

基于深度学习的光学遥感影像云检测及去除方法研究

郭羿霆 乔艳球*

三亚学院 海南 三亚 572000

摘要:深度学习在光学遥感影像云检测及去除领域的研究日新月异。光学遥感影像的云检测技术至关重要,影响着数据的准确应用。深度学习凭借其在图像处理中的显著优势,已成为该领域的重要工具。同时,云去除技术同样关键,能有效恢复被云层遮挡的地表信息。深度学习为云检测及去除带来了巨大潜力,展现出广阔的应用前景。

关键词:深度学习;光学遥感影像;云检测

1 光学遥感影像云检测技术概述

随着遥感技术的迅速发展,光学遥感影像已成为地球观测的重要手段之一。因此,开发高效准确的光学遥感影像云检测技术显得尤为重要。光学遥感影像云检测技术主要依据云的物理特性,如亮度、颜色、纹理等,在遥感影像上进行识别和定位。传统的云检测方法多基于光谱阈值法,通过设定一定的光谱阈值条件来识别云层。近年来,随着深度学习技术的快速发展,其在图像识别领域的应用取得了显著成果。在光学遥感影像云检测领域,深度学习技术也展现了巨大潜力。深度学习模型能够自动学习和提取图像中的深层次特征,对复杂的云层形态和纹理具有较好的识别能力。深度学习模型还能够处理大规模数据集,通过训练大量带标注的遥感影像数据,提高云检测的准确性和鲁棒性。目前,基于深度学习的光学遥感影像云检测技术已经取得一定的研究进展^[1]。同时,随着遥感影像数据量的不断增加和计算能力的提升,未来基于深度学习的光学遥感影像云检测技术将具有更广阔的应用前景。

2 深度学习在遥感影像处理中的应用及其优势

深度学习(Deep Learning)是一种实现机器学习的技术,其核心在于模拟人脑神经网络的层次化结构和信息处理过程,通过学习大量数据,使机器能够像人一样具有分析、学习、识别和推理等智能能力。深度学习在遥感影像处理领域的应用日益广泛,其独特的优势使得它在这一领域中大放异彩。第一,深度学习通过训练神经网络模型,能够自动从海量的遥感影像数据中学习和提取复杂的特征。这一能力克服了传统影像处理算法依赖手动设计和调整特征提取规则的局限,显著提高了遥感影像处理的效率和准确性。第二,深度学习模型具有强大的泛化能力。一旦训练完成,这些模型便能够处理不同场景、不同分辨率的遥感影像,无需进行大量的参数调整。这种灵活性使得深度学习在处理大规模的遥感

数据集时特别高效。第三,深度学习还能处理复杂的遥感影像问题,如云层遮挡、地表覆盖分类等。通过构建多层次的神经网络结构,深度学习模型能够捕捉影像中的细微差异,并准确地识别出不同的地表类型或云层覆盖情况。第四,深度学习在遥感影像处理中的优势还体现在其强大的计算能力和可扩展性上。随着计算硬件的不断发展,深度学习模型能够在更短的时间内完成复杂的计算任务,为遥感影像的实时处理提供了可能。

3 基于深度学习的云检测方法设计

3.1 深度学习在遥感影像云检测中的优势

深度学习在遥感影像云检测中的优势主要表现在以下几个方面:(1)高准确性:深度学习模型能够从海量的数据中学习复杂的特征表示,这使得其在云检测任务上能够达到更高的准确率。相比传统方法,深度学习模型能够更好地捕捉到云层的细微特征,减少误检和漏检的情况。(2)泛化能力强:深度学习模型具有较强的泛化能力,能够适应不同场景、不同分辨率和不同时相的遥感影像。这种能力使得深度学习模型能够在实际应用中更加稳定可靠,并且易于扩展和迁移到新的任务和数据集上^[2]。(3)自动化程度高:深度学习模型的训练过程是一个自监督的学习过程,无需过多的人工干预。一旦模型训练完成,便可以自动地对新的遥感影像进行云检测,大大提高了处理的效率和自动化程度。

3.2 卷积神经网络(CNN)在云检测中的应用

卷积神经网络(CNN)在云检测中的应用展现出了其在处理遥感影像数据方面的强大能力。云检测是遥感图像处理中的一个重要任务,旨在从复杂的遥感影像中准确地识别出云层区域。CNN通过其独特的层次化结构,能够自动学习影像中的空间特征和模式,从而对云层进行有效的识别和分割。在云检测任务中,CNN通常被设计为编码器-解码器结构,以同时捕获影像的全局信息和局部细节。编码器部分通过一系列卷积层、池化层

和激活函数,从原始影像中提取出多尺度的特征表示。这些特征不仅包含云层的形状、纹理等基本信息,还蕴含云层的空间分布和层次结构等高级信息。解码器部分则负责将编码器提取的特征还原到原始影像的尺寸,并生成与输入影像相同分辨率的预测图。在解码过程中,通过反卷积或上采样操作,逐步恢复特征图的空间分辨率。同时,引入跳跃连接将编码器中的低级特征与解码器中的高级特征进行融合,以充分利用不同层级的特征信息,提高云检测的精度和细节。CNN在云检测任务中的应用还具有高效性。它可以并行地处理大规模的遥感影像数据集,并通过深度学习框架实现快速的前向传播和反向传播计算。这使得模型训练速度大大提升,能够快速迭代优化参数并找到最佳模型结构。这使得模型能够应对不同天气条件、不同地表覆盖类型和不同云层类型及覆盖度的挑战,实现准确的云检测。

3.3 深度学习网络架构设计

在云检测方法中,深度学习网络架构设计扮演着核心角色,它决定模型能否从遥感影像中精准地提取出云层的特征并进行准确识别。首先,编码器部分由多层级联的卷积层、池化层和激活函数构成,旨在逐步提取遥感影像中的多层次特征。通过精心选择的卷积核大小和步长,能够捕获到云层的局部和全局特征。同时,ReLU等激活函数的引入增强网络的非线性,使得模型能够学习到更为复杂的特征表示。池化层则通过降低特征图的空间维度,既减少计算量又保留了关键信息,从而提高模型的鲁棒性和效率。在编码器和解码器之间插入一个瓶颈部分,它仅包含卷积层和激活函数,而不包含池化层。这部分的作用在于进一步压缩和提炼编码器部分提取的特征,为后续解码器部分的重建工作提供更为精炼的特征表示。解码器部分则与编码器部分对称,其主要功能是通过反卷积操作逐步恢复特征图的空间分辨率,直至与输入影像的尺寸相匹配。为了充分利用编码器部分提取的丰富特征,引入了跳跃连接机制,将编码器与解码器相应层级的特征图进行融合,这不仅加速训练过程,还提高模型对云层细节的捕捉能力,进而获得更为精确的云层检测和分割结果^[1]。最后,在解码器部分的末尾,使用卷积层作为输出层,以产生与输入影像尺寸一致的像素级预测图。通过Sigmoid激活函数将输出映射至[0.1]区间内,为每个像素赋予一个属于云层的概率值,实现对遥感影像中云层的精细化检测和分割。通过使用合适的损失函数如交叉熵损失函数来度量模型预测与实际标签之间的差异,并利用反向传播算法对网络参数进行更新优化。还运用准确率、召回率和F1分数等性能指标

来评估模型在测试集上的表现,并通过迭代训练和优化来不断提升模型的云检测能力。

3.4 数据集获取和预处理

基于深度学习的云检测方法设计通常涉及多个关键步骤,其中数据集获取和预处理是不可或缺的环节。对于云检测任务来说,理想的数据集应该包含多样化的遥感影像样本,覆盖各种天气条件、地理位置和云层类型。这样的数据集能够提供足够的变异性和挑战性,以训练出鲁棒性强的模型。一方面,可以通过公开的遥感数据平台或科研机构来获取已经标注好的数据集,这些数据集往往具有较为规范的标注体系和较高的质量保证。另一方面,也可以自行收集遥感影像数据并进行标注,这需要一定的专业知识和标注工具的支持。在获取到数据集后,接下来需要进行预处理操作,以提高数据的质量和模型的训练效率。

预处理步骤通常包括以下几个方面:(1)数据清洗:检查数据集中是否存在噪声、缺失值或异常值,并进行相应的处理。对于遥感影像数据,还需要去除可能存在的云雾、阴影等干扰因素。(2)数据增强:为了增加数据集的多样性和规模,可以通过一系列数据增强技术来扩充数据集。常见的数据增强技术包括随机旋转、翻转、裁剪、缩放等图像变换,以及对对比度调整、色彩平衡等像素级别的操作。这些操作可以增加模型对不同输入情况的适应性。(3)归一化处理:对遥感影像的像素值进行归一化处理,将其缩放到一个统一的范围内(如[0.1]或[-1.1]),有助于加速模型的训练过程并提高模型的稳定性。(4)标注处理:对于需要像素级标注的任务(如云层分割),需要对数据集进行精细的标注处理。这包括手动标注、自动标注和半自动标注等方法。标注结果应该准确无误地反映出云层的位置和形状,以便于后续的训练和评估。

4 光学遥感影像云去除技术研究

4.1 光学遥感影像云去除的重要性

光学遥感影像在环境监测、气象预报、城市规划、农业管理等领域发挥着至关重要的作用。由于云层的遮挡,遥感影像中的大量信息被掩盖,这严重影响遥感影像的解译精度和应用价值。因此,光学遥感影像云去除技术的研究具有重要意义。云去除技术旨在从被云层遮挡的遥感影像中恢复出被遮挡的地表信息。这不仅可以提高遥感影像的可视化效果,更重要的是可以提高遥感影像数据的利用率和准确性。例如,在农业管理中,通过去除云层遮挡,可以更加准确地获取作物的生长状况和产量预估;在环境监测中,可以更加清晰地识别出污

污染源和污染范围；在气象预报中，则可以更精确地预测天气情况和灾害发生。随着遥感技术的快速发展和大数据时代的到来，光学遥感影像的获取变得更加容易和频繁。

4.2 云去除算法综述

基于物理模型的算法主要依赖于大气辐射传输理论和地表反射率等物理参数，通过建立云层和地表之间的物理关系模型来去除云层。这类算法通常需要对遥感影像进行复杂的物理分析和建模，因此计算量较大，但去除效果较好。常见的基于物理模型的算法包括辐射传输模型、多光谱云去除算法等。基于图像处理的算法则主要利用图像中的像素级信息，通过图像分割、插值、滤波等图像处理技术来去除云层。这类算法计算量相对较小，但去除效果可能受到图像质量、云层厚度和类型等因素的影响^[4]。常见的基于图像处理的算法包括同态滤波、多尺度融合、基于深度学习的算法等。与传统算法相比，基于深度学习的算法具有更强的自适应性和泛化能力，能够更好地处理复杂多变的云层遮挡问题。

4.3 基于深度学习的云去除方法设计

在网络架构设计方面，选择和设计一个适合云去除任务的深度神经网络结构。考虑到遥感影像数据的高分辨率和丰富的空间信息，一种流行的选择是采用编码器-解码器结构的网络。编码器部分通过多个卷积层逐步提取影像中的多层次特征，特别是在云层遮挡的区域。然后，解码器部分利用这些特征信息，通过上采样或反卷积操作逐步恢复出被云层遮挡的地表信息。为了更好地处理云层遮挡的复杂情况，可以引入注意力机制，使模型能够自适应地关注并增强被云层遮挡区域的信息。此外，多尺度融合技术也被证明能够有效结合不同尺度的特征信息，提高云去除的准确性和效率。在损失函数设

计中选择或设计一种能够全面评估云去除效果的损失函数。常见的损失函数包括均方误差（MSE）和交叉熵损失（Cross-Entropy Loss），它们能够分别度量像素级的误差和分类的准确度。因此，可以引入一些感知损失函数，如基于VGG网络的感知损失，来评估恢复出的地表信息在高层语义上与实际地表信息的相似性。一种复合损失函数的设计也值得尝试，如将像素损失和感知损失进行加权组合，以在像素级和特征级两个层面同时优化云去除的效果。

另外，采用一些先进的训练技术，如学习率衰减、早期停止和模型集成等，也可以进一步提高模型的泛化能力和鲁棒性。

结束语

随着遥感技术的不断进步和深度学习理论的日益完善，基于深度学习的光学遥感影像云检测及去除方法将在未来的遥感应用中发挥更加重要的作用。通过不断优化网络架构、设计更合理的损失函数以及采用先进的训练策略，能够进一步提高云检测和云去除的准确度和效率，从而更好地满足环境监测、城市规划、农业管理等领域的的需求。

参考文献

- [1]李红光,于若男,丁文锐.基于深度学习的小目标检测研究进展[J].航空学报,2021,42(7):107-125.
- [2]欧巧凤,肖佳兵,谢群群,等.基于深度学习的车检图像多目标检测与识别[J].应用科学学报,2021,39(6):939-951.
- [3]杜泽星,殷进勇,杨建.基于半监督学习的遥感飞机图像检测方法[J].激光与光电子学进展,2020,57(6):131-139.
- [4]徐金晓,方圆.深度学习在高分辨率遥感影像解译中的应用研究[J].通信电源技术,2019,36(08):68-69+72.