引文格式：冯都贤 ,何亚文 ,龙清成 ,等. 农村相对贫困时空格局与驱动因素分析[J]. 地理空间信息, 2025, 23(1): 53-57. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.01.011

农村相对贫困时空格局与驱动因素分析

——以临沂市为例

冯都贤[1]，何亚文[1*]，龙清成[1]，刘艳花[1]
（1. 中国石油大学（华东） 海洋与空间信息学院，山东 青岛 266580）

摘　要：采用全局Moran’s I指数、空间扫描统计和地理探测器分析了2016—2020年临沂市乡镇贫困发生率的时空格局特征及其驱动因子。结果表明：①全局Moran’s I指数分析发现，贫困地区贫困人口空间分布的集聚性特征有所减弱，但仍具有显著的空间正相关性；②相对贫困聚集区内相对贫困人口在逐步减少，但减少趋势在时间上存在差异；③地理探测器结果显示，对相对贫困空间分异的解释能力存在显著差异，在不同分区中以人均耕地解释力最显著，交互作用结果表现为双因子增强和非线性增强，其中农业生产条件变量和区域社会资源作用最显著。

关键词：空间扫描统计；Moran’s I指数；时空格局；地理探测器；临沂市
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）01-0053-05

Spatio-temporal Pattern and Driving Factor Analysis of Rural Relative Poverty: A Case Study of Linyi City

FENG Duxian[1], HE Yawen[1], LONG Qingcheng[1], LIU Yanhua[1]
(1. College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China)

Abstract: We used the global Moran’s I index, spatial scanning statistics, and Geodetector to analyze the spatio-temporal characteristics and the driving factors of township poverty incidence in Linyi City from 2016 to 2020. The results show that ①the global Moran’s I index analysis indicates that the spatial distribution clustering characteristics of the poverty population within poverty-stricken areas have weakened, although there still exists a significant positive spatial correlation. ②The relative poverty population within the agglomeration area of relative poverty is gradually decreasing, but the rate of decline varies over time. ③Geodetector results reveal substantial variations in the explanatory power of different factors in explaining the spatial differentiation of relative poverty. Per capita cultivated land demonstrates the most significant explanatory power across different sub-regions. The results of interaction manifest two-factor enhancement and nonlinear enhancement, with variables related to agricultural production conditions and regional social resources playing the most significant roles.

Key words: spatial scanning statistics, Moran’s I index, spatio-temporal pattern, Geodetector, Linyi City

贫困作为可持续发展目标，是社会各界关注的热点和焦点问题。我国政府高度重视扶贫工作，将脱贫攻坚作为全面建设社会主义现代化国家的重要任务之一[1]。自2012年脱贫攻坚以来，我国已实现了8 500万贫困人口的脱贫，贫困发生率由10.2%降至0.6%。2020年我国成功完成脱贫攻坚任务，并于2021年7月1日正式宣布消除绝对贫困。在“后扶贫时代”，由于区域、群体间发展差距的不断扩大，我国反贫困重心转向缩小差距、追求公平、治理相对贫困[2]。农村扶贫的重点将由精准帮扶绝对贫困转向治理相对贫困。党的十九届四中全会提出“建立解决相对贫困的长效机制”，党的十九届五中全会提出要在“十四五”时期使“民生福祉达到新水平”。换言之，缓解“相对贫困”将成为新时代中国减贫的核心问题[2]。绝对贫困是一种生存状态，主要是由于生活水平低于基本生活标准所导致[3]；而相对贫困主要是由于收入分配不均导致的。其标准通常是由国家或地区自行制定，并随着社会经济的发展而改变，具有人口规模大、范围广、流动强、更新快的特征[4]。因此，需要把握贫困的相对空间分布特征，进而有针对性地、长效地治理相对贫困[5]。

在气候、地形、交通等综合“地理资本”相对不足且不易改变的条件下，将影响农户资本的收益率，

项目来源：青岛西海岸新区2021年度科技攻关科技惠民专项（2021-108）；青岛西海岸新区2021年度科技攻关“揭榜制”专项（2021-28）。
第一作者简介：冯都贤（1999—），硕士研究生，研究方向为时空统计分析，E-mail：fdxupc@163.com。
通信作者：何亚文（1985—），博士，副教授，研究方向为地理信息系统，E-mail：heyw@upc.edu.cn。

使得该地区农户更容易陷入持续性贫困，从而形成空间贫困陷阱[6]。社会经济不发达、缺乏适当的制度与政策以及具有明显区域特征的地质环境等因素都会限制农村发展，且我国农村贫困人口主要分布在山区丘陵地区、石漠化地区等地质环境恶劣的地区。研究表明[7-10]，地形、交通条件、土地利用和基础设施服务可达性等是农村贫困的重要决定因素。为更好地反映贫困问题的空间特征，近年来的贫困研究越来越多地关注地理时空领域的理论和方法，利用地理信息系统、空间统计学等工具，结合经济学、社会学等多学科知识，从空间维度上揭示贫困问题的时空特征[11-15]。在区域贫困分析中，识别和度量贫困的分布格局可以有效瞄准贫困区域，是了解贫困并制定针对性减贫政策的基础。空间自相关和空间扫描统计作为空间数据分析方法，能度量和分析研究区之间空间上的依赖程度，揭示地理数据的空间聚集性；同时地理探测器可解释相对贫困空间分异的多种驱动机制，为制定更有效的扶贫政策提供重要支持。鉴于此，本文基于2016—2020年的贫困数据，借助GIS制图、空间自相关、地理探测器等空间分析方法，系统分析了相对贫困分布格局以及聚集区内相对贫困人口数量和贫困发生率，为今后制定扶贫决策提供科学参考。

1 数据来源和研究方法

1.1 研究区概况

临沂市位于山东省东南部、长三角经济圈和渤海经济圈的交汇处，毗邻黄海；下辖罗庄区、兰山区、莒南县、蒙阴县、兰陵县、河东区、沂南县、郯城县、沂水县、费县、平邑县、临沭县、高新区13个区县，157个乡镇街道；2022年年末常住人口为1 099.31万人。在扶贫攻坚期间，临沂市共有568个重点村，登记贫困户418 249户，贫困人口80.65万人，占全省人口的1/6。临沂市地势东高西低，南北两端呈山地，中部是平原和丘陵地带；市内有沂河、汶河、沙河等河流，水资源丰富。与西部贫困地区相比，临沂市依靠优越的地理环境来实现经济发展和增加居民收入。

1.2 研究数据

1）贫困数据。本文采用的数据为建档立卡脱贫户数据和人口数据，来源于临沂市乡村振兴局（原扶贫办）。利用Worldpop人口栅格计算得到每个乡镇的总人口。依据人均收入界定贫困人口是国际通用的标准。绝对贫困的判断标准通常为生活水平的最低标准，如在全球范围内，每天生活费用低于1.9美元的人就被认为是极度贫困。相对贫困通常是根据收入水平的相对差异来判断的，如在一个国家中收入低于全国平均收入一定比例的人就被认为是相对贫困的[4]。相对贫困的判断标准因地区、时期、社会经济发展水平等因素的不同而有所差异。本文选择中国农村居民人均可支配收入中位数60%作为相对贫困的衡量标准，收入低于该标准的人口认为是相对贫困人口[4]，并计算乡镇内所有相对贫困人口总数与人口总数的比值。2016—2020年中国农村居民人均可支配收入中位数依次为11 149元、11 969元、13 066元、14 389元、15 204元[16]。

2）变量描述。本文采用的数据包括社会资源、地形、设施服务的可达性、交通和农业生产条件5大类（表1）。在ArcGIS中将相关数据与各级行政区基础地理数据进行叠加分析，汇总获得各行政区各参数的平均值。

1.3 研究方法

1.3.1 全局自相关性

空间自相关是指地理事物在不同空间位置上属性值的统计相关性，是空间范围内集聚度的一种度量[12]，可反映地理研究对象属性值在整个研究区的空间位置格局，包括Moran's I、GetisG和Geary's C的

表1 变量描述

维度	变量名称	描述	数据源
社会资源	人口密度	乡镇内人口总数与乡镇面积的比值/(人/km^2)	WorldPop[17]
交通	道路密度	乡镇内道路总长度与乡镇面积的比值/(m/km^2)	OSM
农业生产条件	人均草地	乡镇内草地总面积与人口总数的比值/(m^2/人)	CLCD[17]
	人均林地	乡镇内林地总面积与人口总数的比值/(m^2/人)	CLCD[17]
	人均耕地	乡镇内耕地面积与人口总数的比值/(m^2/人)	CLCD,WORLDPOP
	坡度大于15°耕地比例	乡镇内坡度大于15°的耕地与总耕地面积的比值/%	CLCD,DEM
地形	高程	乡镇内栅格高程平均值/m	DEM
	坡度	乡镇内坡度栅格平均值/(°)	DEM
设施服务的可达性	政府机构时间成本	到达政府机构的时间成本/h	POI,DEM,CLCD,OSM[18]
	高速路口时间成本	到达高速路口的时间成本/h	POI,DEM,CLCD,OSM[18]
	医院时间成本	到达医院的时间成本/h	POI,DEM,CLCD,OSM[18]
	学校时间成本	到达学校的时间成本/h	POI,DEM,CLCD,OSM[18]

比值以及基于距离阈值范围的乘法测度。本文采用Moran's I，计算公式为：

$$I=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\boldsymbol{W}_{ij}\times\left(x_i-\bar{x}\right)\left(x_j-\bar{x}\right)}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\boldsymbol{W}_{ij}\times\frac{1}{n}\left(x_i-\bar{x}\right)^2} \tag{1}$$

式中，n 为研究区数量；x_i、x_j 为区内的相对贫困发生率；$\bar{x}$ 为相对贫困发生率的平均值；$\boldsymbol{W}_{ij}$ 为空间权重矩阵，基于Queen邻接关系获得。I 的取值范围为[−1,1]，若 $I>0$，则呈正相关，即各区域相对贫困情况（较低）的县域在空间上集聚；若 $I<0$，则呈负相关，即相邻区域相对贫困具有显著的空间差异；若 $I=0$，表示各区域相对贫困随机分布；I 越大，关联度越大。

本文采用 Z 得分来评估指数的显著性，即

$$Z(I)=\frac{[I-E(I)]}{\sqrt{\mathrm{Var}(I)}} \tag{2}$$

式中，$E(I)$ 为期望值；$\mathrm{Var}(I)$ 为方差。通常当 $|Z|>1.96$ 时，拒绝零假设，即在95%的概率下，空间上具有相关性。

1.3.2　空间扫描统计

空间扫描统计可检测研究单元之间的时空聚集模式，并通过假设检验来确定异常是否由随机性引起，用于在贫困发生风险较高的区域进一步识别确定未来需重点关注的相对贫困区域。该技术利用不同大小的扫描窗口在感兴趣的聚集区域移动，以确定在给定的窗口内相对贫困发生高于随机机会预期的可能性[19]。对数似然比隐含了集群非随机发生概率的大小，其值越大，集群非随机发生的概率越高。为了解研究区内相对贫困的空间分布情况，本文利用Flexible扫描统计检测了乡镇相对贫困的聚集特征。将各乡镇覆盖区域的几何中心坐标作为输入要素的空间属性，相对贫困人口作为待分析属性，利用ArcGIS绘制显著性聚类图，并利用FlexScan软件进行分析。

1.3.3　地理探测器

地理探测器是一种以空间统计学和空间自相关为理论基础的统计学方法，可用于探究空间分异性，并揭示各驱动因子的影响力和显著程度[20-21]。本文利用因子探测器和交互探测器分析了2016—2020年研究区内相对贫困变化的驱动因子。

1）因子探测用于探测因变量 Y（相对贫困发生率）的空间分异性以及驱动因子对于 Y 空间分异的影响力，计算公式为：

$$q=1-\frac{1}{N\times\sigma^2}\sum_{h=1}^{L}N_h\sigma_h^2=1-\frac{\mathrm{SSW}}{\mathrm{SST}} \tag{3}$$

$$\mathrm{SSW}=\sum_{h=1}^{L}N_h\sigma_h^2 \tag{4}$$

$$\mathrm{SST}=N\times\sigma^2 \tag{5}$$

式中，h 为自变量 X 的分类项数；q 的值域为[0,1]，值越大，表示 X 对 Y 空间分异的影响力越大；N_h、N 分别为类别 h 与全区的单元数；σ_h^2、σ^2 分别为类别 h 与全区内 Y 的方差；SSW、SST分别为 L 类的方差之和与区域总方差。

2）交互探测用于识别不同因子共同作用时对相对贫困的影响，即 $q(A\cap B)$。5种交互类型见表2。

表2　驱动因素大小判断区间与交互作用类型

判断区间	交互作用
$q(X_1\cap X_2)<\min[q(X_1),q(X_2)]$	非线性减弱
$\min[q(X_1),q(X_2)]<q(X_1\cap X_2)<\max[q(X_1),q(X_2)]$	单因子非线性减弱
$q(X_1\cap X_2)>\max[q(X_1),q(X_2)]$	双因子增强
$q(X_1\cap X_2)=q(X_1)+q(X_2)$	独立
$q(X_1\cap X_2)>q(X_1)+q(X_2)$	非线性增强

2　研究结果分析

2.1　相对贫困人口变化情况

临沂市相对贫困人口呈现聚集分布的特征，由中部向四周逐渐升高，乡镇区域相对贫困人口最大值为20 368人，最小值为28人；全县贫困发生率存在明显的地域差异，周边乡镇的相对贫困人口数量更多。全市相对贫困人口整体减少，各乡镇相对贫困人口平均值由5 170人减至3 397人。贫困人口较少的区域主要集中在临沂市中部和北部的常路镇、高都镇、野店镇；贫困人口较多的区域环绕在临沂市中心地区，这些区域也是贫困人口下降最多的区域。临沂市相对贫困呈中心向四周扩散的分布特征，因此深入探测影响农村贫困化地域分异的时空聚集特征，对于科学实施长效相对贫困治理具有重要意义。

2.2　临沂市相对贫困时空格局变化

根据2016—2020年相对贫困发生率，本文利用GeoDa软件进行全局自相关分析，探究相对贫困的空间聚集性，并对结果进行99.9%显著性检验（表3），结果表明2016—2020年全局Moran's I指数均大于0，说明临沂市相对贫困发生率具有显著的空间自相关性，存在明显的集聚特征；贫困地区贫困人口的Moran's I指数呈下降趋势，说明贫困人口空间分布的集聚性特征有所减弱，但这种空间自相关性一直存在；全局Moran's I指数在2016—2019年逐年降低，而在2019—2020年略有上升，说明疫情发生后临沂市相对贫困发生率出现反弹，空间自相关性增强。

表3 2016—2020年临沂市相对贫困全局Moran's I指数

年份	I	p值	Z值
2016	0.210	<0.01	4.32
2017	0.202	<0.01	4.23
2018	0.172	<0.01	3.68
2019	0.167	<0.01	3.63
2020	0.174	<0.01	3.78

2.3 相对贫困空间扫描统计分析

根据Flexible模型的空间扫描统计，两个集群置信水平均达到了显著性检验在99.9%，一级聚集区的空间窗口位于临沂市北部，具有最高的相对风险，显著性小于0.001。聚集区内乡镇数量不断减少，由2016年9个减至2020年的6个，表明在扶贫政策作用下，相对贫困在不断减少，但北部地区依旧是重点关注地区。由表4可知，在扶贫期间次级聚集区由西部转移到了东部，说明东部农村地区的人均收入得到了较大提高；2016—2020年两个聚集区内的相对贫困人口总数和平均值均呈下降趋势，一级聚集区内的贫困人口由87 122人降至24 273人（2019年）后又增至42 912人，次级聚集区内的贫困人口由87 122人降至47 806人，但在2020年下降趋势明显减缓。

表4 聚集区内相对贫困状况变化情况

聚集区类型	年份	区内乡镇数量	区内相对贫困人口发生率平均值	区内相对贫困人口总数
一级聚集区	2016	9	0.56	87 122
	2017	7	0.48	50 499
	2018	9	0.38	53 195
	2019	6	0.42	34 273
	2020	7	0.41	42 912
次级聚集区	2016	8	0.37	78 584
	2017	10	0.27	68 479
	2018	11	0.27	73 999
	2019	7	0.25	48 518
	2020	7	0.25	47 806

2.4 地理探测器分析

1）因子探测。由2016—2020年各因子对相对贫困空间异质的影响程度可知（表5），人均耕地和人口密度对相对贫困空间异质性的解释力最高；时间成本、人均林地和人均草地次之；解释力小于0.15的因子中对相对贫困空间异质的影响程度按坡度、高程、道路密度依次降低。不同类型的因子解释力数值显示，环境指标的解释能力最强，且因子间影响力差异较大，人均耕地>人均林地>人均草地；其次是社会资源因子，各区域的时间成本和人口密度具有较重要的影响，在总因子排序中位居第二；高程、坡度、道路密度排名靠后，解释力较弱。从时间尺度上分析影响临沂市相对贫困空间格局演变的驱动因子发现，所有因子对相对贫困空间格局影响程度均呈平稳下降趋势，表明随着时间的推移，区域环境对相对贫困的影响程度逐渐降低；但4个时间成本驱动因子的影响却略有上升，表明设施服务的可达性对于相对贫困的影响在不断增强。

表5 2016—2020年各因子的q值

变量	2016年	2017年	2018年	2019年	2020年
道路密度	0.15	0.14	0.11	0.10	0.11
人均草地	0.23	0.21	0.21	0.17	0.18
人口密度	0.37	0.36	0.36	0.34	0.33
人均林地	0.26	0.24	0.22	0.19	0.19
人均耕地	0.40	0.38	0.37	0.34	0.34
高程	0.14	0.15	0.14	0.12	0.12
坡度	0.15	0.16	0.15	0.11	0.12
政府机构时间成本	0.20	0.20	0.15	0.16	0.15
高速路口时间成本	0.19	0.20	0.20	0.17	0.16
医院时间成本	0.20	0.20	0.19	0.18	0.18
学校时间成本	0.21	0.20	0.21	0.19	0.18
坡度大于15°耕地比例	0.16	0.17	0.14	0.13	0.12

2）交互探测。多因子交互探测结果表明（图1），多种因子之间的复杂联系共同作用导致了相对贫困的空间异质性。因子分异交互探测证实了在不同分区，因子间交互作用对相对贫困空间分布格局的影响远大于单因子独立作用，其交互作用表现为双因子增强和非线性增强两种方式。农业生产条件因子和社会资源因子之间的交互作用影响最显著，其中人口密度和人均耕地的交互作用解释力均为最大值（0.6），对相对贫困空间分异起第一主导作用，说明在同一个分区尺度，即使人均耕地相似，人口密度的差异也会显著影响相对贫困的空间分异。其次是环境类因子与地形地貌的交互作用，其中地形地貌与人口密度和人均耕地交互作用最强。整个临沂市环境因子与其他因子的交互作用具有较高的影响。环境因素在临沂市相对贫困空间分异中发挥着不可替代的作用。

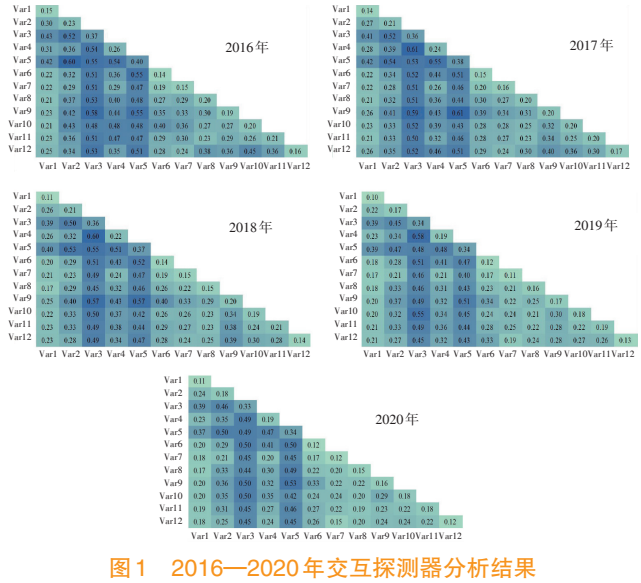


图1 2016—2020年交互探测器分析结果

3 结 语

贫困是困扰人类社会的千年难题和重大问题，消除绝对贫困是联合国17个可持续发展目标中的首要目标。2020年我国全面建成小康社会之后，绝对贫困已被消除，但相对贫困仍将长期存在，亟需系统开展农村相对贫困的形成机理、识别标准、地域类型以及与地理环境的相互作用关系，缓解农村相对贫困的长效机制等研究。本文立足于贫困地理学基础理论研究的学科发展需要以及建立相对贫困长效机制的国家战略需求，以农村建档立卡脱贫户数据为研究对象，刻画了临沂市相对贫困空间分布格局，有助于深化贫困地理学基础理论认知和促进贫困地理学学科前沿问题探索。由于数据的限制，本文无法定量分析各指标对村级尺度相对贫困影响的动态性。

1）2016—2020年临沂市相对贫困人口呈下降趋势，且相对贫困分布存在明显的空间差异，在相对贫困严重的地区，下降趋势更显著。空间自相关分析表明，相对贫困存在空间聚集现象，且空间相关性逐年降低，2019年之前空间自相关显著性保持不变，系数却逐渐降低，相对贫困空间集聚性不断下降；2019年之后空间自相关性略有反弹，说明新冠疫情对临沂市居民增收和相对贫困治理产生了影响。

2）空间扫描统计结果显示，2016—2020年聚集区由西部转移到了东部，表明在政策作用下，东部农村地区的人均收入得到了较大提高；两个聚集区内的相对贫困人口总数和平均值均呈下降趋势。

3）地理探测器结果显示，无论是单因子独立作用还是多因子交互作用，环境因子都是影响相对贫困空间异质的重要驱动力，这与已有的研究结果一致[22-23]。人均耕地和人口密度的q值最大，为主要影响因子，其他因子对相对贫困的空间分异具有一定的贡献；农业生产条件和社会资源因子之间的交互作用影响最显著，其中人口密度和人均耕地的交互作用解释力均为最大值，对相对贫困空间分异起第一主导作用。

参考文献

[1] 夏方舟，黄晶. 从绝对贫困到相对贫困:土地要素对贫困影响分异识别研究[J]. 中国土地科学，2022，36(4):16-26

[2] 刘洪，张想想. 相对贫困:内涵特征、多维困境与研究展望[J]. 世界农业，2022(6):66-76

[3] 林万龙，纪晓凯. 从摆脱绝对贫困走向农民农村共同富裕[J]. 中国农村经济，2022(8):2-15

[4] 陈永伟，侯升万，符大海. 我国农村相对贫困标准估计与贫困动态[J]. 统计研究，2022，39(5):107-118

[5] 王永明，姜玲玲，王美霞，等. 省域相对贫困村多尺度空间格局与分异机制[J]. 经济地理，2022，42(1):152-159

[6] 罗耀文，任周鹏，葛咏，等. 基于PCA-GWR方法的村级贫困时空格局及致贫因素分析[J]. 地球信息科学学报，2020，22(2):231-245

[7] Ge Y，Yuan Y，Hu S，et al. Space-time Variability Analysis of Poverty Alleviation Performance in China's Poverty-stricken Areas[J]. Spatial Statistics，2017(21):100 474

[8] Han P，Zhang Q，Zhao Y，et al. High-resolution Remote Sensing Data can Predict Household Poverty in Pastoral Areas，Inner Mongolia，China[J]. Geography and Sustainability，2021，2(4):254-263

[9] Liu M，Hu S，Ge Y，et al. Using Multiple Linear Regression and Random Forests to Identify Spatial Poverty Determinants in Rural China[J]. Spatial Statistics，2021(42):100 461

[10] Tian F，Wu B，Zeng H，et al. Detecting the Linkage Between Arable Land Use and Poverty Using Machine Learning Methods at Global Perspective[J]. Geography and Sustainability，2022，3(1):7-20

[11] 胡姗，葛咏，刘梦晓. 地球信息科学技术在中国减贫中的应用进展[J]. 地球信息科学学报，2021，23(8):1 339-1 350

[12] 葛咏，刘梦晓，胡姗，等. 时空统计学在贫困研究中的应用及展望[J]. 地球信息科学学报，2021，23(1):58-74

[13] 毛婧瑶，葛咏，赵中秋，等. 武陵山贫困片区扶贫成效评价与空间格局分析[J]. 地球信息科学学报，2016，18(3):334-342

[14] 蒋爱华，谢菲，孟鹏燕. 基于GIS进行精准扶贫的效果评价方案探讨[J]. 地理空间信息，2018，16(4):1-4

[15] 杨蕊宁，刘艳霞，杜梅，等. 基于MapGIS的精准扶贫系统设计与实现[J]. 地理空间信息，2018，16(2):74-76

[16] 中华人民共和国统计局. 中国统计年鉴[Z].

[17] Yang J，Huang X. The 30 m Annual Land Cover Dataset and Its Dynamics in China from 1990 to 2019[J]. Earth System Science Data，2021，13(8):3 907-3 925

[18] Hu S，Ge Y，Liu M，et al. Village-level Poverty Identification Using Machine Learning，High-resolution Images，and Geospatial Data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation，2022(107):102 694

[19] 潘竟虎，冯娅娅. 中国农村深度贫困的空间扫描与贫困分异机制的地理探测[J]. 地理学报，2020，75(4):769-788

[20] 王劲峰，葛咏，李连发，等. 地理学时空数据分析方法[J]. 地理学报，2014，69(9):1 326-1 345

[21] 王劲峰，徐成东. 地理探测器:原理与展望[J]. 地理学报，2017，72(1):116-134

[22] Ge Y，Ren Z，Fu Y. Understanding the Relationship Between Dominant Geo-environmental Factors and Rural Poverty in Guizhou，China[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information，2021，10(5):270

[23] Liu M，Ge Y，Hu S，et al. The Spatial-temporal Variation of Poverty Determinants[J]. Spatial Statistics，2022(50):100 631