基于Swin-Unet与Grad-CAM融合的矿山复垦土壤质量动态诊断方法*

卢俊寰，覃豪杰，张树志，宋勇进

（广西自然资源职业技术学院， 广西 崇左市 532199）

摘要：为解决现有诊断方法难以捕捉矿山土壤质量的长期变化规律、复垦效果评估滞后、土壤质量诊断结果缺乏可解释性等问题，提出了一个基于Swin-Unet与梯度加权类激活映射（Grad-CAM）可视化技术的改进矿山复垦土壤质量动态诊断模型（IPSSUG模型）。该模型通过Swin-Unet提取土壤图像原始特征，借助挤压和激励网络模块抑制噪声并突出关键特征；同时采用剪枝算法优化模型结构，降低计算复杂度；最后利用梯度加权类激活映射提高诊断结果的可解释性。试验结果表明，PSSU模型土壤质量诊断的准确率和精确率分别为96.11%、97.63%；IPSSUG模型识别速效钾含量的决定系数为0.983，土壤污染区域的识别率为98.40%，试验数据均优于对比模型，充分证明了该模型的可行性与优越性。此外，通过IPSSUG模型量化了主要影响因素与土壤质量指标的关联程度，提高了土壤质量诊断结果的可靠性，为矿山复垦土壤质量诊断研究提供了新方法。

关键词：土壤质量诊断；挤压和激励网络模块；剪枝算法；Swin-Unet；Grad-CAM

中图分类号：TD88　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1005-2763(2026)07-0283-10

Dynamic Diagnosis Method for Mine Reclamation Soil Quality Based on the Fusion of Swin-Unet and Grad-CAM

Lu Junhuan, Qin Haojie, Zhang Shuzhi, Song Yongjin

(Guangxi Natural Resources Vocational and Technical College, Chongzuo, Guangxi 532199, China)

Abstract: To address the problems that existing diagnosis methods can hardly capture the long-term variation law of mine soil quality, the evaluation of reclamation effect lags behind, and the soil quality diagnosis results lack interpretability, an improved dynamic diagnosis model for mine reclamation soil quality based on Swin-Unet and Gradient-Weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) visualization technology was proposed (IPPSUG model). Raw soil image features were extracted by the model via Swin-Unet, and noise was suppressed while key features were highlighted with the squeeze-and-excitation network module. Meanwhile, the model structure was optimized by the pruning algorithm to reduce computational complexity. Finally, the interpretability of diagnosis results was improved by Grad-CAM. The test results show that the accuracy and precision of soil quality diagnosis of the PSSU model reach 96.11% and 97.63%, respectively. The determination coefficient of IPSSUG model for identifying available potassium content is 0.983, and the recognition rate of soil-polluted areas is 98.40%. Test data are superior to those of the comparison models, which fully demonstrates the feasibility and superiority of this model. In addition, the degree of correlation between main influencing factors and soil quality indicators was quantified by IPSSUG model, the reliability of soil quality diagnosis results was improved, and a new method was provided for research on mine reclamation soil quality diagnosis.

Key words: Soil quality diagnosis, Squeeze-and-excitation network module, Pruning algorithm, Swin-Unet, Grad-CAM

0 引言

随着工业化进程的持续推进，矿山的土壤生态受露天采矿、地下开采等工程活动的影响逐渐被破坏[1]。重金属污染、土壤结构退化等问题会导致矿山复垦区的土壤质量出现空间异质性和动态波动性，故对土壤质量进行精准诊断有助于提升矿山土壤的复垦效果[2-3]。现有方法存在诊断精度不足、效率低等局限性，而Swin-Unet（Swin Transformer and U-Net）通过编码、解码的对称结构，具有较强的高分辨率图像精

* **收稿日期**：2025-08-22

基金项目：广西高校中青年教师科研基础能力提升项目（2021KY1531，2024KY1631）；2024年广西自然资源职业技术学院校级在线精品课程和专业教学资源库建设项目（XM1736586589841）

作者简介：卢俊寰（1985—），女，瑶族，广西桂林人，硕士，副教授，主要从事土壤性状及耕地保护政策研究。E-mail：13356961217@163.com

通信作者：覃豪杰（1987—），男，壮族，广西贵港人，高级工程师，主要从事国土资源调查监测与评价研究。E-mail：gx_qhj@163.com

细分割能力,已广泛应用于图像分割领域[4]。基于此,国内外大量学者对其进行了研究。例如,为了确定锥束计算机断层扫描图像中与上颌窦相关的病理状况和感染界限,Çelebi 等[5]提出了一种基于 Swin Transformer 的 Unet 架构,将 Unet 的解码器部分替换为 Swin,以此提升病理状况的检测精度,试验发现,该架构的准确率为 99%,交并比为84.71%。针对现有方法在道路多分类时存在的精度较低的问题,胡荣明等[6]提出了一种改进 Swin-Unet 模型的三分支多级融合方法,旨在增强道路影像特征的提取能力,研究表明,该模型道路总体分类的精度为 94.86%,召回率为 94.39%,F_1 分数为 94.54%。Xiao 等[7]提出了一种基于 Swin-Unet 模型的非酒精性脂肪性肝病(NAFLD)图像分割和严重性评分方法,以解决现有研究方法无法对 NAFLD 严重程度进行分类的问题,研究发现,该方法显著提高了分割精度,同时严重性评分的准确率为 90%。张博等[8]提出了一个基于 Swin-Unet 的语义分割模型,以便更准确地监测饲料的消耗状态,通过深度卷积替换线性注意力映射以提供局部空间的上下文信息,结果表明,该模型的平均交并比、准确率、F_1 分数分别为 86.46%、98.60%、92.29%。由于在未染色的明场显微镜图像中检测细胞器存在对比度差、形态结构不规则等问题,Palliyil 等[9]提出了一种基于 Swin-Unet 的分割方法,并对细胞亮场图像进行语义分割,结果表明,该方法能准确分割明场图像中的细胞核和细胞质。但上述研究均存在一定的不足之处,例如,胡荣明团队未分析模型在复杂场景下的分类表现,Palliyil 等学者未评估所提方法在不同细胞类型细胞图像上的适应性。

目前,虽然对矿山土壤质量诊断方法的研究取得了一定的进展,但现有的诊断方法均存在一定的局限性,例如,传统的实地采样法存在成本较高、覆盖范围较窄、实时性不足等问题。机器学习模型法对高分辨率土壤图像适配能力较差,同时对结果的可解释性较弱,因此行业内急需构建一种综合性能更优的诊断方法[10]。而梯度加权类激活映射(Gradient-Weighted Class Activation Mapping,Grad-CAM)能够计算模型最后一层卷积层的特征图梯度,从而衡量各特征图对预测结果的重要性,有效提升算法模型的可解释性。因此本研究引入挤压和激励网络(Squeeze-and-Excitation Networks,SENet)模块、剪枝算法(Pruning Algorithm,PA)优化传统 Swin-Unet,并将优化模型与 Grad-CAM 相结合,构建可解释性更强的改进 Swin-Unet 模型。在此基础上构建适用于矿山复垦区的土壤质量动态诊断模型,以期解决现有诊断方法存在的诊断周期长、检测精度低、抗干扰能力差等问题。本研究主要包含两处创新:一是引入 SENet 和 PA 优化 Swin-Unet 模型,得到剪枝算法与挤压和激励网络的 Swin-Unet(Pruning Algorithm and Squeeze-and-Excitation Networks and Swin-Unet,PA-SENet-Swin-Unet);二是将 PA-SENet-Swin-Unet 模型与 Grad-CAM 融合,构建适用于矿山复垦区的土壤质量动态诊断模型,为矿山复垦土壤质量诊断相关研究提供了新方法。

1 矿山复垦土壤质量诊断模型构建

1.1 改进 Swin-Unet 模型设计

矿山复垦区土壤质量的诊断是指通过先进的技术手段,对矿山开采后复垦治理区域的土壤进行评估、监测与分析,从而判断土壤质量状况、生态功能恢复程度的过程[11]。而 Swin-Unet 是一种基于 Swin Transformer 的语义分割模型,该模型将窗口注意力机制与层次化特征提取模块嵌入 Unet 模型的编码器与解码器结构中,能够提升土壤图像特征的全局语义表征能力与局部细节提取效果。因此,本研究将该模型应用于矿山复垦区的土壤质量诊断,其具体结构如图 1 所示。

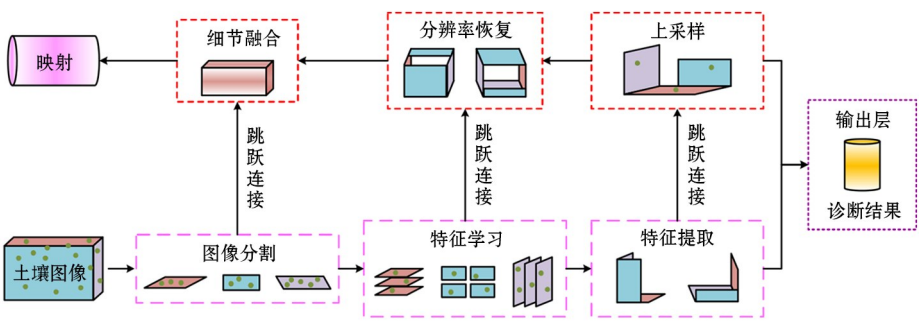


图 1 Swin-Unet 动态诊断土壤质量的结构

Fig.1 Structure of Swin-Unet for dynamic diagnosis of soil quality

从图 1 中可以看出,Swin-Unet 首先利用 Swin 对原始土壤图像进行分割,接着通过窗口注意力机制学习土壤特征,之后借助移位窗口注意力分层提取特征实现编码。而其中的 Unet 负责图像的解码阶段,凭借上采样操作逐渐恢复原始图像的分辨率,并依靠跳跃连接将每个编码阶段的全局语义特征与解码阶段的局部细节特征相融合,从而完成土壤图像的线性映射。最终结合编码与解码的结果输出土壤质量诊断结果。其中 Swin 窗口多头注意力机制的函数表达见式(1)。

$$\mathrm{Attention}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\mathrm{Softmax}\left(\frac{\boldsymbol{QK}}{\sqrt{d_{\boldsymbol{K}}}}\right)\cdot\boldsymbol{V} \quad (1)$$

式中:$\mathrm{Attention}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})$为 Swin 的窗口多头注意力;$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}$ 均为原始特征的线性矩阵;Softmax 表示特征权重的归一化;$d_{\boldsymbol{K}}$ 是矩阵维度。

Swin 在编码阶段的下采样操作即特征提取过程见式(2)。

$$Z_{\mathrm{down}}=\mathrm{Linear}(\mathrm{Concat}(Z(p_{11}),Z(p_{12}),Z(p_{21}),Z(p_{22}))) \quad (2)$$

式中:Z_{down}表示编码阶段的下采样操作;p_{11}、p_{12}和p_{21}、p_{22}是相邻原始土壤图像的分割块;Linear(Concat(·))代表拼接过程 Concat(·)的线性投影。

Unet 模型在解码阶段的上采样操作即特征融合过程见式(3)[12]。

$$D_{\mathrm{up}}=D*W_{\mathrm{deconv}} \quad (3)$$

式中:D_{up}为解码阶段的上采样操作;D 代表解码器的特征;W_{deconv}是反卷积核;* 表示卷积操作。

然而,在实际的矿山复垦区土壤质量诊断中发现,Swin-Unet 模型的鲁棒性不足,易受环境噪声及图像噪声的干扰,且计算复杂度过高、运行成本较高,因此需要对其进行改进。SENet 模块是一种基于通道注意力机制的网络模块,能够强化高相关特征通道、抑制无用特征通道,以提升算法模型对关键信息的捕捉能力[13]。因此本研究将 SENet 模块嵌入 Swin-Unet 模型的跳跃连接中,得到挤压和激励网络的 Swin-Unet(Squeeze-and-Excitation Networks and Swin Transformer and U-Net, SENet-Swin-Unet)模型,以消除噪声对土壤质量诊断的干扰,其具体结构如图 2 所示。

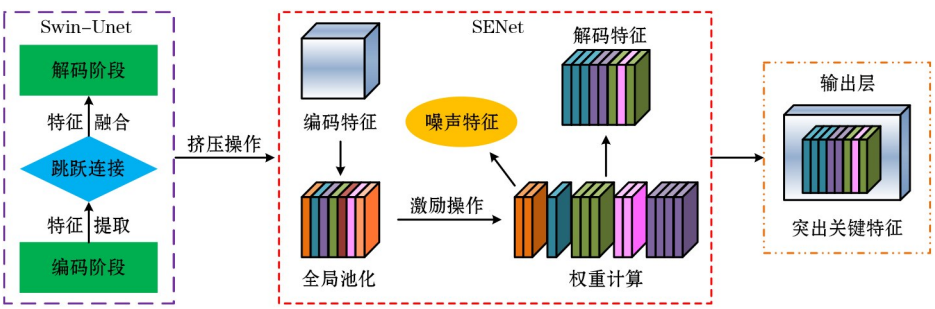


图 2 SENet-Swin-Unet 模型的结构

Fig.2 Structure of the SENet-Swin-Unet model

由图 2 可知,将 SENet 模块嵌入 Swin-Unet 模型的跳跃连接层时,该模块通过挤压操作对编码阶段特征进行全局平均池化,提取土壤图像的全局特征信息。随后利用激励操作计算各特征的权重,提高与土壤质量高度相关的关键特征权重,并降低噪声及无关特征的权重,进而减少噪声对模型的干扰,最终在输出层输出更多关键特征,提高模型的鲁棒性。其中,SENet 模块通过挤压操作进行全局信息整合的过程见式(4)[14]。

$$z_c=\frac{1}{H\times W'}\cdot\sum_{i=1}^{H}\sum_{j=1}^{W'}F(i,j,c) \quad (4)$$

式中:z_c是第c个通道的全局平均池化输出值;$F(i,j,c)$定义为输入 SENet 模块的特征图中第 c 个通道、第i行、第j列的图像像素值;H、W'分别表示特征图的空间高度与宽度。

SENet 模块借助激励操作提高关键特征权重的具体过程见式(5)[15]。

$$s=\sigma\cdot(F_2(\delta(F_1(z)))) \quad (5)$$

式中:s 表示捕获通道间特征依赖;σ 为 Sigmoid 函数;δ 是 ReLU 激活函数;F_1 代表特征降维操作;F_2为特征升维操作。

此外,PA 作为一种模型压缩技术,能够识别算法模型中的冗余组件,并在保证模型性能的前提下去除冗余参数,从而降低算法模型的计算复杂度[16]。基于此,本研究利用 PA 对 SENet-Swin-Unet 模型进行压缩,得到 PA-SENet-Swin-Unet 模型,以减少计算参数、降低计算复杂度,其具体压缩过程如图 3 所示。

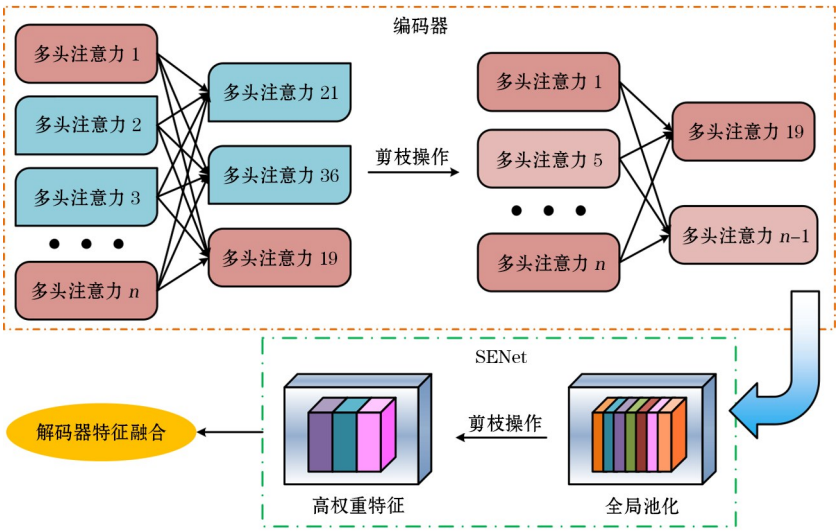


图 3 PA 压缩 SENet-Swin-Unet 模型的过程

Fig.3 Process of compressing the SENet-Swin-Unet model via PA

从图 3 中可以看出,PA 对 SENet-Swin-Unet 模型的压缩主要体现在对编码器中多头注意力的剪枝和对 SENet 模块全局池化过程的低权重通道的剔除。在 Swin 的多头自注意力中存在部分对土壤图像分割贡献度较低的注意力头,PA 通过剪枝操作去除该部分注意力头,从而减少特征提取过程的计算量。而对于 SENet 模块的全局池化,PA 利用各特征通道的权重衡量其重要性,再通过剪枝操作剔除重要性较低的特征通道以减少特征图维度,进而降低后续特征融合的计算量。其中,PA 对注意力头进行剪枝操作的函数表达式如式(6)所示。

$$A_{\text{pruned}} = A \odot m \tag{6}$$

式中:A_{pruned} 为 Swin 编码时的多头注意力权重剪枝;A 是多头注意力的输出;m 为注意力通道掩码;$\odot$ 为逐元素乘积运算。

1.2 结合 Grad-CAM 的土壤质量诊断模型构建

虽然 PA-SENet-Swin-Unet 模型可以较好地识别矿山复垦土壤质量的关键指标,但存在黑箱问题,需结合相关方法提高可解释性。而 Grad-CAM 作为一种用于解释模型决策过程的可视化技术,可以通过生成热力图直观展示模型预测时的重点图像区域,从而提高模型的可解释性[17]。因此,本研究将 Grad-CAM 与 PA-SENet-Swin-Unet 模型相结合,以提高其可解释性,其具体过程如图 4 所示。

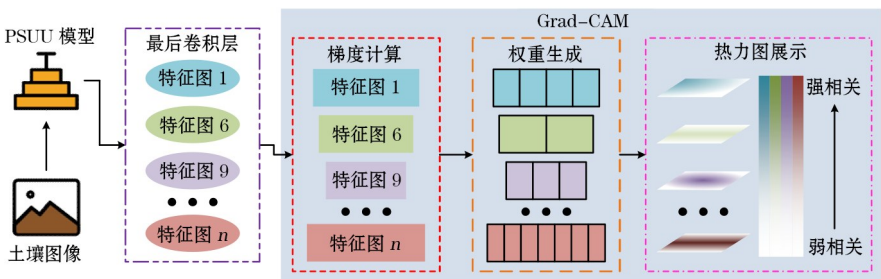


图 4 Grad-CAM 增强 PA-SENet-Swin-Unet 模型可解释性的过程

Fig.4 Process of enhancing interpretability of the PA-SENet-Swin-Unet model via Grad-CAM

由图 4 可知,在 PA-SENet-Swin-Unet 模型对土壤图像进行特征识别的过程中,Grad-CAM 会对其最后一层卷积层中待输出的特征图进行梯度计算和权重生成操作。前者主要针对 PA-SENet-Swin-Unet 模型的预测类别,通过计算其得分反映该特征图与预测结果的关联强度,后者会对特征图的梯度进行全局平均池化,从而得到特征图的重要性权重。之后将所有特征图进行加权求和,再利用激活函数过滤负贡献区域,最终生成能够解释 PA-SENet-Swin-Unet 模型在诊断土壤质量时重点关注区域的热力图。其中,Grad-CAM 通过全局平均池化计算权重的过程如式(7)所示[18]。

$$\alpha_{k'}^{c}=\frac{1}{H\times W'}\sum_{j'=1}^{W'}\frac{\partial y^{k'}}{\partial A^{c}(i',j')} \tag{7}$$

式中：$\alpha_{k'}^{c}$ 表示第 c 个通道对特征图类别 k' 的重要性权重；$A^{c}(i',j')$ 定义为第 c 个通道的特征图在通道位置 (i',j') 的输出值；$y^{k'}$ 是 PA-SENet-Swin-Unet 模型对特征图类别 k' 的预测得分。

Grad-CAM 加权所有特征图生成热力图的函数表达如式(8)所示[19]。

$$L^{k'}(i',j')=ReLU\left(\sum_{c}^{C}\alpha_{k'}^{c}\cdot A^{c}(i',j')\right) \tag{8}$$

式中：$L^{k'}$ 是特征图类别 k' 的热力图，用于表示对土壤质量诊断的贡献；C 为通道总数。

由于 PA-SENet-Swin-Unet 模型能够精准识别土壤图像中的特征、完成土壤质量的动态诊断，而 Grad-CAM 能够提高 PA-SENet-Swin-Unet 模型诊断结果的可解释性，有助于解决黑箱问题。基于此，本研究将 PA-SENet-Swin-Unet 模型与 Grad-CAM 相融合，形成具有强可解释性的 PSSUG 融合模型，其矿山土壤质量诊断过程如图 5 所示(图片来源：https://iconpark.oceanengine.com/home)。

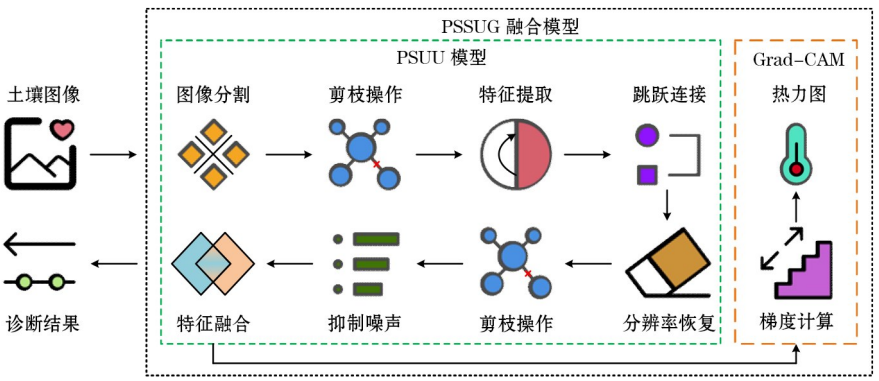


图 5　PSSUG 融合模型矿山土壤质量诊断的过程

Fig.5　Process of mine soil quality diagnosis using the PSSUG fusion model

从图 5 中可以看出，PSSUG 融合模型首先借助 Swin-Unet 将土壤图像分割为多个不重叠的精细图像，并通过 PA 的剪枝操作精简图像特征，降低计算复杂度。接着利用跳跃连接恢复原始图像的分辨率，并通过 PA 对 SENet 模块进行剪枝操作，从而简化其突出关键特征、抑制噪声的过程。最后在 Swin-Unet 的解码阶段进行特征融合，完成土壤质量的诊断。同时，Grad-CAM 能对特征融合阶段的特征图进行梯度计算，生成热力图，进而阐释 PA-SENet-Swin-Unet 模型在诊断土壤质量时的重点关注区域。其中，Swin-Unet 利用跳跃连接拼接特征的过程如式(9)所示。

$$f_{\text{fusion}}=\text{Concat}(f_{\text{encoder}},f_{\text{decoder}}) \tag{9}$$

式中：f_{fusion} 代表 Swin-Unet 的特征融合；f_{encoder} 为编码器的特征输出；f_{decoder} 是解码器的特征融合。

PA 对模型剪枝后的损失函数表达式如式(10)所示[20]。

$$L_{\text{total}}=L_{\text{task}}+\lambda\cdot\sum_{c}(1-m(c)) \tag{10}$$

式中：L_{total} 为 PA 剪枝后模型的损失函数；L_{task} 表示原损失函数；λ 是正则化系数；$m(c)$ 代表第 c 个通道的掩码。

PSSUG 融合模型具备强大的矿山复垦土壤诊断能力，并拥有较强的结果可解释性，因此，本研究基于 PSSUG 融合模型，构建了一个涵盖数据获取、质量诊断、动态评估全流程的改进矿山复垦土壤质量动态诊断模型(IPSSUG 模型)，其具体流程如图 6 所示。

由图 6 可知，IPSSUG 模型首先通过无人机、卫星遥感获取土壤多时相影像，并通过实地采样补充土壤样本，同时将遥感影像与实地采样数据相融合，形成原始数据。接着将其输入 IPSSUG 模型进行处理，借助 PA 精简冗余参数与通道、SENet 模块增强土壤关键特征并抑制噪声；再通过 Swin-Unet 完成土壤各区域的质量诊断，同时 Grad-CAM 生成类激活热力图，明确诊断依据。随后重复诊断多时相的土壤质量，并对其变化趋势做出判断，同时将变化率超出正常范围的区域标记为异常区域，最终完成矿山复垦土壤质量的动态诊断。其中，IPSSUG 模型识别土壤中有机质含量的过程如式(11)所示。

$$\widetilde{Y}_{c}(i,j)=Conv(D_{\text{final}})(i,j) \tag{11}$$

式中：$\widetilde{Y}$ 是土壤的有机质含量；$Conv$ 表示卷积操作；D_{final} 是 IPSSUG 模型的最终输出结果。

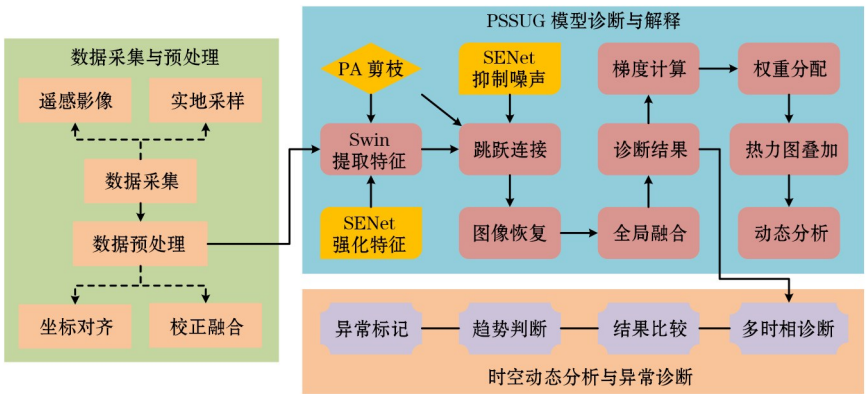


图 6 基于 PSSUG 融合模型的改进矿山复垦土壤质量动态诊断模型流程

Fig.6 Flowchart of the improved dynamic diagnosis model for mine reclamation soil quality based on the PSSUG fusion model

IPSSUG 模型生成土壤质量等级的函数表达式如式(12)所示。

$$\hat{Y}_c(i,j)=\frac{\exp(\mathrm{Conv}(D_{\mathrm{final}})_c(i,j))}{\sum_{c'=1}^{C'}\exp(\mathrm{Conv}(D_{\mathrm{final}})_{c'}(i,j))} \tag{12}$$

式中:$\hat{Y}$ 是土壤的质量等级;exp 代表自然指数函数;c、c' 均为通道;C' 是通道的概率图。

2 模型性能验证与应用效果评价

2.1 PA-SENet-Swin-Unet 模型的性能验证

为了检验 PA-SENet-Swin-Unet 模型(PSSU 模型)的性能,本研究将其与灰色关联度(Grey Relational Analysis, GRA)模型、反向传播神经网络和主成分分析(Back Propagation Neural Network and Principal Component Analysis, BP-PCA)模型、一维卷积神经网络和随机森林(1D Convolutional Neural Network and Random Forest, 1DCNN-RF)模型进行了对比试验。试验环境及参数设置如下:操作系统为 Windows 11 专业版,CPU 为 Intel Core i5-14600KF,GPU 为 NVIDIA RTX 4060,内存为 32 GB DDR4 3 600 MHz,存储为 2 TB 固态硬盘加 2 TB 机械硬盘,程序设计语言为 Python 3.8。数据集为 ICRAF-ISRIC 数据集,该数据集拥有 58 个国家的 4 400 多个土壤样本,其中光谱波长范围为 350～2 500 nm,分辨率为 10 nm,并包含土壤有机碳、pH 等多种土壤性质数据。本研究首先对 4 种模型识别土壤质量的准确率及精确率进行比较,试验结果如图 7 所示。

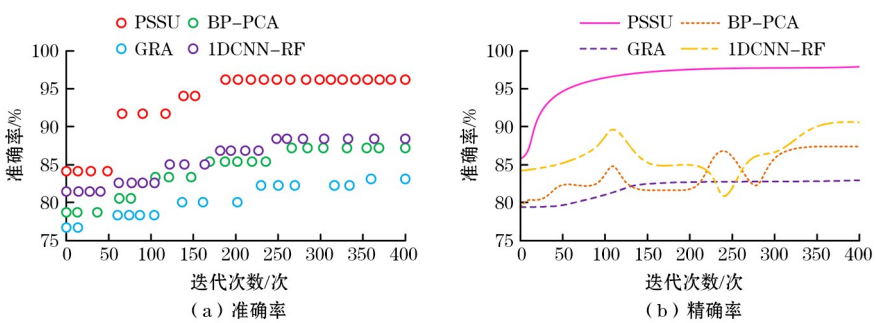


图 7 4 种模型土壤质量诊断的准确率及精确率对比

Fig.7 Comparison of accuracy and precision of four models in soil quality diagnosis

从图 7(a)中可以看出,PSSU 模型识别土壤质量等级的准确率在 176 次迭代时达到最大值 96.11%,之后保持稳定,这是因为 SENet 模块可以通过自适应权重分配,强化与土壤质量相关的特征,提高模型对目标特征的捕捉能力。由图 7(b)可知,利用 PSSU 模型识别土壤质量等级的最大精确率为 97.63%,且 PSSU 模型的精确率全程高于对比模型,原因在于 PSSU 模型中的 Swin 能够凭借移位窗口机制,精准捕捉土壤样本中与质量等级相关的局部细微特征;同时 PA 可以剔除模型中的冗余参数与无效特征通道,进一步提升模型对土壤质量信息的提取能力。随后,本研究对各模型诊断土壤质

量的响应时间及内存占用量开展对比试验,结果见表 1。

表 1　4 种模型土壤质量诊断的响应时间及内存占用量对比

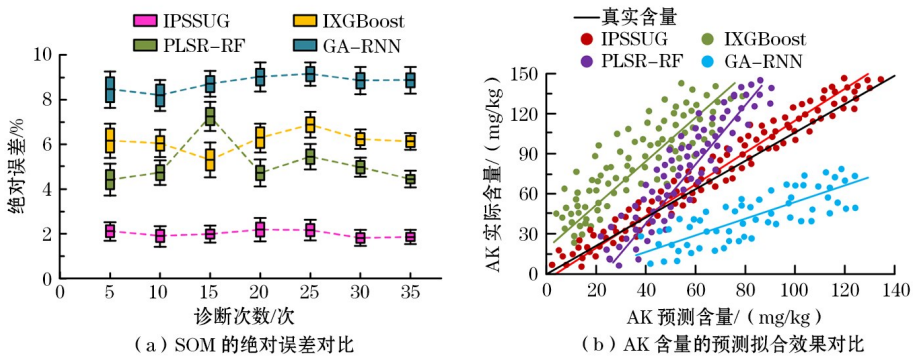
Table 1　Comparison of response time and memory usage of four models for soil quality diagnosis

试验模型	迭代次数/次	响应时间/ms	内存占用量/MB
PSSU	100	87.9	73.6
	200	90.1	94.3
	300	93.5	99.2
	400	94.4	103.5
GRA	100	163.0	140.8
	200	182.7	193.4
	300	210.6	225.9
	400	217.5	241.6
BP-PCA	100	125.8	113.5
	200	147.4	158.6
	300	169.0	172.9
	400	181.3	184.7
1DCNN-RF	100	103.4	91.0
	200	110.2	131.2
	300	124.8	143.5
	400	129.6	150.3

由表 1 可知,PSSU 模型诊断土壤质量的响应时间在 400 次迭代时达到最大值,为 94.4 ms,显著低于 GRA 模型的最大值 217.5 ms、BP-PCA 模型的最大值 181.3 ms 以及 1DCNN-RF 模型的最大值 129.6 ms。此外,从表 1 中还可看出,在 400 次迭代试验后,PSSU 模型诊断土壤质量的内存占用量由 100 次迭代时的 73.6 MB 上升至 103.5 MB,同时在 200、300 次迭代时的内存占用量均低于对比模型。综合来看,PSSU 模型可通过 SENet 模块增强关键特征、抑制无关特征与噪声,同时能借助 PA 实现模型的结构轻量化,以降低计算复杂度,有助于提高模型的诊断精度,并促进模型的工程落地。

2.2　土壤质量诊断模型的应用效果评价

在验证了 PSSU 模型的性能后,为了证明 IPSSUG 模型的可行性,本研究将其与偏最小二乘回归和随机森林(Partial Least Squares Regression and Random Forest, PLSR-RF)模型、改进极限梯度提升(Improved eXtreme Gradient Boosting, IXGBoost)模型、遗传算法和循环神经网络(Genetic Algorithm and Recurrent Neural Network, GA-RNN)模型进行了现场对比实测。本研究以山西平朔安太堡露天煤矿为研究区域,首先对 4 种模型诊断土壤有机质含量(SOM)的绝对误差及速效钾(AK)含量的预测拟合效果进行了对比,试验结果如图 8 所示。

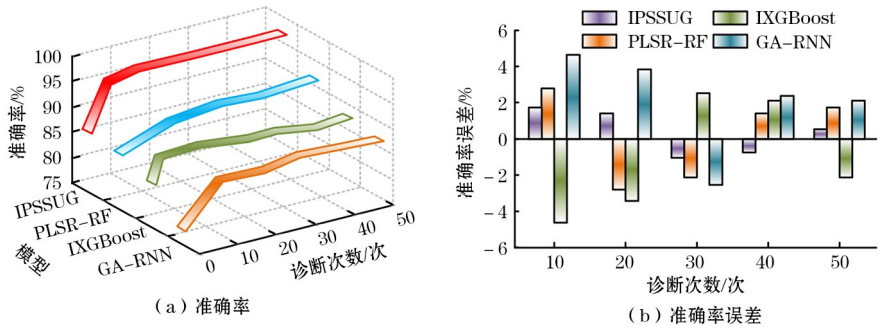


(a) SOM 的绝对误差对比　　(b) AK 含量的预测拟合效果对比

图 8　4 种模型诊断 SOM 的绝对误差及 AK 含量的预测拟合效果对比

Fig.8　Comparison of absolute error for SOM diagnosis and prediction fitting performance for AK content among four models

从图 8(a)中可以看出,IPSSUG 模型诊断 SOM 的绝对误差平均值为 2.04%,远低于对比模型;随着试验次数不断增加,该模型曲线波动幅度减小。这主要得益于 IPSSUG 模型依托 Swin-Unet 的分层特征学习能力,捕捉 SOM 在空间分布的细微差异,同时通过 SENet 模块强化关键特征通道权重,凸显土壤异质性区域特征。由图 8(b)可知,依靠 IPSSUG 模型诊断 AK 含量的决定系数高达 0.983,最接近实测值,且 AK 含量诊断的范围覆盖 0～140 mg/kg,结果更为合理可靠。这是由于 IPSSUG 模型多重机制协同作用,有效提升了对 AK 含量复杂空间变异的拟合能力,从而减小了与真实测量值的差异。接着对不同模型诊断土壤重金属含量的准确率及其误差进行对比试验,结果如图 9 所示。

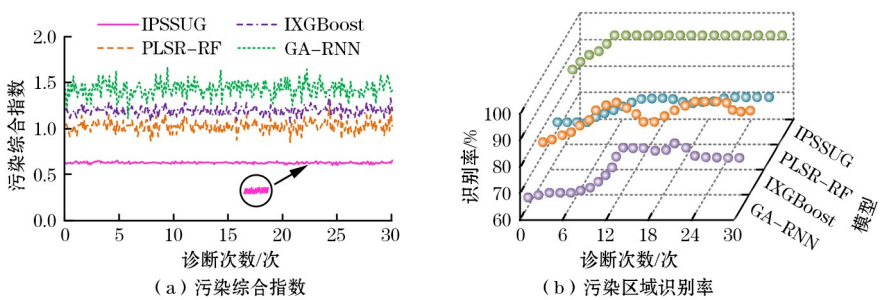


(a) 准确率　　(b) 准确率误差

图 9　4 种模型土壤重金属含量诊断的准确率及误差对比

Fig.9　Comparison of accuracy and error of four models for soil heavy metal content diagnosis

由图 9(a)可知,IPSSUG 模型土壤重金属含量诊断的准确率在 13 次试验时达到最大值 96.42%,显著高于 PLSR-RF 模型的 87.63%、IXGBoost 模型的 83.10% 和 GA-RNN 模型的 78.9%,表明 IPSSUG 模型能够更好地识别土壤中重金属元素的复杂分布特征与土壤理化性质的关联规律。从图 9(b)中可以看出,IPSSUG 模型土壤重金属含量诊断的准确率误差不仅全程低于对比模型,且随着诊断次数的增加持续降低,最大误差仅为 1.85%,明显低于 3 种对比模型的准确率误差。这是因为 IPSSUG 模型能够借助 SENet 模块排除噪声及无关特征的干扰,从而有效提升模型对土壤重金属含量的精准性,具备相关特征的提取能力。随后,本研究对各模型进行土壤质量诊断的污染综合指数及污染区域识别率展开对比分析,试验结果如图 10 所示。



(a) 污染综合指数　　(b) 污染区域识别率

图 10　4 种模型土壤质量诊断的污染综合指数及污染区域识别率对比

Fig.10　Comparison of comprehensive pollution index and polluted area recognition rate of four models for soil quality diagnosis

从图 10(a)中可以看出,IPSSUG 模型土壤质量诊断的污染综合指数波动最小,其平均值为 0.61,显著低于其余对比模型。这是因为 IPSSUG 模型通过 PA 优化关键污染因子的权重分配,并借助 SENet 模块动态调整通道重要性,使模型对矿区复杂地形及土壤异质性的适应性更强,从而降低了局部异常值导致的指数波动。由图 10(b)可知,IPSSUG 模型对土壤污染区域的识别率在第 6 次试验时就已达到最大值 98.40%,显著高于 PLSR-RF 模型的 82.65%、IXGBoost 模型的 90.16%以及 GA-RNN 模型的 83.84%,表明 IPSSUG 模型识别出的污染区域与实际污染区域的吻合程度更高。最后,本研究借助 IPSSUG 模型绘制了山西平朔安太堡露天煤矿中主要影响因素与土壤质量指标的相关性分析热力图,如图 11 所示。

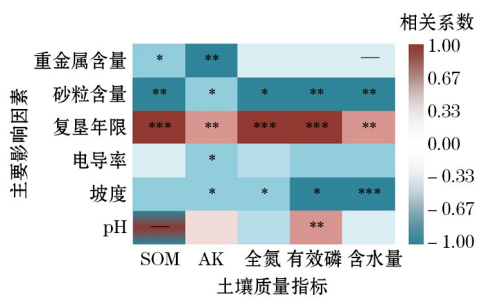


图 11　研究区主要影响因素与土壤质量指标的相关性分析热力图

Fig.11　Heatmap of correlation analysis between main influencing factors and soil quality indicators in the study area

由图 11 可知,复垦年限与所有土壤质量指标均呈显著的正相关关系,且与 SOM、全氮及有效磷在

0.1%的显著性水平下显著,表明复垦年限有助于改善该区域的土壤质量;而重金属含量、砂粒含量、电导率及坡度均与土壤质量指标呈负相关。其中,对 SOM 影响最大的是砂粒含量,重金属含量对 AK 的影响最大,坡度对含水量的影响最大,而对全氮和有效磷影响最大的同样是砂粒含量,且均在 5%的显著性水平下显著。这表明该区域需要通过延长复垦周期,针对性改良土壤质地、加强水土保持和控制重金属污染以提升土壤质量。综上所述,IPSSUG 模型不仅能通过 PSSU 模块精准捕捉影响土壤质量的因素特征,还可以借助 Grad-CAM 技术直观揭示影响土壤质量的核心因子,既为复垦效果的评估提供量化依据,也为修复措施的提出提供了可解释的方向。

3 结论

针对现有矿山复垦土壤质量诊断方法存在的精度不足、可解释性差等问题,本研究引入 PA 和 SENet 对 Swin-Unet 模型进行改进,构建了 PSSU 模型,并将其与 Grad-CAM 可视化技术相结合,最终构建了面向矿山复垦的土壤质量诊断改进模型(IPSSUG 模型),得出的主要结论如下。

(1) 模型对比试验结果表明,PSSU 模型识别土壤质量等级的准确率为 96.11%,精确率高达 97.63%;诊断过程的响应时间仅有 94.4 ms、内存占用量低至 103.5 MB。

(2) 在现场实测中,IPSSUG 模型诊断土壤 SOM 的平均绝对误差和识别 AK 含量的决定系数分别为 2.04%、0.983;土壤重金属含量诊断的准确率为 96.42%,误差仅为 1.85%;研究区平均污染综合指数低至 0.61,土壤污染区域的识别率为 98.40%。

(3) 本研究进一步通过 IPSSUG 模型量化了研究区主要影响因素与土壤质量指标的相关程度,显著提高了模型的可解释性。

(4) 本研究仍存在一定局限性:对比试验未对矿山类型进行区分,仅选取山西平朔安太堡露天煤矿作为试验区域,后续研究应将该模型扩展至多类型矿山复垦场景的土壤质量诊断,进一步验证其泛化性能。

参考文献(References):

[1] 袁颖,曹思源,刘建兵,等.石灰岩矿山地质及资源问题与恢复治理研究[J].矿业研究与开发,2024,44(11):184-196.
Yuan Ying, Cao Siyuan, Liu Jianbing, et al. Research on geology and resource problems and restoration and treatment of limestone mines[J]. Mining Research and Development,2024,44(11):184-196.

[2] 袁平旺,王黎栋,何培雍,等.粤北某离子吸附型稀土矿山土壤和地表水重金属分布及风险评价[J].中国环境监测,2023,39(1):146-158.
Yuan Pingwang, Wang Lidong, He Peiyong, et al. Distribution and risk assessment of heavy metals in soil and surface water of an ion-absorbed rare earth mine in northern Guangdong[J]. Environmental Monitoring in China,2023,39(1):146-158.

[3] 郭源上,何明珠,韩国君,等.宁夏干旱区石灰岩矿山废弃地土壤改良及修复植物优选[J].植物资源与环境学报,2024,33(6):44-55.
Guo Yuanshang, He Mingzhu, Han Guojun, et al. Soil amelioration and restorative plant optimization for wasteland of limestone mine sites in arid region of Ningxia[J]. Journal of Plant Resources and Environment,2024,33(6):44-55.

[4] Wei Fuhao, Wang Shaofan, Sun Yanfeng, et al. A dual attentional skip connection based Swin - Unet for real-time cloud segmentation[J]. IET Image Processing, 2024, 18(12):3460-3479.

[5] Çelebi A, Imak A, Üzen H, et al. Maxillary sinus detection on cone beam computed tomography images using ResNet and Swin Transformer-based Unet[J]. Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology, 2024, 138(1):149-161.

[6] 胡荣明,黄旭昆,竞霞,等.改进 Swin-Unet 模型的多级融合法:应用于城市在建道路分类[J].遥感信息,2024,39(6):21-29.
Hu Rongming, Huang Xukun, Jing Xia, et al. Multi-level Fusion Method for improving Swin-Unet model: taking classification of urban road under construction for an example[J]. Remote Sensing Information,2024,39(6):21-29.

[7] Xiao Dong, Kang Zhihao, Fu Yanhua, et al. Csswin-unet: a Swin-unet network for semantic segmentation of remote sensing images by aggregating contextual information and extracting spatial information[J]. International Journal of Remote Sensing,2023,44(23):7598-7625.

[8] 张博,罗维平.基于 Swin-Unet 的奶牛饲料消耗状态监测方法[J].华南农业大学学报,2024,45(5):754-763.
Zhang Bo, Luo Weiping. Feed consumption status monitoring method of dairy cows based on Swin-Unet[J]. Journal of South China Agricultural University, 2024, 45(5):754-763.

[9] Palliyil S S, Rohini P, Ramakrishnan S. An approach to segment nuclei and cytoplasm in lung cancer brightfield images using hybrid Swin-Unet transformer[J]. Journal of Medical and Biological Engineering,2024,44(3):448-459.

[10] 仇皓雷,王海燕.机器学习在土壤性质预测研究中的应用进展[J].生态学杂志,2025,44(1):283-294.
Qiu Haolei, Wang Haiyan. Application of machine learning to the prediction of soil properties: a review[J]. Chinese Journal of Ecology,2025,44(1):283-294.

[11] 刘维福,蔺楠,苏显静,等.矿区生态修复工程实施期植被状况与土壤质量变化评估:以陕北三道沟煤矿首采区为例[J].中国矿业,2025,34(3):327-336.

Liu Weifu, Lin Nan, Su Xianjing, et al. Assessment of vegetation status and soil quality changes during the implementation period of ecological restoration project in mining areas: a case study of the first mining area of Sandaogou Coal Mine in Northern Shaanxi[J]. China Mining Magazine,2025,34(3):327-336.

[12] 徐亮亮,马开森,王霞,等.LA-Unet 网络模型在城市绿地遥感分类中的应用[J].应用生态学报,2024,35(4):1101-1111.
Xu Liangliang, Ma Kaisen, Wang Xia, et al. Application of LA-Unet network model in remote sensing classification of urban green space[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2024,35(4):1101-1111.

[13] 张紫昭,刘培志,胡杨,等.天山中段土地损毁自动分类模型的构建与应用[J].水文地质工程地质,2025,52(4):26-38.
Zhang Zizhao, Liu Peizhi, Hu Yang, et al. Build and application of automatic classification model of land damage in the middle section of Tianshan Mountains [J]. Hydrogeology & Engineering Geology,2025,52(4):26-38.

[14] 周晓欣,陈俊谕,卢焕冲,等.基于超声图像 FPN-SENet-FL 深度卷积神经网络模型鉴别乳腺良、恶性肿瘤及预测乳腺癌分子分型[J].中国医学影像技术,2024,40(3):372-377.
Zhou Xiaoxin, Chen Junyu, Lu Huanchong, et al. FPN-SENet-FL deep convolutional neural network model for differentiating benign and malignant breast tumors and predicting molecular subtypes of breast cancers based on ultrasonic images[J]. Chinese Journal of Medical Imaging Technology,2024,40(3):372-377.

[15] 娄莉,张丰侠,韩柏迅.基于图像分割的盐丘识别算法研究[J].计算物理,2023,40(4):511-518.
Lou Li, Zhang Fengxia, Han Boxun. Research on salt dome identification algorithm based on image segmentation[J]. Chinese Journal of Computational Physics,2023,40(4):511-518.

[16] 许兴时,王云飞,华志新,等.融合 YOLOv5s 与通道剪枝算法的奶牛轻量化个体识别方法[J].农业工程学报,2023,39(15):152-162.
Xu Xingshi, Wang Yunfei, Hua Zhixin, et al. Light-weight recognition network for dairy cows based on the fusion of YOLOv5s and channel pruning algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2023,39(15):152-162.

[17] 曹岩,朱真峰.DRSTN:深度残差软阈值化网络[J].计算机科学,2024,51(1):81-87.
Cao Yan, Zhu Zhenfeng. DRSTN: deep residual soft thresholding network[J]. Computer Science,2024,51(1): 81-87.

[18] 张寒,熊云,唐信,等.声纹信号-图形差分场增强和多头自注意力机制的变压器工作状态辨识方法[J].应用声学,2024,43(1):119-130.
Zhang Han, Xiong Yun, Tang Xin, et al. Transformer working state identification method based on voiceprint signal-motif difference field enhancement and multi-head self-attention mechanism[J]. Journal of Applied Acoustics, 2024,43(1):119-130.

[19] 郭文娟,冯全.基于改进 YOLO 的棉花叶片病害检测[J].干旱地区农业研究,2024,42(6):195-205.
Guo Wenjuan, Feng Quan. Cotton leaf disease detection based on improved YOLO[J]. Agricultural Research in the Arid Areas,2024,42(6):195-205.

[20] 谢兆贤,邹兴敏,张文静.面向大型数据集的高效决策树参数剪枝算法[J].计算机工程,2024,50(1):156-165.
Xie Zhaoxian, Zou Xingmin, Zhang Wenjing. High-efficient parameter-pruning algorithm of decision tree for large dataset[J]. Computer Engineering,2024,50(1):156-165.