

计算机视觉辅助的水土流失动态监测系统设计

柳 斌

江苏禹诺电子科技有限公司 江苏南京 210000

摘 要：水土流失是全球性的生态环境问题，对农业生产、生态安全及可持续发展构成严重威胁。基于此，本文对计算机视觉辅助的水土流失动态监测系统设计进行了研究，首先分析了水土流失监测的理论基础与技术依据，然后提出了当前监测方法面临的主要问题，最后提出了系统架构与核心模块设计，以期对相关人员进行参考。

关键词：计算机；视觉辅助；水土流失；动态监测；系统设计

引言

传统的水土流失监测方法主要依赖人工实地勘察和遥感解译，存在效率低、主观性强、难以实现动态连续监测等问题。近年来，计算机视觉技术的迅猛发展为水土流失监测提供了新的技术路径。该系统通过自动提取和分析多时相遥感影像及地面传感器数据，能够实现对水土流失过程的高精度、高效率动态感知与定量评估，为水土保持决策提供科学依据。

一、水土流失监测的理论基础与技术依据

1. 水土流失导致的地表特征变化具有可视性

严重的土壤侵蚀会造成沟壑发育、地表破碎化、植被退化等现象，这些地表形态和覆盖状况的改变在可见光、近红外乃至雷达等遥感影像上均会留下可识别的影像特征。例如，土壤裸露区域在可见光波段通常表现出更高的亮度和特定的光谱响应曲线，而植被健康度则与近红外波段的反射率高度相关。

2. 计算机视觉算法具备提取量化信息的能力

传统的遥感解译主要依赖人工目视判读，效率低下且易受主观因素影响。而基于深度学习的图像分割、目标检测等算法可以自动、批量地从影像中提取诸如沟壑密度、植被指数、地表裂缝分布等指标，并将其转化为可量化的数据。例如，通过语义分割模型可以对影像中的

水体、植被、裸露土壤、建筑物等地物类型进行像素级分类，从而精确计算各类地物的面积占比及其时空变化。

3. 多时相影像分析技术能够实现动态监测

水土流失是一个随时间推移而逐渐发展的过程，单一时相的影像只能反映静态状况，难以揭示其动态规律。计算机视觉中的变化检测技术能够通过比较不同时间获取的同一区域影像，自动识别并量化地表特征的变化。例如，通过计算两个时相影像的差异图，并结合分类结果，可以精确识别出新增的侵蚀沟壑、植被退化区域或沉积区域。

从数据源的角度，可用于计算机视觉分析的水土流失监测数据主要包括以下几类：卫星遥感影像（如Landsat、Sentinel系列等提供中分辨率周期性观测，高分系列、QuickBird等提供高分辨率细节信息）、无人机遥感影像（具备机动灵活、分辨率极高、可获取多角度影像的优势），以及地面传感器数据（如激光雷达点云数据可生成高精度数字高程模型DEM，用于微地形变化分析）。这些多平台、多分辨率、多时相的数据共同构成了计算机视觉技术应用的坚实数据基础。水土流失主要可视要素及其对应的计算机视觉分析任务如下表1所示。

二、当前监测方法面临的主要问题

尽管计算机视觉技术展现出巨大潜力，但在实际应用于水土流失动态监测的过程中，仍面临一系列技术性、

表1 水土流失主要可视要素及其对应的计算机视觉分析任务

水土流失相关要素	可用的遥感数据源	核心计算机视觉分析任务	可输出的量化指标
植被覆盖度动态	多光谱卫星影像、高光谱无人机影像	图像分割、植被指数计算	归一化植被指数 (NDVI)、植被覆盖度百分比
地表形态变化 (沟壑发育)	高分辨率卫星影像、无人机影像、LiDAR点云	语义分割、目标检测、DEM变化检测	沟壑密度、沟壑长度/深度、侵蚀/沉积土方量
土壤裸露率	可见光-近红外卫星/无人机影像	图像分类、像素级分割	裸露地表面积占比、空间分布图
地表粗糙度	无人机倾斜摄影、LiDAR点云	三维重建、点云分析	地表高程标准差

数据性和应用性的挑战，这些问题制约着监测精度和系统实用性的进一步提升。

1. 影像数据质量与处理瓶颈

遥感影像不可避免地受到大气条件（云、雾、霾）、传感器性能、光照角度和季节变化等因素的干扰。这些因素导致影像中存在噪声、阴影、同物异谱和同谱异物现象，严重影响了计算机视觉模型进行地物识别和变化的精度。例如，山体阴影可能被误判为水体或植被覆盖度低的区域，而不同湿度下的土壤其光谱特征差异显著，给裸露土壤的稳定识别带来困难。此外，处理海量的高分辨率遥感影像（尤其是无人机影像和视频数据）对计算存储资源和数据传输带宽构成了巨大压力，如何高效地进行影像预处理、特征提取和模型推理是一个实际工程难题。

2. 算法模型的泛化性与适应性不足

大多数计算机视觉模型，特别是数据驱动的深度学习模型，其性能高度依赖于训练数据的数量和质量。一个在特定地理区域和生态环境下训练得到的高精度模型，当其应用到另一个气候带、土壤类型或地貌单元时，识别精度往往会显著下降。这种泛化能力不足的问题源于不同区域地表景观的巨大差异性。此外，现有模型多为通用目标检测或分割模型，并非专为水土流失监测场景优化，对于细微的地表变化（如初期面蚀、细沟侵蚀）的敏感性不够，可能导致对早期水土流失的漏检。模型的可解释性同样存在问题，复杂的“黑箱”模型难以向水土保持专家清晰地解释其判断依据，影响了监测结果的可信度和接受度。

3. 多源数据融合与标准化困难

理想的水土流失监测系统需要综合集成卫星遥感、无人机遥感和地面传感器数据，以发挥各自优势（卫星的范围和周期、无人机的灵活和精度、地面数据的准确性）。然而，这些数据在空间分辨率、时间分辨率、光谱维度和坐标系统上存在显著差异，将它们进行有效的时空配准和信息融合是一项复杂的技术挑战。缺乏统一的数据标准和处理流程，使得多源数据难以无缝集成，形成了“数据孤岛”，限制了综合分析能力的发挥。

4. 业务化应用链条尚未完全打通

目前许多研究仍停留在算法验证和实验性阶段，距离真正的业务化运行尚有差距。这体现在：系统自动化程度不够高，许多环节仍需人工干预（如数据预处理、模型调参、结果后处理）；尚未与现有的水土保持业务系统（如决策支持系统、预警发布系统）进行深度集成；监测成果的输出形式（如专业的指数图、变化检测图）对于非专业的地方管理人员而言不够直观，如何将复杂的

算法结果转化为易于理解的业务指令（如“某某区域风险等级高，建议采取某类工程措施”）是推广应用的关键。

5. 验证与精度评价体系不完善

计算机视觉算法提取的水土流失信息迫切需要与实地观测数据（如径流小区实测泥沙量、实地测量的沟壑尺寸）进行对比验证，以评估其准确性。然而，获取大范围、同步的实地验证数据成本高昂且困难重重，导致许多监测结果的精度存在不确定性。缺乏一套公认的、针对计算机视觉水土流失监测产品的精度评价标准和流程，使得不同研究之间的结果难以比较，也阻碍了技术的标准化进程。

三、系统架构与核心模块设计

为解决上述问题，构建一个高效、可靠、实用的计算机视觉辅助水土流失动态监测系统，需采用模块化设计思想，整合数据采集、处理、分析和应用全链条。本节提出一种分层系统架构，并详细阐述其核心模块的设计方案。

1. 系统总体架构

系统总体架构可分为四个逻辑层次：数据层、处理层、分析层和应用层。

数据层负责多源数据的接入、存储与管理，包括卫星遥感数据（通过地面接收站或商业数据平台获取）、无人机遥感数据（由外业团队采集上传）以及地面监测数据（来自传感器网络和人工调查）。该层需构建一个统一的时空数据库，并实现数据的标准化注册和元数据管理。

处理层是系统的计算核心，基于云计算或高性能计算环境，提供强大的并行处理能力。该层封装了各种图像预处理算法（辐射定标、大气校正、几何校正、影像融合、拼接等），为上层分析准备高质量、标准化的影像数据。

分析层是系统的“大脑”，集成了各类计算机视觉模型和地理空间分析算法。它接收处理层准备好的数据，执行地物分类、变化检测、特征提取等核心任务，并输出量化的水土流失指标。

应用层则面向最终用户，提供Web端或移动端的可视化界面，展示监测结果、生成专题报告、发布预警信息，并支持与其它业务系统的接口调用。

2. 多源数据协同采集与预处理模块

多源数据协同采集与预处理模块是系统运行的基础。设计上需支持自动化或半自动化地从多种渠道接入数据。对于卫星数据，可设计定时任务从公开数据源（如USGS、ESA数据门户）或商业数据API拉取最新影像。无人机数据则通过指定标准化的数据采集规程（包括飞行高度、重叠率、相机参数等），并通过上传工具导入系统。所有接入的原始数据首先经过一系列预处理流水线。

辐射与大气校正能够消除传感器和大气干扰，将影像DN值转换为地表反射率，增强不同时相影像间的可比性。几何精校正与正射校正通过利用高精度DEM和地面控制点，消除地形位移和传感器几何畸变，确保影像的空间精度。影像配准能够对不同时相、不同传感器的影像进行亚像素级的精确配准，为变化检测奠定基础。影像融合与拼接融合多光谱与全色影像以获得高分辨率多光谱数据；拼接无人机影像生成正射影像图DOM。

该模块的输出是经过严格预处理、具有一致地理参考和辐射标准的标准化影像产品。

3. 水土流失智能解析模块

水土流失智能解析模块是系统的核心技术引擎，采用基于深度学习的计算机视觉模型，从预处理后的影像中提取关键信息。

(1) 地物语义分割子模块

采用改进的U-Net、DeepLabv3+等编码器-解码器结构的网络，对影像进行逐像素分类，精确区分出植被、

裸露土壤、水体、建筑、道路等类别。该子模块的输出是每个像元的地物类别概率图，进而可计算像各类地物的面积占比（如土壤裸露率）。

(2) 侵蚀沟壑识别与量子子模块

结合目标检测（如YOLOv5、Faster R-CNN）和语义分割技术，专门用于识别和勾勒出线性侵蚀沟壑。模型训练时需使用大量标注有沟壑轮廓的影像样本。识别出沟壑后，可进一步结合DEM数据，计算沟壑的长度、宽度、深度、面积和体积，实现侵蚀量的初步估算。

(3) 多时相变化检测子模块

多时相变化检测子模块是实现动态监测的关键。采用基于深度学习的变化检测网络（如SUNet、ChangeFormer），直接输入配准后的前后时相影像对，网络自动学习并输出“变化/未变化”二值图以及变化类型图（如“由植被变为裸土”）。这种方法比传统基于图像代数的差异法（如影像差值、比值）更能抑制噪声和伪变化，精度更高。

表2 关键计算机视觉模型选型与性能预期

分析任务	推荐模型架构	训练数据要求	预期性能指标（示例）	主要挑战
地物语义分割	U-Net, DeepLabv3+	像素级标注的多光谱影像样本库	mIoU>0.85, 裸露土壤 UA/PA>90%	阴影混淆、季节性植被变化
侵蚀沟壑识别	改进的YOLOv5（用于定位）+U-Net（用于精细分割）	boundingbox及像素级标注的沟壑样本	沟壑检测召回率>90%, 分割精度>85%	微小沟壑漏检、沟壑与道路混淆
多时相变化检测	SUNet (SiamNestedUNet)	配准影像对及变化标签图	变化检测F1-score>0.88	光照/物候差异导致的伪变化

4. 动态评估与可视化预警模块

动态评估与可视化预警模块负责将分析层输出的量化指标转化为具有业务意义的知识和决策支持信息。

水土流失动态评估子模块基于智能解析模块的输出，计算一系列评估指标，如土壤裸露率变化量、沟壑密度增长率、植被覆盖度下降速率等。该子模块可内置专家知识规则或轻量级机器学习模型，根据这些指标的综合情况，对监测区域进行水土流失风险分级（如低、中、高、极高）或判定流失强度等级。

成果可视化与预警子模块通过WebGIS技术，将监测结果以交互式地图的形式直观展示，用户可浏览任意区域的时序变化图表、下载统计报告。系统设置预警阈值，当监测指标超过阈值或检测到重大变化事件（如大型滑坡、剧烈沟壑发育）时，自动触发预警机制，通过消息推送、邮件等方式通知相关管理人员，提示其关注和采取行动。

结束语

本文围绕计算机视觉技术辅助下的水土流失动态监

测系统展开设计研究。系统构建于水土流失过程的可视化理论与计算机视觉图像分析技术相结合的基础之上，旨在应对当前监测手段在效率、精度和动态性方面的不足。设计内容涵盖了从多源数据协同采集预处理、基于深度学习的智能信息解析到动态评估与可视化预警的全流程。

参考文献

- [1]李双娟, 陆鑫, 多杰才仁, 等.一种新的地面激光点云中树木叶面积计算方法[J].南京林业大学学报(自然科学版), 2023, 47(5): 28-38.
- [2]黄天龙, 邢旭峰, 黄妙芬, 等.基于QGIS和OpenCV的水土保持监测方法的实现[J].现代信息科技, 2023, 7(10): 113-117.DOI: 10.19850/j.cnki.2096-4706.2023.10.029.
- [3]李玉荣.基于计算机视觉技术的智能化课堂管理系统研究[J].通信与信息技术, 2024(2): 130-136.
- [4]黄世龙, 张孙杰.多层级融合多尺度注意力的医学图像分割方法[J].建模与仿真, 2025, 14(5): 12.