

## 基于地理探测器的喀斯特植被 NPP 定量归因

左丽媛<sup>1,2</sup>, 高江波<sup>1\*</sup>

1. 中国科学院地理科学与资源研究所/中国科学院陆地表层格局与模拟重点实验室, 北京 100101; 2. 中国科学院大学, 北京 100049

**摘要:** 植被净第一性生产力 (NPP) 作为生态系统功能的重要指标, 既可以反映植被的生长状况, 又是生物圈内碳循环的重要分量。喀斯特地区植被 NPP 的研究是植被建设和生态系统恢复的重要基础, 其影响因素的定量识别对喀斯特地区的生态恢复与区域可持续发展具有重要意义。在高精度 NDVI 数据反演的基础上, 运用 CASA 模型模拟贵州省典型峰丛洼地区三岔河流域 2015 年区域尺度的植被 NPP, 分析喀斯特地区植被 NPP 的空间变化特征, 综合海拔、坡度、降水、温度、植被覆盖度和土地利用类型等影响因子, 应用地理探测器方法在不同地貌形态类型区内进行喀斯特植被 NPP 空间异质性的定量归因研究。结果表明: 植被覆盖度与温度是植被 NPP 的显著控制因子, 其交互作用对 NPP 的解释力为 77.8%; 地貌形态类型对植被 NPP 的空间分布具有宏观控制作用, 土地利用类型在相对平缓的平原、台地地区对 NPP 的解释力是山地丘陵等地势起伏较大地区解释力的近两倍; 海拔因子在小起伏中山和中起伏中山等山地地区对 NPP 的解释力强于较平缓地区; 各个地貌形态类型区内因子的层间差异均随地貌特征的变化而显现出不同程度的差异性。双因子的交互作用均能增强对植被 NPP 空间分布的解释力, 且在各个地貌形态类型区中, 解释力排在前三位的主导交互作用方式均为植被覆盖度因子与另一影响因子的叠加。因此, 在喀斯特地区未来的发展过程中, 应考虑多种环境因子之间的交互作用, 从多视角、多维度探究环境因子对植被 NPP 的影响, 为喀斯特石漠化的治理工作提供参考依据。

**关键词:** 植被净第一性生产力; 定量归因; CASA 模型; 地理探测器; 喀斯特山地

**DOI:** 10.16258/j.cnki.1674-5906.2020.04.006

**中图分类号:** Q948; X17

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1674-5906 (2020) 04-0686-09

**引用格式:** 左丽媛, 高江波, 2020. 基于地理探测器的喀斯特植被 NPP 定量归因[J]. 生态环境学报, 29(4): 686-694.

ZUO Liyuan, GAO Jiangbo, 2020. Quantitative attribution analysis of NPP in Karst peak cluster depression based on geographical detector [J]. Ecology and Environmental Sciences, 29(4): 686-694.

植被净第一性生产力 (Net Primary Productivity, NPP) 反映着植物固定和转化光合作用产物的效率, 决定了可供利用的物质和能量, 是陆地生态系统中物质与能量运转研究的重要环节 (朴世龙等, 2001)。NPP 作为地表碳循环的重要组成部分, 是判定生态系统碳汇和调节生态过程的主要因子, 在全球变化及碳循环平衡中扮演着重要的角色 (IGBP Terrestrial Carbon Working Group, 1998; Pan et al., 2011)。雨热同期、二元三维地质构造与大面积分布的碳酸盐岩使得喀斯特地区形成独特的碳循环和巨大的碳汇潜力, 在区域和全球碳循环过程中发挥着重要的作用 (王世杰等, 2017; Thevs et al., 2013)。然而, 喀斯特地区由于水土流失引起的土层浅薄、基岩裸露、土地生产力丧失和生态环境退化等现象致使该地区出现严峻的石漠化景观 (Yahdjian et al., 2015), 植被生长环境相对恶劣, 环境对植被生长的选择性限制作用强 (苏维词等,

2000)。同时, 脆弱的生态环境与强烈的人类活动相叠加使得当地植被一旦破坏即难以恢复, 因此定量评估环境因子、人类活动及其耦合作用对喀斯特地区 NPP 的影响对石漠化的治理以及推进喀斯特生态系统的恢复尤为重要。

目前常见的 NPP 估算方法包括站点实测以及模型估算两类。长时间序列、区域以及全球的空间尺度使得大规模站点实测 NPP 不易实现, 因此利用基于遥感数据的模型估算 NPP 成为当前广泛使用的研究方法 (Fang et al., 2003)。同时, 遥感数据时间序列长和覆盖面广的特点也使得区域及全球尺度 NPP 的动态变化分析成为可能。在众多基于遥感数据估算 NPP 的模型中, CASA 模型在区域以及全球的生产力估算中有着广泛的应用 (Crabtree et al., 2009), 其遥感数据反演的可靠性以及植被最大光能利用率的准确估算是利用 CASA 模型模拟 NPP 的关键点。在研究内容方面, 目前针对喀斯特地区

**基金项目:** 国家重点基础研究发展计划项目 (2015CB452702); 国家自然科学基金项目 (41671098)

**作者简介:** 左丽媛 (1995 年生), 女, 硕士研究生, 主要从事喀斯特地区生态系统服务研究。E-mail: zuoly17s@igsrr.ac.cn

\*通信作者: 高江波 (1984 年生), 男, 副研究员, 主要从事喀斯特土地利用-地表过程-资源环境效应研究。E-mail: gaojiangbo@igsrr.ac.cn

**收稿日期:** 2019-09-12

植被的研究主要集中于 3 个方向，一是基于气象观测资料和遥感产品模拟植被净第一性生产力并分析其季节和年际变化规律，如黄晓云等(2013)基于喀斯特地区卫星遥感和地面气象观测资料分析气候变化背景下中国南方喀斯特地区 NPP 的时空变化规律。二是研究土地利用变化或生态恢复对喀斯特地区植被碳储量的影响，如 Tong et al. (2018)研究了生态工程对中国西南喀斯特地区植被的大尺度积极效应。三是对比研究喀斯特地区和非喀斯特地区 NPP 的分布频度和趋势(王冰等, 2007; 董丹等, 2011)。以上研究虽然针对喀斯特地区的特殊性对植被 NPP 进行分析，但较少考虑喀斯特地区类型多样的地貌区之间植被 NPP 及其影响因子的异同性。

NPP 与环境因子之间的关系一直是国内外科学界普遍关注的问题之一(彭少麟等, 2000)，不同植被类型在不同环境条件下的 NPP 直接反映了它们对外界环境的适应性。目前喀斯特地区对于 NPP 空间分布的影响因子研究大多采用相关或回归统计方法，对于多因子交互作用的定量归因研究相对较弱。地理探测器作为探测空间分异性并揭示其背后驱动因子的一种新的统计方法，它一方面可以揭示自变量对因变量空间分异的解释力，另一方面也可以评估因子之间的相互作用是否会增强或减弱对因变量的解释力(王劲峰等, 2017)。因此本文在有效反演的高精度 NDVI 数据的基础上准确估算喀斯特地区的植被 NPP，在地貌形态类型区的框架下借助地理探测器方法开展喀斯特流域植被 NPP 的主导因子识别以及多因子交互作用的定量归因，以期理解环境因子在植被变化过程中的作用机制，为喀斯特地区的生态恢复和石漠化治理提供科学依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

三岔河流域(26°06′—27°00′N, 104°54′—106°24′E)位于中国贵州省西北部，属乌江南源一级支流(图 1)。三岔河全长 325.6 km，流域覆盖面积为 4 860 km<sup>2</sup>，属于典型的亚热带季风气候区。流域内降水主要集中在每年的 5—10 月，多年平均年降水量范围为 1 045—1 326 mm。地势自西北向东南逐渐降低，地貌形态复杂，多高山分布，山区面积占流域总面积的 81.16%。三岔河流域属于典型的喀斯特峰丛洼地区，独特的地质背景、地上地下二元水文结构导致地表土层薄且不连续，水文过程变化迅速，生态系统抵抗外界干扰能力低，自然环境脆弱(陈洪松等, 2013)。脆弱的生态环境叠加强烈的人类活动使得地表土壤严重流失，基岩大面积裸露，土地丧失农业利用价值，石漠化现象突出(Wang

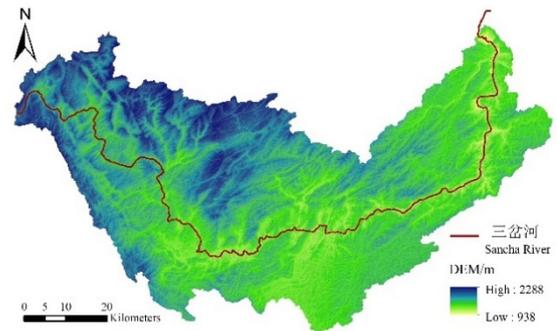


图 1 研究区地理位置

Fig. 1 Location of the study area

et al., 2004)。

### 1.2 数据来源

本文以 2015 年 30 m 分辨率的高精度 NDVI 数据为基础数据，基础数据的精度以及遥感影像反演的可靠性对模型的有效模拟以及 NPP 积累量的精确计算至关重要。该数据以 Landsat 8 OLI (<http://ids.ceode.ac.cn>) HJ 星以及 GF-1 数据 (<http://www.cresda.com/CN>) 为数据源，经过辐射定标、大气校正、正射校正等预处理工作后，通过近红外和红光波段反射率线性组合的方式获取 NDVI，再经过异常值处理、数据镶嵌、目标区域裁剪、投影变换等后处理工作得到最终的数据产品。三岔河地区云覆盖时间较多，因此，对于数据中的云、云影噪声，采用当月多源、多时相数据重建的方法来保证高时间、高空间分辨率 NDVI 的提取精度。为保证数据产品在空间上和时间上的合理性，本文采用 MOD13Q1 植被指数产品数据成果进行宏观对比验证，结果显示：从时间变化上来看，两者的 NDVI 值均表现为逐渐升高并在 7—8 月达到较高值，而后开始降低，两者的相关性分析结果为决定系数达到 0.6，表明两者具有较好的相关性；从空间分布图来看，两者的 NDVI 值空间分布趋势相同，地物之间的区分较为一致。本文针对不同地貌形态类型区分分析影响 NPP 的主导因子及因子间的交互作用，选取的因子有：海拔、坡度、降水、温度、植被覆盖度和土地利用类型，数据及来源详见表 1。为保证空间分辨率的一致性，所有数据重采样为 30 m。

### 1.3 研究方法

#### 1.3.1 CASA 模型

CASA 模型是一个基于过程的遥感模型，它耦合了环境变量、遥感数据和植被生理参量，实现了植被 NPP 的时空动态模拟(冯险峰等, 2004)。本文使用 CASA 模型，利用 2015 年高分辨率的遥感数据以月为间隔估算 NPP，并将各月的累加值作为年 NPP 的积累值，旨在明晰三岔河流域植被 NPP

表 1 数据来源及概况  
Table 1 Data source and description

数据名称 Name	类型 Type	分辨率 Resolution	来源 Resources	处理软件 Processing software
NDVI	栅格 Raster	30 m	根据 Landsat 8 OLI、HJ 星以及 GF-1 遥感数据反演 Interpreted from Landsat 8 OLI, HJ and Gaofen-1 satellite	-
海拔 Elevation	栅格 Raster	30 m	Google Earth	-
降水插值 Precipitation	栅格 Raster	1 km	国家气候中心	ANUSPLIN
温度插值 Temperature	栅格 Raster	1 km	the National Center of the China Meteorological Administration	
植被覆盖度 Vegetation coverage	栅格 Raster	30 m	根据 NDVI 数据计算 Calculated from NDVI data	ArcGIS
土地利用类型 Land use type	栅格 Raster	30 m	Landsat TM 遥感影像 ( <a href="http://glovis.usgs.gov/">http://glovis.usgs.gov/</a> ) 和野外考察定点数据 Landsat TM images and spot investigations	ENVI
植被类型 Vegetation type	栅格 Raster	1 km	中国科学院资源环境科学数据中心	
地貌形态类型 Geomorphological type	矢量 Vector	1 km	Resource and Environment Data Cloud Platform, Chinese Academy of Sciences ( <a href="http://www.resdc.cn">http://www.resdc.cn</a> )	-

的空间分布。NPP 的计算方法为:

$$NPP_t = APAR_t \times \varepsilon_t \quad (1)$$

式中,  $NPP_t$ 、 $APAR_t$  和  $\varepsilon_t$  分别表示月份  $t$  的植被净初级生产力 ( $\text{g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{month}^{-1}$ )、植被吸收的光合有效辐射 ( $\text{g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{month}^{-1}$ ) 和实际光能利用率 ( $\text{g}\cdot\text{MJ}^{-1}$ ), 以上均以 C 计算。

植被吸收的光合有效辐射与太阳总辐射和植物自身的特征有关, 可用式 (2) 计算。

$$APAR_t = SOL_t \times FPAR_t \times 0.5 \quad (2)$$

式中,  $SOL_t$  表示  $t$  月的太阳总辐射量 ( $\text{MJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{month}^{-1}$ );  $FPAR_t$  表示植被对入射光有效辐射的吸收分量; 常数 0.5 为植被利用的太阳有效辐射占太阳总辐射的比例。

研究表明,  $FPAR$  与  $NDVI$  和比值植被指数 ( $SR$ ) 有很好的线性关系 (Ruimy et al., 1994; Potter et al., 1993), 本文参考 Los (1998) 的研究方法, 取  $FPAR_{NDVI}$  与  $FPAR_{SR}$  的平均值作为  $FPAR$  的估算值。

$$FPAR_{NDVI,t} = \frac{NDVI_t - NDVI_{\min}}{NDVI_{\max} - NDVI_{\min}} \times (FPAR_{\max} - FPAR_{\min}) + FPAR_{\min} \quad (3)$$

$$FPAR_{SR,t} = \frac{SR_t - SR_{\min}}{SR_{\max} - SR_{\min}} \times (FPAR_{\max} - FPAR_{\min}) + FPAR_{\min} \quad (4)$$

$$FPAR_t = (FPAR_{NDVI,t} + FPAR_{SR,t}) \times 0.5 \quad (5)$$

$$SR_t = \frac{1 + NDVI_t}{1 - NDVI_t} \quad (6)$$

式中,  $FPAR_{NDVI,t}$  和  $FPAR_{SR,t}$  分别表示月份  $t$  内由  $NDVI$  和  $SR$  估算的  $FPAR_t$ ;  $NDVI_{\min}$  和

$NDVI_{\max}$  分别对应某种植被类型的  $NDVI$  最小值和最大值;  $FPAR_{\min} = 0.001$ ,  $FPAR_{\max} = 0.95$ ;  $SR$  为比值植被指数, 由  $NDVI$  决定。

实际光能利用率表示植物通过光合作用将所吸收的光合有效辐射转化为有机碳的效率 (朴世龙等, 2001)。Potter et al. (1993) 认为实际光能利用率主要受温度和水分的影 响, 当温度和水分达到理想条件时, 植被具有最大光能利用率, 其公式为:

$$\varepsilon_t = T_{\max,t} \times T_{\min,t} \times W_t \times \varepsilon_{\max} \quad (7)$$

式中,  $\varepsilon_t$  表示实际光能利用率 ( $\text{g}\cdot\text{MJ}^{-1}$ , 以 C 计),  $T_{\max,t}$  和  $T_{\min,t}$  分别表示高温和低温的胁迫系数,  $W_t$  为水分胁迫因子,  $\varepsilon_{\max}$  是理想条件下的最大光能利用率 ( $\text{g}\cdot\text{MJ}^{-1}$ )。

$T_{\max,t}$  和  $T_{\min,t}$  取决于植物生长的最适宜温度  $T_{\text{opt}}$  和该月的月平均温度  $T_{\text{mean},t}$ , 植物生长的最适宜温度  $T_{\text{opt}}$  是指研究区域内  $NDVI$  达到最大值时的当月平均温度。  $T_{\max,t}$  和  $T_{\min,t}$  通过式 (8) 和式 (9) 求得。

$$T_{\max,t} = 0.8 + 0.02 \times T_{\text{opt}} - 0.0005 \times T_{\text{opt}}^2 \quad (8)$$

$$T_{\min,t} = \frac{1.184}{1 + \exp[0.2 \times (T_{\text{opt}} - 10 - T_{\text{mean},t})]} \times \frac{1}{1 + \exp[0.3 \times (T_{\text{mean},t} - 10 - T_{\text{opt}})]} \quad (9)$$

水分胁迫因子  $W_t$  表示植物所能利用的有效水分对光能利用率的影响, 通过式 (10) 计算得出。  $EV_t$  为实际蒸散量 ( $\text{mm}\cdot\text{month}^{-1}$ ), 根据周广胜等 (1996) 建立的区域实际蒸散模型计算 (式 11);  $PET_t$  为潜在蒸散量 ( $\text{mm}\cdot\text{month}^{-1}$ ), 通过标准 Penman-Monteith ( $P-M$ ) 公式 (Allen et al., 1998) 求得。

$$W_t = 0.5 + 0.5 \times \frac{EV_t}{PET_t} \quad (10)$$

$$EV_t = \frac{P_t \times Rn_t \times (P_t^2 + Rn_t^2 + P_t \times Rn_t)}{(P_t + Rn_t) \times (P_t^2 + Rn_t^2)} \quad (11)$$

式中,  $P_t$  为  $t$  月的降水量 (mm),  $Rn_t$  为  $t$  月的地表净辐射 ( $\text{MJ} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{d}^{-1}$ )。

最大光能利用率  $\varepsilon_{\max}$  的取值在很大程度上会影响 NPP 的估算, 不同植被类型的最大光能利用率不同。本文参考董丹等 (2011) 对西南喀斯特地区植被类型最大光能利用率的改进, 确定了三岔河流域各种植被类型的  $\varepsilon_{\max}$  值。

### 1.3.2 地理探测器

地理探测器是探测要素的空间分异性并揭示其背后驱动力的统计学工具 (王劲峰等, 2017)。该假设认为: 如果某个自变量对某个因变量有重要影响, 那么自变量和因变量的空间分布应该具有相似性, 其解释力用  $q$  值度量 (Wang et al., 2010)。地理探测器包括 4 个模块, 分别是: 分异及因子探测、交互作用探测、生态探测和风险区探测。本文聚焦于三岔河流域的年积累植被 NPP, 以海拔、坡度、降水、温度、植被覆盖度和土地利用类型为自变量, NPP 为因变量运行地理探测器。分异及因子探测器用以识别影响 NPP 空间分布的主导因子, 交互作用探测器在计算和比较各单因子  $q$  值及两因子叠加后  $q$  值的基础上, 判断因子两两之间是否存在交互作用以及交互作用的强弱、方向、线性还是非线性等关系 (王劲峰等, 2017); 生态探测器可以比较影响因子对 NPP 空间分布的影响是否有显著差异; 风险探测器可以判断影响因子的层间 NPP 量是否有显著差别并识别 NPP 的高风险区域。 $q$  统计的公式如下:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} = 1 - \frac{\text{SSW}}{\text{SST}} \quad (12)$$

$$\text{SSW} = \sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2, \text{SST} = N \sigma^2 \quad (13)$$

式中,  $h=1, 2, \dots, L$  为因变量 ( $Y$ ) 和自变量 ( $X$ ) 的分层;  $N_h$  和  $N$  分别为层  $h$  内和区域内的单元数;  $\sigma_h^2$  和  $\sigma^2$  是层  $h$  和全区的  $Y$  值的方差。SSW 和 SST 分别为层内方差之和和全区总方差。地理探测器  $q$  统计量的值域为  $[0, 1]$ ,  $q$  值越大说明因变量的空间分异性越明显, 各项环境因子对 NPP 的解释力越强。

地理探测器要求输入的自变量为类型量, 因此土地利用类型与地貌形态类型均按照类别分类, 而对于自变量为数值量的其他影响因子, 则需要进行离散化处理。本文根据王劲峰等 (2017) 提出的数据离散化方法以及先验知识, 将海拔、降水和温度按照自然断点分类法分成 9 类, 坡度按照  $<5^\circ$ 、 $5^\circ-10^\circ$ 、 $10^\circ-15^\circ$ 、 $15^\circ-20^\circ$ 、 $20^\circ-25^\circ$ 、 $25^\circ-30^\circ$ 、 $30^\circ-35^\circ$ 、 $>35^\circ$  分为 8 类, 植被覆盖度按照  $<0.3$ 、 $0.3-0.4$ 、 $0.4-0.5$ 、 $0.5-0.6$ 、 $0.6-0.7$ 、 $0.7-0.8$ 、 $0.8-0.9$ 、 $0.9-1$  分为 8 类。对于不同的地貌形态类型区, 本文中所有的影响因子均采取一致的分层方法, 以确保不同地貌区之间的结果具有可比性。

## 2 结果及分析

### 2.1 植被 NPP 空间分布特征与主导影响因子探测

三岔河流域 2015 年植被 NPP 的空间分布如图 2 所示, 年植被累积 NPP 总量为  $0-867.97 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2}$ , 均值为  $443.42 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2}$ 。这一结果与张明阳等 (2014) 在桂西北西部喀斯特地区运用 CASA 模型模拟的 NPP 结果 ( $422.73 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2}$ ) 较为一致; 与王冰等 (2007) 在贵州省运用光合作用与呼吸作用相分离的模型计算得出的喀斯特地区 NPP 值 ( $407.00 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2}$ ) 较为相近, 证明本文的模拟结果具有较高的可靠性。经过与中国科学院资源环境科学数据中心发布的基于光能利用率模型 GLM\_PEM 计算的 2010 年三岔河流域的植被 NPP ( $0-1313.1 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2}$ , 均值为  $316.65 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2}$ ) 比对, 本文的数值范围与均值与其基本相似, 同时也符合天然林保护工程、退耕还林、还草工程等生态工程实施背景下植被逐年增多的趋势。三岔河流域的植被 NPP 总量在空间格局上呈现出明显的分异特征, 其高值区主要分布在流域的西北部, 低值区主要分布在东南部。主要因为流域西北部的的主要植被类型为林地, 林地的最大光能利用率较高, 加之流域西北部的降水条件较好, 因而植被累积 NPP 总量较高; 流域的东南部分布有大面积的草地, 最大光能利用率较低、降水量

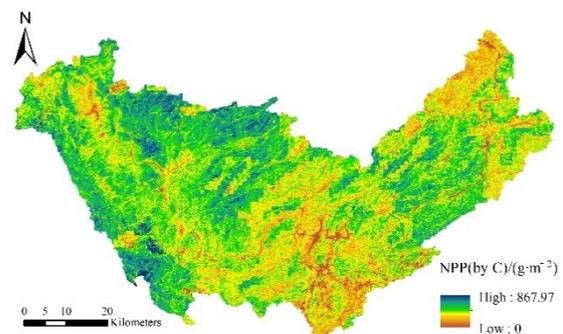


图 2 2015 年三岔河流域植被 NPP 空间分布

Fig. 2 The spatial distribution of NPP in the Sancha River Basin in 2015

较少,所以 NPP 累积量较少。运用地理探测器对三岔河流域 2015 年植被 NPP 的主导影响因子进行探测,结果如表 2 所示,植被覆盖度是影响植被 NPP 空间分布的主导因子,其解释力高达 75.9%;土地利用类型对 NPP 的解释力次之,其  $q$  值为 0.167;其他影响因子对 NPP 空间分布的解释力大小表现为  $q$  值的排序,具体为温度>海拔>坡度>降水。交互作用探测器的结果显示,双因子的交互作用有助于增强对植被 NPP 的解释力,任意两个影响因子的交互均表现为非线性增强。植被覆盖度与其他因子的交互作用均显著高于其他因子的两两交互,其中,植被覆盖度与温度的交互对植被 NPP 的影响最为显著,其  $q$  值为 0.778。生态探测器的结果显示在三岔河流域尺度内,植被覆盖度、坡度和降水对植被 NPP 空间分布的影响显著区别于其他因子。

## 2.2 不同地貌形态类型区植被 NPP 主导因子研究

分异及因子探测器的运行结果表明,不同地貌形态类型区内的同一因子以及同一地貌形态类型区内的不同因子对 NPP 空间分布的影响及其解释力有显著差异(表 3)。在各个地貌形态类型区中,植被覆盖度仍是影响 NPP 空间分布的主导因子,其解释力均大于 71%。土地利用类型在中海拔平原和中海拔台地等相对平缓的地区对 NPP 的解释力达 20%以上,该值是山地丘陵等地势起伏较大地区  $q$  值的近两倍。海拔因子对 NPP 的影响在山地地区更为显著,具体表现为小起伏中山和中起伏中山地区的  $q$  值较大,分别为 0.140 和 0.166,而在其余 3 种地貌形态类型区内其解释力均不足 10%。温度因子对 NPP 的解释力在中海拔平原、小起伏中山和中起伏中山地区较大,其解释力在 10%—18%的范围内,

而在中海拔台地和中海拔丘陵地区,其  $q$  值约是上述三类地貌形态类型区  $q$  值的 1/5。坡度和降水因子对植被 NPP 的解释力在不同地貌形态类型区中表现出明显的差异性,但其值均较小。在同一地貌形态类型区内,植被 NPP 的空间分布对不同环境因子的响应有所差异,具体表现为各个影响因子的  $q$  值在同一地貌形态类型区内的排序,如在中海拔平原、中海拔台地和中海拔丘陵地区,土地利用类型是影响植被 NPP 空间分布的第二大主导因子;而在小起伏中山地区,海拔因子对 NPP 的解释力仅次于植被覆盖度,排在其后的是土地利用类型、温度、坡度和降水因子;在中起伏中山地区,温度是影响 NPP 的第二大主导因子,再则是土地利用类型,但二者的  $q$  值相差不大。

## 2.3 不同地貌形态类型区植被 NPP 影响因子交互作用研究

交互作用探测器的运行结果表明,在 5 种地貌形态类型区中,因子之间的两两交互作用均能增强对植被 NPP 空间分布的解释力,且其交互均表现为非线性增强。本文统计分析了解释力排在前 3 位的交互作用方式,其结果如表 4 所示。在各个地貌形态类型区中,解释力排在前 3 位的主导交互作用方式均为植被覆盖度因子与另一影响因子的协同作用,如与温度、海拔、降水、坡度和土地利用类型之间的交互。通过对比不同地貌形态类型区 3 组主导交互作用的  $q$  值,发现 3 组交互作用  $q$  值大小的排序均为:中海拔台地>中海拔平原>中起伏中山>中海拔丘陵>小起伏中山,说明虽然环境因子对植被 NPP 有不同程度的影响,但是地貌形态类型对 NPP 空间分布的宏观控制作用更为显著。在同一地

表 2 植被 NPP 影响因子  $q$  值统计

Table 2 The  $q$  values of factors influencing NPP

影响因子	植被覆盖度	土地利用类型	温度	海拔	坡度	降水
Influencing factors	Vegetation coverage	Land use type	Temperature	Elevation	Slope	Precipitation
$q$ 统计 $q$ statistic	0.759	0.167	0.160	0.150	0.103	0.047

表 3 不同地貌形态类型区植被 NPP 影响因子  $q$  值统计

Table 3 The  $q$  values of influencing factors in different morphological types of geomorphology

地貌形态类型	植被覆盖度	土地利用类型	海拔	温度	坡度	降水
Geomorphological types	Vegetation coverage	Land use type	Elevation	Temperature	Slope	Precipitation
中海拔平原 Middle elevation plain	0.900	0.290	0.067	0.111	0.035	0.034
中海拔台地 Middle elevation terrace	0.921	0.206	0.013	0.020	0.056	0.010
中海拔丘陵 Middle elevation hill	0.798	0.133	0.030	0.029	0.084	0.020
小起伏中山 Small relief mountain	0.712	0.121	0.140	0.118	0.063	0.018
中起伏中山 Middle relief mountain	0.796	0.170	0.166	0.171	0.018	0.017

表 4 不同地貌形态类型区植被 NPP 影响因子交互作用探测

Table 4 The dominant interactions between two influencing factors in different morphological types of geomorphology

地貌形态类型 Geomorphological types	主导交互作用 1 Dominant interaction 1	主导交互作用 2 Dominant interaction 2	主导交互作用 3 Dominant interaction 3
中海拔平原 Middle elevation plain	植被覆盖度∩温度 Vegetation coverage ∩ Temperature 0.917	植被覆盖度∩海拔 Vegetation coverage ∩ Elevation 0.912	植被覆盖度∩土地利用类型 Vegetation ∩ Land use type 0.911
中海拔台地 Middle elevation terrace	植被覆盖度∩土地利用类型 Vegetation ∩ Land use type 0.930	植被覆盖度∩坡度 Vegetation coverage ∩ Slope 0.927	植被覆盖度∩降水 Vegetation coverage ∩ Precipitation 0.926
中海拔丘陵 Middle elevation hill	植被覆盖度∩降水 Vegetation coverage ∩ Precipitation 0.810	植被覆盖度∩海拔 Vegetation coverage ∩ Elevation 0.809	植被覆盖度∩温度 Vegetation coverage ∩ Temperature 0.808
小起伏中山 Small relief mountain	植被覆盖度∩海拔 Vegetation coverage ∩ Elevation 0.729	植被覆盖度∩温度 Vegetation coverage ∩ Temperature 0.726	植被覆盖度∩土地利用类型 Vegetation ∩ Land use type 0.720
中起伏中山 Middle relief mountain	植被覆盖度∩温度 Vegetation coverage ∩ Temperature 0.819	植被覆盖度∩海拔 Vegetation coverage ∩ Elevation 0.817	植被覆盖度∩土地利用类型 Vegetation ∩ Land use type 0.815

地貌形态类型区中,3组主导交互作用的 $q$ 值均达70%以上,但彼此之间的差异较小。

#### 2.4 植被 NPP 高风险区域识别及影响因子层间 NPP 量差异性判断

风险探测器可以探测植被 NPP 的空间分布特征,识别植被 NPP 的高风险区域(置信水平为95%)(表5)。在5个地貌形态类型区内,植被覆盖度<0.3的区域以及坡度<5°的区域均为 NPP 的高风险区域,但不同地貌形态类型区内平均 NPP 累积量有显著差异;在各类土地利用类型中,水域和建设用地的 NPP 累积量最少,其他土地利用类型均有植被覆盖;中海拔台地地区海拔1400 m左右为 NPP 的高风险区域,其余四类地貌形态中 NPP 的高风险区均为海拔较低的地区。温度和降水与植被 NPP 的空间分布不具备显著的正向或负向相关关系,但年平均温度最高的地区以及年降水量较少的地区是 NPP 的高风险区域。风险探测器可以判断影响因子层间

植被 NPP 量的差异性,表6统计了有显著差异的分层组合数的百分比。植被覆盖度在不同地貌形态类型中的层间差异最大,显著性百分比均为100%;中海拔平原和中海拔台地等较平缓的地区主要为作物种植区,土地利用类型单一,层间差异较小,而在山地丘陵地区,土地利用类型多样,层间差异较大;海拔和坡度的层间差异在中海拔平原和中海拔台地等平均海拔、平均坡度较小的地区远小于中海拔丘陵、小起伏中山、中起伏中山等平均海拔、平均坡度较大的地区;温度在中海拔平原和中海拔台地地区的层间差异达到100%,随着海拔的升高,温度逐渐降低,层间差异的显著性逐渐降低。

### 3 讨论

高分辨率 NDVI 数据的有效反演及使用使 CASA 模型的基础数据在空间尺度上达到一致,消除了低分辨率可能导致的粗糙度。喀斯特地区特殊的碳酸盐岩基质使得当地出现土壤顶级植被类型

表 5 不同地貌形态类型植被 NPP 高风险区域及其平均值(by C)/(g·m<sup>-2</sup>)Table 5 High risk areas of NPP and its mean value (by C)/(g·m<sup>-2</sup>) in different morphological types of geomorphology

地貌形态类型 Geomorphological types	中海拔平原 Middle elevation plain	中海拔台地 Middle elevation terrace	中海拔丘陵 Middle elevation hill	小起伏中山 Small relief mountain	中起伏中山 Middle relief mountain
植被覆盖度 Vegetation coverage	<0.3	<0.3	<0.3	<0.3	<0.3
平均值 Average value	93.50	92.68	96.66	83.31	107.99
土地利用类型 Land use type	建设用地 Construction land	水域 Waters	建设用地 Construction land	水域 Waters	建设用地 Construction land
平均值 Average value	141.56	155.15	162.66	148.38	283.94
海拔 Elevation/m	0-1 210	1 405-1 497	0-1 210	0-1 210	0-1 210
平均值 Average value	251.63	274.46	294.85	285.53	341.68
坡度 Slope/(°)	<5°	<5°	<5°	<5°	<5°
平均值 Average value	256.85	266.75	292.75	321.29	359.49
温度 Temperature/°C	15.65-16.75	14.54-15.06	15.65-16.75	15.65-16.75	14.54-15.06
平均值 Average value	252.25	273.65	301.22	298.49	332.10
降水 Precipitation/mm	1 421-1 481	1 481-1 547	0-1 131	0-1 131	1 481-1 547
平均值 Average value	242.88	273.42	289.18	342.43	359.45

表 6 各影响因子中有显著差异的分层组合数的百分比  
Table 6 The percentage of stratification combinations with significant difference in each influencing factor %

地貌形态类型 Geomorphological types	中海拔平原 Middle elevation plain	中海拔台地 Middle elevation terrace	中海拔丘陵 Middle elevation hill	小起伏中山 Small relief mountain	中起伏中山 Middle relief mountain
植被覆盖度 Vegetation coverage	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
土地利用类型 Land use type	42.86	60.00	82.14	96.43	66.67
海拔 Elevation	66.67	33.33	85.71	75.00	72.22
坡度 Slope	6.67	50.00	71.43	85.71	67.86
温度 Temperature	100.00	100.00	57.14	75.00	75.00
降水 Precipitation	33.33	0.00	67.86	77.78	60.71

——常绿落叶阔叶混交林,与亚热带典型的常绿阔叶林气候顶级有很大区别(朱守谦,1993)。如果采用全球统一的最大光能利用率或是朱文泉等(2006)对全国植被光能利用率的模拟值计算喀斯特地区的植被 NPP,结果可能产生偏差。因此,本文在考虑喀斯特区域因素的基础上准确匹配了喀斯特地区植被类型与其相应的最大光能利用率值,提高了 CASA 模型在喀斯特地区模拟的精度。

植被覆盖度对 NPP 的解释力在流域尺度以及各地貌形态类型区内均为最大值,其原因包括两点:一是植被覆盖度反映了光合面积的大小和植被生长的旺盛程度(穆少杰,2012),植被覆盖度的高值区域植被生长较好,长势较好的植物固定和转化光合作用产物的效率较高,即 NPP 累积量较高,因此二者之间存在密切联系;二是本文所使用的植被覆盖度是采用 Gutman et al.(1998)提出的模型通过 NDVI 数据计算得出,同时,NDVI 又是 CASA 模型中计算 NPP 的基础因子,因此二者之间存在一定的联系。温度对植被累积 NPP 的影响是综合的,一方面,温度可以直接影响土壤温度和空气温度,从而影响植物的水肥吸收和传输;另一方面,温度可以通过影响光合作用、呼吸作用、蒸腾作用等影响植被有机物的合成及代谢过程(康红梅等,2020)。由此,植被覆盖度与温度的协同作用对植被 NPP 的解释力达到最高。地貌形态类型从宏观上控制着地表过程的发生和发展(刘燕华,2007),植被累积 NPP 作为地表过程的一种,其空间特征和主导影响因子在不同地貌形态类型区内差异显著。如土地利用类型对 NPP 的解释力在中海拔平原和中海拔台地等相对平缓的地区是山地丘陵等地势起伏较大地区解释力的近两倍,这可能是因为在地势起伏度较大的地区,地形复杂、气候差异明显、生态脆弱,植被 NPP 的影响因素更为复杂。海拔因子对 NPP 的影响在山地地区更为显著,原因为山地地区内部相对高差较大,随着海拔的升高,植被的垂直分异性更加明显。在中海拔平原、中海拔台地和中海拔丘陵地区,土地利用类型是影响植被 NPP 空间分布的第二大主导因子,可能原因是地势起伏较小

的地区受人类活动影响较大,土地利用方式以及作物种植类型对 NPP 的影响较大;在中起伏中山地区,温度是影响 NPP 的第二大主导因子,原因为随着海拔的升高温度逐渐降低,此时温度是制约植被正常生长的主要原因。

自然因素是生态系统和地理单元的基本组成要素,是生态系统时空分布的基础(赵文武等,2018)。但是,各种自然因子对生态系统服务的影响并不是单独起作用,而是两个或多个因子的共同作用。交互作用探测器的结果表明因子之间的两两交互作用均能增强对植被 NPP 空间分布的解释力。在各个地貌形态类型区中,解释力排在前 3 位的主导交互作用方式均为植被覆盖度因子与另一影响因子的协同作用,且不同的组合方式之间差异明显。同时,植被覆盖度与其他因子的交互作用结果说明,喀斯特地区植被累积 NPP 的提高在考虑植被覆盖度的同时也要结合海拔、坡度等地形因子和土地利用变化等人为影响因素。在喀斯特地区未来的发展过程中,应加大对林地、草地的保护措施,提高植被覆盖度,考虑土地利用变化对植被 NPP 的影响,合理配置耕地、林地和草地的空间布局。同时,也应考虑多种环境因子之间的交互作用,从多视角、多维度探究环境因子对植被 NPP 的影响,以期对喀斯特石漠化的治理工作提供参考依据。

CASA 模型是基于植被的生理过程而建立的植被 NPP 机理模型,在大尺度植被 NPP 模拟和全球碳循环研究中得到普遍认可。本文通过采用高分辨率 NDVI 数据以及改进植被最大光能利用率参数,提高了 CASA 模型在喀斯特流域的模拟精度,模拟结果经过对比验证,较为可信。但是,缺乏与遥感数据空间分辨率相匹配的大空间尺度的地面实测数据仍是模型验证的不确定性因素之一。同时,本文定量分析了 2015 年三岔河流域整体以及不同地貌形态类型区内环境因子对植被 NPP 空间分布的解释力,识别了影响 NPP 空间分布的主导因子、因子间的交互作用、NPP 的高风险区域以及影响因子层间 NPP 量的差异性,但今后应当进行多个时间节点或长时间尺度内喀斯特植被累积 NPP 的定量归

因研究, 分析环境因子对 NPP 空间分布的解释力随时间的变化, 消除温度、降水等气候因子的年际突变对 NPP 的影响。

#### 4 结论

本文使用 CASA 模型, 基于高精度 NDVI 数据, 参考针对喀斯特地区改进的植被最大光能利用率对三岔河流域 2015 年的植被 NPP 进行模拟。在有效模拟的基础上, 应用地理探测器方法识别三岔河流域植被 NPP 在不同地貌形态类型区内的主导影响因子以及因子间的交互作用, 识别植被 NPP 的高风险区域及影响因子层间 NPP 量的差异性。主要结论如下:

(1) 2015 年三岔河流域的年植被 NPP 均值为  $C 443.42 \text{ g}\cdot\text{m}^{-2}$ , 空间分布呈现西北高、东南低的特征。地理探测器中交互作用探测器的结果显示植被覆盖度与温度是植被 NPP 空间分布的显著控制因子, 其  $q$  值为 0.778。

(2) 地貌形态及其内部特征对植被 NPP 的空间分布以及环境因子对 NPP 的解释力具有宏观控制作用。土地利用类型、海拔、坡度、温度等因子对植被 NPP 空间分布的解释力以及不同地貌形态类型区内因子的层间差异均随地貌特征的变化而表现出不同程度的差异性。

(3) 因子之间的两两交互作用均能增强对植被 NPP 空间分布的解释力。在不同地貌形态类型区中, 3 组主导交互作用  $q$  值大小的排序均为: 中海拔台地 > 中海拔平原 > 中起伏中山 > 中海拔丘陵 > 小起伏中山。

#### 参考文献:

ALLEN R G, PEREIRA L S, RAES D, et al., 1998. Crop Evapotranspiration: Guidelines for Computing Crop Water Requirements [S]. Rome: FAO: 300.

CRABTREE R, POTTER C, MULLEN R, et al., 2009. A modeling and spatio-temporal analysis framework for monitoring environmental change using NPP as an ecosystem indicator [J]. *Remote Sensing of Environment*, 113(7): 1486-1496.

FANG J Y, PIAO S L, FIELD C B, et al., 2003. Increasing net primary production in China from 1982 to 1999 [J]. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 1(6): 293-297.

GUTMAN G, IGNATOV A, 1998. The derivation of the green vegetation fraction from NOAA/AVHRR data for use in numerical weather prediction models [J]. *Research of Environmental Science*, 19(8): 1533-1543.

IGBP Terrestrial Carbon Working Group, 1998. The terrestrial carbon cycle: Implication for the Kyoto Protocol [J]. *Science*, 280(5368): 1393-1394.

LOS S O, 1998. Linkages Between Global Vegetation and Climate: An Analysis Based on NOAA Advanced Very High Resolution Radiometer Data [D]. Netherlands: Vrije Universiteit.

PAN Y, BIRDSEY R A, FANG J Y, et al., 2011. A large and persistent carbon sink in the world's forests [J]. *Science*, 333(6045): 988-993.

POTTER C, RANDERSON J T, FIELD C B F, et al., 1993. Terrestrial ecosystem production: A process model based on global satellite and surface data [J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 7(4): 811-841.

RUIMY A, SAUGIER B, DEDIEU G, 1994. Methodology for the estimation of terrestrial net primary production from remotely sensed data [J]. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 99(D3): 5263-5283.

THEVS N, WUCHERERB W, BURAS A, 2013. Spatial distribution and carbon stock of the Saxaul vegetation of the winter-cold deserts of Middle Asia [J]. *Journal of Arid Environments*, 90: 29-35.

TONG XW, BRANDT M, YUE YM, et al., 2018. Increased vegetation growth and carbon stock in China karst via ecological engineering [J]. *Nature Sustainability*, 1(1): 44-50.

WANG S J, LIU Q M, ZHANG D F, 2004. Karst rocky desertification in southwestern China: Geomorphology, landuse, impact and rehabilitation [J]. *Land Degradation and Development*, 15(2): 115-121.

WANG J F, LI X H, CHRISTAKOS G, et al., 2010. Geographical detectors - based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun region, China [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 24(1): 107-127.

YAHDIJIAN L, SALA O E, HAVSTAD K M, 2015. Rangeland ecosystem services: Shifting focus from supply to reconciling supply and demand [J]. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 13(1): 44-51.

陈洪松, 聂云鹏, 王克林, 2013. 岩溶山区水分时空异质性及植物适应机理研究进展[J]. *生态学报*, 33(2): 317-326.

CHEN H S, NIE Y P, WANG K L, 2013. Spatio-temporal heterogeneity of water and plant adaptation mechanisms in karst regions: a review [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 33(2): 317-326.

董丹, 倪健, 2011. 利用 CASA 模型模拟西南喀斯特植被净第一性生产力[J]. *生态学报*, 31(7): 1855-1866.

DONG D, NI J, 2011. Modeling changes of net primary productivity of karst vegetation in southwestern China using the CASA model [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 31(7): 1855-1866.

冯险峰, 刘高焕, 陈述彭, 等, 2004. 陆地生态系统净第一性生产力过程模型研究综述[J]. *自然资源学报*, 19(3): 369-378.

FENG X F, LIU G H, CHEN S P, et al., 2004. Study on process model of net primary productivity of terrestrial ecosystems [J]. *Journal of Natural Resources*, 19(3): 369-378.

黄晓云, 林德根, 王静爱, 等, 2013. 气候变化背景下中国南方喀斯特地区 NPP 时空变化[J]. *林业科学*, 49(5): 10-16.

HUANG X Y, LIN D G, WANG J A, et al., 2013. Temporal and spatial NPP variation in the karst region in South China under the background of climate change [J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 49(5): 10-16.

康红梅, 李花花, 徐当会, 等, 2020. 大气 CO<sub>2</sub> 浓度及温度升高对高山灌木锦鸡儿 (*Caragana jubata*) 生长及抗氧化系统的影响[J]. *生态学报*, 40(1).

KANG H M, LI H H, XU D H, et al., 2020. Effects of elevated CO<sub>2</sub> and temperature on *Caragana jubata* (alpine shrub) growth and antioxidant systems [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 40(1).

刘燕华, 李秀彬, 2007. 脆弱生态环境与可持续发展[M]. 北京: 商务印书馆.

LIU Y H, LI X B, 2007. Frail environment and ecology and sustainable development [M]. Beijing: The Commercial Press.

穆少杰, 李建龙, 陈奕兆, 等, 2012. 2001—2010 年内蒙古植被覆盖度时空变化特征[J]. *地理学报*, 67(9): 1255-1268.

MU S J, LI J L, CHEN Y Z, et al., 2012. Spatial differences of variations of vegetation coverage in Inner Mongolia during 2001—2010 [J]. *Acta Geographica Sinica*, 67(9): 1255-1268.

朴世龙, 方精云, 郭庆华, 2001. 利用 CASA 模型估算我国植被净第一性生产力[J]. *植物生态学报*, 25(5): 603-608.

PIAO S L, FANG J Y, GUO Q H, 2001. Application of CASA model to the estimation of Chinese terrestrial net primary productivity [J]. *Acta Phytocologica Sinica*, 25(5): 603-608.

彭少麟, 侯爱敏, 周国逸, 2000. 气候变化对陆地生态系统第一性生产力的影响研究综述[J]. *地球科学进展*, 15(6): 717-722.

PENG S L, HOU A M, ZHOU G Y, 2000. Impact of climate change on the net primary productivity of terrestrial ecosystem [J]. *Advance in*

- Earth Sciences, 15(6): 717-722.
- 苏维词, 朱文孝, 2000. 贵州喀斯特山区生态环境脆弱性分析[J]. 山地学报, 18(5): 429-434.
- SU W C, ZHU W X, 2000. The eco-environmental fragility in karst mountain regions of Guizhou province [J]. Journal of Mountain Research, 18(5): 429-434.
- 王世杰, 刘再华, 倪健, 等, 2017. 中国南方喀斯特地区碳循环研究进展[J]. 地球与环境, 45(1): 2-9.
- WANG S J, LIU Z H, NI J, et al., 2017. A review of research progress and future prospective of carbon cycle in karst area of south China [J]. Earth and Environment, 45(1): 2-9.
- 王冰, 杨胜天, 王玉娟, 2007. 贵州省喀斯特地区植被净第一性生产力的估算[J]. 中国岩溶, 26(2): 98-104.
- WANG B, YANG S T, WANG Y J, 2007. Estimation on net primary productivity of vegetation in karst area of Guizhou province [J]. Carsologica Sinica, 26(2): 98-104.
- 王劲峰, 徐成东, 2017. 地理探测器: 原理与展望[J]. 地理学报, 72(1): 116-134.
- WANG J F, XU C D, 2017. Geodetector: Principle and prospective [J]. Acta Geographica Sinica, 72(1): 116-134.
- 周广胜, 张新时, 1996. 全球变化的中国气候-植被分类研究[J]. 植物学报, 38(1): 8-17.
- ZHOU G S, ZHANG X S, 1996. Study on climate vegetation classification for global change in China [J]. Acta Botanica Sinica, 38(1): 8-17.
- 朱守谦, 1993. 喀斯特森林生态研究 I[M]. 贵阳: 贵州科技出版社: 1-50.
- ZHU S Q, 1993. The ecological research on karst forest I [M]. Guiyang: Guizhou Science and Technology Press: 1-50.
- 朱文泉, 潘耀忠, 何浩, 等, 2006. 中国典型植被最大光利用率模拟[J]. 科学通报, 51(6): 700-706.
- ZHU W Q, PAN Y Z, HE H, et al., 2006. Simulation of maximum light use efficiency for some typical vegetation types in China [J]. Chinese Science Bulletin, 51(6): 700-706.
- 张明阳, 王克林, 刘会玉, 等, 2014. 生态恢复对桂西北典型喀斯特区植被碳储量的影响[J]. 生态学杂志, 33(9): 2288-2295.
- ZHANG M Y, WANG K L, LIU H Y, et al., 2014. Impacts of ecological restoration on vegetation carbon storage in the typical karst region of northwest Guangxi, China [J]. Chinese Journal Ecology, 33(9): 2288-2295.
- 赵文武, 刘月, 冯强, 等, 2018. 人地系统耦合框架下的生态系统服务[J]. 地理科学进展, 37(1): 139-151.
- ZHAO W W, LIU Y, FENG Q, et al., 2018. Ecosystem services for coupled human and environment systems [J]. Progress in Geography, 37(1): 139-151.

## Quantitative Attribution Analysis of NPP in Karst Peak Cluster Depression Based on Geographical Detector

ZUO Liyuan<sup>1,2</sup>, GAO Jiangbo<sup>1</sup>

1. Key Laboratory of Land Surface Pattern and Simulation, CAS/Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract:** As the basis of ecosystem function, net primary productivity (NPP) can not only reflect the growth of vegetation, but also is an important component of carbon cycle in biosphere. The study of NPP in karst areas is an important basis for vegetation construction and ecosystem restoration. The quantitative identification of its influencing factors is of great significance for ecological restoration and regional sustainable development in karst areas. Based on the effective interpretation of high-resolution NDVI data, this paper uses CASA model to simulate the NPP of Sancha River basin in the typical peak cluster depression of Guizhou Province in 2015. The quantitative attribution of NPP spatial heterogeneity of karst vegetation in different geomorphological types is studied by using geographical detector method. Elevation, slope, precipitation, temperature, vegetation coverage and land use type were considered as the influencing factors. The results show that vegetation coverage and temperature are the significant controlling factors of NPP, and their interactive explanatory power to NPP is 77.8%. Geomorphology have macro-control effect on the spatial distribution of NPP. The explanatory power of land use types to NPP in relatively flat plain and terrace areas is nearly twice as strong as that in mountain and hilly areas. The explanatory power of NPP in mountain areas such as small relief mountain and middle relief mountain is stronger than that in gentle areas, and the interlayer differences of factors in different geomorphological types show varying degrees with the changes of geomorphological characteristics. The interaction of two factors can enhance the explanatory power of NPP spatial distribution. Among the geomorphological types, the dominant interaction mode of explanatory power in the top three is the superposition of vegetation coverage factor and another influencing factor. Therefore, in the future development process of karst area, the interaction between various environmental factors should be considered, and the impact of environmental factors on NPP should be explored from multiple perspectives and dimensions in order to provide reference for the control of karst rocky desertification.

**Key words:** net primary productivity; quantitative attribution; CASA model; geographical detector; karst mountain area