhong-yi, CUI Yao-xin, HU Yu. Discussion on combustion tuning and auto-tuning technology of gas turbines [J]. Thermal Turbine, 2015, 44 (3) :183 – 187.
- [14] 赵刚,朱华昕,李苏辉,等.基于数据和神经网络的燃气轮机NO_x排放预测与优化[J].动力工程学报,2021,41 (1) : 22 – 27.
ZHAO Gang, ZHU Hua-xin, LI Su-hui, et al. NO_x emission prediction and optimization for gas turbines based on data and neural network [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2021, 41 (1) :22 – 27.
- [15] 田松峰,吴昭延,王子光,等.基于神经网络的凝汽器污垢热阻预测模型[J].热力发电,2019,48(2):78 – 82.
TIAN Song-feng, WU Zhao-yan, WANG Zi-guang, et al. Prediction model of condenser fouling thermal resistance based on neural network [J]. Thermal Power Generation, 2019, 48 (2) :78 – 82.
- [16] 曹炼博,刘志坦,王凯,等.发电领域燃气轮机燃烧调整方法研究[J].燃气轮机技术,2021,34(2):31 – 37.
CAO Lian-bo, LIU Zhi-tan, WANG Kai, et al. Research of gas turbine combustion tuning methodology in the field of power generation [J]. Gas Turbine Technology, 2021, 34 (2) :31 – 37.
- [17] 郭强,周玉兵,刘殿河,等.V94.3A型燃气轮机氮氧化物排放规律研究[J].燃气轮机技术,2018,31(2):56 – 59.
GUO Qiang, ZHOU Yu-bing, LIU Dian-he, et al. Study on nitrogen oxide emissions for V94.3A gas turbine [J]. Gas Turbine Technology, 2018, 31 (2) :56 – 59.

(刘颖 编辑)