使用完全合成训练的高光谱遥感图像无监督超分辨率

Xinxin Xu、*Yann Gousseau*、*Christophe Kervazo*、*Sa¨ıd Ladjal*

T´el´ecom Paris - 巴黎综合理工学院 IDS系
19 Pl. Marguerite Perey, 91120 帕莱索，法国

arXiv:2601.16602v1 [eess.IV] 23 Jan 2026

摘要

为提高高光谱图像的空间分辨率并充分发挥其潜力，已有大量研究致力于高光谱单图像超分辨率。然而，这些方法大多采用监督学习，需要使用包含真实值的数据进行训练，而这类数据通常难以获得。为解决这一问题，我们提出了一种针对高光谱遥感图像超分辨率的新型无监督训练策略，该策略基于合成丰度数据。首先，通过解混将高光谱图像分解为丰度和端元。随后，利用合成丰度训练丰度超分辨率神经网络；这些合成丰度通过枯叶模型生成，能够忠实地模拟真实的丰度统计特性。接着，使用训练好的网络提高所处理高光谱图像丰度的空间分辨率，最后通过与端元重新组合得到高分辨率高光谱图像。实验结果表明，合成图像具有良好的训练潜力，并证明了该方法的有效性。

索引词— 高光谱图像；遥感；超分辨率；无监督学习；合成训练数据

1. 引言

与常见的多光谱图像不同，高光谱图像（HSI）以许多连续且狭窄的光谱波段采集场景。因此，高光谱图像是三维图像，包含两个空间维度和一个光谱维度。得益于丰富的光谱信息，高光谱图像在遥感领域有着广泛的应用，例如土地覆盖与土地利用 [1], 、地质学、植被监测 [2] 和天体物理学[3]等。 然而，受光学条件限制，高光谱传感器的像素通常比多光谱传感器的像素更大，因此获取的图像空间分辨率更低。

本研究部分由国防创新局（Agence de l’Innovation de D´efense，AID）通过国防与安全跨学科研究中心（Centre Interdisciplinaire d’Etudes pour la D´efense et la S´ecurit´e，CIEDS）资助（项目 2023 -ALIA）。

在此背景下，高光谱图像超分辨率旨在提高高光谱图像的空间分辨率，同时保持其光谱分辨率，近几十年来广受关注。现有方法可分为两类：多光谱/高光谱融合和单图像超分辨率（SISR）。

多光谱/高光谱融合的原理是将空间分辨率较高的多光谱图像与光谱分辨率较高的高光谱图像进行融合。许多融合方法依赖于高光谱解混，将待处理图像分解为端元和丰度。其核心思想是利用多光谱图像的丰度（其中包含场景的大部分空间信息），并结合高光谱图像的端元（其中包含光谱信息）。基于这一原理和现代深度学习方法，Zheng等人提出了HyCoNet，其结构由3个自编码器组成，并且可以直接从图像中估计点扩散函数（PSF）和光谱响应函数（SRF） [4]。最近，Hong等人 [5] 提出了一种基于解混的融合网络，该网络先将图像解耦为共有分量和传感器特定分量，再将它们重新组合到新的图像空间中。

尽管多光谱/高光谱融合方法备受关注，但由于多光谱与高光谱图像对难以实现完美配准，这些方法的应用受到阻碍。因此，本研究转而聚焦于单图像超分辨率方法。早期方法依赖基于模型的方法。例如，2005年，Akgun 等人[6]将超分辨率任务表述为一个逆问题，并采用基于凸集投影 [7] 的方法求解。近年来，数据驱动方法已占据主导地位，并涌现出大量卷积神经网络（CNN）结构。例如，Yuan 等人 [8] 采用迁移学习技术，使用在自然图像上训练的网络。另一些研究则探索了利用三维卷积提取空间和光谱信息。通常，网络架构可以采用三维卷积 [9]、一维卷积与二维卷积的组合 [10], ，或将二维卷积与三维卷积相结合 [11, 12]。

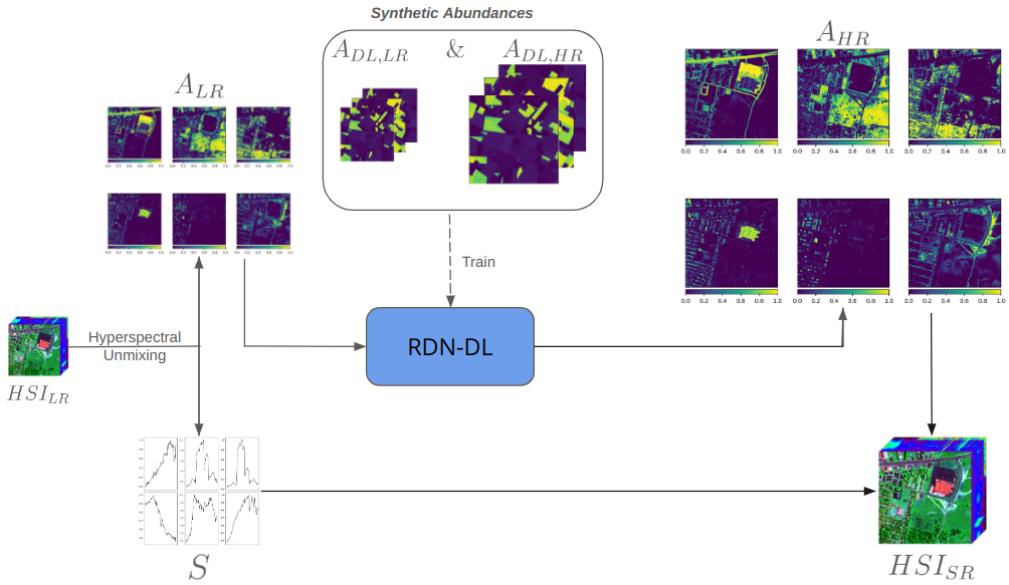

图 1：RDN-DL 的结构

然而，当前的单图像超分辨率方法普遍受训练集匮乏所限：包含高分辨率真值图像的数据集寥寥无几，甚至完全没有，这极大地限制了监督方法的应用。因此，本研究提出一种生成合成高光谱图像的新方法，用于训练超分辨率神经网络。

为了用于超分辨率网络的训练，合成图像应包含基本的图像结构，例如边缘和均匀区域。我们选择采用枯叶模型，该模型仅凭少量参数即可生成此类结构，并且已有研究表明，在自然图像场景下，它是训练神经网络的强大模型 [13]。因此，本文提出了一种基于使用枯叶模型进行完全合成训练的新型无监督单幅图像超分辨率方法。下一节将介绍我们的方法，第 3 节将展示结果和消融研究。

2. 提出的方法

2.1. 概述

进行超分辨率处理的目标，是从低分辨率高光谱图像 $HSI_{LR} \in \mathbb{R}^{L\times h\times w}$ 中获取高空间分辨率高光谱图像 $HSI_{HR} \in \mathbb{R}^{L\times H\times W}$，其中 h、w、H 和 W（$h < H$ 和 $w < W$）为空间维度，L 为光谱维度。鉴于其简洁性，尽管存在局限性 [14],，本文假设 HSI 中的每个像素均可通过线性高光谱混合模型精确分解：

$$HSI_{LR}(l,i,j) = \sum_{n=1}^{N} S(l,n)\cdot A_{LR}(n,i,j) \qquad (1)$$

其中，$A_{LR} \in \mathbb{R}^{N\times h\times w}$ 和 $S \in \mathbb{R}^{L\times N}$ 分别是低分辨率高光谱图像的丰度图和端元，N 是端元数量（由用户确定）。本文通过假设公式（1）精确成立，排除了可能的解混误差（在实验部分，我们使用所考虑数据集提供的解混真实值来实现这一点）。至于采用何种最佳解混方法来估计 A_{LR} 和 S，则留待未来研究。

根据上述分解，我们方法的主要思路是利用枯叶模型生成大量 N_{train} 合成丰度图$A_{DL,\ LR} \in \mathbb{R}^{N\times h\times w}$ 以及 $A_{DL,\ HR} \in \mathbb{R}^{N\times H\times W}$。首先使用该模型生成高分辨率图像$A_{DL,\ HR}$，然后使用通过高斯模糊和双三次下采样模拟的 PSF 获得相应的图像$A_{DL,\ LR}$。随后利用这些图像对 ($A_{DL,\ HR}$，$A_{DL,\ LR}$) 训练超分辨率神经网络，使其能够在合成丰度图上进行训练。之后，在测试阶段，将丰度A_{LR} 作为输入，以获得高分辨率丰度的估计值 A_{HR}。最终的高分辨率图像 HSI_{HR}通过重建 $HSI_{HR}(l,\ i,\ j) = \sum_{n=1}^{N} S(l,\ n)\cdot A_{HR}(n,\ i,\ j)$ 获得。我们方法的结构总结于图 1 中。

以下各节将详细介绍合成丰度图的生成步骤以及超分辨率卷积神经网络。

2.2. 使用枯叶模型进行合成丰度生成

枯叶模型最初由 Matheron 于 1968 年提出，用于模拟多孔介质 [15, 16]，后来又被提

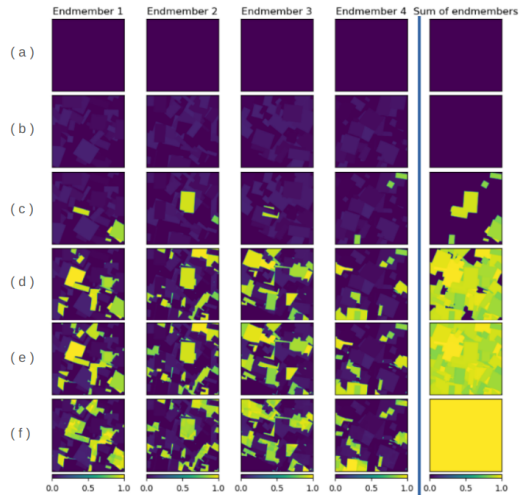

图2：合成丰度生成示例：(a) 初始化时；(b) 投放叶片以模拟局部变化后；(c) 投放10片叶片后；(d) 投放100片叶片后；(e) 投放过程结束时；(f) 应用 ASC 约束后

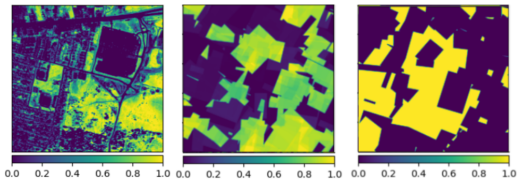

图 3：比较*Urban* 数据集中的真实丰度图（左）；使用局部变化层作为初始化生成的合成 Dead Leaves 丰度图（中）；以及未使用局部变化层生成的合成丰度图（右）。

议作为自然图像 [17, 18, 19] 的模型。其核心思想是通过在随机位置依次叠加随机形状来生成图像，模拟枯叶从树上落下的过程。形状可以用任何随机模型定义，其位置由平稳泊松点过程（均匀分布在平面上的点）确定。该过程不断迭代，直至达到平稳状态；实践中可通过完美模拟技术 [20] 实现：每个新形状都放在下方 已有形状之下，直至图像被完全覆盖。值得关注的是，Achddou等人最近证明，仅使用枯叶合成图像训练的网络，就能有效地对自然图像进行超分辨率重建 [13]。

在我们的方法中，我们按照上述流程，基于枯叶模型生成合成丰度图。由于我们关注的是遥感城市高光谱图像，因此采用矩形叶片是很自然的。具体而言，每片叶子由四元组 $(a,\ b,\ \theta,\ V)$ 参数化，其中 a、b 表示矩形叶片的尺寸，θ 表示旋转角度，$V \in [0,1]$是表示叶片取值的随机值。此外，生成合成丰度时也会确保满足丰度非负约束 (ANC) 和丰度和为一约束 (ASC)。每片叶子内部的丰度值均为非负，因此自然满足 ANC 约束；但将 ASC 约束融入叶片落下时的取值则更为复杂。因此，我们在丰度生成结束时通过逐像素和为一归一化来确保满足该约束。

此外，为了模拟给定材料丰度中已有的局部变化，初始化一个带有局部变化层的初始枯叶场：使用数十片丰度值较低的随机叶片，模拟一个包含低浓度材料的场。合成丰度图的生成过程可概括为三个步骤：局部变化层、枯叶覆盖、ASC 归一化。图2展示了一个由4个端元生成丰度的示例，而图3则显示了局部变化层的作用：材料纹理得到了更加忠实的呈现。

2.3. RDN-DL网络

Zhang等人提出的残差密集网络（RDN） [21]是一种高性能监督式卷积神经网络，最初用于自然图像超分辨率。它基于残差密集块进行局部特征提取，并采用全局结构实现密集特征融合。RDN可用于处理 K通道图像。因此，可以通过设置 $K = N$（即场景中的材料数量），使用该网络对丰度图进行超分辨率处理。为使RDN更适用于丰度图超分辨率，我们还在网络结构末端添加了一个ASC层，并将其实现为softmax函数。

3. 实验结果

3.1. 数据集与设置

本文采用 Urban数据集，该数据集被广泛使用，且其丰度图和端元具有可利用的真实值。Urban 是由高光谱数字图像采集实验（HY-DICE）传感器采集的数据集。其大小为 307×307 像素，包含 210 个波段，波长范围为 $400 - 2500$ nm。去除噪声波段和损坏波段后，有 162 个波段可用。共有 $N = 6$ 种材料。如上所述，我们并未直接使用 Urban，而是利用可用的丰度图A_{HR} 和端元 S [22]真实值，以消除高光谱解混误差。具体而言，所有对比方法均应用于：$HSI_{HR}(l,\ i,\ j) = \sum_{n=1}^{N} S(l,\ n) \cdot A_{HR}(n,\ i,\ j)$。

为评估算法性能，我们采用 4 倍超分辨率因子。HSI_{LR} 通过模拟点扩散函数获得，方法是先进行高斯模糊，再进行

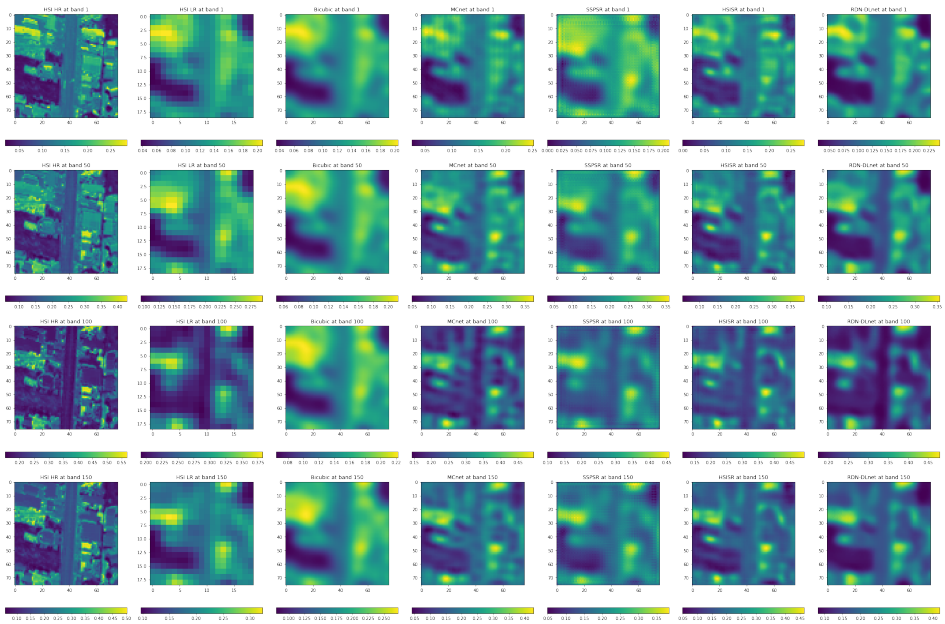

图 4：真实值、低分辨率、双三次插值、MCnet、SSPSR、HSISR 和 RDN-DL 在 Urban 的一个图像块中第 1、50、100 和 150 个波段上的视觉对比

下采样。高斯滤波器的标准差固定为 $\sigma = 4$，以满足奈奎斯特–香农准则，滤波器尺寸截断为 6σ。在训练阶段，我们按照上述方案生成 10,000 个尺寸为$6 \times 500 \times 500$ 的合成 HR 丰度图，LR 则使用相同的点扩散函数获得。

网络使用 L1损失和 Adam优化器训练 100 个训练轮次，学习率固定为 0.0001。我们使用峰值信噪比（PSNR）、光谱角映射（SAM）和相对全局无量纲综合误差（ERGAS）评估结果 [23]。

3.2. 与最先进方法的比较

本节将我们的方法及全合成训练数据集与其他最先进的单幅图像超分辨率方法进行比较：MCnet [11], SSPSR [24], 和 HSISR [25],，我们还将双三次插值加入基线方法。由于所有这些对比方法都是监督方法，我们需要真实值来训练它们。为此，我们将高光谱图像裁剪为 16 个大小为 $162 \times 76 \times 76$ 的图像块。随后，对这些方法分别进行 16 次独立训练：每次保留其中一个图像块用于性能评估，其余 15 个用于训练。最后，对每种方法和每项指标得到的 16 个数值取平均。

这首先体现了我们方法的实际价值：它直接在包含 10,000 张枯叶丰度图的数据集上训练，无需任何真实值。表 1 展示了定量结果（在整幅高光谱图像上计算），而图 4 展示了一个图像块的定性结果。

表 1：Bicubic、MCnet、SSPSR、HSISR 和 RDN-DL 在 16 个城市图像块上的平均结果

	双三次插值	MCnet	SSPSR	HSISR	RDN-DL
平均峰值信噪比 ↑	26.485	27.475	26.380	27.549	**27.784**
平均光谱角映射 ↓	13.884	12.448	13.666	12.329	**12.138**
mERGAS↓	7.328	6.578	7.264	6.506	**6.374**

可以看出，我们的方法取得了非常好的结果，并优于其他方法。更值得注意的是，在没有真实值的情况下，其他方法很难在实际中应用。

4. 结论

本文提出了一种用于遥感高光谱图像超分辨率的无监督方法。该方法的核心思想是，仅使用合成枯叶图像训练一个有监督的超分辨率网络。这解决了大多数超分辨率方法面临的数据集匮乏问题。与其他先进算法相比，我们的方法表现出色。未来的工作将着重于将高光谱解混步骤纳入整体超分辨率流程。

5. 参考文献

[1] Oumayma Bounouh、Houcine Essid 和 Imed Riadh Farah，《土地利用/土地覆盖变化预测方法——

一项研究》，*2017* 年，*ATSIP*。IEEE，2017 年，第 1–7 页。

[2] Steven J Mills、Marcos P Gerardo Castro、Zhengrong Li、Jinhai Cai、Ross Hayward、Luis Mejias 和 Rodney A Walker，“电力线廊道植被管理的航空遥感技术评估”，*IEEETGRS*，第48卷第9期，第3379–3390页，2010年。

[3] Mohammad Fahes、Christophe Kervazo、J´erˆome Bobin 和 Florence Tupin，“针对稀疏半盲源分离的展开式 PALM”，载于*ICLR*，2022年。

[4] Ke Zheng、Lianru Gao、Wenzhi Liao、Danfeng Hong、Bing Zhang、Ximin Cui 和 Jocelyn Chanussot，“采用自适应响应函数学习的耦合卷积神经网络进行无监督高光谱超分辨率”，*IEEETGRS*，第59卷第3期，第2487–2502页，2020年。[5]Danfeng Hong、Jing Yao、Chenyu Li、Deyu Meng、Naoto Yokoya 和 Jocelyn Chanussot，“解耦与耦合网络：采用亚像素融合的自监督高光谱图像超分辨率”，*IEEE TGRS*，2023年。[6]Toygar Akgun、Yucel Altunbasak 和 Russell M Mersereau，“高光谱图像的超分辨率重建”，*IEEETIP*，第14卷第11期，第1860–1875页，2005年。[7] Heinz H Bauschke 和 Jonathan M Borwein，“关于用于求解凸可行性问题的投影算法”，*SIAM review*，第38卷第3期，第367–426页，1996年。[8] Yuan Yuan、Xiangtao Zheng 和 Xiaoqiang Lu，“通过迁移学习实现高光谱图像超分辨率”，*IEEE JSTARS*，第10卷第5期，第1963–1974页，2017年。[9] Shaohui Mei、Xin Yuan、Jingyu Ji、Yifan Zhang、Shuai Wan 和 Qian Du，“基于三维全卷积神经网络的高光谱图像空间超分辨率”，*Re-moteSensing*，第9卷第11期，第1139页，2017年。

[10] Jiaojiao Li、Ruxing Cui、Bo Li、Yunsong Li、Shaohui Mei 和 Qian Du，《用于高光谱图像超分辨率的双一维-二维空谱卷积神经网络》，载于 *IGARSS2019-2019IEEE IGRSS*。IEEE，2019 年，第 3113–3116 页。

[11] Qiang Li、Qi Wang 和 Xuelong Li，《用于高光谱图像超分辨率的混合二维/三维卷积网络》，遥感，第 12 卷，第 10 期，第 1660 页，2020 年。

[12] Qi Wang、Qiang Li 和 Xuelong Li，《利用光谱与特征上下文进行高光谱图像超分辨率》，*IEEE TIE*，第 68 卷，第 11 期，第 11276–11285 页，2020 年。

[13] Rapha¨el Achddou、Yann Gousseau 和 Sa¨ıd Ladjal，《用于图像复原任务的完全合成训练》，*CVIU*，第 233 卷，第 103723 页，2023 年。

[14] Christophe Kervazo、Nicolas Gillis 和 Nicolas Dobigeon，《线性-二次近可分混合信号的可证明稳健盲源分离》，*SIAM* 成像科学期刊，第 14 卷，第 4 期，第 1848–1889 页，2021 年。

[15] Georges Matheron，《随机分区的序贯模型》，技术报告，CMM，1968年。

[16] Charles Bordenave、Yann Gousseau 和Francois Roueff，《枯叶模型：一种模拟遮挡的通用镶嵌模型》，应用概率进展，第38卷，第1期，第31–46页，2006年。

[17] Luis Alvarez、Yann Gousseau 和 Jean-Michel Morel，《自然图像和人工图像中的物体大小》，载于 *AIEP*，第111卷，第167–242页。Elsevier，1999年。[18] Ann B Lee、David Mumford 和 Jinggang Huang，《自然图像的遮挡模型：尺度不变死叶模型的统计研究》，*IJCV*，第41卷，第35–59页，2001年。[19] Yann Gousseau 和 Franc¸ois Roueff，《自然图像中的遮挡与缩放建模》，*MMS*，第6卷，第1期，第105–134页，2007年。[20] Wilfrid S Kendall 和 Elke Th¨onnes，《随机几何中的完美模拟》，模式识别，第32卷，第9期，第1569–1586页，1999年。[21] Yulun Zhang、Yapeng Tian、Yu Kong、Bineng Zhong 和 Yun Fu，《用于图像超分辨率的残差密集网络》，载于 *IEEE CVPR*，2018年，第2472–2481页。[22] Feiyun Zhu，《高光谱解混：真值标注、数据集、基准性能与综述》，*arXiv*预印本 *arXiv:1708.05125*，2017年。[23] Nour Aburaed、Mohammed Q Alkhatib、Stephen Mar- shall、Jaime Zabalza 和 Hussain Al Ahmad，《高光谱遥感成像技术空间增强综述》，*IEEE JSTARS*，第16卷，第2275–2300页，2023年。[24] Junjun Jiang、He Sun、Xianming Liu 和 Jiayi Ma，《学习用于高光谱图像超分辨率的空谱先验》，*IEEETCI*，第6卷，第1082–1096页，2020年。[25] Ke Li、Dengxin Dai 和 Luc Van Gool，《以RGB图像超分辨率作为辅助任务的高光谱图像超分辨率》，载于 *IEEE/CVF WACV*，2022年，第3193–3202页。