

基于深度学习的建筑物阴影提取方法研究

黄超

中煤航测遥感集团有限公司

DOI:10.12238/gmsm.v7i2.1660

[摘要] 建筑物阴影提取在计算机视觉和遥感领域具有重要的应用价值。本研究旨在提出一种基于深度学习的方法,以从高分辨率卫星图像中准确、高效地提取建筑物阴影。该方法结合了SVM、RF和U-Net,通过训练数据集进行模型训练和优化,并使用该模型对新的卫星图像进行阴影提取。

[关键词] 建筑物阴影;深度学习;阴影提取;阴影分类

中图分类号: TU97 文献标识码: A

Research on building shadow extraction method based on deep learning

Chao Huang

Aerial Photogrammetry and Remote Sensing Group Co., LTD

[Abstract] Building shadow extraction has important applications in the field of computer vision and remote sensing. The aim of this study is to propose a deep learning-based method to extract building shadows accurately and efficiently from high-resolution satellite images. The method combines SVM, RF and U-Net for model training and optimization with a training dataset and uses the model for shadow extraction from new satellite images.

[Key words] Building shadows; deep learning; shadow extraction; shadow classification

引言

在计算机视觉领域,建筑物阴影的准确提取对于许多应用至关重要,如图像分割、目标检测、场景重建等^[1]。然而,由于建筑物阴影的复杂性和多样性,传统的阴影提取方法通常存在提取不准确、处理效率低等问题。此外,大规模的卫星图像数据使得手动提取阴影变得不可行。因此,有效地提取建筑物阴影一直是一个具有挑战性的问题^[2]。

在以往的研究主要集中在基于传统图像处理方法的建筑物阴影提取技术上,如基于颜色、纹理和几何特征的方法。郑文武等人^[3]通过分析TM影像中不同地物在不同波段的反射率差异,提出一种基于LSMA阴影检测算法;卞建勇等人^[4]提出了一种基于纹理自相关和整数小波变换相结合的运动物体阴影检测算法;常村红等人^[5]提出了一种基于混合高斯模型的自适应阈值阴影检测算法;罗艳等人^[6]针对多光谱数据在阴影提取时容易受到其他信息干扰的问题,提出一种适用于多光谱数据的阴影检测方法;然而,这些方法往往依赖于手工设计的特征和规则,难以应对复杂的场景变化和阴影形态的多样性。随着深度学习的快速发展,越来越多的研究开始探索利用深度神经网络来解决建筑物阴影提取问题^[7-8]。深度学习的优势在于其自动特征学习和非线性映射能力,可以从大规模数据中学习到更加鲁棒和高级的特征表达。然而,现有的基于深度学习的建筑物阴影提取方法还存在一些问题和挑战:(1)数据集的标注成本较高,需要大量的专家标

注;(2)由于建筑物阴影具有多样性和复杂性,网络模型难以对所有类型的阴影进行准确提取;(3)阴影与其他语义区域(如树木、车辆)之间的相似性也增加了建筑物阴影提取的难度。

因此,本研究旨在提出一种基于深度学习的建筑物阴影提取方法,以克服传统方法的局限性并解决现有方法的问题,以期能够为建筑物阴影提取领域的深度学习方法提供新的思路和技术,推动该领域的进一步发展和应用。

1 研究区概况与数据源

1.1 数据源

本研究选用Google Earth中陕西省榆林市地区典型建筑物,实验数据集主要是由遥感影像数据和人工经过目视解译,利用Labellem图形图像注释工具进行标注的二值图标签数据组成。影像标签数据采用的是Pascalvoc数据格式,影像分辨率为1024像素×1024像素,共由7551张训练数据构成。

1.2 研究方法

1.2.1 支持向量机算法。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种监督学习算法,其基本思想是将数据映射到高维空间中,从而形成一个最优超平面来实现分类。在建筑物阴影提取中,可以利用SVM对不同地物(如建筑物、背景、阴影)进行分类。通过提取影像中不同地物的特征,例如颜色、纹理和形状等,并将这些特征作为SVM的输入,可以训练一个准确的分类模型来划分建筑物和阴影。

1.2.2随机森林算法。随机森林(Random Forest, RF)是一种集成学习算法,它通过构建多个决策树来进行分类或回归。在建筑物阴影提取中,随机森林可以通过集成多个决策树的预测结果,来提高建筑物阴影的检测准确性,具体公式如下:

$$Gini(p) = \sum_{k=1}^K p_k(1-p_k) = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2$$

式中,表示选中样本属于k类别的概率,则这个样本被分错的概率是,样本集合中有K个类别。

随机森林算法在建筑物阴影提取方法研究中的原理涉及到以下几个关键方面:(1)集成学习:随机森林是一种集成学习方法,它通过组合多个决策树来提高整体模型的性能。每个决策树都是一个弱分类器,通过投票或平均来决定最终的分类结果。(2)随机特征选择:在每棵决策树的训练过程中,随机森林会从原始特征中随机选择一部分特征进行训练。这样做有助于减少特征之间的相关性,提高模型的多样性,减少过拟合的风险。(3)Bootstrap抽样:针对每棵决策树的训练样本,随机森林采用Bootstrap抽样的方法,即有放回地从原始训练样本中抽取样本,构建出多个不同的训练集。这样可以使得每棵树的训练样本有差异性,增加模型的多样性。

1.2.3深度学习算法。U-Net是一种卷积神经网络结构,最初用于生物医学图像分割,但后来被广泛应用于各种图像分割任务。该算法的核心思想是通过将输入图像经过编码器和解码器的多个卷积层进行特征提取和重建,最终得到一个与原始图像尺寸相同的分割结果。U-Net结构具有对称性,编码器部分用于捕捉图像的上下文信息,而解码器部分则用于恢复分割结果的空间分辨率。在建筑物阴影提取中,U-Net可以通过对训练数据进行标注,学习建筑物和阴影之间的差异。具体而言,训练数据包括带有标签的原始图像和对应的二值掩膜,其中建筑物区域被标记为正类,阴影区域被标记为负类。通过这些数据输入到U-Net中,网络可以学习到建筑物和阴影的特征表示,从而实现自动的建筑物阴影提取。

(1)训练样本数据集。利用监督分类方法区分预处理后遥感影像中的阴影和非阴影,获取分类图。为解决样本数量问题,利用高斯模糊、拉普拉斯算子等方法模拟遥感影像部分数据丢失产生的效果,引入各类噪声信息使训练样本更加丰富,样本信息复杂化,泛化模型性能。由于各类别样本数据之间存在不平衡,因此需要适当的对数据进行增强,以此达到扩充样本的效果。本研究通过对图像的翻转、旋转、镜像等方法来实现数据增强。同时将样本按照6:2:2的比例分为训练集、验证集和测试集。(2)数据预处理。使用深度学习在进行影像分类时,由于模型训练过程中需要使用梯度下降的方法求解最优化问题,归一化后可以提升模型的收敛速度,因此需要对影像进行归一化。最常见的归一化方法有两种,分别为min-max标准化和Z-score标准化。本文采用最大最小值归一化处理,将影像的三通道的数据范围从区间[0, 255]缩小至区间[0, 1]。

1.2.4分类精度评定。本文采用混淆矩阵的方法对分类结果进行精度评价。计算评价指标为总体分类精度(Overall Accuracy)和Kappa系数(Kappa Coefficient)。总体分类精度等于被正确分类的像元总和除以总像元数。Kappa系数是一种比例,代表着分类与完全随机的分类产生错误减少的比例。

2 结果与分析

2.1 单一建筑物阴影提取

本研究以风电发动机为例,进行单一建筑物阴影提取(图1),选取了SVM、RF和U-Net模型3种分类方法进行对比,各提取效果如图(a1)、(b1)、(c1)所示,提取精度如表1所示。由表1可看出,U-Net模型精度最高为92.3%,Kappa系数为0.9206;随机森林的精度为88.7%;支持向量机精度为85.2%。其中U-Net模型提取效果最好,机器学习方法RF和SVM均在不同程度上出现错分、误分情况。同时,深度学习U-Net模型提取结果较为精细,RF和SVM结果锯齿状严重,且较为破碎。综合来看,深度学习方法优于传统的机器学习方法。



图1 单一建筑物风电发动机



(a1) U-net效果图



(b1) RF效果图



(c1) SVM效果图

表1 单一建筑物阴影提取精度表

	支持向量机	随机森林	U-Net 模型
分类精度(%)	85.2	88.7	92.3
Kappa 系数	0.8431	0.8771	0.9206

2.2 多建筑物阴影提取



图2 多建筑城市建筑群



(a2) U-net效果图



(b2) RF效果图



(c2) SVM效果图

本研究以城市建筑群为例,进行多建筑物阴影提取(图2),选取了SVM、RF和U-Net模型3种分类方法进行对比,各提取效果如图(a2)、(b2)、(c2)所示,提取精度如表2所示。由此可见,深度学习U-Net模型精度最高为93.7%,Kappa系数为0.9324;随机森林精度次之,为89.2%;支持向量机精度最低,仅为30.5%。其中,U-Net模型提取精度最高,随机森林方法次之,支持向量机效果最差。对于多建筑物及建筑群阴影提取,深度学习U-Net模

型能够学习影像的深层特征,而RF和SVM浅层机器学习方法难以获取到更多的特征信息,因此,效果表现更差。同时,U-Net模型结果更为精细,传统机器学习方法结果较为粗糙,且存在较为严重的椒盐现象。

表2 多建筑物提取精度表

分类方法	支持向量机	随机森林	U-Net 模型
分类精度(%)	30.5	89.2	93.7
Kappa 系数	0.2958	0.8816	0.9324

3 结论

本文以榆林建筑物为研究区,分别采用支持向量机、随机森林以及深度学习U-Net模型对建筑物阴影进行提取,研究表明深度学习U-Net模型提取效果较传统机器学习方法更有优势,支持向量机提取效果最差。由于深度学习模型能够获取到影像深层特征信息,浅层机器学习方法较为有限,因此,随着大数据及人工智能技术的飞速发展,深度学习方法将在各个领域表现出无可比拟的优势。除了单一的遥感图像数据外,未来的研究可能会探索多模态数据融合的方法,例如结合高分辨率遥感图像和激光雷达数据等,以提高建筑物阴影提取的准确性和鲁棒性。

[参考文献]

[1]Zhu Q,Yang Y,Sun X,etal.CDANet: Contextual detail-aware network for high-spatial-resolution remote-sensing imagery shadow detection[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2022,60:1-15.

[2]Zhou Y,Chen Z, Wang B, et al. BOMSC-Net: Boundary optimization and multi-scale context awareness based building extraction from high-resolution remote sensing imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2022,60: 1-17.

[3]郑文武,邓运员.基于LSMA的TM影像云和阴影的检测与去除方法[J].测绘科学,2010,35(3):62-65.

[4]卞建勇,杨雷,杨洋,等.基于纹理和小波变换的阴影检测去除算法[J].东莞理工学院学报,2011,18(3):46-52.

[5]常村红,刘骥宇.混合高斯模型下的自适应阈值阴影检测[J].太原师范学院学报(自然科学版),2012,11(2):84-86.

[6]罗艳,辛俊伟,夏元平.一种改进的多光谱遥感影像阴影检测方法[J].测绘科学,2020,45(12):102-107.

[7]汪明章,邢冠宇.基于深度学习的阴影检测算法[J].现代计算机,2020,(6):97-101+108.

[8]吴文君,张玲,肖春霞.基于深度信息的单幅图像自动阴影检测[J].武汉大学学报(理学版),2019,65(5):441-449.