

# 区域植被覆盖的多尺度空间变异性 ——以贵州喀斯特高原为例

高江波<sup>1</sup>, 吴绍洪<sup>1</sup>, 蔡运龙<sup>2</sup>

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 2. 北京大学城市与环境学院, 北京 100871)

**摘要:** 地理格局尺度依赖性的客观存在, 要求在连续尺度序列上对区域植被覆盖空间变异性进行考察, 以真实反映植被覆盖空间特征。以贵州喀斯特高原为例, 借助地统计学和 GIS 软件, 揭示了研究区 NDVI 的空间变异特征, 并进行了空间变异与空间尺度的耦合研究。结论如下: ① NDVI 空间变异程度表现出明显的尺度依存性, 空间尺度的粗粒化对 NDVI 的平滑作用非常显著, 但两种重采样方法对原始数据的粗粒化作用机制不同; ② 基于不同遥感数据源获得的 NDVI 数据之间空间格局差异明显, 而且传统统计结果与地统计学结果明显不同, 说明空间信息对数据间的差异性统计影响显著; ③ NDVI 空间变异性呈现显著的各向异性, 并表现出对遥感数据源的敏感性。

**关键词:** 植被覆盖; 空间变异性; 多尺度; 贵州喀斯特高原

DOI: 10.11821/dlyj201312001

## 1 引言

绿色覆被是陆地表层系统的主要组成部分, 对于维系人类生存环境和自然生态系统具有重要作用<sup>[1]</sup>。NDVI 是地表绿色植被的重要指示因子, 是根据植被反射波段的特性计算出来的, 可反映植被覆盖、生长、种类及其生物量等状况<sup>[2,3]</sup>, 是一个研究土地覆被和土地利用变化极其有用的指数<sup>[4]</sup>。区域 NDVI 空间格局及其动态变化过程一直是生态学和地理学的主要研究领域之一<sup>[5]</sup>。区域 NDVI 动态变化研究已有许多研究成果, 而对 NDVI 空间信息进行详细挖掘的研究则尚显薄弱。因而本文将聚焦 NDVI 的空间特征, 并在研究方法上有别于许多传统研究。

在区域尺度上, NDVI 具有高度的时间动态性和空间异质性, 同时由于影响因子的时空渐变性, 地表植被覆盖也往往表现出显著的时间和空间自相关性<sup>[6-11]</sup>。植被状况在邻近范围内的变化往往表现出对空间位置的依赖关系<sup>[12]</sup>, 例如在森林或草地分布区 NDVI 较为均一, 而在农牧交错带则表现出某种程度过渡性或渐变性。综合国内外相关工作来看, 大多数空间特征研究都仅借助简单的统计参数描述 NDVI 和植被覆盖格局, 而进一步定量测度 NDVI 空间异质性和空间自相关性的研究工作相对较少。应该将两者结合起来, 才能获得更全面的认识, 并为生态系统管理提供更为科学的依据。

收稿日期: 2012-12-17; 修订日期: 2013-07-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (41301089); 国家科技支撑计划项目 (2012BAC19B10); 中国科学院战略性先导科技专项课题 (XDA05090307)

作者简介: 高江波 (1984-), 男, 山东临沂人, 博士, 助理研究员, 主要从事喀斯特石漠化空间变异与退化机理研究。

E-mail: gaojiangbo@igsnr.ac.cn

大量研究证实, 植被覆盖空间变异特征是尺度依存的<sup>[13-16]</sup>。一般来说, 较高分辨率的数据可包含更为详细的信息, 但却常因过多的噪声而掩盖了空间分布规律; 较大尺寸的栅格虽通过平滑作用消除了噪声, 更清晰地揭示了空间格局, 但却不可避免地丢失了一定比例的信息。因此, 需要探讨尺度间的关联性和变化性, 确定特定研究目的下的分析尺度, 以确保在保存充足信息的同时也能显示出规律性。基于此, 本文将采用不同分辨率的NDVI遥感数据, 借助GIS、传统统计学和地统计学软件, 揭示区域植被覆盖的空间格局, 并分析其多尺度空间变异特征。

## 2 研究区概况与研究方法

### 2.1 研究区概况

贵州喀斯特高原地处云贵高原东部(图1), 属于全国地势的第二级阶梯, 位于珠江流域和长江流域的分水岭地带, 是滇东高原向湘西丘陵过度的中间地带。贵州是世界三大喀斯特集中分布区之一的东亚片区中心。在地表和地下碳酸盐类矿物的环境中, 在大气二氧化碳参与下, 水与岩石之间发生的地球化学过程导致喀斯特地貌出露面积占到全省面积的73%, 是中国乃至世界亚热带锥状喀斯特分布面积最大、发育最强烈的一个高原山区<sup>[17-19]</sup>。喀斯特分布区的生境具有干旱、富钙、缺土和多石等特性, 致使植物生长缓慢, 植被覆盖状况一般较差。当脆弱的自然本底叠加不合理的人为活动时, 就会发生植被退化—土壤侵蚀—贫困—生境进一步恶化的恶性循环, 最终导致石漠化土地不断扩大, 并成为当地严峻的生态环境和社会经济问题, 阻碍区域可持续发展<sup>[20]</sup>。对区域植被覆盖空间特征的详尽研究可为石漠化治理和生态环境重建提供科学依据。

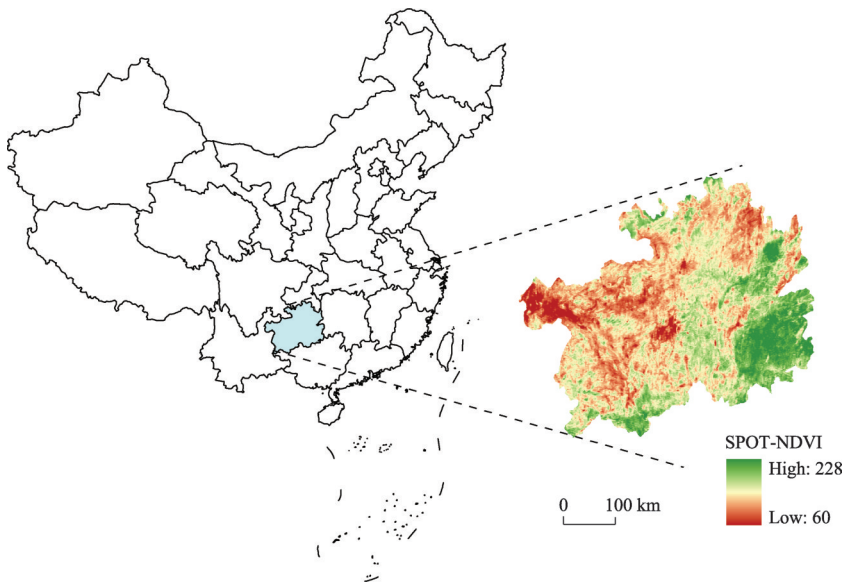


图1 贵州喀斯特高原区位及NDVI空间分布图

Fig. 1 Location of the study area and spatial pattern of NDVI

### 2.2 研究数据

地表植被覆盖对近红外波段吸收率低, 对可见光红波段吸收率高。NDVI被定义为近

红外波段与可见光红波段反射率之差与之和的比值, 以反映地表植被覆盖状况, 是应用最为广泛的植被指数之<sup>[21,22]</sup>。

本文所采用的NDVI原始数据为2000年1月-2005年12月的SPOT逐旬数据, 空间分辨率为1 km, 共计216期。目前全球1 km的逐旬NDVI数据可在网上免费下载 (<http://free.vgt.vito.be/>), 这些数据已经过大气校正、辐射校正、几何校正等预处理。在旬数据的基础上, 年NDVI数据采用最大合成法 (Maximum Value Composites, MVC)<sup>[23]</sup>获得, 并根据贵州喀斯特高原范围提取相应数据; 最后计算得到研究区2000-2005年NDVI年最大值的平均值, 并将原始NDVI数值通过公式  $Y_{DN}=(I_{NDVI}+0.1)/0.004$  拉伸为0-255的灰度图像 (图1)。此外, 本研究还采用2000-2005年期间15天 AVHRR-NDVI数据集<sup>[24]</sup>, 分辨率为8km, 并对其进行月和年最大值合成以及多年平均, 以探讨不同传感器对NDVI空间格局及其变异特征的影响。

### 2.3 研究方法

地统计学以区域化变量 (Regionalized Variable) 和空间自相关理论为基础, 借助空间变异函数, 揭示变量的空间异质性, 在处理地球系统参数时表现出了明显的优越性<sup>[25]</sup>。

本文采用地统计学中能够表征随机变异比例的块金值/基台值 ( $C_0/(C_0+C)$ ), 表征空间单元属性值与邻近空间点相似程度的Moran系数 (Moran's  $I$ ), 表示数据间存在相关性的距离上限的变程  $a$ , 以及描述数据结构复杂程度的分维(fractal dimension), 度量NDVI数据序列的空间变异程度。各参数的具体含义及计算公式可以参考相关文献<sup>[25,26]</sup>, 本文不再赘述。如果只在单个方向上取值, 那么可以对上述地统计学参数进行各向异性分析。本研究选择的地统计学软件为GS\*7.0。

### 2.4 技术路线

幅度和粒度分别指空间维度的大小和度量指标的精确程度<sup>[27]</sup>。对它们的选择决定了生态过程、结构和功能的尺度缩小与放大。本文从两个角度探讨尺度对植被覆盖空间异质性的影响。首先, 利用ArcGIS9.3的Hawth's Analysis Tools生成随机点。然后, 一方面借助ArcGIS9.3中的ArcToolbox对1 km分辨率的SPOT NDVI数据取其平均值以重采样成2-15 km分辨率 (1 km间隔) 的数据; 另一方面借助Spatial Analyst对1 km NDVI进行平均值邻域统计 (neighborhood statistics), 相应地, 邻域分别设成边长为2-15 km (1 km间隔) 的正方形, 邻域统计结果仍为1 km分辨率的栅格 (图2)。进而, 将重采样和邻域统计结果栅格数值赋给随机点, 并利用ArcGIS9.3地统计学模块和GS\*7.0软件计算多尺度序列上NDVI的空间变异特征值。

上述两种重采样方法的不同之处在于 (图2): 第一种重采样方法改变了原始数据的粒度, 其所生成的新栅格之间, 取平均值的过程是非交叠的 (non-overlapping), 它通过对数据的平滑显著地减小了栅格之间的数值差异; 邻域统计属于交叠式 (overlapping) 重采样方法, 即相邻栅格的邻域在空间上有一定程度的重叠, 此方法并未改变原始数据的粒度 (即分辨率), 但通过邻域的

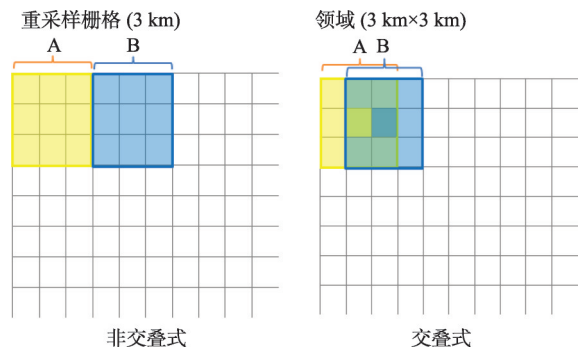


图2 两种重采样方法示意图

Fig. 2 Differences in two resampling methods

变化实现了对幅度的改变。通过对比两种重采样方法在多尺度上的地统计学结果,既可以考察和研究空间变异特征值的尺度依存性,以确定操作尺度 (operational scale),又可以对比两种重采样方法对结果的影响。此外,为揭示植被覆盖空间变异值对卫星传感器的敏感性,本研究还比较了 SPOT NDVI 和 GIMMS NDVI 的地统计学特征。

### 3 结果分析

由于植被覆盖空间分布具有尺度依存性,因此选择适当的分析尺度至关重要。本研究在连续的尺度序列上对区域植被覆盖的全局性和各向异性空间变异特征值进行考察,并据此确定其分析尺度。

#### 3.1 植被覆盖空间变异特征的尺度依存性

首先借助 SPSS 软件对所有尺度上的变量应用 K-S 法进行正态性检验,结果表明变量均服从正态分布 (检验概率  $P_{K-S} > 0.05$ ),适于地统计学分析。图3显示了块金值与基台值的比值 (图3A)、分形维数 (图3B)、自相关系数 (图3C)、变程 (图3D) 在多尺度上的计算结果及其变化趋势。其中,对于第一种重采样方法 (图中称为非交叠式),横坐标代表重采样后的数据粒度或分辨率;对于邻域统计重采样方法 (图中称为交叠式),横坐标代表邻域统计时所采用的邻域范围。纵坐标代表四个地统计学空间特征变量。

随着空间尺度的增加,两种重采样方法的平滑作用均有增强,表现为块金值与基台值的比值以及分维数持续降低 (图3A、图3B),随机因素所占比例减少,结构性变异增强,数据空间序列复杂性降低。与之对应的是,数据粗糙度的增加导致了其空间自相关系数的升高 (图3C),而自相关距离总体上呈现随尺度的增加而减少的趋势 (图3D),这说明数据粗糙化在增强一定距离内空间自相关性的同时,也降低了远距离栅格间的自相关性。此外,从图3来看,除非交叠式空间自相关距离外,大部分变化趋势都是线性的,说明平滑作用导致植被覆盖空间变异特征的变化非常剧烈,仅有交叠式重采样方法的块金值/基台值表现出一定的拐点特征,在大约7-8 km (即7×7、8×8的邻域)的尺度上开始变

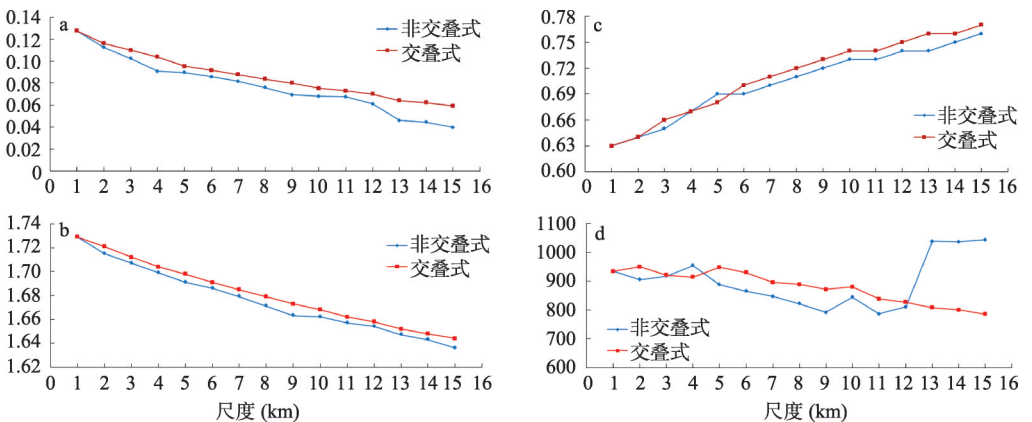


图3 不同研究尺度下的NDVI空间半变异函数特征值:(A)块金值/基台值;(B)分维数;  
(C)空间自相关系数;(D)空间自相关距离

Fig. 3 Semivariogram values for NDVI at multi-scales: (A) nugget/sill; (B) fractal dimensions; (C) autocorrelation; (D) range



得平稳, 表明该特征尺度 (characteristic scale) 反映了植被覆盖空间变异特征的内在尺度 (intrinsic scale)。因此, 考虑到在本文还要比较 SPOT NDVI 与 GIMMS NDVI 的空间变异特征, 选择 8 km 作为揭示该区植被覆盖全局性和各向异性空间变异特征的分析尺度, 进而可对该尺度上计算的空间变异特征值进行详细剖析。

非交叠式和交叠式重采样数据分形维数在南—北、东北—西南、东—西、东南—西北四个方向上随尺度变化的曲线同样说明, 虽然不同方向之间在细节上表现出一定程度的差异性, 但各方向均表现出随尺度增加分形维数减少的总体趋势, 且线性趋势都非常明显。

### 3.2 植被覆盖全局性空间变异特征

#### 3.2.1 空间格局与统计特征

图4为 SPOT NDVI 和 GIMMS NDVI 的空间格局图, 高值代表植被覆盖状况较好, 低值代表植被覆盖较差。其中, 图4a为基于非交叠式重采样方法的 SPOT NDVI, 其栅格尺寸为 8 km; 图4b为基于交叠式重采样方法的 SPOT NDVI, 栅格尺寸为 1 km, 邻域范围为 8 km×8 km; 图4c为 GIMMS NDVI, 空间分辨率为 8 km。可以看出, 两种重采样方法所获得的 SPOT NDVI 空间格局非常相似, 但与 GIMMS NDVI 空间格局差异明显; 图4的三幅图均显示出高值区与低值区分布错杂, 同时又存在显著的区域分异。具体表现为, 对两幅 SPOT NDVI 空间分布图而言, 研究区东南部林地是高值集中分布区, 而西北部、西南部和东北部喀斯特石漠化发生地区<sup>[7]</sup>普遍分布着低值; 在 GIMMS NDVI 空间格局图中, 高值主要分布于北部和东南部, 低值主要分布于西南部和东北部。

为进一步探索 NDVI 指数的空间分布特征, 本文分别对图4所示的3组 NDVI 数据序列进行了局部空间聚集分析 (local indicators of spatial association, 简称 LISA), 结果如图5。从图中可看出, 显著聚集性的点对大多呈现高值—高值空间聚集类型或低值—低值空间聚集类型。此外, 结果显示出明显的空间分布格局, 并且与图5显示结果比较一致。

本研究采用经典统计方法, 基于随机点值计算了 NDVI 的统计特征值。通过表1可看出, 由于 GIMMS 数据在研究区北部显著大于 SPOT 数据, 导致其平均值高于 SPOT 数据。在不考虑空间分布的情况下, GIMMS NDVI 数据序列的变异程度最低。事实上, 从绝对值来看, 三组 NDVI 数据序列的变异程度均很低, 说明在研究区范围内, 气候、地形等结构性因素主导了植被覆盖空间分布。两个 SPOT NDVI 数据序列的分布类型为正偏高峡峰, 即在直方图中, 较正态分布数据而言, 大部分数据位于左边, 数据分布高耸狭窄且集中于平均数附近, 说明贵州喀斯特高原 NDVI 数据整体偏低, 多数区域植被覆盖状况较差。GIMMS NDVI 数据呈负偏高峡峰, 与 SPOT 数据的差别在于, 相比正态分布数据, 其大部分数据位于直方图的右边, NDVI 整体

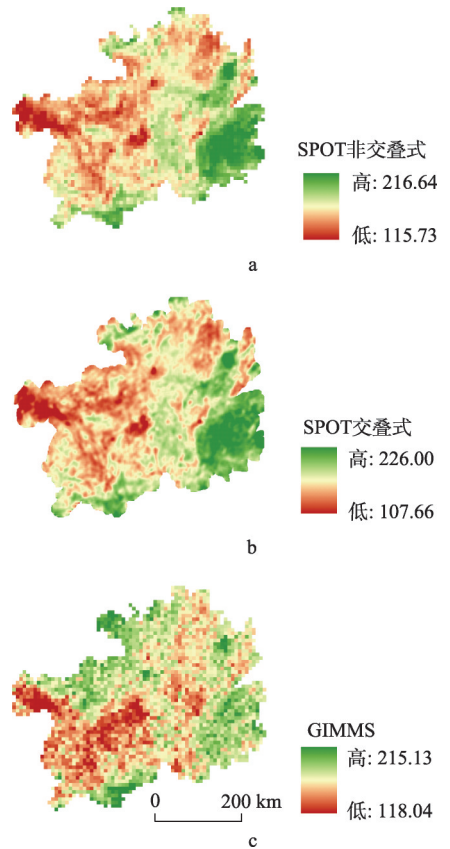


图4 研究区 SPOT NDVI 和 GIMMS NDVI 空间分布格局:

Fig. 4 Spatial patterns of SPOT NDVI and GIMMS NDVI

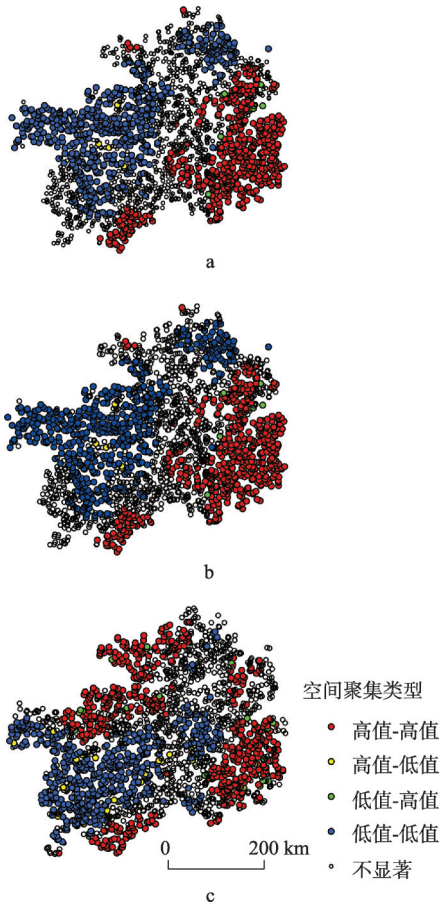


图5 NDVI空间聚集图：(A) SPOT 非交叠式；(B) SPOT 交叠式；(C) GIMMS

Fig. 5 Cluster maps of NDVI: (A) SPOT non-overlapping; (B) SPOT overlapping; (C) GIMMS

偏高，多数区域植被覆盖状况较好。

**3.2.2 全局性空间变异特征对比** 基于GS+7.0和ArcGIS9.3计算的SPOT NDVI和GIMMS NDVI地统计学特征值可见表2，NDVI的三组数据序列与表1对应，空间尺度均为8 km。与传统统计学方法的变异系数结果（表1）不同的是，在考虑空间距离和空间位置时，GIMMS NDVI的块金值/基台值和分形维数最大，空间自相关系数和空间自相关距离最小，说明其随机因素比例高，复杂程度高，空间变异性强，空间自相关性或自相似程度低。表中所有块金值与基台值的比例（7.595%、8.368%、32.796%）均低于50%，说明在全区范围内，地形、气候等结构性因素引起的空间变异起主要作用。分维数结果表明，尽管结构性变异占主导地位，但由于地形复杂、气候多样以及人类活动区域差异明显等的影响，各数据序列在研究区内仍具有一定程度的空间异质性。较低的块金值/基台值和分维数导致SPOT NDVI自相关性和自相关距离都较大，SPOT NDVI在800-900km，GIMMS NDVI在200 km左右，半变异函数值（即数值间的差异性）达到最大，自相关系数接近于0，而此后半变异函数曲线趋于稳定，参数值的空间自相关系数在0附近波动，受随机因素影响，不再具有自相关性。

结合表2和图3可以发现，尽管交叠式重采样数据的块金值与基台值的比值以及分维数均高于非交叠式结果，但其空间自相关系数和变程却大于非交叠式重采样方法。这表明两种重采样方法

表1 SPOT NDVI和GIMMS NDVI的统计特征值

Tab. 1 Descriptive statistics of SPOT NDVI and GIMMS NDVI

NDVI	最小值	最大值	均值	中值	标准差	变异系数	偏态值	峰度值
SPOT 非交叠式	119.594	216.641	171.983	170.310	15.911	0.093	0.260	2.970
SPOT 交叠式	114.578	215.344	172.205	170.140	16.197	0.094	0.240	3.020
GIMMS	118.042	215.125	176.536	177.000	10.681	0.061	-0.190	3.650

表2 SPOT NDVI和GIMMS NDVI的半变异函数模型及特征值

Tab. 2 Summary of the model and structure components of semivariogram for SPOT NDVI and GIMMS NDVI

NDVI	块金值 $C_0$	基台值 $C_0+C$	$C_0/(C_0+C)(\%)$	分维	Moran's $I$	变程	$R^2$
非交叠式	0.180	2.370	7.595	1.671	0.710	822	0.974
交叠式	0.202	2.414	8.368	1.679	0.720	889	0.983
GIMMS	0.366	1.116	32.796	1.859	0.530	212	0.828

对原始数据的作用机制不同, 非交叠式重采样能够更多地降低栅格数值间的复杂程度, 而交叠式重采样可以更大程度地增强空间自相似性, 同时也说明, 不能简单地将数据序列复杂性和空间自相关性视为相反的两个方面。

### 3.3 植被覆盖空间变异特征的各向异性

比较各方向之间基于非交叠式重采样方法的多尺度NDVI分形维数计算结果的差异性(图6), 可以发现, 分维数在各尺度上均表现为: 东北—西南向>南—北向>东南—西北向>东—西向, 而且交叠式重采样方法也呈现相同规律。在多数尺度上, 非交叠重采样数据在东北—西南方向上的分维数要大于交叠重采样数据, 在东—西和东南—西北方向则表现出相反的规律。与SPOT NDVI结果不同的是, GIMMS NDVI分维数的各向异性表现为(表3): 东南—西北向>南—北向>东北—西南向>东—西向。在各个方向上, SPOT NDVI与GIMMS NDVI的比较结果为, GIMMS NDVI的分维数始终最大, 复杂性最高, 这与全局性结果一致。

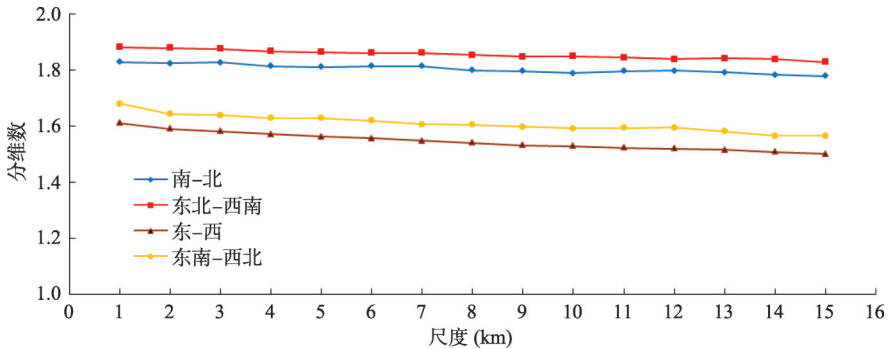


图6 基于非交叠重采样方法的多尺度NDVI分形维数的各向异性

Fig. 6 Fractal dimensions for NDVI at multi-scales in different directions based on non-overlapping method

借助ArcGIS 9.3的叠置功能可知, 研究区NDVI空间分布特征受诸如降水、海拔等环境变量的深刻影响。为进一步证明此结论, 本研究计算了SPOT NDVI和气候、地形因子的地统计学特征值, 各变量的分辨率均为1 km, 其中气候数据和地形数据分别由WorldClim数据集<sup>[28]</sup>和美国地质调查局EROS数据中心的HYDRO1K数据集([http://eros.usgs.gov/#/Find\\_Data/Products\\_and\\_Data\\_Available/HYDRO1K](http://eros.usgs.gov/#/Find_Data/Products_and_Data_Available/HYDRO1K))提供。WorldClim数据集包括年均气温、年降水量、各月最高温和最低温, 以及由此衍生出的涉及气候年趋势、季节性以及一些极端限制条件的19个生物气候变量。该数据集是由美国加州大学和澳大利亚昆士兰大学大学采用全球47554个降水、24542个平均气温以及14835个极端温度的观测站数据, 通过薄板平滑样条内插得到。研究区年降水量和年均生物温度均表现为西北低、东南高, 由西北向东南逐渐增加的特征, 这与NDVI空间分布规律非常一致。全局性空间变异特征的结果显示(表4), NDVI的块金值/基台值和分维数大于年均生物温度、年降水量和海

表3 SPOT NDVI和GIMMS NDVI分维数的各向异性

Tab. 3 Fractal dimensions for SPOT NDVI and GIMMS NDVI in different directions

NDVI		南-北	东北-西南	东-西	东南-西北
SPOT 非交叠式	分维数	1.799	1.854	1.540	1.605
	R <sup>2</sup>	0.325	0.135	0.144	0.199
	标准误差	0.793	0.959	0.935	0.891
SPOT 交叠式	分维数	1.799	1.850	1.552	1.633
	R <sup>2</sup>	0.297	0.143	0.139	0.162
	标准误差	0.821	0.954	0.940	0.927
GIMMS	分维数	1.877	1.880	1.798	1.938
	R <sup>2</sup>	0.487	0.376	0.184	1.260
	标准误差	0.650	0.758	0.923	0.228

表4 NDVI和环境因子的半变异函数模型及特征值

Tab. 4 Summary of the model and structure components of semivariogram for NDVI and environmental factors

变量	块金值	基台值	$C_0/(C_0+C)(\%)$	分维	Moran's $I$	变程	$R^2$
NDVI	0.298	2.337	0.128	1.729	0.630	934	0.979
年均生物温度	0.224	2.458	0.091	1.688	0.600	928	0.992
年降水量	0.001	3.012	0.000	1.488	0.760	974	0.981
海拔	0.010	4.029	0.002	1.528	0.690	1091	0.876
坡度	0.186	1.039	0.179	1.937	0.210	59	0.359

表5 NDVI和环境因子分维的各向异性

Tab. 5 Fractal dimensions of NDVI and environmental factors

变量	南北	东北-西南	东-西	东南-西北
NDVI	1.829	1.882	1.611	1.680
生物温度	1.561	1.757	1.644	1.587
降水	1.758	1.650	1.353	1.235
海拔	1.827	1.617	1.430	1.527
坡度	1.904	1.930	1.952	1.970

海拔、降水和NDVI表现为南—北向远高于东—西向，生物温度和NDVI均表现为东北—西南方向分维数最大，说明海拔、降水以及生物温度对NDVI宏观空间分布与结构性变异具有控制作用，但由于NDVI受多种因素的综合影响，这种控制作用同时又表现出各向异性。

拔，小于坡度，NDVI的自相关系数和自相关距离低于降水和海拔，高于生物温度和坡度。除东—西向外，其余三个方向也都表现出NDVI分维数大于生物温度、降水和海拔，小于坡度（表5）。这说明与结构性特征非常明显的降水和海拔相比，NDVI数据序列仍显示出较高程度的空间变异性，也表明NDVI不仅受到具有显著空间特征环境变量的影响，还受到具有较高随机性的因素的影响。分维数的各向异性计算结果还显示，

## 4 结论与讨论

借助GS和ArcGIS等软件，本文有效揭示了贵州喀斯特高原植被覆盖的空间变异特征，并进行了空间变异与空间尺度的耦合研究。主要结论如下：

(1) SPOT NDVI空间变异程度表现出明显的尺度依存性，即随着空间尺度的增加，随机变异比例减少，数据空间序列复杂性降低，自相似性增强。基于交叠式重采样方法的块金值/基台值的拐点特征，确定8 km为该区域植被覆盖全局性和各向异性空间变异特征的分析尺度。

(2) 两种重采样方法所获得的SPOT NDVI空间格局非常相似，但与GIMMS NDVI空间格局差异明显。三个NDVI数据序列的经典统计结果与地统计结果对比显示，由于研究区地形复杂、气候多样以及人类活动区域差异明显等，空间距离和空间位置对数据间的差异性统计影响显著。两个重采样NDVI数据序列表现出相同的分维数各向异性规律，且与GIMMS NDVI不同。研究区植被覆盖受到海拔、降水等对其宏观空间分布与结构性变异的控制作用，而且这种控制作用也表现出对方向的依赖性。此外，已有研究成果表明<sup>[29,30]</sup>，GIMMS NDVI存在一定的数据质量问题，而SPOT NDVI相对具有较大程度的改进，因此。结合本研究结果，可以认为，SPOT NDVI更适合在研究区进行植被覆盖分布及相关问题的研究。

(3) 交叠式重采样数据的块金值与基台值的比值以及分维数高于非交叠式结果，但空



间自相关系数和变程在绝大部分空间尺度上表现为交叠式重采样方法大于非交叠式重采样方法,说明两种重采样方法对原始数据的作用机制不同。非交叠式方法能够更大程度上降低数据序列复杂性,减少随机变异比例,而交叠式方法由于邻域之间在重采样时的相互交叉作用,因而能够更显著地增强空间自相似程度。相对于离散化的非交叠式重采样方法,交叠式方法保持了原始数据的高分辨率,且具有连续性特征,因而可用于检测植被覆盖变化规律或过渡区识别等科学问题。

尽管分析了植被覆盖空间变异特征及其尺度依存性,然而相关研究仍可从以下几个方面深入:①进一步探讨植被覆盖空间异质性与尺度的耦合机制,幅度和粒度是生态尺度问题研究的重点,本文在有限的尺度域内,通过变换粒度实现多尺度研究,今后还应扩大尺度范围,以综合研究尺度间的连通性;②植被覆盖动态的地统计学研究,即将空间维研究拓展为时间维和空间维相结合的多维研究;③由于NDVI和环境变量都具有明显的空间自相关性,因此,本文的地统计学研究结果可为各变量自回归模型的建立提供依据,并有助于降低或消除自相关对地理加权回归、一般线性回归等的影响。

## 参考文献(References)

- [1] 李双成,刘逢媛,高江波. 基于L-Z算法的NDVI变化复杂性的空间格局及其成因:以北京周边为例. 自然科学进展, 2008, 18(1): 68-74.
- [2] Xiao J F, Moody A. Trends in vegetation activity and their climatic correlates: China 1982 to 1998. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(24): 5669-5689.
- [3] Maselli F, Chiesi M. Integration of multi-source NDVI data for the estimation of Mediterranean forest productivity. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(1): 55-72.
- [4] 李克让,陈育峰,黄玫,等. 气候变化对土地覆被变化的影响及其反馈模型. 地理学报, 2000, 55(z1): 57-63.
- [5] 方精云,朴世龙,贺金生,等. 近二十年来中国植被活动在增强. 中国科学(C辑), 2003, 33(6): 554-565.
- [6] Myneni R B, Keeling C, Tucker C J et al. Increase plant growth in the north high latitudes from 1981 to 1991. *Nature*, 1997, 386: 698-702.
- [7] 李晓兵,史培军. 基于NOAA/AVHRR数据的中国主要植被类型NDVI变化规律研究. 植物学报, 1999, 41: 314-324.
- [8] Tucker C J, Slayback D A, Pinzon J E et al. Higher northern latitude NDVI and growing season trends from 1982 to 1999. *International Journal of Biometeorology*, 2001, 45: 184-190.
- [9] 吴绍洪,杨勤业,郑度. 生态地理区域界线划分的指标体系. 地理科学进展, 2002, 21(4): 302-310.
- [10] 张德铨,丁明军,张玮,等. 三江源地区植被指数下降趋势的空间特征及其地理背景. 地理研究, 2007, 26(3): 500-507.
- [11] 张雪艳,胡云锋,庄大方,等. 蒙古高原NDVI的空间格局及空间分异. 地理研究, 2009, 28(1): 10-18.
- [12] 郭建国. 景观生态学:格局、过程、尺度与等级. 北京:高等教育出版社, 2000.
- [13] 吕一河,傅伯杰. 生态学中的尺度及尺度转换方法. 生态学报, 2001, 21(12): 2096-2105.
- [14] 李双成,蔡运龙. 地理尺度转换若干问题的初步探讨. 地理研究, 2005, 24(1): 11-18.
- [15] 蔡运龙. 贵州喀斯特高原土地系统变化空间尺度综合的一个研究方案. 地球科学进展, 2009, 24(12): 1301-1308.
- [16] 高江波,蔡运龙. 区域景观破化的多尺度空间变异研究:以贵州省乌江流域为例. 地理科学, 2010, 30(5): 742-747.
- [17] 熊康宁,黎平,周忠发,等. 喀斯特石漠化的遥感-GIS典型研究:以贵州省为例. 北京:地质出版社, 2002.
- [18] 兰安军,张百平,熊康宁,等. 黔西南脆弱喀斯特生态环境空间格局. 地理研究, 2003, 22(6): 732-740.
- [19] Wang S J, Liu Q M, Zhang D F. Karst rocky desertification in southwestern China: Geomorphology, landuse, impact and rehabilitation. *Land Degradation & Development*, 2004, 15: 115-121.
- [20] 中国科学院学部. 关于推进西南岩溶地区石漠化综合治理的若干建议. 地球科学进展, 2003, 18(4): 489-492.
- [21] Herrmann S, Anyamba A, Tucker C. Recent trends in vegetation dynamics in the African Sahel and their relationship to climate. *Global Environmental Change*, 2005, 15: 394-404.
- [22] Gao J B, Li S C, Zhao Z Q. Validating the demarcation of eco-geographical regions: A geostatistical application.

- Environmental Earth Sciences, 2010, 59: 1327-1336.
- [23] Holben B N. Characteristics of maximum-value composite images for temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 1986, 7(11): 1435-1445.
- [24] Tucker C J, Pinzon J E, Brown M E. Global Inventory Modeling and Mapping Studies (GIMMS) Satellite Drift Corrected and NOAA-16 Incorporated Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). 1981. Version:1.0. <http://glcf.umd.edu/data/gimms/>, 2004-12-12.
- [25] Deutsch C V, Journel A G. *GSLIB, Geostatistical Software Library and User's Guide*. 2nd edn. New York: Oxford University Press, 1998.
- [26] Tarnavsky E, Garrigues S, Brown M E. Multiscale geostatistical analysis of AVHRR, SPOT-VGT, and MODIS global NDVI products. *Remote Sensing Environment*, 2008, 112: 535-549.
- [27] Verburg P H, Chen Y Q. Multiscale characterization of land-use patterns in China. *Ecosystems*, 2000, 3: 369-385.
- [28] Hijmans R J, Cameron S E, Parra J L et al. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*, 2005, 25: 1965-1978.
- [29] Jarlan L, Mangiarotti S, Mougin E et al. Assimilation of SPOT/VEGETATION NDVI data into a sahelian vegetation dynamics model. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112: 1381-1394.
- [30] Zhang G L, Zhang Y J, Dong J W et al. Green-up dates in the Tibetan Plateau have continuously advanced from 1982 to 2011. *PNAS*, 2013, 110(11): 4309-4314.

## Investigating the spatial heterogeneity of vegetation cover at multi-scales: A case study in karst Guizhou Plateau of China

GAO Jiangbo<sup>1</sup>, WU Shaohong<sup>1</sup>, CAI Yunlong<sup>2</sup>

(1. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China;

2. College of Urban and Environmental Sciences, Peking University, Beijing 100871, China)

**Abstract:** The scale-dependence of geographical pattern requires that research on the spatial heterogeneity of vegetation cover should be conducted at multi-scales. Based on the satellite-derived Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), this paper applied Geographic Information System (GIS) and Geostatistics (GS) softwares to investigate the scale-dependence, isotropy and anisotropy of spatial heterogeneity of vegetation cover, with a case study of Guizhou Karst Plateau. The main conclusions can be drawn as follows. (1) The spatial heterogeneity of NDVI was significantly scale-dependent because scale coarsening had remarkable smoothing effects on NDVI. However, the mechanism of data coarsening was different between two kinds of resampling methods. (2) There were differences in the spatial patterns of NDVI between RS data sources. The comparative results from traditional statistics and geostatistics for three NDVI datasets were different, indicating that spatial information is very important for statistical analysis. (3) Spatial heterogeneity of NDVI was accompanied with anisotropy, which was sensitive to RS sources. The important impact of altitude, precipitation and bio-temperature on the macro spatial distribution of NDVI also changed with spatial directions. The research findings are helpful for rocky desertification controlling and ecological reconstruction.

**Key words:** vegetation cover; spatial heterogeneity; multi-scales; karst Guizhou Plateau