

基于小波变换和CNN-GRU的碳交易量组合预测方法

王浩, 党亚峥

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2023年2月27日; 录用日期: 2023年5月5日; 发布日期: 2023年5月12日

摘要

为更好地挖掘大量采集数据中蕴含的有效信息, 提高碳交易量预测精度, 文中提出一种基于小波变换和卷积神经网络(CNN)、门控循环单元(GRU)模型的碳交易量组合预测方法。首先利用小波变换算法对上海市历史碳交易量数据进行去噪处理, 接着将去噪后数据序列输入到CNN-GRU模型中进行预测, 最终将预测结果与使用原始数据的GRU模型和CNN-GRU模型的预测结果进行对比, 结果表明使用小波变换和CNN-GRU的组合预测方法可有效提高碳交易量预测的精度。

关键词

碳交易量, 小波变换, CNN-GRU组合模型

Combined Forecasting Method of Carbon Trading Volume Based on Wavelet Transform and CNN-GRU

Hao Wang, Yazheng Dang

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Feb. 27th, 2023; accepted: May 5th, 2023; published: May 12th, 2023

Abstract

In order to better exploit the effective information contained in the large amount of collected data and improve the accuracy of carbon trading volume prediction, a combined carbon trading volume prediction method based on wavelet transform and convolutional neural network (CNN),

gated recurrent unit (GRU) model is proposed in this paper. Firstly, the wavelet transform algorithm was used to denoise the historical carbon trading volume data in Shanghai, and then the denoised data series were input into the CNN-GRU model for measurement. Finally, the prediction results were compared with those of the GRU model and CNN-GRU model using the original data, and the results showed that the combined prediction method using wavelet transform and CNN-GRU could effectively improve the accuracy of carbon trading volume prediction.

Keywords

Carbon Trading Volume, Wavelet Transform, CNN-GRU Combined Model

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着世界人口与企业数量的持续增长, 怎样降低温室气体排放量, 以实现经济增长与生态环境双赢发展的低碳经济成为备受重视的问题。精准的碳交易预测对于推动各国积极主动应对气候变化具有重要意义, 以节能减排等为手段降低温室气体的排放总量, 更是中国尽早实现碳达峰及碳中和的重要依据, 在保护环境方面起着至关重要的作用[1] [2] [3] [4]。所以, 利用碳交易市场的历史数据来预测未来碳交易量的变化, 对企业运营中的碳排放成本管理, 以及指导公司选用成本最优化的降碳手段, 使在产业结构由高耗能向低功率能转变的同时, 对整个社会节能减排成本保持最优化具有重要意义[5] [6] [7]。

现有的碳交易预测方法主要有传统预测方法和人工智能预测方法。一方面, 传统预测方法主要是以评估模型和回归模型为代表的时间序列预测法。文献[8]与文献[9]都是采用 STIRPAT 模型分别对柳州市二氧化碳排放量以及对长三角地区碳排放影响因素进行预测和实证分析, 研究结果均表明该模型的估算偏差较小, 具备相当的实用价值, 为推进碳中和碳达峰工作做出重要参考; 文献[10]中采用混合数据抽样 (MIDAS) 回归模型对我国电力行业的年度碳排放量进行了预测, 预测结果与比 ARDL 模型等模型进行比较, 研究发现 MIDAS 模型具有更高的预测精度。

另一方面, 人工智能预测方法主要是以支持向量回归 (SVR) 和深度学习为代表的时序预测法, 如卷积神经网络 (CNN)、循环神经网络 (RNN)、长短期记忆网络 (LSTM) 等。机器学习模型因具有良好的性能, 在数据预测与分析中得到了众多学者的广泛应用。目前智能神经网络作为机器学习的一种经典方法被引入到碳交易预测领域。文献[11]采用 Lasso 回归和 BP 神经网络方法对广州碳交易市场中碳价数据及指标体系中的各个变量进行预测, 研究发现该模型平均相对绝对误差较小, 预测精度较高; 文献[12]提出使用模糊信息粒化和交叉验证算法的支持向量机 (CV-SVM) 预测时序回归模型, 对欧洲和中国碳交易市场进行预测, 结果表明该模型对两类碳交易市场的预测结果均较为理想; 文献[13]与文献[14]分别将灰狼极限学习机和灰色关联分析与神经网络模型进行优化结合, 结果表明该算法克服了算法容易陷入局部最优解这一问题并有效提升了神经网络的训练速度和达到了良好的预测效果; 文献[15]采用支持向量回归 (SVR) 预测模型对建筑碳排放进行预测, 结果表明该研究的预测算法提高了泛化能力及鲁棒性并且具有突出的预测性能和精度; 文献[16]采用基于随机森林 (RF) 的预测方法对建筑阶段碳排放进行预测, 以估计大量建筑活动排放所产生的环境效应, 结果表明相对于多元线性回归方法, 该模型具有更高的决定系数和更低的均方误差。

综上所述, 可以看出目前大多数学者都是采用传统预测方法或者单一人工智能预测方法来进行预测分析, 而组合优化模型预测的研究还非常少, 且没有考虑对原始数据的预处理来进一步提高预测精度[17]

[18][19]。因此, 本文提出一种基于小波变换和 CNN-GRU 组合预测方法对上海碳交易量数据进行预测, 该算法不仅可以对历史碳交易量数据进行去噪处理, 从而有效提高预测的精度, 还可以结合卷积神经网络可以减少权值数量、降低模型的复杂度以及门控制循环神经网络可以减少训练参数, 降低学习时间的优点, 从而加快运算效率, 提高预测精度, 提升预测效果。

2. 相关的模型理论简介

2.1. WT 模型

小波变换(Wavelet Transform, WT)是一种新的变换分析方法, 它提供了一个随频率变化的“时间 - 频率”窗口, 可以有效地处理信号的时域和频域内容。小波变换利用伸缩平移算法对信号逐步地实现更多细分, 并利用对多频分析要求的自动适应去分析信号处理的任何环节, 在低频处详细区分频率, 在高频处详细区分时间, 因此傅里叶变换困难的问题得到了缓解, 在当今科学研究中得到广泛使用。并且它在低频区域拥有较低的时间分辨率和较高的频率分辨率, 而在高频区域拥有较高的时间分辨率和较低的时间分辨率, 特别适用于在研究非平稳信号时提取信息的局部性质, 所以小波变换也被誉为研究处理信号的显微镜[20]。

小波变换去噪方法是一个构建在小波变换多分辨分析上的算法, 它是针对噪音与信号在各个信息频带上的小波分解系数存在强度差异分布的特征, 把各个信息频带上相应的小波系数去掉, 留下原始信号的小波分解系数, 进而对处理后的小波系数实现小波重构, 获得纯净的信号。对比以往的其他去噪方法, 小波变换在低于峰值信噪比状况下的去噪效率较好, 去噪后的信号辨识度较高, 并且小波变换去噪方法对于时变信号与突变信号的去噪效率更为突出。由于噪音和有效信号经过小波变换后所得的小波系数有所不同, 一九九三年有研究学者认为可选取一种适当的阈值, 对经过小波变换后所得的小波系数实行阈值处理。把小波系数低于阈值的全部设为零, 超过阈值的部分保留, 而后对经阈值处理后的小波系数加以重构, 由此就可以有效的过滤掉噪声。对原始数据采用小波分解, 将其三层分解得出的各细节分量(高频)与近似分量(低频)来对细节分量采用阈值处理, 对经过处理后的各分量进行小波重构, 从而获得除噪后的数据信号, 其基本原理如图 1 所示:

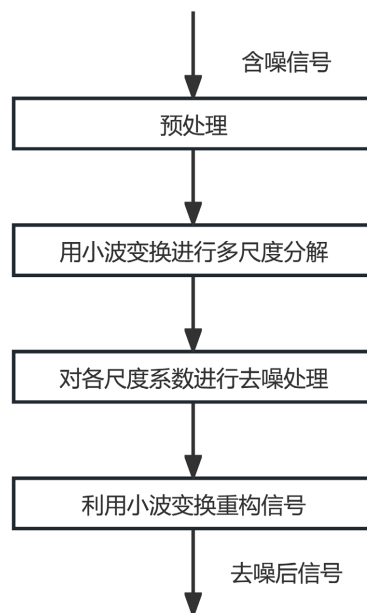


Figure 1. The basic principle of wavelet denoising
图 1. 小波去噪基本原理图

2.2. CNN 模型

CNN 是一种前馈式神经网络, 应用在深度学习领域, 通常是由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层构成, 其主体构造是卷积层和池化层, 两者交互使用可以更高效获得数据局部特征和降低数据局部特征维度。输入层可以输入多维向量组; 卷积层能够提取原始数据的特征量, 并深入挖掘数据的内在联系; 池化层能够减小网络复杂性、减少训练参数; 全连接层是将处理后的数据进行合并, 计算分类和回归结果; 卷积层是将给定的数量、视窗大小的卷积核沿数据视窗的方向逐渐滑动完成张量积的动作; 池化层是从所有输入信息中抽取给定大小的视窗, 并将视窗的最大值输出。因此 CNN 被广泛应用在图像识别、人脸识别、物体验证、模式分类、时间序列数据等方面。CNN 的基本结构如图 2 所示:

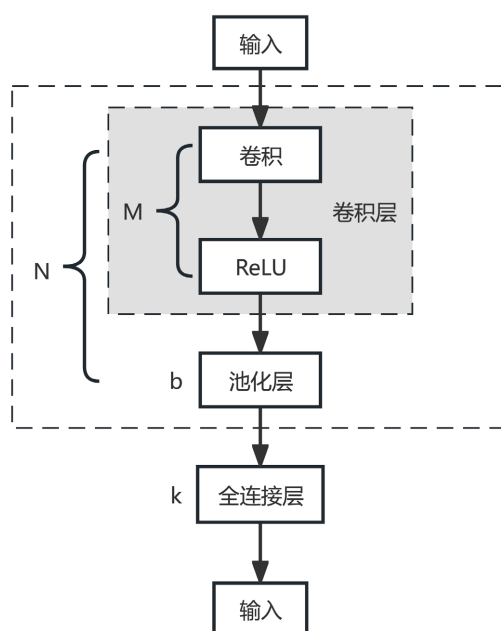


Figure 2. Basic structure of CNN
图 2. CNN 基本结构

2.3. GRU 模型

循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)是把序列数据作为输入, 其神经元不但能够接受来源于其它神经元的输入, 而且能接受来源于自身的信息, 因此 RNN 具有记忆性、参数共享的特性, 非常适合于序列的非线性特征学习。长短时记忆网络(LSTM)的提出是为了克服 RNN 梯度消失, 不能掌握更久远数据信息的问题, 通过这种网络计算能够了解掌握长短期序列数据间的相互依赖信息[21]。而 GRU 算法是近年来提出的 LSTM 网络的一种变体, 它相较于 LSTM 训练参数更少, 又能够保持良好的预测结果, 同时收敛效果更好[22] [23] [24] [25]。

GRU 模型结构与 LSTM 相似, 由更新门和重置门构成, 但 GRU 采用单一的更新门取代了 LSTM 的输入门和遗忘门, 并且混合了神经元状态和隐藏状态, 可以有效解决循环神经网络中梯度消失的现象, 同样也可以在保证训练目标效果的时候降低了训练参数。其中, 更新门是用来决定前一时刻的状态信息在当前时刻学习中的保存程度, 更新门值越大则保留程度越大; 重置门是用来控制前一时刻的状态信息与当前时刻状态信息的结合程度, 重置门值越大则结合度越大[26] [27]。GRU 的单元结构如图 3 所示:

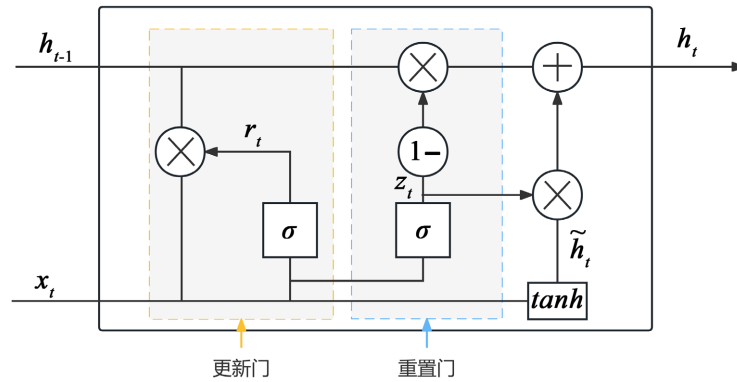


Figure 3. GRU unit structure
图 3. GRU 单元结构

其具体计算式为:

$$z_t = \sigma(W_z h_{t-1} + U_z x_t + b_z) \tag{1}$$

$$r_t = \sigma(W_r h_{t-1} + U_r x_t + b_r) \tag{2}$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h x_t + U_h (r_t \otimes h_{t-1}) + b_h) \tag{3}$$

$$h_t = (1 - z_t) \otimes h_{t-1} + z_t \otimes \tilde{h}_t \tag{4}$$

式中: W_z 、 W_r 、 W_h 、 U_z 、 U_r 、 U_h 为权重矩阵; b_z 、 b_r 、 b_h 为对应的偏置向量; r_t 为 \tilde{h}_t 与 h_{t-1} 的结合程度值; z_t 为 h_{t-1} 与 x_t 的保留程度值; \tilde{h}_t 为 h_{t-1} 与 x_t 的更新状态。

2.4. WT-CNN-GRU 组合模型

本文所提 WT-CNN-GRU 组合预测方法的具体实现过程如下:

- 1) 首先进行上海市碳交易量历史数据的收集, 再应用小波变换的阈值去噪法对碳交易量数据噪声进行处理, 进而得到去噪后的数据序列。
 - 2) 接着通过 CNN 模型对碳交易量数据的高层特征进行提取, 构建时间序列的一维特征向量。
 - 3) 最后将处理后信号输入到 GRU 模型中进行训练计算, 最终输出得到碳交易量的预测数据。
- 该组合预测模型训练流程如图 4 所示。

3. 算例分析

3.1. 实验设置

本文选取国泰安数据库的碳交易量日数据, 以中国上海市的碳交易量历史数据作为实际算例。文中采用编程语言 Matlab 对上海市碳交易量数据进行小波去噪处理以及采用编程语言 Python 编写并开源基于 Keras 人工智能库的 TensorFlow 框架。实验平台配置为: AMD Ryzen 7 5800H 处理器, 3.20 GHz*, 16.0 GB 内存, Windows10 专业版 64 位(DirectX 64)操作系统。

3.2. 数据去噪

碳交易量数据可以视为是一种时间序列, 因数据受到外界各种因素的干扰就会形成非平稳的数据信号, 多种噪声存在于碳交易量系统之中。为建立预测精度较精准的 CNN-GRU 预测模型, 以及对有噪声的高频信号能起到抑制作用, 引入小波阈值进行去噪处理, 可有效去除碳交易量数据中的噪声信号。小波阈值去噪基本由以下 3 个步骤完成:

- 1) 原始信号进行小波分解。首先输入原始数据信号, 对含噪信号进行分析, 选择适合的小波基和分解层数以实现 N 层小波分解。
- 2) 阈值的处理。对小波分解系数进行阈值处理, 得到估计小波系数, 来去除信号中的噪声。
- 3) 信号的重构。对经过阈值处理后得到的估计小波系数加以重构, 最后得到去噪后的信号。

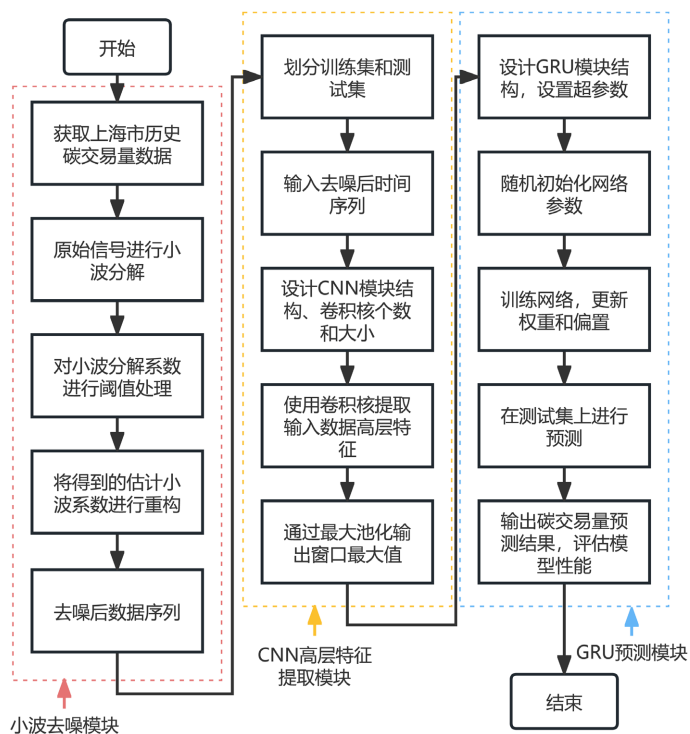


Figure 4. Prediction process
图 4. 预测流程

文中采用中国上海市的碳交易量数据作为实际算例, 应用 Db5 正交小波对时间序列进行 9 层小波分解, 选取软阈值函数对小波系数进行了阈值的处理。数据原始信号与去噪后信号依次如图 5 和图 6 所示。

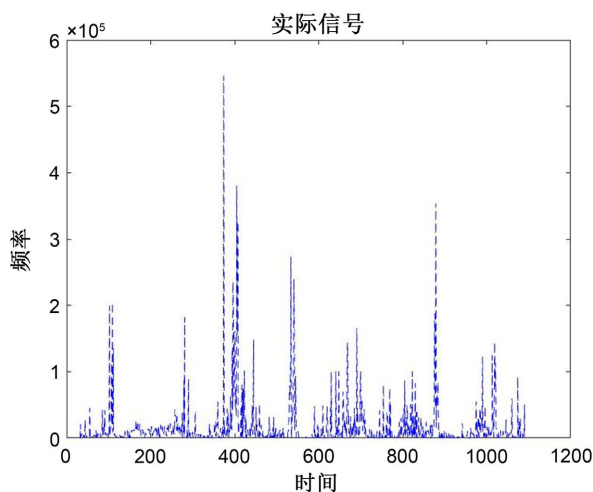


Figure 5. Carbon trading volume data actual signal
图 5. 碳交易量数据实际信号

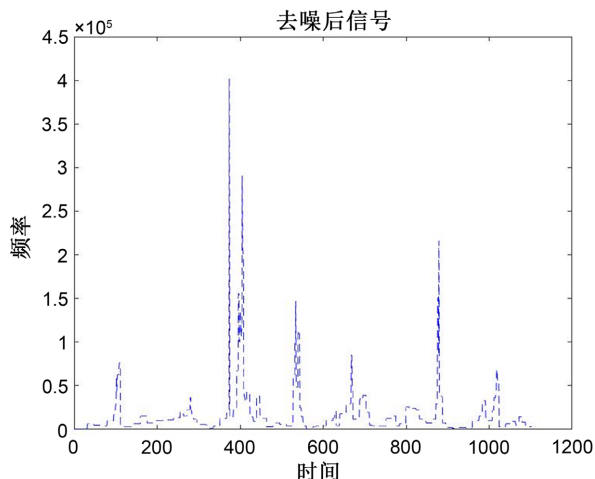


Figure 6. Carbon trading volume data after denoising signal
图 6. 碳交易量数据去噪后信号

3.3. 模型训练

本文针对单一模型(CNN、GRU)精度不高, 运行时间较长等问题, 集合 CNN 和 GRU 各自的优势, 构建了 CNN-GRU 的碳交易量组合预测模型。CNN-GRU 模型主要包含一维 CNN 和 GRU 两个部分, 以一维 CNN 的输出最为 GRU 的输入, 一维 CNN 由 1 个输入层、2 个参数相同的卷积层、1 个池化层、1 个全连接层和一个输出层构成。GRU 部分包含 2 个 GRU 循环层、1 个全连接层和 1 个输出层。将经过小波去噪后的数据序列输入模型中, 最终经过全连接层输出预测值。

CNN 神经网络中卷积核数目为 10, 卷积步长为 1, 卷积方式选用 same 卷积法, 激活函数选用 relu 函数, 在完成卷积后进行 valid 最大池化, 最后可以获得 n 个大小为 30 的一维向量, 并输入到 GRU 循环神经网络中。GRU 循环神经网络通过对获得到的特征向量执行机器学习, 从而构建 2 层 GRU 结构来达到最佳的预测效果, 然后对全连接层的输出数据执行反归一化得到最终的碳交易量预测数据。得到上海市碳交易量预测结果如图 7 所示:

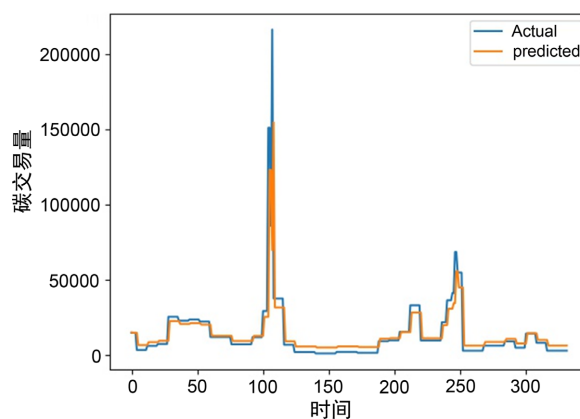


Figure 7. Prediction results of CNN-GRU after wavelet denoising
图 7. 小波去噪后 CNN-GRU 预测结果

为了验证基于小波变换的 CNN-GRU 的组合预测模型的可行性, 将所提模型与原始数据的 GRU 预测结果和 CNN-GRU 模型预测误差进行对比。本文选取 2 个预测评价指标来评估模型的精度, 分别为平均

绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE), 其计算公式分别为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

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

式中 y_i 和 \hat{y}_i 分别为碳交易量第 i 个预测点的实际数值和预测数值; n 为预测点总个数。根据三次不同数据和模型训练结果, 所得误差对比为表 1:

Table 1. Comparison of prediction errors of different models

表 1. 不同模型预测误差对比

	原始数据 GRU 预测	原始数据 CNN-GRU 预测	去噪数据 CNN-GRU 预测
RMSE	32453.966	29205.163	13131.944
MAE	38267.061	35088.105	24268.039

由表 1 可以得出, 本文所提出的小波去噪方法和 CNN-GRU 模型在碳交易量数据的预测上具有更低的均方根误差和平均绝对误差, 因此该方法具有可行性和优越性。

4. 结论

本文针对碳市场中的碳交易量数据的复杂性以及传统预测方法和单一预测方法的训练时间长、预测精度不高问题, 提出了一种基于小波变换和 CNN-GRU 的碳交易量组合预测方法。通过中国上海市的历史实际碳交易量数据验证, 对比利用原始数据序列 GRU 模型预测和 CNN-GRU 模型预测, 本文所提出组合预测方法的 MAE 和 RMSE 均为最低, 具有更高的预测精度。本文所提碳交易量组合预测方法的特点如下:

- 1) 由于碳交易量数据受到随机性和非线性等多种因素影响, 因此采用小波变换的阈值去噪方法, 得到去除噪声后的纯净信号可以更好地反映碳交易量数据的变化规律, 能够有效降低预测误差。
- 2) 将去噪信号输入 CNN-GRU 模型进行预测, 解决了大量碳交易数据特征不明显以及训练时间长和信息梯度易爆炸的问题, 实现了对数据的充分挖掘, 与现有的人工智能预测模型相比具有较高的学习能力和准确度。
- 3) 该方法为碳排放发展预测领域提供了一种新的思路和方法, 具有较好的理论价值与应用价值, 可以为其他城市的碳排放预测研究提供支撑。
- 4) 未来研究可以进一步考虑碳交易市场中其他多种因素的相关影响, 以及考虑其他更佳的优化方法或者更新的智能算法来进一步提高预测精度。

参考文献

- [1] 张修凡. 我国碳排放权交易市场运行现状及交易机制分析[J]. 科学发展, 2021(9): 82-91.
- [2] 张兆成. 碳交易市场对中小企业节能减排的影响研究[J]. 皮革制作与环保科技, 2022, 3(18): 175-177.
- [3] 王志亮, 毕丽伟. 企业节能减排的碳交易市场驱动效应研究综述[J]. 商业会计, 2022(18): 13-18.
- [4] Wang, H., Li, Y. and Bu, G. (2022) How Carbon Trading Policy Should Be Integrated with Carbon Tax Policy-Laboratory Evidence from a Model of the Current State of Carbon Pricing Policy in China. *Environmental Science and Pollution Research International*, 1-19. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-1967140/v1>
- [5] 郝颖, 刘刚, 张超. 国外碳交易机制研究进展[J]. 国外社会科学, 2022(5): 106-118.

- [6] 晋涵. 我国碳交易试点政策的减排效应研究[J]. 环境保护与循环经济, 2022, 42(9): 104-107.
- [7] Cui, B., Shui, Z., Yang, S., *et al.* (2022) Evolutionary Game Analysis of Green Technology Innovation under the Carbon Emission Trading Mechanism. *Frontiers in Environmental Science*, **2022**, Article ID: 997724. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.997724>
- [8] 余霜, 陈广森. 双碳目标下柳州市碳排放预测模型研究[J]. 对外经贸, 2022(7): 28-32.
- [9] 高畅. 长三角地区碳排放达峰情景预测分析[D]: [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2022.
- [10] Xu, X. and Liao, M. (2022) Prediction of Carbon Emissions in China's Power Industry Based on the Mixed-Data Sampling (MIDAS) Regression Model. *Atmosphere*, **13**, Article No. 423. <https://doi.org/10.3390/atmos13030423>
- [11] 金林, 马忠芸, 王红红. 基于灰色 BP 神经网络碳排放交易价格预测[J]. 河北环境工程学院学报, 2020, 30(1): 27-32.
- [12] 鞠可一, 戈荣琛, 周德群, 等. 中国碳交易市场碳价波动分析[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2019, 33(1): 78-86.
- [13] 王珂珂, 牛东晓, 甄皓, 等. 基于 WOA-ELM 模型的中国碳排放预测研究[J]. 生态经济, 2020, 36(8): 20-27.
- [14] 纪广月. 基于灰色关联分析的 BP 神经网络模型在中国碳排放预测中的应用[J]. 数学的实践与认识, 2014, 44(14): 243-249.
- [15] Chu, X. and Zhao, R. (2021) A Building Carbon Emission Prediction Model by PSO-SVR Method under Multi-Criteria Evaluation. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, **41**, 7473-7484. <https://doi.org/10.3233/JIFS-211435>
- [16] Fang, Y., Lu, X. and Li, H. (2021) A Random Forest-Based Model for the Prediction of Construction-Stage Carbon Emissions at the Early Design Stage. *Journal of Cleaner Production*, **328**, Article ID: 129657. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.129657>
- [17] Huang, S., Xiao, X. and Guo, H. (2022) A Novel Method for Carbon Emission Forecasting Based on EKC Hypothesis and Nonlinear Multivariate Grey Model: Evidence from Transportation Sector. *Environmental Science and Pollution Research International*, **29**, 60687-60711. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-20120-5>
- [18] Shi, M. (2022) Forecast of China's Carbon Emissions under the Background of Carbon Neutrality. *Environmental Science and Pollution Research International*, **29**, 43019-43033. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-18162-2>
- [19] Xiong, P., Xiao, L., Liu, Y., *et al.* (2021) Forecasting Carbon Emissions Using a Multi-Variable GM(1, N) Model Based on Linear Time-Varying Parameters. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, **41**, 6137-6148. <https://doi.org/10.3233/JIFS-202711>
- [20] 党亚峥, 徐腾飞, 高岩. 基于 Haar 小波与 ARIMAX 模型进行短期负荷预测[J]. 上海理工大学学报, 2019, 41(1): 64-70.
- [21] 代业明, 周琼. 基于改进 Bi-LSTM 和 XGBoost 的电力负荷组合预测方法[J]. 上海理工大学学报, 2022, 44(2): 138-147.
- [22] 林锦顺, 姚俭. 基于 BP 神经网络的组合预测及在电力负荷的应用[J]. 上海理工大学学报, 2005(5): 79-83.
- [23] Li, Y., Li, T. and Lu, S. (2021) Forecast of Urban Traffic Carbon Emission and Analysis of Influencing Factors. *Energy Efficiency*, **14**, Article No. 84. <https://doi.org/10.1007/s12053-021-10001-0>
- [24] 万洪亮, 潘家财, 甄荣, 等. 基于 CNN-GRU 的船舶轨迹预测[J]. 广州航海学院学报, 2022, 30(2): 12-18.
- [25] 冯裕祺, 李辉, 李利娟, 等. 基于 CNN-GRU 的光伏电站电压轨迹预测[J]. 中国电力, 2022, 55(7): 163-171.
- [26] Gholami, H. and Mohammadifar, A. (2022) Novel Deep Learning Hybrid Models (CNN-GRU and DLDL-RF) for the Susceptibility Classification of Dust Sources in the Middle East: A Global Source. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 19342. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-24036-5>
- [27] Zhao, S., Zhou, Y. and Huang, T. (2022) A Novel Method for AI-Assisted INS/GNSS Navigation System Based on CNN-GRU and CKF during GNSS Outage. *Remote Sensing*, **14**, Article No. 4494. <https://doi.org/10.3390/rs14184494>