

DOI:10.13870/j.cnki.stbxb.2024.05.025

田培,任益伶,陈妍.水土保持措施识别与提取方法的研究进展[J].水土保持学报,2024,38(5):1-9.

TIAN Pei, REN Yiling, CHEN Yan. Research progress on identification and extraction methods of soil and water conservation measures[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2024, 38(5): 1-9.

水土保持措施识别与提取方法的研究进展

田培,任益伶,陈妍

(华中师范大学城市与环境科学学院,地理过程分析与模拟湖北省重点实验室,武汉 430079)

摘要: [目的] 水土保持措施类型及其配置模式复杂繁多,准确识别与精细化提取水土保持措施详细配置信息是获取水土保持措施因子值的基础。[方法] 水土保持措施信息获取方式主要有传统的野外调查、卫星遥感影像和无人机近景摄影等,其识别与提取方法主要包括目视解译、传统的机器学习、面向对象分类方法及深度学习模型。通过梳理国内外水土保持措施识别与提取方法的研究成果,总结存在的不足并提出研究展望。[结果] 在语义分割中未来的特征融合与多模态学习、弱监督与半监督学习、集成学习和元学习等均可被运用到水土保持措施提取中。[结论] 当前对于水土保持耕作措施识别与提取的成果鲜见报道,而农业实践中耕作措施较常见,后续应加强耕作措施识别提取的研究;人工智能结合大数据技术是未来水土保持措施信息高效精准识别与提取的发展方向,需要进一步研究采用半监督、弱监督学习方法,结合多模态学习、小样本标签等方法,获取高质量的标记样本数据,进行水土保持点、线状工程措施的提取;将多模态学习、实例分割方法等深度学习算法与面向对象分类方法相结合应用到水土保持植物措施的识别提取中,提高不同水土保持植物措施的分类提取精度,从而完善各类水土保持措施的信息提取方法,为准确获取水土保持措施因子值及核算水土保持碳汇能力提供支撑。

关键词: 水土保持措施; 无人机遥感; 卫星遥感; 深度学习; 识别提取

中图分类号: S157.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-2242-(2024)05-0001-09

Research Progress on Identification and Extraction Methods of Soil and Water Conservation Measures

TIAN Pei, REN Yiling, CHEN Yan

(College of Urban and Environmental Sciences, Key Laboratory for Geographical Process Analysis & Simulation
Hubei Province, Central China Normal University, Wuhan 430079, China)

Abstract: [Objective] The types of soil and water conservation measures and their configuration modes are complicated. Accurate identification and fine extraction of detailed configuration information of soil and water conservation measures are the basis for obtaining the factor values of soil and water conservation measures. [Methods] The information acquisition methods of soil and water conservation measures mainly include traditional field surveys, satellite remote sensing images, and UAV close-range photography. The identification and extraction methods mainly include visual interpretation, traditional machine learning, object-oriented classification methods, and deep learning models. By combing the research results of identification and extraction methods of soil and water conservation measures at home and abroad, the existing shortcomings are summarized and the research prospects are put forward. [Results] In semantic segmentation, future feature fusion and multimodal learning, weak supervision and semi-supervised learning, integrated learning and meta-learning can be applied to the extraction of soil and water conservation measures. [Conclusion] At present, there are few reports on the results of identification and extraction of soil

收稿日期: 2024-03-22

修回日期: 2024-04-29

录用日期: 2024-05-10

网络首发日期(www.cnki.net): 2024-06-14

资助项目: 国家自然科学基金项目(42377354); 湖北省自然科学基金面上项目(2024AFB951); 教育部“春晖计划”合作科研项目(202200199); 水利部水网工程与调度重点实验室开放研究基金项目(QTKS0034W2328)

第一作者: 田培(1988—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事土壤侵蚀与水土保持、水文水资源研究。E-mail: tianpei@cnu.edu.cn

通信作者: 田培(1988—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事土壤侵蚀与水土保持、水文水资源研究。E-mail: tianpei@cnu.edu.cn

http://stbxb.alljournal.com.cn

and water conservation tillage measures. However, tillage measures are common in agricultural practice, and the research on identification and extraction of tillage measures should be strengthened in the future. Artificial intelligence combined with big data technology is the development direction of efficient and accurate identification and extraction of soil and water conservation measures in the future. It is necessary to further study the use of semi-supervised and weakly supervised learning methods, combined with multi-modal learning, small sample labels and other methods to obtain high-quality labeled sample data for soil and water conservation. Extraction of point and linear engineering measures; the combination of deep learning algorithms such as multimodal learning and instance segmentation methods with object-oriented classification methods is applied to the identification and extraction of soil and water conservation plant measures to improve the classification and extraction accuracy of different soil and water conservation plant measures. So as to improve the information extraction method of various soil and water conservation measures, and provide support for accurately obtaining the factor value of soil and water conservation measures and calculating the carbon sink capacity of soil and water conservation.

Keywords: soil and water conservation measures; UAV remote sensing; satellite remote sensing; deep learning; identification extraction

Received: 2024-03-22

Revised: 2024-04-29

Accepted: 2024-05-10

Online(www.cnki.net): 2024-06-14

土壤侵蚀是全球性生态环境问题,不断增强的人类活动加剧土壤侵蚀^[1],威胁着农业生产、生态安全和经济社会可持续发展^[2]。土壤侵蚀模型是预报土壤侵蚀时空特征、水土保持规划与效益评价的重要工具。相对于复杂的过程模型,如 WEPP、GUEST、EUROSEM、LISEM 等^[3],以 RUSLE(revised universal soil loss equation)为代表的经验模型具有结构简单、参数少、所需数据相对易获取、应用性强等优点,在区域土壤侵蚀模拟领域得到广泛应用^[4]。自 20 世纪 30 年代开展土壤流失预报研究以来^[5],关于水土保持措施与土壤侵蚀关系的研究一直很受重视。

水土保持措施是为了预防和防治水土流失所采取的工程、植物和耕作措施,且多为不同类型措施组合,以达到更好的水土保持效果,对水土保持措施的识别与提取技术提出了更高要求。我国是较早采取各类水土保持措施的国家,采取的工程措施主要包括梯田和淤地坝等;耕作措施相比工程措施而言,应用较晚,主要包括沟耕、沟槽和地膜等;而生物措施主要是通过植树种草来削弱雨滴击溅和径流冲刷侵蚀^[6]。不同类型水土保持措施的组合影响着水土保持措施效益^[7],高效准确获取研究区水土保持措施信息是评价水土保持措施效益的重要基础。水土保持措施因子(P)是 RUSLE 模型的核心参数之一,是检验水土保持措施成效及评价水土流失程度最直观的因子; P 因子计算采用次因子法,该方法需要单项水土保持措施规模及不同措施配置模式等详细信息,但受遥感影像分辨率和图像处理算法的限

制,获取难度较大^[8]。水土保持措施信息的获取,主要有传统的野外调查、卫星遥感影像及无人机遥感影像等途径。随着机器学习、深度学习在地物自动提取分类领域的广泛应用,无人机遥感技术不仅能提高获取的地面影像分辨率,还能通过人机交互解译判断各深度学习模型的解译精度,从而选择精度最高的模型应用于水土保持措施信息的自动识别与提取,更好地服务于区域土壤侵蚀模拟与预测。

因此,本文围绕水土保持措施信息的识别与提取方法,对目前的相关研究成果进行梳理总结,具体围绕目视解译、传统的机器学习、面向对象分类及深度学习模型等 4 个方面来展开,总结其研究进展并提出不足与展望。

1 目视解译方法

目视解译方法适用于需要人工观察和解释图像或数据的场景,能够提供直观、准确的信息,如分析地形地貌特征、对土地利用类型进行分类、监测环境变化等。早期由于缺乏大规模高质量的标注数据、遥感影像分辨率低、计算机的计算能力有限等原因,常采用目视解译的方法进行水土保持措施分类。目视解译的方法存在着时间长、人力、物力成本大等问题,且不同解译者对客观事物的认识程度存在差异,导致解译精度差异较大,可重复性差^[9]。目视解译的方法如今虽然存在工作量大、主观性强等缺点,但在某些场景下具备独特的优势,如在通过监督分类或半监督分类进行地物提取时,仍然需要人工标注数据集。未来

的目视解译朝着自动化、智能化和半自动化方向发展,以更好地满足地物提取等领域的需求,同时充分发挥人类专业知识和经验的优势。

1.1 传统的野外调查方法

传统的野外调查是指研究者直接到现场目视判读进行记录,因而只适用于小范围的水土保持措施信息识别提取,大范围的识别提取单靠野外调查难以实现。传统的水土保持措施获取方法主要为分层抽样野外调查法,这必然消耗大量人力、物力及时间,其针对性强,但获取效率低,难以实现大范围水土保持措施信息的提取。张雅文等^[10]采用传统的现场测量法获取研究区域的土地利用分类,通过实地测量得到面积、体积等,提取精度高,但效率极低。

1.2 基于卫星遥感影像的识别提取方法

随着遥感技术的发展,基于遥感影像进行水土保持措施信息识别提取成为主要方法。赵兴实等^[11]对黑龙江省分区分类分级,应用卫片进行目视解译,调查研究区域的土壤侵蚀现状;杨蕾^[12]基于 Spot5 影像,采用定性与定量评价进行目视解译,提取水土保持措施信息;赵东波^[13]采用目视判读方法,将提取的水土保持措施信息作为相对真值,并进行精度比较;吴卿^[14]利用 Spot5 和 IKONOS 卫星遥感数据,通过监督分类与目视解译相结合的方法进行水土保持生态建设监测;赵帮元等^[15]采用 GIS 等技术,基于不同分辨率遥感影像结合目视解译开展了水土保持措施等信息提取和精度分析。

随着遥感影像分辨率的持续提高,研究者需要更加细致地进行目视解译,因而即使获取的水土保持措施信息愈加完善,但目视解译不适合进行大范围提取,只能作为一种辅助手段。即水土保持措施信息的识别提取应根据其特征选择适宜时相、适宜类别、适宜空间分辨率的遥感影像,并运用适宜的信息提取方法^[15]。

1.3 基于无人机遥感影像的识别提取方法

目前无人机技术也逐渐应用到水土保持研究领域,在研究区域进行实地观测时,可以运用低空无人机进行航摄,这不仅节省时间与人力成本,也能获得较高的信息提取精度。计算机自动分类有时会存在明显误判,因此需要通过人工矫正提高分类精度,施明新^[16]基于无人机遥感影像获取 DOM 模型,采用人工识别方法统计分析水土保持工程措施和临时措施。

2 传统的机器学习方法

遥感图像空间分辨率的提高伴随着数据量的激增,需要高效的自动分类技术来取代传统的人工目视

解译。传统的机器学习方法将每个像元视为一个样本进行分类,通过对单个像元的特征提取,使用监督学习或非监督学习算法对每个像元进行分类,适用于具有明显光谱差异的地物分类,如农作物识别和水体提取等。传统的机器学习方法通常是可解释的,需要较少的计算资源,但它们严重依赖于手动设计和选择特征来描述每个像元,再进行训练和分类预测,可能无法捕获数据中的复杂模式;且受限于传统机器学习的性能,这些方法的迁移和泛化能力差,无法应用于大规模生产实践^[17]。此外,基于像元进行分类仅考虑单个像元的信息,而容易忽略像素周围的上下文信息,提取结果存在着“椒盐分类”“同谱异物”和“同物异谱”等问题。针对基于像元进行分类容易出现的问题,可以通过引入像素周围的上下文信息,利用像素之间的空间关系来增强分类性能;通过多个尺度的特征提取,捕获不同尺度下的信息,以解决“椒盐分类”问题;将不同来源的特征信息进行融合,以提高分类准确性,解决“同谱异物”和“同物异谱”等问题。

2.1 基于 SVM 的识别提取

高分辨率遥感影像提供更加全面的细节信息,导致光谱分布异常复杂,降低水土保持措施信息在光谱域的可分性。为提高分类精度,自动分类技术应充分利用图像中的隐藏信息,弥补光谱特征的不足,其中支持向量机(SVM)方法在解决小样本、非线性和高维模式识别问题方面有独特的优势^[18]。如 XU 等^[19]采用不同核函数的支持向量机对谷子穗和谷子叶样本进行分类识别,其中结合多项式核函数的分类性能最好,2 个样本的训练和测试平均识别率达到 94.83%;XU 等^[20]将通过 SVM 提取得到的植被覆盖度作为真值,而后验证植被指数提取得到的植被覆盖度,结果表明其所提出的植被信息提取方法适用于喀斯特地区,具有较好的提取精度和提取效果。因此,可以将支持向量机方法运用于小范围、小样本的水土保持措施信息提取中。

2.2 基于 RF 的识别提取

随机森林算法因其精度高、泛化能力强、抗过拟合能力强等优点,在遥感图像的特征提取和分类中得到广泛的应用。FENG 等^[21]采用最优分割尺度对无人机图像进行分割,基于随机森林算法分析了不同特征维数的农田杂草信息提取效果。与其他算法相比,随机森林在非均衡数据集分类的情况下具有最优的性能。即相比其他传统的机器学习方法,应用随机森林算法可以对研究区域各种水土保持措施进行较为精准的分类。

2.3 基于多种机器学习方法的识别提取

基于传统的机器学习方法进行地物提取的研究中,也可运用多种监督分类的分类器(如神经网络、支持向量机、随机森林等)执行分类,对分类结果进行精度对比,从而选出最优组合进行相关地物识别提取。如 KESHTKAR 等^[22]通过比较基于像素的 RF 和决策树分类器方法,以及基于像素和基于对象的 SVM 算法,对研究区域进行土地覆盖分类,研究表明其中基于对象的 SVM 分类器分类结果最为准确;李煜^[23]基于高分遥感影像运用随机森林算法和支持向量机算法提取落叶松人工林,其中随机森林算法有着较高的分类精度与适用性;李志铭等^[24]针对作物分类,选取不同的监督分类模型,比较分类精度选出特征选择方法与监督分类模型的最优组合,以实现不同作物的分类。

3 面向对象分类方法

随着高分辨率遥感影像的不断发展,地物的形状、纹理等空间信息日益丰富,传统的像元分类方法不能很好地利用影像信息,无法达到令人满意的精度。为充分利用影像光谱特征和空间特征,学者们对分类方法进行探索研究,面向对象分类方法也逐渐应用于识别提取基于遥感影像的水土保持措施信息。与传统的机器学习方法相比,面向对象分类的特征提取法注重地物之间的关系和上下文信息,能够更好地捕捉地物的空间结构和语义特征,处理遥感影像中的复杂地物,提高分类准确性和鲁棒性,但面向对象的特征提取需要进行图像分割,而后根据分割结果提取对象级别的特征,因此在计算复杂度和数据需求方面可能较高。考虑到标注数据的成本和稀缺性,可以利用弱监督学习技术,如弱标签、无监督预训练等方法,来提高对象级别特征提取的性能^[25];针对数据量不足或不平衡的问题,可以借助迁移学习,在其他相关任务或领域的数据上进行预训练^[26],以提高对象级别特征提取的泛化能力等。

3.1 基于多尺度分割法的识别提取

高分辨率遥感影像、低空无人机航摄图像能够提供更为清晰和全面的水土保持措施信息,这也已逐渐成为地面水土保持措施信息的主要获取方法。面向对象分类方法可综合利用光谱、形状和纹理等特征,充分提取高分辨率影像的信息,因此可以使水土保持措施信息的识别结果具有更丰富的语义,获得更高的提取精度。夏晨真等^[27]运用面向对象方法对厘米级高分辨率无人机影像的横坡改垄、生态恢复乔木林等水土保持措施进行自动精准识别,提高了分类精度;张艳超

等^[28]运用多尺度分割的面向对象方法提取黄土丘陵区的梯田信息,结果表明在黄土高原地区面向对象的分类精度明显高于基于像元分类;侯群群^[29]运用面向对象分类方法提取水土保持措施,分析比较 2 种不同的面向对象的水土保持措施提取方法,其中结合 GGLCM 提取的纹理特征可以取得更高的提取精度。

3.2 结合传统的机器学习方法的识别提取

传统的基于像素的分类方法一般适用于中低分辨率遥感图像,基于对象的图像分析技术正逐渐被用于高分辨率遥感图像的处理^[30],因而将面向对象分类方法与传统的机器学习方法相结合能够提高基于高分辨率遥感影像进行水土保持措施信息分类识别提取的精度与效率。LI 等^[31]运用一种新的基于改进颜色结构码和支持向量机的面向对象分类方法进行土地覆盖分类,通过分割、分类实验及精度评估,得到该方法比其他面向对象分类方法具有更高的分类精度;GUO 等^[32]将基于无人机多光谱影像的面向对象方法和随机森林算法相结合进行城市树木分类,并验证其应用于城市树木分类的有效性。XU 等^[33]结合随机森林、支持向量机、决策树等算法进行作物分类,利用混淆矩阵对分类精度进行评估,得出随机森林算法与面向对象分类相结合更适合农作物的精确分类;赵博华等^[34]在使用多尺度分割算法进行影像分割的基础上,为提高遥感影像水土保持措施分类准确率,运用支持向量机、随机森林等 5 种分类方法并比较分类精度,其中 SVM 方法更适合所选研究区的水土保持措施分类;邬宁珊^[35]结合面向对象分类与最邻近分类法对农地小流域和人工林小流域的植被类型进行划分,分类精度较高,即该方法可用于提取类型复杂、分布不均的林地植被信息。

3.3 结合深度学习模型的识别提取

面向对象分类方法可以有效避免像素分析时的分类噪声,深度学习可以提取高级特征,有助于对语义对象进行准确分类^[36]。面向对象分类方法可以使用深度学习模型进行特征提取、结合深度学习模型进行特征选择和降维、结合深度学习模型进行多任务学习等,从而获得更加精确的分类。如 ZHAO 等^[37]结合面向对象与不同的监督分类方法识别提取地面区域植被,并对植被分类识别精度进行验证,结果表明运用该方法得到的植被分类识别精度明显提高;王杰^[38]运用多尺度分割算法进行影像分割,通过目视解译确定最优分割尺度,结合传统卷积神经网络进行土地覆盖分类,并与 SVM 分类方法做对比分析,结果表明,结合 CNN 的分类精度和效果更好;钱伟

等^[36]将深度学习与面向对象分类相结合,识别提取淤地坝的范围和点位,结果表明,淤地坝范围的提取精度有所提升,即运用该方法可以实现对淤地坝全要素的自动化精确提取。

4 深度学习模型

在计算机视觉中,深度学习技术优于其他基于人工属性和浅层学习模型的方法,因为它们试图从原始数据中学习分层和分布式属性,而不是使用人工属性,与传统方法相比,深度网络和非线性激活函数在获得这些特性方面更可靠^[39]。深度学习模型可以训练大型数据集,从遥感影像中获取大量的表层特征信息和丰富的深层语义信息,有效地捕获遥感影像中水土保持措施的复杂模式和空间依赖性,具有较高的自动化程度和分类准确度^[40]。然而,深度学习算法通常需要大量的标签数据集且模型训练周期较长;即对于小范围的地物提取效率较高,而研究区域较大时,时间成本较高。

不同模型的提取精度存在差异,因而在水土保持措施信息提取的相关研究中,需要运用多种深度学习模型进行自动分类提取,而后与验证区的目视解译结果进行对比,从而确定解译精度最高的深度学习模型,这一过程的人力、时间成本较高。因此,基于深度学习模型对遥感影像水土保持措施信息的识别提取还存在不足,需要进一步完善发展。如利用弱监督学习和半监督学习技术,可以在减少标注数据的同时提高模型的泛化能力,从而降低人力成本。利用迁移学习,可以将在其他任务或领域上训练好的模型知识迁移到水土保持措施信息提取任务中,从而加速模型训练过程,降低时间成本。

4.1 基于经典卷积神经网络的识别提取

卷积神经网络的合理架构保证强大的学习能力,能够自动从海量样本中学习特征,是图像分类、语义分割和土地利用分类等研究的主要算法^[41],即运用卷积神经网络进行水土保持措施信息的识别提取可以得到一定的精度与效率。目前已有许多学者运用经典的模型进行水土保持措施地物信息的提取研究,如 LUO 等^[42]将傅里叶变换与数字地形分析相结合进行黄土高原阶地提取,与面向对象方法相比,该方法具有更高的可靠性和准确性;ARUN 等^[39]利用三维卷积神经网络模型对高光谱遥感影像的景观进行分类,改进了分类结果,提高了分类精度。

4.2 基于改进的卷积神经网络的识别提取

许多学者基于已有的经典卷积神经网络模型进

行改进优化以用于水土保持措施信息的识别提取,从而获得更高精度的提取性能。如 ZHAO 等^[43]基于遥感影像和数字高程模型,结合 U-net 模型提出了一种综合的自动梯田信息提取方法,结果表明,该方法具有灵活、适用于复杂阶地条件的优点;LIN 等^[41]运用所提出的可分离密集 U-Net 对遥感影像进行城市植被提取,而后训练并验证所得模型,将 SD-UNet 与 U-Net、SegNet、NDVI 和 RF 进行比较,结果表明该模型可以实现最高的性能,适用于小尺度植被提取;WANG 等^[44]采用深度学习人工神经网络算法改进 U-Net 模型,开发梯田水土保持措施智能提取技术,并对模型进行适应性评价和优化,以提高梯田解译精度和自动化程度;朱默研^[45]比较 5 种深度学习模型在选定场景下的语义分割性能后,选择改进优化 U-Net 网络,而后将改进的 DSU-Net 网络运用到淤地坝提取中得到更为准确的分类结果。

对于复杂环境下的小样本数据,卷积神经网络结合迁移学习机制可以克服环境影响,快速学习到主要特征,也有利于更加精准提取水土保持措施信息。如 YU 等^[46]提出一种基于深度迁移学习的高分辨率遥感影像像素级阶地精确提取的方法,该方法能够更好地整合梯田边缘信息,更准确地分割梯田表面,适用于解决小样本问题;LU 等^[47]基于深度卷积神经网络剔除线性特征(道路、山脊等),结合迁移学习机制,将基于 DCNN 获得的特征提取方法转移到耕地信息的提取中,以实现耕地信息的自动精准提取。

4.3 基于语义分割卷积神经网络的识别提取

高分辨率图像包含丰富的细节,提供大量的有效信息。语义分割方法是将图像中的每个像素分配到一个语义类别中,不仅具有判断像素类别的能力,还能将特征投影到像素空间中。随着人工智能的发展和计算机性能的提高,基于深度学习的语义分割方法在计算机视觉和人工智能领域取得显著的成就,越来越多的学者将这些方法应用到地面水土保持措施信息的提取中^[48]。如 YANG 等^[48]采用改进的 ResNet 作为骨干网,基于深度关注模型进行植被提取,VEDAM 保留了更详细的信息,提高了植被语义分割精度;TANG 等^[49]利用 SegNet 算法提取无人机影像喀斯特湿地植被信息,结果表明应用该算法进行喀斯特湿地植被提取具有较高的提取准确率和召回率;杨亚男等^[50]利用深度学习技术,基于语义分割进行无人机遥感梯田田块的识别,试验结果证明了该方法的有效性,有利于进一步满足海量高分辨率遥感影像梯田的识别需求;邓泓等^[51]在 Deeplabv3+ 网络结构中通过减小 ASPP 采

样率组合和改进 Decoder 模块,提出了一种改进模型并用于无人机水田图像分割,结果表明该改进模型的分割精度有所提升,可以适用于水田图像的分割提取;杨蜀秦等^[52]基于 DeepLabV3+ 提出了一种改进的农田作物分类方法,能够学习到表达力更强的语义特征,从而获得更准确的作物分类结果,提高分类性能;王启宏^[53]结合 GIS 空间分析与机器学习方法,基于 DeepLabV3+ 模型进行语义分割,对青海省民和县内淤地坝进行识别与分析,结果表明,该模型各方面性能较高,能够应用于淤地坝影像的识别提取;刘茜等^[54]为更准确地获取梯田的边缘信息,结合轴向注意力机制和编码器-解码器结构,提出了基于轻量级 CNN-Transformer 混合构架的网络模型,结果表明,该模型在精度与速度方面均具有一定优势。

5 结论与展望

5.1 结论

水土保持措施信息识别提取方法经历了由目视解译、计算机半自动化解译到人工智能自动化遥感解译的发展过程。早期常采用目视解译的方法进行水土保持措施分类,随着遥感图像空间分辨率的提高和数据量的激增,高效的自动分类技术逐渐取代传统的人工目视解译,即传统的机器学习方法被应用到地物的识别提取中。为更好地利用影像信息和提高识别提取精度,注重地物之间的关系和上下文信息的面向对象分类方法也逐渐应用到其中;而深度学习模型具有较高的自动化程度和分类准确度,因此为提高识别提取的精度和效率,越来越多的学者将深度学习模型应用到水土保持措施信息的识别提取中。

水土保持工程措施的识别提取研究对象主要为梯田和淤地坝等面状工程措施,而对于蓄水池、谷坊、截(排)水沟等点状及线状工程措施,由于其面积较小,提取难度较大,目前已有的研究并不多。相关研究主要聚焦于对梯田的识别提取,所用方法有传统的机器学习、面向对象分类方法和深度学习模型等。基于传统机器学习的方法只考虑到梯田的光谱信息,可能造成“同物异谱”或“同谱异物”,因而需要解译者根据梯田属性进行判别,转化为用户所需要的梯田。基于面向对象分类的方法考虑梯田的光谱特征、形状特征和纹理特征,提高梯田的识别提取精度,但面向对象分类是半自动的分类,还是存在着不足。基于深度学习模型的方法能够较好地分割和提取梯田地块,但首先需要采集并构建一套梯田图像分割数据集及进行人工判别标注,即前期准备较多。

水土保持植物措施信息的识别提取大多为对植物的整体提取,如运用随机森林算法和支持向量机算法提取落叶松人工林、运用卷积神经网络进行城市植被提取等,而对不同水土保持植物措施的分类提取研究鲜见报道。基于特征提取进行水土保持植物措施识别提取的各种方法中,传统机器学习方法适用于具有明显光谱差异的地物分类,如农作物识别;面向对象分类方法使用分割得到的同质对象作为分类单位,可以充分利用其他特征,获得更高的提取精度;深度学习算法提取的植物信息精度高、成本低,其提取精度相对于支持向量机、随机森林等浅层机器学习算法具有明显优势,还可应用于监测大规模植被信息。

5.2 展望

(1)半监督学习依赖较少的训练标签数据,这些数据可以以点、线和其他弱标签的形式用于模型训练,减少对标签数据的依赖,从而可以减轻人工标注的负担。随着遥感影像分辨率的不断提高,可以采用半监督、弱监督学习方法,结合多模态学习、小样本标签等方法,获取高质量的标记样本数据,进行点、线状工程措施信息的识别提取,从而完善各类水土保持工程措施的信息提取方法,为土壤侵蚀模型中水土保持措施因子值的准确获取提供数据支持。

(2)目前,深度学习语义分割已经成为水土保持植物措施识别提取的一种重要方法,然而,由于上下文和空间信息的表达不佳,通过语义分割方法所能实现的植物措施分类提取效果尚有待提升。此外,面向对象分类方法使用的特征维度显著增加,可能导致高度的数据冗余。不同植物措施的水土保持效应有所不同,如何将多模态学习、实例分割方法等深度学习算法与面向对象分类方法相结合应用到水土保持植物措施的分类识别提取也应是未来的一个重要研究方向,以处理非参数和高维数据,提高抗过拟合能力和计算效率,从而提高不同水土保持植物措施的分类提取精度。

(3)水土保持耕作措施的相关研究主要集中在其对土壤侵蚀的影响,而关于耕作措施信息的识别与提取研究鲜见报道。因而后续应加强对耕作措施识别与提取的研究,尤其是不同耕作措施的分类识别与提取研究,以提升水土保持措施因子值的科学性和准确度。

(4)在语义分割中未来的特征融合与多模态学习、弱监督与半监督学习(如小样本标签和迁移学习)、集成学习和元学习等方向都可以运用到水土保持措施提取中,例如,光谱、纹理特征等多源数据的输入和学习,从而提高模型精度,为更加精确地获取水土保持措施因子值提供可能。

参考文献:

- [1] 赵蒙恩,闫庆武,刘政婷,等.鄂尔多斯市土壤侵蚀时空演变及影响因子分析[J].干旱区研究,2022,39(6):1819-1831.
- ZHAO M E, YAN Q W, LIU Z T, et al. Analysis of temporal and spatial evolution and influencing factors of soil erosion in Ordos City[J].Arid Zone Research,2022,39(6):1819-1831.
- [2] 汪言在,董一帆,苏正安.基于土地利用与植被恢复情景的土壤侵蚀演变特征[J].自然资源学报,2020,35(6):1369-1380.
- WANG Y Z, DONG Y F, SU Z A. Assessment of soil erosion change under land use and reforestation scenarios [J].Journal of Natural Resources,2020,35(6):1369-1380.
- [3] 郭兴月,王添,程圣东,等.近30年土壤侵蚀模型研究进展[J].泥沙研究,2023,48(1):65-72.
- GUO X Y, WANG T, CHENG S D, et al. Progress of soil erosion models in recent 30 years[J].Journal of Sediment Research,2023,48(1):65-72.
- [4] TAYE G, VANMAERCKE M, POESEN J, et al. Determining RUSLE P- and C-factors for stone bunds and trenches in rangeland and cropland, North Ethiopia[J].Land Degradation and Development,2018,29(3):812-824.
- [5] FRAZIER P S, PAGE K J. Water body detection and delineation with Landsat TM data[J].Photogrammetric Engineering and Remote Sensing,2000,66(12):1461-1467.
- [6] WANG Y B, HU X D, YU S X, et al. Soil conservation of sloping farmland in China: History, present, and future [J].Earth Science Reviews,2024,249:e104655.
- [7] 杨润泽,肖辉杰,冯天骄,等.密云水库周边板栗林下不同水土保持措施效益评价[J].水土保持研究,2022,29(6):28-35.
- YANG R Z, XIAO H J, FENG T J, et al. Evaluation on benefits of different soil and water conservation measures under *Castanea mollissima* bl. forest around Miyun Reservoir[J].Research of Soil and Water Conservation,2022,29(6):28-35.
- [8] PING Y D, TIAN P, LUO L, et al. Soil erosion sensitivity and prediction for hilly areas of Hubei Province, China, using combined RUSLE and LSTM models[J].Journal of Soils and Sediments,2024,24(2):829-846.
- [9] 季富华,刘佳,王利民.农作物类型遥感识别算法及国产高分卫星应用示例[J].中国农业资源与区划,2021,42(7):254-268.
- JI F H, LIU J, WANG L M. Summary of remote sensing algorithm in crop type identification and its application based on gaofen satellites [J].Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2021,42(7):254-268.
- [10] 张雅文,许文盛,韩培,等.无人机遥感技术在生产建设项目水土保持监测中的应用:以鄂北水资源配置工程为例[J].中国水土保持科学,2017,15(2):132-139.
- ZHANG Y W, XU W S, HAN P, et al. Application of the UAV remote sensing technology in soil and water conservation monitoring in construction projects: A case study of water resources allocation for the region of North Hubei[J].Science of Soil and Water Conservation, 2017,15(2):132-139.
- [11] 赵兴实,田中雨,刘岩,等.卫片目视解译在土壤侵蚀现状调查中的应用[J].水土保持通报,1996,16(1):149-152.
- ZHAO X S, TIAN Z Y, LIU Y, et al. Application of visual interpretation of satellite photos in investigation of soil erosion status[J].Bulletin of Soil and Water Conservation,1996,16(1):149-152.
- [12] 杨蕾.基于Spot5遥感影像提取水土保持信息的研究[D].西安:西北大学,2006.
- YANG L. A research on extraction soil and water conservation information based on Spot5 images[D].Xi'an: North West University,2006.
- [13] 赵东波.基于高分辨率遥感影像的水土保持措施信息提取和分析[D].陕西 杨凌:西北农林科技大学,2007.
- ZHAO D B. The analysis and extraction of soil conservation practices information based on hi-resolution remote sensing images[D].Yangling, Shaanxi: Northwest A&F University,2007.
- [14] 吴卿.基于高分辨率遥感影像的水土保持生态建设监测方法研究[D].北京:北京林业大学,2007.
- WU Q. Study on monitoring method for ecological construction of water and soil conservation based on high-resolution remote sensing images [D]. Beijing: Beijing Forestry University,2007.
- [15] 赵帮元,马宁,杨娟,等.基于不同分辨率遥感影像提取的水土保持措施精度分析[J].水土保持通报,2012,32(4):154-157.
- ZHAO B Y, MA N, YANG J, et al. Extracting features of soil and water conservation measures from remote sensing images of different resolution levels: Accuracy analysis [J].Bulletin of Soil and Water Conservation, 2012,32(4):154-157.
- [16] 施明新.无人机技术生产建设项目水土保持监测中的应用[J].水土保持通报,2018,38(2):236-240.
- SHI M X. Application of UAV remote sensing technology to monitoring of soil and water conservation for construction projects[J].Bulletin of Soil and Water Conservation,2018,38(2):236-240.
- [17] LI L L, QIAO J W, YAO J, et al. Automatic freezing-tolerant rapeseed material recognition using UAV images and deep learning[J].Plant Methods,2022,18:e5.
- [18] KONG H, WU D. Research on land use classification method of high resolution remote sensing image based

- on SVM[J]. *Academic Journal of Science and Technology*, 2023, 7(2): 111-114.
- [19] XU Z H, SONG H Y, WU Z M, et al. Research on crop information extraction of agricultural uav images based on blind image deblurring technology and svm[J]. *INMATEH Agricultural Engineering*, 2021, 64: 33-42.
- [20] XU A A, WANG F, LI L. Vegetation information extraction in Karst area based on UAV remote sensing in visible light band[J]. *Optik*, 2023, 272: e170355.
- [21] FENG C, ZHANG W J, DENG H, et al. A combination of OBIA and random forest based on visible UAV remote sensing for accurately extracted information about weeds in areas with different weed densities in farmland[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(19): e4696.
- [22] KESHTKAR H, VOIGT W, ALIZADEH E. Land-cover classification and analysis of change using machine-learning classifiers and multi-temporal remote sensing imagery[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2017, 10(6): e154.
- [23] 李煜. 基于高分辨影像机器学习算法的落叶松人工林提取研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2021.
- LI Y. Extraction of Larch plantations machine learning within high spatial resolution images[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2021.
- [24] 李志铭, 赵静, 兰玉彬, 等. 基于无人机可见光图像的作物分类研究[J]. *西北农林科技大学学报(自然科学版)*, 2020, 48(6): 137-144.
- LI Z M, ZHAO J, LAN Y B, et al. Crop classification-based on UAV visible image[J]. *Journal of Northwest A&F University (Natural Science Edition)*, 2020, 48(6): 137-144.
- [25] NIU Y C, YIN J Q. Weakly supervised point cloud semantic segmentation with the fusion of heterogeneous network features[J]. *Image and Vision Computing*, 2024, 142: e104916.
- [26] GAO Z J, ZHANG Y J, LI Y K. Extracting features from infrared images using convolutional neural networks and transfer learning[J]. *Infrared Physics and Technology*, 2020, 105: e103237.
- [27] 夏晨真, 张月. 基于厘米级无人机影像的水土保持措施精准识别[J]. *水土保持学报*, 2020, 34(5): 111-118.
- XIA C Z, ZHANG Y. Accurate identification of soil and water conservation measures based on centimeter-resolution UAV images[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2020, 34(5): 111-118.
- [28] 张艳超, 杨海龙, 信忠保, 等. 基于面向对象和无人机影像的黄土高原丘陵区小流域梯田提取研究[J]. *水土保持学报*, 2023, 37(3): 139-146.
- ZHANG Y C, YANG H L, XIN Z B, et al. Extraction of small watershed terraces in the hilly areas of Loess Plateau through UAV images with object-oriented approach[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2023, 37(3): 139-146.
- [29] 侯群群. 面向对象的遥感影像水土保持措施信息提取研究[D]. 陕西 杨凌: 西北农林科技大学, 2013.
- HOU Q Q. Soil conservation practices information extraction from remote sensing images using object-oriented method[D]. Yangling, Shaanxi: Northwest A&F University, 2013.
- [30] YANG K L, ZHANG H X, WANG F, et al. Extraction of broad-leaved tree crown based on UAV visible images and OBIA-RF model: A case study for Chinese olive trees[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(10): e2469.
- [31] LI H T, GU H Y, HAN Y S, et al. Object-oriented classification of high-resolution remote sensing imagery based on an improved colour structure code and a support vector machine[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(6): 1453-1470.
- [32] GUO Q, ZHANG J, GUO S J, et al. Urban tree classification based on object-oriented approach and random forest algorithm using unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral imagery[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(16): e3885.
- [33] XU Q, JIN M T, GUO P. A high-precision crop classification method based on time-series UAV images[J]. *Agriculture*, 2022, 13(1): e97.
- [34] 赵搏华, 王秀茹, 阎世煜, 等. 面向对象分类方法在水土保持措施提取中的应用[J]. *中国水土保持科学(中英文)*, 2022, 20(1): 122-127.
- ZHAO B H, WANG X R, YAN S Y, et al. Application of object-oriented classification method in the extraction of soil and water conservation measures[J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2022, 20(1): 122-127.
- [35] 郭宁珊. 基于无人机遥感提取黄土区林地植被参数的方法研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2021.
- WU N S. Determining vegetation parameters from UAV imagery in loess region[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2021.
- [36] 钱伟, 王春, 代文, 等. 基于深度学习融合 OBIA 的黄土高原小流域淤地坝系提取[J]. *干旱区地理*, 2023, 46(11): 1803-1812.
- QIAN W, WANG C, DAI W, et al. Extraction of check dam system in small watershed of Loess Plateau based on deep learning and OBIA[J]. *Arid Land Geography*, 2023, 46(11): 1803-1812.
- [37] ZHAO F C, WU X M, WANG S. Object-oriented vegetation classification method based on UAV and satellite image fusion[J]. *Procedia Computer Science*, 2020, 174: 609-615.
- [38] 王杰. 基于面向对象分类和 CNN 的土地覆盖遥感提取[D]. 合肥: 安徽大学, 2020.

- WANG J. Remote sensing based extraction of land cover using object-oriented classification and CNN[D]. Hefei: Anhui University, 2020.
- [39] ARUN S A, AKILA A S. Land-cover classification with hyperspectral remote sensing image using CNN and spectral band selection[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2023, 31: e100986.
- [40] LI Q J, TIAN J, TIAN Q J. Deep learning application for crop classification via multi-temporal remote sensing images[J]. Agriculture, 2023, 13(4): e906.
- [41] LIN N, QUAN H L, HE J, et al. Urban vegetation extraction from high-resolution remote sensing imagery on SD-UNet and vegetation spectral features[J]. Remote Sensing, 2023, 15(18): e4488.
- [42] LUO L H, LI F Y, DAI Z Y, et al. Terrace extraction based on remote sensing images and digital elevation model in the Loess Plateau, China[J]. Earth Science Informatics, 2020, 13(2): 433-446.
- [43] ZHAO F, XIONG L Y, WANG C, et al. Terraces mapping by using deep learning approach from remote sensing images and digital elevation models[J]. Transactions in GIS, 2021, 25(5): 2438-2454.
- [44] WANG Y N, KONG X B, GUO K, et al. Intelligent extraction of terracing using the ASPP ArrU-net deeplearning model for soil and water conservation on the Loess Plateau[J]. Agriculture, 2023, 13(7): e1283.
- [45] 朱默研. 基于深度学习的遥感影像淤地坝语义分割[D]. 银川: 宁夏大学, 2022.
- ZHU M Y. Semantic segmentation of warping dams in remote sensing image based on deep learning [D]. Yinchuan: Ningxia University, 2022.
- [46] YU M G, RUI X P, XIE W Y, et al. Research on automatic identification method of terraces on the Loess Plateau based on deep transfer learning [J]. Remote Sensing, 2022, 14(10): e2446.
- [47] LU H, FU X, LIU C, et al. Cultivated land information extraction in UAV imagery based on deep convolutional neural network and transfer learning [J]. Journal of Mountain Science, 2017, 14(4): 731-741.
- [48] YANG B, ZHAO M C, XING Y, et al. VEDAM: Urban vegetation extraction based on deep attention model from high-resolution satellite images [J]. Electronics, 2023, 12(5): e1215.
- [49] TANG T Y, FU B L, LOU P Q, et al. Segnet-based extraction of wetland vegetation information from uav images[J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2020, 4210: 375-380.
- [50] 杨亚男, 张宏鸣, 李杭昊, 等. 结合 FCN 和 DenseCRF 模型的无人机梯田识别方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2021(3): 222-230.
- YANG Y N, ZHANG H M, LI H H, et al. Research on UAV terrace recognition method based on FCN and Dense CRF model[J]. Computer Engineering and Applications, 2021(3): 222-230.
- [51] 邓泓, 杨滢婷, 刘兆朋, 等. 基于深度学习的无人机水田图像语义分割方法[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(10): 165-172.
- DENG H, YANG Y T, LIU Z P, et al. Semantic segmentation of paddy image by UAV based on deep learning[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(10): 165-172.
- [52] 杨蜀秦, 宋志双, 尹瀚平, 等. 基于深度语义分割的无人机多光谱遥感作物分类方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 185-192.
- YANG S Q, SONG Z S, YIN H P, et al. Crop classification method of UVA multispectral remote sensing based on deep semantic segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 185-192.
- [53] 王启宏. 民和县淤地坝遥感解译及其运行状况分析[J]. 中国水土保持, 2023(2): 54-58.
- WANG Q H. Remote sensing interpretation and operation of warping dams in Minhe County [J]. Soil and Water Conservation in China, 2023(2): 54-58.
- [54] 刘茜, 易诗, 李立, 等. 基于轻量级 CNN-Transformer 混合网络的梯田图像语义分割[J]. 农业工程学报, 2023, 39(13): 171-181.
- LIU X, YI S, LI L, et al. Semantic segmentation of terrace image regions based on lightweight CNN-Transformer hybrid networks [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(13): 171-181.