

基于迭代模糊核估计的遥感图像时空融合算法

姚振稷¹ 石珂珂¹
YAO Zhenji SHI Keke

摘要

遥感卫星图像是地球科学领域不同应用的重要地理信息源。然而,由于光学传感器技术的限制以及更新传感器设备的高昂成本,地球观测卫星的时间和空间分辨率可能无法满足人们期望的要求。为了充分挖掘当前观测到的遥感图像中潜藏的信息,遥感图像时空融合的方法被提出。对此,提出一种基于迭代模糊核估计的遥感图像时空融合方法,基于退化模型,使用多个神经网络来表示不同传感器图像之间的关系,以提升模型对于目标时刻预测图像的准确度,从实验结果来看,所提出的方法取得了良好的效果。

关键词

遥感; 时空融合; 超分辨; 深度学习

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.10.014

0 引言

遥感卫星图像是地球科学领域不同应用的重要地理信息源。随着全球环境变化的加剧,在过去的几十年中,卫星遥感技术越来越受到关注。例如,遥感数据在检测作物生长、地表变化检测和灾害监测中起着非常重要的作用。连续观测是动态监测的基本要求,因此高时间分辨率成为满足远程监测要求的重要特性。同时,全球陆地景观的碎片化使得这些应用需要具有高空间分辨率的遥感数据。然而,尽管已经发射了许多具有不同特性的卫星传感器,由于光学传感器技术的限制以及更新传感器和设备的高昂成本,目前地球观测卫星的时间和空间分辨率仍然无法满足人们期望的要求。为了充分利用当前遥感数据在地表动态监测中的潜力,遥感数据的时空融合是一种在技术和经济上都具有可行性的方法^[1-3]。

时空融合的目的是将两种具有相似波段数量和带宽的遥感数据整合在一起^[4-5]。其中,一类是具有高空间分辨率和低时间分辨率的精细图像,另一类是具有低空间分辨率和高时间分辨率的粗略图像。如果给定先前日期的一对或多对精细-粗略图像,以及预测日期的一个或多个粗略图像,则时空融合模型将这些图像整合在一起,以生成预测日期的高空间分辨率图像,图1展示了时空融合的输入与输出。

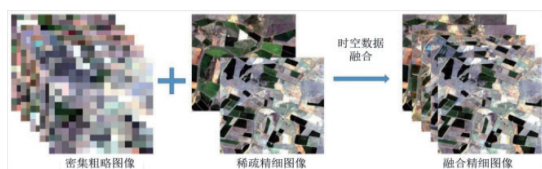


图1 时空融合的输入与输出

另一方面,图像超分辨(SR)是一种广泛使用的技术,用于通过增强低分辨率输入图像的空间或光谱质量来从低分辨率图像集生成高分辨率图像。作为一项非常重要的计算机视觉任务,图像超分辨率在遥感、医学成像、视频监控和生物识别等领域有着广泛的实际应用,旨在从给定的低分辨率(LR)图像中恢复高分辨率(HR)遥感图像的遥感图像超分辨率(RSSR)引起了人们的极大关注。

基于遥感图像时空融合问题与图像超分辨问题在任务上的相似性,在本文中,将遥感图像的时空融合问题视作给定一对先验图像的遥感图像超分辨问题。因此,引入了一些在图像超分辨问题上取得成功的方法来解决遥感图像的时空融合问题。

1 相关工作

超分辨率的概念来源于提高光学系统的分辨率,使其超过衍射极限。在过去的二十年里,超分辨率(SR)的概念被定义为从相应的低分辨率(LR)图像产生高分辨率(HR)图像的方法。最初,这种技术被归类为空间分辨率增强^[6]。超分辨率的应用包括计算机图形学、医学成像、安全和监视,这表明了近年来这一话题的重要性。而单遥感图像超分辨率(SRSISR)旨在从相应的低分辨率遥感图像中恢复高分辨率遥感图像。HR和LR图像之间的退化模型 Ψ 可以数学公式化为:

$$I_{LR} = \Psi(I_{HR}, \delta) + n \quad (1)$$

式中: I_{LR} 和 I_{HR} 分别表示低分辨率和高分辨率遥感图像, δ 表示下采样操作的参数, n 表示下采样过程中的噪声。遥感图像超分辨率则是退化模型的逆过程,主要致力于从给定的ILR中恢复IHR。虽然研究人员已经探索了图像超分辨率几十年,但这在计算机视觉中仍然是一项具有挑战性的任务。

1. 贵州轻工职业技术学院 贵州贵阳 550000

[基金项目] 贵州轻工职业技术学院院级科研课题(24QY37)

LR 和 HR 图像之间存在根本的不确定性,因为不同 HR 图像的下采样可能会导致相同的 LR 图像,也就是说,对于任何给定的 LR 图像,都可能对应了好几个在相机角度、颜色、亮度或者其他变量方面略有不同的 HR 图像。这就使得这种转换成为一对多的过程。

过去,在超分辨率领域,涌现出了许多经典的 SR 方法,如基于统计的方法、基于预测的方法、基于补丁的方法、边缘和稀疏表达的方法等。传统的遥感图像超分辨率重建方法主要有三类:频域法、空域法和频域-空域结合的方法。频域法主要分为频谱解混叠算法、递归最小二乘法等,基于的理论前提过于理想化,不能有效地应用于多个场合,所以目前这类方法已不再成为研究的主流;空域法虽然灵活性好,但是涉及帧内运动模糊、光学模糊以及其他复杂的降质模型等诸多因素,导致其优化方法复杂、计算的代价大,不能成为主流的方法;频域-空域结合的方法虽然结合了频域法和空域法的优势,但运算复杂、计算量大,也不能成为主流的方法^[7]。

最近,由于计算能力和大数据的发展,研究人员开始使用深度学习(DL)来解决 SR 问题。基于深度学习的图像超分辨率重建方法最先由 Dong 等于 2016 年提出,深度学习方法打破了频域法、空域法和频域-空域法的局限性,在重建效果上有了很大的提升,该方法步骤如图 2 所示。先将低分辨率和高分辨率遥感图像对送入深度学习方法中进行学习训练,得到低分辨率和高分辨率遥感图像之间的关系,再将低分辨率遥感图像送入训练好的深度模型中,得到重建后的超分辨率遥感图像。目前,最常用的基于深度学习的遥感图像超分辨率重建方法主要有两种架构,分别是基于 CNN(convolutional neural networks)的方法和基于 GAN(generative adversarial network)的方法,在这些架构基础上,研究者们根据遥感图像的不同特点,设计、组合不同的模块来提高遥感图像的超分辨率重建效果。

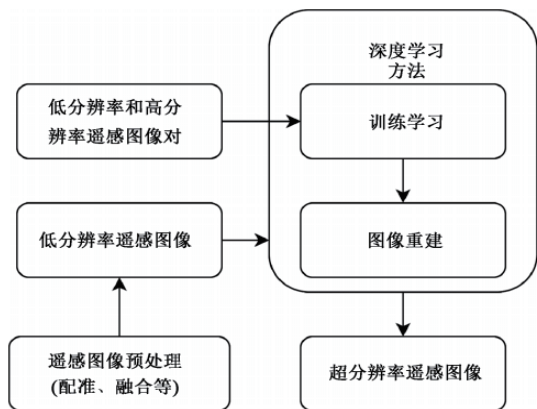


图 2 基于深度学习的遥感图像超分辨率重建步骤

在最近的研究中,基于深度学习的 SR 方法展示出了比经典超分辨率方法更优越的性能,并且经常使用 DL 方法来实

现 SR。研究人员使用了一系列方法来探索 SR,从卷积神经网络(CNN)的第一种方法到最近使用的生成对抗网(GAN)。这些方法大多数假设了下采样期间的模糊核是已知的(例如双三次)。然而,现实的应用场景中涉及的模糊核往往是复杂而又未知的,这也导致了这些 SR 方法在实际应用的时候性能严重下降。

2 方法

在本文的方法中,使用 I_{HR} 表示时空融合中的精细图像,用 I_{LR} 表示时空融合中的粗略图像。本文认为精细图像和粗略图像之间可以用一个退化模型来表示,如同等式(1)一样。这样,遥感图像的时空融合问题就转化为一个图像退化模型中模糊核估计的问题。

由于最近深度学习的方法在超分辨率问题上的优异表现,在本文的方法中,也引入了深层的神经网络来表示图像的修复过程。对于模糊核 h ,使用神经网络 P 来对它进行初始化,模型 P 的输入是粗略图像 I_{LR} 。

$$h_0 = P(I_{LR}) \quad (2)$$

式中: h_0 表示模糊核 h 的初始化结果。

当然,由于超分辨率问题从根本上来说是一个病态问题,很难通过一个简单的模型 P 就能准确地估算出模糊核 h ,因此,在本文的方法中,引入了一种迭代估计模糊核 h 的策略。

同样,在迭代估计模糊核 h 的策略中,本文也使用了神经网络 C 来表达对模糊核估计的这一过程。鉴于残差策略在深度学习中取得的良好表现,本文也引入了这种策略,也就是说,本文的神经网络 C 表示的是模糊核每次迭代的残差:

$$h_{t+1} = C(h_t) + h_t \quad (3)$$

式中: h_t 表示第 t 次迭代时的模糊核。

最后,使用一个神经网络模型 F 来表示超分辨率过程,即它的输入是粗略图像 I_{LR} 和估计的模糊核 h ,输出是超分辨率网络处理的结果 I_{SR} 。

$$I_{SR} = F(I_{LR}, h) \quad (4)$$

在训练过程中,在初次迭代时,需要用模型 P 来初始化模糊核 h ,而在后续的迭代中则不会再用模型 P 。模糊核 h 初始化完成后,需要用模型 C 对模糊核进行估计,之后用估计的模糊核 h 和输入低分辨率图像 I_{LR} 一起放入超分辨率模型 F ,这样就得到了整个方法的输出结果。

本文的模型都使用了 Leaky ReLU 作为激活函数,由于模型 P 仅需要从输入图像 I_{LR} 中提取空间信息来生成初始化模糊核 h_0 ,模型任务相对更简单一些,因此赋予了它更小的复杂度。使用 3 个卷积层来构建模型 P ,每个卷积层都有一个 3×3 的卷积核。而对于模型 F 和模型 C ,由于更艰巨的任务,

赋予了它们更高的模型复杂度，使用 5 个卷积层来构建模型 F 和 C ，同样，每个卷积层都有一个 3×3 的卷积核。

在模型训练阶段，由于只有一对粗略 - 精细图像对作为先验进行训练，可以考虑使用一些数据增强技术（如图像翻转等）来丰富训练数据。对于神经网络的优化，使用 Adam 方法，基于学习率 α 来优化模型。随着模型的不断训练，学习率 α 也会不断变化。

3 实验与分析

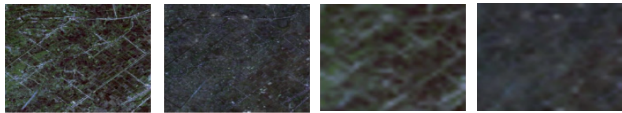
3.1 实验介绍

在本小节中，为了展示本文算法的特性，选取了 1 个场景的精细 - 粗略图像对来进行实验。其使用的是 Landsat ETM+ 卫星图像和 MODIS 卫星图像，在本文的研究中，选取 MODIS 数据中的 4、1、2 波段（1、2 波段从 250 m 空间分辨率下采样到 500 m）与 Landsat ETM+ 数据中光谱范围对应的 2、3、4 波段进行时空融合，空间分辨率差异为 16 倍。表 1 展示了 Landsat ETM+ 与 MODIS 对应的波段。

表 1 Landsat ETM+ 与MODIS 对应的波段

	Landsat ETM+			MODIS		
	波段	波长 /nm	分辨率 /m	波段	波长 /nm	分辨率 /m
Band1	2	525 ~ 605	30	4	545 ~ 565	500
Band2	3	630 ~ 690	30	1	620 ~ 672	250
Band3	4	775 ~ 900	30	2	841 ~ 890	250

本文的实验图像来自湖南省洞庭湖周边，分别于 2019 年 4 月 8 日和 2019 年 6 月 27 日获取 t_1 时刻和 t_2 时刻图像，该地区在研究时段内发生了大幅的物候变化且在局部地区发生了剧烈的土地覆盖类型变化，这对于当前的时空融合算法是个巨大的挑战。对于这个场景来说， t_2 时刻的精细图像都是要重建的目标图像，并用作评估的参考数据，而 t_1 时刻的精细 - 粗略图像对则会充当先验，被用于模型的训练。图 3 展示了本文的图像数据。



(a) t_1 时刻精细图像 (b) t_2 时刻精细图像 (c) t_1 时刻粗略图像 (d) t_2 时刻粗略图像

图 3 实验场景观测到的真实图像

为了定量评估各种方法的效果，使用了一些统计指标来评价各种方法输出结果的质量。第一个指标是均方根误差（root mean square error, RMSE），它描述了融合结果与实际观察到的图像之间的反射率差异，它是无量纲指标，值越小说明输出图像质量越高。第二个指标是光谱角映射（spectral angle mapper, SAM），用于衡量融合结果与实际

观测到的图像之间的光谱差异，它的单位为角度（°），值越小说明融合结果越好。第三个指标是结构相似性（structural similarity, SSIM），它通过测量预测图像和真实图像之间整体结构的相似性来评估融合结果的空间质量。SSIM 为无量纲指标，有效值范围是 -1 ~ 1，越接近 1 说明结果越好。第四个指标是峰值信噪比（peak signal to noise ratio, PSNR），该指标单位为 dB，是一种全参考的图像质量评价指标，数值越大表明输出结果质量越高。

3.2 实验结果分析

在本小节中，为了展示本文方法的性能，选取了 STFDCNN^[8] 算法作为对比。为了确保公平的比较，采用了作者在论文中给出的默认参数。

图 4 展示了各种方法的结果比较。实验场景中发生了剧烈的土地覆盖变化，因此每个算法在该场景都面临着严峻的挑战。从每个图片第二行的放大内容来看，本文方法是最接近参考图像的预测结果。

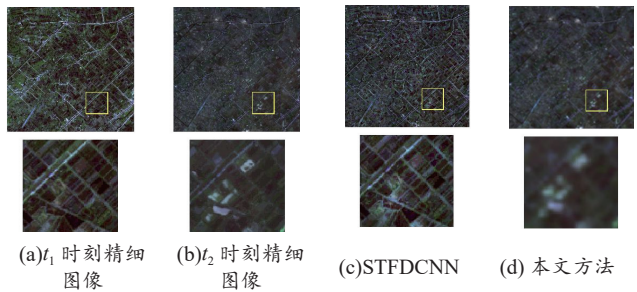


图 4 时空融合算法视觉比较

表 2 展示了实验结果的量化比较。从表 2 中可以看出，本文的方法在 SSIM、RMSE、SAM 等指标上均存在一定程度的提升，总体上来说，该方法在实验场景中取得了良好的预测效果。

表 2 时空融合算法量化比较

指标	波段	STFDCNN	本文算法
PSNR	Band1	27.609 3	24.847 9
	Band2	23.098 8	21.495 6
	Band3	23.438 6	20.623 7
	Average	24.715 6	22.322 4
RMSE	Band1	0.058 2	0.038 6
	Band2	0.095 4	0.048 7
	Band3	0.104 8	0.067 8
	Average	0.086 1	0.051 7
SAM		9.459 8	4.561
SSIM	Band1	0.404 9	0.589 5
	Band2	0.268 1	0.504 6
	Band3	0.271 4	0.381 9
	Average	0.314 8	0.492

（下转第 70 页）

示对某些区域的定位精度；当网格分辨力一致时，固定计算步长的定位计算次数较大，效率较低。本文提出的基于地球剖分网格的定位能力计算能够在兼顾网格分辨力的情况下，大幅降低定位计算次数，提升计算效率。

4 结语

本文针对无源定位原理和地球剖分网格技术进行了分析，并根据无源定位的圆概率误差的物理特点，设计了基于地球剖分网格的定位能力计算方法。经过仿真验证，相对于原有的固定步长的定位计算方法，能够在保持较高定位网格分辨力的情况下，降低定位计算次数，提高区域定位能力计算效率。

参考文献:

[1] 刘显鹤,鲁建辉,白雪健.基于交叉定位法对无人机飞行的纯方位无源定位问题的研究[J].应用数学进展,2023,12(7):3365-3377.
[2] 王颖颖,常俊,武浩.室内 Wi-Fi 定位技术的多参数优化研究[J].计算机工程,2021,47(9):128-135.
[3] 袁海涛,刘岩.无源室内定位导航技术服务平台设计与应

用[J].北京测绘,2017(S1):61-64.
[4] 钱泓宇,李源,王晴,等.无源物联网定位技术发展现状及演进趋势[J].电信科学,2024,40(7):96-107.
[5] 彭俊澄.基于无人机平台的无源定位技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2023.
[6] 窦雪倩,李华,许博.基于几何稀释度的多站外源时差定位最优布站方法[J].电子信息对抗技术,2018(5):37-40.
[7] 毛泽湘,梁汝鹏.基于圆概率误差的时差定位系统最优布站[J].指挥信息系统与技术,2020(4):74-77.
[8] 刘智奇,南英,谢如恒.基于剖分网格的空域冲突检测方[J].舰船电子工程,2022(4):157-161.
[9] 全国地理信息标准化技术委员会.地球空间网格编码规则,GB/T 40087—2021[S].北京:中国标准出版社,2021.
[10] 王莉,兀伟,邓国庆,等.地球空间网格编码技术分析[J].测绘通报,2020(10):131-134.

【作者简介】

项川(1991—),男,四川富顺人,硕士,工程师,研究方向:电子信息控制。

(收稿日期:2024-08-16)

(上接第 65 页)

4 总结

传统的遥感图像时空融合模型更多考虑的是用低空间分辨率图像的线性组合来重建高空间分辨率图像，而忽视了不同传感器之间存在的差异导致的图像间的退化模型，因此往往无法准确地表示地表事物的时间变化，使得最终预测精度不高。针对这个问题，本文提出了一种基于迭代模糊核估计的时空融合算法，只需要一对粗略-精细图像就能完成该模型的训练，充分考虑了传感器差异导致的，使其在预测目标日期精细图像时能取得良好的效果。

在本文中，提出一种基于迭代模糊核估计的遥感图像的时空融合方法，该方法使用 3 个神经网络模型来表达不同传感器的遥感图像之间的退化模型关系，该模型只需要一对粗略-精细图像进行训练。从实验结果来看，本文方法在 RMSE、SAM、SSIM 等指标上均有不同程度的提高。

参考文献:

[1] 安娜,赵莹莹,孙娅琴,等.基于奇异谱分析的改进遥感时空融合模型[J].自然资源遥感,2023,35(2):89-96..
[2] 李大成,韩启金,赵涌泉.一种单时相高分辨率遥感影像时空融合算法[J].计算机工程与应用,2018,54(5):191-199.
[3] 张华,郝明,郭迪洲,等.一种面向对象的遥感影像数据时

空融合方法,系统及设备:CN112508832A[P].2021-03-16.
[4] 姚振稷,欧阳恒.基于单样例的遥感图像时空融合算法[J].电视技术,2024,48(5):69-71.
[5] 姚振稷.基于多源传感器的遥感图像时空融合算法研究[D].合肥:合肥工业大学,2021.
[6] 王云龙.基于深度特征融合的图像超分辨率技术研究[D].芜湖:安徽工程大学,2024.
[7] 成科扬,荣兰,蒋森林,等.基于深度学习的遥感图像超分辨率重建方法综述[J].郑州大学学报(工学版),2022,43(5):8-16.
[8] SONG H, LIU Q, WANG G, et al.Spatiotemporal satellite image fusion using deep convolutional neural networks[J].IEEE journal of selected topics in applied earth observations & remote sensing, 2018,11(3): 821-829.

【作者简介】

姚振稷(1995—),男,贵州遵义人,硕士,助教,研究方向:计算机技术。

石珂珂(1994—),女,河南漯河人,硕士,助教,研究方向:通信与信息系统。

(收稿日期:2024-06-28)