

引用格式: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. [Luo Y W, Ren Z P, Ge Y, et al. Analysis on spatio-temporal patterns and drivers of poverty at village Level based on PCA-GWR[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(2):231-245.] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.190286

基于PCA-GWR方法的村级贫困时空格局及致贫因素分析

罗耀文¹,任周鹏²,葛咏^{2*},韩李涛¹,刘梦晓²,何亚文³

1. 山东科技大学测绘科学与工程学院,青岛 266590; 2. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室,北京 100101; 3. 中国石油大学(华东),青岛 266580

Analysis on Spatio-temporal Patterns and Drivers of Poverty at Village Level based on PCA-GWR

LUO Yaowen¹, REN Zhoupeng², GE Yong^{2*}, HAN Litao¹, LIU Mengxiao², HE Yawen³

1. College of Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China; 2. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 3. China University of Petroleum, Qingdao 266580, China

Abstract: Exploring the spatio-temporal changes of poverty and identifying the factors that cause poverty can provide reference for the formulation and implementation of poverty alleviation policies. Poverty is caused by many factors. Geographically Weighted Regression model (GWR) can analyze the spatial differences in the influence of various factors on poverty, but there is a strong correlation between the factors causing poverty, which leads to multicollinearity. Principal Component-based Geographic Weighted Regression method (PCA-GWR) is used in this paper by combining the natural, economic and social attributes to analyze the characteristics of the spatial pattern of poverty. In order to explore the spatio-temporal changes of poverty, this paper analyzes the temporal and spatial patterns of village-level poverty incidence from 2013 to 2017. Spatial autocorrelation analysis was performed using global Moran's I index and local G coefficient respectively. Selecting Yongxin County of Jiangxi Province as the research area, the results show that: (1) There is a high correlation between independent variables affecting poverty. When these variables are put together in GWR model, the multicollinearity problem is easy to occur, and the results of GWR analysis are not reliable. In order to eliminate the multicollinearity problem, Principal Component Analysis (PCA) was performed on the variables that were significantly correlated with the dependent variables. Three principal components were extracted by principal component analysis, including self-development ability of rural subjects, topographic and vegetation index. The Variance Inflation Factors (VIF) value of the variable in the PCA-GWR model is significantly lower than that in the GWR model. The PCA-GWR model effectively solves the multicollinearity problem in the GWR model. (2) The result of PCA-GWR found that the poverty in Yongxin County is the result of the combination of natural

收稿日期:2019-06-10;修回日期:2019-11-22.

基金项目:国家杰出青年基金项目(41725006);山东省自然科学基金项目(ZR2017MD003)。 [**Foundation items:** The National Science Fund for Distinguished Young Scholars, No.41725006; Natural Science Foundation of Shandong Province, No.ZR2017MD003.]

作者简介:罗耀文(1994—),女,山东淄博人,硕士生,研究方向为贫困时空分析。E-mail: luoyw@lreis.ac.cn

*通讯作者:葛咏(1972—),女,新疆奎屯人,博士,研究员,主要从事地理时空统计方法研究。E-mail: gey@lreis.ac.cn

factors such as topographic factors and vegetation distribution and the self-development ability of rural subjects such as low-education, lack of labor, disease. And the effects of these factors presented different spatial patterns. This can provide a reference for the formulation of government poverty alleviation policies. (3) From 2013 to 2017, the incidence of poverty in Yongxin County decreased from 11.27% to 0.97%, showing a downward trend year by year, and the poverty gap between villages decreased year by year. The incidence of poverty from 2013 to 2015 was high in the west and low in the east. The overall value in 2016 and 2017 was low. (4) From the perspective of spatial correlation: on the whole, the spatial correlation between 2013 and 2016 is positive, and it is randomly distributed in 2017; Locally, the distribution of cold and hot spots did not change much from 2013 to 2016, the cold spots were distributed in the middle, and the hot spots were concentrated in the southwest. In 2017, hot spots are distributed in the south, and cold spots are scattered in the north.

Key words: PCA-GWR model; multicollinearity; principal component analysis; causes of poverty; spatio-temporal pattern; Yongxin County

***Corresponding author:** GE Yong, E-mail: gey@reis.ac.cn

摘要:探究贫困的时空变化及识别致贫因素,可以为扶贫政策的制定和实施提供参考。贫困是由多种因素造成的,地理加权回归(GWR)可以分析各因素对贫困的影响在空间上的差异,但致贫因素之间存在较强的相关性会导致多重共线性问题。本文探索了基于主成分的地理加权回归方法(PCA-GWR),结合自然、经济和社会属性对贫困空间格局特征进行因素分析;为探究贫困的时空变化规律,探索用全局Moran's I 指数、局部G系数对村级贫困发生率的时空格局变化特征进行分析。并以江西省永新县为研究区为实验区进行分析。研究表明:① PCA-GWR模型中变量的方差膨胀因子(VIF)值明显低于GWR模型变量的VIF值,PCA-GWR模型有效地解决了GWR模型中存在的多重共线性问题;② 永新县贫困格局分布与地形、植被分布等自然因素和低学历、缺乏劳动力、疾病等乡村主体内生发展能力相关,且每种影响因素与贫困发生率的关系呈现出不同的空间模式;③ 2013—2017年永新县贫困发生率从11.27%下降至0.97%,呈现出逐年下降趋势,且村间贫困差距逐年缩小,其中2013—2015年贫困发生率分布西高东低,2016年和2017年整体值较低;④ 从空间相关性来看:全局上,2013—2016年表现出空间正相关,2017年呈现随机分布;局部上,2013—2016年的冷、热点分布变化不大,冷点分布在中部,热点聚集在西南部,2017年热点分布在南部,冷点零星分布于北部地区。研究结果可为政府扶贫政策的制定提供参考。

关键词: PCA-GWR模型;多重共线性;主成分分析;致贫因素;时空格局;永新县

1 引言

消除所有形式和规模的贫困,让全部人类能够在有尊严、平等、健康的环境中发挥其所能是实现联合国可持续发展目标(Sustainable Development Goals)的重要目标之一^[1]。农村贫困人口脱贫是中国实现2020年全面建成小康社会最艰巨的任务。由于贫困的多维属性和空间属性,意味着具备综合性和区域性优势且以“人地关系”为研究核心的地理学在贫困研究和扶贫实践指导方面将发挥巨大作用^[2]。研究农村贫困的区域特征及导致贫困区域差异的因素可为实施精准扶贫、精准脱贫战略提供参考。

近年来,国内外学者关于贫困问题的研究主要集中在多维贫困测度及识别^[3-5]、致贫因素研究^[6-7]、扶贫成效^[8-10]方面。随着空间统计学的不断发展,贫困区域的空间格局研究越来越受到重视。国内地

理学者关于贫困空间格局的研究表明,贫困在空间分布上并不均匀,不同地区的贫困水平存在差异,因此贫困具有空间异质性^[11-12]。陈焯烽等^[10]利用加权核密度模型、空间自相关方法等发现全国贫困村分布呈现空间异质性格局,贫困村的多维贫困程度全局上存在较强的空间依赖性,局部上呈现为高值区与低值区分布集中、高低区与低高区分布离散、整体上表现为西高东低的“阶梯状”格局。文琦等^[12]运用A-F法对宁夏彭阳县村域多维贫困进行测度,结合空间自相关、运用地理探测器揭示了其空间异质性特征。很多学者从自然、经济、社会的多个维度综合分析了基于空间的贫困地区的自然资源特征、贫困空间特征、致贫因素等^[13-19],已取得一系列进展,为制定扶贫策略提供了参考。徐孝勇等^[13]运用TOPSIS改进因子分析方法测算了14个集中连片特困区2012—2014年的自我发展能力及时空演变趋势,并提出扶贫政策建议。周蕾等^[17]通过计算地面

坡度、地形起伏度、河网长度与密度等,分析了地形因子与县域财富分布的空间耦合关系,结果表明复杂的地形环境对贫困县的空间分布具有相当强度的正向驱动作用。但目前大多数关于空间贫困的研究:从尺度上来看,大多都集中在贫困片区、市、县等大、中尺度,对村级小尺度的研究较少。行政村是中国行政管理体的最基本单元,也是农村扶贫战略实施的最小空间单元,与大、中尺度相比,村级单元的研究更有助于揭示地区贫困问题的本质和发展的不平衡^[19],为制定因地制宜的精准扶贫政策提供参考。从时间上来看,目前研究多为单个时间点的横截面研究,较少研究分析不同时期贫困格局的变化。

要解决贫困问题,找出致贫的原因是关键,根据致贫因素采取有针对性的扶贫措施,提高扶贫成效。关于致贫因素的研究,黄国勇等^[20]比较了普通最小二乘(OLS)与分位数回归方法验证自然地理环境对边境县农民收入和农村贫困率的影响,发现自然地理环境对收入和贫困具有一定的负向影响;陈焯烽等^[21]基于指标贡献度分解和线性回归方法挖掘贫困村的致贫因素,发现通路情况差、自然灾害频发、收入水平低、劳动力状况不佳是中国贫困村的主要致贫因素。贫困具有空间异质性,不同区域的致贫原因也存在差距,GWR(Geographic Weighted Regression, GWR)模型可以进行局部的回归分析,反映出基于位置的局部致贫原因。武鹏等^[22]通过GWR模型对山阳县农村贫困化影响因素进行分析,研究表明不同致贫因素的影响效应具有空间异质性。贫困往往是由多种因素综合导致的,在进行致贫因素分析时,变量之间尤其是社会经济变量之间的相关性较大^[23],因此在回归分析时容易出现多重共线性问题。主成分分析采用降维的方法,将多个具有相关关系的变量线性组合为几个互不相关的主成分,这主成分既保留了原始变量的绝大多数信息,又互不相关。李平^[24]通过主成分分析和最小二乘回归分析了黑龙江省的致贫因素,发现得出劳动力质量因素、农用机械拥有因素、交通工具因素、省内就业因素是影响贫困的主要原因。

为解决上述问题,本文以永新县村级贫困人口建档立卡数据为基础,并综合自然因素数据和社会经济数据,采用基于主成分分析的地理加权回归(Principal Component-based Geographic Weighted Regression, PCA-GWR)方法探究影响贫困的因素,

既消除了由于自变量之间有较强的相关性导致的多重共线性问题又解释了不同致贫因素的空间影响效应,为推动整村推进、制定精准扶贫策略提供参考;为探究贫困的时空变化规律,采用空间自相关方法分析村级贫困发生率的时空格局变化特征。

2 研究区概况及数据来源

2.1 研究区概况

永新县位于罗霄山脉中部,江西省吉安市的西部,县境的经纬度为113°50'E—114°29'E,26°47'N—27°14'N。全县地貌以山地、丘陵为主,地势特点为南北高,中间低,从南北两侧向中部倾斜(图1)。全县国土面积2195 km²:山地为主,占全县总面积的49%,分布在边缘地带,海拔500~1000 m;丘陵面积占比37%,主要分布于山地前缘,海拔120~500 m;平原面积占比为14%,主要分布于禾水两岸及较大支流河谷两旁的开阔地。气候属亚热带季风湿润性气候,年平均气温为18.2℃,年平均日照为1756.9 h,年平均降雨量为1530.7 mm。植被主要以森林为主,全县森林覆盖率达70.8%,森林主要分布在永新县的南部、西北部和东部地区。全县共有25个乡镇场(图2)、238个行政村,总人口52万,其中农村人口42.3万。2014—2017年,全县共减贫9903户40

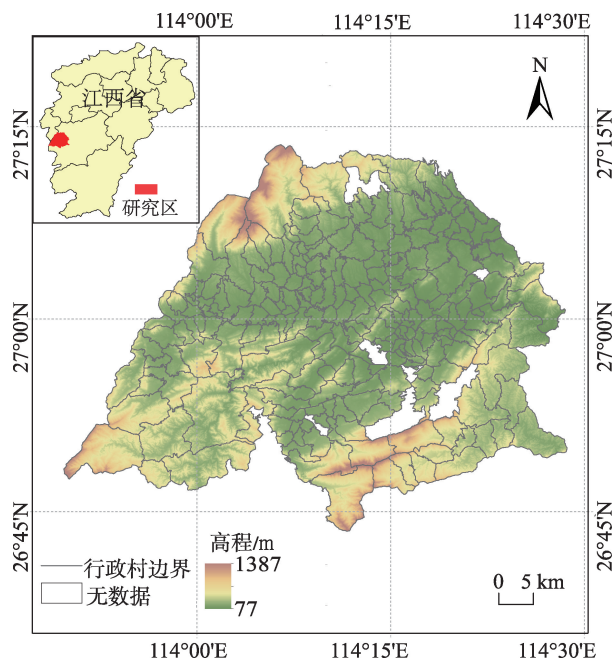


图1 江西省永新县区位及高程空间分布

Fig. 1 Location and elevation distribution of Yongxin County in Jiangxi province



图2 永新县乡镇分布

Fig. 2 Distribution of towns in Yongxin County

763人,贫困村由106个减至10个,贫困发生率由9.34%降至0.97%,农村居民人均可支配收入由2014年的6667元增加到2017年的9453元,年均增长12.3%。本文研究区域为永新县除去林场之外的232个行政村。

2.2 数据来源

研究数据包括自然环境和社会经济2大类。具体而言,自然环境数据有高程数据(DEM)、归一化植被指数(NDVI)等自然数据;社会经济数据有来源于建档立卡数据集中的受教育程度、人均收入、健康状况等指标。

2013—2017年村级单位总人口、贫困人口数据,2013年受教育程度、人均收入、健康状况以及劳动能力均来源于永新县扶贫办公室。贫困发生率定义为贫困人口数占总人口数的比重。2013年30 m分辨率高程数据(DEM)、坡度、归一化植被指数和夜间灯光数据来源于Google Earth Engine,并在ArcGIS 10.4中分别计算每个行政村单元的高程、NDVI、夜间灯光栅格数据的平均值作为村级高程、NDVI、夜间灯光指标。

3 研究方法

3.1 数据标准化

3.1.1 村级贫困发生率标准化预处理

永新县建档立卡数据中贫困人口定义为不能满足“两不愁,三保障”(“两不愁”即不愁吃、不愁穿,

“三保障”即义务教育、基本医疗、住房安全有保障)的人。贫困发生率是指贫困人口占总人口的比例。

对贫困发生率进行时空归一化处理(式(1))。

$$a_{mi} = \frac{x_{mi} - \min x}{\max x - \min x} \quad (1)$$

式中: a_{mi} 表示第*i*个村第*m*年的贫困发生率的归一化值; x_{mi} 表示第*i*个村第*m*年的贫困发生率(第*i*个村第*m*年的贫困人口数/第*i*个村第*m*年的总人口数); $\min x$ 表示2013—2017年全县各村的贫困发生率的最小值; $\max x$ 表示2013—2017年全县各村的贫困发生率的最大值; m 取值为2013、2014、2015、2016、2017。该归一化方法采用了2013—2017年的最大值和最小值,增加了贫困发生率在时间序列上的可比较性。

3.1.2 贫困指标归一化处理

为消除各贫困指标不同量纲的影响,需要对各贫困指标进行归一化处理(式(2))。

$$b_{ki} = \frac{y_{ki} - \bar{y}_k}{\sigma_k} \quad (2)$$

式中: b_{ki} 表示第*i*个村第*k*个贫困指标的归一化值; y_{ki} 表示第*i*个村第*k*个指标的值; \bar{y}_k 表示全县各村第*k*个指标的平均值; σ_k 表示各村第*k*个指标的标准差。

3.2 贫困指标选取

由于数据获取的原因,这里只对2013年的致贫成因进行分析。由于贫困受多维因素的影响,综合相关研究的基础上,选取了自然因素、社会因素、经济因素3个维度的指标。其中自然因素包括高程(村平均海拔)、坡度、坡度>8°面积占比(村内坡度>8°面积/村总面积)、归一化植被指数(NDVI);社会因素包括低学历(非在校生中初中及以下学历的人)、缺乏劳动力(非在校生中无劳动能力或丧失劳动能力的人)、疾病(患有大病或长期慢性病的人)、夜间灯光、到最近镇驻地距离;经济因素包括人均收入。

主成分分析只是根据自变量生成主成分,没有考虑因变量,因此可能造成选取的主成分只能反映自变量的重要信息,而与因变量有较强相关性、在主成分中所占比例小的变量有可能被忽略。针对这一问题,本文在进行主成分分析之前,先对自变量与因变量进行相关性分析,选取与因变量显著相关的自变量进行主成分分析。Pearson相关系数的大小可以反映2个变量间线性相关程度的强弱,其表达式为:

$$r_k = \frac{\sum_{i=1}^n (b_{ki} - \bar{b}_k) (a_i - \bar{a})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (b_{ki} - \bar{b}_k)^2 \sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})^2}} \quad (3)$$

式中: r_k 为第 k 个贫困指标与贫困发生率的Pearson相关系数; b_{ki} 为第 i 个村第 k 个贫困指标的归一化值; \bar{b}_k 为所有村第 k 个贫困指标的平均值; a_i 为第 i 个村的贫困发生率的归一化值; \bar{a} 为所有村贫困发生率的平均值。 r_k 的取值范围为 $(-1,1)$,当 $|r_k|$ 越接近1时,表明第 k 个贫困指标和贫困发生率的相关程度越高。

3.3 基于主成分的地理加权回归分析(PCA-GWR)

普通的回归模型(如最小二乘回归)假定在研究区域内回归系数不随空间位置的变化而变化,回归系数在全局范围内保持一致性,因此普通的回归模型无法考虑到数据的空间异质性。局部模型假定研究区域内,回归系数随着空间位置的变化而变化。GWR模型是典型的局部模型,GWR模型的回归系数随着空间位置的变化而变化,具有空间非平稳性。

在进行多元线性回归分析时,经常会出现多重共线性(多重共线性是指在自变量之间存在线性相关关系的现象^[21])的问题。当存在多重共线性问题时,会导致参数估计值的方差过大、精度降低,变量的显著检验失去意义,不能正确判断解释变量对被解释变量的影响程度,从而导致参数估计量的值不合理。在全局回归模型中,当2个或多个变量存在多重共线性时,结果通常是不可靠的^[25],GWR模型是一种局部线性回归模型,该模型为数据集中的每个要素构建了一个局部回归方程,因此可能出现局部多重共线性问题^[26]。

方差膨胀因子(Variance Inflation Factors, VIF)是用来判断多重共线性问题的常用方法,当VIF值大于4时存在较严重的多重共线性问题^[27]。本文采用局部VIF来诊断GWR模型的局部共线性问题。

主成分分析是一种解决多元线性回归中多重共线性问题的常见方法^[28]。它是将多个相关变量以尽可能少的信息损失为原则进行综合,化为少数几个不相关的变量的方法,使数据降维达到简化数据结构的目的^[29]。主成分分析的数学模型为:设有 n 行政村,每个行政村共有 p 个贫困指标 X_1, X_2, \dots, X_n ,构成一个 $n \times p$ 阶矩阵:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} = (X_1, X_2, \dots, X_p) \quad (4)$$

式中: X_1, X_2, \dots, X_p 为原始贫困指标; F_1, F_2, \dots, F_p 为新变量指标,则:

$$\begin{cases} F_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p \\ F_2 = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2p}X_p \\ \dots \\ F_p = a_{p1}X_1 + a_{p2}X_2 + \dots + a_{pp}X_p \end{cases} \quad (5)$$

式(4)满足 $a_{1i}^2 + a_{2i}^2 + \dots + a_{pi}^2 = 1$; F_i, F_j ($i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, p$)不相关,且 F_1, F_2, \dots, F_p 方差逐渐递减,即 $\text{Var}(F_1) > \text{Var}(F_2) > \dots > \text{Var}(F_p)$,方差越大的主成分包含的原始变量的信息就越多。

基于主成分的地理加权回归(PCA-GWR)方法结合了主成分分析和地理加权回归的优势,在地理加权回归分析之前,先对自变量进行主成分分析,将提取的若干个互不相关的主成分作为GWR的输入自变量进行地理加权回归,分析各主成分的空间影响分布情况。PCA-GWR既能消除由于自变量的相关性导致的多重共线性问题又能解释不同致贫因素的空间影响效应。其具体步骤为:

(1)主成分的提取。由于原始贫困指标变量的量纲不同,先把原始数据进行标准化,转化为无量纲的值;求出标准化后指标变量数据的相关系数矩阵,以及相关系数矩阵的特征值和特征向量,并将特征值从小到大排列 $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p$, λ_1 对应的特征向量 F_1 为第一主成分, λ_2 对应的特征向量 F_2 为第二主成分,以此类推;求贡献率(式(6))与累计贡献率(式(7)),提取主成分的个数取决于主成分对原始变量的解释程度,一般提取累计贡献率达80%~90%的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$,对应的 F_1, F_2, \dots, F_k ,前 k 个主成分。

$$\text{贡献率} = \frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^p \lambda_k}, \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (6)$$

$$\text{累计贡献率} = \frac{\sum_{k=1}^i \lambda_k}{\sum_{k=1}^p \lambda_k}, \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (7)$$

(2)地理加权回归。将提取的 k 个主成分作为输入自变量进行地理加权回归分析,其表达式(8)为:

$$x_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{m=1}^k \beta_m(u_i, v_i)F_{mi} + \varepsilon_i \quad (8)$$

式中: x_i 为贫困发生率; (u_i, v_i) 为第 i 个村的地理坐

标; $\beta_0(u_i, v_i)$ 为第 i 个村的回归常数; k 表示提取的 k 个主成分; $\beta_m(u_i, v_i)$ 为第 i 个村第 m 个主成分的回归参数; F_{mi} 表示第 i 个村第 m 个主成分的值; ε_i 为第 i 个村的随机误差项。

3.4 空间自相关

根据地理学第一定律:一切事物在空间上都是相关联的,空间上越相近的事物,它们的关联性就越强^[30]。因此对于不同事物的同一属性和而言,事物在空间上越相近,其属性值的差别就越小。空间自相关能够很好地反映变量在空间上的关联程度,它是指同一个变量在不同空间位置上的相关性,是空间单元属性值聚集程度的一种度量^[31]。空间自相关分为全局空间自相关和局部空间自相关。全局空间自相关是指同一属性在研究范围内邻近位置相关性的综合水平,局部空间自相关是指同一属性在研究范围内各空间位置与各自周围邻近位置的相关性^[32]。

3.4.1 全局空间自相关

本文采用 Moran's I 对永新县 232 个行政村的贫困发生率进行全局空间自相关分析,其表达式为:

$$I_m = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (a_{mi} - \bar{a}_m)(a_{mj} - \bar{a}_m)}{S_m^2 S_0} \quad (9)$$

式中: I_m 为永新县第 m 年的全局当 Moran's I ; a_{mi} 为第 m 年第 i 个村的贫困发生率的时空归一化值; $\bar{a}_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_{mi}$, 为第 m 年所有村时空归一化后的贫困发生率平均值; $S_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_{mi} - \bar{a}_m)^2$, 为第 m 年所有村时空归一化后的贫困发生率的方差; W_{ij} 为空间权重矩阵 W 中的一个元素, 反映第 i 个村和第 j 个村的空间邻近关系; $S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}$, 为空间邻接权重矩阵中所有元素之和。

$W(n \times n)$ 为空间权重矩阵, 表示研究区域内 n 个研究对象两两之间的空间邻近关系, 区域对象的邻近关系一般用邻接规则或者距离规则进行判定, 其中邻接规则通常有 Rook 邻接(有公共边界的空间对象定义为邻接关系)、Bishop 邻接(有公共顶点的空间对象定义为邻接关系)和 Queen 邻接(有公共顶点或有公共边界的对象定义为邻接关系)。因此, 基于 Queen 邻接关系的空间对象比其基于其他 2 种邻接规则的空间对象与其周围的有邻接关系

的空间对象之间具有更加紧密的关系, 因此本文采用 Queen 邻接规则, 其表达形式为:

$$W_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{当空间对象 } i、j \text{ 有公共边界或有公共顶点} \\ 0 & \text{当空间对象 } i、j \text{ 无公共边界且无公共顶点} \\ & \text{或 } i=j \end{cases} \quad (10)$$

全局当 Moran's I 的取值范围为 $[-1, 1]$, 当 Moran's I 为正值时, 研究区域整体上存在空间正相关, 贫困发生率在空间存在聚集性, 即村级贫困发生率的高值区域被高值区域包围, 低值区域被低值区域包围, 且其值越接近 1, 研究区域整体的空间正相关性越强; 当 Moran's I 为负值时, 研究区域整体上表现为空间负相关, 贫困发生率在空间上分布分散, 即高值区域被低值区域包围或者低值区域被高值区域包围, 其值越接近 -1, 研究区域整体的负相关性越强; 当 Moran's I 的值接近 0 时, 表示空间对象的村级贫困发生率在研究区域内整体上呈随机分布的。

全局 Moran's I 需通过标准化 $Z(I)$ 值来检验其显著性。当 $|Z(I)| > 1.96$ 表明观测属性值存在显著的空间自相关性; 否则, 表明观测属性值的空间自相关性不显著; 当 $Z(I)$ 的值为正且显著时, 表明观测属性值存在空间正相关性, 当 $Z(I)$ 的值为负且显著时, 表明观测属性值存在空间负相关性。

3.4.2 局部空间自相关

全局空间自相关反映的是观测属性值在整个研究区域的整体相关性, 但是区域内部的局部区域的空间自相关性不一定与整个研究区域的空间自相关性一致, 因此全局自相关性容易掩盖观测属性值在局部区域的不稳定性。局部空间自相关指标计算每一个空间对象与邻近空间对象就某一属性的相关程度, 能够反映空间对象的异质性特征。

本文采用局部 G 系数来计算永新县 232 个行政村贫困发生率的局部空间自相关性。其表达式为:

$$G_{mi}^* = \frac{\sum_{j=1}^n W_{ij} a_{mj}}{\sum_{j=1}^n a_{mj}} \quad (11)$$

式中: G_{mi}^* 表示第 m 年第 i 个村的局部 G 系数值; W_{ij} 是第 i 个村和第 j 个村的空间权重, 采用的 Queen 空间邻近规则。

当局部 G 系数为显著的正值时, 表示贫困发生率较高的行政村聚集区, 即热点区域; 当局部 G 系数为显著的负值时, 表示贫困发生率较低的行政村聚集区, 即冷点区域。

同上述全局Moran's I 一样,局部G系数也需通过标准化 $Z(G)$ 值来检验其显著性。当 $|Z(G)| > 1.96$ 时,表明观测属性值存在显著的空间自相关性;当 $Z(G)$ 接近0时,观测属性值的空间自相关性越不显著;当 $Z(G)$ 的值为正且显著时表明存在观测属性的高值聚集, $Z(G)$ 值为负且显著时,表明存在观测属性值的低值聚集。

4 结果与分析

4.1 贫困空间格局成因分析

4.1.1 贫困指标选取

用SPSS软件计算各贫困指标与贫困发生率的Pearson相关系数来检验贫困发生率与贫困指标的相关性(表1),选取显著相关(Pearson相关系数 >2)的指标,因此选取了高程、归一化植被指数、坡度 $>$

表1 2013年永新县贫困指标与贫困发生率相关程度分析

Tab. 1 Analysis of the correlation between poverty indicators and poverty incidence in Yongxin County in 2013

贫困维度	贫困指标	Pearson 相关系数	相关性程度
自然因素	高程	0.289**	显著弱相关
	NDVI	0.282**	显著弱相关
	坡度	0.031	不显著
	坡度 $>8^\circ$ 面积占比	0.214**	显著弱相关
社会因素	疾病	0.711**	显著强相关
	到最近镇驻地距离	-0.083	不显著
	缺乏劳动力	0.887**	显著极强相关
	夜间灯光	-0.173**	显著极弱相关
经济因素	低学历	0.986**	显著极强相关
	人均收入	0.107	不显著

注:**指0.01水平上显著;根据相关系数得分,分为极强相关(0.8, 1]、强相关(0.6, 0.8]、中等程度相关(0.4, 0.6]、弱相关(0.2, 0.4]、极弱相关[0, 2]。

8° 面占比、疾病、缺乏劳动力、低学历6个指标。

对于与贫困发生率显著相关的6个贫困指标进行相关性分析(表2),发现贫困指标之间的相关系数较大,尤其是社会经济指标(疾病、缺乏劳动力、低学历)之间存在较强的相关性,这些变量一起放入多元回归模型容易出现多重共线性问题,而导致回归分析结果不可靠。

4.1.2 主成分分析

对6个与贫困发生率显著相关的自变量指标做主成分分析,通过降维的方法确定少数几个综合因子即主成分来代替原来众多的变量,使这些主成分能尽可能多地反映原来变量的信息,且彼此之间互不相关^[33]。

对6个贫困指标做主成分分析,结果如表3,第一、二、三主成分的贡献率分别为52.124%、28.325%、10.088%,第一、二、三主成分的累计贡献率达90.546%,说明前3个主成分能够解释原始变量90.546%的信息,信息损失量少,因此本文提取了第一、二、三主成分,即将原来6个具有相关关系的贫困指标转化为3个互不相关的主成分。

表4展示了第1、2、3主成分分别对应的特征向量,第一主成分主要由疾病、缺乏劳动力、学历决定,因此第一主成分可以概括为乡村主体自生发展能力,第二主成分主要由NDVI决定,因此第二主成分代表植被覆盖因素,第三主成分主要由坡度 $>8^\circ$ 面积占比、高程构成,因此第三主成分代表地势类因素。建立第一主成分(F_1)、第二主成分(F_2)、第三主成分(F_3)与疾病(X_1)、缺乏劳动力(X_2)、低学历(X_3)、坡度 $>8^\circ$ 面积占比(X_4)、高程(X_5)、NDVI(X_6)的线性关系模型为:

第一主成分:

$$F_1=0.619X_1+0.534X_2+0.525X_3+0.055X_4+0.07X_5+0.078X_6 \quad (12)$$

表2 2013年永新县贫困指标的相关性分析

Tab. 2 Correlation analysis of poverty indicators in Yongxin County in 2013

	疾病	缺乏劳动力	低学历	坡度 $>8^\circ$ 面积占比	高程	NDVI
疾病	1.000	0.786**	0.737**	0.149*	0.164*	0.159*
缺乏劳动力	0.786**	1.000	0.912**	0.229**	0.291**	0.297**
低学历	0.737**	0.912**	1.000	0.194**	0.268**	0.281**
坡度 $>8^\circ$ 面积占比	0.149*	0.229**	0.194**	1.000	0.686**	0.397**
高程	0.164*	0.291**	0.268**	0.686**	1.000	0.689**
NDVI	0.159*	0.297*	0.281*	0.397**	0.689**	1.000

注:**表示相关性在0.01上显著;*表示相关性在0.05上显著。

表3 2013年永新县贫困指标的主成分分析

Tab. 3 Principal component analysis of poverty indicators in Yongxin County in 2013

主成分	特征值	贡献率%	累计贡献率%
第一主成分	3.127	52.124	52.124
第二主成分	1.701	28.352	80.476
第三主成分	0.605	10.088	90.564
第四主成分	0.278	4.634	95.198
第五主成分	0.206	3.428	98.626
第六主成分	0.082	1.374	100

表4 2013年永新县各主成分的特征向量

Tab. 4 Eigenvectors of each principal component in Yongxin County in 2013

原始变量	第一主成分	第二主成分	第三主成分
疾病	0.619	-0.005	0.094
缺乏劳动力	0.534	0.127	0.139
低学历	0.525	0.128	0.091
坡度>8°面积占比	0.055	0.136	1.232
高程	0.070	0.504	0.843
NDVI	0.078	0.728	0.235

第二主成分:

$$F_2 = -0.005X_1 + 0.127X_2 + 0.128X_3 + 0.136X_4 + 0.504X_5 + 0.728X_6 \quad (13)$$

第三主成分:

$$F_3 = 0.094X_1 + 0.139X_2 + 0.091X_3 + 1.232X_4 + 0.843X_5 + 0.235X_6 \quad (14)$$

4.1.3 PCA-GWR 结果分析

将提取的3个主成分进行地理加权回归分析, PCA-GWR的回归结果如图3所示。

(1)第一主成分。第一主成分代表乡村主体自生发展能力,它包括低学历、疾病和缺乏劳动力因素。文化水平低既是贫困的原因,又是贫困的结果,文化水平低下容易导致进一步导致缺乏技术和管理能力,打工的收入要低于文化水平高的劳动人员,因而导致贫困,而贫困又会导致失学率提高,从而就会形成新一代的贫困人口;疾病导致贫困是因为如果家庭中患有大病或者长期慢性病的人,不仅不能通过劳动获得收入,而且还需要大笔的医药费,长期大量的医药支出会导致家庭陷入贫困;而丧失劳动力和无劳动力的人群,不仅不能增加家庭收入,而且还会加大家庭开支,入不敷出,因缺乏劳动力而导致贫困。第一主成分的回归系数均为正值,取值范围为0.0195~0.0310,说明乡村主体自生发展能力对永新县所有行政村的贫困发生率均起到正

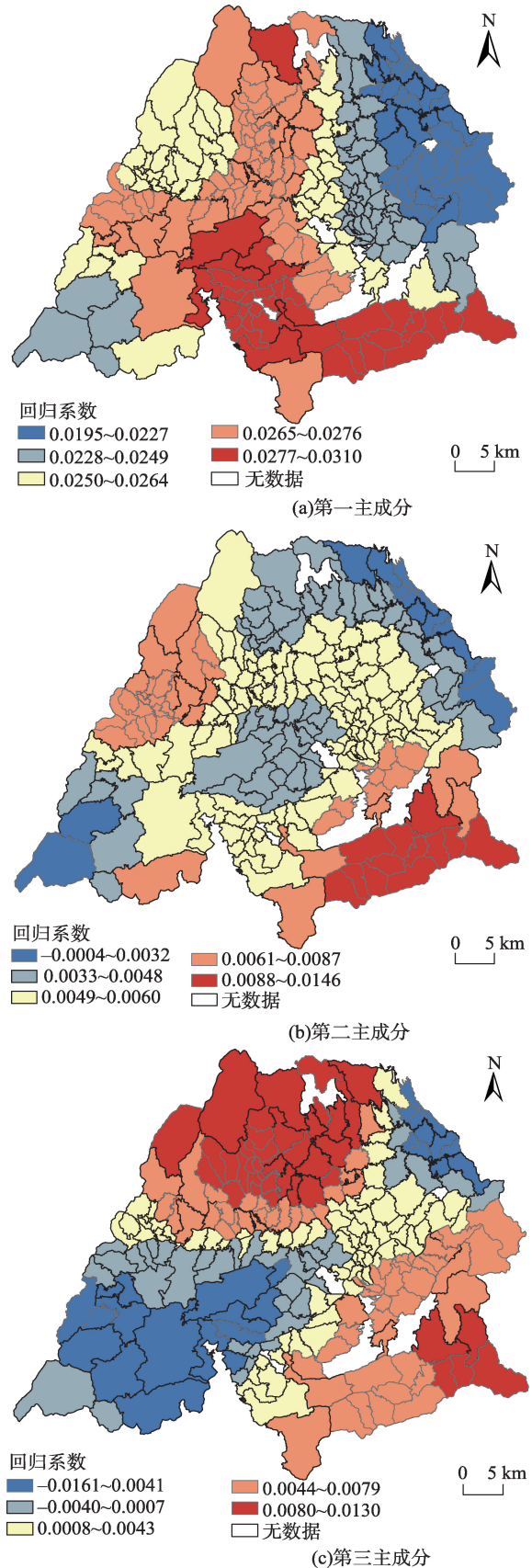


图3 PCA-GWR 模型回归系数分布
Fig. 3 Distribution of regression coefficients of the PCA-GWR model

向作用,即非在校生中初中及初中以下的学历的人、非在校生中无劳动能力或丧失劳动能力的人、患有大病或长期慢性病的人所占比例越高,贫困发生率就越高;局部来看,南部地区和中部地区受社会经济因素的影响偏高,其中位于南部的曲白乡和龙源口镇系数值最大,因此政府应加大对该区域的教育扶持力度,积极发展农村合作医疗,减轻农民的医疗负担,对贫困户进行免费劳动技能培训等,并根据各户具体情况,制定与贫困户实际相符的帮扶措施。

(2)第二主成分。第二主成分主要反映的是NDVI与贫困发生率的关系,回归系数取值范围为-0.0004~0.0146,全县除芦溪乡、怀忠镇、三湾乡的部分行政村的回归系数接近零,其他绝大部分区域的回归系数为正,说明NDVI值越高的村,贫困发生率也越高。同时,从空间分布来看,东南南部地区和西北部地区系数值较大。由表4可知:NDVI指标与高程指标的相关性较强,说明地势越高的地方植被分布越多。根据图1中永新县的高程分布图和图4中永新县2013年村级贫困发生率分布图可知:贫困发生率较高的村基本分布在地势较高的地区,这些地区植被分布较多,所以NDVI值较高,因此,在大多数区域贫困发生率与NDVI值的大小成正比。

(3)第三主成分。第三主成分代表地形因素,回归系数的取值范围为-0.0161~0.0013,除西南和东北部小部分地区的回归系数为负,其他大部分区域的回归系数均为正值,对贫困发生率均起到正向作用,即地处海拔越高或者坡度越大的区域,其贫困发生率越高,回归系数最高的地区为东南部的曲白乡、坳南乡、龙源口、烟阁乡的部分行政村,和位于西北部地区的龙门镇、象形乡的部分行政村,因为这些区域的海拔相对较高,坡度较大,不利于耕作农作物,并且会增加交通的不便性,导致不生产要素难以对外流通,因而导致贫困。在这些区域,政府应当首先加强道路设施的建设,改善当地的交通状况,并派专员指导山区的产业规划,并可结合当地情况开发生态旅游等相关项目,增加农民的收入。

综上,各地区其主要的致贫原因的不同的,针对各行政村的不同致贫原因,应对不同情况的地区采取相应措施,对症下药,摆脱贫困。

4.1.4 GWR模型和PCA-GWR模型对比

对与贫困发生率存在显著相关的6个贫困指标做GWR分析,使用R中的GW包计算并统计每个贫困指标的局部VIF值,如表5所示,其中VIF均值、VIF最大值、VIF最小值分别表示某个贫困指标

表5 GWR模型贫困指标的局部VIF值统计

Tab. 5 Local VIF statistics of poverty indicators of the GWR model

VIF统计	低学历	疾病	缺乏劳动力	高程	NDVI	坡度>8°面积占比
VIF均值	4.94	2.53	6.05	3.16	2.02	2.01
VIF最大值	7.32	3.64	8.69	3.86	2.30	2.55
VIF最小值	3.66	2.08	4.51	2.58	1.78	1.55

在232个行政村中局部VIF的平均值、最大值、最小值。结果表明GWR分析中低学历和缺乏劳动力贫困指标的VIF值大于4,由表1知:低学历和缺乏劳动力指标与贫困发生率的Pearson相关系数值分别为0.986、0.887,与贫困发生率呈显著极强相关关系,因此这2个贫困指标对致贫原因的分析都非常重要,而GWR分析同时考虑这2个指标时,VIF值过高,所以采用GWR分析会导致多重共线性问题。对PCA-GWR分析的局部VIF值统计如表6,每个主成分的VIF值都接近1,表明PCA-GWR模型不存在多重共线性问题。

表6 PCA-GWR模型各主成分的局部VIF统计

Tab. 6 Local VIF statistics of the principal components of the PCA-GWR model

VIF统计	第一主成分	第二主成分	第三主成分
VIF均值	1.02	1.03	1.03
VIF最大值	1.06	1.15	1.19
VIF最小值	1.00	1.00	1.00

4.2 村级贫困发生率空间格局特征

4.2.1 贫困发生率时间变化特征

结合图2、图4,从研究区域整体来看,从2013—2017年,永新县232个行政村的贫困发生率均值逐年下降,由2013年的11.27%下降到2017年的0.97%;五年期间,贫困发生率的最大值下降明显,2013年村级贫困发生率最高值为31.37%,发生在三湾乡高

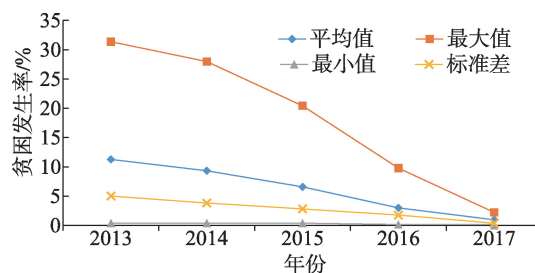


图4 永新县2013—2017年贫困发生率时间变化趋势

Fig. 4 The poverty incidence in Yongxin County from 2013 to 2017

车坳村,2017年村级贫困发生率最高值为2.22%,发生在曲白乡石背村;村级贫困发生率的最低值也逐渐下降,从2013年的13.63%下降到2017年的0%,均发生在石桥镇北岭村;标准差也逐年降低,表明永新县232个行政村之间的贫困发生率差距在逐年缩小,各村之间的贫富差距在逐年减低。

4.2.2 贫困发生率空间格局特征分析

从空间上来看(图5),贫困发生率的分布体现出空间异质性,2013年永新县贫困发生率高的行政村分布在西南部和中东部部分地区,贫困发生率较高的行政村分布在西部、西北部和南部,这些基本分布在海拔较高的地区,只有分布在中部的几个距离县城最近的行政村贫困发生率较低,因为在扶贫政策实施的初期,贫困受地形等自然条件的影 响为主;2014年贫困发生率较高的地区分布在南部偏西和中南部地区;2015年贫困发生率较高的行政村分布与2014年相似,但数量明显减少,分布在中部、东南部和中北部地区,并且低值区域增加;2016年贫困发生率整体上明显降低,只有东南部部分地区、西北部部分地区和东部部分地区贫困发生率相对较高,其他地区贫困发生率值均较低;2017年整个研究区域的村级贫困发生率的值都较低。

2013—2017年,全县扶贫效果总体表现为:中部地区先开始脱贫,然后扩散至周边地区逐步脱贫。

这是由于:中部地区有先天的自然优势,地势低,利于耕种农作物,离县城较近,靠近县城的坳南乡、埠前镇、才丰乡、高士乡率先完成了道路完善工作,交通便利,烟阁乡、在中乡等推行现代农业示范园,直接解决了当地大量贫困户的就业问题,增加了农户的收入,因此商品经济得以快速发展,同时位于中部地区的里田镇、埠前镇等也是最早实施定点帮扶、村庄整治的,所以扶贫见效快;而北部和南部地区由于地势高,农民自身难以开发和利用自然资源,因此在2013年这些区域是全县贫困发生率最高的地区,从2014年“四个千万”生态农业工程实施以来,让农业与现代科技结合,利用山丘田地的有效空间,实行了“高山种楠、缓坡植柚、田间种菜、河滩育桑”的梯度开发模式,发展了以养蚕、菠菜、井冈蜜柚、楠木4个主导产业,并且还利用高山、森林、林果庄园等生态资源发展乡村旅游,这些扶贫措施的实施,使得当地贫困农户逐步摆脱贫困,因此,到2017年这些区域的贫困发生率也达到了低值。

4.3 贫困发生率空间自相关分析

4.3.1 全局空间自相关分析

利用Geoda软件对时空归一化后的村级贫困发生率逐年进行全局空间自相关分析,空间矩阵采用Queen邻接规则,为增强结果的稳健性,进行了

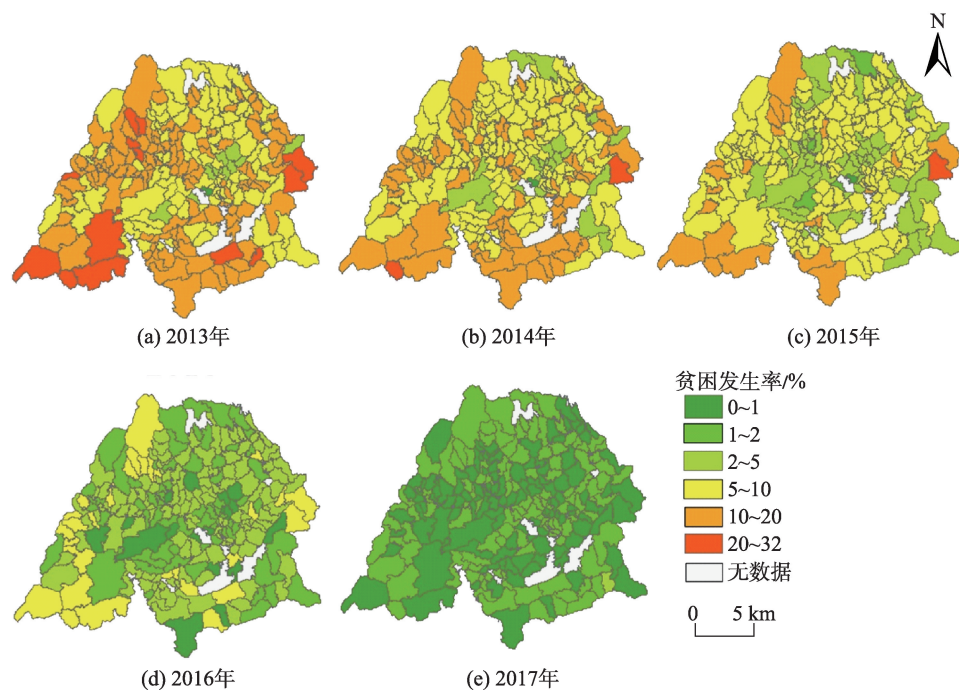


图5 2013—2017年永新县村级贫困发生率空间分布格局

Fig. 5 Spatial distribution pattern of poverty incidence at village level in Yongxin County from 2013 to 2017

999次随机化处理,分析得到2013—2017年每年的全局当Moran's I 结果(表7)。2013—2016年全局当Moran's I 均为正值,且 p 值为0.001, z 值均大于1.96,说明在99.9%的置信度下空间自相关性显著,研究区域内贫困发生率呈现出较强的空间正相关性,整体分布上表现出聚集性,当Moran's I 值整体上呈下降趋势,可能是因为贫困发生率受自然因素影响逐渐降低,而随着扶贫政策的实施,贫困发生率受社会经济因素的影响上升导致。2017年的 p 值为负,不能拒绝假设检验,说明2017年研究区域整体上不存在空间自相关性,呈随机分布。

表7 永新县村级贫困发生率全局自相关结果

Tab. 7 Global autocorrelation results of the poverty incidence at village level in Yongxin County

年份	Moran's I	z 值	p 值
2013	0.343	8.878	0.001
2014	0.288	7.487	0.001
2015	0.347	8.737	0.001
2016	0.248	6.269	0.001
2017	-0.014	0.392	-0.308

Moran's I 散点图(图6)可进一步表示每个行政村与邻近行政村贫困发生率的局部空间关系。其中,第一象限表示行政村和其周围行政村的贫困发生率均较高,二者贫困发生率的空间差异程度较小;第二象限表示贫困发生率低值的行政村被贫困发生率高值的行政村包围,二者贫困发生率的空间差异程度较大;第三象限表示行政村与其邻近行政村的贫困发生率均较低,二者的贫困发生率的空间差异程度较小;第四象限表示贫困发生率高值的行政村被贫困发生率低值的行政村包围,二者贫困发生率的空间差异较大。2013—2016年,各象限包含的行政村数目都比较稳定,其中第三象限数目最多,且逐年增多,即低值贫困发生率的村越来越多且呈聚集分布,因为邻近村之间经济来往更为频繁,某村的经济水平提高也会带动邻近村子的经济发展;第一象限的数目逐年减少,说明高值贫困发生率村子越来越少且聚集程度也逐渐降低;第二、四象限的数目逐年减少,说明各个村的贫困发生率差异性逐渐变弱,由于自2013年实施扶贫政策以来,整个县的贫困发生率整体降低,且各村之间的贫困差距逐渐缩小。

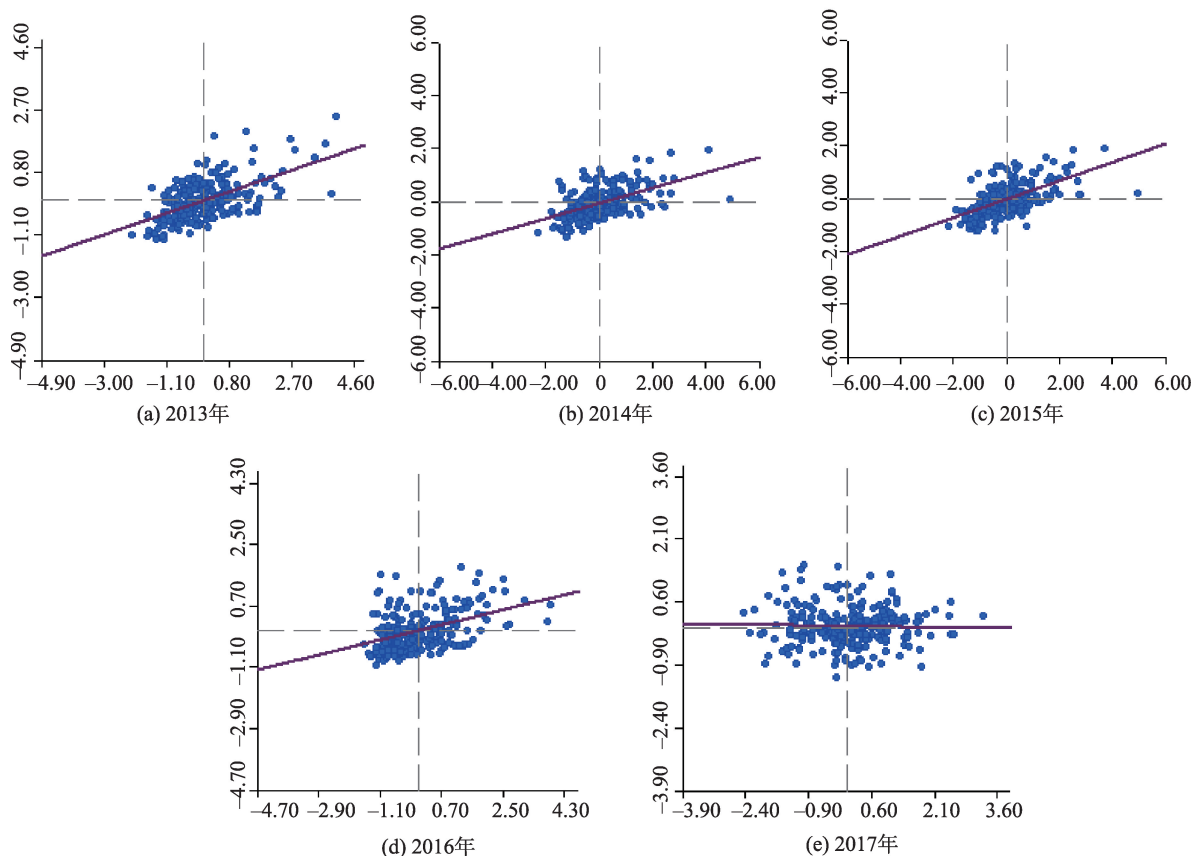


图6 永新县村级贫困发生率全局Moran's I 散点图

Fig. 6 Global Moran's I scatter map of poverty incidence at village level in Yongxin County

4.3.2 局部空间自相关

计算研究区域村级贫困发生率的局部G系数,得到各个年份村级贫困发生率的热点、冷点分布情况(图7),并对冷、热点个数进行统计(表8)。图7中,红色表示热点区域,即贫困发生率高值聚集区,蓝色表示冷点区域,即贫困发生率低值聚集区。从2013—2016年西南地区均存在大片贫困发生率高值聚集区,且西北部分区域为高值聚集区;2013年的热点个数较少为16个;2014年和2015年中

南部地区和东部部分地区也为热点区域;2016年位于热点区域的行政村数目最多为28个,热点区除了分布在东南部,还分布在西北部、中南部、和东部部分地区;2017年的热点区域大致零散分布在南部地区。冷点区域在2013—2016年大致分布在中部地区和中北部地区;2015年位于冷点区域的行政村数量最多为36个,其贫困发生率低值聚集区分布在中部和东部偏南地区;2017年冷点数目最少为11个,零星分布于中部地区。

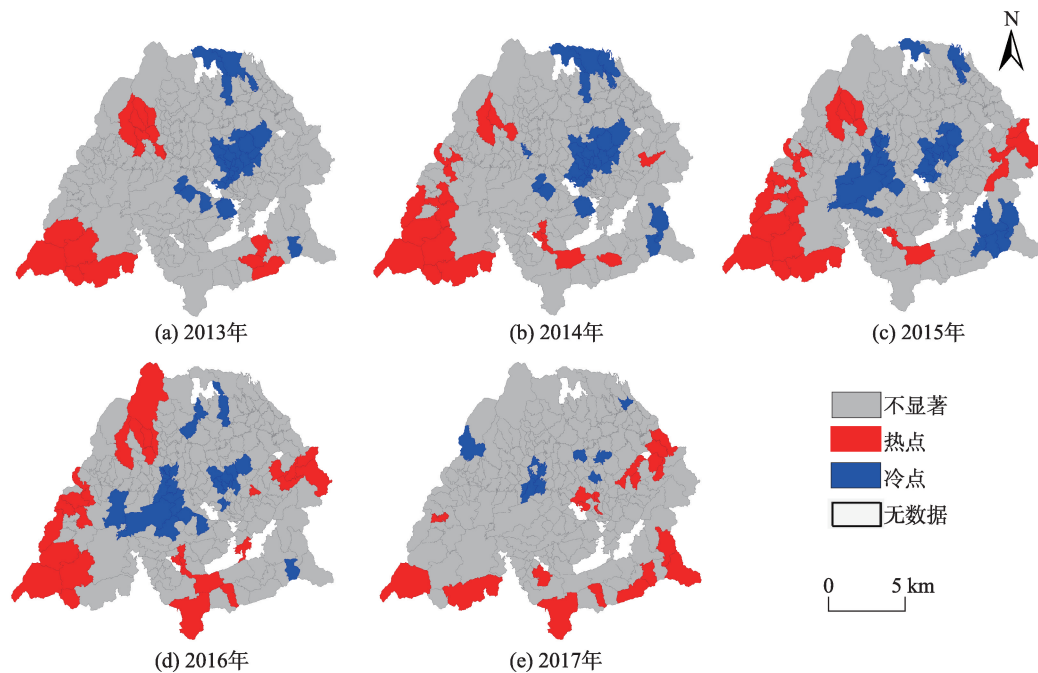


图7 2013—2017年永新县村级贫困发生率局部空间自相关结果

Fig. 7 Results of local spatial autocorrelation of poverty incidence at village level in Yongxin county from 2013 to 2017

表8 2013—2017年永新县村级贫困发生率冷热点个数

Tab. 8 Number of cold and hot spots of poverty incidence at village level in Yongxin county from 2013 to 2017

年份	热点个数	冷点个数	不显著个数
2013	16	31	185
2014	19	33	180
2015	23	36	173
2016	28	26	178
2017	22	11	199

总体来看,2013—2017年热点区域分布特征表现为从聚集到分散,说明贫困发生率高值的行政村分布越来越分散,导致热点个数增多。表明前期的贫困主要是受自然资源未能合理开发利用所致,贫困集中分布在海拔高、坡度大等传统农业难以利用

的区域,因此热点区域大,且分布比较集中;后来由于各种扶贫措施开始实行以来,注重转变产业扶贫方式,技术人员帮助农民将科技融进农业中去,实施“农民上坡”工程和生态农业工程,因地制宜地在山地、丘陵等以前靠传统技术难以开发的地区科学种植农产品,并且还在高山、庄园等开发旅游产业,使农民“绿色脱贫”,因此贫困逐步摆脱了自然因素的影响,而开始偏向于受社会经济的影响,因此热点区域就不再集中分布在东南部等地势高的地区,而是分布比较分散,零星分布在南部和中东部地区。

5 结论

村级贫困发生率的时空格局与致贫因素分析,

可以为制定扶贫政策提供科学支持。由于传统地理加权回归模型难以解决多重共线性问题,本文提出主成分分析和地理加权回归模型结合的方法,在解决多重共线性问题的同时,也可以获取致贫因素与贫困发生率关系的空间差异。本文基于永新县村级贫困发生率以及致贫因素数据,分析了村级贫困发生率的空间格局和时间变化趋势,并采用PCA-GWR模型定量分析了致贫因素与贫困发生率的关系。研究发现:

(1)在分析致贫因素时,PCA-GWR将与贫困发生率高度相关的6个贫困指标化为3个互不相关的主成分,PCA-GWR模型各主成分的VIF值比GWR模型自变量的VIF值低,解决了GWR模型中由于变量之间的高度相关性导致的多重共线性问题。

(2)PCA-GWR结果表明永新县贫困格局分布与地形、植被分布等自然因素和低学历、缺乏劳动力、疾病等乡村主体自生发展能力相关,且每种影响因素与贫困发生率的关系在不同地区有差异。因此对于乡村扶贫,扶贫政策应当因地制宜,抓住主要矛盾,根据当地实际的致贫原因,制定对应的扶贫政策。

(3)2013—2017年,永新县整体的贫困发生率呈现逐年降低的趋势,且各村之间的贫困发生率差距逐年缩小。表明2013年开始实施扶贫政策以来,永新县的减贫效果明显。2013—2015年空间格局上呈现出西部和南部偏高,中东部低的格局,2016年和2017年贫困发生率值逐渐趋于一致,整体都处于较低的水平。

(4)从全局当Moran's I 的结果来看,除2017年没有通过显著检验,其他年份均通过显著性检验且当Moran's I 值介于0.24~0.35,具有空间正相关性,贫困发生率整体上呈聚集分布的。

(5)局部自相关结果显示,2013—2016年,冷点(贫困发生率低值聚集区)、热点(贫困发生率高值聚集区)分布总体变化不大,西南部地区在2013—2016年一直为热点区域,整个区域的热点分布由聚集变得分散,冷点区域大致分布在中部,2017年变化较大,热点区域大多分布在南部地区,冷点区域零星分布于中部地区。其结果可以为精准扶贫政策的实施提供参考。

参考文献(References):

[1] 联合国2030可持续发展目标[EB/OL]. <https://sustainabledevelopment.un.org/?menu=130>. [United Nations 2030

sustainable development goals[EB/OL]. <https://sustainabledevelopment.un.org/?menu=130>.]

- [2] 丁建军,冷志明.区域贫困的地理学分析[J].地理学报,2018,73(2):232-247. [Ding J J, Leng Z M. Regional poverty analysis in a view of geography science[J]. Acta Geographica Sinica, 2018,73(2):232-247.]
- [3] 刘艳华,徐勇.中国农村多维贫困地理识别及类型划分[J].地理学报,2015,70(6):993-1007. [Liu Y H, Xu Y. Geographical identification and classification of multi-dimensional poverty in rural China[J]. Acta Geographica Sinica, 2015,70(6):993-1007.]
- [4] 王艳慧,钱乐毅,段福洲.县级多维贫困度量及其空间分布格局研究——以连片特困区扶贫重点县为例[J].地理科学,2013,33(12):1489-1497. [Wang Y H, Qian L Y, Duan F Z. Study on county-level multidimensional poverty measurement and its spatial distribution pattern: A case study of poverty alleviation key counties in contiguous poverty-stricken areas[J]. Scientia Geographica Sinica, 2013,33(12):1489-1497.]
- [5] 邹薇,方迎风.怎样测度贫困:从单维到多维[J].国外社会科学,2012,2(7):63-69. [Zou W, Fang Y F. How to measure poverty: from single dimension to multi-dimension [J]. Foreign Social Sciences, 2012,2(7):63-69.]
- [6] 贾林瑞,刘彦随,刘继来,等.中国集中连片特困地区贫困户致贫原因诊断及帮扶需求分析[J].人文地理,2018,33(1):85-93. [Jia L R, Liu Y S, Liu J L, et al. Cause diagnosis and demand analysis of poverty-stricken households in contiguous poverty-stricken areas in China[J]. Human Geography, 2018,33(1):85-93.]
- [7] 李平.东北贫困区多维致贫因素评价及实证分析[J].统计与决策,2019,35(7):93-96. [Li P. Evaluation and empirical analysis of multidimensional factors contributing to poverty in northeast poverty-stricken areas[J]. Statistics and Decision-making, 2019,35(7):93-96.]
- [8] 张琦,陈伟伟.连片特困地区扶贫开发成效多维动态评价分析研究——基于灰色关联分析法角度[J].云南民族大学学报(哲学社会科学版),2015,32(1):136-142. [Zhang Q, Chen W W. Multidimensional dynamic evaluation and analysis of poverty alleviation effect in contiguous poverty-stricken areas: Based on the perspective of gray correlation analysis[J]. Journal of Yunnan university for Nationalities (philosophy and social sciences edition), 2015, 32(1):136-142.]
- [9] 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. [Mao J Y, Ge Y, Zhao Z Q, et al. Poverty alleviation evaluation and spatial pattern analysis of Wuling Mountain[J]. Journal of Geo-information Science, 2016,18(3):

- 334-342.]
- [10] 陈焯烽,王艳慧,王小林.中国贫困村测度与空间分布特征分析[J].地理研究,2016,35(12):2298-2308. [Ceng Y F, Wang Y H, Wang X L. Measurement and spatial analysis of poverty-stricken villages in China[J]. Geographical Research, 2016,35(12):2298-2308.]
- [11] 袁媛,伍彬,古叶恒.重庆市城市贫困空间特征和影响因素研究——兼论东西部城市的异同[J].人文地理,2015,30(1):70-77. [Yuan Y, Wu B, Gu Y H. Study on the spatial characteristics and influencing factors of urban poverty in Chongqing--on the similarities and differences between eastern and western cities[J]. Human Geography, 2015,30(1):70-77.]
- [12] 文琦,施琳娜,马彩虹等.黄土高原村域多维贫困空间异质性研究——以宁夏彭阳县为例[J].地理学报,2018,73(10):1850-1864. [Wen Q, Shi L N, Ma C H, et al. Spatial heterogeneity of multidimensional poverty in villages on loess plateau: A case study of Pengyang county, Ningxia [J]. Acta Geo-graphica Sinica, 2018,73(10):1850-1864.]
- [13] 徐孝勇,封莎.中国14个集中连片特困地区自我发展能力测算及时空演变分析[J].经济地理,2017,37(11):151-160. [Xu X Y, Feng S. Measurement of self-development capacity and spatio-temporal evolution of 14 contiguous poverty-stricken areas in China[J]. Economic Geography, 2017,37(11):151-160.]
- [14] 董新华,梁俏,韦燕飞.广西县域贫困空间格局及影响因素分析[J].农村经济与科技,2018,29(13):1-6. [Tong X H, Liang Q, Wei Y F. Spatial pattern and influencing factors of poverty in Guangxi counties[J]. Rural Economy And Technology, 2018,29(13):1-6.]
- [15] 王永明,王美霞,吴殿廷,等.贵州省乡村贫困空间格局与形成机制分析[J].地理科学,2017,37(2):217-227. [Wang Y M, Wang M X, Wu D T, et al. Analysis of spatial pattern and formation mechanism of rural poverty in Guizhou province[J]. Scientia Geographica Sinica, 2017,37(2):217-227.]
- [16] 丁建军.中国11个集中连片特困区贫困程度比较研究——基于综合发展指数计算的视角[J].地理科学,2014,34(12):1418-1427. [Ding J J. Comparative study on poverty degree in 11 contiguous poverty-stricken areas in China: From the perspective of comprehensive development index calculation[J]. Scientia Geographica Sinica, 2014,34(12):1418-1427.]
- [17] 周蕾,熊礼阳,王一晴,等.中国贫困县空间格局与地形的空间耦合关系[J].经济地理,2017,37(10):157-166. [Zhou L, Xiong L Y, Wang Y Q, et al. Comparative study on poverty degree in 11 contiguous poverty-stricken areas in China: From the perspective of comprehensive development index calculation[J]. Economic Geography, 2017,37(10):157-166.]
- [18] 迟瑶,王艳慧,房娜.连片特困区贫困县农村基本公共服务与县域经济时空格局演变关系研究[J].地理研究,2016,35(7):1243-1258. [Chi Y, Wan Y H, Fang N. Spatio-temporal pattern of rural basic public services and county economy in poverty-stricken contiguous destitute areas of China [J]. Geographical Research, 2016,35(7):1243-1258.]
- [19] 罗庆,樊新生,高更和,等.秦巴山区贫困村的空间分布特征及其影响因素[J].经济地理,2016,36(4):126-132. [Luo Q, Fan X S, Gao G H, et al. Spatial distribution characteristics and influencing factors of poor villages in Qinba mountains[J]. Economic Geography,2016,36(4):126-132.]
- [20] 黄国勇,张敏,夏咏,等.新疆边境贫困县自然地理环境影响因素实证分析[J].干旱区地理,2015,38(4):814-820. [Huang G Y, Zhang M, Xia W, et al. An empirical analysis of the factors affecting the physical geographical environment of poverty-stricken counties in Xinjiang border areas[J]. Arid Land Geography,2015,38(4):814-820.]
- [21] 陈焯烽,王艳慧,赵文吉,等.中国贫困村致贫因素分析及贫困类型划分[J].地理学报,2017,72(10):1827-1844. [Chen Y F, Wang Y H, Zhao W J, et al. Analysis of factors contributing to poverty in poor villages in China and classification of poverty types[J]. Acta Geographica Sinica, 2017,72(10):1827-1844.]
- [22] 武鹏,李同昇,李卫民.县域农村贫困化空间分异及其影响因素——以陕西山阳县为例[J].地理研究,2018,37(3):593-606.[Wu P, Li T S, Li W M. Spatial differentiation of rural poverty in county area and its influencing factors: A case study of Shanyang County in Shanxi province[J]. Geography Research, 2018,37(3):593-606.]
- [23] 马雄威.线性回归方程中多重共线性诊断方法及其实证分析[J].华中农业大学学报(社会科学版),2008(2):78-81, 85. [Ma X W. Diagnosis method and empirical analysis of multicollinearity in linear regression equation[J]. Journal of Huazhong Agricultural University (social science edition), 2008(2):78-81,85.]
- [24] 李平.东北贫困区多维致贫因素评价及实证分析[J].统计与决策,2019,35(7):93-96. [Li P. Evaluation and empirical analysis of multidimensional factors contributing to poverty in northeast poverty-stricken areas[J]. Statistics And Decision-making, 2019,35(7):93-96.]
- [25] 李严洁.多元回归中的多重共线性及其存在的后果[J].中国卫生统计,1992(1):24-27. [Li Y J. Multicollinearity in multiple regression and its consequences[J]. China Health Statistics,1992(1):24-27.]
- [26] Yu D, Peterson N A, Reid R J. Exploring the impact of

- non-normality on spatial non-stationarity in geographically weighted regression analyses: Tobacco outlet density in New Jersey[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2009,46(3):329-346.
- [27] Bollinger G. Book Review: Regression Diagnostics: Identifying Influential Data and Sources of Collinearity[J]. *Journal of Quality Technology*, 1981,48(6):1044-1044..
- [28] 肖雪梦,张应应.三种回归方法在消除多重共线性及预测结果的比较[J]. *统计与决策*,2015(24):75-78. [Xiao X M, Zhang Y Y. Comparison of three regression methods in eliminating multicollinearity and prediction results[J]. *Statistics And Decision Making*, 2015(24):75-78.]
- [29] 谢小韦.浅析多元线性回归中多重共线性问题的三种解决方法[J]. *科技信息*,2009(28):117-118. [Xie X W. Three solutions to multicollinearity problems in multiple linear regression[J]. *Science and Technology Information*, 2009(28):117-118.]
- [30] 张润楚.多元统计分析[M].北京:科学出版社,2006. [Zhang R C. *Multivariate statistical analysis*[M]. Beijing: Science Press, 2006.]
- [31] Tobler W R. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region[J]. *Economic geography*,1970,46(sup1):234-240.
- [32] 张松林,张昆.全局空间自相关Moran指数和G系数对比研究[J]. *中山大学学报(自然科学版)*,2007,46(4):93-97. [Zhang S L, Zhang K. Comparative study on global autocorrelation Moran index and G coefficient[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2007,46(4):93-97.]
- [33] 宋鸿,陈晓玲.运用空间自相关分析中国入境旅游增长空间格局[J]. *世界地理研究*,2006(1):99-106. [Song H, Chen X L. Spatial autocorrelation analysis of China's inbound tourism growth spatial pattern[J]. *World Geography Research*, 2006(1):99-106.]