

# 沙地整治下榆林土地利用及土壤有机质时空分异特征

孙欣琪<sup>1</sup>, 张蚌蚌<sup>2</sup>, 柴朝卿<sup>2</sup>, 牛文浩<sup>2</sup>, 于 强<sup>1,3\*</sup>

(1. 西北农林科技大学资源环境学院, 杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学经济管理学院, 杨凌 712100; 3. 西北农林科技大学水土保持研究所, 黄土高原土壤侵蚀与旱地农业国家重点实验室, 杨凌 712100)

**摘 要:** 毛乌素沙地是典型的生态脆弱区, 近年来针对其在榆林境内的沙地整治利用取得显著成效, 也对土壤环境产生了深刻影响。为了探究沙地不同整治利用方式对土壤有机质的影响, 该研究选取榆林市显性沙地, 利用多光谱遥感影像及相关光谱指数, 结合沙地土地利用变化特征, 通过 XGBoost 机器学习方法, 反演 1990—2020 年土壤有机质含量; 分析不同土地类型下土壤有机质含量变化, 通过半变异函数揭示了其空间变异性, 厘清人为因素和自然环境的影响程度。结果表明, 30 a 间榆林 5 460 km<sup>2</sup> 沙地中超过半数得到整治和利用, 沙地-草地是最主要的地类转变方式, 建设用地面积增长最迅速; 沙区土壤有机质含量上升, 但整体呈现先增加后降低的趋势, 有机质均值由 0.34% 增长至 0.79%, 近 10 年降低至 0.51%; 榆林沙区土壤有机质具有较强的空间自相关性。起初, 人为利用对其有积极作用, 但随着沙地的利用强度增大, 对土壤有机质产生负向作用, 进而致使其含量下降, 面临土地退化危机。建议加强退化林草的修复改良, 放缓建设用地开发力度, 研究以期对沙地整治提供理论和实践借鉴意义, 保护榆林沙地土壤环境安全。

**关键词:** 土地利用; 遥感; 土壤有机质; XGBoost; 半变异函数

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.24.023

中图分类号: S288

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2022)-24-0207-11

孙欣琪, 张蚌蚌, 柴朝卿, 等. 沙地整治下榆林土地利用及土壤有机质时空分异特征[J]. 农业工程学报, 2022, 38(24): 207-217. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.24.023 http://www.tcsae.org

Sun Xinqi, Zhang Bangbang, Chai Chaoqing, et al. Spatial-temporal characteristics of land use and soil organic matter in Yulin under sandy land remediation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(24): 207-217. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.24.023 http://www.tcsae.org

## 0 引 言

中国是全球遭受荒漠化最严重的国家之一, 2014 年荒漠化土地面积约为 261.16 万 km<sup>2</sup>, 占国土面积的 27.2%<sup>[1]</sup>, 位于陕西省榆林市长城线以北的毛乌素沙漠是中国四大沙地之一, 严重威胁着当地的生态环境安全。新中国成立之后, 国家开展了巨大的改造沙漠工程, 通过引水拉沙、种植防护林等多项工程措施, 毛乌素沙漠水土流失现象得到极大改善, 土地治理率达到 93.24% 以上, 毛乌素沙漠即将从陕西版图上消失<sup>[2]</sup>。然而, 治沙作为一项长期的工程, 不能一味地追求植被覆盖度的增加, 更应该关注沙地治理和土地利用变化对土壤质量的影响。已有专家提出, 由于治沙过程中造林质量不高、生态环境恶劣、植被老化、人类不当利用等原因, 榆林毛乌素沙地有发生“二次沙化”的危机<sup>[3-4]</sup>。

土壤有机质作为衡量土壤肥力和生产力的重要指标, 极大程度影响了植物的生长过程。沙地的整治与利用改变土壤有机质的输入与分解, 影响土壤碳素生物化学循环过程, 又再次作用于沙地植被恢复、生态系统修复等过程<sup>[5]</sup>,

故土壤有机质也是衡量土地沙化治理效果的关键指标。同时, 其空间分布与动态变化也受到自然环境、植被生长、土地利用、人为改良、恢复时间等多种因素的影响<sup>[6-7]</sup>。目前大多数学者集中于讨论沙地整治中具体不同植被类型对于土壤养分的改良效果<sup>[8-9]</sup>, 忽略人为利用和开发对其造成的影响, 很少关注大尺度下沙地土地利用变化过程中对土壤环境的作用, 且受试验客观因素影响, 对土壤有机质的分析局限于开展研究的这一特定时间, 如贾汉忠等<sup>[10]</sup>探究了裸沙地、配土改良地和植被覆盖地下土壤溶解有机质的来源和含量; 赵朋波等<sup>[11]</sup>分析了不同固沙灌木对土壤养分空间异质性特征的影响, 都难以做到对其长时间序列上的动态变化进行观测, 研究结果不能反映不同沙地整治和利用方式下对土壤环境的影响差异。

在利用遥感影像进行土壤有机质反演方面, 高光谱遥感影像数据冗杂, 获取及处理过程复杂<sup>[12-13]</sup>, 多光谱遥感影像具有可利用数据充足、便于处理和分析的优点, 然而目前针对土壤有机质的多光谱遥感反演研究大多在较小研究区范围内展开, 未能充分发挥遥感技术能够监测大范围区域、多光谱遥感数据长时序观测且易获取和操作的优势; 在反演方法上, 基于多元回归的模型受拟合精度限制在反映土壤有机质发展规律上表现较差<sup>[14-15]</sup>, 机器学习方法能够充分挖掘数据之间的内在联系, 进而精确预测其未来发展趋势, 但大多数研究局限于支持向量机<sup>[16]</sup>、随机森林<sup>[17]</sup>、BP 神经网络<sup>[18]</sup>等传统方法上; 在反演参数的选择上, 众多研究只对光谱波段、自然条件等因素进

收稿日期: 2022-08-26 修订日期: 2022-10-27

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No.41961124006, No.42171267); 陕西省重点研发计划项目 (No.2022ZDLNY02-01)

作者简介: 孙欣琪, 研究方向为土地利用变化。Email: sxq@nwfufu.edu.cn

\*通信作者: 于强, 博士, 研究员, 研究方向为气候变化与农业生态。

Email: yuq@nwfufu.edu.cn

行考虑,忽略了土地利用类型信息在帮助判别土壤有机质空间分布中的可能性。此外,利用遥感影像进行土壤有机质反演的研究区域大多位于土地较为肥沃,土壤有机质含量高、地域差异大的地区<sup>[19-20]</sup>,对于本身土地较为贫瘠的西北沙漠地区,相应的研究较少,对土壤有机质变化的探测仍停留在野外采集阶段<sup>[21]</sup>。

因此,本文聚焦 1990—2020 年榆林市显性沙地的土地利用变化过程,在此基础上结合多光谱遥感影像,并充分考虑土地利用类型信息,从多种机器学习方法中筛选出反演精度最优的 XGBoost 方法对榆林市沙地土壤有机质含量进行反演,并利用半变异函数对导致其空间分异的人为和自然因素作用变化进行分析,厘清近 30 年针对沙地的不同整治和利用方式对土壤有机质含量的影响变化,有助于全面认识毛乌素沙地治理的成果以及对土壤环境带来的影响,同时有效识别土地退化区域,把握其发展变化规律,以及时调整土地利用方式及治沙政策和手段,维护毛乌素沙地区域生态环境安全。

## 1 研究方法与数据来源

### 1.1 研究区概况

榆林市 (36°57'~39°34'N, 107°28'~111°15'E) 位于陕西省的最北部,长城线以北是风沙草滩区,地处毛乌素沙漠的南缘。榆林属暖温带和温带半干旱大陆性季风气候,是中国的日照高值区域之一,年平均日照时数 2 593.5~2 914.4 h,四季分明,日差较大,年平均气温 10 °C,年平均降水 400 mm 左右<sup>[22]</sup>。毛乌素沙区在草原气候下处于荒漠草原-草原-森林草原的过渡地带,是农、林、牧的交错地区,属于典型的生态脆弱区,遭受严重的风蚀沙化和水土流失<sup>[23]</sup>。土地利用现状分类(GB/T 21010—2017)中规定沙地为除滩涂中的沙地,表层为沙覆盖和基本无植被的土地,即显性沙地(明沙)<sup>[24]</sup>。本文所研究的沙地范围即 1990 年榆林市土地利用类型二级分类为“沙地”的显性沙地,共计 5 460 km<sup>2</sup>,涉及到神木、榆阳、横山、靖边、定边等区县,见图 1。

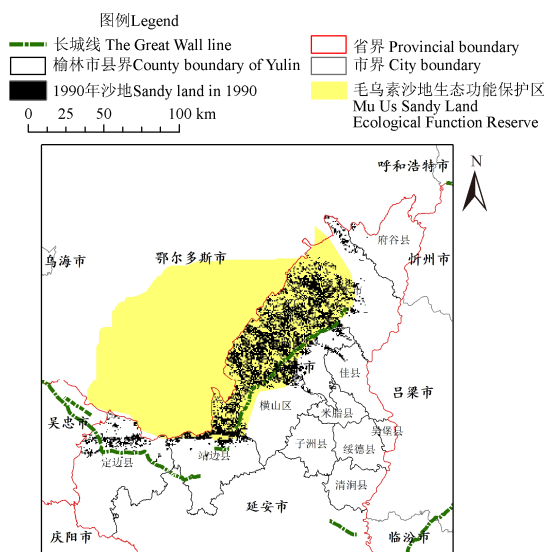


图 1 研究区位置

Fig.1 Location of study area

### 1.2 数据来源及处理

本文所使用的遥感数据来源于地理空间数据云 (http://www.gscloud.cn), 1990、2000 年采用 Landsat5 TM 遥感影像, 2010、2020 年采用 Landsat7 ETM+遥感影像,二者波段与带宽相同,分辨率为 30 m。由于 2003 年以后, Landsat7 卫星出现故障,故对相关影像进行条带修复。对所有影像进行辐射定标、大气校正、镶嵌以及裁剪等预处理得到具体各波段反射率;气象数据涉及年均温度、年降水量,来自中国科学院资源环境科学与数据中心 (https://www.resdc.cn) 以及 CRU TS (https://crudata.uea.ac.uk), 分辨率为 1 km;除此之外,全国土地利用类型遥感监测空间分布数据(CAS-LUCC)、中国 DEM 空间数据、中国行政区划数据以及中国生态功能保护区数据均来自于中国科学院资源环境科学与数据中心,其中 CAS-LUCC 产品精度达到 91.68%,对林地和草地做了详细区分,适用于植被变化、土地退化及荒漠化等相关研究<sup>[25]</sup>;全国土壤第二次普查 1:100 万数据来自于中国土壤数据库 (http://vdb3.soil.csdb.cn)。通过 ArcGIS 对所有数据进行统一的投影转换,并重采样至 1 km 空间分辨率,进行栅格转点,得到 1 km 间隔的带有各属性值的空间网格点。

### 1.3 研究方法

#### 1.3.1 土地利用动态度

土地利用动态度能够体现土地资源数量的变化,反映各土地利用类型面积的变化速度<sup>[26]</sup>。

##### 1) 单一土地利用动态度

单一土地利用动态度用来体现一定时间范围内研究区单一某种土地利用类型的数量变化情况,其计算式<sup>[26]</sup>为

$$D = \frac{L_b - L_a}{L_a} \times \frac{1}{T} \times 100\% \quad (1)$$

式中  $D$  为研究时段内某一类土地利用类型的动态度;  $L_a$ 、 $L_b$  分别为研究期初和研究期末某一种土地利用类型的面积, km<sup>2</sup>;  $T$  为研究时间区间, a。

##### 2) 综合土地利用动态度

综合土地利用动态度能够描述在一定时间范围内研究区整体的土地利用变化情况,其计算式<sup>[26]</sup>为

$$LD = \left( \frac{\sum_{i=1}^n \Delta L_{i-j}}{2 \sum_{i=1}^n L_i} \right) \times \frac{1}{T} \times 100\% \quad (2)$$

式中  $LD$  为研究期内研究区的综合土地利用动态度,  $L_i$  为研究期初第  $i$  类土地利用类型面积, km<sup>2</sup>;  $\Delta L_{i-j}$  为在研究期内第  $i$  类土地利用类型向  $j$  类土地利用类型转化的面积绝对值, km<sup>2</sup>。

#### 1.3.2 遥感反演土壤有机质

##### 1) 数据获取及遥感影像预处理

1958 年至 1960 年国家开展第一次全国土壤普查,西北地区土壤有机质均值为 8.81 g/kg, 1979 年开始开展第二次全国土壤普查,并于 1991 年前后基本结束,西北地区土壤有机质均值为 9.13 g/kg, 30 a 间西北地区土壤有机质变化率为 3.6%,可见 1990 年以前土壤有机质变化极

小<sup>[27]</sup>。从中国科学院资源环境科学与数据中心公布的土地利用数据来看,1980—1990 年,98.5%的沙地未发生变化,主要原因是劳动生产力落后,人为对土壤环境的影响较小,且易对土壤有机质分解和转化过程造成影响的气候、生物等因子变化不明显。

中国土壤数据库中的农田肥力数据来自于全国第二次土壤普查,考虑到遥感影像的可得性及研究时间序列的规律性,故采用 1990 年 Landsat 遥感影像作为反演本底数据代表土壤第二次普查中的土壤情况。由于榆林地区土壤环境相对较为稳定,土壤有机质含量较少,利用遥感反演方法不易监测到其细微变化,且其他影响土壤环境的自然及人为因子对土壤的作用过程漫长,变化缓慢,故确定 10 年为研究时间区间,以准确捕获土壤有机质的变化情况。为排除地表上的植被对土壤光谱反射率的影响,均选取 12—次年 3 月份无积雪覆盖且云量小于 2%的冬季影像。经过影像预处理后提取 Landsat 遥感影像 6 个波段反射值。

## 2) 衍生光谱指数计算

只利用遥感 6 个波段的光谱信息获得的信息是有限的,衍生光谱指数能够结合不同地物对不同波段光谱的反射率特性提取出更多有价值的信息以指示植被生长、土壤下垫面等状态。结合以往的研究<sup>[28-29]</sup>,共选取出 NDVI、EVI、GLI 等 28 个光谱指数进行遥感反演的辅助参数,具体参数和计算方法见表 1。

## 3) 其他反演参数计算

土地利用方式的不同对土壤有机质会产生深刻的影响<sup>[30-32]</sup>,在进行土壤有机质的反演中有必要将土地利用方式作为参数考虑在内<sup>[33]</sup>。独热编码与哑变量类似,能够将具有  $k$  个属性的某特征量化为  $k$  个二进制编码,因此,将定性的 19 种土地利用数据进行独热编码生成 19 个 0~1 变量,分别是耕地(水田、旱地)、林地(有林地、灌木地、疏林地、其他林地)、草地(高覆盖度草地、中覆盖度草地、低覆盖度草地)、水体(水域、湖泊、水库坑塘、滩地)、城乡居民工矿用地(城镇用地、农村居民点、其他建设用地)、未利用地(沙地、盐碱地、裸土地)。此外,土壤有机质的分布受自然环境影响极大,不同的地形、气候条件下,土壤有机质的空间和数量分布也呈现显著差异,故通过研究区 DEM 生成坡度和坡向数据,并结合当年年降水量和年均温度数据共同作为辅助反演参数。

## 4) 机器学习回归方法

决策树回归是一种运用决策树结构进行逐级分层分类的机器学习方法,其中一个父节点和多个子节点组成决策树,每一个节点即代表一个独立的分类过程,在节点末端得到其分类结果;随机森林回归(Random Forest, RF)是包含多个决策树对数据集进行训练和预测的机器学习模型方法,决策树之间相互独立,采用 bagging 思想进行集成学习;BP 神经网络回归是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,使用最速下降法使网络的误差平方和最小;支持向量机回归(Support Vector Regression, SVR)是通过非线性映射把数据映射到高维数据特征空

间当中并在其中进行拟合后再返回到原始空间中。

表 1 衍生光谱指数及计算式

Table 1 Derivative spectral index and calculation formula

衍生光谱指数 Derivative spectral index	计算式 Calculation formula	衍生光谱指数 Derivative spectral index	计算式 Calculation formula
修正归一化差异 水体指数 MNDWI	$(G-MIR)/(G+MIR)$	红外植被指数 IPVI	$NIR/(NIR+R)$
归一化植被指数 NDVI	$(NIR-R)/(NIR+R)$	全球植被水分指 数 GVMI	$(NIR+0.1)-(SWIR+0.02)/[(NIR+0.1)+(SWIR+0.02)]$
红边比值植被指 数 RGRI	$R/G$	绿色植被指数 GVI	$0.285 \times B - 0.244 \times G + 0.544 \times R + 0.724 \times NIR + 0.084 \times MIR - 0.18 \times SWIR$
综合光谱响应指 数 COSRI	$(B+G)/(R+NIR) \times (NIR-R)/(NIR+R)$	土壤改良 植被指数 2 MSAVI2	$0.5 \times \{2 \times (NIR+1) - \sqrt{2 \times (NIR+1)^2 - 8 \times (NIR-R)}\}$
增强植被指数 EVI	$2.5 \times (NIR-R)/(NIR+6 \times R - 7.5 \times B + 1)$	土壤改良植被指 数 MSAVI	$(2R+1 - \sqrt{2 \times (NIR+1)^2 - 8 \times (NIR-R)})/2$
绿色叶绿素指数 GCI	$(NIR/G)-1$	修正简单比 MSR	$(NIR/R)-1/[\sqrt{NIR/R}+1]$
差异植被指数 DVI	$NIR-R$	近红外归一化指 数 NNIR	$NIR/(NIR+R+G)$
绿地调整植被指 数 GSAVI	$1.5 \times [(NIR-G)/(NIR+R+G+0.5)]$	非线性指数 NLI	$(NIR^2-R)/(NIR^2+R)$
绿化率植被指数 GRVI	$NIR/G$	归一化差异水分 指数 NDWI	$(NIR-SWIR)/(NIR+SWIR)$
绿色优化土壤调 节植被指数 GOSAVI	$(NIR-G)/(NIR+G+0.16)$	比值植被指数 RVI	$NIR/R$
绿色归一化差异 植被指数 GNDVI	$(NIR-G)/(NIR+G)$	重正化差分植被 指数 RDVI	$\sqrt{2 \times [(NIR-R)/(NIR+R)] \times [(NIR-R)/(NIR+R)]}$
绿叶指数 GLI	$[(G-R)+(G-B)]/[(2 \times G)+R+B]$	优化土壤调节植 被指数 OSAVI	$(NIR-R)/(NIR+R+0.16)$
绿度差值植被指 数 GDVI	$NIR-G$	红光归一化指数 NR	$R/(NIR+R+G)$
叶面积指数 LAI	$3.618 \times [2.5 \times (NIR-R)/(NIR+6 \times R - 7.5 \times B + 1)] - 0.118$	可见大气阻力指 数 VARI	$(G-R)/(G+R-B)$

注: B 指 B1 波段; G 指 B2 波段; R 指 B3 波段; NIR 指 B4 波段; MIR 指 B5 波段; SWIR 指 B7 波段。

Note: B refers to B1 band; G refers to B2 band; R refers to B3 band; NIR refers to B4 band; MIR refers to B5 band; SWIR refers to B7 band.

XGBoost 是 Chen 等<sup>[34]</sup>在 2016 年提出的一种基于集成思想的机器学习方法,通过多个学习器进行建模。XGBoost 采用 boosting 思想,通过串行方式产生子树且通过加权的方法集成产生结果,是 GBDT 的一种高效实现,在损失函数上添加了正则化项;且由于有些损失函数是难以计算导数的, XGBoost 使用损失函数的二阶泰勒展开作为损失函数的拟合<sup>[34]</sup>。

XGBoost 的最终预测结果是多个决策树预测结果的总和,如式(3)所示:

$$\hat{y}_j = \sum_{l=1}^L f_l(x_j), f_l \in F \quad (3)$$

式中  $\hat{y}_j$  为模型最终的预测值,  $L$  表示结合决策树的数量为所需调节的树的数量,  $f_l$  为第  $l$  个树,  $x_j$  表示第  $j$  个输入样本,  $F$  表示所有树模型的集合。模型所采用的目标函数和正则项如式(4)和(5)所示:

$$\text{Obj}^{(t)} = \sum_{j=1}^n \text{loss}(y_j, \hat{y}_j^{(t-1)} + f_t(x_j)) + \Omega(f_t) + c \quad (4)$$

$$\Omega(f_t) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{o=1}^T w_o^2 \quad (5)$$

式中  $\text{Obj}^{(t)}$  代表构建第  $t$  个树时的目标函数;  $\text{loss}()$  表示损失函数, 一般是均方误差;  $\hat{y}_j^{(t-1)}$  代表前  $t-1$  个树所计算出的预测值;  $c$  表示常数项;  $\Omega(f_t)$  表示第  $t$  个树的正则项, 决定了所需调节的树的深度;  $\gamma$  和  $\lambda$  表示正则项系数;  $T$  表示某个树所有叶子节点的数量;  $w_o$  表示某个树中第  $o$  个叶子节点的权重<sup>[35]</sup>。

在假设土壤有机质与相关反演参数之间关系的时间平稳性和空间平稳性的前提下, 本研究中运用 *spsspro* 软件分别进行决策树、随机森林、XGBoost 机器学习回归, 选取回归结果最佳的模型作为遥感反演模型进行回归, 将土壤有机质值作为因变量, 6 个波段的反射率光谱信息以及其余 52 个辅助参数 (28 个衍生光谱指数、19 个土地类型变量、DEM、坡度、坡向及年降水量和年平均气温) 作为自变量参与运算。运用 *dart* 基学习器, 通过不断调整树的深度、子节点数目等参数优化拟合精度。

### 1.3.3 半变异函数模型

半方差函数是地统计学中用来描述区域化变量空间连续变异性的函数, 其计算两个点在空间上的变异程度以及间距, 通过计算它们之间的关系来刻画要素的分布特征, 其计算式如下<sup>[36]</sup>。

$$\gamma(h) = \left( \frac{1}{2} N(h) \right) \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (6)$$

式中  $\gamma(h)$  是空间距离为  $h$  的所有样本点对变异值的平均值;  $Z(x)$  为区域化随机变量;  $N(h)$  为空间距离  $h$  的样本点

的个数;  $Z(x_i)$ 、 $Z(x_i + h)$  ( $i=1, 2, \dots, N(h)$ ) 分别代表区域化变量  $Z(x)$  在  $x_i$  和  $x_i + h$  的空间位置上的数值<sup>[36]</sup>。通过该式能够绘制出基于  $h$ - $\gamma(h)$  的半变异方差图, 其中半变异函数在其图像稳定时所在的高度是基台值 ( $C_0 + C$ ), 由于块金效应函数模型在  $y$  轴上的截距为块金值 ( $C_0$ ), 块金值和基台值的比值称为块基比 ( $C_0/(C_0 + C)$ )。块基比能体现随机因素导致的空间变异在总体变异中的贡献大小, 当块基比值  $< 0.25$ , 证明变量空间自相关性十分显著, 其空间变异主要由自然因素决定; 块基比值  $0.25 \sim 0.75$  表示变量呈现中等自相关, 同时受到自然和人为因素的影响作用; 块基比值  $> 0.75$  证明变量的自相关程度不强, 更多的受到人为因素的影响<sup>[37]</sup>。土壤有机质的空间变异是环境和人为活动等因素综合作用的结果, 环境因素主要指气候、地形、母质和土壤类型等结构性因素, 通常使土壤有机质的块基比较小, 人为因素包括土地利用和农业生产等随机性因素, 常表现为减弱土壤有机质空间相关性, 增大块基比<sup>[38-39]</sup>。本研究中运用 *GS+* 软件对反演得到的发生土地利用变化的沙地各年的土壤有机质含量进行平方根变换使其符合正态分布, 进而进行半方差函数模型拟合, 通过调整有效滞后距和间距寻找最优拟合结果。

## 2 结果与分析

### 2.1 基于沙地整治的榆林土地利用时空变化特征

沙地土地利用方式的转变可以揭示其整治和利用程度的发展过程。利用中国科学院资源环境与数据中心中 1990—2020 年全国土地利用遥感监测数据产品, 通过 *ArcGIS* 提取出 1990 年榆林市土地利用类型为“沙地”的图斑, 同时提取出 2000、2010、2020 年相应的图斑, 研究 1990—2020 年沙地的土地利用变化情况, 结果见图 2。

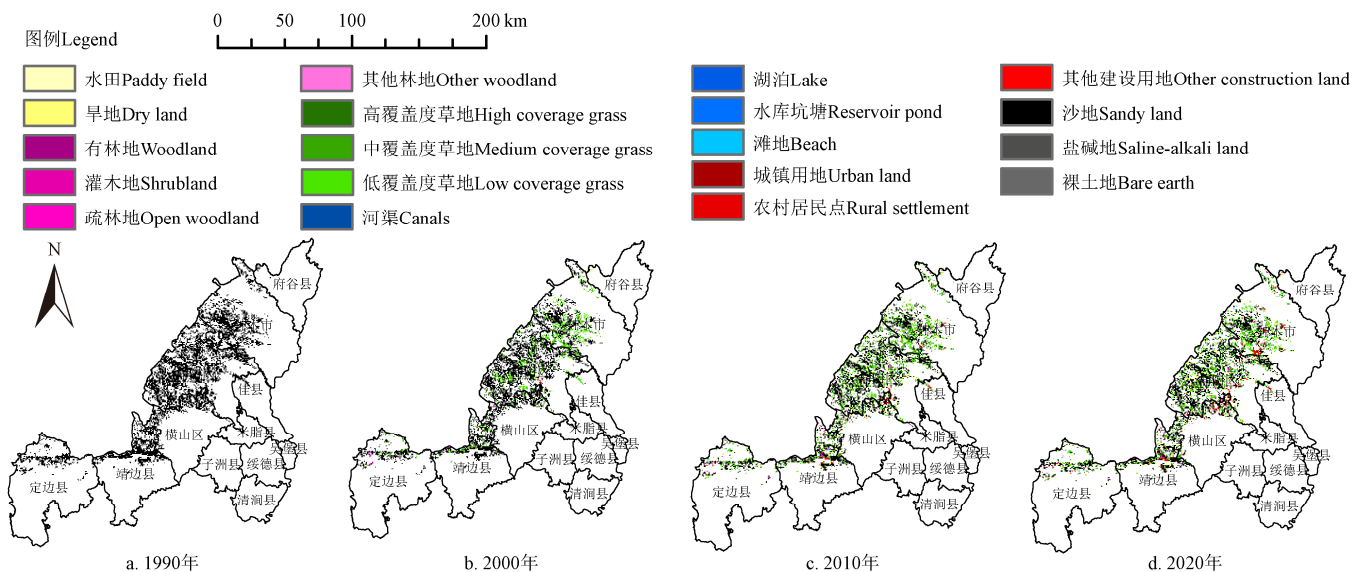


图 2 1990—2020 年榆林沙地土地利用变化

Fig.2 Land use change of sandy land in Yulin from 1990 to 2020

1990 年榆林市共计沙地 5 460 km<sup>2</sup>, 主要分布在西北部区域, 其中榆阳区和神木市以及靖边县、定边县北部

分布较广。神木市和榆阳区的沙地利用和整治早于榆林市其他区县, 以低覆盖度草地为主。随后, 自 2000 年起



榆林市沙地整治和利用范围逐渐扩大，由北向西南不断发展，土地利用类型也呈多样化趋势，低覆盖度草地向高覆盖度草地和灌木地、林地发展，逐渐出现居民地和农田。由此可以看出，传统的沙地整治方式即通过种植沙生植物增加植被覆盖率以遏制荒漠化发展，防治风沙。在此基础上，近些年来随着人们对于耕地和城市扩张的需求不断增强，沙地也在逐渐发挥着更大的经济价值，其利用程度也在逐年加深，利用方式不断增加。这些不同的土地利用类型零散分布在沙地中，由点及面一步步发展，体现了沙地多样化的土地利用形式和发展方向。

统计每 10 a 榆林由沙地转变的各土地利用类型面积，计算各地类和其所属一级地类的单一土地利用动态度，结果见表 2。

表 2 1990—2020 年不同地类面积及单一土地利用动态度  
Table 2 Area of different land use types and single land use dynamics

一级地类 First types	二级地类 Second types	面积 Area/km <sup>2</sup>				单一土地利用动态度 Single land use dynamics/%			
		1990	2000	2010	2020	2000—2010	2010—2020	2000—2010—2020	2020
耕地	水田	0	32	47	45	4.69	-0.43	3.52	1.24
	旱地	0	374	502	572	3.42	1.39		
林地	有林地	0	2	3	3	5.00	0	1.59	0
	灌木地	0	69	63	63	-0.87	0		
	疏林地	0	63	77	74	2.22	-0.39		
	其他林地	0	4	17	20	32.50	1.76		
草地	高覆盖度草地	0	1	8	8	70.00	0	2.09	-0.39
	中覆盖度草地	0	332	444	422	3.37	-0.50		
	低覆盖度草地	0	1343	1575	1517	1.73	-0.37		
水域	河渠	0	9	6	5	-3.33	-1.67	0.56	1.58
	湖泊	0	2	1	1	-5.00	0		
	水库坑塘	0	4	7	11	7.50	5.71		
	滩地	0	4	5	5	2.50	0		
城乡居民工矿用地	城镇用地	0	2	4	3	10.00	-2.50	72.73	15.60
	农村居民点	0	3	7	8	13.33	1.43		
	其他建设用地	0	6	80	222	123.33	17.75		
未利用地	沙地	5 460	3 203	2 530	2 445	-2.10	-0.34	-1.86	-0.51
	盐碱地	0	5	7	7	4.00	0		
	沼泽地	0	2	77	29	375.00	-6.23		

30 a 间沙地面积大幅降低，由 5 460 km<sup>2</sup> 降至 2 445 km<sup>2</sup>，超过一半的沙地已经转变为其他土地利用类型，主要发生在前 10 年，后 20 年沙地转变速率逐渐降低，单一土地利用动态度绝对值由 2.1% 降至 0.34%。沙地—草地是沙地整治中最主要的途径，2000 年草地面积占比达到 30.7%，至 2010 年，草地仍以 2.09% 的增长速度缓慢扩大，在近 10 年面积逐渐保持稳定状态。榆林沙地—草地的土地利用整治仍主要以低覆盖度草地为主，未能发育成植被覆盖度较高调节环境能力更强的植被，同样，由沙地转化成林地的土地面积一直保持在较低水平，灌木地和疏林地是主要的林地类型，在近 10 年增长迟缓。

耕地和城乡、工矿居民用地是人类对于沙地进行利用改造的最主要的土地利用方式，会对沙地的生态环境及发展趋势造成巨大的影响。30 a 间对于土地的利用程

度不断深化，耕地面积逐年显著上升，以旱地为主要的耕地类型，2020 年榆林市由沙地转变的耕地面积达到 617 km<sup>2</sup>，近 10 年增长速度由 3.52% 降至 1.24%。可以看到，在沙地中进行居民用地的利用仍然比较少，大部分的面积增加来源于以工矿用地为代表的其他建设用地的开发，2000—2010 年单一土地利用动态度达到 123.33%，在 2010—2020 年虽然增速减缓仍然以 17.75% 的动态度成为增长最迅速的土地利用类型。可见，沙地中蕴藏巨大的能量矿产资源，随着榆林市经济增长和城乡建设，沙地也在以较快的开发速率不断的被利用发掘。

整体来看，榆林沙地的土地利用综合动态度在逐渐降低，由前 10 年的 41.34% 下降至 12.51%，2010—2020 年为 4.03%，1990—2020 年整体土地利用综合动态度为 55.22%。对于沙地的整治和开发利用在 1990—2000 年力度最大，成果显著，植被面积大幅增加，耕地及建设用地面积不断扩大，由此产生的环境影响特别是对土壤质量的影响需要进一步的分析。

2.2 利用机器学习方法反演土壤有机质

由于遥感传感器接收的地物反射光谱的复杂性，传统的线性模型难以准确概括，机器学习回归模型的运用大大增加了模型的适用性以及精确度，以往研究最常采用随机森林回归、决策树回归模型进行模拟预测，但大部分只在小区域内展开，针对大面积区域的研究较少且精度不高，故本研究综合考虑随机森林、决策树、BP 神经网络、支持向量机以及 XGBoost 5 种回归方法，从中选取最优结果作为反演模型，5 种模型的回归精度如表 3 所示。可以看出，运用 XGBoost 回归方法的模型精度大于其他模型，表明在土壤比较贫瘠有机质含量普遍较低的大范围沙区内运用 XGBoost 机器学习回归方法能够较准确地进行多光谱遥感反演有机质。分别对 2000、2010、2020 年遥感影像进行预处理，提取各波段反射率，计算衍生光谱指数和气候地形参数等辅助反演参数，运用 XGBoost 回归模型进行各年份的土壤有机质反演。

表 3 回归模型精度  
Table 3 Accuracy of regression model

回归方法 Regression methods	训练集 Training set			测试集 Test set		
	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
XGBoost	0.243	0.147	0.871	0.534	0.295	0.424
RF	0.515	0.344	0.404	0.667	0.363	0.397
决策树	0.557	0.347	0.334	0.608	0.356	0.323
BP 神经网络	0.463	0.375	0.641	0.635	0.403	0.435
支持向量机	2.779	1.538	0.285	5.261	4.782	0.231

由于条件限制，通过查找收集过往榆林市相关土壤理化性质研究中的实测土壤有机质数据对反演结果进行精度验证。由于相关研究较少且研究区域大小不同，对于点位信息从反演结果中通过经纬度确定实测采样点位置，对于区域信息则运用 ArcGIS 裁剪出相应范围并计算区域内土壤有机质含量均值，反演结果与实测数据对比见表 4。可见随机抽取出的不同时间和地点的反演土壤有机质含量结果与相关文献中实测土壤有机质

含量误差在 0~13%之间, 考虑实际样本采集与测定的误差, 该反演结果能够较准确地对研究区土壤有机质含量进行反演。

2.3 沙地整治下榆林不同土地利用方式的土壤有机质时空变化特征

将模型反演得到的每年土壤有机质值和空间坐标导入 ArcGIS, 由点转为栅格并按掩膜裁剪出本研究所关注的沙地范围, 通过自然断点法将土壤有机质含量分为 6 级, 1990—2020 年土壤有机质分布情况如图 3 所示。

1990 年榆林沙区的土壤有机质含量大多在 0~0.18% 区间内, 高肥力土壤呈条带状分布在沙区中部区域。随着对沙地的利用和整治, 土壤有机质含量也在逐渐升高, 其中榆阳区和神木市是最主要的上升区域, 2010 年, 神木市西部有大片沙区土壤有机质含量上升至 1.25%~2.42% 区间, 榆阳区有机质含量在 0.97%~1.25% 区间内的土壤也大幅增加。然而, 在 2020 年, 榆林市沙区土地面临较严重的退化现象, 沙区大部分土壤有机质含量下降至 0.79%~0.97% 区间, 各县区土壤有机质含量差异减小, 只有在神木市西北部个别区域内的土壤有机质含量大于 0.97%。为更直观分析不同土地利用方式下沙区土壤有机质变化情况, 统计由沙地转变的六大土地利用类型的土壤有机质含量均值, 并与当年沙区整体土壤有机质含量进行对比, 结果见图 4。30 a 间, 榆林沙区土壤有

机质含量整体呈现先增加后降低的趋势, 由 0.34% 增长至 0.79%, 近 10 年间再次降低至 0.51%。

表 4 遥感反演结果与文献实测土壤有机质含量对比  
Table 4 Comparison between remote sensing inversion results and measured soil organic matter in literature

地点 Location	时间 Time	反演值 Inversion value/%	取样时间 Sampling time	实测值 Measured value/%	误差 Error/ %	来源 Data Source
榆林林校	2000	0.42	1999	0.38	11	王树雄等 <sup>[40]</sup>
榆阳区	2010	0.85	2010	0.77	10	张铁婵等 <sup>[41]</sup>
靖边县	2010	0.65	2013	0.69	6	蔡红明等 <sup>[42]</sup>
榆林市林区	2010	0.70	2013	0.73	4	马存平等 <sup>[43]</sup>
榆林治沙所 林场落叶林	2010	0.71	2007	0.70	1	张静 <sup>[44]</sup>
榆林市	2010	0.64	2009—2012	0.71	10	唐君敏 <sup>[45]</sup>
榆阳区林地	2020	0.36	2018	0.32	13	
神木市裸沙	2020	0.18	2018	0.19	5	
神木市林地	2020	0.20	2018	0.21	5	
米脂县撂荒地	2020	0.51	2018	0.54	6	马在昊 <sup>[46]</sup>
米脂县林地	2020	0.62	2018	0.59	5	
靖边县撂荒地	2020	0.35	2018	0.39	10	
靖边县林地	2020	0.45	2018	0.45	0	
红石峡	2010	0.93	2008	0.92	1	王彦武等 <sup>[47]</sup>
	2020	0.63	2019	0.71	12	白晓霞等 <sup>[48]</sup>
府谷县	2010	0.63	2013	0.65	3	赵慧渊 <sup>[49]</sup>
	2020	0.85	2020	0.92	7	

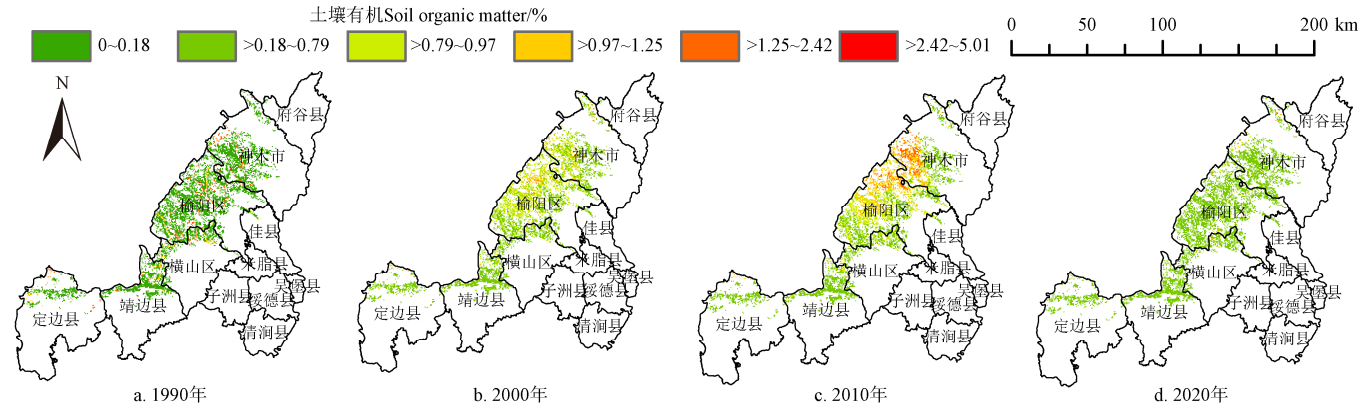


图 3 1990—2020 年沙地土壤有机质空间分布  
Fig.3 Spatial distribution of soil organic matter in sandy land from 1990 to 2020

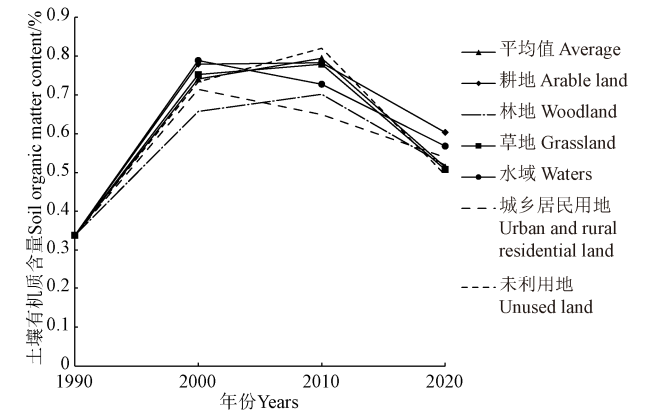


图 4 1990—2020 年不同土地利用类型下土壤有机质均值变化  
Fig.4 Changes of the mean value of soil organic matter under different land use types from 1990 to 2020

1990—2000 年是土壤有机质增速最快时期, 以耕地和水域为代表的土地利用类型土壤有机质均值达到近 0.8%, 林地涨幅最小, 由原沙地的 0.34% 增长至 0.66%。2000—2010 年除水域和城乡居用地, 其余土地利用方式下土壤有机质含量仍呈缓慢增长态势, 未利用地含量最高, 达到 0.82%。2010 年以后, 所有土地利用方式下的土壤有机质均明显下降, 未利用地下降最为显著, 跌至 0.49%, 耕地、水域、城乡居用地以及林地、草地土壤有机质含量依次下降。

2.4 沙地整治下榆林不同土地利用方式的土壤有机质空间分异

为探究沙地不同整治利用方式下土壤有机质的空间变异情况, 利用 GS+ 软件对榆林市沙地 30 a 间的土壤有机质含量进行地统计学分析, 得到主要的函数参数, 根

据分析结果得到表 5。

除水域拟合  $R^2$  介于 0.7~0.8，其余地类土壤有机质函数  $R^2$  均大于 0.8，准确性较高，达到结果使用要求。块基比的大小可以描述土壤有机质的空间分异情况，反映其受人为改造影响和自然条件因素限制的综合作用结果。榆林市沙地的整治和利用正是在自然环境塑造的基础上通过人为治沙采取一系列工程措施恢复植被，进而加以多样化利用的结果。土地利用方式的不同会深刻改变土壤性质、影响土壤有机质的积累、分解过程，具体即体现在有机质含量的大小及空间分布中。从沙地全局上来看，30 a 间土壤有机质块基比在前 10 年由 0.14 增长至 0.198，达到最高点，接着经历明显降幅，在近 10 年又缓慢上升至 0.141，与 1990 年持平。整体而言，土壤有机质块基比始终保持在 0.25 以下，说明其具有较强的空间自相关性，空间分布主要受如气温、降水、地形等

自然环境因素影响，但其内部的波动依然不容忽视。

2000 年，榆林沙区土壤有机质显著增长至 0.74%，与人为一系列工程措施的开展关系紧密，由沙地转变的草地、林地共计 1 814 km<sup>2</sup>，由块基比的较大幅度上升可以印证此时期人为改造对土壤有机质的提升作用。2000—2010 年，榆林沙区土壤有机质含量增速减小，更在近 10 年间急剧下降，从块基比的显著下降中，也可以看出在此 20 年间，人为因素对土壤的改良作用逐渐减损，通过增加植被、施用肥料等措施对土壤有机质的提升作用正逐渐被作物对土壤有机质的消耗和其自身分解而削弱。截止至 2020 年，块基比回归至 1990 年水平，人为影响与自然因素影响创造新的土壤有机质空间分布格局，人为开发和利用对沙区土壤呈负面作用，榆林沙区土壤有机质平均含量由 0.79% 下降至 0.51%，虽然仍高于 1990 年时的 0.33% 水平，但整体提升效果并不明显。

表 5 1990—2020 年沙地半变异函数分析结果  
Table 5 Results of semi variogram analysis of sandy land from 1990 to 2020

土地利用类型 Land use type	理论模型 Theoretical model				块金值(C <sub>0</sub> ) Nugget value				基台值(C+C <sub>0</sub> ) Abutment value			
	1990	2000	2010	2020	1990	2000	2010	2020	1990	2000	2010	2020
整体	指数	高斯	指数	指数	0.014	0.005	0.002	0.002	0.097	0.023	0.032	0.011
耕地	指数	球状	指数	指数	0.014	0.016	0.000	0.007	0.097	0.067	0.086	0.041
林地	指数	球状	球状	指数	0.014	0.000	0.000	0.002	0.097	0.013	0.017	0.010
草地	指数	高斯	指数	指数	0.014	0.016	0.014	0.002	0.097	0.055	0.086	0.012
水域	指数	球状	高斯	高斯	0.014	0.004	0.000	0.008	0.097	0.009	0.020	0.122
城乡居民工矿用地	指数	高斯	球状	指数	0.014	0.002	0.003	0.008	0.097	0.091	0.015	0.017
未利用地	指数	高斯	指数	指数	0.014	0.012	0.010	0.001	0.097	0.066	0.122	0.009

土地利用类型 Land use type	块基比 C <sub>0</sub> /(C+C <sub>0</sub> )Block-to-base ratio				R <sup>2</sup>				变程 Range			
	1990	2000	2010	2020	1990	2000	2010	2020	1990	2000	2010	2020
整体	0.140	0.198	0.073	0.141	0.904	0.992	0.984	0.912	7500	224820	137400	17100
耕地	0.140	0.233	0.001	0.159	0.904	0.935	0.980	0.871	7500	294400	91200	37500
林地	0.140	0.000	0.008	0.159	0.904	0.978	0.861	0.817	7500	9600	29700	19800
草地	0.140	0.285	0.163	0.157	0.904	0.997	0.967	0.881	7500	293582	40183	24600
水域	0.140	0.385	0.000	0.062	0.904	0.754	0.712	0.705	7500	56464	2615	301030
城乡居民工矿用地	0.140	0.026	0.173	0.497	0.904	0.817	0.851	0.840	7500	46418	49190	367500
未利用地	0.140	0.184	0.079	0.130	0.904	0.984	0.955	0.879	7500	205248	297300	17700

城乡居民工矿用地土壤有机质含量与其块基比大致呈反比。2000 年，其空间自相关性达到最强，土壤有机质的空间分布几乎完全受自然条件控制，此时该地类面积仅 11 km<sup>2</sup>，人力对于沙地的利用可忽略不计，自然条件的改变使土壤有机质含量上升至 0.71%。2000—2020 年，块基比的增大表明人类对于沙地的干预程度不断加强，居住地、工矿用地面积大幅上升，破坏土壤环境，导致其有机质含量明显下降，由 2000 年达到最高点 0.71% 之后，直线下降至 0.54%，近 20 年来的城市和农村对土地的开发和利用不断消耗土壤肥力，存在过度和不合理利用现象。

草地土壤有机质块基比在 30 a 间经历先上升再下降的波动，2000 年，达到峰值 0.285，超过 0.25 的阈值，人为影响因素作用逐渐突出，此时由沙地-草地的沙地整治方法可以大幅改善土壤肥力，使其由 0.34% 上升至 0.75%，植被的生长能够增加土壤有机质的输入，调节自然环境，对土壤有机质起到明显的促进作用。但近 20 年，

块基比逐步下降至 0.157，与 1990 年时草地土壤有机质块基比达到同一水平。自然条件因素再次限制草地土壤有机质的增长，沙地—草地的整治方式后劲乏力，土壤有机质降至 0.5%，整体上来看改良效果不明显。

耕地是对土壤环境依赖和影响最深入的土地利用方式，通过客土改良、施用化肥、有机肥等方式能够显著提升土壤有机质含量，提高土壤肥力，但是 2000 年后，块基比下降至接近 0，空间自相关性极其显著，人为改良的效果近乎消失，土壤有机质也极缓慢上升至峰值 0.78%，2010 年后，土壤有机质含量开始下降，其块基比回归至 0.16 水平，人为开垦耕地对土壤的负面作用开始显现，土壤有机质的输出大于输入，农作物生长消耗土壤养分，土地退化趋势开始显露，需要及时做出调整。

3 讨 论

本研究在假设土壤有机质含量与相关反演参数之间关系的时间平稳性和空间平稳性的前提下，通过对 1990

年榆林市土壤有机质含量的机器学习模型来反演 2000—2020 年榆林市土壤有机质分布情况。但榆林市内分布有风沙土、绵沙土、黄绵土、淤土、潮土等多种类型的土壤,其成土母质、理化性质等不尽相同,相同外界作用下也会表现出不同的土壤有机质循环过程。此外,各种人为和自然作用对土壤有机质的影响随时间变化也会发生变化,比如不同年限的林地上的土壤养分情况存在着明显差异,用统一的土地利用类型信息作为参数进行反演将中和土壤有机质的变化信息,降低极值的出现频率。尽管光谱反射率和各衍生光谱指数能够表征出不同时间和地点下的土壤养分差异,但用同一个机器学习模型进行概括仍将带来无法消除的误差。鉴于上述原因,本文最终利用 XGBoost 机器学习模型进行精度验证时,训练集与测试集差异较大。尽管通过提取出反演结果中的沙地部分与基础实测数据进行再次进行比较,发现仅在本文所研究的沙地范围内反演模型仍然可以取得较高精度,但回归模型仍不能精确预测不同区域的土壤有机质变化情况,这也为接下来针对大范围区域的土壤有机质分区反演工作提供了借鉴和思路。

利用多光谱遥感影像进行土壤有机质的反演也存在众多误差。首先,尽管研究选取 12 次年 3 月植被生长相对影响较小月份的遥感影像进行反演,仍无法消除地表覆盖物对土壤反射率的影响;其次,多光谱遥感影像波段较宽,无法捕捉对地表反射率的细微变化;研究中统一将分辨率设置为 1 km,聚焦于分析“显性沙地”的土壤变化情况,无法顾及由植被覆盖度所确定的“隐性沙地”的识别,忽略了小斑块地类,影像中存在混合像元,降低反演精度;由于沙地区域本身土壤肥力较差,土壤有机质含量少,对利用遥感反演的方法进行土壤有机质的变化估计带来极大挑战,因此研究结果中存在一定的实验误差。

由于数据来源的限制,本研究还存在一些不足。比如,利用 1990 年的土壤情况代表全国第二次土壤普查中的数据,尽管在 1990 年前研究区沙地整治效果不明显,西北地区整体土壤环境较为稳定变化极小,但还是带来了无法消除的影响;所使用的 1:100 万土壤普查数据得到的土壤有机质含量精度较低,不能精确区分土壤有机质含量的空间分布和大小差异。此外,由于研究时间和经费有限,未能对研究区土壤进行现场采样,测量其有机质含量验证反演准确性,故只能通过对照过往相关研究中的实测数据进行比较,但由于无法精确实地采样的时间和地点,且实测数据也仅靠抽样的方式来代表区域内的整体土壤有机质分布情况,近 30 年关于榆林市的土壤理化性质研究不足,可比较数据有限,该验证结果也不能完全代表本研究中土壤有机质反演的精度。

尽管如此,本文对于榆林沙区的土壤有机质时空变异分析仍然可以反映其大致的变化趋势,对于揭示近 30 年来沙地整治和利用成果,探究其影响作用具有深刻意义,也为今后的治沙用沙相关方面的政策制定提供相关依据和参考,促进保护毛乌素沙漠生态环境,实现人与自然和谐共生。

## 4 结 论

1) 1990—2020 年榆林超过半数沙地得到整治和利用,30 a 间,沙地面积大幅降低,以由北向西南的缩小趋势由 5 460 km<sup>2</sup> 降至 2 445 km<sup>2</sup>,超过一半的沙地已经转变为其他土地利用类型,主要发生在前 10 年,后 20 年沙地转变速率逐渐降低。沙地—草地是沙地整治中最主要的途径,以低覆盖度草地为主。以工矿用地为代表的其他建设用地面积增长最为迅速。

2) 利用多光谱遥感影像,通过 XGBoost 机器学习方法在土壤环境较为贫瘠的沙漠地区进行大尺度长时间序列的土壤有机质反演能够获得较高的精度,通过与研究区域内其他相关文献中土壤有机质实测数据进行对比,反演误差基本控制在 13% 以内,反演结果与事实相符,能够较好的进行土壤有机质含量的估计。

3) 30 a 间,榆林沙区土壤有机质含量上升,但整体呈现先增加后降低的趋势。前 10 年间是土壤有机质增速最快时期,以耕地和水域为代表的土地利用类型土壤有机质均值达到近 0.8%,人为改造对土壤有机质的提升作用明显;2000—2010 年,大部分土地利用方式下土壤有机质含量仍呈缓慢增长态势,人为因素对土壤的改良作用逐渐减损;2010 年以后,城市和农村对土地的开发和利用不断消耗土壤肥力,所有土地利用方式下的土壤有机质含量均明显下降。

4) 榆林市治沙成果显著,但在治沙用沙的过程中,其土壤环境受到较大影响。一是沙区恶劣的自然环境无法支撑地表植被生长,反而造成土壤有机质的消耗,沙区整治不宜过分追求植被覆盖率的提升,更应因地制宜,寻求符合当地生态环境的作物植被生长;二是近十年人类对于沙地的过度开发造成土壤有机质含量下降。毛乌素沙漠是典型的生态脆弱区,任何土地活动都要在保护其生态安全不受侵害的基础上进行,因此,更应放缓开发力度,为土壤环境的修复创造时间和空间。同时,加强退化林修复、退化草原改良工程,突出解决沙地再治理问题,谨防“二次沙化”的发生。

## [参 考 文 献]

- [1] 张平,孙强强,孙丹峰,等.基于遥感光谱的干旱区土地退化评价体系构建[J].农业工程学报,2019,35(9): 228-237.  
Zhang Ping, Sun Qiangqiang, Sun Danfeng, et al. Establishment of land degradation assessment system in arid region based on remote sensing spectrum[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(9): 228-237. (in Chinese with English abstract)
- [2] 朱海,黄观文.毛乌素沙地地区 1960—2018 年气温时空特征分析[J].测绘地理信息,2021,46(S1): 276-281.  
Zhu Hai, Huang Guanwen. Analysis on spation-temporal characteristics of temperature in Mu Us dune field from 1960 to 2018[J]. Journal of Geomatics, 2021, 46(S1): 276-281. (in Chinese with English abstract)
- [3] 路强.及早防范毛乌素沙地“二次沙化”风险[N].人民政协报,2022-04-28(5).
- [4] 石辉,刘秀花,陈占飞,等.陕北榆林毛乌素沙地大规模



- 土地整治开发的生态环境问题及其对策[J]. 生态学杂志, 2019, 38(7): 2228-2235.
- Shi Hui, Liu Xiuhua, Chen Zhanfei, et al. Eco-environmental problems and their solution strategy for large-scale land consolidation and development in Mu Us Sandy Land of Yulin in North Shaanxi[J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(7): 2228-2235. (in Chinese with English abstract)
- [5] Qiu K, Xie Y, Xu D, et al. Ecosystem functions including soil organic carbon, total nitrogen and available potassium are crucial for vegetation recovery[J]. Scientific Reports, 2018, 8(1): 1-11.
- [6] Ibrahim M, Ghanem F, Al-Salameen A, et al. The estimation of soil organic matter variation in arid and semi-arid lands using remote sensing data[J]. International Journal of Geosciences, 2019, 10(5): 576.
- [7] Ebrahimzadeh G, Yaghmaei M N, Khosravi A K, et al. Predicting spatial distribution of soil organic matter using regression approaches at the regional scale (Eastern Azerbaijan, Iran)[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2021, 193(9): 1-20.
- [8] 孔涛, 郑爽, 夏宗伟, 等. 沙地不同林龄樟子松人工林土壤微生物量特征[J/OL]. 环境化学: 1-9[2022-07-03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1844.X.20220522.1753.014.html>. Kong Tao, Zheng Shuang, Xia Zongwei, et al. Characteristics of soil microbial biomass in Pinus sylvestris var. mongolica plantations with different ages in sandy land[J/OL]. Environmental Chemistry: 1-9[2022-07-03]. (in Chinese with English abstract)
- [9] 赵鑫, 朱超, 郑云珠, 等. 毛乌素沙地长柄扁桃林地土壤水分时间稳定性[J]. 中国水土保持科学(中英文), 2021, 19(6): 8-17. Zhao Xin, Zhu Chao, Zheng Yunzhu, et al. Temporal stability of soil moisture of Amygdalus pedunculata woodland in Mu Us sandy land[J]. Science of Soil and Water Conservation, 2021, 19(6): 8-17. (in Chinese with English abstract)
- [10] 贾汉忠, 刘子雯, 石亚芳, 等. 不同植被恢复类型的沙地土壤中溶解性有机质演变特征[J]. 科学通报, 2021, 66(34): 4425-4436. Jia Hanzhong, Liu Ziwen, Shi Yafang, et al. Spectral characteristics of soil dissolved organic matter under different vegetation types in sandy soil[J]. Chinese Science Bulletin, 2021, 66(34): 4425-4436. (in Chinese with English abstract)
- [11] 赵朋波, 邱开阳, 谢应忠, 等. 毛乌素沙地南缘不同固沙灌木下土壤养分的空间异质性[J]. 草地学报, 2021, 29(9): 2040-2048. Zhao Pengbo, Qiu Kaiyang, Xie Yingzhong, et al. Spatial heterogeneity of soil nutrients under different sand-fixing shrubs in southern Mu Us sandy land, China[J]. Acta Agrestia Sinica, 2021, 29(9): 2040-2048. (in Chinese with English abstract)
- [12] 孙浩然, 赵志根, 赵佳星, 等. 珠海一号高光谱遥感的表层土壤有机质含量反演方法[J]. 遥感信息, 2020, 35(4): 40-46. Sun Haoran, Zhao Zhigen, Zhao Jiaxing, et al. Inversion of topsoil organic matter content by hyperspectral remote sensing of Zhuhai-1[J]. Remote Sensing Information, 2020, 35(4): 40-46. (in Chinese with English abstract)
- [13] 张东辉, 赵英俊, 秦凯, 等. 光谱变换方法对黑土养分含量高光谱遥感反演精度的影响[J]. 农业工程学报, 2018, 34(20): 141-147. Zhang Donghui, Zhao Yingjun, Qin Kai, et al. Influence of spectral transformation methods on nutrient content inversion accuracy by hyperspectral remote sensing in black soil[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(20): 141-147. (in Chinese with English abstract)
- [14] 王琪, 吴成永, 陈克龙, 等. 基于多光谱遥感图像的青海湖流域土壤有机质估算初探[J]. 土壤, 2019, 51(1): 160-167. Wang Qi, Wu Chengyong, Chen Kelong, et al. Estimating topsoil organic matter in Qinghai lake basin using multi-spectral remote sensing images[J]. Soils, 2019, 51(1): 160-167. (in Chinese with English abstract)
- [15] 杨荣荣, 曹广超, 曹生奎, 等. 祁连山南坡表层土壤有机质含量反演[J]. 生态科学, 2020, 39(5): 57-63. Yang Rongrong, Cao Guangchao, Cao Shengkui, et al. The surface soil organic matter content inversion on the South Slope of Qilian Mountain[J]. Ecological Science, 2020, 39(5): 57-63. (in Chinese with English abstract)
- [16] 王曦, 李玉环, 王瑞燕, 等. 基于无人机的冬小麦拔节期表层土壤有机质含量遥感反演[J]. 应用生态学报, 2020, 31(7): 2399-2406. Wang Xi, Li Yuhuan, Wang Ruiyan, et al. Remote sensing inversion of surface soil organic matter at jointing stage of winter wheat based on unmanned aerial vehicle multispectral[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2020, 31(7): 2399-2406. (in Chinese with English abstract)
- [17] 郑建乐, 张家祯, 刘微, 等. 土壤有机质含量高光谱定量反演研究[J]. 北方园艺, 2022(16): 83-91. Zheng Jianle, Zhang Jiazhen, Liu Wei, et al. Study on quantitative inversion of soil organic matter content by hyperspectral[J]. Northern Horticulture, 2022(16): 83-91. (in Chinese with English abstract)
- [18] 陈超群, 戴慧敏, 冯雨林, 等. 基于 Sentinel-2A 的孙吴地区土壤有机质反演研究[J]. 物探与化探, 2022, 46(5): 1141-1148. Chen Chaoqun, Dai Huimin, Feng Yulin, et al. Sentinel-2A based inversion of the organic matter content of soil in the Sunwu area[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2022, 46(5): 1141-1148. (in Chinese with English abstract)
- [19] 王丽萍, 刘焕军, 郑树峰, 等. 东北农牧交错带耕地土壤有机质遥感反演研究[J]. 土壤, 2022, 54(1): 184-190. Wang Liping, Liu Huanjun, Zheng Shufeng, et al. Soil organic matter inversion in Agro-pastoral ecotone of northeast China[J]. Soils, 2022, 54(1): 184-190. (in Chinese with English abstract)
- [20] 刘焕军, 张美薇, 杨昊轩, 等. 多光谱遥感结合随机森林算法反演耕作土壤有机质含量[J]. 农业工程学报, 2020, 36(10): 134-140. Liu Huanjun, Zhang Meiwei, Yang Haoxuan, et al. Inversion of cultivated soil organic matter content combining multi-spectral remote sensing and random forest algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(10): 134-140. (in Chinese with English abstract)
- [21] 陈宇轩, 丁国栋, 高广磊, 等. 呼伦贝尔沙地风沙土有机质和碳酸钙含量特征[J]. 中国水土保持科学, 2019, 17(4): 104-111. Chen Yuxuan, Ding Guodong, Gao Guanglei, et al. Content characteristics of organic matter and calcium carbonate of Aeolian soils in Hulun Buir Sandy Land[J]. Science of Soil and Water Conservation, 2019, 17(4): 104-111. (in Chinese with English abstract)
- [22] 罗小庆, 赵景波, 马晓华. 陕西省榆林地区 1644-1949 年旱灾与干旱气候事件[J]. 水土保持通报, 2015, 35(1): 311-316. Luo Xiaoqing, Zhao Jingbo, Ma Xiaohua. Drought disaster and drought events in Yulin area of Shaanxi province from 1644 to 1949[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation,

- 2015, 35(1): 311-316. (in Chinese with English abstract)
- [23] 姜丽娜, 马洁, 刘建康, 等. 毛乌素沙地不同植被恢复措施下土壤理化性质空间分布特征[J]. 水土保持通报, 2022, 42(5): 1-7.  
Jiang Lina, Ma Jie, Liu Jiankang, et al. Spatial distribution of soil physicochemical properties under different vegetation restoration measures in Mu Us Sand Land[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2022, 42(5): 1-7. (in Chinese with English abstract)
- [24] 张凤荣, 周建, 徐艳, 等. 基于地学规律的科尔沁沙地土地整治与生态修复规划方法[J]. 地学前缘, 2021, 28(4): 35-41.  
Zhang Fengrong, Zhou Jian, Xu Yan, et al. Land consolidation and ecological restoration in Horqin Land use planning strategy based on geosciences knowledge[J]. Earth Science Frontiers, 2021, 28(4): 35-41. (in Chinese with English abstract)
- [25] 丁晓彤, 孙文义, 穆兴民, 等. 多源土地利用/覆被产品在黄土高原应用和精度评估[J/OL]. 水土保持研究: 1-10[2022-10-19]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?FileName=STBY20220928000&DbName=CAPJ2022>.  
Ding Xiaotong, Sun Wenyi, Mu Xingmin, et al. Application and accuracy evaluation of multi-source land use/cover products on the Loess Plateau[J/OL]. Research of Soil and Water Conservation: 1-10[2022-10-19]. (in Chinese with English abstract)
- [26] 王秀兰, 包玉海. 土地利用动态变化研究方法探讨[J]. 地理科学进展, 1999(1): 83-89.
- [27] 刘书田. 中国农田土壤有机碳时空分布规律及影响因素研究[D]. 吉林: 吉林农业大学, 2016.  
Liu Shutian. The Rule of Temporal and Spatial Distribution of Soil Organic Carbon of Cropland and Its Influencing Factors in China[D]. Jilin: Jilin Agricultural University, 2016. (in Chinese with English abstract)
- [28] 高琪, 彭杰, 冯春晖, 等. 基于 Landsat 8 数据的荒漠土壤水分遥感反演[J]. 水土保持通报, 2021, 41(1): 125-131, 151.  
Gao Qi, Peng Jie, Feng Chunhui, et al. A study on inversion for remote sensing of desert soil moisture based on Landsat 8 data[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2021, 41(1): 125-131, 151. (in Chinese with English abstract)
- [29] 方珂. 基于多光谱遥感的随机森林回归模型反演土壤重金属含量[D]. 西安: 长安大学, 2020.  
Fang Ke. Retrieval of Heavy Metal Content in Soil Based on Random Forest Regression Model Based on Multispectral Remote Sensing[D]. Xi'an: Chang'an University, 2020. (in Chinese with English abstract)
- [30] Wang Z, Wang G, Zhang G, et al. Effects of land use types and environmental factors on spatial distribution of soil total nitrogen in a coalfield on the Loess Plateau, China[J]. Soil and Tillage Research, 2021, 211: 105027.
- [31] Ramesh T, Bolan N S, Kirkham M B, et al. Soil organic carbon dynamics: Impact of land use changes and management practices: A review[J]. Advances in Agronomy, 2019, 156: 1-107.
- [32] 雷琪, 蒋洪丽, 吴淑芳, 等. 西北地区有机质空间分布及其影响因素研究[J]. 水土保持学报, 2022, 36(3): 274-279, 293.  
Lei Qi, Jiang Hongli, Wu Shufang, et al. Spatial distribution of organic matter and its influencing factors in northwest China[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2022, 36(3): 274-279, 293. (in Chinese with English abstract)
- [33] 赵明松, 张甘霖, 王德彩, 等. 徐淮黄泛平原土壤有机质空间变异特征及主控因素分析[J]. 土壤学报, 2013, 50(1): 1-11.  
Zhao Mingsong, Zhang Ganlin, Wang Decai, et al. Spatial variability of soil organic matter and its domination factors in Xu-Huai alluvial plain[J]. Acta Pedologica Sinica, 2013, 50(1): 1-11. (in Chinese with English abstract)
- [34] Chen T, Guestrin C. Xgboost: A scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining. 2016: 785-794.
- [35] 王坤章, 蒋书波, 张豪, 等. 基于 XGBoost 的回归-分类-回归寿命预测模型[J/OL]. 中国测试: 1-8[2022-07-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.TB.20220616.1537.002.html>.  
Wang Kunzhang, Jiang Shubo, Zhang Hao, et al. Regression-classification-regression life prediction model based on XGBoost[J/OL]. China Measurement & Test: 1-8[2022-07-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.TB.20220616.1537.002.html>. (in Chinese with English abstract)
- [36] 江颖慧, 焦利民, 张博恩. 城市地表温度与 NDVI 空间相关性的尺度效应[J]. 地理科学进展, 2018, 37(10): 1362-1370.  
Jiang Yinghui, Jiao Limin, Zhang Boen. Scale effect of the spatial correlation between urban land surface temperature and NDVI[J]. Progress in Geography, 2018, 37(10): 1362-1370. (in Chinese with English abstract)
- [37] 刘斌, 郭星, 朱宇恩. 基于随机森林模型的土壤重金属源解析: 以晋中盆地为例[J]. 干旱区资源与环境, 2019, 33(1): 106-111.  
Liu Bin, Guo Xing, Zhu Yuen. Analysis of soil heavy metal sources in Jinzhong basin based on random forest model[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2019, 33(1): 106-111. (in Chinese with English abstract)
- [38] 贾鲁净, 杨联安, 封涌涛, 等. 宝鸡市农耕地土壤养分空间变异及其影响因素分析[J]. 干旱区资源与环境, 2022, 36(12): 135-143.  
Jia Lujing, Yang Lianan, Feng Yongtao, et al. Spatial variation of soil nutrients and its influencing factors in Baoji city[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2022, 36(12): 135-143. (in Chinese with English abstract)
- [39] 王婕, 牛文全, 张文倩, 等. 农田表层土壤养分空间变异特性研究[J]. 农业工程学报, 2020, 36(15): 37-46.  
Wang Jie, Niu Wenquan, Zhang Wenqian, et al. Spatial variability of soil nutrients in topsoil of cultivated land[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(15): 37-46. (in Chinese with English abstract)
- [40] 王树雄, 张玉生. 榆林沙地土壤养分状况调查[J]. 陕西林业科技, 1999(3): 28-29.
- [41] 张铁婵, 常庆瑞, 刘京. 土壤养分元素空间分布不同插值方法研究: 以榆林市榆阳区为例[J]. 干旱地区农业研究, 2010, 28(2): 177-182.  
Zhang Tiechan, Chang Qingrui, Liu Jing. Comparison of spatial interpolation methods for soil nutrient elements: A case study of Yuyang County, Shaanxi Province[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2010, 28(2): 177-182. (in Chinese with English abstract)
- [42] 蔡红明, 王士超, 刘岩, 等. 陕西日光温室养分平衡及土壤养分累积特征研究[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2016, 44(9): 83-91.  
Cai Hongming, Wang Shichao, Liu Yan, et al. Nutrient balance and accumulation in soil of solar greenhouse in Shaanxi[J]. Journal of Northwest A&F University(Natural Science Edition), 2016, 44(9): 83-91. (in Chinese with English abstract)
- [43] 马存平, 李军保, 董强, 等. 榆林沙区不同固沙林地土壤

- 养分特征[J]. 防护林科技, 2017(9): 1-3, 17.
- Ma Cunping, Li Junbao, Dong Qiang, et al. Soil nutrient characteristics in different sand fixation forest land in Yulin sandy land desert area[J]. Protection Forest Science and Technology, 2017(9): 1-3, 17. (in Chinese with English abstract)
- [44] 张静. 荒漠化土地植被恢复对土壤质量的影响研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2006.
- Zhang Jing. Effect of Vegetation Restoration on Soil Quality to Desertification Land[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2006. (in Chinese with English abstract)
- [45] 唐启敏. 基于 GIS 的陕西省榆林市耕地土壤养分空间变异及其地力评价[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2018.
- Tang Qimin. Spatial Variability of Soil Nutrients and Evaluation of Farmland Productivity in Yulin City Based on GIS[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018. (in Chinese with English abstract)
- [46] 马在昊. 陕北防护林建设的土壤环境效应评估[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2021.
- Ma Zaihao. Evaluation of Soil Environmental Effects of Shelterbelt Construction in Northern Shaanxi[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2021. (in Chinese with English abstract)
- [47] 王彦武, 廖超英, 孙长忠, 等. 毛乌素沙地固沙林土壤化学性质差异[J]. 土壤通报, 2009, 40(4): 776-780.
- Wang Yanwu, Yan Chaoying, Sun Changzhong, et al. Soil chemical properties of sand-fixing forests in Maowusu sand land[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2009, 40(4): 776-780. (in Chinese with English abstract)
- [48] 白晓霞, 艾海舰. 榆林沙地樟子松人工林土壤养分变化特征[J]. 西部林业科学, 2020, 49(3): 80-85.
- Bai Xiaoxia, Ai Haijian. Soil nutrients variability of pinus sylvestris var. mongolica plantations in desertified land of Yulin[J]. Journal of West China Forestry Science, 2020, 49(3): 80-85. (in Chinese with English abstract)
- [49] 赵慧渊. 榆林市府谷县耕地土壤肥力现状及提升思路与对策[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2021.
- Zhao Huiyuan. Current Status of Cultivated Soil Fertility and Strategy for Improvement in Fugu County, Yulin City[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2021. (in Chinese with English abstract)

## Spatial-temporal characteristics of land use and soil organic matter in Yulin under sandy land remediation

Sun Xinqi<sup>1</sup>, Zhang Bangbang<sup>2</sup>, Chai Chaoqing<sup>2</sup>, Niu Wenhao<sup>2</sup>, Yu Qiang<sup>1,3\*</sup>

(1. School of Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 2. School of Economics and Management, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 3. Institute of Soil and Water Conservation, Northwest A&F University, State Key Laboratory of Soil Erosion and Dryland Agriculture on the Loess Plateau, Yangling 712100, China)

**Abstract:** Yulin is one of the prefecture-level cities bordering Mu Us Sandy Land and Loess Plateau in Shaanxi Province, China. Among them, the Mu Us Sandy Land is one of the most typical ecologically fragile areas. The soil environment in Yulin City has presented the profound impact after remarkable remediation and utilization in recent years. Soil organic matter (SOM) can be an important indicator of soil fertility and productivity. The trend of SOM can also greatly contribute to the decision-making on the stability and security of soil ecosystem under different natural conditions and anthropogenic influence. It is a high demand to monitor the SOM dynamic changes from the large-scale space and long time series. Taking the conspicuous sandy land in Yulin City as the research area, the purpose of this study is to determine the characteristics of land use changes from 1990 to 2020. A systematic investigation was also performed on the variations in the SOM content under different land types that transformed from the sandy land, in order to clarify the effects of different remediation and utilization on the SOM in the sandy land. The dominant sandy land was selected to calculate the dynamic attitude of land use for the transformation characteristics of land use. Three machine learnings (decision tree, random forest, and XGBoost) were used to evaluate the factors related to the natural conditions and land use change characteristics of sandy land. The fitting accuracy was then obtained, according to each waveband of multispectral remote sensing images and related spectral indices. Finally, the XGBoost was selected to invert the SOM content. A systematic analysis was made on the SOM content and spatial distribution characteristics under different land types. After that, a semi-variance function was used to reveal the spatial variability. The average SOM content was calculated to clarify the influence of anthropogenic factors and natural environment on the desert SOM. The results show that more than half of the sandy land was remediated and utilized from 1990 to 2020, indicating the fastest transformation. Specifically, the sandy grassland was the most important land transformation, whereas, the fastest increase was found in the construction land area. The better inversion was also obtained to estimate the SOM content with the inversion error within 13% than before, according to the multispectral remote sensing using XGBoost machine learning. The average SOM of arable land and water area reached nearly 0.8% of land use types. The SOM of all land use types decreased significantly, with the average SOM of 0.51% in 2020. A strong spatial autoregulation of SOM was depended mainly on the natural environmental factors, such as temperature, precipitation, and topography. Initially, the human activities posed a positive impact. But, a negative impact was led to the decline in the SOM content and the land degradation, as the intensity of sand use increased. Some recommendations were given to strengthen the restoration and improvement of degraded forest and grass. The finding can provide the theoretical and practical implications for the sandy land remediation, particularly for the protection of the soil environmental safety of Yulin sandy land.

**Keywords:** land use; remote sensing; soil organic matter; XGBoost; semi variogram