智能农机如何被农户采纳?
——基于北斗导航拖拉机的微观证据

惠利伟[1], 蔡海龙[1*], 易红梅[2]

(1. 中国农业大学经济管理学院,北京 100083,中国; 2. 北京大学现代农学院,北京 100081,中国)

摘 要: [**目的/意义**] 随着农业现代化进程加速推进,以北斗导航拖拉机为代表的智能农机装备在农业生产中的支撑作用日益凸显,但农户层面的采纳水平依然偏低,大范围的普及应用仍处于起步阶段。如何精准识别制约农户应用的阻碍,加快推动智能农机普及,是当前亟须解答的现实课题。[**方法**] 基于全国6省1 242份玉米种植户的微观调研数据,从户主特征、家庭禀赋、经营条件、区域发展和外部环境5个维度构建分析框架,运用可解释机器学习方法识别影响农户应用北斗导航拖拉机的关键因素。[**结果和讨论**] 政策激励、经济基础、土地禀赋和人力资本水平是影响农户北斗导航拖拉机应用决策的首要因素。从影响方向看,丰裕的人力资本、物质资本与社会资本能够有效消除技术应用门槛;土地集中连片,以及互补性技术的应用显著提高了北斗导航拖拉机的适配性;政策支持体系与社会化服务网络的完善为农户应用行为创造有利条件。异质性分析发现,小农户的智能农机应用更依赖示范效应与外部服务支撑,而规模户的采纳决策更突出政策激励与经营效益导向;低年龄农户的北斗导航拖拉机应用呈现明显的经济与政策驱动特征,而高年龄农户表现出服务依赖与风险规避型特征;地形条件较差的农户使用北斗导航拖拉机呈现出资源禀赋与政策驱动型特征,而地形条件优越的农户使用该装备表现为服务获取与人力资本驱动型特征。[**结论**] 政府及相关部门需多措并举,通过优化政策支持的着力点,实现从降低准入成本向提升综合效益转型;推进农地适度规模经营,提升智能农机应用的适配条件;完善社会化服务与培训体系,面向不同群体实施差异化推广策略。

关键词: 玉米种植户;北斗导航;拖拉机;影响因素;机器学习;智能农机

中图分类号: F323;S223 **文献标识码:** A **文章编号:** SA202604007

引用格式:惠利伟, 蔡海龙, 易红梅. 智能农机如何被农户采纳?——基于北斗导航拖拉机的微观证据[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(3): 85-98. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202604007

HUI Liwei, CAI Hailong, YI Hongmei. How Is Smart Agricultural Machinery Adopted by Farmers? Micro-Evidence from Beidou Navigation Tractors[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(3): 85-98. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202604007 (in Chinese with English abstract)

0 引 言

农机装备现代化是农业现代化的重要标志,也是全方位夯实粮食安全根基、实现农业高质量发展的核心支撑[1]。近年来,为充分发挥农机装备在农业生产环节的关键作用,国家相继出台《农业农村部关于大力发展智慧农业的指导意见》《全国智慧农业行动计划(2024—2028年)》《加快建设农业强国规划(2024—2035年)》等纲领性文件,将智能农机装备推广与应用置于重要位置;2023年中央一号文件《中共中央 国务院关于做好2023年全面推进乡村振兴重点工作的意见》强调,“加紧研发大型智能农机装备”“支持北斗智能监测终端及辅助驾驶系统集成应用”,突显出以农机装备升级作为农业现代化发展的关键驱动力。2026年中央一号文件《中共中央 国务院关于锚定农业农村现代化扎实推进乡村全面振兴的意见》进一步强调,“加快高端智能、丘陵山区适用农机装备研发应用”“拓展无人机、物联网、机器人等应用场景”,表明

收稿日期:2026-04-03

基金项目:国家自然科学基金项目(72373142,72361147522)

作者简介:惠利伟,博士研究生,研究方向为农业经济理论与政策。E-mail:huilw2024@163.com

*通信作者:蔡海龙,博士,教授,研究方向为农业经济理论与政策。E-mail:caihlmail@cau.edu.cn

copyright©2026 by the authors (登录www.smartag.net.cn免费获取电子版全文)

农业机械的高端化、智能化发展已是大势所趋。得益于国家战略和政策体系的引导，以北斗导航拖拉机为代表的智能农机在粮食生产领域加速渗透，并成为数字技术在农业生产中率先落地的重要实践。截至2023年底，全国安装北斗终端农机达220万台，其中基于北斗系统的农机自动驾驶终端超过20万台[2]。这一规模化应用离不开中国北斗高精度定位信号获取方式的重大突破。在技术推广初期，农机自动驾驶主要受制于单基准站模式的高昂应用成本与有限覆盖范围；随着地基增强服务网络的全国性覆盖，车载终端得以便捷地获取低成本、高精度定位信号，从而为智能农机的大范围渗透打下坚实的基础设施底座。

北斗导航拖拉机是指嵌入北斗导航高精度定位技术，主要服务于耕地、播种、施肥和收获等地面作业环节的农业机械装备。该农机通过北斗卫星导航系统提供实时定位信息，并结合农机设备上的传感器、控制器和人工智能算法，能够实现对行驶路径及速度的精准调控，从而显著提升农业生产的精准化与自动化程度，推动粮食生产实现节本增效[3]。相较于传统农机，北斗导航拖拉机在作业效率和资源利用方面具备显著优势：一是借助北斗高精度定位与辅助驾驶系统，能够有效避免遗漏和重复作业，从而提升整体作业效率。特别是在大规模连片耕作条件下，北斗导航拖拉机可按照预设路径实现连续稳定行驶，扩大单位时间内的有效作业面积；二是通过优化作业路径减少农业投入要素的无效使用，从而节约生产成本。依托北斗卫星导航系统提供的高精度定位信息，北斗导航拖拉机能够在播种、施肥等关键作业环节中，严格遵循预设路径进行精准稳定的直线行驶，减少投入品损耗，提升农业资源利用效率。然而，尽管北斗导航拖拉机性能优越且装备保有量持续提升，但其在农户层面的推广仍处于起步阶段，如何有效破除农户技术采纳壁垒、提升政策实施的精准性，加快推动智能农机真正落地见效，成为农业现代化进程中亟待破解的现实难题。

既有研究表明，农户的农业技术采纳行为受到个体特征[4,5]、家庭禀赋[6,7]、社会支持[8,9]、政策环境、技术自身特性[10,11]等多维因素的共同影响。从智能农机应用的视角出发，国外学者较早关注到全球定位系统、可变速率、产量信息图等数字技术嵌入到农业机械中的积极作用，并详细探讨其微观采纳机制。KHANNA等[8]发现，技术有用性、技术易用性，以及是否使用互补性技术可能影响农户数字技术采纳决策；KHANNA[12]认为，决定新兴数字技术采用的关键因素包括农户风险偏好、技术盈利能力、农业和环境政策等；HANSON等[13]研究发现，经营规模与全球定位系统、可变速率等技术的采用呈现正相关关系。国内学者围绕智能农机，特别是北斗导航拖拉机这一新兴装备的研究较为匮乏，仅有路之纤等[14]基于农户微观调研数据研究发现，降低信息壁垒有助于提升农户对智能农机的支付意愿。不难发现，国外关于智能农机应用的影响因素研究，均基于发达国家规模化、专业化的农业生产背景展开，缺乏围绕中国情景的讨论，而国内关于北斗导航拖拉机等智能农机的微观实证研究尚处起步阶段。因此，有必要围绕国内“大国小农”的基本农情，回答中国农户对智能农机装备的采纳逻辑。

从研究方法来看，现有关于农户技术采纳行为的量化研究仍以传统计量模型为主，如Logit、Probit、多元线性回归等方法。然而，智能农机采纳行为往往受多维因素共同驱动，变量之间不仅存在交互效应，还可能呈现复杂的非线性关系，这使得依赖特定函数形式的传统模型在刻画真实决策机制时存在明显局限性。一方面，传统计量方法通常需要预设函数形式和特定的因果路径，当模型设定与真实关系不一致时，容易造成误判。同时，也难以灵活识别不同特征变量对农户北斗导航拖拉机应用的异质性影响[15]。另一方面，由于变量量纲差异、共线性，以及模型设定偏误等问题，传统方法无法对各影响因素的相对重要性进行排序[16]，从而导致政策制定者在设计补贴或推广策略时难以把握关键驱动因素及其优先顺序。此外，传统计量模型虽然能够较好地解释样本内关系，但在面对复杂技术应用情境时，其样本外预测性能普遍较弱，研究成果在不同区域、不同农户群体中的可推广性受限[17]。

鉴于此，本研究旨在从以下两个方面寻求突破：第一，研究内容方面，聚焦“北斗导航拖拉机”这一关键且典型的智能农机，构建涵盖户主特征、家庭禀赋、经营条件、区域发展、外部环境的多维影响因素体系，目的是回答不同农业生产条件下，哪些因素会推动或阻碍农户对该类装备的采用，明确其相对重要性；第二，研究方法方面，引入机器学习和沙普利加和解释方法（SHapley Additive exPlanations，SHAP），克服传统计量模型在形

式设定及变量重要性排序等方面的局限性，提升模型的预测效能与泛化能力，以期为政策制定者识别关键影响因素、优化推广路径提供参考。

1　数据来源

1.1 变量说明

为开展后续实证分析，本研究对所涉及的主要变量进行说明，包括响应变量和特征变量。

响应变量。本研究中，响应变量为是否应用北斗导航拖拉机。若农户在玉米种植过程中使用北斗导航拖拉机进行机械作业则取值为1，反之取值为0。

特征变量。为分析玉米种植户应用北斗导航拖拉机的影响因素，本研究借鉴路之纤等[14]、苏岚岚等[18]、ZHANG等[19]的研究思路，构建包含户主特征、家庭禀赋、经营条件、区域发展和外部环境在内的多维度变量体系，共25个特征变量。

关于户主特征，性别、年龄、文化程度和农业培训参与次数能够反映农户在信息接受能力、农业技能掌握程度，以及技术采纳意识方面的差异。一般情况下，男性决策者在农机购买和作业决策中更为活跃，可能更倾向于尝试新型农机装备[20]；年龄越大，农户可能越倾向于维持传统耕作方式，从而降低采用新技术的概率[21]；文化程度越高、农业培训参与次数越多的农户，接触智能农机并理解其作业优势的可能性越大，因此更易形成正向影响。

关于家庭禀赋，家庭总收入能够反映家庭的经济能力，收入高的家庭具备更强的农机购置能力与风险承受能力，有利于推动智能农机的采用[6]；劳动力外出务工比例反映了家庭的劳动力结构，劳动力外出务工比例越高，农业劳动力越匮乏，北斗导航拖拉机作为节省人工和提高作业效率的重要工具，其吸引力随之增强；是否加入合作社以及是否是村干部户能够反映家庭的社会资本水平，加入合作社能够获取更多技术咨询、农机服务的机会，有助于新技术采纳；村干部户通常在政策信息、示范带动方面具有优势，可能率先应用北斗导航农机[22]。

关于经营条件，变量包括农地经营规模、耕地块数、是否密植、是否成立家庭农场、社会化服务参与程度、是否使用植保无人机、是否购买农业保险、灾害损失程度。其中，农地经营规模和耕地块数能够反映机械化作业的基础条件，规模大且地块分散程度低的生产单元，更有利于实现农机连续高效作业，充分发挥北斗导航拖拉机的规模经济优势，进而促进其使用[14]；密植对播种精度要求更高，因此更依赖高精度导航设备；家庭农场作为新型农业经营主体，通常具有更稳定的资金保障和更强的政策资源获取能力，因而在技术采纳过程中表现出更高的接受意愿[23]；社会化服务参与程度提升，意味着农户应用北斗导航拖拉机的门槛被降低，因而接触并使用先进农机装备的机会越多；植保无人机的使用有助于形成技术认知的协同效应，增强农户对北斗导航拖拉机的认可度[24]；是否购买农业保险和灾害损失程度会影响农户对风险的敏感性，从而改变农户对新技术、新装备的采用意愿。

关于区域发展，变量包括县域经济发展水平、县域产业结构、县域财政自给率、县域智能农机市场供给能力、县域农机服务组织密度、智能农机政策支持力度、北斗导航设备购置补贴金额。其中，县域经济发展水平与财政自给率共同反映了区域的经济基础，其对北斗导航拖拉机推广的影响具有双重性。一方面，良好的经济基础有助于构建完善的农业技术服务体系并增强财政支持能力，从而为智能农机的推广创造有利条件；另一方面，经济发展往往伴随农业在经济结构中的比重下降，这可能从整体上削弱对智能农机的市场需求，为此本研究还进一步引入县域产业结构作为特征变量。县域智能农机市场供给能力和农机服务组织密度共同构成了区域农机供给与服务环境的核心要素。一方面，较强的市场供给能力意味着本地拥有更多经销商与服务网点，可显著降低农户在设备购置、售后维护与技术咨询过程中的交易成本；另一方面，较高的服务组织密度使农户能够通过社会化服务渠道，便捷获取设备调试、作业支持与操作指导等专业服务，有效克服其技术采纳障碍。智能农机政策支持力度与北斗导航设备购置补贴金额能够反映地方政府在智能农机推广方面的政策投入与财政激励水平，政策与财政支持力度越大，农户应用北斗导航拖拉机的驱动力越强。

关于外部环境，年均气温和年降水量反映了自然条件对农业生产的约束，其对农户北斗导航拖拉机应用的影响存在不确定性。一方面，极端气候可能改变田间作业环境，使得北斗导航拖拉机的精准作业优势难以发挥，降低农户采纳意愿；另一方面，由于降水增多或气温异常，农户可能更倾向于

借助北斗导航拖拉机提升作业效率，从而减少作物损失。具体的变量定义及描述性统计见表1。

表1 玉米种植户北斗导航拖拉机应用影响因素分析的变量定义及描述性统计

Table 1 Variable definitions and descriptive statistics for the analysis of factors influencing BeiDou navigation tractor adoption among maize farmers

变量			变量定义及说明	均值	标准差
响应变量		是否应用北斗导航拖拉机	1是,0否	0.163	0.369
特征变量	户主特征	性别	1男,0女	0.915	0.278
		年龄	岁	50.233	15.045
		文化程度	1文盲,2小学,3初中;4高中,5大专,6本科及以上	2.961	1.049
		农业培训参与次数	次/年	0.960	1.722
	家庭特征	家庭总收入	万元	22.705	74.744
		家庭劳动力外出务工比例	(外出务工劳动力数量/家庭劳动力总数)/%	0.272	0.292
		是否加入合作社	1是,0否	0.260	0.439
		是否村干部户	1是,0否	0.195	0.396
	经营特征	农地经营规模	hm^2	5.780	26.27
		耕地块数	块	9.748	29.033
		是否密植	1是,0否	0.239	0.427
		是否成立家庭农场	1是,0否	0.126	0.332
		社会化服务参与程度	购买社会化服务支出/元	122.741	79.822
		是否使用植保无人机	1是,0否	0.221	0.415
		是否购买农业保险	1是,0否	0.656	0.475
		灾害损失程度	%	15.628	22.721
	区域特征	县域经济发展水平	(GDP/户籍人口)/(元/人)	64 869.640	38 112.810
		县域产业结构	(第一产业增加值/GDP)/%	14.875	9.133
		县域财政自给率	(一般公共预算收入/一般公共预算支出)/%	0.415	0.222
		县域智能农机市场供给能力	本县涉及智能农机或其装备销售的企业数量/个	82.301	54.726
		县域农机服务组织密度	本县经营范围包含农机业务的合作社数量/个	466.575	468.507
		智能农机政策支持力度	依据近三年县级政府官网公开的智能农机推广相关政策文件赋分求得	29.149	6.529
		北斗导航设备购置补贴金额	元/套	3 879.630	2 225.761
	环境特征	年均气温	℃	12.125	4.138
		年降水量	ml	655.359	201.437

注：家庭总收入、农地经营规模、社会化服务参与程度、县域经济发展水平、县域智能农机市场供给能力、县域农机服务组织密度、智能农机政策支持力度、北斗导航设备购置补贴金额、年降水量9个变量在表中汇报为原值，后文实证模型中均取对数值。

1.2 数据来源

本研究使用的农户微观调研数据来自北京大学现代农学院和中国农业大学国家农业农村发展研究院2023年和2024年组织实施的农户农业生产专项调查。课题组主要从中国粮食主产区选定山东、河南、吉林、四川、安徽和陕西等六个省份为调查区域，采用分层抽样和随机抽样相结合的方法，在每个省随机选取两到三个县，每个县随机选取一到三个乡镇，以农户为单元开展一对一问卷访谈。最终，剔除关键信息缺失的样本后，共获取有效样本1 242个，其中在玉米生产过程中应用北斗导航拖拉机的农户有202个，占总样本的16.26%。县域层面数据来自相应年份的《中国县域统计年鉴》，部分缺失值通过各县市《国民经济和社会发展统计公报》进行填充。县域涉及智能农机或其装备销售的企业数量、县域经营范围包含农机业务的合作社数

量通过天眼查网站计算得到；年均气温和年降水量数据来自中国科学院地理科学与资源研究所的资源环境数据云平台，通过提取各县域范围内栅格数据求均值得到。智能农机政策支持力度的构造方法参考郭茜等[25]和闵师等[26]的研究思路，以调研数据年份为基准向前追溯三年，爬取并整理农户所在县级政府官网公开发布的与智能农机推广相关的政策文件，依据政策效力对文本进行分类赋分，并将同一县域内三年间的赋分结果加总求得。文本检索过程中，借助北大法宝数据库对可能遗漏的政策文件进行补充校验，以提高政策信息的完整性与准确性。文本赋分规则为法律法规及财政激励类文件赋值4分，规划、纲要和实施方案类文件赋值3分，办法、决定和意见类文件赋值2分，通知或公告类文件赋值1分。

2　研究方法

2.1 机器学习模型

近年来，机器学习方法在农业经济学研究中得到越来越广泛的应用[27]，尤其在精准预测、处理高维数据、识别复杂非线性关系等方面具有明显优势。考虑到传统计量方法在研究农户技术采纳行为时存在局限性，本研究借鉴刘媛等[28]的研究方法，引入多种机器学习算法对玉米种植户是否应用北斗导航拖拉机进行建模和预测。

具体来看，为保证模型结果的稳健性，选取了7类具有代表性的分类模型，包括支持向量机（Support Vector Machine, SVM）、决策树（Decision Tree, DT）、随机森林（Random Forest, RF）、梯度提升决策树（Gradient Boosting Decision Tree, GBDT）、分类梯度提升（Categorical Boosting, CatBoost）、轻量梯度提升（Light Gradient Boosting Machine, LightGBM）、极端梯度提升（Extreme Gradient Boosting, XGBoost）。在模型训练过程中，首先，将样本按7∶3的比例随机划分为训练集和测试集，并为所有模型设置固定的随机数种子，以确保结果的可重复性。其次，考虑到本研究的核心目标是在同一基准条件下比较不同模型的预测性能，并据此选出表现最优的模型用于特征重要性分析，因此在参数设置上均以其默认参数为基准。

2.2 SHAP值方法

在使用机器学习方法分析农户应用北斗导航拖拉机的复杂决策时，模型往往呈现“黑箱”特征，难以直接解释各影响因素的作用机制。为提升模型的可解释性并对特征重要性进行科学排序，本研究引入SHAP值方法，该方法源于合作博弈论框架，并由LUNDBERG和LEE[29]将其拓展应用于机器学习模型解释中。SHAP值方法的核心思想是通过计算每个特征变量在不同组合下对模型预测结果造成的影响，来衡量该特征对最终预测的平均贡献。具体做法是，将某个特征加入或移出所有可能的特征子集，比较模型输出结果的差异，并将这些差异按照合作博弈论的规则进行加权平均，得到该特征的Shapley值。Shapley值越大，说明该特征对预测结果的影响越强，其符号反映影响方向。SHAP可解释性方法属于一种与机器学习模型无关的事后解释方法，因此无需改变原有机器学习模型的结构，适用于本研究采用的GBDT、CatBoost、LightGBM、XGBoost等模型。Shapley值的计算如公式（1）所示：

$$\varphi_i(x)=\sum_{M\subseteq F\setminus\{i\}}\frac{|M|!(f-|M|-1)!}{f!}\left[x\left(M\cup\{i\}\right)-x(M)\right] \tag{1}$$

式中：$\varphi_i(x)$为某样本中第i个特征变量的Shapley值；F表示所有特征变量的集合；f表示特征变量总数；M表示剔除第i个特征变量后的子集；$|M|$是子集M中特征变量的个数；$x\left(M\cup\{i\}\right)$表示子集M包含第i个特征变量后的预测值；$x(M)$是子集M的预测值。最后，将各样本中第i个特征变量的Shapley绝对值取平均值，作为其全局重要性的度量，如公式（2）所示。

$$D_i=\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\left|\varphi_i^k(x)\right| \tag{2}$$

式中：N表示样本容量；D_i表示第i个特征变量的全局重要性，通过比较D_i的大小可以判断哪些特征在农户北斗导航拖拉机应用决策中发挥了关键作用。

3　结果与分析

3.1 Probit模型回归结果

在应用机器学习模型之前，首先使用Probit模型作为参照。从表2的回归结果来看，户主特征中农业培训参与次数在10%的水平上显著为正，说明农业知识与技术能力提升有助于农户应用北斗导航拖拉机；家庭禀赋中家庭总收入在10%的水平上显

著为正，表明经济条件良好、具备更强投资能力的农户更可能应用智能农机；经营条件中耕地块数在5%的水平上显著为负，可能是由于地块细碎化会增加机械作业难度，从而抑制北斗导航拖拉机的使用；密植对北斗导航拖拉机应用的影响显著为正，主要原因是密植对播种作业精度要求更高，农户更愿意采用北斗导航拖拉机；是否使用植保无人机在1%水平显著为正，可能的原因是已经应用无人机的农户对智慧农业技术有更高的认可度和使用习惯；区域发展中智能农机政策支持力度显著为正，说明政策支持和引导能够有效激励农户采用智能农机；外部环境中的降水量具有显著抑制作用，可能是因为潮湿环境易增加田间泥泞程度，降低机械作业效率，从而弱化农户的采纳意愿。

表2 玉米种植户北斗导航拖拉机应用影响因素分析的Probit模型回归结果

Table 2 Probit regression results for the analysis of factors influencing BeiDou navigation tractor adoption among maize farmers

变量名称	系数	标准误	变量名称	系数	标准误
性别	0.266	0.237	是否使用植保无人机	0.619***	0.137
年龄	−0.005	0.006	是否购买农业保险	0.024	0.126
文化程度	0.066	0.058	灾害损失程度	−0.000	0.002
农业培训参与次数	0.056*	0.029	县域经济发展水平	0.465	0.419
家庭总收入	0.120*	0.063	县域产业结构	0.005	0.015
家庭劳动力外出务工比例	−0.105	0.198	县域财政自给率	−0.916	1.100
是否加入合作社	0.194	0.126	县域智能农机市场供给能力	0.042	0.169
是否村干部户	0.122	0.127	县域农机服务组织密度	0.089	0.192
农地经营规模	0.045	0.068	智能农机政策支持力度	1.506***	0.478
耕地块数	−0.004**	0.002	北斗导航设备购置补贴金额	−0.566	4.116
是否密植	0.316**	0.129	年均气温	−0.158	0.102
是否成立家庭农场	0.129	0.141	年降水量	−1.426*	0.777
社会化服务参与程度	0.082	0.057			

注：***、**、*分别表示1%、5%、10%水平下显著。下表同。

总体来看，Probit模型为理解哪些因素显著影响农户应用北斗导航拖拉机，提供了清晰的方向性证据。然而，该模型仍然存在一定局限：首先，特征变量数量较多易产生多重共线性问题，弱化系数估计的稳定性；其次，多特征变量间关系复杂，应用Probit模型容易产生模型设定偏误；最后，Probit模型更关注显著性检验，难以系统比较各变量在预测中的相对重要性。基于上述考虑，本研究引入机器学习模型，对农户应用北斗导航拖拉机的影响因素进行更精准的预测和分析，以期为政策制定提供针对性的方案。

3.2 机器学习模型预测结果

3.2.1 不同机器学习模型性能比较

采用SVM、DT、RF、GBDT、CatBoost、LightGBM和XGBoost7类不同机器学习模型，对玉米种植户是否应用北斗导航拖拉机进行预测，表3展示了基于不同模型的预测效果。准确率反映模型预测正确的样本占全部样本的比例；精确率表示在所有被预测为应用北斗导航拖拉机的农户中，真正采用的比例；召回率表示在所有真实采用北斗导航拖拉机的农户中，模型成功识别出的比例；F_1值是精确率与召回率的调和平均值，综合衡量模型的预测性能。从各项指标结果来看，极端梯度提升模型的准确率、精确率、召回率、F_1值均为最高，预测效果最佳，故下文主要采用该方法展开预测，同时结合SHAP可解释性方法分析不同影响因素的重要性及作用方向。

3.2.2 不同特征变量重要性排序

本研究基于XGBoost模型对各特征变量的Shapley值进行计算，并参考刘媛等[28]的处理方式，将单个特征变量的Shapley绝对值占全部特征变量Shapley绝对值之和的比重作为其对预测结果的贡献度。由表4可知，在全部25个特征变量中，排名前十的特征变量累计贡献度高达72.133%，说明影响农户应用北斗导航拖拉机的因素相对集中，即模型预测结果主要由少数核心特征驱动。其中，智能农机政策支持力度的贡献度最高，表明在北斗导航拖拉机推广初期，外部政策激励是推动农户采

表3 不同机器学习模型对玉米种植户北斗导航拖拉机应用的预测效果评价

Table 3 Performance evaluation of different machine learning models for predicting the adoption of BeiDou navigation tractors among maize farmers

单位：%

模型	准确率	精确率	召回率	F_1
支持向量机	57.2	57.3	64.7	64.5
决策树	90.4	90.4	90.9	90.7
随机森林	92.8	93.4	91.3	92.3
梯度提升决策树	92.1	93.3	91.3	92.3
分类提升树	92.8	93.7	92.2	92.9
轻量梯度提升	93.1	94.2	92.2	93.2
极端梯度提升	93.4	94.3	92.8	93.5

纳决策的首要驱动力；家庭总收入的贡献度高达11.404%，凸显了经济基础在农户应用北斗导航拖拉机过程中的重要性；农地经营规模与耕地块数的贡献度合计达14.020%，意味着土地禀赋是决定农户北斗导航拖拉机应用可行性的重要基础；户主年龄与农业培训参与次数的贡献度分别为7.355%和7.142%，反映出农户人力资本特征在智能农机应用中的关键作用；是否使用植保无人机的贡献度为6.630%，意味着农户的技术采纳决策存在路径依赖和惯性。县域农机服务组织密度与社会化服务参与程度的贡献度分别为5.391%和3.582%，两者共同反映出农业生产性服务体系在推动智能农机应用中的重要支撑作用。

3.2.3 主要特征变量对农户北斗导航拖拉机应用的影响

为进一步刻画不同特征变量对玉米种植户北斗导航拖拉机应用决策的影响方向，基于各特征变量的Shapley值绘制总体样本的蜂群图。图1展示了重要性排名前20特征变量的Shapley值分布情况，其中每个点代表单个样本对应特征变量的Shapley值，该值为正表明相应特征倾向于提高农户应用北斗导航拖拉机的概率，反之则表示抑制作用；点的颜色代表特征值本身的大小，颜色越趋近于橙色表示该特征值越大。因此，以横坐标轴0值为界，若橙色点主要分布在横轴右侧，蓝色点主要分布在横轴左侧，意味着特征值越大，农户应用北斗导航拖拉机的可能性越高。

表4 基于SHAP值方法的特征变量重要性排序

Table 4 Ranking of feature variable importance based on the SHAP value method

排名	特征变量	|SHAP|均值	贡献度/%
1	智能农机政策支持力度	0.627	12.718
2	家庭总收入	0.562	11.404
3	农地经营规模	0.458	9.284
4	年龄	0.363	7.355
5	农业培训参与次数	0.352	7.142
6	是否使用植保无人机	0.327	6.630
7	县域农机服务组织密度	0.266	5.391
8	耕地块数	0.234	4.736
9	灾害损失程度	0.192	3.891
10	社会化服务参与程度	0.177	3.582

具体来看，在排名前20的特征变量中，户主层面的特征变量累计贡献度达到16.084%。其中，年轻、文化程度高、农业培训参与频繁的农户更易应用北斗导航拖拉机，说明人力资本越丰富，应用智能农机的可能性越高。其原因是，人力资本水平高的农户在信息获取、技术理解与装备应用方面具备更强的能力，因此对新装备的接受度更高，学习成本也更低。

家庭层面的特征变量累计贡献度为15.539%。其中，家庭总收入高的样本主要集中在Shapley值为正的区域，说明收入越高的农户越可能应用北斗导航拖拉机，其原因在于高收入家庭拥有更丰裕的物质资本，因此具备更强的资金储备能力和抗风险能力，从而承担智能农机应用的成本和风险。是否为村干部户变量中高特征值主要分布在Shapley值为正的区域，表明社会资本水平越高，农户越可能采用北斗导航拖拉机。原因是，社会资本水平较高的农户能够更早接触到智能农机相关政策信息与技术资源，从而更有可能率先成为新技术、新装备的采用者。

经营层面的特征变量累计贡献度最高，达到32.460%。其中，农地经营规模越大、地块越集中的农户越有可能采用北斗导航拖拉机，原因是土地规模连片能够显著提升北斗导航拖拉机的可操作性，最大程度地发挥其精准作业优势，从而实现技术应用的规模经济效益。使用植保无人机的农户更可能应用北斗导航拖拉机，反映出已采用先进技术的农户，更可能继续选择功能相近或互补的新技术，原因是植保无人机的先行使用经验，降低了农户对智能农机装备的感知风险，增强了其对技术效益的认可度，从而为应用北斗导航拖拉机创造条件。采用密植方式的农户更可能应用北斗导航拖拉机，原因是提供厘米级导航精度的北斗导航拖拉

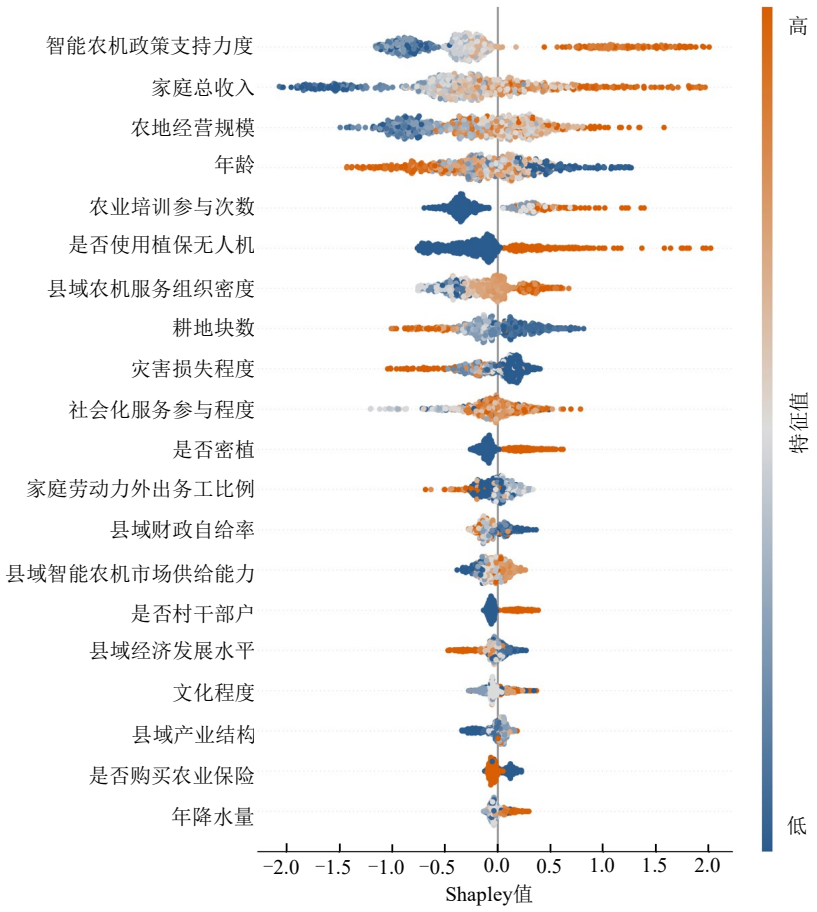


图 1 玉米种植户北斗导航拖拉机应用影响因素的 Shapley 值蜂群图

Fig. 1 Shapley value beeswarm plot of influencing factors for the adoption of Beidou navigation tractors by maize farmers

机，能够显著提高播种、施肥等环节的作业精度，满足密植条件下的精准作业需求，从而成为密植农户增产提效的优选工具。社会化服务参与程度高的农户应用北斗导航拖拉机的可能性显著提升，原因是社会化服务组织能为农户提供北斗导航拖拉机的作业服务，从而直接降低农户的应用成本。灾害损失程度较低的农户更倾向于应用北斗导航拖拉机，可能是因为灾害损失程度小的农户可支配资金相对充裕，因而有余力承担智能农机的应用成本。

区域层面的特征变量累计贡献度为 25.432%。其中，智能农机政策支持力度的影响最为突出，蜂群图中其橙色高特征值点几乎全部集中在 Shapley 值为正的右侧，表明政策支持力度越大，农户越可能采用北斗导航拖拉机。可能的原因是，政策支持力度越大意味着当地政府关于智能农机推广的政策导向和工作部署越明确，在行政力量的助推下，基层农业农村部门、社会化服务组织等主体会相应加大宣传推广、技术示范与培训力度，从而降低农户应用新装备的认知门槛与实际阻碍。县域智能农机市场供给能力的增强与农机服务组织密度的提高，有助于北斗导航拖拉机的普及应用。主要原因是，充足的智能农机供给能够使农户更便捷地获得设备、配件及售后服务，同时高密度的农机服务组织网络可通过设备租赁、机械服务等形式，降低农户智能农机的使用门槛，促进本地区智能农机的推广。

值得注意的是，是否购买农业保险、县域经济发展水平，以及年降水量三个变量在 Shapley 值蜂群图中呈现出的影响方向与 Probit 模型的估计结果相反，可能的原因是这三个变量的整体贡献度相对有限，对响应变量的边际影响缺乏稳健性。同时，Probit 模型作为参数模型，可能存在遗漏变量或函数形式设定偏误，从而导致两种方法的结果产生差异。

3.2.4 稳健性检验

为了检验 XGBoost 模型结果的可靠性，参考表 3 中不同机器学习模型的预测性能，选取除 XGBoost 模型之外，预测效果排名靠前的两个机器学

习模型进行稳健性检验，具体包括分类梯度提升和轻量梯度提升。从表5的结果来看，尽管两种替代模型的特征重要性排序存在细微差异，但前十位的核心特征变量与XGBoost模型高度一致，说明影响农户采用北斗导航拖拉机的关键因素在不同模型中表现出良好的稳健性。进一步来看，所有关键特征变量的影响方向在不同模型间也保持一致，这表明本研究关于影响因素的判断并非特定机器学习算法所致，而是具有较强的稳健性。

表5　其他机器学习模型对玉米种植户北斗导航拖拉机应用的预测结果

Table 5　Predictive results of other machine learning models for BeiDou navigation tractor adoption among maize farmers

排名	分类梯度提升			轻量梯度提升		
	特征变量	贡献度/%	影响方向	特征变量	贡献度/%	影响方向
1	智能农机政策支持力度	9.887	正向	家庭总收入	12.228	正向
2	农地经营规模	9.150	正向	智能农机政策支持力度	11.437	正向
3	家庭总收入	8.508	正向	农地经营规模	8.877	正向
4	是否使用植保无人机	8.338	正向	年龄	8.516	负向
5	年龄	7.287	负向	县域农机服务组织密度	6.510	正向
6	县域农机服务组织密度	5.650	正向	是否使用植保无人机	5.875	正向
7	社会化服务参与程度	4.894	正向	农业培训参与次数	5.694	正向
8	农业培训参与次数	4.889	正向	社会化服务参与程度	5.018	正向
9	县域智能农机市场供给能力	3.863	正向	耕地块数	4.998	负向
10	灾害损失程度	3.449	负向	灾害损失程度	3.506	负向

为进一步检验模型结果是否依赖于特定的样本划分方式，在保持模型结构与参数设置不变的前提下，将训练集与测试集的划分方式由原来的7∶3替换为8∶2，重新训练XGBoost模型并计算各特征变量的贡献度和影响方向。表6展示了替换训练集划分方式后的预测结果，可以看出在新的样本划分下变量的重要性排序与基准模型基本一致，智能农机政策支持力度、家庭总收入、农地经营规模仍然是影响农户应用北斗导航拖拉机的主要因素。同时，各特征变量影响方向也与基准模型完全一致，说明本研究的核心结论不依赖于特定样本划分设定，具有较强的稳健性。

表6　不同训练集划分方式下机器学习模型对玉米种植户北斗导航拖拉机应用的预测结果

Table 6　Prediction results under different training set splitting strategies for BeiDou navigation tractor adoption among maize farmers

排名	特征变量	贡献度/%	影响方向
1	智能农机政策支持力度	11.811	正向
2	家庭总收入	11.047	正向
3	是否使用植保无人机	8.199	正向
4	农地经营规模	7.659	正向
5	年龄	6.936	负向
6	县域农机服务组织密度	6.533	正向
7	农业培训参与次数	5.921	正向
8	灾害损失程度	4.518	负向
9	社会化服务参与程度	4.271	正向
10	耕地块数	3.981	负向

3.2.5　异质性分析

在开展异质性分析之前，首先评估了XGBoost模型在不同样本中的预测效果。表7表明，该模型在各类样本中的预测性能整体较高，准确率、精确率、召回率及F_1值均保持在0.90左右甚至更高，说明XGBoost模型在不同子样本中具有较好的预测效果，下文基于各特征变量Shapley值的分析可信度较高。

在基于不同农地经营规模的异质性分析方面，考虑到不同经营规模的农户在生产决策、资源禀赋、机械作业条件等方面存在显著差异，参照许庆等[30]的做法，将农地经营规模小于2 hm^{2}的农户划分为小农户，大于等于2 hm^{2}的农户划分为规模户，并以此为依据进行特征变量重要性的对比分析。表8的结果表明，两类农户在北斗导航拖拉机应用的关键决定因素上呈现显著差异。小农户的北斗导航拖拉机应用更依赖示范效应与外部服务支撑，其中“是否使用植保无人机”是最具解释力的变量，这表明促进小农户应用北斗导航拖拉机需要眼见为实的示范经验，小农户先行使用植保无人机能够使

表7 不同子样本下XGBoost模型对玉米种植户北斗导航拖拉机应用的预测效果评价

Table 7 Predictive performance of the XGBoost model for BeiDou navigation tractor adoption among maize farmers across different subsamples

单位:%

分样本	准确率	精确率	召回率	F_1
小农户	96.2	95.7	96.7	96.2
规模户	89.3	91.9	87.0	89.4
低年龄	93.1	95.0	91.6	93.3
高年龄	92.1	90.4	95.0	92.6
地形条件优	95.0	93.9	93.7	98.8
地形条件劣	89.4	92.2	87.6	89.8

其明确认识到应用智能农机的效益，从而增强对新技术、新装备的认可度，为应用北斗导航拖拉机创造条件。其次，县域农机服务组织密度、社会化服务参与程度，以及家庭总收入的重要性均居于前列，表明小农户在智能农机装备应用过程中高度依赖外部社会化服务体系，以弥补自身规模小、资金有限和技术经验不足带来的劣势。可见，在政策设计和推广策略中应优先强化小农户社会化服务的可获得性，降低其应用智能农机装备的经济门槛。相比之下，规模户的智能农机应用行为更明显受到政策激励和经营效益的驱动。在规模户样本中，智能农机政策支持力度的解释力最强，说明规模经营主体对政策支持和导向具有较高敏感性，能够快速响应政策信号进行技术投资。是否密植和耕地块数的重要性排名也位居前列，说明规模户更加重视通过技术集成和集中连片经营来提升机械作业效率，进而实现规模效益最大化。因此，促进规模户应用智能农机装备，应以土地适度集中为基础，以农机农艺配套为支撑，构建一体化的高效生产体系。

表8 基于不同农地经营规模的玉米种植户北斗导航拖拉机应用影响因素分析结果

Table 8 Analysis results of influencing factors on BeiDou navigation tractor adoption among maize farmers across different farmland operation scales

排名	小农户		规模户	
	特征变量	|SHAP|均值	特征变量	|SHAP|均值
1	是否使用植保无人机	1.357	智能农机政策支持力度	0.834
2	县域农机服务组织密度	0.791	家庭总收入	0.413
3	年龄	0.454	是否密植	0.402
4	家庭总收入	0.447	年龄	0.401
5	社会化服务参与程度	0.430	耕地块数	0.340

在基于不同年龄的异质性分析方面，考虑到农户年龄直接影响其风险偏好、技术接受能力，以及信息获取渠道，将农户按照年龄中位数进行划分，低于中位数的农户归为低年龄组，高于中位数的归为高年龄组，并以此进行特征变量重要性比较分析。表9的结果显示，低年龄组农户应用北斗导航拖拉机呈现经济和政策驱动型特征。其中，家庭总收入和社会化服务参与程度是影响其智能农机应用的关键因素，说明年轻农户对智能农机的采用高度依赖其经济承受能力；是否使用植保无人机和智能农机政策支持力度的重要性位居前列，表明低年龄农户在积累智能农机应用经验的基础上，更愿意扩大技术使用范围，并且对外部政策激励和引导表现出更高的响应度。高年龄组农户应用北斗导航拖拉机表现出服务依赖和风险规避型特征。其中，县域农机服务组织密度是最具解释力的变量，说明完善的社会化服务体系使高年龄农户无需掌握技术细节，也能低成本享受科技进步带来的红利。同时，农地经营规模和是否加入合作社对高年龄农户北斗导航拖拉机应用决策具有显著影响，原因是扩大农地经营规模及加入合作社能够提升农户的规模化和组织化程度，从而分摊应用北斗导航拖拉机的各类成本，降低新装备的使用风险。可见，智能农机推广政策应充分考虑年龄差异。对低年龄群体，侧重提供金融支持和明确的政策激励，鼓励其成为技术的先行者。对于高年龄群体，重点完善社会化服务网络，提升其智能农机应用的便捷性；同时，应强化家庭农场、合作社等经营主体的统一作业、机械租赁与托管服务能力，使高年龄农户能够依托规模化、组织化优势分散智能农机应用风险。

在基于不同地形条件的异质性分析方面，考虑到地形条件对机械作业便利性及农业生产成本产生影响，将调研样本按照是否处于平原地区，划分为地形条件劣与地形条件优两组，并基于SHAP值进

表9 基于不同年龄的玉米种植户北斗导航拖拉机应用影响因素分析结果

Table 9 Analysis results of influencing factors on BeiDou navigation tractor adoption among maize farmers across different age groups

排名	低年龄		高年龄	
	特征变量	|SHAP|均值	特征变量	|SHAP|均值
1	家庭总收入	0.714	县域农机服务组织密度	1.024
2	是否使用植保无人机	0.682	家庭总收入	0.534
3	智能农机政策支持力度	0.655	农地经营规模	0.515
4	农地经营规模	0.413	智能农机政策支持力度	0.487
5	社会化服务参与程度	0.323	是否加入合作社	0.329

行特征变量重要性的对比分析。表10的结果显示，地形条件劣的农户应用北斗导航拖拉机呈现出资源禀赋与政策驱动型特征。其中，农地经营规模的解释力位居首位，说明在地形条件受限的地区，只有达到一定规模的地块才具备应用智能农机的基础。年龄与是否使用植保无人机位列其后，表明在复杂地形下，具有新技术经验的年轻群体更倾向于克服环境约束尝试智能农机装备。同时，智能农机政策支持力度排名第4位，反映出在自然条件较差区域，政府的政策激励是弥补先天环境劣势、驱动农户技术采纳的关键外部推力。相较之下，地形条件优的农户应用北斗导航拖拉机表现出服务获取与人力资本驱动型特征。其中，县域农机服务组织密度和社会化服务参与程度是最具解释力的变量之一，说明在机械作业环境良好的地区，完善的社会化服务体系能够极大降低农户的应用门槛。农业培训参与次数和年龄的重要性排名紧随其后，表明平原地区农户的人力资本水平是决定其采纳决策的关键动力。可见，智能农机推广在地形条件较差地区，应以推进农田宜机化改造为基础，通过政策倾斜和补贴激励，推动具备规模优势的经营主体率先应用，发挥其示范带动作用；在地形条件优越的地区，政策重心应转向完善农机社会化服务体系，同时加强农业技术培训与数字化服务支持，提升农户的技术应用能力。

表10 基于不同地形条件的玉米种植户北斗导航拖拉机应用影响因素分析结果

Table 10 Analysis results of influencing factors on BeiDou navigation tractor adoption among maize farmers across different topographical conditions

排名	地形条件劣		地形条件优	
	特征变量	|SHAP|均值	特征变量	|SHAP|均值
1	农地经营规模	0.729	县域农机服务组织密度	0.791
2	年龄	0.559	家庭总收入	0.496
3	是否使用植保无人机	0.556	农业培训参与次数	0.383
4	智能农机政策支持力度	0.445	年龄	0.379
5	家庭总收入	0.417	社会化服务参与程度	0.351

4 结论与建议

以北斗导航拖拉机为代表的智能农机是培育农业新质生产力和保障粮食安全的关键支撑。为推动北斗导航农机大范围普及，本研究基于全国6省1 242份玉米种植户的微观调研数据，从户主特征、家庭禀赋、经营条件、区域发展与外部环境五个维度构建分析框架，运用可解释机器学习方法，识别影响农户应用北斗导航拖拉机的关键驱动因素。研究发现，农户对北斗导航拖拉机的应用决策呈现出“少数核心因素主导”的特征，其中智能农机政策支持力度、家庭总收入、农地经营规模、年龄及农业培训参与次数位列前五。这表明，政策激励、经济基础、土地禀赋与人力资本水平是影响农户北斗导航拖拉机应用决策的首要因素。从影响方向看，丰裕的人力资本、物质资本与社会资本能够有效消除技术应用门槛；土地集中连片和互补性技术的应用显著提高了北斗导航拖拉机的适配性；政策支持体系与社会化服务网络的完善为农户应用行为创造

有利条件。异质性分析发现，小农户的智能农机应用更依赖示范效应与外部服务支撑，而规模户的采纳决策更突出政策激励与经营效益导向；低年龄农户的北斗导航拖拉机应用呈现明显的经济与政策驱动特征，而高年龄农户则表现出服务依赖与风险规避型特征；地形条件较差的农户使用北斗导航拖拉机呈现出资源禀赋与政策驱动型特征，而地形条件优越的农户使用该装备表现为服务获取与人力资本驱动型特征。

基于上述研究结论，提出如下政策建议。第一，优化政策支持的着力点，实现从降低准入成本向提升综合效益转型。研究结论证实，政策支持力度与家庭收入是驱动农户应用北斗导航拖拉机的核心因素。考虑到当前智能农机终端价格已显著下降，政策重心应由单纯的硬件购置补贴向应用效能提升的方向转变。一方面，实施差异化补贴策略。针对经营规模较小、收入水平较低的农户，应重点支持老旧机械的智能化改造，将补贴范围延伸至北斗导航的软件升级与数据流量费用，降低农户在实际生产中的投入成本。另一方面，探索由补购置向补作业延伸。建立与作业面积、作业环节覆盖度或实际作业效果相挂钩的补贴机制，引导农户在实际生产场景中规范、持续地使用北斗导航拖拉机，提升政策资金的使用效能。第二，推动农地适度规模经营，提升智能农机应用的适配条件。针对土地禀赋对技术采纳的重要影响，建议通过土地流转、托管服务等方式促进地块集中连片，以充分发挥北斗导航拖拉机的精准作业优势。此外，应积极推动农机与农艺的协同应用，在适宜条件下将北斗导航拖拉机与密植技术深度绑定，从而进一步放大智能农机的节本增效潜力。第三，完善社会化服务与培训体系，面向不同群体实施差异化推广策略。考虑到不同经营规模及年龄群体在技术采纳中存在显著差异，应采取分类施策的推广方式。一方面，针对小农户服务依赖与高龄农户风险规避特征，应大力扶持农机专业合作社、农业生产托管组织等社会化服务主体，为其提供代耕代种、土地托管等菜单式的智能农机作业服务。另一方面，对于具备规模优势和较强学习能力的农户，应重点倾斜数字技能与实操培训资源，着力加强设备维护、数据管理等技术指导，充分发挥其在智能农机推广应用中的“领头羊”作用。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] 魏后凯, 崔凯. 建设农业强国的中国道路: 基本逻辑、进程研判与战略支撑[J]. 中国农村经济, 2022(1): 2-23.
WEI H K, CUI K. The Chinese road of building an agricultural powerhouse: Basic logic, process judgment and strategic support [J]. Chinese Rural Economy, 2022(1): 2-23.

[2] 高鸣, 杨新宇. 农业增效益: 数字技术赋能粮食产业高质量发展的实践进路[J]. 学习与探索, 2025(2): 23-32, 2.
GAO M, YANG X Y. Increasing agricultural benefits: The practical path of digital technology empowering the high-quality development of the grain industry[J]. Study & Exploration, 2025(2): 23-32, 2.

[3] CHANCELLOR W. Exploring the relationship between information and communication technology (ICT) and productivity: Evidence from Australian farms[J]. Australian Journal of Agricultural and Resource Economics, 2023, 67(2): 285-302.

[4] 姚科艳, 陈利根, 刘珍珍. 农户禀赋、政策因素及作物类型对秸秆还田技术采纳决策的影响[J]. 农业技术经济, 2018(12): 64-75.
YAO K Y, CHEN L G, LIU Z Z. The influence of farmer's endowment, policy factors and crop types on the adoption decision of straw returning technology[J]. Journal of Agrotechnical Economics, 2018(12): 64-75.

[5] 李亚娟, 马骥. 科学施肥技术的收入效应差异分析——基于粮农初始禀赋的实证估计[J]. 农业技术经济, 2021(7): 18-32.
LI Y J, MA J. Analysis of income effect differences of scientific fertilization technology: An empirical estimation based on farmers' initial endowment[J]. Journal of Agrotechnical Economics, 2021(7): 18-32.

[6] BARNES A P, SOTO I, EORY V, et al. Exploring the adoption of precision agricultural technologies: A cross regional study of EU farmers[J]. Land Use Policy, 2019, 80: 163-174.

[7] ZEGEYE M B, MESHESHA G B, SHAH M I. Measuring the poverty reduction effects of adopting agricultural technologies in rural Ethiopia: Findings from an endogenous switching regression approach[J]. Heliyon, 2022, 8(5).

[8] KHANNA M, ATALLAH S S, KAR S, et al. Digital transformation for a sustainable agriculture in the United States: Opportunities and challenges[J]. Agricultural Economics, 2022, 53(6): 924-937.

[9] 杨建辉, 张凯旋. 社会资本、农作物差异与农业化学投入替代技术的采纳——基于山东942份农户调查数据[J]. 农业技术经济, 2024(6): 90-106.
YANG J H, ZHANG K X. Social capital, crop differences and adoption of alternative technologies for agrochemical inputs: Based on the survey data of 942 farmers in Shandong Province [J]. Journal of Agrotechnical Economics, 2024(6): 90-106.

[10] BLASCH J, VAN DER KROON B, VAN BEUKERING P, et al. Farmer preferences for adopting precision farming technologies: A case study from Italy[J]. European Review of Agricultural Economics, 2022, 49(1): 33-81.

[11] 杜三峡, 罗小锋, 黄炎忠, 等. 技术评价对农户绿色防控技术采纳行为的影响[J]. 农业技术经济, 2024(3): 63-77.
DU S X, LUO X F, HUANG Y Z, et al. Research on the influence of technology evaluation on farmers' adoption behavior of green control technology[J]. Journal of Agrotechnical Economics, 2024 (3): 63-77.

[12] KHANNA M. Digital transformation of the agricultural sector: Pathways, drivers and policy implications[J]. Applied Economic Perspectives and Policy, 2021, 43(4): 1221-1242.

[13] HANSON E D, COSSETTE M K, ROBERTS D C. The adoption and usage of precision agriculture technologies in North Dakota [J]. Technology in Society, 2022, 71: 102087.

[14] 路之纤, 陈煌, 王金霞. 突破信息壁垒: 信息干预对农户智能农机支付意愿的影响[J]. 中国农村观察, 2026, 47(1): 110-133.
LU Z X, CHEN H, WANG J X. Breaking information barriers: The impact of information intervention on farmers' willingness to pay for smart agricultural machinery[J]. China Rural Survey, 2026, 47(1): 110-133.

[15] 郭峰, 陶旭辉. 机器学习与社会科学中的因果关系: 一个文献

综述[J]. 经济学(季刊), 2023, 23(1): 1-17.
GUO F, TAO X H. Machine learning and causal relationship in social science: A literature review[J]. China Economic Quarterly, 2023, 23(1): 1-17.
[16] 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.
[17] 洪永淼, 汪寿阳. 大数据如何改变经济学研究范式?[J]. 管理世界, 2021, 37(10): 40-55, 72, 56.
HONG Y M, WANG S Y. How is big data changing economic research paradigms? [J]. Management World, 2021, 37(10): 40-55, 72, 56.
[18] 苏岚岚, 王凯龙, 于艳丽. 高标准农田建设促进智慧农业技术采纳了吗?[J]. 经济与管理研究, 2026, 47(4): 81-98.
SU L L, WANG K L, YU Y L. Can high-standard farmland construction facilitate the adoption of smart agriculture technologies? [J]. Research on Economics and Management, 2026, 47(4): 81-98.
[19] ZHANG H Y, SONG Y J, WANG Y, et al. Refining pesticide use to reduce yield loss: How drone plant protection transforms smallholder pest management[J]. Food Policy, 2026, 139: 103035.
[20] 张正平, 董晶. 因普惠而低碳: 数字普惠金融对农村家庭消费碳排放的影响[J]. 农业技术经济, 2026(4): 126-144.
ZHANG Z P, DONG J. Low carbon because of inclusive finance? The impact of digital financial inclusion on consumption carbon emission of rural households in China[J]. Journal of Agrotechnical Economics, 2026(4): 126-144.
[21] 黄绍升, 闫春. 短视频推广对绿色防控技术采纳的渗透效应——基于469位农业创业者的调研数据[J]. 科技管理研究, 2026, 46(8): 230-239.
HUANG S S, YAN C. The penetration effect of short video promotion on the adoption of green prevention and control technologies: Based on survey data from 469 agricultural entrepreneurs [J]. Science and Technology Management Research, 2026, 46(8): 230-239.
[22] 罗明忠, 雷显凯. 非农就业经历、风险偏好与新型职业农民生产技术采纳[J]. 江苏大学学报(社会科学版), 2022, 24(2): 44-56.
LUO M Z, LEI X K. Non-agricultural employment experience, risk preference and new farmers' adoption of production technology[J]. Journal of Jiangsu University (Social Sciences Edition), 2022, 24(2): 44-56.
[23] 王明利, 鄢朝辉. 统筹发展"四个农业"的现实挑战与路径选择[J]. 中国农村经济, 2026(3): 3-25.
WANG M L, YAN Z H. Realistic challenges and path choices for coordinated development of the "four agricultures"[J]. Chinese Rural Economy, 2026(3): 3-25.
[24] 邓远远, 朱俊峰. 粮食种植户保护性耕作技术采纳决策——影响因素及其异质性特征[J]. 中国农业大学学报, 2023, 28(12): 248-261.
DENG Y Y, ZHU J F. Grain farmers' conservation tillage technology adoption behavior: Influencing factors and its heterogeneity characteristics[J]. Journal of China Agricultural University, 2023, 28(12): 248-261.
[25] 郭茜, 韩嵩, 李倩. "公转铁"政策对京津冀绿色物流效率的影响[J]. 中国流通经济, 2024, 38(3): 45-55.
GUO Q, HAN S, LI Q. The impact of "translocation from road to railway" policy on the green efficiency of logistics in Beijing-Tianjin-Hebei[J]. China Business and Market, 2024, 38(3): 45-55.
[26] 闵师, 刘文丽, 杨敏达, 等. 乡镇农贸市场对农村居民膳食平衡水平的影响[J]. 中国农村观察, 2025(6): 62-80.
MIN S, LIU W L, YANG M D, et al. The impact of township farmers' markets on the dietary balance of rural residents[J]. China Rural Survey, 2025(6): 62-80.
[27] 仇焕广, 王丹丹, 于晓华, 等. 关于机器学习在农业经济领域应用的若干思考[J]. 农业经济问题, 2025(10): 4-25.
QIU H G, WANG D D, YU X H, et al. Reflections on the application of machine learning in agricultural economics [J]. Issues in Agricultural Economy, 2025(10): 4-25.
[28] 刘媛, 熊柴, 蔡继明. 农民工进城落户的意愿为什么不高?——基于可解释机器学习方法的分析[J]. 中国农村经济, 2025(4): 20-41.
LIU Y, XIONG C, CAI J M. Why are rural migrant workers not willing to transfer Hukou to cities? An analysis based on interpretable machine learning methods[J]. Chinese Rural Economy, 2025(4): 20-41.
[29] LUNDBERG S M, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30.
[30] 许庆, 陆钰凤, 章元. 规模经营补贴与粮食量质安全——来自规模经营农户的证据[J]. 经济研究, 2022, 57(11): 121-137.
XU Q, LU Y F, ZHANG Y. Subsidy to large-scale farming and food quantity-quality security: Evidence from large-scale farmers [J]. Economic Research Journal, 2022, 57(11): 121-137.

How Is Smart Agricultural Machinery Adopted by Farmers? Micro-Evidence from Beidou Navigation Tractors

HUI Liwei[1], CAI Hailong[1*], YI Hongmei[2]

（1. *College of Economics and Management*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*; 2. *School of Advanced Agricultural Sciences*, *Peking University*, *Beijing* 100081, *China*）

Abstract: [Objective] As agricultural modernization accelerates, intelligent agricultural machinery is playing an increasingly important role in enhancing productivity and ensuring food security. Among these technologies, BeiDou navigation tractors have shown considerable potential in improving operational precision and efficiency. However, their adoption among farmers remains limited, and large-scale diffusion has yet to be achieved. Understanding what drives or constrains farmers' adoption decisions is therefore critical for promoting the effective use of intelligent agricultural machinery. The aim of this research is to identify the key determinants of farmers' adoption behavior and to uncover the underlying mechanisms shaping these decisions. **[Methods]** Micro-survey data collected from 1 242 maize farmers across six provinces in China were used as the basis. An analytical framework was constructed from five dimensions, including household head characteristics, family endowments, operational conditions, regional development, and the external environment. Explainable machine learning methods were employed to identify the key driving factors influencing farmers' adoption

of BeiDou navigation tractors. **[Results and Discussions]** The results showed that farmers' adoption decisions regarding BeiDou navigation tractors were characterized by the dominance of a small number of core factors. Among these, policy support for intelligent agricultural machinery, total household income, farm size, age, and participation in agricultural training ranked as the top five determinants. This indicated that policy incentives, economic capacity, land endowments, and human capital were the primary factors influencing farmers' adoption decisions. In terms of the direction of influence, stronger human, physical, and social capital effectively reduced the barriers to technology adoption. The consolidation and contiguity of farmland, together with the application of complementary technologies, significantly improved the suitability of BeiDou navigation tractors. In addition, a well-developed policy support system and agricultural socialized service network created favourable conditions for adoption. The heterogeneity analysis further revealed that smallholder farmers relied more on demonstration effects and external service support, whereas large-scale farmers' adoption decisions were more strongly driven by policy incentives and economic returns. Younger farmers exhibited adoption behaviour that was more evidently driven by economic and policy factors, while older farmers showed greater dependence on services and a stronger tendency towards risk aversion. Farmers operating under less favourable terrain conditions were more influenced by resource endowments and policy support, whereas those in more favourable conditions were more driven by access to services and human capital. **[Conclusions]** Based on these findings, it is suggested that promoting the large-scale adoption of intelligent agricultural machinery requires improvements in policy support. First, the focus should shift from hardware subsidies to performance enhancement. On the one hand, differentiated subsidy policies should be implemented. On the other hand, subsidy mechanisms should be extended from equipment purchase to operational use. Second, efforts should be made to promote moderate-scale farmland management in order to improve the conditions for applying intelligent agricultural machinery. This includes facilitating land transfer and service arrangements such as land trusteeship to encourage land consolidation and contiguity, thereby enabling the precision operation advantages of BeiDou navigation tractors to be fully realised. At the same time, the coordinated application of agricultural machinery and agronomic practices should be promoted. Under suitable conditions, integrating BeiDou navigation tractors with high-density planting techniques can further enhance their cost-saving and efficiency-improving potential. Finally, it is necessary to improve the agricultural socialized service system and training framework, and to implement differentiated promotion strategies for different groups. On the one hand, greater support should be given to agricultural machinery cooperatives and agricultural service organisations to provide outsourced services such as ploughing, planting, and land management for smallholders. On the other hand, more digital skills and practical training resources should be directed towards large-scale farmers, alongside technical guidance on equipment maintenance and data management, so as to better utilise their leading role in the adoption and diffusion of intelligent agricultural machinery.

Keywords: maize farmers; BeiDou navigation; tractors; influencing factors; machine learning; intelligent agricultural machinery

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (72373142, 72361147522)

First author: HUI Liwei, E-mail: huilw2024@163.com
***Corresponding author:** CAI Hailong, E-mail: caihlmail@cau.edu.cn