

深度语义分割支撑下的尾矿库风险检测

刘培^{1,2}, 谷灿^{1,3}, 李庆亭⁴, 张合兵¹, 韩瑞梅¹, 陈正超⁴

1. 河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 焦作 454003;

2. 河南理工大学 矿山空间信息技术国家测绘与地理信息局重点实验室, 焦作 454003;

3. 自然资源调查勘测院, 绍兴 312000;

4. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094

摘要: 尾矿库是矿山企业选矿的必要设施, 同时对周围环境也是一个重大的危险源。为研究流域范围内尾矿库的溃坝路径以及对矿区地表造成的风险, 以赤城县为例, 利用 GF-1 高分辨率遥感影像, 基于遥感 RS (Remote Sensing) 及地理信息系统 GIS (Geographic Information System) 手段对尾矿库的流域风险进行了监测分析。首先, 通过分析尾矿库在遥感影像上的纹理、色调、形状以及大小等特征, 制作了用于目标检测的尾矿库样本集, 然后, 在原始 SSD 目标检测网络基础上添加了反卷积模块和连接模块构建多尺度融合目标检测算法 MSF_SSD, 在目标检测结果基础上使用 PSPnet 算法实现尾矿库结构分割, 得到了尾矿库内部结构—坝体以及库区, 运用 RS 与 GIS 技术对尾矿库的上游汇水面以及事故可能径流进行提取, 进而基于 Arc Hydro 模型模拟尾矿库的溃坝路径。最后, 通过构建溃坝路径的缓冲区, 得到尾矿库发生溃坝所造成的地物影响范围及面积。研究结果表明: 赤城县尾矿库的溃坝路径总体是从西向东, 从北向南, 受溃坝影响的地物总面积达到 480 km²。其中, 林地 176.52 km², 耕地 175.52 km², 城市建设用地 43.74 km², 农村建设用地 2.47 km², 水体 17.72 km², 草地和牧场分别为 3.60 km²、1.22 km²。研究成果可用于分析尾矿库溃坝造成的地物损失以及影响范围面积等信息, 提升尾矿库的风险管理水平及应急响应能力, 为有关部门制定决策提供理论依据。

关键词: 尾矿库, SSD 多尺度融合, PSPnet 深度网络, Arc Hydro 模型, 风险分析

引用格式: 刘培, 谷灿, 李庆亭, 张合兵, 韩瑞梅, 陈正超. 2021. 深度语义分割支撑下的尾矿库风险检测. 遥感学报, 25(7): 1460-1472

Liu P, Gu C, Li Q T, Zhang H B, Han R M and Chen Z C. 2021. Deep learning semantic segmentation supported risk monitoring of tailings reservoir basin. National Remote Sensing Bulletin, 25 (7) : 1460-1472 [DOI: 10.11834/jrs.20210223]

1 引言

尾矿库是指由筑坝拦截谷口或围地围成的, 用以堆放金属或非金属矿山矿石选别后排出的尾矿、湿法冶炼产生的废物或其他工业废渣的场所 (贾虎军等, 2017)。中国是一个矿业大国, 自 21 世纪以来, 中国采矿业迅猛发展, 尾矿库数量也随之增多 (魏勇等, 2010), 截止至 2012 年底, 全国尾矿库数量增长到 12273 座 (吕杰, 2014)。根据尾矿库的类型可分为山谷型、平地型、傍山型 (张会, 2011) 3 种。平地型尾矿库, 一般在平地筑坝, 尾矿库高度一般不高, 平原或荒漠地区

多采用这种方法构筑尾矿库。傍山型尾矿库, 一般在山坡旁依山而建, 一般丘陵地区的小型尾矿库采用这种方式构筑 (方雪娟, 2013)。中国大多数中大型尾矿库都属于山谷型尾矿库, 该类型尾矿库, 一般建在两个山谷的谷口处。尾矿库具有较高的势能, 较大的溃坝风险, 一旦发生溃坝, 容易造成重大或特大事故, 对周边环境造成很大的危害, 比如冲刷农田 (Shakesby 和 Whitlow, 1991), 淹没居民地 (Buselli 和 Lu, 2001), 污染水源 (Buselli 和 Lu, 2001) 等危险。因此, 对尾

收稿日期: 2020-06-20; 预印本: 2020-09-21

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2016YFB0500304); 国家自然科学基金 (编号: 41601450); 重点研发与推广专项科技攻关 (编号: 182102310860)

第一作者简介: 刘培, 1985 年生, 男, 副教授, 研究方向为遥感信息挖掘与信息处理。E-mail: liupeit@hpu.edu.cn

通信作者简介: 陈正超, 1976 年生, 男, 研究员, 研究方向为遥感器辐射定标和遥感大数据处理与资源环境应用。E-mail: chenzc@radi.ac.cn

矿库进行监测以及相关信息的识别是非常有必要的。以往对尾矿库的监测都是通过地面调查进行，工作费时、费力，效率低下（於永东等，2014）。

遥感空间对地观测技术的快速发展对解决尾矿库的提取与范围地面信息，有利于复杂条件下（如山区、矿区、无人区），特别是山区流域尾矿库的风险监测（杨显华等，2015）。目前大多数关于尾矿库的研究都是针对尾矿库的结构稳定性的研究，如张电吉等（2003）根据该尾矿坝建坝初期的地质资料以及重建时勘察实测的坝体岩土体物理力学参数，对重建后坝体的安全稳定性进行了分析计算。罗建林等（2006）运用圆弧条分法对尾矿库坝体稳定性进行了分析，建立了计算几何模型，计算出坝体安全性系数。这对具体尾矿库的安全稳定等信息可以得到很好地分析，但是并不能将尾矿库与周边环境结合分析。空间对地观测技术特别是遥感技术的发展为这一问题的解决提供了新途径和新思路。高永志等（2015）利用高分辨率遥感影像对黑龙江矿集区的尾矿库进行了遥感解译，摸清了现有尾矿库的类型以及地理位置等信息。方雪娟等（2013）利用最邻近距离法提取尾矿库区域的地物类型，采用流域分析的方法确定小型尾矿库对环境的影响范围。赵林林和肖如林（2013）对瓮福尾矿库进行了风险评价，形成了一套“天地一体化”的尾矿库评价指标。但是以上研究都没有在大范围内将尾矿库与周边环境结合起来，预测尾矿库溃坝在流域范围

内的影响。利用遥感RS（Remote Sensing）及地理信息系统GIS（Geographic Information System）手段对尾矿库进行监测和分析并提出安全预警具有重要的研究意义和实用价值。

为了研究流域范围内尾矿库的溃坝路径以及对流域造成的风险，本文通过RS与GIS技术，以GF-1遥感影像和DEM高程数据为数据源，对河北省赤城县的尾矿库进行解译，分析其分布特征及规律，模拟尾矿库溃坝流向路径以及溃坝的影响范围，分析其对周围农田等地物造成的危害及损失，提升相关部门对尾矿库风险管理的水平及尾矿库应急响应的能力（武伟伟等，2011）。

2 研究区与数据来源

2.1 研究区概况

赤城县位于河北省张家口市， $115^{\circ}25'18''\text{E}$ — $116^{\circ}27'33''\text{E}$ ， $40^{\circ}30'37''\text{N}$ — $41^{\circ}23'26''\text{N}$ ，占地面积为 5238 km^2 ，人口29万，其中山地占境内面积的85%以上，分布着大量的矿产资源。已探明矿藏42种，（赤铁矿、磁铁矿、黄金、白银、铅锌、铜、锰等金属矿，以及石墨、石英石、沸石等非金属矿），共有尾矿库59座，多数为中小型尾矿库，存在分布不均匀，选址不合理以及管理不规范等问题。剧烈的矿业的活动形成了大量的尾矿库，会对周围环境和人民生命财产造成不可估量的严重后果（李晓松等，2009）。

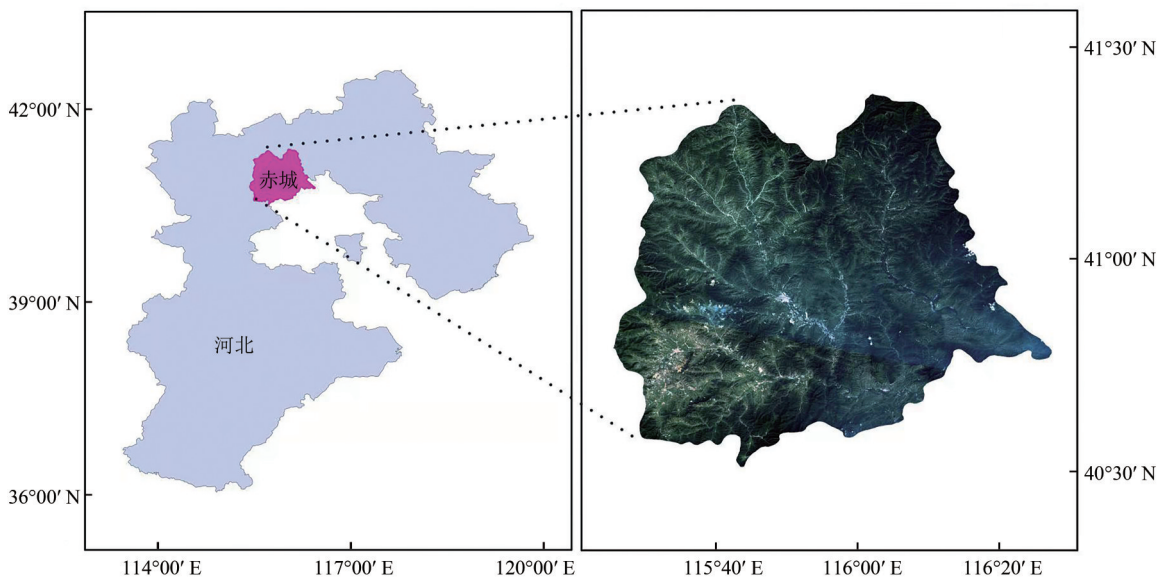


图1 研究区

Fig. 1 Study area

2.2 数据预处理

本研究以GF-1卫星影像、Aster GDEM数据和谷歌16级影像为主要数据源。GF-1卫星是中国第一颗高分辨率对地观测系统的卫星，搭载有两台高分辨率2 m全色、8 m多光谱相机，4台16 m分辨率多光谱相机，增加了高分辨率的多光谱相机，且宽幅多光谱相机幅宽达到了800 km，可以获得2 m的全色黑白图像、8 m多光谱彩色图像（蓝、绿、红、近红外4个波段）以及多光谱和全色融合之后的2 m真彩产品。Aster GDEM是由美国航天局与日本经济产业省（METI）共同推出的先进星载热发射和反射辐射仪全球数字高程模型，其全球分辨率为30 m，数据覆盖范围达到地球陆地表面的99%。谷歌影像是航拍数据与卫星影像的结合。航拍数据由BlueSky、Sanborn等公司提供。卫星影像大多来源于DigitalGlobe公司提供的Quickbird数据、Space Imaging公司提供的IKINOS数据以及EarthSat公司提供的SPOT 5数据（李朝奎等，2012）。其中，GF-1影像主要用来获取尾矿库解译标志以及土地利用覆被信息。谷歌影像16级影像作为尾矿库特征学习与标记的原始图像。GF-1的影像的获取的时间在2017年，研究区赤城市的GF-1影像获取时间为，谷歌16级影像获取时间为2019-12之前，研究区赤城市的谷歌数据时相为2016年—2019年。GF-1影像与谷歌16级影像对应的时相存在1—2年的差异。由于尾矿库通常变化速度很慢，因此GF-1和谷歌影像的时间差对于研究的影响可以忽略。Aster DEM则用来进行水文分析，为风险分析做基础。

遥感数据的预处理包括正射校正、图像融合、图像拼接、图像裁剪、分辨率重采样等工作。

3 技术方法

在对研究区实地调查和数据预处理的基础上，将谷歌影像切割处理成大小适合网络训练的样本切片，根据尾矿库在遥感影像上的特点，建立尾矿库目标检测样本库。接着，提出多尺度融合的MSF_SSD模型，丰富原始SSD前几层的语义信息，使尾矿库的检测更加准确。然后，将得到的谷歌影像切片数据输入模型中进行训练迭代，得到整个研究区尾矿库分布的外接矩形框。在目标检测

基础上制作语义分割样本库，将得到以尾矿库外接矩形为边界的影像作为输入影像进行PSPnet语义分割，得到每个尾矿库的内部结构以及矢量信息。同时通过Arc Hydro数据模型对矢量信息与ASTER GDEM结合进行水文分析，得到尾矿库溃坝产生的事故径流。最后根据GF-1数据得到的研究区土地利用图分析尾矿库溃坝产生的危害。本研究总体技术流程如图2所示。

3.1 建立解译标志

深度学习需要依靠大量的数据获取目标的本质特征并据此对未知数据进行预测判别，所以尾矿库解译标志库的建立就显得尤为重要，它为后续训练、预测、分析都提供了依据。同时也成为尾矿库应急管理数据库的重要组成部分，本研究在大量搜集尾矿库资料的基础上，从不同类型尾矿库在遥感图像上的特点及区别出发构建尾矿库的解译标志库，为尾矿库的进一步识别提供技术支持。尾矿库是人工活动的产物，面积较大，一般由坝体及库区组成，人工痕迹显著，多数尾矿库因金属选冶过程，在遥感影像上表现出特有的特征。尾矿库坝体在影像上显现的纹理特征，一般为灰色，经过复垦的坝体上因有植被覆盖，呈现绿色。库区由尾砂及废水组成，呈现亮色调，一般金属矿的尾砂主要是各种浅色矿石的破碎物，所以在影像上多呈浅灰白色。研究过程中是通过尾矿库的形状、大小、结构、色调与颜色、纹理、空间规律、时间规律等进行判断区别。从形状上看，尾矿库形状规则，与自然地物相比能明显看出人工修建的痕迹。从大小上看，尾矿库大小不同，小型尾矿库跨度仅有50 m左右，大型尾矿库跨度则能达到3000 m。从结构上看，尾矿库结构较为复杂，但总的来说大致可分为两部分，即坝体及库区结构。样本集的代表性和均衡性是提升网络拟合能力的基础，在制作样本时通过以下两点：（1）随机获取研究区范围的尾矿库点位，制作切片和标记；（2）根据尾矿库解译特征，将尾矿库分为：平地型、山谷型、傍山型，并将三者样本比例控制在1:1:1；来保证尾矿库的空间多样性和尾矿库自身特征均衡，以适应遥感图像中不同场景下尾矿库复杂多变及空间差异性特征。尾矿库的具体分类特征如图3所示。

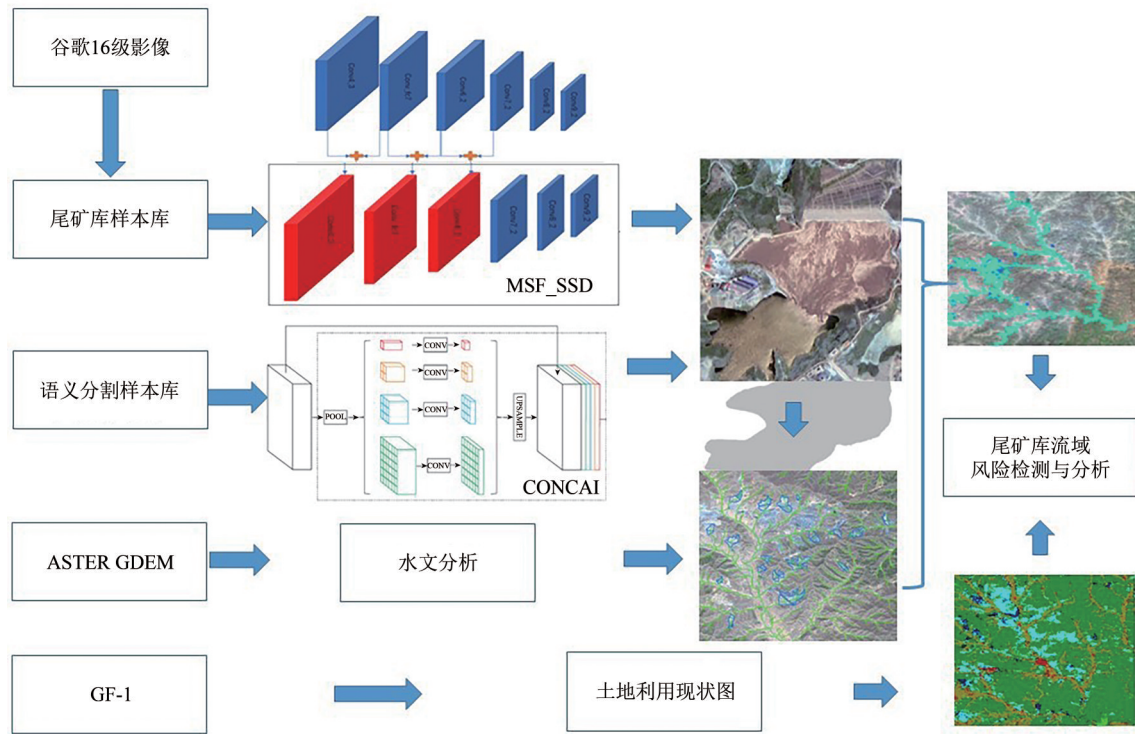


图 2 技术流程图
Fig. 2 Technical flowchart



(a) 山谷型样本
(a) Samples of cross-valley



(b) 平地型样本
(b) Samples of stockpile



(c) 傍山型样本

(c) Samples of hillside

图3 典型尾矿库样本

Fig. 3 Typical tailing pond samples

3.2 改进的SSD模型

SSD (The Single Shot MultiBox Detector) 是一种基于单次检测器的目标检测算法 (赵庆北, 2018)。核心是结合回归思想使用一系列检测器来预测目标的类别和位置, 主要从两个方面实现快速高效的目标检测效果, 一方面对不同尺寸的卷积层输出进行回归; 另一方面通过增加检测器的宽高比来检测不同形状的目标。传统的方法进行目标检测时常常需要生成预选框, 而SSD算法则没有这一过程, 是直接预测目标的坐标及类别, 且SSD对不同的卷积层输出分别进行回归操作也能检测不同的尺寸的目标。由于尾矿库自身差异很大, 相比较于普通影像, 遥感影像下的尾矿库语义信息更加复杂、不具有同一性。京津冀范围内的尾矿库在遥感影像中是典型的小目标, 并且尺寸多变。原始SSD使用不同的卷积层预测不同大小的目标, 低层用来预测小目标, 其特征图分辨率高, 但是语义信息不够; 高层用来预测大目标, 语义信息丰富, 但经过了许多的池化层之后, 其特征分辨率变小。

针对以上问题, 本文在原始SSD目标检测的基础上, 提出了多尺度融合网络MSF_SSD (Multi_Scale Feature Map_SSD)。MSF_SSD使用VGG16作为主干网络生成低层特征图, 在此基础上扩展多个尺度的卷积层, 然后通过反卷积层上采样高层特征, 最后使用连接方法融合高低多层特征, 增强低层的语义信息, 实现尾矿库检测, 并且能同时保证准确率和召回率。

本文提出的MSF_SSD结构与传统SSD相比,

改进主要体现在卷积层上的改变, 如图4中红色部分, 其中, conv4_3卷积层是由“conv7_2、conv6_2、conv_fc7、conv4_3”4个卷积层融合形成; conv_fc7卷积层是由“conv7_2、conv6_2、conv_fc7”融合形成的, 红色的conv6_2卷积层是由“conv7_2、conv6_2”融合形成的。融合过程分两步完成: (1) 添加反卷积模块, 通过反卷积模块将高层低分辨率的特征图变为和其相邻的低层特征图一样的大小, 可以获得分辨率较高的特征图。在每个卷积层后增加一个卷积层conv_trans, 改变特征图的数量, 为之后的连接操作做准备。在新增的卷积层conv_trans后添加一个批量正则化层, 通过正则化手段, 把每层神经网络任意神经元的输入值分布强行拉回到均值为0, 方差为1的标准正态分布, 使得激活输入值落在非线性梯度变大, 学习收敛速度快, 大加快训练速度; (2) 使用连接(Concat)策略, 将上采样的特征图与相邻低层特征图组合在一起。通过对SSD网络前四个预测层做了融合处理, 将高层与低层特征进行融合, 使网络每个层都蕴含丰富的语义信息, 以增强网络对复杂尾矿库背景特征的学习能力, 进一步提升网络对不同场景的泛化能力。

3.3 PSPnet语义分割

PSPnet是以FCN为基础的语义分割网络。FCN (Fully Convolutional Network) (Shelhamer等, 2017; 井然等, 2020) 是首个把深度卷积神经网络运用到图像语义分割中的算法, FCN将VGG16中的全连接层替换为卷积层, 完全由卷积的方式实现对图片像素的分类, 这样可以简化卷积模型

的复杂度，提高模型的泛化能力。但是FCN仍存在一些问题，如由于缺乏将上下文进行连接的能力，FCN网络不能很好地解决较复杂的场景。由于多个标签之间会有关联，FCN很难区别具有相关性的目标。此外，FCN网络有可能会忽略小的

目标，而大目标可能会超过FCN的预测范围，这种情况会导致不连续地预测结果。因此，Zhao等(2017)提出了PSPnet网络(Pyramid Scene Parsing Network)，整体架构如图5所示。

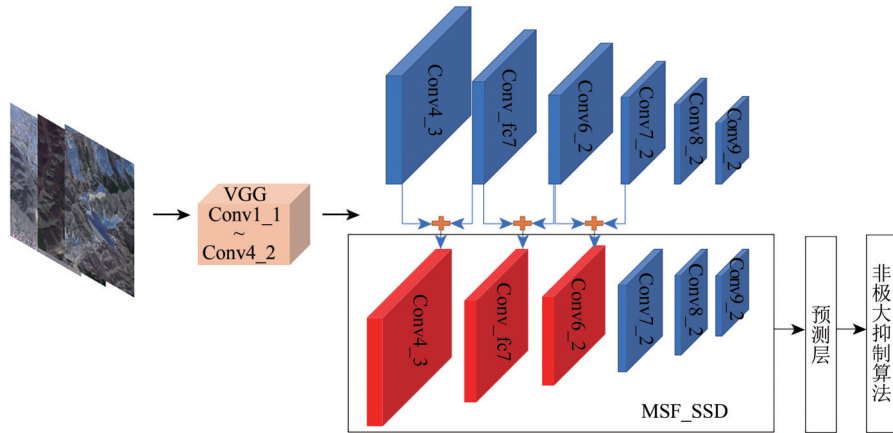


图4 MSF_SSD网络结构

Fig. 4 MSF_SSD network structure

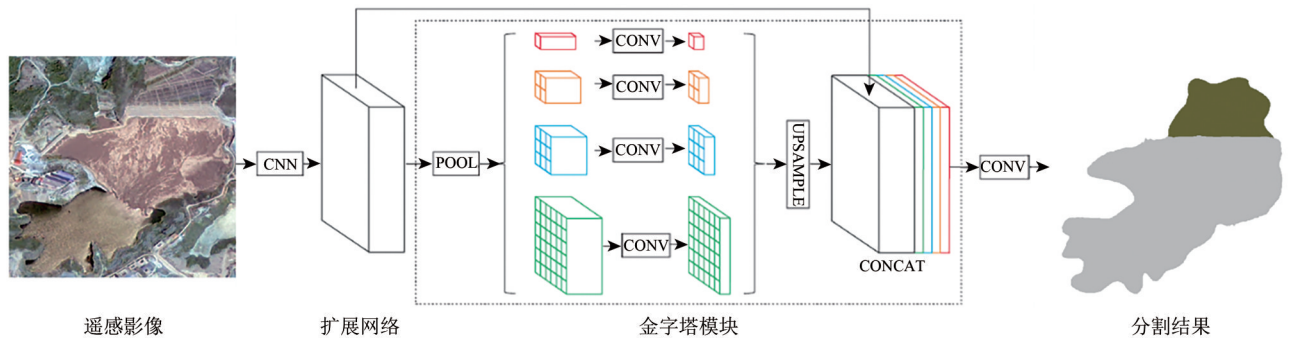


图5 PSPnet网络架构

Fig. 5 PSPnet network architecture

步骤(1)为要输入的影像，步骤(2)为通过扩展网络策略(DeepLab/DilatedNet)提取特征，在DeepLab后增加扩张卷积，此时的特征map的大小是输入图像的1/8。在步骤(3)中，先对每个特征map进行平均池化，然后融合4种不同金字塔尺度的特征，从上到下，第1行红色是最粗糙的特征—全局池化生成单个bin输出；第2行橙色将特征map划分为2×2个子区域，然后对每个子区域进行平均池化；第3行蓝色将特征map划分为3×3个子区域，对每个子区域进行平均池化；最后一行绿色将特征map划分为2×2个子区域，对每个子区域进行平均池化。接下来对每个得到的特征图进行1×1卷积，如果金字塔的层次大小为N，则将上下文表示减少到原来的1/N；采用双线性插值对每

个低维特征map进行上采样，使其具有与原始特征map相同的大小，最后把所有不同级别的上采样特征map与原始特征map连接起来，这些特征映射融合为全局先验。步骤(4)为最后通过卷积生成的最终预测的分割图。

PSPnet能够融合合适的全局特征，将局部和全局信息融合到一起。并提出了一个适度监督损失的优化策略，具有细小物体分割效果较好以及能有效地处理场景之间的关系和全局信息等优点，PSPnet在多个数据集上表现优异。

3.4 Arc Hydro模型与土地利用覆盖信息获取

Arc Hydro数据模型是把GIS和水文地理领域知识相结合的水文地理数据模型，由ESRI联合德

克萨斯大学的水资源研究中心 CRWR (Center for Research in Water Resources) 设计。Arc Hydro 数据模型在 ArcGIS 里存储水文要素的空间、时间和属性信息, 描述流域地形及地貌特征, 通过水的运动路径来反映各要素间的关系 (朱思蓉和吴华意, 2006)。Arc Hydro 模型一共包括 Network (河流网络)、Drainage (集水区域)、Channel (河道描述)、Hydrography (水文地形) 和 Time Series (时间序列) (Chen 和 Ames, 2006) 5 个部分。

利用 Arc Hydro 模型的洼地填充功能得到赤城县的无洼地 DEM, 进行无洼地 DEM 的流向分析, 进而提取赤城县的分级河网, 与尾矿库矢量数据结合得到尾矿库的上游汇水面以及溃坝路径。对溃坝路径进行缓冲区分析, 与土地利用数据进行叠加分析, 得到溃坝造成的受灾地物范围及面积影响等信息。为得到研究区详细地表覆盖类型, 研究以 GF-1 遥感数据结合随机森林分类算法, 进行地表信息提取。为了提高类别的可分性, 除了用到 4 个波段的光谱数据外, 还用到了光谱指数和纹理特征, 采用的光谱指数归一化植被指数 (NDVI) 和归一化水体指数 (NDWI), 纹理特征采用灰度共生矩阵 (GLCM) 方法, 8 个纹理特征值包括同质性、对比度、非相似性、熵、角二阶矩、平均值、标准差、相关性, 窗口大小选择 5×5 , 共产生纹理特征 $4 \times 8 = 32$ 个, 土地覆盖随机森林分类总计用到特征 38 个, 提高了类别的可分性和分类精度。通过随机森林算法对赤城县的 GF-1 卫星影像进行分类, 共分为 10 类, 包括农业用地、牧场、森林、草地、水体、城市建设用地、道路、农业建设用地、矿山相关、未分类。随机森林 (RF) 是一种基于无参数回归算法的集成学习策略, 它由众多分类树构成, 每棵树单独完成分类运算后最终输出的分类结果由各个分类树的分类结果投票决定 (Breiman, 2001)。随机森林目前已经广泛地应用于生物、经济以及地球科学等领域, 在遥感影像分类应用中, 随机森林也表现出了较高的分类精度、较快的运算速度、较好的稳定性 (Gislason 等, 2006; 武复宇 等, 2020)。

3.5 溃坝区域提取

利用 Arc Hydro Tools 中的 Flow Path Tracking 工具可以获得各尾矿库的溃坝路径。模拟得到水流的流动过程, 确定得到受污染的区域。

尾矿库溃坝产生的废液及水体径流会向四周扩散, 对事故路径进行缓冲区分析确定在会对多大范围的地域产生影响。缓冲区的生成不能仅仅在溃坝路径的周围以固定的距离进行缓冲区分析, 而应该根据 DEM 数据考虑缓冲区的生成。由 DEM 生成缓冲区可以直接利用无填洼的 DEM 生成河网流向矩阵, 根据所生成的流向图生成子流域 (刘建芬 等, 2006)。这些子流域的划分是以明显的地形变化为界的, 因此具有不同地形的相邻网格会被划分到不同的子流域。根据这个性质, 挑选出事故径流经过的子流域并进行合并, 以合并后的子流域边界作为河流和湖泊的缓冲区边界, 合并后的子流域作为河流和湖泊的缓冲区 (张行南 等, 2000)。

3.6 流域尾矿库风险分析

利用空间叠加技术 (李少英 等, 2016) 分析流域尾矿库的风险, 将包含感兴趣的多个空间要素对象进行图层叠加, 产生新的要素图层。其目标是分析在空间位置上有一定关联的空间对象的空间特征与专属属性之间的相互关系。数据间的叠加分析, 不仅可以产生新的空间关系, 还可以产生新的属性特征关系, 能够发现多层数据间的相互差异、联系和变化等特征。

本文利用 ArcGIS 将溃坝受灾范围与土地利用数据进行叠加分析, 通过面积制表等工具得到受灾范围内土地利用类型、面积、比例等信息, 从而得到研究区尾矿库溃坝对不同地类的影响及可能产生的风险。

4 结果分析

4.1 MSF_SSD 多尺度融合网络识别结果

本研究的硬件环境为 Titan XP GPU、CUDA 2.0、Intel Xeon E5。训练过程中, 本文选择网络的前 4 层作为融合层, “conv7_2、conv6_2、conv_fc7、conv4_3” 等卷积层的特征图数量和分辨率如表所示。反卷积层将每一层特征图的数量变为 128, 使用连接策略后, conv4_3 的输出为 512、conv_fc7 的输出为 384、conv6_2 的输出为 256、conv7_2 的输出为 128, 实现了在几个尺度下增强特征图的语义信息。卷积神经网络从低层到高层, 细节信息越模糊, 语义信息越丰富, 为了使探测器的低层包含更多的语义信息, 反卷积层已经被成功运用于

通过获取语义信息增加目标检测精度。研究中通过 MSF_SSD 丰富浅层网络语义信息来提升目标检测的准确率和召回率，这在遥感大场景下的目标检测应用非常重要。

通过一系列实验验证，研究的网络超参数设置如表 1 所示。选用第一次标记的 367 个训练样本、100 个测试样本进行训练，样本输入尺寸 (size) 设置为 1500×1500 。动量参数 (momentum) 设置为 0.9，学习率权重衰减因子 (weight_decay) 设置为 0.0005，批处理参数 (batch_size) 设置为 8，模型最大的迭代次数 (max_iter) 设置为 100 K。初始学习率 (batch_lr) 设置为 0.0001，采用多步 (multistep) 变化策略。经过迭代可以发现，在迭代次数为 20 K 次之前学习率保持不变，迭代到 20 K 次学习率变为 0.00001，当迭代次数达到 30 K 时学习率下降到 0.000001。经过 4 循环迭代实验，最终确定样本数量为 1503，loss 及精度曲线如图 6 所示。本文选用 case4 训练得到的目标检测模型预测 500 个样本组成的测试集，模型预测出的尾矿库

个数随着置信度的提升逐渐减少，正检的个数减少，漏检的个数增多，但误检的尾矿库数量随之减少，分别将置信度设置为 0.1, 0.2, 0.3, 0.4，统计其检测结果 (表 2)。通过实验评估网络在高分辨率遥感影像上检测尾矿库的效果，运用 Precision, Recall 和 F1-score 来对检测结果进行评价。对比分析可以发现当置信度设置为 0.3 时，检测的精确率和召回率最优、最均衡，此时的准确率为 82.2%，召回率为 85.7%，误检率为 3.7%。

表 1 多尺度融合网络 MSF_SSD 超参数设置
Table 1 Super parameter setting of MSF_SSD in multi-scale fusion network

参数	参数设置
batch_size	8
batch_lr	0.0001
max_iter	100000
weight_decay	0.0005
Momentum	0.9
Gamma	0.1

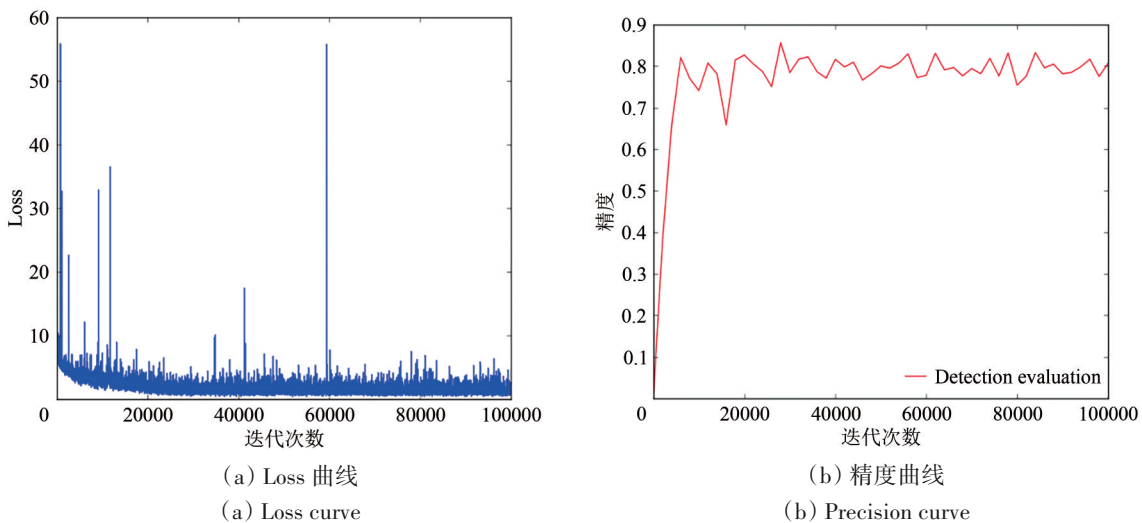


图 6 Case4 loss 与精度曲线

Fig. 6 Case4 loss and precision curve

4.2 PSPnet 语义分割结果

为了防止背景过多对语义分割结果的影响，在目标检测的基础上进行语义分割。实验中，网络的输入尺寸设置为 640×640 ，并对模型参数进行调整。将每 100 张影像作为一个批次 (batch) 输入模型进行训练，并且使用 early-stopping 检测模型训练情况。模型在 caffe 环境训练下使用 multi_gpu_

model 函数调用 3 个 GPU 进行优化。损失函数使用交叉熵 (cross-entropy) 损失函数，使用到的优化器 (optimizer) 为 SGD。通过反复实验对比验证，动量大小设置为 0.9，权重衰减为 $1E-4$ ，最大训练周期 (max_epoch) 设置为 1000，模型的学习策略选择 StepLR，学习率设置为 $1E-3$ ，学习率更新间隔设置为 1，学习率更新系数为 0.1，PSP 的池化

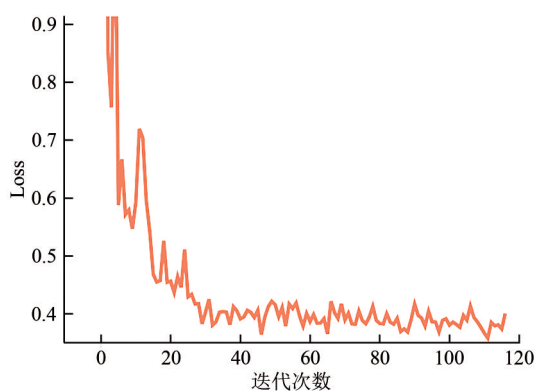
尺度设置为 (1, 2, 3, 6)。训练过程中使用, ModelCheckpoint 储存最优模型, 设定监视对象为 val acc, 当 val acc 最大时自动保存最优参数。当模型迭代到 6000 次左右, 模型对验证集的损失函数值变化趋于平缓, 损失函数基本收敛, 学习率趋于 0, 表明模型已达到最优。此时的 loss 曲线与学习率曲线如图 7 所示。PSPnet 语义分割结果可视化, 如图 8 所示, 展示了部分目标检测基础上进行语义分割的示例。第 1 列为待分割的原始影像, 第 2 列为语义分割后得到的坝体以及库区, 第 3 列为

生成的目标矢量。

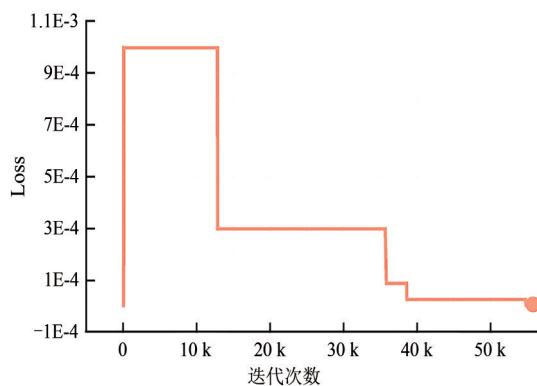
表 2 不同置信度阈值下的精度统计

Table 2 Precision statistics under different confidence thresholds

置信度 阈值	真实 个数	预测 个数	正检个 (TP)	误检个 (FP)	漏检个 (FN)	精确率/ %	召回率/ %
0.1	—	1137	792	345	50	69.7	94.1
0.2	842	953	755	198	87	79.2	89.7
0.3	—	878	722	156	120	82.2	85.7
0.4	—	825	698	127	144	84.6	82.9



(a) Loss 曲线
(a) Loss curve



(b) 学习率变化曲线
(b) Curve of learning rate

图 7 loss 曲线与学习率曲线
Fig. 7 Loss curve and learning rate curve

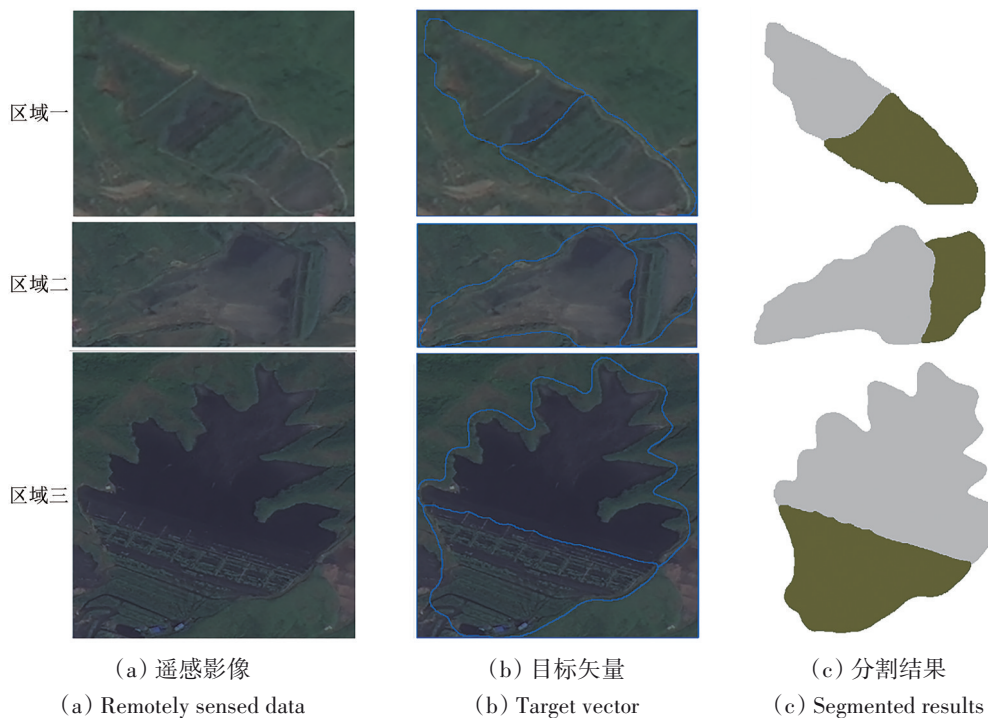


图 8 尾矿库语义分割结果
Fig. 8 Semantic segmentation results of tailings pond

4.3 尾矿库环境风险流域分析

解译结果表明，赤城县尾矿库数量多、分布不均，伴随着山谷、沟谷、江河两侧蔓延的特征明显，许多沟谷区域尾矿库连片扎堆密集分布，存在两个尾矿库密集区。对赤城县的土地利用类型进行分类，得到赤城县的土地分类图，共分为十类：农业用地、牧场、森林、草地、水体、城市建设用地、道路、农业建设用地、矿山相关、未分类。地表信息提取结果如图9所示，在进行精度判断时选用总体精度以及Kappa系数对分类结果进行精度评价，研究区精度评价，土地利用覆被的总体精度为97.33%，Kappa系数为0.96、尾矿库密集区主要分布在赤城县西南部，零星分布在县城中部位置。研究区中大多数尾矿库在空间上处于耕地、河流、居民地、道路等与居民生产生活息息相关的地类附近，对尾矿库周边及下游环境存在较大的威胁。

通过无洼地DEM的流向分析，进而提取赤城县的分级河网，分级河网与尾矿库相交部分形成截断径流，得到尾矿库出水口，生成上游汇水面，如图10可以看出研究区尾矿库的上游汇水面较大。在确定尾矿库溃坝路径的基础上，对DEM数据进行盆地分析形成研究区子流域，挑选出所有溃坝路径经过的子流域进行合并即为溃坝受灾范围(图11)，可以看出研究区溃坝的整体路径是从西向东，从北向南，呈树状分布。将尾矿库的上游汇水面以及溃坝路径。

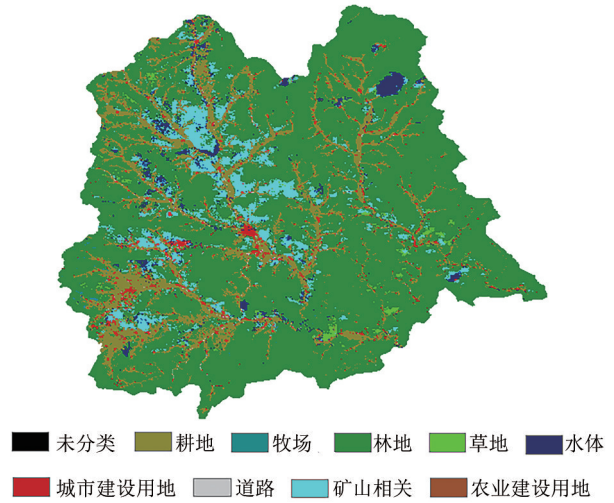


图9 土地利用分类结果
Fig. 9 Land use classification results

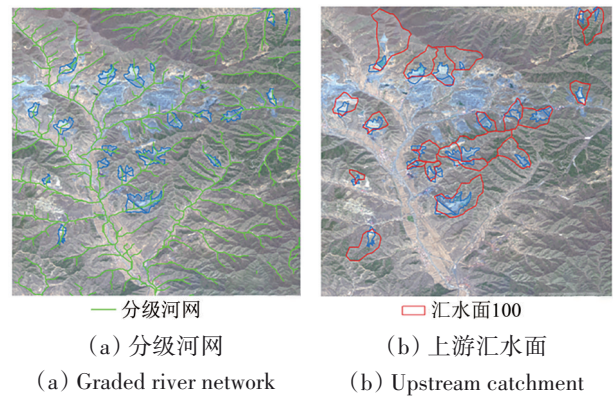


图10 研究区分级河网及上游汇水面
Fig. 10 Research area grading river network and upstream water surface

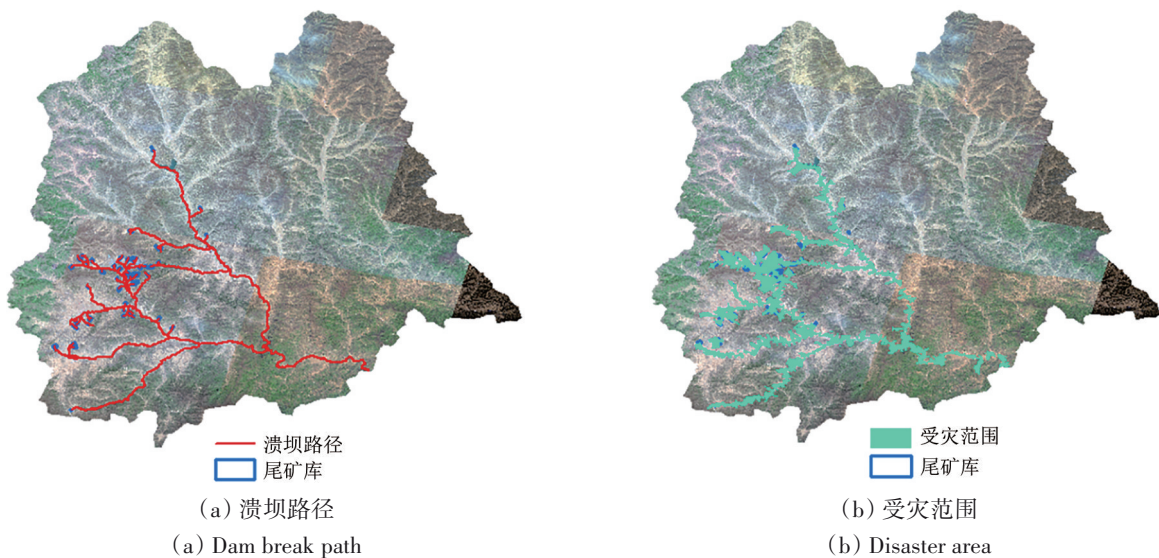


图11 溃坝路径及受灾范围
Fig. 11 Dam break path and disaster area

对尾矿库的风险流域分析,主要是看尾矿库的溃坝产生的受灾范围会造成多少农田的冲刷,房屋的淹没,水体的污染等。通过将土地利用图与受灾范围结果进行叠加,获取尾矿库溃坝产生的受灾范围地物类别及区域大小。统计不同地物所占比例以及面积,如表3所示。

表3 受灾地物面积及所占比例

Table 3 Affected land area and proportion

种类	面积/km ²	百分比/%
耕地	175.52	36.52
牧场	1.22	0.25
林地	176.52	36.73
草地	3.60	0.95
水体	17.72	3.69
城市建设用地	43.74	9.10
道路	5.62	1.17
矿山相关	54.18	11.27
农业建设用地	2.47	0.51
总计	480.58	1

通过上述分析,可以计算研究区受溃坝影响的土地面积达480.58 km²,占整个研究区赤城县的面积约9%左右,且尾矿库溃坝对不同的地物造成的影响不同。由于赤城县位于山区,地形起伏较大,林地面积所占比例很大,所以受溃坝影响的地物中,林地所占比例最大,占36.73%,面积达到176.52 km²。其次是耕地,在受灾的范围内所占比例为36.52%,受灾面积为175.52 km²。尾矿库依矿山而建,溃坝造成的矿山相关面积达到54.18 km²,占受灾总面积的11.27%。城市建设用地受溃坝影响较大,所占比例为9.10%,面积达到43.74 km²,相比农村建设用地在受灾地物中所占的比例仅为0.51%,面积为2.47 km²。水体所占比例为3.69%,面积17.72 km²。所有受损害的地物中,草地和牧场所占比例较小,都不足1%,分别占比0.95%、0.25%,可能受灾面积分别为3.60 km²、1.22 km²。

5 结论

本文以赤城县为例,在遥感和GIS的支撑下改进MSF_SSD多尺度融合与PSPnet深度网络语义分割方法提取尾矿库分布信息,并从流域尺度上监测存在的安全隐患和潜在风险。研究结果表明:

(1) 本研究提供的方法能够从大范围及时、迅速的提取尾矿库数量和空间分布信息。克服当前大多针对单一尾矿库,不能系统的分析流域内尾矿库造成的风险弊端。

(2) 研究区溃坝受灾面积总量受地势、坡度、坡向影响显著,如本研究中尾矿库溃坝产生的路径总体是从西向东,从北向南,由坡度高的地区向坡度低的地区汇流。建议综合考虑土地利用类型与溃坝径流路径,合理布局各地物要素分布,一旦发生溃坝,将损失降低到最小。

(3) 将溃坝路径进行缓冲区分析与随机森林得到的土地利用图进行叠加分析可以得到研究区的受灾面积等结果,可以满足大范围的尾矿库监测及风险评价,提升尾矿库的风险管理水平及应急响应能力,为有关部门制定决策提供理论依据。

参考文献(References)

- Breiman L. 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45(1): 5-32 [DOI: 10.1023/A:1010933404324]
- Buselli G and Lu K L. 2001. Groundwater contamination monitoring with multichannel electrical and electromagnetic methods. *Journal of Applied Geophysics*, 48(1): 11-23 [DOI: 10.1016/S0926-9851(01)00055-6]
- Chen L and Ames D P. 2006. "Open hydro"-An open source GIS implementation of the arc hydro data model//Science, Ecology, Management, Policy. Eccles Conference Center: [s.n.]
- Fang X J. 2013. Environmental Risk Assessment of Metal Tailing Ponds in Daye Based on RS and GIS-a Case Study on Tongshankou Copper Tailing Pond. Wuhan: China University of Geosciences (方雪娟. 2013. 基于RS和GIS的大冶市金属尾矿库环境风险评价研究——以铜山口铜尾矿库为例. 武汉: 中国地质大学)
- Fang X J, Ding L and Zhang Z. 2013. An analysis of distribution characteristics and environmental effect of small tailing ponds in Chengui town, Daye. *Remote Sensing for Land and Resources*, 25(1): 155-159. (方雪娟, 丁镭, 张志. 2013. 大冶陈贵镇小型尾矿库分布特征及其环境影响分析. 国土资源遥感, 25(1): 155-159) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2013.01.27]
- Gao Y Z, Chu Y and Liang W. 2015. Remote sensing monitoring and analysis of tailings ponds in the ore concentration area of Heilongjiang Province. *Remote Sensing for Land and Resources*, 27(1): 160-163 (高永志, 初禹, 梁伟. 2015. 黑龙江省矿集区尾矿库遥感监测与分析. 国土资源遥感, 27(1): 160-163) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2015.01.25]
- Gislason P O, Benediktsson J A and Sveinsson J R. 2006. Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters*, 27(4): 294-300 [DOI: 10.1016/j.patrec.2005.08.011]
- Jia H J, Wang L J, Ma G C, Tang Y and Jin X. 2017. Study on safety

- production red line of tailing pond. *Industrial Safety and Environmental Protection*, 43(10): 55-58 (贾虎军, 王立娟, 马国超, 唐尧, 靳晓. 2017. 尾矿库安全生产红线划定研究. *工业安全与环保*, 43(10): 55-58) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-425X.2017.10.014]
- Jing R, Gong Z N, Zhu W D, Guan H L, Zhao W J and Zhang T. 2020. Extraction of buildings from remote sensing imagery based on multi-scale SLIC-GMRF and FCNSVM. *Journal of Remote Sensing*, 24(1): 11-26 (井然, 宫兆宁, 朱文定, 关鸿亮, 赵文吉, 张涛. 2020. 多尺度 SLIC-GMRF 与 FCNSVM 联合的高分影像建筑物提取. *遥感学报*, 24(1): 11-26)
- Li C K, Zhang D C, Tao J J and Wang F. 2012. Information extraction and its application of urban road networks based on Google images. *Remote Sensing Technology and Application*, 27(1): 100-105 (李朝奎, 张多才, 陶建军, 王芳. 2012. 基于 Google 影像的城市道路网提取及其应用. *遥感技术与应用*, 27(1): 100-105)
- Li S Y, Chen J F, Lin M Z and Wang F. 2016. Exploration on the teaching reform of "GIS spatial analysis principles and methods". *The Science Education Article Collects*, (1): 60-61, 64 (李少英, 陈健飞, 林媚珍, 王芳. 2016. "GIS 空间分析原理与方法" 课程教学改革探索. *科教文汇*, (1): 60-61, 64) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-7894.2016.03.030]
- Li X S, Ji C C, Zeng Y, Yan N N and Wu B F. 2009. Dynamics of water and soil loss based on remote sensing and GIS: a case study in Chicheng country of Hebei province. *Chinese Journal of Ecology*, 28(9): 1723-1729 (李晓松, 姬翠琴, 曾源, 闫娜娜, 吴炳方. 2009. 基于遥感和 GIS 的水土流失动态监测——以河北省赤城县为例. *生态学杂志*, 28(9): 1723-1729)
- Liu J F, Zhang X N, Geng Q Z and Tang Z W. 2006. Method for generation of river and lake buffer regions based on DEM. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 34(1): 25-27 (刘建芬, 张行南, 耿庆斋, 唐增文. 2006. 基于 DEM 的河网缓冲区生成方法研究. *河海大学学报(自然科学版)*, 34(1): 25-27) [DOI: 10.3321/j.issn:1000-1980.2006.01.007]
- Luo J L, Niu Y L and Sun H G. 2006. Safety assessment application of circular arc Swedish method in tailing pond. *Journal of Safety Science and Technology*, 2(3): 84-87 (罗建林, 牛跃林, 孙浩刚. 2006. 圆弧条分法在尾矿库安全评价中的应用. *中国安全生产科学技术*, 2(3): 84-87) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-193X.2006.03.019]
- Lv J. 2014. *Remote Sensing Research and Application of Tailings Pond-A Case Study of Tailings Pond in Hebei Province*. Beijing: China University of Geosciences (Beijing) (吕杰. 2014. 尾矿库遥感监测技术研究与应用——以河北省尾矿库为例. 北京: 中国地质大学(北京))
- Shakesby R A and Whitlow J R. 1991. Failure of a mine waste dump in Zimbabwe: causes and consequences. *Environmental Geology and Water Sciences*, 18(2): 143-153 [DOI: 10.1007/BF01704668]
- Shelhamer E, Long J and Darrell T. 2017. Fully convolutional networks for semantic segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(4): 640-651 [DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2572683]
- Wei Y, Xu K L, Zheng X and Guo L J. 2010. The characteristics and problems of tailing reservoir in China//*Proceedings of 2010 (Shenyang) International Colloquium on Safety Science and Technology*. Shenyang: Northeastern University: 512-515 (魏勇, 许开立, 郑欣, 郭利杰. 2010. 我国尾矿库现状特点以及问题//2010 (沈阳)国际安全科学与技术学术研讨会论文集. 沈阳: 东北大学: 512-515)
- Wu F Y, Wang X, Ding J W, Du P J and Tan K. 2020. Improved cascade forest deep learning model for hyperspectral imagery classification. *Journal of Remote Sensing*, 24(4): 439-453 (武复宇, 王雪, 丁建伟, 杜培军, 谭琨. 2020. 高光谱遥感影像多级联森林深度网络分类算法. *遥感学报*, 24(4): 439-453) [DOI: 10.11834/jrs.20209190]
- Wu W W, Gong Y T and Qin X S. 2011. Analysis on existing problems of small tailings pond and safety precautions. *Nonferrous Metals (Mining Section)*, 63(5): 49-51 (武伟伟, 龚宇同, 秦秀山. 2011. 小型尾矿库存在的问题及安全对策分析. *有色金属(矿山部分)*, 63(5): 49-51) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-4172.2011.05.013]
- Yang X H, Huang J, Tian L, Liu Z and Han L. 2015. A discussion on comprehensive governance of mine environment based on high resolution remote sensing data: a case of Maoniuping REE deposit, Mianning County. *Remote Sensing for Land and Resources*, 27(4): 115-121 (杨显华, 黄洁, 田立, 刘智, 韩磊. 2015. 基于高分辨率遥感数据的矿山环境综合治理研究——以冕宁牦牛坪稀土矿为例. *国土资源遥感*, 27(4): 115-121) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2015.04.18]
- Yu Y D, Lin G L, Chen B F, Tang X X and Zhang J L. 2014. Application of GNSS technology in deformation monitoring of tailings dam body. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (S1): 60-62 (於永东, 林国利, 陈炳富, 汤向行, 张家乐. 2014. GNSS 技术在尾矿库坝体变形监测中的应用. *测绘通报*, (S1): 60-62) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2014.0656]
- Zhang D J, Lei X J and Zhang X J. 2003. Stability analysis and treatment research of Longxingzhai impounding dam. *Rock and Soil Mechanics*, 24(4): 670-672 (张电吉, 雷向进, 张兴唐. 2003. 龙形寨尾砂坝稳定性评价与综合治理研究. *岩土力学*, 24(4): 670-672) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-7598.2003.04.040]
- Zhang H. 2011. *GIS-Based Risk Analysis on Tailings Dam Failures*. Tianjin: Nankai University (张会. 2011. 基于 GIS 技术的尾矿库溃坝事故风险分析. 天津: 南开大学) [DOI: 10.7666/d.y2002623]
- Zhang X N, Qi J and Zhang L. 2000. Method of deriving drainage network. *Journal of Hohai University*, 28(1): 26-31 (张行南, 齐晶, 张丽. 2020. 流域流水网推导方法. *河海大学学报*, 28(1): 26-31) [DOI: 10.3321/j.issn:1000-1980.2000.01.006]
- Zhao H S, Shi J P, Qi X J, Wang X G and Jia J Y. 2017. Pyramid scene parsing network//*Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu, HI, USA: IEEE: 2881-2890 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.660]
- Zhao L L and Xiao R L. 2013. Environmental risk assessment based on RS and GIS: a case study of Wengfu tailing pond. *Geomatics World*, 20(4): 70-77 (赵林林, 肖如林. 2013. 基于 RS/GIS 环境风险评估——以瓮福尾矿库为例. *地理信息世界*, 20(4): 70-77)
- Zhao Q B. 2018. *Research on Improved Algorithm of Object Detection Based on SSD*. Nanning: Guangxi University (赵庆北. 2018. 改

进的SSD的目标检测研究. 南宁: 广西大学)
Zhu S R and Wu H Y. 2006. Introduction of ERSI arc hydro data model. *Geomatics and Spatial Information Technology*, 29(5): 87-90

(朱思蓉, 吴华意. 2006. Arc Hydro 水文数据模型. 测绘与空间地理信息, 29(5): 87-90) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-5867.2006.05.025]

Deep learning semantic segmentation supported risk monitoring of tailings reservoir basin

LIU Pei^{1,2}, GU Can^{1,3}, LI Qingting⁴, ZHANG Hebing¹, HAN Ruimei¹, CHEN Zhengchao⁴

1. Henan Polytechnic University, School of Surveying and Mapping Land Information Engineering, Jiaozuo 454003, China;

2. Henan Poly-technic University, Key Laboratory of State Bureau of Surveying and mapping of mine spatial information technology, Jiaozuo 454003, China;

3. Shaoxing Natural Resources Survey Institute of Zhejiang Province, Shaoxing 312000, China;

4. Aerospace Information Research Insitute, Chinese Academy of Science, Beijing 100094, China

Abstract: Tailings reservoir is a necessary facility for mining activity, and it also causes danger to surrounding environment. Watershed risk of the tailings reservoir in Chicheng was monitored and analyzed using GF-1 high-resolution remotely sensed data with the help of multiscale fusion and deep learning method, as well as the support of Remote Sensing (RS) and Geographic Information System (GIS) technology for a comprehensive and detailed identification and extraction of the risk information of the tailings reservoir and to study the dam-break path of the tailings reservoir in watershed and the risk to land surface over mining area.

In this research, a sample set library for target detection was constructed by analyzing texture, hue, shape, and size of the tailings reservoir on the remotely sensed data. Subsequently, an improved multi-scale fusion algorithm (e. g., Multi_Scale Feature Map_SSD (MSF_SSD)) was constructed by adding a deconvolution module and a connection module to the original single shot multiBox detector (SSD). Next, the Pyramid Scene Parsing network (PSPnet) algorithm was selected to achieve the structure of the tailings reservoir on the basis of the target detection results. The internal structure of the tailings reservoir was obtained. With the help of RS and GIS technology, the surface of upstream catchment and the possible danger runoff were extracted, and dam-break path of the tailings reservoir is simulated on the basis of the arc hydro model. Finally, the range area affected by the dam-break were obtained by constructing the buffer zone of the dam-break path.

The research results shown that the dam-break path of the tailings reservoir in Chicheng is generally from west to east and from north to south, and the total area affected by the dam-break was 480 km². The combination analysis with land use/ cover classification indicated that forest land was 176.52 km², farm land was 175.52 km², urban land was 43.74 km², rural construction land was 2.47 km², water body was 17.72 km², grassland was 3.60 km², and pasture was 1.22 km².

The sample library constructed using GF-1 remotely sensed data and Google Earth 16 level image can provide the basis for the automatic recognition of tailings reservoir with deep learning framework. With the help of improved MSF_SSD and PSPnet algorithm, the semantic segmentation accuracy of the test area for pixel accuracy, mean IoU, F1 score, and mean F1 score is 0.98, 0.97, 0.99, 0.98, respectively. A comprehensive analysis of tailings reservoir dam-break range and possible damage to land surface types are performed with the help of hydrological analysis method and random forest classification results. Outcomes of this research can be used to analyze the impact area caused by dam-break, promote the capabilities of risk management and emergency response of tailings reservoir, and provide fundamental theories for decisions making in relevant departments.

Key words: tailings reservoir, SSD multi-scale fusion, PSPnet deep network, Arc Hydro model, risk analysis

Supported by National Key Research and Development Program of China (No.2016YFB0500304); National Natural Science Foundation of China (No.41601450); Key Technology Research and Development Program of Henan Province