王振方, 王子涵. 融合 DyCNN 和 CBAM 的石墨电极成型 VOCs 浓度预测模型[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):17-24.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24091802

融合 DyCNN 和 CBAM 的石墨电极成型 VOCs 浓度预测模型

王振方, 王子涵
(河北工程大学 信息与电气工程学院, 河北 邯郸 056038)

摘 要: 针对石墨电极成型过程中挥发性有机物(VOCs)排放难以准确预测的问题,提出了一种融合动态卷积神经网络(DyCNN)和卷积块注意力模块(CBAM)的 TCN-BiGRU 混合神经网络预测模型。使用随机森林(RF)算法对影响石墨电极成型 VOCs 浓度的环境变量进行权重分析。利用 DyCNN 增强 CBAM 对不同特征维度权重的提取和处理能力,并将改进的 CBAM 模块结合 TCN-BiGRU 网络捕获 VOCs 污染物影响因素之间关系和时间序列的长期变化规律。实验结果表明,融合后的 DCTCN-BiGRU 模型在预测精度和数据拟合度上相较于其他模型具有显著优势,可为炭素企业 VOCs 治理提供新的技术手段。

关键词: VOCs 浓度预测; 石墨电极成型; 动态卷积神经网络(DyCNN); 卷积块注意力模块(CBAM); 随机森林(RF)
中图分类号: TP391.4 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)06-0017-08

VOCs concentration prediction model for graphite electrode molding by fusing DyCNN and CBAM

WANG Zhenfang, WANG Zihan
(College of Information and Electrical Engineering, Hebei University of Engineering, Handan 056038, Hebei, China)

Abstract: Addressing the challenge of accurately predicting Volatile Organic Compounds (VOCs) emissions in the graphite electrode forming process, a hybrid neural network model has been proposed. This model integrates a Dynamic Convolutional Neural Network (DyCNN) with a Convolutional Block Attention Module (CBAM). The Random Forest (RF) algorithm is utilized to analyze the impact of environmental variables on VOCs concentration in graphite electrode molding. The DyCNN enhances the CBAM′s capacity to extract and process the weights of different feature dimensions. The improved CBAM module, when combined with the TCN-BiGRU network, allows for capturing the relationship between the influential factors of VOCs pollutants and the long-term trend of time series data. The experimental results show that the fused DCTCN-BiGRU model has significant advantages compared with other models in forecasting accuracy and data fitting degree, and can provide a new technical means for VOCs governance of carbon enterprises.

Key words: VOCs concentration prediction; graphite electrode molding; Dynamic Convolutional Neural Network (DyCNN); Convolutional Block Attention Module (CBAM); Random Forest (RF)

0 引 言

石墨电极成型工艺核心在于以石油焦、针状焦为原料,经煅烧、破碎、研磨至特定粒径,筛分后精确配比。在温控下,与粘结剂液体沥青混合均匀,经混捏得塑性糊料。最终,成型装置施加外力,诱导塑性变形,制成预定形状、密度及强度的生坯。石墨电极成型工序中对固体物料的转运、破碎、磨粉、筛分、储存等过程均会产生一定量的粉尘;后续的混捏和成型过程中,由于在混捏过程中加入了温度较高的液体沥青,会散发出沥青烟[1]。沥青烟是石墨电极生产过程中空气污染物的主要来源,这些污染物包括挥发性有机物 VOCs。长期暴露于高浓度 VOCs 环境中,会增加呼吸道疾病、皮肤过敏及癌症风险[2]。VOCs 排放与大气成分反应,形成光化学烟雾等二次污染,严重损害空气质量和生态系统健康[3]。石墨电极生产中使用的原料和粘结剂可能含有 VOCs,在加热等工艺中易挥发,考虑到车间废气浓度高、风

作者简介: 王振方(1996—),男,硕士研究生。主要研究方向:物联网技术。Email:244004074@qq.com; 王子涵(1999—),女,硕士研究生。主要研究方向:物联网技术。

收稿日期: 2024-09-18

量大,且 VOCs 种类多、性质各异,采用单一方法难以实现有效控制[4]。随着环保法规的日益严格和排放标准的不断提高,石墨电极生产企业面临着愈发严峻的环保挑战。构建 VOCs 排放浓度预测模型,对优化生产、减排、降本、改善环境及保障公众健康至关重要[5]。

在 VOCs 排放浓度预测领域,主要预测方法包括数值模拟模型、统计分析模型以及神经网络模型。其中,数值模拟模型依赖对大气中物理和化学反应过程进行精确模拟,实现污染物浓度准确预测[6]。比如,天气预报模式(WRF)[7]、空气质量预报和评估系统(CMAQ)[8],能够对跨时空大气污染物浓度进行预测,但由于模拟气象因素的不确定性和对污染物生成机制的理解不足,建模难度大,预测精度较难提升。统计分析模型是根据数据自身规律,利用统计方法建模进行预测。比如,自回归移动平均模型(ARMA)[9]、支持向量机(SVM)[10],对缺失值、异常值和影响因素较少的时间序列在一定程度上可以进行准确预测,但难以对复杂多变影响因素条件下的非线性关系进行建模。神经网络模型[11]是一种模仿人脑神经元的工作方式,通过一系列神经元的互联来处理信息,这些模型用于解决各种多变量和非线性数据建模问题。比如,卷积神经网络(CNN)[12]和长短期记忆网络(LSTM)[13]。王欣等学者[14]分别通过遗传算法 GA 和粒子群优化算法(PSO)对反向传播(BP)神经网络进行算法优化,实现对石家庄市的大气 VOCs 分类预测,但模型拟合度较低。彭来湖等学者[15]通过随机森林(RF)筛选出对 VOCs 影响较大的特征变量,引入麻雀优化算法(SSA)对长短期记忆网络(LSTM)进行算法优化,由此组建混合模型对喷染车间 VOCs 质量浓度进行预测。结果表明,该模型预测效果比传统 LSTM 模型明显提升,但只考虑车间内外的环境数据和 VOCs 数据,并未考虑车间日常运行的产量和相关排气设施的运行数据。

针对上述问题,本文通过在时间卷积网络(TCN)中引入基于动态卷积神经网络 DyCNN 改进的动态卷积块注意力模块(DCBAM),构建多层动态时间卷积网络(DCTCN),并与 BiGRU 进行结合,构建 DCTCN-BiGRU 预测模型。使用随机森林(RF)算法筛选出石墨电极成型 VOCs 所需的环境因素,输入模型中分别实现对石墨电极成型无组织和有组织 VOCs 的浓度预测,为企业生产和环境治理提供更可靠的数据支持。

1 算法原理

1.1 动态卷积神经网络 DyCNN

传统卷积神经网络(CNN)对所有样本使用相同的卷积核参数[16],为了提升特征提取能力,往往堆叠卷积层或增加卷积层通道数,显然会造成模型性能下降,运行时间长等问题。由于石墨电极成型 VOCs 特征样本间差异和数据总量较大,普通卷积层已无法满足需要,本文选择使用动态卷积神经网络 DyCNN 替换原有的卷积层。具体结构如图 1 所示。

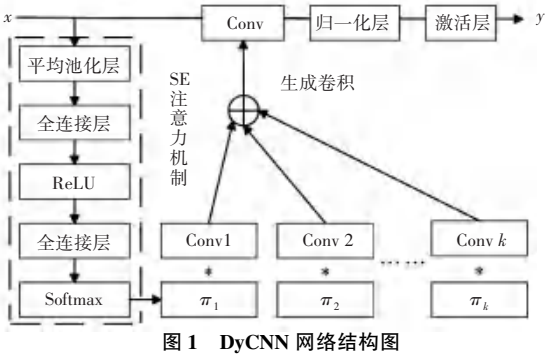


图 1 DyCNN 网络结构图

Fig. 1 DyCNN network structure diagram

在 DyCNN 中,引入 SE 注意力机制[17],以计算不同输入样本对应的卷积核的归一化权重系数 π_k。该机制首先对输入样本执行全局平均池化操作,实现在空间维度上的降维,提取全局空间特征。随后,这些特征通过 2 个全连接层做进一步处理,映射至 k 维空间。最终,通过应用 Softmax 函数,输出归一化权重系数 π_k,其值域位于 0 到 1 之间。这一过程确保得到的 k 个注意力权重能够合理地分配给每一层的 k 个卷积核。与传统卷积操作相比,动态卷积在处理多维数据时具有更低的计算成本[18]。同时,避免通过堆叠多个卷积层来增加网络容量,少量计算即可实现网络容量的扩展。不仅提高计算效率,且增强模型对输入样本特征的适应性和表达能力。通过动态调整卷积核参数,DyCNN 能够更加灵活地捕捉输入数据中的复杂模式,从而在多种任务中展现出优越的性能。

1.2 融合 DyCNN 的动态卷积块注意力模块

卷积块注意力模块(CBAM)是一种用于增强卷积神经网络特征表示能力的模块,通过在卷积块中加入注意力机制来提高网络对输入数据的感知能力[19]。CBAM 包括通道注意力机制(CAM)和空间注意力机制(SAM),两者实行串联方式连接。CAM 通过全局平均池化和全局最大池化来获取每个通道的全局特征,将数据降维到 $1\times1\times C$, 然后通过 1 个

多层感知机(MLP)来学习每个通道的权重,这里的 MLP 由 2 个卷积层和 1 个 ReLU 激活函数层构成。数据先降维到 $1 \times 1 \times C/r$,再升维到 $1 \times 1 \times C$。之后,将 2 个输出特征相加并用 Sigmoid 激活函数生成 1 个通道注意力权重表示 M_c,再与输入特征 F 相乘,最后得到通道注意力的输出特征 F'。公式为:

$$M_c(F) = \sigma(\mathrm{MLP}(\mathrm{MaxPool}(F)) + \mathrm{MLP}(\mathrm{AvgPool}(F))) \tag{1}$$

$$F' = F \cdot M_c(F) \tag{2}$$

其中,F 表示输入特征;σ 表示 Sigmoid 激活函数;MaxPool 和 AvgPool 分别表示最大池化和平均池化;F' 表示输出特征。

SAM 强调数据在空间上的特征表示,通过对特征图像素点进行位置信息的关注度学习,帮助模型聚焦在更有用的区域上,抑制空间上不重要的特征要素。SAM 的输入是通道注意力输出特征图 F',对特征图分别进行最大池化和平均池化操作降维到 $H \times W \times 1$,同一维度拼接 2 个结果变成 $H \times W \times 2$,再通过卷积层降维到 $H \times W \times 1$,使用 Sigmoid 激活函数生成空间权重向量 M_s,此后与输入特征 F' 相乘,从而得到集成通道和空间双维度的注意力特征 F''。公式为:

$$M_s(F') = \sigma(\mathrm{Conv}_{7\times7}(\mathrm{Concat}(\mathrm{AvgPool}(F'),\mathrm{MaxPool}(F')))) \tag{3}$$

$$F'' = F' \cdot M_s(F') \tag{4}$$

其中,$\mathrm{Conv}_{7\times7}$ 表示 7×7 卷积操作;Concat 表示对特征进行连接操作;F'' 表示输出特征。

在传统 CBAM 中,CAM 的 MLP 结构和 SAM 的卷积层对输入样本数据进行一定程度的特征降维从而实现特征提取,但普通卷积对于所有输入的权重共享,使用静态卷积核进行卷积运算,对于结构复杂的时间序列数据特征关注度不足。由于石墨电极成型过程中采集 VOCs 的相关数据差异较大,VOCs 的影响因素较多,样本跨度较长,需要模型关注不同输入的不同特征,对时间和特征两个维度间数据相关性有良好的把握。因此本文将 DyCNN 替换 CAM 和 SAM 的卷积层,形成动态卷积块注意力模块(DCBAM),根据不同输入提取不同特征。具体结构如图 2 所示。动态卷积层的核心在于其卷积核的动态调整能力,即根据输入数据的特征进行自适应优化。此特性赋予模型处理复杂多变输入时的高灵活性与鲁棒性。动态卷积层通过实时调整,能更有效地提取关键特征,增强特征表示能力。在通道注意力机制(CAM)中,可精准衡量通道重要性,生成精确的注意力权重;在空间注意力机制(SAM)中,则精细捕捉特征图的空间重要性,生成准确的空间注意力图。这些优化显著提升了模型的整体特征提取与表达能力。

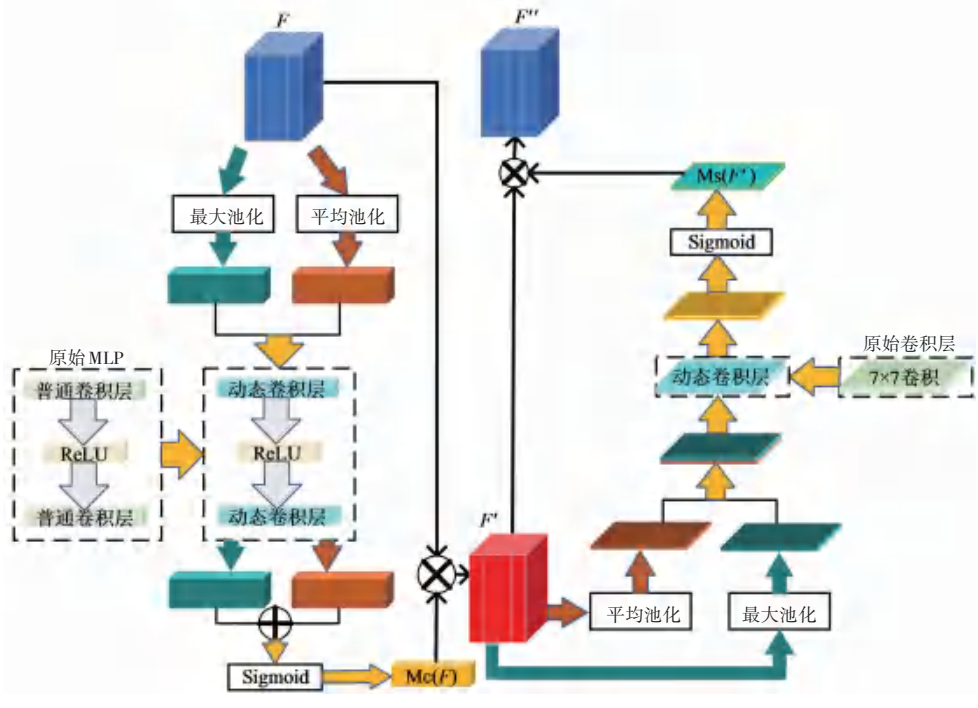


图 2　DCBAM 网络结构图

Fig. 2　DCBAM network structure diagram

2 石墨电极成型 VOCs 浓度预测模型设计

2.1 数据来源

本文数据来自邯郸市某炭素厂 2024 年 2 月 19 日~5 月 18 日每小时石墨电极成型车间数据和相应时段每小时邯郸市公开环境数据,共计 2 160 条样本,训练集、验证集和测试集比例为 8∶1∶1。由于无组织 VOCs 数据传感器设置在成型车间门窗外围等通风处,采集 VOCs 浓度受车间内部空气质量和外部环境数据的双重影响。而石墨电极成型车间内部空气与产量和废气处理装置功率息息相关:产量上升驱动污染排放增加,浓度随之上升;废气处理装置功率提升则有效减少污染,浓度相应下降。所以无组织 VOCs 的输入特征包括产量、电捕风机电流和环境数据。有组织 VOCs 数据传感器设置在成型车间内部气体净化排气筒处,受外部环境数据影响较小,所以有组织 VOCs 的输入特征只包括产量和电捕风机电流。

2.2 数据预处理

由于炭素工厂的停电或传感器故障问题,时常导致 VOCs 传感器采集数据丢失或异常。因此,需要将缺失值和异常值进行预处理。本文使用的处理方法有 2 种:若缺失值和异常值较少,就通过数据平均值、中位值和极值进行处理;若缺失值和异常值较多,则使用 TCN-BiGRU 模型进行预测。由于本文使用环境数据采集自公共数据平台,数据整体较为平稳,数据缺失值较少,所以使用取平均值方法进行处理,即使用缺失值前后数据求平均值进行填充。而成型车间数据缺失值和异常值较多,使用模型法对其进行预测处理。最后,为了解决 VOCs 各影响因素量纲不同,对所有数据进行 Max-Min 归一化处理,将数据映射到[0,1]区间[20],具体公式如下:

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{5}$$

其中,x^* 表示归一化后的结果;x 表示原始数据;$x_{\max}$ 表示数据最大值;$x_{\min}$ 表示数据最小值。

2.3 基于随机森林的特征权重分析

随机森林(RF)[21]是一种集成学习方法,主要用于分类、回归和其他任务。随机森林通过构建多个决策树来进行预测,并以投票机制或平均机制来提高预测的准确性和鲁棒性。由于无组织 VOCs 浓度受多种环境因素影响,本文利用 RF 算法对石墨电极成型无组织 VOCs 浓度相关环境因素进行权重分析并降序排序,以筛选出合适的环境特征参数对无组织 VOCs 浓度进行精准预测。VOCs 与 NO_x 均为 $PM_{2.5}$ 形成的前体物。同时,二者发生光化学反应会导致臭氧质量浓度的增加[22]。因此输入环境特征因素包括 $PM_{2.5}$、NO_2、O_3、温度、气压、相对湿度、降水量、风速和风向。具体分析结果见图 3。根据分析结果得出,$PM_{2.5}$、NO_2、O_3、温度、气压、相对湿度、降水量和风速这些环境因素的重要性权重较大,因此本文选择这 8 个特征参数作为成型车间无组织 VOCs 浓度预测的输入环境数据。

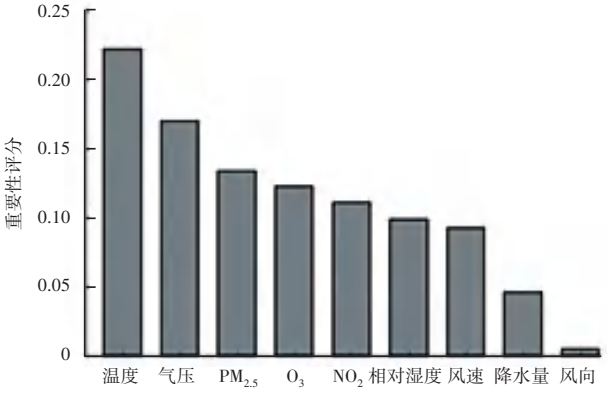


图 3 环境变量重要性分析结果

Fig. 3 Importance analysis results of environmental variables

2.4 石墨电极成型 VOCs 浓度预测模型

本文融合基于动态卷积神经网络 DyCNN 的动态卷积块注意力机制 DCBAM 于 TCN-BiGRU 神经网络中,构建 DCTCN-BiGRU 混合神经网络模型,对石墨电极成型 VOCs 浓度进行预测,具体结构如图 4 所示。首先在预处理阶段,采用数据清洗与归一化技术,确保数据质量并统一量纲。随后,利用随机森林算法进行特征选择,精简特征集以提升预测精度与效率。接着将筛选过的特征数据输入到 DCBAM 机制中,进行时间维度和特征维度的二维特征提取。然后通过膨胀因果卷积层在卷积核中引入膨胀因子,不增加额外参数的情况下扩大卷积核的感受野,捕获更长期的时间序列依赖关系。之后通过归一化、激活和 Dropout 进入第 2 个膨胀因果卷积层,通过扩张膨胀因子调整采样间隔来进一步增加感受野,以获取多维特征状态。同时,由于膨胀因果卷积导致神经网络的层数逐渐加深,为避免造成梯度下降或消失,使用残差连接,将 Dropout 层输出和卷积层输出进行相加,保持信息的直接流通,使得网络在深度增加时仍能保持稳定的学习能力。最后,DCTCN 模块经过 Dropout 层与 BiGRU 模型相连接,通过全连接层输出最终预测结果。

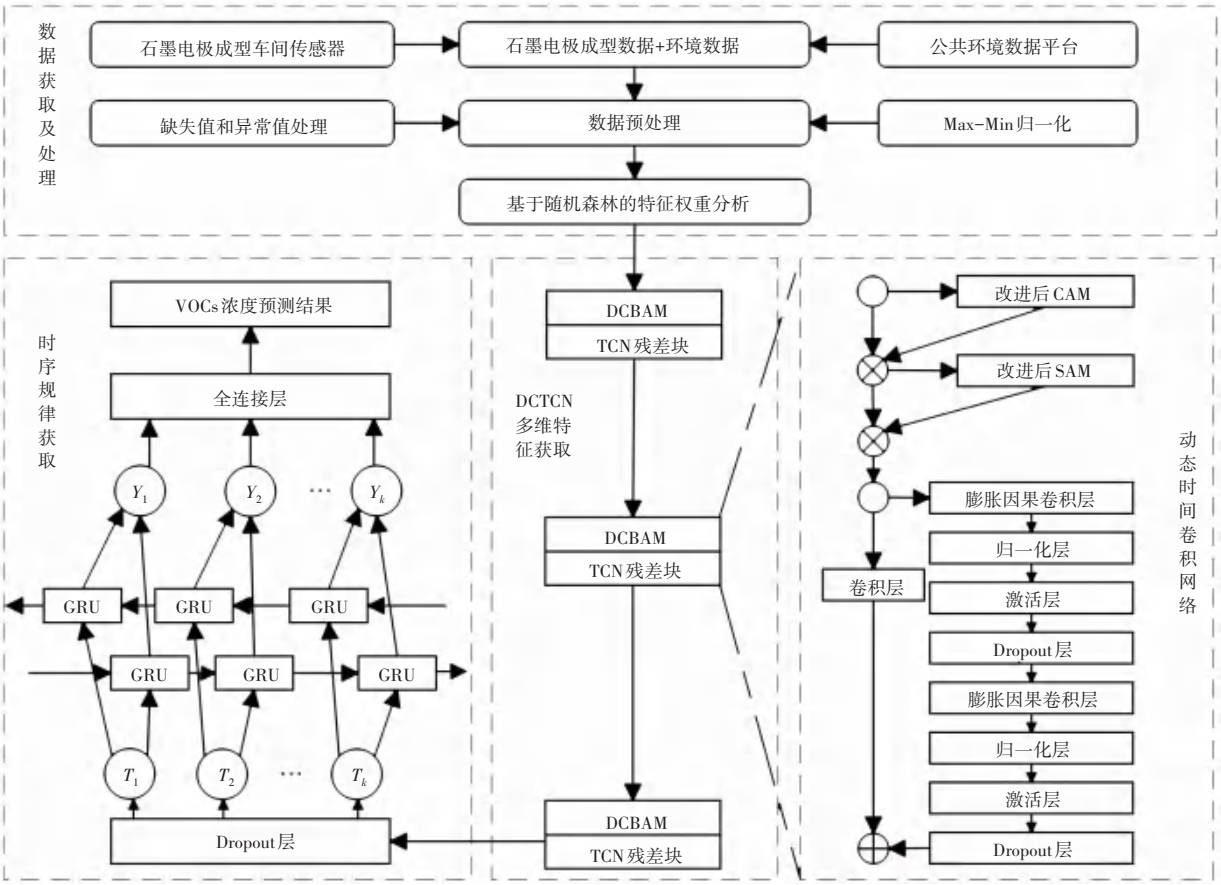


图 4　DCTCN-BiGRU 混合模型结构图

Fig. 4　Structure diagram of DCTCN-BiGRU hybrid model

3　实验与分析

3.1　评估指标

本文采用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE)作为评价指标。其中，MAE 和 RMSE 值越小效果越好，说明预测误差越小。MAPE 以百分比形式表示预测误差，其值越小，预测效果越好。以上评估指标的公式如下：

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{6}$$

$$\mathrm{MAPE}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left|\frac{\hat{y}_i-y_i}{y_i}\right|\times 100\% \tag{7}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|(y_i-\hat{y}_i)| \tag{8}$$

其中，y_i 表示第 i 个样本的真实值，$\hat{y}_i$ 表示第 i 个样本的预测值。

3.2　实验结果与分析

3.2.1　单日预测结果分析

为进一步说明 VOCs 浓度与各个影响因素的关系，使用 DCTCN-BiGRU 模型对邯郸市某炭素厂石墨电极成型车间无组织和有组织 VOCs 浓度分别进行预测，并选取 2024 年 5 月 18 日当天预测结果进行分析说明。模型单次训练批数据量为 32，训练轮次为 100，时间步长设置为 24 h，即过去 24 h 的数据预测未来 1 h 的 VOCs 浓度。单日预测结果如图 5 所示，预测结果误差见表 1。

表 1　单日预测结果误差

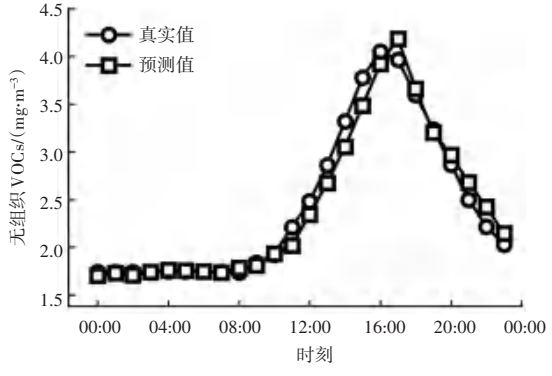
Table 1　Single-day prediction results error

污染物	MAE	RMSE	MAPE
无组织 VOCs	0.096 8	0.133 1	3.537 7
有组织 VOCs	0.021 8	0.028 1	0.193 3

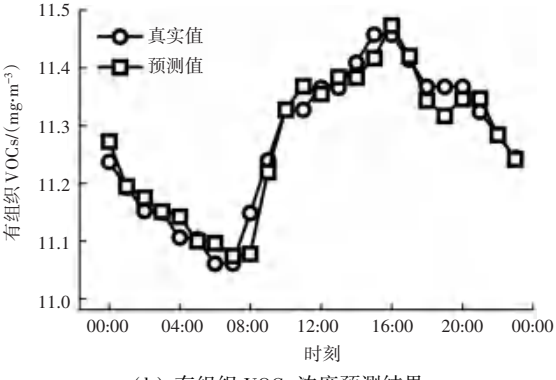
在图 5(a)中，0:00 至 8:00 期间无组织 VOCs 浓度保持相对稳定。8:00 至 16:00 期间，无组织 VOCs 浓度逐渐上升，并在 16:00 左右达到峰值。16:00 至 23:00 期间，无组织 VOCs 浓度开始逐渐下降，并在 23:00 左右恢复稳定。石墨电极成型工艺主要在日间进行，成型过程中沥青烟残留物随时间累积，导致无组织 VOCs 浓度上升。成型作业停止后，由于无组织 VOCs 传感器位于车间外部，VOCs

散发迅速,浓度值快速下降。在 0:00 至 8:00 期间无组织 VOCs 浓度主要受环境因素影响,表现为空气中 VOCs 的背景浓度,且由于炭素厂远离居民区,VOCs 浓度波动较小。

图 5(b)中,7:00 至 16:00 期间,有组织 VOCs 浓度随时间增加,16:00 左右达到峰值。16:00 至次日 7:00 期间,有组织 VOCs 浓度持续下降,下降速率较缓。成型产生的沥青烟污染物导致车间内 VOCs 浓度上升,经空气处理装置处理后,排放浓度低且主要向高空排放,促进污染物扩散。与无组织 VOCs 相比,有组织 VOCs 浓度上升速度快,下降速度慢,这是由于有组织 VOCs 传感器位于车间内部排气装置内,处于密闭空间,气体聚集快而扩散慢。从表 1 误差结果看,模型的单日无组织和有组织 VOCs 浓度预测效果均良好。



(a) 无组织 VOCs 浓度预测结果



(b) 有组织 VOCs 浓度预测结果

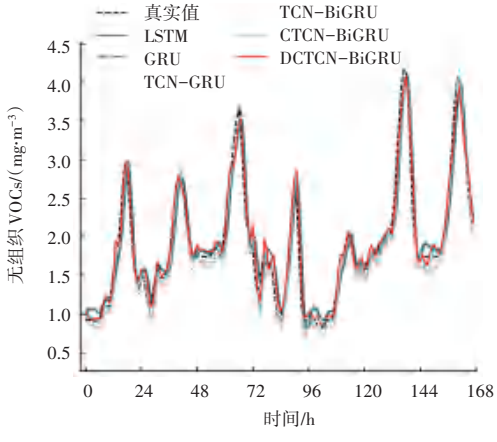
图 5 VOCs 浓度单日预测结果

Fig. 5 Single-day prediction results of VOCs concentration

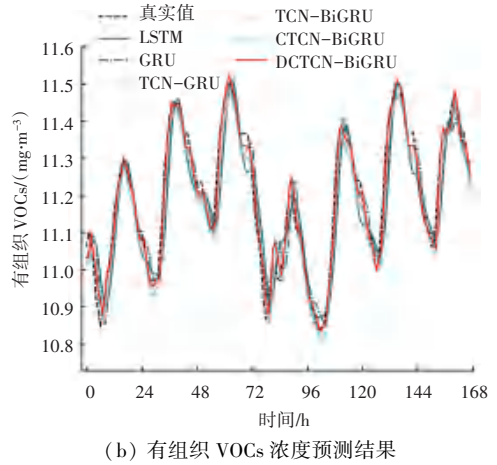
由单日预测结果可以看出无组织 VOCs 和有组织 VOCs 的浓度变化趋势,识别出石墨电极成型过程中污染物排放的高峰时段和低峰时段。这些信息可以帮助企业优化生产计划,例如在 VOCs 浓度较低的时段安排敏感操作,或者在浓度高峰时段采取额外的控制措施,如加强通风或使用更有效的污染物处理系统。此外,通过预测模型,企业可以提前调整排放控制策略,减少污染物排放,符合环保法规要求。模型还可以辅助企业进行设备维护和升级,比如在传感器检测到 VOCs 浓度异常时及时检查和修复可能的泄漏点。同时,对于石墨电极制造企业而言,这些数据可以用于改进生产工艺,减少沥青烟的产生和排放,从而降低对环境的影响。最后,模型的预测结果可以帮助企业评估不同减排技术的效果,为投资决策提供科学依据。例如,通过比较不同时间段的 VOCs 浓度,企业可以评估空气处理装置的效率,或者测试新的排放控制技术的实际效果。

3.2.2 多日预测结果分析

为了验证 DCTCN-BiGRU 模型的优越性,将该模型与 CTCN-BiGRU、TCN-BiGRU、TCN-GRU、GRU 和 LSTM 模型进行对比。各个模型选取在验证集上表现良好的参数组合,对无组织和有组织 VOCs 浓度分别进行预测,并选取 2024 年 5 月 12 日~5 月 18 日预测结果进行分析说明,共计 168 个样本点,以过去 24 h 历史数据来预测未来 1 h 的 VOCs 浓度。多日预测结果如图 6 所示,预测结果误差见表 2。



(a) 无组织 VOCs 浓度预测结果



(b) 有组织 VOCs 浓度预测结果

图 6 VOCs 浓度多日预测结果

Fig. 6 Multi-day prediction results of VOCs concentration

表 2　多日预测结果误差

Table 2　Multi-day prediction results error

模型	无组织 VOCs			有组织 VOCs		
	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE
LSTM	0.206 5	0.275 9	11.269 3	0.054 7	0.070 3	0.488 8
GRU	0.192 2	0.254 2	10.693 3	0.047 1	0.061 3	0.421 5
TCN-GRU	0.177 3	0.215 5	9.692 4	0.039 6	0.051 4	0.353 3
TCN-BiGRU	0.144 2	0.183 6	7.952 1	0.034 9	0.045 7	0.312 1
CTCN-BiGRU	0.125 3	0.168 4	6.763 4	0.033 6	0.041 5	0.300 4
DCTCN-BiGRU	**0.115 1**	**0.152 3**	**6.547 9**	**0.024 1**	**0.030 2**	**0.214 6**

由图 6 和表 2 可得出，DCTCN-BiGRU 模型在 2 种污染物浓度多日预测中，误差指标 MAE、RMSE 和 MAPE 方面，较其他 5 种预测模型的误差指标为最小，拟合程度最高。LSTM 虽然在处理长序列数据时有效，但在参数数量、计算复杂性、训练时间和硬件要求方面存在不足，导致和真实值拟合程度不高。GRU 在捕捉复杂时间序列数据的长期依赖关系、特征间关联度和复杂模式方面可能存在局限性，且在拟合曲线上不如 TCN-GRU 表现出色。TCN-GRU 只能捕捉序列的单向依赖关系，未考虑反向时序特征信息。TCN-BiGRU 仅仅考虑了时间维度的特征提取，而没有考虑多个特征间的相关性。CTCN-BiGRU 使用静态卷积核心对 2 个维度数据进行学习，时间复杂度和空间复杂度高。DCTCN-BiGRU 使用动态卷积核对双重特征维度充分学习，计算量小且具有良好的鲁棒性。因此，在 2 种污染物浓度预测误差结果上，DCTCN-BiGRU 表现最优，拟合程度最优。

4　结束语

针对石墨电极成型过程中挥发性有机物 VOCs 排放难以准确预测的问题，本文提出一种融合动态卷积神经网络 DyCNN 和卷积块注意力模块(CBAM)的 DCTCN-BiGRU 预测模型。使用随机森林(RF)算法对环境数据进行权重分析，筛选出权重较大的特征变量，降低模型复杂度。将 CBAM 机制中的卷积层进行改进，使用动态卷积替换传统的静态卷积，增强对时间维度和特征维度的深度提取能力，提升特征提取效率。将动态卷积块注意力模块(DCBAM)机制融入 TCN 残差块中，放大石墨电极成型 VOCs 浓度的关键特征，结合双向门控循环单元 BiGRU 提升模型的整体预测性能，实现对 2 种污染物浓度的精准预测。通过预测结果分析，改进后的 DCTCN-BiGRU 模型相比其他模型有着更高的预测精度和更小的误差，对石墨电极成型 VOCs 浓度预测产生更加深远的影响。未来将考虑使用其他数据集来验证模型的泛化能力，将模型应用于石墨电极成型 VOCs 排放的实时监测和预警系统中，进一步探究模型在实际应用中的价值。

参考文献

[1] 谢照亮，袁永健，张海龙，等. 石墨电极生产全流程大气污染物排放及防治技术[J]. 炭素技术，2024，43(2)：71-75.

[2] SHI Jianwu，BAO Yuzhai，XIANG Feng，et al. Pollution characteristics and health risk assessment of VOCs in Jinghong[J]. Atmosphere，2022，13(4)：613.

[3] 李陵，张丹，胡伟，等. 西南地区大型综合工业区和周边区域大气 VOCs 污染特征及健康风险评估[J]. 环境科学，2022，43(1)：102-112.

[4] 杨帆，江松，黄光球，等. 基于数据分解和权重优化的 VOCs 浓度区间预测[J]. 环境科学学报，2024，44(11)：50-61.

[5] 车祥. 基于机器学习算法的典型工业区环境空气 VOCs 浓度预测研究[J]. 环境科学研究，2024，37(8)：1694-1702.

[6] 黄光球，王瑞泽，陆秋琴. 基于 K-CNN-BiLSTM 的关联区域 VOCs 浓度时空关联预测[J]. 安全与环境学报，2023，23(4)：1336-1348.

[7] SHI Qiao，HOU Tangyan，WANG Chengli，et al. Analyses and simulations of $PM_{2.5}$ pollution characteristics under the influence of the New Year′s day effects in China[J]. Atmosphere，2024，15(5)：568.

[8] SULAYMON I，ZHANG Yuanxun，HOPKE P，et al. Modeling $PM_{2.5}$ during severe atmospheric pollution episode in lagos，nigeria：Spatiotemporal variations，source apportionment，and meteorological influences[J]. Journal of Geophysical Research：Atmospheres，2023，128(13)：e2022JD038360.

[9] 梁炜，李雅箐，黄喜寿，等. 基于 ARMA-GARCH 模型的南宁市 O_3 浓度预测研究[J]. 广西科学，2020，27(1)：91-97.

[10] HASEEB M，TAHIR Z，MAHMOOD S，et al. Comparative analysis of machine learning models for predicting $PM_{2.5}$ concentrations using meteorological and chemical indicators[J]. Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics，2024，263：106338.

[11] HONG Tianqiu，WEI Lin，CUI Kangping，et al. Response surface methodology and artificial neural network modeling for the removal of volatile organic compounds in biotrickling filters[J]. Water，Air，& Soil Pollution，2023，234(10)：624.

[12]朱菊香, 谷卫, 罗丹悦, 等. 基于注意力机制的 CNN-ILSTM 地铁站 $PM_{2.5}$ 预测建模[J]. 中国测试, 2024, 50(7): 53-62.
[13]FENG Xiaoxiao, ZHANG Xiaole, HENNE S, et al. A hybrid model for enhanced forecasting of $PM_{2.5}$ spatiotemporal concentrations with high resolution and accuracy [J]. Environmental Pollution, 2024, 355: 124263.
[14]王欣, 郭婧涵, 耿雅娴, 等. 基于 GA/PSO-BP 神经网络的石家庄 VOCs 环境浓度预测模型研究[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(4): 1560-1568.
[15]彭来湖, 张权, 李建强, 等. 面向喷染车间的挥发性有机物质量浓度预测方法及应用研究[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(1): 186-195.
[16]张雨萌, 张欣, 高谋, 等. 融合动态卷积和注意力机制的多层感知机语音情感识别[J]. 计算机科学与探索, 2025,19(4): 1065-1075.
[17]张渊硕, 王子涵. 基于双重 SE 注意力机制下的 CNN-BiLSTM 混合石墨电极位移预测模型[J]. 电脑知识与技术, 2023, 19(31): 51-54.
[18]李慧敏, 曾颖, 童莉, 等. 基于动态网络的文本敏感信息感知脑响应检测模型[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(4): 152-156.
[19]胡旭东. 基于光电容积脉搏波的血压预测模型研究[D]. 桂林:桂林电子科技大学, 2023.
[20]吴迪, 段晓旋, 马超. SSA 优化混合 RNN 的短期电力负荷预测[J]. 河北电力技术, 2023, 42(4):35-42.
[21]ZHENG Hongbo, WANG Zhengyu. Analysis of Air Pollution influencing factors of PM secondary particles by random Forest [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 804(4): 042065.
[22]LI Qianqian, SU Guijin, LI Chuanqi, et al. An investigation into the role of VOCs in SOA and ozone production in Beijing, China [J]. Science of the Total Environment, 2020, 720: 137536.