



许佳彬, 温浩洋, 李翠霞. 基于机器学习的粪肥还田服务主体行为响应影响因素——绿色种养循环农业试点区的经验证据[J]. 中国农业大学学报, 2026, 31(04): 203-221.

XU Jiabin, WEN Haoyang, LI Cuixia. The factors affecting the behavior response of service providers in manure returning based on machine learning: Empirical evidence from the green planting-breeding cycle agriculture pilot program[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2026, 31(04): 203-221.

DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2026.04.16

基于机器学习的粪肥还田服务主体行为响应影响因素 ——绿色种养循环农业试点区的经验证据

许佳彬^{1,2} 温浩洋² 李翠霞^{2*}

(1. 中国人民大学 农业与农村发展学院, 北京 100872;

2. 东北农业大学 经济管理学院, 哈尔滨 150030)

摘要 为提升粪肥还田服务主体行为响应,打通绿色种养循环农业“最后一公里”,利用绿色种养循环农业试点区微观调查数据,采用惩罚回归、集成学习、深度学习等多重机器学习方法,系统识别粪肥还田服务主体行为响应的影响因素。结果表明:1)相比于传统多元线性回归,机器学习法能够显著提升模型结果的可信度与可解释性,经济激励、固定资产、经营收入、经济效益认知、服务半径是影响服务主体行为响应的关键因素,且均具有显著的正向影响;2)通过累积局部效应(ALE)图与SHAP值多项式拟合依赖图发现,固定资产、经济激励、服务半径三者与服务主体行为响应之间存在明显的非线性关系,其中固定资产和服务半径的拟合曲线呈现“倒U型”形态,经济激励呈现“U型”形态;3)固定资产与经济激励的交互作用可显著提高服务主体行为响应,当固定资产存量>250万元时,经济激励对服务主体的正向效应显著增强,SHAP值从0.3以下提升至0.5~1.0;4)服务半径与经营收入的交互作用也可显著提高服务主体行为响应,当服务半径处在10~30个村庄范围时,高经营收入主体可更高效地将覆盖范围扩大转化为规模经济收益,提高服务供给意愿。基于此,提出实施基于资产规模与服务半径分档的经济激励政策、推动区域种养一体化布局、优化粪肥运输网络、强化服务主体能力建设等建议。

关键词 绿色种养循环;粪肥还田服务主体;行为响应;机器学习

中图分类号 F320.1

文章编号 1007-4333(2026)04-0203-19

文献标志码 A

The factors affecting the behavior response of service providers in manure returning based on machine learning: Empirical evidence from the green planting-breeding cycle agriculture pilot program

XU Jiabin^{1,2}, WEN Haoyang², LI Cuixia^{2*}

(1. College of Agriculture and Rural Development, Renmin University of China, Beijing 100872, China;

2. College of Economics and Management, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

Abstract To enhance the behavior responses of service providers in manure returning and address the “last mile problem” in establishing green planting-breeding cycle agriculture, this study utilizes micro-level survey data from the green planting-breeding cycle agriculture pilot program. Multiple machine learning methods,

收稿日期: 2025-08-21;接受日期: 2025-11-06

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(72503031);中国博士后科学基金面上项目(2025M772469);黑龙江省自然科学基金项目(LH2024G001);黑龙江省哲学社会科学规划项目(25JYC030)

第一作者: 许佳彬(ORCID:0000-0001-7737-2732),副教授,主要从事农业经济理论与政策研究,E-mail:xujiabin0319@neau.edu.cn

通讯作者: 李翠霞(ORCID:0000-0001-9469-2746),教授,主要从事农业经济理论与政策研究,E-mail:licuixia.883@163.com

including penalized regression, ensemble learning, and deep learning were used to systematically identify the factors influencing the behavior responses of service providers in manure returning. The research showed that: 1) Compared with traditional multiple linear regression, machine learning methods can significantly improve the trustworthiness and interpretability of model results. Economic incentives, fixed assets, operating income, economic benefit cognition, and service radius are the key factors affecting the behavior response of service providers in manure returning, all of which exert significant positive impacts. 2) Through Accumulated Local Effects (ALE) plots and SHapley Additive exPlanations (SHAP) value polynomial fitting dependence plots, it was found that there are obvious non-linear relationships between three factors: fixed assets, economic incentives, and service radius, and the behavior response of service providers in manure returning. Among them, the fitting curves of fixed assets and service radius present an inverted U-shaped pattern, while that of economic incentives shows a U-shaped pattern. 3) The interaction effect between fixed assets and economic incentives can significantly enhance the behavior response of service providers in manure returning. When the stock of fixed assets exceeds 2.5 million yuan, the positive effect of economic incentives on service providers is significantly strengthened, with SHAP values increasing from below 0.3 to 0.5-1.0. 4) The interaction effect between service radius and operating income also significantly promotes the behavior response of service providers in manure returning. When the service radius covers 10 to 30 villages, service providers with high operating income can more efficiently convert the expanded coverage into economies of scale benefits, thereby improving their willingness to supply services. Based on these findings, this study puts forward the following policy recommendations: Implementing tiered economic incentive policies based on asset scale and service radius, promoting the layout of integrated regional crop-livestock farming, optimizing the manure transportation network, and strengthening the capacity building of service providers.

Keywords green planting-breeding cycle; service providers in manure returning; behavior response; machine learning

推动粪肥就地就近还田,培育粪肥还田服务主体,是促进农业绿色低碳发展、打通绿色种养循环的重要抓手。2021年,农业农村部联合财政部启动绿色种养循环农业试点工作,明确提出“以推进粪肥就地就近还田为重点,以培育粪肥还田服务组织为抓手,对提供粪污收集处理、粪肥施用到田等服务予以适当支持”^[1]。截至2025年5月,中央财政累计投入资金118.02亿元,培育以家庭农场、农民专业合作社和农业企业为典型代表的粪肥还田服务主体2500余家,对接养殖场户8.4万家、种植主体80.8万家,带动相关从业人员近3万人,收集处理固体粪污6400多万t、液体粪污1.1亿m³,畜禽粪污综合利用率平均达到93.5%^[2]。尽管在政策扶持下粪肥还田服务主体能力有所提升,但目前粪肥还田服务市场化体系仍未建立^[3],绝大部分服务主体对政府补贴依赖度高,自身“造血”能力不足,同时对粪肥还田服务价值认知尚浅,缺乏服务供给动力^[4]。为此,如何提高粪肥还田服务主体行为响应是一个崭新并值得关注的话题。

纵观国际经验,以粪肥还田推动种养协同已是发达国家实现农业绿色转型的普遍选择。荷兰为

应对畜禽粪便过剩和粪污积压导致的环境污染,先后颁布《动物粪便法案》《恶臭气体法案》等政策法规,建立畜禽粪便交易市场,对剩余粪便进行统一管理和定向分流^[5]。日本在1999年以后相继颁布了《食物、农业、农村基本法》《可持续农业法》《家畜排泄法》以及《肥料管理法》,旨在规范和推动农业废弃物循环利用^[6]。韩国政府实施了家畜粪尿处理支援事业、广域绿色农业园区建设项目、山地生态畜产农场建设项目等,促进耕畜循环^[7]。美国、丹麦等国家构建了基于土地承载力的粪肥利用种养循环系统^[8]。国内学者在种养分离的危害^[9-10]、种养循环技术模式^[11-12]以及如何重构种养循环体系^[13]等宏观问题研究基础上,还着重从微观视角关注了粪肥还田主体行为,主要聚焦养殖主体的资源化利用行为^[14-15]和种植主体的有机肥施用行为^[16-17],这些研究大多采用二元Logistic、多分类Logit、Binary Logistic和Probit模型探究行为的影响因素。

上述研究进一步表明推进粪肥还田、促进绿色种养循环农业发展具有重要意义,且多数研究采用传统计量经济学方法考察诸多因素对种养主体粪肥还田行为的影响,本质上均属于通过解释性建模

揭露行为的影响因素^[18]。本研究在此基础上发现,针对粪肥还田问题研究还有如下可拓展空间:一是在研究对象上,不仅需要关注种养主体,还有必要关注连接种养两端并为其提供粪污收集处理、粪肥施用到田服务的服务主体;二是在研究内容上,基于当前粪肥还田服务主体存在政府补贴依赖度高和服务价值认知尚浅的现实问题,有必要挖掘影响服务主体行为响应的关键因素;三是在研究方法上,可借助机器学习在参数估计、模型设定以及算法解释性上的显著优势,通过预测性建模揭示服务主体行为响应的影响因素,为打通绿色种养循环、破解畜禽养殖污染和耕地质量下降困境提供决策参考。

综上所述,本研究基于对黑龙江、河南、山东和四川4个绿色种养循环农业试点省份528个粪肥还田服务主体的微观调查数据,采用惩罚回归、集成学习和深度学习等多重机器学习方法,着重关注政策激励、价值认知、个体特征、生产经营特征以及外部环境特征对粪肥还田服务主体行为响应的影响,具体研究思路是:首先,通过比较多元线性回归与不同模型对服务主体行为响应影响因素的分析效果,突出集成学习方法在模型预测效果上的优势;其次,对变量的重要性进行排序,并基于SHAP值的特征变量概要图佐证影响服务主体行为响应的关键变量;再次,通过多项式拟合依赖图与累积局部效应(ALE)图分析最重要的特征变量对服务主体行为响应影响的具体预测结果,将不同因素间复杂的非线性关系用可视化方式展示出来;最后,以主要特征变量交互图增强研究的可解释性,为提高服务主体行为响应提出建议。

1 理论分析与研究假设

“理性经济人”作为西方主流经济学的重要理论假设,其核心在于经济主体始终寻求最优的投入产出比,旨在以最小的成本投入获取最大收益,体现在人类行为的理性、自利性以及效用最大化特征上,即“合乎理性的人”。这直接催生了经济学理论中经典的效用论、偏好一致性与偏好有序性等学说,但由于人类兼具自然与社会双重属性,现实中并不存在完全符合“理性人”假设的个体,行为主体的活动始终受到内在生理、心理机制与外部社会环境随机性因素的干扰。在现实经济活动中,人的行

为选择往往带有非理性色彩,因主流经济理论对实践中部分“非理性”经济现象缺乏充分解释,部分心理学研究者把心理学视角引入经济行为分析,以探究人类“非理性”经济选择为核心的行为经济学就此形成。借此理论并结合粪肥还田服务主体的现存问题,本研究将影响粪肥还田服务主体行为响应的因素划分为政策激励、价值认知、个体特征、生产经营特征以及外部环境特征5个维度,并具体阐释其可能产生的潜在影响。

1)政策激励。政策激励是指政府或相关部门通过制定一系列政策措施,以引导、鼓励和支持服务主体采取符合绿色种养循环目标的行为。依据服务主体需求,涵盖经济激励、技术指导、交易平台、信用担保等措施。经济激励主要通过改变成本结构来引导行为,反映政府在经济上对服务主体的治理力度与强度^[19]。技术指导是指通过系统化的方法向服务主体提供技术培训、模式推广等,以帮助其掌握粪肥还田技术、提升技术水平^[20]。交易平台是指以互联网技术为基础,连接养殖主体、服务主体、种植主体三方的数字化服务载体,可提供信息发布、交易撮合、质量检测等一站式服务,有效整合粪肥供应与需求资源,实现粪肥商品化交易与高效流通,通常是由区域政府部门牵头筹建。信用担保是指由政府主导或参与设立的担保体系,以推进绿色种养循环目标为导向,为养殖主体和种植主体提供增信服务,规避违约风险。基于此,提出如下假设:

H₁:经济激励、技术指导、交易平台、信用担保均有助于提高粪肥还田服务主体行为响应。

2)价值认知。价值认知是指个体对某一事物本身的有用性、重要性、优劣性的主观判断与认知建构的过程,是价值观形成的基础心理活动。按照粪肥还田的特有属性,价值认知包含技术效益认知、经济效益认知、社会效益认知和生态效益认知。其中,技术效益认知是指服务主体意识到采用先进成熟的粪肥还田技术可加速推进农业科技创新、产生技术效益;经济效益认知是指服务主体清楚掌握在长期投入与全程服务供给后可显著提高自身经济效益;社会效益认知是指服务主体了解提供粪肥还田服务有助于提升人畜健康水平;生态效益认知是指服务主体知晓为养殖主体提供粪肥收集处理服务、为种植主体提供粪肥施用到田服务后可有效

解决畜禽养殖污染并提升耕地质量。基于此,提出如下假设:

H₂:技术效益认知、经济效益认知、社会效益认知和生态效益认知正向影响粪肥还田服务主体行为响应。

3)个体特征。个体特征通常包含性别、年龄、受教育程度、健康状况、政治身份、兼业情况、风险偏好等。依据进化心理学可知,不同行为个体在心理上存在微小差异,男性更具冒险精神,女性则更倾向于规避风险^[21]。此外,年龄较小、受教育程度较高、健康状况较好以及风险偏好型的服务主体,往往具备较高的知识储备能力和技术认知能力,对新事物的接纳程度较高^[22],可能会积极主动提供粪肥还田服务。政治身份是指服务主体是否为中共党员或村干部,既代表了服务主体在乡村治理中的权利、义务和话语权配置^[23],也承担了推进粪肥还田政策落地的桥梁作用。兼业的本质是在城乡二元结构下对劳动力资源的优化配置^[24],其对农业生产的影响方向尚未明确。一方面兼业可促使城乡要素流动,打破先进生产力不足的壁垒^[25];另一方面兼业可能会弱化农业生产投入,降低粪肥还田服务供给意愿。基于此,提出如下假设:

H₃:性别、受教育程度、健康状况、政治身份、风险偏好对粪肥还田服务主体行为响应有正向影响,年龄有负向影响,兼业情况影响方向不确定。

4)生产经营特征。生产经营特征包含从业人员数量、经营年限、固定资产、经营收入、示范情况等。一般而言,服务主体内部从业人员数量越多,可调配的劳动力资源越充足,则承接粪肥还田服务的能力越强;服务主体经营年限越长,所积累的行业经验越丰富,在粪肥腐熟技术、还田工艺、土壤适配性等方面形成技术沉淀,有助于提高服务供给意愿;服务主体固定资产总额越高,代表其配备更先进的粪肥收集、处理、运输等设备,这些硬件条件支持其提升作业效率,拓展服务区域;经营收入越高代表服务主体从粪肥还田服务供给中获得的收益越可观,可持续推动服务质量升级。而对于示范社,属于行业内典型的头部主体,也是行业发展的标杆,有机会参与制定粪肥还田技术规范或服务标准,有助于提升行为响应概率。基于此,提出如下假设:

H₄:从业人员数量、经营年限、固定资产、经营

收入、示范情况正向影响粪肥还田服务主体行为响应。

5)外部环境特征。外部环境特征包含社会网络、服务半径、地理环境、服务市场成熟度等。服务主体嵌入的社会网络越紧密,越容易快速获取粪肥供应信息、农户需求动态及政策补贴动向,同时长期稳定的社会网络可形成信任基础,减少服务主体的谈判成本。服务半径越大,服务主体可通过标准化作业流程降低单位成本,更有动力响应大规模订单需求。相比于非平原地区,平原地区更适合大型机械化粪肥撒施设备作业,服务主体可通过大规模作业提高收益,更倾向于响应连片耕地的集中还田需求。成熟的服务市场具备明确的服务标准和稳定的客户群体,同时在成熟的市场中,粪肥还田可与有机肥生产、农产品认证等环节形成产业链联动,增加服务主体提供服务的附加值,有效提升服务供给积极性。基于此,提出如下假设:

H₅:社会网络、服务半径、地理环境、服务市场成熟度均有助于提升粪肥还田服务主体行为响应。

粪肥还田服务主体行为响应影响因素的框架结构如图1所示。

2 数据来源、变量设置与模型构建

2.1 数据来源

本研究使用的数据源于东北农业大学绿色食品产业战略研究团队于2025年3—5月对黑龙江省、河南省、山东省和四川省开展的专项调查,选择这4个省份的原因是:2021年4月,农业农村部办公厅、财政部办公厅联合印发《关于开展绿色种养循环农业试点工作的通知》^[1],明确提出要聚焦畜牧大省、粮食和蔬菜主产区、生态保护重点区域,在17个省份开展绿色种养循环试点工作,以推进粪肥就地就近还田利用为重点,以培育粪肥还田服务组织为抓手,形成可复制可推广的种养结合模式。黑龙江、山东、河南和四川作为农业大省和畜牧大省,耕地面积大、畜禽粪污产量高,为发展绿色种养循环农业、推进粪肥还田利用提供良好的现实基础,研究区域既具典型性又具代表性。同时,在每个省份随机选取5个县作为样本县,具体情况见表1。

粪肥还田服务主体样本选取遵循随机分层抽样原则,结合样本县地理生态特征与区域经济发展特征,经当地主管粪肥还田利用工作部门负责人介

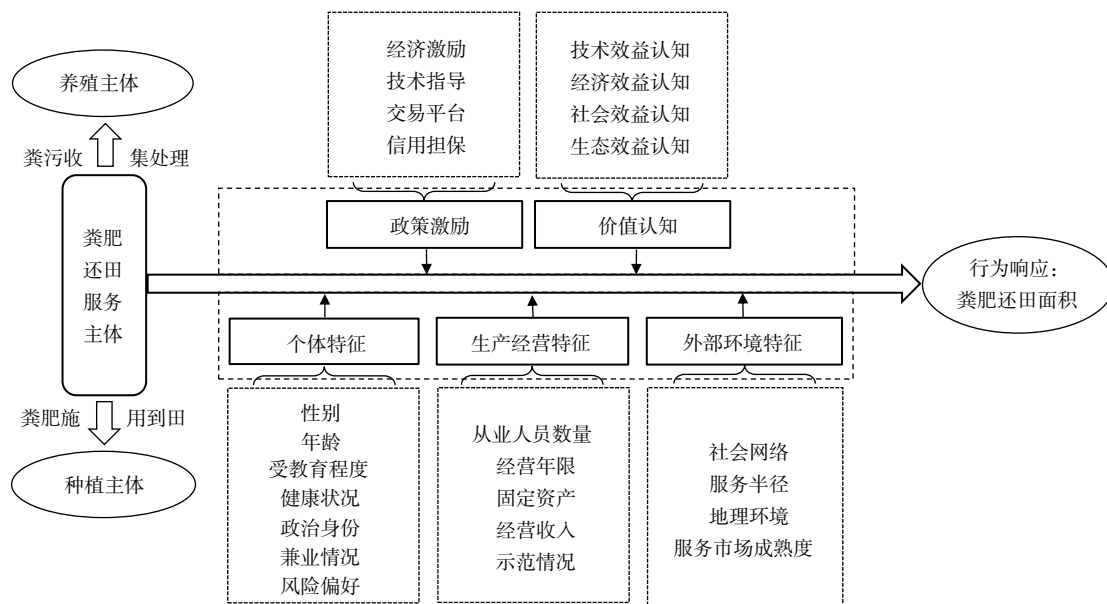


图1 粪肥还田服务主体行为响应影响因素的框架结构

Fig. 1 Framework structure of factors influencing the behavior response of service providers in manure returning

表1 调查区域概况

Table 1 Overview of the survey area

省份 Province	试点县数量/个 Number of pilot counties	样本县选取 Sample county selection
黑龙江省 Heilongjiang Province	14	克东县、泰来县、龙江县、林甸县、青冈县
河南省 Henan Province	24	南乐县、偃师区、封丘县、正阳县、宝丰县
山东省 Shandong Province	23	商河县、沂水县、庐江县、乐陵市、莘县
四川省 Sichuan Province	24	威远县、大邑县、洪雅县、绵竹市、旺苍县

绍,项目组在每个县随机抽取一定数量的服务主体进行一对一访谈,获取一手数据信息。为确保问卷有效性,在正式调研前,研究团队选取黑龙江省克东县进行预调研,结合调查结果对问卷修正。同时,为确保数据精准性,调研员均经过专业培训,对问卷中涉及服务主体个体特征、生产经营特征、外部环境特征以及粪肥还田情况所有问题均熟知且可为服务主体作出详细解释。调查过程中发现,由于粪肥还田服务企业基本特征与合作社、家庭农场存在较大差异,且样本区域提供粪肥还田服务以合作社居多,为此样本选择只针对合作社。经过数据清洗与校对,最终得到有效服务主体问卷528份用于实证分析。

2.2 变量设置

2.2.1 响应变量

本研究的响应变量为粪肥还田服务主体行为

响应程度,利用服务主体提供粪肥还田面积衡量。样本中有467个服务主体提供了粪肥还田服务,占样本的88.45%,服务面积均值为238.78 hm²,最高达到1 000 hm²。

2.2.2 特征变量

结合理论分析与研究假设,确定政策激励、价值认知、个体特征、生产经营特征以及外部环境特征为特征变量。其中,政策激励维度包含经济激励、技术指导、交易平台和信用担保;价值认知维度包含技术效益认知、经济效益认知、社会效益认知和生态效益认知;个体特征维度包含性别、年龄、受教育程度、健康状况、政治身份、兼业情况和风险偏好;生产经营特征维度包含从业人员数量、经营年限、固定资产、经营收入和示范情况;外部环境特征维度包含社会网络、服务半径、地理环境和服务市场成熟度。变量赋值与描述性统计见表2。

表2 变量赋值与描述性统计

Table 2 Variable assignment and descriptive statistics

变量类别 Variable category	变量名称 Variable name	变量赋值及说明 Variable assignment and explanation	均值 Mean	标准差 SD
响应变量 Response variable	粪肥还田服务主体行为响应	粪肥还田面积, hm ²	238.78	250.49
政策激励 Policy incentives	经济激励	粪肥还田补贴额度, 元/hm ²	4 065.74	2 284.66
	技术指导	技术培训次数, 次	6.09	4.23
	交易平台	政府是否搭建粪肥交易平台: 是=1, 否=0	0.57	0.50
	信用担保	政府是否实行信用担保: 是=1, 否=0	0.53	0.50
价值认知 Value cognition	技术效益认知	粪肥还田技术可以推动科技创新, 产生技术效益: 很不同意=1, 较不同意=2, 一般=3, 比较同意=4, 非常同意=5	3.29	1.23
	经济效益认知	粪肥还田利用能够显著提升自身经济效益: 很不同意=1, 较不同意=2, 一般=3, 比较同意=4, 非常同意=5	3.17	1.19
	社会效益认知	粪肥还田能够有效提升人畜健康水平: 很不同意=1, 较不同意=2, 一般=3, 比较同意=4, 非常同意=5	3.37	1.17
	生态效益认知	粪肥还田能够有效解决畜禽污染并提升耕地质量: 很不同意=1, 较不同意=2, 一般=3, 比较同意=4, 非常同意=5	3.54	1.19
个体特征 Individual characteristics	性别	决策者性别: 男=1, 女=0	0.66	0.47
	年龄	决策者年龄, 周岁	49.69	9.65
	受教育程度	决策者受教育年限, 年	8.63	3.20
	健康状况	决策者自评健康状况: 很差=1, 较差=2, 一般=3, 较健康=4, 很健康=5	3.65	1.08
	政治身份	决策者政治身份: 中共党员或村干部=1, 其他=0	0.55	0.50
	兼业情况	决策者是否有非农经历: 是=1, 否=0	0.50	0.50
	风险偏好	参考许佳彬 ^[26] 的研究, 基于实验经济学度量: 风险规避者=1, 风险中立者=2, 风险偏好者=3	2.28	0.71
生产经营特征 Production and operation characteristics	从业人员数	长期劳动力人数, 人	7.86	4.43
	经营年限	组织经营年限, 年	10.19	4.28
	固定资产	固定资产总额, 万元	260.11	235.84
	经营收入	年均经营收入, 万元	74.12	85.50
	示范情况	是否为示范社: 是=1, 否=0	0.59	0.49
外部环境特征 External environmental characteristics	社会网络	服务主体与养殖主体、种植主体、政府等的交流频率: 不交流=1, 很少交流=2, 一般=3, 偶尔交流=4, 经常交流=5	3.40	1.05
	服务半径	服务主体服务村庄覆盖个数	0.71	0.46
	地理环境	平原=1, 非平原=0	11.86	7.92
	服务市场成熟度	配套服务体系完善程度: 非常不完善=1, 不完善=2, 一般=3, 比较完善=4, 很完善=5	3.42	1.16

注: 决策者包括理事长、理事、监事或熟悉合作社运行概况的其他成员。
Note: Decision makers include the chairman, directors, supervisors, or other members familiar with the operation of the cooperative.

2.3 模型构建及算法选择

2.3.1 机器学习模型构建

1)多元线性回归模型。以多元线性回归模型作为机器学习方法的基准参考,具体模型构建如下:

$$\text{behavior}_i = \alpha + \beta^T X_i + \epsilon_i \quad (1)$$

式中:behavior_{*i*}为粪肥还田服务主体*i*的行为响应程度;*X_i*为政策激励、价值认知、个体特征、生产经营特征与外部环境特征等一系列影响因素; β^T 为各影响因素的系数; α 为截距项; ϵ_i 为误差项。为解决模型存在的异方差问题,在具体结果估计时采用稳健标准误。

2)惩罚回归方法。惩罚回归的核心逻辑是在损失函数中嵌入结构化正则项,构建“偏差-方差”权衡的优化机制,有效解决高维数据场景下多重共线性困局及模型过度拟合问题,一般采用LASSO回归和岭回归2种方式。惩罚回归中以平方损失函数为基础构建的优化目标函数可形式化表述为:

$$\min_{\beta} \sum_i^m (\text{behavior}_i - \beta^T X_i - \alpha)^2 \quad (2)$$

式中:*m*为服务主体总量。LASSO回归在式(2)中加入一个*L*₁正则项,此时优化目标函数变为:

$$\min_{\beta} \sum_i^m (\text{behavior}_i - \beta^T X_i - \alpha)^2 + \lambda \|\beta\|_1 \quad (3)$$

式中: λ 为正则化参数; $\lambda \|\beta\|_1$ 为惩罚项,这种正则化方式被称为*L*₁正则化。若将*L*₁正则化换为*L*₂正则化($\lambda \|\beta\|_2^2$),则LASSO回归变为岭回归。

3)集成学习方法。集成学习的核心思想是通过基学习器的多样性构建与集成策略的优化设计,将多个具有有限预测效能的弱学习器转化为预测效能显著提升的集成模型,方法包括随机森林(Random forest)、梯度提升回归树(GBRT)和极端梯度提升(XGBoost)。一方面,随机森林作为装袋法的典型算法,以分类回归树(CART)作为基学习器,通过自助采样机制从原始训练集中生成*n*个独立重采样数据集,每个子集分别训练基决策树模型。在集成阶段,通过构建由*m*棵基树组成的森林系统,对回归任务采用算术平均法、对分类任务采用多数投票法实现预测结果的聚合^[27]。另一方面,基于提升法,GBRT和XGBoost通过迭代方式来减少模型的预测误差,逐步提升模型性能。本研究参

照Friedman^[28]和陆瑶等^[29]的研究,对GBRT和XGBoost的迭代过程进行操作。

4)深度学习方法。参考齐秀琳等^[30]的研究采用前馈神经网络(Feedforward neural network, FNN)作为深度学习方法。FNN是深度学习中最基础、最核心的神经网络架构类型。数据从输入层进入网络,逐层向前传播,经过一个或多个隐藏层,最终到达输出层产生结果。信息在网络中严格的单向流动,从输入到输出,无任何环路或反馈连接。

2.3.2 模型的参数调整 and 选择

参考Chen等^[31]和杨柳等^[32]的研究,采用K折交叉验证与网格搜索来确定最优模型超参数,以缓解过度拟合问题。同时,为评估模型的拟合能力、泛化能力与可解释性,以选出最优模型,参考Bertomeu等^[33]和陈运森等^[34]的研究,使用训练集的结果计算样本内拟合优度*R*²_{is},使用测试集的结果计算样本外拟合优度*R*²_{oos}、可解释方差EVS_{oos}、均方根误差RMSE_{oos}、平均绝对误差MAE_{oos}以及绝对中位差MedAE_{oos}共6个指标对模型进行评价。各指标含义及计算公式如下:

$$R_{is}^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

$$EVS_{oos} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y} - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

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

$$MAE_{oos} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y} - \bar{y}| \quad (7)$$

$$MedAE_{oos} = \text{median} |y_i - \hat{y}| \quad (8)$$

式中:*n*为样本总量;*y_i*为样本真实值; $\hat{y}$ 为预测值; $\bar{y}$ 为所有真实值的平均值。首先,*R*²_{is}与*R*²_{oos}分别表示在训练集和测试集中,模型预测值与实际观测值的拟合程度,两者的计算公式相同,仅有数据集的区别;其次,EVS_{oos}衡量的是在测试集中模型预测值变异程度与实际观测值变异程度的拟合程度,且*R*²_{oos}和EVS_{oos}作为2个正向评价指标,值越大,模型的泛化能力越好;最后,均方误差MSE是预测值与真实值之差平方的期望值,RMSE_{oos}是MSE的

平方根, MAE_{00s} 是预测值与实际值之差平方的平方根, $MedAE_{00s}$ 是预测值与实际值之差绝对值的期望值和预测值与实际值之差绝对值的中位数, 3个指标均越小越好。

2.3.3 机器学习的可解释方法

1) SHAP值方法。由于机器学习方法在处理高维数据等问题时模型的内部结构会变得复杂, 即“黑箱”问题, 其不可解释性难以理解, 而 SHAP 值极大地提升了复杂机器学习模型的可解释性和透明度, 其主要作用是提供清晰、一致且具有理论保证的局部解释^[35]。SHAP 值是一种将博弈论的公平分配概念引入机器学习模型解释的强大工具, 它通过计算每个特征在所有可能的特征组合情境下对预测值的平均边际贡献, 以此来量化该特征对某个特定预测结果的影响方向和大小。第 j 个影响因素的 SHAP 值具体计算公式如下:

$$SHAP^j = \sum_{S \subseteq F \setminus \{j\}} \frac{|S|!(|F| - |S| - 1)!}{|F|!} (v_*(S \cup \{j\}) - v_*(S)) \quad (9)$$

式中: F 为所有影响因素的全集; $|F|$ 为 F 中元素个数; S 为不包含第 j 个影响因素的集合, 其元素个数为 $|S|$; $v_*(S \cup \{j\}) - v_*(S)$ 为当影响因素集合为 S 时, 第 j 个影响因素对预测值的边际贡献。

2) 累积局部效应(ALE)图。鉴于粪肥还田服务主体行为响应是一个复杂的动态决策过程, 各影

响因素之间可能存在复杂的相关关系, 所以适宜采用 ALE 图分析最重要的特征变量对服务主体行为响应的具体预测模式。相关计算公式如下:

$$ALE^*(x_j) = \sum_{k=1}^{k(x_j)} \frac{1}{n_j(k)} \sum_{i: x_j^{(i)} \in N_j(k)} [\hat{f}(z_{k,j}, x_{-j}^{(i)}) - \hat{f}(z_{k-1,j}, x_{-j}^{(i)})] \quad (10)$$

式中: $ALE^*(x_j)$ 为特征变量 x_j (如固定资产、服务半径等) 未经中心化处理的原始累积局部效应值; k 为针对该特征变量所划分的子区间总数; $n_j(k)$ 为第 j 个特征在第 k 个区间内的样本规模; $z_{k,j}$ 和 $z_{k-1,j}$ 分别为第 k 和第 $k-1$ 个区间的网格值, 即特征 x_j 在该区间的边界取值; $N_j(k)$ 为第 k 个区间内数据点索引的集合; $\hat{f}(z_{k,j}, x_{-j}^{(i)})$ 为当特征变量 x_j 达到边界值 $z_{k,j}$ 时, 由 XGBoost 等模型生成的行为响应预测值; $x_{-j}^{(i)}$ 为除分析特征 x_j 之外的其他特征变量集合。

进一步, 将式(10)计算出的累积局部效应值进行中心化处理后, 可获得特征变量 x_j 的累积局部效应值, 具体为:

$$ALE(x_j) = ALE^*(x_j) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ALE^*(x_j) \quad (11)$$

综上, 本研究将利用 XGBoost 模型构建最佳机器学习模型, 使用 SHAP 解释方法进行特征影响全局解释、特征依赖分析、特征交互分析和单样本解释分析, 全面揭示粪肥还田服务主体行为响应的影响因素, 实施步骤见图 2。

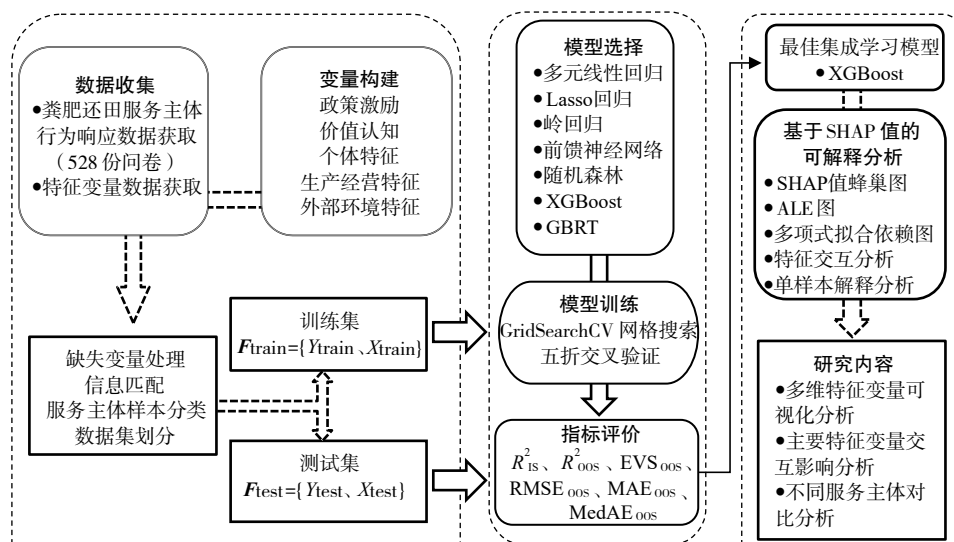


图2 实施步骤

Fig. 2 Implementation steps

3 实证结果与分析

3.1 多元线性回归结果

表3展示的是粪肥还田服务主体行为响应影响因素的多元线性回归结果,可知政策激励中的经济激励和技术指导均在1%的水平上显著提升服务主体的行为响应,政府对服务主体做出的信用担保也能有效提升其行为响应程度;价值认知中的技术认

知、经济认知、社会认知均在1%的水平上显著提升服务主体行为响应程度;个体特征中以风险偏好为主的服务主体决策者更愿意尝试粪肥还田;生产经营特征中的固定资产和经营收入也均在1%的水平上对服务主体行为响应产生影响,从业人员数量则在5%的水平上对服务主体行为响应产生了显著的负向影响;外部环境特征中的服务半径等对服务主体行为响应也在1%的水平上起到正向推动作用。

表3 粪肥还田服务主体行为响应影响因素的多元线性回归结果

Table 3 Multiple linear regression results of influencing factors of behavior response of service providers in manure returning					
变量 Variable	系数 Coefficient	稳健标准误 Robust standard error	变量 Variable	系数 Coefficient	稳健标准误 Robust standard error
经济激励 Economic incentives	0.006**	0.003	政治身份 Political identity	2.325	5.725
技术指导 Technical guidance	9.007***	2.914	兼业情况 By-business	−10.390	7.145
交易平台 Trading platform	0.130	6.295	风险偏好 Risk appetite	13.999***	4.267
信用担保 Credit guarantee	11.925**	5.994	从业人员数 Number of people employed	−6.201**	3.074
技术效益认知 Technological benefit cognition	8.644***	3.036	经营年限 Operating years	−0.941	0.628
经济效益认知 Economic benefit cognition	15.538***	5.609	固定资产 Fixed assets	0.286***	0.069
社会效益认知 Social benefit cognition	17.282***	4.302	经营收入 Operating income	1.298***	0.134
生态效益认知 Ecological benefit cognition	0.621	2.590	示范情况 Demonstration situation	−1.870	5.874
性别 Gender	−3.099	5.926	社会网络 Social network	1.672	2.902
年龄 Age	0.102	0.284	地理环境 Geographical environment	−5.460	5.717
受教育程度 Education level	0.453	1.536	服务半径 Service radius	2.131***	0.804
健康状况 Health condition	−1.335	3.019	服务市场成熟度 Maturity of service market	0.394	3.566

注:***、**和*分别表示在1%、5%和10%的水平下通过显著性检验。
Note: ***, ** and * indicate passing significance tests at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively.

多元线性回归的结果契合了既往文献中对农户绿色生产行为或绿色技术采纳行为的研究结果^[36-37],虽然这些文献的研究对象均为从事农业生产的种植户,但服务主体本质上也是农业生产经营者,多元线性回归结果具有一定解释力。传统多元

线性回归方法在处理高维数据时容易过度拟合,且在非线性关系和复杂交互效应的分析上存在局限,特别是在多重共线性问题下这种局限性更为突出。本研究将进一步引入惩罚回归、集成学习和深度学习等多种机器学习方法以期从多维度、多层面深入

分析服务主体行为响应的影响因素。

3.2 不同方法的模型预测效果评价

表4展示了不同方法下的模型对粪肥还田服务主体行为响应的预测效果。首先,集成学习方法在 R^2_{IS} 、 R^2_{OOS} 和 EVS_{OOS} 3个指标中相较于多元线性回归模型分别提升了5.12%、4.84%和4.74%,3个负向指标 $RMSE_{OOS}$ 、 MAE_{OOS} 和 $MedAE_{OOS}$ 相较于多元线性回归分别下降72.51%、80.88%和93.41%,证实集成学习模型在本研究数据分析上的有效性。但各种方法在模型拟合程度与泛化程度上的预测效果差异并不大,说明将研究焦点置于预测精度的简单比较意义有限。机器学习在本研究中的核心优势是对数据内在复杂关系分析的能力。由于粪肥还田服务主体行为响应的影响因素较为复杂,传统多元线性回归模型难以有效捕捉特征变量间的相互作用及其与响应变量之间的非线性关系。集成学习方法通过集成策略与特征随机选择机制,在处理此类复杂、

非线性关系时具有显著优势,能够提升模型的预测精度与泛化能力。以下将主要基于以XGBoost模型为代表的集成学习方法进行分析。

3.3 基于不同方法的特征变量相对重要性排序

机器学习对影响因素相对重要性排序目的是揭示模型的决策机制,它首先解释模型预测的内在逻辑(可解释性),帮助理解模型是如何做出预测的、哪些特征对预测结果的影响最大;其次识别与选择关键影响因素以精简模型,能更清楚地展示模型的关键驱动因素,确保在进行特征选择时移除不重要的特征,简化模型并揭示数据中隐藏的模式和关系;最后验证模型的一致性,并在此基础上为粪肥还田服务主体行为响应提供量化依据。

因此,为深入分析不同特征变量对粪肥还田服务主体行为响应的影响,本研究将模型预测效果最佳的3种集成学习方法进行对比,表5展示了影响因素相对重要性的前5位。随机森林、XGBoost模型和

表4 不同方法下的模型预测效果

Table 4 Model prediction effects under different methods

模型 Model	样本内拟合优度 R^2_{IS}	样本外拟合优度 R^2_{OOS}	可解释方差 EVS_{OOS}	均方根误差 $RMSE_{OOS}$	平均绝对误差 MAE_{OOS}	绝对中位差 $MedAE_{OOS}$
随机森林 Random forest	0.979 7	0.996 3	0.996 4	15.768 9	8.025 1	2.385 8
极端梯度提升 XGBoost	0.977 8	0.995 2	0.995 2	17.866 1	10.011 1	3.863 4
梯度提升回归树 GBRT	0.979 3	0.994 0	0.994 0	20.018 1	9.810 7	4.280 6
前馈神经网络 Feedforward neural network	0.927 0	0.960 2	0.961 0	51.597 8	36.115 3	19.274 3
Lasso 回归 Lasso regression	0.933 0	0.951 0	0.952 0	57.218 4	40.717 0	32.404 8
岭回归 Ridge regression	0.932 7	0.950 7	0.951 7	57.376 3	40.713 0	30.309 8
多元线性回归 Multiple linear regression	0.932 0	0.950 3	0.951 3	57.651 0	41.614 7	32.011 7

表5 不同方法下粪肥还田服务主体行为响应影响因素的相对重要性

Table 5 Relative importance of influencing factors on the behavior response of service providers of manure returning under different methods

排名 Ranking	随机森林 Random forest		极端梯度提升 XGBoost		梯度提升回归树 GBRT	
	变量名称 Variable name	重要性 Importance	变量名称 Variable name	重要性 Importance	变量名称 Variable name	重要性 Importance
1	固定资产	0.577 2	固定资产	0.424 1	固定资产	0.693 3
2	经营收入	0.286 1	经济激励	0.240 5	经营收入	0.147 7
3	经济激励	0.116 6	经营收入	0.232 6	经济激励	0.147 0
4	经济效益认知	0.009 6	经济效益认知	0.045 2	服务半径	0.003 4
5	服务半径	0.002 8	社会效益认知	0.018 9	经济效益认知	0.001 6

GBRT模型的结果均表明,固定资产、经营收入、经济效益认知、服务半径以及经济激励这5个影响因素在全部影响因素中占比约90%。此外,也从侧面验证了前人的研究,即政策激励、价值认知等因素会对种养主体或服务主体的绿色生产行为产生重要影响^[38-39]。

3.4 主要特征变量的影响分析

3.4.1 基于SHAP值的全局性解释分析

SHAP值的全局性解释是指利用SHAP值来理解机器学习模型的整体行为特征对模型输出的普遍影响模式。与局部解释不同的是,全局性解释注重模型在所有数据点或代表性数据点上的平均或汇总行为,通过计算其所有样本值的平均值,

衡量该特征对模型预测结果的平均影响幅度,值越大则表示该特征在整体上对模型输出变化的贡献越大。它提供了一个类似传统特征重要性的排序,是基于一致且理论扎实的Shapley值计算而来,能更公平地处理特征间的相关性,最后得到的蜂巢图与特征关系图见图3。可知:影响粪肥还田服务主体行为响应的主要特征变量有固定资产、经济激励、经营收入、经济效益认知和服务半径等,这与表5的分析结果一致,进一步印证了这5个主要影响因素对服务主体行为响应的重要性,且固定资产、经济激励和经营收入对服务主体行为响应的影响最为显著,而其他影响因素(如服务市场成熟度、年龄和受教育程度等)仅在全局影响因素

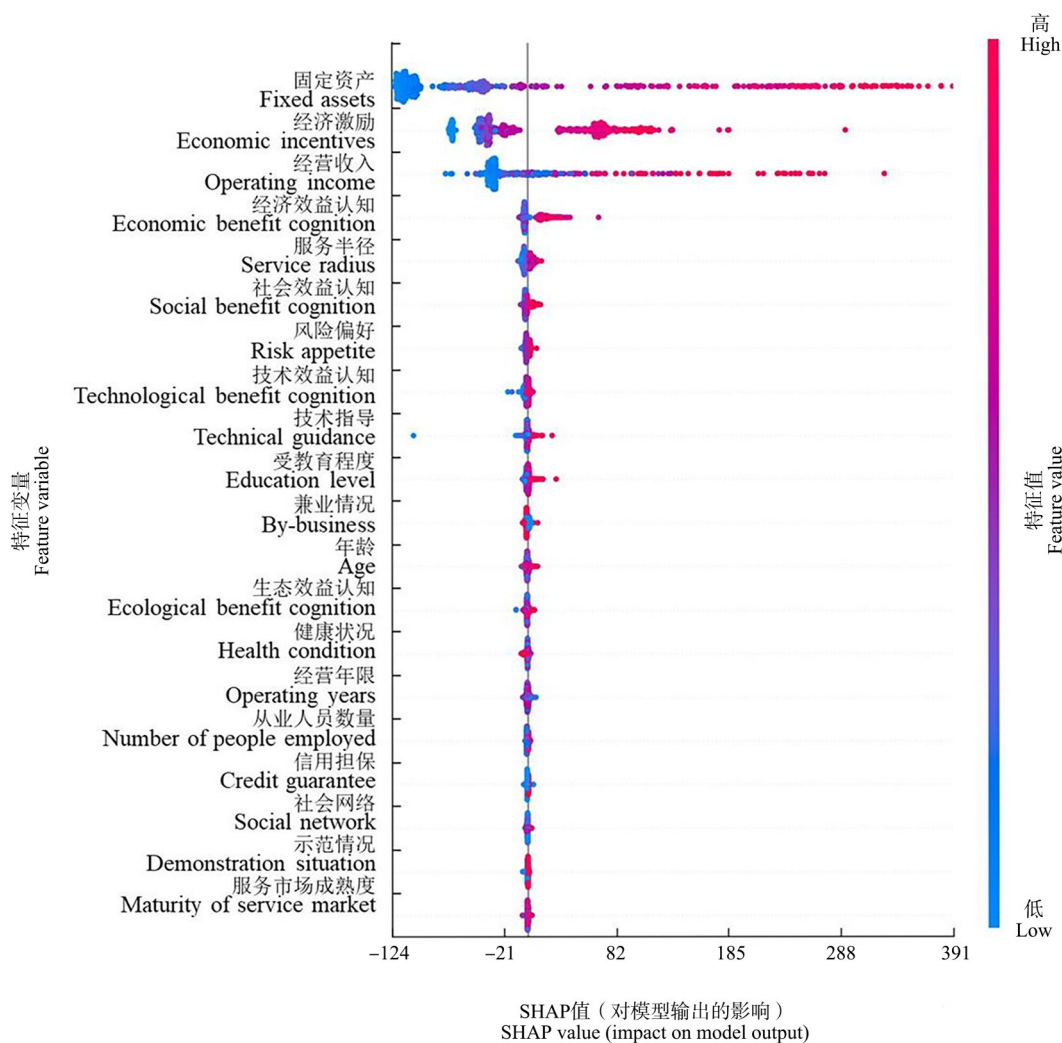


图3 部分特征变量分析概要图

Fig. 3 Overview of partial characteristic variable analysis

中占有较小比重,且对服务主体行为响应的作用方向不明显。

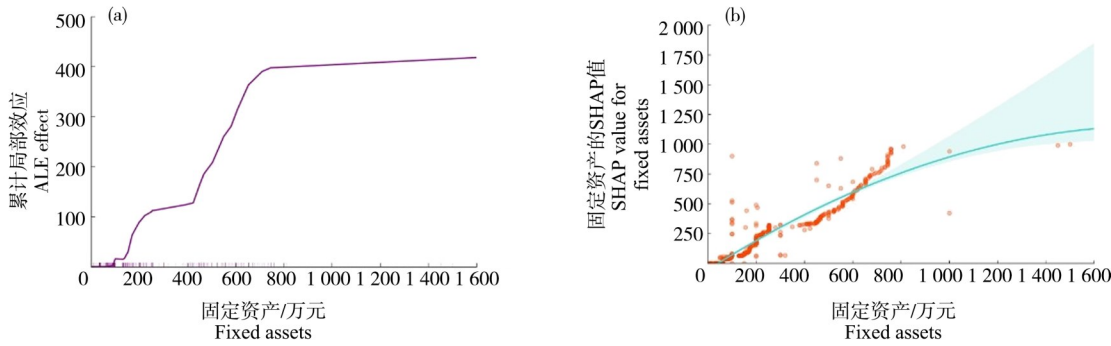
3.4.2 主要特征变量的全局效应和个体影响分析

利用ALE图与SHAP值多项式拟合依赖图探讨最重要的特征变量对粪肥还田服务主体行为响应的具体预测模式。考虑到服务主体对粪肥还田的经济效益认知不是连续变量,所以仅绘制了固定资产、经营收入、服务半径和经济激励4个特征变量的ALE图与SHAP值依赖图。

1)固定资产。图4展示的是固定资产与粪肥还田服务主体行为响应之间的分析图。由图4(a)可知,固定资产值在0~250万元分布较为密集,当固定资产值较低时,曲线较为平稳;当固定资产值逐渐增大后,曲线开始陡峭上升,模型预测值也在逐渐增加,表明固定资产增加对服务主体行为响应的

预测结果有正向影响。由图4(b)可知,拟合曲线也呈现出逐渐上升的趋势,固定资产在 ≤ 750 万元时,随着资产总额增加,样本的SHAP值变大,曲线逐渐上升;固定资产 >750 万元时,样本数量大幅减少,拟合效果也逐渐变差。

在固定资产方面,根据专用性资产理论可知,粪肥还田服务主体的固定资产属于高度专用性资产,仅能用于粪肥还田服务,无法转作他用。一定数量的固定资产是服务主体能够长期稳定运营的基础,也直接决定其服务半径覆盖范围、作业效率和服务质量。而当固定资产规模过大时,其带来的设备维护与折旧成本会显著增加,如果服务主体无法及时获得足够的收益来弥补这些成本,就会面临较大的经济压力,甚至可能出现亏损,从而降低其继续开展粪肥还田服务的意愿。



(a)图横坐标轴代表特征变量取值范围,下方竖线代表特征值分布情况;纵坐标轴代表该特征在不同取值范围内对模型预测的贡献或影响。(b)图中橙色散点代表样本取值对应的SHAP值;绿色曲线是多项式拟合曲线;绿色阴影区域反映拟合程度。下同。
(a) The horizontal axis of the ALE plot represents the range of feature values, and the vertical lines below indicate the distribution of these values. The vertical axis represents the contribution or impact of the feature on the model's predictions across its different value ranges. (b) In the SHAP dependence plot, orange scatter points represent SHAP values corresponding to sample values, the green curve is a polynomial fitting curve, and the green shaded area reflects the confidence interval. The same below.

图4 固定资产与粪肥还田服务主体行为响应分析的ALE图(a)和SHAP值依赖图(b)

Fig. 4 Accumulated local effects (ALE) plot (a) and SHAP value dependence plot (b) for the behavior response analysis of service providers in manure returning and fixed assets

2)经营收入。图5展示的是经营收入与粪肥还田服务主体行为响应之间的分析图。由图5(a)可知,服务主体经营收入 ≤ 100 万元时,随着服务主体收入的增加,模型预测值呈上升趋势,表明服务主体的经营收入对提升其行为响应同样具有正向影响。由图5(b)可知,当经营收入 >100 万元时,服务主体数量逐渐减少且模型拟合效果也逐渐变差,但SHAP值仍逐渐增加。

在经营收入方面,服务主体作为生产经营组织,其核心目标是实现利润最大化。经营收入是利

润的直接来源,收入提升意味着服务的盈利能力增强,能为服务主体提供持续的资金支持,进而突破“资金约束”对服务主体行为响应的限制。当服务主体资金充足时,才会积极主动提供服务。此外,粪肥还田服务也面临多重风险,较高的经营收入能增强服务主体的风险抵御能力。通过拓宽服务渠道等方式,可以减少服务主体在服务供给中因不确定性带来的行为约束,更愿意扩大服务面积。因此,服务主体的经营收入也是提升其行为响应的关键特征之一。

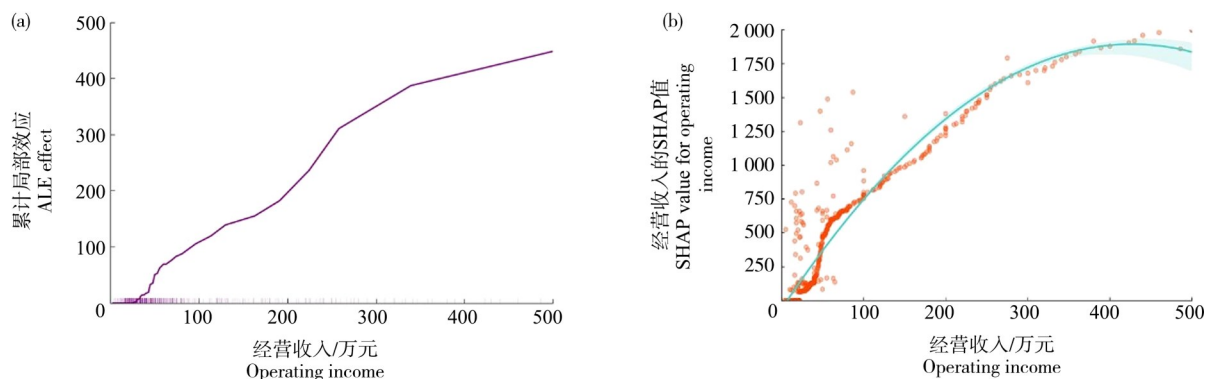


图5 经营收入与粪肥还田服务主体行为响应分析的ALE图(a)和SHAP值依赖图(b)

Fig. 5 Accumulated local effects (ALE) plot (a) and SHAP value dependence plot (b) for the behavior response analysis of service providers in manure returning and operating income

3)经济激励。图6展示的是经济激励与粪肥还田服务主体行为响应之间的分析图。当经济激励 $\leq 4\,500$ 元/ hm^2 时,随着经济激励的增加,模型预测的准确度会得到提升;经济激励 $>4\,500$ 元/ hm^2 时,曲线明显上升,对预测结果的影响显著增强,预测值也逐渐增加。ALE图表明经济激励特征对模型预测结果具有正向影响,且在达到一定阈值后,这种影响会显著增强。进一步分析发现,图6(a)中样本横坐标离散程度较低,其数值分布高度集中,而图6(b)进一步细化了这种现象,相同的经济激励,样本的SHAP值却不同。

在经济激励方面,结合行为经济学理论中的委托-代理理论与前景理论,粪肥还田服务中的种养主

体(委托方)与粪肥还田服务主体(代理方)存在委托代理关系,经济激励通过弥补服务主体的收益,引导服务主体采取符合种养主体目标的行为。此外,服务主体作为有限理性个体,其行为决策受制于成本-收益约束。经济激励通过提高粪肥还田的预期收益,将服务主体的决策框架从损失规避转向收益追求。此外,根据新古典经济学的规模报酬理论可知,经济激励作为影响服务主体行为响应的要素投入,在异质性服务主体中会产生不同效果,对处于“规模报酬递增”阶段的服务主体,即使是较低的经济激励也具有较高程度的行为响应;而处于“规模报酬递减”阶段的服务主体,同样的经济激励对其行为响应提升程度较低。

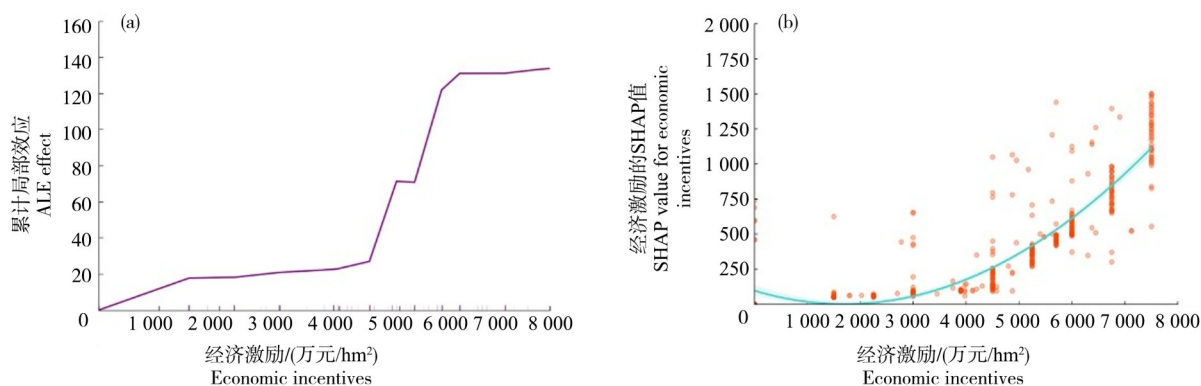


图6 经济激励与粪肥还田服务主体行为响应分析的ALE图(a)和SHAP值依赖图(b)

Fig. 6 Accumulated local effects (ALE) plot (a) and SHAP value dependence plot (b) for the behavior response analysis of service providers in manure returning and economic incentives

4)服务半径。图7展示的是服务半径与粪肥还田服务主体行为响应之间的分析图。由图7(a)可

知,当服务半径值位于0~10个村庄范围时,预测值变化不大,仍为负值;当服务半径增加到10~20个

村庄范围时,预测值出现连续性波动变化,且在20个村庄时达到顶点;随着服务半径不断扩大,预测值呈现下降趋势并逐渐趋于稳定。由图7(b)可知,

随着服务主体的服务半径从0开始逐渐扩大,样本的SHAP值也在增大,但当服务半径>30个村庄时,相应的拟合效果也逐渐变差。

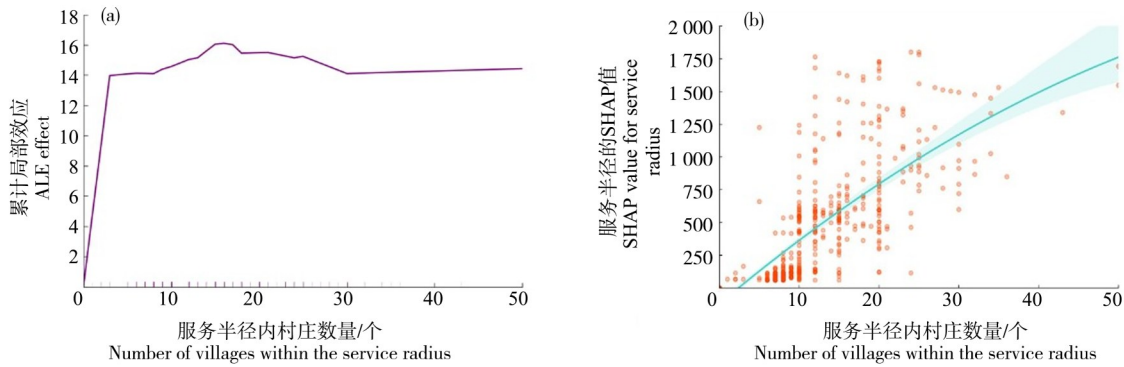


图7 服务半径与粪肥还田服务主体行为响应分析的ALE图(a)和SHAP值依赖图(b)

Fig. 7 Accumulated local effects (ALE) plot (a) and SHAP value dependence plot (b) for the behavior response analysis of service providers in manure returning and service radius

在服务半径方面,服务主体在服务半径扩大初期,会因为覆盖范围的扩大形成规模效益,因此能显著提升其粪肥还田行为响应;当范围扩大到一定程度后,服务主体的运输成本、运输损耗和服务效率等短板逐渐暴露,导致粪肥在远距离服务的场景下服务效率显著下降,最终表现为服务主体行为响应程度的下降。

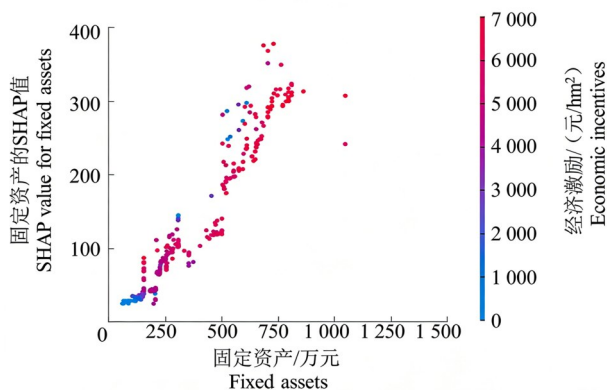
3.4.3 特征交互影响分析

除了单个变量的非线性影响,机器学习模型还识别出变量间存在重要的交互效应。特征交互依赖图是打开机器学习模型“黑箱”的一把钥匙,它揭示了特征之间复杂的“合作关系”,能够更深入、更准确地理解模型如何进行预测,从而提升模型的可信度。由于粪肥还田服务主体的经济效益认知不是一个连续变量,所以在此依旧选取特征重要性排序最高的4个变量,绘制特征交互依赖图以分析粪肥还田服务主体行为响应的交互效应,分别是固定资产与经济激励、服务半径与经营收入的交互图,具体见图8和图9。

由图8可知,固定资产的大小会影响经济激励对服务主体行为响应。当固定资产≤250万元时,政策激励中的经济激励对服务主体行为响应无显著影响,主要原因可能是规模较小且投入资金较少的固定资产所带来的效率提升并不明显,加上经济激励是以按面积补贴的形式进行,难以有效提高中小规模服务主体的服务收益,所以服务主

体并未积极响应粪肥还田。当固定资产规模>250万元时,服务主体的行为响应出现了明显正向效应,此时经济激励的力度越大,服务主体行为响应效果就越好。而随着固定资产规模的不断增加与较高的经济激励政策,服务主体的行为响应程度会逐渐减小,这可能是由于较高的固定资产所带来较高的设备运行成本等问题会对服务主体行为响应产生约束。为使经济激励能够更有效地推动服务主体行为响应,可根据不同固定资产规模的服务主体制定差异化的补贴政策,最大程度发挥经济激励特征变量在粪肥还田服务供给中的作用。

由图9可知,服务主体的服务半径会通过影响其经营收入,进而驱动其行为响应。当服务半径≤10个村庄时,经营收入对服务主体行为响应的影响并不显著,主要原因可能是较小覆盖范围内的种植主体与养殖主体数量较少,难以产生规模效益,所以服务主体并未积极参与;当服务半径>10个村庄时,服务主体的行为响应程度有明显提升,此时服务主体的经营收入越高,服务主体的行为响应效果也会越好。而随着服务范围的不断扩大,服务的种养主体数量越多,服务主体的行为响应程度会受制于服务效率和质量等因素,粪肥还田意愿会逐渐减小。为使经营收入能够更有效地推动服务主体行为响应,可以通过帮助服务主体掌握定价权来提升服务主体作为“中间商”的议价能力,提高粪肥还田



图中横坐标代表主要特征变量范围,左侧纵坐标是该特征值的SHAP值,右侧纵坐标是次要特征变量的范围。图中的每个点均代表一个样本。下同。

The horizontal axis of the feature interaction dependency graph represents the range of the main feature variables, the left vertical axis represents the SHAP value of the feature value, and the right vertical axis represents the range of the secondary feature variables. Each point in the graph represents a sample. The same below.

图8 固定资产和经济激励特征交互依赖图

Fig. 8 Feature interaction dependency diagram of fixed assets and economic incentive

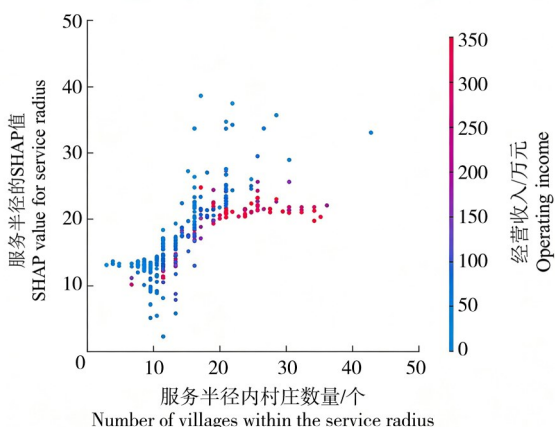


图9 服务半径与经营收入特征交互依赖图

Fig. 9 Feature interaction dependency diagram of service radius and operating income

服务经营收入,进一步将经营收入转向效率与质量提升。在克服服务半径约束上,可以通过优化运输网络(如中转站建设等),进行集约运营显著提升服务主体在更大服务半径上的效率,积极促进服务主体响应粪肥还田。

3.4.4 单样本解释分析

单样本解释分析是对所选取的单个样本预测值进行分析,按照SHAP值的大小和作用效果将各个特征表示为不同的长度、颜色和方向(红色为正向值,蓝色为负向值),最后所有特征SHAP值加上基准值显示为 $f(x)$ 取值(图10)。综合多个样本的分析结果,本研究选择238作为粪肥还田服

务主体行为响应划分阈值,当 $f(x)$ 值大于该阈值,服务主体会积极响应粪肥还田,反之,则未积极响应。

由图10(a)可知,对于粪肥还田服务主体A,经济效益认知与技术效益认知等特征变量为正向力量,固定资产等特征变量为负向力量,模型预测值为281.79。因此,该服务主体会积极响应粪肥还田。

由图10(b)可知,对于粪肥还田服务主体B,风险偏好等特征变量为正向力量,固定资产与经营收入等特征变量为负向力量,模型预测值为197.08。因此,该服务主体未积极响应粪肥还田。

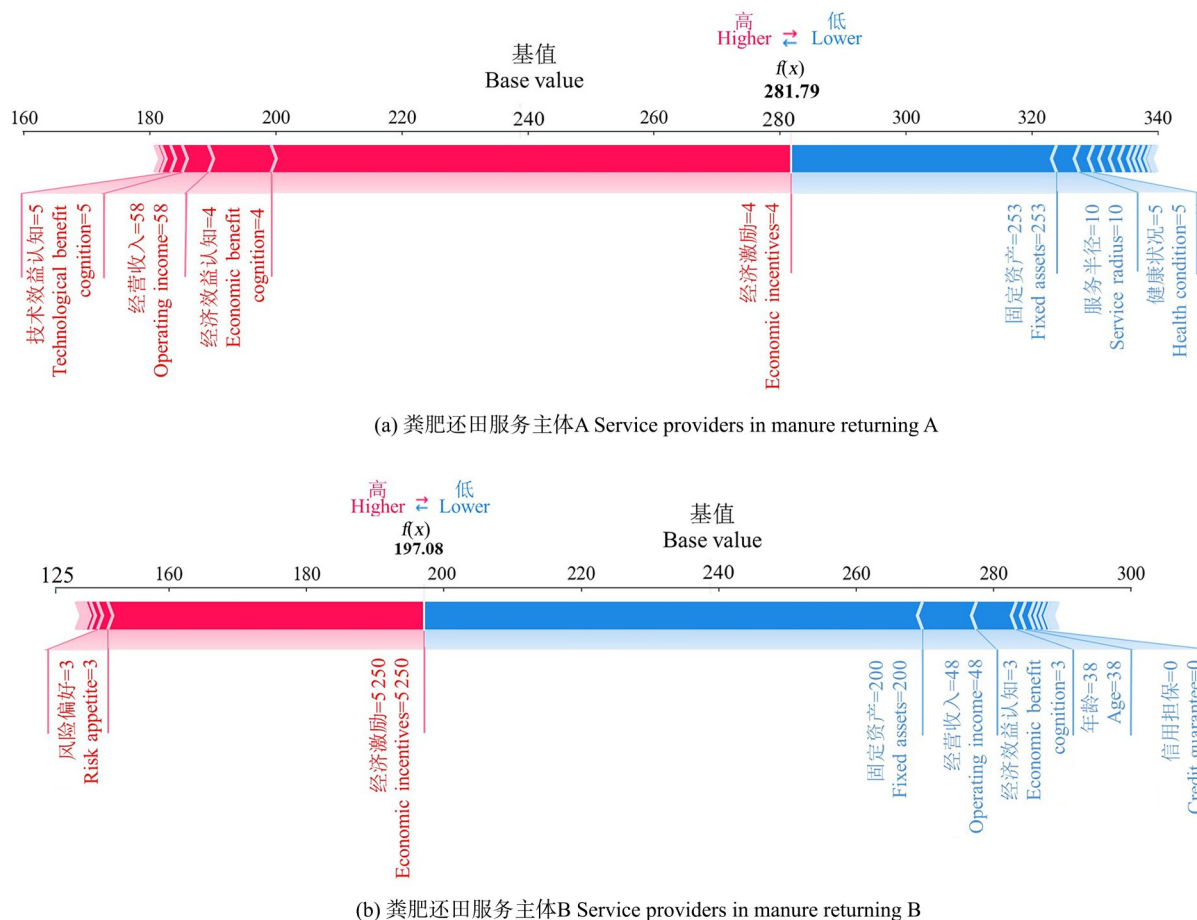


图10 单样本SHAP预测解释

Fig. 10 SHAP prediction explanation diagram of single sample

4 结论与启示

4.1 结论

本研究基于对黑龙江、河南、山东和四川4个绿色种养循环农业试点省份528个粪肥还田服务主体的微观调查数据,构建以惩罚回归、集成学习和深度学习等多重机器学习方法为基础的粪肥还田服务主体行为响应分析框架,使用不同于以往解释性建模的方法,分析政策激励、价值认知、个体特征、生产经营特征和外部环境特征对服务主体行为响应的影响。主要得出如下结论:1)相比于传统多元线性回归,机器学习法能够显著提升模型结果的可信任度与可解释性,经济激励、固定资产、经营收入、经济效益认知和服务半径是影响服务主体行为响应的5个关键因素,其重要程度占据影响服务主体行为响应总变量的90%以上,且均具有显著的正向影响;2)通过ALE图与SHAP

值多项式拟合依赖图发现,固定资产、经济激励和服务半径三者与服务主体行为响应之间存在明显的非线性关系,其中固定资产和服务半径受边际收益递减与成本-收益约束促使拟合曲线呈现“倒U型”形态,经济激励的阈值效应则表现出服务主体从损失规避到机会捕获的行为动机转换,其拟合曲线呈现“U型”形态,充分体现了机器学习法在捕捉变量间非线性关系上的优势;3)固定资产与经济激励的交互作用可显著提高服务主体行为响应,当固定资产存量 ≤ 250 万元时,经济激励的SHAP值集中在0~0.3,而当固定资产存量 > 250 万元时,SHAP值提升至0.5~1.0,激励效果有明显提升;4)服务半径与经营收入的交互作用也可显著提高服务主体行为响应,当服务半径处在10~30个村庄范围时,高经营收入主体可更高效地将覆盖范围扩大转化为规模经济收益,提高服务主体服务供给意愿。

4.2 启示

提升粪肥还田服务主体行为响应是一项系统工程,关键在于保障服务主体获得可持续的经济收益,同时有效降低其参与门槛、成本和风险。基于上述结论,得到如下政策启示:

1)实施基于资产规模与服务半径分档的经济激励政策。根据服务主体的固定资产和服务半径等特征设定阶梯式补贴标准。对固定资产 ≤ 250 万元的服务主体侧重2 250~3 000元/hm²粪肥还田启动补贴;对固定资产 > 250 万元的服务主体侧重4 500元/hm²的粪肥还田运营效率奖励,以激励其扩大服务供给。此外,可以对服务半径10~20个村庄的主体设立专项补贴,摒弃简单的单一化补贴模式。在粪肥产生量大、粪肥还田推广难度大的区域提高补贴标准,明确未来3~5年甚至更长时间的粪肥还田补贴政策,进一步提升服务主体的参与意愿和行为响应水平。

2)推动区域种养一体化布局。地方政府应结合县域畜禽养殖密度与耕地分布,科学划定粪肥消纳区,引导养殖场与种植户就近配套,确保粪污就近转化,降低服务主体运营成本。依托平台试点数据,构建种养适配指数,为政府提供布局依据。其中,平原地区重点扶持较大规模的服务主体,支持规模化种养衔接。山地丘陵区通过平台引导“小型处理站+区域中转站”布局,规避运输损耗导致的行为响应下降。针对种养失衡区域,由政府通过平台牵头建立粪肥调整机制,补贴服务组织跨区域转运成本,避免服务断档。

3)优化粪肥处理网络以提升服务主体服务范围与效益。在绿色种养试点区域,由政府引导或支持建设区域性粪污集中处理中心或中转站,再由中心处理设施进行深度处理或转运,形成“分散收集—集中处理—辐射运输”的网络体系,通过规模化处理和产出降低粪肥运输成本,拓宽服务主体粪肥还田服务覆盖范围,实现规模效益与服务半径协同提升。

4)强化服务主体能力建设。针对不同资产规模与服务半径的服务主体,开展定制化培训,重点强化经济效益认知,通过典型案例展示粪肥还田的长期收益,提升服务主体对粪肥还田的价值认同与行为意愿。鼓励服务主体拓展服务场景,如提供耕地质量监测、施肥方案定制和有机农产品认证等增

值服务,优化经营收入结构,以认知提升、收入拓宽等方式增强服务主体能力建设,培育粪肥还田服务市场竞争力。

参考文献 References

- [1] 农业农村部办公厅,财政部办公厅. 关于开展绿色种养循环农业试点工作的通知[EB/OL]. [2025-12-22]. https://zzys.moa.gov.cn/tzgg/202105/t20210526_6368443.htm
Office of the Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Office of the Ministry of Finance. Notice on carrying out pilot work of green planting-breeding and circular agriculture[EB/OL]. [2025-12-22]. https://zzys.moa.gov.cn/tzgg/202105/t20210526_6368443.htm (in Chinese)
- [2] 刘趁. 我国农业绿色种养循环发展新模式初见成效[N]. 农民日报, 2025-05-16(3)
Liu C. The new model of green planting, breeding and circular development in agriculture in China has achieved initial results[N]. *Farmers' Daily*, 2025-05-16(3) (in Chinese)
- [3] 周璇, 杜森, 徐洋, 傅国海, 胡江鹏, 吴雨清. 我国三大粮食作物粪肥还田推广应用路径探索[J]. 中国农业资源与区划, 2025, 46(3): 82-90
Zhou X, Du S, Xu Y, Fu G H, Hu J P, Wu Y Q. Route exploration of manure extension and application on three major grain crops in China[J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2025, 46(3): 82-90 (in Chinese)
- [4] 刘子泰, 裴文静. 浅析种养结合发展绿色循环农业之粪肥还田模式与制约因素[J]. 中国农业综合开发, 2024(12): 44-47
Liu Z T, Pei W J. Analysis on the mode and restricting factors of manure returning to field in the development of green circular agriculture by combining planting with feeding[J]. *Agricultural Comprehensive Development in China*, 2024(12): 44-47 (in Chinese)
- [5] van Selm B, Hijbeek R, van Ittersum M K, van Hal O, van Middelaar C E, de Boer I J M. Recoupling livestock and feed production in the Netherlands to reduce environmental impacts[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 899: 165540
- [6] Richards D, Yabar H. Promoting energy and resource recovery from livestock waste: Case study Yuge Farm, Japan[J]. *Case Studies in Chemical and Environmental Engineering*, 2023, 7: 100299
- [7] Yoon I, Oh S H, Kim S W. Sustainable animal agriculture in the United States and the implication in Republic of Korea[J]. *Journal of Animal Science and Technology*, 2024, 66(2): 279-294
- [8] He Z Q, Zhang H L. *Applied Manure and Nutrient Chemistry for Sustainable Agriculture and Environment* [M]. Dordrecht: Springer Netherlands, 2014
- [9] Jin S Q, Zhang B, Wu B, Han D M, Hu Y, Ren C C, Zhang C Z, Wei X, Wu Y, Mol A P J, Reis S, Gu B J, Chen J. Decoupling livestock and crop production at the household level in China[J]. *Nature Sustainability*, 2021, 4(1): 48-55
- [10] 金书泰, 张弘弘, 庞洁, 胡钰. 中国农业种养关系演进的历史脉络、理论逻辑和实践趋向[J]. 中国农村观察, 2025(5): 23-41
Jin S Q, Zhang J H, Pang J, Hu Y. The historical context, theoretical logic and practical trend of the relationship between livestock and crop production in China[J]. *China Rural Survey*, 2025(5): 23-41 (in Chinese)
- [11] 米国华, 霍跃文, 曾爱军, 李刚华, 王秀, 张福锁. 作物养分管理的农机农艺结合技术研究进展[J]. 中国农业科学, 2022, 55(21): 4211-4224

- Mi G H, Huo Y W, Zeng A J, Li G H, Wang X, Zhang F S. Integration of agricultural machinery and agronomic techniques for crop nutrient management in China[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2022, 55(21): 4211-4224 (in Chinese)
- [12] 吴迪梅, 张卓毅, 黄镇, 蓝碧浩, 白若冰. 基于养分管理的规模猪场粪肥还田利用技术研究[J]. 家畜生态学报, 2025, 46(8): 96-100
- Wu D M, Zhang Z Y, Huang Z, Lan B H, Bai R B. Technology of manure returning to field in large scale pig farm based on nutrient management[J]. *Journal of Domestic Animal Ecology*, 2025, 46(8): 96-100 (in Chinese)
- [13] 郭庆海. 渐行渐远的农牧关系及其重构[J]. 中国农村经济, 2021(9): 22-35
- Guo Q H. The fading relationship between agriculture and animal husbandry and its reconstruction[J]. *Chinese Rural Economy*, 2021(9): 22-35 (in Chinese)
- [14] 夏佳奇, 何可, 张俊彪. 环境规制与村规民约对农户绿色生产意愿的影响: 以规模养殖户养殖废弃物资源化利用为例[J]. 中国生态农业学报: 中英文, 2019, 27(12): 1925-1936
- Xia J Q, He K, Zhang J B. Effect of environmental regulations and village regulations on farmers' green production willingness: Taking the resource use of livestock and poultry waste of large-scale pig farmers as an example[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2019, 27(12): 1925-1936 (in Chinese)
- [15] 王建华, 陶君颖, 陈璐. 养殖户畜禽废弃物资源化处理方式及影响因素研究[J]. 中国人口·资源与环境, 2019, 29(5): 127-137
- Wang J H, Tao J Y, Chen L. Resource utilization method and influencing factors of farmers' behaviors towards livestock and poultry waste[J]. *China Population, Resources and Environment*, 2019, 29(5): 127-137 (in Chinese)
- [16] 胡乃娟, 孙晓玲, 许雅婷, 周子阳, 朱利群. 基于 Logistic-ISM 模型的农户有机肥施用行为影响因素及层次结构分解[J]. 资源科学, 2019, 41(6): 1120-1130
- Hu N J, Sun X L, Xu Y T, Zhou Z Y, Zhu L Q. Influencing factors of farmers' organic fertilizer application behavior and their stratification based on Logistic-ISM model[J]. *Resources Science*, 2019, 41(6): 1120-1130 (in Chinese)
- [17] 陶源, 仇相玮, 周玉玺, 胡继连. 风险感知、社会信任与农户有机肥替代行为悖离研究[J]. 农业技术经济, 2022(5): 49-64
- Tao Y, Qiu X W, Zhou Y X, Hu J L. The conflict between risk perception, social trust and farmers' organic fertilizer substitution behavior[J]. *Journal of Agrotechnical Economics*, 2022(5): 49-64 (in Chinese)
- [18] 陆瑶, 张叶青, 黎波, 赵浩宇. 高管个人特征与公司业绩: 基于机器学习的经验证据[J]. 管理科学学报, 2020, 23(2): 120-140
- Lu Y, Zhang Y Q, Li B, Zhao H Y. Managerial individual characteristics and corporate performance: Evidence from a machine learning approach[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(2): 120-140 (in Chinese)
- [19] Holmstrom B, Milgrom P. Multitask principal-agent analyses: Incentive contracts, asset ownership, and job design[J]. *Journal of Law, Economics, & Organization*, 1991, 7: 24-52
- [20] Huselid M A. The impact of human resource management practices on turnover, productivity, and corporate financial performance[J]. *The Academy of Management Journal*, 1995, 38(3): 635-672
- [21] 杜运伟, 景杰. 乡村振兴战略下农户绿色生产态度与行为研究[J]. 云南民族大学学报: 哲学社会科学版, 2019, 36(1): 95-103
- Du Y W, Jing J. On the farmers' willingness for green production and their relevant behaviors in the perspective of the rural revitalization strategy[J]. *Journal of Yunnan Minzu University: Philosophy and Social Sciences Edition*, 2019, 36(1): 95-103 (in Chinese)
- [22] Burton R J F. The influence of farmer demographic characteristics on environmental behavior: A review[J]. *Journal of Environmental Management*, 2014, 135(4): 19-26
- [23] 薛彩霞. 农户政治身份对绿色农业生产技术的引领效应[J]. 西北农林科技大学学报: 社会科学版, 2022, 22(3): 148-160
- Xue C X. The leading effect of farmers' political identity on green agricultural production technology[J]. *Journal of Northwest A&F University: Social Science Edition*, 2022, 22(3): 148-160 (in Chinese)
- [24] 周其仁, 罗德胤. 城乡中国[J]. 世界建筑, 2017(12): 121-121
- Zhou Q R, Luo D Y. Urban rural China[J]. *World Architecture*, 2017(12): 121-121 (in Chinese)
- [25] 全志辉, 温铁军. 资本和部门下乡与小农户经济的组织化道路: 兼对专业合作社道路提出质疑[J]. 开放时代, 2009(4): 5-26
- Tong Z H, Wen T J. The organizational path of capital and sector to the countryside and smallholder economy-and questioning the path of professional cooperatives[J]. *Open Times*, 2009(4): 5-26 (in Chinese)
- [26] 许佳彬. 中国奶牛养殖业绿色转型的驱动机制研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2023
- Xu J B. Study on the driving mechanism of green transformation of the Chinese dairy farming industry [D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2023 (in Chinese)
- [27] 陈强. 机器学习及 Python 应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2021
- Chen Q. *Machine Learning and Python Application*[M]. Beijing: Higher Education Press, 2021 (in Chinese)
- [28] Friedman J H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine[J]. *The Annals of Statistics*, 2001, 29(5): 1189-1232
- [29] 陆瑶, 施函青. 我国科技企业融资的决定因素研究: 基于科创板企业的机器学习分析[J]. 金融研究, 2022(9): 132-151
- Lu Y, Shi H Q. Determinants of financing for high-tech enterprises in China: Machine learning analysis based on the STAR market [J]. *Journal of Financial Research*, 2022(9): 132-151 (in Chinese)
- [30] 齐秀琳, 汪心如. 基于机器学习方法的农业转移人口市民化水平影响因素研究[J]. 中国农村经济, 2024(5): 128-150
- Qi X L, Wang X R. Factors influencing the citizenization of rural-urban migrants: A study based on machine learning[J]. *Chinese Rural Economy*, 2024(5): 128-150 (in Chinese)
- [31] Chen T Q, Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system[C]// Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. August 13-17, 2016, San Francisco, California, USA. ACM, 2016, 785-794
- [32] 杨柳, 王钰. 泛化误差的各种交叉验证估计方法综述[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(5): 1287-1290, 1297
- Yang L, Wang Y. Review of various cross-validation estimation methods of generalization error[J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(5): 1287-1290, 1297 (in Chinese)
- [33] Bertomeu J, Cheynel E, Floyd E, Pan W Q. Using machine learning to detect misstatements[J]. *Review of Accounting Studies*, 2021, 26(2): 468-519
- [34] 陈运森, 周金泳, 黄健峤. 企业的慷慨因何而来: 基于机器学习的证据[J]. 财经研究, 2023, 49(6): 153-169
- Chen Y S, Zhou J Y, Huang J Q. How does the generosity of enterprises come: Evidence from machine learning [J]. *Journal of Finance and Economics*, 2023, 49(6): 153-169 (in Chinese)
- [35] Martín-Baos J Á, López-Gómez J A, Rodríguez-Benitez L, Hillel T, García-Ródenas R. A prediction and behavioural analysis of machine learning methods for modelling travel mode choice[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2023, 156: 104318
- [36] 张童朝, 颜廷武, 何可, 张俊彪. 资本禀赋对农户绿色生产投资意愿的影响:

以秸秆还田为例[J]. 中国人口·资源与环境, 2017, 27(8): 78-89

Zhang T C, Yan T W, He K, Zhang J B. Impact of capital endowment on peasants' willingness to invest in green production: Taking crop straw returning to the field as an example[J]. *China Population, Resources and Environment*, 2017, 27(8): 78-89 (in Chinese)

[37] 杨志海. 老龄化、社会网络与农户绿色生产技术采纳行为:来自长江流域六省农户数据的验证[J]. 中国农村观察, 2018(4): 44-58

Yang Z H. Ageing, social network and the adoption of green production technology: Evidence from farm households in six provinces in the Yangtze River Basin[J]. *China Rural Survey*, 2018(4): 44-58 (in Chinese)

[38] 张琛, 黄斌, 钟真. 农业社会化服务半径的决定机制:来自四家农民专业合作社的证据[J]. 改革, 2020(12): 121-131

Zhang C, Huang B, Zhong Z. The decision mechanism of agricultural socialized service radius: Evidence from four agricultural cooperatives[J]. *Reform*, 2020(12): 121-131 (in Chinese)

[39] 黄炎忠, 罗小锋, 李容容, 张俊飏. 农户认知、外部环境与绿色农业生产意愿:基于湖北省 632 个农户调研数据[J]. 长江流域资源与环境, 2018, 27(3): 680-687

Huang Y Z, Luo X F, Li R R, Zhang J B. Farmer cognition, external environment and willingness of green agriculture production: Based on the survey data of 632 farmers in Hubei Province[J]. *Resources and Environment in the Yangtze River Basin*, 2018, 27(3): 680-687 (in Chinese)

责任编辑: 申青苗



第一作者简介: 许佳彬,中国人民大学农林经济管理科研流动站博士后,东北农业大学经济管理学院副教授、博士生导师,入选东农学者“学术骨干”人才支持计划。兼任黑龙江省农业品牌创建工程协同创新推广体系岗位专家,中国农业经济学会青年(工作)委员会委员,中国国外农业经济研究会理事,中国农业技术经济学会理事,《食物经济与管理》《生态与农村环境学报》和《农经》青年编委。长期围绕农业经济与畜牧经济开展研究工作。主持国家自然科学基金、中国博士后科学基金、黑龙江省自然科学基金、黑龙江省哲学社会科学基金项目 9 项;以第一作者或通讯作者在《农业经济问题》《农业技术经济》《改革》等期刊发表学术论文 30 余篇,在《人民出版社》《中国农业出版社》出版学术专著 2 部。获黑龙江省社会科学优秀成果奖等奖项 10 余项。



通讯作者简介: 李翠霞,东北农业大学经济管理学院二级教授、博士生导师,黑龙江八一农垦大学校长、党委副书记。国家“万人计划”哲学社会科学领军人才,全国文化名家暨“四个一批”人才,国务院政府特殊津贴获得者,全国优秀教师。兼任中国农业经济学会副会长、中国农业经济学会品牌专委会主任等职务。主要研究方向为农业经济与畜牧经济,研究专长为奶业经济、绿色食品产业战略。主持国家级项目 6 项、省部级项目 25 项,出版学术专著 14 部,发表学术论文 300 余篇,13 项成果得到国家、省部领导人批示。主持项目获得黑龙江省社会科学优秀成果奖一等奖 5 项、黑龙江省科学技术进步奖二等奖 1 项。