

DOI: 10.19666/j.rlfed.202306103

融合多层感知机和多项式拟合的 大数据平台风机故障诊断

吴青云, 孟颖琪, 高景辉, 何信林, 高奎, 赵晖, 谭祥帅,
郭云飞, 牛利涛, 赵如宇, 李昭, 姚智, 蔺奕存
(西安热工研究院有限公司, 陕西 西安 710054)

[摘要] 为了提高火电厂送引风机运行的全程安全化、故障诊断准确化、生产收益长期化, 将风险问题前置是提升机组运行安全性的关键。基于此, 提出了融合多层感知机和多项式拟合的大数据平台风机故障诊断模型。采用多层感知机和多项式拟合建模技术建立风机预警模型, 并将模型部署在大数据平台中, 能及时发现风机运行期间人工难以发现的异常。采用数据挖掘、机理分析和特征值知识库相结合的方法, 挖掘风机失速的参数边界信息, 精准化配置各种工况的风机失速边界条件并绘制失速边界工况图, 然后结合正常运行工况得出预警失速区间, 最终建立覆盖风机全工况的故障诊断模型。利用大数据平台对风机运行数据全覆盖、全流通、全维护的优势, 构建了基于大数据平台的风机智能巡盘模型体系, 实现以智能巡盘模型代替运行人员对风机运行状态进行定期巡盘监视和诊断, 达到风机故障的准确安全诊断、故障发生率最低化及人员复用率最大化的效果。

[关键词] 大数据平台; 风机; 故障诊断; 多层感知机; 多项式拟合

[引用本文格式] 吴青云, 孟颖琪, 高景辉, 等. 融合多层感知机和多项式拟合的大数据平台风机故障诊断[J]. 热力发电, 2024, 53(1): 145-153. WU Qingyun, MENG Yingqi, GAO Jinghui, et al. Fan fault diagnosis of big data platform based on multilayer perceptron and polynomial fitting[J]. Thermal Power Generation, 2024, 53(1): 145-153.

Fan fault diagnosis of big data platform based on multilayer perceptron and polynomial fitting

WU Qingyun, MENG Yingqi, GAO Jinghui, HE Xinlin, GAO Kui, ZHAO Hui, TAN Xiangshuai,
GUO Yunfei, NIU Litao, ZHAO Ruyu, LI Zhao, YAO Zhi, LIN Yicun
(Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710054, China)

Abstract: To enhance the whole process safety of fan operations and ensure accurate fault diagnosis and long-term production income of thermal power plants, predicting these risk issues is crucial to enhance the safety of the unit. In this paper, we proposed a fan fault diagnosis model of big data platform that integrates multilayer perceptron and polynomial fitting. The fan early warning model was established by multilayer perceptron and polynomial fitting modeling technology, and integrated into the big data platform to find abnormalities which were difficult to find manually during the operation of the fan. By combining data mining with mechanism analysis and feature value knowledge base, the parameters boundary information of fan stall could be excavated, the stall boundary conditions of the fan were accurately configured under various working conditions, and a stall boundary condition diagram was created. By combining those informations with normal operating conditions, the early stall zone can be obtained. Finally, a fault diagnosis model that covers the entire working condition of the fan can be established. Utilizing the comprehensive big data platform that covers, circulates, and maintains fan operation data, a system of intelligent fan patrol model was constructed. The intelligent patrol disk model which replaces the operator was then

收稿日期: 2023-06-28 网络首发日期: 2023-09-21

基金项目: 中国华能集团有限公司标准项目 (HNBZ22-Q023)

Supported by: Standard Project of China Huaneng Group Co., Ltd. (HNBZ22-Q023)

第一作者简介: 吴青云 (1993), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为电厂调试及自动控制优化、大数据平台故障诊断开发与应用, wuqingyun@tpri.com.cn.

used to monitor and diagnose the fan running state regularly, which can achieve accurate and safe diagnosis of fan faults, minimize the fault incidence and maximize the personnel reuse rate.

Key words: big data platform; fan; fault diagnosis; multilayer perceptron; polynomial fitting

近年来,国家层面正稳步推进智慧化企业的建设,充分利用新的信息技术,将智能化充分应用到煤炭、电力、运输、化工等产业,建设集中统一各类管理信息系统,实现运营数字化、生产智能化、管理智慧化^[1-3]。因此,发电企业智慧化建设已成为行业内必然的发展趋势。

发电机组故障诊断模型是智慧化建设的主要内容。但是,目前大多数故障诊断模型在实际应用中存在准确率低、局限性大、滞后性强等缺点,导致出现这种情况的原因主要是:

1) 在建立故障诊断模型时,通常选择若干个煤电机组稳定运行工况数据用于模型训练,以减少模型可能的影响因素,提高准确性^[4-8]。但在建模数据中所包含变工况的信息量较少,仅选择稳定工况得到的模型实用性较低。

2) 随着智能算法的快速发展,采用先进算法处理庞大数据的能力也越来越强^[9-13]。然而,煤电机组的运行数据具有参数多、噪声大的特点,其中包含运行人员的操作与干预,导致运行数据中加入了大量与操作人员习惯相关联的工况噪声,并且伴随个体变化差异性大及规律性差,常规数据建模清洗方式清洗效果差,模型特征信息提取难度大。

3) 火电机组系统模型建立过程中通常采用故障树分析法^[14-16]、专家诊断系统^[17-20]、神经网络建模等^[21-27],因方法单一导致模型应用效果差。

本文以风机失速故障诊断模型为例,提出融合多层感知机和多项式拟合的大数据平台风机故障诊断。分别通过多项式拟合得出风机性能模型以及多层感知机来建立风机临界失速曲线模型,结合得到风机失速故障诊断模型,实现当风机运行工况点接近或进入失速区时的提早预警。

1 数据处理

1.1 数据集介绍

本文模型数据来源于超临界 2×350 MW 机组,时间从2019年7月至2021年11月,数据间隔1 s。

1.2 特征选择

风机失速从实际表征为风机出力不稳定,即出口风压和电流的振荡波动或逐步降低引发的现象。

从设备机理特性分析,是由于风机厂制造的叶片本身固有属性,表现为风机存在正常运行区和失速区。当风机运行时出现风压过高且风量过低,即运行工况正接近失速区或处于失速区,此时为风机失速。通过以上分析得出模型需确定临界失速曲线图,并找到风机正常运行工况点与失速临界曲线距离,当风机运行工况点接近或进入失速区时,以此作为风机失速临界曲线评判标准。

根据以上条件,选择风机特征数据,主要包括风机出、入口压力,风机出、入口温度,风机动叶位置反馈,风机流量,总给煤量等。图1和图2分别为送、引风机的性能图,其中横坐标为流量,纵为比压能及黄色数据的动叶开度的,鞍形扩散曲线为风机不同角度失速点连线,失速工况点落在马鞍形曲线左上方,均为不稳定工况区,即为失速线。

1.3 数据预处理

由于从大数据平台中提取特征数据量庞大,在保证模型精度和降低数据处理量的前提下,提取数据间隔1 s修改为间隔1 min,作为模型开发的原始数据。对数据进行预处理,将小于等于0的数据和空值统一删除,作为模型开发的基础数据。

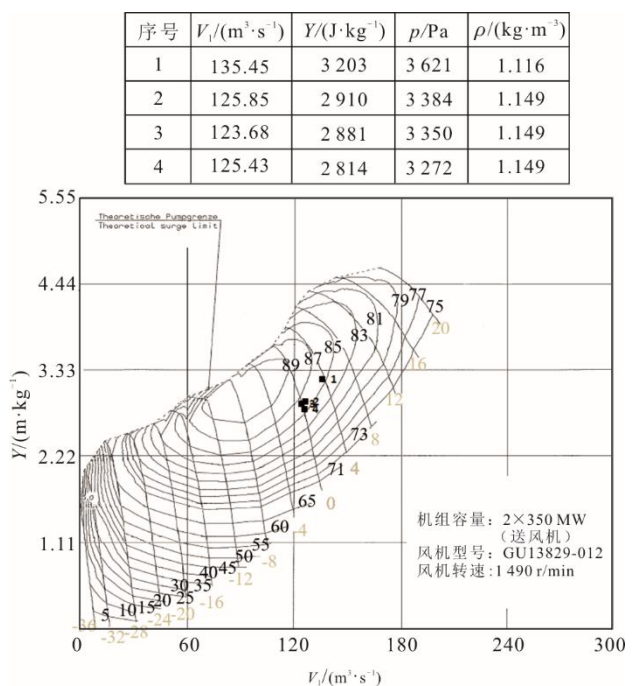


图1 送风机性能

Fig.1 Supply fan performance graph

序号	$V_1/(m^3 \cdot s^{-1})$	$Y/(J \cdot kg^{-1})$	p/Pa	$\rho/(kg \cdot m^{-3})$
1	279.06	12 382	11 152	0.864
2	241.10	9 876	9 292	0.909
3	241.32	9 362	8 792	0.909
4	238.20	9 412	8 912	0.916
5	258.04	10 501	9 293	0.855

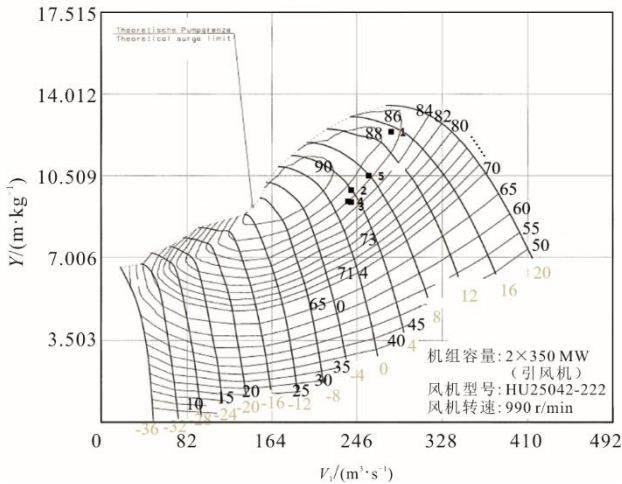


图 2 引风机性能

Fig.2 Induced draft fan performance graph

2 风机失速模型构建

本模型开发主要依据图 1 和图 2 所示的送风机、引风机的性能图，其动叶开度数据是离散的，并非连续的。例如图 2 中引风机的开度有 -20° 、 -16° ，却未包含 -18.5° 、 -17° 等开度的曲线。另外，送、引风机实际流量数据并不准确，难以利用实测流量数据在性能图中确定运行状态点，需使用数学模型计算比压能。若通过风机性能图中的数据，建立风机性能图的代理模型，可根据比压能的计算值及动叶开度数据，结合风机性能图的代理模型来计算体积流量数据，从而在风机性能图中确定风机的运行状态点。最终，利用风机实际运行状态点，完成风机临界失速曲线，作为评判分析风机失速的方法。则本模型的构建流程如下：

1) 提取送、引风机性能图中的数据，建立风机性能图的代理模型；

2) 对风机实际运行数据进行预处理，计算出比压能，将风机动叶位置反馈转换为动叶开度数据。基于比压能的计算值及动叶开度数据，利用风机性能图的代理模型，计算出风机体积流量数据，并在风机性能图标记实际运行状态点；

3) 提取实际风机运行状态点的上边缘数据点，并对其做 δ 的增量，作为风机临界失速曲线数据，反映体积流量与阈值比压能之间的关系。得到风机

临界失速曲线，作为判断风机失速的参考基准。

通过以上分析得出，本模型需要建立风机性能图和比压能阈值数据的代理模型，根据曲线的特征，可通过多项式拟合和人工神经网络模型建模。因此，拟采用多项式拟合和多层感知机进行建模。

2.1 模型原理

多项式拟合，其本质是一个求解多元线性方程组的问题，可表示为：

$$f(x) = w^T x + b \quad (1)$$

把 b 处理为 $w_0 \cdot x^0$ 的形式代入，得到式(1)的矩阵形式：

$$\begin{bmatrix} 1 & x_0 & x_0^2 & \cdots & x_0^{n-1} & x_0^n \\ 1 & x_1 & x_1^2 & \cdots & x_1^{n-1} & x_1^n \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & \cdots & x_n^{n-1} & x_n^n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

式(2)中左边是矩阵 x 与系数矩阵 w 的乘积，每个系数矩阵 w 都对应 x 中的一列，得到关于 x 的矩阵，交给线性回归器训练多元线性模型，最终得到一组 y_0, y_1, \dots, y_n ，使得损失函数接近极小值。

多层感知机除了输入输出层，其中间可以有多个隐藏层，最简单的只含 1 个隐藏层，即 3 层的结构，如图 3 所示。

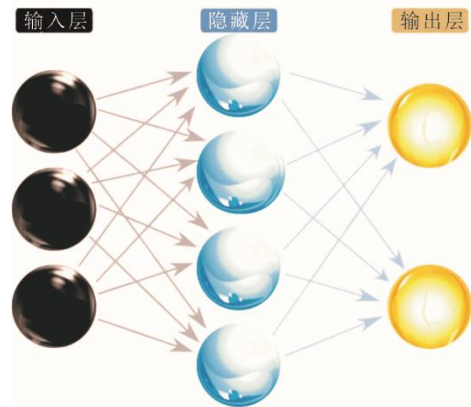


图 3 多层感知机示意

Fig.3 Schematic diagram of a multilayer perceptron

从图 3 得出，多层感知机的层与层之间是全连接方式。多层感知机由输入层、隐藏层和输出层构成，隐藏层中每一层的输入为上一层的输出，每层的输入首先通过该层神经元的权重 w 和偏置 b 进行线性变换，然后用激活函数激活，激活函数的输出再作为下一层的输入，最后一层的结果通过输出层输出作为整个模型的预测结果。激活函数一般都是具有非线性变换能力的函数，能够使感知机具备表达非线性特征的能力，常用的激活函数主要有

Sigmoid (S 型生长曲线) 函数、线性整流 (ReLU) 函数和 tanh (双曲正切函数) 函数。

2.2 风机运行工况计算

本节介绍风机比压能计算的数学模型, 以及动叶反馈和动叶开度换算关系。

式(3)用来计算空气在一定温度和压力条件下的密度:

$$\rho_{s,i} = 1.293 \times \frac{273.15}{273.15 + t_{s,i}} \times \frac{p_{s,i} + 98\,560}{98\,560}, i=1,2 \quad (3)$$

式中: $i=1$, 代表入口, $i=2$, 代表出口; $\rho_{s,i}$ 为送风机入口/出口空气密度, kg/m^3 ; $t_{s,i}$ 为送风机入口/出口空气温度, $^{\circ}\text{C}$; $p_{s,i}$ 为送风机入口/出口空气压力, Pa 。

式(4)用来计算烟气在一定温度和压力条件下的密度:

$$\rho_{y,j} = 1.338 \times \frac{273.15}{273.15 + t_{y,j}} \times \frac{p_{y,j} + 98\,560}{98\,560}, j=1,2 \quad (4)$$

式中: $\rho_{y,j}$ 为引风机入口/出口烟气密度, kg/m^3 ; $t_{y,j}$ 为引风机入口/出口烟气温度, $^{\circ}\text{C}$; $p_{y,j}$ 为引风机入口/出口烟气压力, Pa 。

式(5)和式(6)用来计算送风机 A 和 B 的进、出口体积流量:

$$V_{s,A,i} = \frac{I_{s,A}(q_{s,A} + q_{s,B})}{(I_{s,A} + I_{s,B})\rho_i}, \forall i=1,2 \quad (5)$$

$$V_{s,B,j} = \frac{I_{s,B}(q_{s,A} + q_{s,B})}{(I_{s,A} + I_{s,B})\rho_j}, \forall j=1,2 \quad (6)$$

式中: $V_{s,A,i}$ 为 A 送风机入口/出口空气体积流量, m^3/s ; $V_{s,B,j}$ 为 B 送风机入口/出口空气体积流量, m^3/s ; $I_{s,A}$ 为 A 送风机电流, A ; $I_{s,B}$ 为 B 送风机电流, A ; $q_{s,A}$ 为 A 送风机空气质量流量, kg/h ; $q_{s,B}$ 为 B 送风机空气质量流量, kg/h 。

式(7)和式(8)用来计算引风机 A 和 B 的进、出口体积流量:

$$V_{y,A,i} = \frac{I_{y,A}(q_{m,\text{coal}} + q_{m,\text{air}})}{(I_{y,A} + I_{y,B})\rho_i}, \forall i=1,2 \quad (7)$$

$$V_{y,B,j} = \frac{I_{y,B}(q_{m,\text{coal}} + q_{m,\text{air}})}{(I_{y,A} + I_{y,B})\rho_j}, \forall i=1,2 \quad (8)$$

式中: $V_{y,A,i}$ 为 A 引风机入口/出口空气体积流量, m^3/s ; $V_{y,B,j}$ 为 B 引风机入口/出口空气体积流量, m^3/s ; $I_{y,A}$ 为 A 引风机电流, A ; $I_{y,B}$ 为 B 引风机电流, A ; $q_{m,\text{coal}}$ 为总煤量的质量流量, kg/h ; $q_{m,\text{air}}$ 为

总风量的质量流量, kg/h 。

式(9)用来计算风机入口和出口的流速:

$$v_i = \frac{V}{S}, i=1,2 \quad (9)$$

式中: v_i 为风机入口/出口流速, m/s ; S 为风机风道截面积, m^2 。

式(10)用来计算风机入口和出口的动压能:

$$p_{d,i} = \frac{1}{2} \rho_i v_i^2, i=1,2 \quad (10)$$

式中: $p_{d,i}$ 为风机入口/出口动压, Pa 。

式(11)用来计算风机全压升:

$$\Delta p = p_2 + p_{d2} - p_1 - p_{d1} \quad (11)$$

式中: Δp 为风机全压升, Pa 。

式(12)用来计算风机的比压能 Y :

$$Y = \frac{\Delta p}{\rho_1} \quad (12)$$

式中: Y 为风机比压能, J/kg 。

动叶反馈和动叶开度换算采用式(13):

$$d = \frac{60}{100} R - 40 \quad (13)$$

式中: d 为风机动叶开度; R 为风机动叶反馈数值, %。

表 1 为风机动叶反馈关系。建立风机性能图代理模型时, 采用表 1 中的风机性能图的动叶开度范围、分散控制系统 (DCS) 指示与机械指示用于式(1)计算风机动叶开度。

表 1 风机动叶反馈关系
Tab.1 Feedback relations of fan rotor blade

项目	最小值	最大值	间隔	跨度
DCS 指示/%	0	100	25	100
机械指示/ $^{\circ}$	-40	20	5	60
动叶开度范围/ $^{\circ}$	-36	20	4	56

2.3 模型评价

采用相对误差绝对值的平均值 (δ_{AADX}) 作为评价风机性能图和临界失速曲线代理模型的精度指标, 其计算公式为:

$$\delta_{\text{AADX}} = \frac{1}{N} \sum \frac{|X_{\text{pred},n} - X_{\text{test},n}|}{X_{\text{test},n}} \times 100\% \quad (14)$$

式中: $X_{\text{pred},n}$ 为第 n 个点的模型预测值; $X_{\text{test},n}$ 为第 n 个点的测试值; N 为测试集的数据点个数。

模型测试时, 对某个时间点的运行数据计算, 结合模型计算比压能的数据 $Y_{\text{cal},i}$ 及动叶开度数据, 利用风机性能图的代理模型, 得到该时间点风机体

积流量数据。然后将体积流量数据代入临界失速曲线代理模型中，计算该体积流量条件下的临界比压能 $Y_{lim,i}$ ，比较该状态点的比压能计算值 $Y_{cal,i}$ 与临界 $Y_{lim,i}$ ，若 $Y_{cal,i} \geq Y_{lim,i}$ ，则向运行人员推送风机失速预警信息；否则，为运行人员推送风机运行正常信息，即可表示为：

$$\begin{cases} Y_{cal,i} \geq Y_{lim,i} \rightarrow \text{预警} \\ Y_{cal,i} < Y_{lim,i} \rightarrow \text{正常} \end{cases} \quad (15)$$

2.4 模型的训练、验证和测试

2.4.1 风机性能图代理模型

图 1 和图 2 所示的风机性能图是图片格式，需将图中的数据提取，建立其代理模型。本模型利用图片数据提取 (getdata graph digitizer) 软件对风机性能图进行数字化提取。获得风机性能图的基础数据，并分别绘制送风机和引风机的性能曲线，结果如图 4 和图 5 所示。

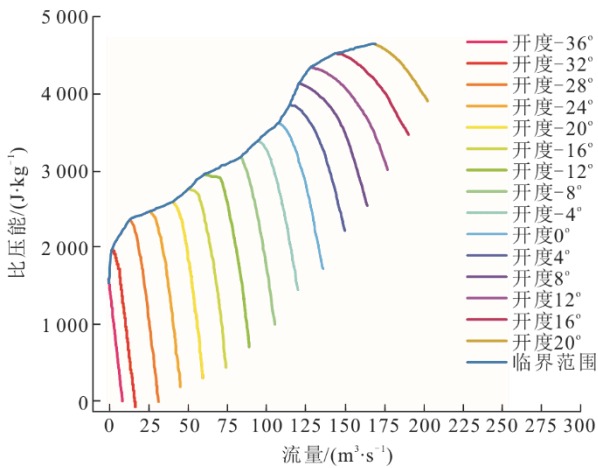


图 4 绘制的送风机性能曲线
Fig.4 The performance drawing of supply fan

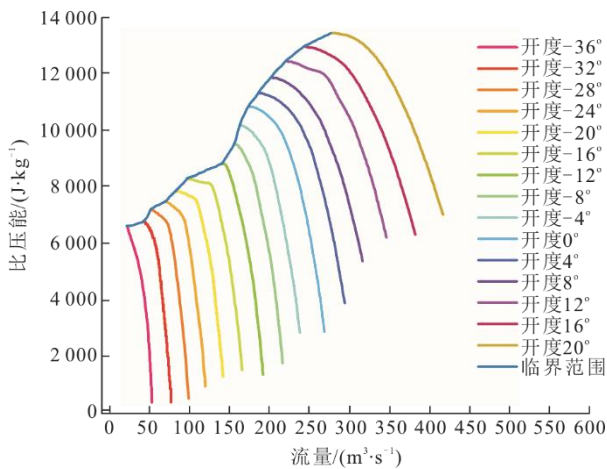


图 5 绘制的引风机性能曲线
Fig.5 The performance drawing of induced draft fan

风机性能图中提取的数据包含比压能、动叶开度和体积流量。将比压能和动叶开度作为输入参数，拟合得到流量数据，将拟合流量与提取的流量数据进行对比，得出相对误差绝对值的平均值较小模型，为风机性能图的代理模型。采用多层感知机和多项式拟合分别建模。风机性能图中提取的数据，90%为训练集，10%为测试集。采用多层感知机拟合风机性能图数据，结果如表 2 所示，送风机性能图代理模型的 AADX 为 32.61%，模型精度欠佳。引风机性能图代理模型的 AADX 为 3.62%，精度达到要求。送、引风机测试集数据点与代理模型预测点的图形如图 6 和图 7 所示。

表 2 风机性能图多层感知机拟合结果
Tab.2 Multilayer perceptron fitting results of fan performance graph

项目	提取数据量	训练集/测试集数据量的比值	测试集平均相对误差 $\Delta_{AADX}/\%$
送风机	838	9:1	32.61
引风机	1 113	9:1	3.62

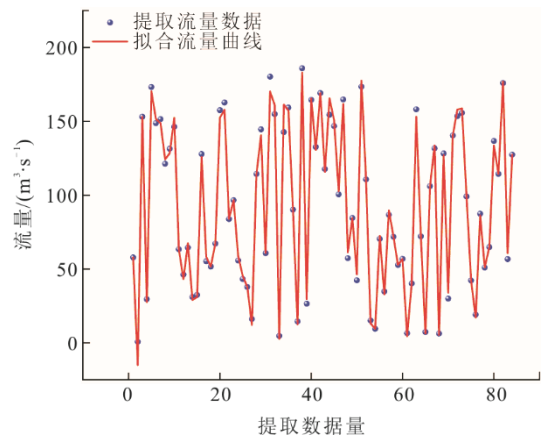


图 6 送风机多层感知机拟合测试数据
Fig.6 Multilayer perceptron fitting test data of supply fan

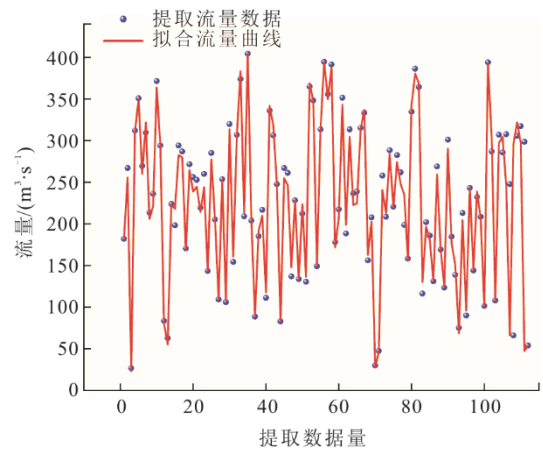


图 7 引风机多层感知机拟合测试数据
Fig.7 Multilayer perceptron fitting test data of induced draft fan

采用多项式拟合风机性能图的数据，拟合结果见表 3，送风机和引风机性能图代理模型的 AADX 分别为 3.31% 和 1.21%，均在 5% 以内，满足应用的精度要求。绘制的送风机和引风机测试集的数据点与代理模型预测点的图形如图 8 和图 9 所示。

表 3 风机性能图多项式拟合结果
Tab.3 Polynomial fitting results of fan performance graph

项目	提取数据量	训练集/测试集数据量的比值	测试集平均相对误差 $\delta_{AADX}/\%$
送风机	838	9:1	3.31
引风机	1 113	9:1	1.21

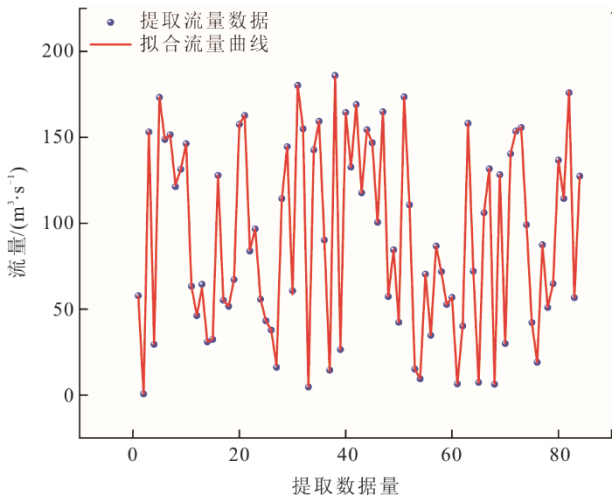


图 8 送风机多项式拟合测试数据
Fig.8 Polynomial fitting test data of supply fan

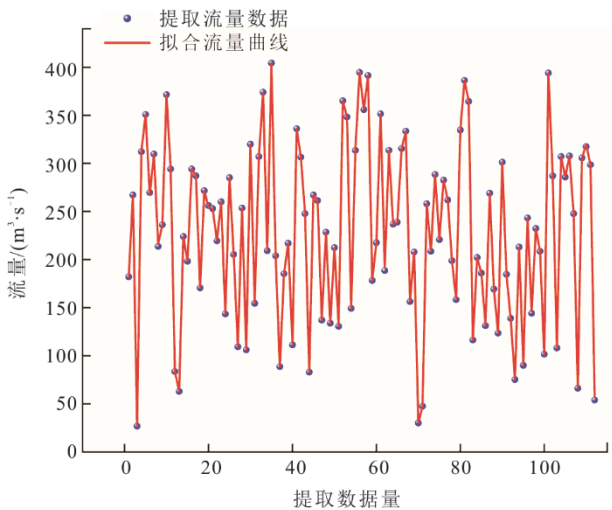


图 9 引风机多项式拟合测试数据
Fig.9 Polynomial fitting test data of induced draft fan

对比图 5、图 6 与图 7、图 8 以及表 2 与表 3，可以发现多项式拟合模型比多层感知机模型的精度更好，更适用于建立风机性能图代理模型。根据

每个状态点的特征数据，计算出比压能和动叶开度，最终计算出风机的体积流量，各个状态点可绘制在风机性能曲线中。

2.4.2 风机临界失速曲线代理模型

将实际运行状态点的上边缘数据点取出，例如图 10 和图 11 中蓝色数据点，对其进行 δ 的增量运算，得到红色数据点，作为临界失速曲线，表现出体积流量与阈值比压能之间的关系。

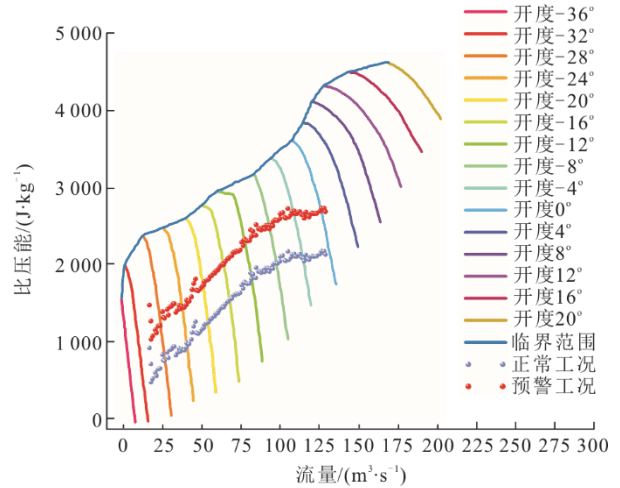


图 10 送风机临界失速曲线
Fig.10 Supply fan critical stall curve

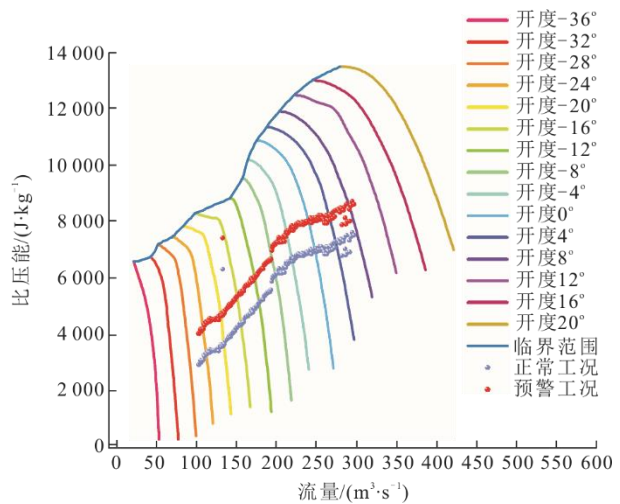


图 11 引风机临界失速曲线
Fig.11 Induced draft fan critical stall curve

开发临界失速曲线的代理模型，作为风机失速预警的参考基准，本模型采用多项式拟合和多层感知机分别进行建模。

采用 4 次多项式拟合红色数据点，得到临界失速曲线的代理模型，并绘制代理模型的曲线，结果如图 12 和图 13 所示。利用测试集的数据测试模型，

其平均相对误差为 2.22%，符合工程应用的要求。但是，随着体积流量的增大，曲线有逐步下降的趋势，意味着临界比压能越来越低，这与风机性能图上上边缘的理论风机失速曲线的趋势相违背，因此，多项式拟合不适用于建立临界失速曲线的代理模型。

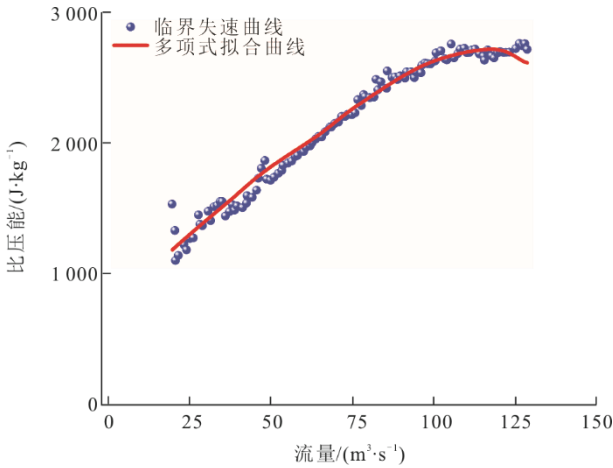


图 12 多项式拟合送风机临界失速曲线
Fig.12 Polynomial fits critical stall curve of supply fan

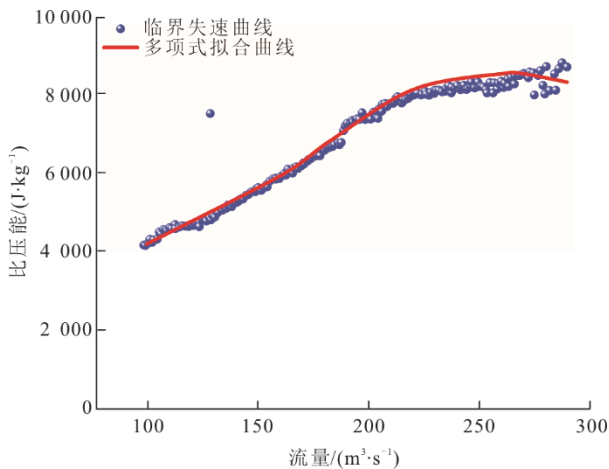


图 13 多项式拟合引风机临界失速曲线
Fig.13 Polynomial fits critical stall curve of induced draft fan

使用多层感知机模型绘制送、引风机临界失速曲线，结果如图 14 和图 15 所示。利用测试集的数据测试，送、引风机临界失速曲线平均相对误差为 2.09% 和 0.70%，符合工程应用要求。

通过以上综合分析比较，本模型选用多层感知机模型来建立风机临界失速曲线的代理模型，作为其临界失速曲线。

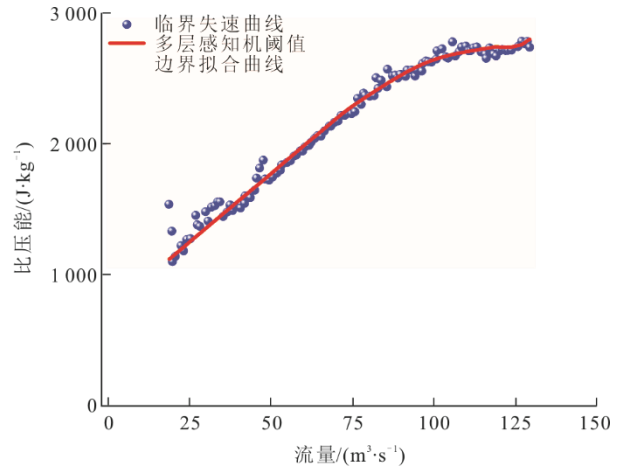


图 14 多层感知机拟合送风机临界失速曲线
Fig.14 Multilayer perceptron fits supply fan critical stall curve

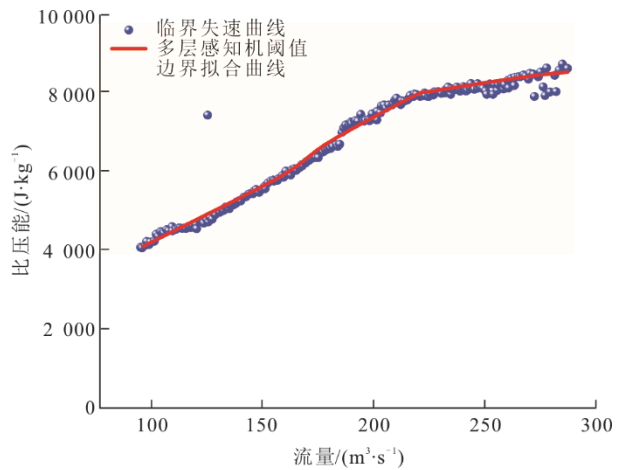


图 15 多层感知机拟合引风机临界失速曲线
Fig.15 Multilayer perceptron fits critical stall curve of induced draft fan

3 大数据平台测试

大数据平台输出结果释义“0”为风机运行正常，“1”为风机失速预警。需要验证模型案例，判定模型功能是否在大数据平台上达到预期效果。

1) 使用测试文件中的送风机失速数据进行测试，在平台验证结果为风机失速模型发生预警，并提示相关专家经验指导建议及改善措施，送风机模型参数设置及模型测试结果如图 16 和图 17 所示。

2) 使用测试文件中的引风机失速数据测试，在平台验证结果为发生预警，引风机模型参数设置及模型测试结果如图 18 和图 19 所示。

通过以上测试，模型输出结果在大数据平台界面作出相应的预警提示，证明此模型的准确性及实用性得到很好验证。



图 16 送风机模型参数设置
Fig.16 Model parameter settings of supply fan



图 17 送风机模型测试结果
Fig.17 Model test results of supply fan

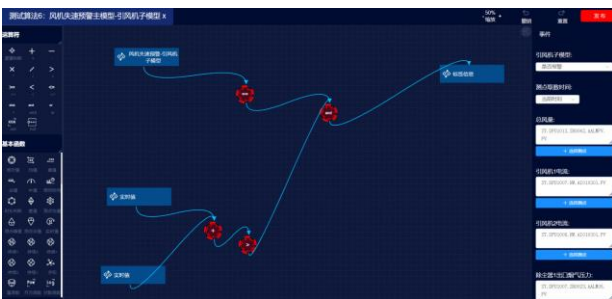


图 18 引风机模型参数设置
Fig.18 Model parameter settings of induced draft fan



图 19 引风机模型测试结果
Fig.19 Model test results of induced draft fan

4 结 语

1) 基于数据驱动和先验知识双轮驱动, 建立基于大数据平台的风机智能巡检模型, 实时扫描和分析风机各运行参数的变化, 对发生工况偏离的设备和系统及时预警。

2) 数据驱动模型代替运行人员对机组运行状态的定期巡检监视及诊断, 为电厂运行人员和管理人员提供机组运行状态查询、故障状态诊断等信息, 实现机组多系统的实时监控与故障预警达到状态监测更全面、机组运行更安全的目的。

3) 基于数据挖掘技术建模提供指导, 实现发电过程的精准化运行和精细化管理, 提高发电力企业在新形势下的核心竞争力, 促进燃煤机组安全、高效、绿色、低碳地全周期运行。

[参 考 文 献]

- [1] 张学延, 何国安, 曾立飞, 等. “双碳”目标下火电机组故障及应对措施综述[J]. 热力发电, 2022, 51(12): 10-17.
ZHANG Xueyan, HE Guoan, ZENG Lifei, et al. Overview of thermal power units' faults and the countermeasures under the target of “carbon neutrality and carbon peaking”[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(12): 10-17.
- [2] 刘祥雄, 胡德聪, 吴磊. 基于大数据平台的智慧风电集控建设解决方案[J]. 能源科技, 2021, 19(6): 41-43.
LIU Xiangxiong, HU Decong, WU Lei. Centralized control construction solution for smart wind power based on big data platform[J]. Energy Science and Technology, 2021, 19(6): 41-43.
- [3] 潘召涛. 基于数据挖掘的火电厂风机故障预警研究[J]. 机械管理开发, 2021, 36(2): 119-120.
PAN Zhaotao. Research on fault warning of fan in thermal power plant based on data mining[J]. Mechanical Management and Development, 2021, 36(2): 119-120.
- [4] 吕建平, 陈小强, 徐山, 等. 火电厂风机振动智能诊断技术[J]. 现代信息科技, 2020, 4(18): 162-164.
LYU Jianping, CHEN Xiaoqiang, XU Shan, et al. Intelligent diagnosis technology of fan vibration in thermal power plant[J]. Modern Information Technology, 2020, 4(18): 162-164.
- [5] 胡翔, 殷锋, 袁平. 基于 LSTM 的风机故障检测研究[J]. 现代计算机, 2021(8): 36-40.
HU Xiang, YIN Feng, YUAN Ping. Research on fault detection of fan based on LSTM[J]. Modern Computer, 2021(8): 36-40.
- [6] 万安平, 龚志鹏, 张银龙, 等. 基于 XGBoost-KDE 的风机主轴承温度预测与故障预警方法[J]. 热力发电, 2022, 51(12): 164-171.
WAN Anping, GONG Zhipeng, ZHANG Yinlong, et al. XGBoost-KDE-based main bearing temperature prediction and fault warning method for wind turbines[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(12): 164-171.
- [7] 刘海涛, 陈俊, 黄迪, 等. 外转子风机轴向振动及故障机理研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(6): 271-280.
LIU Haitao, CHEN Jun, HUANG Di, et al. On the axial vibration and the failure of outer-rotor fans[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(6): 271-280.
- [8] 刘启栋. 基于卷积神经网络的风机叶片损伤检测[J]. 热力发电, 2023, 52(3): 88-93.
LIU Qidong. Wind turbine blade damage detection based on convolutional neural network[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(3): 88-93.
- [9] 宋威, 林建维, 周方泽, 等. 基于改进降噪自编码器的风机轴承故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 61-68.
SONG Wei, LIN Jianwei, ZHOU Fangze, et al. Wind turbine bearing fault diagnosis method based on an improved denoising AutoEncoder[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 61-68.
- [10] 田亮, 袁存波. 基于 LSTM 和证据理论的引风机轴承故障诊断[J]. 动力工程学报, 2023, 43(5): 614-621.
TIAN Liang, YUAN Cunbo. Fault diagnosis of induced draft fan bearing based on LSTM and evidence theory[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2023, 43(5): 614-621.
- [11] 曹贺, 董云山, 金生祥, 等. 基于 Apros 的引风机喘振先兆特征仿真研究[J]. 热力发电, 2022, 51(12): 48-56.

- CAO He, DONG Yunshan, JIN Shengxiang, et al. Apros-based simulation research on surge precursor characteristics of induced draft fan[J]. *Thermal Power Generation*, 2022, 51(12): 48-56.
- [12] 蔡泽锴, 余立超, 吴太欢, 等. 一种优化轴速提取方法以及在风机故障检测中的应用[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(11): 148-155.
- CAI Zekai, YU Lichao, WU Taihuan, et al. Optimal shaft speed extraction and its application in wind turbine condition monitoring[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(11): 148-155.
- [13] 周浩豪, 茅大钧, 李玉珍. 基于 SSAPSO-LightGBM 的火电厂引风机故障预警方法[J]. *热能动力工程*, 2023, 38(2): 153-160.
- ZHOU Haohao, MAO Dajun, LI Yuzhen. Fault early warning method for induced draft fan in thermal power plant based on improved SSAPSO-LightGBM[J]. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*, 2023, 38(2): 153-160.
- [14] 艾进才. 基于故障树和神经网络的风机故障在线诊断[J]. *电子技术与软件工程*, 2021(1): 222-223.
- AI Jincan. Online diagnosis of wind turbine faults based on fault trees and neural networks[J]. *Electronic Technology & Software Engineering*, 2021(1): 222-223.
- [15] 曹子飞, 周练达. 火电厂一次风机故障智能预警系统设计[J]. *电子元器件与信息技术*, 2020, 4(11): 111-112.
- CAO Zifei, ZHOU Lianda. Design of intelligent early warning system for primary wind turbine failure in thermal power plant[J]. *Electronic Components and Information Technology*, 2020, 4(11): 111-112.
- [16] 李举, 杨光军, 王纪东, 等. 火电厂风机智能预警方案设计实现[J]. *自动化应用*, 2021(9): 113-115.
- LI Ju, YANG Guangjun, WANG Jidong, et al. Design and implementation of intelligent early warning scheme for wind turbines in thermal power plants[J]. *Automation Application*, 2021(9): 113-115.
- [17] 余兴刚, 宾谊沅, 陈文, 等. 基于改进 MSET 的一次风机故障预警及诊断方法[J]. *机电工程*, 2023, 40(4): 535-541.
- YU Xinggang, BIN Yiyuan, CHEN Wen, et al. Early warning and diagnosis of primary fans based on improved MSET[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2023, 40(4): 535-541.
- [18] 夏文苗, 黄伟. 基于 XGBoost 和自适应阈值的电厂风机故障预警[J]. *计算机仿真*, 2023, 40(4): 108-112.
- XIA Wenmiao, HUANG Wei. Power plant fan wind turbine fault early warning in power plant based on XGBoost and adaptive threshold[J]. *Computer Simulation*, 2023, 40(4): 108-112.
- [19] 王挺韶, 季天瑶, 姜雨滋, 等. 基于降噪自动编码器与一维卷积网络的风机故障诊断方法[J]. *电测与仪表*, 2023, 60(1): 87-93.
- WANG Tingshao, JI Tianyao, JIANG Yuzi, et al. Fault diagnosis method for wind turbines based on de-noise auto-encoder and one-dimensional convolution network[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2023, 60(1): 87-93.
- [20] 刘瑶, 徐海平, 初宁, 等. 基于长短时记忆模型的风机故障诊断[J]. *工程热物理学报*, 2020, 41(10): 2437-2445.
- LIU Yao, XU Haiping, CHU Ning, et al. Fan fault diagnosis based on long-short term memory network[J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2020, 41(10): 2437-2445.
- [21] 韩万里, 茅大钧, 印琪民. 基于 PCA 和多元状态估计的引风机故障预警[J]. *热能动力工程*, 2020, 35(1): 91-97.
- HAN Wanli, MAO Dajun, YIN Qimin. Induced draft fan fault warning based on PCA and multivariate state estimation technique[J]. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*, 2020, 35(1): 91-97.
- [22] 卢福平, 鲁跃峰, 李昊燃. 一次风机进口消音器风道异常振动故障诊断及治理[J]. *节能技术*, 2023, 41(2): 188-192.
- LU Fuping, LU Yuefeng, LI Haoran. Diagnosis and treatment of abnormal vibration of the imported muffler of the primary fan[J]. *Energy Conservation Technology*, 2023, 41(2): 188-192.
- [23] 汤占军, 孙润发. 基于多尺度模糊熵和 STOA-SVM 的风机轴承故障诊断[J]. *电机与控制应用*, 2021, 48(12): 66-70.
- TANG Zhanjun, SUN Runfa. Fan bearing fault diagnosis based on multi-scale fuzzy entropy and STOA-SVM[J]. *Electric Machines & Control Application*, 2021, 48(12): 66-70.
- [24] 王艺霏, 李哲, 周斌, 等. 基于特征变量分析的火电厂引风机故障预警模型研究与应用[J]. *工业控制计算机*, 2021, 34(7): 11-13.
- WANG Yifei, LI Zhe, ZHOU Bin, et al. Research and application of induced draft fan fault early warning model in thermal power plant based on characteristic variable analysis[J]. *Industrial Control Computer*, 2021, 34(7): 11-13.
- [25] 师忠玉. 基于振动理论的风机裂纹故障诊断[J]. *山西电力*, 2021(3): 60-62.
- SHI Zhongyu. Diagnosis of fan crack fault based on vibration theory[J]. *Shanxi Electric Power*, 2021(3): 60-62.
- [26] 孟瑜炜, 王立峰, 王豆, 等. 基于 CNN-SVDD 的多机组引风机故障识别技术[J]. *信息技术与信息化*, 2021(6): 160-164.
- MENG Yuwei, WANG Lifeng, WANG Dou, et al. Multi-unit induced draft fan fault identification technology based on CNN-SVDD[J]. *Information Technology and Informatization*, 2021(6): 160-164.
- [27] 林涛, 杨欣, 蔡睿琪, 等. 基于改进人工蜂群算法的 Elman 神经网络风机故障诊断[J]. *可再生能源*, 2019, 37(4): 612-617.
- LIN Tao, YANG Xin, CAI Ruiqi, et al. Fault diagnosis of wind turbine based on Elman neural network trained by artificial bee colony algorithm[J]. *Renewable Energy Resources*, 2019, 37(4): 612-617.

(责任编辑 杜亚勤)