

Advancing Deep Learning for Satellite Imagery: Self-Supervised Techniques and Domain Adaptation for Land and Urban Monitoring

Daniela FAUR, Weiwei GUO, Zenghui ZHANG and Mihai DATCU

Abstract

我们项目的目标是创建先进的深度学习算法和工具，以利用密集卫星图像时间序列 (SITS) 的潜力。所设计的算法旨在自动识别模式、关系和演变动态，从而有助于更深入、更直接地了解特定场景和目标的基本特征过程。

这些技术将在不同的场景中应用：可持续农业的土地监测、城市地区的线性变形率估算以及支持智能和可持续城市信息服务的城市演化。

我们为合成孔径雷达和光学遥感图像开发了创新的自监督预训练方法。我们引入了一种多嵌入对比预训练方法，这种方法既节省时间又节省数据，重点是学习多个嵌入特征级别的图像表示，而不是依赖数据增强。此外，我们还开发了一种 3D-MAE 自监督表征学习策略，将合成孔径雷达和光学图像数据合并为单一的 3D 张量，以促进并发特征学习。鉴于在空间和时间上精确调整合成孔径雷达和光学图像所面临的挑战，我们为合成孔径雷达设计了一个自我监督学习框架，利用光学数据来提高其有效性。

我们采用了适用于各种卫星图像的域适应新分类方法。由于合成孔径雷达图像与光学图像之间的差异，以及来自不同平台的合成孔径雷达图像的不同，我们研究了领域适应策略。然后，我们引入了一个基于对抗学习的域适应框架，并结合原型正则化来提高目标域中数据集群的能力。

我们利用光学和雷达模式完成了农田语义分割任务。我们的实验使用了 PASTIS 数据集，该数据集包含超过 2.4k 128 x 128 时间序列，每次采集包含 10 个相关的 Sentinel-2 (S2) 波段 (在 Sentinel-2 提供的 13 个波段中，不包括 B1、B9 和 B10 波段)。我们还对与之对应的多模态数据 (即 PASTIS-R) 进行了试验，其中包含升轨和降轨的相应哨兵-1 (S1) 时间序列。我们对 S1

+ S2 预测的多种融合技术进行了测试，得出了最佳方法的结论，同时还提出了一种技术，通过融合中期策略中的交叉关注模块，检索最有影响/无影响的时间戳。

此外，还构建并利用了一种涉及哨兵 1 号卫星获取的图像时间序列的断层合成孔径雷达处理技术。我们采用了一种双尺度处理方法，包括对多时相数据集进行低分辨率的初始预处理和随后的高分辨率分析。

此外，我们还利用哨兵数据创建了一个全面的 OpenSARUrban 基准数据集，并引入了人机协作注释工具。该工具旨在提高解读遥感图像的准确性和效率。