

doi: 10.6046/zrzyyg.2023173

引用格式: 鲁军景, 孙雷刚, 左璐, 等. 基于京津冀功能分区的植被覆盖度时空演变特征及其影响因子[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(4): 242–253. (Lu J J, Sun L G, Zuo L, et al. A functional zoning-based study of the spatiotemporal evolutionary characteristics and influencing factors of vegetation fractional cover in the Beijing–Tianjin–Hebei region[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(4): 242–253.)

基于京津冀功能分区的植被覆盖度时空演变特征及其影响因子

鲁军景^{1,2}, 孙雷刚^{1,2}, 左璐^{1,2}, 刘剑锋^{1,2}, 马晓倩^{1,2}, 郝庆涛^{1,2}

(1. 河北省科学院地理科学研究所, 石家庄 050011; 2. 河北省地理信息开发应用技术创新中心, 石家庄 050011)

摘要: 基于 1985—2020 年 Landsat 数据估算 8 期京津冀年度植被覆盖度 (vegetation fractional cover, VFC), 采用 Sen 趋势分析和 Mann-Kendall 检验, 全面分析京津冀协同发展 4 大功能分区 (4 区) VFC 时空变化特征, 并运用地理探测器从静态和动态多角度探究气候因素、自然因素和人为因素多重影响因子及其交互作用对区域 VFC 的影响程度和作用机制。结果表明: ① 1985—2020 年, 京津冀植被覆盖情况整体较好, 其中南部功能拓展区 (南部) > 西北部生态涵养区 (西北部) > 中部核心功能区 (中部) > 东部滨海发展区 (东部)。② 1985—2020 年, 京津冀 VFC 总体以 0.097%/10 a 的增速呈波动上升的趋势, 空间演变呈“西高东低”的分布格局, 其中改善区域主要分布在西北部燕山—大马群山—太行山, 退化区域主要分布在中部、东部和南部各市县建成区及周边地区。③ 单因子层面, “4 区” VFC 空间分异的主次控因子具有显著差异, 其中土地利用类型和土壤类型解释能力均较强; 影响因素层面, 中部和南部 VFC 空间分异的主要影响因素为人为因素, 东部为人为因素和自然因素, 西北部为气候因素和自然因素。④ 土地利用类型在各年份对“4 区” VFC 的解释能力均较强, 且总体呈增加的趋势; 土壤类型在东部和西北部 q 值均较大, 但在西北部呈下降的趋势; 次控因子在不同分区的年际解释能力不同。⑤ 影响因子均呈不同程度的增强作用, 不存在相互独立或减弱的现象, 且气象因子是最主要的交互对象。

关键词: 植被覆盖度; 时空变化; 影响因子; 地理探测器; 功能分区

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X (2024) 04-0242-12

0 引言

植被覆盖度 (vegetation fractional cover, VFC) 是反映植被覆盖状况的直接定量指标^[1], 是水文、气候、生态和碳过程评估等模型必要的输入参数^[2-5], 也可用于揭示土地退化、水土流失等生态问题及其综合治理状况^[2,6]。京津冀地区是中国的“首都经济圈”, 筑牢绿色屏障是京津冀地区同走“生态优先, 绿色发展”之路的关键。长期以来, 政府已采取了一系列的生态保护和修复措施, 如三北防护林、太行山绿化、退化草原生态修复等, 使生态环境状况有所改善^[7], 但气候的干热化和人类活动的加剧对植

被生长造成了巨大威胁, 因此, 加强京津冀地区的植被覆盖变化监测具有十分重要的意义。

植被覆盖度的计算方法大体上分为传统的实地测量和遥感估算 2 种方法, 传统的实地测量虽然精度较高, 但费时费力, 不适宜在区域范围推广^[8]。遥感估算方法主要有经验模型法、植被指数法、像元分解法等^[2,5], 其中像元分解法由于其模型简单、可靠, 在研究中应用最广泛, 而像元二分模型是像元分解法中最为普遍和简单的模型之一^[9]。目前, 已有很多研究^[4,10-12] 利用像元二分法对植被覆盖度进行了估算, 但大多仅使用单时相遥感数据, 无法较准确的代表区域全年植被的最佳覆盖状况。也有学者^[1,3-4,13-15] 利用区域年度植被覆盖度进行应用研

收稿日期: 2023-06-15; 修订日期: 2023-09-04

基金项目: 河北省科学院科技计划项目“河北省区域生态质量动态监测评价及提升研究” (编号: 21104)、河北省科学院重点学科项目“资源环境保护与区域可持续发展重点学科建设” (编号: 491-0401-YBN-DDH4)、河北省科学院高层次人才培养与资助项目“基于遥感植被指数时间序列的人工林演变研究” (编号: 2020G03) 及河北省科学院地理科学研究所科技计划项目“区域蓝绿空间信息提取及模拟优化研究” (编号: D21002) 共同资助。

第一作者: 鲁军景, 女 (1989-), 硕士, 助理研究员, 主要从事生态遥感方面的研究。Email: junjing2@sina.com。

通信作者: 孙雷刚, 男 (1984-), 博士, 研究员, 主要从事生态遥感、3S 技术应用方面的研究。Email: sunleigang3s@163.com。

究,但大多数研究的数据源都是 MODIS/SPOT VEG-ETATION 等数据,空间分辨率较低。

国内外学者在不同地区,采用不同的方法对植被覆盖度变化及其驱动因素进行了大量的研究。Park 等^[16]对 1982—2006 年东亚地区植被覆盖进行了研究,指出温度和降水分别是 20 世纪 90 年代中期前和 90 年代中期后影响植被覆盖变化的主要因子;王小妹^[17]基于 2000—2015 年 MODIS NDVI 数据分析气候及地形等环境因子对甘肃省域植被变化的影响,发现 NDVI 对地形因子的敏感性更强。近年来,随着人类干预自然环境力量的不断增强,其对生态环境的影响越来越大,研究者开始关注人为因素对区域植被覆盖变化的影响。蒋美琛^[18]基于 MODIS-EVI 通过残差分析分离气候要素与人类活动对京津冀 EVI 的贡献,定量评估生态保护建设工程成效;王冬梅等^[19]采用主成分分析法定量分析了影响武都区植被盖度变化的自然和人为因素,认为人为因素对武都区植被覆盖的贡献率最大;孟丹等^[20]、陈奇乐等^[21]利用趋势分析和相关性分析研究京津冀地区植被覆盖变化,表明区域植被覆盖主要受非气候因素的驱动。但目前大多数研究主要使用回归分析、趋势分析和残差分析等传统驱动力方法,无法解释因素间的交互作用。地理探测器是由王劲峰^[22]提出的一种定量探测空间分异性,以及揭示其背后驱动力的一组统计学方法,其中交互探测是其独特优势。孙雷刚等^[23-25]采用地理探测器基于多年均值从静态的角度来探析整个区域植被空间分布的影响因素,但仅用多年的均值会淹没影响因素的动态变化特征;而且全域探析会掩盖小尺度驱动 VFC 空间分异的影响因子信息。

鉴于此,本研究基于 1985—2020 年 Landsat 系列数据估算 8 期京津冀年度 VFC,采用 Sen 趋势分析和 Mann-Kendall (MK) 检验等方法,全面分析京津冀协同发展 4 大功能分区(4 区)VFC 时空变化特征,并结合气候因素、自然因素和人为因素,运用地理探测器,从静态和动态多角度探究各影响因子及其交互作用对“4 区”VFC 的影响程度与作用机制,为京津冀地区植被保护、水土保持和生态环境建设提供数据支撑和决策依据。

1 研究区概况

京津冀地区包括北京市、天津市和河北省 11 个地级市以及雄安新区、定州和辛集 2 个省直管市,位于我国华北地区 (36°03′~42°40′N, 113°27′~119°50′E),东临渤海,西倚太行,北接燕山,南面华北平

原;是北方经济规模最大、最具活力的地区;境内地貌复杂,高原、山地、丘陵、盆地、平原等类型齐全,地势自西北向东南呈阶梯状倾斜^[13];气候属于典型大陆性季风气候,四季分明,冬季低温干燥,夏季高温湿润。

十九届五中全会要求“守住自然生态安全边界,促进经济社会发展全面绿色转型”,京津冀各区域具有不同的定位和发展重点,因此,为更好地促进各区域的经济发展绿色转型,亟须摸清不同区域内植被覆盖度时空分布情况。本研究采用《京津冀协同发展规划纲要》中的 4 大功能区(4 区)划分方法对京津冀植被覆盖度时空格局及其影响因子进行深入分析,“4 区”分别为中部核心功能区(中部)、东部滨海发展区(东部)、南部功能拓展区(南部)和西北部生态涵养区(西北部),见图 1。



图 1 京津冀协同发展 4 大功能分区空间格局示意图
Fig.1 The spatial pattern of four major functional areas for the coordinated development of the Beijing-Tianjin-Hebei region

2 数据源

2.1 植被覆盖度估算

Landsat5 和 Landsat8 遥感数据来自美国地质勘探局官网(<https://earthexplorer.usgs.gov/>),其空间分辨率为 30 m,时间分辨率为 16 d。首先筛选覆盖京津冀地区年度内所有高质量 Landsat 影像,再通过 ENVI 软件对该数据进行辐射校正、大气校正等预处理

理,并采用最大值合成法进一步消除云、大气、太阳高度角等因素的干扰^[23],得到区域年度最大 NDVI 值,最后利用像元二分法生成 1985—2020 年每 5 a 间隔的年植被覆盖度产品。

利用高分辨率遥感影像 GF2 数据进行精度验证,决定系数(R^2)为 93.59%,整体满足实验数据分析要求。根据 2008 年水利部颁布的《土壤侵蚀分类分级标准》,以 0.3,0.45,0.6 和 0.75 为分割点将 1985—2020 年京津冀 VFC 均值划分为低、较低、中等、较高和高 5 个等级^[24],得到京津冀 VFC 均值空间分布格局。

2.2 植被覆盖度影响因子

大量研究^[25-26]表明植被覆盖空间分布受气候因素、自然因素和人为因素的综合影响。因此本文从上述 3 个方面选取了相应的因子,见表 1。

表 1 VFC 影响因子
Tab.1 VFC influencing factors

影响因素	影响因子	含义
气候因素	X1	年降水量
	X2	年均温
	X3	日照时数
	X4	相对湿度
自然因素	X5	DEM
	X6	坡度
	X7	坡向
	X8	土壤类型
人为因素	X9	GDP
	X10	人口密度
	X11	土地利用类型

气候数据均来源于国家气象科学数据中心(<http://data.cma.cn/>),剔除个别站点数据缺失或异常数据,最终选取京津冀及周边地区 50 余个气象站点数据,并采用 Kriging 插值法进行插值,生成年均温、年降水量、日照时数和相对湿度栅格数据,并利用自然断点法将其划分为 10 级。

土壤类型、土地利用类型、人口密度(population density,POP)、GDP 密度等数据来源于中国科学院资源环境科学与数据中心(<https://www.resdc.cn/>),其中,土壤数据来源于《1:100 万中华人民共和国土壤图》的数字化成果,土地利用类型主要以 Landsat 遥感影像作为主要信息源,通过人工目视解译构建的多时期土地利用/土地覆盖专题数据。土壤类型、POP 和 GDP 均依据资源环境科学数据中心标准进行划分,土地利用类型根据其一级类进行划分。

数字高程模型(digital elevation model, DEM)来源于地理空间数据云(<https://www.gscloud.cn/sources/>),利用 ArcGIS 软件中的 Slop 和 Aspect 工具生成坡度和坡向栅格数据,然后根据自然断点将

DEM 和坡度划分为 10 级,坡向为默认生成的 10 类。
上述栅格数据空间分辨率和投影信息与 NDVI 保持一致,并采用 3 km 渔网离散方法提取其属性值,用于后续的影响因子分析。

3 研究方法

3.1 Sen 趋势分析和 MK 检验

Theil-Sen Median 方法又称 Sen 斜率估计,是一种较稳健的非参数统计的趋势计算方法,与传统的回归趋势分析相比,Sen 不要求时间序列数据符合正态分布,且对数据噪声不敏感^[27]。其计算公式如下:

$$Sen_{VFC} = Median\left(\frac{VFC_j - VFC_i}{j - i}\right), j > i, (1)$$

式中: VFC_i 和 VFC_j 为时间序列中第 i 年和第 j 年的 VFC 值; $Sen_{VFC} > 0$ 表示 VFC 呈上升趋势; $Sen_{VFC} < 0$ 表示 VFC 呈下降趋势。

Mann-Kendall(MK)检验法是一种非参数统计检验方法,不要求数据必须服从特定的分布,且不受缺失值和异常值的影响,在长时间序列数据的趋势显著检验中得到了十分广泛的应用^[28]。计算公式如下:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n sgn(VFC_j - VFC_i), (2)$$
$$sgn(VFC_j - VFC_i) = \begin{cases} 1 & (VFC_j - VFC_i > 0) \\ 0 & (VFC_j - VFC_i = 0) \\ -1 & (VFC_j - VFC_i < 0) \end{cases}, (3)$$

式中: VFC_i 和 VFC_j 为时间序列中第 i 年和第 j 年的 VFC 值; n 为 VFC 时间序列长度。本研究中,MK 趋势检验法主要通过查找概率表获取在 $\alpha = 0.05$ 和 $\alpha = 0.01$ 显著水平下 S 的值^[29]。

本文采用 Sen 趋势分析和 MK 检验相结合分析 VFC 在像元尺度的变化趋势和显著性,并根据 MK 显著性检验结果将 VFC 的 Sen 变化趋势划分为 7 个等级,划分依据见表 2。

表 2 VFC 变化趋势划分标准
Tab.2 Classification standard of VFC trend

VFC 变化趋势	Sen	MK 阈值
严重退化	<0	$\alpha < 0.01$
中度退化	<0	$0.01 \leq \alpha < 0.05$
轻微退化	<0	$\alpha \geq 0.05$
无明显变化	0	所有值
轻微改善	>0	$\alpha \geq 0.05$
中度改善	>0	$0.01 \leq \alpha < 0.05$
明显改善	>0	$\alpha < 0.01$

3.2 地理探测器

植被生长发育的过程往往不是影响因子单独起作用,而是受多种影响因子协同交互的影响^[30],本研究使用地理探测器模型中的因子探测模块和交互探测模块,对各单因子作用强度及双因子交互作用强度进行探测。由于部分数据缺失,影响因子分析部分主要使用 1995—2020 年 6 期数据。

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^[22]。其中,因子探测主要是通过空间异质性来定量评价各探测因子对 VFC 空间分布的解释度,其解释力大小用 q 值来度量,同时还会对 q 进行显著性检验^[22]。其表达式为:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2}, \quad (4)$$

式中, $h = 1, \dots, L$, 为因变量 VFC 或影响因子的分层,即分区或分类; N_h 和 σ_h^2 分别为 h 层的单元数和方差; N 和 σ^2 分别为整个区域的单元数和方差。 q 的值域为 $[0,1]$,值越大说明影响因子对 VFC 的空间分异解释力越强,反之则越弱^[25]。

交互探测是地理探测器的独特优势,与传统的两因子简单乘积交互方法相比,地理探测器可以判断两因子是否存在交互作用,以及交互作用的程度和类型等^[22],进一步揭示多种因素交互影响机制。探测因子交互作用类型判断依据见表 3。

表 3 自变量对因变量交互作用类型的判断依据
Tab.3 Criterion of interaction type between two independent variables and dependent variables

判断依据	交互作用
$q(A \cap B) < \min(q(A), q(B))$	非线性减弱
$\min(q(A), q(B)) < q(A \cap B) < \max(q(A), q(B))$	单因子非线性减弱
$q(A \cap B) > \max(q(A), q(B))$	双因子加强
$q(A \cap B) = q(A) + q(B)$	独立
$q(A \cap B) > q(A) + q(B)$	非线性加强

4 结果与分析

4.1 植被覆盖度空间分布

图 2 为 1985—2020 年京津冀 VFC 均值空间分布,总体上,京津冀地区的植被覆盖情况较好,高、较高植被覆盖占比超过 70%,但空间差异性明显。高值区(高、较高)的区域主要分布在水热条件较丰富的滦河流域和华北平原的农耕区;低、较低的区域主要分布在海拔高、水热条件差的坝上高原和冀西北山区,盐渍化严重的环渤海滩涂地区,以及人口高度聚集、城镇化快速发展的北京、天津、石家庄等大

城市建成区及周边地区,这与李卓等^[13]和王彦芳等^[31]对京津冀植被覆盖度空间格局的研究一致,也进一步说明利用 Landsat 数据估算京津冀 VFC 的可行性,而且基于高空间分辨率的 Landsat 植被覆盖度数据能更好地反映在植被稀疏的张家口北部和破碎化程度高的建成区周边区域植被的覆盖状况。

对“4 区”VFC 进行统计分析发现(图 3),南部植被覆盖最好,高值区面积占所在分区面积比和 VFC 区域均值均最高,分别为 75.21%和 0.71;其次为西北部,高值区面积占比为 70.35%, VFC 区域均值为 0.70;中部地区 VFC 区域均值为 0.68,虽然其高值区面积占比高于西北部,但其低覆盖区较高,

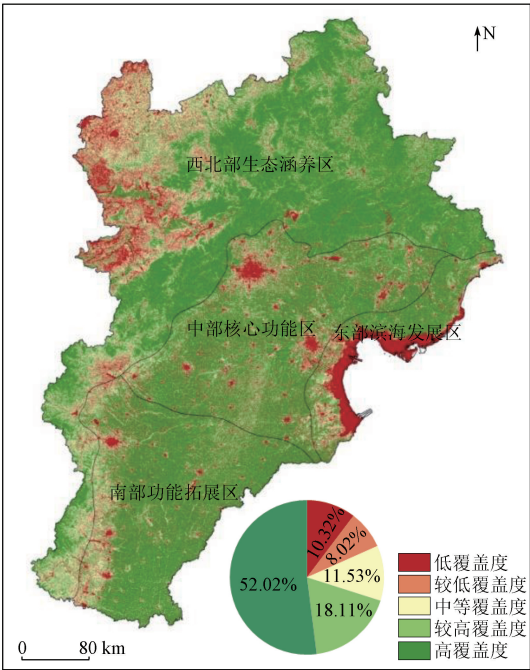


图 2 1985—2020 年京津冀 VFC 均值空间分布图
Fig.2 Spatial distribution of VFC in Beijing-Tianjin-Hebei from 1985 to 2020

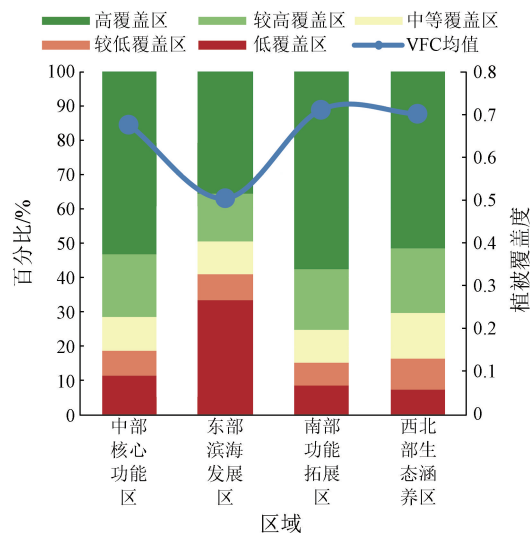


图 3 “4 区”VFC 等级面积占比和区域均值
Fig.3 The area proportion in different grade and the regional mean of VFC in “4 major functional areas”

超过了10%;东部最差,高值区面积占比和VFC区域均值均最低,分别为49.58%和0.50,而且低覆盖区面积占比高达33.45%。

4.2 植被覆盖度时空演变趋势分析

研究区 VFC 整体时间变化趋势分析显示(图4),1985—2020 年京津冀植被覆盖度总体呈波动上升的趋势,且存在明显的阶段特征。1985—2020 年京津冀植被覆盖度以 0.097%/10 a 的增速逐步改善,其中 1995—2010 年为快速上升期^[30-31],增加速率为 0.192%/10 a,2010 年植被覆盖度均值为 0.71。从植被覆盖度各等级的面积占比来看,植被覆盖度低、较低、中等和较高区域面积占比均减少,植被覆盖度高的区域从 47.42%增加至 62.94%,植被覆盖度等级略低的区域均向高等级转移,进一步说明研究区植被覆盖度整体增加。

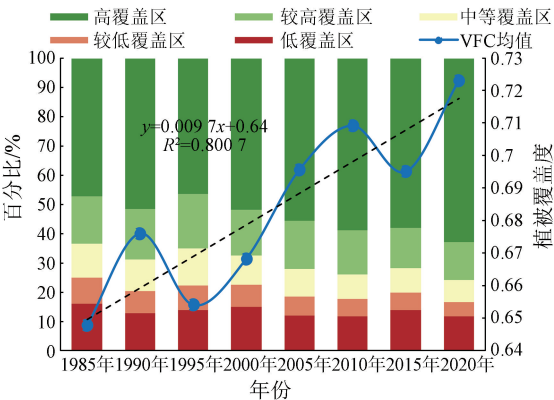


图 4 1985—2020 年京津冀 VFC 变化趋势和等级面积占比
Fig.4 The VFC change trend and proportion of grade area in Beijing-Tianjin-Hebei region from 1995 to 2020

VFC 变化趋势空间分布(图5)和“4区”VFC变化趋势面积占比(图6)表明,京津冀植被覆盖度变化总体呈“西高东低”的分布格局,且“4区”VFC均呈改善的趋势。其中,西北部和南部改善区占所在分区面积占比均高于京津冀全域改善区面积占比(62.80%),但西北部占比最高,为71.58%;而且改善区域也主要分布在西北部的燕山-大马群山-太行山^[13],主要因为该地区是国家实施各项生态治理措施的重点区域,如,河北省北部是“风沙治理”和“三北防护林”工程的重要区域,在研究期间该地区VFC均值增加了19.92%;太行山部分地区经过“太行山绿化工程”等工程的实施,VFC均值从1985年的0.61增加至2020年的0.80。中部和东部改善区面积占比略高于退化区面积占比,但中部、东部和南部退化区面积均超过了30%;退化区域也主要分布在中部、东部和南部各市县建成区及周边地区,主要是由于近年来城镇用地的不断扩张直接改变了城市和周边地区的植被覆盖状况,而且随着城镇化率的

不断提高,城镇周边还会有更多的耕地被纳入城市建设用地当中,导致植被覆盖度逐步退化。

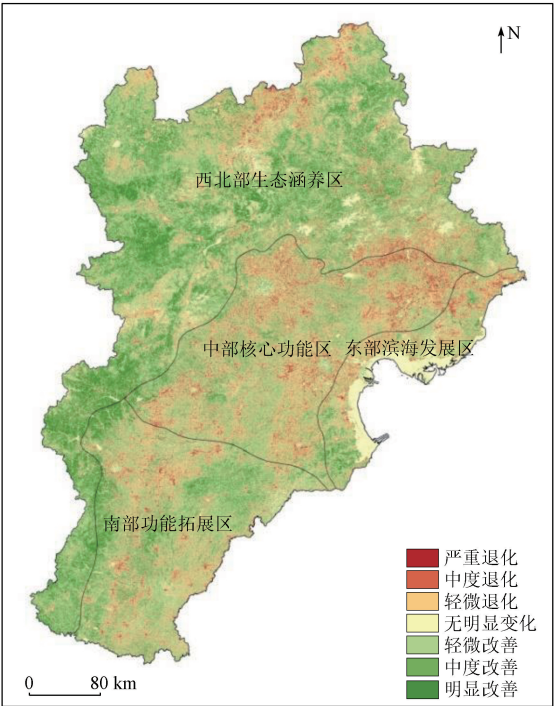


图 5 1985—2020 年京津冀 VFC 变化趋势空间分布
Fig.5 Spatial distribution of VFC change trend in Beijing-Tianjin-Hebei region from 1985 to 2020

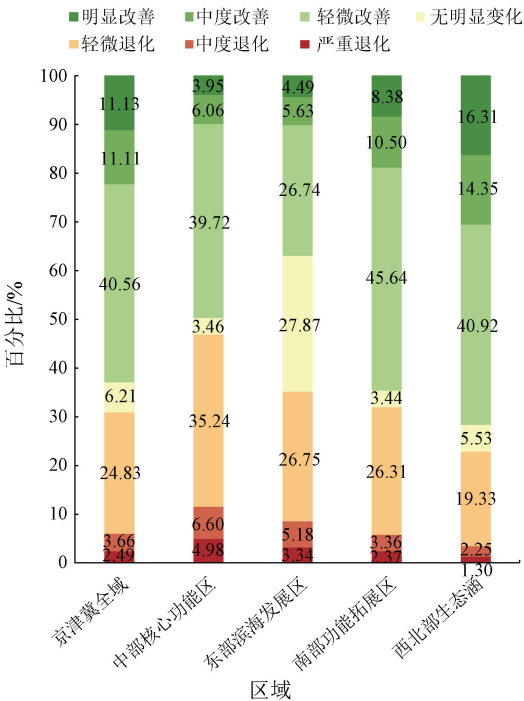


图 6 1985—2020 年“4区”VFC 变化趋势等级面积占比
Fig.6 The different grade area proportion of VFC change trend in "4 major functional areas" from 1985 to 2020

4.3 “四区”植被覆盖度影响因子分析

4.3.1 VFC 空间分异因子探测

以 1995—2020 年平均值从静态的角度对驱动

“4 区”VFC 空间分异的影响因子进行探测分析,由表 4 可以看出,各影响因子在不同分区对 VFC 空间分异性解释能力存在显著的差异,但土地利用类型均为主控因子。

中部核心功能区各影响因子差异较大,对 VFC 的解释能力排序(前 6 位)为土地利用类型(X11)>GDP(X9)>POP(X10)>土壤类型(X8)>相对湿度(X4)>年降水量(X1),其他探测因子的解释能力较弱;其中,土地利用类型为主控因子,GDP、POP、土壤类型、相对湿度和年降水量为次控因子。总体来说,人为因素对该区域 VFC 空间分异影响较大,且通过土地利用类型直接影响 VFC 空间分布格局;气候因素和自然因素均较小。

东部滨海发展区的影响因子对 VFC 的解释能力排序为土地利用类型(X11)>土壤类型(X8)>坡向(X7)>POP(X10)>年均温(X2)>GDP(X9),其他探测因子 q 值均小于 0.1;其中,土地利用类型和土壤类型是主控因子,坡向、POP、年均温、GDP 为次控因子,但主控因子是最小次控因子的近 5 倍。整体看,人为因素对该区 VFC 空间分异影响最大,自然因素次之,气候因素最小。

南部功能拓展区各影响因子差异较大,对 VFC 的解释能力排序为土地利用类型(X11)>土壤类型(X8)>相对湿度(X4)>POP(X10)>GDP(X9)>DEM(X5),其他探测因子的解释能力较弱;其中,土地利用类型为主控因子,土壤类型、相对湿度、POP、GDP 和 DEM 为次控因子,但主控因子是最小次控因子的 8 倍。总体上,人为因素是该区域的主控因素,且通过土地利用类型直接影响 VFC 空间分布格局;气候因素和自然因素的影响均较小。

西北部生态涵养区影响因子较复杂,对 VFC 的解释能力排序为土壤类型(X8)>土地利用类型

(X11)>日照时数(X3)>年降水量(X1)>坡度(X6)>相对湿度(X4),年均温和 DEM 次之,其他探测因子 q 值均小于 0.04;其中,土壤类型和土地利用类型的探测能力相当,为主控因子,日照时数、年降水量、坡度相对湿度为次控因子。整体来看,气候因素和自然因素的解释能力均较强,人为因素相对较弱。

进一步对“4 区”进行对比分析,从单因子角度,发现“4 区”VFC 空间分异的主要受非气候因子的影响^[20-21],其中土壤类型和土地利用类型的解释能力均较强。究其原因,土壤是植被生活的基质,对植被的分布、生长和演替具有较大的影响^[32],京津冀地区土壤类型主要为潮土、褐土、棕壤、栗钙土和滨海盐土,对应的 VFC 值分别为 0.70,0.71,0.84,0.51,0.46 和 0.17,因此,不同的土壤基质奠定了区域 VFC 空间分布格局;其中,东部和西北部土壤类型的复杂多样性适宜不同类型的植被生长,而中部和南部土壤类型较单一,植被以农作物为主,因此,土壤类型在东部和西北部的解释能力更强, q 值是中部和南部的约 4~6 倍。不同土地利用类型对 VFC 空间分异具有明显的高低指向性^[33],林地(VFC 均值 0.84)>耕地(0.74)>草地(0.67)>未利用地(0.51)>水域(0.36)>城镇村及工矿用地(0.31),因此,“4 区”不同的土地利用类型直接影响各分区的 VFC 空间分布。从影响因素整体分析,气候因素和自然因素在西北部解释能力较强,主要因为西北部为山地区域,京津冀气候适宜度由平原向山区,由南向北逐渐降低,气候直接影响植被生长,而地形因素主要通过影响水、热、光照等气候空间再分配过程及人类活动,进而影响植被覆盖空间分布。人为因素在中部、东部和南部影响较大,而且在中部和南部为主要的影响因素,主要是因为该区域覆盖京津冀各大城市人口密集区,人类活动频繁。

表 4 1995—2020 年“4 区”VFC 影响因子的平均解释力

Tab.4 The average explanatory power of VFC impact factors in "4 major functional areas" from 1995 to 2020

影响因子分区	气候因素				自然因素				人为因素		
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
中部核心功能区	0.019 3	0.005 9	0.008 7	0.029 3	0.003 2	0.003 7	0.010 2	0.041 6	0.082 6	0.092 1	0.396 1
东部滨海发展区	0.061 0	0.101 2	0.054 0	0.038 4	0.007 3	0.017 5	0.150 4	0.264 9	0.116 3	0.107 9	0.482 1
南部功能拓展区	0.016 1	0.025 0	0.018 6	0.061 5	0.044 3	0.004 3	0.003 9	0.071 2	0.058 5	0.056 8	0.355 0
西北部生态涵养区	0.132 3	0.081 8	0.161 7	0.090 4	0.049 1	0.125 2	0.026 0	0.265 9	0.016 1	0.009 6	0.244 6

4.3.2 VFC 影响因子年际动态探测

从年际动态角度,分别对不同分区 VFC 的主控因子和次控因子进行探测分析(图 7)。主控因子中的土地利用类型在各年份对中部、东部和南部 VFC 的解释能力均最强,且在中部和东部呈逐年增加的趋势,在南部呈波动上升;在西北部 q 值从 0.234 5

增加至 0.252 9,总体略有上升。土壤类型在东部年际解释能力较稳定,均排名第二;在西北部除 2020 年外,其他年份 q 值均最大,但解释能力总体呈下降的趋势。中部核心功能区次控因子中的 GDP 和 POP 年际探测能力先增强后减弱,土壤类型的解释能力总体呈下降趋势,年降水量和相对湿度 q 值较

小,且无明显变化趋势(见图 7(a))。东部滨海发展区次控因子中的坡向年际探测能力较稳定, q 值为 0.124 6~0.167 4; POP、年均温和 GDP 年际变化无明显规律性(见图 7(b))。南部功能拓展区次控因子中的土壤类型、相对湿度和 DEM 的解释能力有下降的趋势,GDP 和 POP 的年际解释能力总体稳定(见图 7(c))。西北部生态涵养区次控因子中的日照时数年际探测能力有所降低,年降水量和相对湿度呈波动上升的趋势,坡度 q 值稳定处于 0.111 3~

0.137 9 之间。(见图 7(d))。

由图 7 可以更直观地看出,土地利用类型在“四区”的解释能力均较强,且总体呈增加的趋势,说明随着土地开发利用强度和规模的增大,人们通过改变土地利用方式对 VFC 空间分布的影响均越来越大,主要是因为土地利用变化是改变地表覆盖最直接的方式^[34],一方面,植树造林、太行山绿化等生态措施可改善植被覆盖状况,另一方面通过城镇化建设、资源开发不合理等行为可破坏植被分布。

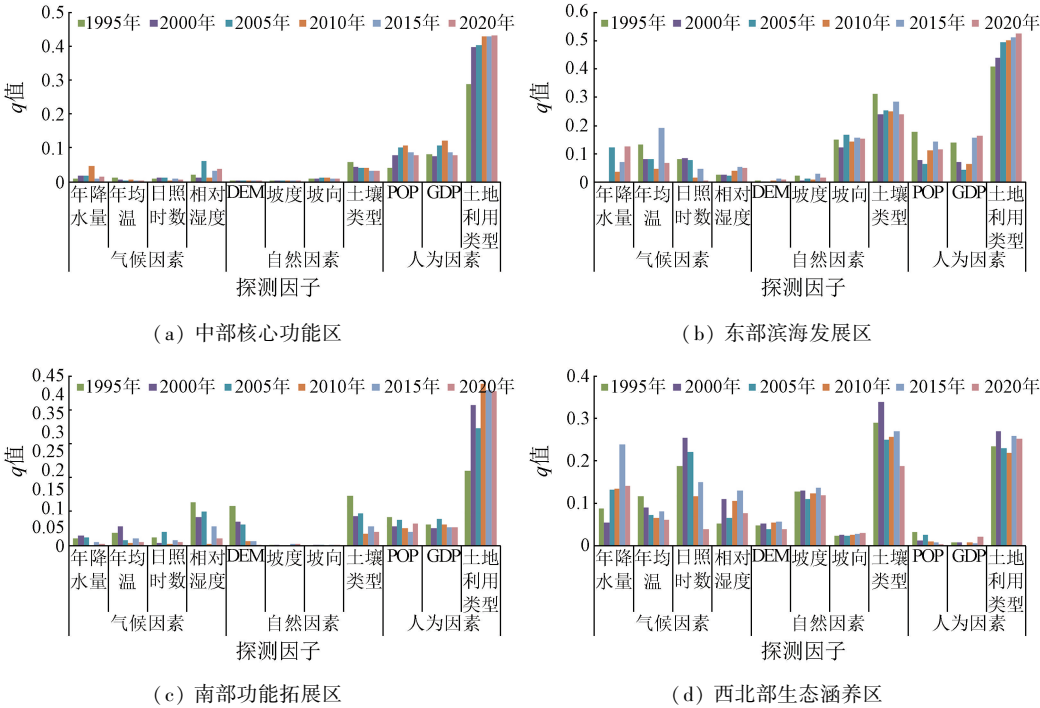


图 7 1995—2020 年“4 区”影响因子 q 值

Fig.7 The q values of impact factors in the “4 major functional areas” from 1995 to 2020

4.3.3 交互探测分析

图 8 为不同分区不同年份影响因子交互作用 q 值排在前十位的数据整合,可以看出,不同区域不同年份的影响因子对 VFC 存在交互作用,且均呈不同程度的增强作用,说明探测因子的交互作用会增强对 VFC 的解释能力,而不存在相互独立或减弱的现象。中部、东部和南部 5 个年度排在前十位的均是土地利用类型与其他探测因子的交互,西北部生态涵养区每个年度均含有土地利用类型与其他因子的交互,侧面反映了土地利用类型是主控因子。

图 9 为探测因子的交互作用 q 值的累计情况,取前 3 位为主控交互因子。其中,中部核心功能区的主控交互因子为土地利用类型∩土壤类型、土地利用类型∩年降水量、土地利用类型∩GDP,其交互解释能力总体均呈增加的趋势。东部滨海发展区的主控交互因子为土地利用类型∩土壤类型、土地利

用类型∩年均温、土地利用类型∩POP,其交互解释能力均呈逐年增加的趋势。南部功能拓展区的主控交互因子为土地利用类型∩相对湿度、土地利用类型∩土壤类型、土地利用类型∩DEM,其交互解释能力总体均呈增加的趋势。西北部生态涵养区的主控交互因子为土地利用类型∩土壤类型、土地利用类型∩日照时数、土壤类型∩日照时数;排在后续的是土壤类型∩降水量和相对湿度,进一步说明气候因子对该区 VFC 具有较显著的影响。

由“4 区”主控交互因子可知,中部、东部和南部气候因子的单独解释能力较弱,但其与土地利用类型的交互作用能明显提高其解释能力,西北部气候因子的探测能力也明显增强,说明气候因子是主要的交互对象。而且“4 区”的交互因子均为主次控影响因子间的交互,可知这些因子对“4 区”植被覆盖度具有较大的影响。

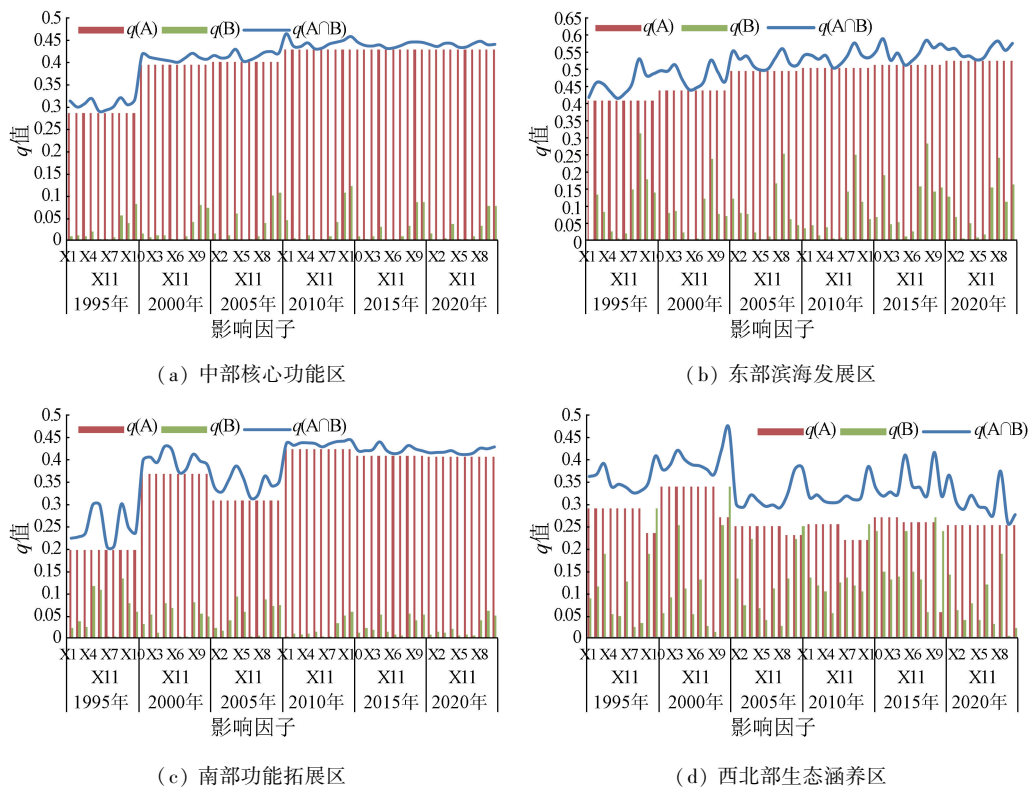


图 8 1995—2020 年“4 区”影响因子交互作用 q 值(前 10 位)

Fig.8 The q values of impact factors interaction in “4 major functional areas” from 1995 to 2020(Top 10)

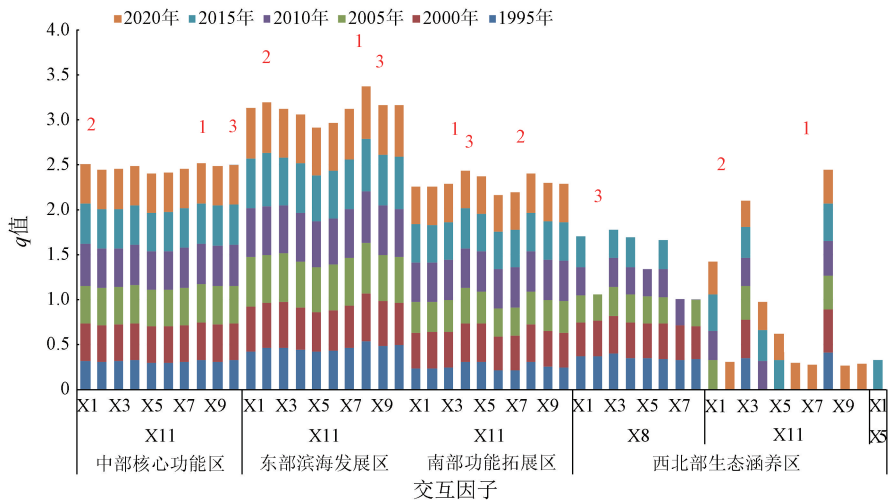


图 9 1995—2020 年“4 区”影响因子交互作用 q 累计值

Fig.9 The q accumulated values of impact factors interaction in “4 major functional areas” from 1995 to 2020

5 讨论

本研究基于 Landsat 数据估算的长时间序列京津冀地区植被覆盖度,探讨了 4 大功能分区 FVC 时空变化特征。总体上,京津冀地区 VFC 呈波动上升的趋势,空间变化呈现“西高东低”的分布格局,且“4 区”均有改善趋势。其中,西北部改善区面积占比最高(71.58%),因为该地区主要发挥生态保障、水源涵养、休闲旅游、绿色产品供给等功能,随着风

沙治理、三北防护林建设、退耕还林还草、太行山绿化等国家级重点生态治理措施的实施,有效增加了山区森林资源、改善了植被覆盖状况。东部改善区面积占比最小,为 36.86%,“盐碱地治理”、“沿海防护林”等工程的实施促使沧州市黄骅市和海兴县的植被覆盖持续改善。但坝上高原、冀西北山区和环渤海滩涂地区植被覆盖度整体仍不高,因此在继续推进生态工程建设的同时,要注重科学评估整体的实施效果,筑牢京津冀生态屏障。

然而,中部、东部和南部退化区面积占比均超过

了 30%,且中部>东部>南部。这是因为在国民经济建设和农业产业结构调整双重作用下,大量的耕地被占用,导致植被覆盖逐步退化。一方面,随着京津冀协同发展战略的深入实施,中部发挥承接非首都功能疏解和产业转移作用,进一步带动经济快速发展;东部要大力发展沿海经济,形成滨海型产业聚集和城镇发展区;南部重点承担先进制造业发展、农副产品供给等功能,并推动交通沿线加快形成城镇密集带,这些势必会造成城镇用地的不断扩张,直接改变植被覆盖状况。另一方面,种植结构的调整,使得植被覆盖度高的粮食作物被调减为经济作物,植被覆盖度明显降低,因此今后应更加重视该地区的耕地占用和农业种植结构优化工作。本研究从静态和动态多角度探究 4 大功能分区植被覆盖度影响因素,避免了单期数据无法体现影响因子年际动态变化,并克服了大尺度因子探测掩盖小尺度的大量细节信息的缺陷,在一定程度上探究了气候、自然和人类活动多重影响因子及其交互作用对“4 区”VFC 的影响程度与作用机制。其中,非气候因子对 VFC 的空间分异具有较大的影响,这与孟丹等^[20]、陈奇乐等^[21]研究认为京津冀植被覆盖主要受非气候因素影响一致。但在探析 VFC 年际动态时发现,西北部生态涵养区自然因素自身常年处于稳定状态,但土壤类型解释能力明显降低,而其他影响因子均未显著增加,表明存在某种驱动因子正在改变自然因素奠定的 VFC 基础空间分布,如生态工程和生态政策在未显著改变人口、GDP 和土地利用类型的情况下,明显改善了区域生态状况。因此,植被覆盖度变化是一个非常复杂的动态过程,应进一步细化多重因子对植被的生长的影响,聚焦关键因子,削弱不利因素对植被生长的影响,对区域生态安全具有重要的意义。

6 结 论

本研究基于 1985—2020 年 Landsat 系列数据提取 8 期 VFC,利用 Sen 趋势分析和 MK 检验等方法定量分析京津冀 4 大功能分区植被覆盖度时空变化特征,并利用地理探测器从静态和动态多角度探究气候因素、自然因素和人为因素多重影响因子及其交互作用对区域植被覆盖度的影响程度与作用机制。主要结论如下:

1)空间分布显示,总体上,1985—2020 年京津冀地区的植被覆盖情况较好,高、较高植被覆盖占比超过 70%,但空间差异性明显。其中,高、较高的区域主要分布在滦河流域和华北平原的农耕区;低、

较低的区域主要分布在坝上高原、冀西北山区、环渤海滩涂地区,以及大城市建成区及周边地区。而且“4 区”植被覆盖度状况表现为南部功能拓展区>西北部生态涵养区>中部核心功能区>东部滨海发展区。

2)时间变化趋势上,1985—2020 年京津冀区域植被覆盖度以 0.097%/10 a 的增速呈波动上升的趋势,且在 1995—2010 年存在明显的快速上升阶段。空间变化趋势上,VFC 变化呈“西高东低”的分布格局,且“4 区”VFC 均呈改善的趋势,其中改善区域主要分布在西北部燕山—大马群山—太行山,而退化区域主要分布在中部、东部和南部各市县建成区及周边地区。

3)因子探测发现,单因子层面,“4 区”VFC 空间分异的主次控因子具有显著差异,但土地利用类型和土壤类型的解释能力均较强,其中土地利用类型均为主控因子,而土壤类型在东部和西北部的解释能力更强,同为其主控因子;其他因子在不同分区存在差异。影响因素整体层面,中部和南部的主要影响因素为人为因素,东部为人为因素和自然因素,西北部为气候因素和自然因素。

4)年际动态探测表明,主控因子中的土地利用类型在各年份对中部、东部和南部 VFC 的解释能力均最强,且总体呈增加的趋势;在西北部 q 值从 0.234 5 增加至 0.252 9,总体略有上升。土壤类型在东部年际解释能力较稳定,均排名第二;在西北部 q 值均较大,但解释能力总体呈下降的趋势。次控因子在不同分区的解释能力表现出不同的年际变化。

5)交互探测发现,不同区域不同年份的影响因子对植被覆盖存在交互作用,且均呈不同程度的增强作用,不存在相互独立或减弱的现象,而且气象要素是最主要的交互对象。

参考文献 (References):

[1] 高 涛.MODIS 时间序列数据植被覆盖度反演方法研究[D].青岛:山东科技大学,2012.
Gao T.The method of vegetation fraction estimation by MODIS time series data [D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology,2012.

[2] 李苗苗.植被覆盖度的遥感估算方法研究[D].北京:中国科学院遥感应用研究所,2003.
Li M M.The method of vegetation fraction estimation by remote sensing [D].Beijing: Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences,2003.

[3] 冷若琳.基于机器学习的祁连山草地植被覆盖度遥感估算研究 [D].兰州:兰州大学,2020.
Leng R L.Remote sensing estimation of grassland fractional vegetation cover (FVC) based on machine learning method in Qilian

- Mountain[D].Lanzhou:Lanzhou University,2020.
- [4] 张云霞,李晓斌,陈云浩.草地植被覆盖度的多尺度遥感与实地测量方法综述[J].地球科学进展,2003,18(1):85-93.
- Zhang Y X,Li X B,Chen Y H,et al.Overview of field and multi-scale remote sensing measurement approaches to grassland vegetation coverage[J].Advance in Earth Sciences,2003,18(1):85-93.
- [5] 丁艳玲.植被覆盖度遥感估算及其真实性检验研究[D].北京:中国科学院大学,2015.
- Ding Y L.Research on the estimation of fractional vegetation cover and the validation of fractional vegetation cover product[D].Beijing:University of Chinese Academy of Sciences,2015.
- [6] 郭树茂.基于3S技术的高寒草地植被覆盖度分布特征及动态变化研究[D].兰州:兰州大学,2009.
- Guo S M.Research of vegetation coverage distribution changes of alpine grassland based on 3S technology[D].Lanzhou:Lanzhou University,2009.
- [7] 孟丹,李小娟,宫辉力,等.京津冀地区NDVI变化及气候因子驱动分析[J].地球信息科学,2015,8(17):1001-1007.
- Meng D,Li X J,Gong H L,et al.Analysis of spatial-temporal change of NDVI and its climatic driving factors in Beijing-Tianjin-Hebei metropolis circle from 2001 to 2013[J].Journal of Geo-information Science,2015,8(17):1001-1007.
- [8] 马娜,胡云锋,庄大方,等.基于遥感和像元二分模型的内蒙古正蓝旗植被覆盖度格局和动态变化[J].地理科学,2012,32(2):251-256.
- Ma N,Hu Y F,Zhuang D F,et al.Vegetation coverage distribution and its changes in plan blue banner based on remote sensing data and dimidiate pixel model[J].Scientia Geographica Sinica,2012,32(2):251-256.
- [9] 张喜旺,吴炳方.基于中高分辨率遥感的植被覆盖度时相变换方法[J].生态学报,2015,35(4):1155-1164.
- Zhang X W,Wu B F.A temporal transformation method of fractional vegetation cover derived from high and moderate resolution remote sensing data[J].Acta Ecologica Sinica,2015,5(4):1155-1164.
- [10] 高永刚,徐涵秋.基于多源遥感影像的多尺度城市植被覆盖度估算[J].红外与毫米波学报,2017,36(2):225-234.
- Gao Y G,Xu H Q.Estimation of multi-scale urban vegetation coverage based on multi-source remote sensing images[J].J Infrared Millim Waves,2017,36(2):225-234.
- [11] 吴青云,高飞,李振轩,等.Sentinel-2A与Landsat8数据在植被覆盖度遥感估算中的比较[J].测绘通报,2021(s1):104-108.
- Wu Q Y,Gao F,Li Z X,et al.The contrast of Sentinel-2A and Landsat8 data in remote sensing estimation of vegetation coverage[J].Bulletin of Surveying and Mapping,2021(s1):104-108.
- [12] 彭继达,张春桂.基于高分一号遥感影像的植被覆盖遥感监测——以厦门市为例[J].国土资源遥感,2019,31(4):137-142.doi:10.6046/gtzyyg.2019.04.18.
- Peng J D,Zhang C G.Remote sensing monitoring of vegetation coverage by GF-1 satellite:A case study in Xiamen City[J].Remote Sensing for land and Resources,2019,31(4):137-142.doi:10.6046/gtzyyg.2019.04.18.
- [13] 李卓,孙然好,张继超,等.京津冀城市群地区植被覆盖动态变化时空分析[J].生态学报,2017,37(22):7418-7426.
- Li Z,Sun R H,Zhang J C,et al.Temporal-spatial analysis of vegetation coverage dynamics in Beijing-Tianjin-Hebei metropolitan regions[J].Acta Ecologica Sinica,2017,37(22):7418-7426.
- [14] 孟琪,武志涛,杜自强,等.京津风沙源区不同分区植被覆盖度变化及归因分析[J].应用生态学报,2021,32(8):2895-2905.
- Meng Q,Wu Z T,Du Z Q,et al.Variation in fractional vegetation cover and its attribution analysis of different regions of Beijing-Tianjin Sand Source Region,China[J].Chinese Journal of Applied Ecology,2021,32(8):2895-2905.
- [15] 晋成名,杨兴旺,景海涛.基于RS的陕北地区植被覆盖度变化及驱动力研究[J].自然资源遥感,2021,33(4):258-264.doi:10.6046/zrzyg.2021019.
- Jin C M,Yang X W,Jing H T.A RS-based study on changes in fractional vegetation cover in North Shaanxi and their driving factors[J].Remote Sensing for Natural Resources,2021,33(4):258-264.doi:10.6046/zrzyg.2021019.
- [16] Park H S,Sohn B J.Recent trends in changes of vegetation over East Asia coupled with temperature and rainfall variations[J].Journal of Geophysical Research Atmospheres,2010,115(D14):D14101.
- [17] 王小妹.气候带复杂地理环境植被覆盖指数(NDVI)的时间变化特征及其与环境因子关系解析[D].兰州:州交通大学,2018.
- Wang X M.The time variation characteristics of comple geographical vegetation cover index (NDVI) in multi-climate belt and its relationship with environmental factors[D].Lanzhou:Lanzhou Jiaotong University,2018.
- [18] 蒋美琛.基于遥感的京津冀植被变化监测与气候和非气候因素影响探究[D].北京:中国地质大学(北京),2020.
- Jiang M C.Monitoring of vegetation change in Beijing-Tianjin-Hebei and exploration of the climatic and non-climatic influential factors based on remote sensing[D].Beijing:China University of Geosciences(Beijing),2020.
- [19] 王冬梅,孟兴民,邢钊,等.基于RS的武都区植被覆盖度动态变化及其驱动力分析[J].干旱区资源与环境,2012,26(11):93-97.
- Wang D M,Meng X M,Xing Z,et al.Dynamic change of vegetation coverage and the driving forces in Wudu district based on remote sensing[J].Journal of Arid Land Resources and Environment,2012,26(11):93-97.
- [20] 孟丹,李小娟,宫辉力,等.京津冀地区NDVI变化及气候因子驱动分析[J].地球信息科学学报,2015,12(35):1001-1006.
- Meng D,Li X J,Gong H L,et al.Analysis of spatial-temporal change of NDVI and its climatic driving factors in Beijing-Tianjin-Hebei metropolis circle from 2001 to 2013[J].Journal of Geo-information Science,2015,12(35):1001-1006.
- [21] 陈奇乐,谢梦蛟,李瑾璞,等.河北省植被NDVI变化及其对气象要素的响应[J].林业与生态科学,2020,35(1):17-24.
- Chen Q L,Xie M J,Li J P,et al.Change of vegetation NDVI and its response to meteorological elements in Hebei Province[J].Forestry and Ecological Sciences,2020,35(1):17-24.
- [22] 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 and prospective[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72 (1): 116–134.

[23] 孙雷刚, 徐全洪, 刘剑锋, 等. 一种年度区域植被覆盖度计算方法[Z]. 中国, CN107909607B. 2018–08–03.

Sun L G, Xu Q H, Liu J F, et al. A method for calculating annual regional vegetation coverage[Z], China, CN107909607B. 2018–08–03.

[24] 岳胜如, 李瑞平, 徐 冰. 内蒙古中部植被覆盖度监测及气象驱动力分析[J]. *湖北农业科学*, 2015, 54(7): 1574–1577.

Yue S R, Li R P, Xu B. The monitoring of vegetation coverage in middle inner mongolia and analyses of meteorological driving force [J]. *Hubei Agricultural Sciences*, 2015, 54(7): 1574–1577.

[25] 祝 聪, 彭文甫, 张丽芳, 等. 2006–2016 年岷江上游植被覆盖度时空变化及驱动力[J]. *生态学报*, 2019, 39(5): 1583–1594.

Zhu C, Peng W F, Zhang L F, et al. Study of temporal and spatial variation and driving force of fractional vegetation cover in upper reaches of Minjiang River from 2006 to 2016[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39(5): 1583–1594.

[26] 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.

[27] Pouliot D, Latifovic R, Olthof L. Trends in vegetation NDVI from 1 km AVHRR data over Canada for the period 1985–2006[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(1): 149–168.

[28] Yue S, Pilon P, Cavadias G. Power of the Mann-Kendall and spearman’s rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series[J]. *Journal of Hydrology*, 2002, 259(1–4): 254–271.

[29] Kendall M G. Rank correlation methods (4th ed) [M]. London: Charles Griffin, 1970.

[30] 王 伟, 阿里木·赛买提, 吉力力·阿不都外力. 基于地理探测器模型的中亚 NDVI 时空变化特征及其驱动因子分析[J]. *国土资源遥感*, 2019, 31(4): 32–40. doi: 10.6046/gtzyyg. 2019.04.05.

Wang W, Alim S, Jilili A. Geo-detector based spatio-temporal variation characteristics and driving factors analysis of NDVI in Central Asia[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2019, 31(4): 32–40. doi: 10.6046/gtzyyg. 2019.04.05

[31] 王彦芳, 刘敏, 郭 英. 1982—2015 年河北省生态环境支撑区植被覆盖动态及其可持续性[J]. *林业资源管理*, 2018, 2(1): 118–125.

Wang Y F, Liu M, Guo Y. Vegetation dynamics and sustainability in ecological supporting areas of Hebei[J]. *Forest Resources Management*, 2018, 2(1): 118–125.

[32] Eagleson P S. *Ecohydrology: Darwinian expression of vegetation form and function* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2002.

[33] 陶 帅, 邝婷婷, 彭文甫, 等. 2000—2015 年长江上游 NDVI 时空变化及驱动力分析——以宜宾市为例[J]. *生态学报*, 2020, 40(14): 5029–5043.

Tao S, Kuang T T, Peng W P, et al. Analyzing the spatio-temporal variation and drivers of NDVI in upper reaches of Yangtze River from 2000 to 2015: A case study of Yibin[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2020, 40(14): 5029–5043.

[34] 王 静, 周伟奇, 许开鹏, 等. 京津冀地区城市化对植被覆盖度及景观格局的影响[J]. *生态学报*, 2017, 37(21): 7019–7029.

Wang J, Zhou W Q, Xu K P, et al. Spatiotemporal pattern of vegetation cover and its relationship with urbanization in Beijing–Tianjin–Hebei megaregion from 2000 to 2010[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2017, 37(21): 7019–7029.

A functional zoning–based study of the spatiotemporal evolutionary characteristics and influencing factors of vegetation fractional cover in the Beijing–Tianjin–Hebei region

LU Junjing^{1,2}, SUN Leigang^{1,2}, ZUO Lu^{1,2}, LIU Jianfeng^{1,2}, MA Xiaoqian^{1,2}, HAO Qingtao^{1,2}

(1. Institute of Geographical Sciences, Hebei Academy of Sciences, Shijiazhuang 050011, China; 2. Hebei Technology Innovation Center for Geographic Information Application, Shijiazhuang 050011, China)

Abstract: Based on 1985–2020 Landsat data, this study estimated eight phases of annual vegetation fractional cover (VFC) of the Beijing–Tianjin–Hebei region. Using the Theil–Sen Median and Mann–Kendall trend analyses, this study comprehensively analyzed the spatiotemporal variation characteristics of VFC in four major functional areas for the coordinated development of the Beijing–Tianjin–Hebei region. Furthermore, employing geodetectors, this study explored the degrees and mechanisms of the impacts of climatic, natural, and anthropogenic factors, along with their interactions, on the regional VFC from both static and dynamic perspectives. The results indicate that from 1985 to 2020, the Beijing–Tianjin–Hebei region exhibited sound vegetation coverage overall, which decreased in the order of the southern functional expansion area (SFEA), the northwestern ecological conservation area (NECA), the central core functional area (CCFA), the eastern coastal development area (ECDA). The VFC of the Beijing–Tianjin–Hebei region trended upward while fluctuating, with an increasing

rate of 0.097%/10a. The VFC exhibited a spatial distribution pattern of high values in the west and low values in the east. Specifically, areas with elevated VFC were primarily distributed in the Yanshan, Damaqun, and Taihang mountains within the NECA, while those with reduced VFC were principally found in the built-up areas and their surrounding areas of cities and counties in the CCFA, ECDA, and SFEA. At the single-factor level, the primary and secondary factors controlling VFC across the four functional areas differed greatly, with land-use and soil types exhibiting higher interpretability. Regarding the influencing elements, the main factors driving spatial differentiation of VFC in the CCFA and SFEA included anthropogenic factors, those in ECDA comprised anthropogenic and natural factors, and those in NECA were dominated by climatic and natural factors. For the VFC of the four functional areas in all these years, the land use type manifested high interpretability, which trended upward overall. The q values of soil types were higher in ECDA and NECA, trending downward in the NECA. Secondary factors controlling the VFC exhibited different interannual interpretability in various functional areas. All influencing factors exhibited enhanced influence to varying extents, with no mutual independence or weakened influence observed. Additionally, the meteorological factor emerged as the primary interacting variable.

Keywords: vegetation fractional cover; spatiotemporal variation; influencing factor; geodetector; functional regions
(责任编辑: 李 瑜)