

DOI:10.11784/tdxbz202310024

基于卷积神经网络的燃煤锅炉近壁区 H₂S 浓度分布实时预测模型

闫靖文¹, 李俊杰¹, 刘欣², 李驰², 张超群², 王赫阳¹

(1. 天津大学机械工程学院, 天津 300350; 2. 烟台龙源电力技术股份有限公司, 烟台 264006)

摘要: 近年来, 燃煤锅炉普遍采用空气分级燃烧技术以降低氮氧化物的排放. 空气分级技术的核心是在炉内主燃区形成乏氧的还原性气氛, 从而抑制氮氧化物的生成. 但还原性气氛会导致强腐蚀性 H₂S 浓度的显著升高, 增加了锅炉水冷壁的高温腐蚀风险. 由于 CFD 数值模拟方法耗时较长, 目前仍缺少一种能实时、准确地反映锅炉运行过程中近壁区 H₂S 浓度分布的技术手段. 针对上述问题, 本文首先构建了一个锅炉 CFD 数值计算模型, 对某 350 MW 超临界墙式对冲锅炉近壁区 H₂S 分布特性进行了数值模拟研究, 锅炉出口参数及腐蚀位置与现场吻合良好. 结果表明, 空气分级燃烧技术下炉膛呈还原性气氛, 底层对冲燃烧器的对撞气流对侧墙水冷壁的冲刷是造成锅炉侧墙近壁区 H₂S 高浓度的原因. 随后, 以锅炉的各项运行参数为输入, 以近壁区 H₂S 浓度分布图像为输出, 构建转置卷积神经网络. 基于提出的 H₂S 浓度预测数值模型, 搭建了包含 120 个不同运行工况的数据库, 对神经网络进行训练、验证和测试. 结果表明, 神经网络测试集预测结果与 CFD 模型预测结果符合良好, 30% Local MAPE 仅为 1.06%, 且计算时长在 0.1 s 以内, 实现了燃煤锅炉近壁区 H₂S 浓度分布的实时预测.

关键词: 高温腐蚀; H₂S 浓度; 计算流体力学; 神经网络

中图分类号: TK229.6

文献标志码: A

文章编号: 0493-2137(2024)11-1143-09

CNN-Based Real-Time Prediction Model for H₂S Concentration Distribution near Waterwall of a Coal-Fired Boiler

Yan Jingwen¹, Li Junjie¹, Liu Xin², Li Chi², Zhang Chaoqun², Wang Heyang¹

(1. School of Mechanical Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350, China;

2. Yantai Longyuan Power Technology Co., Ltd., Yantai 264006, China)

Abstract: The air-staged combustion technology has been widely used in coal-fired boilers in recent years to reduce nitrogen oxide emissions. The fundamental principle of air-staged combustion is to inhibit the formation of fuel NO_x by creating a reducing atmosphere during the early stages of coal combustion. However, this reducing atmosphere also leads to a significant increase in the concentration of highly corrosive gas H₂S, which greatly increases the risk of high-temperature corrosion problems of the boiler waterwall. Despite this issue, currently, methods that can realize the real-time prediction of H₂S concentration distribution near the waterwall during boiler operation remain lacking due to the long calculation time of computational fluid dynamics (CFD) simulations. To resolve this problem, a boiler CFD model was first developed to predict the H₂S concentration distribution near the waterwall of a 350-MW supercritical wall-fired boiler. The results revealed that the high concentration of H₂S near the furnace side walls resulted from the reducing atmosphere created by air-staged combustion and counter-flow air streams from the opposed burners at the bottom level. Subsequently, a deconvolutional neural network that uses the boiler operating parameters as input and H₂S concentration distributions near the waterwall as the output was constructed. Utilizing the developed boiler CFD model, a database of 120 operating conditions was constructed for training, testing, and

收稿日期: 2023-10-20; 修回日期: 2024-01-19.

作者简介: 闫靖文 (1996—), 男, 博士研究生, yanjingwen1996@tju.edu.cn.

通信作者: 王赫阳, heyang.wang@tju.edu.cn.

基金项目: 国家能源集团科技资助项目 (GJNY-21-168).

Supported by the Technology Development Project of China Energy Investment Corporation (No. GJNY-21-168).

validation of the neural network. The results showed that the H_2S concentration distributions predicted by the neural network model agreed well with those predicted by the CFD model. The 30% Local MAPE was only 1.06%, and the calculation time was within 0.1 s. This illustrates that the developed neural network model realizes the real-time prediction of H_2S concentration distribution near the waterwall of coal-fired boilers.

Keywords: high-temperature corrosion; H_2S concentration; computational fluid dynamics; neural network

为控制氮氧化物(NO_x)排放,我国大型电站燃煤锅炉普遍采用空气分级燃烧技术,通过减少煤燃烧初期的供氧量,使炉内形成局部乏氧的还原性气氛,抑制煤燃烧初期 NO_x 生成^[1-4]。然而,煤中的硫在炉内还原性气氛中可能无法被完全氧化为 SO_2 ,而以 H_2S 的形式大量存在^[5]。高浓度 H_2S 气体容易破坏水冷壁表面的氧化性保护膜,导致水冷壁的腐蚀风险大幅增加^[6]。随着我国对 NO_x 排放要求的愈发严格,大量电站锅炉的空气分级程度不断加强,炉内气氛的还原性进一步增强,造成腐蚀性水冷壁爆管事故频发。腐蚀问题已成为我国大型电站燃煤锅炉迫切需要解决的痛点问题。

近壁区的高浓度 H_2S 是造成水冷壁腐蚀的主要原因之一^[7-8],因此预防和缓解水冷壁腐蚀需实时监测锅炉运行过程中的近壁区 H_2S 浓度,并据此做出针对性的运行调整与优化。由于燃煤锅炉的巨大尺寸及其内部的复杂燃烧环境,用测量方法直接获得水冷壁上 H_2S 浓度的连续分布既不经济也不现实。为此,已有部分学者开发了 CFD 模型以模拟计算近壁区的 H_2S 浓度分布^[9-12]。例如,姜文婷^[9]在锅炉数值模型中加入 SO_2 生成速率模型,并假设未反应硫组分均以 H_2S 的形式存在,计算了不同浓淡燃烧方式下炉内硫化物的生成特性;张志等^[10]将气相硫组分的总包反应机理集成到 CFD 数值模型中,计算了某 1 000 MW 对冲燃烧锅炉炉膛侧墙区域的 H_2S 浓度分布。然而,燃煤锅炉尺寸庞大且结构复杂,模型网格量巨大,导致 CFD 数值模拟耗时较长,无法实现近壁区 H_2S 浓度分布的实时预测,进而无法协助运行人员监测水冷壁腐蚀情况。综上所述,目前仍缺少一种能实时准确地反映锅炉运行过程中近壁区 H_2S 浓度分布的技术手段。

近年来,机器学习算法发展迅速,其中人工神经网络模型^[13]因其强大的非线性映射能力、高速计算能力和良好的泛化能力^[14],已广泛应用于燃煤锅炉的各个领域^[15-19],如锅炉热效率^[15]、 NO_x 排放浓度^[16]等容易获取的锅炉全局参数的预测。然而,人工神经网络在高温腐蚀方面的应用十分困难。这主要是因为预防高温腐蚀需要详细且连续的数据分布,而这些数据无法通过测量方式大量获取,从而缺乏足够的数

据进行神经网络训练。而 CFD 数值模拟方法可以给出各运行工况下详细的近壁区 H_2S 浓度分布,为解决该问题提供了途径。

本文采用人工神经网络与 CFD 数值模拟计算相结合的方法,开发了燃煤锅炉近壁区 H_2S 浓度分布的实时预测模型:首先,采用 CFD 数值模型对某 350 MW 对冲燃烧锅炉 H_2S 浓度分布特征进行数值模拟研究,探究影响近壁区 H_2S 浓度分布的关键运行参数;之后,通过改变这些关键运行参数,设计了横跨锅炉最低负荷工况 90 MW 至 BMCR 工况 350 MW 的 120 个不同运行工况,通过 CFD 数值模型搭建工况数据库;最后,构建了一个以锅炉各项运行参数为输入、近壁区 H_2S 浓度三维分布为输出的转置卷积(deconvolution)神经网络,采用工况数据库对神经网络进行训练,实现在不同锅炉运行参数下近壁区 H_2S 浓度分布的实时预测。

1 锅炉概况

本文研究对象为某 350 MW 超临界墙式对冲燃烧锅炉,锅炉的几何结构、燃烧器和受热面布置图如图 1 所示。锅炉采用前后墙对冲燃烧方式,前墙布置 3 层燃烧器(A、B、C),后墙布置 2 层燃烧器(D、E),每层布置 4 个(共计 20 个)低氮旋流燃烧器。在燃烧器上方前、后墙分别布置 2 层分离燃尽风(separate overfire air, SOFA),每层布置 4 个喷口。按照锅炉

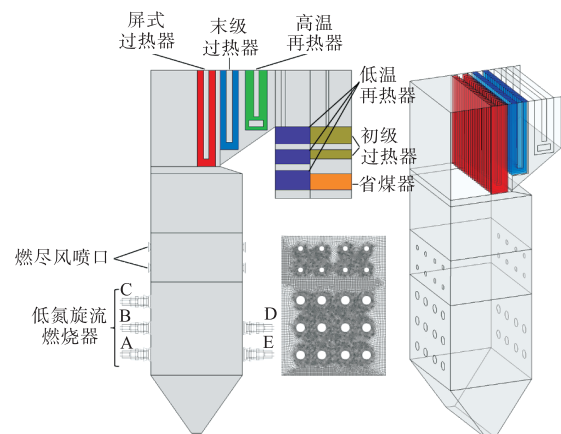


图 1 锅炉的几何结构示意图

Fig.1 Schematic of the boiler geometry

实际尺寸构建几何模型,划分全结构化网格,并对燃烧器入口区域网格进行了细化处理.为验证网格无关性,对比网格数量为188万、248万和322万时锅炉BMCR工况模拟结果.结果表明,网格数大于248万时,随着网格数量的增加,炉内CO等主要气体组分浓度和烟气温度等主要运行参数的变化很小.因此本文计算采用248万网格,并对燃烧器喷口区域网格进行了加密.

在锅炉停运检修期间发现,主燃区两侧墙水冷壁出现严重腐蚀问题,需大面积换管,换管位置如图2所示.锅炉燃煤为烟煤,收到基低位热值为21250 kJ/kg,煤的工业与元素分析数据如表1所示.

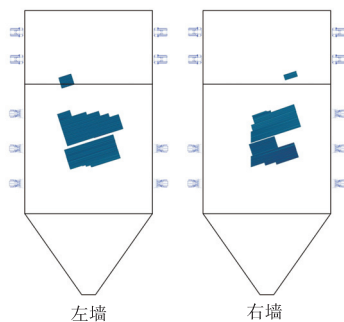


图2 炉膛侧墙水冷壁换管位置

Fig.2 Tube replacement positions on the side walls of the furnace

表1 煤的工业与元素分析数据(收到基)

Tab.1 Proximate and ultimate analyses data of coal (as received basis)

工业分析	质量分数/%	元素分析	质量分数/%
水分	7.0	C	55.72
灰分	19.1	H	3.86
挥发分	36.1	O	12.48
固定碳	37.8	N	1.16
		S	0.70

表2 反应动力学参数汇总

Tab.2 Summary of reaction kinetics parameters

反应	编号	反应式	指前因子 A	活化能 E _a /(kJ/mol)	
挥发分热解	R1	挥发分→C _a H _b O _c S _d N _e ,最大析出量 V ₀ = 60.67% (可燃基)	43 650	36.1	
	R2	C _a H _b O _c S _d N _e →C _{3.65} H _{2.07} +1.589 2CO+2.823 9H ₂ +0.044 5H ₂ S+0.084 4N ₂	—	—	
气相反应	R3	H ₂ S+1.5O ₂ →SO ₂ +H ₂ O	2.1×10 ¹⁰	157.1	
	R4	COS+1.5O ₂ →SO ₂ +CO ₂	3.1×10 ⁹	129.8	
	R5	H ₂ S+CO→COS+H ₂	5.9×10 ¹⁰	186.8	
	R6	COS+H ₂ →H ₂ S+CO	9.9×10 ⁸	122.0	
	R7	SO ₂ +3H ₂ →H ₂ S+2H ₂ O	2.2×10 ⁸	213.2	
	R8	H ₂ S+2H ₂ O→SO ₂ +3H ₂	1.6×10 ¹⁴	416.5	
	R9	SO ₂ +3CO→COS+2CO ₂	1.3×10 ⁵	81.6	
	R10	COS+2CO ₂ →SO ₂ +3CO	1.3×10 ¹⁴	354.0	
	R11	COS+H ₂ O→H ₂ S+CO ₂	3.1×10 ⁹	192.2	
	R12	H ₂ S+CO ₂ →COS+H ₂ O	2.6×10 ⁷	130.0	
	R13	C _{3.65} H _{2.07} +1.825O ₂ →3.65CO+1.035H ₂	3.8×10 ⁷	55.5	
	R14	CO+0.5O ₂ →CO ₂	2.5×10 ⁸	66.9	
	R15	H ₂ +0.5O ₂ →H ₂ O	7.9×10 ¹⁰	146.4	
	炭粒燃烧	R16	C _{char} +0.5O ₂ →CO	0.001	79.0

2 CFD数值模型及计算结果

2.1 数值模型

锅炉三维CFD模型以ANSYS Fluent为计算平台.气体流动由Favre平均的质量、动量、能量和组分质量分数守恒方程描述,湍流封闭采用Realizable *k-ε*模型^[20-21].采用离散坐标法(DO)模拟辐射传热^[22],采用灰色气体加权模型(WSGGM)计算烟气辐射吸收系数^[23].采用随机轨道法在拉格朗日框架下跟踪煤粉颗粒的运动^[24],在跟踪煤粒运动轨迹过程中,气相流场与煤粒之间的质量、动量和能量交换采用PSIC方法计算^[25].假设煤粒遵循Rosin-Rammler分布,平均直径为62 μm,均匀性指数为1.1.

煤的热解过程采用一阶单反应速率模型描述^[26],最大析出量为60.67%(表2中R1).由于ANSYS Fluent模型框架只允许定义一种热解产物,因此本文首先假设煤热解析出的挥发分为单一的虚拟组分C_aH_bO_cS_dN_e^[27],其中*a*、*b*、*c*、*d*、*e*的值由每种元素的质量守恒计算得出;挥发分C_aH_bO_cS_dN_e从煤粒析出进入气相后,瞬时分解为多种热解产物(表2中R2).煤高温热解挥发分的析出总量和析出速率参数,以及主要热解产物的详细成分由FLASHCHAIN模型^[28]模拟一维炉中的煤粒热解获得.煤粉热解形成的炭粒与O₂的表面燃烧反应速率采用动力学/扩散控制模型计算^[29].

由表2中R2可看出,对于本文锅炉燃煤种,硫主要以H₂S的形式析出,在进入气相后将与气相中的主要成分O₂、CO、H₂O等发生反应,这一系列反应决定了H₂S在炉内的分布.本文采用Zhang等^[30]

提出的含硫组分气相反应机理(表 2 中 R3 ~ R12), 该机理由数百个基元反应的详细机理简化而来, 并已在一维炉中得到验证. 图 3 为该反应机理示意. 在氧化性气氛中, H_2S 、 COS 与 O_2 、 CO_2 、 H_2O 反应生成 SO_2 ; 在还原性气氛中, SO_2 与 H_2 反应生成 H_2S , 与 CO 反应生成 COS , H_2S 和 COS 之间可相互转化.

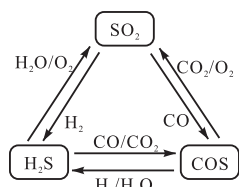


图 3 含硫组分气相反应机理示意

Fig.3 Schematic diagram of the gaseous reaction mechanism of sulfur species

煤热解析出的主要气体组分($C_{3.65}H_{2.07}$ 、 CO 、 H_2) 的燃烧反应采用了 Vascellari 等^[31]提出的反应机理(表 2 中 R13 ~ R15). 均相化学反应速率采用涡耗散概念(eddy-dissipation concept)模型计算^[32]. 本文中各反应的反应动力学参数如表 2 所示.

2.2 计算结果分析

本文首先对锅炉 BMCR 工况进行了数值模拟研究, 探究锅炉近壁区 H_2S 浓度分布特点和形成原因. 锅炉 BMCR 工况的主要运行参数如表 3 所示. 根据现场运行参数, BMCR 工况下锅炉过量空气系数为 1.19, 燃尽风率为 30%, 顶层燃烧器(C)不投运, 仅保留正常投运风量的 20% 作为冷却风, 中间层(B、D)和底层(A、E)燃烧器煤量和风量平均分配.

表 3 锅炉 BMCR 工况主要运行参数

Tab.3 Boiler major operation parameters under BMCR condition

参数	数值
总煤量/(kg/s)	40.02
总风量/(kg/s)	361.19
过量空气系数	1.19
A、E 燃烧器给煤量/(kg/s)	2.50
B、D 燃烧器给煤量/(kg/s)	2.50
C 燃烧器给煤量/(kg/s)	0
一次风率/%	24.2
二次风率/%	45.8
燃尽风率/%	30.0
A、E 燃烧器风量/(kg/s)	15.32
B、D 燃烧器风量/(kg/s)	15.32
C 燃烧器风量/(kg/s)	1.99

表 4 为主要运行参数和模拟结果对比. 可以看出, 模拟结果与运行参数偏差在允许范围之内, 表明了 CFD 模拟结果的准确性.

锅炉的炉内流场直接决定炉内煤粉和烟气的详

细分布, 因此准确预测炉内流场分布是准确预测近壁区 H_2S 浓度分布的前提. 图 4 为锅炉 BMCR 工况下炉内不同截面的速度分布. 可以看出, 煤粉气流从前、后墙的中层和底层燃烧器进入炉膛, 在炉内形成整体向上的流动趋势. 在下炉膛底层燃烧器处, 由于炉内整体向上的流场尚未形成, 对冲布置的底层燃烧器射流具有良好的穿透性, 在炉膛中部区域发生对撞, 导致气流向两侧的侧墙方向流动; 而在中层燃烧器处, 炉内整体向上的流场已初步形成, 中层燃烧器射流进入炉膛后受整体流场的扰动迅速向上偏转, 在炉膛中部发生对撞后向两侧侧墙的偏转趋势明显减小. 这种流场分布特点将会显著影响近壁区 H_2S 的浓度分布.

表 4 关键参数模拟结果与电厂实测数据对比

Tab.4 Comparison of some key parameters between the simulation results and boiler onsite data

获取方式	出口烟温/ $^{\circ}C$	出口 O_2 质量分数/%	出口 CO 质量分数/ 10^{-6}
实际测量	381	2.86	12.21
模拟计算	387	3.06	11.82

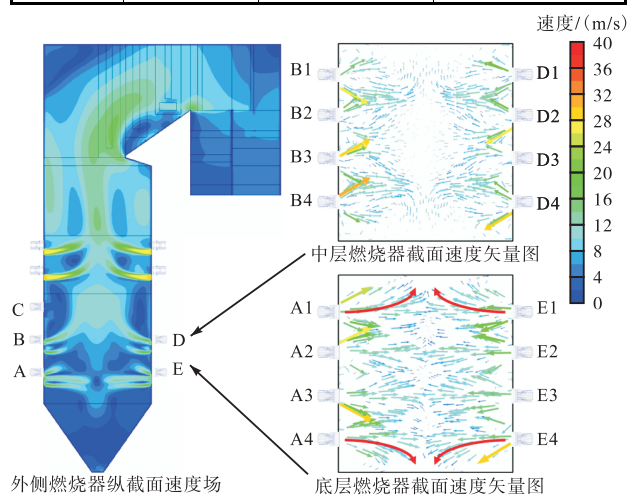
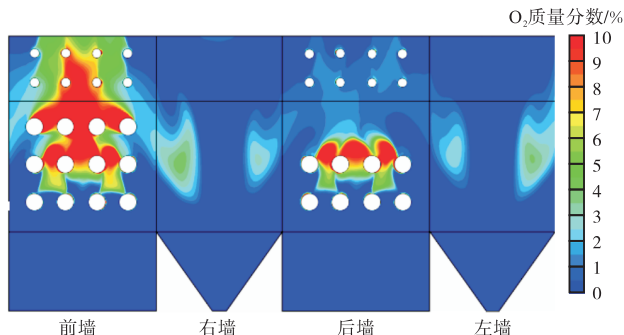


图 4 锅炉 BMCR 工况炉内速度分布

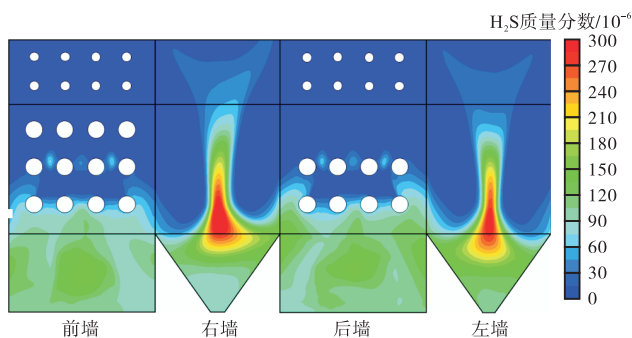
Fig.4 Velocity distributions in the furnace under BMCR condition

图 5 为锅炉 BMCR 工况运行时炉膛近壁区 O_2 浓度分布. 由于锅炉采用空气分级燃烧(30% SOFA), 主燃区当量比仅为 0.83, 从燃烧器进入炉膛的 O_2 被燃烧反应迅速消耗, 可以看到, 当气流到达侧墙时 O_2 已经消耗殆尽, 导致在侧墙附近形成强烈的还原性气氛.

图 6 为锅炉 BMCR 工况运行时炉膛近壁区 H_2S 的浓度分布. 当煤粉进入炉膛后, 挥发分热解析出大量的 H_2S 气体. 由于下炉膛缺氧, H_2S 无法被完全氧化; 同时, 来自底层燃烧器的偏转气流将部分烟气吹向两侧侧墙, 导致烟气中残留的 H_2S 在主燃区侧墙

图 5 锅炉 BMCR 工况炉膛近壁区 O₂ 浓度分布Fig.5 O₂ concentration distributions near furnace waterwall under BMCR condition

的中心区域富集. H₂S 浓度最高的区域位于侧墙中心的底层燃烧器高度. 在炉膛上部, 由于气流偏向侧墙流动的趋势减弱, 且有更多 O₂ 从上部燃烧器和燃尽风喷口注入炉膛, H₂S 浓度降低. 对比图 6 与图 2 可以看出, 近壁区 H₂S 浓度分布与水冷壁换管位置吻合良好, 说明本文构建的锅炉 CFD 数值模型可准确计算近壁区 H₂S 的浓度分布和水冷壁腐蚀情况.

图 6 锅炉 BMCR 工况炉膛近壁区 H₂S 浓度分布Fig.6 H₂S concentration distributions near furnace waterwall under BMCR condition

3 神经网络模型及预测结果

3.1 数据库搭建

由于数值模拟耗时较长且计算复杂, 本文尝试将人工神经网络算法与 CFD 数值模拟计算相结合, 开发燃煤锅炉近壁区 H₂S 浓度三维分布的实时预测模型. 人工神经网络是一种数据驱动算法, 需要大量数据进行训练. 然而, 对于近壁区 H₂S 浓度分布, 目前只能通过 CFD 数值模拟得到有限的工况数据. 并且, 为确保神经网络训练效果, 需选取对近壁区 H₂S 浓度敏感的锅炉关键运行参数作为神经网络输入. 锅炉 BMCR 工况模拟结果表明, 近壁区高浓度 H₂S 主要来自底层燃烧器, 且由炉内还原性气氛和空气动力场共同导致: 一方面, 空气分级燃烧导致主燃

区氧量不足, H₂S 不能及时氧化; 另一方面, 煤粉射流经对冲布置的底层燃烧器喷出后, 在炉内对撞后分别偏向两侧侧墙流动, 将携带的 H₂S 吹向主燃区的侧墙中心区域, 导致 H₂S 在该处富集. 因此, 通过调整各层燃烧器的风量、煤量分配和燃尽风率, 减轻主燃区整体或局部区域的还原性气氛, 可显著降低近壁区 H₂S 浓度. 因此, 本文通过改变锅炉每层燃烧器的风量、给煤量和燃尽风率等 11 个锅炉运行参数, 采用 CFD 数值模型进行计算, 得到横跨锅炉最低负荷工况 90 MW 至 BMCR 工况 350 MW 的 120 个不同工况数据库, 各运行参数的取值范围如表 5 所示. 将 CFD 数值模拟计算得到的锅炉近壁区 H₂S 浓度的三维分布转化为 80 像素 × 160 像素的特征图, 并以此作为神经网络的输出对象. 为增强模型可信度, 模型采用 6 折交叉验证, 将 120 个工况乱序后分为 6 组, 每轮训练依次选择一组为陌生测试集, 剩余 5 组为训练集. 模型共进行 6 轮交叉验证训练, 最终选取损失函数接近平均损失函数的模型为最终模型.

表 5 数据库运行参数取值范围

Tab.5 Range of operating parameters for database

参数	取值范围
锅炉负荷/MW	90 ~ 350
过量空气系数	1.13 ~ 1.37
燃尽风率/%	20 ~ 40
燃烧器风量/(kg/s)	1.33 ~ 17.51
燃烧器煤量/(kg/s)	0 ~ 2.97

3.2 转置卷积神经网络

本文中, 由于输入数据尺寸 (11 × 1 的一维矩阵) 远小于输出数据尺寸 (80 × 160 的二维矩阵), 需要进行上采样. 上采样指放大矩阵尺寸或图像分辨率的过程, 常见的方法有双线性插值、转置卷积、反池化等. 本文采用转置卷积神经网络, 该网络一般由全连接层 (fully connected layer) 和转置卷积层构成, 已在图像生成领域得到广泛应用^[33-35].

3.2.1 全连接层

全连接层位于整个转置卷积神经网络的最初一层, 用于对输入数据进行重新编码, 以便将数据重塑 (reshape) 成二维图像形式. 全连接层的每一个神经元都与上一层的所有神经元相连, 输出为输入乘以权重 w . 图 7 为一个简单的全连接层示意, 其中 x 表示全连接层的输入, y 表示全连接层的输出, 该层计算可用公式表示为

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \\ w_{31} & w_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

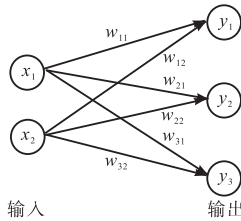


图 7 全连接层示意

Fig.7 Schematic diagram of fully connected layer

3.2.2 转置卷积层

转置卷积可以看作“逆向”的卷积运算,能够建立一对多的映射关系,实现矩阵尺寸增大.图 8 为转置卷积运算示例,输入是一个 2×2 矩阵,使用 2×2 的卷积核进行步长为 1 的转置卷积运算.首先,输入矩阵中每一个元素分别与卷积核相乘,生成 4 个 2×2 的特征矩阵;然后,这 4 个特征矩阵根据输入矩阵中元素的位置和步长进行拼接,没有重合部分的元素值保持不变,重合部分的元素值进行相加运算,最终得到一个 3×3 的输出矩阵.该计算过程可表示为

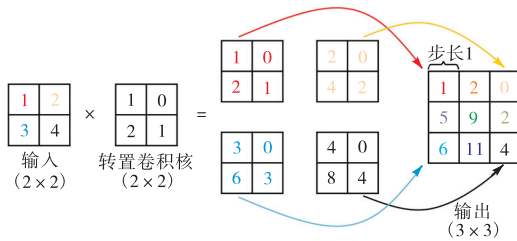


图 8 转置卷积层示意

Fig.8 Schematic diagram of deconvolution layer

表 6 转置卷积神经网络详细参数

Tab.6 Detailed parameters of deconvolutional neural network

网络层	输入尺寸→输出尺寸	网络层信息
FC	11→200	LeakyReLU
重塑层	200→(10, 20, 1)	
DeCL1	(10, 20, 1)→(10, 20, 64)	$F = 64, K = (3, 3), S = 1, \text{LeakyReLU}$
DeCL2	(10, 20, 64)→(20, 40, 32)	$F = 32, K = (3, 3), S = 2, \text{LeakyReLU}$
DeCL3	(20, 40, 32)→(40, 80, 16)	$F = 16, K = (3, 3), S = 2, \text{LeakyReLU}$
DeCL4	(40, 80, 16)→(80, 160, 1)	$F = 1, K = (3, 3), S = 2, \text{Sigmoid}$

神经网络训练采用 Adam 优化器,学习率设为 0.02. 损失函数采用均方误差 (mean square error, MSE) 函数,表达式为

$$\text{MSE} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3)$$

式中: M 为样本数量; y_i 为预测值; \hat{y}_i 为真实值.

3.3 预测结果

图 9 为测试集中某工况近壁区 H_2S 浓度分布的神经网络预测结果与 CFD 数值计算结果对比. 从 CFD 计算结果可以看出,近壁区 H_2S 浓度在下炉膛

$$\begin{bmatrix} y_{11} \\ y_{12} \\ y_{13} \\ y_{21} \\ y_{22} \\ y_{23} \\ y_{31} \\ y_{32} \\ y_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & 0 & 0 & 0 \\ w_{12} & w_{11} & 0 & 0 \\ 0 & w_{12} & 0 & 0 \\ w_{21} & 0 & w_{11} & 0 \\ w_{22} & w_{21} & w_{12} & w_{11} \\ 0 & w_{22} & 0 & w_{12} \\ 0 & 0 & w_{21} & 0 \\ 0 & 0 & w_{22} & w_{21} \\ 0 & 0 & 0 & w_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} \\ x_{12} \\ x_{21} \\ x_{22} \end{bmatrix} \quad (2)$$

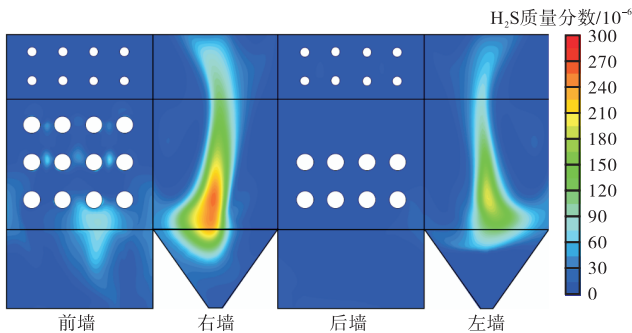
3.2.3 神经网络结构与训练

本文通过遍历寻优法确定全连接层神经元个数、卷积核大小、步长、各层激活函数、学习率等超参数的选取.神经网络的详细参数如表 6 所示,其中 FC 表示全连接层,DeCL 表示转置卷积层, F 表示卷积核数量, K 表示卷积核大小, S 表示卷积步长,LeakyReLU 和 Sigmoid 均为激活函数.首先,采用包含 200 个神经元的全连接层对输入向量重新编码,编码后的向量被重塑成 10 像素 \times 20 像素的特征图.之后,采用 64 个大小为 3×3 的卷积核对特征图进行步长为 1 的转置卷积操作,输出 10 像素 \times 20 像素的 64 通道特征图;采用 32 个大小为 3×3 的卷积核对新特征图进行步长为 2 的转置卷积操作,输出 20 像素 \times 40 像素的 32 通道特征图;采用 16 个大小为 3×3 的卷积核重复上述操作,输出 40 像素 \times 80 像素的 16 通道特征图;最后,采用 1 个大小为 3×3 的卷积核进行步长为 2 的转置卷积操作,输出 80 像素 \times 160 像素的单通道特征图,得到目标图像.

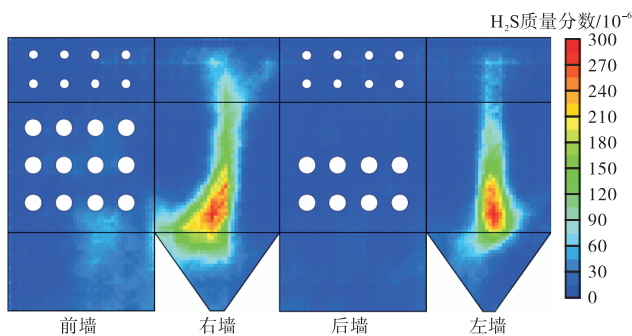
右墙中心区域较高,最大值对应于底层燃烧器高度;左、右墙 H_2S 浓度最大值差异较大,这可能是由于该工况 CFD 计算的流场不均导致;在上炉膛,随着更多空气从燃烧器和燃尽风喷口注入,近壁区 H_2S 浓度降低.

神经网络预测的 H_2S 浓度变化趋势与 CFD 计算结果一致,在侧墙相同区域也出现 H_2S 浓度峰值.其中,预测最大误差出现在左、右墙 H_2S 浓度较高处.这是因为神经网络是对整个数据集的总体 H_2S 浓度分布特点进行学习,对该工况流场不均的特殊情

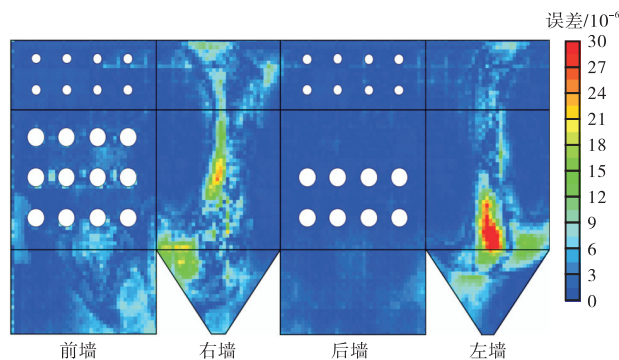
况学习不足. 整体上看, 神经网络预测结果与 CFD 数值计算结果吻合良好, 误差普遍低于 30×10^{-6} .



(a) CFD 计算



(b) 神经网络预测



(c) 误差

图 9 近壁区 H₂S 浓度分布神经网络预测结果与 CFD 数值计算结果的对比

Fig.9 Comparison of prediction results of H₂S concentration distributions near furnace waterwall using neural network and CFD models

由于 H₂S 在整体壁面上分布差异较大, 且近壁区大部分 H₂S 浓度都处于近似的极低范围, 在低 H₂S 浓度区域的微小预测误差就会对 MAPE 等相对误差函数造成较大影响. 由于本模型所关注的是炉膛壁面的高 H₂S 浓度分布区域, 这种低浓度误差会影响对所关注的高 H₂S 浓度分布预测的评价指标. 为避免低 H₂S 浓度区域误差对模型预测目标评价指标的干扰, 本文将 H₂S 浓度在各工况下 30% ~ 100% 最大浓度的数据点定义为 30% Local 参数. 表 7 为神经网络

训练集和测试集的预测结果对比. 测试集的 30% Local MAPE 仅为 1.06%, 且计算时长低于 0.1 s, 综合表明本文构建的神经网络模型满足电厂实际运行过程中对时效性和准确性的要求.

表 7 转置卷积神经网络预测结果

Tab.7 Prediction results of deconvolutional neural network

数据集	RMSE	30% Local RMSE	MAPE/%	30% Local MAPE/%	R ²
训练集	0.036	0.034	16.99	5.93	0.988
测试集	0.071	0.018	57.42	1.06	0.970

4 结 语

本文通过将 CFD 数值计算结果与人工神经网络算法相结合, 开发了燃煤锅炉近壁区 H₂S 浓度分布的实时预测模型.

本文首先构建了一个锅炉 CFD 数值模型, 对某 350 MW 超临界墙式对冲燃烧锅炉近壁区 H₂S 浓度分布特性进行了数值模拟研究. 结果表明, 在空气分级燃烧条件下, 下炉膛氧量不足, H₂S 无法被完全氧化. 来自底层燃烧器的对冲气流冲刷侧墙水冷壁, 导致烟气中残留的 H₂S 在主燃区侧墙的中心区域富集, 是导致锅炉水冷壁高温腐蚀的主要原因. 数值模拟得到的 H₂S 浓度分布与锅炉实际换管位置基本吻合, 说明本文构建的锅炉 CFD 数值模型可准确反映锅炉水冷壁的高温腐蚀分布情况.

为解决 CFD 数值模型计算耗时长、难以实时预测的缺陷, 本文构建了一个转置卷积神经网络, 该神经网络以锅炉各层燃烧器的风量、给煤量及燃尽风率等共 11 个运行参数为输入, 以近壁区 H₂S 浓度分布图像为输出. 基于本文构建的锅炉 CFD 数值模型, 搭建了横跨锅炉最低负荷工况 90 MW 至 BMCR 工况 350 MW 的 120 个不同工况数据库, 用于神经网络的训练和测试. 结果表明, 神经网络可以准确预测近壁区 H₂S 浓度峰值位置和变化趋势, 测试集的 30% Local MAPE 仅为 1.06%, 且计算时长缩短至 0.1 s 以内, 满足电厂实际运行准确性和时效性要求, 实现了在锅炉运行过程中近壁区 H₂S 浓度三维分布的实时预测, 为水冷壁高温腐蚀防治提供了有效的预警和监测手段.

参考文献:

- [1] 王志宁, 杨协和, 张 扬, 等. 燃气锅炉中 NO₂ 的生成规律研究[J]. 化工学报, 2019, 70(8): 3121-3131.

- Wang Zhining, Yang Xiehe, Zhang Yang, et al. NO₂ formation in natural gas-fired boilers[J]. *CIESC Journal*, 2019, 70(8): 3121-3131(in Chinese).
- [2] 刘新华, 韩振南, 韩健, 等. 基于热解与燃烧反应重构的低 NO_x 解耦燃烧原理与技术[J]. *化工学报*, 2022, 73(8): 3355-3368.
Liu Xinhua, Han Zhennan, Han Jian, et al. Principle and technology of low-NO_x decoupling combustion based on restructuring reactions[J]. *CIESC Journal*, 2022, 73(8): 3355-3368(in Chinese).
- [3] 王春昌, 王志刚. 双分级可调低 NO_x 燃烧技术[J]. *热力发电*, 2015, 44(6): 102-105.
Wang Chunchang, Wang Zhigang. Dual staging adjustable low NO_x combustion technology[J]. *Thermal Power Generation*, 2015, 44(6): 102-105(in Chinese).
- [4] 王进卿, 池作和, 袁益超, 等. 锅炉受热面复合陶瓷涂层抗高温 SO₂ 腐蚀性能[J]. *化工学报*, 2017, 68(11): 4221-4228.
Wang Jinqing, Chi Zuohe, Yuan Yichao, et al. SO₂ corrosion resistance of composite ceramic coating for boiler heating surface[J]. *CIESC Journal*, 2017, 68(11): 4221-4228(in Chinese).
- [5] Zhou Q, Hu H G, Liu Q R, et al. Effect of atmosphere on evolution of sulfur-containing gases during coal pyrolysis[J]. *Energy & Fuels*, 2005, 19(3): 892-897.
- [6] Nava-Paz J C, Plumley A L, Chow O K. Waterwall corrosion mechanisms in coal combustion environments[J]. *Materials at High Temperatures*, 2002, 19(3): 127-137.
- [7] 张春辉. 旋流燃烧方式锅炉组合式贴壁风技术应用[J]. *热力发电*, 2020, 49(11): 169-175.
Zhang Chunhui. Application of convective swirl combustion combined attached wall technology[J]. *Thermal Power Generation*, 2020, 49(11): 169-175(in Chinese).
- [8] 陈红菊, 陈文彤, 孙艳华. 火电厂锅炉水冷壁热腐蚀机理的研究现状[J]. *电力建设*, 2000(2): 17-20.
Chen Hongju, Chen Wentong, Sun Yanhua. Current situation of study on thermal corrosion mechanism of boiler water wall in thermal power plants[J]. *Electric Power Construction*, 2000(2): 17-20(in Chinese).
- [9] 姜文婷. 不同浓淡燃烧方式炉内硫化物生成特性的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
Jiang Wenting. Study on Formation Characteristics of H₂S Under Different Bias Combustion[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012(in Chinese).
- [10] 张志, 陈登高, 李振山, 等. 煤粉燃烧 H₂S 预测模型在对冲燃烧锅炉的 CFD 应用[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(13): 3865-3872.
Zhang Zhi, Chen Denggao, Li Zhenshan, et al. CFD application of a novel H₂S prediction model in an opposed-fired boiler[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(13): 3865-3872(in Chinese).
- [11] Bohnstein M V, Yildiz C, Frigge L, et al. Simulation study of the formation of corrosive gases in coal combustion in an entrained flow reactor[J]. *Energies*, 2020, 13(17): 1-24.
- [12] Valentine J R, Shim H S, Davis K A, et al. CFD evaluation of waterwall wastage in coal-fired utility boilers[J]. *Energy & Fuels*, 2007, 21(1): 242-249.
- [13] Kamiya A, Kawai K, Member S, et al. Theoretical proof of edge search strategy applied to power plant start-up scheduling[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B*, 2002, 32(3): 316-331.
- [14] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
Zhou Zhihua. *Machine Learning*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016(in Chinese).
- [15] Yan S, Zhong W Q, Chen X, et al. Combustion optimization of ultra supercritical boiler based on artificial intelligence[J]. *Energy*, 2019, 170: 804-817.
- [16] 唐振浩, 张佳宁, 沈涛. 一种基于卷积特征的 NO_x 排放浓度深度预测模型[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(21): 8356-8365.
Tang Zhenhao, Zhang Jianing, Shen Tao. A deep prediction model of NO_x emission concentration based on convolution features[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(21): 8356-8365(in Chinese).
- [17] 唐振浩, 张宝凯, 曹生现, 等. 基于多模型智能组合算法的锅炉炉膛温度建模[J]. *化工学报*, 2019, 70(增2): 301-310.
Tang Zhenhao, Zhang Baokai, Cao Shengxian, et al. Furnace temperature modeling based on multi-model intelligent combination algorithm[J]. *CIESC Journal*, 2019, 70(Suppl 2): 301-310(in Chinese).
- [18] 卢彬, 刘茜, 高林, 等. 基于 NARX 神经网络的锅炉壁温预测模型[J]. *热力发电*, 2019, 48(3): 35-40.
Lu Bin, Liu Qian, Gao Lin, et al. Prediction model of boiler platen superheater tube wall temperature based on NARX neural network[J]. *Thermal Power Generation*, 2019, 48(3): 35-40(in Chinese).

- [19] Yin L F, Xie J X. Multi-feature-scale fusion temporal convolution networks for metal temperature forecasting of ultra-supercritical coal-fired power plant reheater tubes[J]. *Energy*, 2022, 238: 121657.
- [20] Shih T H, Liou W W, Shabbir A, et al. A new $k-\varepsilon$ eddy viscosity model for high Reynolds number turbulent flows: Model development and validation[J]. *Computers & Fluids*, 1995, 24(3): 227-238.
- [21] Schuhbauer C, Angerer M, Spliethoff H, et al. Coupled simulation of a tangentially hard coal fired 700 °C boiler[J]. *Fuel*, 2014, 122: 149-163.
- [22] Chui E H, Raithby G D. Computation of heat transfer on a nonorthogonal mesh using the finite-volume method [J]. *Numerical Heat Transfer, Part B. Fundamentals: An International Journal of Computation and Methodology*, 1993, 23(3): 269-288.
- [23] Smith T F, Shen Z F, Friedman J N. Evaluation of coefficients for the weighted sum of gray gases model[J]. *Journal of Heat Transfer*, 1982, 104(4): 602-608.
- [24] Boyd R K, Kent J H. Three-dimensional furnace computer modelling[J]. *Symposium(International) on Combustion*, 1988, 21(1): 1006-1019.
- [25] Lockwood F C, Salooja A P, Syed S A. A prediction method for coal-fired furnaces[J]. *Combustion & Flame*, 1980, 38: 1-15.
- [26] Badzioch S, Hawksley P G W. Kinetics of thermal decomposition of pulverized coal particles[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, 1970, 9(4): 521-530.
- [27] Yin C G. On gas and particle radiation in pulverized fuel combustion furnaces[J]. *Applied Energy*, 2015, 157: 554-561.
- [28] Niksa S. Predicting nitrogen release during coal tar decomposition[J]. *Proceedings of the Combustion Institute*, 2019, 37(3): 2765-2772.
- [29] Backreedy R I, Habib R, Jones J M, et al. An extended coal combustion model[J]. *Fuel*, 1999, 78(14): 1745-1754.
- [30] Zhang Z, Chen D G, Li Z S, et al. Development of sulfur release and reaction model for CFD modeling in sub-bituminous coal combustion[J]. *Energy & Fuels*, 2017, 31(2): 1383-1398.
- [31] Vascellari M, Gau G. Numerical simulation of pulverized coal oxy-combustion with exhaust gas recirculation[C]// *Fourth International Conference on Clean Coal Technologies*. Dresden, Germany, 2009: 1-15.
- [32] Magnussen B F, Hjertager B H. On mathematical modeling of turbulent combustion with special emphasis on soot formation and combustion[J]. *Symposium on Combustion*, 1977, 16(1): 719-729.
- [33] 刘 钢, 李晓东, 金轶群, 等. 基于深度卷积神经网络的工业循环冷却水系统运行状态预测[J]. *热力发电*, 2022, 51(8): 149-153.
Liu Gang, Li Xiaodong, Jin Yiqun, et al. Operation state prediction for industrial circulating cooling water system based on deep convolutional neural network[J]. *Thermal Power Generation*, 2022, 51(8): 149-153 (in Chinese).
- [34] 刘旭婷, 李益国, 孙栓柱, 等. 基于稀疏局部嵌入深度卷积网络的冷水机组故障诊断方法[J]. *化工学报*, 2018, 69(12): 5155-5163.
Liu Xuting, Li Yiguo, Sun Shuanzhu, et al. Fault diagnosis of chillers using sparsely local embedding deep convolutional neural network[J]. *CIESC Journal*, 2018, 69(12): 5155-5163 (in Chinese).
- [35] Fergus R, Taylor G W, Zeiler M D. Adaptive deconvolutional networks for mid and high level feature learning[C]// *International Conference on Computer Vision*. Barcelona, Spain, 2011: 2018-2025.

(责任编辑: 田 军)