

基于深度学习算法的视觉图像超分辨率自适应重建方法

史之的¹ 张 祎¹
SHI Zhidi ZHANG Yi

摘 要

视觉图像超分辨率重建在于从低分辨率图像中恢复高频细节信息,这一过程常受到噪声干扰、模糊效应和遮挡问题的影响。仅依赖超分辨率特征或边缘信息进行图像重建,难以全面捕捉图像中的复杂非局部相关性特征,导致重建图像的细节还原不足,结构相似性指数(SSIM)降低,整体清晰度受到影响。为此,文章提出一种基于深度学习算法的视觉图像超分辨率自适应重建方法。采用引导滤波方法对输入图像进行预处理,以削弱噪声干扰并保留图像的边缘和细节信息。通过尺度变换技术计算细节差异度,为后续重建提供精确的输入。利用深度学习卷积神经网络构建监督学习框架,提取低分辨率图像中的非局部相关性特征,并通过几何图元法和纹理可视化方法进一步优化特征提取过程,实现超分辨率特征检测。结合超分辨率特征、图像统计特性和边缘信息,通过正交匹配追踪算法对低分辨率特征进行稀疏编码,还原高分辨率图像块,并生成高质量的重建图像。实验结果表明,该方法重建的图像与实际图像之间的结构相似性指数高达0.98,有效提升了图像分辨率和重建质量。

关键词

深度学习算法;超分辨率;自适应重建;结构相似性;稀疏编码

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.08.029

0 引言

如今,人们常借助相机设备记录生活与工作中的重要信息,而图像质量主要通过分辨率来衡量。受硬件设备所限,图像往往会出现分辨率较低的问题,因此图像超分辨率重建

技术成为提升图像质量的主要手段。

为提高视觉图像分辨率,研究者们提出了多种方法。谭成兵等人^[1]利用卷积神经网络学习深度视觉特征并进行编码,实现图像超分辨率重建。卷积神经网络(CNN)虽然能够有效提取局部特征,但其感受野有限,难以捕捉图像中长距离的非局部相关性特征,导致重建图像可能无法充分还原细节

1. 郑州西亚斯学院计算机与软件工程学院 河南郑州 450000

参考文献:

- [1] 徐弘良. 基于深度学习的无线电智能识别系统设计[J]. 上海信息化, 2022(12): 45-48.
- [2] ANASTASI G, CONTI M, FRANCESCO M D, et al. Energy conservation in wireless sensor networks: a survey[J]. Ad hoc networks, 2009, 7(3): 537-568.
- [3] 江河, 李晓茹, 孙敏. 物联网下多无线传感网络中不同信道信息融合方法[J]. 传感技术学报, 2023, 36(6): 972-977.
- [4] 韩晓晨. 无线电传感器[J]. 品牌(下半月), 2014(11): 151.
- [5] LI X X, GE M R, DAI X L, et al. Accuracy and reliability of multi-GNSS real-time precise positioning: GPS, GLONASS, BeiDou, and Galileo[J]. Journal of geodesy, 2015, 89: 607-635.
- [6] 千承辉, 张希明, 徐丹琳, 等. 基于 ZigBee 无线传感网络的人员定位系统设计与实现[J]. 微型机与应用, 2016, 35(21): 72-74.

- [7] 赵小飞. 电信运营商物联网业务的变革[J]. 信息通信技术与政策, 2020(11): 7-13.
- [8] 陈军. 浅谈无线电监测在计算机网络安全中的应用[J]. 中国宽带, 2024, 20(2): 103-105.
- [9] KOLB C E, CANAGARATNA M R, NELSON D D, et al. Mobile laboratory with rapid response instruments for real-time measurements of urban and regional trace gas and particulate distributions and emission source characteristics[J]. Environmental science & technology, 2004, 38(21): 5694-5703.
- [10] 姚芳兵, 王伦文, 张铃. 数据挖掘理论在无线电监测中的应用[J]. 微机发展, 2003(6): 40-41.

【作者简介】

尚建强(1987—), 男, 山东东营人, 硕士研究生, 研究方向: 无线电频谱监测、软件开发。

(收稿日期: 2025-04-30 修回日期: 2025-07-28)

信息,出现细节模糊或失真的问题。邹佳岐等人^[2]结合太赫兹时域光谱数据和深度学习算法,通过去卷积增强和降采样模拟实现图像重建。但该方法主要依赖去卷积增强和降采样模拟,重建策略较为单一,无法全面结合图像统计特性、边缘信息等多维度特征,可能导致重建图像视觉连贯性和自然性较差。卢冰等人^[3]通过预处理分离低分辨率图像,并使用高分辨率图像作为训练数据改进 SRResNet 生成方式,虽然加强了图像联系,但该方法主要依赖 SRResNet 生成方式,未结合超分辨率特征、图像统计特性和边缘信息等多维度特征,难以捕捉图像中远距离的非局部相关性特征,导致重建图像视觉连贯性和自然性较差,无法全面捕捉图像的结构、纹理和细节。王相海等人^[4]利用非抽取 Wavelet 变换技术分离图像高、低频区域,学习低频子带映射关系,实现超分辨率自适应重建。但非抽取 Wavelet 变换虽然能够分离图像的高、低频区域,但其主要关注局部频域特征,难以捕捉图像中远距离的非局部相关性特征,导致重建图像可能无法充分还原细节信息,出现细节模糊或失真的问题。

针对现有方法的不足,本文提出一种改进的基于深度学习算法的视觉图像超分辨率自适应重建方法。该方法充分考虑了图像中的非局部相关性,结合深度学习算法的强大映射能力以及超分辨率自适应重建方法的自适应特点,对图像的非局部相关性进行了有效捕捉,从而显著提高了重建结果的结构相似性指数(SSIM),提升了图像重建的整体质量。

1 设计视觉图像超分辨率自适应重建方法

1.1 基于引导滤波的视觉图像预处理方法

在视觉图像超分辨率自适应重建过程中,输入图像常含有噪声和细节信息。为提升重建图像的质量,需在重建前对输入图像实施预处理,旨在削弱噪声对重建的干扰,同时确保图像边缘和细节信息的完整。传统去噪方法虽能有效降噪,但往往导致图像边缘和细节模糊。引导滤波能在去噪的同时较好地保持图像边缘和细节,因此本研究在视觉图像超分辨率重建前的预处理阶段采用此方法,旨在为后续的超分辨率重建提供更为精确的输入,从而提升重建图像的整体质量。引导滤波过程运用平均抽样法则,对视觉图像进行降采样,并通过量化过程,将模拟信号向数字信号进行转化,从而实现对视觉图像的退化处理,其退化模型如图1所示。

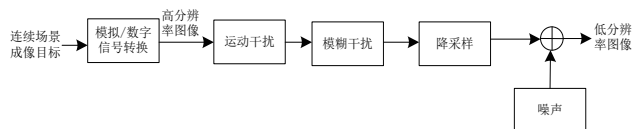


图1 图像退化模型图

在此过程中,所选取的引导图像需满足条件:

$$I_{LR} = \zeta(I_{HR}; \theta) \quad (1)$$

式中: I_{LR} 代表 LR 视觉图像; I_{HR} 代表 HR 视觉图像; ζ 代表退化过程; θ 代表降采样尺度因子。

对选取的引导图像进行降采样^[5],其计算公式为:

$$I_{LR} = (I_{HR} \otimes k) \downarrow_s + n_\delta, \{k, s, \delta\} \in \theta \quad (2)$$

式中: k 代表退化过程模糊核数值; $\otimes$ 代表卷积操作过程; n_δ 代表噪声数值; δ 代表加性高斯白噪声的标准差; s 代表尺度因子。

完成图像的退化处理后,本研究进一步运用尺度变换技术,对视觉图像的细节差异度尺度分量进行计算,其计算公式为:

$$m_{pq} = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N x^p y^q f(x, y) \quad (3)$$

式中: (x, y) 代表视觉图像进行平移或旋转动作的联合分配特征值; x^p 代表外观及场景变化的阈值范围; y^q 代表不同灰度级视觉图像的归一化直方图; M 、 N 代表该过程的几何矩阵系数; m_{pq} 代表该视觉图像的细节差异度尺度分量。

基于上述分析,本研究设定了包括滤波半径、正则化参数等滤波参数,这些参数的设置对于退化图像与原图像之间的误差融合至关重要^[6],旨在实现目标视觉图像的特征多分辨配准,其计算公式为:

$$H = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $L_{xx}(x, \sigma)$ 代表视觉图像内物体表面信息的反射光局部阈值情况。

最后,根据设置的参数,对输入图像进行引导滤波处理,得到平滑后的图像,这一结果为后续的超分辨率特征检测奠定了更为精确的输入基础,有助于后续视觉图像超分辨率自适应重建整体质量的提升。

1.2 基于深度学习卷积神经网络的超分辨率特征检测方法

在完成引导滤波处理后,虽然图像噪声得到了有效抑制,且边缘和细节信息得以保留,但图像中仍可能存在一些难以通过传统方法捕捉的非局部相关性特征。这些特征对提升重建图像的结构相似性指数(SSIM)和整体质量至关重要。深度学习卷积神经网络(CNN)凭借其强大的特征提取能力和泛化性能,能够学习图像中复杂的非局部相关性,从而进一步提高超分辨率重建效果。为此,本研究构建了监督学习框架下的深度学习卷积神经网络模型。该模型通过卷积层、池化层、全连接层等结构,对输入的低分辨率图像进行特征提取和映射,使模型学习从低分辨率到高分辨率的非线性映射关系,实现视觉图像超分辨率特征检测。为实现这一目标,选择卷积神经网络对实际图像中所有图像块进行特征向量的提取,其流程如图2所示。在这一过程中,结合几何图元法、纹理可视化方法,检测视觉图像的边缘轮廓特征,进而提取出图像中的非局部相关性特征参数。为了训练和优化该模型,使用大量的低分辨率和高分辨率图像作为训练数据。

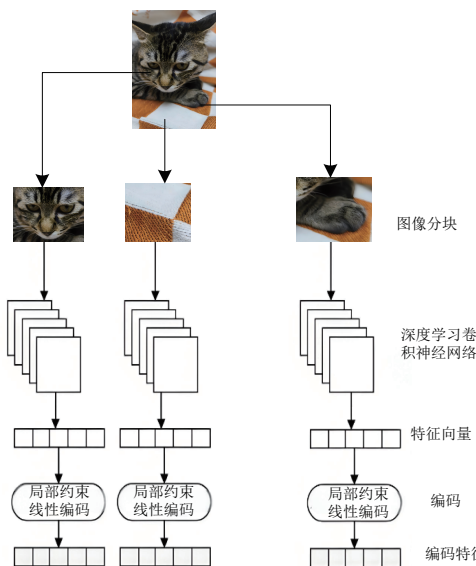


图2 视觉特征提取原理图

通过优化模型参数，使其能够准确地提取低分辨率图像中的超分辨率特征。利用这些特征参数对视觉图像进行对数域变换重组^[7]，精确地计算出视觉图像的像素值，这一过程的计算公式为：

$$x_i(t) = \sum_{k=1}^P \sum_{l=0}^2 \varphi_{kl} [w'_{l1}, \dots, w'_{ln}] [x_i(t-k), \dots, x_n(t-k)]^T - \sum_{k=1}^P \sum_{l=0}^2 \theta_{kl} [w'_{l1}, \dots, w'_{ln}] \quad (5)$$

式中： φ_{kl} 代表第 k 个视觉图像在深度学习神经网络中第 l 层的均匀格网数据采样参数； θ_{kl} 代表第 k 个视觉图像在深度学习神经网络中第 l 层与图像纹理场分布相位融合的特征值； w'_{il} 代表视觉图像中第 i 个地理矢量场在深度学习神经网络中第 l 层的复合信息熵值； $x_n(t-k)^T$ 代表视觉图像输出的纹理值； t 代表检测间隔时间。

在此基础上，利用模糊信息结构重组技术，对视觉图像的饱和度特征参数进行提取，得到退化图像与高分率图像之间的几何形态像素分布集，其表达式为：

$$x(t) = w_{nk} s(t - T_m - \tau_{mk}) + v(t) \quad (6)$$

式中： T_m 代表融合后的像素强度值； τ_{mk} 代表连通区域的反差边缘； $v(t)$ 代表融合后近似饱和度特征参数； w_{nk} 代表连通区域融合后图像边缘像素分量。

1.3 基于多特征融合的超分辨率自适应重建方法

超分辨率特征为图像提供了高频细节信息，这是提升图像分辨率的核心要素。然而，仅凭这些特征并不足以全面恢复超分辨率图像的细节与结构。为了弥补这一不足，结合图像统计特性和边缘信息成为一种有效的策略。这些特性能够利用图像的先验知识，包括纹理、形状和对比度等，对于维持图像的视觉连贯性和自然性至关重要。通过整合这些信息，自适应重建算法能够更精确地保留图像的结构与细节，使得重建后的图像在视觉上更加自然与真实。此外，图像中可能

存在的噪声、模糊和遮挡等问题会对重建算法的性能产生负面影响。而结合超分辨率特征、图像统计特性和边缘信息，算法能够更准确地识别并处理这些问题，从而增强算法的鲁棒性和稳定性。

在利用超分辨率特征提升图像分辨率的过程中，首先对提取的超分辨率特征进行分析。通过对视觉图像的多尺度特征进行计算，构建高分率字典^[8]，其计算公式为：

$$C_{mid} = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{j=0}^{N_p-1} p(t-iT_s) + q_0 \exp(-\zeta\rho) \quad (7)$$

式中： T_s 代表特征融合后的图像几何形态特征系数； q_0 代表特征融合后图像的边缘相似性系数； ζ 代表非线性变换函数参数； ρ 代表图像对比度系数； j 代表两个通道之间形成比值； N_p 代表检测误差。

在此基础上，使用正交匹配追踪算法，对低分辨率特征进行稀疏编码。这一步骤能够根据输入图像的特点，灵活地调整重建策略^[9]，该过程计算公式为：

$$A^k = \arg_{A^k} \min \|p_1^k - D_l A^k\|^2 \quad (8)$$

式中： p_1^k 代表低分辨率图像的块； D_l 代表低分辨率字典； A^k 代表稀疏表示系数。通过上述过程得到了视觉图像的低分辨率稀疏编码表示。将这些编码与高分率字典相乘，从而近似还原出高分率图像块，该过程计算公式为：

$$p_h^k = D_h A^k \quad (9)$$

式中： p_h^k 代表近似的高分辨率图像块； D_h 代表高分率字典。

最后，将所得结果输入到重建算法中，结合之前提取的特征，生成高分率图像。为了进一步提升图像的视觉效果，同时对输出图像进行去噪、增强等后处理操作，实现了视觉图像超分辨率自适应重建。

2 实验分析

随机选取 100 幅清晰的复杂图像对设计方法进行训练，并随机 30 幅复杂图像作为实验对象，通过对实验对象进行退化处理，得到其低分辨率状态，以此测试本文设计方法对图像的重组能力。

对重建图像的分辨率和模板匹配准确率进行分析，衡量重建图像与原始高分率图像之间的像素级差异，其实验结果如图 3 所示。

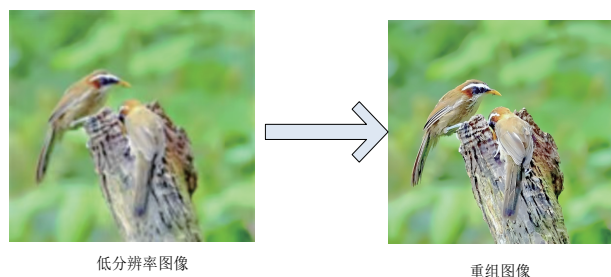


图3 视觉图像重建结果

对重建图像与初始低分辨率图像的分辨率和模板匹配准确率进行分析,得到表1所示结果。

表1 实验分析

	低分辨率图像	重建图像
分辨率	160×250	1 280×960
结构相似性指数	—	0.985
峰值信噪比	28.6 dB	47.6 dB

实验结果可知,利用本文设计方法所得重建图像的分辨率和峰值信噪比均有了显著提升,且结构相似性指数高达0.985。

采用本文提出方法、基于深度学习和稀疏编码的图像重建方法、基于改进SRResNet深度学习网络的图像重建方法对退化后的图像进行复原。实验结果如图4所示。

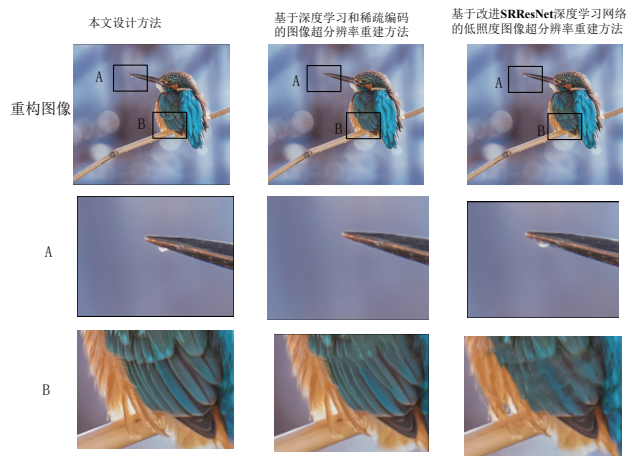


图4 图像复原效果

图4中,A、B集合中的图像均为对应位置放大3倍后的显示效果。本文提出的方法在重建小鸟羽毛和嘴部细节时展现出高精度的还原能力,且清晰度较高,边缘信息较为明显。其他两种方法虽然在鸟嘴处能显现较为清晰的边缘信息,但在羽毛部分的还原上较为模糊,清晰度不足,难以准确辨识羽毛的边缘信息。因此,本文设计方法重建的视觉图像在视觉效果上表现更优。

利用3种图像重建方法,对30幅低分辨率图像进行重组,得出各个图像与实际图像的结构相似性指数,从而验证视觉图像重组方法的图像重建能力,结果如图5所示。

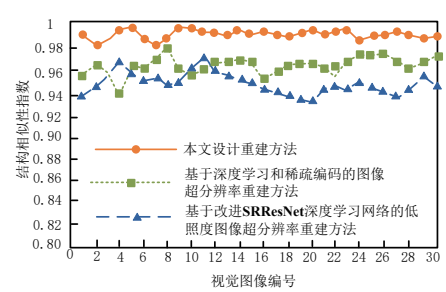


图5 结构相似性指数结果对比

分析图5可知,本文设计方法重建后的图像与实际图像结构相似性指数均在0.98以上,而其他两种方法较低,表明本文设计方法在图像重建能力上表现更优。

3 结语

本文结合深度学习算法,着重考虑了图像中固有的非局部相关性,创新性地提出了一种视觉图像超分辨率自适应重建方法,该方法显著提升了重建图像的结构相似性指数。通过综合运用引导滤波预处理、尺度变换技术、深度学习卷积神经网络以及正交匹配追踪算法,本方法不仅有效增强了重建图像的细节还原能力,还确保了图像边缘信息的完整保留。

参考文献:

[1] 谭成兵,姚宏亮,詹林. 基于深度学习和稀疏编码的图像超分辨率重建[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39 (12): 219-226.

[2] 邹佳岐,周胜灵,祝诗平,等. 基于深度学习的太赫兹去卷积图像超分辨率重建[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2024, 46 (10): 200-211.

[3] 卢冰,李灿林,冯薛龙,等. 基于改进SRResNet深度学习网络的低照度图像超分辨率重建方法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22 (27): 12045-12052.

[4] 王相海,赵晓阳,王鑫莹,等. 非抽取小波边缘学习深度残差网络的单幅图像超分辨率重建[J]. 电子学报, 2022, 50 (7): 1753-1765.

[5] 杨文霞. 基于深度学习的医学图像超分辨率重建分析[J]. 信息技术与信息化, 2023 (8): 176-179.

[6] 吴靖,叶晓晶,黄峰,等. 基于深度学习的单帧图像超分辨率重建综述[J]. 电子学报, 2022, 50 (9): 2265-2294.

[7] 陈东昱,程昱. 基于无监督深度学习的荧光显微镜图像超分辨率重建[J]. 激光杂志, 2025, 46 (1): 165-172.

[8] 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.

[9] 杨才东,李承阳,李忠博,等. 深度学习的图像超分辨率重建技术综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16 (9): 1990-2010.

【作者简介】

史之的(1999—),女,河南南阳人,硕士,研究方向:大数据、深度学习。

张祎(1999—),女,河南许昌人,硕士,研究方向:计算机科学、仿真、大数据。

(收稿日期: 2025-03-12 修回日期: 2025-07-30)