

基于 XGBoost-SHAP 模型的太湖流域居民生态补偿支付意愿影响因素研究

邓梦华^{1,2,3}, 张天舒¹, 陈军飞^{1,2}

(1. 河海大学商学院, 江苏 南京 211100; 2. 河海大学江苏长江保护与高质量发展研究基地, 江苏 南京 210098;
3. 常州市工业大数据挖掘与知识管理重点实验室, 江苏 常州 213200)

摘要:在对太湖流域居民生态补偿支付意愿调查的基础上,基于可解释机器学习模型 XGBoost-SHAP 分析了居民生态补偿支付意愿的影响因素,并比较了有支付意愿和没有支付意愿居民之间影响因素的差异。结果表明:影响太湖流域居民生态补偿支付意愿最重要的3个因素为学历、收入和生态环境保护意愿;单个居民之间的支付意愿影响因素呈现一定的差异,尤其是有支付意愿和没有支付意愿居民之间的影响因素差异显著;总体而言,增强居民生态环境保护意识和加大生态补偿政策的宣传可以提升流域居民参与生态补偿的意愿。

关键词:生态补偿;支付意愿;XGBoost;SHAP;可解释机器学习;太湖流域

中图分类号:TV213.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-9511(2024)02-0044-07

Study on influencing factors of residents' willingness to pay for eco-compensation based on XGBoost-SHAP in Taihu Basin//DENG Menghua^{1,2,3}, ZHANG Tianshu¹, CHEN Junfei^{1,2} (1. Business School, Hohai University, Nanjing 211100, China; 2. Jiangsu Research Base of Yangtze Institute for Conservation and High-Quality Development, Hohai University, Nanjing 210098, China; 3. Changzhou Key Laboratory of Industrial Big Data Mining and Knowledge Management, Changzhou 213200, China)

Abstract: Based on the survey of residents' willingness to pay for eco-compensation in the Taihu Basin, this paper analyzes the important factors that influence the residents' willingness to pay for eco-compensation using the interpretable machine learning model XGBoost-SHAP and then compares the difference between those who are willing and those who are unwilling to pay for eco-compensation. The results show that the three most important influencing factors are education, annual income, and the willingness to protect the ecological environment. The important influencing factors are different among individuals, especially those who are willing and those who are unwilling to pay for eco-compensation are obviously different. Enhancing the awareness of ecological environment protection of public and increasing the publicity of eco-compensation policies can improve the willingness to pay for eco-compensation.

Key words: eco-compensation; willingness to pay; XGBoost; SHAP; interpretable machine learning; Taihu Basin

流域水生态和水环境治理是推进国家治理体系现代化的重要课题。结合流域生态系统服务付费和政府管控要求,我国先后在黄河流域^[1]、新安江流域^[2]、渭河流域^[3]和九洲江流域^[4]等开展了生态补偿试点工作。实践证明,生态补偿有效地改善了流域的生态环境,促进了社会经济的可持续发展^[5-7]。然而,我国对于流域生态补偿的研究尚不完善,补偿标准存在滞后性,补偿资金以政府财政转移支付为主,缺少有效地引导和动员社会公众参与流域生态环境治理的机制^[8]。为进一步提升流域生态补偿

效果,需要拓展补偿资金筹集渠道,构建多主体协同治理的流域生态补偿机制^[9-11]。居民是流域生态补偿最直接的参与者和最重要的受益者,引导流域居民参与生态补偿有利于构建多元化的生态补偿机制并提升生态补偿效益^[12-13]。因此对流域居民生态补偿支付意愿及其影响因素进行研究,对提高居民参与生态补偿的积极性并建立多元化和市场化的流域生态补偿机制具有重要意义。

支付意愿影响因素分析常用的方法有逻辑回归模型、Tobit 回归模型和 OLS 模型等^[14]。吴健等^[15]

基金项目:国家自然科学基金项目(42001250);常州市领军型创新人才引进培育项目(CQ20210095)

作者简介:邓梦华(1985—),女,副教授,博士,主要从事水资源管理和流域生态补偿研究。E-mail:dengmenghua@hhu.edu.cn

使用多元逻辑回归模型对居民污水处理支付意愿的影响因素进行了分析;刘雅轩等^[16]利用 Tobit 模型探讨了居民参与居住地绿地建设支付意愿的影响因素;王泽国等^[17]运用 Probit 回归模型对影响农户购买天气指数保险的因素进行了研究。居民的流域生态补偿支付意愿是性别、年龄、收入、受教育程度和生态环境保护意识等众多因素相互作用的结果^[18]。然而,上述模型大多依赖于线性判别式的假定,忽略了变量之间的相互作用,且缺少变量之间重要性以及对比性的研究。极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)算法在梯度提升决策树(gradient boosting decision tree, GBDT)的基础上,通过耦合多个基学习器能够有效地对多变量及其相互作用关系进行分析^[19]。与 Adaboost、Tree Regression、Random forest 等机器学习模型相比较, XGBoost 算法误差更小,精度更高,处理速度更快^[20]。然而, XGBoost 算法虽然可以对数据集中影响因素的重要性进行分析,但在决策过程中其“黑箱”的特性使其不能准确地对输入和输出间的关系进行解释^[21]。为此,本研究在 XGBoost 算法的基础上,引入 SHAP 解释方法对太湖流域居民的生态补偿支付意愿影响因素进行分析,提高结果的可解释性^[22]。

太湖流经江苏省、安徽省、浙江省和上海市,是我国五大淡水湖之一。随着流域经济的快速发展,太湖污染物排放量剧增,导致流域水环境和水生态破坏严重^[23-24]。为改善太湖流域水生态环境,我国从 2008 年开始在太湖流域开展生态补偿试点工作。经过多年的治理,太湖流域水环境和水生态得到了有效改善,但是与治理目标仍然存在较大的差距。目前,已经开展的生态补偿往往基于政府之间的财政转移支付,社会公众等多主体参与的生态补偿机制尚未建立^[25]。

本研究基于 XGBoost-SHAP 模型探讨了所有调查样本和单个调查样本支付意愿的影响因素,且对愿意参加和不愿意参加生态补偿的居民的影响因素进行了对比分析。在此基础上,对单个样本支付意愿的影响因素进行了可视化解读,为针对性地制定相关政策,从而提升全体居民的生态补偿支付意愿提供决策参考。

1 研究方法

XGBoost 算法是一种基于梯度增强算法的集成机器学习算法,通过将目标函数二阶泰勒展开提升残差估计的准确性,并加入正则项避免过拟合,使得该算法兼具准确性和运算效率^[26]。然而, XGBoost 算法虽然可以对特征重要性进行度量,但是无法准

确判断每个特征和最终预测结果的关系。为此, Lundberg 于 2017 年在博弈论 Shapley 值的启发下提出具有输出结果可加一致性的解释模型 SHAP (shapley additive explanations)^[27]。SHAP 算法认为模型的预测值是输入特征合作的结果,由此根据每个样本每个特征的 SHAP 值可以得到每个特征对预测结果的贡献度。

本研究利用 XGBoost 算法构建居民生态补偿支付意愿影响因素分析模型,在此基础上,融合 SHAP 算法对各个变量的重要性进行量化和归因,进而对单个样本变量的重要性进行分析。具体模型研究框架见图 1。

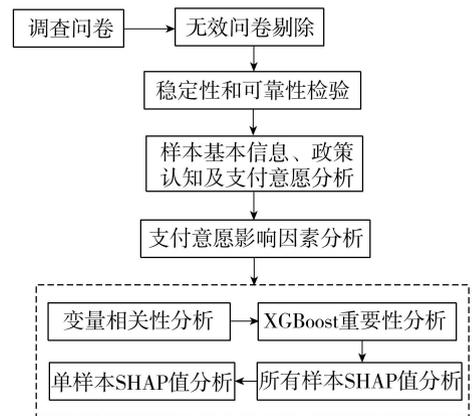


图 1 基于 XGBoost-SHAP 模型的居民支付意愿影响因素分析模型

2 结果与分析

2.1 样本基本特征

基础数据来源于对太湖流域周边的南京市、常州市、苏州市和无锡市等城市居民的问卷调查。在调查问卷设计中,根据现有研究,被调查者的年龄、性别、收入、学历和职业等个人基本信息,对环境保护制度的了解程度,以及对环境治理效果是否满意等对其是否参与生态补偿都有一定的影响^[28]。王奕淇等^[29]在对流域下游居民支付意愿研究中发现,居民性别、受教育程度、收入和对生态环境保护的态度等对支付意愿的影响程度较大。赵素芹等^[30]、马宇菲等^[31]分别对九洲江流域下游和黄河流域居民生态补偿支付意愿进行了研究,发现性别、职业、对污染物危害及生态补偿政策的了解程度等均为支付意愿的显著影响因素。池上新等^[32]在环境治理困境的研究中发现,环境关心对个人的支付意愿存在正向影响,即居民对流域生态补偿的环境问题关心程度越高,其生态补偿的支付意愿越高。基于以上研究,本研究基于太湖流域基本情况,选取居民个人特征、对流域的认知和生态补偿支付意愿作为调查内容,以分

析居民生态补偿支付意愿的影响因素。

本次调查回收 1 362 份调查问卷,剔除无效问卷,获得有效问卷 1 133 份。采用 Cronbach's α 系数和因子分析对问卷稳定性和可靠性进行检验。采用 SPSS 软件对调查问卷进行信度和效度检验,结果表明 Cronbach's α 系数为 0.885 > 0.7,因此问卷的信度较好;同时,KMO 系数为 0.9,Bartlett 球度检验的显著性小于 0.05,说明问卷的效度较好。

从调查样本的基本信息来看(表 1),女性比例高于男性;以 18 ~ 50 岁年龄段为主,占比超过 80%,该部分群体大多具有一定的经济基础,对于支付意愿的调查具有较好的参考意义。被调查者个人年收入大多处于 3 万 ~ 15 万元;最高学历大多为高中生和本科生,占比 70.5%;职业以企业职工和个体户为主,占比超过 50%。

表 1 调查样本的基本信息

项目	具体类别	样本数/人	比例/%
性别	男	548	48.4
	女	585	51.6
年龄	18 岁以下	87	7.7
	18 ~ 30 岁	352	31.1
	31 ~ 40 岁	367	32.4
	41 ~ 50 岁	192	16.9
	51 ~ 60 岁	93	8.2
	61 岁及以上	42	3.7
	最高学历	高中以下	215
高中(包括中专、技校)		332	29.3
大学本(专)科		467	41.2
研究生及以上		119	10.5
个人年收入	3 万元以下	146	12.9
	3 万 ~ <10 万元	367	32.4
	10 万 ~ <15 万元	401	35.4
	15 万 ~ <20 万元	145	12.8
	20 万元及以上	74	6.5
职业	公务员	56	4.9
	事业单位职工	109	9.6
	企业职工	396	35.0
	个体户	259	22.9
	农民	176	15.5
	学生	136	12.0
	其他	1	0.1

2.2 流域生态补偿政策认知和支付意愿分析

在流域生态补偿认知方面,愿意支付生态补偿费用的被调查者中,超过 70% 的被调查者了解或听说过流域生态补偿,超过 80% 的被调查者认为流域生态补偿政策会影响流域生态环境治理效果。在流域生态环境感知方面,在愿意支付生态补偿费用的被调查者中,超过 70% 的被调查者认为太湖流域生态环境对自己的生活有影响,且超过 75% 的被调查者认为近 5 年来太湖流域生态环境有所改善,90% 左右的被调查者对近 5 年来太湖流域生态环境改善

持满意态度。

在居民政策认知水平方面,在愿意支付生态补偿费用的被调查者中,超过 70% 的被调查者认为有必要治理太湖流域生态环境。针对太湖流域生态环境治理,被调查者认为其面临的主要困难见表 2。居民对于环境治理制度的信任和了解程度是推动政策实施的重要因素^[33],对当地政府的生态环境治理能力越信任,对生态补偿政策越了解,其支付意愿越高。

表 2 太湖流域生态环境治理面临的困难

选项	样本数/人	比例/%
政府治理能力差	134	11.8
资金不足	281	24.8
公众参与度低	319	28.2
法律法规不健全	156	13.8
科学技术水平低	243	21.4

在对居民生态补偿支付意愿调查中,将居民愿意支付的生态补偿金额分为 4 档,见表 3。根据条件价值评估方法,得到太湖流域居民支付意愿期望值为 316.296 元/(人·a)。

表 3 居民支付意愿

项目	选项	样本数/人	比例/%
是否愿意支付生态补偿费用	愿意	675	59.6
	不愿意	458	40.4
愿意支付金额	0 ~ 200 元/a	299	44.3
	>200 ~ 500 元/a	266	39.4
	>500 ~ 1000 元/a	78	11.6
	>1000 元/a	32	4.7
支付方式	现金	125	18.5
	水电费	221	32.8
	税收	175	25.9
	义务劳动	152	22.5
	其他	2	0.3
不愿意支付生态补偿费用的原因	生态环境治理是政府的事情	113	24.7
	个人支付的金额不足以改善流域生态环境	184	40.2
	对资金使用情况不放心	142	31.0
	太湖流域生态环境和我无关	19	4.1

2.3 支付意愿影响因素

首先采用独热编码(one-hot encoding)对收集的样本进行重新编码,构建数据集。数据集包括居民的基本信息、流域认知情况和支付意愿。其中,基本信息包括 6 个属性,流域认知情况包括 12 个属性,支付意愿作为标签值。数据集所含的变量类别、代码及变量名称如表 4 所示。

然后,对变量之间的相关程度进行分析并绘制皮尔逊热力图(图 2)。图中颜色由浅到深对应两个变量之间的相关性由低到高,每个方格中的数值表明两

个变量之间的皮尔逊相关系数,取值范围为-1~1。

表4 变量含义及其代码

变量类别	代码	变量含义
基本信息	F1	性别
	F2	年龄
	F3	最高学历
	F4	个人年收入
	F5	职业
	F6	所在地区
流域认知情况	F7	太湖流域生态环境保护的重要性
	F8	太湖流域生态环境对生活的影响程度
	F9	太湖流域环境保护现状的了解程度
	F10	近5年太湖流域生态环境变化趋势
	F11	太湖流域生态环境满意度
	F12	破坏太湖流域生态环境行为的了解程度
	F13	治理太湖流域生态环境的必要性
	F14	参与保护太湖流域生态环境的意愿度
	F15	太湖流域生态补偿政策的了解程度
	F16	太湖流域生态补偿责任主体的认识
	F17	生态补偿政策对流域生态环境的改善程度
	F18	治理太湖流域生态环境主要的困难
支付意愿	y	是否愿意支付生态补偿费用

由图2可知,基本信息各变量间相关性程度较低,流域认知情况各变量间相关性程度较高。在相关性分析的基础上,基于XGBoost算法对影响居民支付意愿各变量的重要性进行分析。XGBoost算法的重要参数有 learning_rate(学习率)、n_estimators(树的数量)、max_depth(树的最大深度)、reg_alpha(L_1 正则项的权重)、reg_lambda(L_2 正则项的权重)等。为确保模型具有较好的精确度和泛化性,通过

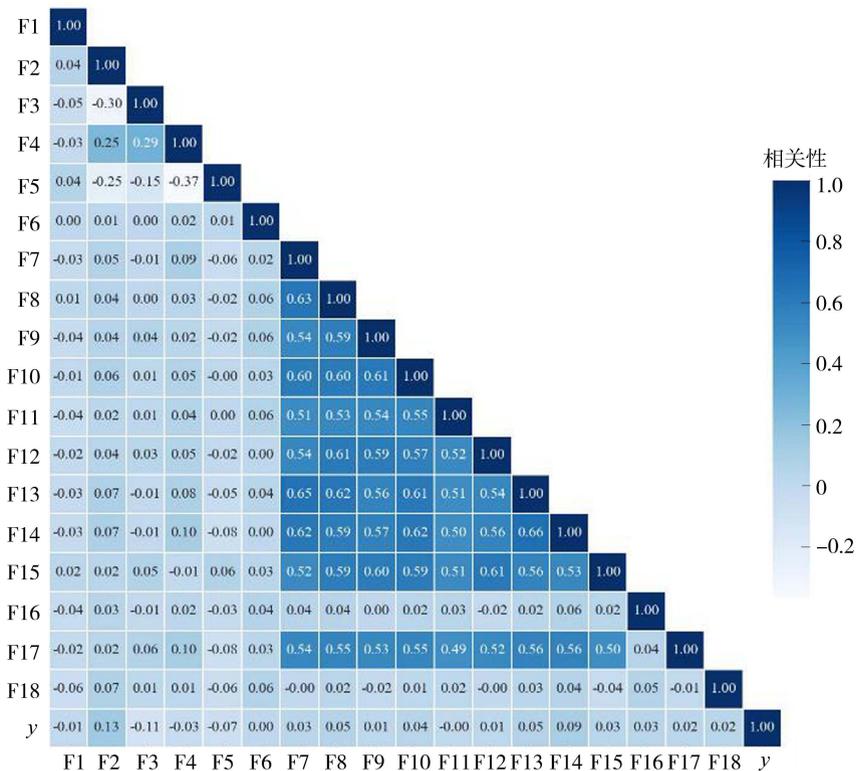


图2 变量相关性皮尔逊热力图

十折交叉验证和网格搜索方式得到模型的最优参数。最后,基于优化的XGBoost模型得到影响居民支付意愿的主要变量为F3、F5和F14。即,当居民的职业为公务员或企事业单位员工时,其支付意愿较高;同样随着学历的提升,其更能认识到保护环境的重要性以及优质水资源的使用和水生态环境保护责任承担之间的关系,从而更愿意去支付环境保护费用;而当居民保护生态环境的意愿更加强烈的时候,其支付意愿也较高。

在此基础上,绘制所有变量在所有样本上的SHAP值分析图如图3所示,图中每个点代表一个样本,样本点为红色表示该样本点在该指标上的SHAP值较大,样本点为蓝色则表示该样本点在该指标上的SHAP值较小。每个指标的图像由所有样本点的SHAP值构成,且以SHAP值等于零为中间分界线。处于左侧的样本点在该指标SHAP取值为负,即该指标对样本支付意愿有负向的贡献;处于右侧的样本点在该指标的SHAP值为正,即该指标对样本支付意愿有正向的贡献。因此,对于有正向贡献的指标呈现出左边蓝色、中间紫色、右边红色的特征;而有负向贡献的指标表现为左边红色、中间紫色、右边蓝色的特征。可见,基于SHAP值的特征可以精确分析每一个样本、每一个特征对支付意愿的影响。

为进一步对比分析XGBoost和SHAP算法解释的异同,将基于XGBoost和SHAP算法对模型贡献度排名前10的特征及对应的得分进行分析,结果见表5。

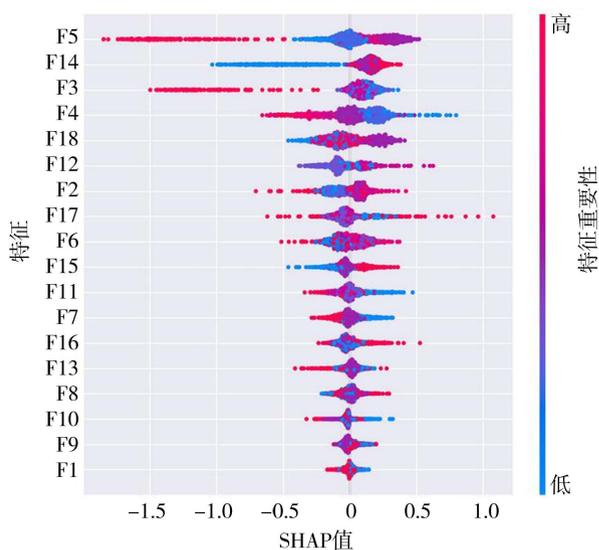


图3 基于 SHAP 解释模型的特征分析

表5 XGBoost 和 SHAP 算法特征重要性对比

排名	XGBoost		SHAP	
	特征	XGBoost 值	特征	SHAP 值
1	F3	0.0907	F5	0.3028
2	F5	0.0839	F14	0.2280
3	F14	0.0752	F3	0.2077
4	F2	0.0591	F4	0.1655
5	F4	0.0582	F18	0.1413
6	F12	0.0534	F12	0.1098
7	F11	0.0514	F2	0.1033
8	F16	0.0504	F17	0.0932
9	F8	0.0502	F6	0.0908
10	F9	0.0501	F15	0.0775

由表5可以看出,基于 XGBoost 和 SHAP 算法计算的模型贡献度排名前 10 的特征重要性略有差异,但是除了 F1 以外,其他个人特征都排在了前列,符合计划行为理论的内涵,个人特征通过影响行为信念间接影响行为态度、主观规范和知觉行为控制,最终作用于居民的支付意愿和支付行为^[34]。F3、F5、F14 都排在前 3 名。F4 也是影响居民支付意愿的重要因素,分别排名第 5 和第 4,收入越高,其对生态环境的追求更高,更愿意支付生态保护的相关费用^[29]。

综合以上分析可知,居民的年龄、收入和文化程度等对生态补偿支付意愿影响显著。这与赵素芹等^[30,35]的研究结论一致。政府应根据当地居民的受教育程度、年龄、职业等基本信息进行有针对性的宣传。如受教育程度低的居民应利用当地居民委员会进行生态补偿相关信息的科普,强调环境的重要性,潜移默化地影响当地居民对环境的认同感和归属感^[32],从而提升其环境保护意识,最终提高居民的支付意愿。同时,政府可以将政策宣传工作以企业为单位,重点关注环境保护意识薄弱的企业。

大多数不愿意支付生态补偿费用的居民认为个人支付的金额不足以改善流域生态环境或对资金使用情况不放心,并认为流域生态补偿是政府的责任,可以看出居民对于政策实施的心理预期是影响其支付意愿的重要因素之一。李德国等^[36]的研究也表明居民对于环境治理制度的信任程度是推动政策实施的重要因素。为此,政府应将生态补偿资金募集、使用的过程透明化,增强居民对制度的信任,给予居民环境治理承诺,以提高居民的支付意愿^[37]。同时,政府应发挥自身的纽带作用,建立多方共同参与的生态补偿机制,积极引导,实行自身的调节功能,鼓励企业进行公益捐助,呼吁居民人人参与到生态补偿措施中,以此增强居民的责任主体意识。

2.4 居民支付意愿分布差异检验

将数据分为有支付意愿的居民和没有支付意愿的居民两组,利用曼-惠特尼检验和双样本柯尔莫戈洛夫-斯米诺夫检验验证两组样本之间的分布差异。若渐进显著性 $p > 0.05$,则两组数据在该特征上差异不显著,反之显著。根据表6,综合两种检验方法的结果,得出两类样本的特征 F2、F3 和 F14 具有显著差异,与上文得出的结论相符。但是,利用曼-惠特尼检验和双样本柯尔莫戈洛夫-斯米诺夫检验得出的结果无法判断不同特征对于居民意愿的影响程度,且容易忽略其余特征对于居民意愿的细微影响。利用 XGBoost-SHAP 模型得出的结果更加全面,具有一定的统计学意义,并可以实现对单个样本影响因素的分析。

表6 有支付意愿和没有支付意愿居民分布差异检验

特征	渐进显著性		特征	渐进显著性	
	曼-惠特尼检验	双样本柯尔莫戈洛夫-斯米诺夫检验		曼-惠特尼检验	双样本柯尔莫戈洛夫-斯米诺夫检验
F1	0.858	1.000	F10	0.197	0.946
F2	0.000	0.000	F11	0.902	1.000
F3	0.000	0.004	F12	0.533	0.947
F4	0.379	0.029	F13	0.071	0.560
F5	0.158	0.001	F14	0.001	0.006
F6	0.839	0.881	F15	0.317	0.994
F7	0.379	1.000	F16	0.288	0.978
F8	0.132	0.905	F17	0.311	0.787
F9	0.674	1.000	F18	0.376	0.492

2.5 不同特征对单个样本贡献程度

采用 SHAP 算法对单个样本每个变量的 SHAP 值进行计算,从而实现了对每个样本支付意愿影响因素的分析。选取愿意支付生态补偿费用的居民 A 和不愿意支付生态补偿费用的居民 B 进行对比,结果见图4。

如图4所示,红色区域表示该特征对居民生态补偿支付意愿的贡献值为负,蓝色区域表示该特征

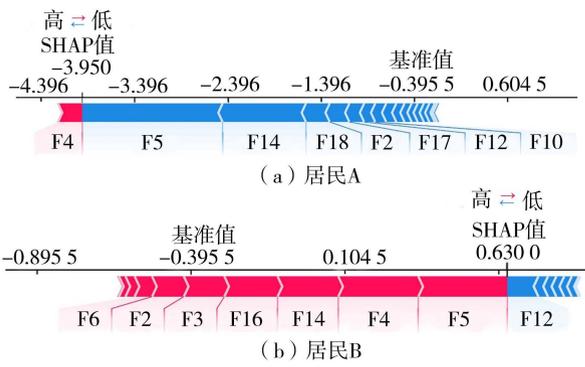


图4 居民支付意愿 SHAP 特征贡献

对居民生态补偿支付意愿的贡献为正。可以看到,对于居民 A,大部分特征处于蓝色区域,且 F5 和 F14 对其支付意愿的贡献较大;而居民 B 的大部分特征处于红色区域,且 F5、F4、F14 和 F16 对其不愿意支付的贡献较大。从调查数据来看,居民 A 处于 18~30 岁年龄段,认为实施生态补偿政策能够较好地改善流域生态环境;居民 B 处于 41~50 岁,职业为个体户,认为流域生态补偿的责任主体是政府。从图 4(b) 可以看出,F14 和 F16 的贡献值较大,因此,可加大生态补偿相关政策的宣传,并增强居民的生态环境保护意识,使居民 B 意识到生态补偿的责任主体不仅包括政府,还包括普通民众,从而提升居民 B 的生态补偿意愿。可见,基于 SHAP 值不仅可以对数据集整体的影响因素进行分析,还可以对单个样本的影响因素进行分析,即基于 SHAP 值的分析同时具有局部解释性和全局解释性。

3 结论

当前机器学习在生态环境领域得到了广泛的使用,但是由于算法的“黑箱”特性,往往只知道运行结果,而对其运行过程无法有效地认知。SHAP 算法和机器学习算法相结合可揭开“黑箱模型”,为得到更加准确和可靠的结果提供有效的理论支撑。为此,本文基于条件价值法和可解释机器学习模型 XGBoost-SHAP 对流域居民生态补偿支付意愿和影响因素进行了分析。结果表明:对于所有调查样本,F3(最高学历)、F5(职业)和 F14(参与保护太湖流域生态环境的意愿度)是影响居民支付意愿的重要因素。所有样本的 F14 和 F15(太湖流域生态补偿政策的了解程度)的 SHAP 值分布呈现出典型的左边红色、中间紫色和右边蓝色的特征,表明当被调查对象越了解生态补偿,越愿意参与太湖流域生态环境保护,其支付意愿越强烈。可见,SHAP 算法的特征重要性具有较好的解释性,能够更有针对性地了解影响居民支付意愿的影响因素。最后,结合 SHAP 算法分别分析了愿意和不愿意支付生态补偿

居民的影响因素,从而有针对性地制定相关政策,提升全体居民的生态补偿支付意愿。

参考文献:

- [1] 马军旗,乐章. 黄河流域生态补偿的水环境治理效应:基于双重差分方法的检验[J]. 资源科学,2021,43(11):2277-2288.
- [2] 张晖,顾典,吴霜,等. 流域生态补偿政策下受偿地区碳减排效应:以新安江流域为例[J]. 资源科学,2022,44(4):768-779.
- [3] 徐瑞璠,刘文新,倪琪,等. 风险感知、政府信任与城镇居民生态补偿支付水平:基于渭河流域 572 户的微观实证 572 户的微观实证[J]. 干旱区资源与环境,2021,35(4):10-16.
- [4] 王西琴,高佳,马淑芹,等. 流域生态补偿分担模式研究:以九洲江流域为例[J]. 资源科学,2020,42(2):242-250.
- [5] 邓梦华,何泽恩,程思聪,等. 基于改进 SobolSSA-ANP 的生态补偿效果评估:以太湖流域为例[J]. 南水北调与水利科技(中英文),2023,21(1):148-159.
- [6] 许凤冉,阮本淆,张春玲,等. 跨流域调水生态补偿研究进展与关键技术[J]. 水利经济,2022,40(4):34-40.
- [7] 陈军飞,张学友,李远航,等. 考虑利他偏好的南水北调水资源供应链生态补偿契约决策[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(6):18-28.
- [8] 刘洋,毕军. 流域生态补偿理论及其标准研究综述[J]. 水利经济,2018,36(3):10-15.
- [9] 贾先文,李周. 流域治理研究进展与我国流域治理体系框架构建[J]. 水资源保护,2021,37(4):7-14.
- [10] DENG Menghua, CHEN Junfei. A market sharing mechanism for watershed ecological compensation[J]. Water Supply,2022,22(10):7565-7575.
- [11] 谭蕾,杨桂山,苏伟忠. 流域市场化生态补偿研究进展与展望[J]. 地理科学,2022,42(7):1218-1228.
- [12] DING Jianpeng, CHEN Liuxin, DENG Menghua, et al. A differential game for basin ecological compensation mechanism based on cross-regional government-enterprise cooperation[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 362:132335.
- [13] 耿翔燕,李文轩. 中国流域生态补偿研究热点及趋势展望[J]. 资源科学,2022,44(10):2153-2163.
- [14] 王奕淇,李国平. 基于选择实验法的流域中下游居民生态补偿支付意愿及其偏好研究:以渭河流域为例[J]. 生态学报,2020,40(9):2877-2885.
- [15] 吴健,许亿欣,徐上,等. 农村生活污水处理支付意愿及影响因素研究:以云南省拉市海流域为例[J]. 长江流域资源与环境,2023,32(4):842-854.
- [16] 刘雅轩,白亚娟,马远. 基于支付意愿的干旱区绿洲城市居住区绿地愉悦价值研究[J]. 干旱区地理,2020,43(4):1088-1097.

- [17] 王泽国, 阳霜, 侯小焱, 等. 农户气象感知对购买天气指数保险意愿的影响: 以山西岢岚和江苏南通 430 食用豆户为例[J]. 中国农业资源与区划, 2022, 43(4): 163-172.
- [18] 陈璐, 赵培培, 沈晓梅, 等. 河长制下江苏居民水环境支付意愿及其影响因素[J]. 水利经济, 2022, 40(3): 82-86.
- [19] CHEN Tianqi, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system [C]//KRISHNAPURAM B, SHAH M, SMOLA A, et al. KDD, 16: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco: Association for Computing Machinery, 2016: 785-794.
- [20] 吴诚姝, 陈波, 刘庭赫. 基于 Apriori 和 GP-XGBoost 的特高拱坝变形缺失数据填补方法[J]. 水资源与水工程学报, 2022, 33(6): 151-158.
- [21] 周健, 张杰, 闫石. 基于链上数据的区块链欺诈账户检测研究[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(4): 992-997.
- [22] ESTERHUIZEN J, GOLDSMITH B, LINIC S. Interpretable machine learning for knowledge generation in heterogeneous catalysis [J]. Nature Catalysis, 2022, 5(3): 175-184.
- [23] 吴浩云, 陆志华. 太湖流域治水实践回顾与思考[J]. 水利学报, 2021, 52(3): 277-290.
- [24] 陆昊, 杨柳燕, 杨明月, 等. 太湖流域上游降水量对入湖总氮和总磷的影响[J]. 水资源保护, 2022, 38(4): 174-181.
- [25] 周宏伟, 彭焱梅. 太湖流域水流生态补偿机制研究[J]. 人民长江, 2020, 51(4): 81-85.
- [26] 雷欣南, 林乐凡, 肖斌卿, 等. 小微企业违约特征再探索: 基于 SHAP 解释方法的机器学习模型[J/OL]. 中国管理科学, 1-13 [2023-01-08]. <https://doi.org/10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2021.0027>.
- [27] LUNDBERG S, LEE S. A unified approach to interpreting model predictions [C]// LUXBURG U, GUYON I, BENGIO S, et al. NIPS' 17: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing. Long Beach: Association for Computing Machinery, 2017: 4768-4777.
- [28] 谢慧明, 毛狄, 沈满洪. 流域上游居民接受生态补偿意愿及其偏好研究: 以新安江流域为例[J]. 生态学报, 2022, 42(16): 6633-6643.
- [29] 王奕淇, 李国平. 基于生态服务需求的流域下游居民支付意愿研究[J]. 生态经济, 2021, 37(8): 163-168.
- [30] 赵素芹, 孙翔, 董战峰, 等. 九洲江流域下游受益区居民的生态补偿支付意愿及其影响因素研究[J]. 生态经济, 2020, 36(12): 154-159.
- [31] 马宇菲, 刘进军, 吕文广. 黄河流域居民生态补偿支付意愿及其影响因素实证研究: 以甘肃省兰州市 2396 位居民为例[J]. 生产力研究, 2020(8): 54-57.
- [32] 池上新, 陈诚, 许英. 环境关心与环保支付意愿: 政府信任的调节效应——兼论环境治理的困境[J]. 中国地质大学学报(社会科学版), 2017, 17(5): 72-79.
- [33] 罗文斌, 雷洁琼, 楚雪莲. 乡村转型视域下农村土地旅游化利用行为驱动机理: 基于计划行为理论和人际行为理论的整合框架[J]. 长江流域资源与环境, 2023, 32(1): 221-233.
- [34] 段文婷, 江光荣. 计划行为理论述评[J]. 心理科学进展, 2008, 102(2): 315-320.
- [35] 周晨, 李国平. 流域生态补偿的支付意愿及影响因素: 以南水北调中线工程受水区郑州市为例[J]. 经济地理, 2015, 35(6): 38-46.
- [36] 李德国, 蒋文婕, 蔡晶晶. 个体规范与公共行动: 制度信任如何促进公众回应性参与? 基于城市水环境诉求的文本数据分析[J]. 公共管理学报, 2022, 19(2): 117-129.
- [37] 贾亚娟, 赵敏娟. 环境污染感知对农村居民生活垃圾源头分类意愿的影响: 兼论责任意识的中介效应[J]. 江苏大学学报(社会科学版), 2022, 24(4): 54-65.

(收稿日期: 2023-02-28 编辑: 胡新宇)