

DOI:10.13869/j.cnki.rswc.2026.01.039; CSTR:32311.14.rswc.2026.01.039.

闫子岳, 杜敏, 孙文义, 等. 1986—2023年中国四大沙地扩张与萎缩的动态变化[J]. 水土保持研究, 2026, 33(1):205-215.

Yan Ziyue, Du Min, Sun Wenyi, et al. Dynamic changes of expansion and shrinkage of the Four Major Sandy Lands of China from 1986 to 2023[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2026, 33(1):205-215.

1986—2023年中国四大沙地扩张与萎缩的动态变化

闫子岳^{1,2,3}, 杜敏⁵, 孙文义^{2,4}, 焦峰^{2,4}, 穆兴民^{2,4}

(1.中国科学院 教育部 水土保持与生态环境研究中心, 陕西 杨凌 712100;

2.中国科学院 水利部 水土保持研究所, 陕西 杨凌 712100; 3.中国科学院大学, 北京 100049;

4.西北农林科技大学 水土保持研究所, 陕西 杨凌 712100; 5.黄河水利委员会 黄河上中游管理局, 西安 710021)

摘要: [目的] 揭示中国四大沙地沙化土地面积的时空演变特征, 为防沙治沙工程生态治理成效评估提供科学依据。[方法] 基于 Google Earth Engine (GEE) 遥感云计算平台和 Landsat 卫星遥感影像, 通过分析地表反照率 (Albedo) 与修改型土壤调整植被指数 (MSAVI) 的特征空间, 构建沙化土地差值指数 (Desertification Difference Index, DDI), 进而研究 1986—2023 年四大沙地沙化土地面积动态变化特征。[结果] 1986—2023 年科尔沁沙地、浑善达克沙地与毛乌素沙地沙化土地面积分别减少约 1 400 km², 2 000 km², 4 000 km², 减幅分别为 26%, 22% 与 52%; 而呼伦贝尔沙地沙化土地面积增加约 6 500 km², 增幅高达 178%。空间分布上, 中国四大沙地沙化状况改善区域主要集中于科尔沁沙地中西部、毛乌素沙地东南部和浑善达克沙地南部, 其中毛乌素沙地治理成效最为显著。[结论] 近 40 年来, 中国四大沙地沙化状况整体呈现改善趋势, 但局部仍存在恶化现象, 表明生态治理工程措施的实施能有效减少沙化土地面积。

关键词: 四大沙地; Albedo-MSAVI; GEE; 生态工程

中图分类号: X835; P931.3

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2026)01-0205-11

Dynamic changes of expansion and shrinkage of the Four Major Sandy Lands of China from 1986 to 2023

Yan Ziyue^{1,2,3}, Du Min⁵, Sun Wenyi^{2,4}, Jiao Feng^{2,4}, Mu Xingmin^{2,4}

(1. The Research Center of Soil and Water Conservation and Ecological Environment, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Education, Yangling, Shaanxi 712100, China; 2. Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Yangling, Shaanxi 712100, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 4. Institute of Soil and Water Conservation, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China; 5. Upper and Middle Yellow River Bureau, Yellow River Conservancy Commission, Xi'an 710021, China)

Abstract: [Objective] To reveal the spatiotemporal evolution characteristics of desertification areas in China's Four Major Sandy Lands and to provide a scientific basis for evaluating the ecological effectiveness of desertification control and prevention projects in China. [Methods] Based on the Google Earth Engine (GEE) remote sensing cloud computing platform and Landsat satellite imagery, the desertification difference index (DDI) was constructed by analyzing the feature space between surface Albedo and the modified soil-adjusted vegetation index (MSAVI), and the dynamic changes in desertification area in the Four Major Sandy Lands in China from 1986 to 2023 were investigated. [Results] From 1986 to 2023, desertification areas in the Horqin, Hunshandake, and Mu Us Sandy Lands decreased by approximately 1 400 km², 2 000 km², and 4 000 km², with reduction rates

收稿日期: 2024-09-25

修回日期: 2025-06-06

接受日期: 2025-06-16

资助项目: 2024 年内蒙古自治区科技厅防沙治沙“揭榜挂帅”项目 (2024JBGS0016); 国家自然科学基金项目 (42177328); 中国科学院西部青年学者项目 (XAB2022YW02)

第一作者: 闫子岳 (1997—), 男, 山东潍坊人, 硕士研究生, 研究方向为土壤侵蚀。E-mail: yanziyue21@mails.ucas.ac.cn

通信作者: 孙文义 (1983—), 男, 山西忻州人, 博士, 研究员, 主要从事生态水文遥感研究。E-mail: sunwy@ms.iswc.ac.cn

焦峰 (1967—), 男, 陕西三原人, 博士, 研究员, 主要从事水土保持与环境效应监测评价。E-mail: Jiaof@ms.iswc.ac.cn

<http://stbcyj.paperonice.org>

of 26%, 22%, and 52%, respectively. The desertification area in the Hulun Buir Sandy Land expanded by about 6 500 km², with an increase rate of 178%. In terms of spatial distribution, the areas showing improvement in desertification were mainly concentrated in the central-western Horqin Sandy Land, southeastern Mu Us Sandy Land, and southern Hunshandake Sandy Land, with Mu Us Sandy Land exhibiting the most significant achievement in desertification control. [Conclusion] Over the past four decades, desertification in China's Four Major Sandy Lands has shown an overall trend of improvement, although local areas of degradation still exist. This indicates that the implementation of ecological restoration measures can effectively reduce desertification areas.

Keywords: Four Major Sandy Lands; Albedo-MSAVI; GEE; ecological projects

我国沙化土地的面积大、分布广泛且程度较深,依据第六次全国荒漠化和沙化调查结果^[1],沙化土地在2019年已占据国土面积的17.58%,面积达168.78万km²。土地沙化问题不仅导致了土地资源减少和生态环境恶化,还严重制约着区域发展,加剧了沙区的贫困化,造成了经济的巨大损失^[2]。因此,开展长时间序列的土地沙化监测,及时掌握其动态变化和发展趋势,对于科学制定防治策略,推动防沙治沙工作具有重要意义。

近年来,土地沙化监测方法主要分为3类:实地踏勘结合影像目视解译、反演地表参量利用各种指标进行阈值划分、机器学习算法包括监督分类与非监督分类。邝生爱等^[3]利用卫星影像中地物的图形色调和纹理等特征建立解译标志,结合野外调查资料解译制图,对农牧交错带的内蒙古多伦县进行土地沙化监测。雍国玮等^[4]针对川西北若尔盖县的沙化草地和湿地,建立解译标志进行动态遥感监测。机器学习算法日益成熟,在土地沙化研究中得到广泛应用,陈黔等^[5]构建决策树和支持向量机两种模型对毛乌素沙地的灌木覆盖度进行估算;张亦然等^[6]为反演科尔沁沙地植被覆盖度,构建了人工神经网络、支持向量回归与随机森林3种机器学习模型;芦瑞杰等^[7]针对青海省都兰县的荒漠分布对比评估了随机森林、支持向量机、分类和回归树3种机器学习方法的分类性能。

利用指标提取沙地的技术更为成熟。吴立新等^[8]利用NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)分析矿区沙化土地的动态变化;吕爱锋等^[9]利用EVI(Enhanced Vegetation Index)估算青海省荒漠化土地面积;李宝林等^[10]选取MSAVI(Modified Soil-Adjusted Vegetation Index)作为沙化指标;王树祥等^[11]融合FVC,MSAVI,EVI3种指标针对科尔沁沙地构建荒漠化提取模型。基于特征空间构建沙化土地差值指数模型的方法具有明确的生态学内涵,计算过程简单且精度较高,在各个地区均有应用^[12-17]。曾永年等^[12]提出了Albedo-NDVI特征空间划分土地

沙化状况的方法;李宇君等^[13]构建Albedo-FMSAVI特征空间对浑善达克沙地南部进行沙化程度分类;李作成等^[14]基于Albedo-NDVI-Wet三维数据空间构建了沙化土地监测模型;Wei等^[15]利用Albedo-NDVI,Albedo-MSAVI,Albedo-TGSI得出适用于不同植被覆盖度地区的沙地提取方法;Guo等^[16]构建Albedo-MSAVI特征空间对科尔沁沙地南部奈曼旗进行沙漠化监测。目前研究大多局限于某沙地内部县、旗,数据较少且监测时间不连续,缺乏以四大沙地为整体的长时间序列研究,因此研究基于Google Earth Engine云计算平台构建模型,为尽量减少土壤背景干扰,提高沙地识别准确度,选择修改型土壤调整植被指数与地表反照率构建Albedo-MSAVI特征空间,对沙地进行提取。

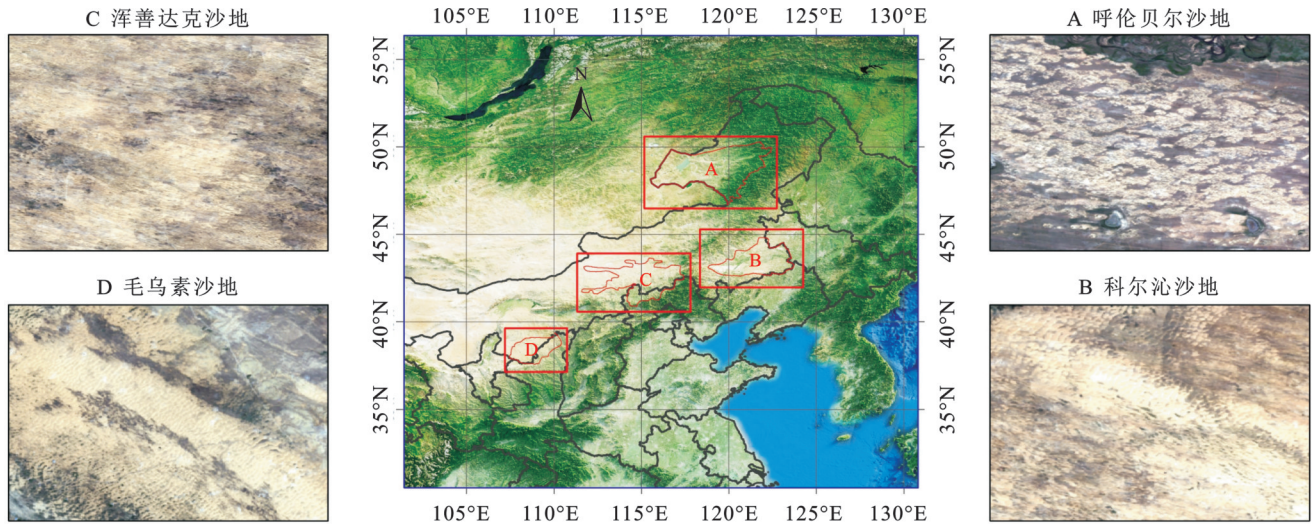
四大沙地位于中国北部,涵盖呼伦贝尔沙地、科尔沁沙地、浑善达克沙地和毛乌素沙地,是防沙治沙工程的重点区域。为全面掌握四大沙地沙化面积的动态变化,本研究基于谷歌地球引擎(Google Earth Engine,GEE),构建Albedo-MSAVI特征空间,通过反演沙化土地差值指数,监测1986—2023年四大沙地沙化土地面积扩张与萎缩的动态过程,对于全面了解四大沙地沙化土地的时空分布与生态治理成效具有重要的科学意义。

1 研究区概况

中国四大沙地:呼伦贝尔沙地(47°—50°N,115°—122°E)、科尔沁沙地(42°—45°N,118°—123°E)、浑善达克沙地(41°—44°N,112°—117°E)和毛乌素沙地(37°—39°N,107°—111°E),其沙地主体分别位于内蒙古自治区呼伦贝尔市、内蒙古自治区赤峰市及通辽市、内蒙古自治区锡林郭勒盟及河北省张家口市、内蒙古自治区鄂尔多斯市及陕西省榆林市。四大沙地均属于温带大陆性气候区,气温年较差与日较差偏大,降水量稀少且主要集中于7—9月。呼伦贝尔沙地与科尔沁沙地处于半湿润与半干旱过渡地带,浑善达克沙地与毛乌素沙地位于半干旱与干旱过渡

地带。植被类型方面,四大沙地以温带草原为主,包括草甸草原、典型草原和荒漠草原,其空间分布受地

形与水热条件影响显著,此外,部分地区分布有灌丛及乔木林。



注:基于标准地图服务系统下载的审图号GS(2021)5448号的标准地图制作,底图未做修改。

图 1 中国四大沙地空间位置分布图

Fig. 1 Spatial distribution map of China's Four Major Sandy Lands

2 材料与方法

2.1 数据来源

本研究采用 1986—2023 年的 Landsat 遥感影像数据集,包括 Landsat 5TM、Landsat 7ETM+ 和 Landsat 8OLI 影像数据,数据均来源于 Google Earth Engine 云计算平台 (<https://earthengine.google.com/>),经过校正处理与云量筛选后均满足精度要求。为提高沙地识别准确度,本研究选取研究区植被长势较好的生长季,即 6—9 月作为数据时段。

2.2 研究方法

基于 GEE 平台构建 Albedo-MSAVI 特征空间,并计算沙化土地差值指数(Desertification Difference Index, DDI),根据阈值提取研究区沙地并统计其面积,针对研究区 DDI 指数进行线性回归分析,获取研究区沙地演变趋势,结合时间序列探究沙地时空分布变化。

2.2.1 沙化土地监测 基于特征空间构建沙化土地差值指数模型的方法,本质上属于反演地表参量借助阈值以划分土地沙化状态。曾永年等^[12]提出的利用 Albedo-NDVI 特征空间的特性划分土地沙化状况的方法,具体是指特征空间与土地覆盖变化及水热组合相互对应,并且特征空间内两种变量的线性负相关十分显著,特征不同的地表表现在特征空间的位置也截然不同,沿线性拟合趋势线的垂线方向进行划分,可以很好地区别土地沙化状态,由此反演沙化土地差值指数(DDI)。

Albedo-NDVI 特征空间如图 2 所示,一般呈梯形

或三角形。根据各种地物类别的 NDVI 与 Albedo 特性可知,图中 A 点表示植被稀疏且含水量较低的干旱裸地,B 点表示植被稀疏但含水量较高的区域,C 点表示含水量较低的植被茂盛地区,D 点表示含水量较高的植被茂盛地区,4 点代表不同的极端状态^[17]。图中的线性拟合趋势线代表土地沙化的过程,由 C、D 两点指向 A、B 两点的这一方向便是土地逐渐失去水分,植被慢慢消失的演变趋势,垂直于线性拟合趋势线的虚线则是划分土地沙化状态的阈值。特征空间蕴含清晰的生态学意义,能够揭示在多种机制影响下各地表参量的不同变化。因此,通过特征空间提取的信息可以实现土地沙化的快速监测。

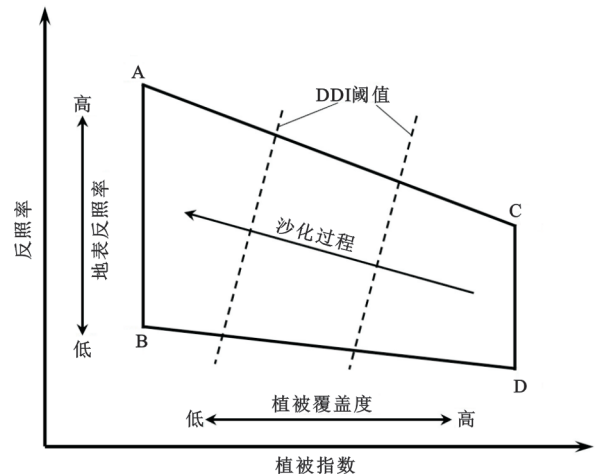


图 2 Albedo-NDVI 特征空间

Fig. 2 Albedo - NDVI feature space

NDVI 在不同植被覆盖程度的地表会出现差异,植被密度较低会导致 NDVI 受大范围裸土背景的影响,从而产生植被信息的缺失;反之则会出现可见光

和红外波段的反射率接近饱和情形,NDVI则无法准确表征植被生长状况^[10]。因此,对于植被覆盖较少的沙化地区,需要考虑植被冠层信息及土壤背景对沙化土地提取精度的影响,本研究选用修改型土壤调整植被指数(MSAVI)^[13],与地表反照率(Albedo)^[18]构建特征空间。

MSAVI和Albedo的计算公式如下:

$$\text{MSAVI} = \frac{2\text{NIR} + 1 - \sqrt{(2\text{NIR} + 1)^2 - 8(\text{NIR} - \text{Red})}}{2} \quad (1)$$

$$\text{Albedo} = 0.356\text{Blue} + 0.130\text{Red} + 0.373\text{NIR} + 0.085\text{SWIR}_1 + 0.072\text{SWIR}_2 - 0.0018 \quad (2)$$

式中:Blue, Red, NIR, SWIR₁, SWIR₂分别为Landsat影像的蓝、红、近红外及两个短波红外波段。

每个研究区随机选取2000个样本点以构建特

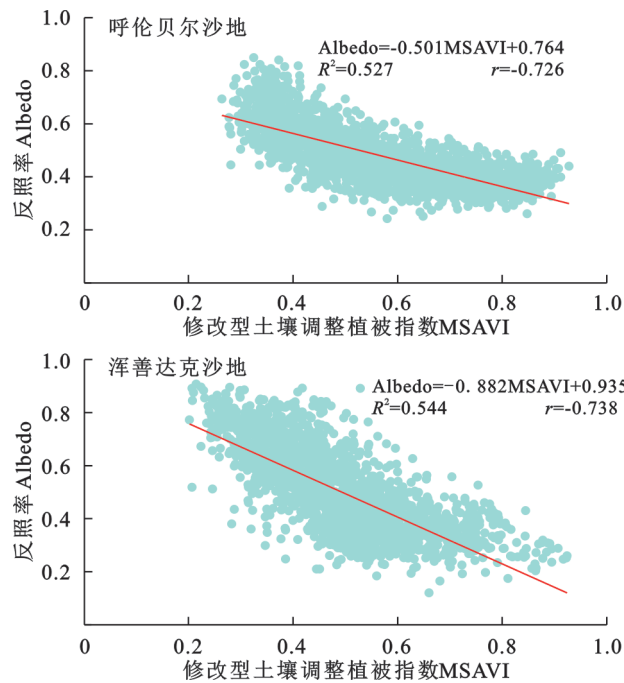


图3 Albedo-MSAVI特征空间

Fig. 3 Albedo-MSAVI feature space

2.2.2 趋势分析 基于GEE平台,将1986—2023年的研究年份设为自变量,沙化土地差值指数(DDI)作为因变量,构建线性回归模型生成DDI斜率分布图,可以分析研究区沙化程度在时间序列上的演变趋势。趋势斜率计算采用最小二乘法^[19],计算公式如下:

$$\text{Slope} = \frac{n \times \sum_{i=1}^n i \times \text{DDI}_i - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n \text{DDI}_i}{n \times \sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \quad (5)$$

式中:Slope为DDI的变化趋势; n 为时间序列长度; i 为年序数;Slope>0说明沙化状况好转,Slope<0说明沙化程度增强。

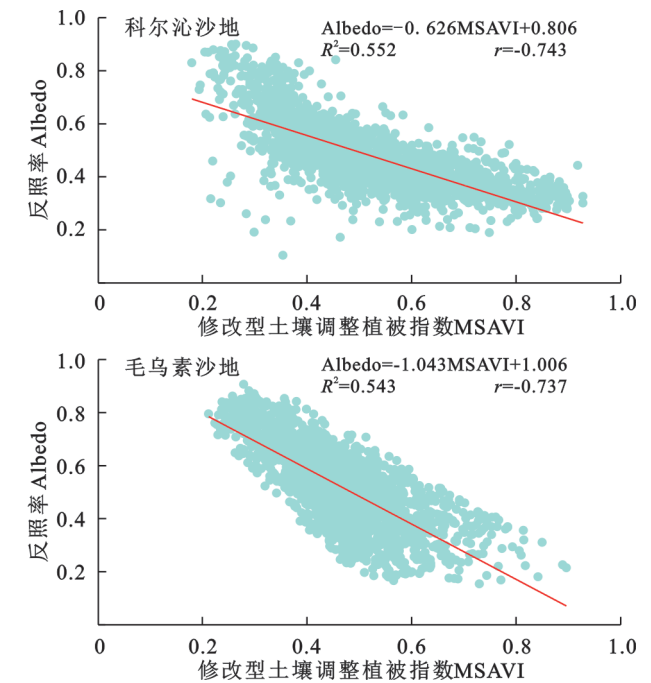
征空间,根据植被指数与地表反照率二者的线性负相关关系,拟合MSAVI与Albedo的线性回归方程,通过二维空间中两条直线垂直则斜率互为倒数的几何原理,利用 $k \times a = -1$ 计算沙化土地差值指数(DDI)的参数 a ,表达式如下:

$$\text{Albedo} = k \times \text{MSAVI} + b \quad (3)$$

$$\text{DDI} = a \times \text{MSAVI} - \text{Albedo} \quad (4)$$

各研究区构建的Albedo与MSAVI特征空间拟合后呈显著负相关(图3),相关系数均达到0.7以上,即随着沙化程度加剧,MSAVI值不断减小,而Albedo值不断增大。

最后,针对特征空间进行峰值分析,结合首个波峰面积占比较大的加权平均中心分别判定四大沙地沙化阈值,基于此阈值提取沙地范围并统计其面积。



2.2.3 模型验证 基于GEE平台,进行目视解译选取共1000个真实地表样本点,对DDI模型与随机森林算法的沙地提取结果建立混淆矩阵,并计算Kappa系数进行精度验证,公式如下:

$$\text{Kappa} = \frac{\text{OA} - \text{EA}}{1 - \text{EA}} \quad (6)$$

式中:OA为总体精度,表示分类正确的样本占总样本数的比例;EA为期望精度,表示偶然机会造成样本分类正确的概率,计算方法为实际是某一类别的样本数量与模拟为该类别样本数量的乘积之和,除以总样本数的平方^[20]。

随机森林(Random Forest, RF)是较为常见的机器学习算法,通过随机选择训练样本及变量子集构

建多个决策树,由全部决策树的投票决定最终分类类别。本研究使用Landsat数据,基于GEE平台计算归一化植被指数(NDVI)、增强型植被指数(EVI)、修改型土壤调整植被指数(MSAVI)、归一化水体指数(Normalized Difference Water Index, NDWI)、归一化建筑指数(Normalized Difference Built-up Index, NDBI)作为分类特征,利用RF函数进行模型构建。

EVI,NDWI,NDBI的计算公式如下:

$$EVI = \frac{2.5(NIR - Red)}{NIR + 6Red - 7.5Blue + 1} \quad (7)$$

$$NDWI = \frac{Green - NIR}{Green + NIR} \quad (8)$$

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR} \quad (9)$$

式中:Green, SWIR分别为Landsat影像的绿波段、短波红外波段。

2.2.4 植被指数 植被指数能够对多时空尺度的植被生长状况进行快速有效的监测,其中应用最为广泛且最具代表性的是归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)^[21]。归一化植被指数是利用植物叶片对蓝光和红光的强烈吸收,以及对绿光尤其是近红外强烈反射的特点所构建,用于反映地表植被状况。

NDVI计算公式如下:

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (10)$$

式中:NIR, Red分别为Landsat影像的近红外、红波段。基于GEE平台逐年计算研究区生长季(6—9月)NDVI均值,以代表该年份研究区地表植被的整体状况,并结合沙地的动态变化分析植被恢复情况。

3 结果与分析

3.1 沙化土地提取精度评估

对比构建特征空间与随机森林算法两种监测土地沙化状况的方法,前者具有明确的生态学内涵,后者则可以通过加入合适的变量以适应不同类型的研究。基于GEE平台,对2020年科尔沁沙地进行随机森林分类,并与沙化土地差值指数DDI所提取的结果,通过1000个真实地表样本点建立混淆矩阵验证精度。由表1可知,DDI模型的用户精度与生产者精度均高于RF模型,Kappa系数分别为DDI(0.98)、RF(0.95),这表明两种分类方法对沙地提取具有较高的一致性,而沙化土地差值指数模型能够更为准确地识别沙地。由于随机森林算法受到样本质量和特征选择的显著影响,在针对特定区域的单一类别进行长时间序列分类时,其精度可能不及那些过程简单

且更易于解释的监测方法。因此,基于特征空间构建沙化土地差值指数模型的方法更适合于本研究中对沙化土地的区分与提取。

表1 沙地与非沙地混淆矩阵
Table 1 Confusion matrices of sandy land and non-sandy land

	类型	沙地	非沙地	用户精度	总体精度
DDI	沙地	650	2	99.69%	99.10%
	非沙地	5	343	98.00%	
	生产者精度	98.93%	99.42%		
RF	沙地	638	12	98.15%	97.50%
	非沙地	13	337	96.29%	
	生产者精度	98.00%	96.56%		

3.2 1986—2023年四大沙地沙化土地的面积变化

基于DDI模型提取的1986—2023年中国四大沙地的沙化面积如图4所示。科尔沁沙地1986—1995年平均沙化面积为5280.07 km²,且呈增加趋势;1995—2005年沙化面积不断缩减,沙化面积减少约1400 km²,减幅达26%;2005—2023年沙化土地面积呈现波动状,但总体保持在一个较低水平,其沙化面积最低时降至3621.22 km²。毛乌素沙地沙化土地面积的变化过程与科尔沁沙地相似,同样表现为在1995年之后大幅减少,沙化土地面积由1986—1995年的7934.66 km²降低至2013—2023年的3813.72 km²,沙化土地面积减少约4000 km²,减幅达到52%。浑善达克沙地沙化土地面积在1994—2002年前后均相对较低,该时段为沙化面积波峰,平均沙化面积为8891.89 km²;2002—2023年沙化面积呈减少趋势,最低降至6578.09 km²,减幅达22%。1986—2023年呼伦贝尔沙地沙化面积共增加约6500 km²,增幅达178%,是四大沙地中当前仅有的持续扩张的沙地。

3.3 1986—2023年四大沙地沙化土地的时空变化

沙化土地扩张与萎缩的典型状况如图5所示。共选取三处典型区域,分别展示1990年、2000年、2010年、2020年不同变化类型的Landsat影像与沙化土地差值指数模型提取结果,通过对比真实影像与提取结果可以看出二者的吻合程度较高,即模型对沙地识别的准确度维持在较高水平。图中区域1和区域2是科尔沁沙地与毛乌素沙地较为典型的沙化区域,分别代表了沙地整体向内推移与沙地内部斑块的萎缩。区域1是科尔沁沙地主体的东部,对比1990年与2020年提取结果,该区域沙地整体向内收缩,沙地边缘由东向西推移,而2010年与2020年提取结果则相对稳定,说明其沙地主要缩减时期在此

之前;区域2是毛乌素沙地内部,其主体由沙地逐渐演变为非沙地,块状沙地持续萎缩,沙化状况呈明显好转。图中区域3是呼伦贝尔沙地南部,可以代表沙

地的扩张,1990—2000年与2010—2020年沙地扩张幅度较大,存在明显大范围新增沙化地表,而2000—2010年虽保持扩张趋势,但沙地增长面积较小。

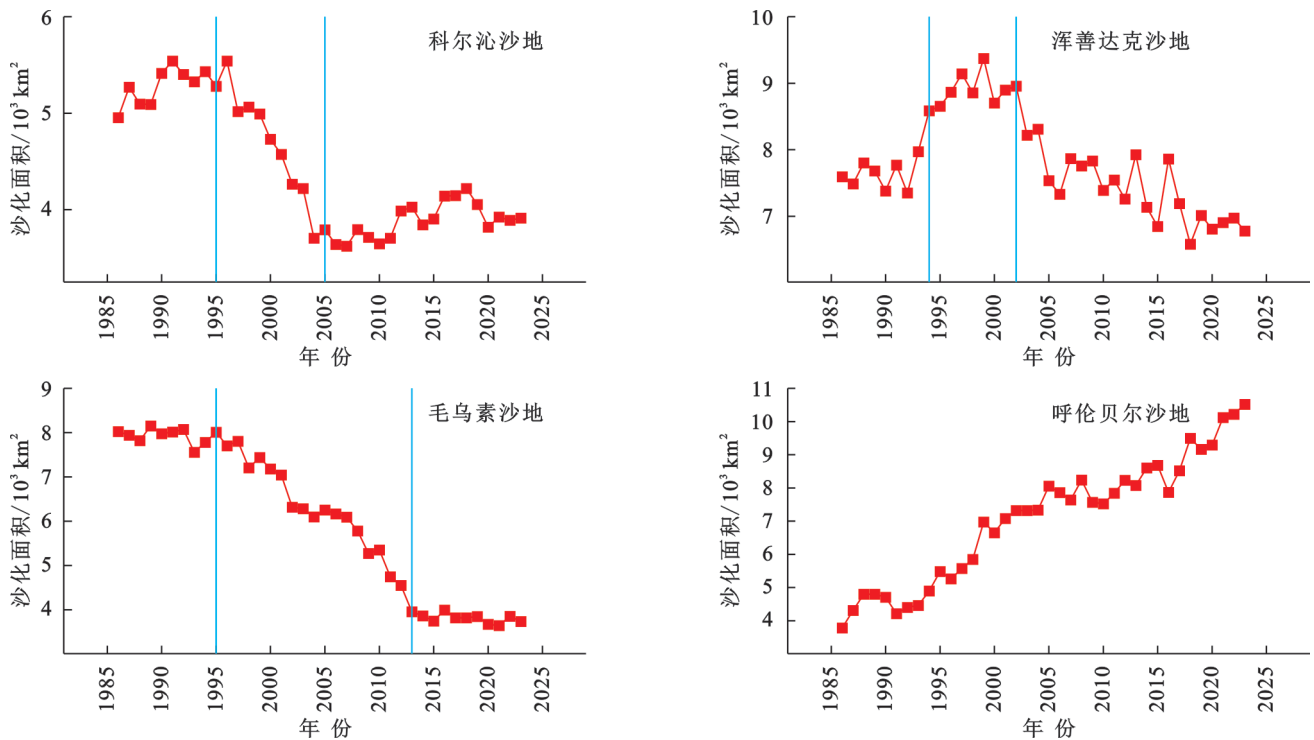


图4 沙化土地面积变化

Fig. 4 Changes in desertification area

基于1986—2023年Landsat遥感影像和DDI沙化土地指数表明:中国四大沙地科尔沁沙地、毛乌素沙地和浑善达克沙地沙化土地面积显著减少,其中毛乌素沙地减少幅度最为显著;而呼伦贝尔沙地沙化土地仍呈现持续扩张态势(图6)。

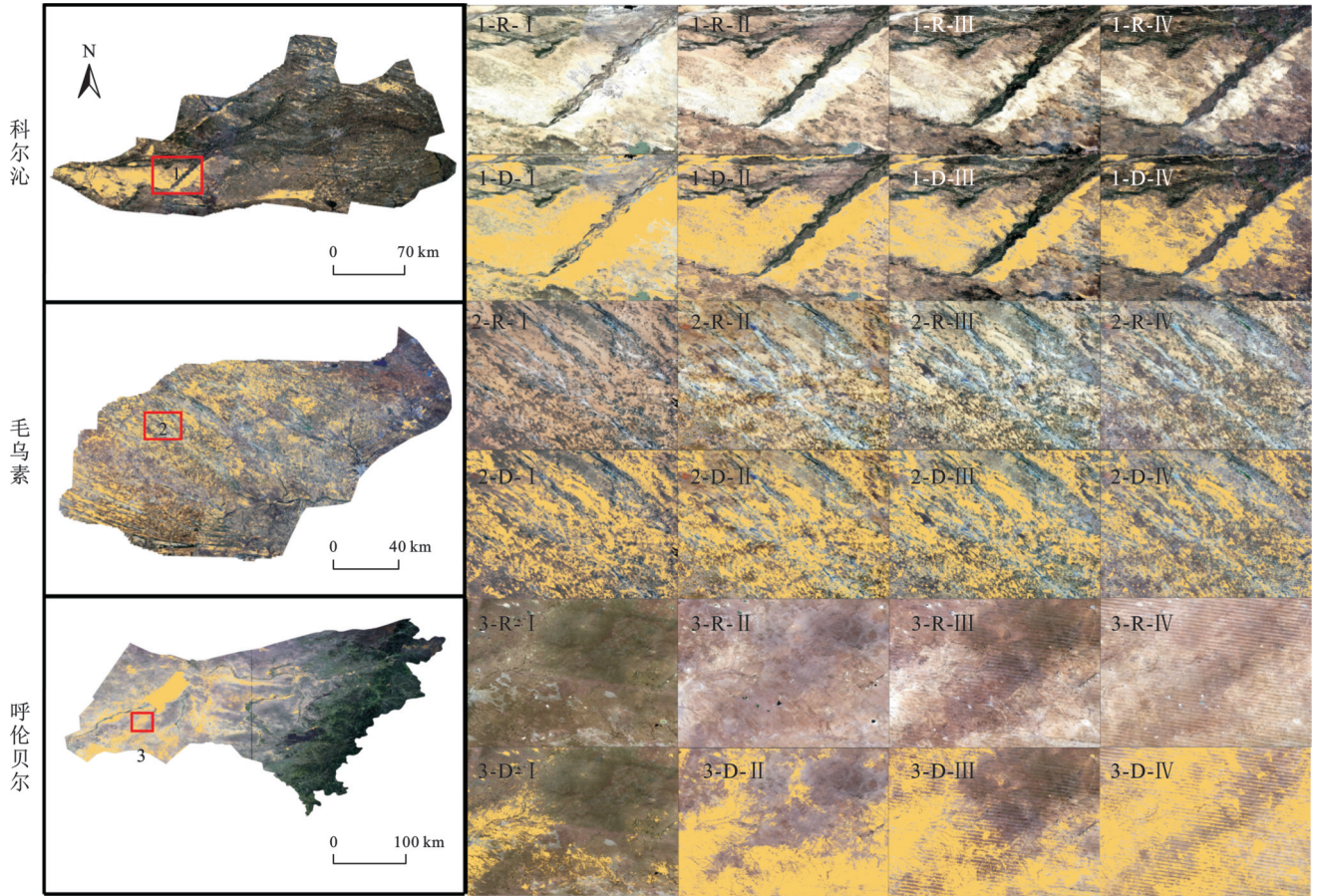
比之下,呼伦贝尔沙地的沙化状况则整体加剧,沙化增强区域占比约为38%,该区域围绕呼伦湖及其周边水系,原本的草地正逐渐演变为沙地。

科尔沁沙地沙化土地萎缩区域主要集中在沙地中西部,局部区域沙化土地扩张明显且主要分布在沙地西部并向东延伸形成狭长沙带。毛乌素沙地大部分区域沙化状况明显好转,沙地东南部形成连片的沙地萎缩区,仅在西南边缘存在沙化扩张。浑善达克沙地沙化土地萎缩区域主要在中部及西南方向,西北部沙化土地扩张明显。呼伦贝尔沙地沙化土地扩张集中在呼伦湖周边区域,尤其是呼伦湖南部。

4 讨论

1986—2023年四大沙地的沙化趋势图(图7)表明,科尔沁沙地、毛乌素沙地和浑善达克沙地的沙化情况总体上有所改善,改善主要集中于科尔沁沙地中西部、毛乌素沙地东南部和浑善达克沙地南部,特别是毛乌素沙地东南部的沙化改善尤为显著。其中,科尔沁沙地沙化好转区域的面积约有 2.5 km^2 ,占比约为46%;毛乌素沙地沙化好转区域的面积约有 1.4 km^2 ,占比约为45%;浑善达克沙地沙化好转区域占比约为41%。三者沙地主体内尚存在局部沙化加剧的现象,但其范围远小于沙化好转区域。相

本研究基于GEE平台,构建了Albedo-MSAVI特征空间的沙化土地差值指数(DDI),实现了对中国四大沙地连续38a的沙化动态监测。该模型通过构建特征空间,较传统的目视解译方法节省了大量人力物力成本;相比机器学习方法,该方法在具备可操作性的同时,增强了模型的生态学解释能力。此外,该方法不依赖高精度的训练样本,也无需依托复杂的分类特征,具有较强的通用性。基于Albedo-NDVI特征空间的沙化信息提取方法近年来应用广泛,衍生出多种改进:包括采用EVI, MSAVI或者植被覆盖度等植被因子替代NDVI,以及整合地表湿度构建Albedo-NDVI-Wet三维模型等。本研究针对沙地土壤背景噪声问题,选择MSAVI作为植被表征因子。通过GEE平台进行代码实现,模型构建完成后支持跨区域移植,其可扩展性是利用GEE进行遥感监测的一大优势。现有研究多聚焦单一沙地或沙地内部县级行政单元,作为典型代表研究其沙化规律,本研究则扩大了研究尺度与时间跨度。



注:图中黄色部分代表沙化土地;1,2,3分别对应区域1,区域2,区域3;R,D对应真实影像与模型提取沙地;I、II、III、IV对应年份1990年、2000年、2010年和2020年。

图 5 沙地扩张与萎缩的典型区域

Fig. 5 Typical areas of sandy land expansion and shrinkage

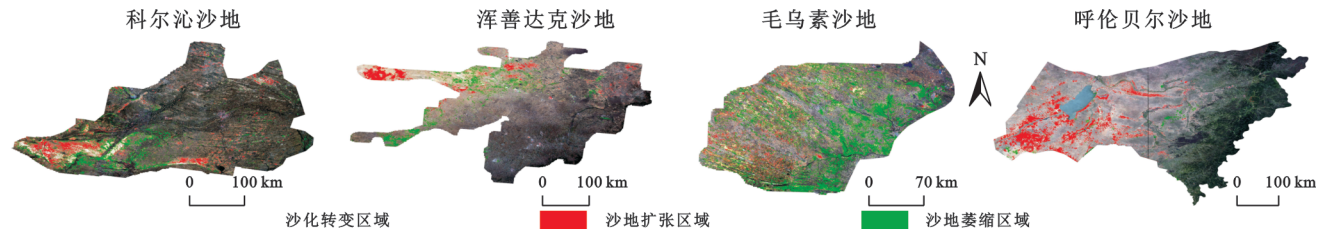


图 6 1986—2023年中国四大沙地沙化土地扩张与萎缩区域变化

Fig. 6 Expansion and shrinkage area changes of desertification land in China's four major sandy lands (1986—2023)

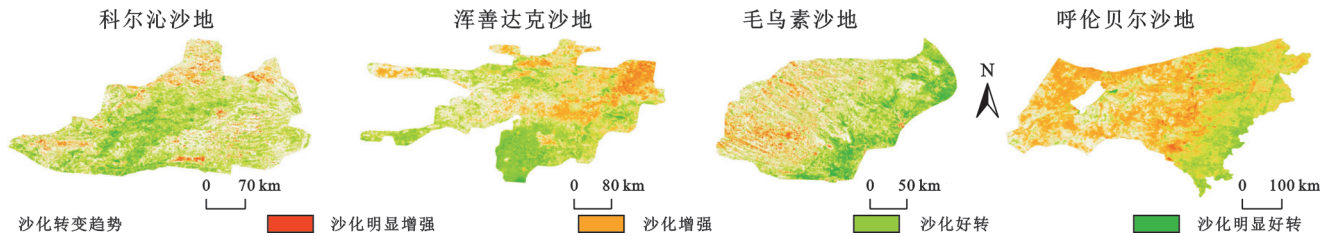


图 7 1986—2023年中国四大沙地沙化趋势

Fig. 7 Desertification trends in China's Four Major Sandy Lands (1986—2023)

本研究表明,近40年来,中国四大沙地中科尔沁沙地、浑善达克沙地和毛乌素沙地的土地沙化状况整体呈现持续改善趋势,而呼伦贝尔沙地则表现出沙化加剧态势。与已有研究结果^[5-7,22-25]对比,本研究所得出的沙化面积变化趋势和沙地时空分布格局与

前人研究基本一致。如于钧^[22]的研究指出,科尔沁地区的沙化土地呈现“先扩张、后大幅缩减,最终趋于稳定”的演变过程,这与本研究对科尔沁沙地演变阶段的判断相一致。郭强^[23]对鄂尔多斯高原(毛乌素沙地位于其中)的荒漠化动态监测结果与本研究的

沙化演变趋势高度一致,均表明毛乌素沙地沙化土地面积大幅减少,生态恢复效果显著。同丽嘎等^[24]的研究显示,浑善达克沙地在2002年前后沙化趋势由加剧转为逆转。而那日苏^[25]的研究表明,2015年呼伦贝尔沙地的沙漠化面积相较于1982年显著扩大,沙化状况呈现加剧态势。

沙化土地的减少意味着地表植被覆盖的增加,利用植被指数分析植被生长状况,进一步探究沙地演变情况。根据图8A所示,呼伦贝尔沙地与浑善达克沙地在NDVI生长季均值上多次表现出较大的起伏,但总体趋势相对平稳,前者的NDVI均值在0.46上下波动,后者在0.30上下波动;相比之下,科尔沁沙地与毛乌素沙地的NDVI生长季均值则明显呈上升趋势,科尔

沁沙地提高33%,毛乌素沙地则提高50%。除毛乌素沙地NDVI整体偏低,其余3个地区的波动均保持在相对较高的范围内。研究区生态系统较为脆弱且敏感,人类活动频繁,导致NDVI时空分布不均。图8B所展示的是四大沙地自1990年起每隔十年的生长季NDVI局部图,图中可以很直观地看出科尔沁沙地与毛乌素沙地两个研究区内沙地主体持续萎缩,红色区域与绿色区域的界线不断推移,生态状况也明显改善;而浑善达克沙地与呼伦贝尔沙地其生长季NDVI低值区(红色区域),在4个时间节点则表现出先扩张后萎缩的变化趋势,该情况符合浑善达克沙地演变,但与呼伦贝尔沙地的沙化状况存在差异,可能是由于呼伦贝尔草原的调节,具体原因还需要进一步探讨。

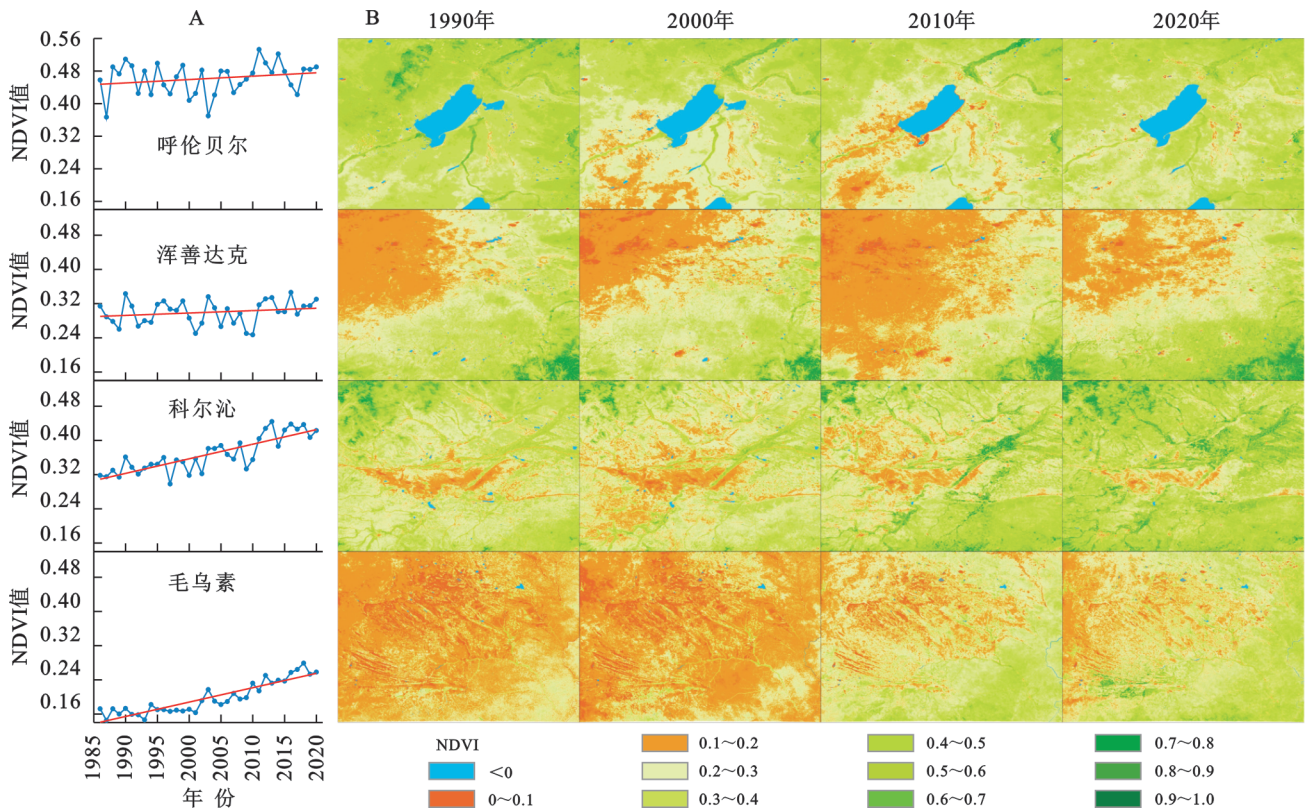


图 8 中国四大沙地 NDVI 变化

Fig. 8 NDVI changes in China's four major sandy lands

土地沙化现象与地理位置和气候特征密切相关。深居大陆内部使其形成降水稀少且分布不均的温带大陆性气候,区域内广泛分布着风沙土等极易遭受风蚀的土壤类型,共同构成土地沙化的物质与气候基础。如图9所示,科尔沁沙地在2000—2010年降水量增加、气温下降,沙化土地面积显著缩减;毛乌素沙地因年降水量突破干旱区划的400 mm降水量界限,配合持续生态治理,成为四大沙地中沙化逆转最显著区域;浑善达克沙地与呼伦贝尔沙地年平均降水量均维持在较低水平。整体而言,四大沙地年降水量呈上升

趋势,近年来维持在400 mm左右,但年平均气温均呈增加趋势,在原本较为干旱的基础上持续高温,给防沙治沙工作带来新的挑战。风力侵蚀是造成土地沙化的直接因素,科尔沁沙地的年平均风速持续下降,自1985年的3.27 m/s下降到2015年的2.75 m/s,毛乌素沙地多年来维持在2.2 m/s上下,浑善达克沙地因地形影响常年保持3.2 m/s较高风速,呼伦贝尔沙地维持2.8 m/s上下。风速较高会增加沙化治理难度,风速降低使植被更易存活,保障生态建设成效。气候变化通过多途径影响沙化进程:降水变化调控土

壤湿度与植被覆盖,气温波动改变蒸发量和植物生长期,风速强弱直接影响表土侵蚀强度。

沙化土地的持续萎缩离不开国家防沙治沙政策的坚决落实,中国防沙治沙工作主要是以各项重大生态工程为依托,立足国家生态安全格局,围绕民生与发展持续推进^[26]。伴随经济发展理念的转

变,摒弃过去忽视环境对资源的不合理利用,中国政府陆续启动了一系列重大生态工程,即三北防护林体系建设、天然林资源保护、退耕还林、京津风沙源治理、退牧还草、山水林田湖草沙一体化保护和修复等,全力扭转生态环境恶化的不良趋势,建设新时代美丽中国^[27]。

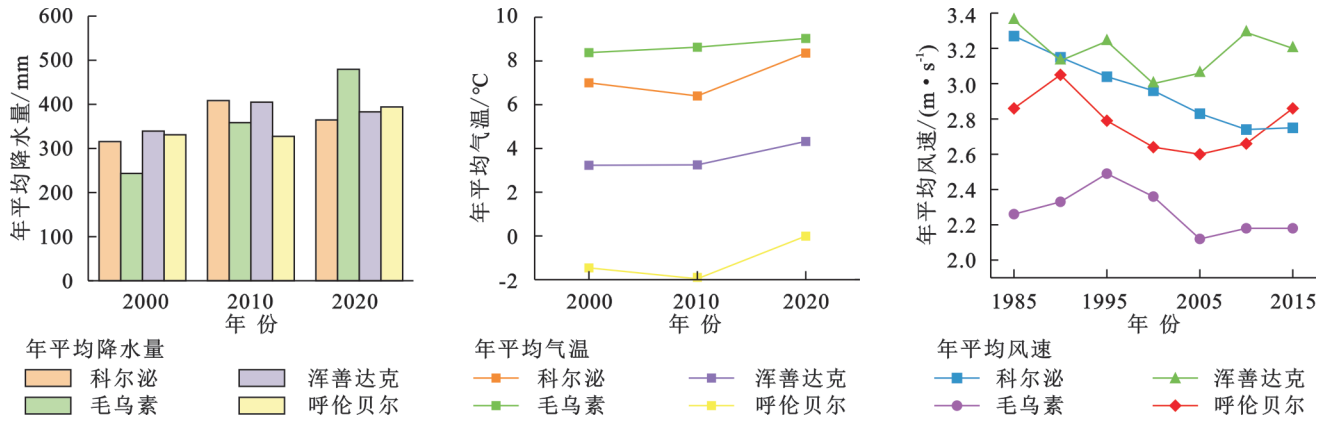


图 9 中国四大沙地降水、气温、风速变化

Fig. 9 Changes in precipitation, temperature and wind speed in China's Four Major Sandy Lands

自三北防护林体系建设工程 1978 年启动,相继带动其他重大生态工程,也促进了区域生态建设。“三北”工程第三期(1996—2000 年)提出到 2000 年在东北西部和内蒙古东部、黄土高原和毛乌素等重点扶持地区建成一批规模不等的区域性防护林体系;第四期(2001—2010 年)主攻方向为防风治沙,加大对毛乌素、科尔沁、河西走廊等重点区域的治沙力度;第五期(2011—2020 年)则重点进行防风固沙林、水土保持林等建设。根据纪平等^[28]针对“三北”工程区第二阶段(2001—2020)生态效益的评估,通过气候条件与生态工程的协同作用,土壤风蚀模数降低 46.49%,同时防风固沙量提升至 24.96%,多期连续生态工程的实施成效显著,生态系统状况持续转好和保持稳定区域面积分别占比为 21.95% 和 20.29%;“三北”工程建设 40 年间,防风固沙林面积扩张 $6.41 \times 10^4 \text{ km}^2$ (相对增长 154.3%),水土保持林面积扩张 $1.19 \times 10^5 \text{ km}^2$ (相对增长 69.2%),极重度和重度沙漠化面积分别减少 3.97×10^4 、 $9.19 \times 10^3 \text{ km}^2$,生态状况明显好转^[29]。

近年来,我国的防沙治沙工作持续顺利进展,全国的沙化土地面积在 2004 年、2009 年、2014 年、2019 年四次针对土地沙化状况的调查中,成功实现净减少,防沙治沙重点治理区也由过去被动的“沙进人退”,逐步发展为今天主动的“绿进沙退”^[30]。最新发布《全国防沙治沙规划(2021—2030 年)》中指出,当前防沙治沙的工作方针是确保治沙成果稳定阻止其反复,针对极重度沙化区域集中治理,并且合理规划资源利用。计划在 2030 年前完成 12.4 万 km^2 沙化

土地治理任务,以及封禁保护 6 万 km^2 的沙化土地。尽管当前治沙工作已取得阶段性成效,但中长期防沙治沙仍需不断巩固及攻坚克难。

人类活动在沙化土地的扩张与萎缩过程中发挥着重要作用。大规模盲目开垦与不合理土地利用是农牧交错带土地沙化的重要驱动因素,而沙化逆转的关键动力则源于国家实施的多项重大生态工程。为适应防沙治沙新阶段需求,要持续开展防沙治沙技术集成创新,基于不同气候特征及生态经济发展需求,制定适合当地自然资源环境的综合防治方案^[29]。根据多年沙化监测结果,毛乌素沙地与科尔沁沙地沙化状况已显著改善,现阶段治理重点应转移至成果巩固与动态监管,防范沙化反弹;浑善达克沙地需强化生态保护制度落实,维持沙地萎缩态势;呼伦贝尔沙地则需建立生态修复长效机制,科学推进防沙治沙工程,加速实现“人进沙退”的生态逆转。

5 结论

本研究基于 GEE 遥感云计算平台,构建沙化土地差值指数 DDI,系统分析了 1986—2023 年中国四大沙地沙化土地面积的动态及其时空演变特征,主要结论如下:

(1) 1986—2023 年中国四大沙地中仅有呼伦贝尔沙地的沙化土地面积持续增加,其余三大沙地整体呈现沙化土地面积减少的趋势。其中,科尔沁沙地、毛乌素沙地、浑善达克沙地沙化土地面积分别减少 26%,52% 与 22%;而呼伦贝尔沙地的沙化面积增幅达 178%。

(2) 空间分布上,沙化土地改善区域主要集中在科尔沁沙地中西部、毛乌素沙地东南部和浑善达克沙地南部,改善区域占各自总面积的比例分别为46%,45%与41%。

参考文献(References):

- [1] 管国盛,王翠萍,李锋,等.第六次全国荒漠化和沙化调查主要结果及分析[J].林业资源管理,2023(1):1-7.
Zan G S, Wang C P, Li F, et al. Key data results and trend analysis of the sixth national survey on desertification and sandification [J]. Forest Resources Management, 2023(1):1-7.
- [2] 冯益明,郑冬梅,智长贵,等.面向对象的沙化土地信息提取[J].林业科学,2013,49(1):126-133.
Feng Y M, Zheng D M, Zhi C G, et al. Desertification land information extraction based on object-oriented classification method [J]. Scientia Silvae Sinicae, 2013, 49(1):126-133.
- [3] 邝生爱,田淑芳,程博.农牧交错带土地沙化遥感监测[J].国土资源遥感,2002,14(2):10-14.
Kuang S A, Tian S F, Cheng B. Remote sensing monitoring of land desertification in the agriculture and grazing mixed area [J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2002,14(2):10-14.
- [4] 雍国玮,石承苍,邱鹏飞.川西北高原若尔盖草地沙化及湿地萎缩动态遥感监测[J].山地学报,2003,21(6):758-762.
Yong G W, Shi C C, Qiu P F. Monitoring on desertification trends of the grassland and shrinking of the wetland in Ruoergai Plateau in north-west Sichuan by means of remote-sensing[J]. Journal of Mountain Research, 2003, 21(6):758-762.
- [5] 陈黔,李晓松,修晓敏,等.基于Google Earth Engine与机器学习的大尺度30m分辨率沙地灌木覆盖度估算[J].生态学报,2019,39(11):4056-4069.
Chen Q, Li X S, Xiu X M, et al. Large scale shrub coverage mapping of sandy land at 30m resolution based on Google Earth Engine and machine learning[J]. Acta Ecologica Sinica, 2019,39(11):4056-4069.
- [6] 张亦然,刘廷玺,童新,等.基于多源遥感和机器学习方法的科尔沁沙地植被覆盖度反演[J].中国沙漠,2022,42(3):187-195.
Zhang Y R, Liu T X, Tong X, et al. Inversion of vegetation coverage based on multi-source remote sensing data and machine learning method in the Horqin Sandy Land, China [J]. Journal of Desert Research, 2022, 42(3):187-195.
- [7] 芦瑞杰,刘树林,康文平,等.结合GEE平台与机器学习算法的荒漠信息提取[J].中国沙漠,2023,43(6):60-70.
Lu R J, Liu S L, Kang W P, et al. Combining the GEE platform and machine learning algorithm for desert information extraction [J]. Journal of Desert Research, 2023, 43(6):60-70.
- [8] 吴立新,马保东,刘善军.基于SPOT卫星NDVI数据的神东矿区植被覆盖动态变化分析[J].煤炭学报,2009,34(9):1217-1222.
Wu L X, Ma B D, Liu S J. Analysis to vegetation coverage change in Shendong mining area with SPOT NDVI data [J]. Journal of China Coal Society, 2009, 34(9):1217-1222.
- [9] 吕爱锋,周磊,朱文彬.青海省土地荒漠化遥感动态监测[J].遥感技术与应用,2014,29(5):803-811.
Lv A F, Zhou L, Zhu W B. The remote sensing based dynamic monitoring of land desertification in Qinghai Province [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014,29(5):803-811.
- [10] 李宝林,周成虎.东北平原西部沙地近10年的沙质荒漠化[J].地理学报,2001,56(3):307-315.
Li B L, Zhou C H. Sandy desertification in west of northeast China Plain in the past 10 years [J]. Acta Geographica Sinica, 2001,56(3):307-315.
- [11] 王树祥,韩留生,杨骥,等.一种改进的融合多指标荒漠化等级分类方法[J].测绘通报,2021(4):8-12.
Wang S X, Han L S, Yang J, et al. An improved method of combining multi-indicator desertification classification [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(4):8-12.
- [12] 曾永年,向南平,冯兆东,等. Albedo-NDVI特征空间及沙漠化遥感监测指数研究[J].地理科学,2006,26(1):75-81.
Zeng Y N, Xiang N P, Feng Z D, et al. Albedo-NDVI space and remote sensing synthesis index models for desertification monitoring [J]. Scientia Geographica Sinica, 2006,26(1):75-81.
- [13] 李宇君,张磊.基于沙地指数模型的沙地监测方法[J].地球信息科学学报,2021,23(4):680-691.
Li Y J, Zhang L. Sandy land monitoring method based on classification index model [J]. Journal of Geo-Information Science, 2021,23(4):680-691.
- [14] 李作成,张路,欧阳志云,等.基于Google Earth Engine的青藏高原土地沙化模拟与动态评估[J].生态学报,2023,43(4):1526-1536.
Li Z C, Zhang L, Ouyang Z Y, et al. Land desertification simulation and dynamic assessment of Qinghai-Tibet Plateau based on Google Earth engine [J]. Acta Ecologica Sinica, 2023,43(4):1526-1536.
- [15] Wei H S, Wang J L, Cheng K, et al. Desertification information extraction based on feature space combinations on the Mongolian plateau [J]. Remote Sensing, 2018,10(10):1614.
- [16] Guo B, Zang W Q, Han B M, et al. Dynamic monitor-

- ing of desertification in Naiman Banner based on feature space models with typical surface parameters derived from LANDSAT images [J]. *Land Degradation & Development*, 2020, 31(12):1573-1592.
- [17] 魏伟,俞啸,张梦真,等.1995—2018年石羊河流域下游荒漠化动态变化[J].*应用生态学报*,2021,32(6):2098-2106.
Wei W, Yu X, Zhang M Z, et al. Dynamics of desertification in the lower reaches of Shiyang River Basin, northwest China during 1995—2018 [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2021, 32(6):2098-2106.
- [18] Liang S L. Narrowband to broadband conversions of land surface albedo I Algorithms [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(2):213-238.
- [19] 刘亮,关靖云,穆晨,等.2008—2018年伊犁河流域植被净初级生产力时空分异特征[J].*生态学报*,2022,42(12):4861-4871.
Liu L, Guan J Y, Mu C, et al. Spatio-temporal characteristics of vegetation net primary productivity in the Ili River Basin from 2008 to 2018 [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2022, 42(12):4861-4871.
- [20] 许文宁,王鹏新,韩萍,等.Kappa系数在干旱预测模型精度评价中的应用:以关中平原的干旱预测为例[J].*自然灾害学报*,2011,20(6):81-86.
Xu W N, Wang P X, Han P, et al. Application of Kappa coefficient to accuracy assessments of drought forecasting model: a case study of Guanzhong Plain [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2011, 20(6):81-86.
- [21] Xu B, Qi B, Ji K, et al. Emerging hot spot analysis and the spatial-temporal trends of NDVI in the Jing River Basin of China [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2022, 81(2):55.
- [22] 于钧.基于特征空间的科尔沁沙地荒漠化信息提取研究[D].辽宁阜新:辽宁工程技术大学,2022.
Yu J. Research on extraction of desertification information of Horqin Sandy Area based on feature space [D]. Fuxin Liaoning: Liaoning Technical University, 2022.
- [23] 郭强.中国北方荒漠化遥感动态监测与定量评估研究[D].北京:中国科学院大学,2018.
Guo Q. Monitoring and assessment of desertification from remote sensing in the northern China [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2018.
- [24] 同丽嘎,宁小莉,张靖,等.近30a浑善达克沙地荒漠化时空演变特征及驱动机制研究[J].*干旱区地理*,2021,44(4):992-1002.
Tong L G, Ning X L, Zhang J, et al. Spatial-temporal variation and driving mechanism of desertification in Hunshandake (Otindag) Sandy Land in recent 30 years [J]. *Arid Land Geography*, 2021, 44(4):992-1002.
- [25] 那日苏.呼伦贝尔沙地土地荒漠化时空变化特征分析[D].呼和浩特:内蒙古师范大学,2017.
Na R S. Spatio-temporal variation characteristics of desertification in Hulunbeier sandy land [D]. Hohhot: Inner Mongolia Normal University, 2017.
- [26] 刘帅飞,曲海华,高广磊,等.中国履行《联合国防治荒漠化公约》:行动、问题与对策[J].*中国沙漠*,2023,43(6):229-236.
Liu S F, Qu H H, Gao G L, et al. Action, problems and countermeasures in implementation of united nations convention to combat desertification [J]. *Journal of Desert Research*, 2023, 43(6):229-236.
- [27] 邵全琴,刘树超,宁佳,等.2000—2019年中国重大生态工程生态效益遥感评估[J].*地理学报*,2022,77(9):2133-2153.
Shao Q Q, Liu S C, Ning J, et al. Assessment of ecological benefits of key national ecological projects in China in 2000—2019 using remote sensing [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2022, 77(9):2133-2153.
- [28] 纪平,邵全琴,王敏,等.中国三北防护林工程第二阶段生态效益综合评价[J].*林业科学*,2022,58(11):31-48.
Ji P, Shao Q Q, Wang M, et al. Monitoring and assessment of ecological benefits of the shelter forest program in the three-north region during 2001—2020 [J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2022, 58(11):31-48.
- [29] 朱教君,郑晓.关于三北防护林体系建设的思考与展望:基于40年建设综合评估结果[J].*生态学杂志*,2019,38(5):1600-1610.
Zhu J J, Zheng X. The prospects of development of the three-north afforestation program (TNAP): on the basis of the results of the 40-year construction general assessment of the TNAP [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2019, 38(5):1600-1610.
- [30] 张杨,杨洋,江平,等.山水林田湖草生命共同体的科学认知、路径及制度体系保障[J].*自然资源学报*,2022,37(11):3005-3018.
Zhang Y, Yang Y, Jiang P, et al. Scientific cognition, path and governance system guarantee of the Life Community of Mountains, Rivers, Forests, Fields, Lakes and Grasses [J]. *Journal of Natural Resources*, 2022, 37(11):3005-3018.