

数字经济对碳排放的影响机制与预测——基于双输入特征 LSTM 模型的构建

陈皓月 毛瀚廷* 郑泽弘

(广东工业大学经济学院, 广东 广州 510520)

摘要: 本文构建了包含数字基础设施、数字创新环境、数字产业规模和数字融合程度四个维度的数字经济指数测度体系, 结合双输入特征 LSTM 深度学习模型, 系统研究了中国各省份数字经济发展水平及其对碳排放的影响。研究发现: 我国数字经济发展呈现显著区域异质性, 东部地区指数高且技术创新优势突出, 中部地区相对平衡且年均增速稳定, 西部地区增长潜力显著; 通过皮尔逊相关系数验证, 数字经济指数与碳排放强度呈显著负相关。通过验证数字经济对碳排放预测的实质性影响, 为差异化碳减排政策提供科学依据。

关键词: 双输入特征模型; 数字经济; 碳排放预测

一、引言

自上世纪 90 年代末以来, 我国的碳排放总量呈现显著增长趋势, 特别是在进入 21 世纪后, 随着经济的快速发展和人口规模的不断扩大, 碳排放量飞速攀升, 碳排放总量的飞速增长令人担忧。从全国现状来看, 山东、河北、江苏、广东四个省的排放量占比高达 31%; 山东省从 2003 年至今一直居于首位, 2018 年则占到了全国排放总量的 10%^[1]。这些数据反映上述地区经济活动的活跃程度, 也暗示未来碳排放减排工作的重点区域。值得注意的是, 从 2007-2008 年起, 北京市二氧化碳排放量出现了显著下降, 到 2010 年, 北京已经进入了最低碳排放量前十名的省份行列, 并且仍保持着不断减少的态势; 到 2018 年, 北京市的碳排放量已经大幅降低, 位于全国最低榜第六。北京市的碳排放量下降案例为低碳发展的研究提供了路径。经过深入研究发现, 近年来北京市的数字经济水平取得了迅猛的发展, 这一趋势暗示着数字经济有可能成为减少碳排放量的有效路径。而研究数字经济是否能减少碳排放量的前提, 是能准确测算出数字经济发展水平。然而, 由于缺乏统一和准确的数字经济测度体系, 现有的数字经济测度方法各异, 研究结果往往不一致, 严重阻碍了研究数字经济和减碳效应之间关系的科学评估。因此, 构建一个科学、全面、可操作的数字经济评价指标体系, 是研究数字经济与碳排放关系的关键前提。

二、文献综述

由于统计口径和内涵定义的不同, 现有研究报告在数字经济的测度上往往呈现出不同的结果。这使得了数字经济发展水平的测算标准并不统一。现有研究在测算思路与方法上已形成多元化格局, 总体上经历了从“狭义”到“广义”的演进。早期研究主要采用增加值核算

基金项目: 国家大学生创新创业训练计划项目: “百千万工程”背景下数字经济对农业高质量发展的影响机制探究 (2025118450790)。

作者简介: 陈皓月 (2004-), 女, 本科, 助理研究员, 研究方向为数字经济、区域经济。

毛瀚廷 (2005-), 男, 本科, 助理研究员, 研究方向为数字经济、企业经济。

郑泽弘 (2006-), 男, 本科, 研究方向为数字经济。

通讯作者: 毛瀚廷

法,通过识别信息通信技术等核心产业并加总其增加值来度量数字经济规模^[2],此法虽直观但严重低估了数字经济的真实规模,因为它未能充分捕捉数字技术向传统产业渗透所带来的效率提升与价值创造。为更全面反映数字经济生态,测算框架逐步发展为涵盖数字产业化与产业数字化的广义视角,我国国家统计局发布的《数字经济及其核心产业统计分类(2021)》为此提供了统一的统计标准。在具体测算方法上,除增加值核算外,学者们还发展出卫星账户法和综合指数法两大主流路径^{[3][4]}。其中,综合指数法通过构建多维度指标体系,能够规避单一规模指标的局限,更适用于衡量和比较不同区域的数字经济发展综合水平,因而被广泛采用。此外,增长核算模型、文本分析等新兴方法也在数字资本贡献、企业数字化转型强度等特定要素的测度上得到探索性应用^{[5][6][7]}。尽管如此,该领域仍面临严峻挑战,包括数据资产的价值核算、免费数字服务的衡量、产业数字化增加值的精准剥离以及不同研究结果因口径不一而缺乏可比性等核心难题,这构成了未来研究深化与完善的重要方向。

随着数字经济的发展和碳减排任务的提出,越来越多的学者开始关注数字经济对碳减排的影响,现有文献大多是从数字经济对碳排放规模及碳排放强度进行研究。数字技术和产业的飞速发展,一方面,其发展本身可能带来一定数量的碳排放。渠慎宁等人^[8]的研究发现近年来中国数字经济产生碳排放的速度加快,碳排放强度与国际水平相比偏高,并认为未来数字经济碳排放将成为中国碳排放的主要来源之一。另一方面,一部分学者认为数字经济的发展反而推动了碳减排进程。张争妍和李豫新^[9]从碳排放总量与碳排放强度两个视角研究发现,数字经济有效降低了人均碳排放量、碳排放增量与碳排放增速,李国柱和王立奇^[10]的研究结果则表明数字经济发展对中国区域碳排放有显著的抑制作用,且这一作用随着时间的推移呈现边际效应先增后减的趋势。由此看出,关于数字经济水平是否能真正影响碳排放量,学术界尚未有明确的定论。这说明数字经济水平与碳排放之间有错综复杂的关系,既有可能成为碳排放的新增长点,也有可能成为推动碳减排的重要力量。因此,需要进一步研究来深入理解数字经济水平与碳排放量的关系,并探索如何在享受数字经济带来的便利的同时,实现环境的可持续发展。

三、建模准备

(一) 数据预处理和变换

为全面评估我国各省份的数字经济发展水平,本文构建了一个多维度的数字经济指数测度体系。该体系包括数字基础设施、数字创新环境、数字产业规模、数字融合程度四个一级指标。在每个一级指标维度下,进一步细化多个二级测度指标,以量化比较和测算出不同省份的数字经济发展水平,其中数字基础设施二级测度指标包括互联网域名数、互联网宽带接入端口数、移动电话基站数、光缆线路长度;数字创新环境二级测度指标包括R&D人员全时当量、R&D经费、发明专利授权量,技术市场成交额;数字产业规模二级测度指标为信息技术服务收入、软件产品收入;数字融合程度二级测度指标包括数字普惠金融指数、每百家企业拥有网站数、有电子商务交易活动的企业数比重、电子商务销售额。如表1所示:

主指标	一级指标	二级测度指标	指标单位
数字经济指数	数字基础设施	互联网域名数	万个
		互联网宽带接入端口数	万个
		移动电话基站数	万个
		光缆线路长度	公里
	数字创新环境	R&D 人员全时当量	人年
		R&D 经费	亿元
		发明专利授权量	件
		技术市场成交额	万元
	数字产业规模	软件信息技术服务收入	亿元
		软件产品收入	亿元
		每家企业拥有网站数	个
数字融合程度		有电子商务交易活动的企业数比重	%
		数字普惠金融指数	/
		电子商务销售额	亿元

表 1 数字经济发展水平指标体系

为了确保不同指标之间的可比性, 方便各个指标之间的比较, 参考樊纲^[11]和张彬等^[12]的研究, 本文采用线性无量纲法中的阈值法进行数据标准化, 通过这一方法设定合理阈值, 将原始数据转化为可比较的无量纲数值, 从而消除不同指标间因单位和量纲差异带来的影响, 即:

$$y_i = \frac{x_i - \min_{1 \leq i \leq n} x_i}{\max_{1 \leq i \leq n} x_i - \min_{1 \leq i \leq n} x_i} * k + q \quad (1)$$

其中 $\max_{1 \leq i \leq n} x_i$ 和 $\min_{1 \leq i \leq n} x_i$ 分别代表指标中的最大值和最小值。该式用于效益型指标的标准化。其中 k 和 q 需要根据转化后的数据分布区间要求自行设定。由于所选测度指标皆为效益型指标, 因此参考张彬等^[12]建立的信息化水平指数 (ILI) 以及参考白羽等^[13]关于市场化指数的构建方法对计算公式进行拓展, 计算方式如下:

$$X_i = \frac{V_i - V_{min}}{V_{max0} - V_{min0}} * 6 + 1 \quad (2)$$

为了确保数字经济指数的跨年度可比性, 本文采用设定基期年份的方法。以 2014 年为基准年, 根据上述公式进行标准化处理, 将后续年份的测度指标与这一基准年进行对标, 从而确保所得指数在不同年份间具有可比较性, 方便观察评估各省份各年的数字经济发展趋势和水平。其中 i 代表测度指标的年份, 其中 V_i 是测度指标的原始数据, V_{max} 是指 30 个省中原始数据的最大值, V_{min0} 是指 30 个省中原始数据的最小值。经过上述数据处理后, 所有指标值均在 1-7 之间, 同时其在非基期年份指标值最高和最低均可能大于 7 或小于 1, 能够反映了数字经济测度指标随时间变化的真实情况。

在构建 GRU 模型和 LSTM 模型的数据预处理时, 首先导入所需的库, 检查数据是否有缺失值或异常值。然后使用 MinMaxScaler 对数据进行标准化, 将所有的原始数据值都转换到 [0, 1] 的范围内, 消除不同数据特征之间由于量纲或数量级差异带来的影响, 进行归一化操作, 方便后续神经网络模型够更容易地学习数据的特征, 并且可以加速模型的收敛过程。MinMaxScaler 标准化公式如下:

$$X_{nom} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3)$$

X_i 为需要被标准化的原始数据值, X_{min} 为数据集中的最小值, X_{max} 为数据集中的最大值, X_{nom} 为预处理后的数据。在模型训练结束后, 需要将归一化后的预测值转换回其原始的量纲, 进行反归一化操作, 还原数据到其原始的量级和范围, 以便评估模型预测值的误差。为后续直观理解模型输出的可视化操作和实际意义提供依据, 数据反归一化处理公式见下式:

$$X_{nom1} = (X_{max} - X_{min}) + X_{min} \quad (4)$$

反归一化处理公式中各个符号的含义与上述归一化公式相同。

(二) 数据测算权重确定

在权重的确定上, 已有研究一般选用主成分分析法, 但鉴于各省份的发达程度不尽相同, 在这种情况下, 如果采用主成分分析等依赖于数据变异性的统计方法来确定权重, 可能会因为区域间发达程度的差异而导致权重分配偏向发达区域, 从而扭曲数字经济发展水平的测算结果。为了避免这种潜在的不公平性和偏差, 本文采用了“基于数量的等分权重确定法”。通过将总权重均分给每个一级指标和二级指标, 即根据平衡性原则, 认为各项指标具有相同重要性的情况, 使得每个指标在都具有相同的贡献度, 不受省份发达程度的影响。

一级指标权重公式如下: 一级指标的总数为 (N_1) 个, 每个一级指标的权重 (W_1)

$$W_1 = \frac{1}{N_1} \quad (5)$$

二级指标权重公式如下: 每个一级指标下有 (N_2) 个二级指标, 且每个一级指标的权重为 (W_1)。

$$W_2 = \frac{W_1}{N_2} \quad (6)$$

一级指标	权重	测度指标	权重	指标单位	指标属性
数字基础设施	0.25	互联网域名数	0.0625	万个	正向
		互联网宽带接入端口数	0.0625	万个	正向
		移动电话基站数	0.0625	万个	正向
		光缆线路长度	0.0625	公里	正向
数字创新环境	0.25	R&D 人员全时当量	0.0625	人年	正向
		R&D 经费	0.0625	亿元	正向
		发明专利授权量	0.0625	件	正向
		技术市场成交额	0.0625	万元	正向
数字产业规模	0.25	软件信息技术服务收入	0.125	亿元	正向
		软件产品收入	0.125	亿元	正向
		每家企业拥有网站数	0.0625	个	正向
		有电子商务交易活动的企业数比重	0.0625	%	正向
数字融合程度	0.25	数字普惠金融指数	0.0625	/	正向
		电子商务销售额	0.0625	亿元	正向

表 2 数字经济指数测度权重表

四、数字经济发展水平测度模型构建

(一) 测算公式

在构造测算数字经济发展水平评价指标公式时,根据上面提到的“基于数量的等分权重确定法”确定权重后,采用线性加权的方法计算数字经济指数(DEC),由于西藏地区和港澳台地区数据缺失和异常,香港、澳门、台湾及西藏的相关数据并未纳入本次计算与讨论范围内,计算公式如下:

$$DEC = \sum_{j=1}^{15} X_{it} * W_j, (j = 1, 2, \dots, 15) \quad (7)$$

其中, j 表示标准化后的二级指标, W_j 表示第 j 个二级指标相对于数字经济指数的权重。

(二) 测算结果与分析

省份	广东省	北京市	江苏省	浙江省	山东省	上海市	福建省	河北省	辽宁省	海南省	天津市
东部地区	2022	6.13	5.63	4.88	4.55	4.27	3.74	2.95	2.58	2.41	2.03
	2021	5.64	5.21	4.50	4.13	3.79	3.40	2.79	2.34	2.13	1.86
	2020	5.13	4.56	4.20	3.90	3.43	3.07	2.53	2.19	2.01	1.77
	2019	4.80	4.20	4.01	3.64	3.22	3.00	2.69	2.13	1.94	1.80
	2018	4.28	3.84	3.61	3.33	3.02	2.8	2.64	1.95	1.79	1.79
	2017	3.79	3.59	3.32	3.11	2.67	2.73	2.57	1.80	1.75	1.49
	2016	3.57	3.27	3.02	2.93	2.47	2.55	2.12	1.60	1.61	1.73
	2015	3.25	2.94	2.76	2.69	2.19	2.44	1.79	1.39	1.53	1.64
	2014	2.71	2.31	2.27	2.2	1.86	2.00	1.43	1.06	1.23	1.34
	均值	4.37	3.95	3.62	3.39	2.99	2.86	2.39	1.89	1.82	1.75
年增长率(%)	10.7	11.7	10.0	9.52	10.9	8.13	9.53	11.8	8.81	5.36	8.87

表 3 东部地区数字经济发展水平测度结果表

首先,从整体发展水平来看,东部地区的数字经济发展水平呈现出稳步增长的态势。各省份的数字经济年均增长率普遍在 5% 至 12% 之间。其中,广东省的数字经济发展水平均值(4.37)位居前列,且其年均增长率也达到了 10.7%,广东省在数字经济发展水平处于领先地位,并带有强劲的发展势头。

其次,从地区差异来看,虽然东部地区整体数字经济发展水平较高,但各省份之间的发展差异仍然明显。广东省、北京市、江苏省和浙江省等经济发达省份的数字经济发展水平普遍较高,相比之下,一些经济相对不那么发达的省份,如河北省、辽宁省等,其数字经济发展水平则相对较低。东部地区数字经济发展水平最大差值 2.75。结果如图 1 所示:

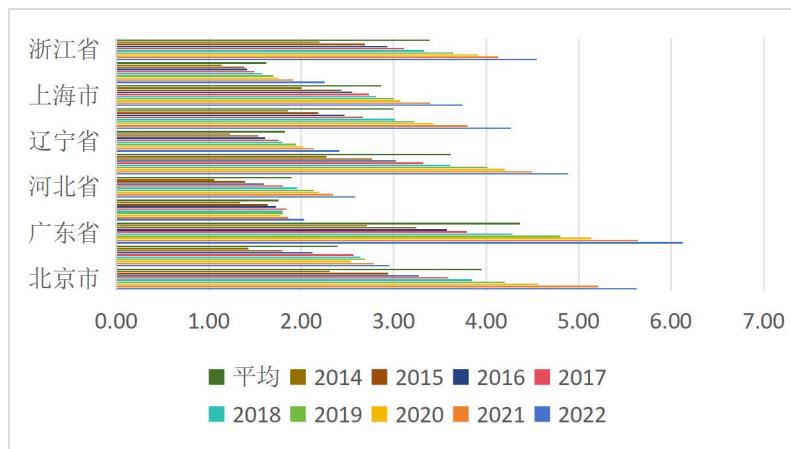


图 1 东部地区数字经济发展水平

省 份	湖 北 省	湖 南 省	安 徽 省	河 南 省	江 西 省	吉 林 省	山 西 省	黑 龙 江	
中 部 地 区	2022	3.32	2.90	3.13	2.81	2.37	2.00	1.89	1.84
	2021	2.91	2.55	2.88	2.4	2.23	1.79	1.59	1.53
	2020	2.75	2.34	2.66	2.31	2.10	1.7	1.48	1.42
	2019	2.63	2.18	2.57	2.22	1.94	1.59	1.40	1.34
	2018	2.36	1.98	2.30	2.03	1.75	1.50	1.38	1.28
	2017	2.15	1.84	2.14	1.80	1.58	1.36	1.26	1.24
	2016	1.96	1.68	1.94	1.58	1.31	1.17	1.17	1.09
	2015	1.74	1.47	1.72	1.39	1.37	1.15	1.02	1.02
	2014	1.31	1.16	1.37	1.08	1.10	0.92	0.78	0.77
均值		2.35	2.01	2.30	1.96	1.75	1.46	1.33	1.28
年增 长率 (%)		12.29	12.08	10.91	12.69	10.10	10.20	11.67	11.42

表 4 中部地区数字经济发展水平测度结果表

从整体发展水平来看,中部地区的数字经济发展水平呈现出较为平衡且稳步增长的态势,具体来说,中部地区数字经济发展水平最大差值仅为 1.07,远低于东部地区的 2.75,在数字经济方面的发展较为同步,没有明显的领先或落后省份。各省份的数字经济年均增长率普遍在 10% 至 13% 之间。比东部地区表现出更好的年度增长率,这主要是由于中部地区的数字经济基底值相对较低,因此在增长过程中表现出更高的增长率。结果如图 2 所示:

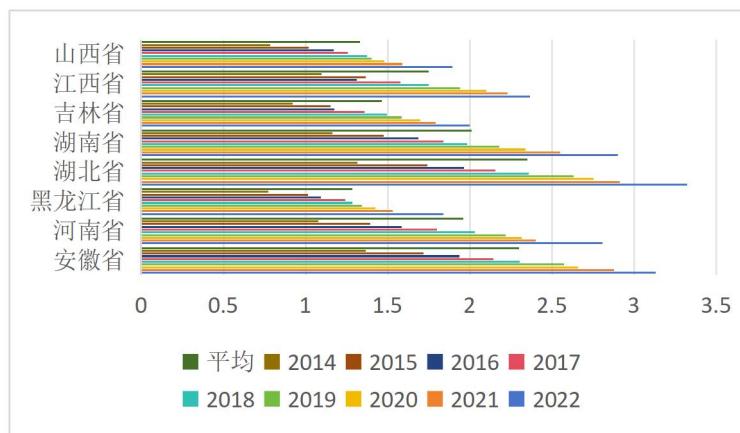


图 2 中部地区数字经济发展水平

省 份	四 川 省	陕 西 省	河 北 省	重 庆 市	云 南 省	贵 州 省	甘 肃 省	广 西 壮 族 自 治 区	宁 夏 回 族 自 治 区	青 海 省	新 疆 维 吾 尔 自 治 区	
西 部 地 区	2022	3.41	2.69	2.58	2.59	2.07	2.07	1.91	2.12	1.72	1.68	1.67
	2021	3.12	2.53	2.34	2.35	1.92	1.93	1.68	1.88	1.50	1.48	1.35
	2020	3.00	2.32	2.19	2.18	1.80	1.67	1.48	1.68	1.34	1.29	1.17
	2019	2.94	2.19	2.13	2.01	1.71	1.58	1.37	1.50	1.24	1.20	1.10
	2018	2.57	1.97	1.95	1.84	1.57	1.45	1.34	1.24	1.25	1.22	1.07
	2017	2.39	1.84	1.80	1.66	1.47	1.33	1.25	1.04	1.20	1.2	0.91
	2016	2.16	1.68	1.60	1.47	1.34	1.19	1.21	0.82	1.12	1.12	0.82
	2015	1.87	1.49	1.39	1.22	1.17	0.93	1.08	0.63	1.11	1.00	0.80
	2014	1.44	1.21	1.06	0.97	0.83	0.71	0.79	0.75	0.83	0.65	0.59
均值 年增长 率 (%)	2.54	1.99	1.89	1.81	1.54	1.43	1.34	1.29	1.26	1.21	1.05	13.8

表 5 西部地区数字经济发展水平测度结果表

从整体发展水平来看, 西部地区的数字经济发展水平也呈现出较为积极的增长态势, 各省份的数字经济年均增长率普遍在 10% 至 14% 之间, 情况与中部地区类似, 同样表现出相对平衡的特点。西部地区数字经济发展水平省份最大差值为 1.47, 略高于中部地区的 1.07, 但远低于东部地区的 2.75, 数字经济发展水平一样表现出相对同步的特点, 没有显著的领先或落后省份。

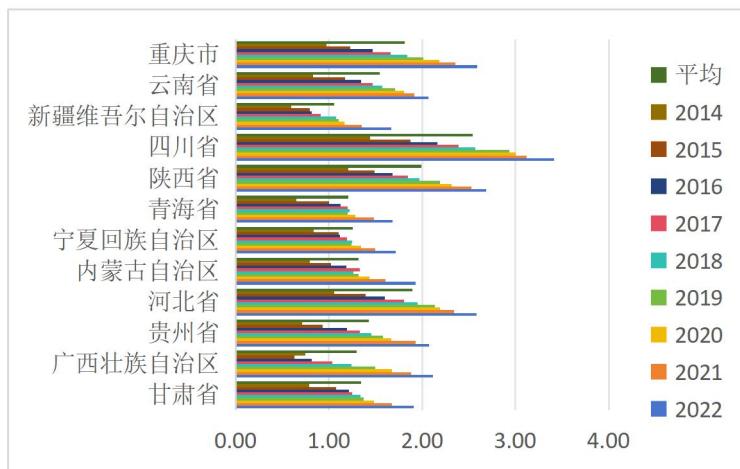


图 3 西部地区数字经济发展水平



图 4 2014-2022 全国数字经济发展水平平均值

2014-2022 年我国平均数字发展水平平均指数如图 4 所示。从图 4 可以看出，我国的数字经济发展水平逐年增加，总体看，全国数字经济发展水平越来越高。

五、数字经济发展水平省份划分与碳排放量关系模型建立

(一) 高中低数字经济发展水平省份模型构建与结果

为了划分高中低省份的数字经济水平，现基于所有省份的数字经济指标水平的平均值，通过百分位数分类法，进行 SVM 分类，设定阈值来区分高、中、低三个类别。本文分别使用 33% 和 66% 作为阈值。方法如下：

如果一个省份的数字经济发展水平小于或等于 33% 分位数，它将被分类为“低数字经济发展水平”省份；如果一个省份的数字经济发展水平大于或等于 66% 分位数，它将被分类为“高数字经济发展水平”省份；如果一个省份的数字经济发展水平介于这两个阈值之间，它将被分类为“中数字经济发展水平”省份。其结果如下表所示：

高数字经济水平省份	安徽省	北京市	福建省	广东省	湖北省	江苏省	山东省	上海市	四川省	江苏省
低数字经济水平省份	甘肃省	广西壮族自治区	贵州省	黑龙江省	内蒙古自治区	吉林省	宁夏回族自治区	青海省	山西省	新疆维吾尔自治区
中数字经济水平省份	重庆市	海南省	河北省	河南省	湖南省	江西省	辽宁省	陕西省	天津市	云南省

表 6 高中低数字经济省份划分表

（二）高中低碳排放量水平省份模型构建与结果

为了研究数字经济发展水平与碳排放量的关系，本文还对各省份碳排放数据进行了 SVM 分类，首先要划分高中低省份的碳排放量水平，采取上述同样的百分位数分类法，基于所有省份的碳排放量的平均值，进行 SVM 分类，设定阈值来区分高、中、低三个类别。分别使用 33% 和 66% 作为阈值。如果一个省份的平均碳排放量 小于或等于 33% 分位数，则它被分类为“低”碳排放量省份；如果一个省份的平均碳排放量大于或等于 66% 分位数，则它被分类为“高”碳排放量省份；如果一个省份的平均碳排放量介于这两个阀数之间，则它被分类为“中”碳排放量省份。其结果如下表所示：

高碳排放量水平省份	广东省	河北省	河南省	内蒙古自治区	江苏省	辽宁省	山东省	山西省	新疆	浙江省
低碳排放量水平省份	北京市	重庆市	甘肃省	海南省	吉林省	宁夏回族自治区	青海省	上海市	天津市	云南省
中碳排放量水平省份	安徽省	福建省	广西壮族自治区	贵州省	黑龙江省	湖北省	湖南省	江西省	陕西省	四川省

表 7 高中低碳排放省份划分表

（三）构建数字经济发展水平与碳排放量之间关系的相关系数

为了说明数字经济发展水平与碳排放量之间的关系，本文采用了皮尔逊相关系数来刻画二者关系，计算公式如下：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x - x_a)(y - y_a)/(n - 1)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x - x_a)^2/(n - 1)} * \sqrt{\sum_{i=1}^n (y - y_a)^2/(n - 1)}} \quad (8)$$

最终测算出来的数字经济与碳排放量的皮尔逊相关系数 $r=-1.0$ ，可以表明数字经济与碳排放量呈负相关关系。高数字经济水平能降低碳排放量，而低数字经济水平能够增加碳排放量。

六、基于双输入特征的碳排放预测模型建立

（一）变量说明

正因为数字经济与碳排放有负相关关系，因此可以把数字经济的数据集和碳排放的数据集作为双输入，通过输入一定年份的碳排放量数据与对应一定年份的数字经济数据来输

出预测未来的碳排放数据,即双输入,基于深度学习模型来构建基于历史碳排放数据和数字经济活动数据的关系预测模型,构造能通过捕捉历史碳排放数据和数字经济活动数据二者之间复杂关系的预测模型。本文采用长短期记忆网络(LSTM)和门控循环单元(GRU)来进行预测。由于不知道拟合的结果是什么,哪个模型拟合的结果更好,鉴于LSTM和GRU在序列数据处理和时序依赖捕捉方面都有出色能力,本文同时采用了这两种模型,以全面探索数据集间的复杂关系,并比较这俩个模型的预测性能,最终选出最佳的预测模型。

变量	符号说明
sequence_length	输入序列的长度,即每个样本包含的时间步数
n_features	特征数量,即每个时间步的特征维度
n_units	GRU、LSTM隐藏单元的数量,决定了模型的复杂度和表示能力
n_epochs	训练轮数,即将整个训练集数据传递给模型的次数。
MAE	平均绝对误差,越小说明精度越高
RMSE	均方根误差,越小说明精度越高

表8 变量说明

(二) GRU 与 LSTM 预测模型建立

为了深入研究GRU模型不同网络层数对碳排放预测精度的影响,本文设计了两种基于多特征输入的GRU模型架构:单层(GRU1)和双层(GRU2)。在每个架构中,进一步探索不同隐藏单元数对模型性能的影响。每次训练的隐藏单元数和训练轮次数值相同。对于单层GRU模型(GRU1),本文测试了从30到180不等的隐藏单元数,结果见表9。随着隐藏单元数的增加,模型的预测精度先下降后上升。当隐藏单元数为90时,模型达到了最佳的预测性能,MAE和RMSE分别为0.251和0.35。

对于双层GRU模型(GRU2),同样测试了从30到180不等的隐藏单元数。如表9所示,与单层模型相比,双层模型在整体上取得了更好的预测性能。当隐藏单元数为90时,模型达到了最低的RMSE(0.331),此时MAE为0.24;当隐藏单元数为120时,模型达到了最低的MAE(0.238),此时RMSE为0.335。MAE和RMSE是两种不同的性能度量,MAE对所有误差给予相同的权重,而RMSE对较大的误差给予更大的权重,RMSE误差的较大敏感性使得MAE的微小增加与RMSE的微小降低相比, RMSE的降低更重要,且与单层的GRU模型相比,双层的GRU模型具有更深的网络结构,能够学习更复杂的特征表示,从而提高了预测精度,因此双层的GRU模型在整体上取得了更好的预测性能。因此最终选择GRU2(90,90),即双层GRU模型,为90个隐藏单元数和90轮训练轮数。

网络层数	sequence_length	n_units	n_epochs	MAE	RMSE
gru(1)	1	30	30	0.383	0.472
gru(1)	1	60	60	0.263	0.34
gru(1)	1	90	90	0.251	0.35
gru(1)	1	120	120	0.254	0.342
gru(1)	1	150	150	0.259	0.35
gru(1)	1	180	180	0.271	0.359
gru(2)	1	30	30	0.292	0.358
gru(2)	1	60	60	0.267	0.349
gru(2)	1	90	90	0.24	0.331
gru(2)	1	120	120	0.238	0.335
gru(2)	1	150	150	0.239	0.332
gru(2)	1	180	180	0.249	0.338

表 9 单、双层数和不同隐藏单元数的 GRU 模型性能比较

在双输入预测模型的情况下，将 GRU 模型和 LSTM 模型相比，比较哪个模型精度更好，为后续预测碳排放模型建立提供依据。因此本文还进行了 LSTM 模型的预测，训练了单层 LSTM 模型和二层 LSTM 模型。

单层 LSTM 模型随着隐藏单元数的增加，预测性能也呈现先下降后上升的趋势。这表明，增加隐藏单元数可以提高模型的表示能力，但当单元数过多时，会导致过拟合，使得模型在未见过的数据上性能下降。在单层 LSTM 模型中，当隐藏单元数为 90 时，模型达到了最佳的预测性能，MAE 和 RMSE 分别为 0.228 和 0.319。结果如表 10 所示。

双层 LSTM 模型具有更深的网络结构，能够学习更复杂的特征表示，从而提高了预测精度，因此预测性能更好。而双层 LSTM 模型与单层 LSTM 模型在预测性能上的变化类似，双层 LSTM 模型的预测性能也随着隐藏单元数的增加先下降后上升。双层 LSTM 模型在隐藏单元数较多时（如 150 和 180），仍能保持相对较低的 MAE 和 RMSE 值，可见双层 LSTM 模型对过拟合的抵抗力更强。在双层 LSTM 模型中，当隐藏单元数为 150 时，模型达到了最低的 MAE（0.227），而隐藏单元数为 90 时，RMSE 最低（0.316），结果如表 10 所示。同样是基于 RMSE 误差较大的敏感性，最终选取了 LSTM2(90,90)，即双层的 LSTM 模型，为 90 个隐藏单元数和 90 轮训练轮数。

网络层数	sequence_length	n_units	n_epochs	MAE	RMSE
lstm(1)	1	30	30	0.249	0.326
lstm(1)	1	60	60	0.229	0.316
lstm(1)	1	90	90	0.228	0.319
lstm(1)	1	120	120	0.237	0.325
lstm(1)	1	150	150	0.234	0.328
lstm(1)	1	180	180	0.269	0.338
lstm(2)	1	30	30	0.292	0.358
lstm(2)	1	60	60	0.239	0.323
lstm(2)	1	90	90	0.229	0.316
lstm(2)	1	120	120	0.235	0.329
lstm(2)	1	150	150	0.227	0.320
lstm(2)	1	180	180	0.231	0.322

表 10 单、双层数和不同隐藏单元数的 GRU 模型性能比较

（三）双输入特征碳排放预测模型建立与结果

进行完模型最佳训练后, 双层的 LSTM(90,90)的 MAE 为 0.229, RMSE 为 0.316, 双层的 GRU (90, 90) MAE 为 0.24, RMSE 为 0.331, 双层的 LSTM(90,90)的预测精准度更高, 在最后的碳排放预测上, 我们选择了双层的 LSTM (90, 90) 模型。

碳排放量的预测是通过利用训练好的双层的 LSTM (90, 90) 模型对给定的历史数据序列进行分析和推理来实现的。首先, 模型接受一个时间窗口内的历史数据作为输入, 捕捉碳排放量数据和数字经济数据中的长期依赖关系, 为预测时间序列数据碳排放量做好准备。接着, 模型利用其在训练过程中学习到的权重和偏置项, 对这些输入数据进行处理和分析。预测过程会重复进行。在每次迭代中, 模型都会将上一步的预测值作为新的输入数据的一部分, 并基于整个输入数据序列生成下一个时间步的预测值。通过这种方式逐步“滚动”预测未来几年的碳排放量。最后, 对预测结果进行反向转换, 执行反归一化操作, 还原到原始单位。反归一化公式如下:

$$X_i = (X_{max} - X_{min}) + X_{min} \quad (9)$$

流程图如下图所示:

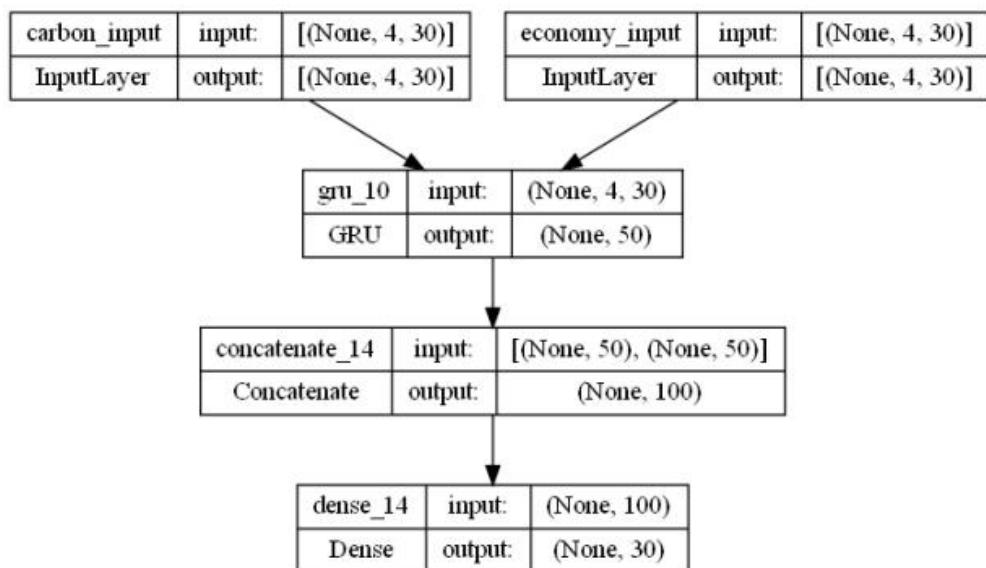


图 5 流程图

2022 年-2025 年碳排放预测结果如下表所示:

省份	2022	2023	2024	2025
安徽省	421.40768	424.15894	424.66757	424.85403
北京市	85.638885	87.445946	87.43787	87.43834
重庆市	153.316	153.54227	153.65044	153.61996
福建省	290.78894	281.76224	282.47287	282.6153
甘肃省	165.10379	166.47595	166.21837	166.24176
广东省	593.34143	575.0799	575.8837	576.30676
广西壮族自治区	238.24068	242.71718	243.12578	243.16579
贵州省	261.6139	265.38922	265.80017	265.90683
海南省	44.50337	44.26227	44.26633	44.27364
河北省	948.5164	948.32886	949.3733	949.89984
黑龙江省	266.5335	267.8681	268.1659	268.16098
河南省	456.925	468.31485	467.96112	467.89597
湖北省	358.2916	361.76804	362.42245	362.58182
湖南省	313.1864	310.6934	310.60284	310.6675
内蒙古自治区	773.1756	775.79297	776.3405	776.89923
江苏省	799.24414	804.7227	804.3428	804.51074
江西省	250.68886	247.03824	247.00613	247.12692
吉林省	196.18462	196.44537	196.49796	196.4959
辽宁省	545.8062	548.11237	548.5507	548.7478
宁夏回族自治区	240.40375	246.49748	247.02496	247.33498
青海省	52.0881	52.382877	52.35694	52.36055
陕西省	292.29156	296.3289	296.35065	296.3908
山东省	974.7	966.3703	967.4447	967.8697
上海市	191.63855	193.03545	193.08183	193.10326
山西省	588.0299	584.4298	584.8081	585.13446
四川省	307.356	306.0281	306.07	306.0714
天津市	159.18097	159.78395	159.90149	159.9299
新疆维吾尔自治区	484.57394	493.60132	493.82513	494.238
云南省	236.91792	239.05922	239.22963	239.3914
浙江省	386.78625	390.01517	390.63303	390.7075

表 11 双层的 LSTM(90,90)碳排放量预测结果

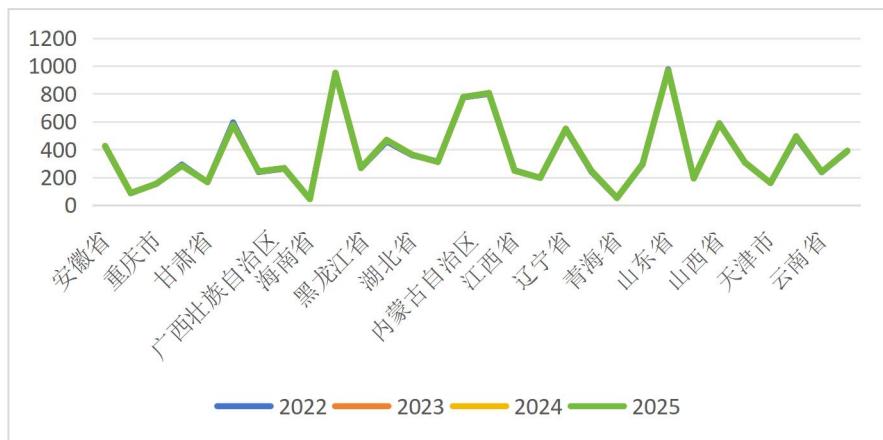


图 6 双特征输入双层 LSTM(90,90)碳排放量预测图

(四) 单输入特征 LSTM 预测模型建立与结果对比

构建单输入 LSTM 模型的原因主要是基于模型验证和预测准确性等方面的考虑, 这里建立的一个单输入的 LSTM 模型, 即仅基于历史碳排放量数据来预测未来的碳排放量, 而不考虑数字经济水平这个因素, 通过比较仅基于历史碳排放量数据的预测结果与同时考虑碳排放量和数字经济水平数据的预测结果, 判断单输入特征模型与双输入特征模型预测出来的结果是否有差异, 如果有显著差异, 则进一步说明数字经济对碳排放量产生有影响。构建的单输入 LSTM 模型同样分为单层 LSTM 和双层 LSTM。

网络层数	sequence_length	n_units	n_epochs	MAE	RMSE
lstm(1)	1	30	30	0.13	0.169
lstm(1)	1	60	60	0.104	0.127
lstm(1)	1	90	90	0.107	0.13
lstm(1)	1	120	120	0.102	0.132
lstm(1)	1	150	150	0.108	0.137
lstm(1)	1	180	180	0.106	0.136
lstm(2)	1	30	30	0.134	0.172
lstm(2)	1	60	60	0.112	0.136
lstm(2)	1	90	90	0.11	0.134
lstm(2)	1	120	120	0.106	0.133
lstm(2)	1	150	150	0.096	0.13
lstm(2)	1	180	180	0.103	0.138

表 12 单、双层数和不同隐藏单元数的单输入 LSTM 模型性能比较

综合考虑 MAE 和 RMSE 两个指标, 以及模型的复杂度, 最终选择双层 LSTM 模型, 即双层的 LSTM(90, 90)作为最佳模型配置。

省份	2022	2023	2024	2025
安徽省	434.55	417.57	403.29	394.36
北京市	86.14	87.29	88.48	89.32
重庆市	158.97	154.42	153.64	153.99
福建省	229.27	222.68	221.48	221.91
甘肃省	176.35	166.44	162.18	160.62
广东省	520.37	514.91	509.98	507.06
广西壮族自治区	238.05	229.48	224.17	221.38
贵州省	269.05	259.08	252.79	249.38
海南省	46.85	44.31	42.9	42.22
河北省	848.08	819.85	801.85	792.05
黑龙江省	299.26	286.85	280	276.61
河南省	530.22	528.35	526.58	525.64
湖北省	284.72	276.76	278.83	282.92
湖南省	312.7	307.52	302.71	299.53
内蒙古自治区	593.95	574.97	570.45	571.47
江苏省	821.64	800.51	782.62	771.03
江西省	251.32	243.05	234.28	228.26
吉林省	198.26	191.64	191.96	193.95
辽宁省	502.55	492.86	488	486.03
宁夏回族自治区	155.16	143.56	138.83	137.22
青海省	67.06	63.89	60.98	59.06
陕西省	313.6	299.14	291.83	288.54
山东省	865.9	861.84	857.12	854.17
上海市	189.73	187.18	186.77	187.14
山西省	500.98	474.97	463.94	460.45
四川省	330.89	316.44	312.47	312.33
天津市	153.72	147.83	146.56	146.81
新疆维吾尔自治区	483.74	458.28	431.95	413.79
云南省	171.97	169.08	171.52	174.57
浙江省	379.64	376.81	376.12	376.16

表 13 双层的 LSTM(90,90) 碳排放量预测结果

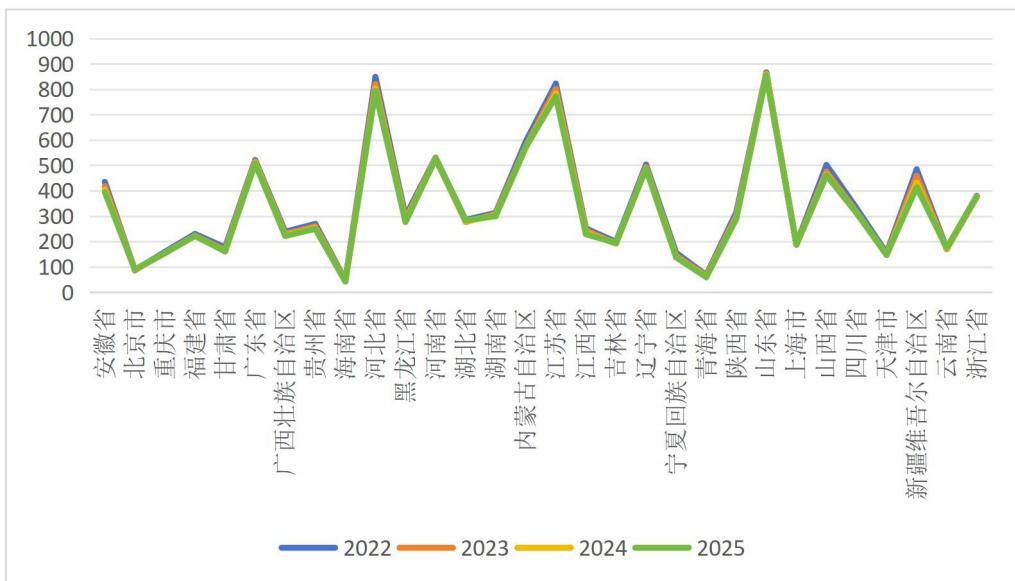


图 7 单特征输入双层 LSTM (90, 90) 碳排放量预测图

首先，通过对比两组预测的碳排放量数据，可以看到各个省份在不同年份的碳排放量预测值均有所变化。这些变化反映了数字经济发展水平作为一个额外的输入变量，对模型的预测结果确实产生了实质性的影响。就拿安徽省的碳排放量预测结果来说，2022-2025年双输入预测结果为421.40768、424.15894、424.66757、424.85403，表明安徽省碳排放量在逐年上升，而单输入预测结果则为434.55、417.57、403.29、394.36，表现为逐年下降。这种差异恰好说明了数字经济发展水平确实影响了预测碳排放量的结果。

（五）反常识视角下案例分析——以海南和江苏为例

在探讨我国数字经济发展与碳排放之间的复杂关系时，不同省份的特定情境和经济结构展现出多样化的因果模式。尽管整体趋势表明，数字经济水平的提升有助于促进碳排放的降低，但海南与江苏的案例分析却揭示了这一关系的多维性和反常识性特征。

1.海南案例：低数字经济与低碳排放的并存

海南是中国的经济特区和自由贸易港，其独特的经济发展模式为理解数字经济与碳排放之间的关系提供了一个独特的视角。尽管海南的数字经济发展水平相对不高，但其碳排放水平却保持在较低水平，这一现象看似反常识，实则蕴含了深刻的因果关系。

首先，海南的经济发展是以旅游业为主导，而旅游业本身是低碳产业，对能源和资源的消耗相对较少。此外，海南还积极推广绿色旅游和生态旅游，进一步降低了旅游业的碳排放。海南省数字经济发展对旅游业碳排放强度具有显著的抑制效应，能源强度一定程度上掩盖了数字经济对旅游业碳排放强度的抑制作用。同时数字经济的控碳效应与能源强度的遮掩效应机制均存在着显著的延续效应，数字经济与区域创新能力在降低旅游业碳排放强度上产生了较强的协同效应。其次，海南作为生态文明试验区，实施了一系列严格的环保政策，这些政策有效限制了高能耗、高排放产业的发展，推动了清洁能源和可再生能源的应用。这些措施与数字经济的发展相互促进，形成了低碳经济发展的良性循环。

其次，海南作为生态文明试验区，实施了一系列严格的环保政策，这些政策有效限制了高能耗、高排放产业的发展，推动了清洁能源和可再生能源的应用。这些措施与数字经济的发展相互促进，形成了低碳经济发展的良性循环。虽然海南的数字经济整体发展水平

不高,但其正积极发展数字旅游、数字金融等低碳领域。这些领域的快速发展有助于提升海南的经济实力,同时保持较低的碳排放水平。

最后,海南正在积极发展数字旅游、数字金融等低碳领域,这些领域的快速发展不仅提升了海南的经济实力,也为保持较低的碳排放水平提供了有力支撑。未来,随着数字经济的进一步崛起和绿色低碳技术的广泛应用,海南有望成为全球低碳经济的典范。

2.江苏案例:高数字经济与碳排放的复杂关联

与海南不同,江苏作为我国的经济大省和工业强省,其数字经济与碳排放之间的关系更为复杂。江苏在数字经济领域具有显著的领先优势,特别是在智能制造、电子商务、大数据和云计算等方面。然而,这些领域的快速发展并未直接导致碳排放的大幅降低,而是呈现出一种动态平衡的关系。一方面,江苏通过大力发展数字经济,促进了产业结构的优化升级。传统产业在数字技术的推动下实现了技术改造和升级,降低了能耗和排放。同时,新兴产业如新能源、新材料等也得到了快速发展,进一步推动了低碳经济的发展。这种产业升级和技术创新的过程为江苏实现经济与环境的双赢提供了可能。

另一方面,江苏的工业体系和能源结构决定了其碳排放水平仍然较高。尽管数字经济发展有助于提升整体经济效率并降低碳排放强度,但工业部门的能源消耗和排放仍然是不可忽视的问题。因此,在江苏的案例中,数字经济与碳排放之间的关系呈现出一种复杂的互动模式,既有相互促进的一面,也有相互制约的一面。

3.结论

综上所述,海南与江苏的案例充分展示了数字经济与碳排放之间复杂而多样的因果关系。在制定碳减排政策时,需要充分考虑不同省份的经济结构、能源结构和环境条件等因素,因地制宜地推动数字经济发展与低碳经济的深度融合。同时,加强数字经济技术的研发和应用推广也是实现这一目标的重要途径。

七、模型灵敏性对比与分析

(一) 模型对比与结果分析

在进行模型对比时,主要针对的是模型预测误差的对比,选用 MAE、RMSE 两个指标进行比较,对比两个模型实验输出的预测误差。MAE 误差比较如表 14 所示:

	MAE		MAE
lstm(1)	0.249	gru(1)	0.383
lstm(1)	0.229	gru(1)	0.263
lstm(1)	0.228	gru(1)	0.251
lstm(1)	0.237	gru(1)	0.254
lstm(1)	0.234	gru(1)	0.259
lstm(1)	0.269	gru(1)	0.271
lstm(2)	0.292	gru(2)	0.292
lstm(2)	0.239	gru(2)	0.267
lstm(2)	0.229	gru(2)	0.24
lstm(2)	0.235	gru(2)	0.238
lstm(2)	0.227	gru(2)	0.239
lstm(2)	0.231	gru(2)	0.249

表 14 LSTM 与 GRU 模型 MAE 对比表

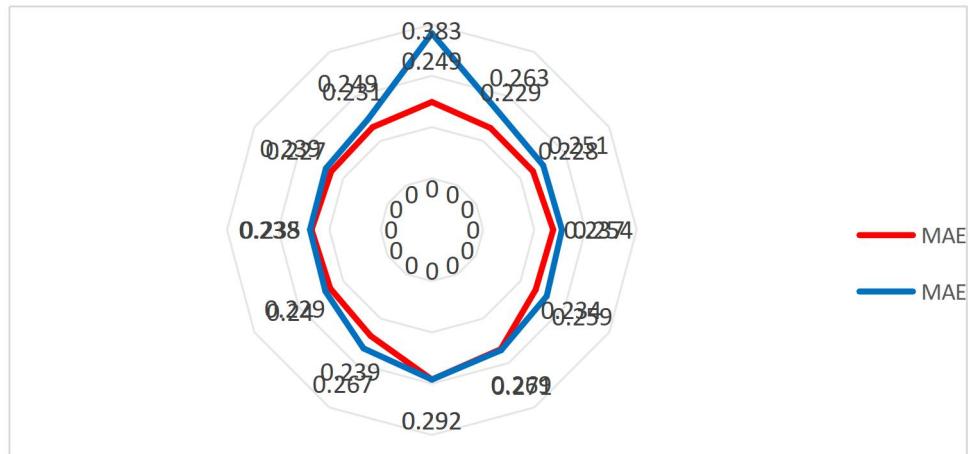


图 8 MAE 对比图 (蓝色为 GRU、红色为 LSTM)

RMSE 误差比如表 15 所示:

	RMSE		RMSE
lstm(1)	0.326	gru(1)	0.472
lstm(1)	0.316	gru(1)	0.34
lstm(1)	0.319	gru(1)	0.35
lstm(1)	0.325	gru(1)	0.342
lstm(1)	0.328	gru(1)	0.35
lstm(1)	0.338	gru(1)	0.359
lstm(2)	0.358	gru(2)	0.358
lstm(2)	0.323	gru(2)	0.349
lstm(2)	0.316	gru(2)	0.331
lstm(2)	0.329	gru(2)	0.335
lstm(2)	0.320	gru(2)	0.332
lstm(2)	0.322	gru(2)	0.338

表 15 LSTM 与 GRU 模型 RMSE 对比表

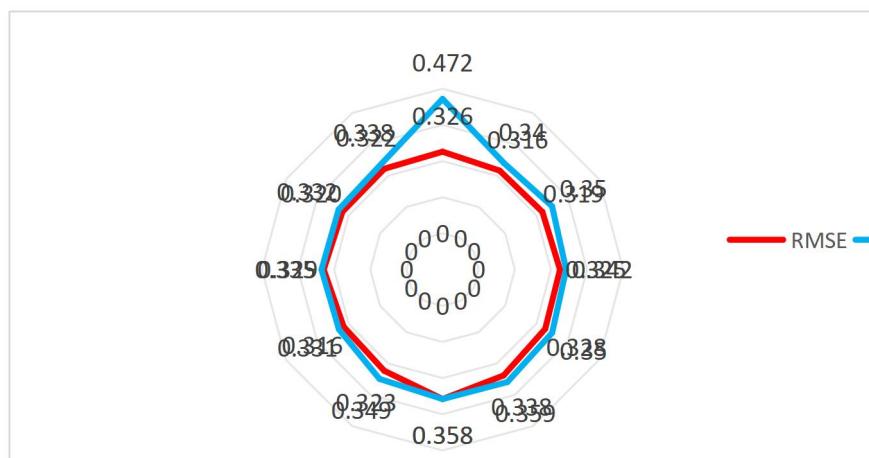


图 9 RMSE 对比图 (红色为 LSTM, 蓝色为 GRU)

在多个时间步或数据集上, 由于 LSTM 模型在处理长期依赖性和序列数据方面的优势, LSTM 模型与 GRU 模型相比, RMSE 和 MAE 值相对较低, 预测精度相对较高。

八、结论与展望

（一）主要结论

本文构建了一个多维度的数字经济指数测度体系，旨在全面评估我国各省份的数字经济发展水平程度，并探索其与碳排放量之间的关系。通过深入的数据预处理、权重确定、模型构建及预测分析，本文得出以下主要结论：

不同区域数字经济发展水平存在差异。通过测算和分析，发现我国东部、中部和西部地区的数字经济发展水平存在明显差异。东部地区整体发展水平较高，中部地区相对平衡且稳步增长，而西部地区则表现出较大的增长潜力。存在明显的地区差异。

数字经济发展水平与碳排放量呈负相关关系。利用皮尔逊相关系数分析，本文发现数字经济与碳排放量之间存在显著的负相关关系，即高数字经济水平能够降低碳排放量，低数字经济水平会增加碳排放量。这一发现为提升数字经济发展水平在应对气候变化、促进绿色可持续发展等方面提供了依据。

在研究预测碳排放量预测时，本文通过构建基于双输入特征的双层 LSTM (90, 90) 模型，根据历史碳排放数据和数字经济活动数据，预测出 2022-2025 年的碳排放量。通过对双特征输入和单特征输入模型的预测结果，观察到数字经济发展水平确实对碳排放量的预测产生了实质性的影响。特别是在安徽省的案例中，双特征输入模型预测出的碳排放量呈现出逐年上升的趋势，而单特征输入模型预测则呈现逐年下降的趋势。这一显著的差异进一步证实了数字经济与碳排放之间存在一定关系。

本研究的发现对于相关政策制定提供一定参考价值。在制定相关政策时，需要考虑数字经济的发展趋势及其对碳排放的影响。此外，本研究也为未来研究提供了新的方向，即进一步深入探索数字经济与碳排放之间的复杂关系，并研究如何利用数字经济数据来更准确地预测和减少碳排放，从而为全球应对气候变化挑战提供有力支持。

（二）与既有研究的对比分析

本文在数字经济水平测算与碳排放预测的研究中，展现出了一系列创新点与深化拓展。首先，在数字经济指数测度体系的构建上，本文突破了传统研究的局限，构建了一个包含数字基础设施、数字创新环境、数字产业规模、数字融合程度四个维度在内的多维度、多层次指标体系，显著提升了测算的全面性和系统性。此外，通过采用线性无量纲法中的阈值法并设定基期年份进行数据标准化和跨年度可比性处理，本文确保了数字经济指数在不同年份、不同省份之间的直接可比性，增强了测算结果的科学性和准确性。本文还利用皮尔逊相关系数分析了数字经济与碳排放量之间的关系，发现二者之间存在显著的负相关关系。

在研究方法上，本文引入了深度学习中的长短期记忆网络（LSTM）和门控循环单元（GRU）等先进模型，并创新性地将数字经济活动作为关键输入特征纳入碳排放预测模型，实现了对传统仅依赖碳排放历史数据预测方法的根本性突破。这种双输入特征的预测模型不仅提高了预测的精确度和可靠性，还深刻揭示了数字经济活动与碳排放之间的复杂动态关系，为理解数字经济与环境可持续性的相互作用提供了新的视角。为了验证模型的准确性，本文还将双输入特征 LSTM 模型的预测结果与单输入特征 LSTM 模型的预测结果进行了对比。结果表明，双输入特征 LSTM 模型在预测精度上具有明显优势，进一步验证了数字经济在降低碳排放中的重要作用。模型预测结果的准确性反映了数字经济与碳排放之间因果关系的稳定性和可预测性。通过深入分析模型的预测结果和误差来源，可以进一步理解数字经济对碳排放的具体影响机制和路径。

此外，本文在实证分析中特别关注了中国不同地区的数字经济发展水平差异，揭示了

东部、中部、西部三大区域在发展水平、增长趋势及潜力等方面的显著差异，为制定差异化的碳减排政策提供了更为精准的科学依据。同时，本文基于 2014-2022 年的大规模数据集进行建模，保证了模型训练的充分性和预测结果的稳健性。最后，通过对模型性能的细致评估，本文进一步验证了所采用方法的有效性和优越性，为未来的研究和实践提供了宝贵的参考。综上所述，本文在数字经济水平测算与碳排放预测领域的研究具有显著的创新性和应用价值。

参考文献：

- [1] 世界资源研究所报告，6 张图带你了解中国的碳排放，2021 年 3 月 30 日，<https://wri.org.cn/insights/data-viz-6-graphics-ghg-emissions-china>
- [2] 许宪春, 张美慧. 中国数字经济规模测算研究——基于国际比较的视角 [J]. 中国工业经济, 2020, (05) :23-41. DOI:10.19581/j.cnki.ciejournal.2020.05.013.
- [3] 罗良清, 平卫英, 张雨露. 基于融合视角的中国数字经济卫星账户编制研究 [J]. 统计研究, 2021, 38(01) :27-37. DOI:10.19343/j.cnki.11-1302/c.2021.01.003.
- [4] 冯娟. 数字经济与流通业协调发展水平测定研究 [J]. 商业经济研究, 2025, (21) :15-18.
- [5] 甄静. 数字经济、消费升级与城市经济韧性——基于成渝地区双城经济圈的实证分析 [J]. 商业经济研究, 2025, (21) :179-182.
- [6] 高艳云, 王馨培. 数字经济畅通双循环的影响机制与路径研究 [J]. 经济问题, 2025, (11) :50-58. DOI:10.16011/j.cnki.jjwt.2025.11.007.
- [7] 徐曼, 胡宁宁, 叶阿忠. 数字经济对碳排放的影响研究——基于空间门限效应的分析 [J]. 工业技术经济, 2025, 44(11) :84-95.
- [8] 渠慎宁, 史丹, 杨丹辉. 中国数字经济碳排放：总量测算与趋势展望 [J]. 中国人口·资源与环境, 2022, 32(09) :11-21.
- [9] 张争妍, 李豫新. 数字经济对我国碳排放的影响研究 [J]. 财经理论与实践, 2022, 43(05) :146-154.
- [10] 李国柱, 王立奇. 数字经济、产业结构优化与区域碳排放 [J]. 统计与管理, 2022, 37(12) :48-54
- [11] 樊纲. 纵论 SARS 对房地产经济的影响 [J]. 规划师, 2003, (S1) :21-22.
- [12] 张彬, 葛伟. 总投资和未来收益率的长期关系及影响机制——基于贝叶斯估计方法的实证分析 [J]. 经济理论与经济管理, 2017, (07) :101-112.
- [13] 刘澜飚, 白羽. 低利率时期中国商业银行风险承担变化的研究——基于影子利率的市场化指数再估算 [J]. 南开学报(哲学社会科学版), 2025, (03) :35-48.

The impact mechanism and prediction of digital economy on carbon emissions——Construction of LSTM model based on double input features

CHEN Haoyue, MAO Hanting*, ZHENG Zehong

(School of Economics, Guangdong University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510520, China)

Abstract: This paper constructs a digital economy index measurement system including four dimensions : digital infrastructure, digital innovation environment, digital industry scale and digital integration degree. Combined with the dual-input feature LSTM deep learning model, this paper systematically studies the development level of digital economy and its impact on carbon emissions in various provinces of China. The study finds that the development of China 's digital economy shows significant regional heterogeneity. The eastern region has a high index and outstanding technological innovation advantages, the central region is relatively balanced and the average annual growth rate is stable, and the western region has significant growth potential. Through Pearson correlation coefficient verification, the digital economy index is significantly negatively correlated with carbon emission intensity. By verifying the substantial impact of the digital economy on carbon emission projections, it provides a scientific basis for differentiated carbon emission reduction policies.

Keywords: Double input feature model; digital economy; carbon emissions forecast