

自然因子对四川植被NDVI变化的地理探测

彭文甫^{1,2}, 张冬梅^{1,2}, 罗艳玫^{1,2}, 陶 帅^{1,2}, 徐新良³

(1. 四川师范大学地理与资源科学学院, 成都 610068; 2. 西南土地资源评价与监测教育部重点实验室, 四川师范大学, 成都 610068; 3. 中国科学院资源环境科学数据中心, 北京 100101)

摘要: 许多研究已表明基于遥感的植被指数在地表过程和全球变化研究中具有重要作用, 对认识植被变化的驱动因素具有重要意义, 但自然因子对植被变化影响仍然难以量化。应用地理探测器模型, 研究四川地区自然因子变化对植被分布的空间模式和植被变化的交互影响, 并确定了促进植被生长的各主要自然因子最适宜特征。结果表明: ① 2000-2015年, 四川植被覆盖度状况良好, 中高、高植被覆盖面积之和均超过94%; 归一化植被指数(NDVI)转化表现为NDVI > 0.4以上区域转化明显, 中高和高植被覆盖区面积分别呈显著下降和上升趋势; 植被覆盖时空变化差异显著, 植被覆盖较高区域位于四川盆地东北部、川西北高原地区, 植被覆盖较低区域分布于四川盆地中部城市密集区域。② 土壤类型、高程和年均温度变化等因子较好地解释了植被状况的可变性。③ 自然因子对植被NDVI影响存在交互作用, 自然因子协同效应呈现相互增强和非线性增强关系, 两种因子交互作用增强了单因子的影响。④ 研究揭示的促进植被生长的各主要因子最适宜特征, 有助于更好地理解自然因素对植被NDVI变化的影响及其驱动机制。

关键词: 植被NDVI; 自然因子; 地理探测器模型; 四川省

DOI: 10.11821/dlxb201909005

1 引言

地表植被是生态系统的核心组成部分, 不仅具有促进地球生态系统平衡、气候变化、水循环和能量流动的重要作用^[1-2], 而且植被也是生态环境变化的敏感因子, 被认为是监测生态环境变化的综合指示器^[3]。因此, 开展区域及全球尺度的植被变化研究对认识自然因子变化与陆地生态系统的相互作用有重要意义^[4]。作为表征植被生长状况重要指示因子的归一化植被指数(NDVI)^[5], 尤其是植被NDVI最大值能有效反映年度植被生长所达到的最佳状况, 且与地上生物量有很好的相关关系^[6], 已在植被时空尺度变化研究中得到广泛应用。

目前, 许多学者应用对地观测数据、采用不同方法对植被变化及驱动因素进行了研究。孔冬冬等^[7]运用偏最小二乘法回归研究青藏高原植被物候变化的气候成因, 认为温度对物候的影响占主导地位, 降水对植被物候影响的月份波动较大; 栾金凯等^[8]基于复直线回归方法分析了2000-2016年陕西榆林市植被NDVI的时空变化及影响因素, 认为气象因素促进植被生长与演化; Liu等^[9]基于多元回归分析、多时间尺度分析, 认为气候变化对

收稿日期: 2018-04-19; 修订日期: 2019-07-25

基金项目: 教育部人文社科基金项目(17YJA850007); 国家自然科学基金项目(41371125) [Foundation: Humanities and Social Science Fund of the Ministry of Education of China, No.17YJA850007; National Natural Science Foundation of China, No.41371125]

作者简介: 彭文甫(1964-), 男, 四川乐山人, 博士, 副教授, 主要从事国土资源遥感研究。E-mail: pwfzh@126.com

中国西南地区54.1%的植被动态有较好的解释。王涛等^[10]利用线性趋势法、相关系数、偏相关系数和缓冲区方法分析,发现秦岭山地植被NDVI与气温之间以负相关为主,与降水之间以正相关为主,同时气温、降水对植被NDVI的影响具有交叉作用。Louise等^[11]发现,16%的尼日尔萨赫勒地区植被在重新恢复,降雨量不是生物量增加的唯一重要驱动力,5%的萨赫勒地区植被下降主要归因于降雨以外的因素。郑杰等^[12]采用趋势分析、线性回归方法、变异系数等方法对四川省植被变化及其与气象因子的相关性分析,发现植被NDVI的变化与降水和气温具有显著的线性相关关系等;Benewinde等^[13]研究发现布基纳法索、西非和斯皮尔曼地区植被NDVI的显著下降趋势,可达性、气候和地形等条件对自然植被具有重要影响。Zhang等^[14]在中国三江源地区研究发现,气候条件对植被生长产生负面影响。气温是决定长江流域植被绿度的控制因素,植被对降水的响应相对较低^[15-16]。Munkhnasan等^[16]认为亚洲植被的绿色度和降雨量呈下降趋势,在哈萨克斯坦、蒙古北部、东北和华中、朝鲜、韩国、日本北部,气温是植被变绿的主要原因。总之,NDVI时空变化影响因素的研究大多以线性分析、趋势分析与相关分析为基础,定量分解NDVI变化的影响因素仍比较困难^[9, 17-19]。

上述已有研究对认识植被变化的驱动因素具有重要意义,但这些方法的不足是其假设在整个时间序列中,驱动力和植被生产力之间存在显著的线性关系;实际上,植被生长在气候的复杂响应过程中,并不存在严格统计标准的线性关系^[20]。虽然在分类与分区研究中应用了K-means等算法,但针对空间分异性的统计学方法却有待深入^[21]。地理探测器是探测空间分异性,以及揭示其背后驱动力的一组统计学方法^[20-21]。因此,本文选取植被NDVI最大值,应用探测器模型分析自然因子对四川植被变化的影响,并确定每个因子对促进植被生长的最适宜的特征,为适应、减缓自然因子对植被变化的影响、恢复植被与生态环境提供科学依据,对当前四川植被保护与建设具有重要指导意义。

2 研究区概况

四川省位于97°21'E~108°33'E、26°03'N~34°19'N之间,面积约48.6×10⁴ km² (图1)。地处第一级青藏高原和第二级长江中下游平原的过渡带,地势西高东低,由西北向东南倾斜。地形复杂多样,以山地、高原为主,丘陵次之,平原较少。气候各地有明显差异,西部高原山区气候垂直变化显著,以寒温带气候为主,冬寒夏凉,日照充足,年均温4~12℃,年降水量500~900 mm;东部盆地属亚热带季风气候,冬暖夏热,日照较少,年均温16~18℃,年降水量1000~1300 mm。土壤类型丰富,共有25个土类,63个亚类,其中耕地土壤有紫色土、水稻土、黄壤、红壤等。四川植被类型以亚热带灌丛与常绿阔叶林和高原山地高寒草甸为主。

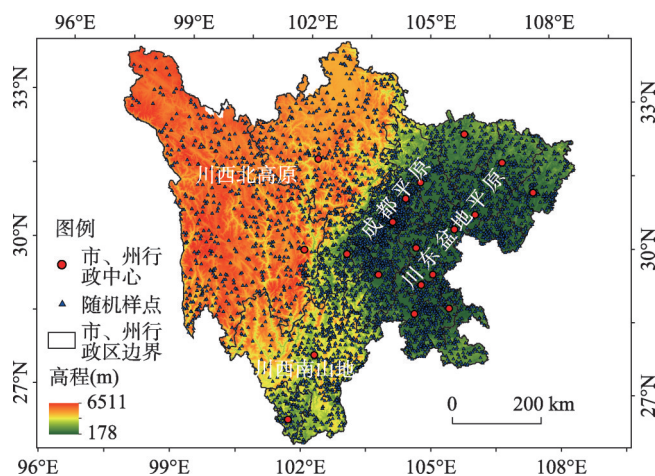


图1 研究区位置

Fig. 1 Location of the study area

3 研究数据与方法

3.1 数据来源及预处理

研究数据包括植被NDVI、高程、气候、土壤、地貌、植被类型和气候区划等,除植被NDVI来源于自然空间数据云(<http://www.gscloud.cn/>)外,其余数据均来源于中国科学院资源环境科学数据中心(<http://www.resdc.cn>)。2000-2015年植被NDVI数据源于500 m NDVI月合成产品,计算方法为取月内每天最大值,由MODND1D计算得到;气候数据在中国1915个站点的气象数据基础上,经过反距离加权平均的方法内插和DEM校正获得;气候区划数据由国家气象局于1978年利用1951-1970年的气候资料的编绘;土壤、地貌和植被类型分布数据分别来源于中国土壤普查办公室1995年编制《1:100万中华人民共和国土壤图》《中华人民共和国地貌图集(1:100万)》和1:100万植被图数字化生成;高程、坡度、坡向由DEM数据计算获取。所有数据均依据四川省行政区矢量边界裁剪获得。

3.2 研究方法

3.2.1 植被NDVI合成方法及等级划分 ① 植被NDVI合成方法。为更全面描述年际植被活动特征,通过ENVI最大合成值方法,由月合成产品中取最大像元值重新生成,合成2000年、2005年、2010年、2015年植被NDVI数据。② 等级划分。为更好地分析植被覆盖动态变化,在计算2000-2015年植被NDVI基础上,根据植被NDVI高低,结合四川植被实际情况,按照等间距方法^[22]将植被NDVI划分为低(≤ 0.2)、中低(0.2~0.4)、中(0.4~0.6)、中高(0.6~0.8)和高(> 0.8)等5个植被覆盖度等级。

3.2.2 影像密度分割与差值影像算法 考虑到植被覆盖阈值设置为10%可能遗漏植被覆盖降幅度在0~10%之间的区域^[22-23]、四川植被实际和野外调查情况,植被覆盖动态变化采用影像密度分割与差值影像算法提取,将植被覆盖差值为0、负值和正值分别判断为植被覆盖无变化、减少和增加等信息^[23]。

3.2.3 指标选取及其信息提取 (1) 指标选取。已有研究表明,气候因子对四川植被具有显著影响^[24-26],如郑杰等^[25]发现四川植被生长与降水呈负相关,但与温度的正相关性明显。四川地形复杂多样,地貌差异大,导致气候、植物、土壤的多样性,增加了生态环境的复杂性。西部高山、高原地区地势陡,交通不便,植被受人类影响相对较小。尽管川西高原历史上存在过度放牧,但2007年以来,政府加大了对草场等资源的保护力度后,过度放牧现象得到有效控制。因此,在依据系统性、典型性、动态性、科学性、可量化和可获取等原则基础上,并充分考虑多个自然因子所构成具有内在结构的有机整体对四川植被变化的影响等,本文选择气候、植被、地貌、土壤、地形等5大类、12个自然因子,探测自然因子对四川植被NDVI变化的影响(表1)。

(2) 信息提取。在ArcGIS 10.3中,按照1 km×1 km格网,随机生成4861个采样点文件(图1),再据空间位置关联采样点的植被NDVI和所有自然因子数据,生成属性表,获取对应的植被NDVI与各指标选取之间的定量关系。

3.2.4 自然因子分级 本文利用自然断点法^[27]将年均降水量、干燥度指数、湿润指数、 $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温、年均温、总辐射和高程等划分6级,将坡度和坡向分别划分9类和10类;同时,将植被类型、土壤类型和气候区划分别划分为5类、13类和6类。

3.2.5 地理探测器模型 地理探测器是基于风险、因子、生态和交互等探测空间分异性、揭示驱动因子的一种新的空间统计方法^[28-29]。

(1) 空间分异及因子探测。计算方法包括:① 将植被NDVI图层与自然因子图层进

表1 自然因子指标

Tab. 1 The indicators of natural factors

类型	探测因子	指标	单位	类型	探测因子	指标	单位
气候	X_1	年均降水量	mm	植被	X_7	植被类型	—
	X_2	干燥度指数	—	地貌	X_8	地貌	—
	X_3	湿润指数	—	土壤	X_9	土壤类型	—
	X_4	$\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温	$^{\circ}\text{C}$	地形	X_{10}	高程	m
	X_5	年均温	$^{\circ}\text{C}$		X_{11}	坡度	$^{\circ}$
	X_6	总辐射	MJ/m^2		X_{12}	坡向	$^{\circ}$

行空间叠加分析；② 划分自然因子的不同空间类别分区或分类；③ 进行自然因子均值差异的显著性检验，探测自然因子间的相对重要性。自然因子的解释力（ PD ）计算模型^[25]如下：

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

式中： PD 为自然因子对植被NDVI的解释力，值域为[0, 1]，值越大表示自然因子对植被NDVI解释力越强； $h = 1, 2, \dots, L$ ，为变量（ Y ）或因子（ X ）的分类或分区； N_h 和 N 分别为层 h 和区域单元数； σ_h^2 和 σ^2 分别是层 h 和区域的 Y 值的方差； SSW 和 SST 分别为层内方差之和和区域总方差。

区域 Y 值的方差计算公式如下：

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2 \quad (2)$$

式中： Y_i 和 \bar{Y} 分别是样本 j 的值和区域 Y 的均值。

$$\sigma^2 = \frac{1}{N_h - 1} \sum_{i=1}^{N_h} (Y_{h,i} - \bar{Y}_h)^2 \quad (3)$$

式中： Y 和 \bar{Y} 分别是层 h 中样本 i 的值和均值。

(2) 因子交互作用探测。交互作用探测用于识别自然因子之间的交互作用^[25]，即评估自然因子共同作用（增加或减弱）和相互独立作用对植被NDVI的解释力。首先，计算两种自然因子对植被NDVI的 PD 值；其次，计算自然因子交互的 PD 值，对 $PD(X_1)$ 、 $PD(X_2)$ 与 $PD(X_1 \cap X_2)$ 进行比较。

(3) 风险区探测。风险探测用于判断两个自然因子子区域间的属性均值是否有显著的差别^[25]，用于搜索植被覆盖好的区域。风险探测用 t 统计量来检验：

$$t = \frac{\bar{Y}_{h=1} - \bar{Y}_{h=2}}{\left[\frac{Var(Y_{h=1})}{n_{h=1}} + \frac{Var(Y_{h=2})}{n_{h=2}} \right]^{1/2}} \quad (4)$$

式中： \bar{Y}_h 为子区域 h 内植被NDVI属性均值； n_h 为子区域 h 内样本数量； Var 表示方差^[20]。

(4) 生态探测。生态探测用于比较两自然因子 X_1 比 X_2 对植被NDVI空间分布的影响是否有显著的差异^[28]，可判断是否 X_1 比 X_2 对植被NDVI空间分布具有更重要的影响力。因子 X_1 比 X_2 对植被NDVI空间分布的影响是否有显著的差异，以 F 统计量来衡量^[28]：

$$F = \frac{N_{x1} \times (N_{x2} - 1) \times SSW_{x1}}{N_{x2} \times (N_{x1} - 1) \times SSW_{x2}} \quad (5)$$

$$SSW_{x_1} = \sum_{h=1}^{L_1} N_h \sigma_h^2, \quad SSW_{x_2} = \sum_{h=1}^{L_2} N_h \sigma_h^2$$

(6)

式中： N_{x_1} 及 N_{x_2} 分别表示两个自然因子的样本数量^[20]； SSW_{x_1} 和 SSW_{x_2} 分别表示由两个自然因子形成分层的层内方差之和^[20]； L_1 和 L_2 分别表示变量 x_1 和 x_2 分层数目。

4 结果分析

4.1 植被NDVI动态变化

2000年和2015年中高和高植被覆盖区分别占四川省面积的24%、69%和19%、75%以上，低、中低、中植被覆盖区共占四川省面积的6%以下（表2），反映了研究区植被覆盖度情况良好，均在中高、高植被覆盖以上，且高植被区显著增加（图2）。2000-2015年低、中低、中、中高植被覆盖区面积呈下降趋势，占研究区面积的占比分别减少0.076%、0.146%、0.390%和5.598%，其中的中高植被覆盖区面积呈显著下降趋势；高植被覆盖区面积呈显著上升趋势，占比达6.210%。

表 2 2000-2015 年四川植被 NDVI 动态变化
Tab. 2 Dynamic changes of vegetation NDVI in Sichuan during 2000-2015

年份	2000 年		2015 年		2000-2015 年	
植被 NDVI 等级	面积(km ²)	比例(%)	面积(km ²)	比例(%)	面积变化(km ²)	比例(%)
≤ 0.2	2072.104	0.429	1703.75	0.353	-368.354	-0.076
0.2~0.4	5358.020	1.110	4655.25	0.964	-702.770	-0.146
0.4~0.6	19194.216	3.975	17313.5	3.586	-1880.716	-0.390
0.6~0.8	119556.267	24.761	92525.75	19.163	-27030.517	-5.598
> 0.8	336651.193	69.724	366633.5	75.934	29982.307	6.210

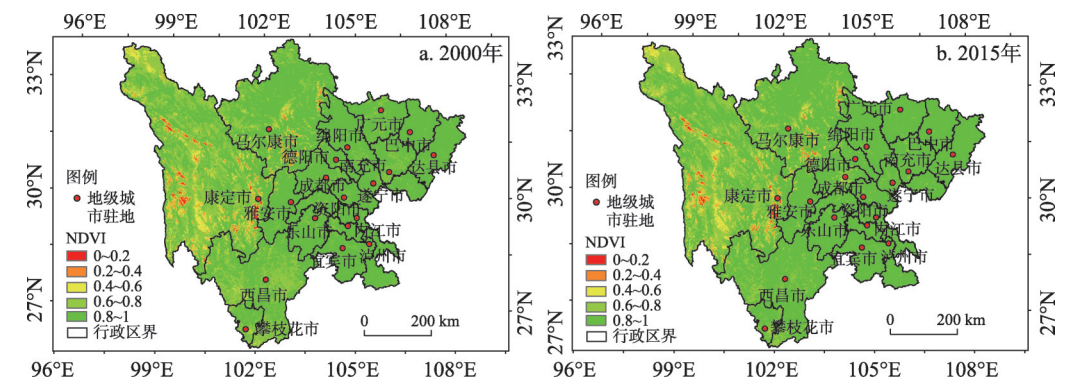


图2 2000年和2015年四川植被NDVI空间格局
Fig. 2 Spatial pattern of vegetation NDVI in Sichuan

2000-2015年植被覆盖度在空间分布差异明显，总体上呈现川西北高原与四川盆地东北部地区植被覆盖较高，四川盆地植被覆盖高，城市密集地区植被覆盖较低（图2）。2000-2015年植被覆盖变化以川西高原甘孜、阿坝和凉山等三州（图3）为主，其中植被NDVI增加区域主要分布于四川盆地中北部的广元、绵阳、雅安、乐山和宜宾等市和川西高原区的木里、盐源、若尔盖、石渠、理塘、德格等县；植被NDVI值减小区域主要分布于川西北高原，植被减少趋势明显的地区主要集中成都平原地区。

向等的 PD 值总体上呈减少趋势。其中, 2000-2005 年年均降水量、干燥度指数、湿润指数、 $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温、坡向等 PD 值减少外, 其余各因子的 PD 值呈增加趋势; 2005-2010 年年均降水量、湿润指数、地貌、坡度和坡向等 PD 值呈增加趋势外, 其余各因子的 PD 值呈减少趋势; 2010-2015 年除坡度和坡向的 PD 值减少外, 其余各因子的 PD 值呈增加趋势 (图 4)。

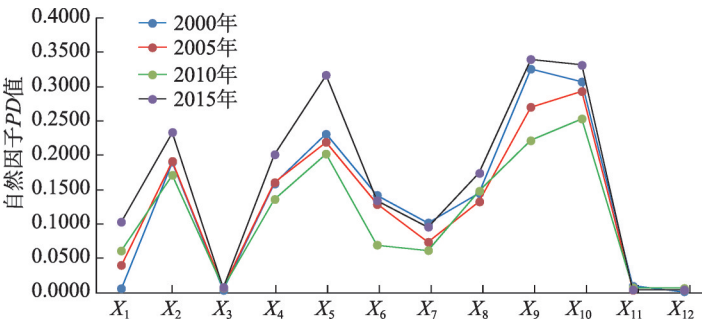


图 4 2000-2015 年四川自然因子 PD 值变化
Fig. 4 Changes in the PD value of natural factors in Sichuan during 2000-2015

4.2.3 探测因子差异分析 (1) 地貌类型差异。不同的地貌类型的自然因子 PD 值差异较大 (表 5), 如平原、台地等的各自然因子 PD 值均不超过 0.13; 小起伏山地的总辐射、高程和土壤类型等因子的 PD 值均超过 0.23 以上, 中起伏山地的高程、总辐射、土壤类型、年均温和干燥度指数等因子的 PD 值均超过 0.29 以上; 大起伏山地的高程、年均温、土壤类型等因子的 PD 值均超过 0.29 以上; 极大起伏起伏山地的土壤类型、植被类型、高程等因子的 PD 值均超过 0.26 以上。

(2) 土壤类型差异。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。不同土壤类型的 PD 值不同, 反映了不同自然因子在土壤形成中的作用 (表 6)。淋溶土 (黄棕壤、黄褐土、棕壤、暗棕壤、棕色针叶林土) 和铁铝土 (赤红壤、红壤、黄壤) 的 PD 值较小, 其因子解释力也较

表 5 四川不同地貌类型的自然因子的 PD 值
Tab. 5 The PD values of natural factors in different geomorphic types

地貌类型	X_1	X_2	X_3	X_4	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}
平原	0.1133	0.0357	0.0781	0.0333	0.0495	0.0628	0.0125	0.0748	0.0557	0.0121	0.0288
台地	0.0503	0.0690	0.0203	0.0922	0.0815	0.1222	0.0115	0.0782	0.1080	0.0067	0.0061
小起伏山地	0.1998	0.1715	0.0103	0.1861	0.1953	0.3339	0.0829	0.2367	0.2903	0.0162	0.0210
中起伏山地	0.1810	0.2927	0.0200	0.2554	0.3004	0.3351	0.0898	0.3246	0.3715	0.0383	0.0087
大起伏山地	0.1379	0.2905	0.0048	0.2340	0.4532	0.0893	0.2011	0.3617	0.4620	0.0384	0.0096
极大起伏山地	0.2429	0.0489	0.1104	0.0080	0.2084	0.0942	0.4068	0.5262	0.2625	0.1055	0.0617

表 6 四川不同土壤类型的自然因子的 PD 值
Tab. 6 The PD value of natural factors in different soil types

土壤类型	X_1	X_2	X_3	X_4	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}
淋溶土	0.0059	0.0276	0.0201	0.0618	0.0546	0.0602	0.0454	0.0876	0.0648	0.0645	0.0126
半淋溶土	0.1914	0.1081	0.0435	0.2581	0.3155	0.0607	0.0500	0.2898	0.4194	0.1006	0.0752
初育土	0.0104	0.0185	0.0238	0.0501	0.0270	0.1072	0.0177	0.0357	0.0432	0.0182	0.0082
半水成土	0.4057	0.0143	0.0512	0.0487	0.0252	0.0207	0.0234	0.0298	0.0137	0.0070	0.1748
水成土	0.1098	0.1619	0.1231	0.0063	0.1338	0.2520	0.0063	0.3365	0.1579	0.0877	0.4586
人为土	0.1351	0.0003	0.1245	0.0151	0.0011	0.0084	0.0133	0.1026	0.0000	0.0362	0.0118
高山土	0.0392	0.0930	0.0441	0.0321	0.2360	0.0207	0.0454	0.1097	0.2729	0.0257	0.0188
铁铝土	0.0303	0.0048	0.0292	0.0624	0.0410	0.1712	0.0206	0.0449	0.0171	0.0487	0.0149

小；半淋溶土（燥红土、褐土）的高程、年均温、地貌等自然因子的 *PD* 值分别达 0.4194、0.3155、0.2899，因子解释力均超过 28% 以上；初育土（如紫色土等）的自然因子 *PD* 值较小，但与成土母质交互作用，对形成以成土母质为基础的四川紫色土、石灰（岩）土起着重要影响；半水成土的年均降水量、水成土的坡向、地貌等因子因子的 *PD* 值分别达 0.4057 和 0.4586、0.3365；人为土（水稻）的年均降水量、湿润指数和地貌等因子的解释力均超过 10%；高山土（高山草甸土、亚高山草甸土、高山寒漠土）的高程和年均温等因子 *PD* 值分别为 0.2360、0.2729，具有较高因子解释力。

（3）气候区差异。不同气候区自然因子的 *PD* 值是不同的（表 7）。由表 7 可知，北亚热带的秦巴区，气候上由亚热带向暖温带的过渡地带，高程、土壤和年均温的 *PD* 值最大，均超过 0.32 以上，高程对气候的屏障作用比较明显；中亚热带气候区，四川区的土壤、高程和地貌的 *PD* 值最大，均超过 0.20 以上，地貌以山地和高原围绕，四川盆地内以山地和丘陵为主，紫红色砂岩在盆地内广泛分布，土壤亦受母质的影响；贵州区和滇北区地形由东南丘陵向西南高山高原的过渡地区，贵州区气候湿润，多云雾，少日照，总辐射、土壤、湿润指数的 *PD* 值很高，均超过 0.90 以上，滇北区高原地形和海拔高度的影响，丰富了云南的自然景观和气候状况，高程、坡度、坡向 *PD* 值很高，均超过 0.38 以上；高原气候区辐射强烈，日照多，气温低，积温少，气温随高度和纬度的升高而降低，昌都区的高程、年均温、土壤的 *PD* 值很高，均超过 0.18 以上，而青南区的土壤、高程和年均温的 *PD* 值最大，均超过 0.32 以上。因此，即使处于中亚热带气候区，四川区与贵州区、滇北区的自然因子影响程度不同，高原气候区的土壤、高程和年均温等对植被 NDVI 影响显著。

表 7 四川不同气候区自然因子的 *PD* 值
Tab. 7 The *PD* values of natural factors in different climatic zones

一级气候区	二级名称	<i>X</i> ₁	<i>X</i> ₂	<i>X</i> ₃	<i>X</i> ₄	<i>X</i> ₅	<i>X</i> ₆	<i>X</i> ₇	<i>X</i> ₈	<i>X</i> ₉	<i>X</i> ₁₀	<i>X</i> ₁₁	<i>X</i> ₁₂
北亚热带	秦巴区	0.0735	0.1949	0.0624	0.2074	0.3250	0.0559	0.0291	0.0676	0.3193	0.4073	0.0563	0.0715
	四川区	0.0678	0.1162	0.0403	0.1084	0.1805	0.0509	0.0145	0.2444	0.2129	0.2034	0.0407	0.0058
中亚热带	贵州区	0.0172	0.0022	0.9004	0.0509	0.0022	0.9175	0.8952	0.0038	0.9014	0.0009	0.0540	0.0460
	滇北区	0.0047	0.0165	0.1901	0.1260	0.0645	0.2739	0.1082	0.1213	0.2928	0.4317	0.4048	0.3876
高原气候区	昌都区	0.0739	0.1438	0.0414	0.0887	0.2085	0.0048	0.1408	0.1243	0.1878	0.3188	0.1186	0.1354
	青南区	0.1819	0.1419	0.0166	0.1012	0.3245	0.0428	0.2432	0.1330	0.3749	0.3339	0.0312	0.0146

4.3 探测因子显著性差异分析

生态探测反应各因子对植被 NDVI 的影响大小相对重要性是否显著差异，每两种因子之间的统计学差异显著的结果，如果行因子与列因子有显著性差异，则标记为“Y”，否则标记为“N”（表 8）。

由表 8 可知，土壤类型与平均年降水量、干燥度指数、湿润指数、≥ 10 ℃ 积温、总辐射、植被类型和地貌对植被 NDVI 空间分布的影响具有显著的差异，年均温、高程、坡度、坡向对植被 NDVI 空间分布的影响无显著影响；高程与平均年降水量、干燥度指数、湿润指数、≥ 10 ℃ 积温、总辐射、植被类型和地貌具有显著的差异，与坡度、坡向、土壤类型、年均温无显著影响；年均温与平均年降水量、干燥度指数、湿润指数、≥ 10 ℃ 积温等具有显著的差异，与土壤类型、高程、坡度、总辐射、植被类型、地貌等无显著的差异；干燥度指数与年均温、土壤类型、高程、对植被 NDVI 的空间分布的影响具有显著的差异，与湿度指数、≥ 10 ℃ 积温、总辐射、地貌类型、坡度、坡向无显著影响；≥ 10 ℃ 积温与土壤类型、湿润指数、年均温和高程对植被 NDVI 的空间分布

表8 探测因子的统计显著性(置信水平 95%)

Tab. 8 Statistical significance of detection factors (95% confidence level)

因子	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}
X_1												
X_2	Y											
X_3	N	N										
X_4	Y	N	Y									
X_5	Y	Y	Y	Y								
X_6	N	N	Y	N	N							
X_7	N	N	Y	N	N	N						
X_8	Y	N	Y	N	N	Y	Y					
X_9	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y	Y				
X_{10}	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y	Y	N			
X_{11}	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N		
X_{12}	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	

注: Y表示2个因子对植被NDVI的影响具有显著性差异(置信度为95%); N表示无显著性差异。

的影响具有显著的差异,与干燥度指数、总辐射、植被类型、地貌类型、坡度、坡向无显著影响;地貌与平均年降水量、干燥度指数、 $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温、年均温、植被类型、总辐射、坡度、坡向无显著影响,与土壤类型、湿润指数、高程具有显著的差异等。

4.4 探测因子指示作用分析

基于地理探测器方法,分析了自然因子对植被生长的适宜类型或范围(表9),且在95%置信水平上通过了对其统计意义检验。植被NDVI值越大,各自然因子的特征更适合于植被生长,不同自然因子的植被NDVI均值差异明显(表9)。

随年均降水量、湿润指数、 $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温和平均温度的增加,植被NDVI均值逐渐增高,分别为1372~1839 mm、5湿润指数区、3638~4709 $^{\circ}\text{C}$ 和11.29~15.25 $^{\circ}\text{C}$ 或11.48~16.40 $^{\circ}\text{C}$ 范围时,植被NDVI均值达到最大值,分别达0.906、0.908、0.907、0.911,表明气候因子在上述范围促进了植被生长;植被NDVI均值随干燥度指数和总辐射的增加分别呈现先逐渐增高、后快速减少的趋势和波动变化,分别在0~0.2和3779.82~4215.35 MJ/m²范围时达最大值,分别达0.908和0.912。因此,植物对不同气候因子具有不同的适应

表9 自然因子适宜限制(置信水平 95%)

Tab. 9 The suitable limits of the natural factors (95% confidence level)

自然因子	植被NDVI适宜类型或范围	植被NDVI均值
年均降水量(mm)	1394~1739	0.906
干燥度指数	0~0.2	0.908
湿润指数	96~186	0.906
$\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温($^{\circ}\text{C}$)	3638~4709	0.907
年均温($^{\circ}\text{C}$)	11.48~16.40	0.911
总辐射(MJ/m ²)	3779.82~4215.35	0.912
高程(m)	1885~2852	0.902
坡度($^{\circ}$)	4.64~9.63	0.881
坡向($^{\circ}$)	0~22.5、157.5~202.5	0.881
植被类型	针叶林、阔叶林	0.907
地貌类型	丘陵、小起伏山地和中起伏山地等	0.902
土壤类型	红壤、黄壤、暗棕壤、草甸土、褐土、棕壤	0.903

范围,适宜的自然因子范围,对植被生长具有至关重要的影响。平均年降水量对植被动态变化施加强烈的局部影响^[30],也证实了水的可用性对大多数湿润度指数低、干燥度指数偏高等受水分约束明显地区的限制作用;与降水相比,温度对植被的影响是相对较高,可能的解释是温度增加激发植被的生长,但温度升高也会导致土壤湿度的下降,这对植被的生长产生了不利影响。此外,增加降水补偿了由于气温升高导致的蒸散量增加;降水的增加对四川不同地区植被的影响存在差异性。因此,水热条件之间的精确耦合有助于植被生长。总辐射不仅直接影响到植物的光合作用,而且还通过蒸散和植物可获得的土壤水分间接地影响到植被变化^[31]。

随植被、地貌、土壤等类型的不同,植被NDVI均值波动变化,针叶林和阔叶林的植被NDVI值最高值0.907,丘陵、小起伏山地和中起伏山地等地貌类型,植被NDVI均值最高值0.902,红壤、黄壤、暗棕壤、草甸土、褐土和棕壤等土壤类型,植被NDVI均值最高值0.903。尽管地貌对植被变化只起间接作用,但对植被分布具有较大影响。四川复杂多样的地貌类型,不同水热条件及其匹配为植被生长提供了多种多样的生活环境,而有利于植被生长的地貌类型如川西山区、四川盆地和丘陵地区的植被种类较平原丰富。土壤是生态系统中物质与能量交换的重要场所,为植物生长提供所必需的水分、空气、矿质元素。研究表明,不同土壤类型和雨水利用效率对植被生长、尤其是在降雨是限制因素的地区影响较大,可能原因是不同土壤的土壤水分保持特性的不同导致植被生长差异,尤其是在降水较少的地区更是如此,因为土壤水分是主要限制植被生产力的因子^[32]。随高程、坡度和坡向的不同,植被NDVI均值呈波动变化趋势,在1885~2852 m高程、4.64°~14.66°坡度和西、西南坡的植被NDVI均值分别达最高值0.902、0.881和0.881,表明这一地形因子范围,促进了植被生长。四川盆地、丘陵地区,海拔多在500~2000 m之间,亚热带常绿阔叶林广泛分布,因此,NDVI均值达较高。研究表明,植被变化受海拔高程、坡度和坡向变化的影响可由微地形因子决定的不同气候和土壤的多样性来解释,不同地形因子与年降水量和年平均气温变量相关^[33];同时,植物生长所需营养随海拔升高和温度下降影响而降低,坡度和坡面影响了作为生态环境关键因素的太阳辐射的数量^[34]。

4.5 探测因子交互作用分析

交互探测主要通过识别不同候选自然因子 X_i 对植被NDVI变化的交互作用,分析是否会增加或减弱对因变量植被NDVI的解释力,或这些因子对植被NDVI的影响是相互独立的。利用交互探测器探测驱动因子之间影响植被NDVI变化的相互关系(表10)。研究发现,自然因子对四川植被NDVI影响存在交互作用,因子之间交互作用呈现相互增强和非线性增强关系,不存在相互独立起作用的因子(表11)。

由表11可知,绝大部分自然因子交互PD值都大于任何因子的PD值,因子互动效应呈现相互增强和非线性增强关系。如 $X_{10} \cap X_5 (0.446) > X_9 \cap X_5 (0.432) > X_8 \cap X_9 (0.423) > X_1 \cap X_9 (0.398) > X_2 \cap X_5 (0.381)$,结果表明,高程、年均温、地貌、年降水量等分别与土壤类型的交互作用呈现相互增强和非线性增强效应; $X_{10} \cap X_8 (0.426) > X_1 \cap X_{10} (0.415) > X_{10} \cap X_7 (0.400) > X_{10} \cap X_6 (0.386) > X_1 \cap X_3 (0.383)$,也表明坡向与土壤、高程、年降水量、植被类型、总辐射、年均温与年降水量等因子的相互作用效应呈现相互增强和非线性增强的关系,对植被NDVI具有相互增强效应。总之,自然因子交互作用对植被NDVI的影响不是简单的叠加过程,而是相互增强或非线性增强效应。

自然因子对植被NDVI的交互作用的PD值,如 $X_3 \cap X_9 (0.515) > X_9 \cap X_{10} (0.510) > X_4 \cap X_9 (0.482) > X_2 \cap X_5 (0.475) > X_1 \cap X_5 (0.472)$,结果表明,年均温、高程、 $\geq 10^\circ\text{C}$ 积温、干燥度

表 10 自然因子交互作用探测
Tab. 10 Interaction detection of natural factors

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}
X_1	0.103											
X_2	0.294	0.234										
X_3	0.125	0.266	0.008									
X_4	0.277	0.246	0.238	0.201								
X_5	0.383	0.331	0.360	0.325	0.317							
X_6	0.211	0.263	0.191	0.239	0.355	0.134						
X_7	0.198	0.314	0.133	0.295	0.377	0.291	0.096					
X_8	0.300	0.327	0.208	0.307	0.400	0.288	0.300	0.174				
X_9	0.398	0.381	0.380	0.377	0.432	0.373	0.380	0.423	0.340			
X_{10}	0.415	0.344	0.366	0.354	0.374	0.386	0.400	0.426	0.446	0.332		
X_{11}	0.136	0.265	0.034	0.229	0.346	0.167	0.167	0.207	0.378	0.372	0.004	
X_{12}	0.123	0.250	0.017	0.218	0.329	0.159	0.122	0.189	0.372	0.342	0.022	0.004

指数和平均年降水量等分别与土壤类型的交互作用呈现相互增强和非线性增强效应； $X_1 \cap X_5(0.463)$ 或 $>X_3 \cap X_5(0.463)>X_4 \cap X_5(0.436)>X_2 \cap X_5(0.433)>X_2 \cap X_{10}(0.411)>X_1 \cap X_4(0.372)>X_2 \cap X_4(0.355)$ ，也表明平均年降水量、湿润指数分别与年均温， $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温、干燥度指数分别与年均温，干燥度指数、高程分别与 $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温等因子的相互作用效应呈现相互增强和非线性增强的关系； $X_8 \cap X_9$ 、 $X_7 \cap X_9$ 、 $X_8 \cap X_{10}$ 、 $X_8 \cap X_{11}$ 、 $X_4 \cap X_9$ 、 $X_9 \cap X_{11}$ 、 $X_1 \cap X_7$ 等的叠加，对植被NDVI具有相互增强效应。总之，自然因子对植被NDVI的影响不是独立的，而是相互作用显著；多因子交互作用对植被NDVI的影响不是简单的叠加过程，而是相互增强或非线性增强效应。

5 讨论与结论

5.1 讨论

5.1.1 土壤类型 将土壤类型划分为13个分区，用数字1~13表示，在1、3、6、8、11土壤类型区，其中8土壤类型区达到最高值0.903（表12），表明这些土壤类型区促进了植被生长；统计检验表明，这些土壤类型区与其他土壤类型区植被NDVI在95%置信水平上有显著性差异（表12）。虽然相关研究认为，土壤类型对植被生长和雨水再利用效率的影响仅在以降水为主要生产限制因素的地区是显著的^[36-37]，但本文认为土壤类型是四川植被NDVI变化的重要因子；分析表明，随土壤类型的不同，植被NDVI均值波动变化；红壤、黄壤、暗棕壤、草甸土、褐土、棕壤、草甸土等土壤类型，植被NDVI均值超过0.845，植被覆盖最好，其中黄壤、暗棕壤和草甸土达到最高值0.903。

土壤类型与年均温、高程、 $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温、地貌、湿润指数、总辐射的交互作用效应显著增强了土壤对植被NDVI的影响。与土壤相比，在推动植被NDVI变化过程中，坡度、坡向本身相对较弱。但可能的解释是坡度、坡向变化导致了水热条件的变化；土壤类型与坡度、坡向的交互作用效应也显著增强了土壤对植被NDVI的影响。

5.1.2 高程 尽管还涉及其他直接或间接因素，但高程对地表植被生长过程具有重要影响。高程与地貌、年均降水量、年均温、湿润指数、 $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温等交互作用效应显著增强了高程对植被NDVI的影响。研究表明，随高程的不同，植被NDVI均值波动变化，在 $< 2852\text{ m}$ 高程区，植被NDVI均值超过0.892（表13），其中在942~1885 m高程区达到最

表 11 影响植被NDVI变化的自然因子之间的交互作用
Tab. 11 Interaction between natural factors that influence changes of vegetation NDVI

两因子交互作用	结果	解释	两因子交互作用	两因子PD值相加	结果	解释
$X_1 \cap X_2 = 0.294$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_5 = 0.307$	$< 0.375 = X_1 + X_6$	$C < A + B$	相互增强
$X_1 \cap X_3 = 0.125$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_6 = 0.377$	$< 0.541 = X_1 + X_9$	$C < A + B$	相互增强
$X_1 \cap X_4 = 0.277$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{10} = 0.354$	$< 0.533 = X_1 + X_{10}$	$C < A + B$	相互增强
$X_1 \cap X_5 = 0.383$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{11} = 0.229$	$> 0.205 = X_1 + X_{11}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_1 \cap X_6 = 0.211$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{12} = 0.218$	$> 0.205 = X_1 + X_{12}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_1 \cap X_7 = 0.198$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{13} = 0.355$	$< 0.451 = X_1 + X_{13}$	$C < A + B$	相互增强
$X_1 \cap X_8 = 0.300$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{14} = 0.377$	$< 0.413 = X_1 + X_{14}$	$C < A + B$	相互增强
$X_1 \cap X_9 = 0.398$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{15} = 0.400$	$< 0.491 = X_1 + X_{15}$	$C < A + B$	相互增强
$X_1 \cap X_{10} = 0.415$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{16} = 0.432$	$< 0.675 = X_1 + X_{16}$	$C < A + B$	相互增强
$X_1 \cap X_{11} = 0.136$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{17} = 0.374$	$< 0.649 = X_1 + X_{17}$	$C < A + B$	相互增强
$X_1 \cap X_{12} = 0.123$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{18} = 0.346$	$> 0.321 = X_1 + X_{18}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_1 \cap X_{13} = 0.266$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{19} = 0.329$	$> 0.324 = X_1 + X_{19}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_1 \cap X_{14} = 0.246$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{20} = 0.291$	$> 0.230 = X_1 + X_{20}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_1 \cap X_{15} = 0.331$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{21} = 0.288$	$< 0.308 = X_1 + X_{21}$	$C < A + B$	相互增强
$X_2 \cap X_3 = 0.263$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{22} = 0.373$	$< 0.474 = X_1 + X_{22}$	$C < A + B$	相互增强
$X_2 \cap X_4 = 0.314$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{23} = 0.386$	$< 0.466 = X_1 + X_{23}$	$C < A + B$	相互增强
$X_2 \cap X_5 = 0.327$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{24} = 0.167$	$> 0.138 = X_1 + X_{24}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_6 = 0.381$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{25} = 0.159$	$> 0.138 = X_1 + X_{25}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_7 = 0.344$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{26} = 0.300$	$> 0.270 = X_1 + X_{26}$	$C < A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_8 = 0.265$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{27} = 0.380$	$< 0.436 = X_1 + X_{27}$	$C < A + B$	相互增强
$X_2 \cap X_9 = 0.250$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{28} = 0.400$	$< 0.428 = X_1 + X_{28}$	$C < A + B$	相互增强
$X_2 \cap X_{10} = 0.238$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{29} = 0.167$	$> 0.100 = X_1 + X_{29}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_{11} = 0.360$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{30} = 0.122$	$> 0.100 = X_1 + X_{30}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_{12} = 0.191$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{31} = 0.423$	$< 0.541 = X_1 + X_{31}$	$C < A + B$	相互增强
$X_2 \cap X_{13} = 0.133$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{32} = 0.426$	$< 0.506 = X_1 + X_{32}$	$C < A + B$	相互增强
$X_2 \cap X_{14} = 0.208$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{33} = 0.207$	$> 0.178 = X_1 + X_{33}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_{15} = 0.380$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{34} = 0.189$	$> 0.178 = X_1 + X_{34}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_{16} = 0.366$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{35} = 0.446$	$> 0.672 = X_1 + X_{35}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_{17} = 0.034$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{36} = 0.378$	$> 0.344 = X_1 + X_{36}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_{18} = 0.017$	$C > A + B$	非线性性增强	$X_4 \cap X_{37} = 0.342$	$> 0.344 = X_1 + X_{37}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_{19} = 0.325$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{38} = 0.372$	$> 0.336 = X_1 + X_{38}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_{20} = 0.239$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{39} = 0.342$	$> 0.336 = X_1 + X_{39}$	$C > A + B$	非线性性增强
$X_2 \cap X_{21} = 0.295$	$C < A + B$	相互增强	$X_4 \cap X_{40} = 0.022$	$< 0.044 = X_1 + X_{40}$	$C < A + B$	相互增强

表 12 土壤类型每 2 个分区的植被 NDVI 均值及其统计显著性(置信水平 95%)
Tab. 12 Mean value of vegetation NDVI and its statistical significance of every two sub-regions
in soil types (confidence level 95%)

分区	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1													
2	Y												
3	N	Y											
4	Y	N	Y										
5	Y	Y	Y	Y									
6	Y	N	Y	Y	Y								
7	Y	Y	Y	Y	N	Y							
8	Y	Y	N	Y	Y	Y	Y						
9	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y					
10	N	N	N	N	N	N	N	N	N				
11	N	Y	N	Y	Y	Y	Y	N	Y	N			
12	Y	N	Y	N	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y		
13	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y	
NDVI 均值	0.898	0.824	0.902	0.845	0.829	0.869	0.746	0.903	0.651	0.648	0.897	0.866	0.167

注：① Y 表示 2 个分区对植被 NDVI 的影响具有显著性差异(置信度为 95%)，N 表示无显著性差异，下同；② 数字 1~14 分别表示：淋溶土、半淋溶土、初育土、半水成土、水成土、人为土、高山土、铁铝土、城区、岩石、湖泊和水库、江和河、江河内沙洲、冰川雪被。

高值 0.903，表明该高程区有利于植被生长；统计检验表明，< 2852 m 高程区与> 3638 m 高程区植被 NDVI 之间有显著性差异，< 942 m 高程区与 2852~3638 m 高程区植被 NDVI 之间无显著性差异。

5.1.3 年均温 温度变化对植物生长发育产生重要影响，环境温度低于或高于植物所能忍受的温度范围时，不利于植物生长发育。研究表明，年均温与土壤类型、地貌、年均降水量、植被类型、高程、湿润指数、≥ 10 °C 积温等的交互作用效应显著增强了年均温对植被 NDVI 的影响。因此，温度的变化能引起环境中其他因子如湿度、降水等的变化，对植物的生长发育的叠加效应较大。

随平均温度的增加，植被 NDVI 均值逐渐增高，且在 5 积温区范围达到最高值 0.912，表明这一温度范围促进了植被生长。陈欢等^[38]研究认为，中国大陆植被覆盖与降水和温度之间有较显著的相关性，与温度的相关性要更加明显一些，但本文的研究表明，四川植被 NDVI 变化受温度影响明显一些。统计检验表明，温度区 5 与 3 没有显著性差异（表 14），5 与 1、2、4、6 区植被 NDVI 均值之间有显著性差异，因此，在 12.48~16.40 °C 范围时，植被覆盖最好。

5.1.4 干燥度指数 干燥度指数与土壤类型、年均温、降水量和≥ 10 °C 积温等的交互作

表 13 高程每 2 个分区的植被 NDVI 均值及其统计显著性(置信水平 95%)

Tab. 13 Mean value of vegetation NDVI and its statistical significance of every two sub-regions in elevation (confidence level 95%)

分区	1	2	3	4	5	6
1						
2	Y					
3	Y	N				
4	N	Y	Y			
5	Y	Y	Y	Y		
6	Y	Y	Y	Y	Y	
NDVI 均值	0.890	0.903	0.892	0.873	0.843	0.648

注：数字 1~6 分别表示(单位:m)：< 942、942~1885、1885~2852、2852~3638、3638~4523、> 4523。

用效应显著增强了干燥度指数对植被NDVI的影响。本文将干燥度指数划分为6个分区，用数字1~6表示，数字越大，干燥程度就越严重；在湿润气候区，随干燥度指数的增加，植被NDVI均值逐渐增高，且在3干燥度指数区范围达到最高值0.908，表明这一指数范围促进了植被生长；统计检验表明，3区与1区、6区的植被NDVI均值之间有显著性差异，与4区、5区没有显著性差别（表15），因此，在指数0~0.2范围时，植被覆盖最好。

5.1.5 $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温 $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温与年均降水量、年均温、总辐射的交互作用效应显著增强了 $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温对植被NDVI的影响。各地的热量条件差异很大， $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温划分为6个分区，用数字1~6表示，数字越大，热量条件越好；随积温的增加，植被NDVI均值逐渐增高，且在4积温区范围达到最高值0.686，表明这一积温范围促进了植被生长；统计检验表明，4与1、2、5、6区植被NDVI均值之间有显著性差异（表16），因此，在3638~4709 $^{\circ}\text{C}$ 范围时，植被覆盖最好。可能的解释是温度升高触发了植被生长。此外，温度升高也会导致土壤湿度下降，从而对植被生长产生不利影响。

5.1.6 地貌类型 地貌类型划分为6个分区，用数字1~6表示。随地貌类型的不同，植被NDVI均值波动变化，在2、3、4、5地貌类型区，植被NDVI均值超过0.88以上，其中3地貌类型区达到最高值0.902，表明2、3、4、5地貌类型区促进了植被生长；统计检验表明，3、4、5地貌类型区与1、6区植被NDVI均值之间有显著性差异（表17）。因此，台地、小起伏到大起伏山地等地貌类型，植被覆盖最好。

5.1.7 总辐射 本文将总辐射划分为6个分区，用数字1~6表示，数字越大，总辐射越高；随总辐射的增加，植被

表14 年均温每2个分区的植被NDVI均值及其统计显著性(置信水平95%)

Tab. 14 Mean value of vegetation NDVI and its statistical significance of every two sub-regions in annual average temperature (confidence level 95%)

分区	1	2	3	4	5	6
1						
2	Y					
3	Y	Y				
4	Y	Y	N			
5	Y	Y	Y	Y		
6	Y	Y	N	Y	Y	
NDVI均值	0.640	0.821	0.879	0.895	0.912	0.887

注：数字1~6分别表示(单位： $^{\circ}\text{C}$)： < 1.07 、 $1.07\sim 4.30$ 、 $4.30\sim 8.18$ 、 $8.18\sim 12.48$ 、 $12.48\sim 16.40$ 、 > 16.40 。

表15 干燥指数每2个分区的植被NDVI均值及其统计显著性(置信水平95%)

Tab. 15 Mean value of vegetation NDVI and its statistical significance of every two sub-regions in dry index (confidence level 95%)

分区	1	2	3	4	5	6
1						
2	Y					
3	Y	N				
4	Y	N	N			
5	N	N	N	N		
6	N	Y	Y	Y		
NDVI均值	0.746	0.892	0.908	0.875	0.889	0.475

注：数字1~6分别表示： <-1 、 $-1\sim 0$ 、 $0\sim 2$ 、 $2\sim 7$ 、 $7\sim 13$ 、 >13 。

表16 $\geq 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温每2个分区的植被NDVI均值及其统计显著性(置信水平95%)

Tab. 16 Mean value of vegetation NDVI and its statistical significance of every two sub-regions at 10°C or higher accumulative temperature (confidence level 95%)

分区	1	2	3	4	5	6
1						
2	Y					
3	Y	Y				
4	Y	Y	N			
5	Y	Y	Y	Y		
6	N	Y	Y	Y	Y	
NDVI均值	0.769	0.892	0.906	0.907	0.886	0.811

注：数字1~6分别表示(单位： $^{\circ}\text{C}$)： <771 、 $771\sim 2396$ 、 $2396\sim 3638$ 、 $3638\sim 4709$ 、 $4709\sim 6083$ 、 >6083 。

NDVI均值波动变化,且在2辐射区范围达到最高值0.686,表明这一辐射区范围促进了植被生长;统计检验表明,5与1、3区植被NDVI均值之间有显著性差异(表18),因此在指数3779.82~4215.35 MJ/m²范围时,植被覆盖最好。

5.1.8 年均降水量 气候因素通常被认为是影响植被生长的重要生物物理成分,降水与植被类型、数量具有密切的关联关系。研究发现,年均降水量对植被NDVI影响较大,随着降水的增加,植被覆盖表现出上升趋势(表19),也进一步证实了水的可用性是限制因素。

年均降水量划分为6个分区,用数字1~6表示,数字越大,降水量越多。随年均降水量的增加,植被NDVI均值逐渐增高,且在6降水区范围达到最高值0.906,表明这一降水量范围促进了植被生长;统计检验表明,5区与4、6降水区植被NDVI均值之间有显著性差异(表19),因此,在降水>1394 mm范围时,植被覆盖最好。王志鹏等^[38]研究认为2000-2015年青藏高原草地植被NDVI_{max}的年际变化主要受降水量的控制,这与本文的研究一致;陈欢等^[37]研究认为,1982-2000年中国大陆气温升高,降水量减少,植被NDVI呈现增加趋势不同,本文的研究与之不同。年均降水量与≥10℃积温、年均温的交互作用效应显著增强了降水对植被NDVI的影响。由于气候变暖导致的蒸发蒸腾作用增加,降水与温度的准确耦合是调节植被生长的重要作用。这进一步证实了温带旱地植被受到水热条件的限制,不同于热带旱地,植被主要由降雨决定。

5.1.9 其他因子协同作用 与土壤类型、高程和年均温比较,植被类型、湿润指数、坡度及坡向等因子未能很好的解释植被NDVI变化。但这些因子分别与土壤类型、高程和年均温等交互作用增强了对植被NDVI变化的影响。

表 17 地貌类型每 2 个分区的植被 NDVI 均值及其统计显著性(置信水平 95%)

Tab. 17 Mean value of vegetation NDVI and its statistical significance of every two sub-regions in geomorphic types (confidence level 95%)						
分区	1	2	3	4	5	6
1						
2	Y					
3	Y	Y				
4	Y	Y	Y			
5	Y	Y	N	Y		
6	Y	Y	Y	Y	Y	
NDVI 均值	0.841	0.882	0.902	0.889	0.888	0.848

注: 数字 1~6 分别表示:平原、台地、小起伏山地、中起伏山地、大起伏山地和极大起伏山地。

表 18 总辐射每 2 个分区的植被 NDVI 均值及其统计显著性(置信水平 95%)

Tab. 18 Mean value of total radiation and its statistical significance of every two sub-regions in geomorphic types (confidence level 95%)						
分区	1	2	3	4	5	6
1						
2	Y					
3	Y	Y				
4	Y	Y	Y			
5	Y	Y	N	Y		
6	Y	Y	Y	Y	Y	
NDVI 均值	0.648	0.686	0.623	0.573	0.610	0.547

注: 数字 1~6 分别表示(单位: W/m²): < 3779.82、3779.82~4215.35、4215.35~4710.11、4710.11~5152.40、5152.40~5506.23、> 5506.23。

表 19 降均水量每 2 个分区的植被 NDVI 均值及其统计显著性(置信水平 95%)

Tab. 19 Mean value of total radiation and its statistical significance of every two sub-regions in average annual precipitation (confidence level 95%) (confidence level 95%)						
分区	1	2	3	4	5	6
1						
2	Y					
3	Y	Y				
4	Y	Y	Y			
5	Y	Y	Y	Y		
6	Y	Y	Y	N	Y	
NDVI 均值	0.792	0.784	0.859	0.850	0.888	0.906

注: 数字 1~6 分别表示(单位: mm): < 664、664~820、820~986、986~1141、1141~1372、> 1372。

随植被类型的不同,植被NDVI均值波动变化,在4、5植被类型区达到最高值,分别为0.886、0.907,表明针叶林和阔叶林植被NDVI值最高;统计检验表明,4、5与2、3区植被NDVI均值之间有显著性差异,因此,针叶林和阔叶林的植被NDVI值最高。随坡度的不同,植被NDVI均值波动变化,在2、3、7坡度区,植被NDVI均值超过0.870,其中3坡度区达到最高值0.882,表明 $4.64^{\circ}\sim 14.66^{\circ}$ 坡度促进了植被生长;统计检验表明,2、3坡度区与1坡度区植被NDVI均值之间有显著性差异,与4~9区植被NDVI均值之间没有显著性差异。随坡向的不同,植被NDVI均值波动变化,在2、3和6~10坡向区,植被NDVI均值超过0.870,其中2坡向区达到最高值0.882,表明西坡、西北、西、西南、南坡促进了植被生长;统计检验表明,2坡向区与其他坡向区植被NDVI均值之间没有显著性差异。湿润度指数划分为6个分区,用数字1~6表示,数字越大,地面越湿润;随湿润指数的增加,植被NDVI均值逐渐增高,且在5湿润度指数区范围达到最高值0.906,表明这一指数范围促进了植被生长;统计检验表明,5与2、3区植被NDVI均值之间有显著性差异,因此,在指数96~186范围时,植被覆盖最好。

5.2 结论

(1) 四川植被覆盖时空变化显著。2000年、2015年植被覆盖在空间分布差异明显,总体上川西北高原、四川盆地东北部地区植被覆盖较高,四川盆地中部城市密集区域较低;中高和高被覆盖区分别占四川面积的24%、69%和19%、75%,反映了植被覆盖状况良好。2000-2015年植被NDVI转化表现为 $NDVI > 0.4$ 以上区域转化明显,导致 $0.4 < NDVI < 0.8$ 和 $NDVI > 0.8$ 区域面积分别显著减少和增加;高植被覆盖区和中高植被覆盖区面积分别呈显著上升和下降趋势,植被覆盖变化以川西高原甘孜、阿坝和凉山等三州为主。

(2) 2000-2015年各自然因子对植被NDVI影响程度的排序为:土壤类型>高程>年均温>干燥度指数> $\geq 10^{\circ}\text{C}$ 积温>地貌类型>总辐射>植被类型>年均降水量>坡度>湿润指数>坡向。其中,土壤类型和高程解释力均在30%以上,成为影响植被变化的主要自然因子;其次是年均温和干燥度指数解释力均在23%以上。

(3) 自然因子对植被NDVI影响存在交互作用,因子协同效应呈现相互增强和非线性增强关系;同时,研究揭示的促进植被生长的各主要因子最适宜特征,更好地了解自然因素对植被NDVI的影响,为认识植被NDVI变化背后的驱动机制提供了必要的参考。

参考文献(References)

- [1] Gong Z, Zhao S, Gu J. Correlation analysis between vegetation coverage and climate drought conditions in North China during 2001-2013. *Journal of Geographical Sciences*, 2017, 27(2): 143-160.
- [2] Zhao Jie, Du Ziqiang, Wu Zhitao, et al. Seasonal variations of day- and nighttime warming and their effects on vegetation dynamics in China's temperate zone. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(3): 395-404. [赵杰, 杜自强, 武志涛, 等. 中国温带昼夜增温的季节性变化及其对植被动态的影响. *地理学报*, 2018, 73(3): 395-404.]
- [3] Parmesan C, Yohe G. A globally coherent fingerprint of climate change impacts across natural systems. *Nature*, 2003, 421(6918): 37-42.
- [4] He Bin, Chen Aifang, Jiang Weiguo, et al. The response of vegetation growth to shifts in trend of temperature in China. *Journal of Geographical Sciences*, 2017, 27(7): 801-816.
- [5] Zhao Lin, Dai Aiguo, Dong Bo. Changes in global vegetation activity and its driving factors during 1982-2013. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018, 249: 198-209.
- [6] Fu Gang, Sun Wei, Li Shaowei, et al. Modeling aboveground biomass using MODIS images and climatic data in grasslands on the Tibetan Plateau. *Journal of Resources and Ecology*, 2017, 8(1): 42-49.
- [7] Kong Dongdong, Zhang Qiang, Huang Wenlin, et al. Vegetation phenology change in Tibetan Plateau from 1982 to

- 2013 and its related meteorological factors. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(1): 39-52. [孔冬冬, 张强, 黄文琳, 等. 1982-2013年青藏高原植被物候变化及气象因素影响. *地理学报*, 2017, 72(1): 39-52.]
- [8] Luan Jinkai, Liu Dengfeng, Huang Qiang, et al. Analysis of the spatial-temporal change and impact factors of the vegetation index in Yulin, Shaanxi Province, in the last 17 years. *Acta Ecologica Sinica*, 2018, 38(8): 2780-2790. [栾金凯, 刘登峰, 黄强, 等. 近17年陕西榆林植被指数的时空变化及影响因素. *生态学报*, 2018, 38(8): 2780-2790.]
- [9] Liu Huiyu, Zhang, Mingyang, Lin Zhenshan, et al. Spatial heterogeneity of the relationship between vegetation dynamics and climate change and their driving forces at multiple time scales in Southwest China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018, 256/257: 10-21.
- [10] Wang Tao, Bai Hongying. Variation of vegetation NDVI in response to climate changes and human activities in Qinling Mountains. *Mountain Research*, 2017, 35(6): 778-789. [王涛, 白红英. 秦岭山地植被NDVI对气候变化与人类活动的响应. *山地学报*, 2017, 35(6): 778-789.]
- [11] Leroux L, Bégué, Agnès, Lo Seen D, et al. Driving forces of recent vegetation changes in the Sahel: Lessons learned from regional and local level analyses. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 191: 38-54.
- [12] Zheng Jie, Feng Wanlan, Niu Xiaojun, et al. Vegetation change and its correlation with meteorological factors. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2016, 36(2): 99-104. [郑杰, 冯文兰, 牛晓俊, 等. 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*, 2016, 36(2): 99-104.]
- [13] Zougrana J B, Conrad C, Thiel M, et al. MODIS NDVI trends and fractional land cover change for improved assessments of vegetation degradation in Burkina Faso, West Africa. *Journal of Arid Environments*, 2018, 153: 66-75.
- [14] Zhang Ying, Zhang Chaobin, Wang Zhaoqi, et al. Vegetation dynamics and its driving forces from climate change and human activities in the Three-River Source Region, China from 1982 to 2012. *Science of The Total Environment*, 2016, 563-564: 210-220.
- [15] Qu Sai, Wang Lunche, Lin Aiwen, et al. What drives the vegetation restoration in Yangtze River basin, China: Climate change or anthropogenic factors? *Ecological Indicators*, 2018, 90: 438-450.
- [16] Lamchin M, Lee W K, Jeon S W, et al. Long-term trend and correlation between vegetation greenness and climate variables in Asia based on satellite data. *Science of The Total Environment*, 2018, 618: 1089-1095.
- [17] Zhang Jianliang, Liu Fangzheng, Cui Guofa. Spatio-temporal variation of vegetation and analysis of its driving factors in Changbai Mountain National Nature Reserve. *Acta Ecologica Sinica*, 2016, 36(12): 3525-3536. [张建亮, 刘方正, 崔国发. 长白山国家级自然保护区植被时空变化及其驱动因子. *生态学报*, 2016, 36(12): 3525-3536.]
- [18] Whetton R, Zhao Y, Shaddad S, et al. . Nonlinear parametric modelling to study how soil properties affect crop yields and NDVI. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 138: 127-136.
- [19] Wang Zhaoqi, Zhang Yanzhen, Yang Yue, et al. Quantitative assess the driving forces on the grassland degradation in the Qinghai-Tibet Plateau, in China. *Ecological Informatics*, 2016, 33: 32-44.
- [20] Hein L, de Ridder N, Hiernaux P, et al. Desertification in the Sahel: Towards better accounting for ecosystem dynamics in the interpretation of remote sensing images. *Journal of Arid Environments*, 2011, 75(11): 1164-1172.
- [21] Wang J F, Li X H, Christakos G, et al. 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*, 2010, 24(1): 107-127.
- [22] Peng Wenfu, Wang Guangjie, Zhou Jieming, et al. Dynamic monitoring of fractional vegetation cover along Minjiang River from Wenchuan County to Dujiangyan City using multi-temporal landsat 5 and 8 images. *Acta Ecologica Sinica*, 2016, 36(7): 1975-1988. [彭文甫, 王广杰, 徐新良, 等. 基于多时相 Landsat5/8 影像的岷江汶川—都江堰段植被覆盖动态监测. *生态学报*, 2016, 36(7): 1975-1988.]
- [23] Xu Jiceng, Tang Bin, Lu Tao. Monitoring the riparian vegetation cover after the Wenchuan Earthquake along the Minjiang River Valley based on multi-temporal Landsat TM images: A case study of the Yingxiu-Wenchuan section. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33(16): 4966-4974. [许积层, 唐斌, 卢涛. 基于多时相 Landsat TM 影像的汶川地震灾区河岸带植被覆盖动态监测: 以岷江河谷映秀—汶川段为例. *生态学报*, 2013, 33(16): 4966-4974.]
- [24] Xiao Jianyong, Zhou Dequan, Bai Xiaoyong, et al. Analysis on spatial and temporal change and its future trend of vegetation cover in Sichuan Province. *Yangtze River*, 2018, 49(5): 16-21. [肖建勇, 周德全, 白晓永, 等. 四川省植被覆盖时空演变及未来变化趋势分析. *人民长江*, 2018, 49(5): 16-21.]
- [25] Zheng Jie, Feng Wenlan, Niu Xiaojun, et al. Vegetation change and its correclation with meteorological factonr in Sichuan Province. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2016, 36(2): 99-104. [郑杰, 冯文兰, 牛晓俊, 等. 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, 2016, 36(2): 99-104.]
- [26] Du Yanxiu. Quantitative study on spatial and temporal variation and driving force of vegetation cover in Sichuan Province [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology. [杜艳秀. 四川省植被覆盖时空变化及驱动力定量研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2016.]
- [27] Liu Yansui, Li Jintao. Geographic detection and optimizing decision of the differentiation mechanism of rural poverty in China. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(1): 161-173. [刘彦随, 李进涛. 中国县域农村贫困化分异机制的地理探测与优化决策. 地理学报, 2017, 72(1): 161-173.]
- [28] Wang Jinfeng, Xu Chengdong. Geodetector: Principle and prospective. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(1): 116-134. [王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望. 地理学报, 2017, 72(1): 116-134.]
- [29] Wang J F, Zhang T L, Fu B J. A measure of spatial stratified heterogeneity. *Ecological Indicators*, 2016, 67: 250-256.
- [30] Guli Jiapaer, Liang S, Yi Q, et al. Vegetation dynamics and responses to recent climate change in Xinjiang using leaf area index as an indicator. *Ecological Indicators*, 2015, 58: 64-76.
- [31] Stanhill G, Cohen S. Solar radiation changes in the United States during the twentieth century: Evidence from sunshine duration measurements. *Journal of Climate*, 2005, 18: 1503-1512.
- [32] Nicholson S E, Farrar T J. The influence of soil type on the relationships between NDVI, rainfall, and soil moisture in semiarid Botswana. I. NDVI response to rainfall. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 50: 107-120.
- [33] Trujillo E, Molotch N P, Goulden M L, et al. Elevation-dependent influence of snow accumulation on forest greening. *Nature Geoscience*, 2012, 5: 705-709.
- [34] Sundqvist M K, Liu Z, Giesler R, et al. Plant and microbial responses to nitrogen and phosphorus addition across an elevational gradient in subarctic tundra. *Ecology*, 2014, 95: 1819-1835.
- [35] Piao Shilong, Fang Jingyun. Dynamic vegetation cover change over the last 18 years in China. *Quaternary Science*, 2001, 21(4): 294-302. [朴世龙, 方精云. 最近18年来中国植被覆盖的动态变化. 第四纪研究, 2001, 21(4): 294-302.]
- [36] Liu Xianfeng, Zhu Xiufang, Pan Yaozhong, et al. Spatiotemporal changes in vegetation coverage in China during 1982-2012. *Acta Ecologica Sinica*, 2015, 35(16): 5331-5342. [刘宪锋, 朱秀芳, 潘耀忠, 等. 1982-2012年中国植被覆盖时空变化特征. 生态学报, 2015, 35(16): 5331-5342.]
- [37] Chen Huan, Ren Zhiyuan. Response of vegetation coverage to changes of precipitation and temperature in Chinese Mainland. *Bulletin of Soil and Conservation*, 2013, 33(2): 78-82. [陈欢, 任志远. 中国大陆植被覆盖对降水与温度变化的响应. 水土保持通报, 2013, 33(2): 78-82.]
- [38] Wang Zhipeng, Zhang Xianzhou, He Yongtao, et al. Responses of normalized difference vegetation index (NDVI) to precipitation changes on the grassland of Tibetan Plateau from 2000 to 2015. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2018, 29(1): 75-83. [王志鹏, 张宪洲, 何永涛, 等. 2000-2015年青藏高原草地归一化植被指数对降水变化的响应. 应用生态学报, 2018, 29(1): 75-83.]

Influence of natural factors on vegetation NDVI using geographical detection in Sichuan Province

PENG Wenfu^{1,2}, ZHANG Dongmei^{1,2}, LUO Yanmei^{1,2}, TAO Shuai^{1,2}, XU Xinliang³

(1. The Institute of Geography and Resources Science, Sichuan Normal University, Chengdu 610068, China;

2. Key Lab of Land Resources Evaluation and Monitoring in Southwest, Ministry of Education, Sichuan Normal University, Chengdu 610068, China; 3. Data Center for Resources and Environmental Sciences, Chinese

Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Many studies have shown the importance of using remote sensing to establish a vegetation index for land surface processes and global change research, it is of great significance to understand the driving factors of vegetation change, but the causes for vegetation change and the impact of geographical factors on vegetation change remain elusive. In this study, we examined the geographical factors and spatial patterns of vegetation change and the interactive effects of the geographical factors on vegetation change, and identified the most suitable characteristics of the main geographical factors that promote vegetation growth using the Geographical Detector Model, a new method of spatial counting to detect spatial variability and identify the driving factors. Our results showed that the vegetation cover was in good condition, the coverage area was of medium height, and there was more than 94% of high height vegetation. The spatiotemporal change in vegetation cover was significant from 2000-2015; the transformation of the normalized differential vegetation index (NDVI) was manifested as the transformation of $NDVI > 0.4$, and the cover area of medium and high height vegetation had a significant decreasing and increasing trend, respectively. The vegetation cover was better in the western and northern Sichuan plateau, while it was poor in the central urban areas of the Sichuan Basin and the Panxi area. Soil type, elevation, and the average annual temperature change could well explain the variability in vegetation condition. The influence of geographical factors on NDVI was interactive; the synergistic effect of the geographical factors on NDVI showed mutual and non-linear enhancement, and the interaction of the two factors enhanced the influence of a single factor on NDVI. This study reveals the most suitable characteristics and the main factors that promote vegetation growth, which is helpful to better understand the influence of natural factors and the driving mechanisms of vegetation NDVI change.

Keywords: NDVI; natural factors; geographical detector model; Sichuan Province