

# 基于遥感技术在土地沙化信息提取方法研究综述

薛玫娇

中煤航测遥感集团有限公司

DOI:10.32629/gmsm.v9i1.2396

**[摘要]** 土地沙化是世界性的生态环境问题,对生态环境、经济社会和可持续发展造成了严重影响。本文综述了传统方法、特征空间、植被指数、机器学习和深度学习在信息提取技术方面的进展及优劣性,并探讨了其未来发展方向,以期能为土地沙化监测和治理提供技术支持。

**[关键词]** 土地沙化; 遥感监测; 特征空间法; 机器学习法; 深度学习法

中图分类号: P407 文献标识码: A

## A review of research on remote sensing technology in the extraction method of land sanding information

Meijiao Xue

ChinaCoal Aerial Survey and Remote Sensing Group Co., Ltd.

**[Abstract]** Land desertification is a global ecological and environmental issue that has severely impacted ecosystems, economies, and sustainable development. This paper reviews advancements in information extraction technologies—including traditional methods, feature spaces, vegetation indices, machine learning, and deep learning—along with their respective strengths and limitations. It further explores future development directions to provide technical support for land desertification monitoring and management.

**[Key words]** Land Desertification; Remote Sensing Monitoring; Eigenspace Method; Machine Learning Method; Deep Learning Method

土地沙化作为全球性的生态危机,严重制约着区域经济社会的可持续发展与生态安全,亟需高效、精准的监测手段以支撑科学治理。遥感技术凭借其大范围、高时效及多尺度的观测优势,已成为土地沙化动态监测与信息提取的核心工具;从早期的传统遥感解译、特征空间分析与植被指数法,到如今广泛应用的机器学习(如支持向量机、随机森林)及深度学习算法(如VGG16、U-Net、ResNet),监测技术的智能化与自动化水平显著提升。本文旨在系统综述上述遥感监测技术的研究进展与应用成效,深入剖析其方法优劣,并展望未来的发展趋势,以期构建精准高效的土地沙化监测体系提供坚实的理论依据与技术支持。

### 1 传统遥感技术在土地沙化信息提取中的应用

#### 1.1 像元二分模型

像元二分模型作为土地沙化信息提取中估算植被覆盖度(FVC)的核心算法,基于线性混合原理将遥感像元简化为纯植被与纯裸土(沙地)两个端元的组合,通过计算归一化植被指数(NDVI)在两端元间的相对位置,定量反演地表植被覆盖比例。该方法物理意义明确、计算高效,特别适用于干旱半干旱区低覆盖度环境下的沙化监测,能够依据反演的FVC值直接划分土地沙化等级(如轻度至重度沙化),并有效支撑长时序沙化动态演变分

析;尽管其忽略了土壤背景非线性影响及阴影效应,但凭借对大范围快速监测的适用性,该模型仍是当前构建土地沙化定量评价体系、评估生态治理成效不可或缺的基础技术手段。吕爱锋等人<sup>[1]</sup>基于像元二分模型,采用200–2012年MODIS数据对青海省荒漠化现状和动态变化进行监测。研究发现,遥感估算荒漠化面积和全国荒漠化调查的结论基本一致。陈文倩等人<sup>[2]</sup>基于像元二分模型,采用2000–2015年SPOT VEGETATION数据对中亚地区荒漠化进行研究。

#### 1.2 特征空间法

特征空间法通过构建多维光谱特征空间(如NDVI-Albedo、Tasseled Cap变换空间等),利用植被与裸沙在不同波段组合下的光谱响应差异,将土地沙化信息提取转化为空间聚类或阈值分割问题。该方法能够直观地表征“植被-土壤”混合像元的分布规律,有效识别沙地、潜在沙化地及非沙化土地的边界,尤其适用于干旱半干旱区地表覆盖类型的快速分类;尽管其对端元选取和阈值设定的依赖性较强,但凭借物理机制清晰、计算简便且无需大量训练样本的优势,特征空间法仍是土地沙化宏观监测与等级划分中经典且高效的技术手段<sup>[3]</sup>。

#### 2 植被指数法在土地沙化信息提取中的应用

植被指数法是一种基于遥感数据的土地覆盖分类方法,它利用不同波段反射率的比值或差异来推断植被生长的状态和密度。在土地沙漠化信息提取中,植被指数法可以用于检测土地上植被的变化。常见的植被指数在土地沙化中的应用见表1所示<sup>[4-5]</sup>。

表1 常见的植被指数及其计算公式

植被指数	计算公式
归一化植被指数 (NDVI)	$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}}$
增强植被指数 (EVI)	$EVI = 2.5 \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + 6\rho_{RED} - 7.5\rho_{BLUE} + 1}$
比值植被指数 (RVI)	$RVI = \frac{\rho_{NIR}}{\rho_{RED}}$
差值植被指数 (DVI)	$DVI = \rho_{NIR} - \rho_{RED}$

### 3 机器学习分类法在土地沙化信息提取中的应用

机器学习分类法是一种利用机器学习算法对遥感数据进行分类的方法。它可以从遥感影像中自动提取特征,并将不同的土地覆盖类型分配给不同的类别。在土地沙漠化信息提取中,机器学习分类法可以有效地检测沙漠化过程中土地覆盖的变化,如草地向裸土的转变或沙丘的扩张。常用的机器学习算法包括支持向量机、决策树和随机森林<sup>[6]</sup>。

#### 3.1 支持向量机

支持向量机 (SVM) 作为一种基于统计学习理论的监督分类算法,在土地沙化信息提取中展现出卓越的小样本处理能力与非线性映射优势。该方法通过寻找最优超平面将高维特征空间中的沙地、潜在沙化地及非沙化土地进行最大化间隔分割,有效克服了传统分类器在干旱区光谱混淆严重、训练样本稀缺时的局限性;特别是在处理多源遥感数据(如结合光谱、纹理及地形特征)时,SVM凭借其核函数技巧能够精准捕捉沙化地表复杂的非线性分布规律,显著提升了沙化等级划分的精度与鲁棒性,已成为当前中小尺度土地沙化精细化监测与动态评估的核心算法之一。

#### 3.2 随机森林分类法

随机森林 (Random Forest, RF) 作为一种基于集成学习策略的非参数监督分类算法,在土地沙化信息提取中凭借其强大的抗过拟合能力、对高维多源数据的兼容性及无需严格数据分布假设等优势而广泛应用。该方法通过构建大量决策树并综合投票输出结果,能够有效处理光谱、纹理、地形及气象等多维特征变量,精准识别沙地、半固定沙丘及植被覆盖区等复杂地类,显著克服了干旱区因“同谱异物”或“同物异谱”导致的光谱混淆难题;同时,随机森林还能量化各特征变量对沙化分类的贡献度,为揭示沙化成因机制提供依据,是目前实现大范围、高精度土地沙化动态监测与等级划分的主流且高效的技术手段。

### 4 深度学习分类法在土地沙化信息提取中的应用

#### 4.1 VGG 16网络模型

VGG 16网络模型是一种深度卷积神经网络,它包含16层卷积层和3层全连接层,被广泛应用于图像分类、目标检测、语义分割等领域(图1)。VGG-16网络模型凭借其结构简洁、层深适中且特征提取能力强的特点,在土地沙化信息提取中常被用作基础的深度特征提取器或迁移学习的预训练骨干网络。该模型通过堆叠多个小尺寸卷积核(3×3)构建深层架构,能够有效捕捉遥感影像中从低级边缘纹理到高级语义信息的丰富层次特征,特别适用于识别具有特定纹理模式的沙地、流动沙丘及植被退化区;尽管其参数量较大导致计算成本相对较高,但在中小尺度样本训练或作为复杂分割网络(如FCN、U-Net)的编码器部分时,VGG-16仍能凭借成熟的权重初始化优势,快速收敛并显著提升对干旱区复杂地表覆盖类型的分类精度,为土地沙化动态监测提供了稳定可靠的深度学习基线方案。

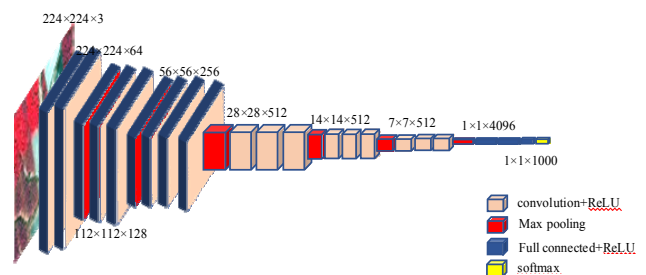


图1 VGG 16网络结构

#### 4.2 U-Net网络模型

U-Net网络模型作为一种经典的编码器-解码器卷积神经网络架构(图2),在土地沙化信息提取中凭借其独特的跳跃连接机制和强大的端到端像素级分类能力,有效解决了传统方法难以捕捉沙化地表细微空间纹理与边界模糊的难题。该模型通过编码器深层提取多尺度语义特征以识别沙地、流动沙丘及植被覆盖区的宏观分布,同时利用解码器结合跳跃连接融合浅层高分辨率空间细节,精准复原沙化斑块的边缘形态与内部异质性,特别适用于高分辨率遥感影像中破碎化沙地信息的精细化分割;尽管其对标注样本数量有一定依赖,但借助数据增强与迁移学习策略,U-Net能显著克服干旱区复杂背景下的光谱混淆问题,已成为当前实现土地沙化高精度自动化制图与动态变化检测的前沿深度学习工具。

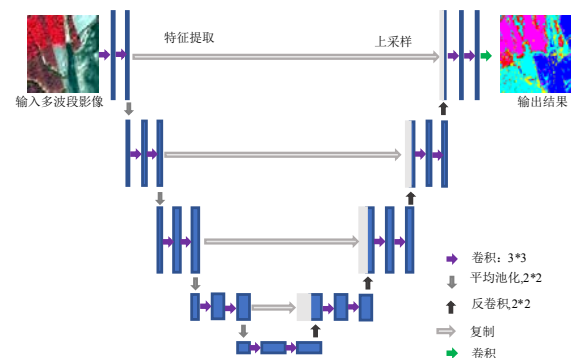


图2 U-Net网络结构

### 4.3 ResNet网络模型

ResNet(残差网络)模型通过引入创新的残差学习机制与恒等映射连接,有效解决了深层卷积神经网络在土地沙化信息提取中面临的梯度消失与网络退化难题,使其能够构建极深的网络架构以挖掘遥感影像中高度抽象的语义特征。在处理土地沙化任务时,ResNet凭借强大的多层级特征表达能力,能够精准区分光谱相似但纹理各异的沙化地类(如流动沙丘、半固定沙地与裸露耕地),显著提升了在复杂干旱背景下对细微沙化信号的识别鲁棒性;该模型常作为骨干网络嵌入到语义分割框架(如DeepLab系列)或用于高精度场景分类,通过端到端的训练大幅降低了对人工设计特征的依赖,成为当前实现大范围、高复杂度土地沙化智能监测与等级精细化判读的核心深度学习算法之一。

## 5 结论与展望

当前土地沙化信息提取已从单一光谱分析迈向多源数据融合与智能化分类的新阶段,像元二分模型、特征空间法等传统物理模型凭借机制清晰、计算高效的优势在大尺度宏观监测中仍具有基础地位,而支持向量机、随机森林等机器学习算法则通过挖掘高维非线性特征,显著提升了中小尺度复杂地表沙化等级划分的精度与鲁棒性。展望未来,随着高分辨率遥感星座、激光雷达及微波遥感技术的成熟,结合深度学习(如卷积神经网络、Transformer)对时空序列特征的自动提取能力,土地沙化监测将向“空-天-地”一体化<sup>[7]</sup>、全自动实时感知方向演进,同时亟需构建标准化的多源样本库与可解释性强的混合驱动模型,以

突破干旱区复杂背景下微弱沙化信号识别的瓶颈,最终实现从静态等级评价到动态风险预警的跨越,为全球荒漠化防治与生态恢复成效评估提供更具前瞻性的科学支撑。

### [参考文献]

- [1]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.
- [2]陈文倩,丁建丽,谭娇,等.基于DPM-SPOT的2000—2015年中亚荒漠化变化分析[J].干旱区地理,2018,41(1):119-126.
- [3]徐玲玲,延昊.基于MODIS-NDVI的2000—2018年中国北方土地沙化敏感性时空变化[J].自然资源学报,2020,35(4):925-936.
- [4]陈慧,杜耘,肖飞,等.汉江中游河谷平原植被指数时空变化及其与沙化土地动态的关联关系[J].长江流域资源与环境,2013,22(9):1221-1226.
- [5]元志辉,萨楚拉,银山.基于MODIS植被指数的浑善达克沙地植被物候变化[J].中国环境科学,2021,41(11):5254-5263.
- [6]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.
- [7]张亦然.耦合“空-天”遥感的科尔沁沙丘-草甸相间地区植被覆盖度解译及其时空演变规律[D].内蒙古农业大学,2021.

### 作者简介:

薛玫娇(1991--),女,汉族,陕西人,工程硕士,中级工程师,西安科技大学,中煤航测遥感集团有限公司,研究方向:测绘工程。