

基于改进 RBF 神经网络的轴流风机性能 在线监测方法研究

汤婧婧, 牛玉广, 陈 玥, 杜 鸣

(华北电力大学 控制与计算机工程学院, 北京 102206)

摘 要: 针对火电机组灵活性运行下出现的电站辅机长期严重偏离设计工况运行的问题, 提出对火力发电厂轴流风机的性能在线监测方法。该方法分析了轴流风机的设计工况静态性能曲线, 采用径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络建立了风机静态性能模型, 利用改进的粒子群算法(Improved Particle Swarm Optimization, IPSO)对 RBF 神经网络的隐含层基函数中心、宽度及隐含层与输出层之间的连接权值进行优化。仿真结果表明: 该模型在训练集上的拟合优度为 0.9994, 均方根误差为 0.0063, 与 BPSO-RBF 算法、传统 RBF 算法和 BP 算法建立的模型相比, 其拟合优度更接近 1, 均方误差更小, 证明其有效性。基于上述风机静态性能模型, 根据风机实测参数和风机相似定律, 搭建了风机动态性能模型, 并在此基础上建立风机喘振预警模型, 开发了轴流风机性能可视化在线监测平台。实例证明, 该方法实现了风机实际工况下流量等性能参数和工作点状态的实时监测。

关 键 词: 轴流风机; 在线监测; 改进粒子群算法; RBF 神经网络; 动态性能模型

中图分类号: TK221

文献标识码: A

DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2024.08.020

[引用本文格式] 汤婧婧, 牛玉广, 陈 玥, 等. 基于改进 RBF 神经网络的轴流风机性能在线监测方法研究[J]. 热能动力工程, 2024, 39(8): 174-182. TANG Jingjing, NIU Yuguang, CHEN Yue, et al. Research on online monitoring method of axial flow fan performance based on improved neural network[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(8): 174-182.

Research on Online Monitoring Method of Axial Flow Fan Performance based on Improved RBF Neural Network

TANG Jingjing, NIU Yuguang, CHEN Yue, DU Ming

(School of Control and Computer Engineering, North China University of Electric Power, Beijing, China, Post Code: 102206)

Abstract: To solve the problem of long-term serious deviation from design operating conditions of auxiliary equipment in power plants under the flexible operation of thermal power units, an online monitoring method for axial flow fan performance in thermal power plants was proposed. The static performance curves for axial flow fan under design conditions were analyzed, the static performance model of fan was established by a method of radial basis function (RBF) neural network, and an improved particle swarm optimization (IPSO) algorithm was used to optimize the center and width of the hidden layer basis function of the RBF neural network, as well as the connection weights between the hidden layer and the output layer. The simulation results show that the goodness of fit of the model on the training set is 0.999 4, and the root mean square error (RMSE) is 0.006 3. Compared with models established by BPSO-RBF algorithm, traditional RBF algorithm and BP algorithm, its goodness of fit is closer to 1, and the RMSE is smaller, proving its effectiveness. Combined with the above static performance model, measured parameters and similarity laws of fan, the dynamic performance model is built, then the surge warning model of

收稿日期: 2023-09-11; 修订日期: 2023-11-08

基金项目: 内蒙古自治区科技重大专项项目(2021ZD0026)

Fund-supported Project: Major Science and Technology Projects of Inner Mongolia Autonomous Region of China (2021ZD0026)

作者简介: 汤婧婧(1999-), 女, 华北电力大学硕士研究生。

the fan is formulated. The visual online monitoring platform of fan is developed. The experiment proves that the method can real-timely monitor the working point status and performance parameters such as flow of fan under actual working conditions.

Key words: axial flow fan, online monitoring, improved PSO algorithm, RBF neural network, dynamic performance model

引 言

随着我国电力系统改革的不断推进,对火电机组进行灵活性改造是火电企业的必然选择^[1-3]。改造后重要辅机设备的运行点如果偏离最优工况点,设备将面临稳定性失速、喘振等风险,设备运行的可靠性下降,经济性也不能得到保证,因此急需实现辅机设备运行性能的在线监测^[4-5]。轴流风机因其调节范围广、效率高等优点被电厂广泛应用^[6-7],对电站轴流风机的性能进行实时准确的在线监测非常重要。目前,现场缺乏对大管径风机风量准确测量的方法,因此风机性能的在线监测具有较大困难^[8]。风机的重要性能参数包括风机流量、全压、功率以及效率。风机流量与其他 3 个参数紧密相关,所以风机流量的准确测量是电站轴流风机在线监测领域值得研究的问题^[9]。

目前已有一些文献针对风机风量的测量进行了相关研究。文献[10]提出将轴流风机静态性能曲线模型化,再根据现场有关实测参数实现动态工作点监视。文献[11]提出运用最小二乘法拟合轴流风机静态数学模型并将其应用于风机性能在线监测与分析,但采用该方法建立的模型复杂,计算量大,不利于实时监测。文献[12]利用插值法建立了轴流风机静态数学模型,用该方法建立的模型虽较为简单,但精度有待提高。

神经网络具有良好的非线性逼近能力和泛化能力^[13-14],可用于轴流风机静态性能建模。文献[15]采用 BP 神经网络对轴流风机静态性能建模,但 BP 神经网络存在局部最小值和收敛速度慢等缺陷。径向基(RBF)神经网络从根源上避免了 BP 神经网络局部最优解的问题,并且收敛速度更快^[16]。文献[17]使用 RBF 神经网络逼近离心风机的无因次曲线,实现风机性能的在线监测。然而,RBF 神经网络需要确定隐含层节点数、隐含层基函数的中心、宽度和隐含层与输出层之间的连接权值,这些参

数决定了该神经网络的复杂程度、泛化能力、收敛速度以及拟合精度^[18-20]。合理的隐含层网络结构和最佳的网络参数将提高风机静态性能数学模型的精度,有利于后续对风机流量及其他性能参数的准确监测。

本文提出一种改进粒子群算法(IPSO)优化 RBF 神经网络的轴流风机静态性能建模方法。首先,提取风机设计工况静态性能曲线中的数据,通过减法聚类算法确定 RBF 神经网络隐含层的节点数;然后,利用 IPSO 对神经网络的隐含层基函数中心、宽度及连接权值进行全局寻优,构建风机静态性能数学模型;最后,结合风机实时易测参数和风机相似定律,搭建风机动态性能模型,并在此基础上建立喘振预警模型,开发轴流风机性能在线监测平台。该平台可实现风机性能参数和工作点运行状态的在线监测,并可显示流量、全压、功率以及效率的实时变化趋势,实现电站风机设备的精准监控,对电厂的安全可靠运行具有重要作用。

1 轴流风机特性分析

轴流风机是通过液压调节驱动装置对动叶的工作角度进行调节,进而改变风机风量和风压。某电厂轴流风机设计工况(风机额定转速 n_0 、流体标准密度 ρ_0)静态性能曲线如图 1 所示。

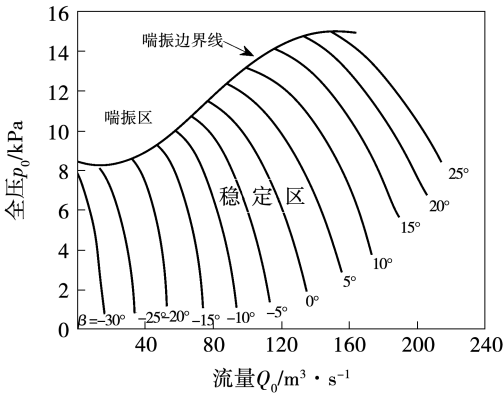


图 1 轴流风机静态性能曲线

Fig. 1 Static performance curve of axial flow fan

由图 1 可知,风机性能曲线包含标准风机全压 p_0 、进口体积流量 Q_0 和叶片角度 β 3 个参数,由不同动叶角度 β 对应的多条性能曲线构成的曲线簇组成。不同动叶角度 β 下曲线的斜率不同,各曲线间并无确定的依变关系。将各动叶角度下的曲线临界点相连,形成马鞍型曲线,称为喘振边界线。边界线左上区域为喘振区,右下区域为稳定区,喘振可表现为风机运行工作点越过风机的喘振边界线进入喘振区。

考虑到现场一般不直接测取风机全压 p ,而测量风机进、出口静压($p_{st,in}$ 、 $p_{st,out}$),且风机全压 p 和风机进出口静压差 p_{st} 有相关关系,如式(1)所示:

$$\begin{aligned} p &= (p_{st,out} + \frac{1}{2}\rho V_{out}^2) - (p_{st,in} + \frac{1}{2}\rho V_{in}^2) \\ &= (p_{st,out} - p_{st,in}) + \frac{1}{2}\rho(\frac{Q^2}{A_{out}^2} - \frac{Q^2}{A_{in}^2}) \\ &= p_{st} + \frac{1}{2}\rho \frac{Q^2}{A^2} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\text{其中, } p_{st} = p_{st,out} - p_{st,in}, \frac{1}{A^2} = \frac{1}{A_{out}^2} - \frac{1}{A_{in}^2}$$

式中: p —风机的实际工况全压; $p_{st,in}$ 、 $p_{st,out}$ —风机进口和出口静压,Pa; ρ —流体密度, kg/m^3 ; V_{in} 、 V_{out} —风机进口、出口流体速度, m/s ; A_{in} 、 A_{out} —风机进口、出口静压测点处风道剖面面积, m^2 。

故将轴流风机静态性能的数学模型确定为 $Q_0 = f_1(p_{st,0}, \beta)$ 。风机实际运行时,风机转速 n 可能会偏离额定转速 n_0 ,当转速偏离较小时,根据风机相似定律,全压 p 和流量 Q 由下式确定:

$$Q = NQ_0 \quad (2)$$

$$p = N^2 p_0 \frac{\rho}{\rho_0} \quad (3)$$

$$\rho = \rho_0 \times \frac{273.15}{273.15 + t_{in}} \times \frac{p_a + p_{st,in}}{101325} \quad (4)$$

$$p_0 = p_{st,0} + \frac{1}{2}\rho_0 \frac{Q_0^2}{A^2} \quad (5)$$

式中: p_0 —风机的标准工况全压; $p_{st,0}$ —标准工况下的风机静压; $N = n/n_0$ —风机的标称化转速,无量纲数; p_a —当地大气压,Pa; t_{in} —流量测量截面处(即风机进口)流体温度, $^{\circ}\text{C}$ 。

将式(1)、式(5)代入式(3)得:

$$p_{st} + \frac{1}{2}\rho \frac{Q^2}{A^2} = N^2 \frac{\rho}{\rho_0} p_{st,0} + \frac{1}{2} \frac{Q_0^2}{A^2} \rho N^2 \quad (6)$$

将式(2)代入式(6)得:

$$p_{st} = N^2 \frac{\rho}{\rho_0} p_{st,0} \quad (7)$$

综合风机进出口静压、动叶角度、转速、温度等参数、风机静态性能模型 $Q_0 = f_1(p_{st,0}, \beta)$ 和上述公式,求得实际工况下风机流量 Q 和全压 p ,再根据式(8)~式(11)计算风机功率和效率,建立轴流风机的动态性能模型。

$$P_e = \frac{QpK_{pt}}{1000} \quad (8)$$

$$K_{pt} = \frac{K}{K-1} \left[\left(1 + \frac{p}{p_{st,in} + p_a} \right)^{\frac{K-1}{K}} - 1 \right] \left(\frac{p_{st,in} + p_a}{p} \right) \quad (9)$$

$$P_{sh} = \sqrt{3} UI \cos \varphi \eta_g \eta_d \quad (10)$$

$$\eta = \frac{P_e}{P_{sh}} \times 100\% \quad (11)$$

式中: P_e —风机有效功率,kW; K_{pt} —压缩性修正系数,无量纲数; K —绝热指数,对空气 $K=1.4$,无量纲数; P_{sh} —风机轴功率,kW; U —电机电压,kV; I —电机电流,A; $\cos \varphi$ —电机功率因数,无量纲数; η_g —电机效率,%; η_d —传动效率,%; η —风机效率,%。

因本文研究的轴流风机性能曲线较陡,将轴流风机喘振边界线模型确定为 $p_{max} = f_2(\beta)^{[21]}$ 。为保证风机的平稳运行,其工作点必须处于边界线右下方,为此将该喘振边界线向右下方移动得到喘振预警线,喘振边界线与喘振预警线之间的区域称为喘振预警区域,如图 2 所示。

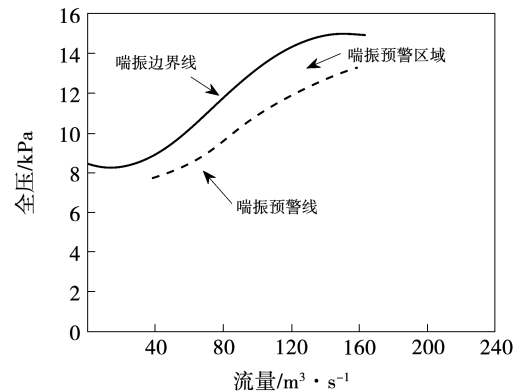


图 2 轴流风机喘振边界线及预警线示意图

Fig. 2 Schematic diagram of surge boundary line and warning line of axial flow fan

设报警安全系数为 k ,则喘振预警线可用式

(12)表示:

$$p_{\text{alarm}} = (1 - k)p_{\text{max}} = (1 - k)f_2(\beta) \quad (12)$$

喘振预警条件为:

$$p_0 \geq p_{\text{alarm}} \quad (13)$$

2 IPSO 优化 RBF 算法

2.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种具有单隐层的 3 层前馈型神经网络,其将训练样本点使用核函数方法投射到更高维的空间中,可以近似逼近任意非线性函数,精度较高,能避免陷入局部最优^[22-23]。

设输入值为 $x = [x_1, x_2]^T$, 隐含层基函数为高斯函数,输出值 y 如式(14)所示。

$$y = \sum_{i=1}^h \omega_i \varphi(x, c_i) = \sum_{i=1}^h \omega_i \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\delta_i^2}\right) \quad (14)$$

式中: $\varphi(\cdot)$ —隐含层基函数; h —隐含层节点的个数; c_i —隐含层基函数的中心点; ω_i —隐含层与输出层之间的连接权值; δ_i —隐含层基函数的宽度。

2.2 IPSO 算法

PSO 算法是一种模拟鸟群飞行觅食的行为的进化计算技术。该算法通过个体之间的协作来寻找最优解。在 D 维的搜索空间中,粒子群的规模是 m , 第 i ($i=1, 2, \dots, m$) 个粒子在第 d ($d=1, 2, \dots, D$) 维的位置为 x_{id} , 其飞行速度为 v_{id} 。粒子的个体历史最优位置为 x_{pb} , 全局粒子最优位置为 x_{gb} , 粒子通过这两个不断更新的极值来调整自己的飞行速度和飞行方向,以更新自己的位置。Kennedy 等人^[24]最早提出的基本粒子群算法(Basic Particle Swarm Optimization, BPSO)公式如下:

$$v_{id}^{t+1} = v_{id}^t + c_1 r_1 (x_{pb} - x_{id}^t) + c_2 r_2 (x_{gb} - x_{id}^t) \quad (15)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (16)$$

式中: t —当前迭代次数; c_1, c_2 —学习因子,通常取 $c_1 = c_2 = 2$; r_1, r_2 — $(0, 1)$ 内的随机数;为了防止粒子跳出解空间的搜索范围,一般使 $v \in [-v_{\text{max}}, v_{\text{max}}]$, 其中 v_{max} 为粒子的最大速度。迭代的终止条件为达到最大迭代次数或达到预设精度。

文献[25]引入随迭代次数线性递减的惯性权重 w , 对式(15)进行如下修正:

$$v_{id}^{t+1} = w v_{id}^t + c_1 r_1 (x_{pb} - x_{id}^t) + c_2 r_2 (x_{gb} - x_{id}^t) \quad (17)$$

$$w = w_{\text{max}} - (w_{\text{max}} - w_{\text{min}}) \frac{t}{t_{\text{max}}} \quad (18)$$

式中: $w_{\text{max}}, w_{\text{min}}$ — w 的最大值和最小值; t_{max} —最大迭代次数。

PSO 算法求解过程是一个非线性过程,因此非线性变化的惯性权重 w 能更好地改善算法性能^[26-27]。为了增加算法的全局搜索能力,摆脱局部极值,本文采用全局极值进化停滞步数对非线性变化的 w 进行随机扰动,提出 w 的迭代公式如式(19)所示,改进后的算法称为 IPSO。

$$\begin{cases} w(t) = (w_{\text{max}} - w_{\text{min}}) / (1 + \exp(\frac{15t}{t_{\text{max}}} - 8)) + w_{\text{min}}, & t_p \leq t_g \\ w(t) = w_{\text{min}} + (w_{\text{max}} - w_{\text{min}}) \times U(0, 1), & t_p > t_g \end{cases} \quad (19)$$

式中: t_p —全局极值进化停滞步数; t_g —需要扰动的全局极值停滞步数阈值; $U(0, 1)$ —在 $(0, 1)$ 区间内均匀分布的随机数。

2.3 IPSO 优化 RBF 神经网络

RBF 神经网络的性能与网络参数的选取有较大关系。为获取合适的参数,本文通过减法聚类算法^[28]确定神经网络隐含层节点数 h , 利用 IPSO 算法对网络的隐含层基函数中心点 c_i 、宽度 δ_i 以及连接权值 ω_i 进行全局寻优,最后构建出完整的神经网络。

采用 IPSO 优化 RBF 算法建立轴流风机静态性能模型,步骤如下:

(1) 输入训练样本数据集。样本数据包括模型输入数据和目标值。

(2) 利用减法聚类算法确定隐含层节点数 h 。

(3) 将 RBF 网络的中心值 c_i 、宽度 δ_i 和权值 ω_i 作为一个粒子进行编码。粒子的总维数为:

$$D = h(I + O + 1) \quad (20)$$

式中: I —RBF 输入维数; O —RBF 输出维数。

(4) 设置粒子群的适应度函数,本文选用 RBF 神经网络的均方根误差(RMSE)作为适应度函数。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (y_i - y'_i)^2} \quad (21)$$

式中: y_i —真实值; y'_i —预测值; M —样本数。

RMSE 值越小说明适应度越高,表明该粒子的

位置越接近最优位置。

(5) 设置粒子群规模 m 和最大迭代次数 $t_{\max}$ ，初始化粒子群。

(6) 计算各个粒子的适应度,更新粒子的个体极值 x_{pb} 和全局极值 x_{gb} , 根据式 (16)、(17) 和 (19) 更新粒子的位置。

(7) 判断迭代次数是否满足最大迭代次数,是转步骤(8),否转步骤(6)。

(8) 将最优的粒子位置向量映射到神经网络的各个参数,构建轴流风机静态性能模型。

3 模型仿真与分析

3.1 轴流风机静态性能模型建立

选取某厂家提供的轴流风机设计工况静态性能曲线进行模型的仿真与分析。对该曲线进行离散化处理,获取 p_0 、 Q_0 及 β 的数据样本,由式 (5) 将 p_0 换算为 $p_{st,0}$ 。对数据样本进行归一化处理,并将其划分为训练样本和测试样本,比例为 7:3。

将训练样本数据的 $p_{st,0}$ 、 β 作为模型的输入, Q_0 作为模型的输出。通过减法聚类算法,确定隐含层节点数为 10,粒子维数确定为 40。其他参数设置如下:粒子群规模 $m = 100$; $c_1 = c_2 = 2$; $w_{\max} = 0.4$; $w_{\min} = 0.9$; $t_g = 5$; 最大迭代次数 $t_{\max}$ 设为 500。训练效果如图 3 所示。

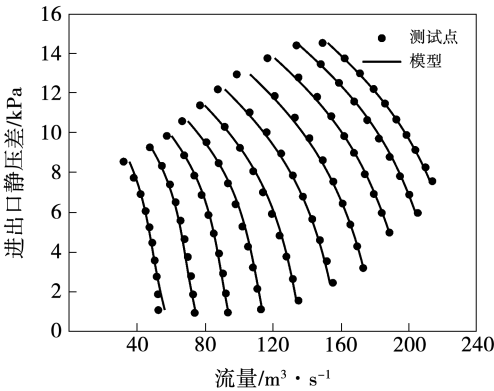


图 3 轴流风机静态性能模型训练效果
Fig. 3 Training effect of static performance model of axial flow fan

为证明本文算法的有效性,分别利用 IPSO-RBF 算法、BPSO-RBF 算法、传统 RBF 算法和 BP 算法建立了风机静态性能模型,输入测试样本,得到 4 个模

型的预测结果。截取前 100 个测试样本的预测误差,即预测值与真实值的差值,如图 4 ~ 图 7 所示。

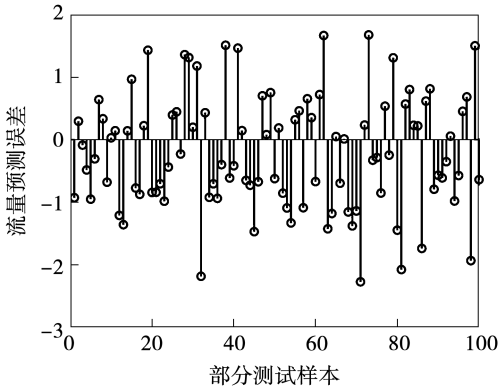


图 4 IPSO-RBF 神经网络模型的预测误差情况
Fig. 4 Prediction error of IPSO-RBF neural network model

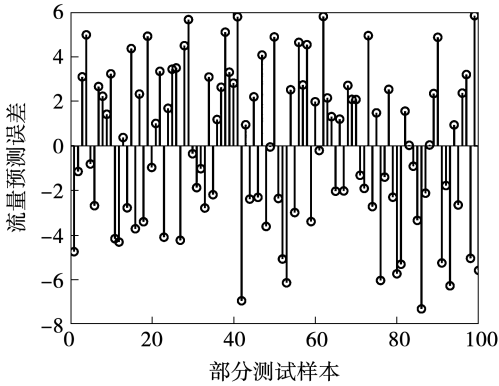


图 5 BPSO-RBF 神经网络模型的预测误差情况
Fig. 5 Prediction error of BPSO-RBF neural network model

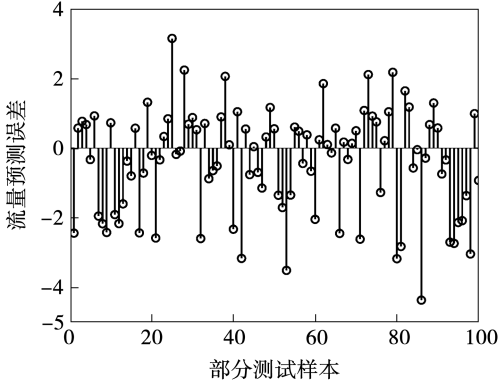


图 6 传统 RBF 神经网络模型的预测误差情况
Fig. 6 Prediction error of traditional RBF neural network model

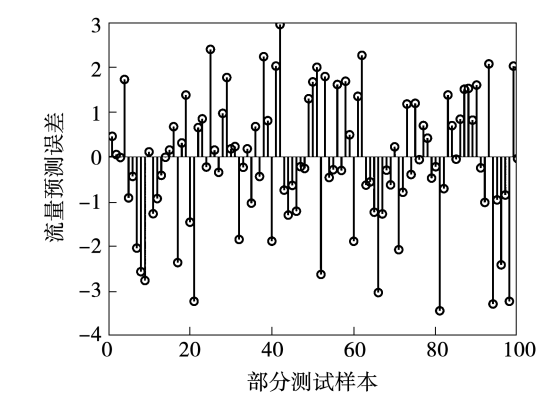


图 7 BP 神经网络模型的预测误差情况

Fig.7 Prediction error of BP neural network model

由上图可知,基于 IPSO-RBF 神经网络建立的模型可以很好地跟踪风机流量的变化趋势,预测误差小,预测值与真实值更接近。而基于 BPSO-RBF 神经网络、传统 RBF 神经网络和 BP 神经网络建立的模型的预测误差相对较大,预测值偏离真实值。IPSO 和 BPSO 对 RBF 神经网络学习参数的寻优情况如图 8 所示。由图 8 可知,IPSO 比 BPSO 在收敛速度和收敛精度上有着显著的提高。

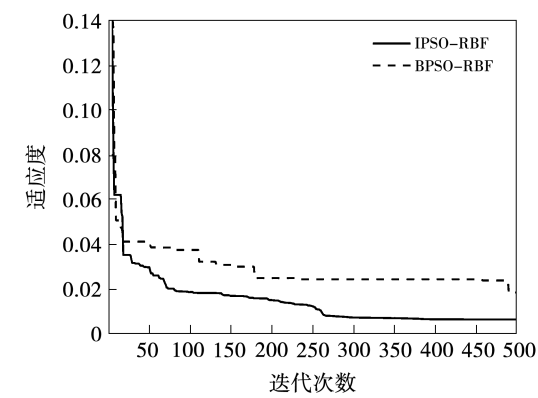


图 8 IPSO-RBF 和 BPSO-RBF 适应度曲线

Fig.8 IPSO-RBF and BPSO-RBF fitness curves

采用拟合优度 (R^2)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 和平均绝对百分比误差 (MAPE) 这 4 个评价指标对模型进行综合评估。采用 R^2 和 RMSE 对训练好的模型进行评估,如表 1 所示。模型的测试结果采用 RMSE、MAE 和 MAPE 进行评估,如表 2 所示。

IPSO-RBF 模型的拟合优度 R^2 为 0.999 4,与其他模型相比更趋近于 1,因此 IPSO-RBF 模型的拟合精度更高,模型更有效。IPSO-RBF 模型的 RMSE 明

显降低,表明 IPSO-RBF 模型的性能和精度优于其他 3 个模型。

表 1 4 种方法的训练模型评估对比

Tab.1 Comparison of training model evaluations by four methods

方 法	R^2	RMSE
IPSO-RBF 神经网络	0.999 4	0.006 3
BPSO-RBF 神经网络	0.994 8	0.018 3
传统 RBF 神经网络	0.998 7	0.009 4
BP 神经网络	0.998 8	0.008 9

表 2 4 种方法的测试结果评估对比

Tab.2 Comparison of test result evaluations by four methods

方 法	RMSE	MAE	MAPE/%
IPSO-RBF 神经网络	0.006 0	0.004 8	5.42
BPSO-RBF 神经网络	0.018 7	0.016 4	13.65
传统 RBF 神经网络	0.008 9	0.006 9	7.34
BP 神经网络	0.008 3	0.006 5	7.40

IPSO-RBF 模型测试结果的 RMSE、MAE 和 MAPE 均明显降低,表明该模型预测结果的准确度更高。

3.2 轴流风机动态性能模型建立

基于本文建立的 IPSO-RBF 神经网络的轴流风机静态性能模型,根据风机相似定律和相关计算公式,使用某电厂轴流风机的现场运行数据(数据连续采样间隔时间约为 5 s),在 Matlab/Simulink 中搭建轴流风机动态性能仿真模型,如图 9 所示。

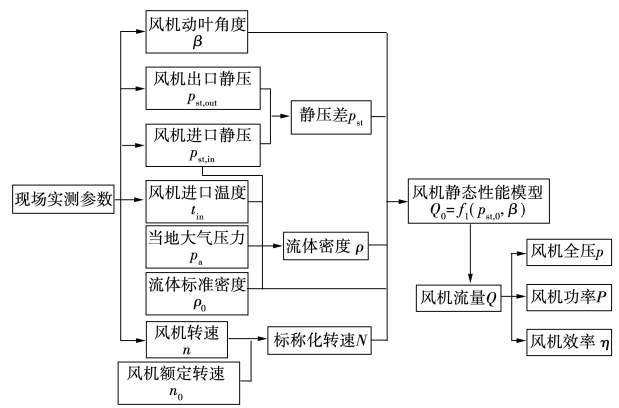


图 9 轴流风机动态性能仿真模型示意图

Fig.9 Schematic diagram of dynamic performance simulation model for axial flow fan

3.3 轴流风机喘振预警模型建立

对轴流风机设计工况静态性能曲线中的喘振边界线进行离散化处理,从中获取 $p_{\max}\beta$ 的数据样本,并对该数据样本进行归一化处理。采用一元多项式回归算法确定轴流风机喘振边界线模型具体形式为:

$$p_{\max} = a_0 + a_1\beta + a_2\beta^2 + \cdots + a_n\beta^n \tag{22}$$

根据上述数据样本求取相关系数,当 $n=4$ 时,即可满足工程精度要求。引入报警安全系数 k ,确定喘振预警线模型为 $p_{\text{alarm}} = (1 - k)p_{\max}$ 。将轴流风机动态性能仿真模型求得的实际工况的全压值 p 经式(3)转化为标准工况的全压值 p_0 ,与当前动叶角度值 β 对应的全压预警值 p_{alarm} 进行比较,若满足喘振预警条件 $p_0 \geq p_{\text{alarm}}$,即当前工作点进入喘振预警区域,则发出喘振声光报警信号。

报警安全系数 k 的设定对喘振预警的准确性影响较大,若设置得过大,则容易误报,浪费人力财力;设置得过小,则会发生工作点进入喘振预警区域未报警的情况,影响火电厂安全稳定运行。本文将考虑风机的设计工作点的动叶角度和全压,确保工作点在喘振预警线的右下方,以此来反推 k 值。设工作点的全压值为 p_{design} ,动叶角度值为 β_{design} ,则:

$$p_{\text{design}} < p_{\text{alarm}} = (1 - k)f_2(\beta_{\text{design}}) \tag{23}$$

故, $k < 1 - \frac{p_{\text{design}}}{f_2(\beta_{\text{design}})}$ 。本文 k 取0.06。

在轴流风机动态性能仿真模型的基础上加入喘振预警模块,如图10所示。

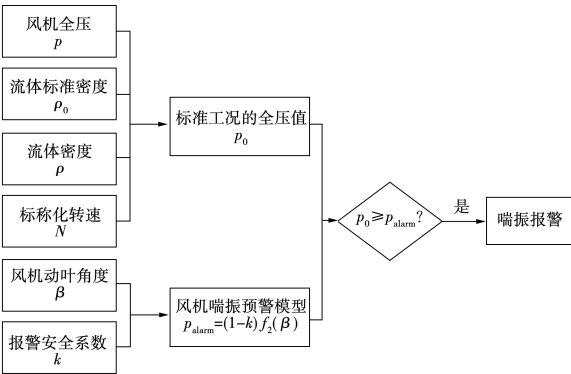


图 10 轴流风机喘振预警仿真模型示意图

Fig. 10 Schematic diagram of surge warning simulation model for axial flow fan

3.4 轴流风机性能在线监测平台开发

通过运行 Simulink 模型,输出数据到 Matlab/APP

Designer,并在 App Designer 中开发某电厂轴流风机性能在线监测平台。该平台可对风机各性能参数进行实时监测并显示,并将其按照重要性能参数和其他性能参数进行分区,重要性能参数包括风机流量、全压、有效功率、轴功率以及效率;对重要性能参数的数据进行曲线描述,可观测其变化趋势,便于分析风机的运行状态,如图11~图15;该平台还可对风机喘振进行预警,发出声光报警信号。

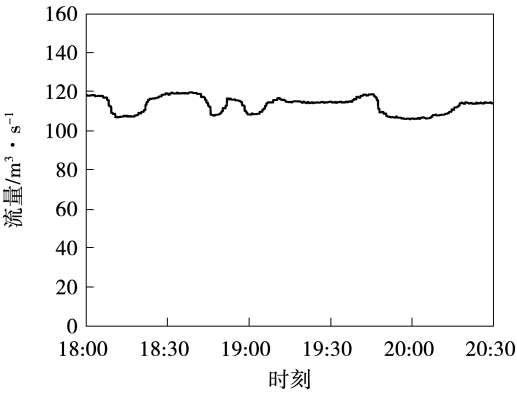


图 11 轴流风机流量曲线图

Fig. 11 Flow curve of axial flow fan

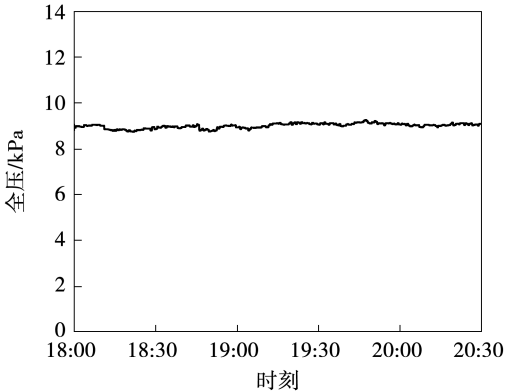


图 12 轴流风机全压曲线图

Fig. 12 Full pressure curve of axial flow fan

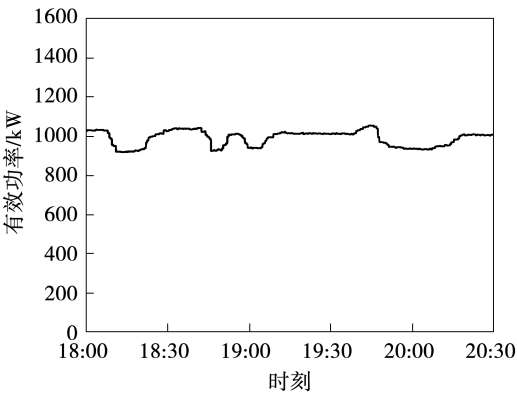


图 13 轴流风机有效功率曲线图

Fig. 13 Effective power curve of axial flow fan

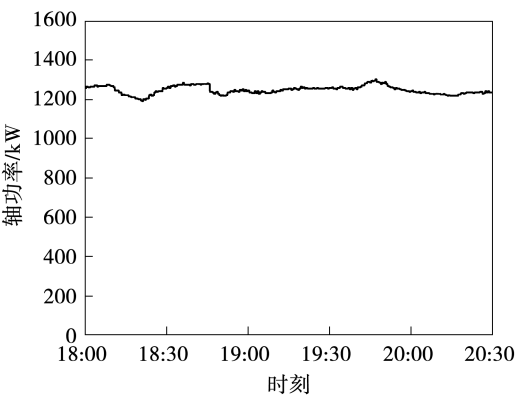


图 14 轴流风机轴功率曲线图

Fig. 14 Shaft power curve of axial flow fan

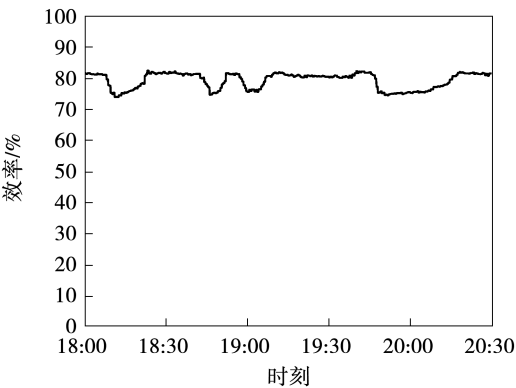


图 15 轴流风机效率曲线图

Fig. 15 Efficiency curve of axial flow fan

4 结 论

本文以火电厂轴流风机为研究对象,针对轴流风机静态性能的建模表征问题,提出了一种基于 IPSO 的 RBF 建模方法,并在此基础上对风机动态性能进行了仿真,添加了喘振预警模块,最后开发了轴流风机性能在线监测平台。主要结论如下:

- (1) 采用 IPSO 优化 RBF 神经网络学习参数的方法建立了轴流风机静态性能模型,并将其与 BPSO-RBF、传统 RBF 和 BP 建立的模型进行比较分析,仿真结果表明,本文所建模型在测试集上的 RMSE,MAE,MAPE 分别达到了 0.006 0,0.004 8,5.42%,模型精度更高。
- (2) 结合某电厂的轴流风机实际运行参数及风机相似定律,在 Matlab/Simulink 中搭建了风机动态性能模型和喘振预警模型,最后利用 Matlab/App Designer 开发了轴流风机性能在线监测平台,可视

化效果较好,有助于了解风机的实际运行状态。

参考文献:

[1] 张智刚,康重庆.碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J].中国电机工程学报,2022,42(8):2806-2819.
ZHANG Zhigang,KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE,2022,42(8):2806-2819.

[2] 孙瑜歌,丁涛,黄雨涵,等.高比例新能源电力市场不同发展阶段划分及形态结构演进[J].高电压技术,2023,49(7):2725-2743.
SUN Yuge,DING Tao,HUANG Yuhuan,et al. Development stage division and morphological evolution of power market with high proportion of renewable energy[J]. High Voltage Engineering, 2023,49(7):2725-2743.

[3] 施应玲,左艺,孟雅儒.中国火电产业的历史轨迹与发展展望[J].科技管理研究,2017,37(16):136-145.
SHI Yingling,ZUO Yi,MENG Yaru. Historical track and prospect of China's thermal power industry[J]. Science and Technology Management Research,2017,37(16):136-145.

[4] 牟春华,居文平,黄嘉骊,等.火电机组灵活性运行技术综述与展望[J].热力发电,2018,47(5):1-7.
MU Chunhua,JUN Wenping,HUNG Jiasi,et al. Review and prospect of technologies of enhancing the flexibility of thermal power units[J]. Thermal Power Generation,2018,47(5):1-7.

[5] 雷萌,吕游,魏玮,等.基于 LSTM 神经网络与贝叶斯优化的电站风机故障预警[J].热能动力工程,2022,37(8):213-220.
LEI Meng,LYU You,WEI Wei,et al. Fault warning of power plant fans based on long short-term memory neural network and Bayesian optimization[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2022,37(8):213-220.

[6] 李昊燃,郑金,董康田,等.动调轴流风机全工况智能化节能运行研究[J].热力发电,2020,49(11):34-39.
LI Haoran,ZHENG Jin,DONG Kangtian,et al. Research on intelligent and energy saving operation of power station fans under all working conditions[J]. Thermal Power Generation,2020,49(11):34-39.

[7] 王印松,刘霜,李牡丹,等.基于神经网络的大型轴流风机能耗特性分析[J].热力发电,2019,48(2):65-71.
WANG Yinsong,LIU Shuang,LI Mudan,et al. Energy consumption characteristics of large axial flow fan based on neural network[J]. Thermal Power Generation,2019,48(2):65-71.

[8] 杨世杰,唐武忠.大管径气体流量测量设计研究[J].测控技术,2012,31(8):9-11,15.
YANG Shijie,TANG Wuzhong. Research and design of air flow measurement in big pipeline[J]. Measurement & Control Technol-

- ogy,2012,31(8):9-11,15.
- [9] 安连锁. 泵与风机[M]. 北京:中国电力出版社,2001.
AN Liansuo. Pump and fan[M]. Beijing: China Electric Power Press,2001.
- [10] 马良玉,安连锁,王松岭. 动(静)叶可调轴流风机图形化监视系统的实现[J]. 华北电力学院学报,1996,23(1):29-33.
MA Liangyu, AN Liansuo, WANG Songling. Realization of the picturized monitoring system for the operating condition of axial flow fan with adjustable vanes[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 1996, 23(1): 29-33.
- [11] 马良玉,段巍,王兵树,等. 轴流风机通用性能数学模型[J]. 热能动力工程,2001,16(2):195-198,226-227.
MA Liangyu, DUAN Wei, WANG Bingshu, et al. General purpose mathematical model for an axial flow fan[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2001, 16(2): 195-198, 226-227.
- [12] 马良玉,王兵树,安连锁,等. 动(静)叶调节轴流风机动态实时仿真模型[J]. 华北电力大学学报,2000,27(3):11-16.
MA Liangyu, WANG Bingshu, AN Liansuo, et al. Realtime dynamic simulation model of the axial-flow fan with adjustable vanes[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2000, 27(3): 11-16.
- [13] QIAN K, TIAN L, BAO J. Frequency-domain physical constrained neural network for nonlinear system dynamic prediction[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 122: 106127.
- [14] REN J, HE J, NOVOSELAC A. Predicting indoor particle concentration in mechanically ventilated classrooms using neural networks: Model development and generalization ability analysis[J]. Building and Environment, 2023, 238: 110404.
- [15] 马仪伟,马良玉. 基于BP网络的轴流通风机动态实时仿真模型[J]. 风机技术,2008,50(6):48-50.
MA Yiwei, MA Liangyu. Real-time dynamic simulation model of axial-flow fan based on BP neural network[J]. Chinese Journal of Turbomachinery, 2008, 50(6): 48-50.
- [16] 谢正泰,樊佳亮,刘梅,等. 基于神经网络的机器人学习与控制:回顾与展望[J]. 信息与控制,2023,52(1):37-58.
XIE Zhengtai, FAN Jialiang, LIU Mei, et al. Learning and control of robots based on neural networks: Review and outlook[J]. Information and Control, 2023, 52(1): 37-58.
- [17] 王松岭,侯军虎,安连锁. 基于多参数的电站风机监测技术的试验研究[J]. 热能动力工程,2004,19(4):416-420,441.
WANG Songling, HOU Junhu, AN Liansuo. Experimental investigation of multiple parameter-based monitoring technology for a power plant air blower[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2004, 19(4): 416-420, 441.
- [18] TAO J, YU Z, ZHANG R, et al. RBF neural network modeling approach using PCA based LM-GA optimization for coke furnace system[J]. Applied Soft Computing, 2021, 111: 107691.
- [19] MIRJALILI S. Evolutionary radial basis function networks[J]. Evolutionary Algorithms and Neural Networks: Theory and Applications, 2019: 105-139.
- [20] YU Y, ZHANG H. Research on the water quality detection method based on fluorescence spectrometry and PSO-RBF network[J]. Measurement, 2023, 218: 113197.
- [21] 马良玉,安连锁,王松岭. 轴流风机喘振实时预报的理论研究与实现[J]. 华北电力大学学报,1999,26(1):1-6.
MA Liangyu, AN Liansuo, WANG Songling. Theoretical study and realization of real-time surge prediction for axial-flow fan with adjustable vanes[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 1999, 26(1): 1-6.
- [22] WARWICK K, CRADDOCK R. An introduction to radial basis functions for system identification: A comparison with other neural network methods[C]//Proceedings of 35th IEEE Conference on Decision and Control, 1996.
- [23] YU H, XIE T, PASZCZYNSKI S, et al. Advantages of radial basis function networks for dynamic system design[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(12): 5438-5450.
- [24] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks, 1995.
- [25] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer [C]//1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings, 1998.
- [26] LIU H, ZHANG X W, TU L P. A modified particle swarm optimization using adaptive strategy[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 152: 113353.
- [27] 刘洋,张鸿,徐娟,等. 改进PSO的SVM回归模型及在气温预测中的应用[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(9): 203-210.
LIU Yang, ZHANG Hong, XU Juan, et al. Improved PSO SVM regression model and its application in temperature prediction[J]. Computer Systems & Applications, 2023, 32(9): 203-210.
- [28] 张 桐,湛成伟,邓辉文,等. 一种快速减法聚类算法[J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2006, 31(3): 126-129.
ZHANG Xun, ZHAN Chengwei, DENG Huiwen, et al. Approximate clustering via the quick subtractive clustering method[J]. Journal of Southwest China Normal University (Natural Science Edition), 2006, 31(3): 126-129.