

1982-2013年中国植被NDVI空间异质性的 气候影响分析

高江波¹, 焦珂伟^{1,2}, 吴绍洪^{1,3}

(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. 中国科学院沈阳应用生态研究所 中国科学院森林生态与管理重点实验室, 沈阳 110016;

3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 为研究气候变化与植被活动之间的复杂关系, 采用1982-2013年GIMMS NDVI与气象站点温度与水分的监测资料, 应用基于像元的地理加权回归方法, 探究了中国植被NDVI及其动态特征对气候变化响应的空间格局。中国植被NDVI与地表温度呈空间非平稳关系, 在空间上的负相关关系主要集中在东北、西北及东南部分地区, 空间正相关则更为集中和连片; 针对不同气候指标的标准化系数对比可知, 植被NDVI受水分控制作用较为显著的区域主要集中在北方地区以及青藏高原, 温度的主导作用区域则分布在华东、华中及西南地区, 其中年均最高气温对NDVI的主导区域范围最广; 植被NDVI动态与气候变率的回归结果表明, 增温速率的升高会通过加剧干旱等机制对植被活动产生抑制作用, 水分变率对植被活动的强弱起到了重要的调节作用。

关键词: NDVI; 气候变化; 空间异质性; 地理加权回归; 中国

DOI: 10.11821/dlxb201903010

1 引言

植被在陆—气之间的能量传输以及生态系统服务维持和优化等过程中发挥着重要作用^[1-2], 是全球环境变化的敏感指示器。归一化植被指数(NDVI)是指示大尺度植被覆盖和生产力的重要指标, 其数值的大小可以表征植被活动强弱^[3-4], 进而反映出生态系统结构和功能属性特征, 广泛应用于地理学、生态学、全球变化生态学等领域的研究^[5-6]。作为植物生长发育所必需的外界环境因子, 气候要素(温度和水分等)对植被活动的变化起到重要作用^[7-8]。气候条件的改变在促进植被生长发育以及生理生化作用的同时, 还可能对植被活动产生不利影响^[9]。因此, 揭示植被活动与气候变化的空间非平稳关系及其响应格局, 可为应对气候变化、提升生态系统适应能力提供理论依据, 成为当前全球变化研究的重要内容^[10]。

在全球与区域尺度上, 气候变化与植被活动之间的关系得到了广泛关注^[11-12]。20世

收稿日期: 2017-08-21; 修订日期: 2018-12-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(41530749, 41671098); 中国科学院战略性先导科技专项(XDA20020202); 国家重点基础研究发展计划课题(2015CB452702); 国家重点研发计划课题(2018YFC1508801) [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.41530749, No.41671098; Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences, No.XDA20020202; National Basic Research Program of China, No.2015CB452702; National Key R&D Program of China, No.2018YFC1508801]

作者简介: 高江波(1984-), 男, 山东临沂人, 副研究员, 主要从事地气相互作用、土地利用—地表过程—资源环境效应研究。E-mail: gaojiangbo@igsrr.ac.cn

纪全球潜在植被的净初级生产力(NPP)在气候变化的影响下增长13%^[13],而在区域尺度上,植被活动的响应过程取决于气候条件与背景环境的空间异质性^[14-15],例如干旱区的植被NPP在集中降水的影响下有所增加^[16],而湿润半湿润地区的植被NPP则在降水增加的条件下受到抑制^[17-18];在大多数湿冷的北方地区,最高温对植被NDVI的影响为正相关,在温带干旱地区则表现为负相关,而NDVI对最低温的响应特征表现更为复杂^[19]。此外,植被活动对气候变化响应研究中时间尺度的选择同样具有重要意义。冬季和春季温度的升高促进光合作用、延长植被生长期,有利于植被的生长发育和营养物质的累积,而NDVI对秋季温度的升高则呈现出负面效应^[20]。因而,影响植被活动的气候因素在时空尺度上的叠加效应,导致了气候—植被关系呈现出不确定性和复杂性特征。

当前,植被活动与气候变化的空间非平稳关系及其响应格局研究,主要聚焦于植被活动与气候变化的趋势性分析与作用过程识别,而针对宏观尺度气候因子与植被活动的时空变异性,通过空间统计分析手段,揭示区域性气候主导因子以及植被活动动态响应机制,从整体上分析NDVI与气候变化关系的空间非平稳性等研究工作,仍有待推进^[21-23]。基于此,本文应用地理加权回归(GWR)等方法,研究1982-2013年中国植被NDVI与不同气候要素及其变率的空间非平稳关系,以辨识气候要素对植被活动的控制作用及其分布区域,并剖析植被活动动态响应气候变化的空间格局,以期推进植被—气候关系研究领域的深化和拓展。

2 数据来源与研究方法

2.1 气候指标

本文选取的气候指标包括温度指标(平均气温、最高气温、最低气温)以及水分指标(降水量、相对湿度)。气候数据使用中国气象科学数据共享服务网提供的地面气候资料月值数据集,剔除有数据缺失的站点后选取全国范围内652个气象站点,时间跨度为1982-2013年。对各月的温度和相对湿度数据进行算术平均,其中年均最高温和最低温分别为逐月最高、最低温度的年平均值,分别表征白天和夜间的温度状况,对降水量进行求和得到年际气候数据。随后使用Auspline软件将站点气候数据插值为50 km栅格数据,以便之后的分析运算。最后选取插值计算中未使用过的气象站点,随机选取时段,将其气候数据与相应插值格点内的数据进行对比验证,结果表明温度指标插值数据与实测值的相关系数均在0.99以上,而降水量和相对湿度指标的相关系数也达到了0.92和0.86,因此插值精度较好,能够在整体格局上满足研究的需求。此外,本文选择50 km空间分辨率的原因,一方面是保证研究数据在空间分析过程中能够通过共线性检验,另一方面是能够保持与已有研究(尤其是降水格点数据集)^[24]的一致性和可比性。

2.2 植被NDVI

NDVI数据常用来表征植被生长、覆盖及动态变化等植被活动状况^[25]。本文选取1982-2013年GIMMS NDVI数据集作为植被活动指标,该数据集由美国航空航天局(NASA)全球监测与模型研究组(Global Inventory Monitoring and Modeling Studies)提供,空间分辨率为8 km,时间分辨率为15 d。GIMMS NDVI数据集具有精度高、序列长等特点,在全球及区域尺度植被变化的研究中得到广泛应用^[26-27]。继而采取最大合成法(Maximum Value Composite, MVC)获得NDVI月值,以各月份的平均值作为该年份NDVI的结果,并使用年均NDVI来反映植被覆盖在气候变化驱动下的演变特征,进而分析其与气候变化的空间关系^[20, 28]。为使空间分辨率与气候指标一致,使用ArcGIS 10.3软件进行重采样,将8 km空间分辨率的NDVI转化为50 km栅格数据。

2.3 气候与植被NDVI的年际变化分析

本文采用基于栅格尺度的最小二乘法 (OLS) 分析气候与植被指标的年际变化趋势, 通过 ArcGIS 10.3 中的栅格计算器得以实现。趋势分析的计算公式为:

$$\theta_{slope} = \frac{n \times \sum_{i=1}^n i \times Y_i - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n Y_i}{n \times \sum_{i=1}^n i^2 - \left(\sum_{i=1}^n i \right)^2} \quad (1)$$

式中: θ_{slope} 为线性回归的斜率, 表示研究对象的变化趋势及速率; n 表示研究年份的总数, 这里为 32; Y_i 表示第 i 年气候或植被指标的数值。

2.4 气候—植被NDVI空间非平稳性的表征方法

地理加权回归 (Geographically Weighted Regression, GWR) 是由 Brunsdon 等^[29]提出的一种简单而实用的局域空间分析方法, 有助于揭示研究区域内部空间关系的变化。GWR 模型是对普通线性回归 (如 OLS) 的拓展, 该方法的参数是空间位置的函数, 通过获取局部参数评估自变量与因变量关系在空间尺度上的变异。该模型的表达形式为:

$$y_i = \beta_0(\mu_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(\mu_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i \quad (2)$$

式中: y_i 、 x_{ik} 、 ε_i 分别代表空间上 i 点的因变量、自变量和随机误差; (μ_i, v_i) 为 i 点的空间位置; k 代表自变量的个数; β_k 是 i 点上的回归系数, β_0 为截距。在本文中, 年均植被 NDVI 及其变率分别作为因变量, 气候指标及其变率作为相应的自变量, 用以分析气候因子在植被 NDVI 空间异质性中的作用程度。GWR 的内涵决定了其能够在很大程度上聚焦某类植被所主导的区域范围, 因此采用年均 NDVI 能够表征植被覆盖状况。值得注意的是, 由于研究区域的范围较大, 因此将 GWR 模型计算的空间分辨率选为 50 km, 这样可以避免输入变量的数据冗余, 从而消除模型的多重共线性。

GWR 模型采用局部加权最小二乘法, 其中权重是评估点到其他各观测点的空间距离的函数, 具有距离衰减效应。参数公式为:

$$\beta(\mu_i, v_i) = (X^T W(\mu_i, v_i) X)^{-1} X^T W(\mu_i, v_i) Y \quad (3)$$

式中: $\beta(\mu_i, v_i)$ 是回归系数的无偏估计; $W(\mu_i, v_i)$ 为权重矩阵; X 和 Y 分别代表自变量和因变量的矩阵。

GWR 方法一般采用高斯模型作为权重函数, 其中带宽是描述权重值与距离的函数。权重函数表达为:

$$\omega_{ij} = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{b^2}\right) \quad (4)$$

式中: ω_{ij} 为 i 点观测点 j 的权重; d_{ij} 代表 i 到 j 的欧几里得距离; b 是带宽。当观测点间的距离 d_{ij} 大于 b 值时, 权重 ω_{ij} 等于 0; 而当 d_{ij} 等于 0 时, ω_{ij} 等于 1。对于最优带宽的选择, 本文通过采用高斯模型, 并利用 AICc 信息准则法确定最优带宽。AICc 作为评价模型复杂性和精确度的指数, 取值越低代表模型的模拟效果越好, 通常两模型 AICc 插值大于 3 时, 则具有较小 AICc 值模型的带宽 b 为最优带宽^[30]。

3 结果与分析

3.1 中国植被NDVI与气候变化关系的非平稳性验证

GWR 方法应用的前提是地理空间关联的自变量和因变量存在空间差异, 即回归系数

随着自变量的空间位置而变化^[31]。为了验证植被 NDVI 及其动态与气候变化的关系在空间上是否平稳，分别对均值和变率的回归参数进行空间自相关分析（表 1）。结果表明，本文所使用的 GWR 模型回归参数的自相关指数均大于 0，说明选取的参数具有正的空间自相关，即这些回归参数在空间上具有非平稳性，且 Z 值均大于 2.58，说明在 0.01 显著水平下具有统计意义。因此，GWR 方法能够较为全面的体现出各气候要素在不同地理位置对 NDVI 及其动态的定量影响。

表 1 各要素 GWR 回归参数的空间自相关指数 Moran's *I* 与 Z 值
Tab. 1 Moran's *I* and Z scores of regression coefficients for each factor in GWR model

回归参数		平均气温	最高气温	最低气温	总降水量	相对湿度
Moran's <i>I</i>	均值	0.75	0.75	0.74	0.76	0.76
	变率	0.68	0.73	0.70	0.70	0.63
Z	均值	41.58	42.03	41.22	42.07	41.99
	变率	34.18	39.72	36.64	37.28	30.54

3.2 中国植被 NDVI 与温度指标的空间非平稳关系

1982-2013 年中国年均 NDVI 的空间格局分布如图 1a 所示。可以看出，在 1982 至 2013 年的 30 多年，中国年均 NDVI 呈现出由东南到西北方向递减的变化趋势。由 NDVI 与温度指标的地理加权回归结果可知，在东北、西北以及东南部地区，NDVI 与气温在

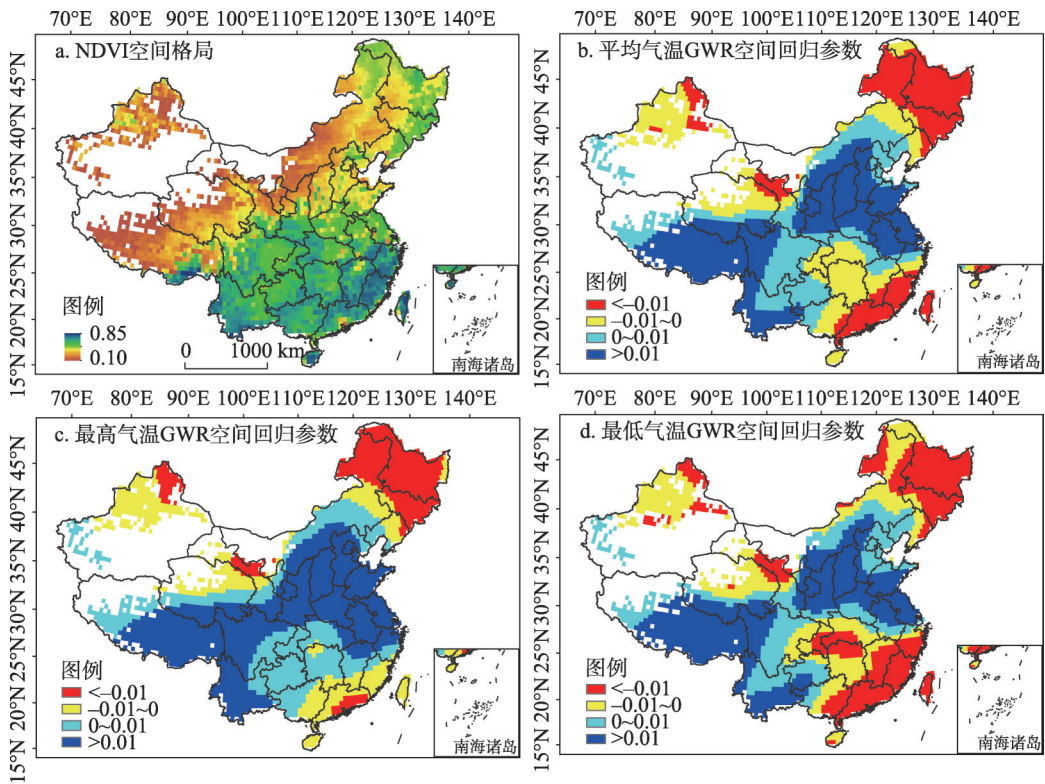


图 1 1982-2013 年中国 NDVI 空间格局及其与温度指标的 GWR 空间回归参数

Fig. 1 The spatial pattern of NDVI (a) and its spatial regression coefficients with temperature (b: average; c: maximum; d: minimum) in GWR model

空间上呈负相关关系（图 1b、1c、1d），说明在这些地区，植被活动的空间分布随温度升高而受到抑制作用。

在东北和西北地区，3 个温度指标对植被 NDVI 均起到了负面效应，在空间上植被活动的衰弱是由于气温的升高加速了土壤水分的蒸散，增强了干旱程度。而在东南地区，尤其是在巫山—雪峰山以及两湖平原一带，年均最低气温对植被 NDVI 的负面作用最为明显（图 1d），说明植被活动的抑制是由于夜间气温的升高促进了呼吸作用，加速了干物质的消耗所引起的。此外，除东南沿海的极少部分地区外，1982-2013 年中国植被 NDVI 与水分指标在空间上呈正相关关系，说明降水和相对湿度等水分要素的变化总体上对植被活动起到积极作用。

3.3 中国不同区域植被 NDVI 空间分布的主导气候因子

为消除量纲影响，实现温度与水分指标之间的比较，需要将 NDVI 与气候指标的数值进行 0~1 标准化后再通过 GWR 计算标准化回归系数，得到植被活动对不同气候指标的响应格局。最后结合植被与气候指标的变化趋势，比较不同指标的标准化系数，确定影响程度最高的气候指标，识别出植被活动空间分布的主导气候因子及其作用区域（图 2）。

从整体格局来看，在华北平原、长江中下游平原、四川盆地以及云贵高原等地区，植被 NDVI 受到温度的控制作用更为显著（表 2）。其中年均最高温度对植被 NDVI 的作用面积最大，占全国总面积的 24.81%。在多数地区，温度在空间上逐步升高促进了植被活动的增强，但位于西北和西南部分地区的温度作用区域中，植被 NDVI 与年均温和年均最高气温在空间上呈负相关关系（图 1b、1c），因此，这些地区植被活动的减弱主要是受到温度升高的驱动作用。

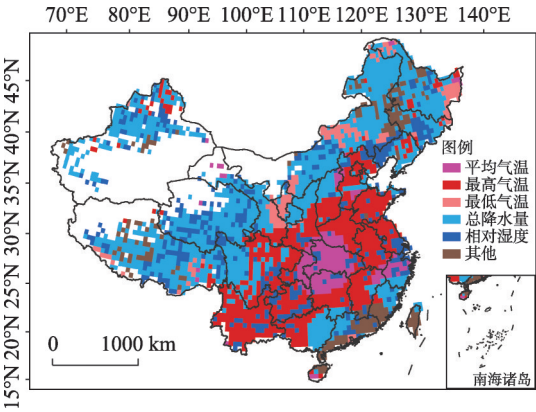


图 2 不同气候要素对中国植被活动影响的作用区域

Fig. 2 The effect regions of climatic factors to vegetation activity in China

表 2 不同气候要素作用区域在中国的分布比例

Tab. 2 The distribution proportion of effect regions of climatic factors in China

	平均气温	最高气温	最低气温	总降水量	相对湿度	其它要素
栅格数量	187	743	131	1278	454	202
比例(%)	6.24	24.81	4.37	42.67	15.16	6.74

在东北平原、内蒙古高原、吕梁山、天山以及青藏高原等地区，植被 NDVI 空间特征受到水分的影响则更加强烈。其中降水对植被 NDVI 的作用区域分布最广，占全国总面积的 42.67%，而相对湿度对植被 NDVI 作用区域的分布则较为零散（图 2）。结合过去 30 多年的降水变化趋势（图 3b）进行分析可以看出，东北平原西北部的降水减少，植被活动在空间上的减弱受到水分条件的驱动作用，而气温的升高又使得蒸散加快，导致干旱化，水热条件对于植被活动的抑制作用进一步加剧；而在吕梁山一带地区 NDVI 上升趋势最为明显（图 3a），降水同样呈现出上升趋势，充沛的水分和热量对植被活动逐步增强起到了推动作用。

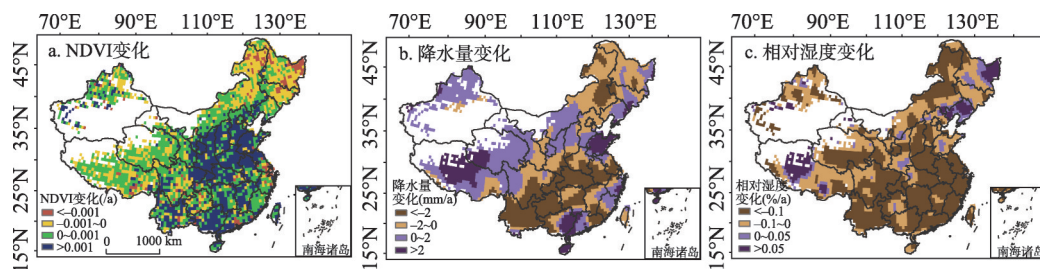


图3 1982-2013年中国NDVI、降水量与相对湿度的变化趋势分布

Fig. 3 The spatial distribution of NDVI (a), precipitation (b) and relative humidity trend (c) during 1982-2013

3.4 植被NDVI动态对气候变率的响应格局

由气候与植被NDVI变率的GWR计算结果可以看出, NDVI变率与3个温度指标变率均为空间负相关关系的地区主要分布在松嫩平原至大兴安岭南端, 以及东部和南部沿海地区(图4)。除东部沿海部分地区外, 其余地区的NDVI略有上升(图3a), 即增温速率越快的地方, 植被活动的增强速率越慢。然而这些地区大部分没有位于温度指标的作用区域(图2), 因此植被活动受到水分或其它因素的影响程度要大于温度。可见在这些地区, 增温速率的升高加速了土壤水分以及植被自身水分的散失, 对区域性植被活动起到了抑制作用。

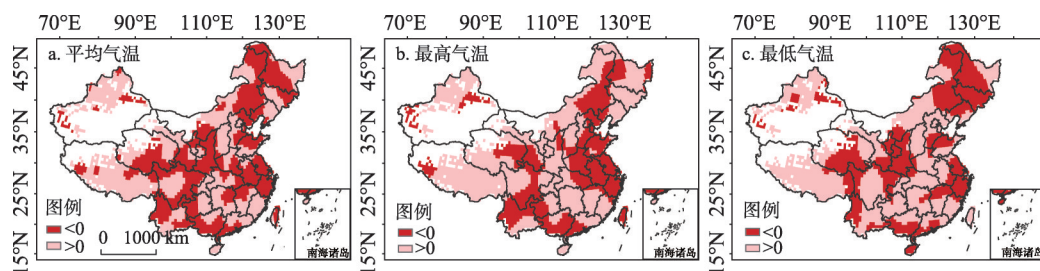


图4 中国NDVI变率与不同温度指标变率的GWR空间回归参数

Fig. 4 The spatial regression coefficients between NDVI variability and temperature variability (a: average; b: maximum; c: minimum) from GWR model

在云贵高原北部以及长江中下游平原西部, NDVI的变化多为上升趋势(图3a)。NDVI变率与最低气温变率在空间上为正相关关系, 而与平均/最高气温变率却为负相关(图4), 因此, 植被活动受到温度变率的不利影响主要是由最高气温变率所引起。在空间上, 最高气温变率的逐步增加, 通过增强植被呼吸作用、减弱光合作用的方式, 对植被活动产生抑制作用。这两个地区的水分指标均为下降趋势(图3b、3c), NDVI变率对水分变率的空间关系有所不同: 前者的NDVI变率与降水和湿度变率以空间负相关影响为主, 即水分要素下降速率快的区域, 植被活动增强的速率越快; 而后的NDVI变率对水分变率均以正相关关系为主, 即植被活动的增强速率随着水分下降速率的增加而减慢(图5)。

在东北的大兴安岭北部、长白山地区, NDVI与水分指标的变化均呈现出下降趋势(图3)。NDVI变率与最高气温变率在空间上为正相关关系, 而与平均/最低气温变率却为负相关(图4), 因此, 植被活动受到温度变率的不利影响主要是由最低气温变率所引起。最低气温变率的提高通过加速植被夜间同化速率的方式来加快生物量的消耗, 成为植被活动减弱的主要驱动因素。同时植被NDVI变率与水分变率在空间上呈正相关关系(图5),

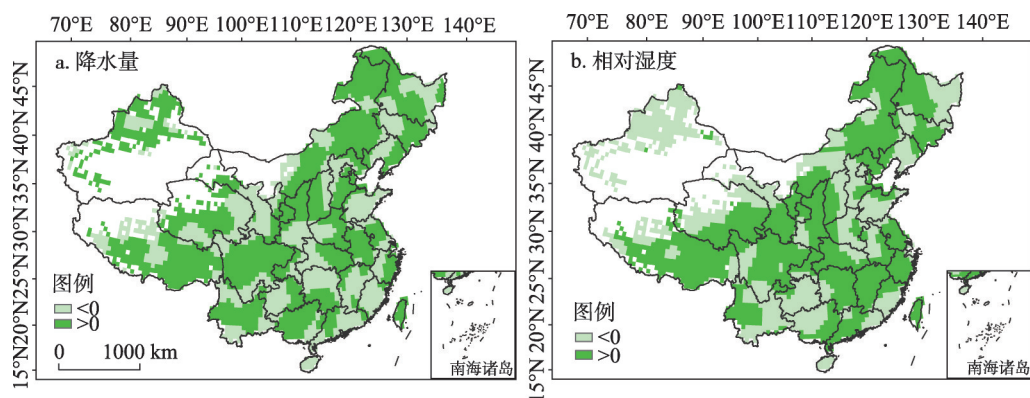


图5 中国NDVI变率与不同水分指标变率的GWR空间回归参数

Fig. 5 The spatial regression coefficients between NDVI variability and moisture variability from GWR model

说明该地区植被活动的减弱受到温度和水分速率变化的共同影响；而同样是在最低温度变率影响较为显著的区域，黄土高原地区的NDVI与降水均有所上升（图3a、3b），NDVI变率对降水变率的关系同样为正相关（图5a），因此该地区植被活动的增强受到降水变率的影响要更为显著，在一定程度上削弱了温度变率对植被活动的抑制效应。这也与该地区处于降水作用区域的结果相一致（图2）。

4 结论与讨论

中国不同区域的已有研究表明，随着温度的升高，植被活动对温度的响应越来越明显^[32-33]。在达到光合作用最适宜温度前，温度的升高会促进光合作用^[34]；当超过这一温度时，一方面会提高植被的呼吸作用，加速营养物质的消耗，另一方面会引起水分蒸散的加快，干物质的积累减少^[35]。此外，最高气温和最低气温对植被活动的作用过程在形式上也存在差异。水分的变化可以在一定程度上调节植被活动，而水分的增加也可能通过云量和相对湿度的增加抑制植被活动。因此，植被活动在响应气候变化过程中体现出非线性过程和复合性效应，需要从多因子综合分析的角度检测植被活动空间分布与时间动态规律。

本文模拟了植被活动与气候要素的空间非平稳关系，并基于NDVI动态与水热指标变率的回归，厘清了不同区域的气候主导因子及其作用机制。水分对植被NDVI的主导作用区域主要集中在我国北方以及青藏高原地区，这些地区的植被生长受到水分的限制，降水和湿度的增加能够促进植被生长，而温度升高则可能引起水分蒸散加强，加剧干旱趋势^[36]；温度对植被NDVI的作用区域则集中在华东、华中及西南地区，这些地区的土壤水分含量相对高，降水充沛，温度的升高有利于植被生长季的延长和干物质质量的积累，因此植被活动与温度的关系更为密切^[5]。

气候变率的回归分析是植被活动对气候要素响应的有力补充，体现了植被活动对气候变化响应的动态过程，能够更好的解释温度和水分与植被活动之间的动态关系。增温速率的升高对植被NDVI起到抑制作用，且不同温度指标的影响程度有所不同，区域差异十分明显；而水分变率的响应格局分布不均，在一定程度上能够平衡植被生长所必需的水热组合，对植被活动状况起到重要的调节作用。植被活动的强弱取决于光合、呼吸过程对气候要素的响应速率^[37]，当光合速率的增加超过呼吸作用时，气候变率的正相关

作用得以体现。可见,以植被NDVI的变化和气候变率作为研究对象进行分析,能够更好地体现植被活动动态与气候变化关系,突出了气候变化对植被活动机制的影响。

然而,植被NDVI受到气候和非气候因素的综合影响,本文在关注不同区域NDVI空间异质性的影响因子时仅考虑了气候要素,事实上,许多其它的环境因素也会影响到植被活动的空间异质性,包括地形和土壤条件等,例如某些地区的植被覆盖与高程具有显著正相关,植被退化的地区主要出现在低海拔和低坡度上^[38],而土壤理化性质的差异也会影响植被属性与类型的空间异质性^[39]。此外,大规模的生态工程也是影响生态环境的重要因素^[31, 40]。本文所采用的GWR模型,其内涵是基于局部范围的空间回归,而人类活动在邻域范围内具有一定程度的相似性,故通过该方法能够揭示气候因子对于植被NDVI空间异质性的影响;进而,由于GWR方法难以完全规避人类活动对生态系统的影响,因而通过本文所获得的植被NDVI与气候因子空间回归参数也能在一定程度上间接反映人类活动的影响程度及其空间差异性。

参考文献(References)

- [1] Wang Q, Zhang Q P, Zhou W. Grassland coverage changes and analysis of the driving forces in Maqu County. *Physics Procedia*, 2012, 33: 1292-1297.
- [2] Fu Bojie, Yu Dandan, Lü Nan. An indicator system for biodiversity and ecosystem services evaluation in China. *Acta Ecologica Sinica*, 2017, 37(2): 341-348. [傅伯杰, 于丹丹, 吕楠. 中国生物多样性与生态系统服务评估指标体系. *生态学报*, 2017, 37(2): 341-348.]
- [3] Gao J B, Jiao K W, Wu S H, et al. Past and future effects of climate change on spatially heterogeneous vegetation activity in China. *Earth's Future*, 2017, 5(7): 679-692.
- [4] Fang J Y, Tang Y H, Son Y. Why are East Asian ecosystems important for carbon cycle research? *Science China-Life Sciences*, 2010, 53(7): 753-756.
- [5] Fang J Y, Piao S L, He J S, et al. Increasing terrestrial vegetation activity in China, 1982-1999. *Science in China Series C: Life Sciences*, 2004, 47(3): 229-240.
- [6] Andrew R L, Guan H D, Batelaan O. Large-scale vegetation responses to terrestrial moisture storage changes. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2017, 21(9): 4469-4478.
- [7] Zhao M S, Running S W. Drought-induced reduction in global terrestrial net primary production from 2000 through 2009. *Science*, 2010, 329(5994): 940-943.
- [8] Jiang L L, Jiapaer G, Bao A M, et al. Vegetation dynamics and responses to climate change and human activities in Central Asia. *Science of the Total Environment*, 2017, 599: 967-980.
- [9] Ding Yongjian, Zhou Chenghu, Shao Mingan, et al. Studies of earth surface processes: Progress and prospect. *Advances in Earth Science*, 2013, 28(4): 407-419. [丁永建, 周成虎, 邵明安, 等. 地表过程研究进展与趋势. *地球科学进展*, 2013, 28(4): 407-419.]
- [10] Levine J M. Ecology: A trail map for trait-based studies. *Nature*, 2015, 529(7585): 163-164.
- [11] Krishnaswamy J, John R, Joseph S. Consistent response of vegetation dynamics to recent climate change in tropical mountain regions. *Global Change Biology*, 2014, 20(1): 203-215.
- [12] Zhou Guangsheng, He Qijin, Yin Xiaojie. Adaptability and Vulnerability of Chinese Vegetation/ Terrestrial Ecosystems under Climate Change. Beijing: Meteorology Press, 2015. [周广胜, 何奇瑾, 殷晓洁. 中国植被/陆地生态系统对气候变化的适应性与脆弱性. 北京: 气象出版社, 2015.]
- [13] Del Grosso S, Parton W, Stohlgren T, et al. Global potential net primary production predicted from vegetation class, precipitation, and temperature. *Ecology*, 2008, 89(8): 2117-2126.
- [14] Zeppel M J B, Wilks J V, Lewis J D. Impacts of extreme precipitation and seasonal changes in precipitation on plants. *Biogeosciences*, 2014, 11(11): 3083-3093.
- [15] Seddon A W R, Macias-Fauria M, Long P R, et al. Sensitivity of global terrestrial ecosystems to climate variability. *Nature*, 2016, 531(7593): 229-243.
- [16] Baez S, Collins S L, Pockman W T, et al. Effects of experimental rainfall manipulations on Chihuahuan Desert grassland and shrubland plant communities. *Oecologia*, 2013, 172(4): 1117-1127.
- [17] Du Jiaqiang, Shu Jianmin, Zhang Linbo, et al. Responses of vegetation to climate change in the headwaters of China's

- Yellow River Basin based on zoning of dry and wet climate. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2011, 35(11): 1192-1201. [杜加强, 舒俭民, 张林波, 等. 黄河上游不同干湿气候区植被对气候变化的响应. *植物生态学报*, 2011, 35(11): 1192-1201.]
- [18] Hoover D L, Knapp A K, Smith M D. Resistance and resilience of a grassland ecosystem to climate extremes. *Ecology*, 2014, 95(9): 2646-2656.
- [19] Peng S S, Piao S L, Ciais P, et al. Asymmetric effects of daytime and night-time warming on Northern Hemisphere vegetation. *Nature*, 2013, 501(7465): 88-92.
- [20] Piao S L, Nan H J, Huntingford C, et al. Evidence for a weakening relationship between interannual temperature variability and northern vegetation activity. *Nature Communications*, 2014, 5: 5018.
- [21] Reyer C P O, Leuzinger S, Rammig A, et al. A plant's perspective of extremes: terrestrial plant responses to changing climatic variability. *Global Change Biology*, 2013, 19(1): 75-89.
- [22] Wu Shaohong, Zhao Yan, Tang Qiuhong, et al. Land surface pattern study under the framework of Future Earth. *Progress in Geography*, 2015, 34(1): 10-17. [吴绍洪, 赵艳, 汤秋鸿, 等. 面向“未来地球”计划的陆地表层格局研究. *地理科学进展*, 2015, 34(1): 10-17.]
- [23] Han Ya, Zhu Wenbo, Li Shuangcheng. Modelling Relationship between NDVI and Climatic Factors in China Using Geographically Weighted Regression. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*, 2016, 52(6): 1125-1133. [韩雅, 朱文博, 李双成. 基于GWR模型的中国NDVI与气候因子的相关分析. *北京大学学报(自然科学版)*, 2016, 52(6): 1125-1133.]
- [24] Zhao Yufei, Zhu Jiang, Xu Yan. Establishment and assessment of the grid precipitation datasets in China for recent 50 years. *Journal of the Meteorological Sciences*, 2014, 34(4): 414-420. [赵煜飞, 朱江, 许艳. 近50a中国降水格点数据集的建立及质量评估. *气象科学*, 2014, 34(4): 414-420.]
- [25] Wright C K, de Beurs K M, Henebry G M. Combined analysis of land cover change and NDVI trends in the Northern Eurasian grain belt. *Frontiers of Earth Science*, 2012, 6(2): 177-187.
- [26] Mao D H, Wang Z M, Luo L, et al. Integrating AVHRR and MODIS data to monitor NDVI changes and their relationships with climatic parameters in Northeast China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 18(1): 528-536.
- [27] 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.]
- [28] Duo A, Zhao W, Qu X, et al. Spatio-temporal variation of vegetation coverage and its response to climate change in North China plain in the last 33 years. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 53: 103-117.
- [29] Brunsdon C, Fotheringham A S, Charlton M E. Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity. *Geographical Analysis*, 1996, 28(4): 281-298.
- [30] Brown S, Versace V L, Laurenson L, et al. Assessment of spatiotemporal varying relationships between rainfall, land cover and surface water area using geographically weighted regression. *Environmental Modeling and Assessment*, 2012, 17(3): 241-254.
- [31] Zhang Xuemei, Wang Kelin, Yue Yuemin, et al. Factors impacting on vegetation dynamics and spatial non-stationary relationships in karst regions of southwest China. *Acta Ecologica Sinica*, 2017, 37(12): 4008-4018. [张雪梅, 王克林, 岳跃民, 等. 生态工程背景下西南喀斯特植被变化主导因素及其空间非平稳性. *生态学报*, 2017, 37(12): 4008-4018.]
- [32] Piao S L, Wang X H, Ciais P, et al. Changes in satellite-derived vegetation growth trend in temperate and boreal Eurasia from 1982 to 2006. *Global Change Biology*, 2011, 17(10): 3228-3239.
- [33] Urban M C. Accelerating extinction risk from climate change. *Science*, 2015, 348(6234): 571-573.
- [34] Michaletz S T, Cheng D, Kerkhoff A J, et al. Convergence of terrestrial plant production across global climate gradients. *Nature*, 2014, 512(7512): 39-43.
- [35] Brohan P, Kennedy J J, Harris I, et al. Uncertainty estimates in regional and global observed temperature changes: A new data set from 1850. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 2006, 111(D12): 121-133.
- [36] Feng X M, Fu B J, Piao S L, et al. Revegetation in China's Loess Plateau is approaching sustainable water resource limits. *Nature Climate Change*, 2016, 6(11): 1019-1022.
- [37] Wang Q, Ni J, Tenhunen J. Application of a geographically-weighted regression analysis to estimate net primary production of Chinese forest ecosystems. *Global Ecology and Biogeography*, 2005, 14(4): 379-393.
- [38] Li Hengkai, Liu Xiaosheng, Li Bo, et al. Vegetation Coverage Variations and correlation with geomorphologic factors in

- Red Soil Region: A case in South Jiangxi Province. *Scientia Geographica Sinica*, 2014, 34(1): 103-109. [李恒凯, 刘小生, 李博, 等. 红壤区植被覆盖变化及与地貌因子关系: 以赣南地区为例. *地理科学*, 2014, 34 (1): 103-109.]
- [39] Wang J M, Wang H D, Cao Y G, et al. Effects of soil and topographic factors on vegetation restoration in opencast coal mine dumps located in a loess area. *Scientific Reports*, 2016, 6: 22058.
- [40] Lü Y H, Zhang L W, Feng X M, et al. Recent ecological transitions in China: Greening, browning, and influential factors. *Scientific Reports*, 2015, 5: 8732.

Revealing the climatic impacts on spatial heterogeneity of NDVI in China during 1982-2013

GAO Jiangbo¹, JIAO Kewei^{1,2}, WU Shaohong^{1,3}

(1. Key Laboratory of Land Surface Pattern and Simulation, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China; 2. Key Laboratory of Forest Ecology and Management, Institute of Applied Ecology, CAS, Shenyang 110016, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Climate change is a major driver of vegetation activity, and thus its complex processes become a frontier and difficulty in global change research. To understand the complex relationship between climate change and vegetation activity, the spatial distribution and dynamic characteristics of the response of NDVI to climate change from 1982 to 2013 in China were investigated by the geographically weighted regression (GWR) model. The GWR was run based on the combined datasets of satellite vegetation index (GIMMS NDVI) and climate observation (temperature and moisture) from meteorological stations nationwide. The results noted that the spatial non-stationary relationship between NDVI and surface temperature has appeared in China. The significant negative temperature-vegetation relationship was distributed in northeast, northwest and southeast parts of the country, while the positive correlation was more concentrated from southwest to northeast. And then, by comparing the normalized regression coefficients for different climate factors, regions with moisture dominants for NDVI were observed in North China and the Tibetan Plateau, and regions with temperature dominants for NDVI were distributed in the East, Central and Southwest China, where the annual mean maximum temperature accounts for the largest areas. In addition, regression coefficients between NDVI dynamics and climate variability indicated that the higher warming rate could result in the weakened vegetation activity through some mechanisms such as enhanced drought, while the moisture variability could mediate the hydrothermal conditions for the variation of vegetation activity. When the increasing rate of photosynthesis exceeded that of respiration, there was a positive correlation between vegetation dynamics and climate variability. However, the continuous and dynamic responding process of vegetation activity to climate change will be determined by spatially heterogeneous conditions in climate change and vegetation cover. Furthermore, the description of climate-induced vegetation activity from its rise to decline in different regions is expected to provide a scientific basis for initiating ecosystem-based adaptation strategies in response to global climate change.

Keywords: NDVI; climate change; spatial heterogeneity; GWR; China