



基于稠密Landsat数据的邛崃山大熊猫栖息地植被变化研究

周明星¹ 李登秋^{2*} 邹建军¹

¹浙江农林大学环境与资源学院, 浙江省森林生态系统碳循环与固碳减排重点实验室, 浙江临安 311300; ²福建师范大学湿润亚热带山地生态国家重点实验室培育基地, 福建师范大学地理科学学院, 福州 350007

摘要 深入理解大熊猫栖息地植被变化过程及其驱动力, 是开展大熊猫栖息地保护和管理的的重要基础。该研究利用1986–2018年所有可用的Landsat TM/ETM/OLI影像构建长时间序列归一化植被指数(NDVI), 采用BFAST (Breaks For Additive Seasonal and Trend)方法实现大熊猫栖息地植被变化历史检测, 从植被累积突变、累积渐变和总变化3个指标揭示植被变化空间分布特征; 运用地理探测模型定量评价不同因子(年降水量、年平均气温、高程、坡度、坡向、与河流距离、土壤类型、土地覆盖类型、与道路的距离、与工程扰动区距离)对3种植被变化空间分布的影响。结果表明: 1)研究区内植被突变面积比例为9.13%, 主要分布于栖息地东部边界附近, 2011和2013年植被突变面积较大; 2)植被累积突变表现为退化面积占植被累积突变面积的40.17%, 植被累积渐变和总变化表明研究区植被呈现改善趋势, 改善面积比例分别占研究区的94.58%和97.02%; 3) 3种植被变化的空间分布主要受年降水量、年平均气温、高程、土壤类型4种因子的影响, 植被累积突变、累积渐变和总变化空间分布的最强解释因子分别为年降水量、高程和土壤类型, 驱动因子之间的交互作用为相互增强、非线性增强关系。

关键词 Breaks For Additive Seasonal and Trend (BFAST); 地理探测模型; 植被变化; 归一化植被指数; 大熊猫栖息地

周明星, 李登秋, 邹建军 (2021). 基于稠密Landsat数据的邛崃山大熊猫栖息地植被变化研究. 植物生态学报, 45, 355-369. DOI: 10.17521/cjpe.2020.0226

Vegetation change of giant panda habitats in Qionglai Mountains through dense Landsat Data

ZHOU Ming-Xing¹, LI Deng-Qiu^{2*}, and ZOU Jian-Jun¹

¹School of Environmental and Resource Sciences, Zhejiang A&F University, Key Laboratory of Carbon Cycling in Forest Ecosystem and Carbon Sequestration of Zhejiang Province, Lin'an, Zhejiang 311300, China; and ²State Key Laboratory for Subtropical Mountain Ecology of the Ministry of Science and Technology and Fujian Province, School of Geographical Sciences, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China

Abstract

Aims Understanding the processes and drivers of vegetation change in giant panda habitats plays an important role in their conservation and management.

Methods Based on the long-term normalized difference vegetation index (NDVI) time series that was constructed by all available Landsat TM/ETM/OLI images from 1986 to 2018, we employed the BFAST (Breaks For Additive Seasonal and Trend) method and harmonic model to monitor the vegetation change during the period of 1986–2018. Three types of NDVI changes (i.e. vegetation accumulated abrupt change, accumulated gradual change, and total change) were built to reveal the spatial distribution characteristics of vegetation change. The effects of different factors (i.e. mean annual precipitation, mean annual air temperature, elevation, slope, aspect, distance to rivers, soil type, land cover type, distance to roads and distance to engineering disturbance area) on the spatial distribution of the three types of vegetation change were evaluated by Geodetector.

Important findings 1) A total of 9.13% of vegetation abrupt change in the study area was detected, which was mainly distributed around the eastern boundary of the habitats, and the largest abrupt change areas occurred in 2011 and 2013. 2) The proportion of vegetation accumulated abrupt change showing degradation accounted for 40.17% of the vegetation accumulated abrupt change area, and the accumulated gradual change and total change which presented increasing trends accounted for 94.58% and 97.02% of the study area, respectively. 3) The spatial distribution of vegetation changes was mainly affected by four factors: mean annual precipitation, mean annual air temperature, elevation, and soil type. The strongest explanatory factors of vegetation accumulated abrupt change,

收稿日期Received: 2020-07-08 接受日期Accepted: 2021-02-04

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC0503302)和国家自然科学基金(41701490)。Supported by the National Key R&D Program of China (2016YFC0503302), and the National Natural Science Foundation of China (41701490).

(*) 通信作者Corresponding author (ldengqiu001@163.com)

© 1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

accumulated gradual change, and total change were mean annual precipitation, elevation, and soil type, respectively. The interactions between driving factors were mutually enhanced and nonlinearly enhanced.

Key words Breaks For Additive Seasonal and Trend (BFAST); Geodetector; vegetation change; normalized difference vegetation index (NDVI); giant panda habitat

Zhou MX, Li DQ, Zou JJ (2021). Vegetation change of giant panda habitats in Qionglai Mountains through dense Landsat Data. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 45, 355-369. DOI: 10.17521/cjpe.2020.0226

大熊猫栖息地是全球广泛关注的重要生态系统,是唯一能使大熊猫生存繁衍的自然区域,是中国生物多样性关键地区之一,具有普遍的价值和突出意义(罗辑等, 2018)。天然林保护、退耕还林、自然保护区建设等工程的开展使得大熊猫栖息地保护取得了重要进展(张玉波, 2010; Li *et al.*, 2013),但在经济快速发展和人类活动(道路建设、矿石开采、森林砍伐、毁林造田等)明显增强(Zhang *et al.*, 2011; Qin *et al.*, 2019; Kang *et al.*, 2020; Wanghe *et al.*, 2020),以及地震及其诱发山体滑坡、塌方和泥石流等次生灾害频发(Meng *et al.*, 2016; 康迪和邹书珍, 2019)的背景下,大熊猫栖息地依然存在破碎化与局域种群隔离严重(闫志刚和李俊清, 2017)、环境污染(Ma *et al.*, 2018)等生态环境问题。明确大熊猫栖息地生态环境变化过程及其驱动因素是实现大熊猫栖息地保护、管理及可持续发展的重要基础。

植被覆盖变化是反映自然生态环境演变的重要指示因子,开展植被变化检测是评价生态环境质量及其适宜性的重要基础。某一时期的植被变化过程包括季节变化、渐变和突变(Verbesselt *et al.*, 2010a, 2010b)。季节变化主要是由植被物候驱动,具有周期性模式;植被渐变通常表现为植被在长时间(5年以上)内发生持续的变化(增加、减少)或无明显变化,主要是由植被生长、气候变化、土地退化、干旱加剧、病虫害等缓慢过程引起;植被突变通常表现为植被在短时间(几小时、几天、几周或几月)内发生较为剧烈、显著的变化,主要是由土地利用/覆盖变化、火灾、台风和洪水事件等快速过程引起。不同学者利用遥感数据针对大熊猫栖息地植被变化开展了大量研究,具体可分为: 1)基于两期或多期中高空间分辨率遥感数据评价特定干扰事件(如地震)对植被覆盖的影响(王学志等, 2008; Deng *et al.*, 2010; Lu *et al.*, 2012; 罗慧芬等, 2013; Jiao *et al.*, 2014); 2)基于长时间序列低空间分辨率遥感数据的植被长期变化趋势研究(李京忠等, 2016; 朴英超等, 2016; 熊俊楠等, 2018)。这些研究多基于低分辨率遥感数据,

对于植被变化细节难以有效刻画,且多采用线性回归等趋势分析方法,忽略植被长期变化过程中突变的影响,使得当前大熊猫栖息地植被长期变化研究尚存在一定的不确定性。

明确不同因子对大熊猫栖息地植被时空变化的影响是制定植被保护和恢复措施的基础。Jiao等(2014)发现植被破坏与坡度密切相关,植被恢复对高程更为敏感; Lu等(2012)也发现植被恢复率与坡度和高程有很好的相关性,但其他驱动因子(气候、植被类型、土地利用类型、土壤类型和人类活动等)对大熊猫栖息地植被时空变化的影响尚不明确。地理探测模型是一种根据影响因子的空间分异性,能够揭示某一时空现象背后驱动力的一组统计方法,在揭示植被空间分布驱动领域受到广泛重视(王劲峰和徐成东, 2017),同时,该方法能够分析两两变量之间的交互作用对因变量空间分布的影响(Wang *et al.*, 2010),而现有的统计模型多以单个变量对因变量的影响为主(李莹莹等, 2018)。

本研究拟通过构建长时间序列的Landsat归一化植被指数(NDVI)数据,采用BFAST (Breaks For Additive Seasonal and Trend)方法(Verbesselt *et al.*, 2010a)对大熊猫栖息地植被变化进行检测,明确研究区植被变化历史,建立植被累积突变、累积渐变和总变化指标,揭示植被变化时空格局;采用地理探测模型阐明3种植被变化类型对不同因子的响应特征及其差异,更好地为大熊猫栖息地监测和保护提供支持。

1 材料和方法

1.1 研究区概况

根据全国大熊猫第四次调查获取的大熊猫栖息地(包含潜在栖息地)分布(图1A),大熊猫栖息地主要分布在中国陕西、四川、甘肃三省的秦岭、岷山、邛崃山、大小相岭和凉山六大山系,邛崃山系是现今大熊猫分布的核心区域,为世界25大生物多样性热点地区之一,具有巨大的保护价值和监测意义(Li

et al., 2013)。研究区位于邛崃山系中部, 四川盆地向西高原过渡地带的西缘山地(29.58°–31.05° N, 102.13°–103.55° E), 约分布524只大熊猫, 包含了邛崃山系两大种群(邛崃山北部主体种群、邛崃山南部主体种群)的主体部分。研究区涉及5个自然保护区(卧龙自然保护区、鞍子河自然保护区、黑水河自然保护区、蜂桶寨自然保护区、喇叭河自然保护区), 并拥有丰富的矿产资源和水资源。然而, 近年来, 矿山开采、梯级小水电站建设情况严重, 汶川地震、芦山地震相继发生, 使得该地区大熊猫栖息地环境变化备受关注。

研究区由栖息地和外围区域组成, 栖息地范围来源于全国大熊猫第四次调查(四川省林业厅, 2015)确定的全国大熊猫栖息地(包含潜在栖息地)范围, 占全国大熊猫栖息地面积的20.74%, 并将栖息地向外构建5 km缓冲区作为外围区域。研究区平均气温13.5–17.9 °C, 气候类型为高原气候和亚热带季风湿润气候, 植被类型复杂多样, 主要包括常绿阔叶林、落叶阔叶林、常绿与落叶阔叶混交林、竹林、常绿针叶林、落叶针叶林、高山灌丛草甸等(董冰楠, 2017)。研究区地形地貌复杂, 海拔范围582–5 304 m, 呈山大峰高、河谷深切、高低悬殊、西高东低等特点, 是全球地形地貌最复杂地区之一(梁玉喜等, 2018)。

1.2 数据来源及预处理

1.2.1 NDVI时间序列数据集

本文所使用的时间序列数据是1986–2018年期间的Landsat L1T (地形校正数据)影像, 轨道号为130/039, 选取云覆盖率低于80%的影像共610景(其中, TM: 308幅; ETM+: 245幅; OLI: 57幅), 数据来源于美国地质勘探局(USGS)(<https://espa.cr.usgs.gov>), 空间分辨率30 m。Landsat L1T产品的地理参考、自动大气校正和云及阴影检测已由美国地质勘探局完成, 详细信息可参考<https://www.usgs.gov/landresources/nli/landsat>。根据下载数据中cfmask数据, 将每景影像中云、阴影及条带部分剔除, 保留其他所有可用的像元。选择NDVI表征植被覆盖状况, 其能够很好地表征植被生长, 且与地上生物量存在明显的相关关系(Fu *et al.*, 2017), 同时可以部分消除与太阳高度角、卫星观测角、地形、云阴影和大气条件有关的辐射度条件等影响(罗慧芬等, 2013), 在植被时空尺度变化研究中得到广泛应用, 其计算公式为:

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R) \quad (1)$$

式中, *NIR*为近红外波段的反射值, *R*为红光波段的反射值。

1.2.2 驱动因子数据

植物生长会受到自然因素和人为因素的影响,

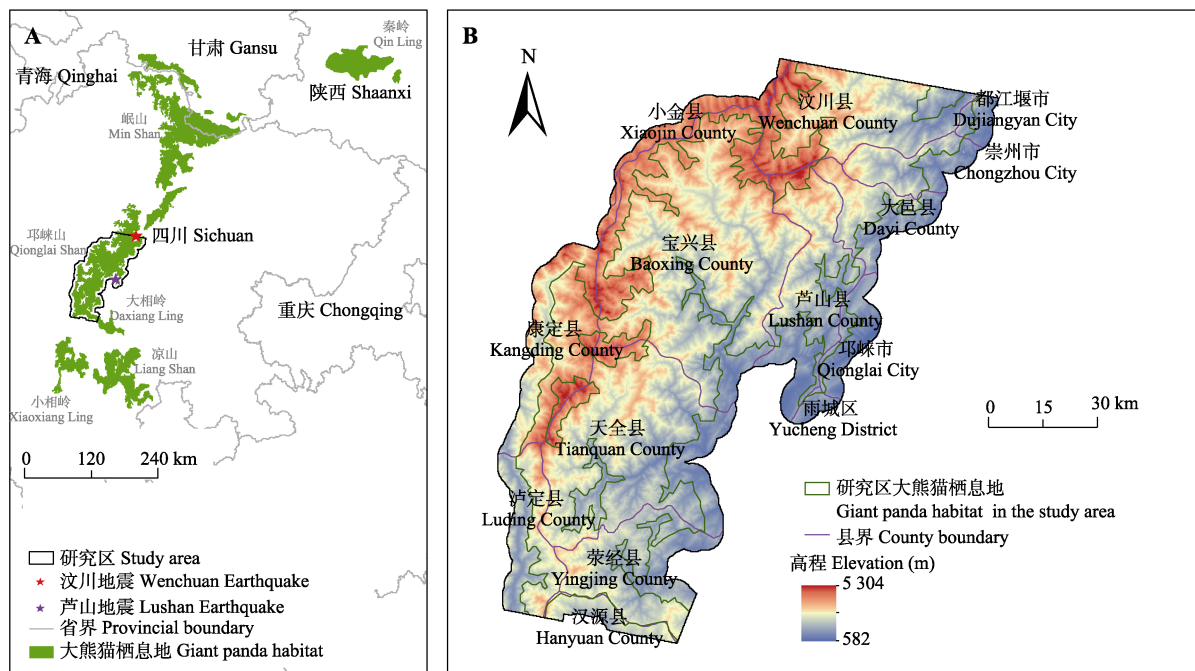


图1 邛崃山大熊猫栖息地研究区位置。大熊猫栖息地(包含潜在栖息地)范围来源于全国第四次大熊猫调查。

Fig. 1 Location of the study area of giant panda habitats in Qionglai Mountains. The boundary of giant panda habitats (including potential habitats) is from the Fourth National Giant Panda Survey.

根据前人研究结果和研究区特点,选取气候(年平均气温、年降水量)、地形、与河流距离、土壤等自然因子和土地覆盖类型、与道路距离、与工程扰动区距离等人为因子作为研究区植被变化的驱动因子进行分析(表1)。气候和土壤数据来源于资源环境数据云平台(<http://www.resdc.cn>);高程数据来源于地理空间数据云平台(<http://www.gscloud.cn>),坡向、坡度数据由高程数据计算获取;土地覆盖数据来源于全国地理信息资源目录服务系统(<http://www.webmap.cn>);道路和河流数据来源于众源开放街道地图(OpenStreetMap, OSM)(<https://download.geofabrik.de>);工程扰动区是指人类活动(一般指工程建设)对原始地表造成一系列影响的区域(陈斌等, 2014),在本研究中工程建设具体指水电站、矿山和景区等,其数据来源于四川省大熊猫栖息地水电站、矿山、景区、输电线分布图(四川省林业厅, 2015),借助ArcGIS 10.2软件和Google地图,形成点状要素,对其空间分布可视化表达。由于数据来源及分辨率不同,对数据进行投影转换、双线性内插法和最邻近内插法重采样、研究区矢量边界裁取等预处理。

1.3 研究方法

1.3.1 时间序列NDVI变化检测方法

BFAST是用于分析时序遥感植被专题产品数据的断点检测算法,可以检测植被的突变和渐变,并能够提供断点位置的估计区间,适用于密集型长时间序列植被参数数据分析(Verbesselt *et al.*, 2010a; 王恩鲁等, 2017),该方法已广泛用于不同生态系统时间序列遥感数据的变化检测(Chen *et al.*, 2014; Fang *et al.*, 2018; Geng *et al.*, 2019)。采用BFAST方法对研究区1986–2018年的NDVI时间序列值进行断

点检测,基本思想是利用结构变化检测方法来分析时间序列回归模型中的断点,具体步骤可分成3步: 1)利用一个三角形残差平方和(RSS)矩阵来检验假设(回归系数随时间保持不变的假设)与替代假设(至少一个系数在给定谐波模型(公式(2))中发生变化)之间的关系; 2)通过最小化贝叶斯信息准则获得最优分段数; 3)断点位置则通过最小化RSS矩阵给出的所有可能分区方案中的RSS来确定。

$$\hat{p}(i,t)_{NDVI} = \beta_i + a_i \cos\left(\frac{2\pi}{T}t\right) + b_i \sin\left(\frac{2\pi}{T}t\right) + c_i t \quad \left\{ \tau_{k-1}^* < t < \tau_k^* \right\} \quad (2)$$

式中, i 是第 i 段, τ_k^* 是第 k 个断点, t 是观测时间; $\hat{p}$ 为拟合的NDVI; β 为截距; a 和 b 为季节性和阶段性的不同频率谐波分量,表征植被季节性变化; c 为NDVI变化趋势; T 为每年365天。

模型系数均由各分段NDVI的普通最小二乘法估计,另外,断点检测算法还有一个重要参数是相对样本大小的最小分段比例参数(h),样本大小指的是给定时间序列的观察次数,较大的 h 可能会增加模型稳定性,缺点是会错过较短片段,较小的 h 可能会检测到虚假断点,根据Dutrieux等(2016b)和Li等(2017)的研究,将 h 设置为0.1,以确保有足够的观测值来拟合谐波模型;考虑到研究区干扰相对较少,最大植被变化次数设置为6次,表明整个研究时间段内最大可能发生6次突变。通过BFAST方法和时间序列NDVI检测的断点即作为植被发生突变。

1.3.2 植被变化

本研究重点关注植被突变及渐变,对于季节变化不做分析。针对每个像元时间序列模型的趋势分

表1 邛崃山大熊猫栖息地植被变化的驱动因子
Table 1 Drivers of vegetation change of giant panda habitats in Qionglai Mountains

因子类型 Factor type	因子 Factor	空间分辨率 Spatial resolution (m)	预处理(重采样) Preprocessing (resampling)
气候 Climate	年降水量 Mean annual precipitation (X1)	1 000	双线性内插法 Bilinear interpolation
	年平均气温 Mean annual air temperature (X2)	1 000	双线性内插法 Bilinear interpolation
地形 Topography	高程 Elevation (X3)	30	—
	坡度 Slope (X4)	30	—
	坡向 Aspect (X5)	30	—
	与河流距离 Distance to rivers (X6)	30	—
河流 River	与河流距离 Distance to rivers (X6)	30	—
土壤类型 Soil type	土壤类型 Soil type (X7)	1 000	最邻近内插法 Nearest interpolation
人类活动 Human activity	土地覆盖类型 Land cover type (X8)	30	—
	与道路距离 Distance to roads (X9)	30	—
	与工程扰动区距离 Distance to engineering disturbance area (X10)	30	—

量 c 和变化检测中确定的突变发生时间计算植被突变和渐变(Zhu *et al.*, 2016)。利用公式(3)计算每个像元每分段的开始和结束时间时的整体NDVI, 公式(4)、(5)、(6)定义了植被累积渐变、植被累积突变和植被总变化。植被累积突变(A)是研究期内植被突变的总和, 反映了1986–2018年内快速干扰如土地利用/覆盖变化、火灾、台风和洪水事件等对植被覆盖的净影响; 植被累积渐变(G)是研究期内植被渐变的总和, 不考虑趋势中检测到的任何突变, 反映了1986–2018年内植被覆盖变化趋势; 植被总变化(Tot)是研究期内突变和渐变的总和, 反映了1986–2018年内植被的净改善或退化(Zhu *et al.*, 2016; Li *et al.*, 2017)。对于未检测到突变的像元, 则认为该像元在研究期内不存在植被突变, 且植被累积渐变等于植被总变化。

$$NDVI_{start,i} = a_i + t_{start,i} \times c_i \quad (3)$$

$$NDVI_{end,i} = a_i + t_{end,i} \times c_i$$

$$G = \sum_{i=1}^K (NDVI_{end,i} - NDVI_{start,i}) \quad (4)$$

$$A = \sum_{i=1}^{K-1} (NDVI_{start,i+1} - NDVI_{end,i}) \quad (5)$$

$$Tot = G + A \quad (6)$$

式中, a_i 和 c_i 为第 i 次分割段年际变化的截距和斜率; $t_{start,i}$ 和 $t_{end,i}$ 为第 i 段的开始和结束的时间(儒略日); $NDVI_{start,i}$ 和 $NDVI_{end,i}$ 为分割段开始和结束时的NDVI; K 为一个像元被断点分割的分段数。

1.3.3 植被变化驱动因子分析方法

地理探测器是探测和利用空间分异性的工具(王劲峰和徐成东, 2017), 主要包含以下3种探测:

(1)因子探测器, 探测植被变化的空间分异性及因子多大程度上解释植被变化的空间分异。用 q 来度量, q 值为[0, 1], q 越大, 表明因子对植被变化的影响力或者解释力越强, 表达式为:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \delta_h^2}{N \delta^2} = 1 - \frac{SSW}{SST} \quad (7)$$

式中, $h = 1, \dots, L$ 为影响因子的分层, 即为分区。 N_h 和 N 分别为第 h 层和全区的单元数, δ_h^2 和 δ^2 分别是第 h 层和全区的方差。 SSW 、 SST 分别为层内方差之和、全区方差之和。

q 的一个简单变换之后满足非中心 F 分布(Wang *et al.*, 2016), 可以检测 q 是否通过显著性检验。

(2)风险探测器, 判断因子的两个子区域间属性均值是否有明显差别, 用统计量 t 来检验:

$$t = \frac{\bar{y}_{h=1} - \bar{y}_{h=2}}{\sqrt{\frac{Var(y_{h=1})}{n_{h=1}} + \frac{Var(y_{h=2})}{n_{h=2}}}} \quad (8)$$

式中, $\bar{y}_h$ 为子区域 h 内植被变化属性平均值, n_h 为子区域 h 内样本数量, Var 表示方差。

(3)交互作用探测器, 识别不同因子两两交互作用对植被变化的空间分异解释力度是增强还是减弱, 还是相互独立。首先分别计算两种因子的 q ; 其次计算因子交互作用的 q , 对 $q(X1)$ 、 $q(X2)$ 与 $q(X1 \cap X2)$ 进行比较。

地理探测器模型要求自变量为类型量, 所以需要将年降水量、年平均气温、高程等连续型数据类型化, 分区级数与分区方法都可能影响到探测结果(Cao *et al.*, 2013), 为了尽可能减少系统误差, 用自然断点法(Jenks, 1967)对自然因子分区, 将年降水量、年平均气温、高程、坡度各分为9区, 分区等级越高, 年降水量、年平均气温、高程、坡度越大。坡向的分区等级分别代表平地、北、东北、东、东南、南、西南、西、西北。土地覆盖类型为类型变量。根据已有研究(Ouyang *et al.*, 2010; 廖颖等, 2016)和数据的分布规律, 将与河流、道路和工程扰动区的距离等人为因子分为8区, 分区等级越高, 与河流、道路和工程扰动区的距离越远。具体分区范围见附录I。

遥感数据处理与分析均在R软件中进行, 其中包含“raster” (Hijmans, 2020), “bfast” (Verbesselt *et al.*, 2010a, 2010b), “bfastSpatial” (Dutrieux *et al.*, 2016a), “strucchange” (Zeileis *et al.*, 2002, 2003), “geodetector” (Wang *et al.*, 2010, 2016)等。

2 结果

2.1 植被变化时空格局

变化检测结果表明每个像元被检测到的植被突变次数从0到4不等, 研究区内约9.13%区域经历1次或多次突变(表2), 其中, 经历1次和2次突变的分别占研究区总面积的8.66%和0.45%, 占突变区域面积的94.85%和4.93%, 栖息地和外围区域经历突变的面积分别占研究区总面积的5.99%和3.14%, 植被突变区域以斑块的形式主要分布在栖息地的东部边界附近(图2A), 该区域为四川盆周西缘山地东侧, 海

拔集中在1 800–2 400 m之间, 距离最近县城区10–30 km。从最近一次突变发生时间(图2B)来看, 检测到突变面积最大的两个年份分别为2011和2013年, 2011与2013年的突变空间分布相似(图2B), 以斑块的形式集中分布在研究区的东侧山脉, 即四川盆周西缘山地东侧。

2.2 植被变化趋势

在植被突变的区域内, 植被累积突变呈现退化的比例为40.17%, 表明大熊猫栖息地存在较高比例的积极干扰, 使得植被覆盖度短期内显著增加, 改善区域主要分布在大邑县和荣经县的栖息地边界附近, 退化区域主要分布在都江堰市、崇州市、芦山县和宝兴县的栖息地边界附近, 泸定县内的大渡河

流域和宝兴县内的宝兴河流域(图3A)。植被累积渐变中94.58%的区域表现为增加, 表明研究区植被总体上呈改善趋势, 其中减少幅度较大区域分布于大邑县、芦山县、宝兴县、天全县和荣经县的栖息地边界附近, 增加幅度较大区域主要集中于都江堰市和崇州市的植被突变区域(图3B), 说明植被在经历干扰后存在较为显著的植被恢复过程。植被总变化表明97.02%的区域表现为植被覆盖增加(图3C), 植被退化区域主要分布于大邑县的西岭雪山附近、宝兴县宝兴河流域和泸定县的大渡河流域, 表明水电站建设、旅游开发影响到植被动态变化, 大面积土木工程使植被总体变化呈现退化趋势, 增加区域分布于研究区东北部海拔较低地区。

表2 1986–2018年邛崃山大熊猫栖息地植被不同突变次数的面积比例
Table 2 Area proportion for various number of vegetation abrupt change of giant panda habitats in Qionglai Mountains during 1986–2018

突变次数 Number of abrupt change	占研究区比例 Proportion of study area (%)		占突变区域比例 Proportion of abrupt change area (%)	
	栖息地 Habitat	外围区域 Peripheral area	栖息地 Habitat	外围区域 Peripheral area
0	58.09	32.78	—	—
1	5.74	2.92	62.87	31.98
2	0.24	0.21	2.63	2.30
3	0.01	0.01	0.11	0.11
4	0.00	0.00	0.00	0.00
≥1	5.99	3.14	65.61	34.39

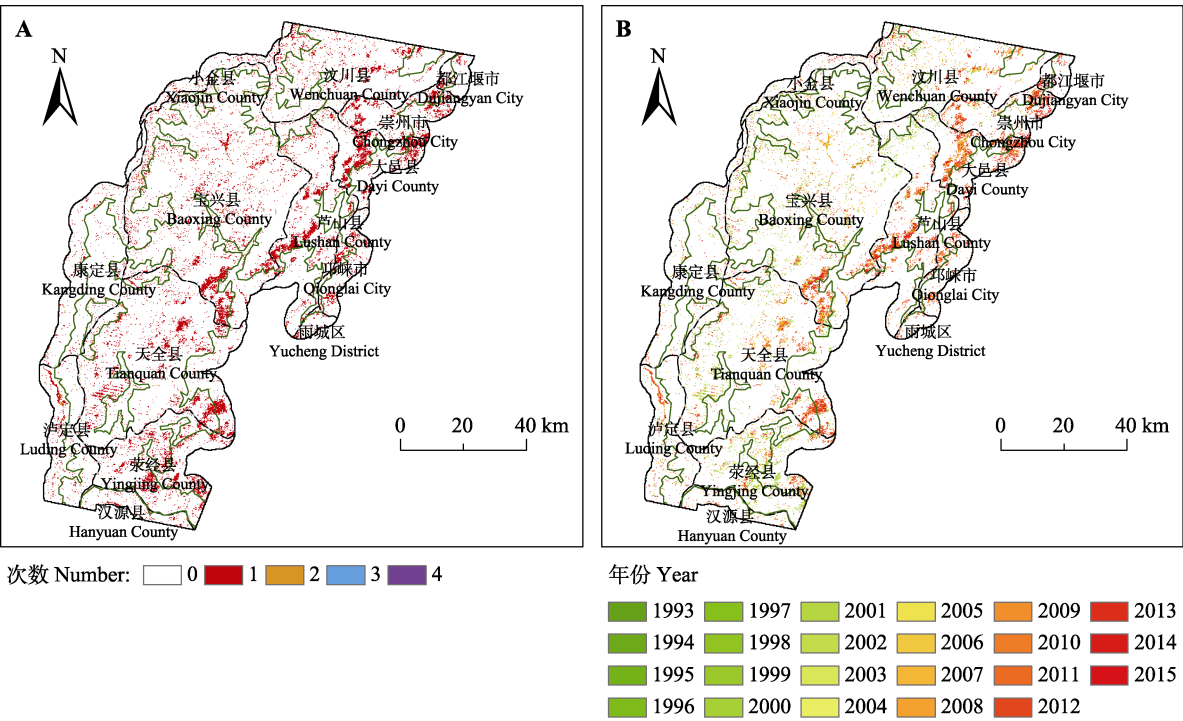
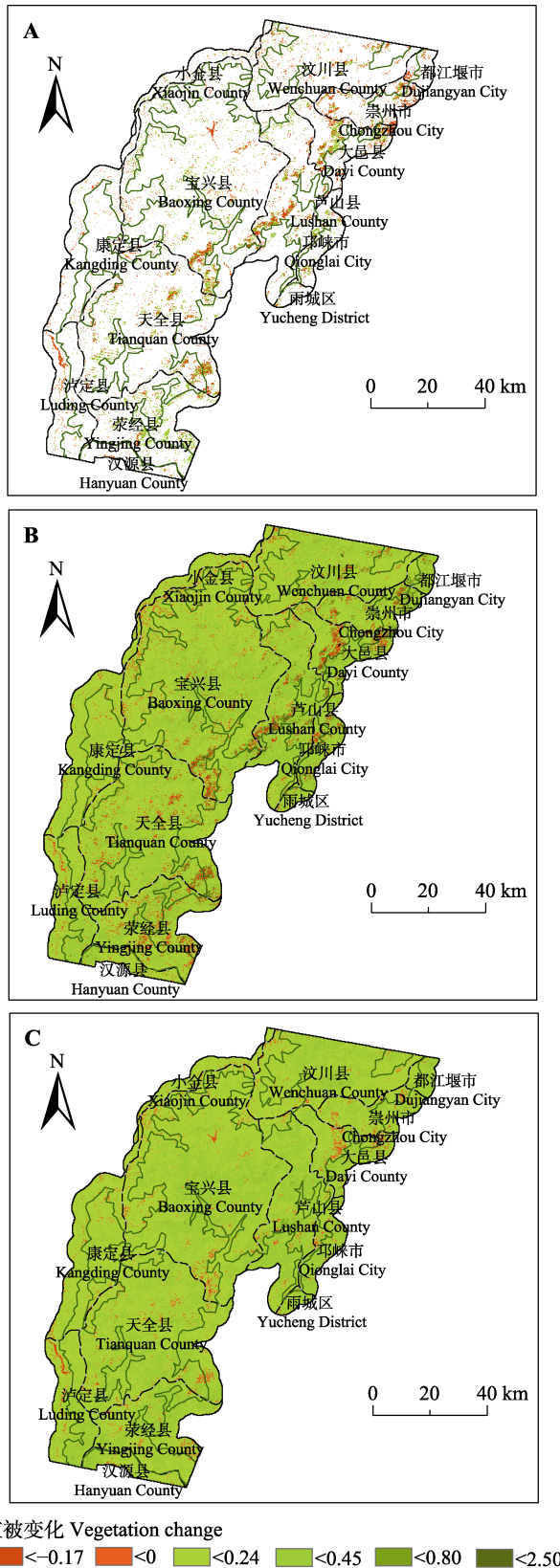


图2 1986–2018年邛崃山大熊猫栖息地植被突变空间分布。A, 发生次数。B, 最近一次检测到突变的发生年份。
Fig. 2 Spatial distribution of vegetation abrupt change of giant panda habitats in Qionglai Mountains during 1986–2018. A, Number of abrupt change. B, Year of the latest abrupt change.



植被变化 Vegetation change
 <-0.17 <0 <0.24 <0.45 <0.80 <2.50

图3 1986–2018年邛崃山大熊猫栖息地植被变化。A, 植被累积突变。B, 植被累积渐变。C, 植被总变化。

Fig. 3 Vegetation change of giant panda habitats in Qionglai Mountains during 1986–2018. A, Vegetation accumulated abrupt change. B, Vegetation accumulated gradual change. C, Vegetation total change.

2.3 植被变化趋势驱动因子分析

因子探测可以用来衡量各个驱动因子对植被变化的影响强度, q 越大, 则说明该因子对植被变化空间分布现状的解释能力越强。地理探测结果表明不同驱动因子对3种植被变化的解释能力均不高(q 最大分别为4.81%、3.77%、9.74%), 但均显著, 且同一驱动因子对3种植被变化的解释能力存在显著差异(表3), 交互作用和风险探测也表明各因子对3种植被变化的影响具有一定差异。

2.3.1 不同因子对植被累积突变空间分布影响的分析

各因子对植被累积突变影响程度的排序为: 年降水量>年平均气温>高程>土壤类型>与河流距离>与道路距离>土地覆盖类型>与工程扰动区距离>坡向>坡度(表3)。交互作用结果表明年降水量与其他因子的组合解释能力明显高于其他组合(表4), 其中, $X1 \cap X6$ (年降水量和与河流距离)的交互作用的解释能力最强(q 为7.14%), 其余依次为: $X1 \cap X7$ (年降水量和土壤类型) > $X1 \cap X2$ (年降水量和年平均气温) > $X1 \cap X3$ (年降水量和高程) > $X1 \cap X9$ (年降水量和与道路距离) > $X1 \cap X10$ (年降水量和与工程扰动区距离) > $X1 \cap X8$ (年降水量和土地覆盖类型) > $X1 \cap X5$ (年降水量和坡向) > $X1 \cap X4$ (年降水量和坡度)。与单个因子的 q 相比, 年降水量与其他因子间的交互作用的解释能力显著增强, 年降水量与年平均气温、高程之间的交互作用是相互增强效应, 其余交互作用均是非线性增强效应。与其他因子相比, 年降水量是影响植被累积突变空间分布差异的主要因子。

风险探测结果表明, 植被累积突变对气候和地形的不同分区表现为不同的突变类型和突变强度(图4)。随气候因子(年降水量、年平均气温)和地形因子(高程、坡度、坡向)分区等级的上升, 植被累积突变的均值先上升后降低, 分别为1 275.8–1 327.9 mm (分区7)、3.9–6.0 °C (分区4)、3 693–4 186 m (分区8)、28.4°–33.5° (分区5)和西南(分区7)范围时, 植被累积突变均值最大, 积极干扰强烈, 主要分布于海拔较高的区域。当分别为911.0–1 005.7 mm (分区1)、14.4–17.6 °C (分区9)、582–1 264 m (分区1)、52.0°–88.5° (分区9)、平(分区1)范围时, 植被累积突变均值最小, 消极干扰强烈, 主要分布在海拔较低的区域。

表3 邛崃山大熊猫栖息地因子探测器结果(q)

Table 3 Results of factor detector of giant panda habitats in Qionglai Mountains (q)

因子 Factor	植被累积突变 Vegetation accumulated abrupt change			植被累积渐变 Vegetation accumulated gradual change			植被总变化 Vegetation total change		
	q	p (sig)	q 排序 Sequence of q	q	p (sig)	q 排序 Sequence of q	q	p (sig)	q 排序 Sequence of q
X1	0.048 1	2.78E-10	1	0.031 5	6.49E-11	4	0.068 1	6.44E-10	5
X2	0.021 3	2.89E-10	2	0.037 6	6.14E-12	2	0.089 1	2.69E-11	3
X3	0.018 9	1.56E-10	3	0.037 7	5.38E-10	1	0.089 6	8.18E-10	2
X4	0.001 1	5.61E-11	10	0.000 3	2.78E-10	10	0.001 5	5.49E-10	10
X5	0.001 4	5.03E-10	9	0.001 6	2.10E-10	9	0.005 8	1.87E-10	9
X6	0.011 7	4.07E-11	5	0.012 3	6.59E-10	6	0.028 2	3.72E-10	6
X7	0.013 6	3.11E-11	4	0.037 5	1.95E-10	3	0.097 4	6.81E-10	1
X8	0.005 9	5.49E-10	7	0.023 8	4.22E-10	5	0.079 7	3.07E-10	4
X9	0.010 6	2.98E-10	6	0.008 0	6.97E-11	7	0.018 3	9.47E-10	7
X10	0.002 5	2.20E-11	8	0.003 1	6.36E-10	8	0.010 3	2.07E-10	8

因子(X1-X10)同表1。
Factors (X1-X10) are the same as in Table 1.

表4 邛崃山大熊猫栖息地交互作用探测结果(每种植被变化选择前9个较大的 q 并进行排序)

Table 4 Results of interaction detector (the first nine larger q were selected and ranked for each vegetation change) of giant panda habitats in Qionglai Mountains

植被累积突变 Vegetation accumulated abrupt change		植被累积渐变 Vegetation accumulated gradual change		植被总变化 Vegetation total change	
因子 Factor	q	因子 Factor	q	因子 Factor	q
X1∩X6	0.071 4*	X7∩X1	0.052 5	X7∩X3	0.134 8
X1∩X7	0.068 9*	X7∩X3	0.050 2	X7∩X8	0.133 4
X1∩X2	0.065 3	X7∩X2	0.049 7	X7∩X2	0.131 9
X1∩X3	0.064 0	X7∩X8	0.047 5	X7∩X1	0.130 2
X1∩X9	0.061 9*	X3∩X1	0.045 7	X8∩X3	0.122 6
X1∩X10	0.061 5*	X8∩X3	0.045 0	X8∩X2	0.121 5
X1∩X8	0.057 0*	X8∩X2	0.045 0	X7∩X6	0.117 8
X1∩X5	0.051 9*	X8∩X1	0.044 9	X7∩X9	0.114 5
X1∩X4	0.051 0*	X7∩X6	0.044 4	X8∩X1	0.113 8

*, 对应的交互作用属于非线性增强, 其余交互作用属于相互增强。因子(X1-X10)同表1。
*, the corresponding interaction belongs to nonlinear enhancement, the other interactions belong to mutual enhancement. The factors (X1-X10) are the same as Table 1.

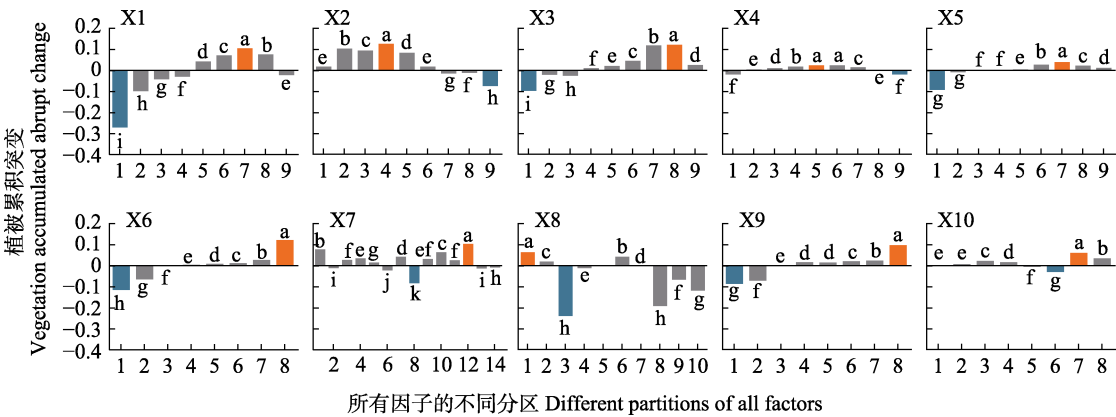


图4 邛崃山大熊猫栖息地植被累积突变的风险探测器结果。不同小写字母表示不同分区之间存在显著差异($p < 0.05$), 因子(X1-X10)同表1。

Fig. 4 Risk detection result of vegetation accumulated abrupt change of giant panda habitats in Qionglai Mountains. Different lowercase letters indicate significant differences between the different partitions ($p < 0.05$). The factors (X1-X10) are the same as Table 1.

随着与道路和河流的距离越远, 植被累积突变的均值越高, 分别在道路距离10 km以上(分区8)和与河流距离10 km以上(分区8)时, 植被累积突变均值最大。与道路和河流距离小于100 m (分区1)时, 植被累积突变均值最小, 道路和河流附近, 消极干扰较为强烈。

植被累积突变随土地覆盖类型、土壤类型和与工程扰动区距离的不同呈现波动变化, 在常绿阔叶(分区1)、黑毡土(分区12)和与工程扰动区距离13–18 km (分区7)时, 植被累积突变均值最大。当为竹林(分区3)、紫色土(分区8)和与工程扰动区距离10–13 km (分区6)时, 植被累积突变退化最为明显。常绿阔叶(分区1)、落叶阔叶(分区2)、常绿与落叶阔叶混交林(分区6)和非森林区域(分区7)的植被累积突变均值都为正值, 可能与“天保工程”、退耕还林等生态项目有关, 竹林(分区3)与植被类型的其他分区无显著差异, 无统计学意义。

2.3.2 不同因子对植被累积渐变空间分布影响的分析

各因子对植被累积渐变的解释能力排序为: 高程>年平均气温>土壤类型>年降水量>土地覆盖类型>与河流距离>与道路距离>与工程扰动区距离>坡度>坡向(表3)。各因子的交互作用探测表明土壤类型与其他因子组合的解释能力明显高于其他组合(表4), 其中 $X7 \cap X1$ (土壤类型和年降水量)的交互作用的解释能力最强(5.25%), 其余依次为: $X7 \cap X3$ (土壤类型和高程) > $X7 \cap X2$ (土壤类型和年平均气温) > $X7 \cap X8$ (土壤类型和土地覆盖类型) > $X3 \cap X1$ (高程和年降水量) > $X8 \cap X3$ (土地覆盖类型和高程) > $X8 \cap X2$ (土地覆盖类型和年平均气温) > $X8 \cap X1$ (土地覆盖类型和年降水量) > $X7 \cap X6$ (土壤类型和与河流距离), 以上因子的交互作用均为相互增强效应。

随着气候因子(年降水量、年平均气温)、地形因子(地形、坡度、坡向)、与河流和道路距离分区等级的上升, 植被累积渐变均值先上升后降低(图5)。分别于1 005.7–1 072.1 mm (分区2)、12.2–14.4 °C (分区8)、1 665–2 048 m (分区3)、17.5°–23.2° (分区3)、西(分区8)、与河流距离500–1 000 m (分区3)和与道路距离500–1 000 m (分区3)范围时, 植被累积渐变均值最大, 表明此范围内植被生长较快, 植物的生

长发育需要适宜的影响因子范围, 温度过高会导致土壤湿度下降, 或者过于充足的降水造成土壤含水量处于饱和状态, 都不利于植被生长, 此外地形因子通过影响水热条件来对植被的生长状况和分布规律产生间接影响, 研究区具有明显的植物垂直带谱特征, 水热条件的精确耦合有助于植物的生长。分别于1 394.2–1 515.1 mm (分区9)、-5.2–-0.3 °C (分区1)、4 186–5 304 m (分区9)、52.0°–88.5° (分区9)、东北(分区3)、与河流距离10 km以上(分区8)和与道路距离10 km以上(分区8)范围时, 植被累积渐变均值较小, 表明此范围内植被生长缓慢, 高海拔地区水热条件不足, 且易受冰雪天气影响, 冬季常年积雪(陈家良等, 2020), 植被生长受到约束, 导致其覆盖率低。

随着土地覆盖类型、土壤类型和与工程扰动区距离不同, 植被累积渐变的均值波动变化(图5), 分别在常绿阔叶(分区1)、紫色土(分区8)和与工程扰动区距离0–400 m (分区1)范围时, 植被累积渐变的平均值最大。在永久积雪或冰(分区10)、寒冻土(分区13)和与工程扰动区距离18 km以上(分区8)范围时, 植被累积渐变均值最小。

2.3.3 不同因子对植被总变化空间分布影响的分析

各因子对植被总变化影响程度的排序为: 土壤类型>高程>年平均气温>土地覆盖类型>年降水量>与河流距离>与道路距离>与工程扰动区距离>坡度>坡向(表3), 相比于植被累积突变和累积渐变, 各因子对植被总变化的解释能力显著增加。土壤类型与其他因子组合的解释能力明显高于其他组合, 其中 $X7 \cap X3$ (土壤类型和高程)的交互作用的解释能力最强(13.48%), 其余依次为: $X7 \cap X8$ (土壤类型和土地覆盖类型) > $X7 \cap X2$ (土壤类型和年平均气温) > $X7 \cap X1$ (土壤类型和年降水量) > $X8 \cap X3$ (土地覆盖类型和高程) > $X8 \cap X2$ (土地覆盖类型和年平均气温) > $X7 \cap X6$ (土壤类型和与河流距离) > $X7 \cap X9$ (土壤类型和与道路距离) > $X8 \cap X1$ (土地覆盖类型和年降水量), 各个因子之间的交互作用均为相互增强效应。

由于研究区约9.13%的区域检测到植被突变, 那么植被累积渐变与植被总变化相等的面积约占研究区的90.87%, 因此不同因子对植被总变化与植被累积渐变的风险探测结果类似(图6), 不作赘述。

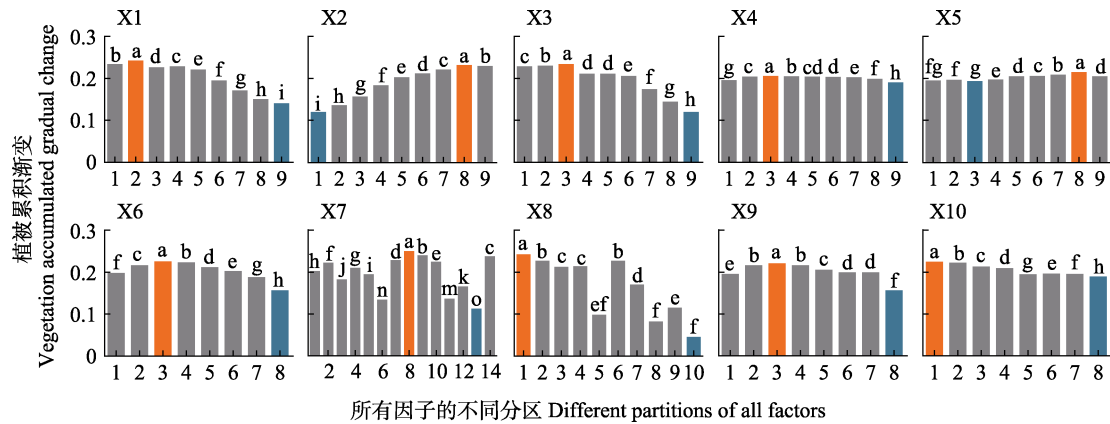


图5 邛崃山大熊猫栖息地植被累积渐变的危险探测结果。不同小写字母表示不同分区之间存在显著差异($p < 0.05$), 因子(X1-X10)同表1。

Fig. 5 Risk detection result of vegetation accumulated gradual change of giant panda habitats in Qionglai Mountains. Different lowercase letters indicate significant differences between the different partitions ($p < 0.05$). The factors (X1-X10) are the same as Table 1.

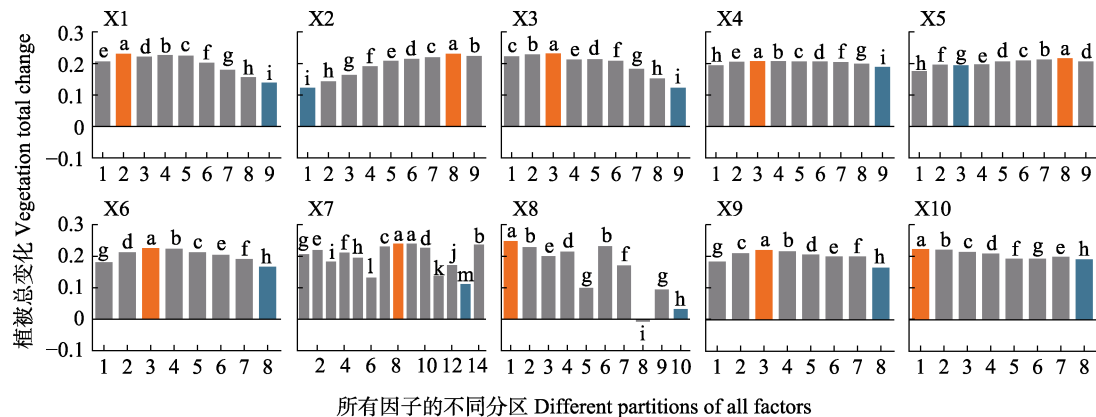


图6 邛崃山大熊猫栖息地植被总变化的危险探测结果。不同小写字母表示不同分区之间存在显著差异($p < 0.05$), 因子(X1-X10)同表1。

Fig. 6 Risk detection result of vegetation total change of giant panda habitats in Qionglai Mountains. Different lowercase letters indicate significant differences between the different partitions ($p < 0.05$). The factors (X1-X10) are the same as Table 1.

3 讨论

3.1 大熊猫栖息地植被变化特征

从植被突变空间分布特征来看, 植被突变区域主要分布在栖息地东部边界附近, 这与白文科(2017)和董冰楠(2017)的研究结论一致。研究区属于龙门山断裂带, 地震活动频繁(黄焱羚等, 2020), 栖息地东部边界附近海拔较低, 人口、交通、旅游景点密集, 人类活动是植被突变的重要因素。就植被突变的时间特征来说, 2011和2013年是研究区发生突变面积最大的年份, 但植被突变的主要类型不同, 2011年大部分为突然的植被改善(植被突变为正值), 原因可能是人工绿化建设, 在短时间内促进植被覆盖增加, 2013年主要为突然的植被退化(植被突变为负值), 2013年4月20日发生雅安市芦山县7.0级地震,

且在同年5月芦山县、宝兴县、天全县、邛崃市等地区共发生27起大于4.0级的余震, 这些地震发生在研究区内或者附近, 是导致2013年突然的植被退化面积较多的主要原因。与其同类型的大型干扰事件(汶川地震)还发生在2008年, 地震的破坏方式和强度受到地理条件的直接影响(康迪和邹书珍, 2019), 根据实地调查和已有研究, 低海拔地区的植被受地震及其引发的次生灾害的影响最大(熊俊楠等, 2018; 彭文甫等, 2019), 退化突变主要分布在东部海拔较低的地区, 此外, 汶川地震对汶川县中部、东北部地区植被破坏较为严重(赵旦等, 2014), 本研究区仅包括汶川县南部区域, 地震对该区域植被的影响较小。从植被变化趋势来看, 1986-2018年研究区植被总体上呈改善趋势, 这与其他研究结果(Jian *et al.*, 2011; 彭文甫等, 2019)一致, 植被明显退化区域主

要分布于大邑县的西岭雪山附近、宝兴县宝兴河流域和泸定县的大渡河流域,明显改善区域主要分布在研究区东北部海拔较低的地区。

3.2 不同因子对植被变化的影响

通过时间序列植被变化检测,分别刻画了植被累积突变、植被累积渐变以及总变化时空特征,基于地理探测器模型对3种植被变化的驱动因子的分析结果表明,虽然不同驱动因子对植被变化的解释能力均显著,但解释能力均不高(q 区间为0.03%–9.74%),王伟等(2019)利用地理探测器对中亚NDVI变化趋势进行驱动因子分析时 q 也不高。主要原因一方面可能是NDVI变化同时受到自然和人类活动的复杂影响(如城镇扩张、过度放牧、生态保护工程等)(贺倩等, 2020),对比检测到植被突变区域和未检测到植被突变区域植物累积渐变和总变化的因子解释力(图7)可知,因子对未检测到植被突变区域的植物变化的解释能力更高, q 最高为16.84%,对于检测到植被突变区域,植被突变可能更多地受干扰事件类型、强度等性质的影响。另一方面可能与因子的空间异质性弱有关,所采用的因子(如气候因素)为多年平均值,气候和土壤数据的空间分辨率都较低,空间差异性较小。

虽然 q 不高,但依然能看到不同因子解释能力的差异。总体来看,自然因素对植被变化的影响高于人为因素的影响,但人为因素也对研究区植被变化产生了重要影响,据全国大熊猫第四次调查显示,由于生态工程的开展,栖息地内的采伐、挖笋和放牧等人为活动得到一定的遏制,但是与人类社会扩张与发展有关的工程建设活动(如道路修建、矿山开

采、旅游景区、水利设施等)正对栖息地安全造成威胁(Zhang *et al.*, 2011)。在本研究中代表或是能潜在代表人类活动(Kong *et al.*, 2010)的因子对植被累积突变的风险探测结果显示,近道路和河流植被盖度显著退化,随着与道路、河流、工程扰动区距离越远,植被累积突变均值表现为先增大后减小,当超过人类活动的影响距离时,植被累积突变均值波动变化。

从3种植被变化主要驱动因子的角度来看,年降水量对植被累积突变的解释能力最强,相关研究表明邛崃山、凉山和大相岭山高频率的洪涝灾害正影响着自然保护区内人们居住的地方(Amecca *et al.*, 2019),在这些地区的人们高度依赖自然资源,预计将加强自然资源的开发来减轻或适应极端环境干扰的突发事件。高程和年平均气温对植被累积渐变的解释能力最强,这与郑杰等(2016)利用偏相关分析发现盆周山地西南和西北的区域NDVI变化受气温影响较大的结论一致。各因子对植被总变化的解释能力强于植被累积渐变和植被累积突变,植被总变化与因子的空间分异有更好的相关性,土壤和土地覆盖类型的解释能力位序上升,年降水量、年平均气温、高程的解释能力位序下降,其余的因子解释能力位序保持不变。土壤是多因素综合影响下变化的客体,一般认为母质、气候、生物、地形、时间及人为活动是土壤形成的主要因素(彭文甫等, 2019),地表植被本身的保水耗水及覆盖情况也会对土壤湿度进行反馈作用(翟雅倩等, 2018),在气候条件稳定的情况下,土壤对森林的生产力有决定性作用。

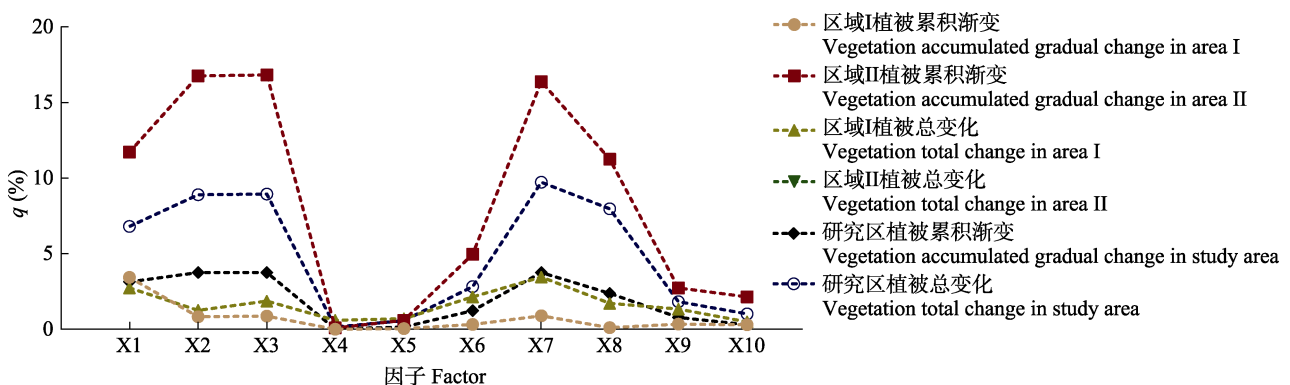


图7 邛崃山大熊猫栖息地植被突变对植被变化因子探测器结果的影响(q)。区域I代表检测到植被突变的区域,区域II代表未检测到植被突变的区域,因子(X1–X10)同表1。

Fig. 7 Impacts of vegetation abrupt change of giant panda habitats in Qionglai Mountains on the results of factor detector (q). Area I represents the area where vegetation abrupt change is detected, and area II represents the area where vegetation abrupt change is not detected. The factors (X1–X10) are the same as Table 1.

3.3 不足与展望

在植被年际变化分析时, 年内季节变化通常被视为噪声源(Zhu *et al.*, 2016), 植被NDVI年度最大值组成的时间序列可消除时间序列中的季节性变化对趋势分析的影响, 但Landsat重访周期为16天, 加上研究区独特的气候条件(“雅安天漏”)使得影像往往存在云、阴影等, 以及不同年份不同传感器的差异, 使得年度NDVI最大值获取具有较高难度和不确定性。本研究使用1986–2018年间获得的所有Landsat观测数据来分析长时间植被变化趋势, 能够在一定程度上避免数据缺失带来的不确定性, 采用一阶谐波模型进行时间序列NDVI拟合, 能够在防止模型过拟合以及对短期数据异常变化不敏感的情况下, 较好地表征植被多种变化特征(DeVries *et al.*, 2015), 但对于存在高度季节性变化的土地覆盖类型(如多重轮作的农业), 则需要更加复杂的时间序列模型对植被变化过程进行拟合(Li *et al.*, 2017)。

此外, 在研究因子对植被多种变化空间特征的解釋能力时, 自然因子的解釋能力普遍高于人为因子的解釋能力, 由于部分人为因子难以量化和空间化, 如天然林保护、退耕还林、野生动植物保护与自然保护区建设等重大林业生态工程, 这些保护和恢复措施对大熊猫栖息地植被变化起到了积极作用, 这些工程在研究区具有普遍性, 且难以获取这些工程的详细数据, 因此难以定量评价其对植被变化空间特征的解釋能力, 可能导致低估人类活动对植被变化的影响, 评价研究区不同地域的生态建设工程对植被变化的影响是需要进一步解决的问题。

4 结论

利用BFAST和地理探测器模型研究大熊猫栖息地植被变化时空格局及不同因子的驱动作用, 得到以下主要结论:

1) 1986–2018年间, 研究区内9.13%的区域检测到突变, 其中94.85%经历一次突变, 突变区域主要分布于栖息地东侧边界附近。2011、2013年突变面积最大, 这两年的突变空间分布类似, 以斑块的形式分布在四川盆周西缘山地的东侧, 但是主要突变类型不同, 2011年以植被的突然改善为主, 2013年以植被的突然退化为主。

2) 研究区总体上呈现改善趋势, 整体植被的生长状况良好。植被累积突变表现为退化面积占植被

累积突变面积的40.17%, 植被累积渐变和总变化表明研究区植被改善面积比例分别为94.58%和97.02%。植被明显退化区域主要分布于大邑县的西岭雪山附近、宝兴县宝兴河流域和泸定县的大渡河流域, 明显改善区域主要分布在研究区东北部海拔较低的地区。

3) 地理探测器的结果显示, 年降水量、年平均气温、高程、土壤类型等因子对植被变化的解釋能力较强, 其中年降水量对研究区植被累积突变空间分布的解釋能力最强, 高程对植被累积渐变空间分布的解釋能力最强, 土壤类型对植被总变化空间分布的解釋能力最强。从交互作用来看, 年降水量和与河流距离的交互作用对植被累积突变空间分布的解釋能力最强, 年降水量和土壤类型的交互作用对植被累积渐变空间分布的解釋能力最强, 土壤类型和高程的交互作用对植被总变化空间分布的解釋能力最强。

4) 风险探测结果揭示了不同类型以及不同强度的植被累积突变、累积渐变和总变化的分布区域和植被生长的最适宜范围。

参考文献

- Ameca EI, Dai Q, Nie YG, Gu XD, Wei FW (2019). Implications of flood disturbance for conservation and management of giant panda habitat in human-modified landscapes. *Biological Conservation*, 232, 35-42.
- Bai WK (2017). *The Dynamics of Space Utilization and Habitat Selection of Giant Pandas (*Ailuropoda melanoleuca*) in Wolong Nature Reserve*. PhD dissertation, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot. [白文科 (2017). 卧龙自然保护区大熊猫空间利用与生境选择动态变化研究. 博士学位论文, 内蒙古农业大学, 呼和浩特.]
- Cao F, Ge Y, Wang JF (2013). Optimal discretization for geographical detectors-based risk assessment. *GIScience & Remote Sensing*, 50, 78-92.
- Chen B, Li HD, Cao XZ (2014). Advances in studies on degradation and re-vegetation of typical ecosystems on Tibetan Plateau, China. *World Forestry Research*, 27(5), 18-23. [陈斌, 李海东, 曹学章 (2014). 西藏高原典型生态系统退化及植被恢复技术综述. 世界林业研究, 27(5), 18-23.]
- Chen JL, Xia JG, Yu YH (2020). Correlation analysis of vegetation coverage and topographic factors in Ya'an City based on RS and GIS. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 48(5), 88-92. [陈家良, 夏建国, 余雨红 (2020). 基于RS和GIS的雅安市植被覆盖度与地形因子相关分析. 安徽农业科学, 48(5), 88-92.]

- Chen LF, Michishita R, Xu B (2014). Abrupt spatiotemporal land and water changes and their potential drivers in Poyang Lake, 2000–2012. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 98, 85–93.
- Deng XZ, Jiang QO, Ge QS, Yang LS (2010). Impacts of the Wenchuan Earthquake on the giant panda nature reserves in China. *Journal of Mountain Science*, 7, 197–206.
- DeVries B, Verbesselt J, Kooistra L, Herold M (2015). Robust monitoring of small-scale forest disturbances in a tropical montane forest using Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*, 161, 107–121.
- Dong BN (2017). *Spatio-temporal Variations of Habitat Selection by Giant Pandas and its Habitat Disturbance in Qionglai Mountains, China*. Master degree dissertation, China West Normal University, Nanchong, Sichuan. [董冰楠 (2017). 邛崃山系大熊猫生境选择及栖息地干扰时空变化研究. 硕士学位论文, 西华师范大学, 四川南充.]
- Dutrieux LP, DeVries B, Verbesselt J (2016a). bfastSpatial: Utilities to monitor for change on satellite image time-series. R package version 0.6.3. [2016-10-22]. <https://github.com/loicdtx/bfastSpatial>.
- Dutrieux LP, Jakovac CC, Latifah SH, Kooistra L (2016b). Reconstructing land use history from Landsat time-series: case study of a swidden agriculture system in Brazil. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 47, 112–124.
- Fang XQ, Zhu QA, Ren LL, Chen H, Wang K, Peng CH (2018). Large-scale detection of vegetation dynamics and their potential drivers using MODIS images and BFAST: a case study in Quebec, Canada. *Remote Sensing of Environment*, 206, 391–402.
- Forestry Department of Sichuan Province (2015). *The Panda of Sichuan: the 4th Survey Report on Giant Panda in Sichuan Province*. Sichuan Science and Technology Press, Chengdu. [四川省林业厅 (2015). 四川的大熊猫: 四川省第四次大熊猫调查报告. 四川科学技术出版社, 成都.]
- Fu G, Sun W, Li SW, Zhang J, Yu CQ, Shen ZX (2017). Modeling aboveground biomass using MODIS images and climatic data in grasslands on the Tibetan Plateau. *Journal of Resources and Ecology*, 8, 42–49.
- Geng LY, Che T, Wang XF, Wang HB (2019). Detecting spatio-temporal changes in vegetation with the BFAST model in the Qilian Mountain Region during 2000–2017. *Remote Sensing*, 11, 103. DOI: 10.3390/rs11020103.
- He Q, Yang XQ, Dai XA (2020). Variation characteristics and influence factors of net primary productivity of vegetation in the Three-River Headwaters Region from 2010 to 2015. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 37(5), 59–66. [贺倩, 杨雪琴, 戴晓爱 (2020). 2010–2015年三江源地区植被净初级生产力变化特征及影响因素分析. 长江科学院院报, 37(5), 59–66.]
- Hijmans RJ (2020). Raster: geographic data analysis and modeling. R package version 3.3-13. [2020-07-16]. <https://CRAN.R-project.org/package=raster>.
- Huang YL, Liang CT, Wu J, Wang CL, Liu ZQ, Jiang NB (2020). The seismicity in the southern Longmenshan fault zone based on a dense seismic array. *Chinese Journal of Geophysics*, 63, 1183–1196. [黄焱羚, 梁春涛, 吴晶, 王朝亮, 刘志强, 江宁波 (2020). 基于密集台阵研究龙门山断裂带南段地震空段的地震活动性. 地球物理学报, 63, 1183–1196.]
- Jenks GF (1967). The data model concept in statistical mapping. *International Yearbook of Cartography*, 7, 186–190.
- Jian J, Jiang H, Zhou GM, Jiang ZS, Yu SQ, Peng SL, Liu SY, Wang JX (2011). Mapping the vegetation changes in giant panda habitat using Landsat remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 32, 1339–1356.
- Jiao QJ, Zhang B, Liu LY, Li ZW, Yue YM, Hu Y (2014). Assessment of spatio-temporal variations in vegetation recovery after the Wenchuan earthquake using Landsat data. *Natural Hazards*, 70, 1309–1326.
- Kang D, Zou SZ (2019). Advances in regeneration of plants after earthquake in giant pandas' habitat. *Ecological Science*, 38(6), 178–183. [康迪, 邹书珍 (2019). 大熊猫栖息地地震受损植被恢复研究进展. 生态科学, 38(6), 178–183.]
- Kang DW, Zhao ZJ, Chen XY, Lin YC, Wang XR, Li JQ (2020). Evaluating the effects of roads on giant panda habitat at two scales in a typical nature reserve. *Science of the Total Environment*, 710, 136351. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.136351.
- Kong W, Sun OJ, Chen Y, Yu Y, Tian Z (2010). Patch-level based vegetation change and environmental drivers in Tarim River drainage area of West China. *Landscape Ecology*, 25, 1447–1455.
- Li DQ, Lu DS, Wu M, Shao XX, Wei JH (2017). Examining land cover and greenness dynamics in Hangzhou Bay in 1985–2016 using Landsat time-series data. *Remote Sensing*, 10, 32. DOI: 10.3390/rs10010032.
- Li JZ, Cao MM, Qiu HJ, Xue B, Hu S, Cui P (2016). Spatial-temporal process and characteristics of vegetation recovery after Wenchuan earthquake: a case study in Longxi River basin of Dujiangyan, China. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 27, 3479–3486. [李京忠, 曹明明, 邱海军, 薛冰, 胡胜, 崔鹏 (2016). 汶川地震区灾后植被恢复时空过程及特征——以都江堰龙溪河流域为例. 应用生态学报, 27, 3479–3486.]
- Li Y, Viña A, Yang W, Chen XD, Zhang JD, Ouyang ZY, Liang Z, Liu JG (2013). Effects of conservation policies on forest cover change in giant panda habitat regions, China. *Land Use Policy*, 33, 42–53.
- Li YY, You LL, Chen YS, Huang JX (2018). Spatial-temporal characteristics of multi-pond landscape change and their driving factors in the Chaohu Basin, China. *Acta Ecologica*

- Sinica*, 38, 6280-6291. [李莹莹, 尤罗利, 陈永生, 黄季夏 (2018). 环巢湖地区多水塘景观时空格局演变特征及其驱动因素. *生态学报*, 38, 6280-6291.]
- Liang YX, Wang G, Wang HR (2018). GIS-based analysis on giant panda habitat characteristics in National Giant Panda Park of Sichuan Province. *Journal of Sichuan Forestry Science and Technology*, 39(4), 98-101. [梁玉喜, 王戈, 王洪荣 (2018). 基于GIS大熊猫活动区域环境特征分析——以大熊猫国家公园(四川)为例. *四川林业科技*, 39(4), 98-101.]
- Liao Y, Wang XY, Zhou JM (2016). Suitability assessment and validation of giant panda habitat based on Geographical Detector. *Journal of Geo-Information Science*, 18, 767-778. [廖颖, 王心源, 周俊明 (2016). 基于地理探测器的大熊猫生境适宜度评价模型及验证. *地球信息科学学报*, 18, 767-778.]
- Lu T, Zeng HC, Luo Y, Wang Q, Shi FS, Sun G, Wu Y, Wu N (2012). Monitoring vegetation recovery after China's May 2008 Wenchuan earthquake using Landsat TM time-series data: a case study in Mao County. *Ecological Research*, 27, 955-966.
- Luo HF, Miao F, Ye CM, Zhao GX (2013). Vegetation coverage change of Maoxian County before and after Wenchuan earthquake. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 33, 202-205. [罗慧芬, 苗放, 叶成名, 赵国祥 (2013). 汶川地震前后茂县植被覆盖度变化研究. *水土保持通报*, 33, 202-205.]
- Luo J, Li W, Chen FH, He YM, Gao JN (2018). Conservation and management of the World Natural Heritage of Sichuan panda habitats. *Journal of Sichuan Forestry Science and Technology*, 39(1), 44-49. [罗辑, 李伟, 陈飞虎, 何咏梅, 高嘉宁 (2018). 四川大熊猫栖息地世界自然遗产的保护与管理. *四川林业科技*, 39(1), 44-49.]
- Ma B, Lei S, Qing Q, Wen YL (2018). Should the endangered status of the giant panda really be reduced? The case of giant panda conservation in Sichuan, China. *Animals*, 8, 69. DOI: 10.3390/ani8050069.
- Meng QK, Miao F, Zhen J, Huang Y, Wang XY, Peng Y (2016). Impact of earthquake-induced landslide on the habitat suitability of giant panda in Wolong, China. *Journal of Mountain Science*, 13, 1789-1805.
- Ouyang W, Hao FH, Zhao C, Lin C (2010). Vegetation response to 30 years hydropower cascade exploitation in upper stream of Yellow River. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 15, 1928-1941.
- Peng WF, Zhang DM, Luo YM, Tao S, Xu XL (2019). Influence of natural factors on vegetation NDVI using geographical detection in Sichuan Province. *Acta Geographica Sinica*, 74, 1758-1776. [彭文甫, 张冬梅, 罗艳玫, 陶帅, 徐新良 (2019). 自然因子对四川植被NDVI变化的地理探测. *地理学报*, 74, 1758-1776.]
- Piao YC, Guan YN, Zhang CY, Guo S, Yan BP (2016). Analysis of temporal and spatial changes in vegetation cover using wavelet transform method in Wolong Natural Reserve. *Acta Ecologica Sinica*, 36, 2656-2668. [朴英超, 关燕宁, 张春燕, 郭杉, 阎保平 (2016). 基于小波变换的卧龙国家级自然保护区植被时空变化分析. *生态学报*, 36, 2656-2668.]
- Qin Q, Huang Y, Liu JR, Chen D, Zhang L, Qiu J, Tan HL, Wen YL (2019). The landscape patterns of the giant panda protection area in Sichuan Province and their impact on giant pandas. *Sustainability*, 11, 5993. DOI: 10.3390/su11215993.
- Verbesselt J, Hyndman R, Newnham G, Culvenor D (2010a). Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 114, 106-115.
- Verbesselt J, Hyndman R, Zeileis A, Culvenor D (2010b). Phenological change detection while accounting for abrupt and gradual trends in satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 114, 2970-2980.
- Wang EL, Wang XQ, Chen YZ (2017). The breakpoints detection method using time series of vegetation fractional coverage. *Journal of Geo-information Science*, 19, 1355-1363. [王恩鲁, 汪小钦, 陈芸芝 (2017). 时间序列植被覆盖度断点检测方法研究. *地球信息科学学报*, 19, 1355-1363.]
- Wang JF, Li XH, Christakos G, Liao YL, Zhang T, Gu X, Zheng XY (2010). Geographical detectors-based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun region, China. *International Journal of Geographical Information Science*, 24, 107-127.
- Wang JF, Xu CD (2017). Geodetector: principle and prospective. *Acta Geographica Sinica*, 72, 116-134. [王劲峰, 徐成东 (2017). 地理探测器: 原理与展望. *地理学报*, 72, 116-134.]
- Wang JF, Zhang TL, Fu BJ (2016). A measure of spatial stratified heterogeneity. *Ecological Indicators*, 67, 250-256.
- Wang W, Ailm S, Jilili A (2019). Geo-detector based spatio-temporal variation characteristics and driving factors analysis of NDVI in Central Asia. *Remote Sensing for Land & Resources*, 31(4), 32-40. [王伟, 阿里木·赛买提, 吉力力·阿不都外力 (2019). 基于地理探测器模型的中亚NDVI时空变化特征及其驱动因子分析. *国土资源遥感*, 31(4), 32-40.]
- Wang XZ, Xu WH, Ouyang ZY, Zhang JD (2008). Impacts of Wenchuan earthquake on giant panda habitat in Dujiangyan region. *Acta Ecologica Sinica*, 28, 5856-5861. [王学志, 徐卫华, 欧阳志云, 张晋东 (2008). 汶川地震对都江堰地区大熊猫生境的影响. *生态学报*, 28, 5856-5861.]
- Wanghe KY, Guo XL, Hu FX, Ahmad S, Jin XW, Khan TU, Xiao YQ, Luan XF (2020). Spatial coincidence between mining activities and protected areas of giant panda habitat: the geographic overlaps and implications for conservation. *Biological Conservation*, 247, 108600. DOI: 10.1016/

j.biocon.2020.108600.

- Xiong JN, Peng C, Fan CK, Sun M, Liu ZQ, Gong Y (2018). Dynamic monitoring of vegetation fraction change in disaster area of Wenchuan earthquake based on MODIS time-series data. *Journal of Basic Science and Engineering*, 26, 60-69. [熊俊楠, 彭超, 范春捆, 孙铭, 刘志奇, 龚颖 (2018). 基于MODIS时序数据的汶川地震灾区植被覆盖变化监测. 应用基础与工程科学学报, 26, 60-69.]
- Yan ZG, Li JQ (2017). Assessment of ecosystem in giant panda distribution area based on entropy method and coefficient of variation. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 28, 4007-4016. [闫志刚, 李俊清 (2017). 基于熵值法与变异系数的大熊猫分布区生态系统评价. 应用生态学报, 28, 4007-4016.]
- Zeileis A, Kleiber C, Krämer W, Hornik K (2003). Testing and dating of structural changes in practice. *Computational Statistics & Data Analysis*, 44, 109-123.
- Zeileis A, Leisch F, Hornik K, Kleiber C (2002). strucchange: an R package for testing for structural change in linear regression models. *Journal of Statistical Software*, 7(2), 1-38.
- Zhai YQ, Zhang C, Zhou Q, Chang XY (2018). Spatio-temporal variation and interrelationship of vegetation cover and soil moisture in Qinling-Daba Mountains. *Journal of Geoinformation Science*, 20, 967-977. [翟雅倩, 张翀, 周旗, 常宵移 (2018). 秦巴山区植被覆盖与土壤湿度时空变化特征及其相互关系. 地球信息科学学报, 20, 967-977.]
- Zhang YB (2010). *The Impact of Conservation Projects on Giant Panda Habitat and Local Community: a Case Study in Mupi Tibetan Town, Pingwu Country*. PhD dissertation, Beijing Forestry University, Beijing. [张玉波 (2010). 生态保护项目对大熊猫栖息地和当地社区的影响: 以平武县木皮藏族乡为例. 博士学位论文, 北京林业大学, 北京.]
- Zhang ZJ, Swaisgood RR, Zhang SN, Nordstrom LA, Wang HJ, Gu XD, Hu JC, Wei FW (2011). Old-growth forest is what giant pandas really need. *Biology Letters*, 7, 403-406.
- Zhao D, Zhang M, Yu MZ, Zeng Y, Wu BF (2014). Monitoring agriculture and forestry recovery after the Wenchuan Earthquake. *Journal of Remote Sensing*, 18, 958-970. [赵旦, 张淼, 于名召, 曾源, 吴炳方 (2014). 汶川地震灾后农田和森林植被恢复遥感监测. 遥感学报, 18, 958-970.]
- Zheng J, Feng WL, Niu XJ, He BW (2016). Vegetation change and its correlation with meteorological factors in Sichuan Province. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 36, 99-104. [郑杰, 冯文兰, 牛晓俊, 何炳伟 (2016). 四川省植被变化及其与气象因子的相关性分析. 水土保持通报, 36, 99-104.]
- Zhu Z, Fu YC, Woodcock CE, Olofsson P, Vogelmann JE, Holden C, Wang M, Dai S, Yu Y (2016). Including land cover change in analysis of greenness trends using all available Landsat 5, 7, and 8 images: a case study from Guangzhou, China (2000–2014). *Remote Sensing of Environment*, 185, 243-257.

特邀编委: 刘 庆 编辑: 赵 航

附录I 邛崃山大熊猫栖息地植被变化驱动因子具体分区范围

Supplement I Specific partitions range of driving factors of vegetation change in giant panda habitats in Qionglai Mountains

<https://www.plant-ecology.com/fileup/1005-264X/PDF/cjpe.2020.0226-S1.pdf>