

基于深度学习的低照度遥感图像智能分割方法

兰海涛¹ 吴文玲¹

LAN Haitao WU Wenling

摘要

在低照度遥感图像中,由于光照不足,图像往往呈现出对比度低、细节模糊以及噪声显著增强的特点,这些不利因素直接影响了图像信息的有效提取。低对比度使得目标与背景之间的差异难以辨识,而噪声的增加则进一步干扰了图像中的有用信息,导致分割时阈值、区域生长条件等参数的最优值寻找变得异常困难,严重影响图像分割的准确性和效率。为此,文章提出了一种基于深度学习的低照度遥感图像智能分割方法。借助多尺度 Retinex 算法,对原始低照度遥感图像进行非线性增强处理,借助对比度拉伸的方式进一步改善图像在视觉效果方面的质量;在分割阶段,构建了以各向异性上下文融合网络为核心的深度学习模型,设计多尺度并行空洞卷积模块与各向异性复合条状池化模块对遥感图像中各向异性目标进行识别分割。在测试结果中,设计方法对于测试数据集图像分割的可视化效果中能够完整保留标签信息,且全局准确率和平均交并比均明显高于对照组。

关键词

深度学习;低照度遥感图像;多尺度 Retinex 算法;非线性增强;对比度拉伸;各向异性上下文融合网络为核心;多尺度并行空洞卷积模块;各向异性复合条状池化模块

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.03.008

0 引言

对于低照度环境下的遥感图像而言,受噪声干扰影响,对其进行边缘进行检测的难度往往较大,当检测精度的过度优化时,受噪声影响,会产生伪边缘,并在此基础上演化出不合理轮廓;而从抗噪性角度进行过度优化则容易导致轮廓漏检和目标位置偏差较大等问题^[1]。在开展遥感图像分割阶段,需要精确标注图像中的每个像素,而低照度遥感的像素状态会导致图像分割数据集的成本较高^[2]。目前分割方法研究中,对图像中的较大目标能够较好地进行分类,但对于图像中的小目标和目标边缘,由于轮廓太小,无法准确定位、识别,容易造成错误分割。其中,文献[3]针对 Segformer 在处理具有复杂空间和频谱特征的遥感影像时存在的局部感受野限制以及深层语义特征损失等问题,提出了在 Segformer 不同层级模块间嵌入不同注意力模块的多级分层编码器网络结构。这一创新性的方法通过增强网络对大尺度特征的空间感知能力,缓解了特征语义损失,从而提高了 Segformer 的分割精度。然而,这一方法也带来了网络深度的增加,进而加剧了分割模型参数选取的复杂度,导致对图像的分割效果不佳。文献[4]则提出以改进马尔可夫随机场为基础的遥感图像分割方法。该方法结合马尔可夫随机场(MRF)模型在

反映地理空间相关性方面的优势,通过对图像标号先验分布的改进,实现对遥感图像的精准分割。然而,该方法在应用过程中未对图像对比度、噪声情况进行良好处理,其参数最优值选取问题难以解决,故其分割效果不佳。

在上述基础上,本文提出一种基于深度学习的低照度遥感图像智能分割方法,设计了对比测试方案,从综合角度对设计分割方法的应用效果进行全面测试与验证。

1 低照度遥感图像智能分割方法设计

1.1 低照度遥感图像非线性增强

为更加精准地分割遥感图像,本文采用多尺度 Retinex (multi-scale retinex, MSR) 算法对低照度遥感图像进行非线性增强^[5]。对原始的低照度遥感图像进行基础的去噪、归一化预处理后,减少噪声对 Retinex 算法的影响,为后续处理的稳定性和准确性提供保障^[6]。在此基础上,为了更加全面地捕捉图像中的不同频率信息,构建多尺度高斯金字塔。设置每个尺度上的图像反映遥感图像在不同频率上的信息分布,本文应用 Retinex 理论计算了对应的反射率图像^[7]。具体可以表示为:

$$R_i(x, y) = \lg(I(x, y) + 1) - \lg(F_i(x, y) \times I(x, y) + 1) \quad (1)$$

式中: $R_i(x, y)$ 表示第 i 个尺度上的反射率图像; $I(x, y)$ 表示原始低照度遥感图像; $F_i(x, y)$ 表示第 i 个尺度上的高斯滤波

1. 四川工商学院 四川成都 611745

器。可以看出,在目标对象固有属性(反射率)恒定的前提下,通过估计光照图像,并从原始图像中进行去除,即可恢复物体的固有反射率^[8]。

对于最终的增强图像,通过将不同尺度上的反射率图像进行融合处理得到。从最大限度保留图像中的细节信息角度出发,采用最大值选择融合策略^[9],具体的多尺度融合计算可以表示为:

$$R_f(x, y) = \sum_{i=1}^N w_i R_i(x, y) \quad (2)$$

式中: $R_f(x, y)$ 表示最终的反射率图像; w_i 表示第 i 个尺度上的权重,满足 $\sum_{i=1}^N w_i = 1$ 。

对于融合后的反射率图像,对其进行了后处理,即通过对比度拉伸的方式进一步改善图像的视觉效果。具体的处理方式可以表示为:

$$I_s(x, y) = \frac{I_f(x, y) - I_2}{I_1 - I_2} \times 255 \quad (3)$$

式中: $I_s(x, y)$ 表示对比度拉伸后的遥感图像; $I_f(x, y)$ 表示融合后的反射率图像转换回灰度值后的图像; I_1 和 I_2 分别表示图像中的最大值和最小值。将非线性增强后的遥感图像灰度值拉伸到 0~255 的范围内,以改善图像的对比度。

通过上述操作,利用多尺度 Retinex 算法实现对低照度遥感图像进行非线性增强处理。

1.2 基于深度学习的遥感图像分割

低照度遥感图像增强可使图像细节更加清晰,对比度得以提升,从而更易于后续的图像分析和处理。在该背景下,本次以此为基础,引入深度学习理论,完成遥感图像分割设计。为实现精准分割的目标,需要能够捕捉图像中复杂特征和上下文信息的模型。因此,采用以各向异性上下文融合网络为核心的深度学习模型进行遥感图像分割^[10]。该模型结合多尺度并行空洞卷积模块与各向异性复合条状池化模块,以增强模型对遥感图像中各向异性目标的识别与分割能力,从而实现对复杂遥感图像数据的精确分割处理。

首先,输入经过 1.1 部分增强处理后的遥感图像后,将其发送至基干网络 ResNet-18 进行初步的特征提取。为保留更多的空间信息,对 ResNet-18 进行了修改,去除了其第一个卷积块后的最大池化层,从而减少了空间信息的损失。该步骤的具体操作具体可以表示为:

$$F_i(I_s(x)) = \begin{pmatrix} e & -e \\ f & -f \\ g & -g \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$F_i(I_s(y)) = \begin{pmatrix} h & m & n \\ -h & -m & -n \end{pmatrix} \quad (5)$$

式中: F_i 表示初步提取的特征图; e 、 f 和 g 分别表示水平梯

度的卷积参数; h 、 m 和 n 分别表示垂直梯度的卷积参数。

在编解码网络的中间部分,引入多尺度并行空洞卷积模块(MSP-ACM)和各向异性复合条状池化模块(ACP-Module)。设计两个模块串行连接,对遥感图像中高级语义信息进行特征编码。其中, MSP-ACM 通过不同尺度的空洞卷积并行处理特征图,提取多尺度信息,其实现方式可以表示为:

$$F_m = \begin{cases} \alpha_k, k=1 \\ \beta_k(\alpha_k + \alpha_{k-1}), 2 \leq k \leq 3 \end{cases} \quad (6)$$

式中: F_m 表示提取的多尺度图像信息; α_k 表示空洞卷积率为齿状结构的状态下,遥感图像的多尺度上下文信息; β_k 表示遥感图像的稠密多尺度特征; k 表示空洞率。

ACP-Module 则对 MSP-ACM 的输出进行各向异性复合条状池化,进一步提取并融合各向异性的上下文信息,表示为:

$$F_a = \frac{1}{H} \sum F_m(c, i, j) \quad (7)$$

式中: F_a 表示融合各向异性上下文后输出的图像信息; H 表示各向异性复合条状池化张量; (c, i, j) 表示遥感图像的多尺度变换参数。

对解码端的设计,以跳跃连接为基础建立了融合编码器的低级语义特征和解码器的高级语义特征的处理架构。这一步骤的具体处理方式可以表示为:

$$F_f = C_1(F_1, F_2) \quad (8)$$

式中: F_f 表示融合后的特征图; C_1 表示跳跃连接函数; F_1 和 F_2 分别表示编码器的低级语义特征和高级语义特征信息。

最后,通过转置卷积模块(transposed convolution module, TCM)对融合后的特征图进行上采样处理,得到最终的分割图像,具体可以表示为:

$$P = \psi(Z + C_1(\psi(F_f))) \quad (9)$$

式中: P 表示分割图; Z 表示残差连接相加的输出; ψ 表示标准池化特征和条状池化映射的拼接函数。

按照上述所示的方式,实现对面向遥感图像分割的深度神经网络模型构建,其中,网络模型中的所有参数均通过端到端的训练方式从数据中自适应学习确定。通过引入多尺度并行空洞卷积模块,提升对遥感图像中各向异性目标的分割精度。

2 测试与分析

2.1 测试数据集准备

(1) 关于 Potsdam 数据集

Potsdam 数据集,作为国际摄影测量与遥感学会(ISPRS)打造的标准基准数据集之一,展现了高分辨率航空摄影技术的成果。此数据集覆盖了 11 个各具特色的地区,涵盖 38 幅高分辨率遥感图像,每幅图像的分辨率均高达

6 000 px×6 000 px, 展现了地表特征的丰富细节。对图像的光谱波段构成情况进行分析, 其具体包含红色、绿色、蓝色和近红外, 为地表特征的识别提供了全面的信息基础。尽管本研究在实验阶段仅采用了常见的 RGB 波段, 但近红外波段的存在可以为深入研究提供更多可能性。在 Potsdam 数据集中, 地表特征被细致地划分为6个类别: 背景、不透明水表面、建筑物、低矮植被、树木和车辆。从提升模型的学习效率和泛化能力角度出发, 对 Potsdam 数据集的测试图像和标签进行了统一的预处理, 将切割成尺寸均为 512 px×512 px 的小块。鉴于原始图像在像素值和亮度分布上的差异性, 采用随机选取的方式构建的训练集和实验集规模分别为 5 400 张和 600 张, 另 600 张作为测试集, 以确保实验结果的可靠性和有效性。图 1 为 Potsdam 数据集的部分示例。



图 1 Potsdam 数据集部分示例

(2) 关于 Vaihingen 数据集

Vaihingen 数据集同样由 ISPRS 提供。该数据集的地物类型分类与 Potsdam 数据集保持一致, 但图像数量和尺寸有所不同, 其包含了 33 幅平均尺寸为 2 494 px×2 064 px 的遥感图像, 图像均通过航拍德国 Vaihingen 市获得的。与 Potsdam 数据集相似, 在光谱波段构成方面, 其包括近红外、红色和绿色, 且离地面采样距离为 9.0 cm, 为地表特征的精细识别提供了有力支持。为与 Potsdam 数据集保持一致性, 本研究同样对 Vaihingen 数据集中的图像和标签进行了尺寸均为 512 px×512 px 的切割处理, 同样采用随机选取的方式, 构建的训练集规模和实验集规模分别为 1 500 张和 400 张。这样的划分方式既保证了训练集的充分性, 又确保了测试集的有效性, 为模型的训练和评估提供了坚实的基础。图 2 为 Vaihingen 数据集的部分示例。



图 2 Vaihingen 数据集的部分示例

2.2 测试方案设计

在具体的测试过程中, 分别采用以注意力机制改进为基础的 Segformer 遥感图像分割方法, 以及以改进马尔可夫随机场为基础的遥感图像分割方法作为测试的对照组。对于具体的评价指标, 除了最基本的可视化效果, 设置全局准确率指标评估遥感图像分割任务执行的有效性, 设置平均交并比指标评价遥感图像分割任务执行的可靠性。其中, 二者的具体计算公式为:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i + B_i)}{\sum_{i=1}^n (A_i + B_i + C_i + D_i)} \quad (10)$$

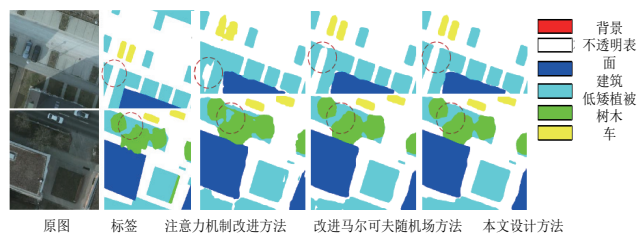
$$U = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{B_i}{A_i + C_i + D_i} \quad (11)$$

式中: A_i 代表第 i 类中被正确分类的像素数量; B_i 代表非第 i 类中被正确分类的像素数量; C_i 代表第 i 类中被错误分类为第 i 类的像素数量; D_i 代表第 i 类中被错误分类为其他类别的像素数量; n 代表类别种类。

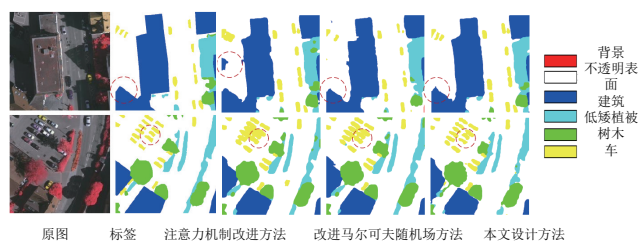
结合式 (10) 和式 (11) 可以看出, 全局准确率主要衡量整个测试集中, 正确分割的像素数量占总像素数量的比例。全局准确率越高, 表示分割方法的性能越好, 能够更准确地识别划分图像中的像素点类别。平均交并比主要体现理想分割结果与真实分割结果之间的重叠程度。平均交并比越高, 表示分割方法的性能越好, 能够更准确地划分图像中的分割区域。

2.3 测试结果与分析

在上述测试环境的基础上, 首先对比 3 种不同方法在 2 个测试数据集上进行图像分割的可视化效果, 具体如图 3 所示。



(a) Potsdam 数据集测试结果



(b) Vaihingen 数据集测试结果

图 3 图像分割可视化效果对比图

结合图3所示的测试结果可以看出,本文设计方法对于不同测试数据集对应图像的分割效果明显更加精准,对应的标签并未出现信息丢失的情况。

对具体分割效果进行细化分析,对应的量化指标如图4和图5所示。

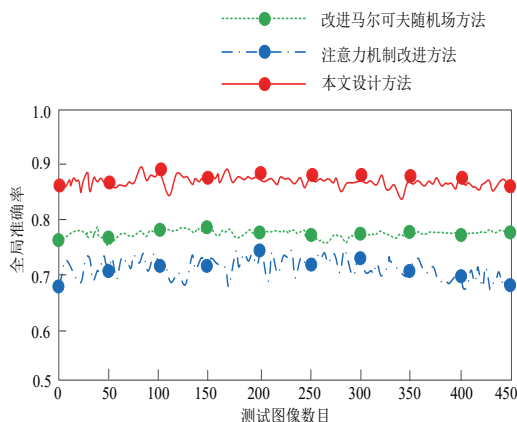


图4 不同测试方法全局准确率对比图

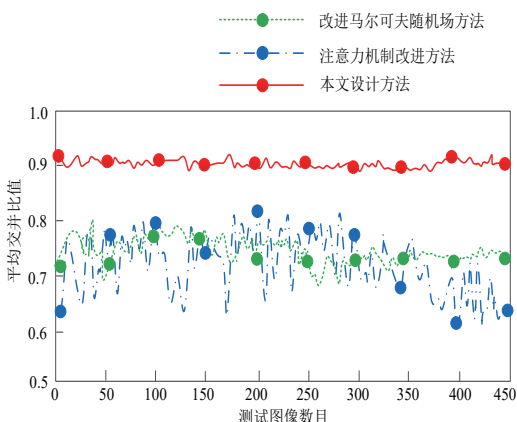


图5 不同测试方法平均交并对比图

结合图4和图5所示的测试结果对3种不同方法的具体分割效果进行分析,可以看出本文设计方法的分割效果最好,对应的全局准确率和平均交并比均明显高于对照组,且从自身角度进行纵向对比,对应的稳定性也相对较高。由此可以看出,本文设计方法可以实现对低照度遥感图像的精准分割处理。

3 结语

从军事侦察角度出发,快速准确地检测和分割飞机、车辆等目标对于军事行动的成功至关重要,可以为军事侦察和目标跟踪提供重要支持;从城市规划角度出发,遥感图像分割技术能够提取出城市中的地物信息和空间布局现状,对于城市规划和土地利用开发而言,具有重要的现实意义和指导价值;从环境监测角度出发,遥感图像分割技术能够用于监测水体、植被等环境要素的变化情况,为环境保护和资源管

理提供有力支持。本文提出一种基于深度学习的低照度遥感图像智能分割方法,对原始低照度图像进行增强处理后,结合多层卷积和池化,对图像中的深层次特征加以分析和提取,实现了有效应对复杂环境对图像分割影响的目的,能够更准确地提取出不同地物边界和特征。

参考文献:

- [1] 侯艳丽,盖锡林.基于注意力机制改进的DeepLabV3+遥感图像分割算法[J].微电子学与计算机,2024,41(8): 53-61.
- [2] 贾克斌,何岩,魏之皓.融合多尺度特征的高分辨率森林遥感图像分割[J].北京工业大学学报,2024,50(9): 1089-1099.
- [3] 胡涛涛,李屹旭,张俊.基于注意力机制改进的Segformer遥感图像语义分割方法[J].激光杂志,2024,45(7): 130-136.
- [4] 袁鹏,刘芳,朱永泰,等.一种改进的马尔可夫随机场遥感图像分割方法[J].地理空间信息,2024,22(6): 34-38.
- [5] 张银胜,吉茹,童俊毅,等.基于双模态高效特征学习的高分辨率遥感图像分割[J].遥感学报,2024,28(2): 481-493.
- [6] 武锦龙,吴虹麒,李浩,等.基于改进DeepLabV3+的荞麦苗期无人机遥感图像分割识别方法研究[J].农业机械学报,2024,55(5): 186-195.
- [7] 李林娟,贺赞,谢刚,等.跨层细节感知和分组注意力引导的遥感图像语义分割[J].中国图象图形学报,2024,29(5): 1277-1290.
- [8] 李泽钰,黎立,刘娜,等.基于多源数据和图像分割的地表基质遥感解译方法:以垫江北部地区为例[J].测绘通报,2024(S1): 166-171.
- [9] 马翔悦,徐金东,倪梦莹.基于多尺度特征模糊卷积神经网络的遥感图像分割[J].山东大学学报(工学版),2024,54(3): 44-54.
- [10] 吴嘉昕,王小鹏,刘扬洋.子空间与KL信息结合的FCM多光谱遥感图像分割[J].湖南大学学报(自然科学版),2024,51(8): 23-33.

【作者简介】

兰海涛(1977—),男,四川成都人,本科,副教授,研究方向:软件开发。

吴文玲(1994—),女,四川成都人,硕士研究生,讲师,研究方向:教育数据挖掘和图形、图像处理。

(收稿日期:2024-11-14)