

文章编号:1674-7607(2023)07-0842-08

DOI:10.19805/j.cnki.jcspe.2023.07.005

基于神经网络的燃气轮机燃烧稳定性预测及分析

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,合肥 230000)

摘要: 针对燃烧调整过程中易发生燃烧失稳且难以及时干预的问题,根据某型燃气轮机燃烧调整过程特征,利用改进的粒子群算法(PSO)优化 Elman 神经网络,将影响机组运行状态的参数作为输入变量,表征燃烧稳定性的参数作为输出变量,进而建立改进 PSO-Elman 神经网络模型。结果表明:值班气质量流量、压气机进口导叶及压气机第 1 级可调静叶的开度对燃烧稳定性影响较大;与 Elman 神经网络相比,改进 PSO-Elman 神经网络模型可靠性更好;所提出的神经网络模型可以很好地跟踪燃烧调整过程的参数变化特性,可先行预测燃烧调整过程中可能出现的燃烧失稳情况,解决试验过程中限制因素多、灵活性差的技术问题。

关键词: 粒子群算法; Elman 神经网络; 燃烧调整; 燃烧稳定性; 污染物排放

中图分类号: TK229.2 **文献标志码:** A **学科分类号:** 470.30

Prediction and Analysis of Combustion Stability of Gas Turbine Based on Neural Network

WANG Wenyang

(East China Electric Power Test & Research Institute, China Datang Corporation Science and Technology General Research Institute Ltd., Hefei 230000, China)

Abstract: In terms of instability and difficulty in timely intervention during the combustion adjustment process, based on the characteristics of a certain type of gas turbine combustion adjustment process, an improved particle swarm optimization (PSO) algorithm was used to optimize Elman neural network. The parameters that affect the operating state of the unit were used as input variables, and the parameters that characterize combustion stability were used as output variables, thereby establishing an improved PSO-Elman neural network model. Result shows that the mass flow rate of the duty air, the opening of the compressor inlet guide vanes (IGV) and the first stage adjustable stationary blade of the compressor (CV1) have a significant impact on combustion stability. Compared with Elman neural network, the improved PSO-Elman neural network model has better reliability. The proposed model can well track the change characteristics of parameters during combustion adjustment, which can be used to predict possible combustion instability in advance, and solve the technical problems related with limitations and poor flexibility in the test process.

Key words: particle swarm optimization; Elman neural network; combustion adjustment; combustion stability; pollutant emission

收稿日期:2022-04-02 修订日期:2022-07-12

作者简介:王文阳(1994—),男,安徽合肥人,工程师,硕士研究生,研究方向为燃气轮机运行优化调整。电话(Tel.):19155105336;
E-mail:wwy1484762708@163.com。

燃烧调整试验的目的是保证燃气轮机燃烧始终处于稳定、低 NO_x 排放区域。国内燃烧调整均由制造商提供技术服务^[1],德国 SIEMENS 燃气轮机通过调整值班燃料量以及透平出口温度(OTC)来寻找机组安全燃烧的稳定边界;美国 GE 燃气轮机的燃烧调整主要通过调整不同燃烧模式下燃料分配比例,将燃烧室压力脉动控制在较低的范围,同时确保 NO_x 、CO 排放量满足环保要求;日本 MHI 燃气轮机的燃烧调整是通过燃烧室旁路阀开度和值班燃料比例的调整来达到燃烧稳定并降低 NO_x 排放量的目标^[2]。

燃烧调整过程极易出现燃烧器失稳,容易在封闭的燃烧室内诱发热声耦合振荡^[3],严重时还会造成燃烧室、透平部件的损坏。目前国内燃烧调整技术仍处于起步阶段,试验大多基于同类型机组的数据进行并根据经验调整,这是因为对更深层次的机制还不够了解。虽然各制造商的燃烧调整方式不同,但是调整过程均受外界环境、燃料、机组实际运行状态等条件的限制,试验灵活性较差。神经网络具有无需构建具体数学公式、可求解任意非线性映射过程的特点^[4],利用运行数据建立燃气轮机性能参数的预测模型,可以减少对燃气轮机运行的影响,因此被国内外学者们广泛应用。

Asgari 等^[5]通过调研当前神经网络方法在燃气轮机领域的相关应用,认为神经网络对于解决燃气轮机领域的复杂问题有越来越重要的作用。Bettocchi 等^[6]在给定精度较低的输入参数条件下,利用 BP 神经网络建立燃气轮机模型,测试了模型的准确性与鲁棒性。Diwanji 等^[7]采用非线性神经网络建立了燃气轮机输出模型,然后用该模型的输出作为反馈进行最优控制设计。钟帆等^[8]采用粒子群算法(PSO)对 BP 神经网络进行优化,利用燃气轮机实际运行数据对神经网络进行训练,实现了对燃气轮机旁路阀开度、值班燃料比例的准确预测,为燃气轮机的燃烧调整提供了一种方法。赵刚等^[9]采用 BP 神经网络对燃气轮机 NO_x 排放量进行了预测,并对影响燃烧性能的参数进行了敏感性分析。黄伟等^[10]提出了一种将主元分析法、思维进化算法与小波神经网络相结合的模型,结果表明该模型可及时监测燃烧不稳定性并发出预警,具有更精准的预测结果和泛化能力。王月龙^[11]以某燃气电厂数据为基础,对加速度、燃烧室压力波动信号进行特征量的提取,代入 PSO-BP 神经网络算法中进行建模仿真,并与经典 BP 神经网络的测试结果进行对比,结果表明 PSO-BP 神经网络预测和泛化能力更好。卓增

泗等^[12]采用小波变换神经网络对燃烧压力信号进行了分解和重构,用于检测燃烧不稳定性,但影响燃烧压力的因素较多,该模型无法全面描述燃烧压力的变化。

Elman 神经网络同样采用 BP 算法进行权值、阈值的修正。相对于 BP 神经网络,Elman 神经网络在前馈式网络的隐含层中增加了一个承接层,作为一步延时的算子,以达到记忆的目的,从而使系统具有顺应时变特性的能力,能够反映动态过程系统的特性,可以以任意精度逼近任意非线性映射^[13]。张兆宇^[14]选取 NARX 神经网络和 Elman 网络 2 种前向型动态网络建立了燃气轮机启动过程的动态工况模型,对运行参数进行了预测。赵冬来等^[15]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了特性计算,结果表明 Elman 神经网络具有更好的泛化能力。窦征立等^[16]提出了一种基于 Elman 神经网络的燃气轮机燃烧室温度模型,利用时间序列的反向传播(BPTT)算法及随机梯度下降(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。邵珊珊等^[17]提出了一种基于 Elman 神经网络的燃气轮机功率预测方法,并将其与 BP 神经网络、径向基函数神经网络(RBF)进行比较,验证该方法的有效性。

Elman 神经网络能够反映燃气轮机在燃烧调整过程中的非线性和时变性特点,但因为该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,其训练难以达到全局最优。为进一步提高 Elman 神经网络对输出值的预测精度,可采用改进的 PSO 方法对 Elman 神经网络进行优化。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,各因素间又相互耦合,因此利用改进的 PSO-Elman 神经网络方法对表征燃烧稳定性的参数进行预测,并结合燃气轮机实际运行状态进行分析,进而在后续燃烧调整过程中优化参数。

1 PSO-Elman 神经网络原理

1.1 模型评价指标

采用均方误差 R_{MSE} (MSE)、均方根误差 R_{RMSE} (RMSE)、平均绝对百分比误差 R_{MAPE} (MAPE) 3 个指标对各模型预测精度进行评价, MSE、RMSE、MAPE 越接近 0,表明模型预测精度越高。其计算公式分别为:

$$R_{\text{MSE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

$$R_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

式中： n 为样本个数； i 为第 i 个样本； y_i 为样本预测值； \hat{y}_i 为样本实测值。

1.2 改进 PSO 算法

PSO 算法将粒子的质量和体积简化成只具有速度和位置的点，采用速度和位置搜索模型，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：

$$\nu_{id}(t+1) = W(t)\nu_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}(t)) \quad (4)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + \nu_{id}(t+1) \quad (5)$$

式中： ν_{id} 、 x_{id} 分别为粒子 i 的速度和位置； c_1 、 c_2 均为学习因子； p_{id} 、 p_{gd} 分别为粒子个体 i 和群体的历史最优位置； r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 内的随机数； W 为惯性权重。

如果 PSO 算法惯性权重较大，会导致算法运算量大、迭代时间长；如果惯性权重较小，则会导致全局搜索能力降低、收敛速度增大^[18]。所以改进的 PSO 算法按式(6)根据粒子自身与群体的认知能力动态分配惯性权重，并将当前迭代的适应度值 f_i 与上一次迭代的适应度值 f_{i-1} 进行比较，定义 $\delta = (f_i - f_{i-1}) / f_{i-1}$ ，如果 $\delta \leq 0.01$ ，则更新权重系数，增加算法的全局搜索能力，跳出局部极值，使得粒子群动态地在局部搜索与全局搜索间建立平衡。

$W(t) =$

$$\begin{cases} W_{\max} - (W_{\max} - W_{\min}) \tan\left(\frac{t}{t_{\max}} \cdot \frac{\pi}{4}\right), & \delta > 0.01 \\ W(t-1) + 0.1, & \delta \leq 0.01 \end{cases} \quad (6)$$

式中： W_{\max} 、 W_{\min} 分别为权重最大值和最小值，当 $W > W_{\max}$ 时， W 取 W_{\max} ； t_{\max} 为最大迭代步数。

1.3 Elman 神经网络

Elman 神经网络一般分为 4 层，即输入层、隐含层、承接层和输出层。针对本文预测过程，Elman 神经网络模型基本结构如图 1 所示。其中， b_1 、 b_2 为反馈层的自连接增益因子。

Elman 网络的非线性状态空间表达式为：

$$\mathbf{x}_c(k) = \mathbf{x}(k-1) \quad (7)$$

$$\mathbf{x}(k) = f(\omega_1 \mathbf{x}_c(k) + \omega_2 (\mathbf{u}(k-1))) \quad (8)$$

$$\mathbf{y}(k) = g(\omega_3 \mathbf{x}(k)) \quad (9)$$

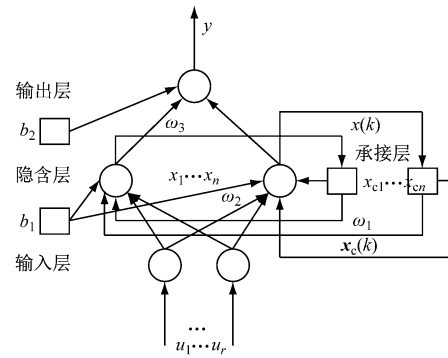


图 1 Elman 神经网络基本结构图

Fig. 1 Structural diagram of Elman neural network

式中： \mathbf{u} 为 r 维输入向量， $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_r)$ ； $\mathbf{y}(k)$ 为 k 时刻的 1 维输出向量； $\mathbf{x}(k)$ 为隐含层输出向量， $\mathbf{x}(k) = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ； $\mathbf{x}_c(k)$ 为 k 时刻的承接层输出向量， $\mathbf{x}_c(k) = (x_{c1}, x_{c2}, \dots, x_{cn})$ ； $g(\cdot)$ 为输出神经元的传递函数； $f(\cdot)$ 为中间层神经元的传递函数，常采用 S 函数； ω_1 为承接层到中间层的连接权值； ω_2 为输入层到中间层的连接权值； ω_3 为中间层到输出层的连接权值。

Elman 神经网络也采用 BP 算法进行权值、阈值的修正，学习指标函数采用误差平方和函数。

$$E(k) = \sum_{k=1}^n [y(k) - \tilde{y}(k)]^2 \quad (10)$$

式中： $E(k)$ 为 k 时刻的迭代误差； $\tilde{y}(k)$ 为 k 时刻的期望输出向量。

改进 PSO-Elman 神经网络流程如图 2 所示。图左侧为 Elman 算法，右侧为改进 PSO 算法部分。

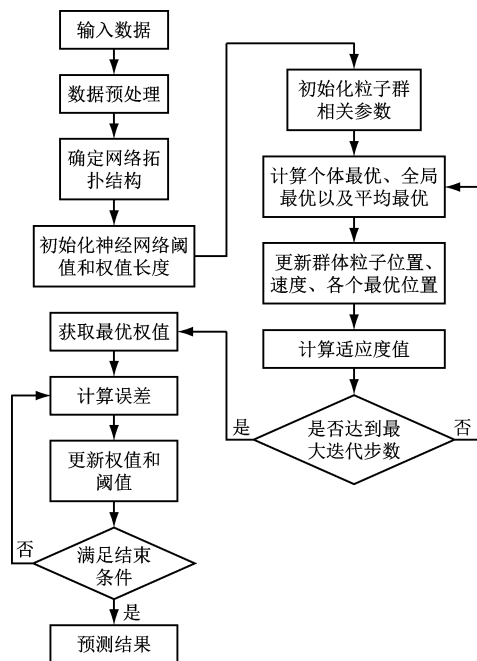


图 2 PSO-Elman 神经网络流程

Fig. 2 Flow chart of the PSO-Elman neural network

2 模型的建立及仿真验证

2.1 神经网络数据集

燃气轮机能否稳定运行受诸多参数影响,当相关参数发生较大变化时,机组会出现功率下降、燃烧波动甚至发生设备损坏事故。一般在机组投入商运前、大修后或者季节变换、更换天然气源后,需要进行燃烧调整试验^[19]。本文所用数据来自某型燃气轮机一次燃烧调整过程的实时运行数据,燃气轮机最大出力为 300 MW,试验每隔 20 MW 进行一次燃烧调整,通过调整燃气轮机排气温度以及值班阀质量流量来降低 NO_x 排放量,同时保证燃气轮机稳定燃烧。

燃烧稳定性用燃烧室脉动(Humming)、燃烧室加速度(ACC)直接表征,但是燃烧失稳时 Humming、ACC 发展会非常迅速,不利于监视,所以试验过程中可以加强对污染物排放、燃气轮机功率(P)、燃烧室差压(DPCC)的监视,当参数发生异常变化时给试验人员预留反应时间,能够及时对机组运行状态做出调整。

为了尽可能准确地描述燃气轮机燃烧调整过程,同时考虑到燃烧调整周期较短,因此忽略外界环境参数变化,进而选取天然气压力 p_g 、天然气温度 T_g 、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 $\Delta p_{in,c}$ 、压气机压比 π_c 、压气机进口导叶(IGV)开度 θ_{IGV} 、燃气轮机的压气机第 1 级可调静叶(CV1)开度 θ_{CV1} 、透平排气温度 T_{TETC} 、值班阀质量流量 $q_{m,pil}$ 、预混阀 1 质量流量 $q_{m,pre1}$ 、预混阀 1 压力 p_{pre1} 、值班阀压力 p_{pil} 、预混阀 2 质量流量 $q_{m,pre2}$ 、预混阀 2 压力 p_{pre2} 等 15 个因素作为网络模

型的输入特征值,即 Elman 神经网络的输入,其中 CV1 的作用是与 IGV 共同配合,以优化流至下级压气机气流的角度,提升压气机自身效率。同时选取 NO_x 质量浓度 (ρ_{NO_x})、 P 、DPCC、Humming、CO 质量浓度 (ρ_{CO})、ACC 等 6 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,每个负荷段调整时间约 30 min,因此在每个负荷段选取 150 组数据,间隔 5 s,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 组数据用作预测。利用 mapminmax() 函数对数据进行归一化处理,用 newlmem() 函数建立网络,神经网络隐含层采用 S 型正切函数 tansig 来传递函数,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 m 决定了网络的结构和粒子群规模。采用经验公式:

$$m = \sqrt{h+l} + \Delta \quad (11)$$

式中: h 为输入层节点个数; l 为输出层节点个数; Δ 为 1~10 之间的整数。

通过结合隐含层节点选择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。 ρ_{NO_x} 、 P 、DPCC、Humming、 ρ_{CO} 、ACC 对应的隐含层节点分别为 9、5、14、5、10、7,具体数据如表 1 所示。

PSO 算法的种群规模为 10,个体学习因子 c_1 、社会学习因子 c_2 设为 2,惯性权重 W 设为 0.9,最大迭代次数为 50。

表 1 各输出参数对应隐含层节点数

Tab. 1 Number of hidden layer nodes corresponding to each output parameter

节点数	输出参数对应误差					
	ρ_{NO_x}	P	DPCC	Humming	ρ_{CO}	ACC
5	0.002 818 9	0.000 300 15	0.021 348	0.019 465	0.016 609	0.064 630
6	0.005 671 7	0.000 485 31	0.001 133	0.177 670	0.005 575	0.128 910
7	0.002 293 9	0.000 565 56	0.001 952	0.020 926	0.003 409	0.049 303
8	0.003 451 9	0.344 700 00	0.002 191	0.020 218	0.003 878	0.412 730
9	0.001 932 9	0.004 895 80	0.015 216	0.019 713	0.004 797	0.267 740
10	0.003 617 1	0.028 401 00	0.038 394	0.019 553	0.004 533	0.086 634
11	0.002 493 7	0.002 184 90	0.179 060	0.170 420	0.211 710	0.049 663
12	0.002 433 6	0.002 433 60	0.001 582	0.021 577	0.005 510	0.076 135
13	0.004 559 8	0.004 559 80	0.001 457	0.020 772	0.004 133	0.146 690
14	0.002 810 4	0.002 810 40	0.000 729	0.059 473	0.003 767	0.079 730

2.2 仿真验证

为了检验提出的改进 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(参数与 PSO-Elman 相同)以及实际值进行对比,采用 MSE、RMSE、MAPE 来反映模型的预测结果,对比结果如表 2 所示。

表 2 预测误差

Tab. 2 Prediction error		单位: %		
预测参数	预测模型	MSE	RMSE	MAPE
ρ_{NO_x}	Elman	3.804 3	1.950 5	3.561 4
	PSO-Elman	0.432 5	0.657 6	1.452 5
P	Elman	0.457 2	0.676 2	0.573 9
	PSO-Elman	0.309 1	0.556 0	0.402 7
DPCC	Elman	2.214 0	1.488 0	0.232 0
	PSO-Elman	2.099 2	1.448 9	0.220 4
Humming	Elman	0.425 2	0.652 0	6.173 9
	PSO-Elman	0.410 4	0.640 7	4.241 4
ρ_{CO}	Elman	4.123 2	3.171 9	7.986 7
	PSO-Elman	2.648 5	2.201 0	4.076 4
ACC	Elman	0.009 841 1	0.099 202	10.170 7
	PSO-Elman	0.009 770 1	0.098 844	7.966 2

从表 2 可以看出,PSO-Elman 神经网络的预测值较 Elman 神经网络能更好地逼近 ρ_{NO_x} 、 P 、DPCC、Humming、 ρ_{CO} 的实际值,误差均在 5% 以内。由于影响 ACC 的因素之间具有更强的耦合性,预测精度相对较差,但误差仍在 8% 以内,满足神经网络在燃烧调整中的工程应用精度要求,这说明改进 PSO 优化的 Elman 神经网络的可靠性更好。

3 预测结果及分析

3.1 对功率的预测结果及分析

改进 PSO 优化后的 Elman 神经网络燃气轮机功率预测值与实际值对比如图 3 所示。由图 3 可见,模型可靠性较好。

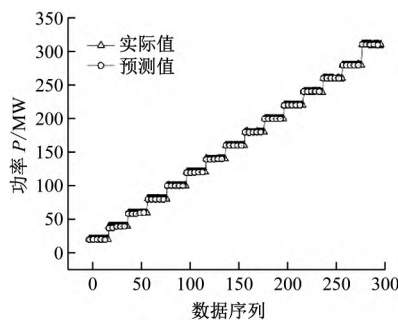


图 3 燃气轮机功率预测值与实际值的对比

Fig. 3 Comparison between predicted and actual values of gas turbine power

燃气轮机实际功率是利用热力模型结合运行参数计算得出的,外界环境、燃料供应量及压气机运行状态等输入参数确定后,燃气轮机功率也就基本确定,所以神经网络对机组功率的预测准确度较高。

3.2 对燃烧稳定性参数的预测结果及分析

燃烧不稳定表现为燃烧室差压增加、燃烧室内压力脉动幅值增加以及燃烧室加速度增大。为防止燃气轮机损坏,必须及时探测嗡鸣和加速度并加以抑制。笔者利用神经网络对 DPCC、Humming 以及 ACC 进行预测,预测值与实际值对比如图 4~图 6 所示。

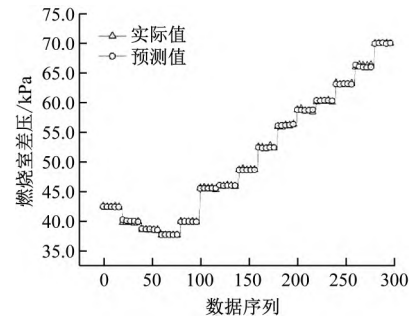


图 4 DPCC 预测值与实际值的对比

Fig. 4 Comparison between predicted and actual values of DPCC

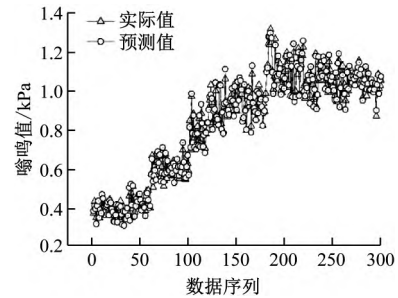


图 5 Humming 预测值与实际值的对比

Fig. 5 Comparison between predicted and actual values of humming

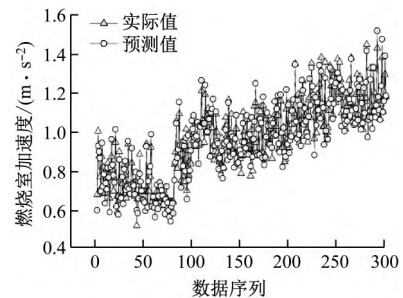


图 6 ACC 预测值与实际值的对比

Fig. 6 Comparison between predicted and actual values of ACC

DPCC 指的是燃烧室与压气机第 1 级动叶处的压差,可以用来表征通过燃烧室和燃烧器的空气流量。燃气轮机在初负荷阶段,IGV、CV1 未开启,升负荷时虽然压气机压比增加,但相较于增加的燃料量,进入燃烧室的空气量减少,故而燃烧室差压降

低。当燃气轮机负荷大于 80 MW 后,随着负荷的增加,IGV、CV1 开度均从 0% 分别开启至 103%、100%,燃烧室差压随进入燃烧室内空气量的增加而增加。进入燃烧室的空气量取决于压气机出口的空气量,DPCC 可以作为压气机运行状态的监视参数,若 DPCC 在运行过程中明显降低,则需检查压气机运行状态,重点检查 IGV、CV1 是否存在卡涩情况,并及时调整负荷,避免出现重大设备损伤。

Humming 表征的是燃烧室内的压力脉动幅值。Humming 的变化趋势与 DPCC 类似,这是因为 IGV、CV1 在初负荷阶段未开启,相对于天然气流量,空气流量的占比较小,且值班气的占比高,燃烧稳定性好。随着负荷的增加,IGV、CV1 开度增大,燃烧温度降低,燃烧的稳定性变差,Humming 值随之增大。

ACC 监测的是压力脉动引起的火焰不稳定而导致的受迫加速度。ACC 与 Humming、DPCC 的变化基本是同时同方向的,IGV、CV1 开度的增大会使得 Humming 增大,进而导致受迫加速度变大^[20]。

燃烧室差压、Humming 及 ACC 随负荷的变化是十分明显的,改进 PSO-Elman 神经网络可以很好地捕捉到这个特性,但由于 ACC 相较于其他 2 个值有更强的耦合性,所以预测误差较大,但预测精度仍然满足工程应用要求。

3.3 对污染物排放的预测结果及分析

在发生燃烧失稳后,燃烧室压力脉动以及加速度是突增的,难以及时反应并做出调整,往往会造成燃烧室结构损坏,甚至破坏下游透平部分。因此可以通过监视燃气轮机的污染物排放以及透平排气温度情况来间接反映燃气轮机燃烧的情况。

NO_x 和 CO 作为燃气轮机运行产生的主要污染物,可以间接用于表征燃气轮机燃烧室的运行状态,如遇到排放异常,可以根据该 2 种污染物的排放情况及时做出调整,危急情况下可进行紧急停机处理。笔者利用神经网络对 NO_x 以及 CO 的排放进行预测,污染物预测值与实际值对比如图 7 和图 8 所示。

3.3.1 NO_x 排放

燃气轮机在初负荷阶段,燃料供应主要依靠值班气,燃烧稳定性好,但同时燃烧室初温较高,热力型 NO_x 占比高,NO_x 质量浓度处于高位。在燃气轮机负荷为 60 MW 的燃调过程中,NO_x 质量浓度有一个明显的下降趋势,是因为此时值班气质量流量降低。随着机组负荷的增加,预混气质量流量供

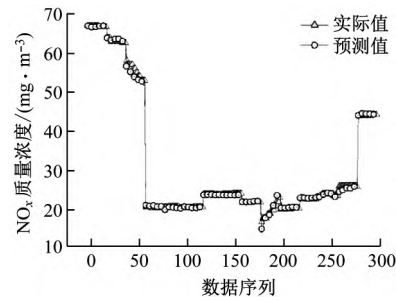


图 7 NO_x 质量浓度预测值与实际值的对比

Fig. 7 Comparison between predicted and actual values of NO_x mass concentration

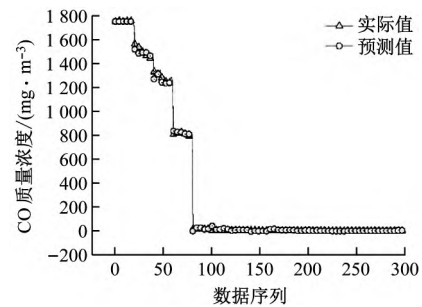


图 8 CO 质量浓度预测值与实际值的对比

Fig. 8 Comparison between predicted and actual values of CO mass concentration

应占比超过 84.9%,少量的值班气用来维持燃烧室稳定燃烧,燃烧室初温降低,热力型 NO_x 质量浓度明显减小,NO_x 排放量较低。同样,在燃气轮机负荷为 200 MW 的燃调过程中,发现燃烧室稳定性变差,因此试验人员上调了值班气质量流量,NO_x 排放量上升。当机组负荷达到满负荷时,天然气供应量达到最大,而值班气质量流量占比小于 5%,NO_x 排放量与预混天然气量成正相关关系^[21],所以 NO_x 排放量有一定上升。值得注意的是,在排放要求更为严格的省份,在机组调峰运行或者满出力运行时,关注 NO_x 排放量并及时投入脱硝显得尤为关键。

3.3.2 CO 排放

CO 可作为天然气燃烧是否充分的指标之一。在机组处于初负荷时,CO 最大质量浓度超过 1 700 mg/m³,这是因为 CO 主要生成于天然气贫氧燃烧情况下。燃气轮机处于初负荷时,IGV、CV1 未开启,并且燃气轮机排气温度偏低,从而推断出燃烧室初温也偏低,空气流量不足加上天然气低温燃烧,导致天然气燃烧不充分,CO 质量浓度处于极高水平。随着负荷的增加,IGV、CV1 开启,空气量随之增加,同时质量流量占比超过 85% 的天然气经预混后,在燃烧室燃烧更加充分,CO 质量浓度逐渐降低。燃气轮机负荷大于 140 MW 时,CO 质量浓度小于 5 mg/m³。

改进 PSO-Elman 神经网络模型对 NO_x 和 CO 排放的预测精度较高,在值班气质量流量、IGV 及 CV1 发生变化时,该模型也能对燃机污染物的排放进行跟踪和预测,可为燃烧调整的过程分析提供一定的参考。

4 结 论

(1) 所提出的改进 PSO 优化 Elman 神经网络模型可以很好地预测表征燃烧稳定性的参数,预测精度高于 Elman 神经网络,满足工程应用精度。

(2) 在燃烧调整过程中,燃烧稳定性与污染物排放是相互制约的,提高燃烧稳定性势必会加大 NO_x 排放量,这个过程需要调整值班气质量流量来维持燃烧稳定性与低污染物排放的平衡,改进 PSO-Elman 神经网络模型能够很好地捕捉这个特性,所得计算结果与电厂实际运行情况一致。

(3) 值班气质量流量、IGV 及 CV1 的开度对燃烧稳定性的影响最为显著,因此在进行值班气稳定燃烧边界以及排气温度稳定燃烧边界的测试时,可利用本文提出的神经网络模型先行预测可能出现的燃烧失稳,用于解决试验过程中限制因素多、灵活性差的技术问题。

参考文献:

- [1] 徐婷婷,丁阳,张梦可,等. 燃气轮机燃烧调整国内外研究技术综述[J]. 华电技术, 2018, 40(12): 8-12, 15.
XU Tingting, DING Yang, ZHANG Mengke, et al. Summary of domestic and overseas research on gas turbine combustion adjustment[J]. *Huadian Technology*, 2018, 40(12): 8-12, 15.
- [2] 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 Junfeng, 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.
- [3] 张昊,朱民. 热声耦合振荡燃烧的实验研究与分析[J]. 推进技术, 2010, 31(6): 730-744.
ZHANG Hao, ZHU Min. Experimental study and analysis of thermo-acoustic instabilities in natural gas premixed flames[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2010, 31(6): 730-744.
- [4] WANG Yingmin, ZHANG Fujun, CUI Tao, et al. Fault diagnosis for manifold absolute pressure sensor (MAP) of diesel engine based on Elman neural network observer[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 29(2): 386-395.
- [5] ASGARI H, CHEN Xiaoqi, MENHAJ M B. ANN-based system identification, modelling and control of gas turbines-a review[J]. *Advanced Materials Research*, 2012, 622-623: 611-617.
- [6] BETTOCCHI R, PINELLI M, SPINA P R, et al. Set up of a robust neural network for gas turbine simulation[C]//*ASME Turbo Expo 2004: Power for Land, Sea, and Air*. Vienna, Austria: ASME, 2004: 543-551.
- [7] DIWANJI V, GODBOLE A, WAGHODE N. Non-linear model predictive control for thrust tracking of a gas turbine[C]//*International Conference on Industrial Technology*. Mumbai, India: IEEE, 2006: 3044-3048.
- [8] 钟帆,茅大钧,汤诚,等. 基于 PSO-BP 的燃气轮机燃烧调整研究[J]. 青海电力, 2020, 39(4): 31-35, 55.
ZHONG Fan, MAO Dajun, TANG Cheng, et al. Study on combustion adjustment of gas turbine based on PSO-BP[J]. *Qinghai Electric Power*, 2020, 39(4): 31-35, 55.
- [9] 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 Huaxin, LI Suhui, 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.
- [10] 黄伟,李常伟,席建忠. 基于 PCA-MEA-WNN 模型的燃烧不稳定性检测方法[J]. 动力工程学报, 2021, 41(4): 286-293.
HUANG Wei, LI Changwei, XI Jianzhong. Detection method of combustion instability based on PCA-MEA-WNN model[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2021, 41(4): 286-293.
- [11] 王月龙. 燃气发电机组燃烧稳定性分析[D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- [12] 卓增泗,胡立生. 基于小波变换的燃烧不稳定性检测方法研究[J]. 化工自动化及仪表, 2017, 44(5): 439-442, 486.
ZHOU Zengsi, HU Lisheng. Research of combustion instability detection method based on wavelet transform[J]. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2017, 44(5): 439-442, 486.
- [13] 韩旭明. Elman 神经网络的应用研究[D]. 天津: 天津大学, 2006.

- [14] 张兆宇. 基于神经网络的重型燃气轮机建模与预测控制研究[D]. 北京:清华大学, 2020.
- [15] 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 Donglai, FENG Yongming, FEI Jingzhou, et al. Calculation of compressor characteristics based on BP and Elman neural network[J]. **Gas Turbine Technology**, 2012, 25(2): 32-36, 58.
- [16] 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 Zhengli, WANG Yagang. 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.
- [17] 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 Shanshan, SUN Lijun. Gas turbine power prediction based on Elman neural network[J]. **Journal of Frontiers of Computer Science and Technology**, 2014, 8(11): 1358-1364.
- [18] 皮骏, 黄江博. 基于IPSO-Elman神经网络的航空发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2017, 32(12): 3031-3038.
PI Jun, HUANG Jiangbo. Aero-engine fault diagnosis based on IPSO-Elman neural network[J]. **Journal of Aerospace Power**, 2017, 32(12): 3031-3038.
- [19] 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 Lianbo, LIU Zhitan, 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.
- [20] 刘杨. 基于V94.3A型燃气轮机加速度不稳定状况研究与分析[J]. 电力科学与工程, 2015, 31(12): 52-55, 60.
LIU Yang. Research and analysis of the acceleration instability of gas turbine based on V94.3A[J]. **Electric Power Science and Engineering**, 2015, 31(12): 52-55, 60.
- [21] 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 Yubing, LIU Dianhe, et al. Study on nitrogen oxide emissions for V94.3A gas turbine[J]. **Gas Turbine Technology**, 2018, 31(2): 56-59.

~~~~~

(上接第 828 页)

- MAO Xiaofei, YIN Xinglan, XING Shuangxi. Problems analysis during the cold test of the domestic large CFB boiler[J]. **Electric Power**, 2010, 43(2): 56-59.
- [14] 李金晶, 吕俊复, 龚鹏, 等. 大型循环流化床锅炉炉膛内床压摆动的机理[J]. 动力工程学报, 2013, 33(4): 245-249.  
LI Jinjing, LÜ Junfu, GONG Peng, et al. Wobble mechanism of pressure drop in furnace of a large scale CFB boiler[J]. **Journal of Chinese Society of Power Engineering**, 2013, 33(4): 245-249.
- [15] ZHANG X, GE R, CAI R, et al. Simulation of the lateral movement on particles under continuous feeding and discharging in a CFB dense zone[J]. **Proceedings of the Chinese Society of Electrical Engineering**, 2018, 38(2): 413-420.
- [16] XIAO Xianbin, WANG Wei, YANG Hairui, et al. Two-dimensional combustion modeling of CFB boiler furnace based on an Euler-Euler approach and the kinetic theory of granular flow[C]//**Proceeding of the 8th Circulating Fluidized Bed Technology**. Hangzhou: International Academic Publishers World Publishing Corporation, 2005: 394-401
- [17] DENG Boyu, ZHANG Man, LYU Junfu, et al. Safety analysis on the water wall in the 350 MW supercritical CFB boiler under sudden electricity failure[J]. **Energy**, 2019, 189: 116364.
- [18] ZHANG Ruiqing, YANG Hairui, HU Nan, et al. Experimental investigation and model validation of the heat flux profile in a 300 MW CFB boiler[J]. **Powder Technology**, 2013, 246: 31-40.
- [19] YUE Guangxi, CAI Runxia, LU Junfu, et al. From a CFB reactor to a CFB boiler—the review of R&D progress of CFB coal combustion technology in China[J]. **Powder Technology**, 2017, 316: 18-28.