

冯娴慧,曾芝琳,景美兮,等.基于NDVI和EVI不同植被指数表征的粤港澳大湾区植被空间格局驱动因子影响力比较分析[J].华中农业大学学报,2023,42(4):116-124.DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2023.04.013

基于NDVI和EVI不同植被指数表征的粤港澳大湾区 植被空间格局驱动因子影响力比较分析

冯娴慧^{1,2},曾芝琳³,景美兮¹,高克昌⁴,肖毅强^{1,2}

1.华南理工大学建筑学院,广州510641;2.亚热带建筑与城市科学全国重点实验室,广州510641;
3.长江大学医学部,荆州434023;4.华南理工大学旅游管理系,广州510641

摘要 为研究归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)和增强植被指数(enhanced vegetation index, EVI)的表征差异是否会造成有关植被研究的结果差异,分别在采用2005—2020年MODIS-NDVI、MODIS-EVI 2种不同遥感植被指数表征粤港澳大湾区植被空间特征的基础上,以同时期17个自然因子和人为因子作为驱动因子,通过地理探测器模型方法,计算各驱动因子对基于NDVI和EVI的植被空间特征的影响力。结果显示,虽然粤港澳大湾区亚热带-热带植被在NDVI和EVI的表征下,其结果存在差异,但在不同植被指数下,通过地理探测器模型方法计算各驱动因子影响力量化及排序结果基本一致,未受不同植被指数表征差异的影响。在驱动因子中,土地利用类型、高程均是最主要驱动因子,对植被空间分布影响力均超过50%。因子之间均表现出双因子增强作用。土地利用类型协同人口分布因子对NDVI表征下的植被空间分布影响力最强;高程协同人口分布因子对EVI表征下的植被空间分布影响力最强。研究结果表明,虽然NDVI、EVI在表征植被覆盖特征方面存在差异,但是基于不同植被指数计算的驱动因子定量分析结果趋于一致。

关键词 归一化植被指数;增强植被指数;地理探测器;驱动因子;粤港澳大湾区

中图分类号 Q948; X17 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2023)04-0116-09

植被指数(vegetation index, VI)是通过遥感方法表征地表植被覆盖状况的指标,常用植被指数包括归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)和增强植被指数(enhanced vegetation index, EVI)。NDVI与EVI能够反映大尺度地表植被覆盖和生长状况,以其较高的时间和空间分辨率优势,在土地覆盖分类^[1-2]、植被覆盖特征及驱动力研究^[3-4]、作物长势和物候监测^[5]、自然灾害监测^[6]等领域得到广泛应用。其中,NDVI未排除土壤背景干扰的影响,对大气干扰校正有限,在高植被覆盖区易出现饱和现象等缺陷^[7]。Liu等^[8]引入背景调节参数和大气修正参数构建加强型EVI,在合成算法方面比NDVI有较大改进,减小了土壤背景和大气干扰对植被指数的影响,避免了高植被覆盖区饱和问题,能够更真实地反映热带植被空间差异性,更适合用于高植被覆盖区生长状况的监测研究^[9]。王正兴等^[10]比较了NDVI、EVI在不同生物气候带的表现,发现植

被指数具有明显的地带性特征,由北向南NDVI、EVI的相关性逐渐下降。在干旱沙漠区,NDVI、EVI趋近,全年基本保持稳定;在半干旱和半湿润草原区,NDVI、EVI存在显著线性相关关系。但是,在福建、台湾、海南等亚热带和热带地区,NDVI、EVI表征程度的相关性由于NDVI饱和而减低。在粤港澳大湾区分别基于NDVI、EVI的植被覆盖空间特征研究表明,2种植被指数同样存在差异^[3,11-12]。

研究植被覆盖空间分布的驱动因子及影响力有助于理解区域植被空间特征的形成和制定区域生态保护策略。气候变化和人类活动通常被认为是主要的2类植被覆盖驱动因子,在分析并量化驱动因子的影响力方面,国内外已开展一定量的研究。川西高原^[13]、华北平原^[14]、内蒙古地区^[15]NDVI时空变化与气温、降水等气候因子的响应已有研究;已证实岷江^[16]、长江流域^[17]NDVI与高程、坡度、坡向等自然因子的相关关系;黄河流域NDVI、EVI与气温、降水

收稿日期:2022-11-29

基金项目:国家自然科学基金项目(51978276)

冯娴慧, E-mail: xhfeng@scut.edu.cn

等自然因子的相关关系已有研究^[18]。人为因子方面,黄土高原^[19]、青海省^[20]人均GDP、土地利用、交通、人口等因子与NDVI时空变化存在线性关系。驱动因子之间具有交互作用,在基于宜宾市^[21]、甘肃省^[22]、内蒙古^[4]等地区的NDVI研究中均有双因子交互影响增强的研究结果,但出现双因子交互影响增强作用的驱动因子类型和影响程度存在差异。植被指数是开展植被覆盖驱动因子及影响力研究的基础要素。因此,若在不同的NDVI、EVI表征下,植被覆盖空间分布特征、主要驱动因子与影响力量化分析结果是否会因不同植被指数的表征差异而产生较大差异的问题,是地带性区域植被保护与发展应用基础研究的必要问题。

在植被覆盖驱动因子的研究方法上,常用相关性分析等数理统计方法^[13-15]。近年来,地理探测器等地理研究方法逐渐被应用^[4,9,23]。地理探测器模型是一种探测空间分异性并揭示其背后驱动因子的统计学模型^[24],能够定量分析各驱动因子对因变量的影响力,影响力也可称为驱动力或解释力^[4,22],以 q 值来度量。由于使用统一的量化手段,各驱动因子的影响力可以被相互比较。地理探测器具有无线性假设、对多自变量共线性免疫等优势,被广泛应用于研究地理或人文要素空间变异现象的驱动因子影响力方面。当前,采用地理探测器模型的研究多使用单一植被指数,探讨基于NDVI、EVI分析自然和人为因子等综合驱动因子影响力的研究目前比较少见。

据《粤港澳大湾区发展规划纲要》(Outline Development Plan for the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area),截至2021年末,粤港澳大湾区总人口约7 860万人,是我国开放程度最高、经济活力最强的区域之一,在国家发展大局中具有重要战略地位,经济总量超过10万亿人民币。在推进生态文明建设方面,大湾区实施重要生态系统保护和修复重大工程,具体包括加强珠三角周边山地和丘陵及森林植被系统保护、建设北部连绵山体森林生态屏障、保护沿海红树林、建设沿海植被生态带等,以期构建大湾区生态植被空间,保护生态环境系统,提升生态系统质量和稳定性。

本研究选取粤港澳大湾区作为研究区域,基于2005—2020年NDVI、EVI均值,采用地理探测器模型,分析包括9个自然因子和8个人为因子在内总计17个自然与人为驱动因子在NDVI、EVI表征下的影

响力,进行不同植被指数表征下驱动因子对植被分布影响力的研究。从不同植被指数,即不同应用基础要素的角度出发,进一步分析粤港澳大湾区植被覆盖空间分布的影响机制,旨在为加强粤港澳大湾区周边山地、丘陵及森林生态系统保护,提升生态系统质量和稳定性提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

粤港澳大湾区位于广东省中部(21°26' N~24°28' N, 111°14' E~115°24' E),总面积5.6万km²,包括原珠三角9市(广州、深圳、珠海、佛山、惠州、东莞、中山、江门、肇庆)和香港、澳门2个特别行政区,属亚热带和热带气候,年均气温21~23℃,年均降水量1 300~2 400 mm;其东、西、北部三面山地丘陵围绕,中部为平原,南部濒临南海。

1.2 数据来源与预处理

本研究采用的NDVI、EVI数据来自美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)发布的MOD13Q1产品,选取2005—2020年的15 a数据,该数据空间分辨率为250 m,时间分辨率为16 d,每年有23幅影像。采用MRT(MODIS reprojection tools)工具进行投影转换,投影坐标系选择Albers Equal Area,使用研究区矢量边界进行掩膜裁剪。运用最大值合成法(MVC),将每年的全部影像进行合成,得到大湾区逐年的年最大NDVI、EVI值,经计算得到NDVI、EVI的15 a均值分布图。

影响植被的因素较为复杂,通常植被空间分布受2类因子的影响:自然因子和人为因子。自然因子又可分为气候类自然因子和非气候类自然因子,气候类自然因子中,选取多年平均气温(X1)、多年平均降水量(X2)、多年平均风速(X3)、多年平均相对湿度(X4)、多年平均日照时数(X5)共5个因子。非气候类自然因子中,选取高程(X6)、坡度(X7)、坡向(X8)、土壤类型(X9)共4个因子。人为因子中,考虑到人类对于植被的影响主要与当地的人口、经济、土地利用和造林活动有关,故选取多年平均人口分布(X10)、多年平均国内生产总值(X11)、多年平均第一、二、三产业国内生产总值(X12、X13、X14)、多年平均人均国内生产总值(X15)、土地利用类型(X16)、累计造林面积(X17)共8个因子作为研究对象。

气温、降水量、风速、相对湿度、日照时数等气候类自然因子数据来源于中国科学院资源环境科学数据中心所提供的96个国家级地面气象观测站日值数据,时间跨度为2005—2020年。采用线性内插法对各站点数据进行填补缺失值处理,并合成为站点年值数据。使用薄板样条法和克里金法(Kriging)对气象数据进行插值。气温、降水受高程影响较大,采用薄板样条法,以高程为协变量对气温、降水进行插值;而对其他气象数据,则使用克里金法进行插值,输出插值结果分辨率皆为250 m。高程数据来源于中国科学院计算机网络信息中心地理空间数据云平台所提供的GDEM V3数据,分辨率为30 m,按自然间断点法分为5类。坡度、坡向数据都是在ArcGIS软件中基于GDEM V3高程数据计算得出,分辨率为30 m,坡度按自然间断点法分为5类,坡向等分为9类。土壤类型数据来源于中国科学院资源环境科学数据中心提供的《1:100万中华人民共和国土壤图》数字化栅格图,分辨率为1 km,按照土壤发生分类系统的土类重分类为18类。

人口分布数据来源于WorldPop平台(<https://www.worldpop.org/>)所发布的2005—2020年的人口空间化栅格数据,分辨率为100 m,每个像元的数值代表该像元的分布人数。土地利用类型数据来源于中国科学院空天信息创新研究所提供的全球30 m地表覆盖精细分类产品(GLC_FCS30),该数据更新周期为5 a,选取2005、2010、2015、2020年的数据。GDP数据来源于中国科学院资源环境科学数据中心的GDP空间分布公里网格数据集,该数据集反

映了GDP数据在全国范围内的详细空间分布状况,栅格数据类型的每个栅格代表该网格范围(1 km²)内的GDP总产值,选用取2005、2010、2015、2019年的数据。造林数据来源于2005—2020年的《中国林业统计年鉴》中的分县造林完成情况和香港环境保护署及澳门政府统计暨普查局所提供的环境统计数据。将历年造林的面积单位统一为hm²,并分别统计至2005、2010、2015和2020年的累计造林面积。

将以上数据在ArcGIS中对各年数据实现空间栅格化,经投影变换、研究区边界掩膜、重采样等处理后分别与NDVI、EVI数据投影、分辨率一致。

1.3 地理探测器模型

本研究主要使用地理探测器中的因子探测和交互作用探测2种功能。因子探测主要用于量化自变量 X (驱动因子)对因变量 Y (植被指数)空间分异的影响力大小,其原理如下:

$$q=1-\left(\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2\right)/N\sigma^2 \quad (1)$$

式(1)中: q 值域为 $[0, 1]$,表示某因子 X 解释了 $100 \times q\%$ 的 Y , q 值越大表示自变量 X 对 Y 的影响力越强,反之则越弱。 $h=1, \dots, L$ 为自变量 X 的分类或分区; N_h 和 N 分别为类 h 和全区的单元数; σ_h^2 和 σ^2 分别是类 h 和全区的 Y 值的方差。

交互作用探测主要用于识别不同 X 因子间的交互作用,即评估因子 X_1 和 X_2 共同作用时是否会增加或减弱对因变量 Y 的影响力,2个因子间的关系如表1所示。

表1 双因子交互作用的类型

Table 1 Types of interaction between two factors

判据 Basis of judgement	交互作用 Interaction
$q(X_1 \cap X_2) < \min(q(X_1), q(X_2))$	非线性减弱 Nonlinear weakening
$\min(q(X_1), q(X_2)) < q(X_1 \cap X_2) < \max(q(X_1), q(X_2))$	单因子非线性减弱 Single nonlinear enhancement
$q(X_1 \cap X_2) > \max(q(X_1), q(X_2))$	双因子增强 Double enhancement
$q(X_1 \cap X_2) = q(X_1) + q(X_2)$	独立 Independence
$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强 Nonlinear enhancement

注: $q(X_1)$ 和 $q(X_2)$ 分别为因变量 X_1 和 X_2 的 q 值; $q(X_1 \cap X_2)$ 指 $q(X_1)$ 和 $q(X_2)$ 两者交互; $\min(q(X_1), q(X_2))$ 指在 $q(X_1)$ 和 $q(X_2)$ 中取最小值; $\max(q(X_1), q(X_2))$ 指在 $q(X_1)$ 和 $q(X_2)$ 中取最大值; $q(X_1) + q(X_2)$ 指 $q(X_1)$ 和 $q(X_2)$ 两者之和。Note: $q(X_1)$ and $q(X_2)$ refer to the q -values of dependent variables X_1 and X_2 ; $q(X_1 \cap X_2)$ refers to the interaction of $q(X_1)$ and $q(X_2)$; $\min(q(X_1), q(X_2))$ refers to the minimum value in $q(X_1)$ and $q(X_2)$; $\max(q(X_1), q(X_2))$ refers to the maximum value in $q(X_1)$ and $q(X_2)$; $q(X_1) + q(X_2)$ refers to the sum of both $q(X_1)$ and $q(X_2)$.

1.4 驱动因子探测方法

分别以2005—2020年粤港澳大湾区NDVI、EVI的多年均值作为因变量 Y_1 、 Y_2 ,以同时期的平均气

温、平均降水量、平均风速等17个指标作为自变量因子 X_1 、 X_2 、……、 X_{17} ,分析各因子对研究区NDVI、EVI多年均值空间分布的影响。在ArcGIS 10.2中

对研究区进行规则网格划分,设置网格大小为 2 km×2 km,以每个网格的中心点作为采样点,共计生成采样点 13 852 个(图 1),图 1 和图 2 底图来源于国家地理信息公共服务平台“天地图”的标准地图服务系统(<http://bzdt.ch.mnr.gov.cn/>),审图号为 GS(2019)4343 号。通过采样点分别将 NDVI、EVI 与驱动因子数据进行关联,并使用地理探测器模型中的因子探测模块进行运算。

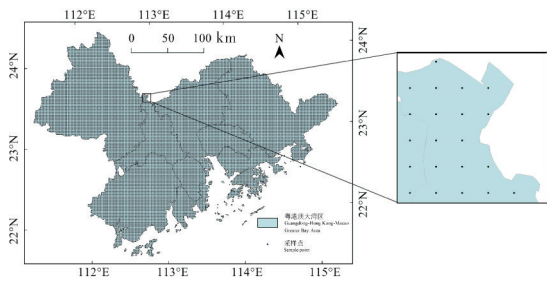


图 1 采样点分布图

Fig.1 Distribution map of sample points

2 结果与分析

2.1 粤港澳大湾区 NDVI、EVI 植被指数空间分布特征

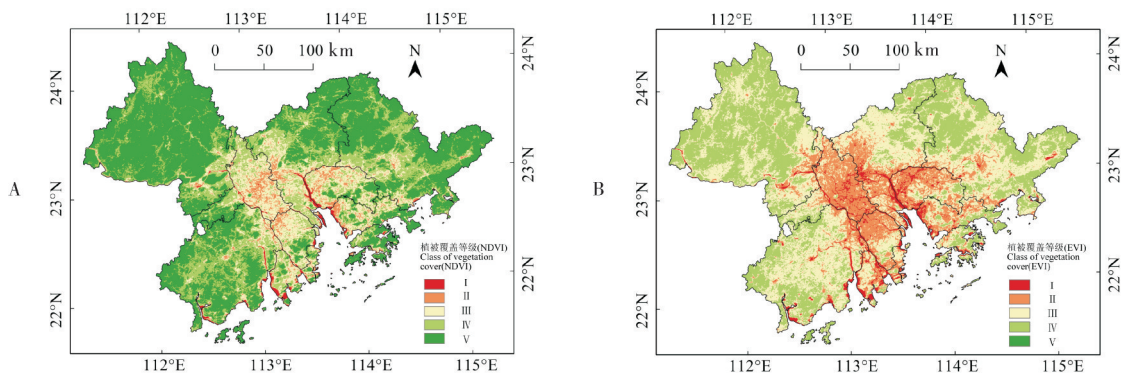
将 NDVI、EVI 多年均值按等间距法划分为 5 个等级: I (低植被覆盖区)、II (中低植被覆盖区)、III (中等植被覆盖区)、IV (中高植被覆盖区)、V (高植被覆盖区)。NDVI、EVI 各植被覆盖度等级的面积及占比如表 2 所示,由表 2 可知,粤港澳大湾区不同植被指数在表征植被覆盖状况上,NDVI、EVI 在同一植被覆盖等级的分布面积计算上存在差异。基于 NDVI 的低植被覆盖区 ($NDVI < 0.2$) 面积占比

1.11%;中低植被覆盖区 ($0.2 \leq NDVI < 0.4$) 占比 4.37%;中等 ($0.4 \leq NDVI < 0.6$)、中高 ($0.6 \leq NDVI < 0.8$)、高 ($NDVI \geq 0.8$) 植被覆盖区分别占比 14.04%、25.94% 和 54.54%, NDVI 均值为 0.747。基于 EVI 的低植被覆盖区 ($EVI < 0.2$) 面积占比 3.92%;中低植被覆盖区 ($0.2 \leq EVI < 0.4$) 占比 17.97%;中等 ($0.4 \leq EVI < 0.6$)、中高 ($0.6 \leq EVI < 0.8$)、高 ($EVI \geq 0.8$) 植被覆盖区分别占比 37.43%、40.66%、0.02%, EVI 均值为 0.52,比 NDVI 低 0.227。

表 2 NDVI 与 EVI 均值等级分布统计
Table 2 Statistics of NDVI and EVI mean value class distribution

植被覆盖等级 Class of vegetation cover	NDVI		EVI	
	面积/km ² Scale	面积占比/% Area proportion	面积/km ² Scale	面积占比/% Area proportion
I	613.50	1.11	2 174.18	3.92
II	2 425.50	4.37	9 966.85	17.97
III	7 784.38	14.04	20 760.11	37.43
IV	14 388.88	25.94	22 551.59	40.66
V	30 251.56	54.54	11.09	0.02

从空间分布来看, NDVI、EVI 具有明显趋同的空间分异性和集聚性(图 2),呈现出外高中低的分布特点。高植被覆盖区域、中高植被覆盖区域主要分布在肇庆、江门、广州北部、惠州、香港等多山丘陵地带,与这些地区丰富的自然本底条件或较完善的绿地系统建设情况相吻合;低植被覆盖区域主要分布在东莞、深圳西部、广州南部、佛山和中山北部等平原地带,这些地区是城市建设密集区,表明城市化进程影响植被覆盖区域与覆盖程度。



I : 低植被覆盖区 Low vegetation coverage; II : 中低植被覆盖区 Medium-to-low vegetation coverage; III : 中等植被覆盖区 Medium vegetation coverage; IV : 中高植被覆盖区 Medium-to-high vegetation coverage; V : 高植被覆盖区 High vegetation coverage.

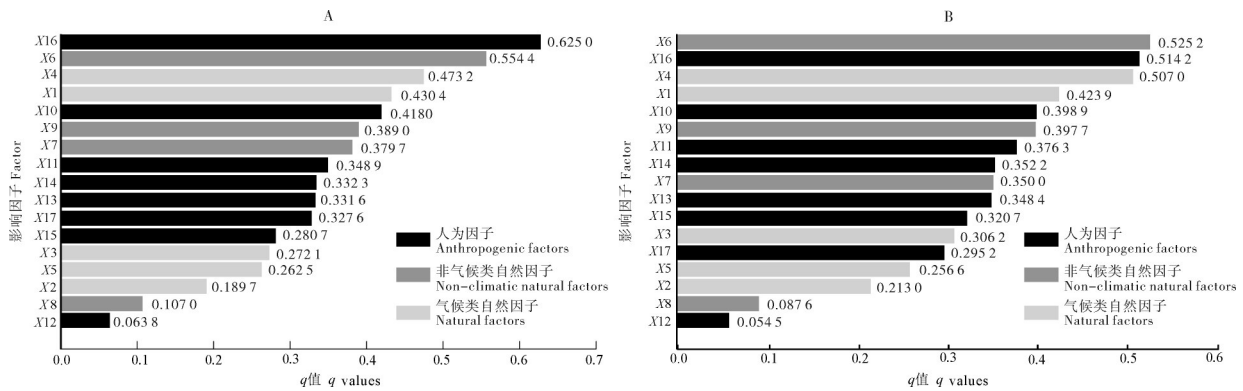
图 2 粤港澳大湾区 NDVI(A)与 EVI(B)的 15 a 均值空间分布

Fig.2 Spatial distribution of 15-year mean values of NDVI (A) and EVI (B) in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

2.2 单驱动因子探测结果

使用地理探测器模型中的因子探测模块分别对NDVI、EVI植被覆盖驱动因子影响力进行探测,影响力排序结果如图3所示。总体来看,无论NDVI或EVI,通过探测器计算的驱动因子影响力排序及量化结果基本一致。基于NDVI,土地利用类型(X16)与高程(X6)2个驱动因子对植被覆盖空间分布的影响力在50%以上,其中土地利用类型(X16)因子的影响力超过60%;影响力40%~50%的有相对湿度(X4)、气温(X1)、人口分布(X10)共3个因子。基于EVI,影响力50%以上有3个因子,分别为高程(X6)、土地利用类型(X16)与相对湿度(X4)。总体来看,基于EVI计算的影响力前5的驱动因子与基于

NDVI的计算结果相同,仅影响力程度有细微差别。如基于EVI计算的人口分布(X10)影响力39.8%,稍低于基于NDVI计算的41.8%。影响力位居前5的因子中,土地利用类型、高程是研究区NDVI和EVI表征下植被覆盖最主要的驱动因子,对分布的影响力均超过50%,其中土地利用类型对NDVI空间分布的影响力最大,达62.5%;对于EVI,土地利用类型的影响力为52.52%。年均相对湿度、年均气温、年均人口分布是次要驱动因子,影响力基本超过40%。在17个驱动因子中,坡向、第一产业GDP对NDVI、EVI表征的植被覆盖的影响力均低于15%,表明坡向和第一产业GDP对植被影响相对较小。



所有 q 值均通过显著性检验,且 $P < 0.01$ 。All q -values passed the significance test and all $P < 0.01$. X1: 多年平均气温 Average annual air temperature; X2: 多年平均降水量 Average annual precipitation; X3: 多年平均风速 Average annual wind speed; X4: 多年平均相对湿度 Average annual relative humidity; X5: 多年平均日照时数 Average annual sunshine hours; X6: 高程 Elevation; X7: 坡度 Slope; X8: 坡向 Aspect; X9: 土壤类型 Agrotype; X10: 多年平均人口分布 Average annual population density; X11: 多年平均GDP Average annual GDP; X12: 多年平均第一产业GDP Average annual GDP of primary industry; X13: 多年平均第二产业GDP Average annual GDP of secondary industry; X14: 多年平均第三产业GDP Average annual GDP of tertiary industry; X15: 多年平均人均GDP Average annual GDP per capita; X16: 土地利用类型 Land use types; X17: 累计造林面积 Cumulative afforestation area. 下同 The same as below.

图3 单驱动因子对NDVI (A)和EVI (B)影响力探测结果

Fig.3 Single driving factor detection results of influence on NDVI(A) and EVI(B)

对基于NDVI、EVI的驱动因子探测结果进行差值分析,土地利用类型(X16)NDVI的 q 值与EVI的 q 值间差值最大。推测归因于NDVI、EVI对土壤背景干扰敏感度的识别差异,因为EVI减小了土壤背景对结果的影响,故 q 值稍低。分别对NDVI、EVI的单驱动因子影响力分析结果进行多项式拟合(图4),结果表明,2种植被指数的单驱动因子探测拟合曲线结果基本拟合。

2.3 双驱动因子的交互作用

使用地理探测器模型中的因子交互探测模块进行NDVI、EVI空间分布驱动因子间交互作用的分

析。交互作用探测结果如图5所示。结果表明,大部分因子间的交互作用表现为双因子增强。其中,年均人口分布 \cap 土地利用类型(X10 \cap X16)对研究区基于NDVI的植被空间分布影响力最强(q 值0.7337);年均人口分布 \cap 高程(X10 \cap X6)对研究区基于EVI的植被空间分布影响力最强(q 值为0.6876)。基于2种植被指数,高程(X6)、年均人口分布(X10)、土地利用类型(X16)与其他因子的交互作用影响力均较高且表现为双因子增强,进一步验证了高程、土地利用类型在粤港澳大湾区植被覆盖空间分布驱动因子中占据主导地位。

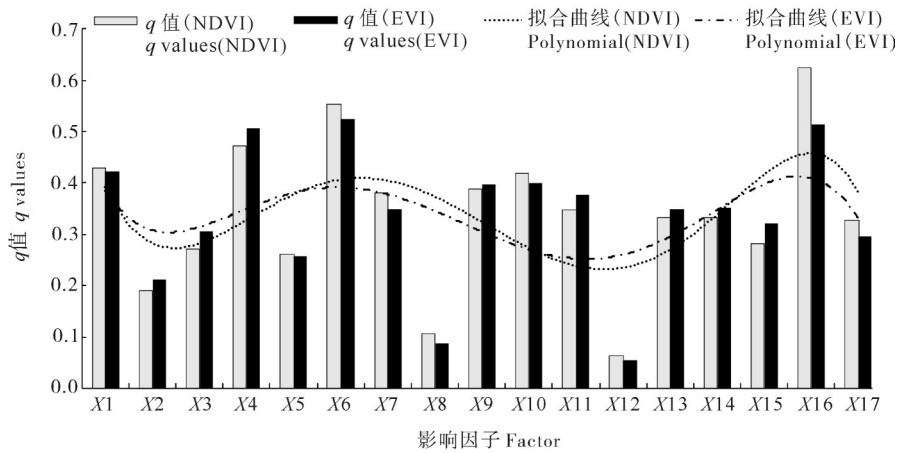


图4 单驱动因子对NDVI和EVI影响力的区别

Fig.4 Comparison of NDVI and EVI influence by single driving factor

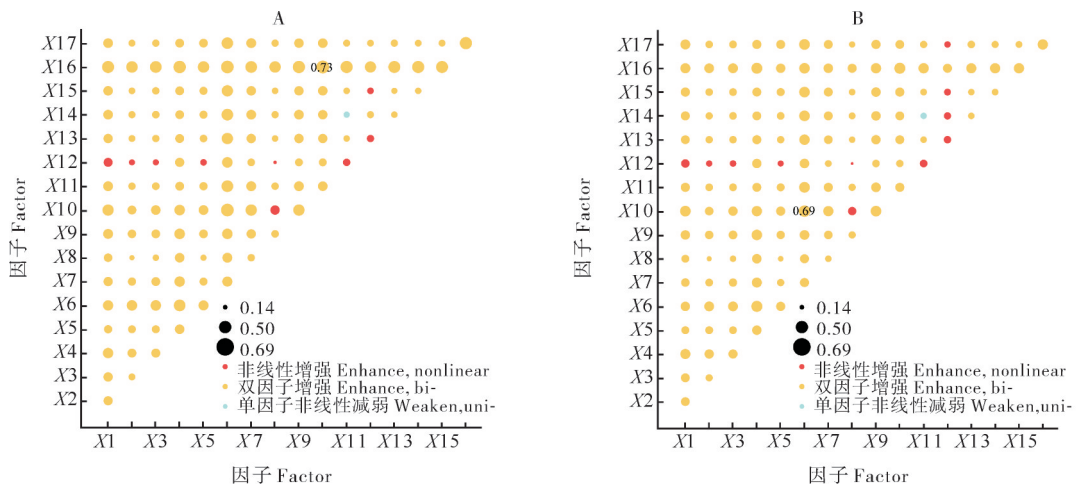


图5 NDVI(A)和EVI(B)双因子交互作用探测结果

Fig.5 The double-factor interaction detection results of NDVI (A) and EVI (B)

无论采用NDVI或EVI任一种指数,非线性增强作用均为第一产业GDP(X12)与其他因子的相互关系;坡向与年均人口分布(X8∩X10)也均呈现出非线性增强作用。单因子非线性减弱均出现在GDP与第三产业GDP(X11∩X14)的交互作用中。

3 讨论

本研究基于2005—2020年的MODIS-NDVI、MODIS-EVI数据,计算粤港澳大湾区NDVI、EVI的15 a均值空间分布,分析2种植被指数表征下粤港澳大湾区的植被覆盖空间分布特征,采用地理探测器模型定量分析17个驱动因子对粤港澳大湾区NDVI、EVI空间分布的影响力。研究发现:在表征大湾区植被覆盖特征方面,NDVI、EVI具有差异,总体而言EVI低于NDVI。在空间分布上,大湾区NDVI和EVI的多年均值分布具有明显趋同的空间分异性和

集聚性。使用地理探测器模型中的因子探测模块分别对NDVI、EVI的驱动因子进行探测,基于2种植被指数的驱动因子影响力排序以及量化结果趋于一致。土地利用类型、高程是研究区NDVI、EVI表征下植被覆盖空间分异的最主要驱动因子,对NDVI和EVI分布的影响力均超过50%。气候类自然因子中,年均相对湿度、年均气温对NDVI、EVI的空间分布均表现出显著影响力。非气候类自然因子中,高程对NDVI、EVI的空间分布表现出较显著的影响力。人为因子中,土地利用类型和人口分布对NDVI、EVI的空间分布表现出较显著的影响力。双因子交互大部分为增强作用。其中,土地利用类型与年均人口分布的共同作用对研究区NDVI的空间分布影响力最强,高程与年均人口分布的共同作用对研究区EVI的空间分布影响力最强,且高程、土地利用类型、年均人口分布与其他因子的交互作用对

NDVI、EVI空间分布的影响力均占据主导地位。

根据研究结果,从NDVI、EVI多年均值来看,无论在何种植被指数表征下,粤港澳大湾区的整体植被覆盖状况良好,但是植被等级的识别存在一定的差异。粤港澳大湾区雨量充沛、光热充足,自然植被生长旺盛、四季常绿,在相同的空间分辨率下,NDVI中高植被覆盖区域的占比高于EVI,中等和高植被覆盖区域EVI的占比较高。因此,在南亚热带-热带植被的表征上,相较于NDVI,基于EVI识别的整体植被覆盖等级偏低。前人的研究对这一结果有一定的佐证,由于2种植被指数识别不同土地利用类型背景干扰的敏感度差异、NDVI在高植被区易出现饱和现象有关^[8-9]。同时,有研究表明,NDVI、EVI具有明显的地带性特征,尤其在南亚热带-热带区域植被识别上,饱和现象导致NDVI偏高,对高植被覆盖的识别易出现模糊性。从驱动因子的影响力分析来看,NDVI指数对土地利用类型更为敏感,EVI指数对高程更为敏感,高程是土地是否可以开发利用的重要基础条件,由此推测,EVI指数或许能更清晰地反映大湾区植被分布状况。

研究结果表明,无论采用何种指数,其影响力分析结果趋同。虽然NDVI、EVI 2个植被指数在表征植被覆盖特征方面存在差异,但基于地理探测器的各驱动因子影响力量化结果差异较小,2种植被指数的单驱动因子影响力排序结果相似。人为因子中的土地利用类型、自然因子中的高程分别是最主要的驱动因子。人类活动主要通过改变土地利用类型来影响植被,高程对土地开发利用有关键性影响,由此可推断,人类的土地开发活动是影响粤港澳大湾区近15 a植被覆盖空间分布的主要因素,人为因子的影响力较为显著。赵桔超等^[12]的研究证实,与气候因子相比,粤港澳大湾区夜间灯光与NDVI的相关性最为显著。据《粤港澳大湾区发展规划纲要》,粤港澳大湾区具备建成国际一流湾区和世界级城市群的基础条件。因此,预测未来湾区植被覆盖变化的主要驱动因素仍将是人类活动。

在自然因子方面,前人研究表明,降水是影响黄河上游、内蒙古等干旱和半干旱地区植被空间分布的主要因素^[4,23],但是粤港澳大湾区地处南亚热带-热带区域,NDVI、EVI与年均降水量之间的相关性很弱^[11,25]。本研究通过地理探测器分析表明,气温对高温多雨的南亚热带-热带地区植被分布影响力较高,而降水影响力较低。由此推断,某一气候因子影响力的程度,主要取决于研究区域所处的生物气

候带。同时,前人研究也已佐证,气温是影响粤港澳大湾区植被覆盖的主要因子^[11-12,25]。本研究是基于多年均值进行研究,而对各驱动因子在时间序列上的动态变化影响力方面,还有待于进一步研究。

参考文献 References

- [1] 王志慧,李世明,刘良云,等.基于MODIS NDVI时间序列的土地覆盖分层分类方法研究[J].遥感技术与应用,2013,28(5):910-919.WANG Z H,LI S M,LIU L Y, et al.Hierarchical land cover classification based on MODIS NDVI time-series[J].Remote sensing technology and application,2013,28(5):910-919 (in Chinese with English abstract).
- [2] 涂婧林,侯东瑞,陈弋冉,等.国土空间生态修复关键区域系统识别与修复:以武汉市蔡甸区为例[J].华中农业大学学报,2022,41(3):47-55.TU J L,HOU D R,CHEN Y R, et al. Systematic identification and restoration of key areas for ecological restoration of territorial space: a case study of Caidian District, Wuhan City [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2022, 41(3): 47-55 (in Chinese with English abstract).
- [3] 冯娴慧,曾芝琳,张德顺.基于MODIS NDVI数据的粤港澳大湾区植被覆盖时空演变[J].中国城市林业,2022,20(1):1-6,28.FENG X H,ZENG Z L,ZHANG D S.Temporal-spatial evolution of vegetation coverage in Guangdong-Hong-Kong-Macao Greater Bay Area based on MODIS NDVI data [J]. Journal of Chinese urban forestry, 2022, 20(1): 1-6, 28 (in Chinese with English abstract).
- [4] 张思源,聂莹,张海燕,等.基于地理探测器的内蒙古植被NDVI时空变化与驱动力分析[J].草地学报,2020,28(5):1460-1472.ZHANG S Y,NIE Y,ZHANG H Y, et al.Spatio-temporal variation of vegetation NDVI and its driving forces in inner Mongolia based on geodetector[J].Acta agrestia sinica, 2020,28(5):1460-1472 (in Chinese with English abstract).
- [5] ZHAO L C,LI Q Z,ZHANG Y, et al.Normalized NDVI valley area index (NNVAI): based framework for quantitative and timely monitoring of winter wheat frost damage on the Huang-Huai-Hai Plain, China [J/OL]. Agriculture, ecosystems & environment, 2020, 292: 106793 [2022-11-29]. <https://doi.org/10.1016/106793>.
- [6] 何建村,白云岗,张严俊.基于MODIS数据新疆土壤干旱特征分析[J].干旱区地理,2015,38(4):735-742.HE J C,BAI Y G,ZHANG Y J. Soil drought characteristics in Xinjiang with remote sensing data [J]. Arid land geography, 2015, 38(4):735-742 (in Chinese with English abstract).
- [7] 王正兴,刘闯,ALFREDO H.植被指数研究进展:从AVHRR-NDVI到MODIS-EVI[J].生态学报,2003,23(5):979-987.WANG Z X,LIU C,ALFREDO H.From AVHRR-NDVI to MODIS-EVI: advances in vegetation index research [J]. Acta ecologica sinica, 2003, 23(5): 979-987 (in Chinese with English abstract).
- [8] LIU H Q,HUETE A. A feedback based modification of the

- NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise [J]. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 1995, 33(2): 457-465.
- [9] 李红军, 郑力, 雷玉平, 等. 基于EOS/MODIS数据的NDVI与EVI比较研究[J]. *地理科学进展*, 2007, 26(1): 26-32. LI H J, ZHENG L, LEI Y P, et al. Comparison of NDVI and EVI based on EOS/MODIS data[J]. *Progress in geography*, 2007, 26(1): 26-32 (in Chinese with English abstract).
- [10] 王正兴, 刘闯, 陈文波, 等. MODIS增强型植被指数EVI与NDVI初步比较[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2006, 31(5): 407-410, 427. WANG Z X, LIU C, CHEN W B, et al. Preliminary comparison of MODIS-NDVI and MODIS-EVI in eastern Asia[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(5): 407-410, 427 (in Chinese with English abstract).
- [11] 冯娴慧, 曾芝琳. 粤港澳大湾区植被覆盖特征与变化趋势的自然驱动力研究[J]. *生态环境学报*, 2022, 31(9): 1713-1724. FENG X H, ZENG Z L. Natural driving forces of vegetation cover characteristics and change trends in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. *Ecology and environmental sciences*, 2022, 31(9): 1713-1724 (in Chinese with English abstract).
- [12] 赵桔超, 张韶华, 尹晓雪, 等. 粤港澳大湾区植被覆盖变化及其影响因素分析[J]. *测绘科学*, 2022, 47(3): 75-84. ZHAO J C, ZHANG S H, YIN X X, et al. Changes in vegetation coverage and its influencing factors across the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. *Science of surveying and mapping*, 2022, 47(3): 75-84 (in Chinese with English abstract).
- [13] 郑勇, 杨武年, 刘冲, 等. 川西高原近20a植被覆盖变化遥感动态监测及驱动力分析[J]. *遥感技术与应用*, 2020, 35(6): 1447-1456. ZHENG Y, YANG W N, LIU C, et al. Dynamic monitoring and driving force analysis of vegetation cover change in western Sichuan Plateau in recent 20 years[J]. *Remote sensing technology and application*, 2020, 35(6): 1447-1456 (in Chinese with English abstract).
- [14] 阿多, 赵文吉, 宫兆宁, 等. 1981—2013华北平原气候时空变化及其对植被覆盖度的影响[J]. *生态学报*, 2017, 37(2): 576-592. A D, ZHAO W J, GONG Z N, et al. Temporal analysis of climate change and its relationship with vegetation cover on the North China plain from 1981 to 2013[J]. *Acta ecologica sinica*, 2017, 37(2): 576-592 (in Chinese with English abstract).
- [15] 穆少杰, 李建龙, 陈奕兆, 等. 2001—2010年内蒙古植被覆盖度时空变化特征[J]. *地理学报*, 2012, 67(9): 1255-1268. MU S J, LI J L, CHEN Y Z, et al. Spatial differences of variations of vegetation coverage in inner Mongolia during 2001—2010 [J]. *Acta geographica sinica*, 2012, 67(9): 1255-1268 (in Chinese with English abstract).
- [16] 向珈瑶, 彭文甫, 陶帅. 2000—2020年岷江上游植被NDVI时空变化及其地形响应[J]. *长江流域资源与环境*, 2022, 31(7): 1534-1547. XIANG J Y, PENG W F, TAO S. Spatio-temporal changes of vegetation NDVI and its topographic response in the upper reaches of the Minjiang River from 2000 to 2020 [J]. *Resources and environment in the Yangtze Basin*, 2022, 31(7): 1534-1547 (in Chinese with English abstract).
- [17] 邓元杰, 姚顺波, 侯孟阳, 等. 长江流域中上游植被NDVI时空变化及其地形分异效应[J]. *长江流域资源与环境*, 2020, 29(1): 66-78. DENG Y J, YAO S B, HOU M Y, et al. Temporal and spatial variation of vegetation NDVI and its topographic differentiation effect in the middle and upper reaches of the Yangtze River Basin [J]. *Resources and environment in the Yangtze Basin*, 2020, 29(1): 66-78 (in Chinese with English abstract).
- [18] 解晗, 同小娟, 李俊, 等. 2000—2018年黄河流域生长季植被指数变化及其对气候因子的响应[J]. *生态学报*, 2022, 42(11): 4536-4549. XIE H, TONG X J, LI J, et al. Changes of NDVI and EVI and their responses to climatic variables in the Yellow River Basin during the growing season of 2000—2018 [J]. *Acta ecologica sinica*, 2022, 42(11): 4536-4549 (in Chinese with English abstract).
- [19] 张翀, 白子怡, 李学梅, 等. 2001—2018年黄土高原植被覆盖人为影响时空演变及归因分析[J]. *干旱区地理*, 2021, 44(1): 188-196. ZHANG C, BAI Z Y, LI X M, et al. Spatio-temporal evolution and attribution analysis of human effects of vegetation cover on the Loess Plateau from 2001 to 2018 [J]. *Arid land geography*, 2021, 44(1): 188-196 (in Chinese with English abstract).
- [20] 魏晓旭, 魏伟, 刘春芳. 近40年青海省草地植被时空变化及其与人类活动的关系[J]. *生态学杂志*, 2021, 40(8): 2541-2552. WEI X X, WEI W, LIU C F. Spatiotemporal variation of grassland vegetation and its relationship with human activities in Qinghai Province in recent 40 years [J]. *Chinese journal of ecology*, 2021, 40(8): 2541-2552 (in Chinese with English abstract).
- [21] 陶帅, 邝婷婷, 彭文甫, 等. 2000—2015年长江上游NDVI时空变化及驱动力: 以宜宾市为例[J]. *生态学报*, 2020, 40(14): 5029-5043. TAO S, KUANG T T, PENG W F, et al. Analyzing the spatio-temporal variation and drivers of NDVI in upper reaches of the Yangtze River from 2000 to 2015: a case study of Yibin City [J]. *Acta ecologica sinica*, 2020, 40(14): 5029-5043 (in Chinese with English abstract).
- [22] 吕泳洁, 丁文广, 邓喆, 等. 基于地理探测器的甘肃省植被覆盖时空变化及驱动力分析[J]. *地球环境学报*, 2022, 13(2): 185-195. LÜ Y J, DING W G, DENG Z, et al. Spatiotemporal variation of vegetation cover and its driving forces in Gansu Province based on geodetector [J]. *Journal of earth environment*, 2022, 13(2): 185-195 (in Chinese with English abstract).
- [23] 裴志林, 杨勤科, 王春梅, 等. 黄河上游植被覆盖度空间分布特征及其影响因素[J]. *干旱区研究*, 2019, 36(3): 546-555. PEI Z L, YANG Q K, WANG C M, et al. Spatial distribution of vegetation coverage and its affecting factors in the upper reaches of the Yellow River [J]. *Arid zone research*, 2019, 36(3): 546-555 (in Chinese with English abstract).
- [24] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望[J]. *地理学报*, 2017, 72(1): 116-134. WANG J F, XU C D. Geodetector: principle

- principle and prospective [J]. *Acta geographica sinica*, 2017, 72 (1):116-134 (in Chinese with English abstract).
- [25] 何全军. 基于MODIS数据的珠三角地区NDVI时空变化特征及对气象因素的响应[J]. *生态环境学报*, 2019, 28(9): 1722-1730. HE Q J. Spatio-temporal variation of NDVI and its response to meteorological factors in Pearl River Delta based on MODIS data [J]. *Ecology and environmental sciences*, 2019, 28(9):1722-1730(in Chinese with English abstract).

Influence of driving factors under different vegetation indices of NDVI and EVI in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

FENG Xianhui^{1,2}, ZENG Zhilin³, JING Meixi¹, GAO Kechang⁴, XIAO Yiqiang^{1,2}

1. *School of Architecture, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;*
 2. *State Key Laboratory of Subtropical Building and Urban Science, Guangzhou 510641, China;*
 3. *Yangtze University Health Science Center, Jingzhou 434023, China;* 4. *Department of Tourism Management, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China*

Abstract To investigate whether differences in the representations of the two commonly used vegetation indices, NDVI and EVI, affect vegetation-related studies under different index representations. This study is based on the use of two different remote sensing vegetation indices, MODIS-NDVI and MODIS-EVI, from 2005 to 2020 to characterize the spatial features of vegetation in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area. Using 17 natural and anthropogenic factors from the same time period as the driving factor, the effect of the 17 driving factors on the spatial features of the vegetation based on the different indices NDVI and EVI is calculated separately using Geo-detector. The results show that although there are differences in the results of the southern subtropical-tropical vegetation in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area as characterized by different vegetation indices in NDVI and EVI, the quantitative and ranking results of the influence of driving factors under different indices calculated by the Geo-detector module are consistent, and are not affected by the differences in index representation. Among the drivers, land use type and elevation are the dominant drivers. Their effect on the spatial distribution of vegetation is greater than 50% under different metrics. Most of the factors have a two-factor enhancement effect on the spatial features of vegetation under different representation metrics. Synergies in population distribution and land use type have the strongest effect on NDVI-based vegetation cover; however, the synergistic effect of the population distribution and elevation has the strongest effect on the vegetation cover based on the EVI index. This study concludes that while the NDVI and EVI indices differ in representing vegetation cover characteristics, the results of the quantitative analysis of drivers remain consistent.

Keywords normalized difference vegetation index (NDVI); enhanced vegetation index (EVI); geographical detectors; driving factor; Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

(责任编辑:陆文昌)