文章编号:1001-2060(2024)10-0148-11

# 基于神经网络预测的主蒸汽温度控制方法研究

#### 周飞燃,曾德良,胡 勇

(华北电力大学 控制科学与工程学院,北京 102206)

摘 要:为了解决火电机组参与灵活调峰运行时,负荷的大范围变动引起煤量、风量等参数频繁变化,进而导致主 蒸汽温度剧烈波动的问题,以某 600 MW 汽包锅炉为研究对象,提出一种基于神经网络预测的主蒸汽温度控制优 化方法,采用随机森林算法挖掘对主蒸汽温度起主要作用的影响因素;根据各影响因素存在的迟延问题,采用互信 息法对数据进行迟延对齐处理,以减小数据迟延时间对预测精度的影响;采用 CNN-LSTM-Attention 神经网络构建 主蒸汽温度预测模型,对未来时刻主蒸汽温度的变化进行预测,并构建主蒸汽温度的预估补偿系统。仿真结果表 明:经过时序对齐处理后的 CNN - LSTM - Attention 神经网络预测模型对主蒸汽温度的预测决定系数 R<sup>2</sup> 值增长了 8.45%,平均绝对误差 S<sub>MAE</sub>值降低了 35.56%,均方根误差 S<sub>RMSE</sub>值降低了 33.10%,有效提高了对主蒸汽温度的预 测精度,通过设定值补偿方案,相较于传统 PID 控制,在不同负荷条件下,主蒸汽温度的波动幅度分别降低了 57.7%,62.0%和 56.8%,能提前抑制各扰动量对主蒸汽温度的影响。"

关键 词:主蒸汽温度;神经网络;预测控制

热能工程

中图分类号:TM621.4 文献标识码:A DOI:10.16146/j. cnki. rndlgc. 2024. 10.017

[引用本文格式]周飞燃,曾德良,胡 勇.基于神经网络预测的主蒸汽温度控制方法研究[J]. 热能动力工程,2024,39(10):148-158. ZHOU Feiran, ZENG Deliang, HU Yong. Research on main steam temperature control method based on neural network prediction[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2024,39(10):148-158.

# Research on Main Steam Temperature Control Method based on Neural Network Prediction

ZHOU Feiran, ZENG Deliang, HU Yong

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

**Abstract**: In order to solve the problem of frequent changes in parameters such as coal quantity and air volume caused by large-scale load fluctuations during flexible peak shaving operation of thermal power units, which led to severe fluctuations in main steam temperature, a neural network-based prediction optimization method for main steam temperature control was proposed for a 600 MW steam drum boiler. The random forest algorithm was used to mine the influencing factors that play a major role in main steam temperature; based on the delay issues caused by various influencing factors, the mutual information method was used to perform delay alignment on the data, in order to reduce the impact of data delay time on prediction accuracy. A CNN-LSTM-Attention neural network was used to construct a main steam temperature prediction model, which predicted the changes in main steam temperature in the future and constructed an estimated compensation system for main steam temperature. The simulation results show that the CNN-LSTM-Attention neural network prediction model after time alignment processing has increased the  $R^2$  value of the main steam temperature prediction by 8. 45%, reduced the  $S_{MAE}$  value by 35. 56%, and re-

收稿日期:2024-01-03; 修订日期:2024-03-16

基金项目:国家自然科学基金重点项目(61833011)

Fund-supported Project: Key Program of National Natural Science Foundation of China (61833011)

作者简介:周飞燃(1999-),男,华北电力大学硕士研究生.

duced the  $S_{\rm RMSE}$  value by 33.10%, effectively improving the prediction accuracy of the main steam temperature. Through the set value compensation scheme, compared with traditional PID control, the fluctuation amplitudes of the main steam temperature under different load conditions have been reduced by 57.7%, 62.0%, and 56.8%, respectively, which can suppress the influence of various disturbances on the main steam temperature in advance.

Key words: main steam temperature, neural network, predictive control

### 引 言

主蒸汽温度在锅炉运行中占据着极其关键的地位,对确保发电机组稳定及安全运行至关重要<sup>[1]</sup>。 在当前火电机组参与灵活调峰的背景下,主蒸汽温 度控制系统具有多变量扰动、大迟延、大惯性等特性,在优化燃煤电厂锅炉运行过程中,精确控制主蒸 汽温度成为重要课题之一<sup>[2]</sup>。

工程中常采用 PID 串级控制策略来控制主蒸汽 温度,但由于主蒸汽温度控制系统具有多扰动、大迟 延、大惯性等特性,常规 PID 串级控制难以满足要 求<sup>[3]</sup>。近些年来,学术界提出了多种先进的控制策 略,例如神经元网络自适应 Smith 预估控制和模糊 PID 控制等<sup>[4]</sup>。尽管这些方法在控制效果上优于传 统 PID 控制,但仍存在不足:神经网络性能受参数选 择影响较大,不良参数选择将直接导致控制系统精 度下降<sup>[5]</sup>:自适应 Smith 预估控制虽能有效应对时 滞对象[6],但依赖于被控对象的数学模型,然而在 实际应用中,模型常常是非线性或时变的,导致获取 准确的数学模型较困难[7]。针对主蒸汽温度受多 种复杂扰动的特性,采用自抗扰控制器,经过仿真实 验的验证,证明了更换控制器后主蒸汽温度控制系 统具有良好的鲁棒性及抵抗外部扰动的能力,然而, 由于自抗扰控制器存在众多复杂的非线性参数,整 定困难,目前还不能广泛应用于工业领域[8]。

综上,本文首先通过随机森林算法挖掘出对主 蒸汽温度起主要作用的影响因素;再采用互信息法 对数据进行迟延时间对齐处理<sup>[9]</sup>;接着建立了基于 CNN-LSTM-Attention 神经网络的主蒸汽温度预测模 型对未来时刻的主蒸汽温度进行预测,最后提出一 种基于主蒸汽温度预测的预估补偿控制系统。

#### 1 主蒸汽温度控制系统特性

常规的 660 MW 燃煤发电锅炉主蒸汽温度控制

系统主要由汽包、过热器及喷水减温器组成<sup>[10]</sup>。图 1 为主蒸汽温度控制系统结构原理图<sup>[11]</sup>。

查阅文献[12],得到不同负荷工况下的主蒸汽 温度控制系统广义被控对象的传递函数,如表1 所示<sup>[12]</sup>。



图1 主蒸汽温度控制系统结构原理图[11]

Fig. 1 Structure diagram of main steam temperature control system<sup>[11]</sup>

表 1 主蒸汽温度控制系统广义被控对象传递函数<sup>[12]</sup> Tab. 1 Transfer function of generalized controlled object in main steam temperature control system<sup>[12]</sup>

负荷/%	广义被控对象
37	$\frac{1.05}{(110 \ s \ + 1)^2} \ e^{-95 \ s}$
62	$\frac{1.12}{(72\ s+1)^2}\ e^{-78\ s}$
88	$\frac{1.18}{(55 \ s \ + 1)^2} \ e^{-60 \ s}$
100	$\frac{1.25}{(42 \ s \ + \ 1)^2} \ e^{-40 \ s}$

将主蒸汽温度控制系统的内回路控制器、惰性 区和导前区传递函数一起看作主蒸汽温度的广义被 控对象,由表1可以看出主蒸汽温度的广义被控对 象具有大迟延、大惯性的特点,并且其迟延时间和惯 性时间随负荷工况的变化也会发生改变,常规的串 级 PID 控制系统控制品质大幅降低<sup>[13]</sup>。

在实际运行过程中,主蒸汽温度控制系统受到

给煤量、风量、减温水流量等多种复杂扰动因素影 响。在负荷发生变化时,调节减温水流量可将主蒸 汽温度稳定在安全范围内;负荷的变化会引起煤量、 风量等参数的变化,从而对主蒸汽温度产生影响。 给煤量是锅炉燃烧的根本因素,是影响主蒸汽温度 的根本因素,给煤量的多少决定了锅炉的燃烧程度, 从而影响主蒸汽温度的变化;风量及其配比能够使 炉膛出口温度发生变化,从而影响主蒸汽温度;当给 水温度即进入锅炉的水的温度升高时,蒸发受热面 产汽量增加,使主蒸汽温度降低;汽轮机调节阀门开 度发生变化时,主蒸汽流量发生变化,主汽压力从而 变化,在主蒸汽焓值不变的情况下,主蒸汽温度随压

力变化而变化。

对于复杂扰动,常规的解决方法是采用前馈控制,但由于扰动通道动态特性在负荷大范围变化时 是非线性、时变的,模型变化频繁,难以建立准确的 模型,传统前馈控制很难有良好的控制效果。

故本文采用基于主蒸汽温度预测的监督补偿控 制系统,如图2所示。系统原理是将所有复杂扰动 视为对主蒸汽温度的总和扰动,采用神经网络对多 种复杂扰动条件下的汽温进行预测<sup>[14]</sup>。具体方法 是采用预估补偿器提取未来时刻主蒸汽温度的变化 特征,并对控制系统的设定值进行补偿,克服扰动对 控制性能的影响,从而得到良好的控制效果。



图 2 基于主蒸汽温度预测的监督补偿控制系统



#### 2 预测模型变量筛选

本文研究对象为河北定州2号600 MW 发电机 组,采用机组15天实际运行数据,采样周期为1s, 采集数据包括全工况下机组负荷、主蒸汽压力、水煤 比、各给煤机给煤量、一次风量、一次风压、二次风 量、二次风温、二次风压,烟气温度、含氧量、各级过 热器出入口温度、减温水阀门开度及减温水流量等, 预测主蒸汽温度60s后的变化趋势。

#### 2.1 数据预处理

对采集的数据进行预处理,通过低通滤波滤掉 多余噪声,避免影响预测精度<sup>[15]</sup>;不同数据之间的 量纲不同,可能会影响预测效果,为了避免出现该问 题,需要对数据进行归一化处理为:

$$X_{\text{new}} = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \tag{1}$$

式中:X、X<sub>new</sub>一原始数据和归一化后的数据。

#### 2.2 基于随机森林算法的特征选择及降维

随机森林算法(Random Forest)是一种新型的 机器学习算法,通过训练多个决策树并整合预测结 果将样本进行分类,采用 Bootstrap 抽样技术从原始 数据中随机选取样本以形成多个子集,然后利用节 点随机划分技术为每个子集构建多个决策树,最后, 通过投票机制将这些决策树融合在一起,从而得出 最终的预测结果。

针对机理分析得到的主蒸汽温度的影响因素, 采用随机森林算法从众多影响因素中提取主要特征 变量,利用包外误差计算每个特征变量与主蒸汽温 度的相对重要性,并对特征变量进行排序和筛选,编 写相关程序进行随机森林特征筛选,具体结果与各 个特征变量的重要性评价如图 3 所示。

根据特征重要性评价选择 70% 的特征变量作 为主要变量,筛选后的数据能保留原数据的基本特 征,实现了从大量特征到主要特征的筛选和降维,降 低了数据特征的冗余性。





图 3 主要影响因素重要性评价 Fig. 3 Evaluation of the importance of main influencing factors

#### 2.3 基于互信息法的迟延估计

锅炉的燃烧具有大迟延性,导致锅炉控制参数的快速变化不能立即对主蒸汽温度的变化产生影响,如果直接采用锅炉历史实际运行数据进行神经网络预测,可能会使模型存在不可避免的迟延时间误差,从而降低预测模型的准确性,无法实现理想的预测效果<sup>[16]</sup>。

互信息是衡量变量之间所包含信息量的一种度 量方式<sup>[17]</sup>。本文采用互信息法对锅炉历史实际运 行数据进行迟延时间对齐处理,使输入数据的快速 变化能直接与所预测的主蒸汽温度变化相对应,从 而使神经网络达到更好的预测效果。迟延时间参数 采用互信息法求得<sup>[18]</sup>。

求取随机变量 X 和 Y 之间互信息值:

 $I(X,Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} P(x,y) \log_2 \frac{P(x,y)}{P(x)P(y)} (2)$  $\exists \Psi: P(x,y) - \mathfrak{T} \equiv X \ \Pi \ Y \ \mathsf{b} \ \mathfrak{K} \land \mathsf{c} \ \mathsf{f} \ \mathsf{f}; P(x),$ 

P(y)—变量 X 和 Y 的边缘分布;I(X,Y)—互信息值。
依据上述筛选结果,采用对主蒸汽温度影响较

依据工还师远结来, 禾用刈主蒸汽温度影响较大的参数作为输入变量 *X*(*t*), 以 60 s 后的主蒸汽温度为输出变量。输入变量记作:

$$X(t) = [X_{1}(t), X_{2}(t), \cdots, X_{i}(t), \cdots, X_{m}(t)]$$
(3)

式中:m一输入变量的个数。

考虑到输入变量与输出变量之间存在迟延时 间, τ 时刻前的输入变量与输出变量可能也具有相 关性,构建 $\tau$ 时刻前的输入变量序列 $X_i(t - \tau_i)$ ,每 个输入变量的迟延时间均不相同,对每个变量进行 相空间重构,得到重构后输入变量矩阵为:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{X}(t) &= \left[ X_1(t - \tau_1), \cdots, X_i(t - \tau_i), \cdots, X_m(t - \tau_m) \right] \end{aligned} \tag{4} \\ X_i(t - \tau_i) &= \left[ X_i(t - 1), \cdots, X_i(t - \tau_{i, \max}) \right] \end{aligned}$$

式中: $X_i$ —不同输入变量; $\tau_i$ —不同输入变量对应的 迟延时间; $\tau_{i,max}$ —该变量的最大迟延时间。

重构后每个输入变量的维度从一维变为( $\tau_{max} - \tau_{min} + 1$ )维,输入变量数据集合维度由 m 维变为  $m(\tau_{max} - \tau_{min} + 1)$ 维, $\tau_{max}$ 和  $\tau_{min}$ 分别为最大和最小 迟延时间。本文已将输入数据进行筛选,得到输入 变量个数为 30,根据现场工作人员经验将迟延时间 设为[0,300],为了减少计算工作量,将  $\tau_{min}$ 和  $\tau_{max}$ 分别设为 0 和 60 s。通过计算每个输入变量与输出 变量之间的最大互信息值,确定每个变量的大致迟 延时间。

考虑到不同输入变量之间的相互影响,例如,负 荷不仅对主蒸汽温度有影响,对主汽压、汽包压力等 也会产生影响<sup>[19]</sup>,所以将变量之间的耦合关系以及 相互作用考虑在内,把所有输入变量的互信息作为 整体进行计算,采用平均互信息值 *S*<sub>AMI</sub>计算每一个 变量对应的迟延时间: 由此将求取各变量与主蒸汽温度之间的迟延时 间看作一个最优化求解问题:

$$\max S_{\text{AMI}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} I(X_i, Y)$$
(7)

其中,

$$\boldsymbol{\tau}_{i} \in \left[\boldsymbol{\tau}_{\min}, \boldsymbol{\tau}_{\max}\right], \qquad i = 1, 2, \cdots, m \qquad (8)$$

分别计算每个输入变量迟延时间为0~300 s 时的S<sub>AMI</sub>值,以取得最大值时刻的迟延时间分别作 为各个输入变量对应的迟延时间。

采用粒子群算法进行寻优,求出每个输入变量 的迟延时间,如表2所示。

表 2 变量迟延时	间
-----------	---

Tab. 2 Variable delay time

变 量	迟延时间/s
Ⅱ级减温水流量	50
机组负荷	145
I 级过热器入口温度	175
I级过热器出口温度	160
汽包压力	0
主汽压力	170
Ⅱ级过热器入口温度	130
Ⅱ级过热器出口温度	25
I 级减温水流量	105
空气预热器出口压力	105
给水温度	0
二次风量	0
空气预热器出口烟温	300
空气预热器出口差压	220
屏式过热器出口温度	150
烟气含氧量	300
A 给煤机的给煤量	150
B 给煤机的给煤量	160
C 给煤机的给煤量	150
D 给煤机的给煤量	145
E 给煤机的给煤量	165
F给煤机的给煤量	165
A一次风机的风量	135
B一次风机的风量	155
C 一次风机的风量	140
D 一次风机的风量	90
E 一次风机的风量	145
F 一次风机的风量	155

### 3 基于神经网络算法的主蒸汽温度预测

#### 3.1 神经网络预测模型

针对主蒸汽温度的实时运行数据,设计了一种结合局部特征和时间序列特征的 CNN-LSTM-Attention 神经网络预测模型,其网络架构如图 4 所示。



图 4 CNN-LSTM-Attention 网络架构 Fig. 4 CNN-LSTM-Attention network structure

该模型的架构由一维卷积神经网络(CNN)、长 短时记忆网络(LSTM)以及注意力机制 Attention 构 成,能够有效地提取主蒸汽温度的深层空间特征和 时间维度特征。模型的工作原理为:首先通过 CNN 自适应地从数据中提取局部特征,然后考虑到输入 信号在时间维度上的相关性,使用 LSTM 对 CNN 提 取到的特征进行二次提取,以获得信号的时序信息, 此外,引入注意力机制对关键特征进行概率权重分 配,从而进一步优化模型并提高预测的准确性,最后 通过全连接层将特征量维度降至与回归层相同,完 成回归分析。

模型的每一层具体描述如下:

①输入层

先对输入数据进行预处理,将其作为该预测模型的输入时间序列,表示为:

$$X = [x_1 \cdots x_{t-1}, x_t \cdots x_n]^T$$
(9)  

$$\exists \mathbf{r} \cdot \mathbf{X} - \widehat{\mathbf{m}} \wedge \mathfrak{T} \oplus \mathbf{g} = \mathbf{r} \cdot \mathbf{m} \mathbf{x} \oplus \mathbf{g} = \mathbf{r} \cdot \mathbf{m} \mathbf{x} \oplus \mathbf{g} = \mathbf{r} \cdot \mathbf{m} \mathbf{x} \oplus \mathbf{r} + \mathbf{r} \cdot \mathbf{g} = \mathbf{r} \cdot \mathbf{r} + \mathbf{r} + \mathbf{r} \cdot \mathbf{r} + \mathbf{r} + \mathbf{r} \cdot \mathbf{r} + \mathbf{r} \cdot \mathbf{r} + \mathbf{r} + \mathbf{r} \cdot \mathbf{r} + \mathbf{r} + \mathbf{r} + \mathbf{r} \cdot \mathbf{r} + \mathbf{$$

②CNN 层

CNN 层能够捕获数据中的空间特征,从而弥补 LSTM 神经网络无法获取空间信息的不足。当样本 数据进入 CNN 层时,会按照卷积、池化和节点展开 的顺序进行处理。

③LSTM 层

LSTM 层具有记忆功能,包含输入门、输出门和 遗忘门,可以对 CNN 提取到的特征量进行二次提 取。模型中使用多个 LSTM 层,上一层的输出作为 下一层的输入,逐层传递,最后 LSTM 隐藏层的输出

#### 进入注意力层进行下一步处理。

④注意力层

注意力机制可以增强 LSTM 的重要特征,降低 预测误差。注意力的本质是对 LSTM 神经网络最后 一层输出向量进行加权平均求和,当信号输入后,经 过全连接层训练后,使用 softmax 函数进行归一化, 得到每个隐藏层向量的权重,权重大小表示每个时 间步对预测结果的影响程度,计算公式如下:

$$e_{\iota} = u \cdot \tanh(w \cdot h_{\iota} + b) \tag{10}$$

$$a_{i} = \operatorname{softmax}(e_{i}) \tag{11}$$

$$C_{i} = \sum_{i=1}^{i} a_{i}h_{i} \tag{12}$$

式中: $e_t$ 、 $a_t$ —在t时刻数据不同特征所对应的注意 力分数和权重; $h_t$ —LSTM 层在t时刻的输出;b—注 意力层的偏置项;u、w—注意力层的权重系数; $C_t$ — 注意力层在t时刻的输出;softmax()—归一化函数。

⑤输出层

该层的输入是注意力层的输出,输出层的计算 公式为:

 $y_t = \text{sigmoid}(vC_t + d)$  (13)  $\vec{x} + y_t - t$   $\vec{t}$   $\vec{t}$ 

d—输出层的偏置项;sigmoid()—激活函数。

#### 3.2 模型参数设置

为了验证本文使用的 CNN-LSTM-Attention 神经 网络模型的预测性能以及对数据进行迟延对齐处理 后的优化效果,分别使用 CNN 神经网络、LSTM 神经 网络、CNN-LSTM-Attention 神经网络以及添加时序 对齐处理的 CNN-LSTM-Attention 神经网络,在相同 历史数据下对未来 60 s 后的主蒸汽温度进行预测, 对比其预测效果。

设置上述神经网络模型参数如下:

CNN 神经网络设置 3 层卷积层,卷积核分别设 为 8,16 和 32 个。

LSTM 神经网络使用单层 LSTM 层,隐藏神经元 个数设为 64 个。

CNN-LSTM-Attention 神经网络预测模型将上述 CNN 神经网络和 LSTM 神经网络结合起来设置同样 的参数(3个 CNN、1个 LSTM),再添加注意力层,最 后连接全连接层作为输出。

经过时序对齐处理后的 CNN-LSTM-Attention 神 经网络预测模型参数设定同上。

以上神经网络批量大小设置为16,迭代次数设 置为200次,使用均方误差作为目标函数,优化算法 采用学习率自适应的Adam算法。

采用随机森林算法所筛选出的数据,根据前文 所求的各主要影响因素的迟延时间,对输入变量进 行时序对齐处理后作为输入,将未来 60 s 后的主蒸 汽温度作为输出,分别采用上述神经网络进行预测。

#### 3.3 评价指标

采用常见的评价指标函数对模型的预测性能进 行评价<sup>[20]</sup>。

相关系数  $R^2$ :  $R^2 = 1 - \sum_{i=1}^{n} \frac{(y_{\text{true}} - y_{\text{pre}})^2}{(y_{\text{true}} - \bar{y})^2}$  (14)

绝对平均误差 $S_{\text{MAE}}$ :

$$S_{\text{MAE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |y_{\text{ture}} - y_{\text{pre}}|$$
(15)

均方根误差  $S_{\text{RMSE}}$ :

$$S_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_{\text{true}} - y_{\text{pre}})^2}$$
 (16)

式中:y<sub>true</sub>、y<sub>pre</sub>一输出变量的实际值和预测值。

相关系数 R<sup>2</sup> 的取值范围为(0,1), R<sup>2</sup>的值越大 表示模型的拟合效果越好, S<sub>RMSE</sub>越小, 说明模型的 预测精度越高。

#### 3.4 预测结果分析对比

本次预测中,前90%的数据为训练集,后10%的数据为测试集,将 CNN、LSTM、CNN-LSTM-Attention神经网络以及添加时序对齐处理的 CNN-LSTM-Attention神经网络的预测值和实际值进行对 比,主蒸汽温度预测结果如图5 所示,不同神经网络 的主蒸汽温度预测偏差如图6 所示。







由图 5 和图 6 可以看出, CNN 神经网络和 LSTM 神经网络能预测出主蒸汽温度的大致变化趋势,但是存在较大的误差, CNN-LSTM-Attention 神经 网络预测曲线更加贴近于实际值, 优于前两个神经 网络, 经过时序对齐处理后的 CNN-LSTM-Attention 神经网络对主蒸汽温度的预测更加准确, 预测曲线 拟合程度更为理想, 预测精度有较大的提高。

4 种神经网络预测模型的评价指标如表 3 所示。由表 3 可知, CNN-LSTM-Attention 神经网络的 R<sup>2</sup>比 CNN 神经网络和 LSTM 神经网络分别增长了 2.73%和1.18%, S<sub>MAE</sub>分别降低了 4.08%和0.44%, S<sub>RMSE</sub>分别降低了 8.70%和2.48%,表明其预测性能 优于前两个网络。经过时序对齐处理后的 CNN-LSTM-Attention 神经网络的 R<sup>2</sup> 比没有经过处理的增 长了 8.45%, S<sub>MAE</sub> 降低了 35.56%, S<sub>RMSE</sub> 降低了 33.10%,表明经过时序对齐处理后,该神经网络模 型的预测精度具有较大的提升, 拟合效果更加理想。

#### 表 3 神经网络预测评价指标

Tab. 3 Neural network prediction evaluation indicators

模型	$R^2$	$S_{\mathrm{MAE}}$	$S_{\rm RMSE}$
CNN	0.802 6	1.329 0	1.717 3
LSTM	0.815 5	1.282 5	1.6190
CNN-LSTM-Attention	0.825 1	1.276 9	1.5799
经时序对齐处理的 CNN-LSTM-Attention	0.901 2	0.942 0	1.1870

CNN-LSTM-Attention 神经网络既解决了 CNN 神经网络难以记忆早期时间序列信息的问题,又克 服了 LSTM 神经网络预测数据信息精度不足的缺 陷,具有较强的泛化性能,经过时序对齐处理后的神 经网络预测模型能够得到更好的预测效果,一定程 度上避免了各影响因素的迟延时间对预测精度的影 响,能够很好地预测出未来时刻主蒸汽温度的变化 趋势。

# 4 基于主蒸汽温度预测的监督补偿控制 系统

#### 4.1 控制策略

考虑到其他因素引起的汽温扰动特性复杂多 变,难以对扰动通道建立较好的控制模型<sup>[21]</sup>,通过 采用神经网络对复杂扰动条件下的汽温进行预测, 将所有复杂扰动视为总和扰动,采用预估补偿器提 取未来时刻主蒸汽温度的变化特征,分别采用对控 制系统的设定值进行补偿和以前馈的方式进行补偿 两种方案,克服扰动通道对主蒸汽温度控制系统控 制性能的影响<sup>[22]</sup>。

首先建立神经网络模型,预测出未来时刻主蒸 汽温度的变化趋势。将各给煤机给煤量、各磨煤机 一次风流量、二级减温水流量、机组负荷、主蒸汽压 力及汽包压力等影响主蒸汽温度的关键参数作为神 经网络模型的输入,将 60 s 后的主蒸汽温度作为神 经网络模型的输出,通过大量的历史数据训练,获得 主蒸汽温度的预测模型。在实际运行过程中,将这 些参数当前时刻的实际值作为神经网络模型的输 入,实时预测主蒸汽温度未来变化趋势<sup>[23]</sup>。

主蒸汽温度总体控制策略采用串级控制模式, 考虑到减温水流量变化到主蒸汽温度变化存在较大 的惯性和迟延,采用预测控制算法设计外回路<sup>[24]</sup>; 考虑到减温水调节阀变化到减温水流量变化的响应 过程较快,采用传统 PID 控制算法设计内回路,对于 神经网络预测模型的预测结果采用以下两种方案对 主蒸汽温度控制系统进行补偿:

方案一为设定值补偿,采用 CNN-LSTM-Attention 神经网络预测模型对未来时刻的主蒸汽温度进行预 测,通过预估补偿器提取主蒸汽温度的变化趋势并 对设定值进行补偿,使得外回路预测控制器的设定 值能够及时地根据未来时刻主蒸汽温度的变化情况 做出调整,如图 7 所示。





图 7 设定值补偿方案 Fig. 7 Setpoint compensation scheme

方案二为前馈补偿,采用 CNN-LSTM-Attention 神经网络预测模型对未来时刻的主蒸汽温度进行预 测,通过预估补偿器提取主蒸汽温度的变化趋势,以 前馈的方式对副回路 PID 控制器进行校正,提前对 扰动做出调整,如图 8 所示。





#### 4.2 预估补偿器设计

为了能够提取神经网络预测后的主蒸汽温度变 化趋势对 PID 控制器的输出进行补偿,采用二维模 糊控制器作为预估补偿器<sup>[25]</sup>。将预测的未来时刻 主蒸汽温度的变化以及变化速率作为模糊控制器的 输入,控制器的补偿值作为输出,控制器取值规则如 表4 所示。

表4 模糊控制器取值规则

Tab. 4 Fuzzy controller value rules

Б				EC			
	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	PB	PM	ZO	ZO
NM	PB	PB	PB	PB	PM	ZO	ZO
NS	PM	РМ	PM	PM	ZO	NS	NS
ZO	PM	РМ	$\mathbf{PS}$	ZO	NS	NM	NM
PS	PS	$\mathbf{PS}$	ZO	NM	NM	NM	NM
PM	ZO	ZO	NM	NB	NB	NB	NB
PB	ZO	ZO	NM	NB	NB	NB	NB

其中,E为误差,EC为误差的变化率,NB,NM, NS,ZO,PS,PM和PB分别为7个模糊语言值。

4.3 控制系统仿真

4.3.1 阶跃扰动实验

将 GPC 串级控制系统与传统 PID 串级控制系统同时在 535 ℃的设定值下作 2 ℃阶跃扰动实验并进行对比,仿真结果如图 9 所示。



由图9可知,GPC 控制系统明显调节更迅速、超 调量小、响应时间快,优于传统 PID 控制,能够解决 主蒸汽温度控制系统大惯性、大迟延的问题。 4.3.2 实际运行扰动实验

在控制系统中加入神经网络预测模型,采用 88%负荷工况下的主蒸汽温度被控对象数学模型, 进行实际运行扰动实验。总体采用串级控制系统, 主调节器采用 GPC 控制器, 副调节器采用 PID 控制 器,预估补偿器选用二维模糊控制器,将经过时序对 齐处理的 CNN-LSTM-Attention 神经网络预测的 60 s 后主蒸汽温度的变化和变化速率作为预估补偿器 的输入,控制器补偿值作为输出,设定模糊控制器 输入变化值的论域为[-0.05 0.05],变化速率的 论域为[-0.067 0.067],控制器补偿的输出论域为 [-44],主蒸汽温度的设定值为535℃,对控制系 统进行实际扰动仿真实验,将实际运行的主蒸汽温 度数据做差分并按时间进行累加作为实际运行过程 中各扰动变量对主蒸汽温度的总和扰动,分别采用 设定值补偿、前馈补偿和传统 PID 串级控制系统,随 机选取3种机组实际运行中不同的负荷工况,对主 蒸汽温度受到的实际扰动进行控制,得到3段对应 的主蒸汽温度控制效果图,如图10~图12所示。



图 10 控制效果图 1

Fig. 10 Control effect drawing 1











分别对设定值补偿、前馈补偿以及 PID 串级控制系统求主蒸汽温度的平均偏差,平均偏差表示主蒸汽温度在受到扰动信号时的波动程度,结果如表5 所示。

表 5 平均偏差

Tab. 5 Average deviation

负荷/%		平均偏差	
	设定值补偿	前馈补偿	PID 串级控制
60	0.510	0.860	1.206
50	0.314	0.655	0.826
40	0.501	1.017	1.162

由表5可知,在不同负荷工况下,设定值补偿和 前馈补偿的调节相较于 PID 串级控制系统具有一定 的超前性,并且主蒸汽温度的波动更小。在60%, 50%,40% 3种不同负荷情况下,设定值补偿的平 均偏差比 PID 串级控制系统分别降低 57.7%, 62.0% 和 56.8%, 前馈补偿的平均偏差比 PID 串级 控制系统分别降低 28.7%, 20.7% 和 12.5%; 相较 于前馈补偿,设定值补偿的平均偏差分别降低了 40.7%,52.1%和50.7%。根据数据表明,设定值 补偿对主蒸汽温度的控制效果提升很大,前馈补偿 对主蒸汽温度的控制效果相较于 PID 串级控制系统 有所提升,但提升效果略差于设定值补偿。由于前 馈补偿采用前馈直接补偿到系统里,在一定程度上 会影响系统结构,而设定值补偿采用设定值补偿到 GPC 控制器上,不改变系统结构,所以设定值补偿 的控制效果比前馈补偿好,鲁棒性更好。

仿真结果表明,设定值补偿和前馈补偿都可以 有效降低负荷频繁扰动下主蒸汽温度的波动幅度, 提前抑制各扰动量对主蒸汽温度造成的影响。

#### 5 结 论

(1)采用多种神经网络模型对未来时刻主蒸汽 温度进行预测,通过仿真实验结果对比得出 CNN-LSTM-Attention 神经网络的 R<sup>2</sup>比 CNN 和 LSTM 神经 网络分别增长了 2.73% 和 1.18%, S<sub>MAE</sub>分别降低了 4.08% 和 0.44%, S<sub>RMSE</sub>分别降低了 8.70% 和 2.48%, 具有更好的预测效果。运用互信息法对数据进行迟 延对齐处理,以减小数据迟延时间对预测精度的影 响,通过实验得出经过时序对齐处理后的 CNN-LSTM-Attention 神经网络的 R<sup>2</sup>增长了 8.45%, S<sub>MAE</sub> 降低了 35.56%, S<sub>RMSE</sub>降低了 33.10%, 证明时序对 齐方式能够明显提高神经网络的预测精度,有效地 预测出未来时刻主蒸汽温度的变化趋势。

(2)将神经网络预测模型加入到 GPC 控制系 统里,构成完整的主蒸汽温度预测监督补偿控制系 统。提取主蒸汽温度未来时刻的变化趋势,采用设 定值补偿和前馈补偿,对 GPC 串级控制系统进行监 督补偿,并与传统 PID 控制系统进行对比,结果表明 设定值补偿方案的平均偏差比 PID 串级控制系统分 别降低 57.7%,62.0%和 56.8%,前馈补偿方案的 平均偏差比 PID 串级控制系统分别降低 28.7%, 20.7%和 12.5%,说明两种基于主蒸汽温度预测的 监督补偿控制系统都可以有效降低负荷频繁扰动下 主蒸汽温度的波动幅度,提前抑制各扰动量对主蒸 汽温度造成的影响,具有平均偏差小,超前调节,鲁 棒性好的特性。

#### 参考文献:

- LU H, ZHANG Y, WU C, et al. Dynamic model identification of the main steam temperature for supercritical once-through boiler [J].
   Energy Procedia, 2012, 17:1704 – 1709.
- [2] SI R,XIA Z, WANG Z, et al. Analysis of boiler main steam temperature control system with multi-model switching [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019, 490(7): 072042.
- [3] 冯旭刚,张泽辰,刘圣晶,等. 基于 IGPC 的火力发电机组主蒸
   汽温度预测控制策略[J].中国电机工程学报,2022,42(9):
   3307-3317.

FENG Xugang, ZHANG Zechen, LIU Shengjing, et al. Predictive control strategy for main steam temperature of thermal power unit based on IGPC [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42 (9): 3307 - 3317.

- [4] 平玉环,管志敏,李宗耀. 基于 Smith 预估的模糊自适应主蒸汽 温度控制系统[J]. 中国电力,2018,51(11):9-14.
  PING Yuhuan,GUAN Zhimin,LI Zongyao. The adaptive fuzzy control system for main steam temperature based on Smith predictor [J]. Electric Power,2018,51(11):9-14.
- [5] 马增辉,徐慧仪. 基于间隙度量的主蒸汽温度多模型 Smith 预 估控制[J]. 热能动力工程,2020,35(9):148-153.
  MA Zenghui, XU Huiyi. Multiple model Smith predictor control of main steam temperature based on gap metric[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2020,35(9):148-153.
- [6] 蔡利军,朱豫才,吕 霞,等.模型预测控制在超超临界机组 AGC协调控制和主蒸汽温度控制中的应用[J].中国电力, 2018,51(7):68-77.

CAI Lijun,ZHU Yucai,LYU Xia,et al. MPC applications in AGC CCS and steam temperature control on two ultrasupercritical coal-fired power generation units [J]. Electric Power, 2018,51(7): 68 – 77.

- [7] 吴恒刚,石家魁,徐书德,等.火电机组过热汽温前馈控制及在 线修正方法[J]. 热能动力工程,2022,37(7):177-182.
  WU Henggang,SHI Jiakui,XU Shude et al. Feed forward control and on-line correction method for superheated steam temperature of thermal power units [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2022,37(7):177-182.
- [8] 韩 磊,王灵梅,孟子立,等.基于模糊自抗扰的锅炉主蒸汽温度控制策略研究[J].热能动力工程,2019,34(5):65-70.
  HAN Lei,WANG Lingmei,MENG Zili et al. Main steam temperature control of boiler based on fuzzy auto-disturbance rejection strategy[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2019,34(5):65-70.
- [9] 王英男. 燃煤锅炉的 NO<sub>x</sub> 排放预测与控制研究[D]. 北京:华 北电力大学,2021.

WANG Yingnan. Research on  $NO_x$  emission prediction and control of coal-fired boiler[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2021.

 [10] 章家岩,高 锦,冯旭刚.火力发电锅炉主蒸汽温度控制系统的动态矩阵控制策略[J].西安交通大学学报,2019,53(10): 96-102,174.

ZHANG Jiayan, GAO Jin, FENG Xugang. Main steam temperature control of thermal power boiler based on dynamic matrix control [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(10):96 – 102,174

[11] 苏 烨,凌路加,段亚灿,等. 基于神经网络预测控制的主蒸 汽温度优化控制[J]. 计算机仿真,2021,38(9):114-118.
SU Ye,LING Lujia, DUAN Yacan, et al. Optimization control of main steam temperature based on neural network predictive control [J]. Computer Simulation,2021,38(9):114-118. [12] 于 静,金秀章.基于 RBF 神经网络的 PFC-PID 主蒸汽温度
 串级预测控制[J].华北电力大学学报(自然科学版),2020,
 47(6):91-98.

YU Jing, JIN Xiuzhang. PFC-PID main steam temperature cascade predictive control based on RBF neural network [J]. Journal of North China Electric Power University(Natural Science Edition), 2020,47(6):91-98.

 [13] 曾德良,高耀岿,胡 勇,等.基于阶梯式广义预测控制的汽 包炉机组协调系统优化控制[J].中国电机工程学报,2019, 39(16):4819-4826,4983.

> ZENG Deliang, GAO Yaokui, HU Yong, et al. Optimized control of the drum boiler power plant's coordination system based on stair-like generalized predictive control [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(16):4819-4826,4983.

- [14] STRUSNIK D, GOLOB M, AVSEC J. Artificial neural networking model for the prediction of high efficiency boiler steam generation and distribution [J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2015,57:58-70.
- [15] 苏 烨,凌路加,段亚灿,等. 基于神经网络预测控制的主蒸 汽温度优化控制[J]. 计算机仿真,2021,38(9):114-118.
  SU Ye,LING Lujia, DUAN Yacan, et al. Optimization control of main steam temperature based on neural network predictive control [J]. Computer Simulation,2021,38(9):114-118.
- [16] 徐万超.考虑时延因素的电站锅炉燃烧多目标优化控制研究 [D].吉林:东北电力大学,2022.

XU Wanchao. Multi-objective optimal control of power plant boiler combustion considering delay factor[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2022.

 [17] 郁 琛,吕友杰,段荣华,等.基于偏互信息法与支持向量机的覆冰闪络故障预警[J].电力系统自动化,2018,42(2): 92-98.

> YU Chen, LYU Youjie, DUAN Ronghua, et al. A forecast method of icing flashover fault based on partial mutual information method and support vector machine [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(2):92 - 98.

[18] 葛军凯,李 震,张秀峰,等.基于互信息法的智能化运维系统入侵检测 Spark 实现[J].自动化仪表,2022,43(3):26-28,33.

GE Junkai, LI Zhen, ZHANG Xiufeng, et al. Spark implementation of intelligent operation and maintenance system intrusion detection based on mutual information method[J]. Process Automation Instrumentation, 2022, 43(3):26 – 28, 33.

[19] 王爽心,贺 飞,刘如九,等.基于间接能量平衡的锅炉汽温 GPC-PID 串级控制[J]. 电机与控制学报,2016,20(9): 9 - 16.

WANG Shuangxin, HE Fei, LIU Rujiu, et al. GPC-PID cascade control strategy based on indirect energy balance method for boiler steam temperature system [J]. Electric Machines and Control, 2016,20(9):9-16.

- [20] 沈赫男,张凤南,吕正鑫. 基于现场数据的主蒸汽温度系统模型辨识[J]. 计算机仿真,2018,35(6):101-105.
  SHEN Henan,ZHANG Fengnan,LYU Zhengxin. Identification of main steam temperature system model based on field data [J]. Computer Simulation,2018,35(6):101-105.
- [21] 赵慧荣,沈 炯,沈德明,等. 主蒸汽温度多模型扰动抑制预测控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34 (32): 5763-5770.

ZHAO Huirong, SHEN Jiong, SHEN Deming, et al. Multiple model disturbance rejection predictive control of main steam temperature[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(32):5763 - 5770.

 [22] 王 瑾,蔡迢阳,任 梦,等.基于粒子群布谷鸟融合算法的 主蒸汽温度系统控制器参数优化[J].河北大学学报(自然科 学版),2021,41(2):218-224.
 WANG Jin,CAI Tiaoyang,REN Meng, et al. Parameter optimization of main steam temperature system controller based on PSO

tion of main steam temperature system controller based on PSO cuckoo fusion algorithm [J]. Journal of Hebei University(Natural Science Edition),2021,41(2):218 - 224.

- [23] 王富强.基于逆向传递策略的直流锅炉主蒸汽温度网络化预测控制[J].中国电机工程学报,2015,35(19):4981-4990.
  WANG Fuqiang. Network predictive control of main steam temperature for once-through boiler based on reverse transfer strategy
  [J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(19):4981-4990.
- [24] 陈 涛,王 珩,胡昌盛,等.广义预测控制在600 MW 超临界 机组协调及汽温控制系统优化中的应用[J].中国电力, 2014,47(2):5-10.

CHEN Tao, WANG Heng, HU Changsheng, et al. Application of generalized predictive control for 600 MW supercritical unit coordinated control and steam temperature control system optimization [J]. Electric Power, 2014, 47(2):5 - 10.

[25] 刘长良,刘吉臻,牛玉广,等.一种模糊控制算法在主蒸汽温 度控制系统中的应用[J].上海大学学报(自然科学版), 2001,7(5):388-390,397.

> LIU Changliang, LIU Jizhen, NIU Yuguang, et al. A fuzzy control algorithm and its application to main steam temperature control system [J]. Journal of Shanghai University(Natural Science Edition), 2001,7(5):388 - 390,397.

> > (王治红 编辑)