

基于智能算法的空冷火电机组负荷预测研究

Study on load forecasting for air cooling thermal power units based on intelligent algorithm

彭维珂, 聂椿明, 陈衡, 徐钢*

PENG Weike, NIE Chunming, CHEN Heng, XU Gang*

(华北电力大学 能源动力与机械工程学院, 北京 102206)

(School of Energy, Power and Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

摘要:为及时准确地预测空冷机组的整机性能,引入了基于智能算法的大数据分析方法。针对某600 MW空冷火电机组全年的历史运行数据进行预处理与稳态工况筛选,分别建立了基于反向传播(BP)神经网络和随机森林算法的机组负荷预测模型。预测结果对比分析和模型敏感性分析表明,随机森林预测模型具有精度高、泛化能力强、训练时间短等优点。为优化随机森林模型,通过皮尔森相关系数筛选模型输入特征并根据机组功率进行分负荷工况建模,优化后的模型性能得到了进一步提升。

关键词:燃煤电站;负荷预测;智能算法;大数据;随机森林算法;反向传播神经网络;直接空冷机组;特征参数

中图分类号:TK 262

文献标志码:A

文章编号:1674-1951(2021)03-0057-08

Abstract: In order to detect the performance of an air-cooling power unit timely and accurately, a big data analysis method based on intelligent algorithm is introduced. Load forecasting models taking BP neural network and Random Forest algorithm are developed for a 600 MW air-cooling thermal power unit based on pretreatment and steady state screening of its historical data. Through analyzing the prediction results and the sensitivity of the models, the Random Forest prediction model is proven to be of high precision, strong generalization ability and short training period. To optimize the Random Forest model, input characteristic parameters are filtered by Pearson's correlation coefficient and the model is set up according to working conditions under different loads. The optimized model can make more accurate prediction.

Keywords: coal-fired power plant; load prediction; intelligent algorithm; big data; Random Forest algorithm; BP neural network; direct air cooling unit; characteristic parameter

0 引言

我国煤水资源分布不均严重制约了富煤贫水地区火电的发展。直接空冷机组以环境空气为冷源来吸收汽轮机的排汽热量,相比于同容量的湿冷机组,空冷机组冷却系统本身可节水95%以上,全厂可节水约65%,节水效果显著^[1]。“十二五”以来,我国空冷技术得到了长足发展,机组数量和装机容量均处于世界前列。

由于并网机组形式复杂繁多,负荷需求变化较大,电网侧的调度指令往往和机组实际负荷之间存在较大偏差^[2],严重影响机组运行的安全性与经济性。因此,要得到单台机组实际负荷指令的预测值,应从机组本身开展深入研究。

目前,针对燃煤机组负荷预测的研究已经引起了国内外学者的广泛关注。骆小满等^[3]运用神经网络算法,建立了基于冀北某热电联产机组的热-电负荷预测模型。丁伟等^[2]通过对机组历史日负荷数据进行聚类分析,获取了机组负荷的相似性特征,利用历史匹配预测(HMF)算法将负荷序列和历史数据匹配,最后根据最似日负荷变化趋势来进行预测,预测结果具有较高的精度。张然然等^[4]针对非正常工况,通过小波变化对负荷指令进行多尺度分析并建立差分整合移动平均自回归(ARIMA)模型,基于前 N 个时刻的机组负荷来进行预测并加权获取最终结果。王艳^[5]在空冷温度场在线监测的基础上,采用Fortran语言开发了直接空冷系统在线监测与分析软件。Akpan和Fuls^[6]提出了有效性检测方法来预测不同机组负荷条件下的冷凝器背压,此外还详细介绍了黑箱条件下冷凝器的性能评估方式。然而,国内外针对空冷机组负荷预测方面的研究甚

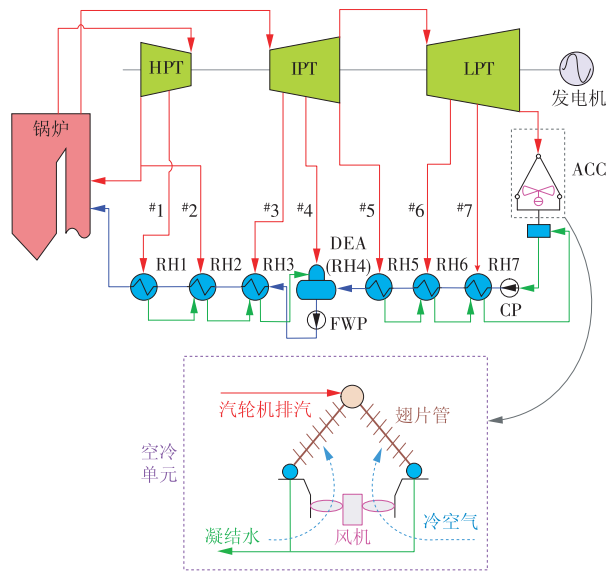
收稿日期:2021-01-08;修回日期:2021-02-28

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFB0602104);国家自然科学基金项目(51806062)

少,现有研究基本停留在传统公式分析和数值模拟技术上。由于空冷机组庞大且复杂,相对于湿冷机组又存在煤耗率高、背压变化大等特点,这些预测方法均存在一定的局限性。近年来,随着智能算法的飞速发展和计算机性能的不断提升,机器学习已成为人工智能、大数据分析等领域中最具潜力的方向之一^[7-8]。机器学习不强调阐明各特征之间具体的物理机理,而是通过自发地从运行数据和经验中学习和改进模型,来验证输入特征与输出结果之间的潜在交互作用,实现对目标参数的预测。本文以北方某 600 MW 空冷机组为研究对象,基于机组全年的历史运行数据,经过数据预处理和稳态工况筛选,分别建立反向传播(BP)神经网络预测模型和随机森林预测模型,并进行模型参数的敏感性分析。最后,通过模型输入特征筛选和分负荷工况建模,对所建立的随机森林预测模型进行性能优化。

1 案例机组概况

本文以北方某 600 MW 机组为研究对象,该机组于 2013 年完成 168 h 试运行。该厂汽轮机采用超临界、三缸四排汽、一次中间再热、单轴、直接空冷凝汽式汽轮机,回热系统由 3 台高压加热器、3 台低压加热器和 1 台除氧器构成,机组及冷端系统布置如图 1 所示,基本参数见表 1。



ACC.空冷岛; CP.凝结水泵; DEA.除氧器; FWP.给水泵; HPT.汽轮机高压缸; IPT.汽轮机中压缸; LPT.汽轮机低压缸; RH.给水加热器。

图 1 案例机组及冷端系统示意
Fig. 1 Reference unit and its cold end system

该机组空冷岛的总散热面积为 1 690 000 m²,40 台顺流风机和 16 台逆流风机分 8 列布置于凝汽器底部。风机与其对应的空冷单元之间设置空气通道,不同冷却单元之间设置隔墙,以免相邻冷却单

元相互影响和相邻风机停运而降低通风效率,机组空冷单元基本参数见表 2。

表 1 案例机组基本参数
Tab. 1 Basic parameters of the reference unit

项目	单位	参数
主蒸汽	压力	MPa
	温度	℃
	流量	kg/s
再热蒸汽	压力	MPa
	温度	℃
	流量	kg/s
汽轮机排汽	压力	kPa
	温度	℃
	流量	kg/s
	排汽干度	%
给水温度	℃	282.2
机组功率	MW	600.00
热耗率	kJ/(kW·h)	7 965

表 2 案例机组空冷单元基本参数
Tab. 2 Basic parameters of the reference cold end system

项目	单位	参数
风机直径	m	9.754
风机数量	台	56
风机转速	r/min	17.0~74.8
风机平均风量	m ³ /s	135~595
风机负荷率区间	%	25~110
冷却单元长度	m	11.800
冷却单元宽度	m	11.890

2 数据采集和预处理

2.1 数据采集

本文选取案例机组分散控制系统中 2018 年的全年运行数据作为机组负荷研究的数据集,共计 1 051 200 组数据,数据采集间隔为 30 s,包括机组负荷、环境温度、环境风速、环境风向、风机转速、风机轴温、主蒸汽流量、主蒸汽温度、主蒸汽压力、凝结水流量、凝结水温度、凝汽器背压等 12 个基本参数。

2.2 数据预处理

电磁干扰、测点异常、工况变化等因素会导致运行数据中的某些测量数据缺失或偏离正常区间^[9],无法准确反映机组的实际运行状态,从而影响模型的拟合精度,因此,需要对机组原始数据进行预处理,以提升建模数据的质量。考虑到缺失数据所包含的机组信息微乎其微,为了简化数据处理流程,本文对原始数据中的缺失值采取直接剔除的处理方法;同时,根据机组和空冷岛的设计和热力试验资料,本文设置了部分运行参数的范围(见表 3),

参数范围外的运行数据视为异常数据或非正常运行工况,为提高下一步建模与计算的准确性,将对应工况的数据点直接剔除。

表 3 案例机组运行数据参数范围
Tab. 3 Operation parameters' reasonable intervals of the reference unit

项目	单位	参数范围
机组功率	MW	240~650
背压	kPa	5.62~50.00
主蒸汽压力	MPa	11.000~24.926
主蒸汽温度	℃	545~572
风机转速	r/min	500~4 088
凝结水温度	℃	34~72
风机功耗	kW	> 100

2.3 稳态工况筛选

电厂的实际运行是一个动态过程,机组以“稳态—过渡—稳态”的模式交替运行^[9],因此运行数据中存在大量的非稳态工况数据。非稳态工况下机组参数波动很大,监测数据不能客观地反映系统状态,因此需要引入有效的稳态监测办法来筛选工况。工业上通常采用滑动窗口法对大样本数据进行稳态工况筛选,即先将数据序列划分为有限个数据窗口,若滑动窗口的稳态判定指标小于对应阈值,则认为该窗口内的数据序列均为稳态工况,否则为非稳态工况。判断结束后直接跳入下一窗口进行判断,直至全部数据窗口判断结束。机组处于稳态工况时,有以下判别式成立^[10]

$$\delta_x = (X_{\max} - X_{\min}) / \frac{X_{\max} - X_{\min}}{X_a} < \delta_{x_0}, \quad (1)$$

式中: δ_x 为稳态判定指标; $X_{\max}$ 为滑动窗口内特征参数的最大值; $X_{\min}$ 为滑动窗口内特征参数的最小值;

X_a 为滑动窗口内所有特征参数的平均值; δ_{x_0} 为稳态特征判定阈值。根据稳定性判定指标与对应阈值的比较结果来判断工况状态是否处于稳态工况。

文献[10]以机组负荷、主蒸汽温度、主蒸汽压力3个特征变量作为稳态工况判别方法。考虑到空冷岛系统运行工况的复杂多变以及空冷岛参数变化的滞后性,需要增设相关的判断指标。基于精简判断指标的原则,本文最终选取机组功率、主蒸汽温度、风机群功耗和凝结水温度4个特征变量作为空冷机组的稳态判定指标,滑动窗口具体参数见表4。

表 4 滑动窗口具体参数
Tab. 4 Specific parameters of the sliding window

判定指标	判定阈值	滑窗长度
机组功率	0.02	10
风机群功耗	0.06	10
主蒸汽温度	0.02	10
凝结水温度	0.02	10

经过工况筛选后,全年稳态工况数据量为103 730,在数据样本中随机抽取15%的数据作为测试集,用于模型性能检验,其余部分划分为训练集,用于模型的迭代和训练,数据划分如图2所示。

3 分析方法

3.1 BP神经网络

人工神经元是受自然神经元静息和动作电位产生机制的启发而建立的运算模型,使计算机能像人脑一样自发地学习并做出决策。BP神经网络是1986年由以Rumelhart和McClelland为首的科学家提出的概念,是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络^[11-12]。

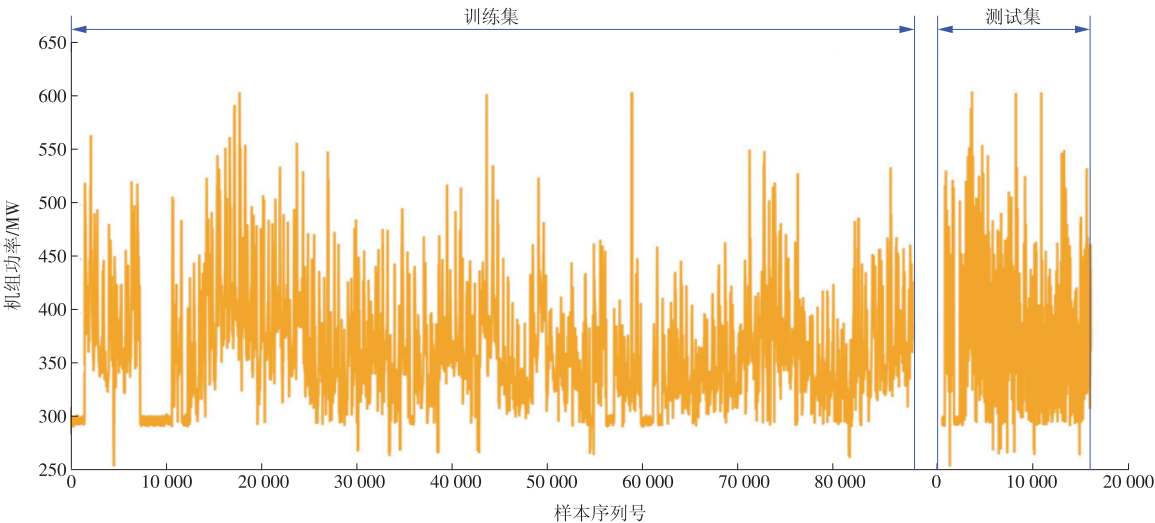


图 2 稳态工况数据划分

Fig. 2 Steady state data partition

典型的 BP 神经网络结构如图 3 所示。作为当前应用最广泛的神经网络, BP 神经网络由输入层、隐藏层和输出层组成, 层与层直接连接, 隐藏层节点的输出信号经激活函数传播到输出层^[13]。BP 神经网络可以对任意复杂函数进行逼近, 信号按照输入层到输出层的方向传递, 而权值和偏置值的不断修正方向为信号传递的逆方向^[14]。BP 神经网络具有很强的非线性映射能力、高度的自学习和自适应能力以及一定的容错能力, 无需事先确定输入与输出之间映射关系的数学方程, 并且在局部神经元受到破坏后, 对全局的训练结果不会造成大的影响。本文所建立的 BP 神经网络模型具体参数见表 5。

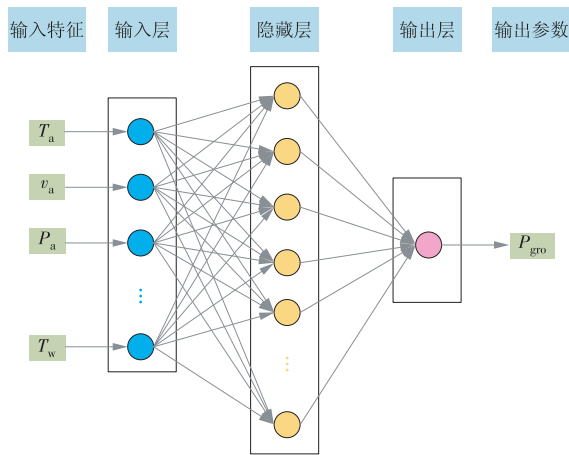


图 3 典型的 BP 神经网络结构
Fig. 3 Configuration of a classical BP neural network

表 5 BP 神经网络模型具体参数
Tab. 5 Specific parameters of the BP neural network model

项目	参数
训练方法	反向传播算法
隐层层数	1
激活函数	隐层/输出层: tansig/purelin
训练函数	trainlm
性能函数	均方误差
训练数据划分	训练集/验证集: 80%/20%
最大迭代次数	2 000
隐层神经元数目	5~70, 步长 5

3.2 随机森林

集成学习(EL)包括多个单一的学习机, 研究表明, 集成学习机相对于单一学习机有更高的泛化能力和预测准确率^[9]。作为一种新兴的、高度灵活的 EL 算法, 随机森林(RF)算法拥有广泛的应用前景。

RF 算法引入重采样技术 Bagging 并随机选择分裂属性, 其核心思想是并列生成多棵决策树组成森林, 通过增加广度来防止过拟合, 达到最优分类或回归, 解释输入特征项 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 对标签项 Y 的

作用, 使其泛化性能相较原学习器得到显著的提升^[15-16]。图 4 为随机森林预测模型的构建流程, 其具体构建步骤如下^[17-18]。

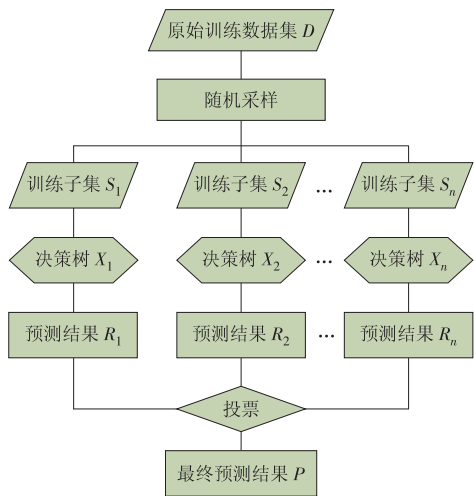


图 4 随机森林预测模型构建流程
Fig. 4 Construction flow of a Random Forest forecasting model

(1) 随机抽样训练决策树, 利用 Bootstrap 重采样法从初始样本集 D 有放回地抽取 m 个样本集, m 个样本集生成 n 个训练子集 ($n < m$)。

(2) 随机选取属性作为节点分裂属性, 对 n 组训练子集分别构建决策树, 每棵树的分裂节点仅随机选取样本的一部分属性来进行分裂, 直至生长到指定的树的深度。

(3) 按照步骤(2)重复操作, 直到构建出 n 棵回归决策树。

(4) 模型的最终输出结果由子决策树的输出结果投票产生。

3.3 模型评价指标

本文采用绝对平均误差(δ_{MAE})、相对平均误差(δ_{MAPE})、均方根误差(δ_{RMSE})及决定系数(R^2)为模型评价指标, 来评价模型预测结果的准确性与泛化性^[19-20]。通常情况下, 模型的 δ_{MAE} , δ_{MAPE} 和 δ_{RMSE} 越小, 模型精度越高。决定系数的取值范围为 $[0, 1]$, 其大小与回归模型性能成正比^[21-23]。

均方根误差 δ_{RMSE}

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

平均误差 δ_{MAE}

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

平均相对误差 δ_{MAPE}

$$\delta_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\%, \quad (4)$$

决定系数 R^2

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}, \tag{5}$$

式中: n 为测试样本数量; y_i 和 $\hat{y}_i$ 分别第 i 个样本的真实值和预测值; $\bar{y}_i$ 为序列 y_i 的平均值。

3.4 相关性分析

本文引入 Pearson 相关系数^[14,24]来分析输入特征与机组功率之间的关联程度,其计算公式为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \tag{6}$$

式中: x_i, y_i 为特征参数序列的第 i 个数值; $\bar{x}, \bar{y}$ 为特征参数序列的平均值。

Pearson 相关系数的取值范围为 $[-1, 1]$, $r > 0$ 表示 x 和 y 呈线性正相关, $r < 0$ 表示 x 和 y 呈线性负相关。 r 的绝对值越大, x 与 y 之间的相关性越强^[14]:

- (1) $1.0 \geq |r| > 0.8$ 时,特征间呈极强相关性;
- (2) $0.8 \geq |r| > 0.6$ 时,特征间呈强相关性;
- (3) $0.6 \geq |r| > 0.4$ 时,特征间呈相关性;
- (4) $0.4 \geq |r| > 0.2$ 时,特征间呈弱相关性;
- (5) $0.2 \geq |r| \geq 0$ 时,特征间呈极弱相关性^[15]。

4 结果及分析

4.1 模型敏感性分析

基于 Matlab 软件平台建立 BP 神经网络算法和随机森林算法的案例机组负荷预测模型。对于 BP 神经网络模型,通过隐藏层神经元数目的变化,获得神经元数目对 BP 神经网络预测模型性能的影响,如图 5 所示。对于随机森林模型,通过决策树数目的变化,获得决策树数目对随机森林预测模型性能的影响,如图 6 所示。

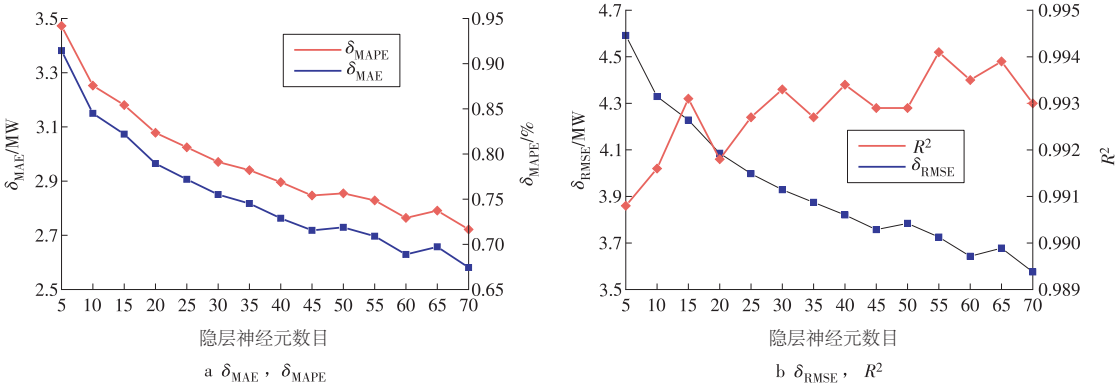


图 5 隐层神经元数目对 BP 神经网络预测模型的影响

Fig. 5 Influence of the neurons number of hidden layers on the BP neural network prediction model

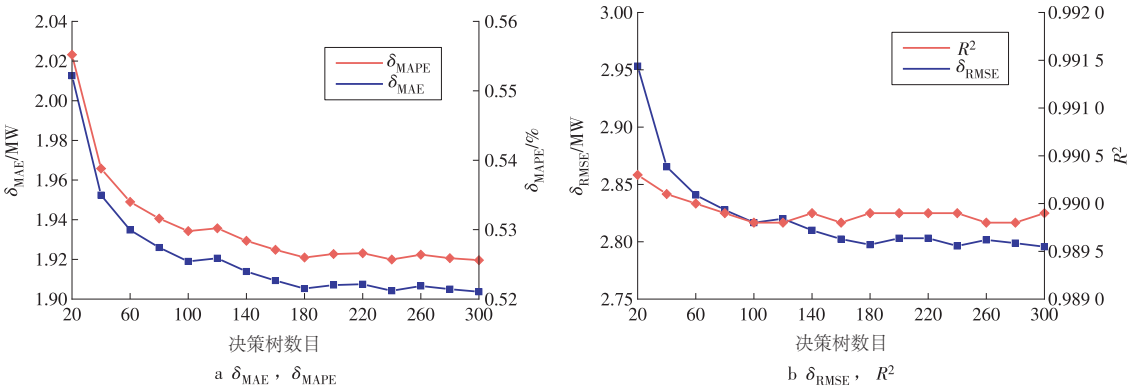


图 6 决策树数目对随机森林预测模型的影响

Fig. 6 Influence of the number of decision trees on the Random Forest prediction model

4.2 预测结果对比分析

针对 4.1 中 BP 神经网络和随机森林模型的敏感性分析结果,本文选取隐层神经元数目为 70,决策树数目为 300,分别建立机组功率预测模型并对预测结果进行对比分析。结果表明,随机森林模型具有预测精度高、计算速度快等优点,预测结果数值对比见表 6,图形对比如图 7 所示。

表 6 BP 神经网络与随机森林模型预测结果对比

Tab. 6 Prediction results made by BP neural network model and Random Forest prediction model

模型评价指标	BP 神经网络	随机森林	差异
δ_{MAE}/MW	2.581 3	1.903 7	-0.677 6
$\delta_{MAPE}/\%$	0.716 5	0.525 6	-0.190 9
δ_{RMSE}/MW	3.575 6	2.795 6	-0.780 0
R^2	0.993 0	0.989 9	-0.003 1

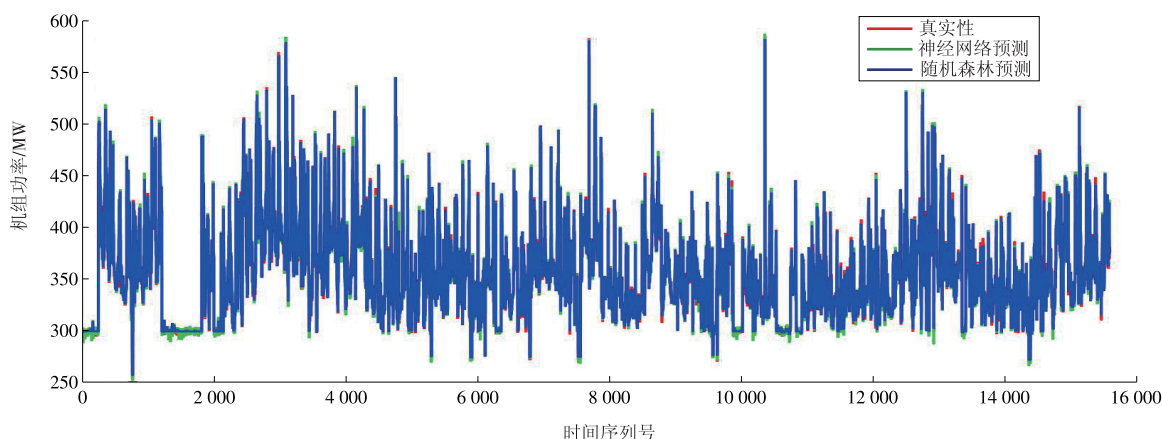


图7 BP神经网络模型与随机森林模型预测结果对比

Fig. 7 Comparison of results made by BP neural network model and Random Forest prediction model

4.3 模型输入特征优化

基于随机森林算法预测空冷机组负荷的诸多优点,考虑到机组在线状态检测对计算速度和准确性的较高要求,本文仅对随机森林模型进行优化分析。引入皮尔森相关系数对输入特征参数进行筛选,在保证模型预测精度基本不变的前提下,减少特征输入和数据维度,以简化模型结构,节省建模和预测时间^[25-26]。各输入特征与机组功率之间的皮尔森相关系数如图8所示。

由图8可见:主蒸汽流量、凝结水流量、主蒸汽压力与机组功率呈强相关性,其皮尔森相关系数分别为0.957 3,0.951 6,0.902 8;其次,由于凝汽器真空度对空冷机组整机效率有较大影响,因此凝汽器背压、凝结水温度和环境温度与机组功率有一定的相关性,而其他输入特征与机组功率相关性不大。考虑到空冷机组凝汽器背压变化频繁且幅度较大,本文选取环境温度、主蒸汽流量、主蒸汽压力、凝结水流量和凝结水温度5项特征参数作为输入特征,建立部分因素的随机森林预测模型,并将预测结果

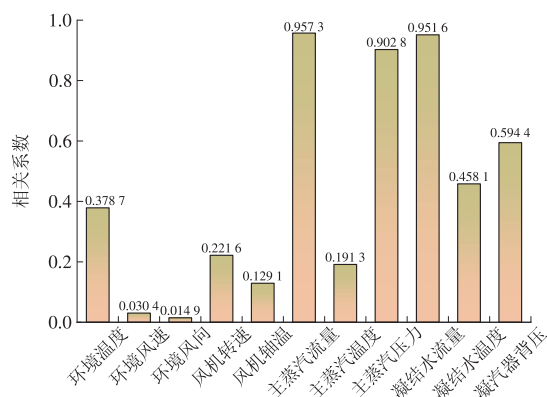


图8 各输入特征与机组功率的相关系数

Fig. 8 Correlation coefficients between various input characteristics and unit power

与全因素随机森林预测模型的预测结果进行对比分析,数值对比见表7,图形对比如图9所示。

由表7可知:相比全因素随机森林预测模型,部分因素随机森林预测模型的预测精度虽然略有下降,但仍在可接受范围内;2种模型的绝对误差(δ_{MAE})差异仅为-0.355 3 MW,相对误差(δ_{MAPE})差异仅为-0.097 1百分点,部分因素随机森林预测模型

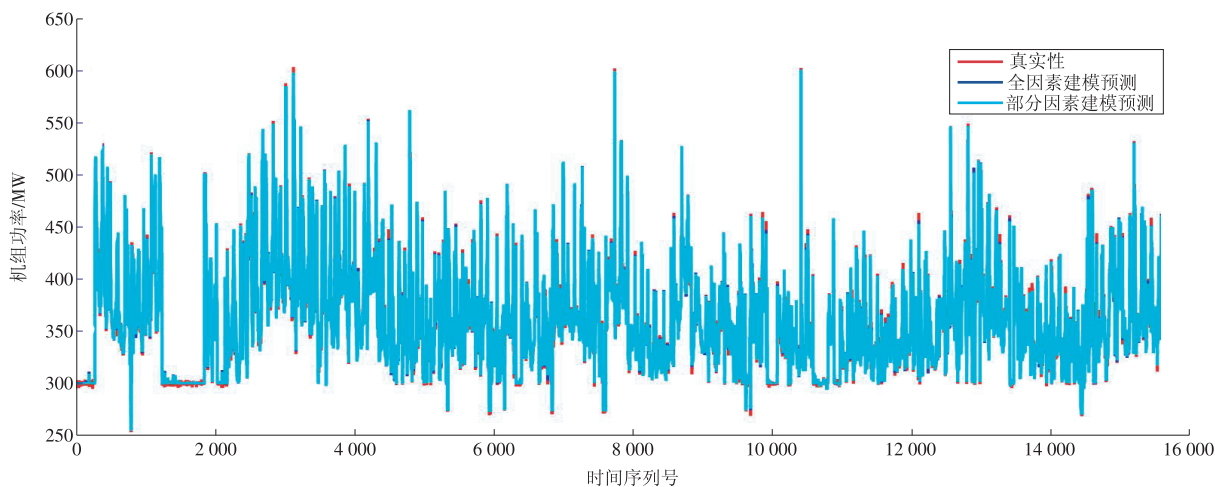


图9 随机森林全因素建模与部分因素建模预测结果对比

Fig. 9 Random Forest prediction results made by all factor modeling and partial factor modeling

表 7 随机森林全因素建模与部分因素建模预测结果对比

Tab. 7 Random Forest prediction results made by all factor modeling and partial factor modeling			
模型评价指标	全因素模型	部分因素模型	差异
δ_{MAE}/MW	1.903 7	2.259 0	-0.355 3
$\delta_{MAPE}/\%$	0.525 6	0.622 7	-0.097 1
δ_{RMSE}/MW	2.795 6	3.371 8	-0.576 2
R^2	0.989 9	0.990 1	-0.000 2

的建模速度和预测速度均有较大提升。

4.4 分区建模模型优化

由于燃煤发电机组运行工况复杂多变,机组功

表 8 随机森林分区建模与整体建模预测结果对比

Tab. 8 Random Forest prediction results made by partition modeling and overall modeling						
项目	功率范围/MW	δ_{MAE}/MW	$\delta_{MAPE}/\%$	δ_{RMSE}/MW	R^2	数据量
高负荷区子模型	>450	2.160 8	0.448 0	3.349 8	0.973 5	791
中高负荷区子模型	380~450	2.218 0	0.545 5	3.265 0	0.941 1	3 734
中负荷区子模型	320~380	2.001 2	0.573 4	2.978 2	0.939 9	8 200
低负荷区子模型	>320	1.126 5	0.370 8	1.695 5	0.925 1	2 835
分负荷区建模平均	250~650	1.902 0	0.523 4	2.832 2	0.939 2	15 560
整体建模	250~650	2.259 0	0.622 7	3.371 8	0.990 1	15 560

由表 8 可知:相比于不划分负荷工况区间的部分因素随机森林预测模型,各个负荷区内部分因素随机森林预测模型的预测精度均得到了提升;其中,低负荷区子模型的预测精度得到了显著提升,相比整体建模的预测结果,绝对平均误差(δ_{MAE})下降了 11 325 MW,相对平均误差(δ_{MAPE})下降了 0.251 9 百分点。分负荷区建模的部分因素随机森林预测模型绝对平均误差(δ_{MAE})为 1.902 MW,相对平均误差(δ_{MAPE})为 0.523 4%,证明该优化方法有效,模型预测结果的准确率得到了提升。

5 结论

本文基于某 600 MW 空冷机组全年的运行数据,利用 BP 神经网络算法和随机森林算法对案例机组的功率进行预测。经过预处理数据和采用滑动窗口法筛选稳态工况,获得了建模所需的数据,分别建立了基于 BP 神经网络和随机森林算法的预测模型,同时进行了敏感性分析。

结果表明,随机森林模型具有较高的预测精度和计算性能,其绝对平均误差(δ_{MAE})为 1.903 7 MW,相对平均误差(δ_{MAPE})为 0.525 6%。针对随机森林模型进行优化,通过皮尔森相关系数筛选模型输入特征,并根据机组功率划分负荷工况。对比分析优化前后的随机森林模型,在简化了模型输入特征参数的基础上,优化后的模型预测结果绝对平均误差(δ_{MAE})降低了 0.357 0 MW,相对平均误差(δ_{MAPE})降

率的变化范围较大,对模型预测结果的精确性存在一定影响。查阅案例机组的相关设计资料 and 实际运行数据,本文按机组负荷对机组稳态工况数据进行分区,利用不同负荷区间的运行数据建立不同负荷段的子模型,代替基于整体数据的预测模型,以提升预测精度。考虑到稳态工况数据点的分布,在保证每个负荷区间有充足数据量进行训练的前提下,按照机组热耗保证 (THA) 工况的 75%, 60%, 50%, 将机组负荷划分为 4 个区间并在各负荷区间建立相应的部分因素随机森林预测模型,计算结果见表 8。

低了 0.099 3 百分点,表明优化效果显著,模型性能得到了进一步提升。

参考文献:

[1]房丽萍. 直接空冷机组冷端系统能效评价与故障诊断方法研究[D].北京:华北电力大学,2015.

[2]丁伟,任少君,司风琪,等. 一种基于 HMF 的火电机组短期负荷预测方法[J]. 热能动力工程, 2020, 35(1): 191-197.

DING Wei, REN Shaojun, SI Fengqi, et al. A short term load forecasting method for thermal power units based on HMF [J]. Thermal Power Engineering, 2020, 35(1): 191-197.

[3]骆小满,皇甫成,阮江军,等. 基于神经网络的热电联产机组热负荷和电负荷预测[J]. 热力发电, 2019, 48(9): 46-50.

LUO Xiaoman, HUANG Fucheng, RUAN Jiangjun, et al. Prediction of heat load and electric load of cogeneration unit based on neural network [J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(9): 46-50.

[4]张然然,刘鑫屏. 火电机组超短期负荷预测[J]. 热力发电, 2018, 47(7): 52-57.

ZHANG Ranran, LIU Xingping. Ultra-short-term load forecasting of thermal power units [J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(7): 52-57.

[5]王艳. 300 MW 机组直接空冷系统在线性能监测与运行优化[D].北京:华北电力大学,2013.

[6]AKPAN P U, FULS W F. Application and limits of a

- constant effectiveness model for predicting the pressure of steam condensers at off-design loads and cooling fluid temperatures[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 158: 113779.
- [7] 韩瑜. 基于数据挖掘的单元机组运行参数的优化研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- [8] 刘丽华. 环境因素影响下火电直接空冷系统性能研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2014.
- [9] 苏创世. 基于优化ELM算法的电站凝汽器故障诊断[D]. 北京: 华北电力大学, 2019.
- [10] 张维. 掺烧煤泥循环流化床机组运行督导与智能预警[D]. 北京: 华北电力大学, 2019.
- [11] 高建强, 马亚, 钟锡镇, 等. 基于遗传神经网络的直接空冷凝汽器故障诊断研究[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2013, 40(3): 69-73.
- GAO Jianqiang, MA Ya, ZHONG Xizheng, et al. Fault diagnosis of direct air-cooled condenser based on Genetic neural network [J]. Journal of North China Electric Power University(Natural Science Edition), 2013, 40(3): 69-73.
- [12] 闻新, 张兴旺, 朱亚萍, 等. 智能故障诊断技术: MATLAB应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015.
- [13] 高蕴华. 火力发电厂直接空冷机组运行优化技术研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2018.
- [14] 杨磊. 基于BP神经网络的重力异常分离[J]. 工程地球物理学报, 2021, 18(1): 90-97.
- YANG Lei. Gravity anomaly separation based on BP neural network [J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2021, 18(1): 90-97.
- [15] 吴子轩, 张宁, 高凯桦, 等. 基于风险偏好调整的随机森林算法的航班航程油量预测[J]. 航空学报. DOI: 10.7527/S1000-6893.2021.24933.
- WU Zixue, ZHANG Ning, GAO Kaiye, et al. Volume prediction of trip fuel for flight based on random forest with adjustment of risk preference [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica. DOI: 10.7527/S1000-6893.2021.24933.
- [16] LU S L, LI Q P, WANG R, et al. Performance predictions of ground source heat pump system based on random forest and back propagation neural network models [J]. Energy Conversion and Management, 2019, 197: 111864.
- [17] 卢维学, 吴和成, 万里洋. 基于融合随机森林算法的PLS对降水量的预测[J]. 统计与决策, 2020, 36(18): 27-31.
- LU Weixue, WU Hecheng, WAN Liyang. Prediction of precipitation based on PLS fusion random forest algorithm [J]. Statistics and Decision, 2020, 36(18): 27-31.
- [18] 文雯, 刘文哲, 肖祥武, 等. 基于大数据和并行随机森林算法火电机组供电煤耗计算模型[J]. 热力发电, 2018, 47(9): 9-14.
- WEN Wen, LIU Wenzhe, XIAO Xiangwu, et al. Calculation model of coal consumption for power supply of thermal power unit based on big data and parallel random forest algorithm [J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(9): 9-14.
- [19] LI X, WANG N, WANG L, et al. Identification of optimal operating strategy of direct air-cooling condenser for Rankine cycle based power plants [J]. Apply Energy, 2018, 209: 153-166.
- [20] 张尚志, 谭鹏, 何彪, 等. 基于滑动判别算法的低 NO_x 燃烧优化分析[J]. 热力发电, 2016, 45(5): 33-40.
- ZHANG Shangzhi, TAN Peng, HE Biao, et al. Combustion optimization for low NO_x -emission based on slippage distinguishing algorithm [J]. Thermal Power Generation, 2016, 45(5): 33-40.
- [21] 姜寅, 任荭葳, 陈凯, 等. 基于BP神经网络的风电系统控制器I/O硬件故障自诊断方法[J]. 华电技术, 2020, 42(5): 55-60.
- JIANG Yin, REN Hongwei, CHEN Kai, et al. Self-detecting method for faults in wind turbine controller I/O hardware based on BP neural network algorithm [J]. Huadian Technology, 2020, 42(5): 55-60.
- [22] XU J, GU Y J, CHEN D C, et al. Data mining based plant-level load dispatching strategy for the coal-fired power plant coal-saving: A case study [J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 119: 553-559.
- [23] LV Y, LV X G, FANG F, et al. Adaptive selective catalytic reduction model development using typical operating data in coal-fired power plants[J]. Energy, 2020, 192: 116589.
- [24] YANG G T, WANG Y N, LI X L. Prediction of the NO_x emissions from thermal power plant using long-short term memory neural network[J]. Energy, 2020, 192: 116597.
- [25] WANG Z, WANG Y, ZENG R, et al. Random forest based hourly building energy prediction [J]. Energy Buildings, 2018, 171: 11-25.
- [26] LI J, BAI Y, LI B. Operation of air cooled condensers for optimised back pressure at ambient wind [J]. Applied Thermal Energy, 2018, 128: 1340-1350.

(本文责编: 刘芳)

作者简介:

彭维珂(1997—), 男, 湖南长沙人, 在读硕士研究生, 从事能源动力系统大数据分析、能量系统集成与优化等方面的研究 (E-mail: kenneth_pwk@163.com)。

徐钢(1978—), 男, 安徽六安人, 教授, 博士生导师, 博士, 从事电力系统大数据与人工智能、热力系统优化与集成等方面的研究 (E-mail: xgncepu@163.com)。