

“碳达峰”目标下 中国碳排放强度预测

——基于LSTM和ARIMA-BP模型的分析

胡剑波¹ 罗志鹏² 李 峰³

[内容摘要]本文基于LSTM神经网络模型并在一定的经济增长预期下推导预测出我国碳排放强度变化趋势,同时,建立ARIMA-BP神经网络模型作为验证模型对碳排放强度进行直接预测。研究结论为:(1)LSTM神经网络模型在验证集上的均方误差(MSE)为0.00001,平均绝对百分比误差(MAPE)为0.33%,表明模型泛化能力十分优秀,在LSTM神经网络模型预测框架下,中国碳排放强度将在2030年达到0.9237吨/万元,相较于2005年的碳排放强度2.9755吨/万元下降68.96%;(2)在ARIMA-BP神经网络模型的预测分析中,预估中国2030年碳排放强度能够下降至0.9840吨/万元,相较于2005年2.9755吨/万元的碳排放强度下降66.93%;(3)将ARIMA-BP神经网络模型得到的碳排放强度预测值与LSTM神经网络模型进行对比,LSTM模型在预测精度上的表现更佳,两个模型对于2030年碳排放强度值的预测相差0.0603吨/万元,对于碳排放强度较2005年降幅预测相差2.03个百分点,验证了本文预测模型的稳健性。

[关键词]碳达峰;碳排放强度;预测

中图分类号:F205 文献标识码:A 文章编号:1000-8306(2022)02-0089-13

一、引言

近年来,气候问题的严重性与紧迫性持续提升,各国在新一轮经济绿色复苏背景下正加紧合作并积极应对。气候变化背景下的绿色低碳发展趋势势必会引发一场全新的产业和技术革命,而中国当前正处在实践者和引领者的位置。2020年9月22日,习近平总书记在第七十五届联合国大会一般性辩论上宣布中国“二氧化碳排放力争于2030年前达到峰值,努力争取2060年前实现碳中和”,向国际社会展现了中国政府以前所未有的雄心和着手应对气候变化问

作者简介:胡剑波(1982—),贵州财经大学经济学院,教授。电子邮箱:hjbbo@126.com。

罗志鹏(1997—),贵州财经大学经济学院。电子邮箱:luozhipeng1997@163.com。

李 峰(1975—),山西省社会科学院生态文明研究所,副研究员(通讯作者)。电子邮箱:13834654500@163.com。

基金项目:本文受贵州省2021年度哲学社会科学规划课题重点项目“‘碳达峰’背景下贵州工业碳排放强度及影响因素研究”(21GZZD58)的资助。

题的积极态度；紧接着，在气候雄心峰会上，习近平总书记进一步宣布“到2030年，中国单位国内生产总值二氧化碳排放将比2005年下降65%以上”。2021年3月15日，习近平总书记在中央财经委员会第九次会议上强调“把碳达峰、碳中和纳入生态文明建设整体布局”。毋庸置疑，无论是生态文明建设还是经济社会可持续发展的需要，我国都已经进入了以减碳为战略抓手的发展新时期。^[1]必须明确的是，应对气候问题的初衷是为了实现高质量可持续发展，而高质量可持续发展必须做到在经济增长与CO₂排放的统筹协调中找到一条发展的均衡路径，避免倒向盲目经济扩张或者运动式“减碳”两个极端。碳排放可以根据排放的来源与产生的目的分为生产性碳排放即产业部门碳排放与生活性碳排放即居民消费碳排放。根据IPCC方法测算得到，中国产业部门碳排放占总碳排放的比重从2001年开始就超过了95%，且保持持续上升态势，虽然在2012年后有一定的降低，但仍然占据碳排放量的绝对主导地位（见图1）。

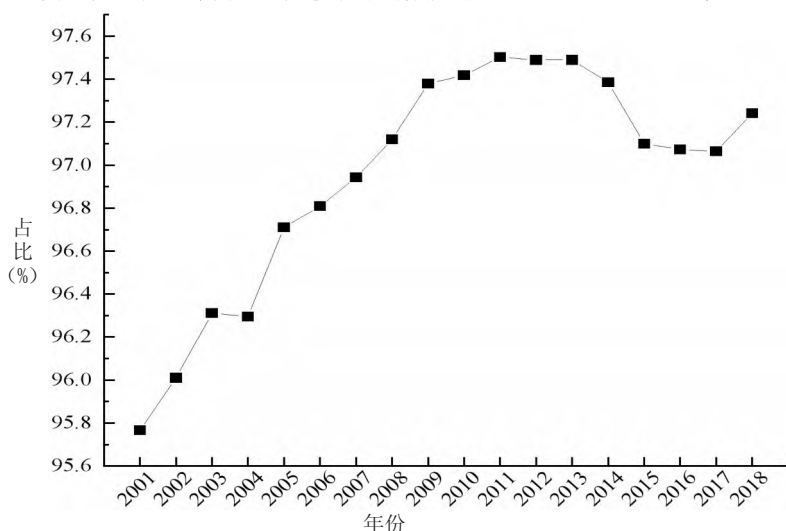


图1 2001—2018年中国产业部门碳排放占总碳排放的比例变化趋势

作为碳排放最大来源的产业部门是碳减排行动的重点对象与主要抓手。可以预见的是，在“碳达峰”目标硬性约束下，相关部门会加大减碳政策力度，对产业部门生产活动施加直接且带有强制性的产量或成本约束条件，促使产业部门加快绿色低碳化步伐，其碳排放将由升转降。而针对居民消费的减碳措施却由于居民消费的民生属性特点，通常只能通过引导的方式推进，很难设立明确的碳减排时间表与目标值，未来碳排放规模的变化没有十分强的预期，但毫无疑问，居民消费碳排放也是“碳达峰”目标实现不容忽视的一个重要环节。由此可见，CO₂排放问题的复杂之处在于，它不仅仅是一个事关气候变化的科学问题，更是对外争取发展利益以及对内具有广泛民生影响的重要战略问题，因此，拥有对碳排放趋势的理性认识和预期，能够较为有效地防止地方政府出现运动式减碳行动或是选择“拉闸限电”式减碳方式，确保守住民生、发展和安全底线。在科学预测产业部门碳排放趋势的基础上，推导出居民消费碳排放

“2030年前碳达峰”目标下的空间大小,也会有助于科学制定相应的引导居民低碳生活方式的政策措施。基于此,本文在“碳达峰”约束以及碳排放强度目标下通过LSTM神经网络模型对中国总碳排放、居民消费碳排放进行预测,间接推导出产业部门碳排放以及在相应的GDP增长预期下的中国碳排放强度。另外,为防止出现单一模型的极端偏差,以ARIMA-BP神经网络模型作为验证模型对中国的碳排放强度进行直接预测,得出的结果与LSTM神经网络模型间接推出的碳排放强度进行比较,以此确保模型的稳健性和结果的可靠性,从而为政府制定相关的产业低碳化政策以及引导低碳消费提供数据参考和科学理性预期。

二、文献回顾

与本文研究对象相关的预测方法以及模型工具大致可以归类为情景分析预测方法、灰色预测模型、计量模型以及神经网络模型四类。(1) **情景分析预测**建立在经验判断与模型设定的基础之上,通常是借助数理或者计量模型归纳总结出碳排放在各因素影响下的变动趋势,并通过经验判断以及其他实证分析得出的结论对各影响因素的改变进行设定,以此推断出碳排放将呈现怎样的变化。其中,STIPART模型通常用作情景分析的基准模型,是对国家地区层面碳排放规模变化趋势预测的重要框架,而STIRPAT是从IPAT恒等式演化而来的,IPAT恒等式将环境压力分解为来自人口规模、富裕程度以及技术三者共同的压力。由于研究的需要,Waggoner和Ausubel(2002)将技术细化为单位产值的技术水平以及单位技术对环境造成的压力,即ImPACT恒等式^[2]。随后,越来越多的研究显示,单纯的线性拟合无法很好地解释各因素对环境产生的影响,如著名的EKC就将经济产出与环境压力描述成一种倒“U”型关系,York等(2003)进一步拓展出了STIRPAT模型,该模型对非线性因素以及随机因素进行了刻画。^[3]渠慎宁和郭朝先(2010)利用该模型对各省碳排放的因素的影响趋势做了判断,并在假设维持人口、财富、技术三者之一或者之二保持不变的前提下,分情境预测我国碳排放可能出现的峰值,得出的结论为峰值将出现在2020—2045年。^[4]彭希哲和朱勤(2010)也采用了该模型并进行了一些完善,认为除了人口规模外,人口结构因素也应该纳入分析中,且实证的结果为人口结构的改变推动我国碳排放上升的力度已经超过人口规模^[5]。何小钢和张耀辉(2012)则将工业特征的因素纳入模型,中国工业碳排放变化的典型事实是呈现“N”型趋势。^[6]张国兴和苏钊贤(2020)在STIRPAT模型的基础上设置了8种情景,预测2030年黄河流域的交通运输碳排放大致在2亿~2.5亿吨之间。^[7](2) **灰色预测**方法基于灰色系统的概念,而灰色系统介于信息充分可知的白色系统以及完全不可知的黑色系统之间。灰色理论倾向于单纯从数据出发,对随机干扰设置一个较低的权重,并强化具有明显规律的信息,累加形式是数据生成的主要方法。王永哲和马立平(2016)以吉林省历史人均能源消费情况为基础构建了一个GM(1,1)模型,预测2016—2018年能源消费仍将保持高位以及维持较高的增长速度^[8]。王兴等(2017)在对西南地区碳排放问题进行分析时,引入灰色模型,估计到2020年该地区的农业碳排放量将

达到1.69亿吨上下。^[9] (3) **计量方法**是经济学研究中常用的预测方法。这类方法主要建立在线性模型的基础上,通过定量分析数据自身的动态关系进行递归预测。典型的方法有向量自回归(VAR)、差分整合移动平均自回归(ARIMA)等,VAR相较于ARIMA模型考虑了多个向量之间的潜在关系(如宏观指标中的失业与通胀的联系),而ARIMA则充分挖掘了随机扰动项中除噪音以外的有用信息。邱硕等(2016)运用ARIMA模型对陕西省未来能源需求进行了预测,认为陕西省需要合理优化各行业的用能结构;^[10]陆旸(2011)用VAR模型模拟了碳税对产出和就业的冲击影响,认为由于所得税具有中性性质,碳税的出台可能会给予经济一定负面影响;^[11]邢毅(2015)构建VAR模型,考察能源、经济与信贷三者的动态联系;^[12]杨玉文和吴爱玲(2020)基于1997—2015年7个省份或地区的面板数据,从结构型指标和数量型指标入手,将经济、社会、能源三因素纳入VAR模型中,进而对碳排放的变化趋势进行预测。^[13] (4) **神经网络模型**受人的神经元结构启发,以反馈机制以及激活函数为特点,采用梯度下降的搜索求解机制,能够很好地捕捉数据中的非线性关系。特别是在处理复杂非线性、不连续和高频多维的数据上具有显著优势。^[14]姜钰(2012)在对国有林区的研究中,基于RBF神经网络构建了衡量经济发展与循环低碳协调关系的评价体系,发现国有林区的低碳发展势头较弱。^[15]陈蔚(2015)组合了ARIMA和神经网络模型,在预估中国的对外贸易额时证明了组合方法能够较好地改善单一线性模型的预测误差。^[16] **LSTM神经网络模型的提出最早是为了弥补简单RNN模型对长期依赖关系挖掘的短板,**^{[17][18]} **后来被广泛用于诸如如金融时间序列和音序列的处理等,且已在经济与金融预测领域得到了较好的应用。**欧阳红兵等(2020)比较了多种模型对时序序列的预测效果,实证结果表明, **LSTM神经网络模型相较于其他模型具有更高的预测精度。**^[19]就神经网络模型的精度以及计量模型的精度进行比较的文献并不少见,普遍认为神经网络模型在预测方面的表现比计量模型更为优秀。以GDP为例,周建和况明(2015)在研究中,发现神经网络模型特别是LSTM神经网络模型的预测误差与传统VAR、BVAR模型的预测误差相比,神经网络特别是LSTM神经网络模型能更好地捕捉数据中可供预测的信息,进而拥有更高的精度。^[20]

纵观现有文献,情景分析方法的准确性十分依赖人为主观的判断。另外,由于纳入的因素过多,一方面,虽然能够加大模型的解释力度,但更大的可能性是引入更多的不确定性,特别是STIRPAT模型框架下,影响碳排放的各因素作用力度能否被较为准确地估计首先就是一个问题,其次对于各因素未来的趋势判断本身就具有一定的不确定性,这意味着在此框架下的预测会有较高的模型风险。而灰色预测模型虽然对数据的要求很低,甚至很少的样本也能进行预测,但是由于灰色预测的指数类预测方法性质,并没有考虑系统的随机性,累积的误差会使中长期的预测有较大的偏差。传统文献在预测的相关研究中更倾向诸如VAR以及ARIMA等经典计量时间序列模型,VAR以及ARIMA等模型虽然可以很好地捕捉数据中的趋势以及简单的非线性特征,但对于波动以及复杂非线性的刻画显然要大大弱于神经网络模型。另一方面,神经网络

虽然能够改善预测的精度,但就经济意义解释而言却远不如传统计量经济学模型。从总体上看,对于哪种模型更具有优势存在较大的争论。不过,就碳排放领域的相关预测而言,现有研究仍有可以优化的空间,所以本文的边际贡献在于:(1)在LSTM神经网络模型框架下对国家层面碳排放总量以及居民消费碳排放量进行预测,进而预测中国2030年的碳排放强度,将LSTM神经网络模型引入碳排放相关领域的预测,强化了对碳排放数据中非线性化规律的识别;(2)将ARIMA模型和BP神经网络模型进行结合,以此作为验证模型,一方面提高了模型的解释力,另一方面,优化了对碳排放强度的预测精度;(3)综合对比了LSTM神经网络模型分步预测与ARIMA-BP神经网络模型直接预测的碳排放强度结果,互为印证,减少单一模型出现较大偏离可能性,确保模型的可靠性以及稳健性,减缓了预测中的模型风险。

三、方法选取、模型构建与数据来源

(一) 中国碳排放及碳排放强度的预测方法与模型构建

1. LSTM神经网络模型

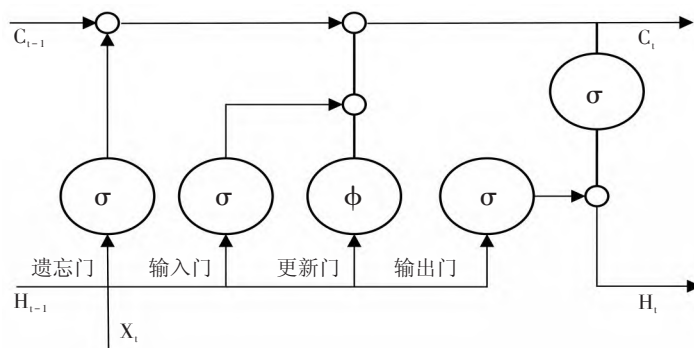


图2 LSTM神经网络核心结构

LSTM神经网络模型像一般的人工神经网络模型一样,也是通过多层线性加权求和以及非线性激活函数嵌套来捕捉数据的信息。其独特之处在于,LSTM神经网络模型在改进RNN模型的基础上加入了门控机制以使模型对长期的信息能够进行更好地学习。通常而言,经济增长以及碳排放量的变动不仅会受到来自近期的影响,而且过去的任意时期都有可能对未来的变动趋势造成冲击。不过,过去的时间节点离现在越远造成的影响可能就会越小,因此,LSTM神经网络的门控机制就能够充分发挥作用,过滤掉冗余信息并筛选出历史数据对预测有帮助的有效预测信息。LSTM神经网络模型的核心工作原理如图2所示。其中, X_t 是新传入训练过程的参数信息,如碳排放数据向量。 H_{t-1} 表示上一次迭代过程的阶段性结果,遗忘门对 H_{t-1} 中进入激活函数的信息进行筛选, C_{t-1} 和 C_t 为上一个时期的学习结果状态以及这档期的学习结果状态,更新门的作用就是用于更新该状态,最后由输出门控制将有效的信息输出,通过多次迭代修正误

差即可获得较优的预测模型。具体操作中,采用LSTM神经网络模型对国家层面碳排放总量以及居民消费碳排放量进行滚动窗格预测,并结合对2020—2030年中国GDP增长率的预期,最终推导估算出2030年的国家碳排放强度。

2. ARIMA-BP神经网络模型

ARIMA模型包含AR过程即自回归过程以及MA过程即移动平均过程,^[21]且是一种平稳的建模技术,要求数据具有平稳性,对于不平稳的数据可以通过差分或者寻找协整关系使数据平稳。ARIMA模型的表达式为:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \cdots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_p \varepsilon_{t-p}$$

式(1)中, β 为各个滞后变量的系数, θ 为随机扰动项及其滞后项系数组成的移动平均系数。假设 $\{\varepsilon_t\}$ 为白噪声序列,该模型可以写作ARIMA(q, d, p), q 为自回归过程最优滞后阶数, p 为移动平均过程的最优滞后阶数, d 为使数据平稳需要差分的阶次。

BP神经网络的结构通常如图3所示的3层,其中隐含层由神经元以及激活函数等组成,BP神经网络的算法原理是输入层获得数据后将数据前向传播到隐含层,隐含层将处理的数据传入激活函数然后再进一步输出到输出层,输出层通过梯度下降算法将误差反向传递,不断循环上述过程符合预先设置的误差阈值后跳出循环得到预测模型。本文构建的BP神经网络共有2个隐含层:第一个隐含层设置了10个神经元,第二个隐含层设置了6个神经元,激活函数为sigmoid函数。

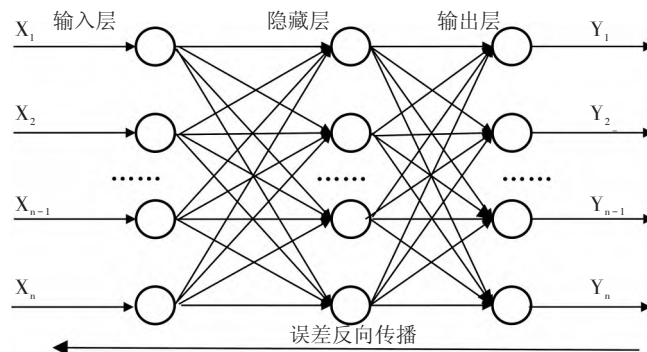


图3 BP神经网络结构

以ARIMA-BP神经网络为辅助模型,用于对LSTM框架下的碳排放强度预测的验证,将碳排放强度的变动分为没受到新外部冲击情况下可能的趋势和受到其他干扰的变动,ARIMA模型主要用于碳排放强度趋势进行捕捉,而BP神经网络则是对ARIMA模型的残差进行优化,即捕捉碳排放强度变化中的非线性信息,以预测未来在特定碳排放强度水平下对应的非线性信息以及可能的干扰。两个模型预测加总即为综合模型的预测值。

(二) 数据来源及处理

本文研究所需增加值以及能源消费数据以《中国统计年鉴》和《中国能源统计年鉴》

(2002—2019年)为基础,且历年价值量数据根据平减指数全部转换为2005年不变价格(中国的碳排放强度目标以2005年为基准)。在计算产业部门的碳排放时,本文采用Liu等(2015)^[22]以及Shan等(2018)^[23]研究中的8种主要能源的分行业排放系数以及水泥过程排放系数作为碳排放计算的具体参数,为避免重复计算,根据能源平衡表剔除掉加工转换以及损耗的能源量。在对神经网络训练时,将碳排放或GDP原始数据的前15个数据作为训练集,将余下的数据作为验证集,为保证模型能够较快地收敛以及搜索到较优的解,选择Adam优化器对数据进行训练,且在神经网络模型训练前将数据进行归一化处理,待训练完成后再进行反归一化操作作为最终输出结果。另外,由解振华指导、何建坤主编以及清华大学气候变化与可持续发展研究院联合编写的《中国长期低碳发展战略与转型路径研究》综合报告中认为,“十四五”期间GDP年均增速超过5%，“十五五”期间也将保持年均4.8%左右的水平。^[24]本文参考这一观点,将“十四五”期间的年均增速设定为5%,将“十五五”期间的年均增速设定为4.8%,以此作为GDP预测的基础。

四、实证结果与分析

(一) LSTM神经网络模型预测分析

将碳排放序列中的前 t 期的值组成的矩阵作为输入特征数据传到LSTM神经网络过程中对进行训练,并将 $t+1$ 时期的数据值作为输出的误差校正对比值,以上两组数据构成了监督学习数据的一个批次(batch), t 为神经网络训练的时间窗口。本文经过对比调试,选择时间窗口 $t=8$,送入LSTM神经网络的一批数据包含的组数为4。待训练好LSTM神经网络模型后,具体的窗口滚动方式参照张劲帆等(2018)^[25]的研究,采用前向滚动窗口预测方法,即在样本外预测时,将样本内数据作为特征数据传入模型得到的一步预测值扩充入样本数据内,并再一次使用扩充后的样本重复以上过程,从而得到最终目标年份2030年产业部门碳排放量以及居民消费碳排放量的预测值。具体训练过程中,运用模型回调机制,设置均方误差(MSE)标准为0.01,当训练的模型均方误差小于该值时,跳出训练循环。最终训练模型均方误差为0.0058,进一步查看模型在验证集上的表现,在验证集上得到的模型MSE为0.00001,平均绝对百分比误差(MAPE)低至0.33%,表明模型不仅拟合效果良好且泛化能力也十分优秀。中国总体碳排放量的变动预测趋势如图4所示,2020年后碳排放在攀升一段时间后便呈现震荡回落趋势,模型预测2030年中国碳排放总量将达到91.50亿吨。^①参照《中国长期低碳发展战略与转型路径研究》综合报告的情景设定,将以2005年不变价表示的2020年的GDP推演延续至2030年,预计中国GDP在2030年达到99.05万亿元(2005年不变价),则彼时中国的碳排放强度将达到0.9237吨/万元,相较于2005年的碳排放强度2.9755吨/万元下降68.96%,能够实现“2030年碳排放强度下降65%以上”的目标。

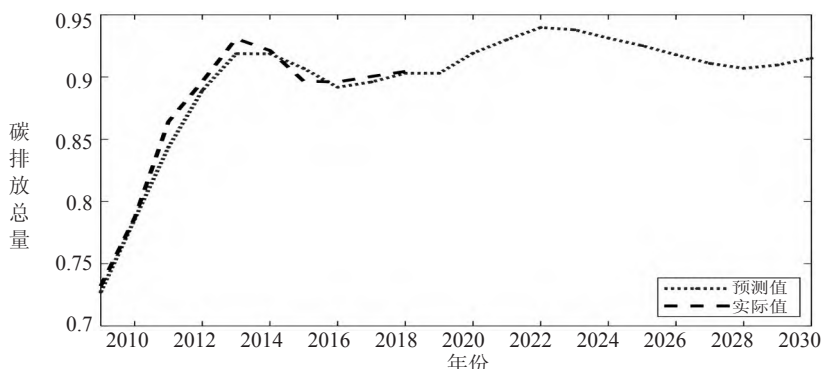


图4 中国碳排放总量的LSTM神经网络模型预测

同理，进一步使用LSTM神经网络模型对居民消费碳排放的趋势进行预测。居民消费碳排放的LSTM神经网络模型预测结果如图5所示。根据数值大小选择损失函数为MSE，设置回调均方误差标准为0.01，当训练的模型平均绝对误差小于该值时，跳出训练循环。最终训练模型均方误差为0.0021，进一步将验证集中的数据代入模型中，在验证集上的MAPE为7.67%，表明模型泛化能力较好。根据预测值，中国居民消费碳排放到2030年将达到4.73亿吨，通过推导可以得到中国产业部门的碳排放到2030年将达到86.77亿吨。

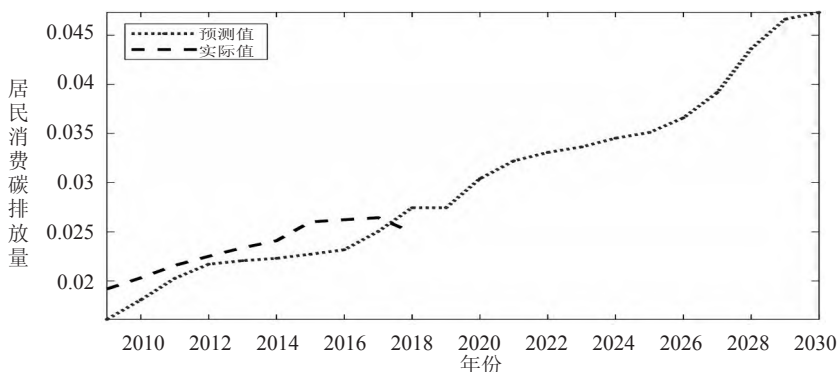


图5 居民消费碳排放量的LSTM神经网络模型预测

可以看到，居民消费的碳排放量与产业部门碳排放量之间存在巨大的绝对差距，国家总碳排放是由产业部门生产活动所主导的。但是，根据LSTM神经网络模型的预测结果，居民消费碳排放与产业部门碳排放的比率将从2018年的2.84%上升到2030年的5.45%，产业部门碳排放与居民消费碳排放之间的差距将会出现逐渐收窄的趋势。在“四化”同步推进的条件下，居民消费环境以及收入都会大大改善，居民直接的能源消费也会随之增加，进而推高居民消费碳排放，居民消费碳排放最终将会呈现出模型中的温和上升趋势。

（二）ARIMA-BP神经网络模型预测分析

上文在LSTM神经网络模型的框架下对中国碳排放总量以及居民消费碳排放量进行了预测

分析,进而在特定的经济增长预期下推导出我国碳排放强度在2030年的预测值。为了提高预测的稳健性以及防止出现极端预测误差的情况,进一步建立ARIMA-BP神经网络模型采取对碳排放强度进行直接预测的方式,交叉验证碳排放强度预测的可靠性。ARIMA作为一种平稳性建模的技术,对数据有平稳性要求,首先对碳排放强度序列进行ADF检验,得到的检验结果汇报在表1中。CI代表碳排放强度序列,伴随概率的 t 统计量为-1.8588,无法在5%的显著性水平下拒绝存在单位根的假设,对CI序列取1阶差分得到DCI序列,再次进行ADF检验,检验报告的伴随概率 t 统计量为-2.9715,在1%的统计性水平上拒绝了单位根假设,可以认为经过1阶差分后的碳排放强度序列是平稳的。

表1 ADF 检验结果

序列名称	伴随概率 t 统计量	P值	是否平稳
CI	-1.8588	0.0607	否
DCI	-2.9715	0.0057	是

进一步考察差分后的碳排放强度序列的自相关系数以及偏自相关系数以选择滞后阶数。图6汇报了差分后的碳排放强度序列的各阶自相关系数及偏自相关系数,与0.5以及-0.5刻度线水平的两条直线之间的区域表示95%的置信区间。可以看到,一阶自相关系数与二阶自相关系数均落到了95%的置信区间之外,而一阶偏自相关系数超出置信区间,证明存在一阶截尾,再综合AIC信息准则,确定模型AR过程的滞后阶数为1,而MA过程的滞后阶数为2,即建立ARIMA(1, 1, 2)模型。

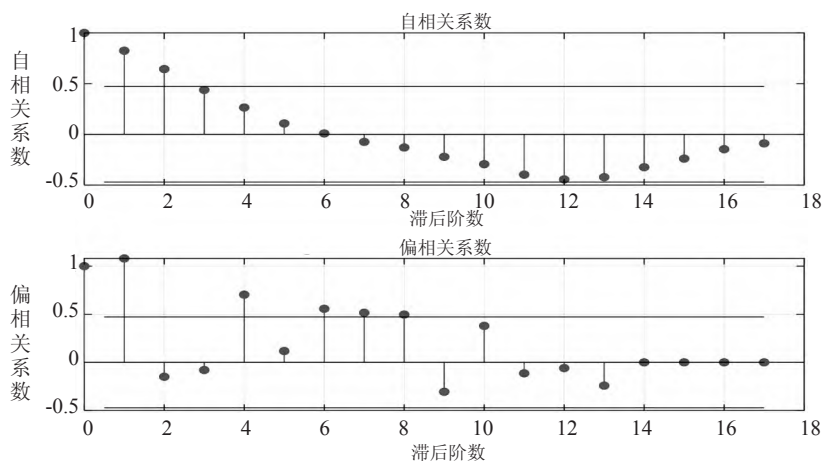


图6 一阶差分后的碳排放强度序列自相关与偏自相关系数

ARIMA(1, 1, 2)模型拟合预测值的结果显示,模型MSE为0.0736,MAPE为9.24%,将碳排放强度序列的预测值进行差分还原,得到的趋势预测结果如图7所示。可以看到,ARIMA模型仅对碳排放强度变动大致线性趋势进行了捕捉,数据中两段较大的攀升反弹都没有得到很好地刻画,说明该单一模型的优化改进空间较大。

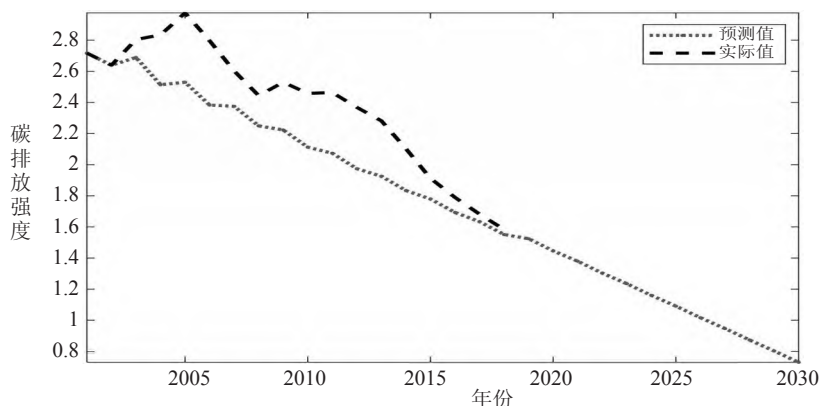


图7 碳排放强度趋势的ARIMA模型预测

进一步地，由于碳排放强度是由经济运行以及碳排放活动交织而成的复杂结果，很难将所有影响变化的因素纳入考虑，因此，在对趋势进行拟合后再对误差进行分析，挖掘其中有价值的信息就显得十分重要。本文采用BP神经网络模型对数据中的ARIMA模型中潜在的遗漏信息进行进一步挖掘。具体的步骤是，在获得ARIMA模型的预测误差序列后，建立分别由10个神经元和6个神经元组成的2层隐含层BP神经网络，将误差数据按时序传入，输入节点设置为4，输出节点设置为1，采用滚动窗口的方式将上一期的误差继续传入神经网络作为输入的一部分不断修正模型。组合模型对碳排放强度的变动预测如图8所示。

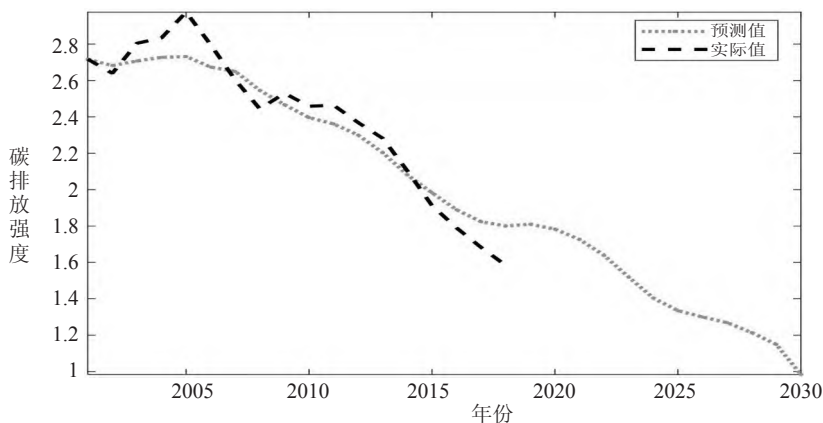


图8 碳排放强度趋势的ARIMA-BP神经网络组合模型预测

图8中可以看出，相较于单一的ARIMA模型，组合模型对碳排放强度变动的拟合效果更佳，ARIMA-BP神经网络模型的MSE为0.0112，MAPE为3.15%，较大提升了模型的预测效率，模型预估中国2030年的碳排放强度能够下降至0.9840吨/万元，相较于2005年2.9755吨/万元的碳排放强度将下降66.93%，能够实现我国提出的2030年碳排放强度目标。对预测模型进行交叉验证，将ARIMA-BP神经网络模型得到的碳排放强度预测值与LSTM神经网络模型框架下推导

的结果进行对比, ARIMA-BP 神经网络模型的预测精度不及 LSTM 神经网络模型, 两个模型对于碳排放强度值的预测相差 0.0603 吨/万元, 而对于碳排放强度的降幅预测相差 2.03 个百分点, 互相验证了模型的稳健性以支撑本文结论的可靠性。

五、结论与政策建议

本文基于 LSTM 神经网络模型对中国碳排放总量以及居民消费碳排放量进行了预测分析, 并在一定的经济增长预期下推导出我国的碳排放强度。同时, 进一步建立 ARIMA-BP 神经网络模型对碳排放强度进行直接预测。本文的主要结论为: (1) 在 LSTM 神经网络模型预测框架下, 预计中国的碳排放强度将在 2030 年达到 0.9237 吨/万元, 相较于 2005 年的碳排放强度 2.9755 吨/万元下降 68.96%; 中国的碳排放是由产业部门生产活动所主导的, 当居民消费碳排放比重将持续上升, 其与产业部门碳排放的比率将从 2018 年的 2.84% 上升到 2030 年的 5.45%。(2) 单一 ARIMA 模型对碳排放强度的预测值显著偏低, 反映出现实中碳减排的反弹压力较大, 碳排放强度较难实现平稳下降, 因此引入 BP 神经网络对外部冲击进行捕捉是必要的; 在 ARIMA-BP 神经网络模型预测分析中, 预估中国 2030 年的碳排放强度能够下降至 0.9840 吨/万元, 相较于 2005 年 2.9755 吨/万元的碳排放强度下降了 66.93%。(3) 为减缓模型风险, 将 ARIMA-BP 神经网络模型得到的碳排放强度预测值与 LSTM 神经网络模型进行对比, LSTM 神经网络模型在预测精度上的表现更佳; 两个模型对于 2030 年碳排放强度值的预测相差 0.0603 吨/万元, 碳排放强度较 2005 年降幅预测相差 2.03 个百分点, 验证了本文预测模型的稳健性。

根据研究结论, 本文提出的政策建议为: (1) 稳定碳排放强度预期, 稳打稳扎推进“碳达峰”工作。“碳达峰”工作是事关经济社会大局的重大问题, 应坚持稳中求进总基调, 先立后破, 守住国家能源安全和经济发展的底线, 防止过度反应, 不仅应在经济增长上稳定预期, 也要对碳排放的长期趋势有科学合理的判断, 稳定住对碳排放强度的预期, 低碳政策应着眼于长期、大局, 避免过急或是力度不够, 切实把握低碳政策的时度效。(2) 加强绿色低碳指引, 着力培育公民低碳环保的社会责任感。在本文的预测模型中, 产业部门的碳排放在达到一定峰值后就呈下降趋势, 但居民消费碳排放是在持续上升的, 这一方面需引起重视, 因为居民的高碳生活方式不仅仅在能源直接消费中使碳排放激增, 更重要的是居民的高碳消费倾向所间接引发经济系统的高碳生产对碳排放的影响是不容小觑的。因此, 应当对居民部门的碳排放问题给予更多的重视, 加大力度、创新形式来宣传推广绿色低碳生活方式, 让广大公民在认知的过程中增强低碳环保意识, 增强社会责任感, 并促使更多潜在的“绿色低碳消费者”转变为“绿色低碳消费实践者”。(3) 以产业部门为“碳达峰”工作抓手, 协调推进供给侧需求侧节能降碳。产业部门作为碳排放最大来源, 其演变过程主导了中国碳排放的变化趋势, 且产业部门作为生产主体, 是可以采用多种途径加以规制, 如强制性的政策法规、市场化的手段等。因此, 一方面应继续采取科学措施合理规制产业部门的碳排放行为, 持续调整优化产业结构、能源结构;

另一方面,也应加强产业部门与居民部门协同减碳,加快相关制度、政策的设计、制定,扫除扩大碳交易市场范围的制度性和技术性障碍,发挥市场在配置碳排放空间资源的作用,用市场机制将碳排放问题引发的外部性问题内生,促进产业部门与居民部门形成碳成本传递闭环,形成低碳发展的良性循环。☆

注 释:

①值得说明的是,LSTM可以对动态趋势能够进行很好的捕获,但是由于信息中噪声的存在以及本文研究的重心不是碳排放峰值,验证模型仅针对碳排放强度,并不对具体的达峰时点进行判断,但可以认为2022—2028年是最有可能的达峰平台期。另外,模型对2030年中国碳排放总量的预测值为91.5亿吨,也只是说明平均而言2030年的碳排放总量在91.5亿吨附近的概率很大,并不意味着本文预测中国2030年就是91.5亿吨的排放量,因为从连续变量的概率分布上看,每一个具体数值出现的概率都为0。

主要参考文献:

- [1]黄承梁. 构建人与自然生命共同体的基本原则[J]. 红旗文稿, 2021(13):41-43.
- [2]Waggoner P, Ausubel J. A Framework for Sustainability Science: A Renovated IPAT Identity[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2002, 99(12):7860-7860.
- [3]York R, Rosa E, Dietz T. STIRPAT, IPAT and ImPACT: Analytic Tools for Unpacking the Driving Forces of Environmental Impacts[J]. Ecological Economics, 2003, 46:351-365.
- [4]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.
- [5]彭希哲, 朱 勤. 我国人口态势与消费模式对碳排放的影响分析[J]. 人口研究, 2010, 34(1):48-58.
- [6]何小钢, 张耀辉. 中国工业碳排放影响因素与CKC重组效应——基于STIRPAT模型的分行业动态面板数据实证研究[J]. 中国工业经济, 2012, 286(1):26-35.
- [7]张国兴, 苏钊贤. 黄河流域交通运输碳排放的影响因素分解与情景预测[J]. 管理评论, 2020, 32(12):283-294.
- [8]王永哲, 马立平. 吉林省能源消费碳排放相关影响因素分析及预测——基于灰色关联分析和GM(1, 1)模型[J]. 生态经济, 2016, 32(11):65-70.
- [9]王 兴, 马守田, 濮 超, 等. 西南地区农业碳排放趋势及影响因素研究[J]. 中国人口·资源与环境, 2017, 27(S2):231-234.
- [10]邱 硕, 王雪强, 毕胜山, 等. 陕西省能源需求预测及其影响因素分析[J]. 中国管理科学, 2016, 24(S1):921-926.
- [11]陆 旸. 中国的绿色政策与就业:存在双重红利吗?[J]. 经济研究, 2011, 46(7):42-54.
- [12]邢 毅. 经济增长、能源消费和信贷投放的动态关系研究——基于碳排放强度分组的省级面板实证分析[J]. 金融研究, 2015(12):17-31.
- [13]杨玉文, 吴爱玲. 民族地区碳排放驱动机制分析及趋势预测[J]. 云南民族大学学报(哲学社会科学版), 2020, 37(3):88-95.
- [14]肖争艳, 刘玲君, 赵廷蓉, 等. 深度学习神经网络能改进GDP的预测能力吗?[J]. 经济与管理研究, 2020, 41(7):3-17.
- [15]姜 钰. 国有林区低碳循环经济耦合发展测度分析[J]. 中国软科学, 2012(1):107-115.
- [16]陈 蔚. 基于线性ARIMA与非线性BP神经网络组合模型的进出口贸易预测[J]. 统计与决策, 2015(22):47-49.
- [17]Ugurlu U, Oksuz L, Tas O. Electricity Price Forecasting Using Recurrent Neural Networks[J]. Energies, 2018, 5(11):1-23.
- [18]Swapna G, Vinayakumar R, Soman K. Diabetes Detection Using Deep Learning Algorithms[J]. ICT Express, 2018, 4(4):243-246.
- [19]欧阳红兵, 黄 亢, 闫洪举. 基于LSTM神经网络的金融时间序列预测[J]. 中国管理科学, 2020, 28(4):27-35.
- [20]周 建, 况 明. 中国宏观经济动态传导、可靠性及货币政策机制[J]. 经济研究, 2015(2):31-46.

- [21] Contreras J, Espinola R, Nogales F J, et al. ARIMA Models to Predict Next-Day Electricity Prices[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(3):1014-1020.
- [22] Liu Z, Guan D, Wei W, et al. Reduced Carbon Emission Estimates from Fossil Fuel Combustion and Cement Production in China[J]. Nature, 2015, 524(7565):335-8.
- [23] Shan Y, Guan D, Zheng H, et al. China CO₂ Emission Accounts 1997—2015[J]. Scientific Data, 2018, 5:170201.
- [24] 项目综合报告编写组.《中国长期低碳发展战略与转型路径研究》综合报告[J]. 中国人口·资源与环境, 2020, 30(11):1-25.
- [25] 张劲帆, 刚健华, 钱宗鑫, 等. 基于混频向量自回归模型的宏观经济预测[J]. 金融研究, 2018(7):34-48.

Prediction of China's Carbon Emission Intensity Under the Goal of Carbon Peak ——Analysis Based on LSTM and ARIMA-BP Model

Hu Jianbo¹ Luo Zhipeng² Li Feng³

Abstract: Based on LSTM neural network model, the change trend of China's carbon emission intensity is indirectly predicted by setting a certain economic growth expectation. At the same time, ARIMA-BP neural network model is established as a verification model to directly predict the carbon emission intensity. The research conclusions are as follows: (1) the mean square error (MSE) of LSTM neural network model on the validation set is 0.00001 and the average absolute percentage error (MAPE) is 0.33%, indicating that the generalization ability of the model is very excellent. Under the prediction framework of LSTM neural network model, China's carbon emission intensity will reach 0.9237 tons per 10000 yuan in 2030, Compared with the carbon emission intensity of 2.9755 tons in 2005, the carbon emission intensity will be reduced by 68.96%; (2) In the prediction and analysis of ARIMA-BP model, it is estimated that China's carbon emission intensity can be reduced to 0.9840 tons per 10000 yuan in 2030, which is 66.93% lower than that of 2.9755 tons per 10000 yuan in 2005; (3) Comparing the predicted value of carbon emission intensity obtained by ARIMA-BP model with LSTM neural network model, LSTM neural network model performs better in prediction accuracy, and the difference between the two models for the prediction of carbon emission intensity in 2030 is 0.0603 tons per 10000 yuan, and the difference between the prediction of carbon emission intensity and that in 2005 is 2.03 percentage points, with small error, which proves that the prediction model in this paper is robust.

Key words: Carbon Peak; Carbon Emission Intensity; Forecast

(责任编辑:廖中新)

收稿日期:2021-12-29