

DOI: 10.19666/j.rlfed.202212181

基于数据挖掘的直接空冷机组 背压预测及优化

刘宇航¹, 顾煜炯^{1,2}, 郑庆帅¹, 李子浩¹, 马吉伟¹, 宋光雄¹

(1.华北电力大学能源动力与机械工程学院, 北京 102206;

2.华北电力大学国家火力发电工程技术研究中心, 北京 102206)

[摘要] 为实现直接空冷机组冷端优化, 以机组历史运行数据为基础结合数据挖掘与深度学习算法, 提出了一种直接空冷机组冷端运行优化方法。首先, 对获取的历史运行数据进行稳态筛选、工况划分, 结合高斯混合模型算法确定机组多元工况下背压基准区间; 然后, 使用 Spearman 系数法选取特征变量, 结合门控循环单元神经网络构建直接空冷机组背压预测模型, 对比背压基准区间与背压预测值给出背压的优化建议和预警信息; 最后, 将该方法应用于某亚临界 300 MW 空冷凝汽式机组。研究表明: 提出的背压优化方法能够给出有效的背压预警信息, 实现空冷机组冷端优化运行。

[关键词] 直接空冷机组; 背压优化; 数据挖掘; 基准区间; 门控循环单元神经网络

[引用本文格式] 刘宇航, 顾煜炯, 郑庆帅, 等. 基于数据挖掘的直接空冷机组背压预测及优化[J]. 热力发电, 2022, 52(5): 127-135. LIU Yuhang, GU Yujiong, ZHENG Qingshuai, et al. Prediction and optimization of back pressure of direct air-cooled unit based on data mining[J]. Thermal Power Generation, 2022, 52(5): 127-135.

Prediction and optimization of back pressure of direct air-cooled unit based on data mining

LIU Yuhang¹, GU Yujiong^{1,2}, ZHENG Qingshuai¹, LI Zihao¹, MA Jiwei¹, SONG Guangxiong¹

(1. School of Energy, Power and Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. National Thermal Power Engineering Technology Research Center, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: In order to realize the cold end optimization of direct air-cooled units, a cold end operation optimization method of air-cooled units is proposed based on the historical operation data of units and combined with data mining and deep learning algorithm. Firstly, the obtained historical operation data are screened in steady state and divided into working conditions. Combined with the Gaussian mixture model algorithm, the back pressure reference interval of the unit under multiple working conditions is determined. Then, the Spearman coefficient method is used to select the characteristic variables, and the back pressure prediction model of the direct air cooling unit is constructed in combination with the gated circulation unit. The back pressure optimization suggestions and early warning information are given by comparing the back pressure reference interval with the back pressure prediction value. Finally, the method is applied to a subcritical 300 MW air-cooled condensing steam unit. The results show that the back pressure optimization method proposed in this paper can give effective back pressure early warning information and realize optimal operation of cold end of the air-cooled unit.

Key words: direct air cooling unit; back pressure optimization; data mining; reference interval; neural network of GRU

据中电联发布的《中国电力行业年度发展报告
2022》统计, 2021 年全国全社会用电量达到

83 313 亿 kW·h, 同比增长 10.4%, 其中约有 65%
的供应量来自于火电机组; 截至 2021 年底, 全国全

收稿日期: 2022-12-05

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2017YFB0603904-4)

Supported by: National Key Research and Development Program (2017YFB0603904-4)

第一作者简介: 刘宇航 (1998), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为火电机组状态监测与故障诊断, liuyuhang0101@163.com。

通信作者简介: 顾煜炯 (1968), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为设备状态监测与健康诊断, gyj@ncepu.edu.cn。

口径装机容量达 2.37×10^9 kW, 火电机组的装机容量占全国总装机的 53%^[1]。我国当下用电需求仍十分旺盛, 且火电机组仍将长期在电力供应中占据重要地位。我国北方地区水资源相对匮乏, 直接空冷机组由于其良好的节水特性在我国富煤缺水的“三北”地区得到广泛发展, 有效节约了水资源^[2]。然而, 由于环境温度和风速的即时变化, 导致直接空冷机组的背压、煤耗率较同等容量湿冷机组偏高。随着近年来节能减排理念的不断发展, 给电厂的经济运行提出了新的要求, 直接空冷机组成为电力行业中节能减排的重中之重^[3]。因此, 如何在保证机组安全运行的前提下优化背压有助于挖掘空冷机组节煤潜力、减少碳排。

通常来说, 降低机组运行背压有利于减少机组煤耗率, 但无论是出于安全性还是经济性考虑机组背压并不是越低越好。虽然提高风机转速可有效降低背压、增加机组出力, 但同时也会带来风机群耗功增加, 机组净功率的变化未可知。因此诸多学者围绕如何确定使得机组净功率最大的最佳运行背压展开研究。文献[4-6]通过建立直接空冷机组冷端变工况数学模型, 得到了机组理论上的最佳背压, 实现对风机频率的优化。文献[7]通过引入粒子群优化算法结合支持向量机构建真空目标值预测模型,

实现对凝汽器真空运行状态的评估。文献[8-9]基于历史运行数据筛选最佳数据样本, 结合人工智能算法构建了机组净功率-背压模型, 从数据上优化了最佳背压的寻找逻辑。

上述研究都在不同程度上对计算模型做出了简化假设, 由此得到的最佳背压往往是理论上的最佳背压, 且大多集中在对机组最佳背压或真空的静态研究上, 缺乏对背压的预测研究。当机组实时背压与最佳背压之间发生偏离时, 运行人员的调整则显得十分被动和滞后, 引起机组供电煤耗率升高。

本文基于机组历史数据, 利用高斯混合模型(GMM)获取多元工况下机组运行背压的基准值区间; 同时, 结合门控循环单元(GRU)神经网络预测机组背压的变化趋势, 通过对比背压预测值与基准区间给出背压偏离基准的预警信息, 实现空冷机组背压的运行优化。

1 直接空冷机组背压优化研究流程

本文对直接空冷机组背压优化的研究分为2部分: 一为确定多元工况下背压的基准区间; 二为构建直接空冷机组背压预测模型。具体的研究方法和流程如图1所示。

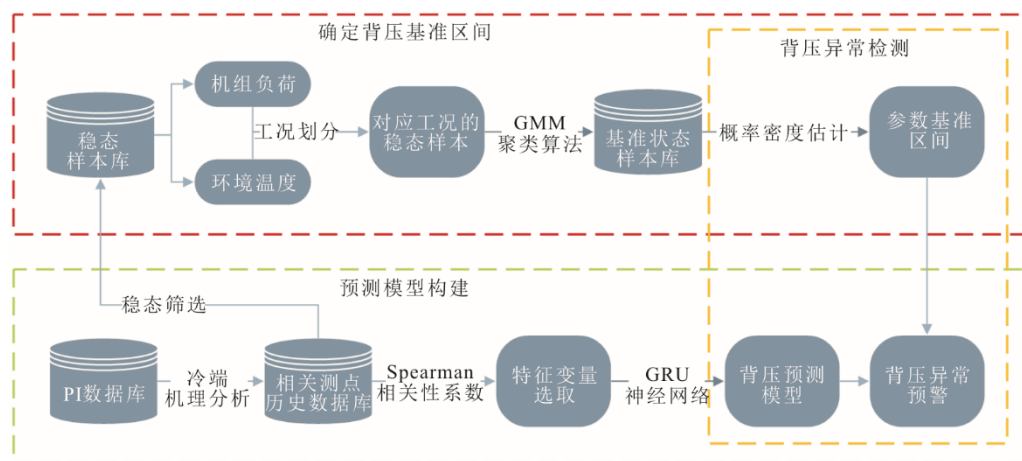


图1 直接空冷机组背压优化研究方法与流程

Fig.1 Research method and process of air cooling unit back pressure optimization

2 确定背压基准区间

2.1 历史数据稳态筛选与工况划分

火电机组在运行过程中需要快速变负荷以响应电网侧负荷调度需求, 机组发电过程具有非平稳特性^[10]。在非稳态工况下, 参数的特性极不稳定, 部分参数会由于惯性而延迟响应, 运行数据不能真

实地反映系统输入输出间的关系, 因此在依靠数据挖掘获取机组背压基准值时应首先将非稳态工况的数据予以剔除^[11]。本文采用数据滑窗技术进行稳态工况判别, 在一段时间内求取稳态特征参数的最大值和最小值, 判断二者差值与稳定阈值的大小; 若小于稳定阈值, 则标记为稳态; 否则, 滑动窗口

继续取样,继续对新窗口内的数据进行稳态判别。由此,可从机组大量的历史运行数据中筛选出稳态工况数据。其中,时间窗口设置为 30 min,滑动步长设置为 1 min,稳态特征参数及稳态阈值设置见表 1^[12]。

表 1 稳态筛选标准
Tab.1 Steady state screening criteria

项目	阈值
机组功率/MW	10
主蒸汽压力/MPa	0.6
主蒸汽温度/°C	3
再热蒸汽温度/°C	3

此外,由于直接空冷机组背压会受到机组负荷以及环境温度等边界条件的影响,不同工况下机组背压基准值不同,因此选择机组负荷、环境温度 2 个变量对获得的稳态数据样本进行工况划分。目前,对于工况划分存在基于 K 均值聚类的划分和等间隔划分等方法^[13]。基于 K 均值聚类的工况划分优势在于聚类结果更加符合样本自身分布特性,但是存在 K 值不好确定、非凸数据集难以收敛等问题。等间隔分类法则简单有效,通过统计边界条件参数的变化范围,据此选取合适的间隔划分数据样本。本文选用等间隔的分类法进行工况划分,具体的划分标准需要根据数据样本的分布特征而定,在第 4 节案例分析中详述。

2.2 基于 GMM 的背压基准区间的确定

通常来讲,背压基准值或最佳背压是指机组在当前工况下真实可达的最低能耗对应的背压值。本文选用 GMM 算法将对应工况下的背压运行样本依据数据分布特征进行相似性聚类,以供电煤耗率为决策目标选取基准样本并估计其分布,将背压在给定显著性水平下的置信区间上下限作为该工况下背压的基准区间。考虑到现场实际的可操作性,本文基于历史数据聚类所提出的背压基准区间并不完全等同于传统意义上的最佳背压。当机组背压处于基准区间范围内时对应的机组能耗处于可比工况下较优的水准,并不一定是最优值,但是随着数据的不断更新,基于 GMM 算法获取的背压基准区间也会不断自我调整、逐渐趋优以适应机组的真实状态。

GMM 是一种采用最大期望值(expectation maximum, EM)算法寻优的聚类算法,其融合了参数估计与非参数估计的优势^[14]。GMM 的原理是由多个高斯分布来拟合实际分布,当模型中成员足够多时,理论上可以无限逼近数据的真实分布。其概

率密度公式为:

$$p(\mathbf{X} | \theta) = \sum_{k=1}^K \omega_k \phi_k(\mathbf{X} | \theta_k) \quad (1)$$

式中: \mathbf{X} 为观测向量; K 为子分布的个数; ω_k 为权重系数; $\phi_k(\mathbf{X} | \theta_k)$ 为第 k 个子分布的概率密度函数,其中 $\phi_k = (\mu_k, \Sigma_k)$ 。

$$\phi_k(\mathbf{X} | \theta_k) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} \cdot (\mathbf{X} - \mu_k)^T \cdot \Sigma_k^{-1} (\mathbf{X} - \mu_k)\right] \quad (2)$$

式中: μ_k 、 Σ_k 分别为均值和协方差矩阵。

采用 EM 算法迭代求取极大似然参数值,其目标函数为:

$$L(\theta) = \lg\left[\prod_{i=1}^N p(\mathbf{X} | \theta)\right] = \sum_{i=1}^N \lg p(\mathbf{X} | \theta) = \sum_{i=1}^N \lg \sum_{k=1}^K \omega_k \phi_k(\mathbf{X} | \theta_k) \quad (3)$$

GMM 的子分布个数代表机组不同的运行模式。为了合理确定子分布的数目,选择基于熵概念的 AIC 评价准则来权衡模型复杂度与拟合效果之间的关系^[15],其定义式如下:

$$AIC = 2K - 2\ln(L) \quad (4)$$

式中: K 为聚类数; L 为模型的似然函数。当 AIC 取到最小值时对应的 K 值即为 GMM 算法的最佳聚类数。

3 背压预测模型的构建

3.1 模型输入特征选取

影响直接空冷机组背压的因素众多,且影响权重各不相同,通过对直接空冷机组冷端进行机理分析可以初步选取与背压相关的机组负荷、主蒸汽流量、主蒸汽温度、主蒸汽压力、凝结水流量、风机功率、风机轴温、排汽温度、真空泵功率、环境温度、环境风速及凝结水泵电流等作为初始辅助变量。

为减少特征冗余、剔除与背压相关性弱的特征,本文利用 Spearman 相关性系数对上文选取的特征进行相关性分析,在保证信息完整性的基础上尽可能精简输入特征,提高模型的预测效率和精度。Spearman 相关性系数计算公式如下:

$$\rho(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_X)(Y_i - \mu_Y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_X)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \mu_Y)^2}} \quad (5)$$

式中: X 、 Y 为 2 个特征变量; X_i 、 Y_i 分别为变量 X 、 Y 中的第 i 个数据; μ_X 、 μ_Y 分别为变量 X 、 Y 的均值。

相关系数的取值区间为 $-1 \sim 1$,绝对值越接近 1 表明变量之间相关性越强。因此,可以根据特征变

量之间 Spearman 系数的大小合并某些相关性强的特征，同时删除与背压相关性弱的特征，相关性计算结果如图 2 所示。由图 2 可见，凝结水泵电流与背压之间的相关系数较低，风机平均轴温与风机总功率之间、主蒸汽流量与机组负荷之间的相关性较

高。为精简模型输入，保留风机总功率和机组负荷作为输入特征，最终选取机组负荷 X_1 、主蒸汽温度 X_2 、主蒸汽压力 X_3 、凝结水流量 X_4 、风机总功率 X_5 、排汽温度 X_6 、真空泵组功率 X_7 、环境温度 X_8 、环境风速 X_9 共 9 维特征作为输入构建背压预测模型。

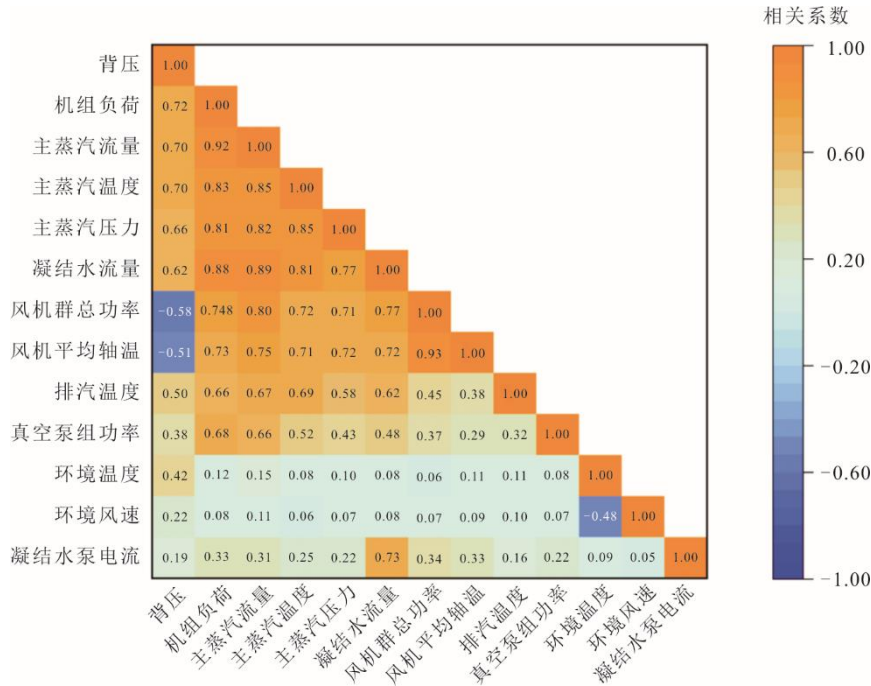


图 2 特征变量相关性计算结果
Fig.2 Correlation calculation results of characteristic variables

3.2 基于 GRU 的背压预测模型的构建

长期以来，长短期记忆神经网络 (LSTM) 因其良好的记忆长期依赖性被广泛用于预测时序数据，但存在内部结构复杂、收敛速度慢等问题限制了其在工业上的应用。GRU 是在 LSTM 基础上提出的一种改进模型，其在保留了 LSTM 原有时间递推功能及预测准确率的基础上简化了模型结构，成功解决了 LSTM 训练时间过长的问题^[16]。GRU 的结构如图 3 所示，通过更新门 z_t 、重置门 r_t 2 个门限结构对输入的信息有选择地剔除或增强，控制细胞的状态。其中更新门控制单元更新内容的程度，重置门决定对上一时刻隐状态的遗忘程度。

由以下公式构建 GRU 神经元中的更新门 z_t 、重置门 r_t 、待定输出值 \tilde{h}_t 以及输出值 h_t ：

$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1}) \tag{6}$$

$$r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1}) \tag{7}$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(r_t \circ U h_{t-1} + W x_t) \tag{8}$$

$$h_t = (1 - z_t) \circ \tilde{h}_t + z_t \circ h_{t-1} \tag{9}$$

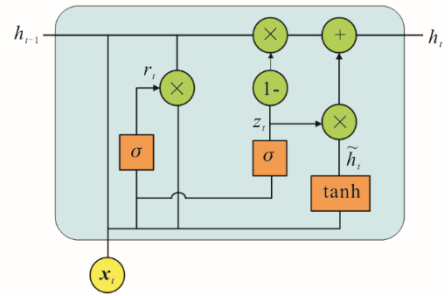


图 3 GRU 单元结构
Fig.3 The GRU unit structure

式中： h_{t-1} 、 h_t 为上一个神经元的输出和当前神经元的输出； x_t 为当前输入向量； W_z 、 W_r 分别为更新门和重置门的权重； σ 为 sigmoid 激活函数； \tanh 为双曲正切函数； U_z 、 W_z 、 U_r 、 W_r 、 U 、 W 为训练权重矩阵； \circ 符号表示 Hadamard 积运算。

文中选择绝对平均误差 (δ_{MAE}) 作为模型训练的损失函数，将运行数据代入神经元前向计算得到神经元的输出，通过 δ_{MAE} 反向计算每个神经元的误差项。得到神经元输出值后使用 Adam 算法优化误差，经多次循环迭代后得到有效的预测模型。

$$\delta_{MAE} = \frac{1}{q} \sum_{t=1}^q |z_t - y_t| \quad (10)$$

式中： q 为时间跨度； y_t 为模型预测值； z_t 为实际输入值。

3.3 模型预测效果验证

本文选择均方根误差 δ_{RMSE} 和决定系数 R^2 2 个指标对模型进行评价。 δ_{RMSE} 反映了预测值与真实值的偏差，该值越小模型预测效果越好； R^2 反映了预测变量的变化能够被选取的特征变量解释的比例，取值为 0~1，该值越接近于 1 效果越好。

隐藏层数的不同会影响模型的预测精度和预测时间，通常来讲双层结构能够在模型复杂度升高较小的情况下取得更优的预测效果^[17]。针对背压的预测，本文构建了双层 GRU 的预测模型，输入层神经元个数为 9，输出层神经元个数为 1，各隐含层

神经元个数利用网格搜索法不断缩小范围，确定隐含层神经元个数分别为 96、52。

为确保构建的模型能够对电厂复杂工况具有良好的适应度，从 SIS 中分别选取了 1 月、6 月 2 个月份中各一周的数据，采样间隔为 1 min，数据在负荷、环境温度等参数上具有足够的跨度，在一定程度上可以覆盖电厂典型运行工况。根据模型验证的思路，将各数据集中前 70% 的数据作为训练集，剩余数据作为测试集，对 2 组数据分别验证模型的预测效果。

为了验证特征变量选择及 GRU 层数对模型预测效果的影响，分别建立了特征筛选后的单层 GRU 模型以及特征筛选前、后双层 GRU 预测模型进行对比分析，各模型预测结果及评价指标对比结果如图 4、表 2 所示。

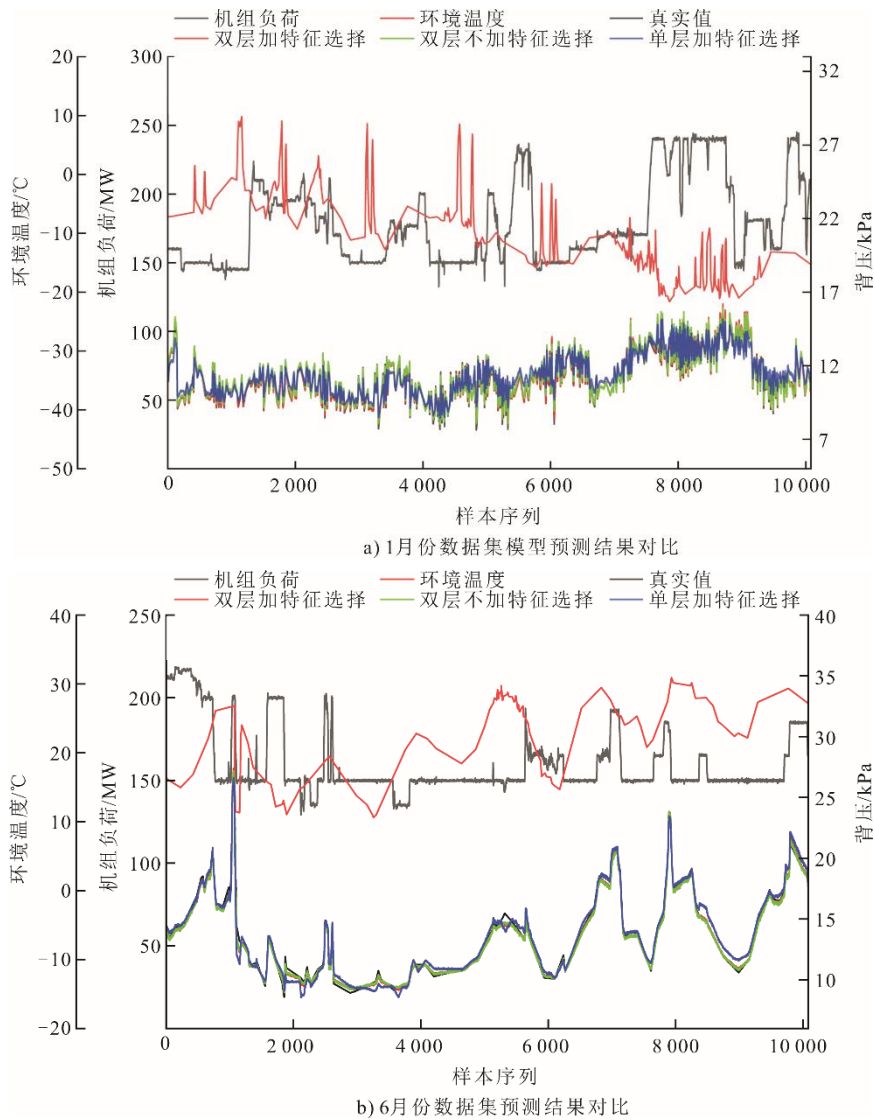


图 4 基于 GRU 背压预测模型的预测结果

Fig.4 Prediction results of the GRU-based back pressure prediction model

表 2 模型评价指标对比
Tab.2 Comparison of the model evaluation index

数据集	模型	训练集		测试集	
		δ_{RMSE}/kPa	$R^2/\%$	δ_{RMSE}/kPa	$R^2/\%$
1 月份数据集	单层 GRU	0.382	0.884	0.416	0.845
	特征筛选后				
	双层 GRU	0.057	0.933	0.125	0.926
	特征筛选前				
6 月份数据集	单层 GRU	0.415	0.856	0.428	0.827
	特征筛选后				
	双层 GRU	0.063	0.921	0.131	0.914
	特征筛选前				
双层 GRU	0.085	0.955	0.116	0.935	
特征筛选后					

结果表明：双层结构模型预测精度明显优于单层结构模型；经过特征筛选后的双层 GRU 预测模型较未经特征筛选的模型在 2 个数据集的训练集上预测精度略微下降，但在测试集上的均方差分别降低了 5.7%、7.8%，这说明特征筛选后构建的模型具有了更好的泛化能力。

4 案例分析

本文以某亚临界 300 MW 空冷凝汽式机组为研究对象，机组型号为 NZK300-16.7/537/537。机组冷端由 30 台风机按照 5 排 6 列布置，其中 24 台顺流，6 台逆流，风机直径为 9.14 m，额定转速为 83 r/min，翘化比为 117.4，机组配备 2 台立式、多级导叶式离心凝结水泵和 3 台水环式真空泵，真空泵按“两运一备”方式运行。

4.1 稳态判别与工况划分

按照上文所述采用滑窗法对选取的相关测点在 2020 年 6 月至 2021 年 5 月间的历史数据样本进行稳态判别，剔除非稳态数据样本后剩余稳态数据共 385 300 条。机组一段时间的稳态筛选结果如图 5 所示。

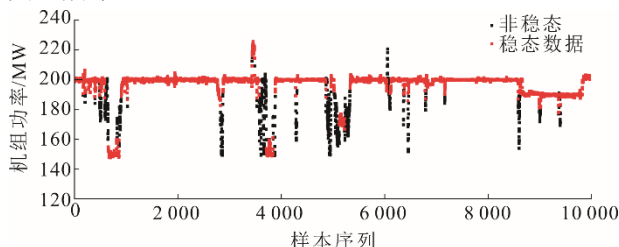


图 5 一段时间的稳态筛选结果

Fig.5 Steady state screening results over a period of time

统计稳态数据样本中的机组负荷、环境温度的变化范围，应选取合适的间隔划分工况，表 3 列出了负荷、环境温度的变化范围及本文工况划分的标

准。图 6 为不同工况下的样本密度。

表 3 边界范围及工况划分间隔
Tab.3 Boundary scope and working condition division interval

边界条件	负荷/MW	环境温度/℃
变化范围	100~300	-18~38
分类间隔	10	2

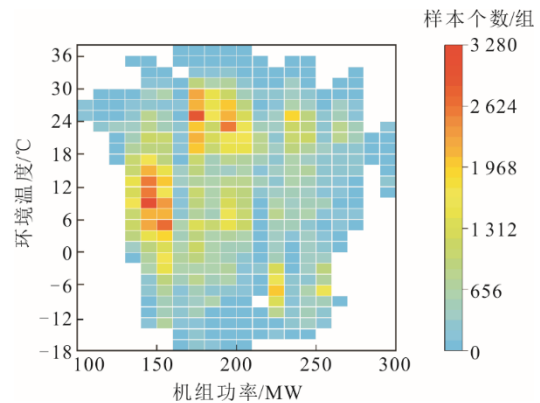
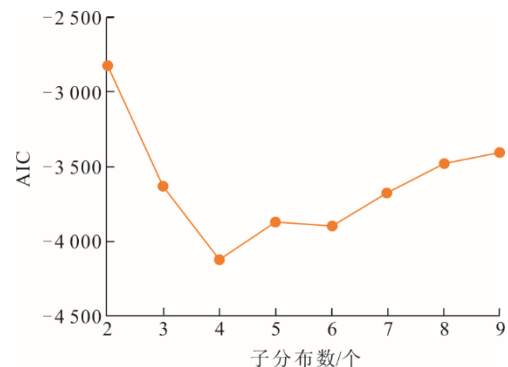


图 6 工况热度

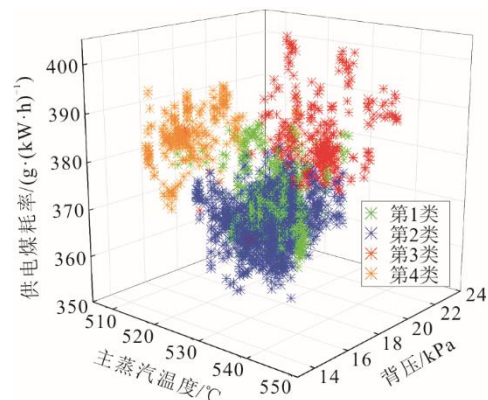
Fig.6 Working condition heat map

4.2 背压基准区间的确定

选取图 6 中样本密度较高时的某个工况，记为工况 A，该工况的机组功率、环境温度分别为 200~210 MW、22~24 ℃，共计 2 674 条数据，工况 A 背压基准区间的确定如图 7 所示。



a) 不同子分布数对应的AIC值



b) GMM聚类结果降维展示

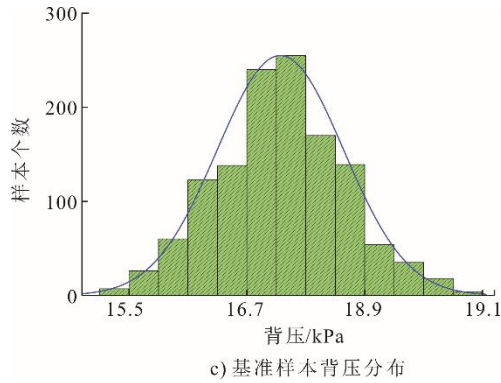


图 7 工况 A 背压基准区间的确定
Fig.7 Determination of back pressure reference interval for working condition A

以该工况为例，展示基于 GMM 算法的聚类结果及背压基准区间的确定过程。首先根据式(4)计算不同聚类个数对应的 AIC 值(图 7a))，根据 AIC 值最小原则确定 GMM 最佳聚类数为 4；然后利用

GMM 对工况 A 中的背压相关运行数据进行多参数同步聚类，表 4 给出了聚类所得 4 类样本的样本个数及参数均值，图 7b)为 GMM 聚类结果；最后选取平均供电煤耗率最低的第 2 类作为该工况的基准样本，通过估计基准样本的分布，选取 95%的置信度确定该工况下背压的基准区间为 16.07~18.14 kPa，背压的分布如图 7c 所示。其他工况背压基准区间确定方法相同，表 5 列出了某些典型工况下基于 GMM 算法挖掘的背压基准区间。

表 4 基于 GMM 模型的聚类结果
Tab.4 Clustering results based on GMM model

所属类别	样本数/个	背压均值/kPa	供电煤耗率均值/(g·(kW·h) ⁻¹)
第 1 类	832	17.12	372.40
第 2 类	1 069	16.56	368.50
第 3 类	425	19.62	383.74
第 4 类	349	17.52	386.27

表 5 典型工况下的背压基准区间
Tab.5 Back pressure reference interval under typical operating conditions

单位: kPa

环境温度/°C	机组负荷/MW							
	150~160	160~170	...	200~210	210~220	...	250~260	260~270
2~4	8.72~9.24	8.86~9.57	...	10.06~10.72	10.39~10.88	...	12.35~12.93	12.44~13.15
4~6	9.15~9.83	9.32~9.89	...	11.14~11.81	11.59~12.06	...	12.51~13.22	12.76~13.49
...
12~14	10.63~11.81	11.93~12.96	...	13.49~14.82	13.54~14.21	...	14.37~15.61	15.23~16.82
14~16	11.59~12.24	12.48~13.23	...	14.58~15.16	13.89~15.06	...	14.91~16.87	17.69~18.96
...
28~30	13.46~14.82	15.36~16.69	...	20.57~22.51	22.78~24.12	...	26.15~28.81	27.89~30.42
30~32	13.91~15.38	15.88~17.22	...	21.32~23.13	22.87~24.48	...	27.99~29.52	28.76~31.88

4.3 实例分析

在 2021 年 9 月 26 日凌晨，机组功率在 170 MW 左右运行，机组背压维持在 12.9 kPa 左右。凌晨 03:43，机组收到降负荷的调度指令并开始降负荷，在 03:47 降负荷至 150 MW 左右。此时，经预测模型提示，机组背压将开始持续下降，并将于 04:12 越过该工况下的背压基准区间下限。背压变化前后机组负荷、环境温度、风机功率、背压的时序变化如图 8 所示，模型预测结果及背压基准区间如图 9 所示。

由图 9 的背压实测值可以看出，自 03:44，机组背压从 12.84 kPa 开始下降，并在 04:13 超出了背压基准区间下限，预测结果与实际情况基本吻合。由此可见，基于 GRU 的直接空冷机组背压预测模型可以准确地预测背压变化趋势，并提前给出了背压即将超出基准区间的预警信息。

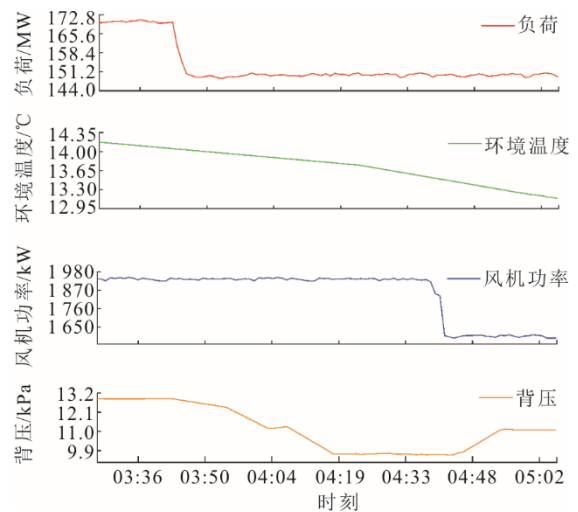


图 8 背压变化前后相关参数的时序变化
Fig.8 Time series changes of related parameters before and after back pressure changes

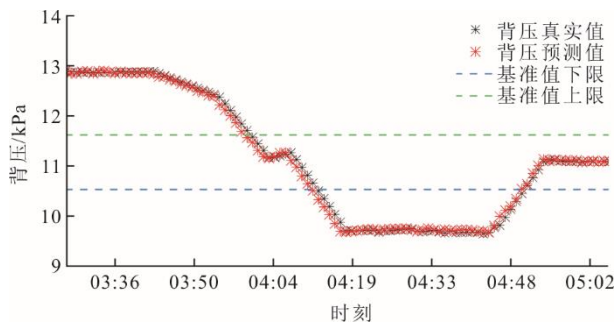


图9 背压预测结果及基准区间
Fig.9 Back pressure prediction results and benchmark interval

根据历史数据推演发现,引起此次背压超出基准下限的原因为机组于凌晨 03:43 开始降低负荷,由于机组所处工况已接近 50%THA 工况,变负荷过程中为保证参数稳定解除了自动控制,开始手动调节。负荷降低的同时主蒸汽流量也相应减少,引起排汽流量和排汽温度降低,而空冷风机因为在变负荷过程中解除了自动控制导致其出力未能跟随负荷变化及时做出调整,引起了机组背压的快速下降,偏离基准区间。

通常来说,供电煤耗率会随着背压的降低而降低,但背压的降低是以轴流风机群以及相关泵组耗功为代价的。因此,背压向下偏离基准区间同样会引起煤耗率的升高。机组供电煤耗率变化如图 10 所示。由图 10 可见,煤耗率随负荷升高而上升,但是由于风机出力没有及时跟随负荷做出调整导致煤耗率偏离该工况下的基准煤耗率,在凌晨 04:40,随着风机出力做出调整机组供电煤耗率降低了约 1.3 g/(kW·h)。

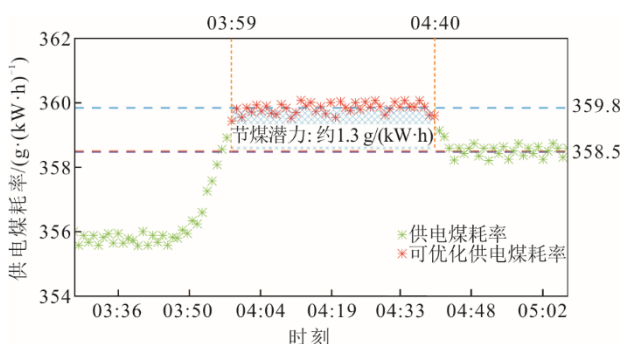


图 10 供电煤耗率时序变化趋势
Fig.10 Time series change trend of coal consumption rate for power supply

经式(11)计算,如果能够按照预测模型的提示及时对空冷风机及真空泵的出力做出调整,按照机组当前所处工况基准煤耗率为 358.5 g/(kW·h),从 03:59 至 04:40 可以实现累计节约标准煤 0.154 t 左右。

$$\Delta B = \sum_{t=0}^{t=T} \frac{1}{60} P_t \times (b_t - b_{ref}) \quad (11)$$

式中: ΔB 为节煤量; T 为煤耗偏离基准的时间; P_t 为机组 t 时刻的负荷; b_t 为 t 时刻的煤耗率; b_{ref} 为当前工况下的基准煤耗率。

5 结 论

本文在直接空冷机组承担灵活性调峰任务的背景下基于历史数据与深度学习算法探索性地提出了一种具有提前量的冷端优化方法。该方法通过对比背压预测值与基准区间实现了背压异常早期预警及冷端运行优化,得到如下结论。

1) 不同工况下背压的基准区间不同,以机组负荷和环境温度为边界条件的工况划分是基于数据挖掘确定背压基准值的前提。

2) 结合 AIC 评价准则的 GMM 算法可以有效划分样本,依据供电煤耗率选取基准样本并估计其分布可以得到合理的背压基准区间。

3) 结合 Spearman 系数与 GRU 神经网络可以对空冷机组背压变化趋势做出准确预测,进而通过对对比背压预测值与基准区间给出背压预警信息。

4) 将文中所提出的直接空冷机组背压优化方法应用在某亚临界 300 MW 空冷凝汽式机组,基于历史数据获取了该机组历史可达工况的背压基准区间,构建了 GRU 神经网络背压预测模型,为该机组提供了实时的背压异常预警信息,辅助运行人员及时做出决策,达到节能减排的目的。

[参 考 文 献]

- [1] 中国电力企业联合会发布《中国电力行业年度发展报告 2022》[J]. 中国电力企业管理, 2022(16): 11. China Electricity Council releases Annual Development Report of China's Electric Power Industry 2022[J]. China Electric Power Enterprise Management, 2022(16): 11.
- [2] 戴振会, 孙奉仲, 王宏国. 国内外直接空冷系统的发展及现状[J]. 电站系统工程, 2009, 25(3): 1-4. DAI Zhenhui, SUN Fengzhong, WANG Hongguo. Present status and development of direct air-cooling unit in the world[J]. Power System Engineering, 2009, 25(3): 1-4.
- [3] 杨勇平, 杨志平, 徐钢, 等. 中国火力发电能耗状况及展望[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(23): 1-11. YANG Yongping, YANG Zhiping, XU Gang, et al. Situation and prospect of energy consumption for china's thermal power generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(23): 1-11.
- [4] 曹旭, 胡洪华, 臧瑞起. 直接空冷机组空冷岛优化运行研究[J]. 热力发电, 2011, 40(8): 5-7. CAO Xu, HU Honghua, ZANG Ruiqi. Study on operation optimization of air-cooled island for direct air-cooled

- unit[J]. *Thermal Power Generation*, 2011, 40(8): 5-7.
- [5] 郭民臣, 谢静岚, 李鹏. 变工况下直接空冷机组最佳真空的分析[J]. *动力工程学报*, 2012, 32(7): 542-546.
GUO Minchen, XIE Jinglan, LI Peng. Analysis on optimum vacuum of direct air-cooled unit under variable working conditions[J]. *Journal of Power Engineering*, 2012, 32(7): 542-546.
- [6] 高建强, 陈冠兵, 薛楠楠. 直接空冷机组经济背压计算模型及其应用[J]. *动力工程学报*, 2014, 34(2): 153-158.
GAO Jianqiang, CHEN Guanbing, XUE Nannan. Calculation model for economic back pressure of direct air-cooling unit and its application[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2014, 34(2): 153-158.
- [7] 李建强, 陈星旭, 赵凯. 基于 PSO-SVR 模型的凝汽器真空目标值预测[J]. *电力科学与工程*, 2017, 33(2): 66-72.
LI Jianqiang, CHEN Xingxu, ZHAO Kai. Target value prediction of condenser vacuum degree based on PSO-SVR[J]. *Electric Power Science and Engineering*, 2017, 33(2): 66-72.
- [8] 聂椿明, 安留明, 徐钢, 等. 基于大数据的燃煤电站空冷岛运行实时优化策略[J]. *动力工程学报*, 2021, 41(9): 713-720.
NIE Chunming, AN Liuming, XU Gang, et al. Real time optimization strategy for air cooling island operation of coal fired power station based on big data[J]. *Journal of Power Engineering*, 2021, 41(9): 713-720.
- [9] 安留明, 聂椿明, 陈衡, 等. 基于随机森林的 600 MW 直接空冷机组背压运行优化[J]. *热力发电*, 2021, 50(7): 100-107.
AN Liuming, NIE Chunming, CHEN Heng, et al. Optimization of back pressure operation of 600 MW direct air-cooled unit based on random forest[J]. *Thermal Power Generation*, 2021, 50(7): 100-107.
- [10] WANG Z, GU Y J. A steady-state detection method based on Gaussian discriminant analysis for the on-line gas turbine process[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2018, 133: 1-7.
- [11] 徐婧, 赵鹏程, 袁国生, 等. 基于数据挖掘的汽轮机组冷端优化[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(2): 423-432.
XU Jing, ZHAO Pengcheng, YUAN Guosheng, et al. Data-mining based operational optimization for cold-end subsystem of the steam turbine[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(2): 423-432.
- [12] 徐婧, 顾煜炯, 王仲, 等. 基于数据挖掘的煤电机组能效特征指标及其基准值的研究[J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(7): 2009-2016.
XU Jing, GU Yujiong, WANG Zhong, et al. Research on indexes of energy efficiency and its reference-value for coal-fired power units based on data-mining[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(7): 2009-2016.
- [13] 王仲, 顾煜炯, 韩旭东, 等. 基于历史数据聚类的火电机组工况划分[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(2): 90-95.
WANG Zhong, GU Yujiong, HAN Xudong, et al. Operating condition classification of thermal power unit based on historical data clustering[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(2): 90-95.
- [14] SANG W C, JIN H P, LEE I B. Process monitoring using a Gaussian mixture model via principal component analysis and discriminant analysis[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2004, 28(8): 1377-1387.
- [15] 朱俊杰, 王晓维, 董玉亮, 等. 基于工况辨识的重型燃气轮机性能评价方法研究[J]. *智慧电力*, 2020, 48(7): 24-29.
ZHU Junjie, WANG Xiaowei, DONG Yuliang, et al. Performance evaluation method of heavy duty gas turbine based on condition identification[J]. *Intelligent Electric Power*, 2020, 48(7): 24-29.
- [16] 杨丽, 吴雨茜, 王俊丽, 等. 循环神经网络研究综述[J]. *计算机应用*, 2018, 38(增刊 2): 1-6.
YANG Li, WU Yuqian, WANG Junli, et al. Research on recurrent neural network[J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38(Suppl.2): 1-6.
- [17] 金秀章, 刘岳, 于静, 等. 基于变量选择和 EMD-LSTM 网络的出口 SO₂ 浓度预测[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(24): 8475-8484.
JIN Xiuzhang, LIU Yue, YU Jing, et al. Prediction of outlet SO₂ concentration based on variable selection and EMD-LSTM network[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(24): 8475-8484.

(责任编辑 邓玲惠)