

申 报	系列：农业技术
	专业：农村能源开发与利用
	职称：农艺师

# 业绩成果材料

（申报人的业绩成果材料包括论文、科研项目、获奖以及其他成果等）

单 位（二级单位） 生物质工程研究院

姓 名 谭 涛

材料核对人：

单位盖章：

核对时间：

华南农业大学制





# 目 录

## 一、教学研究业绩

- 1. 承担本科生实习/训练课程《专业认知实习》 ..... 1

## 二、科研项目

- 1.主参：农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用技术及装备 .....2
- 2.主参：蔬菜“三高”农业新技术和品种的集成与示范 .....27

## 三、论文、著作等

- 1.检索证明 .....36
- 2.以第一作者发表本专业论文情况
  - 2.1.大数据驱动的我国新能源汽车需求 .....38
  - 2.2.燃料电池旋翼无人机的研究进展 .....45
- 3.以通讯作者发表本专业论文情况
  - 3.1.Forecasting China's agricultural carbon emissions: A comparative study based on deep learning models .....50

## 四、科研成果

- 1.知识产权
  - 1.1.专利授权证书：沼气全组分转化适醇混合气的 Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂及其制备方法和应用 .....65

## 五、其他业绩

- 1.指导学生学科竞赛
  - 1.1.第十七届大学生节能减排社会实践与科技竞赛三等奖.....77
- 2.社会服务 .....78



华南农业大学教学实习（含课程实习、生产实习、毕业实习等）、训练类课程（含农事训练类、通识管理训练类、工程基础训练类、军事训练、劳动教育、创新创业实践等）实际承担学时分配表

学年学期	课程名称	课程编号（选填）	授课对象	实习（教学）天数	计划学时	实际承担学时	指导（授课/管理）教师		
							姓名	工号	签名（合上课程必须每名授课教师都签名确认）
2024-2025-1	专业认知实习	610241	24生物质1	5	15	10	魏国强	30004910	魏国强
						5	谭涛	30004605	谭涛
						0	欧荣贤	30004144	欧荣贤

农事训练审核人（签名）：

通识管理训练审核人（签名）：

工程基础训练审核人（签名）：

年 月 日

教务员签名：孔浩

教学领导（签名）：

孙理超

学院（单位）盖章：华南农业大学材料与能源学院

2025年7月15日

备注

- 1、此表由指导（授课/管理）教师根据实际教学（管理）情况填写，因失实填写、弄虚作假所引起的一切后果将由指导（授课/管理）教师本人承担。
- 2、参与农事训练类、通识管理训练类、工程基础训练类教学授课学时，按7学时/天/教，由基础实验与实践训练中心审核。
- 3、参与军事技能训练、创新创业实践、劳动教育I管理的教师，折算授课学时分别为32学时、7.5学时、16学时（均不考虑班级数和天数因素），劳动教育II按每教学班×16学时计算授课学时。
- 4、此表作为职称评审相关材料附件上传时，需提供由教务员及教学领导签名、学院（单位）盖章纸质版的相应照片或扫描件。

受理编号: c1954031100009

项目编号: 2019B110209003

项目下达文号: 粤科资字 (2019) 174号

# 广东省重点领域研发计划项目

## 任务书

项目名称: 农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用技术及装备

专项名称: 污染防治与修复

项目起止时间: 2019年 10月 01日 至 2022年 09月 30日

管理单位(甲方): 广东省科学技术厅

牵头承担单位一  
(乙方): 中国科学院广州能源研究所

项目推荐(主管)单位  
(丙方): 中国科学院广州分院

通讯地址: 广东省广州市天河区广东省广州市天河区五山能源路2号

邮政编码: 510640

单位电话: 020-87057637

项目负责人: 袁浩然

联系电话: 020-87013241

项目联系人: 李德念

联系电话: 15112185008



(广东科技微信公众号)

广东省科学技术厅  
二〇一九年制



(受理纸质材料二维码)



扫描全能王 创建



## 填写说明

一、本任务书通过“广东省科技业务管理阳光政务平台”（以下简称阳光平台）在线填写。

二、任务书甲方即广东省科学技术厅，乙方即项目牵头承担单位一、二，丙方即项目推荐（主管）单位（包括各省直单位、各地市科技局、中央驻粤单位等）。

三、关于“牵头承担单位及项目负责人”的情况说明：  
只有一个牵头承担单位的，只填写“牵头承担单位一”；原则上，只有省外单位作为“牵头承担单位一”时，才允许填写“牵头承担单位二”；一个牵头承担单位对应填写一个项目负责人，原则上项目负责人应该来自对应的牵头承担单位；特殊情况下，允许项目负责人为非牵头单位人员。

四、任务书中的单位名称，请按规范全称填写，并与单位公章一致。

五、涉密项目请在“广东省科技业务管理阳光政务平台”下载任务书的电子版模板，按保密要求离线填写、报送。

六、任务书的起点时间不得早于项目申报时间（以申报书提交业务系统之日为准），不得迟于项目立项文件下达之日。

七、本任务书中凡是当事人约定无需填写的内容，应在空白处划“/”，或用“无”表示。

八、任务书内容须按照项目申报书据实填写，要遵循实事求是原则，无需凑够字数。申报书中没有体现的内容应在任务书对应的位置划“/”，或用“无”表示。

九、乙方按照阳光平台提示完成任务书的在线填写，提交丙方初审并经甲方审核确认后，用A4纸在线打印、装订、签章。本任务书一式6份，其中甲方留存2份，乙方留存3份，丙方留存1份。

十、本任务书自签字并加盖公章之日起生效，各方均应负本任务书的法律责任，不应受机构、人事变动的影响。



## 项目基本信息表

项目名称	农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用技术及装备			
项目编号	2019B110209003			
专项名称	污染防治与修复			
专题名称	20190209—固废污染防治技术研发与应用	单位总数	7	
经费预算	总投入 1600.00 万元, 其中省级财政专项经费投入 800.00 万元			
项目周期节点	起始时间	2019年 10月 01日	结束时间	2022年 09月 30日
	实施周期	共 35 个月	预计中期时间点	2021-05-01
项目牵头承担单位一	单位名称	中国科学院广州能源研究所	单位性质	科研机构
	单位所在地	广东省-广州市-天河区	统一社会信用代码	12100000455860816A
	通信地址	广东省-广州市-天河区 广东省广州市天河区五山能源路2号	邮政编码	510640
	银行账号	441162553010149000904	法定代表人姓名	马隆龙
	单位开户名称	中国科学院广州能源研究所		
	开户银行(全称)	交通银行广州市永福支行		





		姓名	袁浩然	性别	男	出生日期	1981-11-09
项目负责人		证件类型	身份证	证件号码	342622198111090457		
		所在单位	中国科学院广州能源研究所				
		最高学位	博士				
		职称	研究员	职务	副主任		
		电子邮箱	yuanhr@ms.giec.ac.cn	移动电话	13826455237		
				姓名	李德念	电子邮箱	lidn@ms.giec.ac.cn
项目联系人		固定电话	020-87013240	移动电话	15112185008		
		证件类型	身份证	证件号码	420881198706100115		
				姓名	刘丽敏	电子邮箱	liulm@ms.giec.ac.cn
项目财务负责人		固定电话	020-87057701	移动电话	13570929960		
		证件类型	身份证	证件号码	441302197912056220		
其他参与单位							
序号	单位名称		单位性质		统一社会信用代码		
1	广州环保投资集团有限公司		国有企业		91440101671815024A		
2	中山大学		高等院校		121000004558631445		
3	华南农业大学		高等院校		124400004554165634		
4	佛山科学技术学院		高等院校		1244060045607389XC		
5	生态环境部华南环境科学研究所		科研机构		12100000455861691Y		
6	华北电力大学		高等院校		1210000040000983X8		
项目参加人数 49 人。其中		高级职称 19 人, 中级职称 8 人, 初级职称 3 人, 其他 19 人; 博士学位 24 人, 硕士学位 13 人, 学士学位 12 人, 其他 0 人。					





## 一、任务书条款

第一条	甲乙丙三方根据《广东省人民政府关于印发广东省重点领域研发计划实施方案的通知》（粤府〔2018〕84号）《关于进一步完善省级财政科研项目资金管理等政策的实施意见》（粤委办〔2017〕13号）《关于优化财政科研资金管理提升科研资金绩效的通知》（粤财教〔2018〕394号）等文件规定，以及有关法律、政策和管理要求，依据项目立项通知，为顺利完成（2019）年农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用技术及装备专项项目（文件编号：2019B110209003），特签署本任务书。
第二条	本项目以攻克关键核心技术、研发关键零部件和重大装备为目标，力争突破前沿性、引领性的技术，取得产业带动性强、技术自主可控的重大原创科技成果和自主知识产权。 《项目申报书》和申报指南是本任务书填报的重要依据，任务书填报时不得降低考核指标，不得自行对主要研究任务作出调整。 《项目申报书》、申报指南和本任务书将共同作为项目过程管理、验收结题和监督评估的重要依据。
第三条	甲方有权按照《广东省重点领域研发计划实施方案》进行资源整合，以目标为导向，合理优化牵头单位、参与单位布局。甲方实行科技计划“放管服”改革，建立基于信任的管理制度，但有权按照有关规定采取日常监管、随机抽查、专项检查、中期评估、财务审计等方式对项目实施监督，并严格以本任务书中约定的任务、期限、目标和验收指标等具体内容作为监督依据。项目到期后，甲方依据本任务书对项目实施结果进行验收。甲方可根据《广东省科技计划项目信用管理办法（试行）》对乙方进行科技计划信用管理。
第四条	乙方要建立以诚信为原则的自主管理制度，按如下要求执行项目： 1. 承担项目的核心研究任务。 2. 统筹协调做好资源分配和任务分工工作，履行项目组织实施和资金使用等方面的主体责任，对项目实施目标和财政资金绩效负责。 3. 完善单位内部控制制度和单位间监督制约机制。 4. 乙方负责协调落实项目自筹经费及有关保障条件，按照任务分工、任务量和时间进度合理分配和拨付财政资金，确保财政资金使用的安全有效，并签订单位间的合作协议。 5. 乙方及相关参与单位均应对财政资金实行专款专用，单独列账，并积极配合甲方（或委托专业机构等）进行的监督检查。 6. 乙方须积极配合甲方组织的评估检查；项目完成后，应主动申请验收结题。 7. 乙方应按照国家 and 省有关规定，提交科技报告及其他材料。 8. 项目负责人及主要研究开发成员应实质性参与项目组织实施，不得出现挂名现象。
第五条	丙方作为项目推荐单位，应当推动和督促乙方实施好项目，监督项目执行，落实配套资金。
第六条	项目经费按单位性质、项目进展并结合评估情况分阶段拨付。 1. 主要承担单位是企业的，签订任务书后，拨付立项资金的15%；经评估，项目任务进展过半且项目总经费投入过半的，再拨付立项资金的65%；项目任务及项目总经费投入达到90%或达到验收条件的，可提出后续资金申请，经评估，拨付剩余20%资金。 2. 主要承担单位是高校或科研院所的，签订任务书后，拨付立项资金的30%；经中期评估，项目进展顺利并取得阶段性进展的，拨付立项资金的50%；项目任务完成90%或达到验收条件的，可提出后续资金申请，经评估，拨付剩余20%资金。 评估或验收结题不通过的，甲方有权终止项目，停止拨付后续资金；发现项目存在重大异常或违规使用财政资金的，甲方有权追回已经拨付的资金。
第七条	在本任务履行过程中，根据实际需要，乙方可按规定对项目起止时间、项目经费使用（包括自筹经费、经费分配及经费支出预算等）、项目内容（包括研发内容、技术指标、经济指标及成果指标等）、技术路线、项目参与单位、项目负责人和项目组成员等进行变更，具体按照《关于优化财政科研资金管理提升科研资金绩效的通知》（粤财教〔2018〕394号）等有关规定执行。 其中，科研经费直接费用中所有科目费用调剂权全部下放给项目承担单位，项目承担单位应建立完善的内部管理制度，及时为科研人员办理调剂手续。
第八条	在履行本任务过程中，乙方及参与单位必须恪守科研道德准则、科研活动规范和科研诚信规定，严格遵守有关法律法规。 涉及医学、生物技术和人工智能等敏感领域研究，应当按照国家有关规定设立伦理委员会，开展研究项目的伦理审查，遵循国际公认的科研伦理规范和生命伦理准则。





第九条	本项目主要研发活动应在广东境内开展，项目产生的知识产权应由广东省内单位牵头申请，项目成果应优先在广东境内实施转化应用。如确需到广东省外转化的，要向甲方做出报告说明。
第十条	省外牵头或参与单位在项目执行期内，到广东设立具有法人资格的单位或分支机构，开展项目研发和成果转移转化，具备条件的，可申请变更为项目牵头承担单位，或者申请增加为项目参与单位。
第十一条	各方应充分理解本任务书的内容并自愿签署本任务书。未尽事宜，协商解决或签订补充协议进一步明确，甲方拥有最终解释权。

2019B110209003



## 二、项目验收指标

(一) 技术及成果指标				
1. 核心考核指标				
序号	成果名称	成果类型	验收指标	评测方式/方法
1	易腐垃圾快速定向沼肥联产与恶臭气体控制技术	新产品, 其他 技术规范	1. 易腐垃圾VS去除率高于70%, 产气率达到300mL/gVS 2. 复合促进剂等生物新型产品1-2种 3. 技术规范1项	1. 提供相应测算或检测报告; 2. 提供产品实物及照片 3. 提供电子版和纸质版技术规范文件
2	生活垃圾组合式干式自动化分选系统技术	新产品, 新技术, 工程/工艺, 其他 技术规范	技术规范1项	提供电子版和纸质版技术规范文件
3	可燃物高效热解气化与烟气净化技术	新技术, 其他 技术规范	1. 各项排放标准达到欧盟现行垃圾焚烧污染物排放标准 (DIRECTIVE2010) 2. 技术规范1项	1. 提供相应测算或检测报告; 2. 提供电子版和纸质版技术规范文件
4	热解固相产物高值利用技术	新产品, 新方法, 其他 技术规范	1. 形成热解固相产物改性新方法; 2. 获得新型碳材料等系列高值化产品1个, 3. 热解固相产物材料利用率>60%, 其中吸附剂产品合格率>80%, 重金属吸附容量>100mg/g, 水体中重金属脱除率>95%, 单位产品消耗指标<2万元/吨	1. 提供相应测算或检测报告; 2. 提供产品实物及照片 3. 提供电子版和纸质版技术规范文件
5	余热高效回收及高密度能量储存系统	新产品, 新技术, 其他 技术规范	1. 烟气余热回收率达60%以上, 储放热速率达200kW/m <sup>3</sup> 2. 形成技术规范1项	1. 提供相应测算或检测报告; 2. 提供电子版和纸质版技术规范文件
6	农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用技术及装备集成示范	工程/工艺, 其他 新模式	1. 建设日处理5~10吨级农村生活垃圾处置示范工程2-3项; 直接运行成本低于50元/吨, 垃圾减容率不低于90%, 综合能耗低于30kWh/吨, 各项排放标准达到欧盟现行垃圾焚烧污染物排放标准 (DIRECTIVE2010)。 2. 形成适宜我省农村生活垃圾清洁利用产业化模式与体系2-3套。	1. 提供相应测算或检测报告; 2. 提供示范工程
2. 高水平知识产权指标				
序号	内容	类型	结题时状态	拟解决关键问题
1	热解固相产物制备功能性碳材料	国内发明专利	受理	突破行业制约





## 对以上项目成果属于高质量知识产权的相关说明

在传统多孔炭的制备过程中，往往是选择化学活化手段添加氯化锌( $\text{ZnCl}_2$ )等作为有效造孔剂，这种活化方法制得的往往是无序多孔碳材料，很难控制其孔道形状和孔径，此外化学手段处理的同时往往会引发二次污染和设备损坏，例如：重金属锌污染、碱腐蚀等，还需要额外的能耗和昂贵的成本。本项目针对不同可燃物热解所获得残渣炭，掌握其基础构成分布及理化性质特点，开展基于物理-化学过程耦合的协同活化技术，利用课题1-3热化学处理得到的气体如二氧化碳和水蒸气作为物理活化剂或通过环境友好便宜的模板剂，通过调整流速、压力、温度和浓度等原位实现固相残渣资源化为多孔炭材料提质扩容。拟达到所得产品比表面积 $>200 \text{ m}^2/\text{g}$ ，较为规则的孔道结构和可控的形貌结构，同时减少炭材料制备过程中的重金属污染情况，降低能源消耗20-50%，制备的多孔碳材料用于环境治理如脱除水体中重金属，实现固相残渣清洁资源化高值化。

## 3. 技术就绪度提升指标

当前技术就绪度等级	中期评估时技术就绪度等级	项目完成时技术就绪度等级
4级	5级	7级

## 对项目实施后技术就绪度提升情况的相关说明

在生活垃圾自动分选关键技术研发方面，其多维解耦原理已在日处理规模为百吨级的分选系统上完成验证，本项目主要针对性地开展面向农村小规模生活垃圾处置特点和分类利用需求的百十公斤级/日模块化定制式自动分选系统研发，目前已完成基础性功能试样的设计和开发，处于TRL4级，在项目完成后预期可达到TRL8级。在易腐垃圾快速定向沼肥联产与恶臭气体控制技术方面，目前已完成菌株类别筛选，掌握了高负荷厌氧发酵失稳预警控制原理；同时在实验室完成技术方案设计和功能性模块的仿真验证，处于TRL4级，在项目完成后预期可达到TRL7级。在热解气化再燃烧技术及烟气净化技术方面，目前已形成热解气化再燃烧冷模反应装置，并通过软件模拟对反应过程完成了验证，处于TRL5级，亟待开展小试及进一步工艺优化，在项目完成后预期可达到TRL8级。此外，本项目拟研发农村热解烟气全流程干法烟气多污染物协同净化技术基本原理清晰，技术方案已通过专家评估论证，关键的技术及设备单元已形成原型并完成了第三方检测，因此技术就绪度整体已达到TRL6级，在项目完成后预期可达到TRL7级。参与本项目申报的团队调研了20多个省份的农村生活垃圾焚烧（热解）处理设施建设及监管情况，监测了28台设施的排放情况，评估了3个典型设施的大气环境影响，在青海省三江源、青海湖地区、江苏扬州、江西修水等地完成了多项垃圾处理工程，提出的1份对策建议获部长批示并被国办和中办采纳。在热解固相产物利用方面，本项目拟形成热解固相产物定向制备吸附剂产品技术，目前已在实验室环境下对吸附剂产品的功能进行了测试试验，将在进一步在现实环境下验证热解固相产物高值利用技术、改进相关关键技术，并在相关企业完成现场实验，建立初步的产品质量控制体系及标准，在项目完成后预期可达到TRL7级。在余热高效回收及高密度能量储存系统方面，目前已完成部分中温蓄热材料设计与测试，余热回收系统各功能部件已形成产品初样，并在模拟使用环境条件下完成了功能验证，处于TRL5级，在项目完成后预期可达到TRL7级。





## 4. 科技报告考核指标

序号	报告类型	提交时间	公开类别及时限
1	年度技术进展报告	2020-10	涉及技术诀窍, 延期5年公开
2	年度技术进展报告	2021-10	涉及技术诀窍, 延期5年公开
3	年度技术进展报告	2022-08	涉及技术诀窍, 延期5年公开
4	工程报告	2022-07	涉及技术诀窍, 延期5年公开
5	测试报告	2022-07	涉及技术诀窍, 延期5年公开
6	最终科技报告	2022-09	涉及技术诀窍, 延期5年公开

## 5. 参考指标

申请发明专利22件, 发表SCI收录论文15件, 培养人才15名, 形成新产品(或新材料、新装备、新品种)3项, 形成新工艺(或新方法、新模式、新技术)5项。

项目负责人(签章)  2019年10月10日

## (二) 项目经济指标及社会效益

累计新增销售收入(万元, 截至项目验收结题) 0

累计新增利税(万元, 截至项目验收结题) 0

## (三) 项目其他经济指标及社会效益说明, 包括攻克核心关键技术、“卡脖子”技术等内容

通过本项目实施, 将重点攻克生活垃圾组合式干式自动化分选系统技术、易腐垃圾快速定向沼肥联产与恶臭气体控制技术、形成适应我省乃至我国农村生活垃圾特点和处置需求的能源化与资源化综合利用系列技术、可燃物高效热解气化与烟气净化技术、热解固相产物高值利用技术、余热高效回收及高密度能量储存技术, 解决传统填埋与直接焚烧所面临的处置成本高、技术装备适应性差、二次污染易发、经济效益差、长效运行机制缺乏等问题, 预计可实现年处置农村生活垃圾不少于3500吨, 惠及农村人口不少于10000人, 形成农村生活垃圾处置全新模式, 解决示范区域生活垃圾污染问题, 有效促进农村人居环境改善与社会可持续发展, 为美丽乡村建设提供重要支撑。

## (四) 阶段性成果评价

序号	指标名称	立项时已有指标值/状态	中期指标值/状态	完成时指标值/状态	评估方式(方法)及评价手段
1	申请发明专利	0	10	22	提供受理通知书或授权证书
2	SCI论文	0	6	15	提供论文首页
3	新产品	0	1	3	提供产品实物或照片
4	技术规范	0	0	5项	提供电子版和纸质版技术规范文件
5	农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用技术及装备集成示范	0	0	2项	提供示范工程





## 三、项目研究内容、研究方法及技术路线、主要创新点

## (一) 项目拟解决的关键问题

“村容整洁”是社会主义新农村建设的明确要求。目前，我国农村每年产生约3亿吨生活垃圾，其处置方式以中小规模填埋为主，极易造成土地和水源污染等环境问题；另一方面，土地是农村最为重要的生产资源，在长期填埋所导致大量现运行填埋场库容告急的情况下，填埋场增地扩容的需求也对农村生产生活以及可持续发展构成了巨大挑战。因此，生活垃圾合理安全处理是建设绿色宜居村镇和实施乡村振兴战略的当务之急和重点任务。客观来看，当前农村生活垃圾处理处置所面临瓶颈问题，即本项目拟解决的关键问题主要包括以下三点：

- 1) 农村生活垃圾分散程度高、构成复杂、物性差异大、收运处置模式单一而导致清洁处置难、二次污染严重、资源化利用率低；
- 2) 易腐垃圾厌氧发酵产气率低、易酸化和高氨氮导致系统运行不稳定、副产物利用率低；
- 3) 可燃物组分繁杂、热化学性质差异大、二次污染控制难、能量综合利用率低。

2019B110209003





## (二) 项目的主要研究内容

## 1. 生活垃圾组合式干式自动化分选系统技术及装备

## 1.1 生活垃圾多维解耦关键技术研发与集成优化

针对农村生活垃圾组分多样、缠结形态复杂特点,研发基于对辊破袋、多级风选、可调重力选与磁选和勾选相结合的多维解耦方法,针对不同尺寸、不同质地生活垃圾的开展自动分选关键技术工艺优化,实现生活垃圾中可回收物、可燃物和易腐物的有效分离;

## 1.2 模块化定制式自动分选系统设计与组合

在上述关键技术研发基础上,开展核心部件的设计与优化研究,获得具有一定自我保护功能和高效低耗分选特点的关键机械构件设计方案,并进行模块化组合,针对不同区域生活垃圾处置的差异化需求,形成可定制的自动分选工艺及装备。

## 2. 易腐垃圾快速定向沼肥联产与恶臭气体控制技术及装备

## 2.1 易腐垃圾高效厌氧发酵过程调控技术

研制绿色木霉/粗毛革孔菌等生物预处理菌剂,优化调控工艺,提高有机固废的降解率和转化率;开发丙酸/氨氮高耐受型生物强化菌剂及其调控技术,调整并确保有益生物种群的良好平衡,实现产甲烷阶段的高效性;基于易腐垃圾原料特性,构建多元原料混合调配方程,研究微量元素调控技术,从源头和营养组分角度实现同步协同发酵;研制新型低成本“生物碳+铁盐”促进剂,探索促进剂与产气性能、有机肥氮素利用率相关性,优化工艺,提高产气性能和有机肥肥效。建立系统失稳监测预警与调控系统,提高厌氧发酵系统自动化水平。

## 2.2 发酵剩余物肥料化利用技术

沼液经过循环水回用技术,优化静置沉淀、小石英砂一级粗滤、活性炭二级粗滤、膜浓缩分离精滤工艺,获得液体有机肥;研发沼渣快速好氧高温堆肥技术,添加拮抗菌等功能菌种,获得功能性有机肥。

## 2.3 恶臭气体控制技术

针对易腐垃圾厌氧发酵过程中易产生的低级脂肪酸、氨气和硫化氢等多种臭味物质,采用微生物常规纯培养和现代分子生物学技术相结合的方法,选育和改良高效降解臭味气体能力的微生物菌株,构建适合于易腐垃圾发酵臭味物质的除臭控制技术。

## 3. 可燃物高效热解气化与烟气净化技术及装备

## 3.1 可燃固废热解气化再燃烧关键技术与装备

针对复杂原料直燃存在反应稳定性差、转化效率低、二次污染控制难的问题,通过变非均相燃烧为均相燃烧,研发两段式热解气化再燃烧关键技术,并通过强制扰流促进热解气高效转化;同时针对分选后可燃物体积小、物性差异大等特点,研发小型化稳定清洁热解气化再燃烧装备。

## 3.2 烟气催化净化技术及装备

研发高效吸附剂、催化剂等关键材料,提升 $\text{NO}_x$ 、重金属等污染物的净化效率,形成间接急冷+干法除酸+活性炭喷射+布袋除尘+低温催化等热解气化烟气净化技术。

## 4. 热解固相产物高值利用技术研发

## 4.1 热解残渣基础物性及活化改性研究

针对不同可燃物热解所获得残渣炭,掌握其基础成分分布及理化性质特点,开展基于物理-化学过程耦合的协同活化技术,实现提质扩容,为进一步功能化改性及应用奠定结构基础。

## 4.2 改性产物制备吸附剂工艺优化及评价

以典型污染物或模型化合物为吸附对象,对上述活性炭产物的吸附性能和再生性能开展分析,建立产物结构与性能直接的构效关系及调控方法,提出热解固相产物功能化改性及高值利用途径。

## 5. 余热高效回收及高密度能量储存系统

## 5.1 中低温储能材料研制

结合前述燃烧烟气的中低温余热特点,针对单一组分蓄热材料的导热系数低、蓄放热效率慢、使用寿命短等问题,分别开展基于化学反应蓄热和物理相变蓄热的中低温储能材料,为余热梯级回收利用奠定物质基础。

## 5.2 高效化学蓄热系统设计与优化

针对农村生活垃圾气化热解排放的余热的运行工况,提出合适的蓄热装置结构形式,进行蓄热系统集成优化。结合不同村镇用能方式及需求,设计模块化余热梯级利用的工艺流程,优化各级系统与工艺之间的匹配。构建高效余热综合梯级利用集成装备系统,优化各级参数和控制策略,实现热转化余热资源最大程度利用。

## 6. 农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用技术及装备集成示范

## 6.1 农村生活垃圾清洁利用技术与装备集成示范

在上述单项关键技术研究基础上,面向由不同地域、人口规模以及生产生活等特点所决定的农村生活垃圾差异化处置需求,构建就地消纳、全量处置、高值利用有机结合的农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用技术及工艺体系,并形成装备系统集成示范;

## 6.2 农村生活垃圾技术规范构建及新型模式分析评价

采用基于物质流、能量流、经济流和环境流的全生命周期分析方法对其技术经济性进行科学分析与客观评价,在此基础上,制定适应于我省乃至我国农村基本特点的技术指南、规范和标准,构建切实可行亦行之有效的农村生活垃圾综合处置及高值化利用新模式。





### (三) 项目采取的研究方法及技术路线

#### 研究方法:

针对村镇易腐垃圾原料分散、干式厌氧产气规模小且组分不稳定的特点,基于易腐垃圾的产气动力学模型,精准描述各模块化单元中沼气、沼液、沼渣的产生、收集、输配过程,优化设计多单元发酵系统的顺序叠加的平衡产气运行方案。采用流体力学,设计柔性搅拌系统,结合微生物代谢调控机理,构建功能微生物强化动态菌系。

针对村镇可燃垃圾成分复杂、共气化过程耦合交叉影响强的特点,采用破碎、热风干燥等方法实现废物原料均质化,获得具有稳定反应特性的初级衍生物,进一步考察反应温度、时间、一次风和二次风风量等工艺条件对热解气化过程和产物的影响,确定热解气化耦合旋流燃烧工艺条件。

针对热解残渣品质差、利用难等问题,利用二氧化碳活化、水蒸气活化托方法,获得具有发达孔隙与表面功能结构的产品,开展其在污染物吸附方面的应用研究。

针对余热回收利用难的问题,开展燃烧余热特性分析,结合末端利用需求,利用实验和数值计算方法进行热交换器结构设计与优化。

#### 技术路线:

通过多维解耦自动分选实现可回收物、易腐物和可燃物有效分离,针对后两者分别采用沼肥联产和热解气化燃烧实现转化利用,同时通过生物除臭和烟气净化实现二次污染有效控制,进一步开发热解固相产物和烟气余热高效利用技术,最终通过工程验证形成适宜农村生活垃圾特点的能源化与资源化利用产业化创新模式。



## (四) 主要创新点

- 1) 通过以多维解耦为核心的模块化定制式干式自动分选技术实现生活垃圾有效分类，奠定能源化与资源化利用基础。
- 2) 采用以丙酸/氨氮高耐受型菌剂和“生物炭+铁盐”促进剂为核心的耦合强化策略提升易腐垃圾沼肥联产过程及产气和氮素利用效率。
- 3) 以热解气化耦合强制扰流均相燃烧替代直燃，并通过全流程干法多污染协同脱除和基于高密度蓄热材料的余热回收，实现二次污染物有效控制及能量利用水平提升。
- 4) 以能源化和资源化利用替代直接填埋或焚烧，解决农村垃圾小规模处置与技术经济性差的矛盾，形成经济合理的产业化模式和长效运行机制。

2019B110209003





## 四、项目进度和阶段目标

(一) 项目起止时间: 2019年 10月 01日 至 2022年 09月 30日

## (二) 项目实施进度及阶段主要目标

开始日期	结束日期	主要工作内容	预期目标	成果形式
2019年 10月 01日	2020年 09月 30日	完成项目启动暨实施方案论证, 重点开展生活垃圾多维解耦技术、功能微生物菌剂及易腐物高效厌氧产沼技术、可燃物热解气化和烟气净化技术、化学和相变中低温储能材料研制等任务, 及项目示范选址等工作。	完成项目启动暨实施方案论证, 重点开展生活垃圾多维解耦、功能微生物菌剂及易腐物高负荷厌氧发酵、可燃物热解气化和烟气净化、化学和相变中低温储能材料等技术工艺优化, 及项目示范选址等工作;	发明专利, 研究论文等
2020年 10月 01日	2021年 09月 30日	重点开展小型化生活垃圾分选工艺设备、高负荷厌氧发酵及失稳预警工艺设备、可燃物资源化清洁利用及余热回收装备系统放大试验, 完成放大设计方案, 完成项目示范规划设计。	重点开展小型化生活垃圾分选工艺设备、高负荷厌氧发酵及失稳预警工艺设备、可燃物资源化清洁利用及余热回收装备系统放大试验, 完成放大设计方案, 完成项目示范规划设计;	发明专利, 研究论文, 产品实物, 装备实物等
2020年 10月 01日	2022年 09月 30日	重点开展工艺耦合与装备集成优化, 完成示范建设和设备调试, 实现稳定运行; 开展基于全生命周期分析的技术经济性评价和经济环境社会效益综合分析。	重点开展工艺耦合与装备集成优化, 完成示范建设和设备调试, 实现稳定运行; 开展基于全生命周期分析的技术经济性评价和经济环境社会效益综合分析。	发明专利, 研究论文, 产品实物, 装备实物, 示范工程, 技术规范等





## 五、知识产权对策、成果管理及合作权益分配

本项目的知识产权归属、成果管理及合作权益分配按国家有关规定执行，各方经协商，形成如下原则：

1. 依托单位与合作单位在申请本项目之前各自所获得的知识产权及相应权益均归各自所有，不因共同申请本项目而改变。
2. 在项目执行过程中，各方应对项目执行过程中产生的科技成果（发表论文、申请发明专利和软件著作权等）按下列方式及时采取知识产权保护措施：
  - (1) 根据项目任务分工，在各方的工作范围内独立完成的科技成果及其形成的知识产权归各方独自所有。一方转让其专利申请权时，其他各方有以同等条件优先受让的权利。
  - (2) 因项目需要，各自向对方提供的未公开的、或在提供之前已告知不能向第三方提供的与本项目相关的技术资料、数据等所有信息，包括但不限于各自所有或合法拥有的任何计算机程序、代码、算法、公式、过程、观念、图表、照片、制图、设计、产品、样品、发明创造（包括发明、实用新型和外观设计，无论是否获得专利）、技术秘密、版权、商标、产品研发计划、预测、策略、规范、实际或潜在商业活动的信息、客户与供应商名单、财务事项、市场营销计划等技术、商务上的信息等。未经提供方同意，不得提供给第三方。
  - (3) 在项目执行过程中，由各方共同完成的科技成果及其形成的知识产权归各方共有。一方转让其共有的专利申请权的，其他各方有以同等条件优先受让的权利。一方声明放弃其共有的专利申请权的，可以由另一方单独申请或者由其他各方共同申请。合作各方中有一方不同意申请专利的，另一方或其他各方不得申请专利。
  - (4) 由各方共同完成的技术秘密成果，各方均有独立使用的权利。未经其他各方同意，任何一方不得向第三方转让技术秘密。
  - (5) 共同完成的科技成果的精神权利，如身份权、依法取得荣誉称号、奖章、奖励证书和奖金等荣誉权归完成方共有。
  - (6) 各方对共有科技成果实施许可、转让专利技术、非专利技术而获得的经济收益由各方共享。收益共享方式应在行为实施前另行约定。

王浩平





## 六、参与人员信息

项目负责人:								
姓名	性别	年龄	职务	职称	学位	在项目中承担的任务	所在单位	签名
袁浩然	男	38	副主任	研究员	博士	项目总体负责与研究方向和内容指导	中国科学院广州能源研究所	袁浩然

主要研究开发人员:								
姓名	性别	年龄	职务	职称	学位	在项目中承担的任务	所在单位	签名
刘先荣	男	53	董事长	高级工程师	硕士	示范工程建设及模式研究	广州环保投资集团有限公司	刘先荣
陈东初	男	47	院长	教授	博士	储能材料研发	佛山科学技术学院	陈东初
严凯	男	37	副主任	教授	博士	热解固相产物高值利用	中山大学	严凯
陆强	男	37	主任	教授	博士	烟气催化净化技术	华北电力大学	陆强
毕桂灿	男	36	无	工程师	博士	易腐有机物厌氧沼肥联产	华南农业大学	毕桂灿
陈雄波	男	35	无	副研究员	博士	烟气催化净化技术	生态环境部华南环境科学研究所	陈雄波
何兆红	女	36	副主任	副研究员	博士	化学蓄热技术研发	中国科学院广州能源研究所	何兆红
邓立生	男	34	无	助理研究员	硕士	化学蓄热系统性能研究	中国科学院广州能源研究所	邓立生
李兴	男	31	无	助理研究员	硕士	化学蓄热材料制备及性能测试	中国科学院广州能源研究所	李兴





广东省重点领域研发计划项目任务书

李琳	女	29	无	未取得	硕士	化学蓄热数值模拟	中国科学院广州能源研究所	李琳
李莉莉	女	26	无	未取得	学士	化学蓄热实验研究	中国科学院广州能源研究所	李莉莉
熊莲	女	35	无	高级工程师	博士	热解余热回收装备研发	中国科学院广州能源研究所	熊莲
王亚琢	男	34	无	高级工程师	博士	模块化定制式生活垃圾自动分选系统研发	中国科学院广州能源研究所	王亚琢
张海荣	男	37	无	副研究员	博士	相变材料研发	中国科学院广州能源研究所	张海荣
顾菁	女	37	副主任	副研究员	博士	可燃固废热解气化再燃烧技术装备研究	中国科学院广州能源研究所	顾菁
刘姝娜	女	37	无	副研究员	博士	预处理技术	中国科学院广州能源研究所	刘姝娜
李德念	男	32	无	副研究员	博士	生活垃圾能源化与资源化利用技术规范研究与示范工程建设	中国科学院广州能源研究所	李德念
梁翠谊	女	33	无	助理研究员	硕士	厌氧发酵技术	中国科学院广州能源研究所	梁翠谊
杨威	男	25	无	未取得	学士	厌氧发酵技术研究	中国科学院广州能源研究所	杨威
常萌蕾	女	39	系主任	讲师	博士	储能材料制备放大工艺研究	佛山科学技术学院	常萌蕾
张玉媛	女	37	无	讲师	博士	储能材料制备技术研究	佛山科学技术学院	张玉媛

16/24



扫描全能王 创建



吴宁	男	47	党委副书记	高级工程师	硕士	生活垃圾能源化与资源化利用技术规范研究与示范工程建设	广州环保投资集团有限公司	吴宁
张焕亨	男	47	技术中心主任	高级工程师	硕士	生活垃圾能源化与资源化利用技术规范研究与示范工程建设	广州环保投资集团有限公司	张焕亨
罗翠红	女	42	技术中心副主任	高级工程师	硕士	农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用示范及模式研究	广州环保投资集团有限公司	罗翠红
罗惠霞	女	35	无	教授	博士	固相产物资源化为功能材料	中山大学	罗惠霞
胡康	男	31	无	副研究员	博士	生活垃圾等热解固相产物资源化为功能材料	中山大学	胡康
胡地	男	30	无	未取得	博士	固相产物气化与甲醇制备芳烃	中山大学	胡地
Ashan Ejaz	男	33	无	未取得	博士	理化性质测试、功能材料的表征	中山大学	Ashan Ejaz
张曼	女	26	无	未取得	博士	功能材料脱除废水体中重金属、工艺参数优化	中山大学	张曼
刘雨倩	女	24	无	未取得	硕士	装置的搭建、性能测试	中山大学	刘雨倩
王安祺	男	29	无	未取得	硕士	材料合成与表征	中山大学	王安祺
李瑞琪	女	25	无	未取得	学士	固相产物气化反应测试	中山大学	李瑞琪
叶晨璐	女	24	无	未取得	学士	固相产物热解分析	中山大学	叶晨璐
徐红	女	22	无	未取得	学士	催化剂的合成与表征	中山大学	徐红
陈作	男	23	无	未取得	学士	催化热解反应构建	中山大学	陈作





广东省重点领域研发计划项目任务书

刘碧莹	女	23	无	未取得	学士	脱除水体重金属实验	中山大学	刘碧莹
牛志娟	女	31	无	未取得	学士	催化热解气分析、装置搭建	中山大学	牛志娟
刘可星	男	49	无	副教授	博士	有机肥研制	华南农业大学	刘可星
谭涛	男	27	无	研究实习员	硕士	厌氧发酵数据分析	华南农业大学	谭涛
樊美杉	女	25	无	未取得	学士	厌氧发酵技术	华南农业大学	樊美杉
林挺锐	男	24	无	未取得	学士	有机肥研制	华南农业大学	林挺锐
徐孙强	男	24	无	未取得	学士	厌氧发酵技术	华南农业大学	徐孙强
陆鹏	男	27	无	助理研究员	博士	烟气净化技术及装备研究	生态环境部华南环境科学研究所	陆鹏
唐子君	女	31	无	助理研究员	硕士	烟气净化技术及装备研究	生态环境部华南环境科学研究所	唐子君
陈冬瑶	男	27	无	研究实习员	硕士	标准体系研究	生态环境部华南环境科学研究所	陈冬瑶
刘莹	女	24	无	研究实习员	学士	标准体系研究	生态环境部华南环境科学研究所	刘莹
李凯	男	31	无	未取得	博士	烟气净化技术研究	华北电力大学	李凯
马善为	男	29	无	未取得	博士	烟气净化技术研究	华北电力大学	马善为



# 七、承担、参与单位工作分工及经费分配情况

承担/参与单位名称 (盖章)	工作分工	总经费分摊 (万元)	财政经费分配 (万元)
中国科学院广州能源研究所	总体负责项目管理和执行，具体负责完成生活垃圾组合式干式自动化分选系统技术及装备研发、可燃物高效热解气化与烟气净化技术及装备研发，协助开展易腐垃圾快速定向沼肥联产与恶臭气体控制技术回收及高密度能量储存系统研发、农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用技术及装备集成示范，考核指标包括：研发农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用成套技术（装备）2项，形成相应技术规范2项；发表SCI论文4篇，申请发明专利9件。	690.00	290.00
广州环保投资集团有限公司	负责农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用技术及装备集成示范，协助生活垃圾组合式干式自动化分选系统技术及装备研发，考核指标包括：建立日处理5~10吨级农村生活垃圾处置示范工程2~3个，示范工程直接运行成本低于50元/吨，垃圾减容率不低于90%，综合能耗低于30kWh/吨，各项排放标准符合欧盟现行垃圾焚烧污染物排放标准（DIRECTIVE 2010），构建符合广东省情况的农村生活垃圾清洁利用产业化模式与体系2~3套，申请发明专利3件。	490.00	90.00






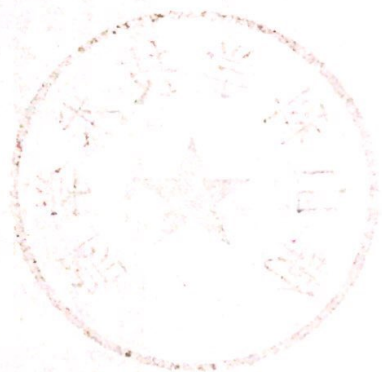
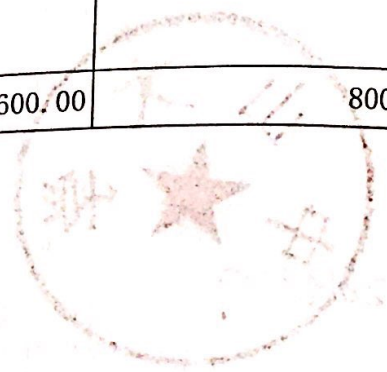
<p>中山大学</p>  <p>2019.9.27</p>	<p>负责热解固相产物高值利用技术研发, 协助开展可燃物高效热解气化与烟气净化技术及装备研发, 考核指标包括: 研发适宜农村生活垃圾清洁利用产物高值化成套技术(装备) 1 项, 研发新型碳材料系列高值化产品1~2 个, 形成农村生活垃圾资源循环利用技术规范不少于1 项, 发表SCI论文3篇, 申请发明专利3件。</p>	<p>120.00</p>	<p>120.00</p>
<p>华南农业大学</p> 	<p>负责易腐垃圾快速定向沼肥联产与恶臭气体控制技术 &amp; 装备研发, 考核指标包括: 开发适宜农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用与二次污染控制成套技术(装备) 1 项, 研发生物新型材料等 系列高值化产品1~2 个, 易腐垃圾VS去除率高于70%, 产气率达到300 mL/gVS, 形成农村生活垃圾处理技术及资源循环利用技术等规范不少于1 项, 发表SCI论文2篇, 申请发明专利2件。</p>	<p>100.00</p>	<p>100.00</p>
<p>佛山科学技术学院</p> 	<p>负责余热高效回收及高密度能量储存系统研发, 考核指标包括: 开发适宜农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用成套技术(装备) 1 项, 研发绿色能源系列高值化产品1~2 个, 形成相应的农村生活垃圾资源循环利用技术规范不少于1 项, 发表SCI论文2篇, 申请发明专利2件。</p>	<p>80.00</p>	<p>80.00</p>
<p>生态环境部华南环境科学研究所</p> 	<p>协助完成可燃物高效热解气化与烟气净化技术及装备研发、热解固相产物高值利用技术研发、农村生活垃圾能源化与资源化清洁利用技术及装备集成示范, 以及相应技术规范制定及产品开发工作, 考核指标包括: 发表SCI论文3 篇, 申请发明专利2件。</p>	<p>90.00</p>	<p>90.00</p>





 <p>华北电力大学</p>	<p>协助完成可燃物高效热解 气化与烟气净化技术及装 备研发，以及相应技术规 范制定工作，考核指标包 括：发表SCI论文1篇，申 请发明专利1件。</p>	<p>30.00</p>	<p>30.00</p>
<p>合计</p>		<p>1600.00</p>	<p>800.00</p>

2019B110209003



## 八、项目总经费及省财政科技经费预算

(一) 省财政科技资金拟投入总额: (大写)捌佰万圆整; (小写) 800.00万元;

(二) 省财政科技资金分期下达计划 (此为正常情况下预计拨付计划, 中期评估或验收结题不通过的, 甲方有权停止或核减拨付后续资金):

分期	经费(万元)
第1期	240.00
第2期	400.00
第3期	160.00

(三) 总经费及省财政科技资金投入情况

(单位: 万元)

项目总经费投入	省财政科技资金	自筹经费			合计
		自有经费	地方政府投入	其它	
	800.00	400.00		400.00	1600.00

自筹资金投入情况说明:

项目经费预算:

(单位: 万元)

支出经费	项目总经费		省财政科技资金	
	经费额	用途说明	经费额	用途说明
1、直接费用	1398.60		690.80	
(1) 设备费	563.10	自动分选系统等设备购置或试制	117.10	用于流量计等设备购买和小试装置加工制造等
(2) 材料费	217.50	用于实验原料和耗材购买	107.90	用于实验原料和耗材购买
(3) 测试化验加工外协费	166.10	用于原料和产物物理化学性质分析	98.10	用于原料和产物物理化学性质分析
(4) 燃料动力费	21.70	用于相关设备能耗费用	21.70	用于相关设备能耗费用
(5) 差旅费/会议费/国际合作与交流费	135.70	用于项目调研及讨论会及国际交流费用	65.90	用于项目调研及讨论会及国际交流费用
(6) 出版/文献/信息传播/知识产权事务费	26.30	用于论文版面费、专利申请费用等	26.30	用于论文版面费、专利申请费用等
(7) 劳务费	97.80	用于参与项目研究生等临聘人员劳务费用	83.40	用于参与项目研究生等临聘人员劳务费用
(8) 人员费	146.40	用于参与本项目的研究人员工资费用	146.40	用于参与本项目的研究人员工资费用
(9) 团队负责人及引进高端人才年薪制经费				
(10) 专家咨询费	24.00	用于项目聘请专家技术咨询费用	24.00	用于项目聘请专家技术咨询费用
(11) 直接费用其他支出				

22/24





广东省重点领域研发计划项目任务书

2、间接费用	201.40		109.20	
(1) 间接成本	54.70	实验办公场地水电暖和租金	19.70	实验办公场地水电暖和租金
(2) 管理成本	80.00	项目承担单位管理费用	45.00	项目承担单位管理费用
(3) 绩效支出	66.70	参与项目的人员绩效	44.50	参与项目的人员绩效
3、其他支出费用				
合计	1600.00		800.00	
其它需说明的情况				

2019B110209003



## 九、签约各方

管理单位（甲方）：广东省科学技术厅（盖章）

单位地址：广东省广州市连新路171号

法定代表人（或授权代表）：王瑞军（签章）

联系人（经办人）姓名：陈晓（签章）

Email: chenxiao@gdstc.gov.cn QQ:

电话：020-83163887 微信：

2019年02月2日

牵头承担单位一（乙方）：中国科学院广州能源研究所（盖章，单位法人章或单位法人授权章）

单位地址：广东省广州市天河区广东省广州市天河区五山能源路2号

法定代表人（或法人代理）：马隆龙（签章）

联系人（项目主管）姓名：韦伟（签章）

Email: weiweil@ms.giec.ac.cn QQ:

电话：020-87057637 微信：

2019年9月23日

项目推荐（主管）单位（丙方）：中国科学院广州分院（盖章，单位法人章或单位法人授权章）

单位地址：广东省广州市越秀区广州市先烈中路100号大院

法定代表人（或法人代理）：吴创之（签章）

联系人（项目主管）姓名：夏建军（签章）

Email: xiajianjun@gzb.ac.cn QQ:

电话：020-37656216 微信：

2019年10月14日



# 省级农业发展和农村工作专项资金项目 实施方案

项 目 名 称：蔬菜“三高”农业新技术和品种的集成与  
示范

项目承担单位：华南农业大学（公章）

项 目 负责人：吕建秋

联 系 电 话：13609001177

广东省农业厅

2017 年 11 月



# 省级农业发展和农村工作专项资金项目 实施方案

## 一、指导思想

广东是蔬菜生产及消费的大省，是我国港澳地区蔬菜主要供应地，且是我国蔬菜“南菜北运”大流通的重要基地，蔬菜产业在广东省农业产业中占据着重要地位。本项目以华南地区特别是广东省“高产、高质、高效”蔬菜产业发展需求为导向，充分发挥和整合华南农业大学在“三农”领域的智力资源、农科教资源、科技成果以及各级各类平台资源的优势，以科技部、教育部两部委联合批准成立的“华南农业大学新农村发展研究院”为依托，大力推进高校与新型农业经营主体等组织间的深度合作；通过整合校内外资源，借助学校建立的以新型农业经营主体为载体和媒介的大学农技推广服务体系，创新校企产学研技术合作模式，搭建技术供给者和需求者交流平台，全方位、多层次展示学校高产、高质、高效蔬菜生产新技术与品种，集成一批蔬菜“三高”农业生产先进适用新技术，并在广东省内新型农业经营主体，包括农业龙头企业、专业合作社、种植大户等示范。探索建立以农业院校为依托、农科教相结合、教科推一体化、热带亚热带区域特色突出的农业科技服务模式。全面提升华南地

区特别是广东省的农业科技贡献率，促进蔬菜产业健康发展以及现代农业转型升级，以保障区域的蔬菜产品安全、生态环境安全和农产品质量。

## 二、工作目标

筛选“三高”蔬菜新品种 5-10 个；建立优质“三高”蔬菜生产数据库，数据库中包含蔬菜新品种和技术的知识条目 500-1000 条；建立 1 个“三高”蔬菜生产技术集成试验基地；建立 4 个“三高”蔬菜新品种和技术的示范点；提交广东省“三高”蔬菜产业发展调研报告。

## 三、工作任务

### 1. “三高”蔬菜生产新品种筛选与新技术集成

根据广东各地的地域特色和蔬菜产业市场发展需求，筛选适合粤东、粤西、粤北、珠三角地区的名特优蔬菜新品种，集成一批“三高”蔬菜生产先进适用新技术，主要内容：

- (1) 筛选“三高”蔬菜新品种 5-10 个；
- (2) 建立 1 个“三高”蔬菜生产技术集成试验基地；
- (3) 建立优质“三高”蔬菜生产数据库，数据库中包含蔬菜新品种和技术的知识条目 500-1000 条；
- (4) 搭建蔬菜安全生产物联网监测平台；
- (5) 搭建蔬菜安全生产技术培训与远程咨询平台；
- (6) 搭建蔬菜新品种和技术数字化展示平台；



(7) 搭建蔬菜安全生产远程访问平台。

## 2. 珠三角“三高”蔬菜生产适用新技术与品种示范

紧密围绕珠三角地区蔬菜产业发展现状，并结合珠三角地域特色。组织整合校内外各类资源，以学校建立的新型经营主体为载体与媒介的大学农技推广服务体系为依托，创新校企产学研合作技术推广服务模式，选择珠三角地区新型经营主体进行“三高”蔬菜生产先进适用新技术和品种示范；并辐射周边农户，促进具有珠三角特色的高产、高质、高效蔬菜产业发展，实现蔬菜产业增效，菜农增收。主要内容：

- (1) 建设蔬菜新品种和技术数字化展示终端；
- (2) 建设蔬菜生产技术培训与远程咨询终端；
- (3) 建设蔬菜生产物联网监测终端；
- (4) 开展“三高”蔬菜新品种和技术展示示范。

## 3. 粤西“三高”蔬菜生产适用新技术与品种示范

紧密围绕粤西地区的北运蔬菜产业发展现状，并结合粤西地域特色。组织整合校内外各类资源，以学校建立的新型经营主体为载体与媒介的大学农技推广服务体系为依托，创新校企产学研合作技术推广服务模式，选择粤西地区新型经营主体进行“三高”蔬菜生产先进适用新技术和品种示范；并辐射周边农户，促进具有粤西特色的高产、高质、高效蔬菜产业发展，实现蔬菜产业增效，菜农增收，主要内容：



- (1) 建设蔬菜新品种和技术数字化展示终端；
- (2) 建设蔬菜生产技术培训与远程咨询终端；
- (3) 建设蔬菜生产物联网监测终端；
- (4) 开展“三高”蔬菜新品种和技术展示示范。

#### 4. 粤东地区“三高”蔬菜生产适用新技术与品种示范

紧密围绕粤东地区蔬菜产业发展现状，并结合粤东地域特色。组织整合校内外各类资源，以学校建立的新型经营主体为载体与媒介的大学农技推广服务体系为依托，创新校企产学研合作技术推广服务模式，选择粤东地区新型经营主体进行“三高”蔬菜生产先进适用新技术和品种示范；并辐射周边农户，促进具有粤东特色的高产、高质、高效蔬菜产业发展，实现蔬菜产业增效，菜农增收，主要建设内容：

- (1) 建设蔬菜新品种和技术数字化展示终端；
- (2) 建设蔬菜生产技术培训与远程咨询终端；
- (3) 建设蔬菜生产物联网监测终端；
- (4) 开展“三高”蔬菜新品种和技术展示示范。

5. 粤北地区“三高”蔬菜适用新技术与品种示范紧密围绕粤东地区蔬菜产业发展现状，并结合粤北地域特色。组织整合校内外各类资源，以学校建立的新型经营主体为载体与媒介的大学农技推广服务体系为依托，创新校企产学研合作技术推广服务模式，选择粤北地区新型经营主体进行“三高”蔬菜生产先进适用新技术和品种示范；并辐射周边农户，促

进具有粤北特色的高产、高质、高效蔬菜产业发展，实现蔬菜产业增效，菜农增收，主要建设内容：

- (1) 建设蔬菜新品种和技术数字化展示终端；
- (2) 建设蔬菜生产技术培训与远程咨询终端；
- (3) 建设蔬菜生产物联网监测终端；
- (4) 开展“三高”蔬菜新品种和技术展示示范。

#### 6. “三高”蔬菜产业发展模式调查

紧密围绕广东省“三高”蔬菜产业发展需求，组织整合各类资源，开展广东省“三高”蔬菜产业发展现状、模式等调查，并提出相关的对策建议。

### 四、进度安排

2017.6-12月：编制课题实施方案，组织科研推广团队，到示范点实地调研，落实工作任务；

2018.1-6月：开展蔬菜新品种筛选、新技术的集成试验，进行农业物联网及其他仪器设备的招标；

2018.7-9月：完成农业物联网及其它仪器设备的安装调试，赴珠三角、粤东、粤西、粤北等地调研“三高”蔬菜产业发展情况；

2018.9-12月：全面启动蔬菜新品种展示，新技术展示示范和技术服务；

2019.1-4月：建成蔬菜产业新品种和技术咨询服务数据库，完成广东“三高”蔬菜产业发展模式调查报告；



2019.5-6月：进行课题总结验收。

## 五、投资规模、资金来源、经费预算

投资规模与资金来源：本项目预算投资 300 万元，全部为省级财政资金，预算如下：

1. 设备购置及配套建设费 100 万，用于购买物联网平台设备及系统；生态环境监测、土壤养分和植物营养监测、植物病害速测、植物虫情测报、农药残留速测、农产品品质检测等；数字化展示终端设备、远程技术培训与咨询终端设备等；

2. 生产资料及配套建设费 20 万，主要用于购买蔬菜新品种筛选、新技术集成示范所需的种子、肥料和农药等生产资料，黄板、诱虫灯、防虫网、开关、阀门、控制器等田间配套设施等，试剂、试纸和试剂盒等实验材料等；

3. 出版/文献/信息传播/知识产权费 80 万，主要用于资料信息收集整理、信息检索、资料印刷、论文发表、知识产权申请、软件定制开发等；

4. 劳务和专家咨询费 40 万，主要用于蔬菜新品种和技术咨询服务数据库建设和开展“三高”蔬菜产业发展模式调查所需的学生劳务费，知识条目编撰、调研报告撰写所需外聘人员工资，技术服务、生产管理，现场指导和技术咨询等专家咨询费等；

5. 会议和差旅费 30 万，主要用于专家开展技术指导和

培训所需的差旅费、交通费、会议费、国家合作交流费等；

6. 管理费 15 万，学校按规定收取；

7. 其它支出 15 万，主要用于办公用品、科研绩效等支出等。

## 六、人员信息

姓 名	性别	职称	职务	学历	项目分工	所在单位
吕建秋	男	研究员	常务副院长	硕士	主持、项目设计	华南农业大学
田兴国	男	副研究员	主任	博士	平台建设	华南农业大学
刘厚诚	男	教授	无	博士	品种筛选、技术示范	华南农业大学
徐小艳	女	副教授	无	博士	技术服务	华南农业大学
谭 涛	男	研究实习员	科员	硕士	平台建设	华南农业大学
车大庆	男	研究生	无	无	平台建设	华南农业大学
曾 蓓	女	研究生	无	无	产业调研	华南农业大学
黄健星	男	研究生	无	无	产业调研	华南农业大学
姚 缀	男	研究生	无	无	平台建设	华南农业大学
王泳欣	男	研究生	无	无	产业调研	华南农业大学
周邵章	男	研究生	无	无	平台建设	华南农业大学
李翠芬	女	研究生	无	无	技术服务	华南农业大学
胡安阳	女	研究生	无	无	技术服务	华南农业大学
向 诚	男	研究生	无	无	技术服务	华南农业大学
王仕龙	男	研究生	无	无	平台建设	华南农业大学

## 七、保障措施

### 1、人员保障

项目实施单位为华南农业大学新农村发展研究院，研究院常务副院长吕建秋研究员为项目负责人，组建由 21 人组成的项目组，年龄结构、专业结构合理，为本项目的开展、实施提供了足够的人员保障。



## 2、资金保障

按照《关于下达 2017 年省级农业发展和农村工作专项-“三高”农业及发展粮食生产项目计划的通知》（粤农机[2017]27 号）、《关于下达 2017 年农业发展和农村工作专项资金（“三高”农业及发展粮食生产）的通知》（粤财农〔2017〕70 号）的有关规定，严格执行专款专用，规范使用好各项资金。依托单位华南农业大学负责项目经费的统筹管理，组织基地签订合作协议，并按方案预算拨付相关经费。各基地所在单位负责任务落实、经费使用的监督与管理。

## 3、绩效考核机制

根据农业部和财政部的有关规定，建立高校教师教学任务与农技推广任务协调安排机制；制定合理的农业科技推广人员工作量与推广工作补贴的计算方法；在职称评审方面，对农业科技推广人员实行分类评价与聘任；实现定期绩效考核，建立奖惩激励机制，以促进农技推广服务工作稳步推进并取得显著成效。

## 八、绩效考核

1. 筛选“三高”蔬菜新品种 5-10 个；
2. 建立优质“三高”蔬菜生产数据库，数据库中包含蔬菜新品种和技术的知识条目 500-1000 条；
3. 建立 1 个蔬菜生产技术集成试验基地；
4. 在珠三角、粤东、粤西、粤北建立 4 个蔬菜新品种和技术展示示范点；
5. 提交广东省“三高”蔬菜产业发展调研报告。

检索证明

根据委托人提供的论文材料，委托人华南农业大学生物质工程研究院 谭涛 3 篇论文收录情况如下表。

序号	论文名称	发表刊物及发表的年月卷期/页码等	作者排名	论文等级	作者文中单位	收录情况	影响因子	中科院大类分区
1	大数据驱动的我国新能源汽车需求分析	可再生能源 出版年：2020 出版日期：2020-07-20 卷期：38 07 页码：967-971 文献号： 文献类型：期刊论文	第一作者	C类	华南农业大学 新农村发展研究院	北大核心	无	无
2	燃料电池旋翼无人机的研究进展	农业与技术 出版年：2020 出版日期：2020-04-30 卷期：40 08 页码：63-64+80 文献号： 文献类型：期刊论文	第一作者	普刊类	华南农业大学 新农村发展研究院	CNKI	无	无
3	Forecasting China's agricultural carbon emissions: A comparative study based on deep learning models	ECOLOGICAL INFORMATICS 出版年：2024 出版日期：SEP 卷期：82 页码：-	通讯作者	A类	华南农业大学 生物质工程研究院	SCI	IF2-year=7.3 IF5-year=7.1 (2024)	环境科学与生态学 2 区 Top 期刊：否 (2025)



		文献号: 102661 文献类型: Article						
--	--	------------------------------	--	--	--	--	--	--

说明: 论文等级和中科院大类分区按《华南农业大学学术论文评价方案(试行)》划分。

报告免责声明: 如未盖章, 报告无效

华南农业大学图书馆SCA ULIB202519092



可  
再  
生  
能  
源  
  
二  
〇  
二  
〇  
年  
第  
七  
期  
第  
三  
十  
八  
卷  
总  
第  
二  
百  
六  
十  
三  
期  
  
R  
E  
N  
E  
W  
A  
B  
L  
E  
E  
N  
E  
R  
G  
Y  
R  
E  
S  
O  
U  
R  
C  
E  
S

全 国 中 文 核 心 期 刊  
中 国 科 技 核 心 期 刊  
美 国《化 学 文 摘》(CA)  
英 国《国 际 农 业 与 生 物  
科 学 研 究 中 心》(CABI)  
英 国《剑 桥 科 学 文 摘》(CSA)  
波 兰《哥 白 尼》索 引 (IC)

收  
录  
期  
刊

ISSN 1671-5292  
CN 21-1469/TK  
CODEN KNEEAV

# 可 再 生 能 源

## RENEWABLE ENERGY RESOURCES

2020  
第 38 卷 第 7 期  
Vol.38 No.7



辽宁省能源研究所有限公司 主办



# 可再生能源

Kezaisheng Nengyuan

第 38 卷 第 7 期

目 次

基于双氨基粘土絮凝的嗜热微藻采收实验研究 .....	张海若, 陈鹏宇, 梁园梅, 等(853)
加氢催化剂对模拟生物油轻质组分与甲醇加氢共裂化制备芳香烃的影响 .....	孟 欣, 蔡勤杰, 张素平(860)
生物质成型颗粒配套环保炉具的污染物排放现场测试及环境效益评估 .....	张道明, 张 有, 刘 珣, 等(867)
牛粪高浓度发酵微氧脱硫过程中的含硫物质研究 .....	于美玲, 周 岩, 于 洋, 等(874)
下击暴流作用下定日镜表面风压数值模拟研究 .....	吉柏锋, 赵进新, 魏祎博, 等(879)
套管式中深层地埋管换热器传热建模及取热分析 .....	杜甜甜, 满 意, 姜国心, 等(887)
贵德盆地干热岩开采潜力分析 .....	安 超, 郭亮亮(893)
基于进化策略的海上风电支撑结构多参数同步优化设计 .....	葛 旭, 徐业鹏, 黄 丹(900)
改进灰狼优化算法在变桨距自抗扰控制中的应用 .....	宋文静, 谢 源, 黄文君, 等(905)
风电机组柔性叶片在刚柔耦合作用下的非线性振动研究 .....	潘克强, 谌 鑫(911)
风力机叶片动态气弹变形及其对整机性能的影响 .....	黄鑫祥, 郭小锋, 齐剑峰(916)
考虑光热电站参与的新能源热电联供型微网运行优化 .....	负韞韵, 张珍珍, 陈 钊, 等(922)
改进型高增益准 Z 源逆变器 .....	许文强, 王维庆, 王海云(929)
一种转子串联可变电阻与卸荷电路配合的低电压穿越方法 .....	陈豪君, 王星华, 刘升伟, 等(933)
计及逆变型分布式电源的有源配电网单相接地故障分析 .....	沈 茜, 金 鹏, 胡 国(940)
微网风电系统的储能烟模型与烟经济研究 .....	温彩凤, 曹 阳, 高祥雨, 等(948)
利用多功能模型参考修正的自适应 PID 控制器设计 .....	徐 岩, 王晨光, 吕泉成, 等(955)
换热器性能对内容积可变空调系统性能的影响分析 .....	白 羽, 王 敏, 邓立生, 等(961)
大数据驱动的我国新能源汽车需求分析 .....	谭 涛, 黄泽涛, 林雁玲, 等(967)
基于实时内阻测试的锂电池自适应电流充电策略 .....	高 欢, 张立炎, 陈启宏(972)
考虑风储多维运行边界的调峰资源优化配置模型 .....	项 颂, 陈 璐, 苏 鹏, 等(980)
计及“源-荷”不确定性的增量配电网多目标优化模型及算法 .....	李俊贤, 朱子琪, 黄存强, 等(986)



# 大数据驱动的我国新能源汽车需求分析

谭 涛<sup>1</sup>, 黄泽涛<sup>1</sup>, 林雁玲<sup>1</sup>, 毕桂灿<sup>2</sup>

(1.华南农业大学 新农村发展研究院, 广东 广州 510642; 2.华南农业大学 新能源与新材料研究所, 广东 广州 510642)

**摘 要:** 文章基于网络搜索大数据,以新能源汽车为例,结合统计学和计量经济学理论与方法,利用斯皮尔曼相关系数、协整检验和格兰杰因果关系,检验分析了搜索指数与新能源汽车实际需求之间的关系。以新能源汽车历史销量作为单一变量建立自回归滑动平均模型(ARMA),并加入了搜索指数的向量自回归模型(VAR)进行比较。结果表明,加入搜索指数的预测模型相较传统的预测模型,在样本期内和样本期外的预测精度分别提高了 11.69%和 14.95%。该模型只需利用前 4 个月的新能源汽车销售数据和网络搜索大数据,就能够准确地预测下一个月的需求,在提高预测时效性的同时,也为个人、企业和政府决策提供可靠的依据。

**关键词:** 新能源汽车; 大数据; 搜索指数; 需求预测

中图分类号: G203; F713.54; U469.7 文献标志码: A 文章编号: 1671-5292(2020)07-0967-05

DOI:10.13941/j.cnki.21-1469/tk.2020.07.019

## 0 引言

随着我国新能源汽车市场的不断扩张以及环保政策的持续推进,车企研发的重点和政府工作的焦点已逐步向新能源汽车行业转移,同时消费者购买新能源汽车的意愿也与日俱增。由于政府利好政策不断、充电设施建设日渐完善以及公民环保意识逐步提高,未来一段时间里新能源汽车市场仍会不断增长。在此背景下,如何科学地对新能源汽车需求进行预测,对于个人安排购车计划、企业制定产销方案乃至政府谋划发展方向都具有十分重要的作用。

当前主流研究中,多数学者根据人口、政策经济等宏观因素对新能源汽车需求进行预测,其方法主要有两种:一种是基于统计方法建立预测模型,例如线性回归、指数平滑、灰色系统理论等;另一种是应用机器学习模型,包括梯度提升、逻辑回归、人工神经网络等进行预测。Lieven<sup>[1]</sup>使用了 2010-2018 年的新能源汽车销量数据,通过 Logistic 增长模型对 26 个国家的电动汽车保有量进行了长期预测。周彦福<sup>[2]</sup>采集了新能源汽车产量、居民消费价格指数等 8 个影响新能源汽车销量的因素并运用灰色关联法验证其影响力,之后构建了灰色神经网络月度销量预测模型,并使用果蝇算法对其进行了优化。翟帆<sup>[3]</sup>基于 2011-2017

年我国新能源汽车产销情况,先后建立了针对销售量预测的马尔萨斯模型和二次多项式模型。上述方法均存在一个共同的特点,即以政府及相关部门公布的过往市场销售量作为主要数据样本,由于历史销售数据存在一定的滞后性,预测结果势必会受到影响而产生预测偏差,故这些预测只能在宏观上提供指导。

在互联网时代,人们习惯于购物前,尤其是购入新能源汽车这类高价值产品,“攻略”意向产品的相关信息作为购买决策的重要参考。不同的消费者通过不同的渠道获取意向车型的价格趋势和口碑评价,而百度搜索是最常用的方式<sup>[4]</sup>。大数据的实时性可以弥补传统预测存在的延迟性缺点,但是,目前对新能源汽车需求的研究中,以网络搜索大数据为导向的量化研究还较为匮乏。通过探索大数据与新能源汽车需求之间的潜在联系,分析两者之间的关联性并建立模型,可以提高当前新能源汽车需求预测模型的准确性。本文首先利用传统的自回归滑动平均模型(ARMA)作为单变量时间序列模型,对新能源汽车销售量进行了初步预测。然后与加入了关键词搜索指数的向量自回归模型(VAR)进行预测精度的对比,期望获得更为精确的预测结果。最后使用 SPSS 25.0 软件对所收集的数据进行了相关性检验和预处理,而后

收稿日期: 2020-04-21。

基金项目: 广东省重点研发项目(2019B110209003);国家重点研发项目(2019YFB1503805)。

作者简介: 谭 涛(1992-),男,硕士,研究实习员,研究方向为能量管控与能源战略研究。E-mail: tantao@scau.edu.cn

通讯作者: 毕桂灿(1983-),男,博士,实验师,研究方向为生物质能源及有机固废资源化技术。E-mail: biguican@scau.edu.cn



使用 EViews 10 软件进一步分析并建立了模型。

## 1 数据获取与分析

### 1.1 数据获取

#### 1.1.1 新能源汽车销售量的获取

为了研究我国新能源汽车需求和网络搜索大数据之间的关系,本文以月为单位,首先选取了 2012 年 1 月–2019 年 12 月新能源汽车的实际销售量,所采集的数据来源于中国汽车工业协会。

#### 1.1.2 关键词的获取

当前主流选择关键词的方法包括:①主观选词法。根据用户主观经验和常识选取关键词;②需求分布图法。利用网络搜索大数据在某领域聚合而成的需求分布图,该图上由远及近地排列着相关检索词,越靠近中心的关键词表明其用户需求越强;③长尾关键词法。选择用户目标检索词与非目标检索词形成新的组合型关键词。例如,目标检索词是“新能源汽车”,非目标检索词可以是“排行”,其组合而成的长尾关键词是“新能源汽车排行”<sup>[5]</sup>。本文将主观选词法和需求分布图法相结合,选取了“新能源汽车”和“电动汽车”作为关键词。为提高研究结论的客观性,使用了两个主流的长尾关键词挖掘工具:爱站网(<https://aizhan.com/>)和词库网(<http://www.ciku5.com/>)进行辅助分析,验证了所选关键词的搜索量远大于其他相关关键词的搜索量,客观地反映了人们实际的关注点和需求。

#### 1.1.3 搜索指数的获取

本文选择我国中文搜索引擎用户渗透率达 90.90% 的百度搜索作为搜索指数数据来源<sup>[4]</sup>。百度指数是基于用户的关注程度,使用特定关键词作为统计项计算出每个关键词的检索频率加权后的开放平台。百度指数数据按照每日更新的频率,囊括了从 2006 年 6 月起所有的用户搜索情况,反映了特定关键词  $K_i$  的实际搜索次数与特定区域和时间内的平均搜索量之间的比例关系,即:

$$SI_{time\ frame}^{K_i} = \frac{S_{region}^{K_i}}{SV_{time\ frame}^{region}} \quad (1)$$

式中: $S_{present}^{K_i}$  为当前百度搜索中关键词  $K_i$  的搜索次数; $SV_{time\ frame}^{region}$  为在选定时间与区域内全部关键词搜索次数的均值; $SI_{time\ frame}^{K_i}$  为搜索指数,使用特

定区域的总搜索流量对数据进行标准化处理,反映了用户选定期间关键词搜索量对比平均搜索量的相对增减比<sup>[6]</sup>,其值越高,说明关键词  $K_i$  所受的关注越高。

### 1.2 数据分析

#### 1.2.1 相关性分析

为了定量评估搜索指数与新能源汽车需求的关联程度,本文使用斯皮尔曼相关系数对各关键词和新能源汽车销售量进行统计学上的相关性分析。如表 1 所示,关键词“新能源汽车”的百度指数与新能源汽车销售量表现出显著相关,相关系数为 0.919。而关键词“电动汽车”的百度指数与新能源汽车销量之间不存在相关性。因此,本文仅选择“新能源汽车”的百度指数进行后续的研究。

表 1 百度指数和新能源汽车销售量的相关性检验

Table 1 Correlation test between baidu index and new energy vehicle sales

百度指数	相关系数	P 值	样本量
“新能源汽车”	0.919**	0.000	84
“电动汽车”	0.003	0.981	84

注:\*\* 表示在 0.01 的水平上,相关性显著; $P < 0.05$ 。

#### 1.2.2 季节性调整

本文使用的百度指数和新能源汽车销售数据都是月度的时间序列数据,受季节性波动影响。为了更深入地反映序列的隐藏趋势,本文采用 SPSS 25.0 软件对原始数据进行了季节性调整,排除季节特征、节假日等影响因素,处理后的数据结合了趋势周期和偶然因素特征,适用于长期趋势的研究。

#### 1.2.3 单位根检验和协整检验

为确保时间序列的平稳性,避免伪回归现象,对其进行对数化处理以消除异方差的影响,之后再执行单位根检验和协整检验。单位根检验采用扩展的迪克-富勒检验法 (Augmented Dickey-Fuller Test, ADF)。由表 2 可知,“新能源汽车”的百度指数和销售量原序列不存在单位根,二者均平稳,故两个序列为 0 阶单整,符合协整检验的前提。

表 2 变量的单位根检验结果

Table 2 The results of variables unit root test

变量	差分	ADF 统计值	P 值	平稳性结论
新能源汽车销量	0	-4.553 953	0.002 3	平稳
新能源汽车销量	1	-11.995 58	0.000 0	平稳
“新能源汽车”百度指数	0	-4.630 695	0.001 8	平稳
“新能源汽车”百度指数	1	-13.159 38	0.000 0	平稳

协整检验采用恩格尔-格兰杰 (Engle-Granger, EG) 两步法, 首先建立“新能源汽车”百度指数和销售量的回归方程。随后对该方程的残差序列进行单位根检验。通过设置“新能源汽车”百度指数为自变量  $BI$ , 销售量为因变量  $SA$ , 进行最小二乘法 (OLS) 推导, 最终的协整方程式如下:

$$\log(SA) = -6.828\ 185\ 705\ 59 + 2.026\ 206\ 870\ 48 \times \log(BI) \quad (2)$$

对式(2)的残差序列进行单位根检验, 可知该序列不存在单位根, 表明该序列平稳。因此, 可以断定“新能源汽车”百度指数和销售量之间存在长期均衡的协整关系。“新能源汽车”百度指数对数的回归系数为 2.026 2, 即关键词“新能源汽车”的搜索指数对数每增加 1 个单位, 对新能源汽车的需求会相应增加 2.026 2 个单位。

#### 1.2.4 格兰杰因果关系检验

存在协整关系的变量之间往往存在相互预测的能力, 本文使用格兰杰因果关系检验来验证“新能源汽车”百度指数和销售量间的预测能力。根据赤池信息量准则 (AIC)、施瓦茨准则 (SC) 及汉南-奎因准则 (HQ) 的结果选取了最佳滞后阶段进行格兰杰因果关系检验。由表 3 可知, “新能源汽车”百度指数和销售量间存在单向的因果关系, “新能源汽车”百度指数对新能源汽车销售量的格兰杰原因的概率为 98.48%, 故关键词“新能源汽车”的搜索指数可以作为一个有效的预测因子。

表 3 变量的格兰杰因果关系检验结果

Table 3 The results of variables Granger causality tests

滞后长度	格兰杰因果性	F 值	P 值	结论
4	$\log(SA)$ 不是 $\log(BI)$ 的 格兰杰原因	1.822 10	0.152 0	不拒绝
	$\log(BI)$ 不是 $\log(SA)$ 的 格兰杰原因	3.745 59	0.015 2	拒绝

## 2 预测模型建立与分析

为了进一步验证搜索指数对新能源汽车需求的预测能力, 本文先以新能源汽车销售量作为单一变量建立 ARMA 模型, 然后再加入“新能源汽车”百度指数这一变量, 建立多变量的 VAR 模型, 并对两种模型的预测结果进行对比分析。

通过观察对数化后的新能源汽车销售量的自相关和偏自相关情况, 本文建立并比较了几个不

同的模型。最终选择拟合优度较高、且 AIC 与 SC 较小的 ARMA(1,1) 模型。通过设定该模型 2012 年 1 月-2018 年 12 月的数据为样本期数据, 2019 年 1-12 月的样本期外的数据为验证数据, 得到模型的预测结果如下:

$$\ln(SA) = 9.208\ 364\ 8 + [AR(1) = 0.990\ 899\ 2, MA(1) = -0.281\ 225\ 7] \quad (3)$$

该方程的  $AIC=1.207\ 550$ ,  $SC=1.323\ 303$ , 拟合优度为 0.939 619, 同时 VAR 模型全部特征根的模的倒数均落在单位圆内, 证明模型存在稳定性。式(3)对样本期内数据的均方根误差为 10 751.36, 对样本期外验证数据的均方根误差为 13 802.08。模型预测销售量和实际销售量的对比如图 1 所示。

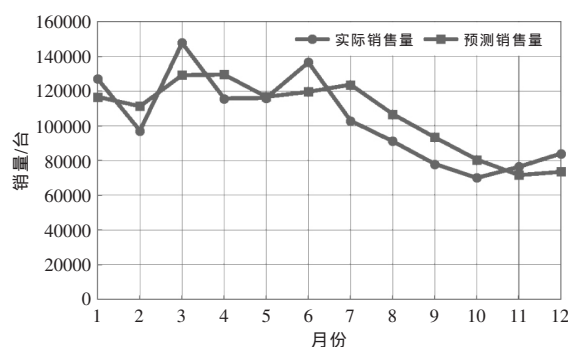


图 1 2019 年新能源汽车实际销售量与基于 ARMA 模型的预测销售量的对比

Fig.1 Comparison of actual sales of new energy vehicles with predicted sales based on the ARMA model in 2019

构建 VAR 模型要综合考虑似然比检验 (LR), 最终预测误差准则 (FPE), AIC, SC 及 HQ 的结果, 从而判断 VAR 模型的滞后阶段。本文通过比较, 选择滞后阶数 (Lag Length Criteria) 4 作为最佳滞后期建立 VAR 模型, 模型的预测结果如下:

$$\ln(SA) = -0.152\ 636\ 5 \times \log[BI(-1)] - 0.069\ 862\ 6 \times \log[BI(-2)] + 0.425\ 837\ 1 \times \log[BI(-3)] + 0.125\ 888\ 8 \times \log[BI(-4)] + 0.633\ 780\ 1 \times \log[SA(-1)] + 0.219\ 229\ 2 \times \log[SA(-2)] - 0.015\ 242\ 5 \times \log[SA(-3)] - 0.006\ 822\ 0 \times \log[SA(-4)] - 0.949\ 525\ 0 \quad (4)$$

该方程的  $AIC=1.131\ 322$ ,  $SC=1.399\ 300$ , 拟合优度为 0.945 007。模型通过了 AR 特征根检验, 表明其具有稳定性。式(4)对样本期内数据的均方根误差为 9 494.834, 对样本期外验证数据的均方根误差为 11 737.51。模型预测销售量和实际销售量的对比如图 2 所示。



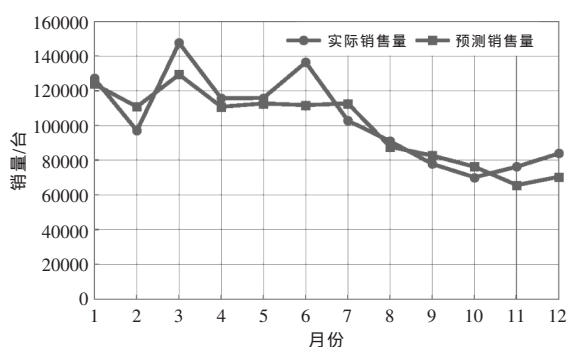


图2 2019年新能源汽车实际销售量与基于VAR模型的预测销售量的对比

Fig.2 Comparison of actual sales of new energy vehicles with predicted sales based on the VAR model in 2019

由式(4)可知,两个变量的各滞后期对新能源汽车销售量均有正向性影响,但影响幅度不同,其中,新能源汽车销售量滞后1期的影响最大,其次是“新能源汽车”百度指数的滞后4期。由模型可知,如果知道了新能源汽车前4个月的实际销量并结合对应期间的搜索指数,就可以预测出新能源汽车下个月度的需求。

通过对比式(3)和式(4)发现:加入搜索指数作为变量后,模型的拟合优度提高了,AIC和SC的值减少了;式(4)对不管是样本期内还是样本期外数据的均方根差都有所降低,预测精度分别提高了11.69%与14.95%。从图2可以看出,预测值和真实值非常接近,表明该模型具有更好的预测能力。

### 3 结论及建议

本文以新能源汽车为例,在2012年1月—2019年12月分别检验了关键词“电动汽车”、“新能源汽车”的搜索指数与历史销量是否存在相关性,进而利用协整检验和格兰杰因果关系检验验证其对新能源汽车需求预测的影响。将传统基于历史销量模型和加入网络搜索大数据模型的预测结果进行了比较,得到以下结论。

①关键词“新能源汽车”的搜索指数与新能源汽车销售量存在正相关,且二者存在长期均衡关系。因而可以利用“新能源汽车”的搜索指数和销售量对其未来需求进行预测。关键词“电动汽车”的搜索指数与新能源汽车销售量之间不存在相关性,说明了电动汽车虽然受到的关注度高,但并不是影响新能源汽车需求的有效因素。

②加入搜索指数的VAR模型相较传统预测

模型在样本期内和样本期外的预测精度均有较大提升,这反映了网络搜索大数据可以在准确预测新能源汽车需求中起到积极作用。该模型可以利用新能源汽车前1—4月的实际销售数据和搜索指数来预测下个月对新能源汽车的需求,这极大地弥补了传统预测方法对历史数据量要求大、预测延迟性高的不足。

在大数据时代,基于网络搜索大数据驱动的新能源汽车需求预测是一个热门的研究方向。准确、高效、合理地挖掘和分析互联网上的数据并用以辅助决策,对个人、企业和政府有重大的意义。本文提出如下建议。①对个人的建议:利用网络搜索大数据,获取车辆动态信息。消费者购车前在互联网上对某些新能源车型进行搜索,反映了消费者的购车意向、品牌偏好度和优惠政策关注度。如果某款车型的搜索量大,说明该车型受到的关注更多、需求更大,同时潜在的买家和优惠条件也可能更多,所以消费者应重点关注。②对企业的建议:利用网络搜索大数据,把握企业发展方向。本研究提出的预测模型在新能源汽车需求预测中具有较高的准确性,这对车企以及所处汽车行业上、下游产业的企业合理安排生产销售计划有很大的帮助,保障了企业按时、按需研发出让消费者满意的产品。③对政策的建议:利用网络搜索大数据,制定相关政策措施。新能源汽车需求的预测结果准确与否,将决定政府出台的补贴政策和推广措施是否及时、有效。基于网络搜索大数据的预测模型能很好地弥补传统预测方法的单一性和延迟性,增强政府政策决策时的主动性和预见性。

### 参考文献:

- [1] Lieven T, Rietmann N. Forecasting the trajectory of electric vehicle sales and the consequences for worldwide CO<sub>2</sub> emissions [J]. Journal of Cleaner Production, 2020. DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.121038.
- [2] 周彦福,王红蕾.我国新能源汽车月度销售量预测模型研究[J].软件导刊,2019,18(8):149-153.
- [3] 翟帆,雷玉琼.我国新能源汽车销售量的预测模型[J].河南教育学院学报(自然科学版),2019,28(1):41-46.
- [4] 中国互联网络信息中心.2019年中国网民搜索引擎使用情况研究报告[EB/OL].http://www.cnnic.cn/hlwfzyj/hlwxzb/201910/P020191025506904765613.pdf,

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

- 2019-10-25.
- [5] 孙毅,吕本富.网络搜索与经济行为相关性研究综述[J].管理评论,2011,23(7):72-77.
- [6] 陈涛,林杰.基于搜索引擎关注度的网络舆情时空演化比较分析——以谷歌趋势和百度指数比较为例[J].情报杂志,2013,32(3):7-10.

## Big data driven demand analysis of new energy vehicles

Tan Tao<sup>1</sup>, Huang Zetao<sup>1</sup>, Lin Yanling<sup>1</sup>, Bi Guichan<sup>2</sup>

(1.Institute of New Rural Development, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 2.Institute of New Energy and New Materials, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

**Abstract:** As the sales of new energy vehicles continue to rise, the use of big data to analyze and forecast the demand of new energy vehicles will help the industrial development and its supporting industry chain. This research based on online big data, took new energy vehicles as an example, combined statistical and econometric theories, used the Spearman correlation coefficient, Cointegration test and Granger causality test to analyze the relationship between search indexes and actual demand of new energy vehicles. After that, the autoregressive moving average model (ARMA) was established by using the historical sales of new energy vehicles as a single variable and compared with the vector auto-regression model (VAR) which was implemented the search indexes. The results indicated that our model has improved the prediction accuracy during the sample period by 11.69% compared with the traditional prediction model, whose prediction accuracy has increased by 14.95% outside the sample period. This model allowed to use the sales data just from the previous four months and the correlated search data to predict the demand for the next month. It improved the timeliness of forecasting and provided a more accurate basis for individuals, enterprises and governments on decision-making.

**Key words:** new energy vehicles; big data; search index; demand forecast



- 全国优秀农业期刊
- 中国期刊网入网期刊
- 《中国学术期刊（光盘版）》全文收录期刊
- 中国核心期刊（遴选）数据库收录期刊
- 中国学术期刊综合评价数据库来源期刊

- 万方数据—数字化期刊群入网期刊
- 中国科技论文引文数据库期刊源
- 龙源期刊网收录期刊
- 台湾电子期刊全文数据库（TEPS）收录期刊
- 国家新闻出版广电总局认证第一批学术期刊

AGRICULTURE AND TECHNOLOGY

# 农业与技术

第40卷 第8期 总第349期  
Vol.40 No.8

CN 22-1159/S  
ISSN 1671-962X

吉林省科学技术信息研究所 主办  
中国科技期刊编辑学会

Sponsored By China Editology Society of Science  
Periodicals (CESSP)、Institute of Scientific and  
Technical Information of Jilin

2020.8

- 053 地膜覆盖增产分析与玉米栽培管理 ..... 王军霞

### 农业工程

- 056 山西省农业机械化水平发展状况分析 ..... 郭明伟 温辉芹 裴自友,等
- 060 节水灌溉技术在河套灌区农户中的适宜性与扩散研究 ..... 张 寅 孙明海
- 063 燃料电池旋翼无人机的研究进展 ..... 谭 涛 黄泽涛
- 065 无底阀充水装置研究进展 ..... 许晓花
- 068 沟灌在节水灌溉中的应用与发展 ..... 张 岩

### 林业科学

- 071 攀西典型矿区优势木本植物对 Pb 的积累特性研究  
..... 黄伊嘉 张甫平 付卓锐,等
- 074 栎粉舟蛾生物学特性及防治对策 ..... 赵恒刚
- 076 对林业生态保护中安全生产管理的分析与研究 ..... 赵 琨 白社娟
- 078 浅谈榆林沙区播种造林技术 ..... 郑晓琳
- 081 落叶松毛虫对林木的危害及防治措施 ..... 赵 佳
- 083 影响法桐大桩移植成活及长势的地上因素分析 ..... 檀鹏霞
- 085 油茶幼林套种山茶花技术与效益分析 ..... 蓝艳凤
- 088 果树修剪技术要点及病虫害防治方式分析 ..... 赵光宇
- 090 青钱柳综合利用及播种育苗造林技术 ..... 刘晓宏 田 怀

### 种植科学

- 092 不同地膜覆盖种植方式和施肥对草莓生产的影响 ... 李瑞珍 聂园军 杨三维,等
- 095 试析有机农业种植土壤培肥技术 ..... 王世平
- 097 海棠在荒漠区的引种栽培技术研究 ..... 施雪霞
- 099 气象因子对葡萄主要品质的影响研究 ..... 李伟伟

### 资源环境

- 101 湖北省江陵县农作物现状普查与分析 ..... 宋 峥 喻 艳 李军伟,等



# 燃料电池旋翼无人机的研究进展

谭涛 黄泽涛

(华南农业大学新农村发展研究院, 广东 广州 510642)

**摘 要:** 旋翼无人机在各行业的应用十分广泛, 电动旋翼无人机有着飞行性能稳定、维护简便、无排放等优势, 已逐渐成为无人机行业的研究与发展重点。在旋翼无人机上应用燃料电池有利于提高其飞行性能与续航时间。本文介绍了无人机与燃料电池的相关概念, 分析了国内外对燃料电池应用在旋翼无人机上的研究进展, 最后对燃料电池旋翼无人机的发展提出了展望。

**关键词:** 燃料电池; 旋翼无人机; 电池技术; 研究进展

中图分类号: S22

文献标识码: A

DOI: 10.19754/j. nyyjs. 20200430022

## 引言

无人机 (Unmanned Aerial Vehicle 或 Drone), 又称无人航空载具, 是一种无搭载人员的载具。通常使用遥控、导引或自动驾驶来控制。可在科学研究、场地勘探、农业、军事、娱乐等用途上使用。近年来, 随着航空技术的不断发展, 旋翼无人机的发展得到了高度重视。与固定翼无人机相比, 旋翼无人机具有体积小、重量轻、维护简单、起降场地要求低等优势, 其具有良好的操纵灵活性与快速部署能力, 无论是在军事领域还是在民用领域, 都有十分广阔的应用前景。当前, 无人机在电力巡检、农业、航空拍摄、环境勘察、证据采集、军事等领域有着广泛应用<sup>[1]</sup>。作为无人机组成部分的重要核心, 无人机动力系统决定着无人机的机动性、续航时间等重要性能参数, 在实际应用中, 要求无人机的动力系统需要具备良好的可靠性、体积尽可能更小、成本更低、储存性能良好。因此, 目前的无人机更加倾向于使用电力驱动<sup>[2-5]</sup>。

燃料电池是一种使用氧化剂进行氧化还原反应的发电装置, 其将燃料中的化学能转化为电能, 常用的燃料是氢, 其它可以分解出氢气的碳氢化合物也可以作为燃料, 如天然气、甲烷和乙醇等。燃料电池与普通电池的不同之处在于, 其是通过稳定地供应氧化剂和燃料源来提供稳定的氧气和燃料供应, 直到燃料耗尽为止都可以提供持续稳定的电能输出。燃料电池在工作时会产生水和热量。当使用某些燃料时, 可能会产生少量的二氧化碳和其它物质。综上所述, 燃料电

池是一种绿色能源, 比普通电池和火力发电厂的污染小<sup>[6]</sup>。

目前, 旋翼无人机的电源主要为锂离子电池, 不能很好满足旋翼无人机在实际作业中对于续航时间的要求<sup>[7]</sup>。由于燃料电池具有能量密度高、输出性能好、环保效益好等优点, 近年来逐步得到关注<sup>[8]</sup>, 但是, 燃料电池的动态响应能力较弱, 成本与寿命也未能很好地满足需求。因此, 目前旋翼无人机电源系统的研究方向主要是提高电池能量密度、探索新型电池形式、发展动力混合系统<sup>[9]</sup>。

## 1 研究进展情况

### 1.1 国外研究进展

2015 年, 加拿大的 EnergyOr 公司将燃料电池作为电动四旋翼无人机的动力源, 研制出了 H2Quad 燃料电池无人机, 其采用自行研制的 EPOD 燃料电池, 可以携带 1kg 的有效载荷飞行超过 2h, 飞行距离可达 80km。



图1 EnergyOr H2Quad 燃料电池无人机

收稿日期: 2020-03-31

作者简介: 谭涛 (1992-), 男, 硕士, 研究实习员。研究方向: 农业信息化。

2017年, FlightWave 航空航天系统公司研制出了 Jupiter-H2 型燃料电池旋翼无人机, 其使用了 1 个窄型的 70cm 机身, 机身上载有 1 个 3L 的氢气罐为连续飞行提供燃料, 飞机可提起近 1.36kg 的有效载荷, 在此条件下飞行续航时间可达 2h。

2019年, 韩国 MetaVista 公司联合英国燃料电池工程公司 Intelligent Energy 研制出了一台四旋翼燃料电池无人机, 实现了 12h 7min 5s 的飞行时间, 打破了多旋翼无人机飞行时间世界记录。该四旋翼无人机使用 6L 超轻型液态氢储罐和 Intelligent Energy 的 800W 轻型燃料电池动力模块为无人机提供动力。



图2 Meta Vista 燃料电池无人机

## 1.2 国内研究进展

2012年12月, 同济大学航空航天与力学学院和上海奥科赛飞机公司共同研制完成了我国第一架纯燃料电池无人机“飞跃一号”, 并成功试飞<sup>[10]</sup>。其续航时间为 2h, 电源为一个输出功率 1000W 的质子交换膜燃料电池, 有效载荷 1kg。这是国内首次将燃料电池运用到无人机上。

2016年, 科比特航空公司研发出了多旋翼垂直起降无人机 HYDrone-1800。这是当时国内首款商品化量产的燃料电池多轴旋翼无人机, 其采用 6 轴设计, 轴距约 1.8m, 最大载重 25kg, 续航时间可达 2.5~4h, 最大飞行半径 100km。由于采用氢燃料电池, 其具有较高的安全性能, 同时, 该燃料电池的能量密度是同容量锂电池的 3~5 倍。



图3 科比特航空 HYDrone-1800 型无人机

张晓辉等设计了一套燃料电池旋翼无人机的动力系统并进行了相关测试, 其设计了 3 套结构方案, 分别为纯燃料电池、燃料电池与蓄电池的主动/被动混合动力系统。试验结果表明, 纯燃料电池动力方案适用于小型旋翼无人机, 燃蓄被动混合方案可满足中大型旋翼无人机大机动飞行<sup>[11]</sup>。

王海瑞等研究了太阳能/甲醇燃料电池混合动力在无人机上的应用, 将太阳能电池与甲醇燃料电池互相结合, 实现续航时间增长、噪音降低、环保性能提高等目标<sup>[12]</sup>。

胡中华等探讨了超级电容在无人机电气系统的应用可能性<sup>[13]</sup>。超级电容能够以超快的速度和极高的效率完成充放电, 并且可以提供主电源无法提供的快速脉冲功率。由于旋翼无人机在启动瞬间电源系统中的功率冲击较大, 如果按照此时的瞬时最大功率来确定电机的额定功率, 会增加整机的体积与重量。在无人机电源系统中加入超级电容, 可以弥补发电机输出功率性能的缺点, 当瞬时功率不足时, 由超级电容提供额外的功率; 当功率富余时, 电机可以反向向超级电容充电。该技术可以与燃料电池技术结合起来, 使飞行器具备更好的动力性能。

程欣等设计了一种氢锂混合能源倾转旋翼无人机<sup>[14]</sup>。其采用四旋翼设计, 4 个旋翼均可倾转, 达到四旋翼模式与固定翼模式的变换, 适应不同的实际需求。混合双电源系统由氢气罐、氢气反应堆、锂电池与相关电路组成。由于氢燃料电池的重量与输出功率存在正比例关系, 并且无人机四旋翼模式与固定翼模式的功率需求互有不同, 因此机载计算机在飞行过程中会动态选择可满足相应模式下所使用的电池, 组成混合双电源系统。由于采用了锂电池与燃料电池, 电源系统的重量、噪音均有显著降低, 有效提高了飞行器的性能。

## 2 结论

燃料电池需要进行质子交换等过程, 因此动态响应性能比较差, 为了克服这一缺点, 上文中提到将锂电池或超级电容与燃料电池组成混合动力系统, 用传统的蓄电池弥补燃料电池的性能缺陷, 使各电源更好的配合, 以获得更长的航时和使用寿命。目前常用的氢燃料电池所使用的氢气主要以压缩气体的形式储存, 存在一定的安全隐患, 无人机的续航时间也受到氢气的储存密度的影响。旋翼无人机在飞行过程中产生的震动也会对燃料罐造成影响。

目前所使用的燃料电池, 其设计是用于汽车或者

(下转第 80 页)



检验由国家认可的种子检验单位进行。

### 3.3 飞行作业

要航向正确,只能南北,不可东西,因东西向影响视线,难以保证飞行质量;要控制航高,以免出现漏播和落种不均匀;要关注天气预报,保证飞行安全;要做好机场指挥,保证与播区的良好联系。

### 3.4 成效调查和补植补播

飞播后要对造林成效进行全面调查。由于我国飞播造林受播区立地条件、气候条件、种子质量、播种技术等条件的影响,成效面积只占播种面积的50%左右,为提高飞机播种造林成效,一般在飞播造林后需进行补播补植。补播补植的树种可以和前播树种一致,也可以不一致,以形成混交林。如,江西省在飞播马尾松的林地上补植木荷与枫香,获得了成功。

### 3.5 坚持封山育林

飞播造林的面积大、范围广,而且造林时造林地处理粗放,幼苗生长的环境条件差,从播种到成林所需的时间比人工造林长,因而,封山育林是巩固飞播造林成效的重要手段。飞播后播区要全封3~5a,再半封2~3a。全封期内严禁开垦、放牧、砍柴、挖药和采摘等人为活动,半封期间可有组织的开放,开展有节制的生产活动。

### 参考文献

- [1] 黄云鹏. 林木栽培技术 [M]. 北京: 国家行政学院出版社, 2017.
- [2] 高志政. 无人机撒播技术在农业中的应用综述 [J]. 江苏农业科学, 2019 (06): 24-30.

(责任编辑 贾灿)

(上接第64页)

其它行业,缺少针对旋翼无人机的质量、使用环境等因素而专门开发的燃料电池。对于应用在旋翼无人机上的燃料电池,应当设法提高其能量密度,减小其体积与重量,同时要研究提高燃料的储存密度、改善燃料的储存方式,使其能更好地适应飞行条件。同时,研发燃料电池与其它能源的混合动力系统,不同的电池具有不同的优缺点,必须将各种不同电池的特点互相结合起来取长补短,以提高无人机的飞行性能,这是研究人员目前需要努力的一大目标。

### 参考文献

- [1] 赵晨懿. 浅谈无人机的发展现状与技术支持 [J]. 海峡科技与产业, 2017 (09): 133-135.
- [2] 徐辉,王春利,赵胜海,等. 小型和微型飞行器动力装置的现状与发展 [J]. 教练机, 2018 (04): 56-60.
- [3] 王俊凯,刘萍,王军建. 农用植保无人机动力系统现状及应用 [J]. 现代农业科技, 2019 (20): 158-159.
- [4] 胡晓煜. 国外高空长航时无人机动力技术的发展 [J]. 燃气涡轮试验与研究, 2006 (04): 56-60.
- [5] 石治国. 军用无人机电源技术进展 [J]. 电源技术, 2012, 36

(05): 762-763.

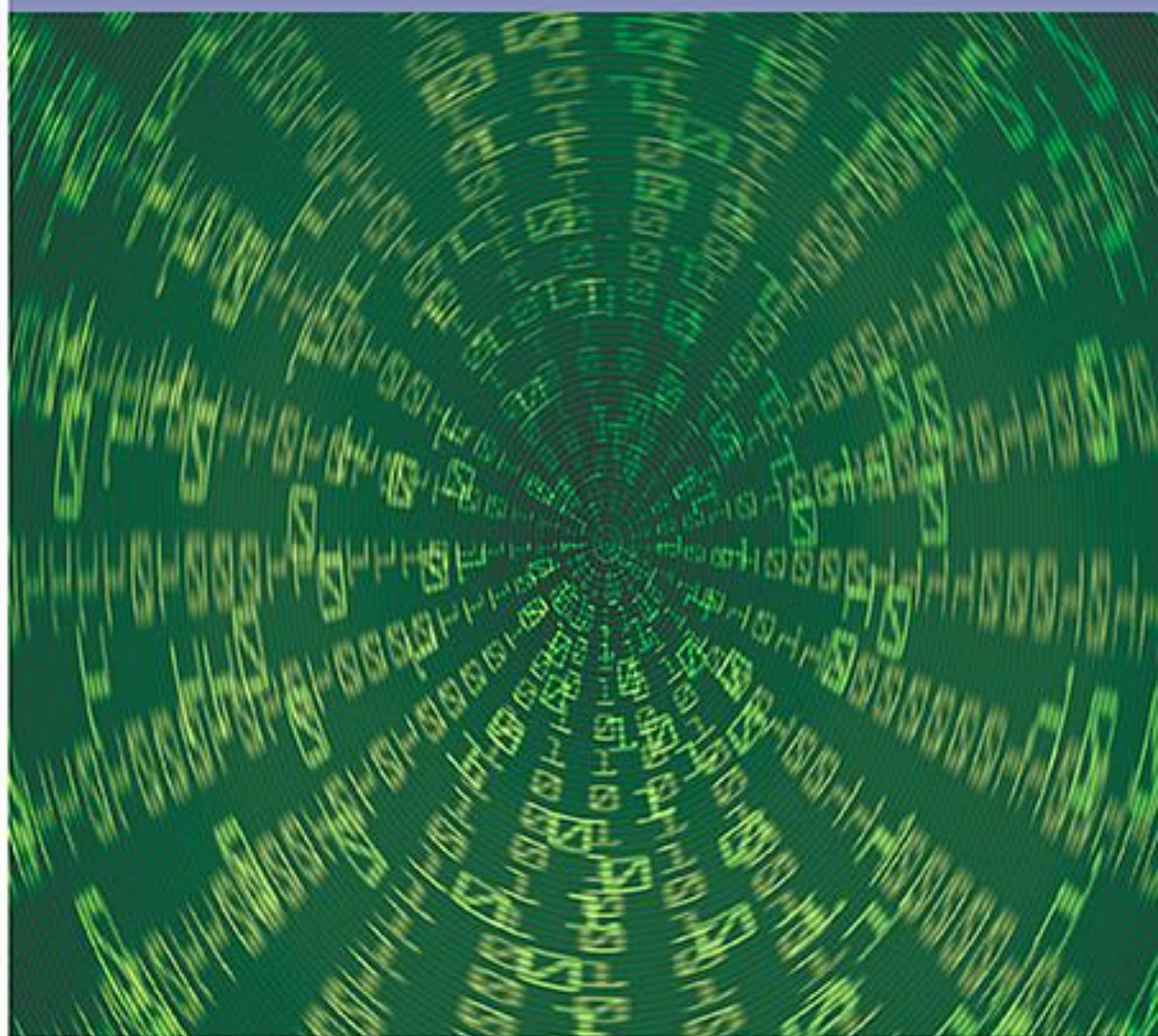
- [6] 戴月领,贺云涛,刘莉,等. 燃料电池无人机发展及关键技术分析 [J]. 战术导弹技术, 2018 (01): 65-71.
- [7] 王刚,胡峪,宋笔锋,等. 电动无人机动力系统优化设计及航时评估 [J]. 航空动力学报, 2015, 30 (08): 1834-1840.
- [8] 刘春娜. 无人机电池研发新进展 [J]. 电源技术, 2015, 39 (07): 1353-1354.
- [9] 赵保国,谢巧,梁一林,等. 无人机电源现状及发展趋势 [J]. 飞航导弹, 2017 (07): 35-41.
- [10] 我国第一架纯燃料电池无人机首飞成功 [J]. 企业技术开发, 2013, 32 (01): 88.
- [11] 张晓辉,刘莉,戴月领,等. 燃料电池无人机动力系统方案设计与试验 [J]. 航空学报, 2018, 39 (08): 162-171.
- [12] 王海瑞,张成茂,周泉知,等. 太阳能/甲醇混合动力无人机 [J]. 科技视界, 2018 (08): 50-58.
- [13] 胡中华,荣海春,吴有恒,等. 超级电容在无人机电气系统中的应用探讨 [J]. 自动化与仪表, 2018, 33 (09): 99-103.
- [14] 程欣,杨泽夏,睢辰萌. 混合双电源系统倾转旋翼无人机的设计 [J]. 日用电器, 2019 (05): 67-72.

(责任编辑 周康)



# ECOLOGICAL INFORMATICS

An International Journal on  
**ECOINFORMATICS AND  
COMPUTATIONAL ECOLOGY**



Editor-in-Chief:  
**George Arhonditsis**





Ecological Informatics IF 7.3 5YIF 7.1 JCR Q1 环境科学与生态学2区  
Open access

11.4 CiteScore 7.3 Impact Factor

Articles & Issues About Publish Search in this journal Submit your article Guide for authors

## Volume 82

September 2024

Previous vol/issue Next vol/issue

Actions for selected articles  
Select all / Deselect all

Download PDFs

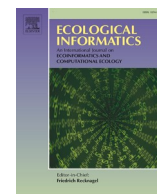
Export citations

Show all article previews

Receive an update when the latest issues in this journal are published

Sign in to set up alerts

- ☐ Research article Open access  
**DialectDecoder: Human/machine teaming for bird song classification and anomaly detection**  
Brittany Story, Patrick Gillespie, Graham Derryberry, Elizabeth Derryberry, ... Vasileios Maroulas  
Article 102657  
View PDF Article preview
- ☐ Research article Open access  
**Evaluation of five atmospheric correction algorithms for multispectral remote sensing data over plateau lake**  
Dong Wang, Bo-Hui Tang, Zhao-Liang Li  
Article 102666  
View PDF Article preview
- ☐ Research article Open access  
**Algal blooms forecasting with hybrid deep learning models from satellite data in the Zhoushan fishery**  
Wenxiang Ding, Changlin Li  
Article 102664  
View PDF Article preview
- ☐ Research article Open access  
**Forecasting China's agricultural carbon emissions: A comparative study based on deep learning models**  
Tiantian Xie, Zetao Huang, Tao Tan, Yong Chen  
Article 102661  
View PDF Article preview



# Forecasting China's agricultural carbon emissions: A comparative study based on deep learning models

Tiantian Xie<sup>a,b,1</sup>, Zetao Huang<sup>c,1</sup>, Tao Tan<sup>c,d,\*</sup>, Yong Chen<sup>c,d,e</sup>

<sup>a</sup> Institute of New Rural Development, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

<sup>b</sup> Centre de Recherche Sur Les Liens Sociaux (CERLIS), Université Paris Cité, Paris 75005, France

<sup>c</sup> Institute of Biomass Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

<sup>d</sup> School of Mechanical Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China

<sup>e</sup> Guangzhou Institute of Energy Conversion, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou 510640, China

## ARTICLE INFO

### Keywords:

Forecast

Agricultural carbon emissions

Deep learning

Long short-term memory neural network

Tree-structured Parzen estimator Bayesian optimization

## ABSTRACT

Given the critical urgency to combat the escalating climate crisis and the continuous rise in agricultural carbon emissions (ACE) in China, accurately forecasting their future trends is crucial. This research employs the emission factor method to assess ACE throughout mainland China from 1993 to 2021. To refine our forecasting approach, both statistical and neural network methodologies were utilized to pinpoint key factors influencing ACE. We crafted forecasting models incorporating both deep learning techniques and traditional methods. Notably, the Tree-structured Parzen Estimator Bayesian Optimization (TPEBO) algorithm was applied to optimize Long Short-Term Memory (LSTM) neural networks, culminating in the creation of a superior integrated TPEBO-LSTM model that demonstrated strong performance across various datasets. The forecasting outcomes suggest that ACE in 24 provinces are expected to reach their zenith before 2030, primarily driven by farm operations, as well as live-stock and poultry manure management. The result provides a significant forecasting tool for assessing agricultural carbon emissions in different regions, offering insights crucial for targeted mitigation strategies.

## 1. Introduction

Global warming and extreme climatic events pose significant risks to human survival and development, highlighting the urgency of addressing carbon emissions as a critical concern for countries worldwide (Strandsbjerg Tristan Pedersen et al., 2021). As the largest developing country, China has set ambitious goals to achieve “carbon peaking” before 2030 and “carbon neutrality” before 2060. Concurrently, the rapid expansion of agriculture has led to increased agricultural carbon emissions (ACE), exacerbating environmental pollution and contributing to significant greenhouse gas emissions (Yue et al., 2017). Remarkably, China's ACE accounts for 11–12% of global ACE, roughly double the emissions of the United States (Bai et al., 2019; Guo et al., 2022). Therefore, reducing ACE is a critical strategy for China to meet its carbon peaking and neutrality goals, which holds significant implications for global efforts to mitigate warming trends.

The scientific quantification and forecasting of ACE are crucial for enabling policymakers to develop targeted strategies for ACE reduction.

Existing research on ACE in China has predominantly focused on emissions from farm operations, including material inputs related to the production process, with a special emphasis on hidden carbon sources such as chemical fertilizers, pesticides, and agricultural films (Li and Wang, 2023; Sui et al., 2024). Moreover, the research considers direct carbon emissions from the consumption of fossil fuel energy in agricultural production, notably from agricultural machinery and irrigation (Du et al., 2023; Yang et al., 2022). Additionally, some studies have assessed carbon emissions from specific breeding processes within the livestock and poultry production sector (Shi et al., 2022).

In studies conducted in various regions, Johnson et al., 2007 identified the primary sources of ACE as agricultural waste, enteric fermentation, manure management, agricultural energy use, rice cultivation, and bio-combustion. Mohammadi-Barsari et al., 2016 highlighted that within the energy utilization and carbon footprint of agricultural activities, the use of chemical fertilizers and agricultural machinery accounts for a higher proportion of carbon emissions. Appiah et al., 2018 segmented agricultural activities into crop production and livestock production, analyzing each segment's contribution to carbon

\* Corresponding author at: Institute of Biomass Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China.

E-mail address: [tantao@scau.edu.cn](mailto:tantao@scau.edu.cn) (T. Tan).

<sup>1</sup> These authors contributed equally to this work and should be considered co-first authors.

<https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102661>

Received 18 January 2024; Received in revised form 28 May 2024; Accepted 31 May 2024

Available online 3 June 2024

1574-9541/© 2024 The Author(s). Published by Elsevier B.V. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).



Glossary		GRU	Gate Recurrent Unit
		IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
		LSTM	Long Short-Term Memory
		MAE	Mean Absolute Error
		MAPE	Mean Absolute Percentage Error
		PSO	Particle Swarm Optimization
		RBF	Radial Basis Function
		RF	Random Forest
		RMSE	Root Mean Squared Error
		RSS	Residual Sum of Squares
		SVM	Support Vector Machine
		TPEBO	Tree-structured Parzen Estimator Bayesian Optimization
ACE	Agricultural Carbon Emissions		
ANN	Artificial Neural Network		
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average		
BO	Bayesian Optimization		
BPNN	Backpropagation Neural Networks		
CNN	Convolutional Neural Network		
DL	Deep Learning		
ELM	Extreme Learning Machine		
GA	Genetic Algorithm		
GM	Grey Model		

dioxide emissions. In a significant contribution, [Gingrich et al., 2024](#) compiled a consistent dataset of ACE from global agricultural activities spanning the period from 1910 to 2015. This dataset differentiates between ten activities, three greenhouse gases, and two product types (crop and livestock products).

Due to China's extensive territory and varied resource distribution, regions within the country have adopted diverse and localized agricultural production methods. Research indicates that economic and agricultural development patterns vary significantly across regions, leading to considerable disparities in the sources of ACE ([Wang et al., 2022](#)). Despite this, a thorough assessment encompassing all aspects of agricultural activities across all of China's provinces remains absent.

Previous studies on carbon emission forecasting have primarily utilized statistical models, such as the Stochastic Impacts by Regression on Population, Affluence, and Technology (STIRPAT), Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), and the Grey Model (GM), across various sectors including agriculture ([Hamrani et al., 2020](#)), environment ([Gao et al., 2021](#); [Wang et al., 2020](#)), and energy ([Emami Javanmard and Ghaderi, 2022](#)). Notably, some studies have enhanced the ARIMA model by incorporating factors like industrial structure and urbanization rate, achieving significant forecasting accuracy for carbon emissions in diverse Chinese provinces ([Fang et al., 2019](#)). However, due to their reliance on linear regression methods, these models often overlook the nonlinearity and potential interactions among input data. It will be limiting their ability to discern the dynamic nonlinear relationships between various influencing factors and leading to considerable biases in forecasting. Some researchers have used improved methods represented by Slacks based Measure Integrating Data Envelopment Analysis (SBMDEA) for prediction, and have obtained acceptable

prediction results ([Han et al., 2024](#)). However, implementing this method requires a profound understanding of economic, policy, and other fields. This raises the threshold for other researchers to apply such methods.

Machine learning and deep learning methods have shown remarkable stability and effectiveness in big data analytics ([Bai et al., 2019](#); [Bhardwaj and Khaiter, 2023](#)). Recently, these techniques have been increasingly applied to carbon emission forecasting, showcasing their broad utility ([Table 1](#)). Among these, Backpropagation Neural Networks (BPNN) stand out for their widespread use and notable forecast accuracy ([Lin et al., 2021](#); [Niu et al., 2020](#); [Tang et al., 2023](#)). Yet, more recent studies have highlighted that Long Short-Term Memory (LSTM) neural networks outperform other models in both forecast accuracy and training efficiency ([Kumar, 2023](#); [Liu et al., 2024b](#); [Shi et al., 2023](#)). Furthermore, LSTM have been recognized for their ability to adeptly handle multiple time-variable inputs, exhibiting superior accuracy and stability compared to traditional machine learning models ([Gokul et al., 2023](#)). GRU (Gate Recurrent Unit) with a structure similar to LSTM has also been used in carbon emission prediction and has shown excellent performance ([Cao et al., 2024](#)). Such advancements underscore LSTM's emergence as the most fitting and effective deep learning approach for tackling carbon emission forecasting challenges.

For both machine learning and deep learning models, the choice of model hyperparameters plays a crucial role in determining model performance. Beyond enhancing the model's architecture for improved forecasting accuracy, the use of optimization algorithms for hyperparameter tuning is equally vital. Widely adopted optimization algorithms include Particle Swarm Optimization (PSO), Genetic Algorithm (GA), and Bayesian Optimization (BO), among others ([Bischl et al.,](#)

**Table 1**  
Research summary of carbon emission forecasting based on statistical and artificial intelligence methods.

Region	Field	Data Collection Period	Scope	Number of influencing factors	Forecasting Model Type	Reference
China	Cement Industry	1990–2020	Annual	3	LSTM	( <a href="#">Liu et al., 2024a, 2024b</a> )
China	Total	2009–2020	Annual	7	GRU	( <a href="#">Cao et al., 2024</a> )
India	Total	1960–2018	Annual	26	RF, SVM, RNN, LSTM	( <a href="#">Kumar, 2023</a> )
China	Transportation	2007–2019	Annual	15	BPNN, LSTM	( <a href="#">Tang et al., 2023</a> )
China	Total	2000–2019	Annual	6	LSTM	( <a href="#">Shi et al., 2023</a> )
USA	Industry	2002–2019	Annual	/	FAGGM, FANGBM, LSSVM, ELM, BPNN	( <a href="#">Gao et al., 2022</a> )
Iran	Energy	1990–2018	Annual	/	AR, ARIMA, SARIMA, SARIMAX, ANN, RF, SVM, KNN, LSTM	( <a href="#">Emami Javanmard and Ghaderi, 2022</a> )
Iran	Agriculture	2003–2017	Annual	4	MLR, GPR, ANN	( <a href="#">Shabani et al., 2021</a> )
China, USA, Japan	Total	2000–2018	Annual	/	ARIMA, FAGM, LSSVM	( <a href="#">Gao et al., 2021</a> )
38 countries	Industry	2009–2018	Annual	/	RBF, ELM, BPNN, LSTM	( <a href="#">Lin et al., 2021</a> )
Turkey	Electricity	1990–2018	Annual	6	ANN, SVM, DL	( <a href="#">Bakay and Agbulut, 2021</a> )
China, USA, Japan	Total	1990–2018	Annual	/	MNGM, ARIMA, BPNN	( <a href="#">Wang et al., 2020</a> )
China	Total	1990–2015	Annual	25	BPNN, GRNN	( <a href="#">Niu et al., 2020</a> )
Canada	Agriculture	2012–2015	Monthly	8	RF, SVM, ELM, RBF, FNN, DBN, CNN, LSTM	( <a href="#">Hamrani et al., 2020</a> )

2023). The Tree-structured Parzen Estimator Bayesian Optimization (TPEBO) introduces an innovative enhancement of the traditional BO, showcasing superior global exploration capabilities in comparison to BO, PSO, and GA (Chen and Seo, 2023; Du et al., 2022). This advanced exploration significantly diminishes the risk of converging prematurely to local optima, thereby optimizing the search for the best combination of hyperparameters (Bischi et al., 2023; Nguyen et al., 2020). Especially in multi-parameter optimization scenarios, TPEBO outperforms its counterparts, enabling a more efficient journey towards identifying the global optimum (Chen et al., 2022a, 2022b).

Some researchers have used the Logarithmic Mean Variance Index (LMDI) model to predict China's ACE, and the results show that the country will achieve a peak in ACE by 2030 (Chen et al., 2020). Jiang et al., 2021 conducted a similar prediction study using the LMDI method, and the results showed that the peak year of ACE was 2026. In summary, existing literature has conducted a large amount of beneficial research on ACE measurement, identification of factors affecting high carbon emissions, and future trend prediction, providing ideas and methods for this study, but there is still some room for expansion. The advancement of an effective ACE forecasting methodology, leveraging extensive datasets, is paramount in today's environmental scenario.

This study introduces a detailed computational approach for ACE calculation and develops several ACE forecasting models. These models are rigorously tested against varied datasets to evaluate their robustness and performance. Additionally, the research extends to forecasting ACE trends across all 31 provinces in mainland China, examining the different evolution of ACE across different provinces. Insights derived from this research could be instrumental for policymakers in crafting region-specific decarbonization strategies.

## 2. Methods and data

### 2.1. ACE measurement

The emission factor method estimates carbon emissions from various sources based on carbon emission inventories, using the product of activity level and emission factor. This approach is extensively utilized for carbon emission assessments, as evidenced by recent studies (Jiao et al., 2023; Krisnawati et al., 2021). Consistent with the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) guidelines (IPCC, 2019), ACE can be determined using the following equation:

$$E = \sum e_i = \sum T_i \times \delta_i \quad (1)$$

Where.

$E$  represents the total ACE,

$e_i$  denotes the ACE from various sources,

$T_i$  is the quantity of each ACE source,

$\delta_i$  is the carbon emission coefficient of each source.

The Global Warming Potential values for methane ( $\text{CH}_4$ ) and nitrous oxide ( $\text{N}_2\text{O}$ ), crucial for converting greenhouse gases into carbon equivalent emissions, are periodically updated by the IPCC to reflect the latest scientific understanding (Chen et al., 2022a; Guo and Zhang, 2023; Wang et al., 2022). The use of updated coefficients from the IPCC Sixth Assessment Report (IPCC, 2023) aims to enhance the accuracy of carbon emission calculations in the context of evolving climate change. Given the considerations of similar studies and the availability of data, the research identifies four primary sources of ACE in China. These sources include:

- (1) Farm Operation (ACE-FO): These carbon emissions originate from both the production and utilization of farm operations and materials. The specific carbon emission coefficients for this category are outlined in Table 2 (Cui et al., 2021; Du et al., 2023; Xiaobing and Shiqi, 2022).

**Table 2**

Carbon emission sources and emission coefficients of farm operation.

Source of carbon emissions	Corresponding indicators	Carbon emission factor	Unit
Fertilizer	N fertilizer application rate	3.392	kg CE/kg
	P fertilizer application rate	0.636	kg CE/kg
	K fertilizer application rate	0.18	kg CE/kg
	Complex fertilizer application rate	0.38097	kg CE/kg
Pesticide	Pesticide application rate	4.9341	kg CE/kg
Agricultural film	Agricultural film application rate	5.18	kg CE/kg
Agricultural diesel	Agricultural diesel application rate	0.5927	kg CE/kg
Irrigation	Effective irrigation land area	20.476	kg CE/ha
Tillage	Effective arable land area	3.126	kg CE/ha

- (2) Crop Growth (ACE-CG): This category covers the carbon emissions that occur during the crop growth phase. Table 3 details the carbon emission coefficients for seven major crops as reported in the relevant research (Huang et al., 2019).
- (3) Enteric Fermentation (ACE-EF): Emissions from this source result from the enteric fermentation process in livestock and poultry farming, highlighting the contribution of animal digestion to ACE.
- (4) Manure Management (ACE-MM): These emissions are generated from the management of manure in livestock and poultry operations. Table 4 presents the carbon emission coefficients for 11 major livestock and poultry species in mainland China (Shi et al., 2022) underscoring the environmental impact of waste management practices in agriculture.

The selection of ACE sources enables a focused and detailed analysis of China's ACE, utilizing specific carbon emission coefficients to ensure the accuracy and relevance of the findings. This approach aligns with the objective of providing a comprehensive assessment of ACE, facilitating the development of strategies aimed at reducing emissions and advancing sustainable agricultural practices.

### 2.2. Analysis of influencing factors

In neural network models, extraneous input features can escalate network complexity and detract from forecasting accuracy, making the selection of pertinent input variables essential. Recent research has delved into the factors affecting ACE, revealing 19 potential influencing factors across five sectors: industry, economy, governance, population, and technology (Du et al., 2023; Gołaś, 2022; Xiaobing and Shiqi, 2022). Due to the challenges in quantifying policy factors and the scarcity of relevant data, this aspect was excluded from our analysis.

**Table 3**

Carbon emission sources and emission coefficients of crop growth.

N <sub>2</sub> O emissions caused by damage to soil surface during crop growth		Carbon emission coefficient	Unit
Crops	Coefficient		
Winter wheat	2.05	152.6318	kg/ha
Spring wheat	0.4	29.7818	kg/ha
Corn	2.532	188.5189	kg/ha
Rice	0.24	17.8691	kg/ha
Soybean	0.77	57.3300	kg/ha
Vegetables	4.21	313.4536	kg/ha
Cotton	0.4804	35.7680	kg/ha



**Table 4**

Carbon emission coefficients of enteric fermentation and manure management.

Livestock	Enteric Fermentation		Manure Management			Unit
	CH <sub>4</sub> emission coefficient	Carbon emission coefficient	CH <sub>4</sub> emission coefficient	N <sub>2</sub> O emission coefficient	Carbon emission coefficient	
Camel	46	351.27	1.92	1.39	118.15	kg/head/year
Cattle	51.4	392.51	1.5	1.37	113.46	kg/head/year
Cow	68	519.27	16	1	196.64	kg/head/year
Donkey	10	76.36	0.9	1.39	110.36	kg/head/year
Goat	5	38.18	0.17	0.33	25.87	kg/head/year
Horse	18	137.45	1.64	1.39	116.02	kg/head/year
Mule	10	76.36	0.9	1.39	110.36	kg/head/year
Pig	1	7.64	4	0.53	70.01	kg/head/year
Poultry	0	0	0.02	0.02	1.64	kg/head/year
Rabbit	0.25	1.91	0.08	0.02	2.1	kg/head/year
Sheep	5	38.18	0.16	0.33	25.79	kg/head/year

Nonetheless, incorporating all identified factors into the forecasting model could complicate it and impair its efficacy. The impact of each factor can also differ across provinces or ACE components, necessitating a targeted correlation analysis to pinpoint a subset of factors that accurately forecast ACE.

We initially employed the Spearman correlation coefficient to assess the influence of these factors, and further refined our selection using the Mean Impact Value (MIV) algorithm, a method corroborated by recent studies (Li et al., 2020; Tian et al., 2023). This approach helped identify key variables that significantly affect the model's output, streamlining the input parameters and enhancing training efficiency. Consequently, we integrated the MIV algorithm with the BPNN to develop the MIV-BP model for optimal variable selection. The computational methodologies for the Spearman correlation coefficient and the MIV value are detailed in the Supplementary Material. Descriptive statistics correlating ACE outcomes with influencing factors are tabulated in Table S1.

Fig. S1 elucidates the Spearman correlation analysis. It showing that for most factors, the absolute Spearman correlation coefficients approach 1, signifying a strong influence on ACE across 31 provinces and districts. Even factors with lower absolute coefficients passed the significance test at a 0.05 level, underscoring the statistical significance of the correlations between all 19 factors and ACE, albeit with varied degrees of impact. This evidence supports the validity of our initial factor selection, in line with findings from other ACE studies (Du et al., 2023; Gotaś, 2022; Xiaobing and Shiqi, 2022).

The MIV-BP model's analysis, depicted in Fig. S2. It reveals that the normalized MIV impact values for the 19 factors on ACE across provinces and districts mostly range between 0.2 and 0.8. Factors yielding normalized MIV values below 0.1 are considered to have minimal impact on the model's output. According to this criterion, factors such as “Per capita income of urban residents” in the economic sector, “Government revenue” in governance, and “Effective irrigated area” in agriculture demonstrate negligible influence in over 20 data series, suggesting their limited contribution to the neural network's performance. In contrast, the remaining factors exhibit significant effects on the neural network's output across most ACE datasets.

### 2.3. Implemental models

An ARIMA model was developed showcasing the application of classical statistical methods for forecasting. This model, denoted as ARIMA ( $p, d, q$ ), incorporates three essential parameters as detailed in eq. (2). The ARIMA model construction unfolds in three pivotal stages: data preprocessing to smooth the series, identifying the optimal model structure, and validating the model's forecasting capability (Qin et al., 2022). The mathematical formulation is as follows:

$$\left\{ \begin{array}{l} A(z)(1-B)^d x_t = B(z)\varepsilon_t \\ A(z) = 1 - \sum_{j=1}^p a_j z^j \neq 0 (|z| \leq 1) \\ B(z) = 1 + \sum_{j=1}^q b_j z^j \neq 0 (|z| \leq 1) \end{array} \right. \quad (2)$$

Where.

$z$  is the input complex variable,

$B$  symbolizes the backward shift operator acting on the time series at time  $t$ .

$B$  represents the degree of differencing required to stabilize the original time series,

$x_t$  is the value of the time series at time  $t$ ,

$\varepsilon_t$  is the error term or white noise at time  $t$ ,

$p$  is the order of the autoregressive (AR) component,

$a_j$  is the coefficients of the AR terms,

$z^j$  is the influence of lags in the AR and MA components of the model,

$q$  is the order of the moving average (MA) component,

$b_j$  is the coefficients of the MA terms.

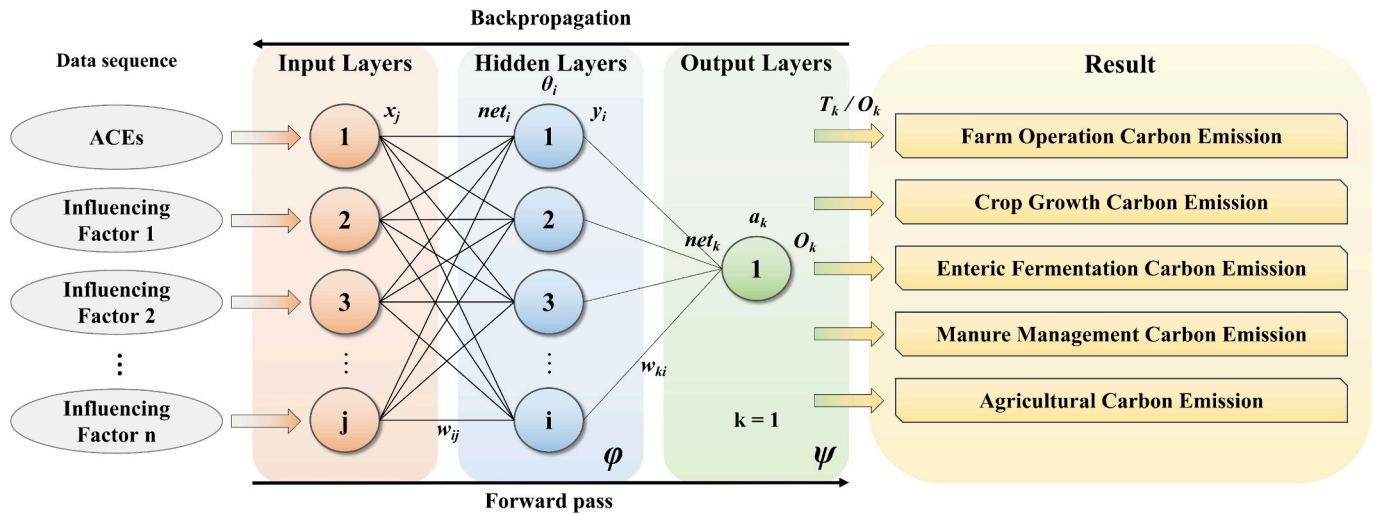
Concurrently, a three-layer BPNN is constructed, as depicted in Fig. 1 (a). This architecture includes an input layer, a hidden layer, and an output layer, with complete interconnectivity among neurons across layers (Sun and Ren, 2021). The learning mechanism encompasses forward propagation—transferring input through the network layers to produce output—and backpropagation, where the error signal is transmitted in reverse to adjust the weights.

Considering the dynamic capabilities of LSTM in capturing nonlinear temporal dependencies, this study opts for an LSTM-based framework for forecasting ACE. The Vanilla LSTM architecture, recognized for its robustness and simplicity, forms the basis of our model (Greff et al., 2017). Fig. 1(b) showcases the schematic of a single LSTM unit.

Hyperparameters are instrumental in shaping the architecture of deep learning models and steering the learning process (Bischl et al., 2023). The TPEBO algorithm stands out for its strategic approach to hyperparameter optimization. Beginning with an exploratory phase of random searches for feasible hyperparameter configurations, TPEBO progressively narrows down its focus to zones within the search space where a local optimum is identified, thereby approximating the global optimum with increasing precision. This methodological approach is particularly beneficial for fine-tuning LSTM models, known for their intricate structures. By automating the hyperparameter adjustment process, TPEBO not only enhances the model's efficiency but also significantly curtails the time traditionally spent on manual tuning, making the modeling workflow more efficient. The process is succinctly illustrated through pseudo-code in Table 5.

The TPEBO-LSTM neural network's development entails three essential steps, ensuring a comprehensive approach to hyperparameter optimization:

## (a) BPNN



## (b) LSTM

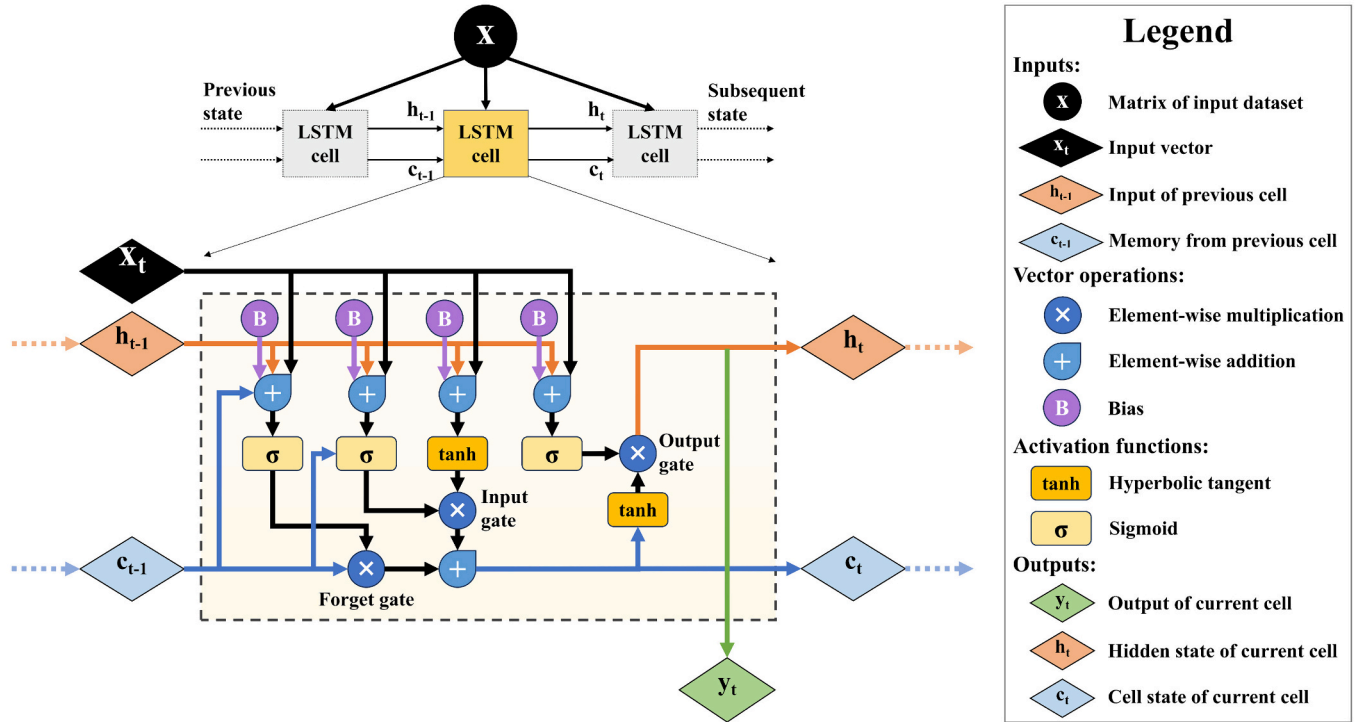


Fig. 1. Structure of ACE forecasting model based on (a) BPNN and (b) LSTM neural network.

(1) Defining hyperparameter search range: This stage involves specifying the bounds within which the algorithm will explore various hyperparameter values. Key hyperparameters include:

**Number of hidden layers:** This hyperparameter is crucial for the network's performance, helps the model capture complex patterns. The range for the number of hidden layers is set between 1 and 3, based on initial tests.

**Number of cells in hidden layers:** Vital for fitting complex functions, the range for the number of cells in each layer is set between 10 and 200. This range balances the need to capture intricate data patterns and avoid overfitting.

**Initial learning rate:** This determines the step size during parameter updating. The chosen range,  $[1e^{-3}, 1]$ , reflects a balance between

avoiding too rapid updates (which can cause instability) and too slow updates (leading to prolonged training).

**L2 regularization parameter:** Adjusting this helps control overfitting by penalizing large weights. The search range for this parameter is set between  $1e^{-10}$  and  $1e^{-2}$ , in line with benchmarks from similar studies.

(2) Optimizing objective function and algorithm definition.

The hyperparameter optimization process for LSTM neural networks is conceptualized as a black-box function where diverse hyperparameter combinations are the inputs and the optimization targets are the outputs aimed at minimizing the objective metric. This black-box approach facilitates the establishment of a direct link between hyperparameter sets and the network's optimization goals.



**Table 5**

Pseudo-code of TPEBO-LSTM algorithm.

**Input:** Hyperparameter combined dataset X; Objective function f; Collection function EI; Gaussian model.**Output:** the next set of hyperparameter combined dataset X.

1. Initialize the LSTM neural network model hyperparameter dataset to obtain the initial hyperparameter dataset:

$$D \leftarrow \text{InitSamples}(f, X)$$

2. Iterative selection for each hyperparameter:

$$\text{for } i \in 1 \leftarrow |D| \text{ to } 10000 \text{ do}$$

3. Select Gaussian model M as the proxy function for the real function:

$$p(\theta | x, X) \leftarrow \text{FitModel}(M, X)$$

4. The optimal value of each hyperparameter is searched iteratively:

$$x_i \leftarrow \arg \max_{x \in X} EI(x, p(\theta | x, D))$$

5. Use the obtained optimal hyperparameter value  $x_i$  Train the TPEBO-LSTM model and obtain the output results:

$$\theta_n \leftarrow f(x_n)$$

6. Compare the output results, update the hyperparameter combined dataset X, and repeat steps 3 to 6 for 10000 times:

$$D \leftarrow D \cup (x_n, \theta_n)$$

7. Algorithm iteration ended:

end for

This study sets out to enhance model performance on the test set, emphasizing generalizability. The chosen objective function is the mean absolute error (MAE) between forecasted outcomes and actual data, augmented with an L2 regularization term to prevent overfitting, thereby aligning with the TPEBO framework's goals of minimizing MAE for improved results.

This function is formally represented as Eq. (3). The TPEBO method utilizes a probabilistic model based on this function, which guides the identification and selection of optimal hyperparameter combinations. This model incorporates a probabilistic approach to continuously refine the optimization based on objective function assessments, thereby facilitating an effective search for hyperparameter sets that minimize the objective function most effectively. The algorithm is further designed to mitigate the risks of local optima and to explore new potential minimization areas through the Expected Improvement (EI) function, promoting a balance between exploration and exploitation in the optimization journey.

$$f(x_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| + \frac{\lambda}{2n} \sum_{j=1}^n (w_j)^2 \quad (3)$$

Where.

 $x_i$  is the input independent variable value, $n$  is the number of groups of forecasted variables, $\hat{y}_i$  is the forecasted value, $y_i$  is the actual value, $\lambda$  is the L2 regularization parameter ( $\lambda > 0$ ), $w_j$  is the weight of each layer in the LSTM neural network,

## (3) Optimizing iteration and result optimization.

The input dataset, hyperparameter search range, optimization objective function, and algorithm predefined are integrated into the TPEBO-LSTM model. The model undergoes a training process comprising 10,000 iterations. During each iteration, the model logs the chosen hyperparameter combinations, associated training times, and

loss values. This systematic recording aims to pinpoint the hyperparameter sets that deliver optimal performance upon completion of the calculations.

Additionally, Fig. 2 provides an overview of the construction process of all forecasting model. The detailed construction process of other models are elaborated in Supplement Material.

## 2.4. Performance evaluation

To assess the forecast accuracy of the carbon emission forecasting model intuitively, commonly utilized indicators from previous research are adopted for evaluation. These indicators comprise RMSE (Root Mean Squared Error), MAE, MAPE (Mean Absolute Percentage Error), RSS (Residual Sum of Squares), and Adjusted R-Squared, which serve as the evaluation metrics for the forecasting model.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (4)$$

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

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{\hat{y}_i} \right| \quad (6)$$

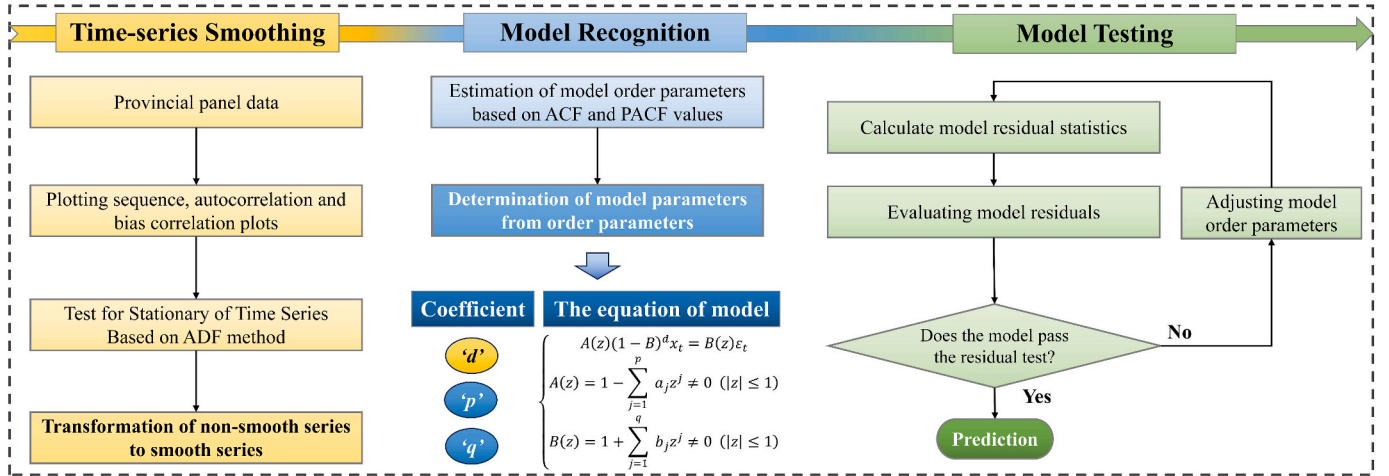
$$RSS = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2$$

$$\text{Adjusted } R - \text{Squared} = 1 - \frac{\left( 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \right) (n-1)}{n-p-1} \quad (7)$$

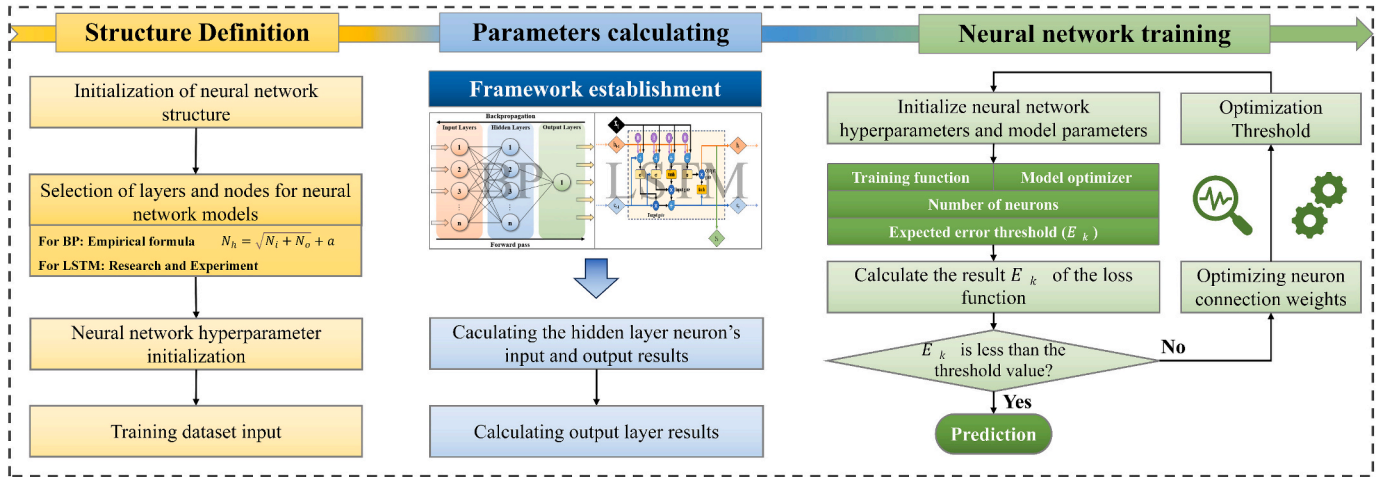
Where.

 $n$  is the number of data samples,

## (a) ARIMA



## (b) BPNN / LSTM



## (c) TPEBO-LSTM

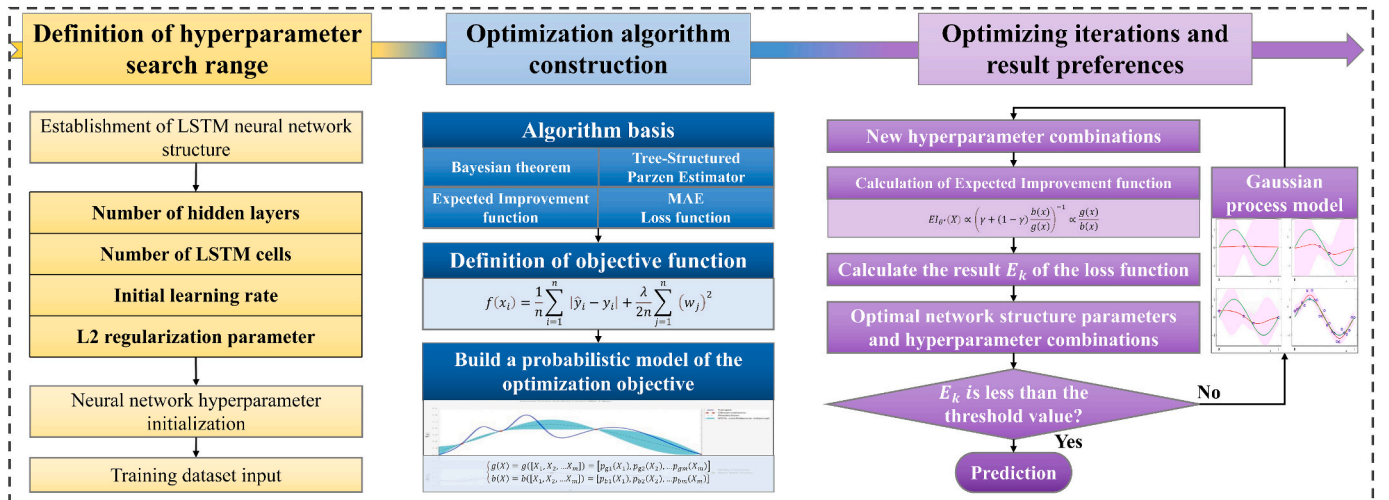


Fig. 2. Flowchart of (a) ARIMA, (b) BPNN/ LSTM, (c) TPEBO-LSTM forecasting model building.



$\hat{y}_i$  is the forecasted value of the sample,  
 $y_i$  is the actual value of the sample,  
 $\bar{y}$  is the mean value of the forecasted or actual samples,  
 $p$  is the number of features of the data samples.

The closeness of RMSE, MAE, MAPE, and RSS values to 0, or the Adjusted R-Squared value's proximity to 1, indicates a minimal deviation between forecasted and actual values, signifying higher accuracy of the forecasting model.

Nonetheless, to affirm its superior performance statistically, the Diebold-Mariano (DM) test is introduced for further verification (Liu et al., 2024a, 2024b). The DM test evaluates the statistical significance of the model's superiority over comparable models. It compares two forecasting models, labeled as model A and model B. The DM test defines  $S_0$  and  $P_0$  as the statistic and  $P$ -value at significance levels of 1%, 5%, and 10%, using the MSE as the loss function. A  $P_0$  value above 0.1 indicates no significant difference between the models; a  $P_0$  below 0.1 suggests the proposed model's superior performance, or vice versa.

## 2.5. Research area and data sources

The study focuses on 31 provinces within mainland China, excluding Hong Kong, Macao, and Taiwan due to variations in statistical standards and data accessibility. Data spanning from 1993 to 2021 were compiled from diverse sources, including the *China Statistical Yearbook*, *China Rural Statistical Yearbook*, and statistical releases from provincial statistical offices.

Fertilizer usage was measured in discounted volumes, whereas figures for pesticides, agricultural films, and diesel consumption were recorded based on actual usage. To mitigate the impact of inflation and other variables, economic data were adjusted to reflect constant prices, as indicated by statistical authorities. Owing to administrative reconfigurations, data for Chongqing and Sichuan are available from 1997 to 2021, whereas data for the remaining 29 provinces extend from 1993 to 2021.

## 3. Results and discussion

### 3.1. Total ACE

Utilizing specific calculation methods and data sources, ACE were determined for each of the 31 provinces in mainland China from 1993 to 2021. Each province has a total of 5 time series data sets, including ACE-FO, ACE-CG, ACE-EF, ACE-MM, and ACE, resulting in 155 distinct carbon emission data series. Notably, the ACE values identified in this study are higher than those in similar research. This variance is attributed to our comprehensive inclusion of a broader spectrum of agricultural activities in the ACE calculations, extending beyond the scope of prior studies (Du et al., 2023; Xiaobing and Shiqi, 2022).

In the majority of provinces, the main drivers of ACE are farm operations and manure management. However, in regions with prevalent ruminant farming, such as Tibet and Qinghai, enteric fermentation emerges as a significant factor. Consistent with our findings, existing literature highlights fertilizer application as the predominant source of carbon emissions within China's agricultural sector, with its variability playing a major role in the regional differences observed in ACE (Liu and Yang, 2021; Yang et al., 2022). It's also crucial to acknowledge the substantial carbon emissions from fertilizer use in fields, alongside the generally underrepresented CH<sub>4</sub> emissions from crop cultivation and N<sub>2</sub>O emissions from soil tilling in China's agricultural carbon accounting (Zhang et al., 2023). Hence, a thorough consideration of these emissions is essential in ACE evaluations.

Additionally, Fig. S3 illustrates the spatial distribution of ACE between 1997 and 2021. There is a noticeable upward trend in China's ACE in recent years, underscoring the necessity to evaluate the potential for ACE to peak in each province.

### 3.2. Model results and comparison

Utilizing the 155 ACE sequences delineated in Section 3.1 and various impact factors, we assessed the performance of ARIMA, BPNN, LSTM, and TPEBO-LSTM models in forecasting. Each model underwent independent training and testing, generating 155 distinct datasets for evaluation. The optimal hyperparameters for the TPEBO-LSTM model are detailed in Table S2.

Overall, Fig. 3 showcases the forecasting accuracy of all models via fitting scatterplots against the ACE data series. Detailed forecasting results and model comparisons are presented in Fig. S4–S8 in the Supplementary Material. Compared to the ARIMA models, the BPNN, LSTM, and TPEBO-LSTM models have shown notable improvements. Specifically, the BPNN models achieved a 15.51% reduction in RSS over ARIMA, while LSTM and TPEBO-LSTM models achieved reductions of 77.41% and 92.70%, respectively. Although the LSTM models were highly effective in forecasting ACE, it sometimes generated substantial forecast errors in specific provincial datasets, suggesting room for parameter optimization. Remarkably, the TPEBO-LSTM model significantly enhanced forecast accuracy, evidenced by a 67.79% improvement in the Adjusted R-Squared index across the ACE data series, with an average Adjusted R-Squared of 0.99890, thereby validating its superior performance.

Fig. 4 illustrates the MAPE across all datasets for each forecasting model. Notably, the BPNN model saw an increase in the average MAPE by 16.49% over the ARIMA model, indicating a decrease in forecast accuracy. Conversely, the LSTM model significantly reduced the average MAPE by 48.70% in comparison to ARIMA, showcasing enhanced accuracy. The TPEBO-LSTM model demonstrated the most remarkable improvement, slashing the average MAPE by 75.01% relative to ARIMA. It's crucial to highlight that both ARIMA and BPNN models exhibited MAPE statistics exceeding 20 on certain data series, reflecting their limited forecasting reliability. In contrast, the LSTM model achieved an average MAPE of 6.543, indicating strong performance across most datasets. The TPEBO-LSTM model, however, set a new benchmark by recording an overall average MAPE of 3.012, which is a 49.46% improvement over the LSTM model's performance.

Detailed accuracy metrics for all models across the data series are provided in Table S3 and Figs. S9–S13. Compared to ARIMA, the BPNN model's MAE increased on average by 13.52%, whereas the LSTM model showed a substantial 51.44% reduction, and the TPEBO-LSTM model achieved an impressive 70.56% decrease. Regarding the RMSE, the BPNN model experienced a 14.82% increase, the LSTM model a 49.33% decrease, and the TPEBO-LSTM model outperformed all with a significant 64.50% reduction in error.

Moreover, Table 6 presents the DM test statistics and  $P$ -values for comparisons across all forecasting models. The results consistently indicate  $P$ -values below 0.05 for each comparative experiment, affirming the TPEBO-LSTM model's superior performance throughout.

The ARIMA model struggled to accurately forecast rapidly changing trends within the test set, resulting in a widening discrepancy between forecasted and actual values over time. This limitation is inherent in traditional statistical methods when applied to multivariate time series forecasting, a challenge echoed in related literature (Qin et al., 2022; Quartey-Papafio et al., 2020). The BPNN model, while occasionally outperforming the ARIMA model, showed inconsistent results and was outmatched in accuracy in several datasets, highlighting its structural limitations for time series forecasting despite being better suited for regression and classification tasks (Lin et al., 2021; Tang et al., 2023).

Conversely, the LSTM model exhibited remarkably higher forecast accuracy across all 155 ACE sequences compared to both the BPNN and ARIMA models, underscoring its aptitude for time series forecasting. However, in specific instances, such as the ACE & ACE-CG datasets for Beijing and Shanghai, the LSTM model's forecast accuracy fell short, with MAPE values exceeding 10, suggesting a need for hyperparameter optimization (Tang et al., 2023).

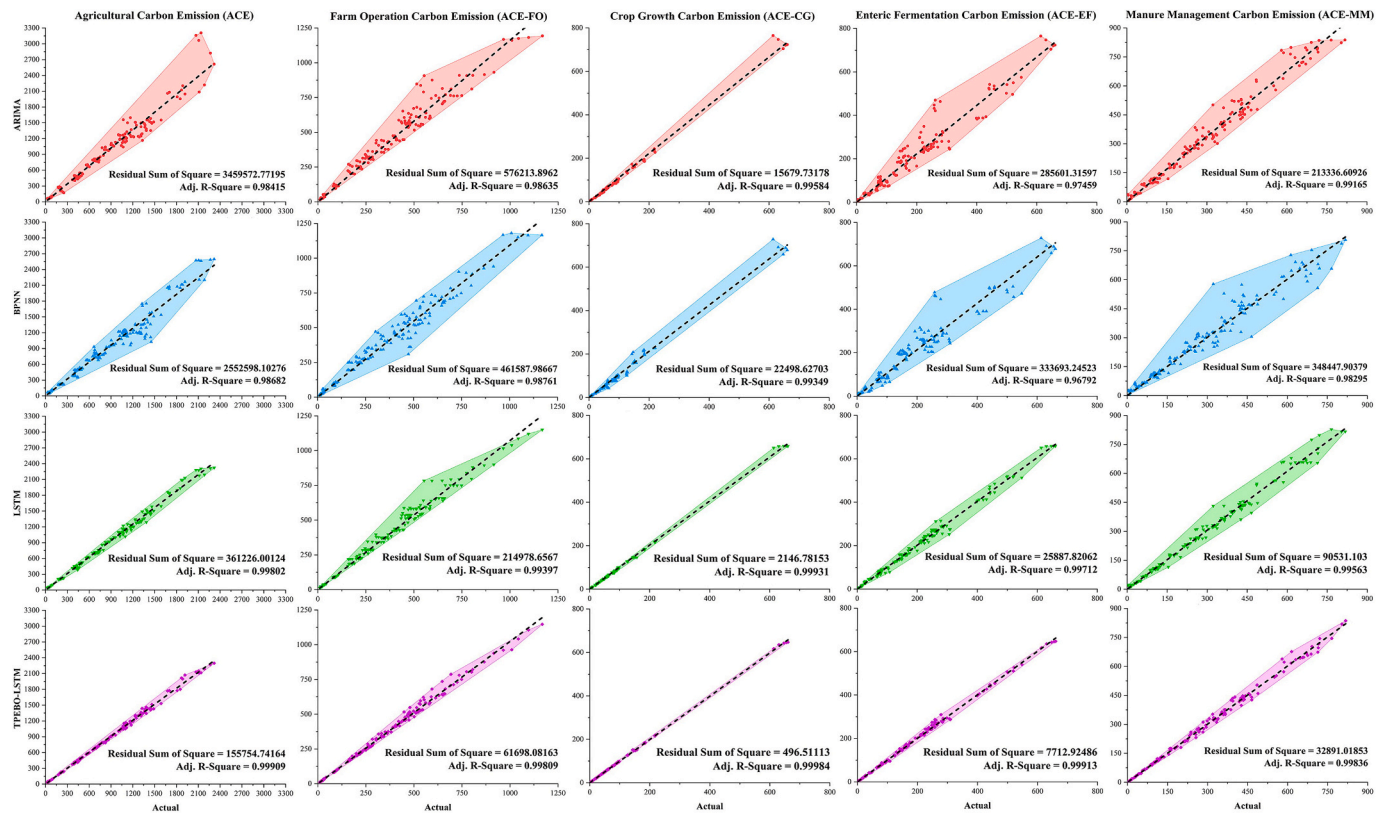


Fig. 3. Scatter plot of model performance comparison.

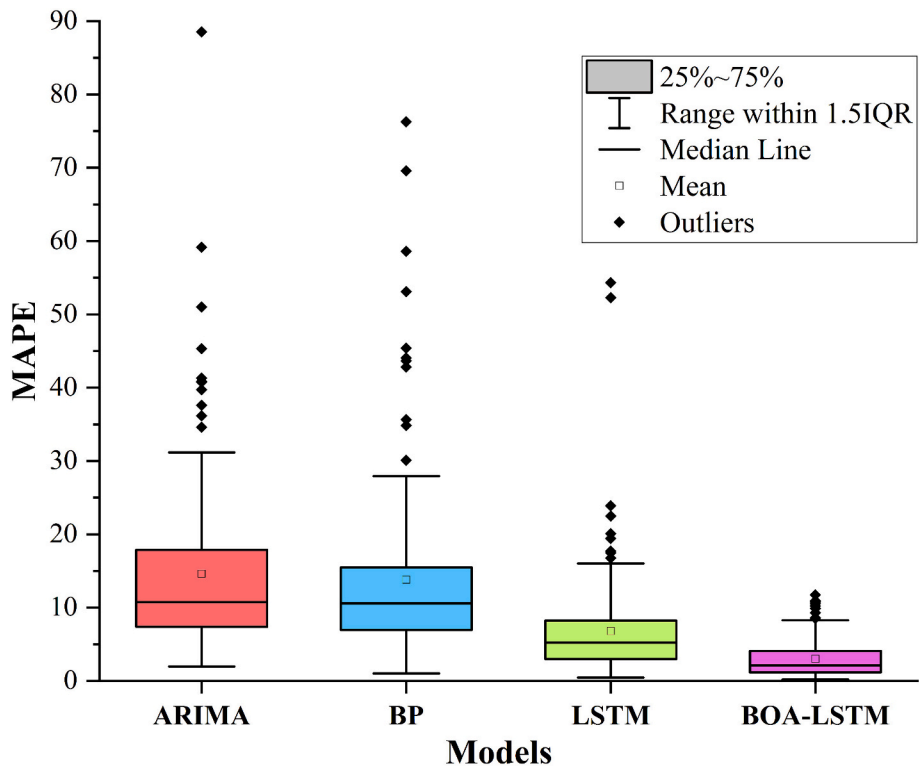


Fig. 4. MAPE statistics of all models.

The TPEBO-LSTM model, on the other hand, showcased unparalleled forecast accuracy, maintaining a MAPE below 5 across evaluations and significantly surpassing other models in every index. This performance

underscores its advanced capability to efficiently navigate towards optimal solutions by probabilistically estimating the objective function's local and global optima. Its success in managing non-stationary time



**Table 6**

Results of the DM tests.

Model A	Model B	S <sub>0</sub>	P <sub>0</sub>	Result
ARIMA	BP	1.8989	0.0595	At the 10% significance level, BP is better.
ARIMA	LSTM	3.2209	0.0016	At the 1% significance level, LSTM is better.
ARIMA	TPEBO-LSTM	3.0998	0.0023	At the 1% significance level, TPEBO-LSTM is better.
BP	LSTM	2.3787	0.0186	At the 5% significance level, LSTM is better.
BP	TPEBO-LSTM	2.6541	0.0088	At the 1% significance level, TPEBO-LSTM is better.
LSTM	TPEBO-LSTM	2.0948	0.0378	At the 5% significance level, TPEBO-LSTM is better.

series data not only solidifies its position as a leading model for ACE forecasting but also bolsters the hypothesis regarding its effectiveness.

### 3.3. Forecasting trajectory to 2030

We employed the TPEBO-LSTM model, retaining its optimal hyperparameters and structural configurations that yielded superior model evaluation metrics. Given the initial key strategic milestone in 2030 for China's "carbon peaking" goal, we defined the forecasting period from 2022 to 2030. Forecast outcomes for ACE across provinces are

**Table 7**

Forecast results of ACE by 2030 using the TPEBO-LSTM model in Chinese Mainland.

Province	Peak time	Peak value(Unit: 10000 tons)	Values for 2030 (Unit: 10000 tons)
Beijing	2029	50.0375	49.2453
Tianjin	2025	102.4711	86.1382
Inner Mongolia	2028	1598.1014	1533.7480
Shanxi	2028	494.7858	474.6591
Hebei	2022	1388.7249	1265.6307
Liaoning	2027	1058.2350	976.3367
Jilin	2021	823.0438	759.8487
Heilongjiang	Not reaching peak	/	1491.4408
Shanghai	2021	41.4937	31.5745
Jiangsu	Not reaching peak	/	1315.8563
Zhejiang	2022	403.8821	369.1084
Fujian	2022	581.6948	563.4411
Anhui	2027	1070.4249	1034.5582
Jiangxi	2025	760.3420	749.6141
Shandong	2026	1931.8233	1872.3466
Henan	Not reaching peak	/	2384.4232
Hubei	2021	1166.7426	1022.7365
Hunan	2021	1312.8480	1225.8661
Guangdong	2021	1024.8989	897.7686
Guangxi	2029	1263.4617	1253.5077
Hainan	2021	181.7687	168.2778
Chongqing	2021	499.7414	437.5874
Sichuan	2021	1701.2819	1310.9337
Guizhou	Not reaching peak	/	763.3150
Yunnan	Not reaching peak	/	1787.1810
Tibet	2021	413.0007	400.0433
Qinghai	2021	441.9686	407.6088
Shaanxi	2027	704.0240	694.9938
Gansu	2024	799.8009	771.6007
Ningxia	Not reaching peak	/	270.6424
Xinjiang	Not reaching peak	/	1701.6892

delineated in Table 7, indicating that ACE will peak in most provinces prior to 2030, followed by a gradual decline. In particular, ACE is anticipated to peak in 16 provinces by 2025 and in 8 provinces by 2030. Nevertheless, seven provinces—Heilongjiang, Jiangsu, Henan, Guizhou, Yunnan, Ningxia, and Xinjiang—are projected not to meet the goal. Comprehensive projections and results are detailed in Table S4.

Fig. 5 illustrates a spatial distribution comparison between the actual ACE in 2021 and the forecasted values for 2030. For ACE, notable increases in carbon emissions are observed in Jiangsu, Guangxi, Yunnan, Xinjiang, and Heilongjiang, whereas a significant reduction is noted in Sichuan. In terms of ACE-FO, marked rises in emissions are seen in Heilongjiang, Guangxi, and Yunnan, while notable decreases are found in Shanxi, Liaoning, and Jilin. Regarding ACE-CG, Zhejiang exhibits a substantial decline in emissions. For ACE-EF, significant increases in emissions are recorded in Shandong, Henan, and Hubei, with marked reductions in Inner Mongolia, Shanxi, Sichuan, and Qinghai. Lastly, ACE-MM shows substantial emission increases in Heilongjiang, Jiangsu, Guangxi, Yunnan, and a significant decrease in Hubei, Guangdong, and Sichuan.

Fig. 6 displays the comparative results of the total ACE over the past nine years (2013–2021) and the forecasted total ACE for the next nine years (2022–2030). The proportion of ACE-FO is projected to decline from 42.4% to 38.3% in the coming nine years, while the shares of other ACE categories are expected to experience slight increases. The top five provinces with the highest ACE in the past nine years were Henan, Shandong, Sichuan, Hebei, and Yunnan, which is anticipated to shift to Henan, Shandong, Yunnan, Xinjiang, and Inner Mongolia in the next nine years. In terms of growth magnitude, Xinjiang, Ningxia, Heilongjiang, Yunnan, and Guangxi are projected to be the top five provinces with the highest ACE growth rates over the next nine years, boasting growth rates of 25.39%, 20.95%, 17.80%, 13.32%, and 9.74%, respectively. ACE-FO and ACE-MM are identified as the main contributors to the growth of ACE in these provinces. Conversely, the top five provinces expected to see the largest reductions in ACE are Shanghai, Beijing, Zhejiang, Sichuan, and Hubei, with reduction rates of 40.76%, 29.62%, 21.63%, 21.31%, and 18.25%, respectively. Similar to the growth trends, the primary sources of carbon emission reductions in these provinces are attributed to ACE-FO and ACE-MM.

Numerous studies forecasting trends in various categories of carbon emissions in China have projected that the country is expected to reach its emissions peak between 2023 and 2027 (Shi et al., 2023; Xu et al., 2020). Other researchers have suggested that the peak in China's carbon emissions could occur between 2028 and 2035 (Niu et al., 2020; Xu et al., 2019). The findings of this study predict that the peak of ACE in China will occur before 2030 in most provinces, with the exception of seven provinces. These results are consistent with the range of estimations provided by previous studies on the timing of ACE "carbon peaking" (Chen et al., 2020; Jiang et al., 2021).

The future's primary ACE sources are anticipated to stem from farm operations and the manure management of livestock and poultry. This scenario underscores the urgent need for the adoption of novel technologies and methods in cultivation and animal farming to bolster carbon emissions mitigation efforts. Carbon emissions reduction can be achieved through strategies such as direct emissions cutbacks, expansion of terrestrial carbon sinks, and the development of substitutes for emission-intensive products (Fei and McCarl, 2023). Furthermore, Sun et al., 2020 highlight that the effectiveness of low-carbon agricultural technologies in reducing emissions hinges on how well these technologies address specific emission sources within agricultural operations and their level of implementation. Measures such as optimizing irrigation practices for rice fields and enhancing fertilizer application efficiency are critical for managing and reducing carbon emissions across the agriculture sector.

Nonetheless, transitioning farmers to sustainable practices is a long-term endeavor, dependent on the availability of high-quality, eco-friendly alternatives. In this milieu, precision agriculture emerges as a

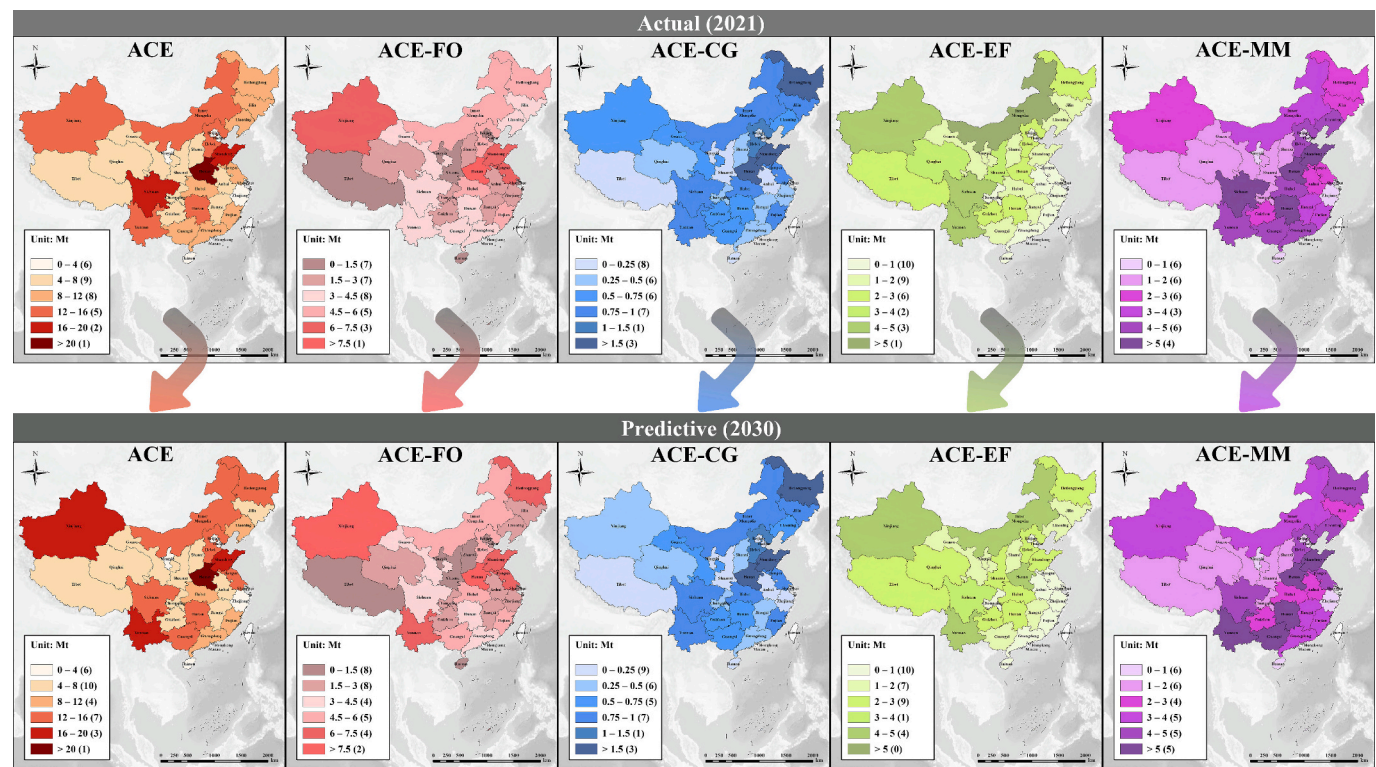


Fig. 5. The spatial distribution of ACE in Chinese Mainland from 2021 to 2030.

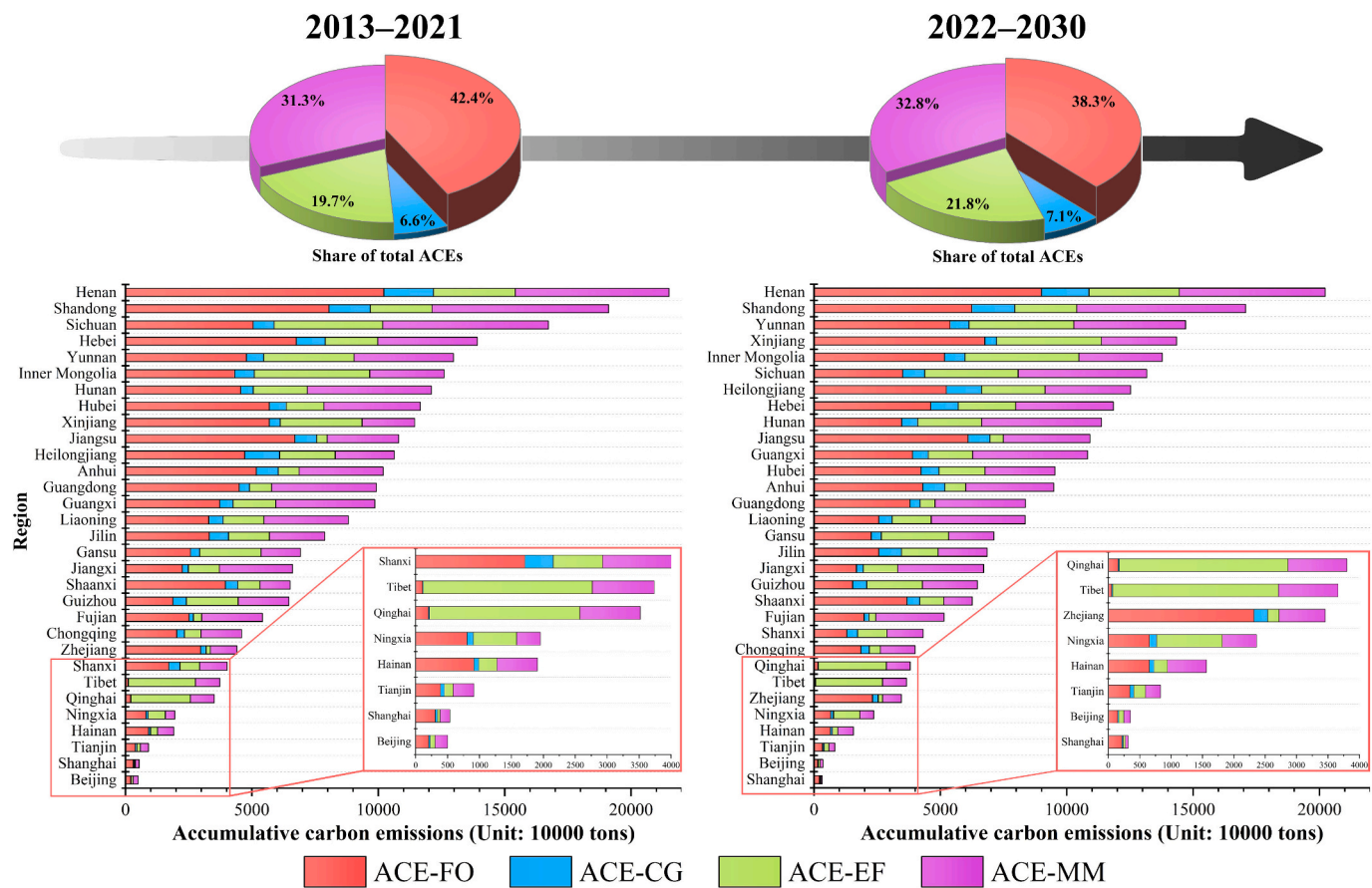


Fig. 6. Comparison of ACE proportion between 2013 and 2021 and 2022–2030.



crucial innovation, significantly enhancing the efficiency and effectiveness of agricultural resource use. Additionally, practices like optimizing intermittent irrigation and integrating straw back into the soil not only promise to lower crop carbon emissions but also to boost carbon sequestration, marking a significant stride towards sustainable agricultural practices.

Alterations in the scale of livestock husbandry within the animal husbandry sector could significantly impact ACE. A prevailing view suggests that reducing the consumption of livestock products could effectively lower livestock-related carbon emissions (Shi et al., 2022). As farming practices become more intensive, managing manure will increasingly contribute to carbon emissions. Thus, it is crucial to adopt more effective methods for treating livestock and poultry manure to facilitate resource and high-value utilization. Moreover, unless measures such as enhancing feed quality, improving animal breeding, and managing rumen microbiota are implemented, emissions from rumen fermentation will continue to be substantial. An increase in the scale of farming is likely to lead to a rise in future ACE in China. Additionally, the expanding use of energy in agricultural machinery could further elevate the sector's carbon emissions, highlighting the urgent need for a shift towards clean energy.

#### 4. Conclusions

The primary objectives of this research are to develop a comprehensive methodology for calculating ACE and to establish an effective deep learning approach for accurately forecasting ACE. Specifically, the main findings of this research include:

- (1) Calculation of ACE for 31 provinces in mainland China from 1993 to 2021, covering four main agricultural activities: farm operation, crop growth, enteric fermentation, and manure management. Using these data, the TPEBO-LSTM model based on deep learning methods demonstrates superior performance, indicating the potential of this novel methodology to adeptly manage diverse data types and enhance ACE forecasting.
- (2) Forecasting of ACE peaking before 2030 in 24 provinces, with notable exceptions. The study identifies significant contributors to ACE and predicts future high-ACE provinces, implications critical for developing low-carbon agricultural policies.

These research results have several policy implications for the low-carbon development of agriculture in China. Firstly, considering the differences in ACE and composition among different provinces, carbon reduction policies need to be tailored to the specific conditions of each agricultural region. Farmers should be encouraged to adopt green agricultural production methods, such as water-saving and fertilizer-saving techniques, combined with the ecological recycling of planting and breeding. Efforts should be made to increase the reduction and efficiency of agricultural inputs, such as high-efficiency compound fertilizers, biodegradable agricultural films, and biodegradable non-toxic pesticides. Additionally, agricultural production entities should be encouraged to vigorously utilize agricultural waste and animal manure resources through ecological recycling to improve the resource utilization efficiency of ecological agriculture.

Due to data constraints, this study primarily utilizes macro-scale provincial data to explore ACE trends and factors in China. Future research could benefit from including forestry and fisheries emissions and analyzing micro-scale data to refine forecasts. Enhancing the model structure and optimization algorithm also presents promising avenues for advancing forecast accuracy and applicability.

#### CRediT authorship contribution statement

**Tiantian Xie:** Writing – original draft, Methodology, Investigation, Data curation, Conceptualization. **Zetao Huang:** Writing – original

draft, Visualization, Software, Methodology, Data curation. **Tao Tan:** Writing – review & editing, Supervision, Methodology, Funding acquisition, Formal analysis. **Yong Chen:** Supervision, Project administration, Methodology.

#### Declaration of competing interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

#### Data availability

All data is described in the supplementary material. All code is freely and publicly available on GitHub repository (<https://github.com/Ipomoea97/ACE-Forecasting>).

#### Acknowledgements

The authors gratefully acknowledge the support of the National Key Research and Development Program of China (2023YFC3905802) and China Scholarship Council (201708070092).

#### Appendix A. Supplementary data

Supplementary data to this article can be found online at <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102661>.

#### References

- Appiah, K., Du, J., Poku, J., 2018. Causal relationship between agricultural production and carbon dioxide emissions in selected emerging economies. *Environ. Sci. Pollut. R* 25, 24764–24777. <https://doi.org/10.1007/s11356-018-2523-z>.
- Bai, Y., Deng, X., Jiang, S., Zhao, Z., Miao, Y., 2019. Relationship between climate change and low-carbon agricultural production: a case study in Hebei Province, China. *Ecol. Indic.* 105, 438–447. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.04.003>.
- Bakay, M.S., Ağbulut, Ü., 2021. Electricity production based forecasting of greenhouse gas emissions in Turkey with deep learning, support vector machine and artificial neural network algorithms. *J. Clean. Prod.* 285, 125324 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125324>.
- Bhardwaj, E., Khaiter, P.A., 2023. What data analytics can or cannot do for climate change studies: an inventory of interactive visual tools. *Eco. Inform.* 73, 101918 <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101918>.
- Bischi, B., Binder, M., Lang, M., Pielok, T., Richter, J., Coors, S., Thomas, J., Ullmann, T., Becker, M., Boulesteix, A.-L., Deng, D., Lindauer, M., 2023. Hyperparameter optimization: foundations, algorithms, best practices, and open challenges. *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.* 13 <https://doi.org/10.1002/widm.1484>.
- Cao, L., Han, Y., Feng, M., Geng, Z., Lu, Y., Chen, L., Ping, W., Xia, T., Li, S., 2024. Economy and carbon emissions optimization of different provinces or regions in China using an improved temporal attention mechanism based on gate recurrent unit. *J. Clean. Prod.* 434, 139827 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.139827>.
- Chen, C., Seo, H., 2023. Prediction of rock mass class ahead of TBM excavation face by ML and DL algorithms with Bayesian TPE optimization and SHAP feature analysis. *Acta Geotech.* 18, 3825–3848. <https://doi.org/10.1007/s11440-022-01779-z>.
- Chen, X., Shuai, C., Wu, Y., Zhang, Y., 2020. Analysis on the carbon emission peaks of China's industrial, building, transport, and agricultural sectors. *Sci. Total Environ.* 709, 135768 <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135768>.
- Chen, M., Cui, Y., Jiang, S., Forsell, N., 2022a. Toward carbon neutrality before 2060: trajectory and technical mitigation potential of non-CO<sub>2</sub> greenhouse gas emissions from Chinese agriculture. *J. Clean. Prod.* 368, 133186 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.133186>.
- Chen, B., Zheng, H., Luo, G., Chen, C., Bao, A., Liu, T., Chen, X., 2022b. Adaptive estimation of multi-regional soil salinization using extreme gradient boosting with Bayesian TPE optimization. *Int. J. Remote Sens.* 43, 778–811. <https://doi.org/10.1080/01431161.2021.2009589>.
- Cui, Y., Khan, S.U., Deng, Y., Zhao, M., 2021. Regional difference decomposition and its spatiotemporal dynamic evolution of Chinese agricultural carbon emission: considering carbon sink effect. *Environ. Sci. Pollut. R* 28, 38909–38928. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-13442-3>.
- Du, L., Gao, R., Suganthan, P.N., Wang, D.Z.W., 2022. Bayesian optimization based dynamic ensemble for time series forecasting. *Inf. Sci.* 591, 155–175. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.01.010>.
- Du, Y., Liu, H., Huang, H., Li, X., 2023. The carbon emission reduction effect of agricultural policy—evidence from China. *J. Clean. Prod.* 406, 137005 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.137005>.
- Emami Javanmard, M., Ghaderi, S.F., 2022. A hybrid model with applying machine learning algorithms and optimization model to forecast greenhouse gas emissions

- with energy market data. *Sustain. Cities Soc.* 82, 103886 <https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.103886>.
- Fang, K., Tang, Y., Zhang, Q., Song, J., Wen, Q., Sun, H., Ji, C., Xu, A., 2019. Will China peak its energy-related carbon emissions by 2030? Lessons from 30 Chinese provinces. *Appl. Energy* 255, 113852. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113852>.
- Fei, C.J., McCarl, B.A., 2023. The role and use of mathematical programming in agricultural, natural resource, and climate change analysis. *Ann. Rev. Resour. Econ.* 15 <https://doi.org/10.1146/annurev-resource-101422-041745>.
- Gao, M., Yang, H., Xiao, Q., Goh, M., 2021. A novel fractional grey Riccati model for carbon emission prediction. *J. Clean. Prod.* 282, 124471 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124471>.
- Gao, M., Yang, H., Xiao, Q., Goh, M., 2022. A novel method for carbon emission forecasting based on Gompertz's law and fractional grey model: evidence from American industrial sector. *Renew. Energy* 181, 803–819. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.09.072>.
- Gingrich, S., Theurl, M., Erb, K.-H., Noë, J.L., Magerl, A., Bauernschuster, S., Krausmann, F., Lauk, C., 2024. Livestock increasingly drove global agricultural emissions growth from 1910–2015. *Environ. Res. Lett.* 19, 024011 <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ad1c6b>.
- Gokul, P.R., Mathew, A., Bhosale, A., Nair, A.T., 2023. Spatio-temporal air quality analysis and PM2.5 prediction over Hyderabad city, India using artificial intelligence techniques. *Ecol. Inform.* 76, 102067 <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102067>.
- Golaś, Z., 2022. Changes in energy-related carbon dioxide emissions of the agricultural sector in Poland from 2000 to 2019. *Energies* 15, 4264. <https://doi.org/10.3390/en15124264>.
- Greff, K., Srivastava, R.K., Koutník, J., Steunebrink, B.R., Schmidhuber, J., 2017. LSTM: a search space odyssey. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.* 28, 2222–2232. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2016.2582924>.
- Guo, Z., Zhang, X., 2023. Carbon reduction effect of agricultural green production technology: a new evidence from China. *Sci. Total Environ.* 874, 162483 <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.162483>.
- Guo, L., Zhao, S., Song, S., Tang, M., Li, H., 2022. Green finance, chemical fertilizer use and carbon emissions from agricultural production. *Agriculture-London*. 12, 313. <https://doi.org/10.3390/agriculture12030313>.
- Hamrani, A., Akbarzadeh, A., Madramootoo, C.A., 2020. Machine learning for predicting greenhouse gas emissions from agricultural soils. *Sci. Total Environ.* 741, 140338 <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140338>.
- Han, Y., Cao, L., Guo, Q., Geng, Z., Yang, W., Fan, J., Liu, M., 2024. Economy and carbon dioxide emissions effects of energy structures in China: evidence based on a novel AHP-SBMDEA model. *Energy* 290, 129786. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.129786>.
- Huang, X., Xu, X., Wang, Q., Zhang, L., Gao, X., Chen, L., 2019. Assessment of agricultural carbon emissions and their spatiotemporal changes in China, 1997–2016. *Int. J. Environ. Res. Public Health* 16, 3105. <https://doi.org/10.3390/ijerph16173105>.
- IPCC, 2019. 2019 Refinement to the 2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories, Volume 4: Agriculture, Forestry and Other Land Use [WWW Document]. URL: <https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2019rf/vol4.html> (accessed 3.8.24).
- IPCC, 2023. AR6 Synthesis Report: Climate Change 2023 [WWW Document]. URL: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/> (accessed 3.8.24).
- Jiang, J., Zhao, T., Wang, J., 2021. Decoupling analysis and scenario prediction of agricultural CO<sub>2</sub> emissions: an empirical analysis of 30 provinces in China. *J. Clean. Prod.* 320, 128798 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128798>.
- Jiao, L., Yang, R., Chen, B., Zhang, Y., 2023. Variation, determinants and prediction of carbon emissions in Guizhou, a new economic growth pole in Southwest China. *J. Clean. Prod.* 417, 138049 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.138049>.
- Johnson, J.M.-F., Franzluebbers, A.J., Weyers, S.L., Reicosky, D.C., 2007. Agricultural opportunities to mitigate greenhouse gas emissions. *Environ. Pollut.* 150, 107–124. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2007.06.030>.
- Krisnawati, H., Adinugroho, W.C., Imanuddin, R., Suyoko, Weston, C.J., Volkova, L., 2021. Carbon balance of tropical peat forests at different fire history and implications for carbon emissions. *Sci. Total Environ.* 779, 146365 <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.146365>.
- Kumar, S., 2023. A novel hybrid machine learning model for prediction of CO<sub>2</sub> using socio-economic and energy attributes for climate change monitoring and mitigation policies. *Ecol. Inform.* 77, 102253 <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102253>.
- Li, S., Wang, Z., 2023. The effects of agricultural technology progress on agricultural carbon emission and carbon sink in China. *Agriculture-London*. 13, 793. <https://doi.org/10.3390/agriculture13040793>.
- Li, J., Men, C., Qi, J., Yang, B., Liu, R., 2020. Impact factor analysis, prediction, and mapping of soil corrosion of carbon steel across China based on MIV-BP artificial neural network and GIS. *J. Soils Sediments* 20, 3204–3216. <https://doi.org/10.1007/s11368-020-02649-5>.
- Lin, X., Zhu, X., Feng, M., Han, Y., Geng, Z., 2021. Economy and carbon emissions optimization of different countries or areas in the world using an improved attention mechanism based long short term memory neural network. *Sci. Total Environ.* 792, 148444 <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.148444>.
- Liu, M., Yang, L., 2021. Spatial pattern of China's agricultural carbon emission performance. *Ecol. Indic.* 133, 108345 <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.108345>.
- Liu, S., Xu, T., Du, X., Zhang, Y., Wu, J., 2024a. A hybrid deep learning model based on parallel architecture TCN-LSTM with savitzky-golay filter for wind power prediction. *Energy Convers. Manag.* 302, 118122 <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2024.118122>.
- Liu, X., Yang, L., Du, J., Zhang, H., Hu, J., Chen, A., Lv, W., 2024b. Carbon and air pollutant emissions forecast of China's cement industry from 2021 to 2035. *Resour. Conserv. Recycl.* 204, 107498 <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2024.107498>.
- Mohammadi-Barsari, A., Firouzi, S., Aminpanah, H., 2016. Energy-use pattern and carbon footprint of rain-fed watermelon production in Iran. *Inform. Process. Agric.* 3, 69–75. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2016.03.001>.
- Nguyen, H.-P., Liu, J., Zio, E., 2020. A long-term prediction approach based on long short-term memory neural networks with automatic parameter optimization by tree-structured Parzen estimator and applied to time-series data of NPP steam generators. *Appl. Soft Comput.* 89, 106116 <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106116>.
- Niu, D., Wang, K., Wu, J., Sun, L., Liang, Y., Xu, X., Yang, X., 2020. Can China achieve its 2030 carbon emissions commitment? Scenario analysis based on an improved general regression neural network. *J. Clean. Prod.* 243, 118558 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118558>.
- Qin, Q., Huang, Z., Zhou, Z., Chen, Y., Zhao, W., 2022. Hodrick–Prescott filter-based hybrid ARIMA–SLFNs model with residual decomposition scheme for carbon price forecasting. *Appl. Soft Comput.* 119, 108560 <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.108560>.
- Quartey-Papafio, T.K., Javed, S.A., Liu, S., 2020. Forecasting cocoa production of six major producers through ARIMA and grey models. *Grey Syst. Theor. Appl.* 11, 434–462. <https://doi.org/10.1108/GS-04-2020-0050>.
- Shabani, E., Hayati, B., Pishbahar, E., Ghorbani, M.A., Ghahremanzadeh, M., 2021. A novel approach to predict CO<sub>2</sub> emission in the agriculture sector of Iran based on inclusive multiple model. *J. Clean. Prod.* 279, 123708 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123708>.
- Shi, R., Irfan, M., Liu, G., Yang, X., Su, X., 2022. Analysis of the impact of livestock structure on carbon emissions of animal husbandry: a sustainable way to improving public health and green environment. *Front. Public Health* 10. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.835210>.
- Shi, C., Zhi, J., Yao, X., Zhang, H., Yu, Y., Zeng, Q., Li, L., Zhang, Y., 2023. How can China achieve the 2030 carbon peak goal—a crossover analysis based on low-carbon economics and deep learning. *Energy* 269, 126776. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.126776>.
- Strandsbjerg, T., Pedersen, J., Duarte Santos, F., van Vuuren, D., Gupta, J., Encarnação Coelho, R., Aparício, B.A., Swart, R., 2021. An assessment of the performance of scenarios against historical global emissions for IPCC reports. *Glob. Environ. Chang.* 66, 102199 <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2020.102199>.
- Sui, J., Lv, W., Xie, H., Xu, X., 2024. Towards low-carbon agricultural production: evidence from China's main grain-producing areas. *Financ. Res. Lett.* 60, 104952 <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104952>.
- Sun, W., Ren, C., 2021. Short-term prediction of carbon emissions based on the EEMD-PSO-BP model. *Environ. Sci. Pollut. R.* 28, 56580–56594. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-14591-1>.
- Sun, W., Canadell, J.G., Yu, Lijun, Yu, Lingfei, Zhang, W., Smith, P., Fischer, T., Huang, Y., 2020. Climate drives global soil carbon sequestration and crop yield changes under conservation agriculture. *Glob. Chang. Biol.* 26, 3325–3335. <https://doi.org/10.1111/gcb.15001>.
- Tang, J., Gong, R., Wang, H., Liu, Y., 2023. Scenario analysis of transportation carbon emissions in China based on machine learning and deep neural network models. *Environ. Res. Lett.* 18, 064018 <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acd468>.
- Tian, W., Qu, J., Liu, B., Cui, Z., Hu, M., 2023. Parameter prediction of oilfield gathering station reservoir based on feature selection and long short-term memory network. *Measurement* 206, 112317. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.112317>.
- Wang, Q., Li, S., Pisarenko, Z., 2020. Modeling carbon emission trajectory of China, US and India. *J. Clean. Prod.* 258, 120723 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120723>.
- Wang, R., Zhang, Y., Zou, C., 2022. How does agricultural specialization affect carbon emissions in China? *J. Clean. Prod.* 370, 133463 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.133463>.
- Xiaobing, H., Shiqi, G., 2022. Temporal characteristics and influencing factors of agricultural carbon emission in Jiangxi province of China. *Environ. Res. Commun.* 4, 045006 <https://doi.org/10.1088/2515-7620/ac6380>.
- Xu, G., Schwarz, P., Yang, H., 2019. Determining China's CO<sub>2</sub> emissions peak with a dynamic nonlinear artificial neural network approach and scenario analysis. *Energy Policy* 128, 752–762. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.01.058>.
- Xu, G., Schwarz, P., Yang, H., 2020. Adjusting energy consumption structure to achieve China's CO<sub>2</sub> emissions peak. *Renew. Sust. Energ. Rev.* 122, 109737 <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.109737>.
- Yang, H., Wang, X., Bin, P., 2022. Agriculture carbon-emission reduction and changing factors behind agricultural eco-efficiency growth in China. *J. Clean. Prod.* 334, 130193 <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.130193>.
- Yue, Q., Xu, X., Hillier, J., Cheng, K., Pan, G., 2017. Mitigating greenhouse gas emissions in agriculture: from farm production to food consumption. *J. Clean. Prod.* 149, 1011–1019. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.02.172>.
- Zhang, X., Zhang, J., Yang, C., 2023. Spatio-temporal evolution of agricultural carbon emissions in China, 2000–2020. *Sustainability* 15, 3347. <https://doi.org/10.3390/su15043347>.





## (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 117019162 B

(45) 授权公告日 2024. 08. 23

(21) 申请号 202310763707.7

B01J 37/18 (2006.01)

(22) 申请日 2023.06.26

C01B 3/40 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 117019162 A

(56) 对比文件

CN 105772016 A, 2016.07.20

CN 108940292 A, 2018.12.07

(43) 申请公布日 2023.11.10

审查员 王亭亭

(73) 专利权人 华南农业大学

地址 510642 广东省广州市天河区五山路  
483号

(72) 发明人 谢君 张止戈 谭涛

(74) 专利代理机构 广州粤高专利商标代理有限公司 44102

专利代理师 冯振宁

(51) Int. Cl.

B01J 23/83 (2006.01)

C10L 3/10 (2006.01)

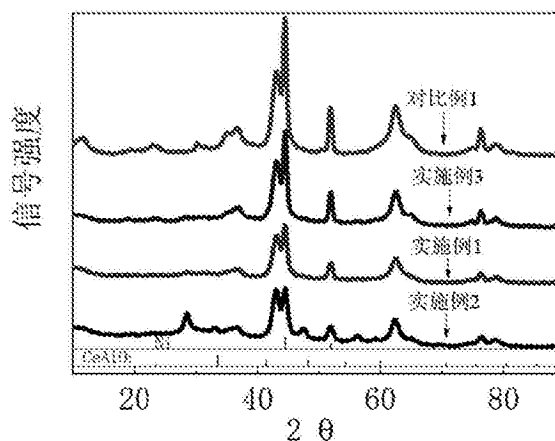
权利要求书1页 说明书8页 附图2页

## (54) 发明名称

沼气全组分转化适醇混合气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂及其制备方法和应用

## (57) 摘要

本发明公开了一种将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂及其制备方法和应用,该催化剂的制备方法包括如下步骤:S1.先球磨水滑石、有机镍源和有机铈源,再进行氧化煅烧,得到NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂;S2.对NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂进行还原处理,使NiO还原成镍单质,使CeO<sub>2</sub>与水滑石中的Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>反应形成CeAlO<sub>3</sub>,即得所述Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂;所述NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中CeO<sub>2</sub>的质量分数为5~15%、NiO的质量分数为3.8~19.2%。Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂在催化沼气转化为适醇合成气时具有高CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率以及高催化稳定性。



1. 一种将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,其特征在于,其制备方法包括如下步骤:

S1.先球磨水滑石、有机镍源和有机铈源,再进行氧化煅烧,得到NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂;

S2.对NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂进行还原处理,使NiO还原成Ni单质,使CeO<sub>2</sub>与水滑石中的Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>反应形成CeAlO<sub>3</sub>,即得所述Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂;

步骤S1中所述NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中CeO<sub>2</sub>的质量分数为5~15%,步骤S1中所述NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中NiO的质量分数为3.8~19.2%。

2.根据权利要求1所述将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,其特征在于,步骤S1中所述NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中NiO的质量分数为11.5~15.3%。

3.根据权利要求1所述将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,其特征在于,步骤S1中所述氧化煅烧的温度为450~750℃。

4.根据权利要求3所述将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,其特征在于,步骤S1中所述氧化煅烧的温度为500~600℃。

5.根据权利要求1所述将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,其特征在于,步骤S1中所述有机镍源为乙酰丙酮镍、乙酸镍、异丙醇镍中的一种或多种。

6.根据权利要求1所述将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,其特征在于,步骤S1中所述有机铈源为乙酰丙酮铈、乙酸铈、异丙醇铈中的一种或多种。

7.根据权利要求1所述将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,其特征在于,步骤S2中所述还原处理为在还原气体气氛下,进行还原煅烧处理。

8.根据权利要求7所述将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,其特征在于,所述还原气体为含氢气的气体。

9.权利要求1~8任一所述将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂在制备适醇合成气中的应用。

10.一种适醇合成气的制备方法,其特征在于,包括以下步骤:

利用权利要求1~8任一所述将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂催化CH<sub>4</sub>、CO<sub>2</sub>和水发生反应,生成适醇合成气。



## 沼气全组分转化适醇混合气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂及其制备方法和应用

### 技术领域

[0001] 本发明涉及能源催化技术领域,具体涉及将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂及其制备方法和应用。

### 背景技术

[0002] 合成气是指一氧化碳和氢气的混合气,合成气中CO和H<sub>2</sub>的摩尔比值随原料和转化方法的不同而异,而当CO和H<sub>2</sub>的摩尔比值为1:2时,该合成气被称为适醇合成气,其在碳一化工中有着重要的作用,可以转化成液体和气体燃料、大宗化学品和高附加值的精细有机化工产品。

[0003] 当主要成分为甲烷和二氧化碳的沼气作为适醇合成气的原料时,不仅能有效利用沼气资源,还能有效控制甲烷和二氧化碳产生的温室效应。但是,目前还没有合适的具有高CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率以及高催化稳定性催化剂将沼气转化为适醇合成气。

[0004] 因此,开发一种新的具有高CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率以及高催化稳定性的催化剂用于将沼气转化为适醇合成气是具有重要经济价值的。

### 发明内容

[0005] 本发明的首要目的是解决现有技术存在的上述问题,而提供将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,该将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂在催化沼气转化为适醇合成气时具有高CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率以及高催化稳定性。

[0006] 本发明的另一目的是提供将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂在制备适醇合成气中的应用。

[0007] 为了达到上述目的,本发明采用了下列技术方案:

[0008] 一种将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,其制备方法包括如下步骤:

[0009] S1.先球磨水滑石、有机镍源和有机铈源,再进行氧化煅烧,得到NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂;

[0010] S2.对NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂进行还原处理,使NiO还原成Ni单质,使CeO<sub>2</sub>与水滑石中的Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>反应形成CeAlO<sub>3</sub>,即得所述Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂;

[0011] 步骤S1中所述NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中CeO<sub>2</sub>的质量分数为5~15%,步骤S1中所述NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中NiO的质量分数为3.8~19.2%。

[0012] 本发明以比表面积大、层状结构、对阳离子具有强大约束力的水滑石(Mg<sub>6</sub>Al<sub>2</sub>(OH)<sub>16</sub>CO<sub>3</sub>·4H<sub>2</sub>O)为载体,通过球磨使有机镍源和有机铈源均匀分散在载体水滑石表面,极大地增强了镍、铈与水滑石之间的相互作用,同时配合氧化煅烧,形成均一稳定的NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂;进一步通过对NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂进行还原处理,使NiO还原成Ni,同时使CeO<sub>2</sub>与水滑石的Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>形成CeAlO<sub>3</sub>,得到了具有将大量氧空位的沼气全组分转化为适

醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂。

[0013] 在催化反应中,本发明的将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂以Ni单质为催化活性物质,CeAlO<sub>3</sub>为助催化物质,其中,CeAlO<sub>3</sub>具有的大量氧空位会协助Ni单质持续产生大量的活性氧,使催化剂能够具有高催化稳定性(即CH<sub>4</sub>转化率的变化率和CO<sub>2</sub>转化率的变化率均≤20%)、以及高CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率。

[0014] 值得注意的是,将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂中CeAlO<sub>3</sub>的氧空位要在Ni单质存在的条件下才能发挥作用,持续促进产生更多的活性氧催化沼气转化为适醇合成气。

[0015] 具体地,步骤S1中所述NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中NiO的质量分数为11.5~15.3%。

[0016] 具体地,步骤S1中所述氧化煅烧的温度为450~750℃。

[0017] 进一步地,步骤S1中所述氧化煅烧的温度为500~600℃。

[0018] 具体地,步骤S1中所述氧化煅烧的升温速率为3~5℃/min。

[0019] 具体地,步骤S1中所述氧化煅烧的时间为4~6h。

[0020] 具体地,步骤S1中所述氧化煅烧是在含氧气氛中进行。

[0021] 进一步地,所述含氧气氛为空气、氧气和惰性气体的混合气或纯氧中的一种或多种。

[0022] 更进一步地,所述氧气和惰性气体的混合气为氮氧混合气、氮氧混合气或氩氧混合气中的一种或多种。

[0023] 具体地,步骤S1中所述球磨的时间为10~12h。

[0024] 具体地,步骤S1中所述球磨的转速为400~600rpm。

[0025] 本领域的常规有机镍源和有机铈源均可用于本发明中。

[0026] 具体地,步骤S1中所述有机镍源为乙酰丙酮镍、乙酸镍、异丙醇镍中的一种或多种。

[0027] 具体地,步骤S1中所述有机铈源为乙酰丙酮铈、乙酸铈、异丙醇铈中的一种或多种。

[0028] 具体地,步骤S2中所述还原处理为在还原气体气氛下,进行还原煅烧处理。

[0029] 进一步地,所述还原气体为含氢气的气体。

[0030] 更进一步地,所述还原气体为氢气、氢氮混合气、氢氩混合气或氢氮混合气中的一种或多种。

[0031] 在本发明中,所述氢氮混合气可以是氢气体积分数为5%的氢氮混合气。

[0032] 进一步地,所述还原煅烧的温度为750~850℃。

[0033] 进一步地,所述还原煅烧的时间为1~3h。

[0034] 上述将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂在制备适醇合成气中的应用。

[0035] 一种适醇合成气的制备方法,包括以下步骤:

[0036] 利用上述将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂催化CH<sub>4</sub>、CO<sub>2</sub>和水发生反应,生成适醇合成气。

[0037] 具体地,所述反应的温度为700~800℃。



- [0038] 具体地,所述 $\text{CH}_4$ 和 $\text{CO}_2$ 的体积比为(60~75):(25~40)。
- [0039] 本发明所述适醇合成气是指 $\text{CO}$ 和 $\text{H}_2$ 的摩尔比值为1:2时的合成气。
- [0040] 本发明所述沼气或沼气全组分均指含有 $\text{CH}_4$ 和 $\text{CO}_2$ 的混合气体。
- [0041] 本发明所述高催化稳定性是指 $\text{CH}_4$ 转化率的变化率和 $\text{CO}_2$ 转化率的变化率均 $\leq 20\%$ 。
- [0042] 与现有技术相比,本发明具有如下有益效果:
- [0043] 本发明以水滑石、有机镍源和有机铈源为原料,通过球磨、氧化煅烧和还原处理合成的将沼气全组分转化为适醇合成气的 $\text{Ni}-\text{CeAlO}_3$ /水滑石催化剂,在催化反应中,以 $\text{Ni}$ 单质为催化活性物质, $\text{CeAlO}_3$ 为助催化物质,其中, $\text{CeAlO}_3$ 具有的大量氧空位会协助 $\text{Ni}$ 单质持续产生大量的活性氧,使催化剂能够具有高催化稳定性(即 $\text{CH}_4$ 转化率的变化率和 $\text{CO}_2$ 转化率的变化率均 $\leq 20\%$ )、以及高 $\text{CH}_4$ 和 $\text{CO}_2$ 转化率。
- [0044] 本发明将沼气全组分转化为适醇合成气的 $\text{Ni}-\text{CeAlO}_3$ /水滑石催化剂的制备方法工艺简单,成本低廉,易于工业化推广生产。

### 附图说明

- [0045] 图1为实施例1~3和对比例1将沼气全组分转化为适醇合成气的 $\text{Ni}-\text{CeAlO}_3$ /水滑石催化剂的XRD图。
- [0046] 图2为实施例1将沼气全组分转化为适醇合成气的 $\text{Ni}-\text{CeAlO}_3$ /水滑石催化剂的高分辨率TEM(HRTEM)图。
- [0047] 图3为实施例1~3和对比例1的将沼气全组分转化为适醇合成气的 $\text{Ni}-\text{CeAlO}_3$ /水滑石催化剂在不同温度下 $\text{CH}_4$ 转化率起始。

### 具体实施方式

- [0048] 下面结合实施例进一步阐述本发明。这些实施例仅用于说明本发明而不用于限制本发明的范围。下例实施例中未注明具体条件的实验方法,通常按照本领域常规条件或按照制造厂商建议的条件;所使用的原料、试剂等,如无特殊说明,均为可从常规市场等商业途径得到的原料和试剂。本领域的技术人员在本发明的基础上所做的任何非实质性的变化及替换均属于本发明所要求保护的范围。
- [0049] 在本发明中, $\text{NiO}-\text{CeO}_2$ /水滑石催化剂中 $\text{CeO}_2$ 的质量分数和 $\text{NiO}$ 的质量分数通过电感耦合等离子体质谱ICP-MS测量并计算得到。
- [0050] 实施例1
- [0051] 本实施例提供一种将沼气全组分转化为适醇合成气的 $\text{Ni}-\text{CeAlO}_3$ /水滑石催化剂,其制备方法包括如下步骤:
- [0052] S1. 将2.83g水滑石、0.848g乙酸镍和0.369g乙酸铈加入行星式球磨机中,以600rpm的转速球磨12h,用乙醇洗涤3次,35℃烘箱8h烘干,用马弗炉在空气气氛下550℃氧化煅烧4h,其升温速率为5℃/min,冷却至室温,然后加入水中,用磁力搅拌器以600r/min转速搅拌8h,过滤,乙醇洗涤3次,35℃烘箱3h烘干,得到 $\text{NiO}-\text{CeO}_2$ /水滑石催化剂;
- [0053] S2. 在氢气体积分数为5%的氢氮混合气气氛下,对 $\text{NiO}-\text{CeO}_2$ /水滑石催化剂进行800℃还原煅烧处理2h,即得所述 $\text{Ni}-\text{CeAlO}_3$ /水滑石催化剂;

[0054] 步骤S1中所述NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中CeO<sub>2</sub>的质量分数为10%,所述NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中NiO的质量分数为12.8%。

[0055] 实施例2~3和对比例1~2

[0056] 实施例2~3和对比例1~2提供不同的将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,与实施例1的差别在于NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中CeO<sub>2</sub>的质量分数是不同的,具体如下表所示,其余均与实施例1一致:

[0057] 表1实施例1~3和对比例1~2的NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中CeO<sub>2</sub>的质量分数

[0058]		乙酸镍 用量/g	乙酸铈 用量/g	水滑石用 量/g	NiO-CeO <sub>2</sub> /水滑石 催化剂中 CeO <sub>2</sub> 的 质量分数/%	NiO-CeO <sub>2</sub> /水滑 石催化剂中 NiO 的质量分数/%
	实施例 1	0.848	0.369	2.83	10	12.8
	实施例 2	0.848	0.553	2.65	15	12.8
	实施例 3	0.848	0.184	3.18	5	12.8
	对比例 1	0.848	0	3.18	0	12.8
	对比例 2	0.848	0.738	2.48	20	12.8

[0059] 实施例4~7和对比例3~4

[0060] 实施例4~7和对比例3~4提供不同的将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,与实施例1的差别在于NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中NiO的质量分数是不同的,具体如下表所示,其余均与实施例1一致:

[0061] 表2实施例1、4~7和对比例3~4的NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中NiO的质量分数

[0062]		乙酸镍 用量/g	乙酸铈 用量/g	水滑石用 量/g	NiO-CeO <sub>2</sub> /水滑石 催化剂中 NiO 的质 量分数/%	NiO-CeO <sub>2</sub> /水滑 石催化剂中 CeO <sub>2</sub> 的质量分数/%
	实施例 1	0.848	0.369	2.83	12.8	10
	实施例 4	0.763	0.369	2.86	11.5	10
	实施例 5	1.017	0.369	2.76	15.3	10
	实施例 6	1.27	0.369	2.65	19.2	10
	实施例 7	0.254	0.369	3.08	3.8	10
	对比例 3	0.042	0.369	3.148	1.3	10
	对比例 4	1.696	0.369	2.476	25.5	10

[0063] 实施例8~11

[0064] 实施例8~11提供不同的将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂,与实施例1的差别在于步骤S1中所述氧化煅烧的温度是不同的,其余均与实施例1一



致,具体如下表所示:

[0065] 表3实施例1、8~11氧化煅烧的温度

[0066]	氧化煅烧的温度/℃
实施例1	550
实施例8	500
实施例9	600
实施例10	450
实施例11	750

[0067] 对比例5

[0068] 本对比例提供一种 $\text{CeAlO}_3$ /水滑石催化剂,其制备方法与实施例1的差别在于不加入0.848g乙酸镍,其余均与实施例1一致。

[0069] 对比例6

[0070] 本对比例提供一种将沼气全组分转化为适醇合成气的 $\text{Ni-CeAlO}_3$ /水滑石催化剂,其制备方法包括如下步骤:

[0071] S1.将2.83g水滑石、0.988g硝酸镍和0.505g硝酸铈加入行星式球磨机中,以600rpm的转速球磨12h,用乙醇洗涤3次,35℃烘箱8h烘干,用马弗炉在空气气氛下550℃氧化煅烧4h,其升温速率为5℃/min,冷却至室温,然后加入水中,用磁力搅拌器以600r/min转速搅拌8h,过滤,乙醇洗涤3次,35℃烘箱3h烘干,得到 $\text{NiO-CeO}_2$ /水滑石催化剂;

[0072] S2.在体积分数为5%的氢气气氛下,对 $\text{NiO-CeO}_2$ /水滑石催化剂进行800℃还原煅烧处理2h,即得所述 $\text{Ni-CeAlO}_3$ /水滑石催化剂;

[0073] 步骤S1中所述 $\text{NiO-CeO}_2$ /水滑石催化剂中 $\text{CeO}_2$ 的质量分数为10%,所述 $\text{NiO-CeO}_2$ /水滑石催化剂中NiO的质量分数为12.8%。

[0074] 对比例7

[0075] 本对比例提供一种含铅水滑石催化剂,其制备方法包括如下步骤:

[0076] S1.将2.00g水滑石、0.826g乙酸铅、0.848g乙酸镍和0.369g乙酸铈加入行星式球磨机中,以600rpm的转速球磨12h,用乙醇洗涤3次,35℃烘箱8h烘干,用马弗炉在空气气氛下550℃氧化煅烧4h,其升温速率为5℃/min,冷却至室温,然后加入水中,用磁力搅拌器以600r/min转速搅拌8h,过滤,乙醇洗涤3次,35℃烘箱3h烘干,得到含铅水滑石催化剂前体;

[0077] S2.在氢气体积分数为5%的氢氮混合气气氛下,对含铅水滑石催化剂前体进行800℃还原煅烧处理2h,即得含铅水滑石催化剂;

[0078] 步骤S1中所述含铅水滑石催化剂前体中 $\text{CeO}_2$ 的质量分数为10%,所述含铅水滑石催化剂前体中NiO的质量分数为12.8%。

[0079] 样品表征

[0080] 图1为实施例1~3和对比例1将沼气全组分转化为适醇合成气的 $\text{Ni-CeAlO}_3$ /水滑石催化剂的XRD图。从图1可知,本发明制备的 $\text{Ni-CeAlO}_3$ /水滑石催化剂在 $2\theta=23.5、33.6、48.3、60.1$ 处均具有 $\text{CeAlO}_3$ 的衍射峰信号,表明本发明成功合成了将沼气全组分转化为适醇合成气的 $\text{Ni-CeAlO}_3$ /水滑石催化剂,而实施例2( $\text{NiO-CeO}_2$ /水滑石催化剂中 $\text{CeO}_2$ 的质量分数为15%)的 $\text{CeAlO}_3$ 衍射峰信号比较强。

[0081] 图2为实施例1将沼气全组分转化为适醇合成气的 $\text{Ni-CeAlO}_3$ /水滑石催化剂的高

分辨率TEM (HRTEM) 图。从图2可知,实施例1将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂中具有分散性优异的Ni单质纳米颗粒,使其能够在反应中具有抗烧结、抗积碳作用。

#### [0082] 性能测试

[0083] 将各实施例和对比例的催化剂用于催化沼气转化为适醇合成气,并进行催化稳定性和CH<sub>4</sub>、CO<sub>2</sub>转化率测试,实验结果如表4所示,其中:

#### [0084] (1) 适醇合成气合成实验

[0085] 取0.2g各实施例或对比例的催化剂于反应釜中,往反应釜中持续通入体积比为30:20:10的CH<sub>4</sub>、CO<sub>2</sub>和氮气,同时通过注射泵往反应釜中注入流量为0.029mL/h的液态水,在750℃下进行反应,即得适醇合成气,使生成的适醇合成气流经气液分离器以去除残留水蒸汽,然后用气相色谱进行检测;通过气相色谱发现适醇合成气中含有H<sub>2</sub>和CO,随后用气相色谱持续追踪适醇合成气中各气体的含量情况。

#### [0086] (2) CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率

$$[0087] \quad CH_4 \text{ 转化率}(\%) = \frac{(CH_4/N_2)_{\text{进}} - (CH_4/N_2)_{\text{出}}}{(CH_4/N_2)_{\text{进}}} \times 100\%$$

$$[0088] \quad CO_2 \text{ 转化率}(\%) = \frac{(CO_2/N_2)_{\text{进}} - (CO_2/N_2)_{\text{出}}}{(CO_2/N_2)_{\text{进}}} \times 100\%$$

[0089] 上式中,(CH<sub>4</sub>/N<sub>2</sub>)<sub>进</sub>是指反应前通入反应釜中的CH<sub>4</sub>和N<sub>2</sub>的体积比,(CH<sub>4</sub>/N<sub>2</sub>)<sub>出</sub>是指反应后剩下的CH<sub>4</sub>和N<sub>2</sub>的体积比;(CO<sub>2</sub>/N<sub>2</sub>)<sub>进</sub>是指反应前通入反应釜中的CO<sub>2</sub>和N<sub>2</sub>的体积比,(CO<sub>2</sub>/N<sub>2</sub>)<sub>出</sub>是指反应后剩下的CO<sub>2</sub>和N<sub>2</sub>的体积比。

#### [0090] (3) 催化稳定性测试

[0091] 各实施例或对比例催化剂的稳定性通过反应一段时间后CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率的变化率大小来表征,CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率的变化率越小,表明催化剂的催化稳定性越好;

$$[0092] \quad CH_4 \text{ 转化率的变化率} = \frac{CH_4 \text{ 转化率}_{\text{起始}} - CH_4 \text{ 转化率}_{\text{最终}}}{\text{反应时间/h}} \times 100\%$$

$$[0093] \quad CO_2 \text{ 转化率的变化率} = \frac{CO_2 \text{ 转化率}_{\text{起始}} - CO_2 \text{ 转化率}_{\text{最终}}}{\text{反应时间/h}} \times 100\%$$

[0094] 上式中,CH<sub>4</sub>转化率起始是指开始反应时CH<sub>4</sub>的转化率,CH<sub>4</sub>转化率最终是指反应一段时间后CH<sub>4</sub>的转化率;CO<sub>2</sub>转化率起始是指开始反应时CO<sub>2</sub>的转化率,CO<sub>2</sub>转化率最终是指反应一段时间后CO<sub>2</sub>的转化率。

#### [0095] (4) 不同温度下的适醇合成气的合成实验

[0096] 参考(1)适醇合成气合成实验,分别在600℃、650℃、700℃、750℃和800℃条件下,利用实施例1~3和对比例1的催化剂进行反应生成适醇合成气,并用气相色谱检测CH<sub>4</sub>的起始活性,即开始反应时的CH<sub>4</sub>转化率。

[0097] 表4各实施例和对比例的性能测试结果



[0098]

	起始活性 (CH <sub>4</sub> /CO <sub>2</sub> 转化率, %/%)	最终活性(CH <sub>4</sub> /CO <sub>2</sub> 转化率, %/%)	反应时间/h	CH <sub>4</sub> /CO <sub>2</sub> 转化率的变化率 (%/%)
实施例 1	95/65	91/61	200	2/2
实施例 2	92/65	84/55	100	8/10
实施例 3	94/55	74/42	100	15/13
实施例 4	94/64	94/63	50	0/2
实施例 5	93/64	86/56	50	14/16
实施例 6	91/64	84/54	50	14/20
实施例 7	89/60	80/51	50	18/18
实施例 8	95/65	95/64	50	0/2

[0099]

实施例 9	95/65	94/64	50	2/2
实施例 10	90/61	85/55	50	10/12
实施例 11	89/58	83/50	50	12/16
对比例 1	93/65	70/43	100	23/22
对比例 2	87/57	68/40	50	38/34
对比例 3	74/42	61/43	50	26/-2
对比例 4	94/64	82/51	50	24/26
对比例 5	0	0	10	0/0
对比例 6	80/47	50/33	50	60/28
对比例 7	86/49	73/39	50	13/10

[0100] 注：上表中，CH<sub>4</sub>/CO<sub>2</sub>转化率是指CH<sub>4</sub>转化率/CO<sub>2</sub>转化率；起始活性是指开始反应时CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>的转化率，最终活性是指反应一段时间后CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>的转化率；CH<sub>4</sub>/CO<sub>2</sub>转化率的变化率是指CH<sub>4</sub>转化率的变化率/CO<sub>2</sub>转化率的变化率。

[0101] 从表4可知：

[0102] (1) 本发明通过控制NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中CeO<sub>2</sub>的质量分数为5~15%、NiO的质量分数为3.8~19.2%制备的将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂在催化沼气转化为适醇合成气时，具有高CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率以及高催化稳定性（即CH<sub>4</sub>转化率的变化率和CO<sub>2</sub>转化率的变化率均≤20%）；

[0103] (2) 通过比较实施例1和对比例1可知,当NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂中CeO<sub>2</sub>的质量分数为0时,无法形成CeAlO<sub>3</sub>,此时的催化剂无法提供大量氧空位协助Ni单质持续产生大量的活性氧,从而降低了催化剂的催化稳定性,使CH<sub>4</sub>转化率的变化率为23%、CO<sub>2</sub>转化率的变化率为22%;也降低了CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率;

[0104] (3) 通过比较实施例1和对比例6可知,当使用金属硝酸盐硝酸镍和硝酸铈时,由于二者在球磨后无法得到致密统一的混合物状态而不利于合成均一稳定的NiO-CeO<sub>2</sub>/水滑石催化剂,进而降低将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂的催化活性,使CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率发生大幅度下降;

[0105] (4) 通过比较实施例1和对比例7可知,相比于对比例7含氧化锆的含锆水滑石催化剂,本发明不含氧化锆的将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂具有更高的CH<sub>4</sub>和CO<sub>2</sub>转化率以及更高的催化稳定性。

[0106] 图3为实施例1~3和对比例1的将沼气全组分转化为适醇合成气的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂在不同温度下CH<sub>4</sub>转化率起始。从图3可知,在600~650℃的温度下,相比于对比例1,利用实施例1~3的Ni-CeAlO<sub>3</sub>/水滑石催化剂能够更好地催化沼气反应生成适醇合成气,具有更高的CH<sub>4</sub>转化率起始。

[0107] 显然,本发明的上述实施例仅仅是为清楚地说明本发明所作的举例,而并非是对本发明的实施方式的限定。对于所属领域的普通技术人员来说,在上述说明的基础上还可以做出其它不同形式的变化或变动。这里无需也无法对所有的实施方式予以穷举。凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明权利要求的保护范围之内。

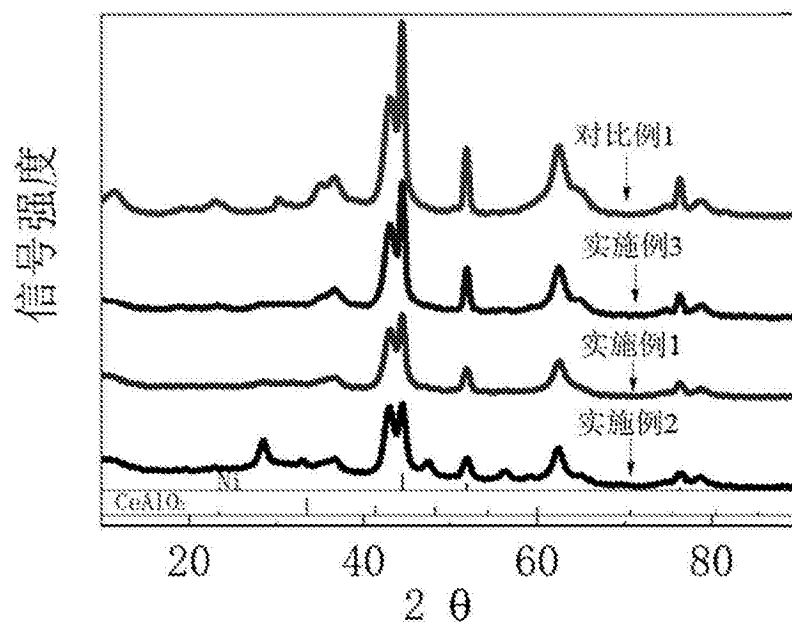


图1

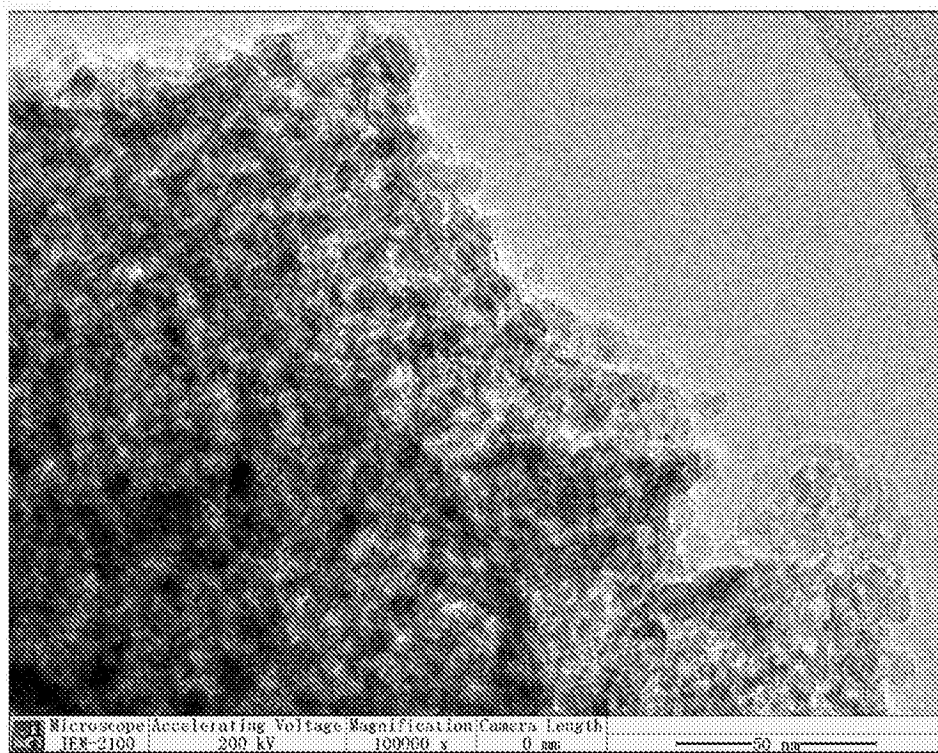


图2



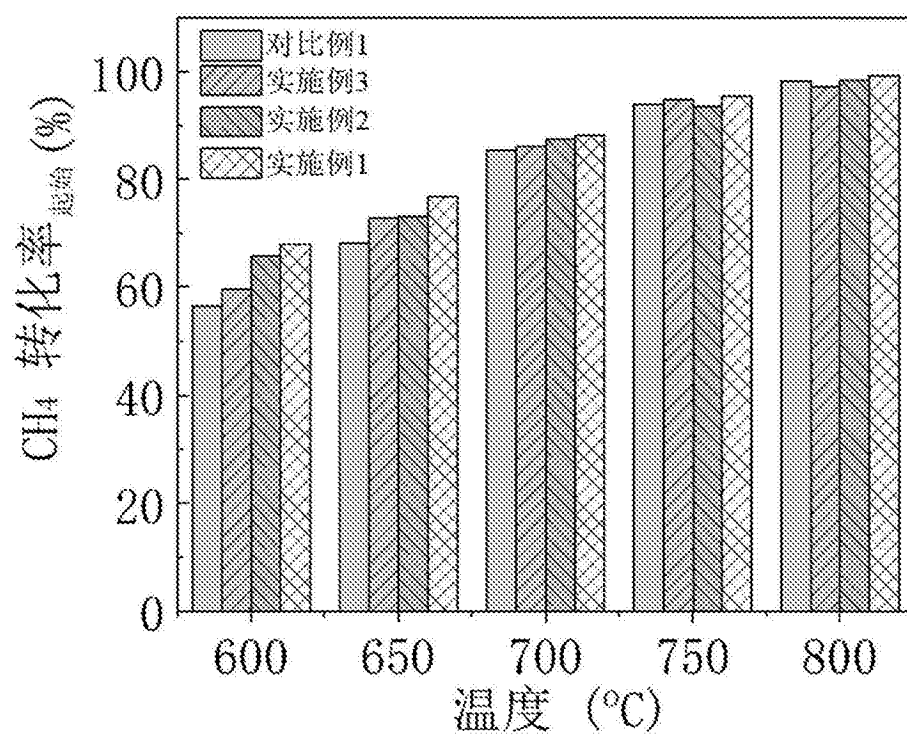


图3



证书编号: 202417230056

# 获奖证书



## 第十七届全国大学生 节能减排社会实践与科技竞赛

在2024年第17届大学生节能减排社会实践与科技竞赛

中, 经评审, 获得 **三等奖** 特发此证。

参赛院校: 华南农业大学

作品名称: 畜禽粪污资源化利用及制氢产醇市场化模式调研  
报告

作品类别: 社会实践类

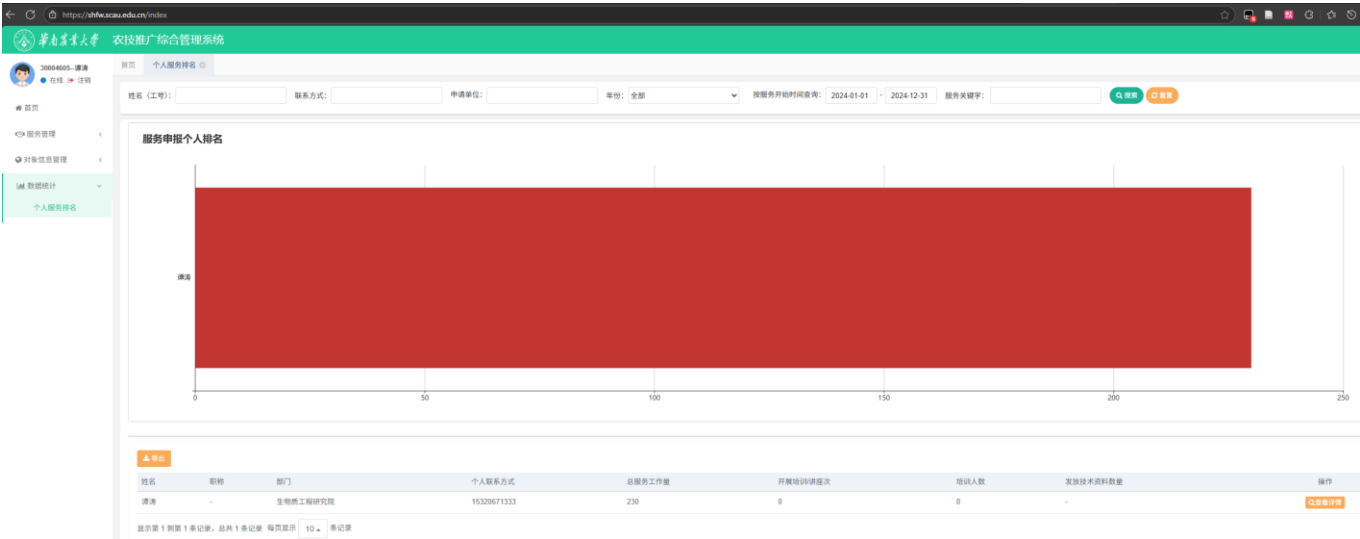
参赛学生: 林炜婷、陈美梅、林彩紫、孟依婷、李祖豪、  
王勇越、翁福建

指导教师: 陈蔚华、谭涛、钟家伟

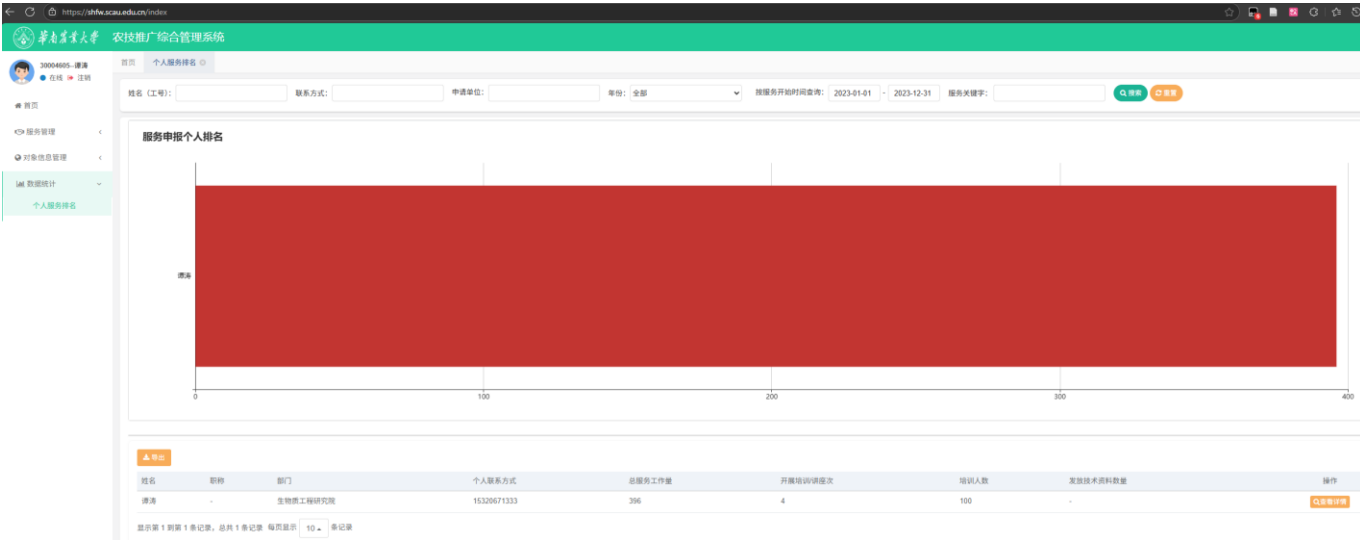
全国大学生节能减排  
社会实践与科技竞赛委员会  
二〇二四年八月



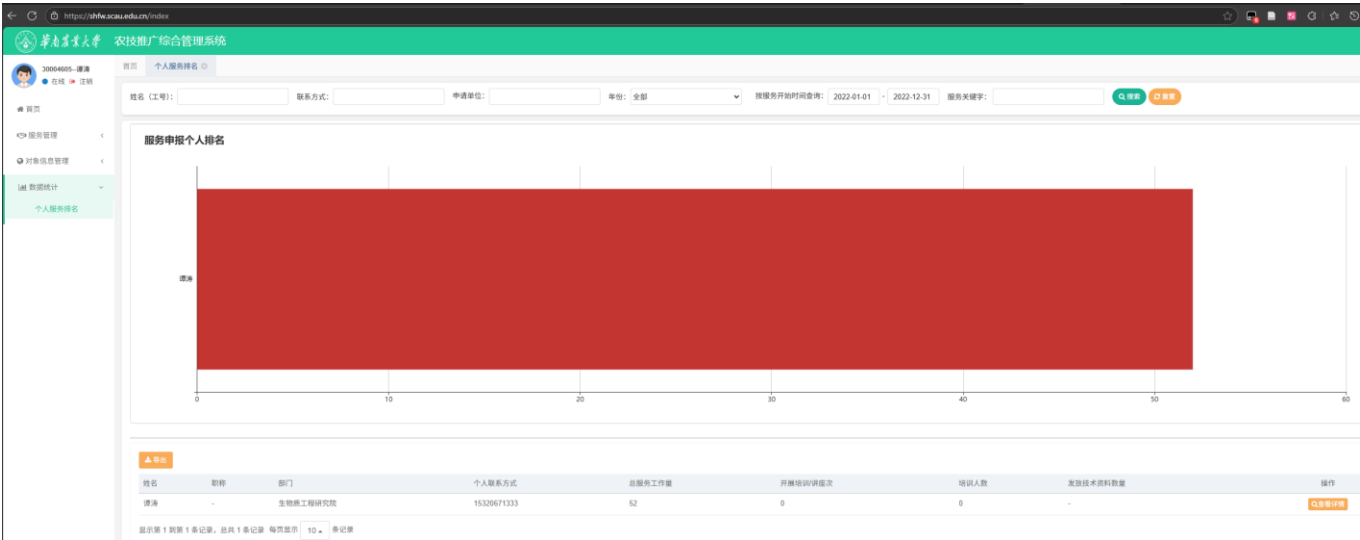
2024 年:



2023 年:

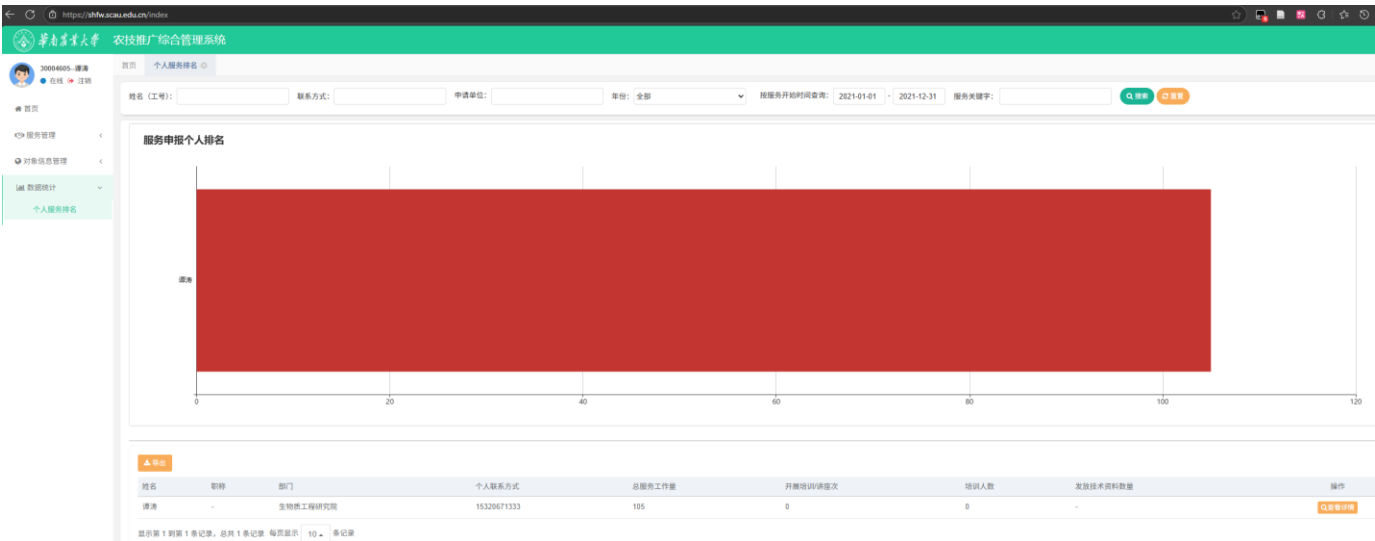


2022 年:





2021 年:



2020 年:

