

复杂光照条件下低分辨率遥感图像智能分割方法

白 澜¹ 程锦丽¹

BAI Lan CHENG Jinli

摘 要

在复杂光照条件下,低分辨率遥感图像中的细节和边缘信息受光照变化影响而变得模糊。缺乏有效的光照校正机制,将难以捕捉复杂光照条件下的多尺度纹理和边缘信息,加剧边缘信息的模糊程度,导致分割边界不清晰,甚至出现错误分割,分割精度普遍较低。为此,文章提出了一种针对复杂光照条件下低分辨率遥感图像智能分割方法。针对复杂光照条件下的遥感图像,采用离散余弦变换(DCT)算法对遥感图像进行处理,调整其亮度和对比度,以实现光照校正。运用小波分解法来提取校正后图像的纹理特征。引入深度学习算法中的卷积神经网络(CNN)及其变种进一步提取和优化这些纹理特征,并构建了深度学习模型。该模型通过寻找局部最小值来确定分割边界,完成图像的分割任务。实验结果表明,该方法能够较为完整地识别并分割出具有鲜明纹理特征的区域,在一定程度上提升了分割的准确性和完整性。当数据集规模达到6 000时,分割精度超过90%,实现了高精度的图像分割。

关键词

光照条件;低分辨率;遥感图像;智能分割;小波分解法

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.07.029

0 引言

遥感图像往往受到复杂光照条件的影响,导致图像中的细节和边缘信息变得模糊,给图像分割任务带来了巨大挑战。图像分割作为遥感图像处理的关键步骤,其准确性直接影响后续目标识别、场景理解等高级任务的性能。在复杂光照条件下,低分辨率遥感图像的分割面临诸多难题。一方面,光照变化使得图像中的亮度分布不均,边缘信息变得模糊,增加了分割的难度。另一方面,低分辨率图像本身包含的细节信息有限,进一步加剧了分割的不准确性。因此,如何克服复杂光照条件的影响,提高低分辨率遥感图像的分割精度,成为当前遥感图像处理领域亟待解决的重要问题。

在分析过程中,文献[1]使用融合后的特征进行分割预测,生成分割掩码。分割掩码用于指示图像中哪些像素属于指定的对象。由于该方法依赖于融合后的特征进行分割预测,而这些特征在很大程度上受到光照变化的影响,因此,该方法可能对光照变化非常敏感,导致在不同光照条件下的分割结果差异较大,限制了其在不同场景和条件下的适用性。文献[2]采用多个初始轮廓来加快曲线演化速度,在迭代过程中允许采用更大的时间步长,进一步加快曲线演化速度。然而,由于光照变化导致的边缘信息模糊,曲线演化过程可能会在遇到模糊边界时停止或偏离正确路径,导致分割结果中

出现不连续的区域或伪边界,影响分割的准确性和完整性。因此,现阶段以复杂光照条件下低分辨率遥感图像智能分割方法为研究对象,结合实际情况进行具体分析与测试。

1 遥感图像智能分割

1.1 复杂光照条件下遥感图像光照校正

在复杂光照条件下,遥感图像往往受到光照不均匀、阴影、反光等多种因素的影响,导致图像中的目标特征变得模糊或难以识别。这种光照变化会干扰后续的图像处理和目标检测任务,特别是在低分辨率遥感图像中,目标特征本身就不够明显,光照变化的影响更加显著。因此,在进行智能分割之前,先进行遥感图像光照校正可以显著提高图像的质量,增强目标特征,为后续处理提供更有利的条件。

光照校正技术通过分析图像中的光照分布特性,利用离散余弦变换(DCT)算法对图像的亮度和对比度进行精细调整^[3]。这一过程中,首先将图像从空间域转换到频率域,因为在频率域中,图像的光照分量主要体现为低频分量。通过针对性地操作这些低频DCT系数,能够有效实现光照校正。

在具体实施过程中,将图像的直流分量设置为一个固定值,以获得稳定的光照状态。设 $G(0,0)$ 为输入图像在对数域中的直流分量,则有:

$$G(0,0) = \log \mu \sqrt{MN} \quad (1)$$

式中: μ 为像素值的中间值; M 为图像的宽度; N 为图像的

高度。在实际操作中,可以选择将 μ 设为某个特定的值,以便进行计算。在获得稳定光照状态后,计算光照校正参数以完成图像重建^[4]。设定光照校正参数为 $\varepsilon(u, v)$,采用直方图均衡化的方式来评估图像的光照情况,调整图像中像素值的分布,使得原本集中在某些亮度范围内的像素值能够更均匀地分布在整个可能的亮度范围内,从而达到改善光照条件不均衡的目的。

在确定 $\varepsilon(u, v)$ 后,利用逆离散余弦变换(IDCT)将校正后的DCT系数转换回空域。设 $F(u, v)$ 为图像 $f(x, y)$ 的DCT系数, $E(u, v)$ 为经过光照校正后的DCT系数,则有:

$$E(u, v) = F(u, v) - \sum \varepsilon(u, v) \quad (2)$$

式中: $\sum \varepsilon(u, v)$ 为对低频DCT系数的调整量。

为了更精细地控制图像的光照校正过程,可以选择性地调整图像的低频分量。通过运用离散余弦变换,可以分离图像的入射分量和反射分量^[5]。入射分量主要反映了图像的光照条件,而反射分量则更多地体现了图像本身的纹理和细节信息。在识别并区分出这些成分后,对低频DCT系数进行有针对性地调整,以减小低频分量的波动范围,从而有效地减少图像中的光照不均匀现象,同时保持图像的边缘和细节信息不受影响。完成低频分量的调整后,通过逆DCT变换将图像从频率域转换回空间域,从而获得校正后的图像。其公式为:

$$f'(x, y) = \sum_{u=0}^M \sum_{v=0}^N E(u, v) \quad (3)$$

式中: $f'(x, y)$ 为校正后的图像。

通过上述图像光照校正不仅能够显著增强图像中的目标特征,使得目标特征在实际应用中更加突出,而且实现了对图像光照的精确校正,同时保留了图像原有的重要细节和纹理信息,使得校正后的图像在视觉上更加清晰自然。

1.2 图像纹理特征提取

光照校正虽然可以消除或减弱光照不均匀的影响,但不能完全恢复图像的细节信息,尤其是纹理信息。纹理特征能够描述图像中局部区域的灰度变化模式,这些模式在不同尺度上具有不同的特性,能够为图像分割提供更丰富的特征信息^[6]。同时,纹理特征对光照变化、噪声等干扰具有较强的鲁棒性,因此在复杂光照条件下,纹理特征能够为图像分割提供更稳定的依据。为此,本研究对遥感图像光照校正后,采用小波分解法来提取图像的纹理特征。通过量化图像中的纹理信息,能够更有效地识别不同地物之间的边界,减少误分割的情况。

在图像处理过程中,小波分解法将图像从空间域转换到频率域,并分解为多个频道,每个频道代表了图像在不同尺度和方向上的频率分量。对于低分辨率图像,多尺度分析能

够捕捉到不同尺度下的纹理信息,弥补分辨率不足的问题。其中,低频分量包含了图像的主要纹理信息。为了量化这些纹理信息,引入了纹理能量特征 $E(i, j)$,反映了频率分布中不同尺度上的能量分布。纹理能量特征的计算公式为:

$$E(i, j) = \sum_k \sum_l |w(k, l)|^2 \quad (4)$$

式中: $w(k, l)$ 为以像素 (i, j) 为中心的第 (k, l) 个小波系数。

通过计算窗口内所有小波系数的平方和,获得该窗口内的纹理能量。对于彩色图像,纹理特征提取可以分别在不同颜色空间中进行^[7]。在RGB空间中,针对低分辨率遥感图像的不同颜色通道,需要将其进行小波分解,通过分解结果获得对应的小波能量。其分解如图1所示。

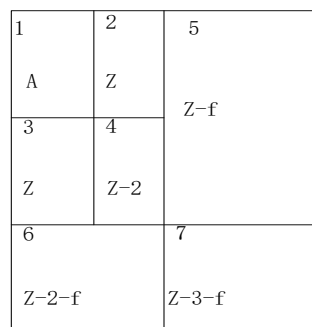


图1 小波分解示意图

由于初始图像的RGB三个通道经常为一体,因此不同通道的小波系数之间存在关联。通过对初始图像进行小波分解,可以获得小波变化信号,并将其转化成为一个36维的特征向量^[8]。每个颜色通道的小波分解结果都包含了图像在该通道上的纹理信息。由于RGB颜色空间中的颜色值在视觉特性上表现力较弱,将其转换到其他颜色模型可以有效弥补这一不足。在HSI颜色空间中,通过对低分辨率遥感图像的不同通道进行小波分解,能够提取出相应的小波能量。小波能量的提取公式为:

$$E_n^i = \int_b |D_n^i(b)|^2 db \quad (5)$$

式中: d 为分解层数; b 为空间频率。

通过对不同通道进行小波分解并提取其小波能量后,将提取结果进行统一处理,并转化为可以用的能量特征向量。当 $d=2$ 时,能够生成一个十八维的特征向量,该向量同时包含了颜色和纹理信息,适用于复杂光照条件下的图像分割。

1.3 遥感图像分割

低分辨率遥感图像由于分辨率限制,往往存在细节信息缺失的问题。纹理特征作为反映目标局部特性的重要依据,在低分辨率条件下仍能为图像分割提供有价值的信息。通过有效提取这些纹理特征,可以增强目标边缘信息,使分割边界更加清晰。基于此,采用深度学习算法进行图像分割。深

度学习模型，尤其是卷积神经网络（CNN）及其变种（如U-Net），能够从大量数据中学习图像的高级特征，这些特征对于区分不同目标区域至关重要。深度学习通过捕捉图像中的纹理、形态等细微差别，显著提高了分割的准确性。

运用深度学习算法对低分辨率遥感图像进行分割处理时，依托于深度学习框架构建的网络模型，该模型能够接受任意尺寸的图像输入。通过网络中的卷积层和池化层等操作，逐步且有效地提取图像中的特征信息。在特征提取过程中，特征图谱会在每一层上进行采样，以确保恢复出与初始图像相同尺寸的特征图，并同时生成每个像素的分割结果^[9]。这样不仅能够获得初始图像的特征信息，还能够促进网络学习不同像素之间的关系。为了建立学习模型，设高分辨率遥感图像分割网络的输出层尺寸为 $a \times b \times c$ ，其中 a 和 b 代表空间维度， c 代表特征。在首个输出层中，图像像素大小设定为 $a \times b$ ，具有 c 个通道，后续层则依据这一规律进行递推。通过检测遥感图像中的模点来实现分割。其模点检测公式为：

$$g = (f \pm d)(f \mp d) \tag{6}$$

式中： f 为待检测的遥感图像； d 为结构元素。捕捉图像局部结构的变化，以识别模点^[10]。

基于检测到的模点，将相同模点的数据点收敛到同一区域，形成初步分割结果，公式为：

$$Z = f \mp d(x, y) - \min f(x + i, y + i) \tag{7}$$

式中： x 、 y 为模点的纹理和形态特征； i 为分割后的变化参数。

通过比较相邻区域的特征值，找到特征值变化显著的局部最小值点。这些最小值点通常分布在不同区域的边界上，因此可以被用作分割边界的候选点。根据区域的大小，识别出较小区域，并通过加权平均的方法将这些小区域与周边区域进行融合，以优化分割结果。加权平均的计算基于周边区域的特征值和小区域自身的特征值，融合后的特征值将更新小区域的特征值，从而实现与周边区域的平滑过渡。这一过程的公式为：

$$p = w + (1 - w)f \cdot Z \tag{8}$$

式中： w 为融合权重系数。通过平滑过渡减少了分割碎片，提升了结果的连贯性。

通过上述方法，高分辨率遥感图像得以精确分割，分割前后的图像对比可直观展示深度学习算法的有效性^[11-14]。深度学习的平移不变性确保了对局部特征的准确捕捉，而多层次的特征提取则增强了模型对复杂场景的适应能力^[15-17]。

2 实验测试与分析

2.1 搭建实验环境

本实验在 Microsoft Visual C++ 平台上进行开发实现。

针对测试样图，采用某地提供的3波段影像，其尺寸为360 px×280 px，并设置两个终止阈值，分别为20和30。在优化器配置方面，选用了ADM优化器，其初始学习率设定为0.001。搭建测试环境如表1所示。

表1 实验平台环境

配置	环境
操作系统	Windows 11
深度学习框架	PyTorch 1.10.2
CPU	Intel Xeon
GPU	RTX6300
CUDA	11.4
编程语言	Python 3.6

在数据集的选择上，采用了两个主要的数据集，包含6 000张训练图像。将图像裁剪为512 px×512 px，并进行增噪等数据增强操作。数据集涵盖了不同标签，分别是建筑物、道路、植被、裸地和水域。在本实验中，针对特征计算设置参数，其中光谱权重为0.6，RGB三个通道的权重则均等分。通过上述实验准备，确保了实验环境的一致性。经过数据标准化处理，展开实验测试。

2.2 结果与分析

为验证本文分割方法的应用性，在上述环境下，采用了20和30作为合并终止的阈值。通过智能分割方法进行图像分割，得到具体分割效果如图2所示。

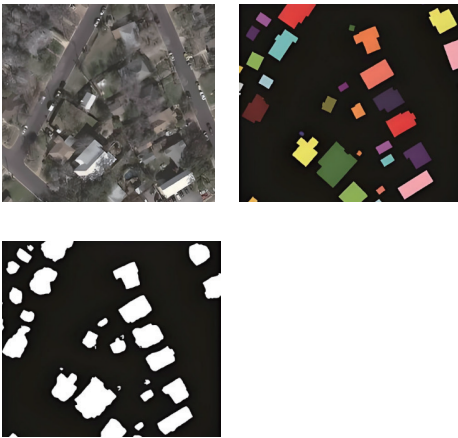


图2 遥感图像分割结果

由图2可以清晰地看出，本文提出的方法显著减少了过分割现象。在水域和陆地的分割上，该方法展现了精准的分割性能，能够在不同阈值条件下完整地识别并分割出具有鲜明纹理特征的区域。道路在分割结果中未出现截断情况，进一步提升了分割方法的准确性和完整性。因此，本文的分割方法有效优化了图像分割效果，显著提升了分割性能。

本研究通过分析本文方法在固定框架下的图像分割结

果,进一步验证了该方法能够实现更高精度的分割效果。实验中,对遥感图像进行了分割,并使用评价指标对分割结果进行了精度评估,结果如图3所示。

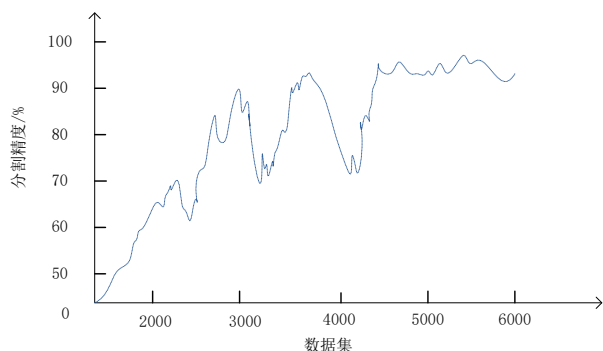


图3 图像分割精度结果

由图3中结果可知,在数据集达到6000时,本文方法分割精度达到了90%以上,在分割精度上显著提升,说明本文算法对图像分割效果具有良好的提升作用。实现了高精度的图像分割,且在很大程度上降低了对噪声的敏感性,从而得到更加准确的图像分割结果。

综上所述,本文提出的低分辨率遥感图像智能分割方法,通过结合图像的纹理特征与深度学习技术,实现了对低分辨率遥感图像的精确分割。通过提取出关键地物信息,该方法能够达到精准的分割效果,为低分辨率遥感图像处理提供了有效的解决方案。

3 结语

在复杂光照环境下,本研究提出的针对低分辨率遥感图像的智能分割方法成功减轻了光照变化带来的不利影响,精确捕捉并提取了图像中的关键目标信息。该方法通过整合离散余弦变换(DCT)进行光照校正、小波分解进行纹理特征提取,以及卷积神经网络(CNN)及其变种进行特征优化与分割决策,显著优化了分割流程。当应用于包含6000个样本的数据集时,分割精度超过90%,验证了高效分割低分辨率遥感图像的能力。然而,鉴于遥感图像复杂性与光照多样性的持续挑战,该方法仍有提升空间。展望未来,将深化遥感图像分割技术的研究,开发更为先进的算法,旨在适应更复杂光照场景与更高分辨率图像的需求。

参考文献:

- [1] 段勇,刘铁.基于语言和视觉融合Transformer的指代图像分割[J].传感技术学报,2024,37(7):1193-1201.
- [2] 张秋铭,李云红,罗雪敏,等.改进Chan-Vese模型的电力设备红外图像分割算法[J].红外技术,2023,45(2):129-136.
- [3] 张银胜,陈戈,段修贤,等.基于多层特征信息融合的滑坡图像分割模型[J].测绘学报,2024,53(11):2201-2212.

- [4] 陈幸,陈盛华,陈国华,等.基于改进模糊均值聚类算法的遥感图像分割技术[J].沈阳工业大学学报,2023,45(6):716-720.
- [5] 胡捷,赵海涛.基于掩码一致性机制的弱监督图像语义分割研究[J].应用光学,2024,45(4):741-750.
- [6] 龙丽红,朱宇霆,闫敬文,等.新型语义分割D-UNet的建筑物提取[J].遥感学报,2023,27(11):2593-2602.
- [7] 陈法法,董海飞,何向阳,等.改进U-Net网络的钢结构表面锈蚀图像分割方法[J].电子测量与仪器学报,2024,38(2):49-57.
- [8] 顾梅花,花玮,董晓晓,等.基于上下文提取与注意力融合的遮挡服装图像分割[J].纺织学报,2024,45(5):155-164.
- [9] 周涛,侯森宝,陆惠玲,等.C2 Transformer U-Net:面向跨模态和上下文语义的医学图像分割模型[J].电子与信息学报,2023,45(5):1807-1816.
- [10] 万雨龙,周冬明,王长城,等.基于像素编码和空间注意力的多尺度医学图像分割方法[J].生物医学工程学杂志,2024,41(3):511-519.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 郝明,白鹤,徐婷婷.融合ResNeSt和多尺度特征融合的遥感影像道路提取[J].光电工程,2025,52(1):41-54.
- [14] 张银胜,单梦姣,陈昕,等.基于多模态特征提取与层级感知的遥感图像分割[J].地球信息科学学报,2024,26(12):2741-2758.
- [15] 李春燕,王超,金星,等.基于增强特征提取的森林遥感图像行人小目标检测网络[J].林业工程学报,2024,9(4):130-139.
- [16] 徐虹,杨莹洁,文武,等.融合双域特征均衡的遥感图像道路提取[J].电讯技术,2024,64(6):878-886.
- [17] 邓修涵,陈颖,李翔,等.融合多阶特征和跨空间注意力的双向遥感图像配准[J].激光杂志,2024,45(12):116-124.

【作者简介】

白澜(1995—),女,河南开封人,硕士,助教,研究方向:SAR图像处理及应用。

程锦丽(1994—),女,河南周口人,硕士,助教,研究方向:压缩感知、图像处理。

(收稿日期:2025-03-03 修回日期:2025-07-02)