



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 120087239 B

(45) 授权公告日 2025. 06. 27

(21) 申请号 202510569214.9

G06F 18/2431 (2023.01)

(22) 申请日 2025.04.30

G06F 18/15 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06N 3/0464 (2023.01)

申请公布号 CN 120087239 A

G06N 3/048 (2023.01)

(43) 申请公布日 2025.06.03

G06N 3/084 (2023.01)

G06Q 50/06 (2024.01)

(73) 专利权人 中国矿业大学

(56) 对比文件

地址 221116 江苏省徐州市铜山区大学路1号

CN 116933926 A, 2023.10.24

CN 112884213 A, 2021.06.01

(72) 发明人 王志 陶得林 张浩宇 陈相禹
洪子恒 彭献永 周怀春

审查员 胡学岭

(74) 专利代理机构 南京千语知识产权代理事务
所(普通合伙) 32394

专利代理师 任志艳

(51) Int. Cl.

G06F 30/27 (2020.01)

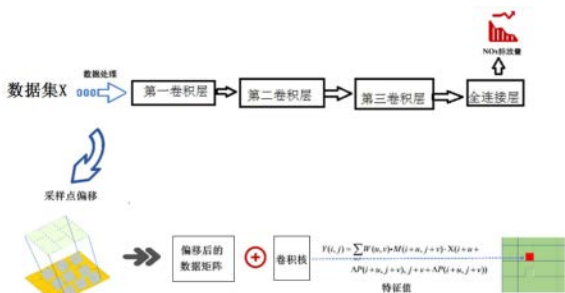
权利要求书2页 说明书9页 附图5页

(54) 发明名称

基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NO_x排放预测方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NO_x排放预测方法,属于锅炉运行优化控制技术领域。该方法包括以下步骤:从燃煤锅炉监测系统中提取历史运行数据,采用3σ法则处理异常数据,并通过最小-最大归一化方法进行数据标准化;基于基尼系数评估变量重要性,筛选27个关键输入变量;构建调制可变形卷积神经网络模型,通过引入可学习偏移量和调制因子,自适应调整卷积核采样位置及特征权重,增强模型对复杂工况特征的提取能力;模型包含3层卷积层及全连接层,采用均方误差损失函数及Adam优化器进行训练。本发明为燃煤锅炉NO_x排放精准预测提供了高效解决方案。



CN 120087239 B

1. 基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NO_x排放预测方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤1,筛选与NO_x排放相关的关键输入变量;

步骤2,构建调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型,用于预测NO_x排放;

在所述调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型中,对输入的特征图 X 进行偏移和调制处理得到调制后的输出特征图 Y ,再将特征图 Y 中的特征值 $Y(i, j)$ 经过多个卷积层的依次处理,得到卷积层输出的特征值 X_{fcl} ,特征值 X_{fcl} 经过全连接层处理后得到NO_x的预测值,即调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型的输出值;

调制后的输出特征图 Y 中每个位置 (i, j) 的特征值 $Y(i, j)$,表示为:

$$Y(i, j) = \sum_{u, v} W(u, v) \cdot M(i+u, j+v) \cdot X(i+u+\Delta P(i+u, j+v), j+v+\Delta P(i+u, j+v)) \quad (10)$$

$$X(i+u+\Delta P(i+u, j+v), j+v+\Delta P(i+u, j+v))$$

其中, u, v 是卷积核的索引, $W(u, v)$ 为卷积核的权重, $M(i+u, j+v)$ 为调制因子, $\Delta P(i+u, j+v)$ 为偏移量;

X_{fcl} 是四维的张量,在全连接层中,先将 X_{fcl} 展平,展平后的向量如式(11)所示,再加权求和,如式(12)所示:

$$X_{flat} = \text{vec}(X_{fcl}) \quad (11)$$

$$Z = X_{flat}W + b \quad (12)$$

其中, $\text{vec}(\cdot)$ 为将矩阵或者张量转为向量的操作, X_{flat} 表示将四维张量展平后得到的一维张量, W 表示全连接层的权重矩阵, b 表示全连接层的偏置项, Z 表示线性变化后的结果,最后通过激活函数 $f(\cdot)$ 求得输出目标 Y_{pre} ,即燃煤锅炉 NO_x排放的预测值 Y_{pre} ,表示为:

$$Y_{pre} = f(Z) \quad (13)$$

步骤3,构建数据集,用于训练调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型,得到训练好的DFC-CNN模型;

所述数据集包括关键输入变量和对应的NO_x排放量;

步骤4,将待预测的关键输入变量输入到训练好的DFC-CNN模型,进行NO_x排放量预测。

2. 根据权利要求1所述基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NO_x排放预测方法,其特征在于,步骤1中筛选与NO_x排放相关的关键输入变量,具体为:基于随机森林RF的基尼指数评估变量对于锅炉NO_x排放的特征重要性。

3. 根据权利要求2所述基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NO_x排放预测方法,其特征在于,设决策树的数量为 n ,第 j_{var} 个特征在第 i_{tree} 个决策树中的重要性 $VIM_{i_{tree}j_{var}}^{Gini}$ 为:

$$VIM_{i_{tree}j_{var}}^{Gini} = \sum_{m \in M} VIM_{j_{var}m}^{Gini} \quad (3)$$

其中, $VIM_{j_{var}m}^{Gini}$ 表示第 j_{var} 个特征在索引 m 通过基尼指数计算的重要性贡献, M 表示索引的集合;

第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{\text{var}}}^{\text{Gini}}$ 为:

$$VIM_{j_{\text{var}}}^{\text{Gini}} = \sum_{i_{\text{tree}}=1}^n VIM_{i_{\text{tree}}, j_{\text{var}}}^{\text{Gini}} \quad (4)$$

将第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{\text{var}}}^{\text{Gini}}$ 进行归一化处理,得到归一化后的第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{\text{var}}}$,表示为:

$$VIM_{j_{\text{var}}} = \frac{VIM_{j_{\text{var}}}^{\text{Gini}}}{\sum_{j_{\text{var}}=1}^J VIM_{j_{\text{var}}}^{\text{Gini}}} \quad (5)$$

$$\sum_{j_{\text{var}}=1}^J VIM_{j_{\text{var}}} = 1;$$

其中,J表示所有与NOx相关特征变量总数;

如果归一化后的第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{\text{var}}}$ 大于等于设定值,则第 j_{var} 个特征为关键输入变量。

4. 根据权利要求1所述基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NOx排放预测方法,其特征在于,所述关键输入变量包括给水流量、SOFA-D#1角、主蒸汽流量、机组负荷、FR#1角、E磨E1侧容量风流量、EL#1角、DE#1角、主汽温度、DL#1角、烟气氧量A、排烟温度A、CL#1角、SOFA-E#1角、DEE#1角、B磨B1侧容量风流量、A磨A2侧容量风流量、B送风机入口风温、SOFA-A#1角、SOFA-F#1角、总煤量、EFF#1角、SOFA-B#1角、AAA层#1角、AA#1角、B磨B2侧容量风流量、ER#1角,共计27个变量作为调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型的输入变量。

5. 根据权利要求1所述基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NOx排放预测方法,其特征在于,训练调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型时,将关键输入变量与NOx排放量重建为二维时序张量,利用滑动窗口以时间维度对所述二维时序张量进行分割,滑动步长设置为1。

6. 根据权利要求1所述基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NOx排放预测方法,其特征在于,所述DFC-CNN模型的损失函数为均方误差MSE,激活函数为Sigmoid函数。

7. 根据权利要求1所述基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NOx排放预测方法,其特征在于,步骤3中所述构建数据集,是通过在燃煤锅炉监测系统中提取历史运行数据并通过预处理和归一化后得到。

8. 根据权利要求7所述基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NOx排放预测方法,其特征在于,所述预处理是指对历史运行数据中的异常数据采用 3σ 法则进行处理。

基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NO_x排放预测方法

技术领域

[0001] 本发明属于锅炉运行优化控制技术领域,具体涉及一种基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NO_x排放预测方法,适用于燃煤锅炉NO_x排放的预测。

背景技术

[0002] 燃煤电站在工业生产、供暖、发电等领域发挥着关键作用。随着环保意识的提升和排放政策的逐渐收紧,燃煤锅炉面临着转型升级的压力。燃煤锅炉运行过程中会产生氮氧化物(NO_x),因此烟气清洁处理成为治理污染物超标的关键。SCR烟气脱硝技术运行时需要精确控制NH₃的注入量,因此精确测量SCR入口处的 NO_x含量极其关键。

[0003] 数据驱动方法为建立锅炉燃烧模型提供了更好的机会,利用分布式控制系统(DCS)收集的大量数据,结合各类算法对数据进行分析处理并以此建立数字锅炉。比如利用差分进化(DE)算法构建DELSSVM,在NO_x 排放预测方面取得了较好的效果;自适应 GA 与最小二乘支持向量机(LSSVM)相结合而成GA-LSSVM 模型也被用于准确快速地预测NO_x 浓度;利用比较线性传递函数-噪声模型和神经网络来模拟锅炉结垢状况等。但上述模型仅适用于锅炉稳态工况,对于变负荷工况的预测精度较低。深度学习模型对复杂过程具有很高的表征能力,在处理多变量耦合和非线性数据方面展现出了很好的效果,如利用全局增强一般回归神经网络(GE-GRNN)来解决在线锅炉的多重排放预测问题,利用生成式对抗网络(GAN)修复工业锅炉数据,递归神经网络(RNN)和门递归单元(GRU)模拟运行参数与NO_x排放的关系;长短时记忆中性网络(IPS0-LSTM)实现锅炉在线燃烧优化。

[0004] 相对于其他神经网络,CNN增加了时间序列这一要素使其可以有效改善模型因时间因素而造成的模拟偏离,可以自动提取数据的稳定特征,采用参数共享和稀疏连接的方式大大减少了模型参量和计算复杂度,能够很好地处理大规模数据同时避免过拟合的问题,减少人工提取特征的工作量,可以适应不同的应用场景。但常规CNN通过局部感知的方式处理信息从而无法很好地捕捉全局特征,其输入数据具有固定尺寸格式要求,过多的数据预处理可能会导致信息丢失或变形。而锅炉运行中不同的数据参数对锅炉的正常运行具有不同的贡献,如果不区分其中差异必然会出现大量噪声影响正常的预测精度;其次不同数据参数的规模也会有或大或小的差别,这就导致常规CNN无法高度适应锅炉预测的工作。在常规CNN中,同一卷积层使用相同大小的感受野,假设输入特征在空间上是不变的,无法考虑要素之间的重要的权重依赖关系,只要测试数据中存在某个对象的某些关键特征,便会将测试数据归类为该对象。另外,常规CNN的结构相对固定,这导致它难以处理复杂的、不规则的输入数据,这极大限制了CNN的建模能力。

发明内容

[0005] 本发明的目的是改善锅炉燃烧过程的方法,在常规CNN基础上改进模型,改进后的模型根据数据具体情况自适应变化,通过改变感受野的大小并改变调制因子来适应输入数据的变化。与传统CNN相比,本发明在常规卷积神经网络上加入偏移量这一变量,并使其在

训练过程中可以进行自适应调整,实现感受野的扩张,同时基于输入数据特征改变调制因子,使预测结果尽可能接近于真实锅炉的运行情况。

[0006] 本发明提出了一种基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NO_x排放预测方法,包括如下步骤:

[0007] 步骤1,筛选与NO_x排放相关的关键输入变量;

[0008] 步骤2,构建调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型,用于预测NO_x排放;

[0009] 步骤3,构建数据集,用于训练调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型,得到训练好的DFC-CNN模型;

[0010] 所述数据集包括关键输入变量和对应的NO_x排放量;

[0011] 步骤4,将待预测的关键输入变量输入到训练好的DFC-CNN模型,进行NO_x排放量预测。

[0012] 进一步的,步骤1中筛选与NO_x排放相关的关键输入变量,具体为:基于随机森林RF(Random Forest)的基尼指数评估变量对于锅炉NO_x排放的特征重要性。

[0013] 进一步的,设决策树的数量为n,第 j_{var} 个特征在第 i_{tree} 个决策树中的重要性 $VIM_{i_{\text{tree}}j_{\text{var}}}^{\text{Gini}}$ 为:

$$[0014] \quad VIM_{i_{\text{tree}}j_{\text{var}}}^{\text{Gini}} = \sum_{m \in M} VIM_{j_{\text{var}}m}^{\text{Gini}} \quad (3)$$

[0015] 其中, $VIM_{j_{\text{var}}m}^{\text{Gini}}$ 表示第 j_{var} 个特征在索引m通过基尼指数计算的重要性贡献,M表示索引的集合;

[0016] 第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{\text{var}}}^{\text{Gini}}$ 为:

$$[0017] \quad VIM_{j_{\text{var}}}^{\text{Gini}} = \sum_{i_{\text{tree}}=1}^n VIM_{i_{\text{tree}}j_{\text{var}}}^{\text{Gini}} \quad (4)$$

[0018] 将第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{\text{var}}}^{\text{Gini}}$ 进行归一化处理,得到归一化后的第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{\text{var}}}$,表示为:

$$[0019] \quad VIM_{j_{\text{var}}} = \frac{VIM_{j_{\text{var}}}^{\text{Gini}}}{\sum_{j_{\text{var}}=1}^J VIM_{j_{\text{var}}}^{\text{Gini}}} \quad (5)$$

$$[0020] \quad \sum_{j_{\text{var}}=1}^J VIM_{j_{\text{var}}} = 1$$

[0021] 其中,J表示所有与NO_x相关特征变量总数;

[0022] 如果归一化后的第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{\text{var}}}$ 大于等于设定值,则第 j_{var} 个特征为关键输入变量。

[0023] 进一步的,所述关键输入变量包括给水流量、SOFA-D#1角、主蒸汽流量、机组负荷、FR#1角、E磨E1侧容量风流量、EL#1角、DE#1角、主汽温度、DL#1角、烟气氧量A、排烟温度A、CL#1角、SOFA-E#1角、DEE#1角、B磨B1侧容量风流量、A磨A2侧容量风流量、B送风机入口风温、SOFA-A#1角、SOFA-F#1角、总煤量、EFF#1角、SOFA-B#1角、AAA层#1角、AA#1角、B磨B2侧容

量风流量、ER#1角,共计27个变量作为调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型的输入变量。

[0024] 进一步的,在所述调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型中,对输入的DFC-CNN模型特征图 X 进行偏移和调制处理得到调制后的输出特征图 Y ,再将特征图 Y 中的特征值 $Y(i, j)$ 经过多个卷积层的依次处理,得到卷积层输出的特征值 X_{fcl} ,特征值 X_{fcl} 经过全连接层处理后得到 NO_x 的预测值,即调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型的输出值;

[0025] 调制后的输出特征图 Y 中每个位置 (i, j) 的特征值 $Y(i, j)$,表示为:

$$Y(i, j) = \sum_{u, v} W(u, v) \cdot M(i+u, j+v) \cdot X(i+u+\Delta P(i+u, j+v), j+v+\Delta P(i+u, j+v)) \quad (10)$$

[0027] 其中, u, v 是卷积核的索引, $W(u, v)$ 为卷积核的权重, $M(i+u, j+v)$ 为调制因子, $\Delta P(i+u, j+v)$ 为偏移量;

[0028] X_{fcl} 是四维的张量,在全连接层中,先将 X_{fcl} 展平,展平后的向量如式(11)所示,再加权求和,如式(12)所示:

$$X_{flat} = \text{vec}(X_{fcl}) \quad (11)$$

$$Z = X_{flat}W + b \quad (12)$$

[0031] 其中, $\text{vec}(\cdot)$ 为将矩阵或者张量转为向量的操作, X_{flat} 表示将四维张量展平后得到的一维张量, W 表示全连接层的权重矩阵, b 表示全连接层的偏置项, Z 表示线性变化后的结果,最后通过激活函数 $f(\cdot)$ 求得输出目标 Y_{pre} ,即燃煤锅炉 NO_x 排放的预测值 Y_{pre} ,表示为:

$$Y_{pre} = f(Z) \quad (13)$$

[0033] 进一步的,训练调制可变形卷积神经网络DFC-CNN模型时,将关键输入变量与 NO_x 排放量重建为二维时序张量,利用滑动窗口以时间维度对所述二维时序张量进行分割,滑动步长设置为1。

[0034] 进一步的,所述DFC-CNN模型的损失函数为均方误差MSE,激活函数为Sigmoid函数。

[0035] 进一步的,步骤3中所述构建数据集,是通过在燃煤锅炉监测系统中提取历史运行数据并通过预处理和归一化后得到。

[0036] 进一步的,所述预处理是指对锅炉历史运行数据中的异常数据采用 3σ 法则进行处理。由于监测系统在锅炉运行过程中会受到信号噪声的干扰导致原始数据出现异常,对异常数据采用 3σ 法则进行处理,可以得到异常数据处理后的历史数据;

[0037] 为提高模型精确程度,避免预测结果出现较大误差,采用最小-最大缩放法对异常数据处理后的历史数据进行归一化处理,得到归一化后历史数据。

[0038] 进一步的,采用Adam优化器对所述DFC-CNN模型进行训练。

[0039] 与现有技术相比,本发明侧重在模拟实验的基础上对常规CNN进行改进,利用基尼指数和调制可变形卷积神经网络DFC-CNN来建立预测模型。基尼指数被用于对候选变量进行重要性的评估,为模型提供关键的输入特征;调制可变形卷积神经网络DFC-CNN通过调制

可变形感受野来提高模型提取输入数据中隐含特征的能力。本发明能满足实际工业生产的需求,精确预测NO_x排放,有助于燃煤锅炉的清洁燃烧。

附图说明

- [0040] 图1是调制可变形卷积模型的结构图;
- [0041] 图2是变量重要性分布图;
- [0042] 图3是滑动窗口法进行数据分割的示意图;
- [0043] 图4是实施例不同学习率下的训练损失图;
- [0044] 图5是实施例BP、LSTM、DFC-CNN处理验证集的散点图;
- [0045] 图6是实施例BP、LSTM、DFC-CNN的性能参数对比图;
- [0046] 图7是实施例Baseline-CNN与DFC-CNN的升负荷对比曲线及散点图;
- [0047] 图8是实施例Baseline-CNN与DFC-CNN降负荷对比曲线及散点图;
- [0048] 图9是实施例Baseline-CNN与DFC-CNN变负荷对比曲线及散点图;
- [0049] 图10是实施例Baseline-CNN与DFC-CNN稳定负荷对比曲线及散点图。

具体实施方式

[0050] 为了加深对本发明的理解,下面将结合实施例对本发明作进一步详述,该实施例仅用于解释本发明,并不构成对本发明保护范围的限定。

[0051] 本发明的一种基于调制可变形神经网络的燃煤锅炉NO_x排放预测方法,利用调制可变形卷积神经网络DFC-CNN来建立预测模型。基尼指数被用于对候选变量进行重要性的评估,为预测模型提供关键的输入特征。调制可变形卷积神经网络DFC-CNN通过调制可变形感受野来提高模型提取输入数据中隐含特征的能力。为验证调制可变形卷积神经网络DFC-CNN的预测性能,在600MW燃煤锅炉的真实历史数据,进行了仿真实验。调制可变形卷积神经网络DFC-CNN与BP、LSTM的对比实验表明,调制可变形卷积神经网络DFC-CNN比传统模型的预测精度高。与基线CNN的对比结果显示,感受野的扩充和调制因子的引入,明显提高了调制可变形卷积神经网络DFC-CNN的预测性能。基于GINI-DFC-CNN的方法能满足实际工业生产的需求,有助于燃煤锅炉的清洁燃烧。本发明所述方法包括以下步骤:

[0052] 步骤1,从锅炉监测系统中提取了目标锅炉部分历史数据,采样频率为1分钟,目标锅炉采用选择性催化还原(Selective Catalytic Reduction,SCR)脱硝系统,氨气的输入量极大影响氮氧化物的处理效率,过量NH₃将与烟气中的SO₃生成液态NH₄HSO₄,使催化剂中毒,堵塞空气预热器,对锅炉安全运行产生影响,过少NH₃则无法消除NO_x。锅炉中的燃烧器采用多隔仓辅助风设计,部分二次风气流在水平方向分级,包裹炉膛中央的一次风煤粉气流形成富燃料区。主燃烧器最下部采用UFA(Under-fire Air)喷嘴,采用紧密耦合过燃空气CCOFA(Closed-Coupled Over-Fire Air)和分离过燃空气SOFA(Separated Over-Fire Air)实现燃烧区域的多级控制。燃烧器每层风室配备相应二次风门挡板,一般情况下同层风门挡板同步动作。R层为浓粉燃料风,L层为淡粉燃料风,这些挡板开度为磨煤机一次风量的函数,一次风量为磨煤机负荷的函数,而SOFA、CCOFA二次风挡板为锅炉空气总流量的函数,主要用以控制NO_x的排放。NH₃输入量取决于NO_x的浓度,同时监测过程存在滞后性,监测系统锅炉运行过程中会受到信号噪声的干扰,导致原始数据出现异常。对异常数据采用3

σ法则进行处理,得到异常数据处理后的历史数据,使其对本发明预测模型的预测结果不会产生负面影响,并将处理后的数据对原数据进行替换。

[0053] 步骤2:为提高预测模型精确程度,避免预测结果出现较大误差,采用最小-最大缩放法对异常数据处理后的历史数据进行归一化处理,以期获得更加稳定精确的预测结果。

[0054] 步骤3:基于随机森林RF的基尼指数评估变量对于锅炉NO_x排放的特征重要性,变量的重要性采用变量重要性度量(VIM)来表示,而基尼指数则用GI来表示,如下式表示:

$$[0055] \quad VIM_{j_{var}m}^{Gini} = GI_m - GI_l - GI_r \quad (1)$$

$$[0056] \quad GI_m = 1 - \sum_{k_c=1}^{K_c} p_{mk_c}^2 \quad (2)$$

[0057] 其中, k_c 表示某个变量在经过归一化处理后的数据集中含有的种类。 p_{mk} 表示索引为m的变量特征被归类进类别 k_c 的概率。 GI_m 表示索引为m的变量特征的基尼指数, GI_l 表示分裂后的左子节点的基尼指数, GI_r 表示分裂后的右子节点的基尼指数, $VIM_{j_{var}m}^{Gini}$ 表示第 j_{var} 个特征在索引m通过基尼指数计算的重要性贡献。

[0058] 设决策树的数量为n,第 j_{var} 个特征在第 i_{tree} 个决策树中的重要性 $VIM_{i_{tree}j_{var}}^{Gini}$ 为:

$$[0059] \quad VIM_{i_{tree}j_{var}}^{Gini} = \sum_{m \in M} VIM_{j_{var}m}^{Gini} \quad (3)$$

[0060] 其中, $VIM_{j_{var}m}^{Gini}$ 表示第 j_{var} 个特征在索引m通过基尼指数计算的重要性贡献,M表示索引的集合;

[0061] 第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{var}}^{Gini}$ 为:

$$[0062] \quad VIM_{j_{var}}^{Gini} = \sum_{i_{tree}=1}^n VIM_{i_{tree}j_{var}}^{Gini} \quad (4)$$

[0063] 将第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{var}}^{Gini}$ 进行归一化处理,得到归一化后的第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{var}}$,表示为:

$$[0064] \quad VIM_{j_{var}} = \frac{VIM_{j_{var}}^{Gini}}{\sum_{j_{var}=1}^J VIM_{j_{var}}^{Gini}} \quad (5)$$

$$[0065] \quad \sum_{j_{var}=1}^J VIM_{j_{var}} = 1;$$

[0066] 其中,J表示所有与NO_x相关特征变量总数;

[0067] 如果归一化后的第 j_{var} 个特征在全部决策树上的重要性 $VIM_{j_{var}}$ 大于等于设定值,则第 j_{var} 个特征为关键输入变量。

[0068] 按照上述方法得到的特征重要性 $VIM_{j_{var}}$,以0.9为设定值,从多个初始变量中共选择了关键输入变量作为预测模型的输入变量,包括给水流量、SOFA-D#1角、主蒸汽流量、机组负荷、FR#1角、E磨E1侧容量风流量、EL#1角、DE#1角、主汽温度、DL#1角、烟气氧量A、排烟温度A、CL#1角、SOFA-E#1角、DEE#1角、B磨B1侧容量风流量、A磨A2侧容量风流量、B送风机入

口风温、SOFA-A#1角、SOFA-F#1角、总煤量、EFF#1角、SOFA-B#1角、AAA层#1角、AA#1角、B磨B2侧容量风流量、ER#1角27个变量,如图2所示。根据NO_x排放相关的特征,将筛选出的27个输入变量与NO_x排放重建为一个二维张量,利用滑动窗口以时间维度对输入变量和NO_x排放量进行分割,滑动窗口的时间维为20,变量维为27,滑动步长设置为1,预测目标为第 21 时刻的锅炉氮氧化物排放,数据重建示意图如图3所示。将全部数据集划分70%作为训练集、其余30%作为测试集,用测试数据集对仿真结果进行验证。

[0069] 步骤4:将经过步骤1、步骤2、步骤3对数据处理后的各输入数据写为特征矩阵的形式以得到输入特征图X,表示为:

$$[0070] \quad X = \begin{pmatrix} x_1^1 & \cdots & x_j^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^t & \cdots & x_j^t \end{pmatrix} \quad (6)$$

[0071] 对所述输入特征图X进行数据处理得到调制后的输入特征图;

[0072] 所述数据处理是指进行采样点偏移得到偏移后的数据矩阵,将偏移后的数据矩阵经过卷积核和调制特征值进行处理,得到调制后的输入特征图 $Y(i, j)$,将调制后的输入特征图 $Y(i, j)$ 经过多卷积层进行处理,由全连接层进行组合以预测NO_x排放量;具体步骤如下:

[0073] 步骤4.1,在调制可变形卷积中,所述调制可变形卷积在常规可变形卷积的基础上进行偏移和调制特征值处理的过程;卷积核的采样位置引入了偏移量(offset),使得卷积核能够在输入特征矩阵上更灵活地采样,提取的特征变得更加明显。

[0074] 则对于现有技术中的调制可变形卷积,卷积核在输入特征图上以固定间隔和固定方向滑动,卷积核在处理特征矩阵时的运算公式为:

$$[0075] \quad Y(i, j) = \sum_{c=1}^C \sum_{m=0}^{K_h-1} \sum_{n=0}^{K_w-1} K[c, m, n] \cdot I[c, i+m, j+n] + b \quad (7)$$

[0076] 其中, $Y(i, j)$ 是经过卷积核处理后的输出特征图Y中在位置(i, j)的元素,b为偏差, $K[c, m, n]$ 是第c个卷积核在位置(m, n)的元素, $I[c, i+m, j+n]$ 是数据集X中的一个元素,是输入数据I在第c个通道在位置(i+ m, j+ n)处的元素, K_w 表示卷积核的高度, K_h 表示卷积核的宽度。

[0077] 在本具体实施方式中,调制可变形卷积则在现有技术的基础上增加了偏移量,这些偏移量是可学习的,它们使得卷积核能够根据输入特征的位置自适应地调整卷积核的采样位置。

[0078] X为输入到调制可变形卷积的输入特征图,Y为调制可变形卷积输出特征图,W为卷积核的权重, $\Delta P(i+u, j+v)$ 为偏移量,M为调制因子图,则:

$$[0079] \quad \Delta P = \varphi(x) \quad (8)$$

[0080] 其中, φ 是一个卷积操作。

$$[0081] \quad M = \Psi(x) \quad (9)$$

[0082] 其中, Ψ 也是卷积操作。则对于输出特征图Y每个位置(i, j),特征值为:

$$Y(i, j) = \sum_{u, v} W(u, v) \cdot M(i+u, j+v) \cdot X(i+u+\Delta P(i+u, j+v), j+v+\Delta P(i+u, j+v)) \quad (10)$$

[0084] 其中,u, v是卷积核的索引, $W(u, v)$ 为卷积核的权重, $M(i+u, j+v)$ 为调制因子, $\Delta P(i+u, j+v)$ 为偏移量, $X(i+u+\Delta P(i+u, j+v), j+v+\Delta P(i+u, j+v))$ 使用双线性插值来计算,因为 ΔP 可能产生非整数坐标。

[0085] 步骤4.2,如图1所示,本具体实施方式中的所述多层卷积层共有3层,包括第一卷积层、第二卷积层和第三卷积层;均采用常规卷积层,包含卷积核、批量归一化(BN)和非线性激活函数,通过卷积核对输入特征图进行特征提取,以提高本发明预测模型的分类与识别精度。

[0086] BN层之后的非线性激活函数是一个Sigmoid函数,用于将输入的任意实数压缩到(0, 1)的输出范围内。这种非线性变换是神经网络能够拟合复杂函数关系的关键。通过叠加多个具有非线性激活函数的神经元层,神经网络可以逼近复杂的非线性函数。

[0087] 将特征值 $Y(i, j)$ 经过第一卷积层、第二卷积层和第三卷积层的依次处理,得到卷积层输出的所有特征值 X_{fcl} ;在卷积层中输入特征矩阵由卷积核执行局部连接和卷积运算,生成特征图。

[0088] 步骤4.3,全连接层接收前一卷积层的所有特征值作为输入 X_{fcl} ,并通过加权求和及激活函数处理,将特征综合映射到目标输出空间,提取出全局特征,具体步骤如下:

[0089] 对于全连接层的输入样本 X_{fcl} , X_{fcl} 是四维的张量,先将其展平,展平后的向量如式(11)所示,再加权求和,如式(12)所示:

$$X_{flat} = \text{vec}(X_{fcl}) \quad (11)$$

$$Z = X_{flat}W + b \quad (12)$$

[0092] 其中, $\text{vec}(\cdot)$ 为将矩阵或者张量转为向量的操作, X_{flat} 表示将四维张量展平后得到的一维张量, W 表示全连接层的权重矩阵, b 表示全连接层的偏置项, Z 表示线性变化后的结果,最后通过激活函数 $f(\cdot)$ 求得输出目标 Y_{pre} ,即燃煤锅炉 NOx排放的预测值 Y_{pre} ,表示为:

$$Y_{pre} = f(Z) \quad (13)$$

[0094] 回归任务中,使用均方误差(MSE)损失函数和线性激活函数,计算公式为:

$$Loss_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (14)$$

[0096] 其中, $Loss_{MSE}$ 是均方误差损失,N是样本总数量, $\hat{y}_i$ 对第i个样本的NOx排放量预测值, y_i 表示第i个样本对应的NOx排放量真实值。

[0097] 训练深度神经网络极具挑战性,特别是在追求快速收敛的过程中尤为艰难。因此,在训练调制可变形卷积神经网络预测模型的过程中采用了批量归一化BN。批量归一化BN不

仅能够通过规范化每个小批量的输入,使得调制可变形卷积神经网络的每一层输入分布更加稳定,加快训练速度,还能稳定输入分布和梯度传播,使得模型能够承受更高的学习率。

[0098] 本实例所有的实验在 Pytorch DL 框架下进行。所有实验都使用了一台配备 24GB NVIDIA Tesla GPU、192GB 内存和 Intel Xeon Gold 6226R CPU 的服务器。为了评估调制可变形卷积神经网络DFC-CNN的预测性能,开展两组对比实验,一是将调制可变形卷积神经网络DFC-CNN与反向传播神经网络BP、长短期记忆网络LSTM进行了对比;二是与相同架构的基线CNN进行了对比。

[0099] 超参数对于模型预测性能至关重要,本研究选用了 Adam 优化器,在一系列超参数中,以学习率 lr 为例,展示了不同学习率下模型损失值的迭代曲线。如图4所示学习率为 $lr=0.01$ 、 0.001 和 0.0001 时本发明预测模型损失函数的迭代曲线。当 $lr=0.01$ 时,在本发明预测模型训练的初始阶段,训练损失的降低速度相较于 $lr=0.001$ 和 $lr=0.0001$ 时更为显著。然而,在训练进行到第5个周期(epoch)时,由于学习率设置过高,训练损失出现了较大的波动。进一步观察后续的迭代过程,发现当 $lr=0.001$ 时,训练损失能够平稳地持续下降,并且在整个训练过程中,相较于 $lr=0.01$ 和 $lr=0.0001$,取得了更优的训练效果。另一方面,当 $lr=0.0001$ 时,虽然在整個迭代过程中训练损失始终保持下降趋势,且迭代曲线的波动最小,但较低的学习率导致了训练效率的降低。直至迭代结束,该学习率下的模型训练损失仍然高于 $lr=0.001$ 时的水平,意味着为了获得更低的训练损失,本发明预测模型需要经历更多的迭代次数以及更长的训练时间。在迭代到第150个周期时, $lr=0.01$ 时,本发明预测模型的训练损失为0.059991; $lr=0.001$ 时,模型的训练损失为0.058161; $lr=0.0001$ 时,本发明预测模型的训练损失为0.058257。因此,选择 $lr=0.001$ 。

[0100] 为了验证本发明的调制可变形卷积神经网络DFC-CNN与传统模型的预测性能,在验证集上将DFC-CNN与 BP和LSTM进行了对比。图5所示为预测值与真实值的散点图,从预测值与实测值的分布拟合曲线可以看出,图5的(a)中BP散点的拟合斜率为0.91886,与完美线的偏差最大,决定系数 R^2 为0.91222;图5的(b)中LSTM散点的拟合斜率为0.95459,决定系数 R^2 为0.923;图5的(c)中DFC-CNN 散点的拟合斜率为0.97583,决定系数 R^2 为0.973,与完美线最接近,说明 DFC-CNN 的整体预测值更接近实测值。此外,BP 和LSTM的预测结果中,散布在 95 % 置信区间外的样本数都超过了40个样本点。以测量值约为 $420\text{mg}/\text{m}^3$ 的样本点为例,预测值普遍超过 $480\text{mg}/\text{m}^3$,说明这两个模型对低排放工况的预测精度较低。在 DFC-CNN 的预测结果中,绝大多数的样本点集中在95%置信区间内,散落在 95% 置信区间外的样本数量最少,且大部分集中在拟合线两侧,这得益于模型在训练过程中对于通道的权重调整。DFC-CNN、BP和LSTM三个模型的预测性能如图6所示,DFC-CNN的RMSE为 $20.006\text{mg}/\text{m}^3$,MAE 为 $14.509\text{mg}/\text{m}^3$,MAPE 为3.04%;BP的RMSE为29.079,MAE 为22.361,MAPE 为4.66%;LSTM的RMSE为24.24376723, MAE 为17.2585,MAPE 为3.64%。相比于BP和LSTM,DFC-CNN的预测精度在均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE) 上分别提高了31.20%、17.48%和35.11%、15.93%。试验结果表明,DFC-CNN模型在 NO_x 排放量的预测精度明显优于传统模型。

[0101] 图7中的(a)为Baseline-CNN与DFC-CNN的升负荷对比曲线,图7中的(b)为Baseline-CNN与DFC-CNN的升负荷误差对比散点图,展示锅炉负荷处于上升阶段,DFC-CNN模型展现出良好的预测性能,预测值的变化趋势与真实值相同,且误差呈现正态分布,均值是靠近0,96个采样点的误差在 $\pm 20\text{mg}/\text{m}^3$ 以内,最大误差为 $-27.02\text{mg}/\text{m}^3$ 。基线CNN模型

(Baseline)预测值的变化趋势虽然和真实值变化相同,但误差均值分布却偏离0。这是因为随着锅炉负荷的升高,煤的燃烧量增加,燃烧温度会升高, NO_x 的排放量随着温度的变化而变化。

[0102] 图8中的(a)为Baseline-CNN与DFC-CNN降负荷对比曲线,图8中的(b)为Baseline-CNN与DFC-CNN降负荷误差对比散点图,展示锅炉负荷处于下降阶段,DFC-CNN模型对于 NO_x 的排放的预测误差均匀地分布在基准线的两侧。这是因为在低负荷状态下,煤燃烧的效率降低,导致炉膛温度分布不均匀,使燃烧的稳定性的下降。

[0103] 图9中的(a)为Baseline-CNN与DFC-CNN变负荷对比曲线,图9中的(b)为Baseline-CNN与DFC-CNN变负荷误差对比散点图,展示锅炉的负荷变化频繁, NO_x 的排放量大幅波动。这是因为当机组处于负荷波动状态时,空煤比平衡被破坏,将对 NO_x 浓度产生显著影响。基线CNN模型在这种工况下性能严重下降,预测的 NO_x 的排放量普遍低于真实值,有45%的采样点误差绝对值远远大于 $20\text{mg}/\text{m}^3$;DFC-CNN模型预测的 NO_x 的排放量误差均匀地分布在 $0\text{mg}/\text{m}^3$ 的两侧,且只有10%的采样点的绝对误差大于 $20\text{mg}/\text{m}^3$ 。

[0104] 图10中的(a)为Baseline-CNN与DFC-CNN稳定负荷对比曲线,图10中的(b)为Baseline-CNN与DFC-CNN稳定负荷误差对比散点图,展示锅炉处于稳定工况,负荷变化趋于稳定,炉内燃烧环境相对稳定,DFC-CNN模型与基线CNN模型都可以较好的预测出 NO_x 的排放量,误差值比以上三种工况小,但DFC-CNN模型的预测精度更高。

[0105] 综上所述,在与传统的BP神经网络和LSTM神经网络模型的对比中,调制可变形卷积神经网络DFC-CNN展现出了更高的预测精度。三种模型同时处理测试集数据时,调制可变形卷积神经网络DFC-CNN的预测值与真实值的拟合斜率更接近完美线,明显优于BP和LSTM模型。此外,调制可变形卷积神经网络DFC-CNN的预测结果中,散布在95%置信区间外的样本数显著少于BP和LSTM。与Baseline-CNN模型相比,在复杂多变的工况下,调制可变形卷积神经网络DFC-CNN保持着良好的预测性能。在降负荷工况下,调制可变形卷积神经网络DFC-CNN有156个工况点的误差值分布在 $\pm 20\text{mg}/\text{m}^3$ 以内,而Baseline-CNN有38个工况点的误差值分布在 $\pm 20\text{mg}/\text{m}^3$;在变负荷工况下,调制可变形卷积神经网络DFC-CNN所有工况点误差均处于 $\pm 20\text{mg}/\text{m}^3$,而Baseline-CNN有123个工况点的误差值分布在 $\pm 20\text{mg}/\text{m}^3$ 。

[0106] 实际运行中,不会单纯追求运行经济性,或者氮氧化物排放,通常是综合优化经济性和污染物生成。本发明是基于调制可变形卷积神经网络DFC-CNN的燃煤锅炉烟气脱硝过程 NO_x 浓度预测模型,具有高精度、稳定性和广泛适用性等优点。该模型的成功建立和应用,为优化燃煤锅炉的运行和减少 NO_x 排放提供了有力的技术支持,对于推动燃煤锅炉的环保改造和可持续发展具有重要意义。

[0107] 以上所述仅为本发明的实施例,并非因此限制本发明的专利范围,凡是利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,均同理包括在本发明的专利保护范围内。

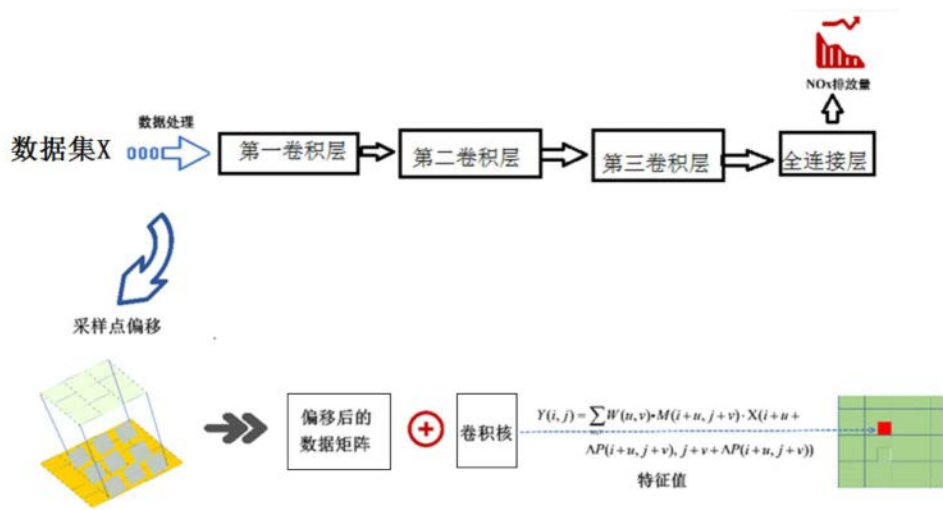


图1

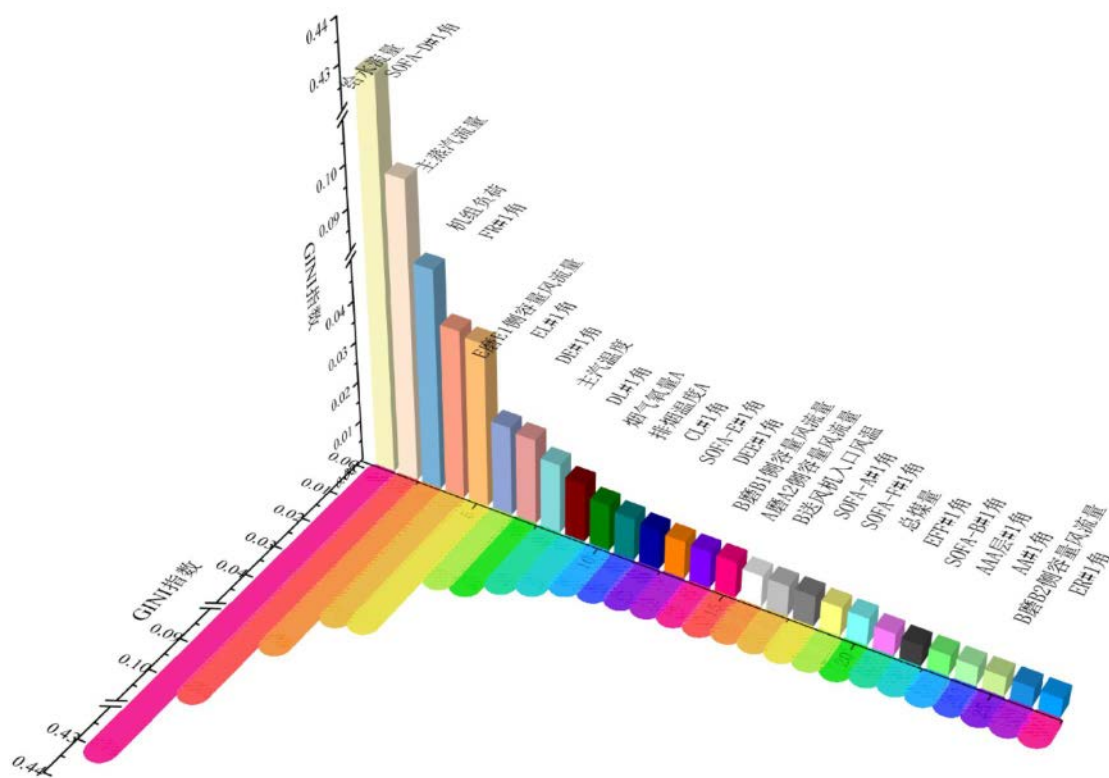


图2

	变量数据				NOx排放量		预测氮氧化物目标排放量	标签重排序
	变量1	变量2	...	变量27				
t_1	x_1^1	x_2^1	...	x_{27}^1	y_1	滑动方向 ↓		
t_2	x_1^2	x_2^2	...	x_{27}^2	y_2			
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	...	...	...			
t_{20}	x_1^{20}	x_2^{20}	...	x_{27}^{20}	y_{20}			
t_{21}	x_1^{21}	x_2^{21}	...	x_{27}^{21}	y_{21}		y'_{21}	1
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	...	...	...		y'_{22}	2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	...	...	...		...	...
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	...	...	...		...	...
t_{14419}	$\vdots$	$\vdots$	...	x_{27}^{14419}	y_{14419}		y'_{14420}	14400
t_{14420}	x_1^{14420}	x_2^{14420}	...	x_{27}^{14420}	y_{14420}		y'_{14421}	14401
$\vdots$	...	...	...	...	...		...	...
$\vdots$	...	...	...	...	...		...	...
t_{20600}	x_1^{20600}	x_2^{20600}	...	x_{27}^{20600}	y_{20600}		y'_{20601}	20581

图3

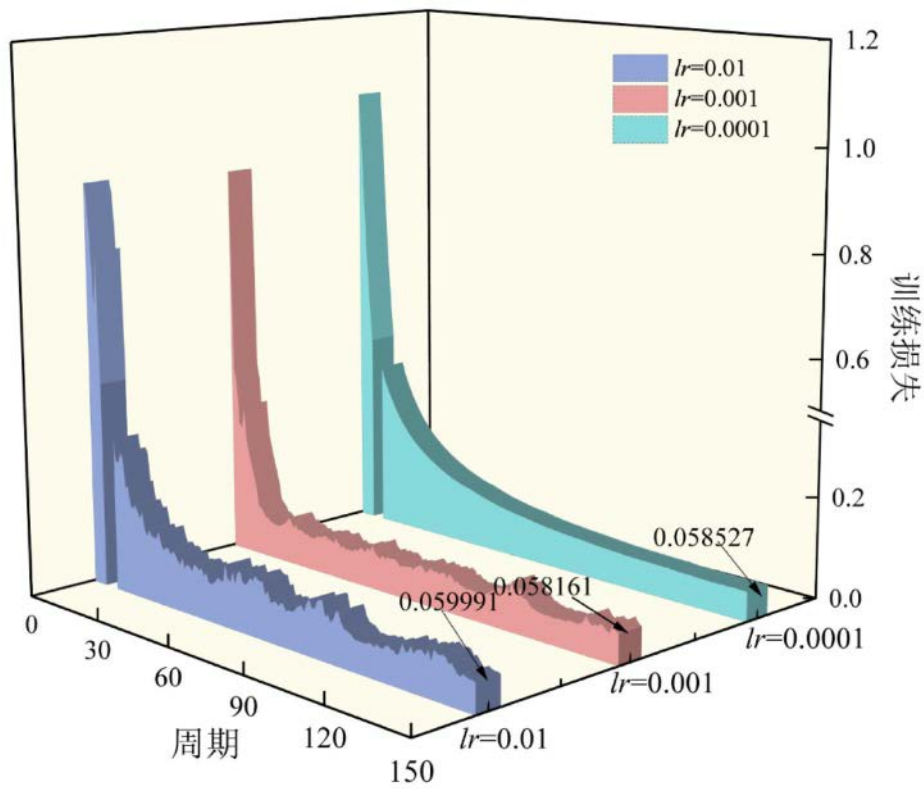


图4

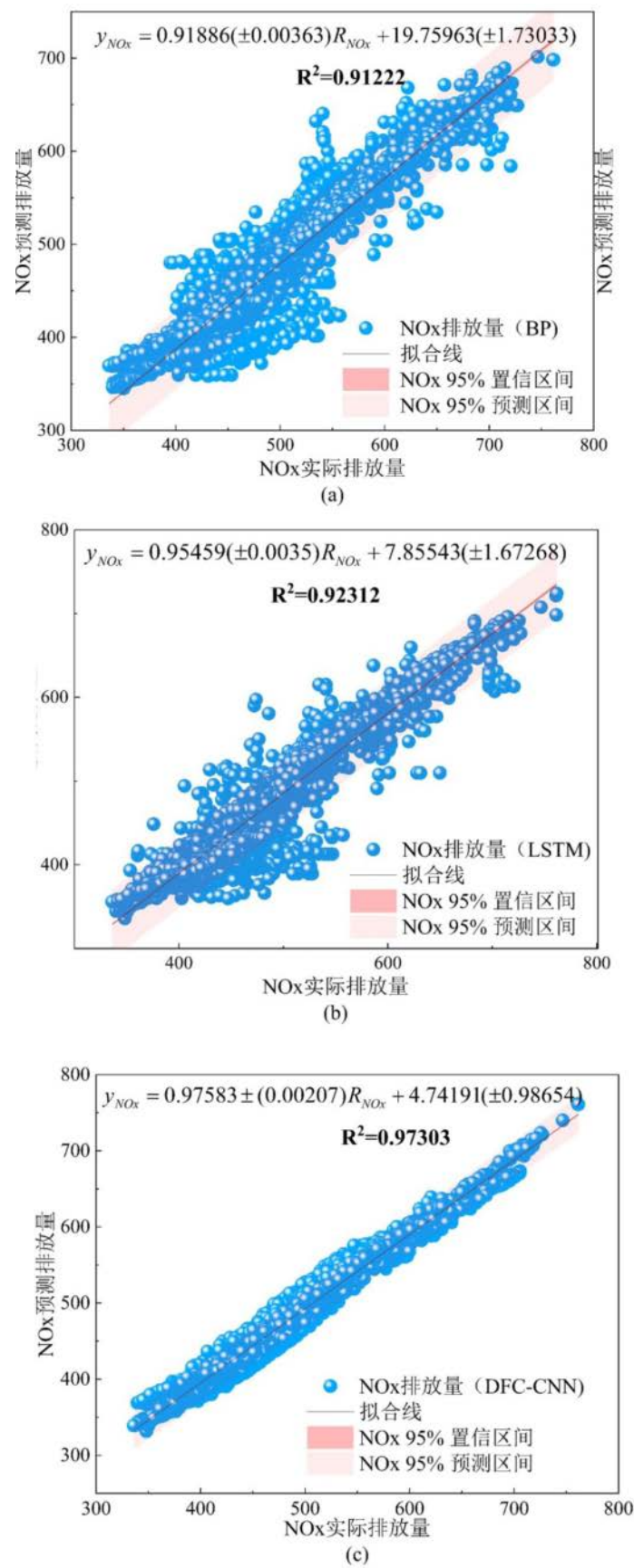


图5

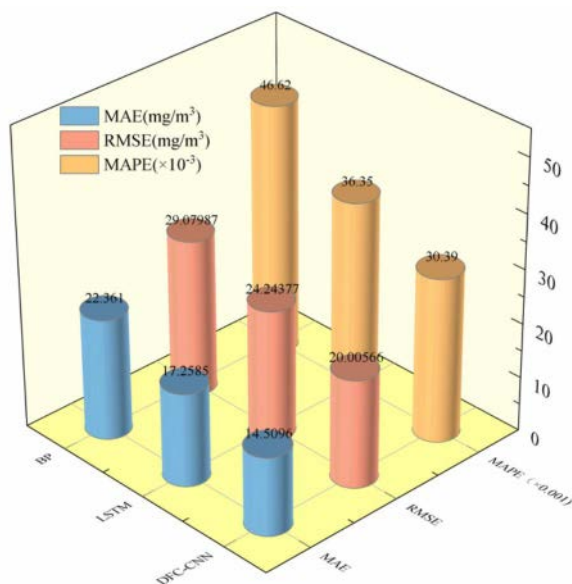


图6

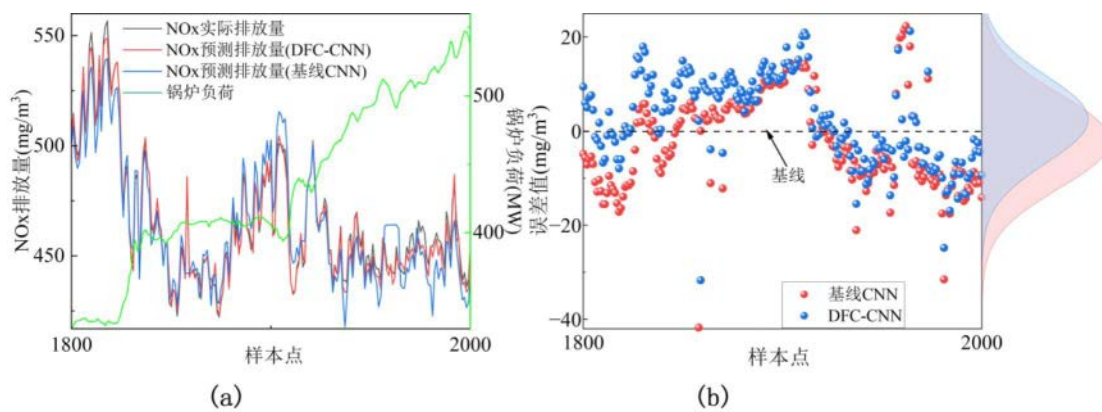


图7

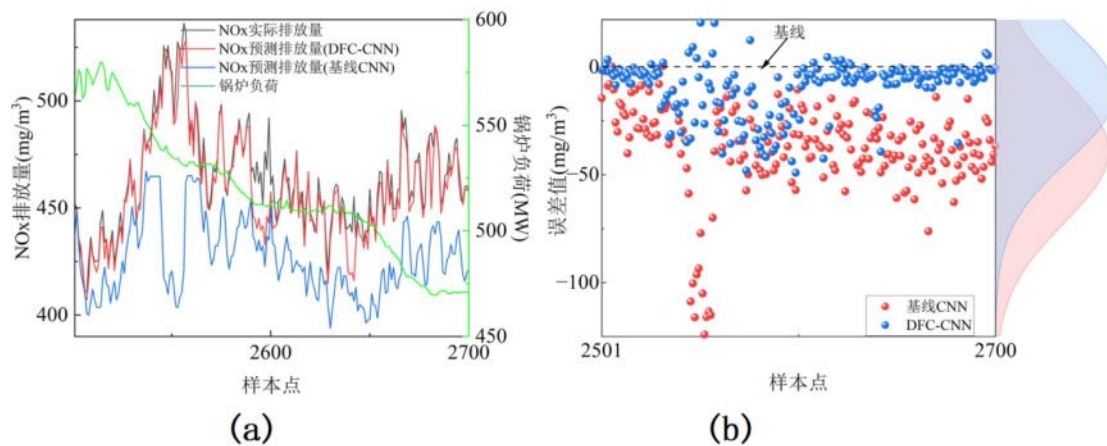


图8

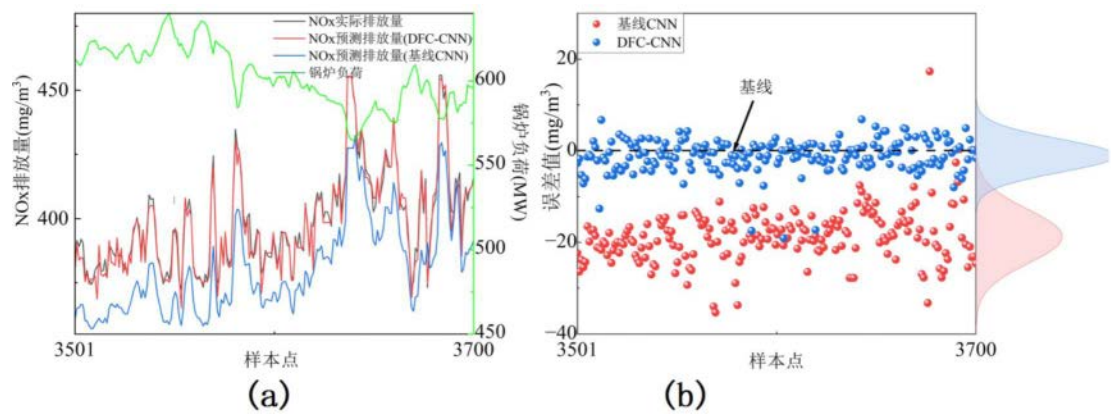


图9

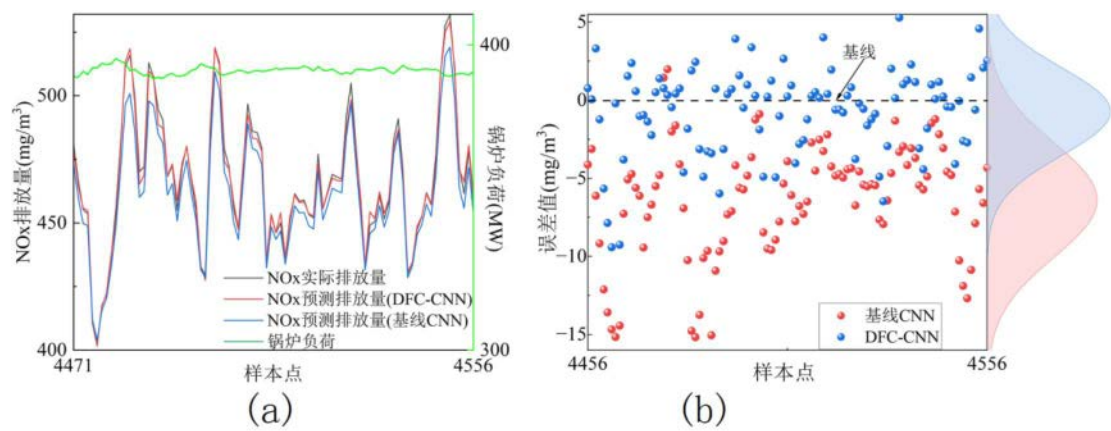


图10