

高光谱遥感图像分类中的多模态融合技术研究综述

刘丰源,周 杰,李 想,王琼林,夏成蹊*

(航天工程大学,北京市,101400)

摘要 高光谱遥感图像分类中的多模态融合技术研究旨在通过整合不同模态的数据信息,提升分类精度与可靠性。本研究采用文献综述法,系统梳理了多模态融合技术的发展历程、主流方法及其优缺点。研究成果表明,多模态融合技术能够有效利用高光谱遥感图像中丰富的光谱信息和空间信息,克服单一模态数据的局限性。该技术不仅显著提高了图像分类的准确性,还为地物识别、环境监测等相关领域提供了更精确的数据支持,推动了遥感技术的进一步发展与应用。

关键词 高光谱遥感图像分类;多模态融合;特征层融合;决策层融合

中图分类号:TP751 文献标识码:B

文章编号:1008-0899(2026)10-0004-03

高光谱遥感图像分类作为遥感领域的重要研究方向,其目标是通过分析地物光谱特性实现对地表覆盖类型的精确识别。然而,单一模态的高光谱数据在分类任务中往往面临信息不足或冗余的问题,导致分类精度受限。为了克服这一挑战,多模态融合技术应运而生,并逐渐成为提升分类性能的关键手段。多模态融合技术旨在整合不同来源或不同类型的数据,如高光谱图像与全色图像、激光雷达数据等的互补信息,从而增强特征表达能力并提高分类准确性。近年来,随着传感器技术的进步和计算能力的提升,多模态融合技术在高光谱遥感图像分类中的应用得到了广泛关注。本文将系统回顾该技术的发展历程,剖析主流方法,并探讨其未来发展趋势,以期对相关研究提供参考与借鉴。

1 多模态融合技术发展历程

1.1 早期简单融合方法

多模态融合技术的早期研究主要依赖于简单的融合方式,例如直接叠加或基于像素层的融合方法。这些方法通过将不同传感器的数据在像素级别进行组合,旨在增强信息表达的全面性。然而,

这种简单叠加的方式往往忽略了数据之间的异质性和冗余性,导致融合结果中存在噪声干扰和信息丢失的问题^[1]。此外,早期方法通常假设各模态数据具有相同的权重和重要性,未能充分考虑不同模态数据在特定任务中的贡献差异。尽管这些方法在理论上易于实现,但其局限性在于无法有效挖掘多模态数据之间的深层次关联,从而限制了分类精度的提升。

1.2 复杂多元融合方法的演变

随着遥感技术和计算机视觉领域的发展,多模态融合方法逐渐从简单的像素层融合向更加复杂的特征层和决策层融合演进。特征层融合方法通过对不同模态数据提取抽象特征并进行联合分析,能够在一定程度上缓解数据异质性和冗余性的问题。近年来,深度学习技术的兴起为多模态融合方法注入了新的活力。例如,基于卷积神经网络(CNN)的三维特征融合模型能够深入挖掘高光谱影像的空谱联合特征,并通过低中高层特征的融合显著提升分类精度^[2]。这些复杂多元融合方法的出现背景在于对更高分类精度和更强适应性的需求,其特点在于能够充分利用多模态数据之间的互补性,同时具备较强的鲁棒性和泛化能力。

2 主流多模态融合技术剖析

2.1 基于特征层的融合方法

基于特征层的融合方法旨在通过提取和整合不同模态数据的特征来实现信息融合,从而提升高光谱遥感图像分类的精度。这类方法通常包括特

作者简介:刘丰源(2005~),男,河南南阳人,本科在读,研究方向:遥感图像分类。

通讯作者:夏成蹊(1994~),男,河北保定人,硕士,讲师,研究方向:遥感图像处理。

征提取和特征选择两个关键步骤。在特征提取阶段,常用的技术有主成分分析(PCA)和独立成分分析(ICA),这些技术能够有效降低数据维度并保留关键信息^[3]。此外,基于深度学习的特征提取方法近年来也取得了显著进展。在特征选择阶段,算法如递归特征消除(RFE)和基于信息论的方法被用来筛选最具代表性的特征,以减少冗余信息并提高分类效率。尽管基于特征层的融合方法在理论上具有较高的灵活性,但其实用性往往受限于特征提取器的性能以及对不同模态数据特征对齐的要求。

2.2 基于决策层的融合方法

基于决策层的融合方法通过在分类器输出层进行信息整合,避免了特征层融合中对数据对齐的严格需求,因此在处理异构数据时表现出更强的适应性。这类方法的核心在于设计有效的融合策略,以结合多个分类器的决策结果。常见的融合技术包括投票法、加权平均法以及更复杂的贝叶斯推理和证据理论(D-S理论)^[4]。其中,投票法通过统计多个分类器的类别预测结果来决定最终分类标签,适用于简单场景下的快速决策;而加权平均法则通过为不同分类器分配权重来平衡其贡献,从而提升分类性能。D-S理论因其能够处理不确定性和冲突信息,在高光谱遥感图像分类中得到了广泛关注^[5]。然而,基于决策层的融合方法也面临一些挑战,例如如何合理确定分类器权重以及如何有效融合多个分类器的置信度信息。这些问题需要在未来的研究中进一步探索和优化。

3 多模态融合技术面临的挑战与解决方案

3.1 不同模态数据间的配准难题

在高光谱遥感图像分类中,不同模态数据通常来源于多种传感器,这些数据在空间分辨率、时间获取间隔以及光谱响应特性上存在显著差异,导致配准过程面临严峻挑战。例如,高光谱图像与LiAR数据的融合需要解决两者在空间尺度上的不一致性问题^[6]。此外,由于数据采集条件的限制,如天气变化或传感器校准误差,进一步加剧了时间维度上的配准难度。现有研究提出了一系列配准方法与策略,以应对上述问题。李雷等结合超像素分割方法与扩展多属性轮廓(EMAP)技术,提取像素级和超像素级特征,从而在多尺度下实现更精确的配准^[7]。这些方法通过引入空间上下文信息和多尺度

分析,显著改善了不同模态数据间的配准效果。

3.2 融合模型的复杂性

多模态融合模型因涉及多种数据处理与融合操作而变得复杂,这对模型的设计与优化提出了更高要求。首先,不同模态数据的特征表达形式各异,如何统一其特征空间是一个关键问题。例如,在融合高光谱图像与LiDAR数据时,需要将光谱特征与三维几何特征进行有效整合,这通常依赖于复杂的深度学习架构。其次,融合模型往往包含多个子模块,如特征提取、特征融合与分类器等,各模块之间的参数调优与协同工作增加了模型的复杂性。为简化模型并提高其可解释性,现有研究进行了多种尝试。唐婷等提出了一种融合卷积长短期记忆(ConvLSTM)和多注意力机制网络的方法,通过分支架构分别提取光谱和空间特征,并在各分支中引入注意力机制以增强特征提取能力,从而降低模型的整体复杂度^[8]。此外,基于多尺度3D-CNN和卷积块注意力机制的方法通过残差思想构建深层网络,同时采用Dropout方法处理过拟合问题,进一步提升了模型的简洁性与鲁棒性^[9]。这些研究为多模态融合模型的优化提供了重要参考,但仍需进一步探索如何在保证分类精度的同时实现模型的轻量化与透明化。

4 多模态融合技术的未来发展趋势

4.1 与新兴技术的结合

多模态融合技术在高光谱遥感图像分类中的研究正逐步向与深度学习、人工智能等新兴技术的结合方向迈进。例如,三维卷积神经网络(3D-CNN)被广泛应用于高光谱影像的空-谱联合特征挖掘,通过低中高层特征信息的融合显著提升了分类精度^[10]。此类方法不仅克服了传统融合技术在特征表示上的局限性,还为复杂场景下的多模态数据融合提供了新的解决方案。未来,随着深度学习模型的不断优化以及计算资源的持续提升,多模态融合技术有望在更高维度、更复杂的数据处理任务中展现出更强的适应性。

与此同时,人工智能技术的快速发展也为多模态融合技术注入了新的活力。强化学习和迁移学习等新兴领域的成果正在被逐步应用于高光谱遥感图像分类中,以解决样本不足和类别不平衡等问题。这种跨领域知识迁移的能力使得多模态融合

技术在面对多样化应用场景时具备更高的灵活性和通用性。总体而言,多模态融合技术与深度学习及人工智能的结合不仅拓展了其理论框架,也为实际应用提供了更为强大的技术支持。

4.2 应用领域拓展

多模态融合技术在高光谱遥感图像分类中的应用领域正在不断扩展,展现出广阔的发展前景。特别是在城市精细化管理、生态环境监测以及资源调查等领域,该技术正逐步成为不可或缺的工具。例如,基于珠海一号高光谱遥感影像的研究表明,多模态融合技术能够有效支持煤田区域的碳汇变化分析,为生态环境修复提供科学依据^[11]。

展望未来,多模态融合技术有望在更多新兴领域发挥重要作用。例如,在农业精准管理中,该技术可以通过整合高光谱影像与气象数据,实现对作物生长状态的实时监测与产量预测;在灾害评估中,结合多源遥感数据与地理信息系统,能够快速生成受灾区域的详细地图,为应急救援提供决策支持。这些应用不仅体现了多模态融合技术的广泛适用性,也为其进一步发展提供了丰富的实践场景和研究方向。

5 结语

多模态融合技术整合高光谱与多源遥感数据,弥补单一模态局限,显著提升地物分类精度与鲁棒性。融合方法从像素层叠加演进至特征层与决策层深度协同,正向智能化、自适应方向发展。针对数据配准与模型复杂度挑战,深度学习为异构特征对齐与参数优化提供可行路径。未来,大模型与自监督学习等前沿技术深度融入遥感应用,将推动多模态融合在地球科学、智慧城市与生态监测等领域释放更大潜力,促进遥感信息处理向语义理解与知识发现迈进。

参考文献

- [1] 周京菊.基于深度学习的多模态图像融合算法研究[D].烟台大学,2025.DOI:10.27437/d.cnki.gytdu.2025.000632.
- [2] 郭喆.基于深度学习的遥感图像目标检测算法研究[D].中国科学院大学(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所),2025.DOI:10.27522/d.cnki.gkegs.2025.000139.
- [3] 夏博.面向复杂动态场景下的多模态图像融合应用研究[D].临沂大学,2025.DOI:10.44252/d.cnki.glydx.2025.000011.
- [4] 谭平.基于自监督学习的多模态遥感图像分类研究[D].湖南理工学院,2025.DOI:10.27906/d.cnki.gn-gly.2025.000043.
- [5] 王斌,宋冬梅,戴嵩,等.基于高光谱影像和LiDAR点云的城市地物分类实验方案设计[J].实验室研究与探索,2023,42(02):5-10+151.DOI:10.19927/j.cnki.syyt.2023.02.002.
- [6] 于瀚洋,蓝朝桢,王龙号,等.多模态遥感影像匹配的深度学习研究进展与趋势[J].地球信息科学学报,2025,27(08):1896-1919.
- [7] 李雷,孙希延,纪元法,等.融合超像素和多属性形态学轮廓方法的高光谱图像分类[J].自然资源遥感,2023,35(04):114-121.
- [8] 唐娉,潘新,罗小玲,等.融合ConvLSTM和多注意力机制网络的高光谱图像分类[J].光谱学与光谱分析,2023,43(08):2608-2616.
- [9] 吴庆岗,刘中驰,贺梦坤.融合MS3D-CNN和注意力机制的高光谱图像分类[J].重庆理工大学学报(自然科学),2023,37(02):173-182.
- [10] 郎函.基于Transformer的高光谱遥感图像融合算法研究[D].北方民族大学,2025.DOI:10.27754/d.cnki.gb-fmz.2025.000420.
- [11] 袁媛.基于珠海一号高光谱影像的大同煤田区碳汇变化[J].测绘通报,2023,(12):127-131.DOI:10.13474/j.cnki.11-2246.2023.0371.