

新冠疫情对中国碳排放影响的实证研究

施可以, 梁进

同济大学数学科学学院, 上海

收稿日期: 2023年11月3日; 录用日期: 2023年11月23日; 发布日期: 2024年2月18日

摘要

新冠疫情对我国的生产生活方式产生了不小的冲击, 从而影响了各部门的碳排放量。研究疫情对碳排放的影响可以为后续的减排政策提供参考和方向。本文将以月为单位对2019~2021三年的数据进行分析, 采用STIRPAT方程, 将经济水平、产业结构、固定资产投资和清洁能源使用率作为经济变量, 将确诊人数和隔离政策作为疫情变量加入模型, 对统计频率较低的数据进行频率转换。通过逐年回归和Chow检验得出以下结论: 疫情对2020年的碳排放模型有显著影响, 其中确诊人数存在长期作用且影响程度超过了其他经济变量, 而隔离政策强度的影响程度较弱并只存在短期作用; 疫情后的复工复产和高碳项目的投资比例增加, 导致固定投资对碳排放的影响程度加深以及碳排放量的反弹; 清洁能源使用率是对碳减排贡献最大且最稳定的变量; 经济水平对碳排放的影响逐渐下降, 反映了我国低碳经济发展策略的成效。最后, 本文使用回归模型和时序模型对2022~2023年我国的碳排放量进行了预测。

关键词

碳排放, COVID-19, STIRPAT方程, 频率转换方法, 回归分析

The Empirical Study on the Impact of COVID-19 on Carbon Emissions in China

Keyi Shi, Jin Liang

School of Mathematical Sciences, Tongji University, Shanghai

Received: Nov. 3rd, 2023; accepted: Nov. 23rd, 2023; published: Feb. 18th, 2024

Abstract

The COVID-19 pandemic has drastically altered people's production and lifestyle, thus impacting carbon emissions in various sectors. Investigating the pandemic's effect on carbon emissions can

provide reference and guidance for subsequent carbon reduction policies. This paper will analyze the panel data of three years (2019~2021) at the monthly level. The STIRPAT equation is used to design four economic factors: economic level, industrial structure, fixed asset investment, and clean energy utilization. Additionally, two factors: new-confirmed cases and lockdown intensity are added to the model, which reflect the impact of COVID-19. For data with low statistical frequency, this paper compares various conversion methods to transform the data from low frequency to high frequency. Through yearly OLS regression and Chow tests, the following conclusions are drawn: COVID-19 has a significant effect on the 2020 carbon emission model, in which the number of new-confirmed cases has a long-term influence on carbon emissions, and the impact is greater than other economic factors, while the impact of lockdown intensity is weak and only has a short-term effect. The post-pandemic work resumption, coupled with an increased proportion of financial investment in high-carbon projects, has deepened the impact of fixed asset investment on carbon emissions and caused a rebound in carbon emissions. Clean energy utilization has the greatest and most consistent contribution to China's carbon emission reduction. The impact of economic level is gradually decreasing, which may reflect the effectiveness of China's low-carbon economic development strategy. Finally, this paper uses regression models and time series models to forecast China's carbon emissions in the years of 2022 and 2023.

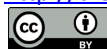
Keywords

Carbon Emissions, COVID-19, STIRPAT Equation, Frequency-Converting Methods, Linear Regression Analysis

Copyright © 2024 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

1.1. 研究背景

二氧化碳的大量排放是造成全球变暖的一个主要人为原因, 因此“碳减排”成为了国际社会“可持续发展”中的一项重要议题, 它不仅是缓解极端天气和全球气候变换的重要手段, 还是提高能源效率、节约资源的有效措施。由于 2000 至 2019 年全球碳排放量增加了 40%, 2015 年召开的联合国气候大会上, 178 个缔约方共同签署了《巴黎协定》, 旨在控制全球平均气温的上升幅度。从 2013 年开始中国的碳排放量迅速增加, 为此国内出台了包括支持可再生能源技术的发展、开展低碳全民行动等一系列的碳减排政策, 并取得了一定的成效。2020 年习近平主席在第七十五届联合国大会上提出了 2030 年“碳达峰”与 2060 年“碳中和”的“双碳”目标。然而, 2020 年初爆发的新冠疫情给人类社会带来了巨大冲击, 疫情对人民健康的影响和大范围的防疫政策(如停工停课、居家办公等)对社会和经济造成了干扰, 也严重影响了各项碳减排政策落地和实施的进程。虽然疫情期间社会活动和工业生产的减少使得能源需求量下降, 一定程度上缓解了碳排放量的逐年增长(图 1, 2020 年全球与能源相关的碳排放量下降了近 8%), 但碳减排是一个长期的过程, 因此由非人为因素引起的短期下降, 无法作为减排政策实施的成效。另外, 疫情之后的经济复苏计划有可能会增加全球碳排放量的反弹效应, 进而削弱减排政策的实施效果。

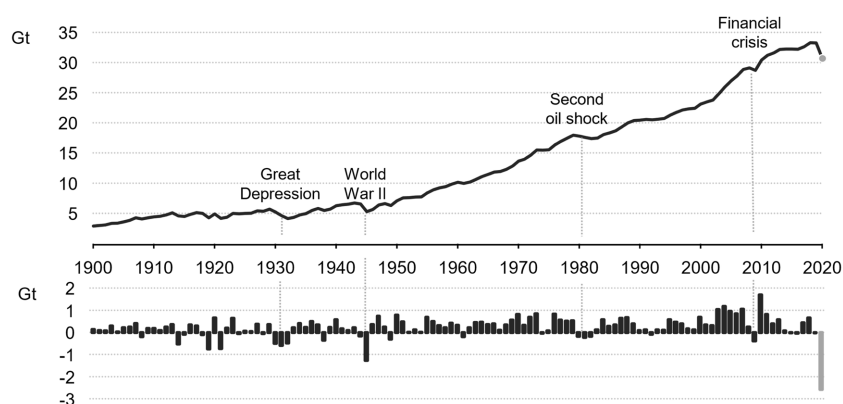


Figure 1. Global energy-related CO₂ emissions and annual change, 1900~2020

图 1. 1900~2020 全球能源碳排放量年度变化[1]

我国新冠病毒每日新增确诊人数在 2020 年 4 月以后逐渐下降并趋于平稳(图 2), 评估疫情期间中国碳排放的减少量、疫情影响的持续时长及疫情结束后的潜在反弹情况等问题, 能够为碳减排政策的优化提供数据支持和参考, 以便在未来类似突发事件发生时更有效地实施减排政策, 顺利实现“双碳”目标。

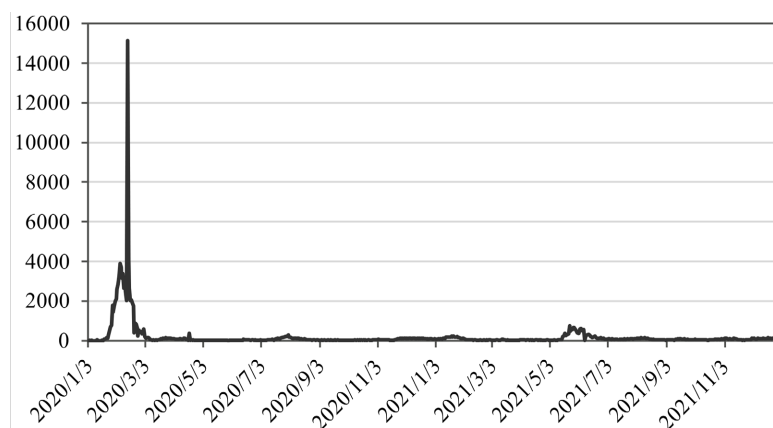


Figure 2. Daily number of new confirmed cases in China, 2020~2021

图 2. 2020~2021 中国每日新增 COVID-19 确诊人数[2]

1.2. 研究现状

1.2.1. 碳排放驱动因素的研究

对碳排放驱动模式的讨论是本研究的重点之一, 王锋、吴丽华等人[3]运用对数平均权重 Divisia 分解法(Logarithmic Mean Divisia Index, LMDI), 分析了 11 种碳排放增长率的驱动因素, 并得出 1995~2007 年间中国碳排放量主要的正向驱动因素及其平均贡献率。董锋等人[4]使用基于协整方程的 LMDI 模型, 并采用蒙特卡洛动态模拟方法模拟了我国 2020 年的碳排放情况。近几年, 考虑人口、经济、科技对环境污染影响的模型(Impact = Population x Affluence x Technology, IPAT)也逐渐被运用到碳排放驱动因素的确定以及分析上。1971 年, Ehrlich 与 Holdren [5]建立了 IPAT 方程将人口、经济和科技发展这四个概念与环境污染联系起来。Dietz 与 Rosa [6]将 IPAT 方程改进为 STIRPAT 方程(人口、经济、科技与环境污染指数增长方程), 方便了对其进行参数估计和假设检验的研究。在运用该方程的过程中, 如何用直观可测的指标对四个概念进行解释是非常重要的。渠慎宁与郭朝先[7]运用 STIRPAT 方程, 使用总人口数、人均

GDP、碳排放强度与 GDP 的比值、工业增加值占 GDP 的比重这四个确定的经济变量对能源消费产生的二氧化碳量进行回归, 并对我国碳排放量的拐点进行预测。陈操操等人[8]使用 STIRPAT 模型和偏最小二乘回归对北京的能源消费碳足迹的影响因素进行了分析。梁进等人[9]使用 STIRPAT 方程的随机形式, 运用偏微分方程的理论对碳排放的变化进行了数值模拟以及解析解的研究。

1.2.2. 疫情对碳排放的影响

目前已有多名学者和组织对疫情期间各个国家各个部门的二氧化碳排放量变化进行了统计分析。Le 等人[10]的研究表明, 截至 2020 年 4 月初, 全球每日二氧化碳排放量与 2019 年平均水平相比下降了 17%。其中能源需求的下降以及政策的实施(隔离政策与财政刺激政策)是两个对碳排放量影响较大的因素。国际能源署发布的《2020 全球能源回顾》[1]中表明: 疫情对能源需求的冲击达到了 70 年来的最高水平, 2020 年整体能源需求下降了 6%, 其降幅是 2008 年金融危机的 7 倍。Shan 等人[11]通过定义不同的严格程度和生效时间, 设计了多个疫情期间的隔离方案, 采用投入产出模型得出不同的隔离政策将会使得全球的碳排放量下降 15.5~19.4% (与没有发生疫情情况下的碳排放量作比较)。这一再证明了隔离政策是影响碳减排的因素之一。

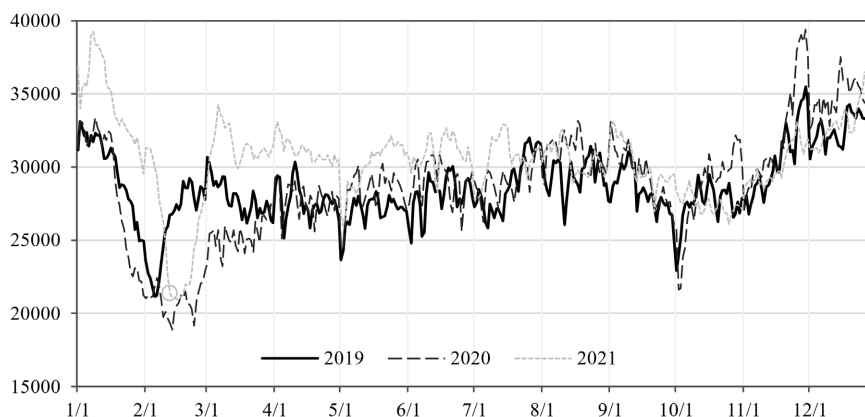


Figure 3. China's daily carbon emissions (tons), 2019~2021

图 3. 2019~2021 年中国每日碳排放量(吨) [12]

在新冠疫情期间, 中国的各个产业及人民的生活受到了巨大的冲击。政府部门及时出台封城、居家隔离等应对政策, 有效控制了疫情的发展, 但相关防疫措施对我国碳排放量产生了持续性的影响。2020 年上半年, 中国碳排放量较去年同期下降 3.7% [13]。受到春节假期的影响, 中国的碳排放量在每年的第一季度都会有所下降, 碳排放的谷值一般在春节假期前后。而 2020 年受到疫情影响, 碳排放量下降的趋势在三月以后才有所缓解(图 3), 持续了近两个月的低迷有可能是中国严格的隔离措施导致的。而 2020 年第四季度的碳排放量较之其他年份有一个明显的增加, 其可能是疫情后碳排放反弹效应的表现。

1.3. 研究目的与技术路线

目前, 大部分碳排放量影响因素研究以“年”为单位, 且未考虑疫情变量。“疫情对碳排放量影响”的研究多以描述性统计及实际情况解释为主, 实证分析较少; 各类防疫政策对于碳排放的影响还停留在模拟阶段, 尚未有研究分析疫情发生以来全国持续了近三个月的封闭政策对碳排放的真实影响。因此, 运用数理统计模型研究“疫情对碳排放量影响”是十分必要的, 既能了解各因素对碳排放的影响, 还能用已经发布的经济指标估计碳排放量用以进行监控和分析。此外, 也可以依靠得出的模型分析未来类似

突发事件对碳排放量的影响, 为碳减排政策提供数据支持。

本文将首先使用 STIRPAT 方程建立碳排放影响模型, 基于以往的研究选择了共线性更小的产业结构指标; 基于我国固定资产投资的结构特点, 结合疫情前后的投资情况, 展开分析了该指标对碳排放的正负作用; 基于本次疫情的特点, 选择最能量化其影响力的“确诊人数”和“隔离政策”两个因素, 加入到传统的碳排放模型中。对于一些季度统计数据, 使用数据频率转化的方法将其转化为月度数据。对数据进行平稳性检验和多重共线性检验的初步处理后, 首先对三年的数据合并进行回归, 分析结果是否存在问题。然后, 考虑到碳排放量存在年度周期性, 本文将建立三个模型分开研究 2019~2021 年三年的数据。首先不考虑疫情变量, 仅对由 STIRPAT 方程得出的经济变量进行回归, 分析每年的模型情况。再加入疫情变量对各年份的模型进行优化, 分析相关指标的影响程度和影响范围。使用 Chow 检验疫情发生前以及平稳之后, 非疫情相关的经济变量对碳排放的影响是否有差别。最后本文将使用回归得到的模型和时间序列模型对 2022~2023 年的碳排放量进行预测。

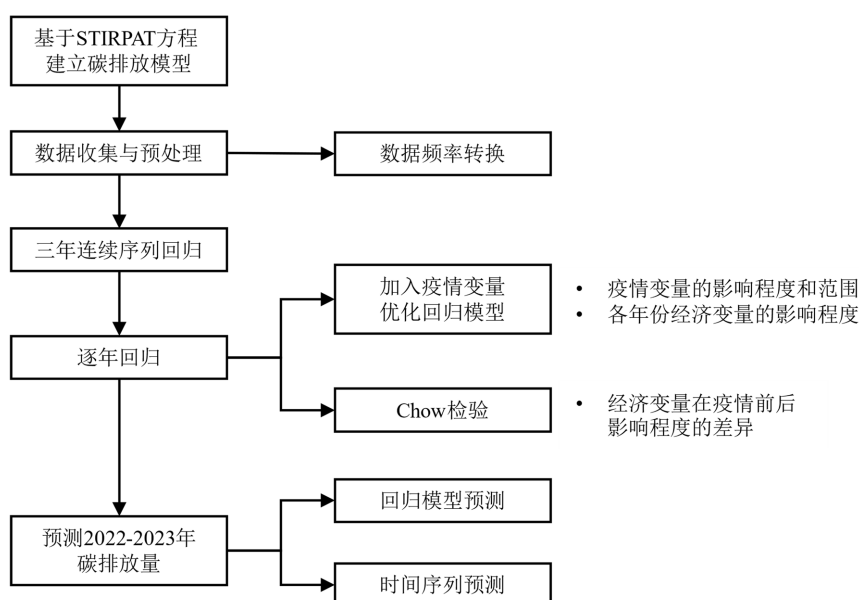


Figure 4. Technical roadmap for the article
图 4. 文章技术路线图

2. 模型与数据

2.1. 碳排放影响模型的建立

2.1.1. 基于 STIRPAT 方程的因素选取

本文选择 STIRPAT 模型来评估人口规模、经济水平和科技水平对二氧化碳排放量的影响。具体的方程为:

$$I = aP^b A^c T^d e \quad (1)$$

通过对等式两边求对数可以将该非线性关系转化为线性关系(2), 然后使用最小二乘法回归可以得出各个变量对碳排放量的具体影响。

$$\ln(I) = \ln(a) + b \ln(P) + c \ln(A) + d \ln(T) + \ln(e) \quad (2)$$

本文将以“月”为单位对 2019~2021 年三年的碳排放情况进行回归分析, 考虑到各指标的含义以及

数据的可获得性, 对模型中四个概念的分解如下:

(1) I 为环境变量: 本文选择 CEADS 中国碳排放核算数据库中的实时碳排放数据, 并做月度均值处理。

(2) P 为人口规模: 由于对人口数据的统计通常以年为单位, 且 2019~2021 三年的总人口数和城镇人口占比差距较小(图 5)。因此本文假设人口对三年的月度碳排放量没有影响, 不将人口规模因素考虑到模型中。

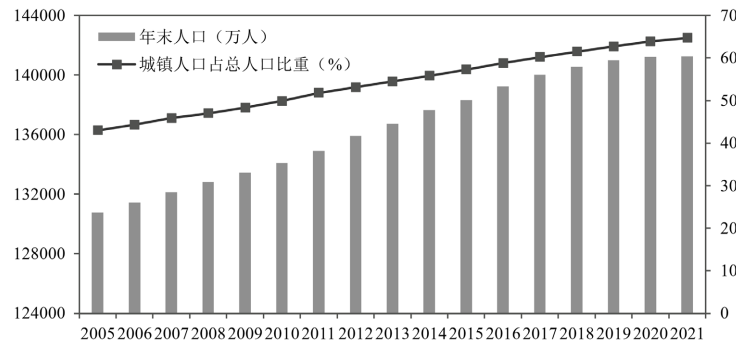


Figure 5. The change of the total population of China, 2005~2021

图 5. 中国 2005~2021 年总人口数变化情况

(3) A 为经济水平: 本文使用国家统计局的季度 GDP 数据来衡量该指标。由于本研究的数据频率为“月”, 因此需要进一步对 GDP 数据进行频率转换, 将低频的季度数据转化为高频的月度数据。

(4) T 为科技: 技术的创新可以提高能源的利用率, 新能源的发展可以逐渐替代高碳排放的传统能源, 从而达到碳减排的目标。因此本文使用清洁能源使用率来衡量当月的科技水平。统计显示电力行业是我国碳排放量最高的行业, 占总碳排放量的 50%左右(图 6), 其中发电方式以非可再生能源(火力发电)和可再生能源(水力发电、风力发电、核能发电和太阳能发电)两种为主, 发电行业的清洁能源使用情况一定程度上反映了我国总体的清洁能源发展水平。本文将取 $(1 - \text{每月火力发电量当期值} / \text{总发电量当期值})$ 来近似衡量我国的清洁能源使用率。

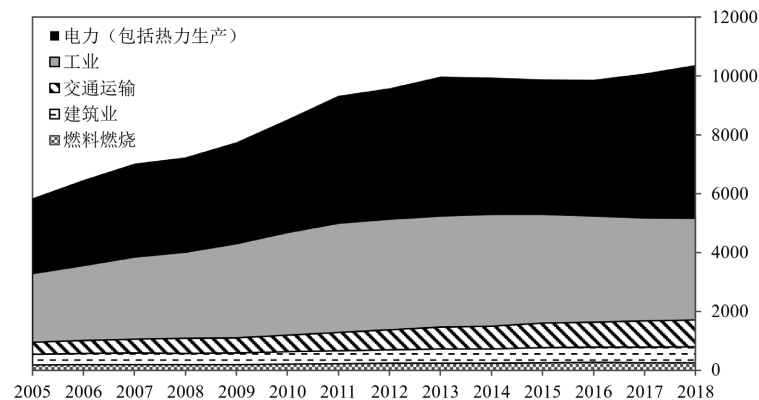


Figure 6. Carbon emissions of various sectors in China, 2005~2018 (ten thousand tons)

图 6. 2005~2018 年中国各部门碳排放量(万吨) [12]

一些文献表明产业结构也能影响二氧化碳的排放情况[7] [14]。大部分文献使用第二产业增加值占国内生产总值的比重来描述产业结构, 然而这种做法可能会导致模型中出现共线性问题。因为本文选择三次产业贡献率(即三次产业增加值增量与 GDP 增量之比)来表示产业结构, 不仅能够避免可能存在的共线性问题, 还能更好地反映经济增长中各产业的影响程度。由于第二产业是我国二氧化碳排放量最高的产

业, 其对经济增长的贡献越大二氧化碳的排放量就会越多, 因此本文使用第二产业贡献率来衡量当月的产业结构。固定资产投资会影响行业的生产规模、技术发展等水平, 也会对碳排放量的变化有所作用。对不同行业和项目的投资会对碳排放量造成两种不同的影响, 国家统计局按照建设性质将固定资产投资分为: 建筑安装工程、技术改造和其他费用。一方面, 投资于建筑安装工程的项目涉及到大量化石能源的运用, 会增加碳排放量; 另一方面, 投资于技术更新方面的项目, 可以增加行业的生产效率, 淘汰效能低下或高碳高污染的生产方式, 在相同的生产规模下减少碳排放量。由于固定资产投资对行业的发展有滞后性, 本文在对比了使用当期值和滞后值的模型回归结果后, 选择将滞后一个季度的第二产业固定资产投资指标作为解释变量。

在上述四个因素之外本文还量化了疫情的影响, 由于本次疫情的病毒传染率极高、感染面极大, 各国都实施了较高等级的隔离政策, 已有文献阐明严格的隔离政策是导致碳排放量下降的重要原因之一。因此, 本文使用“确诊人数”和“隔离政策”两个因素来反映新冠疫情的严重程度和隔离措施的实行情况。根据官方的相关防疫通知, 中国大部分省市在 2020 年 1 月开始逐步实行包括延长春节假期、湖北封城、全国范围内的出行限制、对返乡农民工实施 14 天的隔离期等严格的防控措施, 3 月开始政府逐步取消了相关限制, 因此本文假设隔离政策的时间范围为 2020 年 1 月到 3 月。为了研究隔离政策的强度是否在各个月份有所区别, 以及是否在全国解封后依然对碳排放产生影响。本文使用“2020 年各月份客运量与去年同期的差异”来对隔离强度进行量化, 并对该连续变量和仅以 0~1 区分的虚拟变量进行回归结果的对比。

2.1.2. 变量确定以及数据来源

本文的碳排放影响模型将包含两种类型的变量: 一种为由 STIRPAT 方程推导出的经济变量, 另一种为以确诊人数和隔离政策反映的疫情变量, 具体的含义和数据来源如下表所示(表 1):

Table 1. Variables and data sources of the carbon emission model

表 1. 碳排放影响模型变量以及数据来源

性质	变量符号	变量名称	说明	数据来源
因变量	<i>CM</i>	二氧化碳排放量	月均碳排放量	CEADS 中国碳排放核算数据库
	<i>GDP</i>	经济水平	季度国内生产总值	国家统计局
经济变量	<i>IS</i>	产业结构	第二产业贡献率	国家统计局
	<i>FAI</i>	固定资产投资	滞后了一个季度的第二产业固定资产投资	国家统计局
	<i>CEU</i>	清洁能源使用率	1 - 每月火力发电量当期值/总发电量当期值	国家统计局
疫情变量	<i>Case_M</i>	确诊人数	月度平均确诊人数	WHO COVID-19 Dashboard
	<i>Move_C</i>	客运变化	去年同期客运量 - 当月客运量	国家统计局
	<i>Lock_D</i>	隔离政策	时间范围 2020 年 1 月到 3 月	中华人民共和国国家卫生健康委员会

注: 回归时需对变量做对数处理。

2.2. 数据预处理

2.2.1. 季度数据频率转化

国家统计局对不同的经济变量在统计频率上存在一定的差异, 本研究中的国内生产总值和第二产业贡献率数据均为季度数据, 需要对其进行频率转化。各类插值方法可以在一组已知数据点的范围内添加新数据点, 填补缺失值从而达到数据转化的目的[15]。本文使用 Matlab 对 *GDP* 和 *IS* 进行分段线性插值、

三次样条插值和三次 Hermite 多项式插值, 并分析各插值结果的平均相对误差(Mean percentage error, MPE), 选择误差最小的结果, 发现使用三次样条插值方法的 MPE 值最小(表 2), 因此选择该插值方法对 GDP 和 IS 进行频率转换。

Table 2. Mean percentage error of the three conversion methods
表 2. 三种插值方法的平均相对误差

指标	分段线性插值	三次样条插值	三次 Hermite 多项式插值
GDP	2.30%	1.58%	1.68%
IS	3.5%	2.4%	2.6%

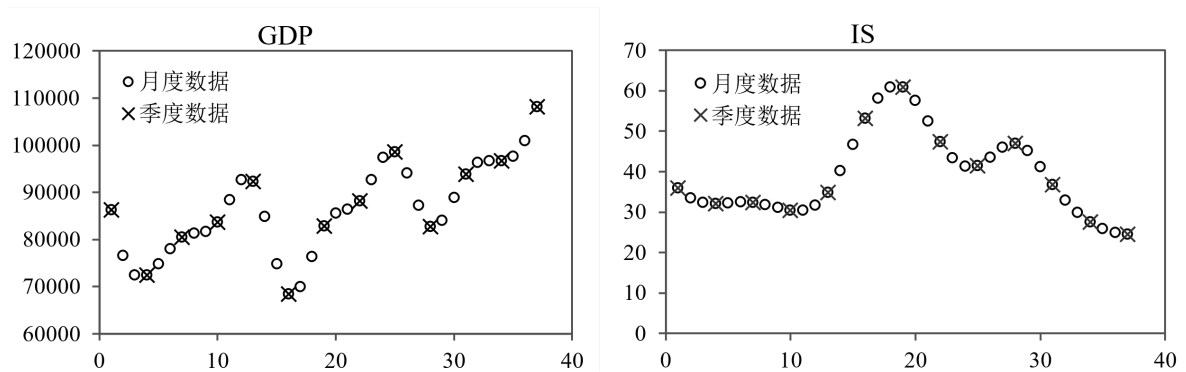


Figure 7. The conversion results of the economic time series
图 7. 经济时间序列的插值结果

2.2.2. 序列平稳性检验

为了保持面板数据的平稳性, 避免“伪回归”的发生, 本文选择 ADF 单位根检验方法(Augmented Dickey-Fuller test)对模型中的经济时间序列进行平稳性检验。结果显示 GDP 和 IS 没有通过平稳性检验(表 3), 使用差分法对两个变量分别进行一阶差分和二阶差分, 处理后得到平稳的时间序列(表 4)。

Table 3. The ADF test results for each variable
表 3. 各变量单位根检验结果

指标	t	p	1%	5%	10%
CM	-3.881	0.002	-3.633	-2.949	-2.613
GDP	1.712	0.998	-3.711	-2.981	-2.630
IS	0.028	0.961	-3.724	-2.986	-2.633
FAI	-5.045	0.000	-3.670	-2.964	-2.621
CEU	-5.184	0.000	-3.700	-2.976	-2.628
Move_C	-3.862	0.040	-3.620	-2.943	-2.610

Table 4. The ADF test results for nonstationary variables after difference
表 4. 非平稳变量差分后单位根检验结果

指标	差分次数	t	p	1%	5%	10%
GDP	1	-4.329	0.000	-3.689	-2.972	-2.625
IS	1	-1.022	0.745	-3.724	-2.986	-2.633
	2	-4.702	0.000	-3.724	-2.986	-2.633

2.2.3. 多重共线性检验

多个经济变量的时间序列之间还可能存在着共线性关系, 其原因可能是由于变量之间具有共同趋势或者模型中引入了滞后的变量。通过计算发现各变量之间的相关系数均小于 0.7 (表 5), 初步估计变量之间没有共线性问题。

Table 5. Correlation analysis results of each variable

表 5. 各变量相关性分析结果

		<i>CM</i>	<i>GDP</i>	<i>IS</i>	<i>FAI</i>	<i>CEU</i>
<i>CM</i>	Pearson 相关性	1.000	0.037	0.240	0.227	-0.120
	显著性		0.832	0.159	0.182	0.485
<i>GDP</i>	Pearson 相关性	0.037	1.000	-0.288	0.139	0.628**
	显著性	0.832		0.088	0.419	0.000
<i>IS</i>	Pearson 相关性	0.240	-0.288	1.000	0.370*	-0.097
	显著性	0.159	0.088		0.026	0.574
<i>FAI</i>	Pearson 相关性	0.227	0.139	0.370*	1.000	0.357*
	显著性	0.182	0.419	0.026		0.033
<i>CEU</i>	Pearson 相关性	-0.120	0.628**	-0.097	0.357*	1.000
	显著性	0.485	0.000	0.574	0.033	

3. 回归与预测

3.1. 三年连续数据的回归结果

本文建立的碳排放模型如下所示:

$$CM = a + bGDP + cIS + dFAI + eCEU + fCase_M + gMove_C + hLock_D + \varepsilon \quad (3)$$

$$Lock_D = \begin{cases} 1, & \text{2020年1-3月} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

其中 *GDP* 和 *IS* 分别为对经济水平和产业结构的一阶差分和二阶差分, 在进行具体经济意义的分析时可以解释为经济水平的增长率和产业结构中第二产业占比的增长率。对三年的数据(共 36 个样本)进行对数处理后回归, 模型结果显示 R 方小于 0.6, 模型的拟合优度较差(表 6)。通过观察模型的残差平方与预测结果的图像(图 8), 发现残差的平方随着预测结果的增加而增加, 并且 BP 异方差检验不通过, 说明模型存在异方差性。

Table 6. Regression results of the carbon emission model over three years

表 6. 三年连续时间内碳排放影响模型的回归结果

R	R 方	D-W	F	p^F	BP	p^{BP}
0.760	0.577	1.017	5.464	0.000	15.680	0.028

注: p^F 值表示 F 检验的 p 值, p^{BP} 表示 BP 异方差检验的 p 值。

显然, 由于疫情的原因, 影响碳排放的因素以及它们影响程度在不同年份不同阶段都有所差异, 因此将三年的数据放在一起进行回归并不能对碳排放的变化进行解释。为此, 下文将分别对每年的数据进行回归, 研究各年份影响碳排放量变化的因素, 以及疫情对碳排放量产生的短期和长期影响。

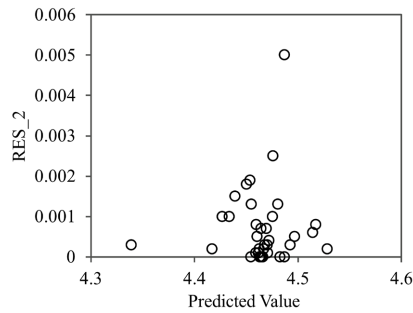


Figure 8. (\hat{y}_i, e_i^2)

图 8. (\hat{y}_i, e_i^2)

3.2. 逐年回归结果

首先不考虑疫情的影响对 2019~2021 三年的数据进行回归, 回归前分别对三年的数据进行平稳性和共线性检验, 发现每年的 GDP 序列平稳, 而 IS 仅存在一阶差分。于是将模型调整为:

$$CM = a + bGDP + cIS + dFAI + eCEU + \varepsilon \quad (4)$$

结果显示 2020 年的模型没有通过 F 检验, 模型无效。而 2019 和 2021 年的模型均通过了 F 检验且无异方差问题, R 方大于 0.75, 拟合优度较好(表 7)。下面将对 2019 和 2021 年的模型进行分析, 对 2020 年的模型加入疫情变量进行改进。

Table 7. Regression results of the original carbon emission model, 2019~2021

表 7. 2019~2021 年原始碳排放影响模型回归结果

年份	R	R 方	D-W	F	p ^F	BP	p ^{BP}
2019	0.866	0.750	2.428	5.249	0.028	5.863	0.210
2020	0.820	0.672	1.812	3.581	0.168	7.933	0.094
2021	0.869	0.756	2.513	5.416	0.026	8.442	0.077

3.2.1. 2019 年碳排放影响模型

2019 年的模型通过了 F 检验, R 方为 0.750, 拟合优度较高, 无多重共线性和序列相关性问题。对 2019 年模型系数的 t 检验结果进行分析(表 8), 其中经济水平对碳排放量有显著的正向影响, 而清洁能源使用率对碳排放量有显著的负向影响(每当 GDP 上升 1%时, 月均碳排放量将上升 1.022%; 每当清洁能源使用率上升 1%时, 月均碳排放量将下降 0.663%)。固定资产投资和产业结构对碳排放量的影响不显著。由于模型不存在多重共线性问题, 通过分析模型的标准系数可以得出各个解释变量对碳排放的影响程度, 其中经济水平对碳排放的影响程度是最大的, 其次为清洁能源使用率和固定资产投资。

Table 8. Coefficients of the 2019 carbon emission model

表 8. 2019 年碳排放影响模型系数

因变量	系数	标准系数	t	p ^t	VIF
(常量)	0.831		0.727	0.491	
GDP	1.022	1.442	3.497	0.010	4.761
IS	-0.035	-1.212	-2.250	0.059	6.639
FAI	-0.099	-0.685	-2.175	0.066	2.030
CEU	-0.663	-1.352	-3.571	0.009	4.015

注: p^t 值表示 t 检验的 p 值。

3.2.2. 2020 年碳排放影响模型

仅加入了经济变量的碳排放影响模型不能对 2020 年的碳排放量进行合理的解释, 因此对于该模型加入疫情变量 $Case_M$ 、 $Move_C$ 和 $Lock_D$ 进行分层回归。结果显示: 加入了 $Lock_D$ 的模型均存在多重线性问题; 而加入了 $Case_M$ 和 $Move_C$ 的模型通过了 F 检验, 模型拟合优度较高, 且不存在多重共线性和异方差性, 故本文选择该模型的结果进行系数分析。对模型的 t 检验值和标准系数进行分析(表 9)可以得出: 在经济变量中, 经济水平、固定资产投资和清洁能源使用率对碳排放量产生了显著的影响(GDP 和对第二产业的固定投资额每上升 1%, 将分别使得月均碳排放量上升 0.554% 以及 0.065%; 清洁能源使用率每上升 1%, 将导致月均碳排放量下降 0.607%)。在疫情变量中, 两个变量的增加都会导致碳排放量的下降, 然而仅确诊人数对碳排放量有显著的作用。而客运变化(既隔离政策强度)对碳排放的影响并不显著, 其原因可能为: 隔离导致的供应链冲击、能源需求下降等问题已经在 GDP 的大幅度下降中得以体现。近 5 年来中国的经济迅速发展, GDP 均较去年同期呈上升趋势。然而受到疫情的影响, 2020 年一季度是唯一一个 GDP 较去年同期下降的季度(图 9)。通过对各变量的标准系数进行比较, 可以得到各个变量的影响程度由大到小依次为: 平均确诊人数、清洁能源使用率、经济水平和固定资产投资。显然可以发现疫情对碳排放量的影响超过了由 STIRPAT 方程导出的经济变量。

Table 9. Coefficients of the 2020 carbon emission model with epidemic variables

表 9. 2020 年加入疫情变量的碳排放影响模型系数

因变量	系数	标准系数	t	p ^t	VIF
(常量)	2.358		5.911	0.002	
GDP	0.554	0.545	6.036	0.002	4.222
IS	-0.586	-0.178	-2.426	0.060	2.803
FAI	0.065	0.252	3.183	0.024	3.255
CEU	-0.607	-0.661	-8.197	0.000	3.369
$Move_C$	-0.022	-0.123	-1.098	0.322	6.516
$Case_M$	-0.000	-0.727	-8.852	0.000	3.495

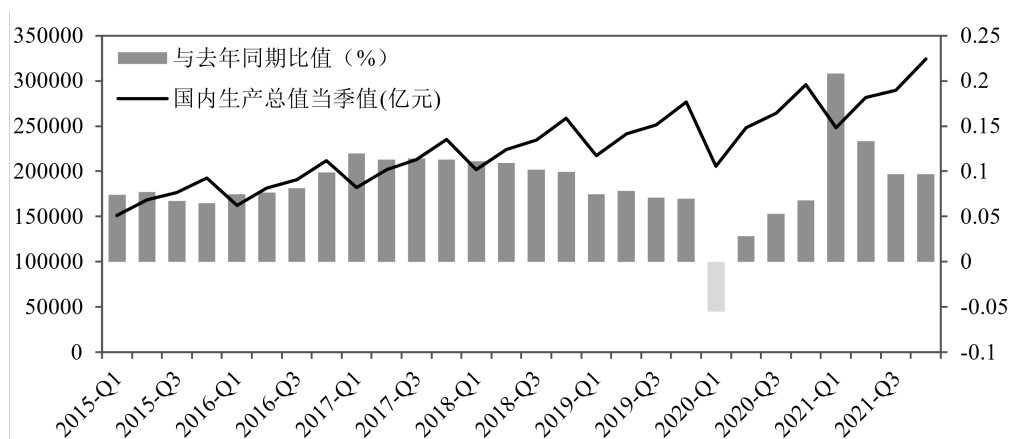


Figure 9. Gross domestic product chart, 2015~2021

图 9. 2015~2021 年国内生产总值走势图

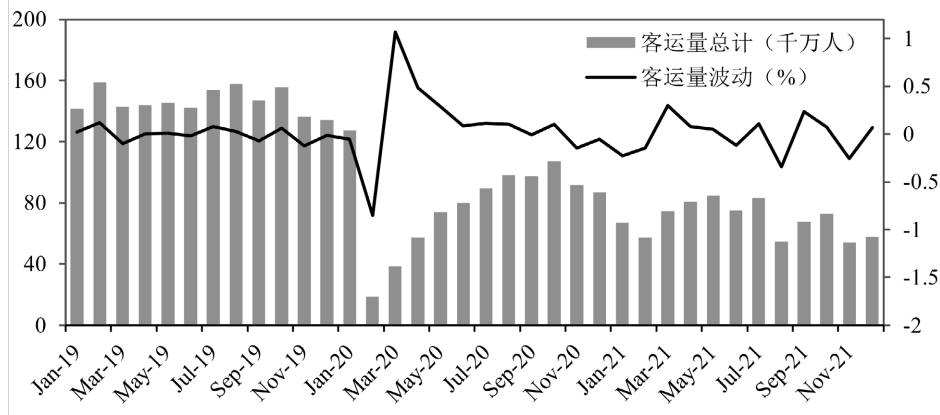


Figure 10. Monthly passenger volume, 2019~2021
图 10. 2019~2021 年客运量月度情况

为了研究确诊人数和隔离政策在 3 月解封后是否还对碳排放产生影响, 本文对 2020 年第一季度以后 (记为 2020*) 的模型进行分层回归(表 10)。发现加入了客运变化的模型均存在严重的多重共线性, 说明即使客运量在解封后有明显的上升趋势(图 10), 但该因素不再对碳排放量产生影响, 而确诊人数仍旧可以解释碳排放量的变化。通过分析加入了确诊人数的 2020* 年模型(表 11), 发现各因素除了产业结构都对碳排放有显著影响, 但确诊人数的标准系数绝对值最小, 说明疫情对碳排放的作用在解封后有所减弱, 其影响程度小于其他经济变量。

Table 10. Hierarchical regression results of the 2020* carbon emission model
表 10. 2020* 年碳排放影响模型分层回归结果

模型	新增变量	R 方	D-W	F	p ^F	共线性情况
原始模型	/	0.982	2.357	53.735	0.001	不存在
疫情模型	客运变化	0.982	2.361	32.284	0.008	存在
	确诊人数	0.996	3.419	161.408	0.001	不存在
	(确诊人数, 客运变化)	0.997	3.709	119.033	0.008	存在

Table 11. Coefficients of the 2020* carbon emission model with epidemic variables
表 11. 2020* 年加入疫情变量的碳排放影响模型系数

因变量	系数	标准系数	t	p ^t	VIF
(常量)	2.956		8.146	0.004	
GDP	0.396	0.437	4.891	0.016	6.471
IS	-0.002	-0.114	-1.413	0.252	5.228
FAI	0.066	0.337	5.409	0.012	3.145
CEU	-0.491	-0.866	-15.524	0.001	2.521
Case_M	-0.000	-0.152	-3.435	0.041	1.576

3.2.3. 2021 年碳排放影响模型

为了研究疫情是否在 2021 年产生全国性的影响, 同样对该模型加入疫情变量进行拟合。由于 2021 年基本没有进行全国大范围的封闭防控措施, 并且客运量随着时间变化较为平稳, 没有太大的波动(图 10), 因此只将确诊人数加入模型。结果发现疫情模型未通过 F 检验(表 12), 说明确诊人数不能作为解释碳排放变化的变量, 新冠疫情对 2021 年的碳排放基本没有影响。

Table 12. Hierarchical regression results of the 2021 carbon emission model**表 12.** 2021 年碳排放影响模型分层回归结果

模型	R	R 方	D-W	F	p ^F	BP	p ^{BP}
原始模型	0.869	0.756	2.513	5.416	0.026	8.442	0.077
疫情模型	0.870	0.756	2.778	3.723	0.070	8.750	0.119

Table 13. Coefficients of the 2021 original carbon emission model**表 13.** 2021 年原始碳排放影响模型系数

因变量	系数	标准系数	t	pt	VIF
(常量)	4.324		4.260	0.004	
GDP	-0.125	-0.151	-0.580	0.580	1.934
IS	-0.035	-1.246	-2.653	0.033	6.325
FAI	0.421	2.189	3.923	0.006	10.653
CEU	-0.647	-0.923	-3.626	0.008	1.858

虽然未加入疫情变量的原始模型通过了 F 检验, 并且有较高的拟合优度。但模型中存在多重共线性问题(表 13), 无法对各个解释变量进行分析, 模型仅可用于预测。考虑到 2021 年是碳排放政策发布与实行最为密集的一年, 节能减排相关的政策频频出台, 2021 年第一季度国家层面生效实行了近 7 个与“双碳”目标有关的政策。碳排放权交易市场作为一个控制全国排放量的有力手段, 也在 2021 年 7 月迎来了重要的发展。根据业界观点, 碳排放权交易政策以 2021 年为分水岭, 分为两个阶段: 2011 年~2021 年为试点阶段, 2021 年为推行阶段。因此“双碳”政策和碳排放权交易市场的发展可能会对 2021 年的碳排放量产生较大影响。鉴于本文着重于疫情对碳排放的影响, 2021 年碳减排和碳排放权交易市场的政策对模型的影响将不做具体的研究。

3.3. 各年份 Chow 检验

为了对比疫情前后碳排放量模型结构是否有显著差异, 本文采用 Chow 检验方法[16]对回归后的结果进行检测。本文通过分析 2019 年和 2020 年第 2~4 季度的数据(记为 2019*和 2020*), 研究疫情爆发前与第一轮疫情相对平稳后碳排放影响模型的结构以及经济变量的影响程度是否发生显著的变化。计算得到 2019*和 2020*年模型的 Chow 统计量值为 9.246, 大于 $F_{\alpha}(5,8) = 3.69$ (表 14), 因此拒绝系数相等的原假设, 两年的模型结构有显著差异。

Table 14. The Chow test results of the carbon emission models for 2019* and 2020***表 14.** 2019*年和 2020*年碳排放影响模型的 Chow 检验结果

年份	残差平方和	样本个数	参数个数	Chow 统计量
2019*	0.00015	9	5	9.246
2020*	0.00016	9	5	
2019*与 2020*	0.00214	18	5	

Table 15. Regression results of the carbon emission models for 2019* and 2020***表 15.** 2019*与 2020*年碳排放影响模型回归结果

年份	R	R 方	D-W	F	p ^F	BP	p ^{BP}
2019*	0.974	0.949	2.528	18.424	0.008	6.692	0.153
2020*	0.991	0.982	2.357	53.735	0.001	2.546	0.636

Table 16. Coefficients of the carbon emission model for 2019* and 2020*
表 16. 2019*年与 2020*年碳排放影响模型回归系数

年份	指标	系数	标准系数	t	p ^t	VIF
2019*	(常量)	3.078		2.379	0.076	
	GDP	0.537	0.559	1.767	0.152	7.783
	IS	-0.024	-0.938	-2.098	0.104	5.526
	FAI	0.013	0.091	0.346	0.747	5.407
	CEU	-0.896	-1.625	-5.903	0.004	5.885
2020*	(常量)	3.085		4.445	0.011	
	GDP	0.381	0.420	2.448	0.071	6.452
	IS	-0.002	-0.125	-0.812	0.463	5.218
	FAI	0.077	0.394	3.404	0.027	2.926
	CEU	-0.554	-0.977	-11.168	0.000	1.676

对比两年的回归结果(表 15, 表 16)可以发现: 经济水平对碳排放量的影响程度下降了, 一定程度上可以说明单位 GDP 产生的碳排放量在逐渐下降, 即我国碳减排措施的实行效果逐渐明显。第二产业固定资产投资对碳排放量的影响有所上升, 并且变量的 t 检验结果从不显著变为显著。对 2020 年第二产业的固定资产投资进行分行业讨论, 发现碳排放量较高的“电力、热力、燃气及水的生产和供应业”比上年增长了 17.6%, “建筑业”比上年增长了 2.9% (图 11)。虽然制造业中大部分部门受到停工停产的影响, 总体的投资额有所下降, 但“黑色金属冶炼和压延加工业”和“石油、煤炭及其他燃料加工业”两个高碳部门的固定资产投资额分别比上年增长了 26% 和 12.4%。投资结构的变动可能来自于疫情后复工复产对电力、热力等基础产业的需求量迅速增长, 并且相较其他低碳产业, 电力、热力、燃气和水资源相关的部门在疫情中受到的损失较小。而分建设性质对固定资产投资进行讨论, 发现疫情后中国 61% 的财政刺激将作用于建筑工程方面(图 12), 该过程中对化石能源的运用将产生大量的二氧化碳。综上可知, 2020 年疫情平稳以后, 高碳行业 and 项目投资比重的上升导致了该指标在两个时间段内对碳排放产生了不同的影响, 并且可能是造成 2020 年第四季度碳排放量反弹的原因之一。

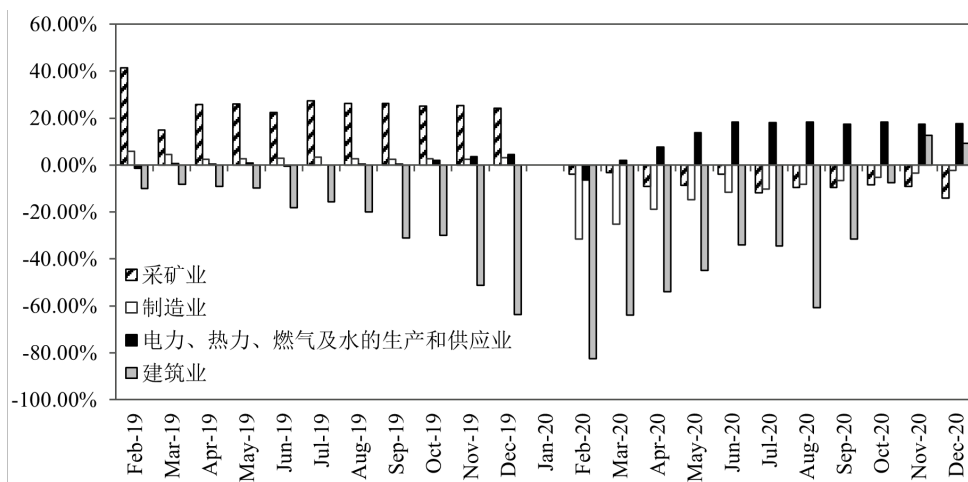


Figure 11. The total growth value of fixed asset investment in the secondary industry, 2019~2020
图 11. 2019~2020 第二产业固定资产投资额累计增长值

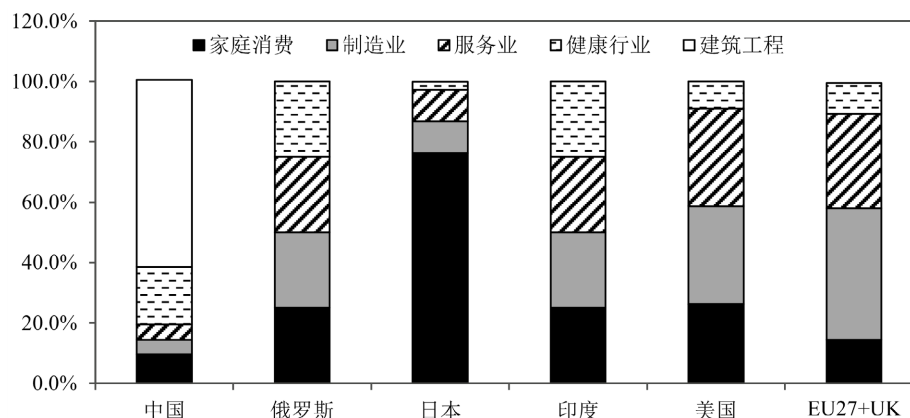


Figure 12. Composition of post-pandemic fiscal stimulus in major countries in 2020

图 12. 主要国家 2020 年疫情后财政刺激构成[11]

3.4. 2022~2023 年全国碳排放量预测

3.4.1. 回归模型预测

2022 年上半年的疫情主要发生在香港和上海地区, 全国范围内未实行类似 2020 年初的大范围封控, 因此本文选择使用 2021 年的模型进行该时段的预测。2022 年第四季度逐渐取消对跨区域人员的核酸、健康码等与隔离防范相关的凭证检查, 2023 年初本轮疫情正式宣布结束, 因此本文选择使用疫情前 2019 年的模型进行 2022 年第四季度后的预测。结果显示: 2022 年 3~4 月的碳排放量较去年同期有大幅度的下降, 说明 3~4 月上海地区的封控以及这波疫情对其他地区的辐射仍旧对全国的碳排放量产生了较大的影响; 而由于 2022 年第二季度第二产业贡献率较高, 导致该时段预测值偏大。

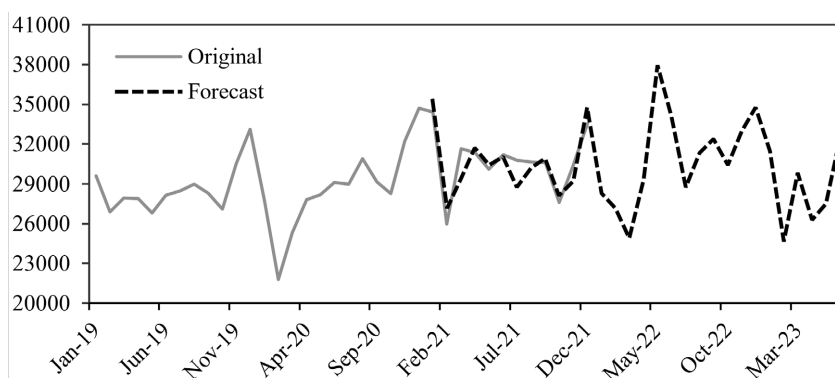


Figure 13. Forecast results of monthly mean carbon emissions based on regression model (tons), 2022~2023

图 13. 基于回归模型的 2022~2023 年月均碳排放量预测结果(吨)

3.4.2. SARIMAX 时间序列模型预测

通过观察可以发现碳排放序列随着时间逐渐增长, 并且具有以“年”为周期的季节性, 因此选择加入了季节因素的时间序列模型 SARIMAX 进行预测。本文使用 Python 中的 statsmodels 模块, 以 2:8 的比例将 2019 年到 2021 年的数据划分为测试集和训练集, 利用参数遍历法系统地选择最优值并采用 AIC 准则来评估模型的质量。运行结果显示最优的模型参数为 $(1, 1, 1) \times (1, 0, 0, 12)$ 。对模型的残差进行无序列相关性、零均值性以及正态分布性的检验(图 14)。残差时间序列在 2020 年第一季度有明显的变化, 其他时间段残差的波动并没有随着时间的变化而有较大的改变, 这一结果说明疫情对碳排放时间序列存在较

大的干扰; 正态直方图和 Q-Q 图均显示残差基本满足正态分布性; 残差的相关性图表明该序列是一个白噪声序列, 不存在自相关性。综上, 该时间序列模型基本通过了残差检验。计算得出模型的 R 方为 0.70, 预测结果较好。2022~2023 年碳排放量的时间序列预测结果如下。

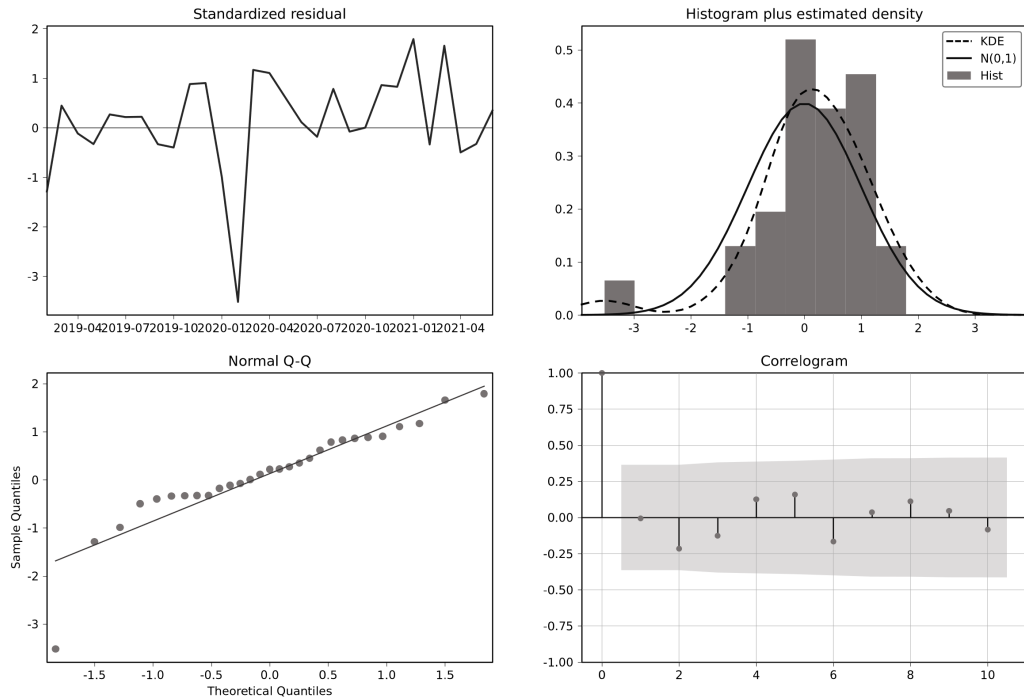


Figure 14. Residual test results of time series model (residual time series, normal histogram, Q-Q graph, residual correlation graph)
图 14. 时间序列模型残差检验结果(依次为: 残差时间序列、正态直方图、Q-Q 图、残差相关性图)

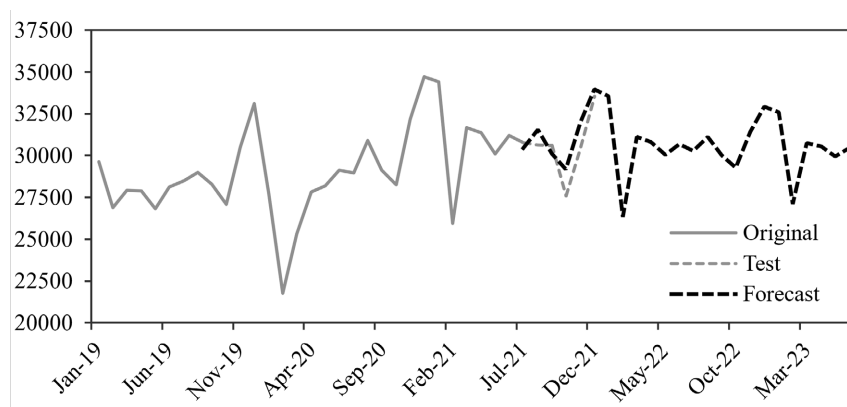


Figure 15. Forecast results of monthly mean carbon emissions based on SARIMAX model (tons), 2022~2023
图 15. 基于季节性时间序列模型的 2022~2023 年月均碳排放量预测结果(吨)

对比回归模型和季节性时间序列模型的预测结果, 可以发现季节性时间序列模型对 3 月碳排放量的预测结果比回归模型的预测结果高, 其原因是季节性时间序列模型预测时只依赖了以往的碳排放数据, 而前几年的碳排放时间序列仅在 2020 年第一季度受到了疫情冲击(图 14 中的残差时间序列图显示主要的冲击发生在 2020 年 2 月), 因此时间序列模型没有将 2022 年 3~4 月疫情的冲击加入到碳排放量的预测过

程中。

4. 结果与讨论

本文通过 STIRPAT 方程确定了影响中国碳排放量的四个经济因素,对疫情的严重程度和隔离政策进行量化,研究疫情对碳排放的影响。对于统计频率较低的数据,使用三次样条插值法对其进行频率转化。本文的研究得出了以下结论:

(1) 对数据进行逐年回归,发现由 STIRPAT 方程推导出的四个经济变量:经济水平、产业结构、固定资产投资和清洁能源使用率,能对 2019 年和 2021 年的碳排放量进行较好的拟合,其中经济水平(+)和清洁能源使用率(-)对 2019 年的碳排放量有显著的影响,并且经济水平相较其他变量的影响程度是最大的。

(2) 对于 2020 年的模型,采用分层回归的 s 方法对原始模型和疫情模型进行研究。发现加入疫情因素后模型变得显著,“确诊人数”和由客运量变化反映的“隔离政策强度”都会对碳排放量产生负向影响。但两个变量中,仅“确诊人数”对碳排放量存在显著的影响,并且其程度超过了其他四个经济变量。本文还发现,在第一轮疫情平稳后,隔离政策不再对碳排放量产生影响,说明其产生的效果是短期的。而“确诊人数”则仍会对碳排放产生一定的负向作用(持续到 2020 年底),但其影响程度大幅度下降。总体来说,疫情对碳排放量变化的直接影响主要发生在 2020 年第一季度,后三个季度碳排放量变化的首要原因仍为经济水平和清洁能源使用率。

(3) 本文还通过对三年的数据进行 Chow 检验,发现疫情发生前以及第一轮疫情平稳后,四个经济变量的影响程度发生了显著的变化。其中经济水平产生的影响程度有所下降,说明单位 GDP 产生的碳排放量减少,一定程度上能反映我国逐渐进入低碳经济发展模式。而第二产业固定资产投资的影响程度有所上升,其原因可能为:国家对建筑工程方面的财政刺激和复工复产活动,使得第二产业固定资产投资中高碳行业和项目的占比有所提高。投资结构的改变也可能是 2020 年第四季度碳排放量反弹的原因之一。纵观三年的回归结果,本文还发现清洁能源使用率在各个时段都显著地影响了碳排放的下降,并且其影响程度一直保持较高水平,说明清洁能源的使用率对我国碳减排工作的贡献是最为稳定的。

(4) 本文最后使用了 2021 与 2019 年的回归结果和季节性时间序列模型对 2022~2023 年的碳排放量进行了预测,结果显示回归模型能反映出 2022 年 3~4 月疫情的小幅冲击,但对第二季度的预测值偏大;而季节性时间序列模型的预测结果并没有显著体现出疫情的干扰。

“碳减排”是人类社会需要面对的一个持续性难题,虽然新冠疫情的发生暂时地减少了二氧化碳的排放量,但后续的经济复苏计划会在一定程度上提高高碳项目的投资比重,如何平衡好发展和减排是后疫情时代需要解决的一个问题。长远来看,进行能源结构转型,增加清洁能源的使用率是一个高效的减排手段。2021 年开始,我国出台的“双碳”政策以及碳排放权交易市场的完善,也能对碳排放量起到有效的管控与约束。

致 谢

本文在撰写期间和徐旭颖老师进行过有益探讨,在此致谢。

基金项目

由国家自然科学基金(No.12071349)支持。

参考文献

- [1] IEA (2021) Global Energy Review 2020. International Energy Agency, Paris.
- [2] WHO (2021) COVID-19 Dashboard. <https://covid19.who.int/info>

-
- [3] 王锋, 吴丽华, 杨超. 中国经济发展中碳排放增长的驱动因素研究[J]. 经济研究, 2010, 45(2): 123-136.
- [4] 董锋, 杨庆亮, 龙如银, 程铎博. 中国碳排放分解与动态模拟[J]. 中国人口·资源与环境, 2015, 25(4): 1-8.
- [5] Ehrlich, P.R. and Holdren, J.P. (1971) Impact of Population Growth. *Science*, **171**, 1212-1217. <https://doi.org/10.1126/science.171.3977.1212>
- [6] Dietz, T. and Rosa, E.A. (1994) Rethinking the Environmental Impact of Population, Affluence and Technology. *Human Ecology Review*, **1**, 277-300.
- [7] 渠慎宁, 郭朝先. 基于 STIRPAT 模型的中国碳排放峰值预测研究[J]. 中国人口·资源与环境, 2010, 20(12): 10-15.
- [8] 陈操操, 刘春兰, 汪浩, 等. 北京市能源消费碳足迹影响因素分析——基于 STIRPAT 模型和偏小二乘模型[J]. 中国环境科学, 2014, 34(6): 1622-1632.
- [9] 梁进, 杨晓丽, 郭华英, 等. 碳减排数学模型及其应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2020.
- [10] Le Quéré, C., Jackson, R.B., Jones, M.W., et al. (2020) Temporary Reduction in Daily Global CO₂ Emissions during the COVID-19 Forced Confinement. *Nature Climate Change*, **10**, 647-653. <https://doi.org/10.1038/s41558-020-0797-x>
- [11] Shan, Y.L., Ou, J.M., Wang, D.P., et al. (2021) Impacts of COVID-19 and Fiscal Stimuli on Global Emissions and the Paris Agreement. *Nature Climate Change*, **11**, 200-206. <https://doi.org/10.1038/s41558-020-00977-5>
- [12] Liu, Z., Ciais, P., Deng, Z., Lei, R.X., Davis, S.J., et al. (2020) COVID-19 Causes Record Decline in Global CO₂ Emissions. arXiv: 2004.13614. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.13614>
- [13] 刘竹, 崔夺, 邓铸, 等. 新型冠状病毒肺炎疫情对中国 2020 年碳排放的影响[J]. 科学通报, 2021, 66(15): 1912-1922.
- [14] 张毅, 张恒奇, 欧阳斌, 达亚彬. 绿色低碳交通与产业结构的关联分析及能源强度的趋势预测[J]. 中国人口·资源与环境, 2014, 24(11): 5-9.
- [15] 张春华, 高铁梅, 陈飞. 经济时间序列频率转换方法的研究与应用[J]. 统计研究, 2017, 34(2): 92-100.
- [16] Chow, G. (1960) Tests of Equality between Two Sets of Coefficients in Two Linear Regressions. *Econometrica*, **28**, 591-605. <https://doi.org/10.2307/1910133>