

《红壤长期植被覆盖区土壤有机质退化遥感监  
测技术规程》

团体标准

（征求意见稿）

编制说明

2026年04月24日

# 一、工作简况

## 1、任务来源

土壤有机质在陆地生态系统中发挥着基础性作用，是衡量土壤健康的重要指标。有机质与土壤的多种关键功能密切相关，包括养分供应、水分保持能力、植被生产力、微生物活性以及抗侵蚀能力。此外，有机质还是连接土壤圈、生物圈、水圈和大气圈的重要组成部分。土壤有机质与有机碳密切相关，且有机碳储量远高于无机碳。即使是微小的土壤有机质含量变化，也可能对陆地碳循环产生显著影响，进而影响全球气候变化。然而，在多种自然和人为因素的共同作用下，土壤有机质在空间和时间上表现出显著的异质性。因此，准确估算土壤有机质的时空变化特征，对于实现土壤资源的可持续管理、增强碳汇能力以及维持生态系统稳定具有重要意义。

遥感技术具有宏观、快速、准确等特点，能够快速获取大面积地表光谱信息，被广泛应用于土壤属性监测，并发挥出不可替代的作用。然而，在一些区域（例如亚热带）由于常绿林占比高以及集约化种植导致植被长期覆盖，加之云雾频发导致可用遥感影像数量下降，尤其是裸土期数据，限制了植被覆盖区土壤有机质退化精确评价。同时目前有机质遥感监测方法缺乏统一标准，导致土壤有机质退化评价可靠性差、互操作性不强，行业应用技术水平落后。亟需出台植被长期覆盖区大尺度土壤有机质退化评价相关标准，规范业务化监测内容，提升遥感评价能力，确保土壤有机质退化监测的准确性、可靠性和科学性。

在农业科技重大项目的支持下，项目参与单位相关人员建立了针对红壤长期植被覆盖区土壤有机质退化遥感监测技术规程。基于遥感提取的植被多年物候信息，联合土地利用、地形、气候数据等，通过卷积神经网络算法，构建不同时期土壤有机质的空间分布信息，进而利用不同时期的土壤有机质空间分布对其变化进行评价。

基于以上背景，本标准根据《中国土壤学会团体标准管理办法（试行）》，由

中国科学院南京土壤研究所牵头组织编制《红壤长期植被覆盖区土壤有机质退化遥感监测技术规程》。根据专家评审，批准本标准立项，根据计划要求，本标准完成时限为 6 个月。

## 2、协作单位

本标准负责起草单位：中国科学院南京土壤研究所

本标准参加起草单位：南京工业大学、南京大学

## 3、主要工作过程

2021 年 12 月-2025 年 9 月，以鹰潭市为研究区，开展野外样点布设、采集、室内分析、历史样点数据收集等工作，构建了基于 Landsat 的长时序植被物候特征数据集，提出了基于植被物候的土壤属性遥感监测技术，分析了研究区近二十年的土壤有机质时空变化特征和驱动因素。实现了针对植被覆盖区区域尺度有机质时空变化的遥感监测。

2025 年 10 月-2025 年 11 月，标准的起草成员查阅相关国家、地方、行业等相关标准材料，依据《中华人民共和国标准化法》、《中华人民共和国标准化法实施条例》、《标准化工作指南》、《标准化工作指南》等，对植被覆盖区土壤有机质退化评价遥感监测技术进行总结。在充分了解研究现状和应用现状的基础上，经过标准起草小组内部讨论，并征求相关领域专家、企业专家的意见，确定了本标准的框架及主要内容，同时进一步对相关技术进行改进、对相关材料进行总结凝练。

2025 年 11 月-2026 年 4 月，根据《中国土壤学会团体标准管理办法(试行)》，经过专家评审，本标准立项公告。标准起草小组于 2025 年 10 月上旬完成了标准草稿，同时发送给相关专家进行审阅；2025 年 11 月中旬，组织了函评对草稿中的文字表述、技术等进行了详细讨论，并与 2026 年 4 月 24 日形成了统一意见形成征求意见稿。

## 4、起草组成员及其所做的主要工作

中国科学院南京土壤研究所负责标准全面工作，收集、整理国内外相关材料，组织开展标准起草及编制说明的撰写、讨论、审核等工作，其他起草单位协助进行。起草组成员名单及详细分工如下表所示。

序号	姓名	单位	主要工作
1	马利霞	中国科学院南京土壤研究所	全面工作
2	于东升	中国科学院南京土壤研究所	调研、实验和标准撰写
3	解宪丽	中国科学院南京土壤研究所	调研、实验和标准撰写
4	刘杰	中国科学院南京土壤研究所	标准调研
5	刘明	中国科学院南京土壤研究所	实验样区选择，地面样点采集和测试化验
6	张乾	南京工业大学	模型建立、精度评价
7	关廷宇	中国科学院南京土壤研究所	模型建立、精度评价和时空分布制图
8	郑光	南京大学	时空分布制图

## 二、标准编制原则和主要内容

### 1、编制原则

遵循开放原则、协商一致原则、透明原则、可追溯原则等，本着科学性、先进性、适用性、可操作等原则，并按照 GB/T 1.1—2020《标准化工作导则 第1部分：标准化文件的结构和起草规则》的规定起草。

在本标准制定过程中，主要参考 DB1301/T501-2024、NY/T1121.6-2006、NY/T 1121.1—2006 等标准文件，同时将农业科技重大项目执行过程中的相关技术纳入本标准中，使标准的内容、技术和应用场景更符合实际需求。

## 2、主要内容

有机质退化遥感监测技术流程包括土样样品采集与化验、遥感指标提取与筛选、有机质遥感监测模型构建、监测结果精度评价、有机质退化评价、有机质退化监测报告编制等步骤（图1）。

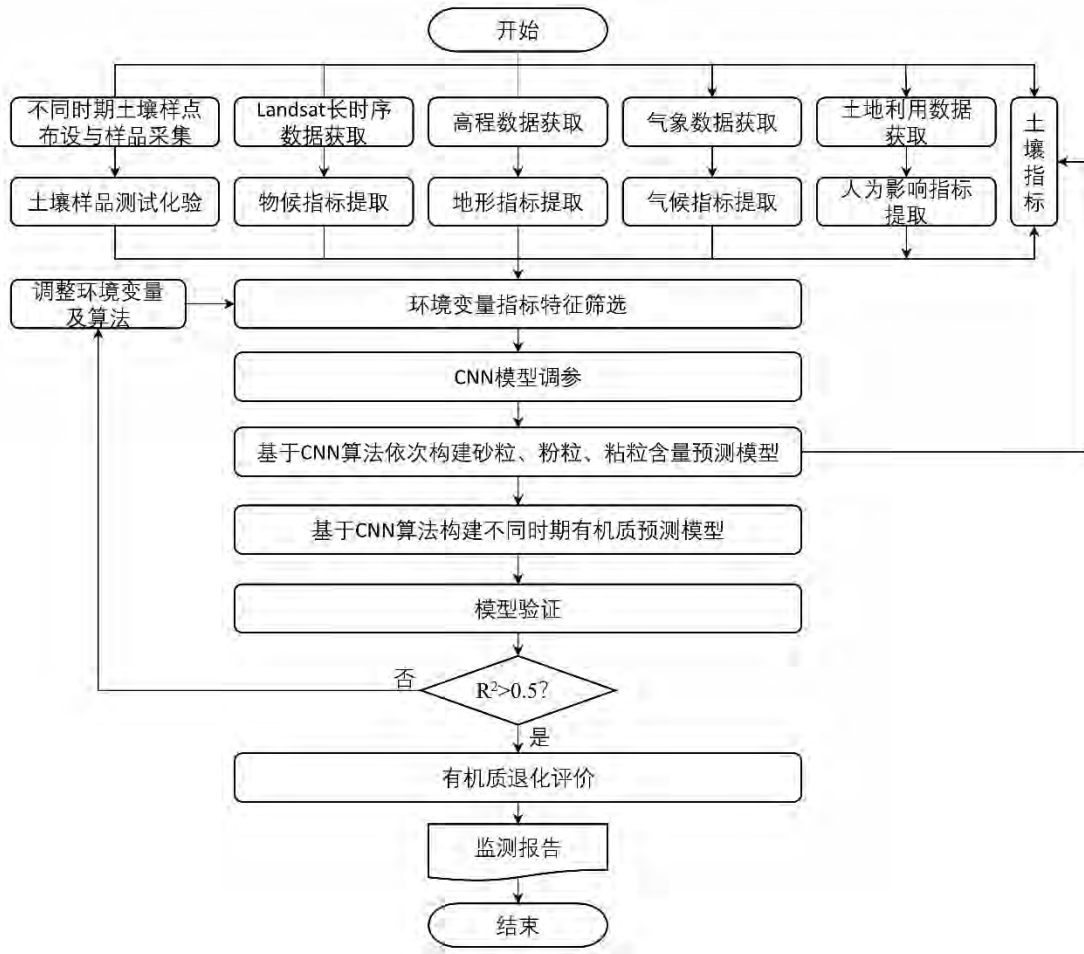


图1 流程图

### 2.1 土壤样品采集与化验

#### 2.1.1 土壤样点布设

地面样点布设主要考虑土地利用（森林、农田、草地等）和土壤类型占比，同时考虑样点在空间分布的均匀性，样点数量应满足模型计算的基本要求。

### 2.1.2 土壤样品采集

采集 0-20 cm 深度的土壤样品，质量约 500 g。样品密封于塑料自封袋并标注点位信息，同时使用 GPS 记录采样坐标。

### 2.1.3 土壤样品测试化验

按照 NY/T 1121.1—2006 规定的方法进行土壤样品的处理和贮存，按照 HJ 1068-2019 规定的方法化验土壤砂粒、粉粒、黏粒含量，按照 NY/T1121.6-2006 规定的方法化验土壤有机质含量。

## 2.2 遥感指标提取与筛选

### 2.2.1 遥感指标提取

基于遥感数据提取相关环境变量，包括气候、地形、人为影响、物候及土壤指标。

针对目标年份，提取温度和降雨的月均数据作为气候指标。基于 ALSO 高程数据提取 14 个基础地形指标，包括高程值、坡度、坡向、地形湿度指数、坡长坡度因子、分析性山体阴影、河道网络基准面、河道网络距离、闭合洼地、汇流指数、平面曲率、剖面曲率、相对坡度位置、山谷深度。具体指标见表 1。基于样点土壤属性变量大小对土地利用进行编号（例如旱地 1、草地 2、林地 3、水田 4），作为人为影响指标。

表1 地形指标

指标	含义
高程值	高程数据的值Z，直接由DEM提取
坡度	$Slope = \arctan\left(\sqrt{\left(\frac{\partial Z}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial Z}{\partial y}\right)^2}\right)$
坡向	$Aspect = \arctan 2\left(\frac{\partial Z}{\partial y}, \frac{\partial Z}{\partial x}\right)$
地形湿度指数	$TWI = \ln\left(\frac{SCA}{\tan(\beta)}\right)$ SCA为汇水面积， $\beta$ 为局部坡度
坡长坡度因子	$LS = \left(\frac{SCA}{22.13}\right)^{0.4} \times \left(\frac{\sin \beta}{0.0896}\right)^{1.3}$

分析性山体阴影	$Hillshade = 255 \times (\cos(slope) \times \cos(90^\circ - altitude) + \sin(slope) \times \sin(90^\circ - altitude) \times \cos(azimuth - aspect))$
河道网络基准面 [2]	基于河道网络栅格，采用张力样条插值对河道单元格的高程值进行插值，生成整个区域的基准面高程。
河道网络距离	$D_{channel} = Z - Z_{baselevel}$ $Z_{baselevel}$ 表示插值的河道基准面高程。
闭合洼地 [3]	通过洼地填充算法识别，原始DEM与填充后DEM的差值即为洼地深度。
汇流指数 [4]	采用D8算法计算每个栅格单元的汇流累积量，表示上游汇流区域内的栅格数量。
平面曲率	$Plan\_curvature = \frac{\partial^2 Z}{\partial x^2} \left(\frac{\partial Z}{\partial y}\right)^2 - 2 \frac{\partial^2 Z}{\partial x \partial y} \frac{\partial Z}{\partial x} \frac{\partial Z}{\partial y} + \frac{\partial^2 Z}{\partial y^2} \left(\frac{\partial Z}{\partial x}\right)^2$ 正值表示汇聚流，负值表示发散流。
剖面曲率	$Plan\_curvature = \frac{\frac{\partial^2 Z}{\partial x^2} \left(\frac{\partial Z}{\partial x}\right)^2 + 2 \frac{\partial^2 Z}{\partial x \partial y} \frac{\partial Z}{\partial x} \frac{\partial Z}{\partial y} + \frac{\partial^2 Z}{\partial y^2} \left(\frac{\partial Z}{\partial y}\right)^2}{\left(\frac{\partial Z}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial Z}{\partial y}\right)^2}$ 沿坡度方向的地表曲率，正值表示凸坡，负值表示凹坡。
相对坡度位置	$RSP = \frac{HO - HU}{2}$ HO为坡高，HU为谷深
山谷深度	$Valley\_Depth = Z_{ridge} - Z$

基于 Landsat 时序数据提取两类物候指标。即年内物候指标和年际物候指标。年内物候指标主要包括三类：（1）不同波段和指标指数的统计值，包括最小值、最大值、第二小值、第二大值、平均值、中位数、标准差、四分位距均值、不同数据区间之间的差异以及最后观测值；（2）特定指标（例如 NDVI）统计值对应日期的光谱数据；（3）NDVI 相关的季节特征数据，例如 NDVI 的增加和降低的速度和幅度。具体指标参见表 2。

表 2 年内物候指标

类型	指标	含义
统计值	蓝光波段反射率 Blue	<b>统计值:</b> 最小值 最大值 第二小值 第二大值 平均值 最小值与第一四分位数之间的平均值 第三四分位数与最大值之间的平均值 第一四分位数与第三四分位数之间的平均值 除去最大值和最小值后的平均值 中值 标准差 各数据区间的差异值 最后一次观测值
	绿光波段反射率 Green	
	红光波段反射率 Red	
	近红外波段反射率 Nir	
	短波红外波段反射率 1 Swir1	
	短波红外波段反射率 2 Swir2	
	归一化植被指数 $NDVI = (Nir - Red) / (Nir + Red)$	
	归一化指数 $S1N = (Nir - Swir1) / (Nir + Swir1)$	
	归一化指数 $S2N = (Nir - Swir2) / (Nir + Swir2)$	
	归一化指 $GN = (Green - Red) / (Green + Red)$	
	归一化指 $S1S2 = (Swir1 - Swir2) / (Swir1 + Swir2)$	
	光谱变异指数 $SVVI = SD(Blue, Green, Red, Nir, Swir1, Swir2) - SD(Nir, Swir1, Swir2)$	

	缨帽变换绿度 $TCG = -0.1603 \times Blue + -0.4934 \times Red + 0.2819 \times Green + 0.7940 \times Nir + -0.0002 \times Swir1 + -0.1446 \times Swir2$	
特定指标统计值对应日期的光谱数据	蓝光波段反射率 Blue	由以下指标决定的日期: 最小 NDVI 最大 NDVI 第二小 NDVI 第二大 NDVI NDVI 中位数 最小值与第一四分位数之间的 NDVI 均值 第三四分位数与最大值之间的 NDVI 均值 最小 LST 最大 LST 第二小 LST 第二大 LST LST 中值 最小值与第一四分位数之间的 LST 均值 第三四分位数与最大值之间的 LST 均值 最小 S2N 最大 S2N 最小值与第一四分位数之间的 S2N 均值 第三四分位数与最大值之间的 S2N 均值
	绿光波段反射率 Green	
	红光波段反射率 Red	
	近红外波段反射率 Nir	
	短波红外波段反射率 1 Swir1	
	短波红外波段反射率 2 Swir2	
NDVI 相关的季节特征数据	RNph_sos	生长季开始的 NDVI
	RNph_eos	生长季结束的 NDVI
	RNph_sos_slope	从生长季开始到最大值的 NDVI 增长斜率
	RNph_eos_slope	从最大值到生长季结束的 NDVI 下降斜率
	RNph_sos_amp	从生长季开始到最大值的 NDVI 幅度
	RNph_eos_amp	从最大值到生长季结束的 NDVI 幅度
	RNph_ave	生长季开始与结束之间的 NDVI 平均值
	RNph_sum	生长季开始与结束之间的 NDVI 总和

年际物候指标主要包括四类：（1）目标年份前三年的不同波段和指标指数的统计值；（2）目标年以及前三年对应指标的线性拟合坡度和标准差；（3）目标年和前三年的差异差值统计值；（4）特定指标（例如 NDVI）统计值对应日期的光谱指标。具体指标参见表 3。

表 3 年际物候指标

类型	指标	含义
目标年份前三年的不同波段和指标指数的统计值	蓝光波段反射率 Blue	最小值
	绿光波段反射率 Green	最大值
	红光波段反射率 Red	第二小值
	近红外波段反射率 Nir	第二大值
	短波红外波段反射率 1 Swir1	中位数
	短波红外波段反射率 2 Swir2	标准差
	归一化植被指数 $NDVI = (Nir - Red) / (Nir + Red)$	全部数值的均值 除去最小值和最大值后的均值
	归一化指数 $S1N = (Nir - Swir1) / (Nir + Swir1)$	最后一次观测值

	归一化指数 $S2N=(Nir-Swir2)/(Nir+Swir2)$	
目标年以及前三年对应指标的线性拟合坡度和标准差	蓝光波段反射率 Blue	数值与观测日期线性回归的斜率 标准差
	绿光波段反射率 Green	
	红光波段反射率 Red	
	近红外波段反射率 Nir	
	短波红外波段反射率 1 Swir1	
	短波红外波段反射率 2 Swir2	
	归一化植被指数 $NDVI=(Nir-Red)/(Nir+Red)$	
	归一化指数 $S1N=(Nir-Swir1)/(Nir+Swir1)$	
	归一化指数 $S2N=(Nir-Swir2)/(Nir+Swir2)$	
目标年和前三年的差异差值统计值	蓝光波段反射率 Blue	最小值 最大值 第二小值 第二大值 最大值之后的数值 最小值之后的数值 全部数值的均值 去除最小值和最大值后的均值
	绿光波段反射率 Green	
	红光波段反射率 Red	
	近红外波段反射率 Nir	
	短波红外波段反射率 1 Swir1	
	短波红外波段反射率 2 Swir2	
	归一化植被指数 $NDVI=(Nir-Red)/(Nir+Red)$	
	归一化指数 $S1N=(Nir-Swir1)/(Nir+Swir1)$	
	归一化指数 $S2N=(Nir-Swir2)/(Nir+Swir2)$	
特定指标（例如 NDVI）统计值对应日期的光谱指标	蓝光波段反射率 Blue	最小 NDVI 最大 NDVI 第二小 NDVI 第二大 NDVI NDVI 中位数 最小 LST 最大 LST 第二小 LST 第二大 LST LST 中位数
	绿光波段反射率 Green	
	红光波段反射率 Red	
	近红外波段反射率 Nir	
	短波红外波段反射率 1 Swir1	
	短波红外波段反射率 2 Swir2	

此外，预测有机质的土壤特征包括土壤颗粒组成（模型预测的砂、粉、黏粒量）。为保证颗粒组成之间的一致性，砂、粉、黏粒量采用逐步建模策略：首先，以土壤类型为土壤特征预测粉粒含量；其次，以土壤类型和预测粉粒为土壤特征预测砂粒含量；随后，计算初始黏粒含量（即 1-粉粒-砂粒），并结合土壤类型、预测的粉粒和砂粒含量为主要土壤特征进一步预测黏粒含量。最终，将土壤类型、预测的粉粒、砂粒、以及两种黏粒含量作为土壤特征共同用于有机质预测模型。

### 2.2.2 特征筛选

为了减少冗余以及多重共线性，通过两步来对特征进行选择。首先，通过对

所有变量进行皮尔逊相关分析，对于两个变量相关性超过 0.98 选择删除一个。对于剩余的所有变量通过随机森林算法进行重要性排序。

随机森林是一种集成学习方法，由大量决策树组成。每棵决策树在训练过程中，随机抽取样本和特征进行节点分裂，以减少预测误差（如均方误差 MSE）。集成多棵树后，随机森林能够有效提高预测精度并增强模型的鲁棒性。通过分析每个特征在树中分裂节点所带来的目标变量误差减小量来评估其重要性。具体步骤为：

### (1) 节点分裂误差减少量

对第  $t$  棵树的第  $j$  个节点，如果特征  $X_i$  被用于分裂，则该节点的误差减少量为：

$$\Delta MSE_{i,j}^{(t)} = MSE_{parent} - \left( \frac{N_{left}}{N_{parent}} MSE_{left} + \frac{N_{right}}{N_{parent}} MSE_{right} \right) \quad (1)$$

$MSE_{parent}$  分裂前节点的均方误差， $MSE_{left}$  和  $MSE_{right}$  为分裂后左右子节点的均方误差， $N_{parent}$ ， $N_{left}$  和  $N_{right}$  分别为父节点和左右子节点的样本数。

### (2) 单棵树特征总贡献

对第  $t$  棵树中，特征  $X_i$  在所有节点的误差减少量进行累加：

$$imp_i^{(t)} = \sum_{j \in nodes X_i} \Delta MSE_{i,j}^{(t)} \quad (2)$$

### (3) 随机森林的总体重要性

对随机森林所有  $T$  棵树，将每棵树中特征贡献取平均，得到特征  $X_i$  的总体重要性：

$$imp(X_i) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T imp_i^{(t)} \quad (3)$$

#### (4) 特征排序

对所有特征重要性归一化到 0-1 的范围，进而对特征从高到低进行排序。定量描述备选变量对目标变量的贡献度。进而计算重要性累计曲线，设置阈值选择用于土壤属性建模的特征。其中阈值作为一个参数通过与模型参数共同调参确定。

### 2.3 有机质遥感监测模型构建

#### 2.3.1 卷积神经网络算法

通过一维卷积神经网络（CNN）算法构建基于遥感指标预测目标土壤属性的模型。CNN 是一种常用于处理高维数据的深度学习模型。与传统神经网络相比，CNN 能够通过卷积操作自动提取局部特征，并通过多层网络进行特征组合与抽象。其核心原理和操作流程如下：

##### (1) 输入层

输入层包括每个样本的所有特征，为提高训练稳定性和收敛速度，需对输入数据进行标准化或归一化处理。

算法中，需要指定批量大小，即在一次参数更新过程中，网络所使用的训练样本数量。样本梳理可以控制内存占用，平衡训练稳定性与收敛速度。

##### (2) 卷积层

基于数据数据自动提取局部特征。使用一组可训练的卷积核（滤波器）在输入数据上滑动，通过卷积运算生成特征图。需指定滤波器和核的大小。这个过程中，可引入激活函数，使得网络可拟合复杂的函数关系。

##### (3) 池化层

可降低特征图的空间纬度，减少参数数量和计算量，同时保留主要特征。

#### (4) 丢弃层

在训练过程中，按照设定概率随机“丢弃”部分神经元，以减少过拟合，提高模型泛化能力，防止某些神经元对预测过度依赖。

#### (5) 多层卷积、池化和丢弃层组合

卷积层和池化层可重复堆叠，逐层提取更抽象、更高层次的特征。

#### (6) 全连接层

将最终卷积/池化得到的特征图展开为一维向量，输入全连接层。通过矩阵乘法和激活函数，将抽取到的特征映射到预测目标空间。

#### (7) 输出层

输出模型预测值。

#### (8) 损失函数与训练

定义损失函数衡量预测结果与真实值的差距，回归模型常通过均方误差 (MSE) 表征。使用优化算法 (如 Adam) 更新网络参数。其中，学习率是其中一个重要参数。

#### (9) 模型评估与应用

使用验证集或测试集评估 CNN 模型的性能，常用指标包括  $R^2$ 、RMSE 等。

设定 CNN 模型架构包括两个卷积层，后接一个全局平均池化层和全连接输出层。每个卷积层都需设置滤波器、卷积核以及丢弃率参数。所有层均采用 ReLU 激活函数。模型通过 Adam 优化器进行编译，需设置学习率参数。此外，为平衡训练速度和稳定性，需设定批量处理大小参数。模型所有参数通过贝叶斯优化进行调优，具体参数和调优区间见表 4。参数的性能可通过交叉验证进行评估，重

点关注较低的训练集平均绝对误差（MAE）。

表 4 卷积神经网络参数及调参区间

类型	参数	调参区间
第一层卷积层	滤波器个数	[64, 128, 256]
	核尺寸	[3, 7]
第一层丢弃层	丢弃率	[0, 0.5]
第二层卷积层	滤波器个数	[64, 128, 256, 512]
	核尺寸	[3, 7]
第二层丢弃层	丢弃率	[0, 0.5]
损失函数	学习率	[0.01, 0.0001]
模型表现	批量大小	[8, 16, 32, 64, 128]

### 2.3.2 样本划分

基于 X-Y 距离的样本集划分方法（SPXY）将目标变量划分为训练集和验证集。SPXY 旨在根据特征空间（X）和响应变量空间（Y）的分布合理选择训练集和测试集，使模型训练和评估更加稳定和代表性。其核心思想是选择既能覆盖样本特征空间，又能反映目标变量变化范围的样本用于训练。生成的训练集和测试集在空间分布上更均匀，有利于建模稳定性和预测性能。其计算步骤为：

#### （1）计算样本间 X-Y 距离

对每个样本，构建包含输入特征向量  $X_i$  和目标变量  $Y_i$  的联合向量  $[X_i, Y_i]$ 。

计算样本之间的欧氏距离或加权距离：

$$D_{ij} = \sqrt{\|X_i - X_j\|^2 + \alpha \|Y_i - Y_j\|^2} \quad (4)$$

其中  $\alpha$  为权重系数，用于平衡特征空间和响应变量空间的重要性，默认可取 1。

#### （2）选择初始样本

从样本集中选择一堆距离最远的样本作为初始训练集样本，该步骤保证训练

集覆盖特征和响应变量的边界。

### (3) 逐步添加样本到训练集

对剩余样本，计算其到已选训练样本的最小距离：

$$d_i = \min_{j \in \text{训练集}} D_{ij} \quad (5)$$

选择距离最远的样本加入训练集，重复该过程，指导训练集达到预设比例或与其样本数量。

### (4) 划分测试集

剩余样本作为测试集，保证测试集覆盖特征空间和响应变量空间的未选区域，增强模型评估的代表性。

## 2.3.3 有机质遥感监测模型构建

先对土壤砂粒、粉粒、黏粒含量进行模型构建。将筛选特征作为输入变量，采用 CNN 算法依次建立土壤砂粒、粉粒、黏粒含量的模型。将其模型预测值作为特征变量加入到环境变量中，再次采用 CNN 算法分别建立 T1 和 T2 不同时期土壤有机质含量预测模型。

## 2.4 监测结果精度评价

基于验证样本对各属性建模结果进行精度评价，选择决定系数 ( $R^2$ )、均方根误差 (RMSE)、相对分析误差 (RPD) 作为精度评价指标。按照公式 (6) 计算决定系统，按照公式 (7) 计算均方根误差，按照公式 (8) 计算残差预测偏差。原则上有机质含量的决定系数  $R^2$  应大于 0.5，精度验证不合格的，需要调整输入变量或算法，直至满足精度要求。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (7)$$

$$RPD = \frac{SD}{RMSE} \quad (8)$$

## 2.5 有机质退化评价

根据不同时期有机质模型分别生成各个时期有机质空间分布图，通过后一时期结果减去前一时期结果得到有机质在目标期间的变化结果。考虑两个时期制图误差 RMSE 设定分级间隔，间隔等于两个时期制图较大的 RMSE 值，将有机质变化分为六个级别，包括“显著降低”、“降低”、“轻微降低”、“轻微升高”、“增加”、“显著增加”。

## 2.6 有机质退化监测报告编制

有机质退化监测报告包括采用的遥感数据和样点数据、监测技术流程、有机质制图结果和精度评价、有机质退化评价等信息。监测结果形式宜采用统计表格和图表等，统计表格包括样点特征等信息。图片包括土壤样点分布和有机质退化分级分布图片等。

# 三、主要试验（或验证）的分析、综述报告，技术经济论证，预期的经济效果

## 1. 研究区

研究区位于江西省鹰潭市，是亚热带红壤常年植被覆盖区的典型代表。森林和农田占比大约为 80%。由于森林类型以及集约化种植（例如秸秆覆盖和作物轮作），导致研究区基本没有裸土期。研究区地形多样化，包括东北部及南部的山地以及中部鄱阳湖平原（图 1）。主要土壤类型为红壤、水稻土，占研究区面积的 90%以上（图 1）。此外，还包括黄壤、黄棕壤和潮土。

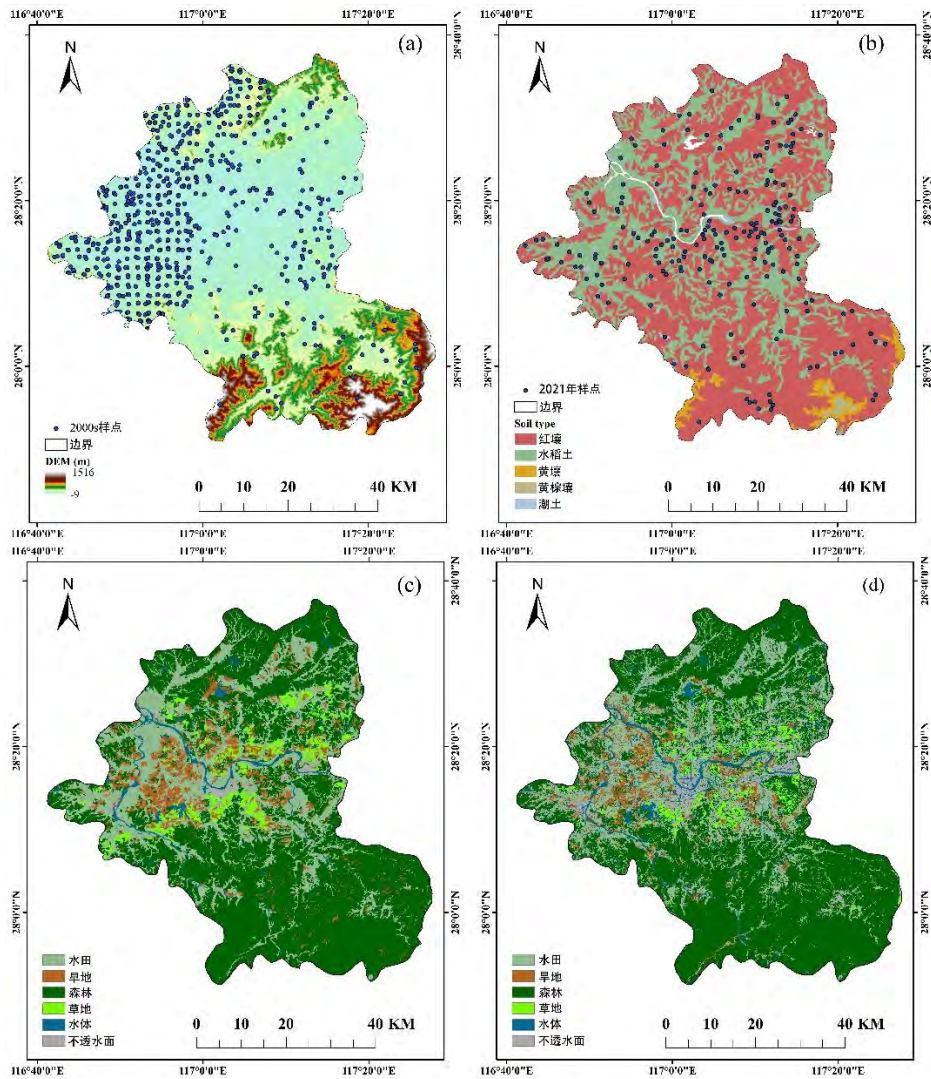


图 2 研究区高程、土壤类型图以及不同时期样点分布。

## 2.土壤样品获取及室内分析

为评价有机质时空变化，获取了 2021 年和 2003 年左右两个时期的土壤样品。2021 年，样品的布设主要考虑了土壤类型、土地利用、地形以及空间分布的代表性。一共布设了 215 个样点。2003 年左右，收集了研究区样点供 815 个，涉及到不同土壤类型、土地利用及地形特征。两个年份的样点分布见图。通过吸管法测定土壤质地（砂、粉、粘粒含量），通过重铬酸钾氧化-外加热法测定有机质。假定土壤质地 20 年范围内保持稳定，基于两个时期的样点对土壤质地进行空间预测。研究区土壤质地以及不同时期有机质含量的描述性统计分析见表 5。可以看出，研究区 2003 年有机质含量范围为 2.81-74.04g/kg，平均值为 27.86 g/kg，

变异系数为 49.2%。2021 年有机质含量范围为 0.87-68.12g/kg，平均值为 28.73 g/kg，变异系数为 56.5%。表明区域有机质含量的空间分布异质性较强。

表 5 样点属性的描述性统计

	最大值	最小值	平均值	标准差	变异系数 (%)	偏度	峰度
砂粒(%)	93.52	3.80	37.15	19.09	51.40	0.53	2.59
粉粒(%)	75.20	1.76	41.30	15.47	37.50	-0.20	2.24
黏粒(%)	68.96	3.88	21.56	9.10	42.20	0.99	4.24
SOM2003 (g/kg)	74.04	2.81	27.86	13.71	49.20	0.46	2.85
SOM2021 (g/kg)	68.12	0.87	28.73	16.22	56.50	0.26	2.28

### 3. 遥感指标提取与筛选

基于遥感影像提取影响有机质时空分布的环境变量，包括气候、地形、人为影响、植被物候、及土壤特征。其中气候特征主要是月平均温度和降雨。地形特征主要是基于 ALOS DEM 提取的高程、坡度、坡向等指标。人为影响特征主要通过土地利用方式进行表征。植被物候特征主要是基于 Landsat 数据提取的两类植被参数，即年内物候指标以及多年变化检测指标。

为减少冗余和多重共线性，采用了两步特征选择方法。首先，计算所有变量间的皮尔逊相关系数，对于相关系数大于 0.98 的变量对，仅保留其中一个变量。其次，使用随机森林算法根据重要性评分对剩余特征进行排序。计算特征的累积重要性 ( $a_i$ )，并结合下文所述的建模过程，为每个土壤属性选择最相关的变量。

### 4. 模型构建与验证

通过 SPXY 方法抽取 70%的样本用于模型训练，30%的样本用于模型验证。用提取的特征作为输入变量，采用卷积神经网络算法依次建立土壤粉粒、砂粒、黏粒含量的模型。将其模型预测值作为特征变量加入到环境变量中，再次采用卷积神经网络算法分别建立 2003 年和 2021 年土壤有机质含量预测模型。采用决定系数 ( $R^2$ )、均方根误差 (RMSE)、残差预测偏差 (RPD) 对模型性能进行评估。

模型得验证精度结果见表 6。可以看出，模型验证  $R^2$  介于 0.54-0.64 之间，RPD 均大于 1.4，表明其能有效满足土壤有机质预测得精度要求。

表 6 模型得精度统计

指标	$R^2$	RMSE (g/kg)	RPD
SOM 2003	0.64	6.86	1.66
SOM 2021	0.54	8.83	1.47

### 5.有机质退化制图

基于不同时期构建的模型对有机质进行空间制图，进而得到近 20 年有机质空间变化分布结果（图 2）。为考虑不同时期的预测误差，有机质变化可划分为 6 级，包括“显著降低”（ $\leq -20$  g/kg）、“降低”（ $-20 \sim -10$  g/kg）、“轻微降低”（ $-10 \sim 0$  g/kg）、“轻微升高”（ $0 \sim 10$  g/kg）、“增加”（ $10 \sim 20$  g/kg）、“显著增加”（ $> 20$  g/kg）。结果表明，近 20 年水田有机质总体呈现增加趋势，林地有机质有轻微下降区域。有机质退化区域总要分布在下坡靠近水源区域。

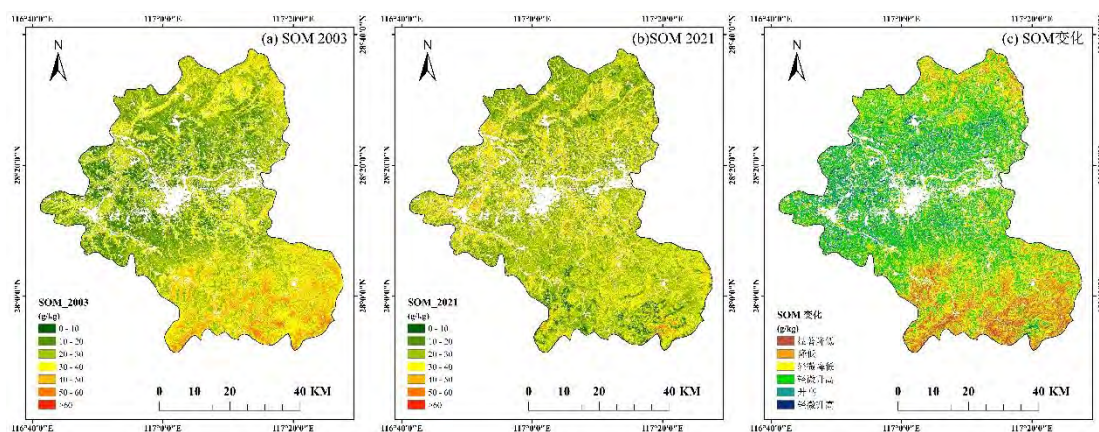


图 3 不同时期有机质及变化空间分布

## 四、标准涉及的相关知识产权说明

本标准不涉及相关专利及其他知识产权问题。所有引用的标准和文献均已注

明出处，并尊重原作者的知识产权。

## 五、采用国际标准的程度与水平的简要说明，与现行有关法律法规和强制性标准的关系

在区域有机质退化监测标准方面，目前已有《耕地表层土壤有机质含量遥感监测规程》(DB1301/T 501-2024)，但是该标准适用裸土期土壤有机质的监测，不能用于红壤长期植被覆盖区。在红壤植被覆盖区土壤有机质退化遥感监测方面，国内外目前尚无同类标准。

本标准符合现行的法律法规要求。无与本标准有冲突、矛盾和相关的强制性（国家、行业、地方）标准，具备协调一致性。

## 六、重大意见分歧的处理经过和依据

无

## 七、其他应予说明的事项

无