

融合注意力机制和 Curvelet 的图像修复算法

范冠鹏¹ 苏昊¹ 丁超营¹ 宁超魁²
FAN Guanpeng SU Hao DING Chaoying NING Chaokui

摘要

为充分利用 Curvelet 变换多尺度、多方向的特性,以及 GAM 注意力机制的高效信息整合能力,文章提出一种融合注意力机制与 Curvelet 变换的图像修复算法。该算法首先对破损图像进行预修复,通过 Curvelet 变换提取方向因子,以优化优先权计算方法并构建新的匹配准则;同时,在经 GAM 模块重构后的特征空间中搜索最佳匹配块。实验结果表明,所提算法可使修复后的图像纹理自然、结构连贯,实现与周围环境的无缝融合。

关键词

图像修复;注意力机制;Curvelet 变换;方向特征;匹配准则

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.03.009

0 引言

随着信息技术和人工智能的普及应用,大量数字图像应运而生,使得图像修复技术成为图像处理领域的研究热点之一。而图像修复技术的目的是根据图像中已知信息对未知区域进行填充修复,以满足不同行业的需求^[1-2]。

目前,数字图像修复技术主要分为三类:一类是基于扩散方法的图像修复技术^[3-4],此类算法对小破损区域修复效果较好,但对于大的破损区域修复后有明显的模糊现象;一类是基于样本块的图像修复技术^[5-6],此方法由 Criminisi 等^[5]提出,利用图像已知区域中的匹配块对待修复块进行填充,但此类算法容易造成误匹配现象;一类是基于深度学习的图像修复技术^[7-8]。此类技术可以解决基于扩散和样本块修复技术中的部分问题,但在修复效果和效率上相互制约,难以同时达到最优。

因此,为减少误匹配现象,保证图像的纹理及其结构特性,在图像修复算法中,通过对预修复后的图像进行 Curvelet 变换^[9],求得反映图像结构方向特征的方向因子,并结合方向因子优化优先权计算方法,构建新的匹配准则。同时由 Curvelet 变换输出的特征图经 GAM(global attention mechanism)注意力机制模块进行特征重构,然后在重构的特征空间中搜索最佳匹配块,实现全局上下文引导的样本块匹配。实验结果表明,本文算法的修复结果结构断裂和误匹配现象明显减少,有效地保持原有图像的纹理和结构特性。

1 方向因子

Curvelet 变换作为一种多尺度、多方向的信号表示工具,擅长处理包含丰富曲线结构和边缘的高维信号(特别是图像)。文献[10]提出了反映图像方向特性的方向因子概念,即对图像进行 Curvelet 变换,借助所得的系数矩阵提取出图像的 4 个方向因子。本文为了更全面精确地反映图像的方向结构特征,提取图像的 8 个方向因子,应用到优先权计算和最优匹配块的选取中。Curvelet 系数矩阵及其方向分割示意图如图 1 所示。

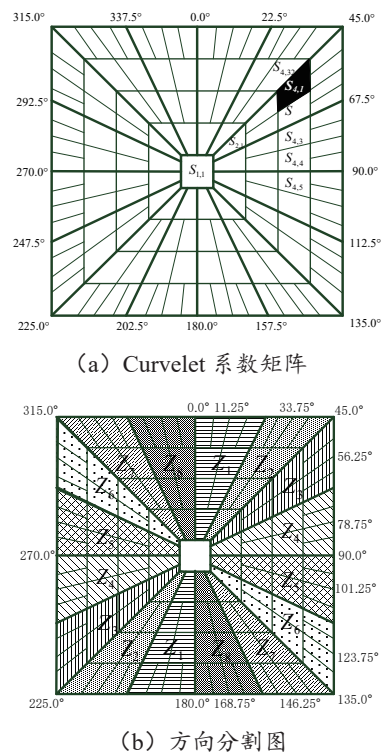


图 1 Curvelet 系数矩阵及其方向分割示意图

1. 许昌职业技术学院航空工程学院 河南许昌 461000

2. 平顶山学院信息工程学院 河南平顶山 467000

[基金项目] 许昌市科技攻关项目(许科学[2025]25号 2025001)

$$S = \text{Cur}(T) \quad (1)$$

式中: Cur 表示 Curvelet 变换; T 表示原图像; S 表示 Curvelet 变换后的系数矩阵。

为求得图像的方向因子, 如图 1 (b) 所示, 将系数矩阵 $S_{j,l}$ ($j=2, 3, 4, 5$) 划分为 8 个集合, 即 $Z_1 \sim Z_8$, 其分别表示不同方向的集合。

$$A_k = |\text{Cur}^{-1}(Q_k(S))| \quad (2)$$

式中: Cur^{-1} 表示 Curvelet 逆变换; A_k ($k=1, 2, \dots, 8$) 表示第 k 个方向的方向因子矩阵; $Q_k(S)$ 表示将系数矩阵 S 中属于 Z_k 的值保留, 即 $S_{j,l}$ ($j=2, 3, \dots, 8$) 保留, 其他设置为 0。

根据式 (2) 可得到 8 个方向的方向因子矩阵, 图像中每个像素点 $T(i,j)$ 在 k 方向的方向因子可以用 $A_k(i,j)$ 表示。 $A_k(i,j)$ 值越大, 说明此像素点 $T(i,j)$ 在 k 方向上的结构特征越明显。

2 注意力机制

注意力机制主要基于原有的数据找到相互之间的关联性, 通过重新分配输入数据的资源, 即赋予不同部分不同的权重, 增强模型对图像中重要区域 (尤其是破损区域及其上下文) 的感知、理解和信息整合能力。

GAM (global attention mechanism) 注意力机制模块是一种全局注意力机制^[11], 其包含通道注意力和空间注意力两个子模块, 对数据利用通道、空间宽度和空间高度三个维度赋予不同的注意力权重, 以提升修复结果的语义连贯性、结构合理性和细节真实性, GAM 注意力机制结构如图 2 所示。

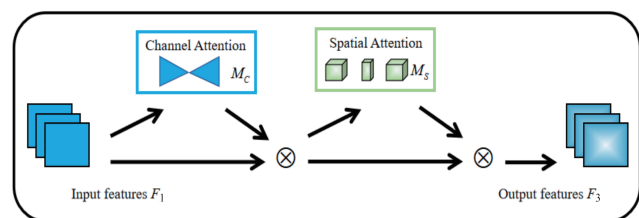


图 2 GAM 注意力机制结构

通道注意力子模块如图 3 所示, 输入特征图首先经过维度变换, 将 $C \times W \times H$ 的特征信息转换为 $W \times H \times C$, 然后输入 MLP, 再经过逆排列和激活函数处理得到新的特征图。

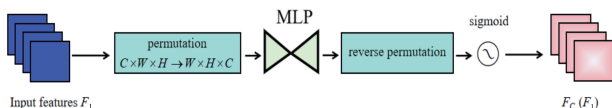


图 3 通道注意力子模块

空间注意力子模块如图 4 所示, 输入特征图分别经过两个 7×7 的卷积层, 先缩减通道数量, 再增加通道数量, 最终保持通道数量的一致, 最后经过激活函数处理得到相应的特征图。

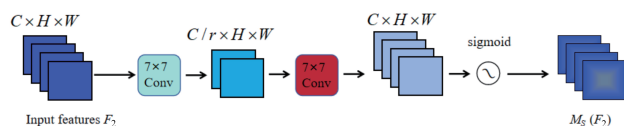


图 4 空间注意力子模块

GAM 注意力机制实现过程用公式表示为:

$$F_2 = M_c(F_1) \otimes F_1 \quad (3)$$

$$F_3 = M_s(F_2) \otimes F_2 \quad (4)$$

式中: F_1 为输入特征图; F_2 为通道注意力子模块的输出特征图; F_3 为 GAM 注意力机制的输出特征图; M_c 为通道注意力子模块函数; M_s 为空间注意力子模块函数。

3 图像修复算法

融合注意力机制和 Curvelet 的修复算法的基本思想是先对破损图像预修复, 经过 Curvelet 变换, 把变换后的特征图输入 GAM 模块, 输出加权重构后的特征图, 根据改进后的优先权计算方法, 找到优先填充的破损块, 再依据改进的匹配准则, 在重构后的已知区域中寻找最佳匹配块, 并填充破损区域。

图 5 中, Φ 为完整的已知区域; Ω 为破损待修复区域; δ_Ω 为破损区域与已知区域的交界, 即破损边界; p 为破损边界 δ_Ω 上的某个像素点; ψ_p 为待填充的目标块, 该目标块以点 p 为中心; p 点的单位法线向量为 n_p , 梯度垂直方向 (等照度线方向) 为 $\nabla I_p^\perp$ 。

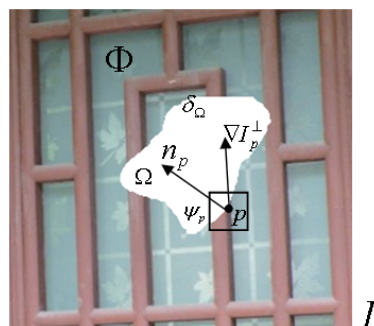


图 5 破损图像示意图

3.1 计算优先级

为使修复后图像保持其原有的纹理和结构特征, 在修复的过程中, 需要找到优先填充的破损区域, 即找到优先权最大的像素点, 然后以此为中心生成 9×9 大小的目标块进行优先填充。为保证修复效果, 在计算像素点优先权时, 优先级函数需尽可能包含更多的已知信息和结构特征, 因此优先级函数 $P(p)$ 融入反映方向特征的方向因子, 边界像素点 $p(i,j)$ 的优先级函数定义为:

$$P(p) = \lambda_1 \times C(p) + \lambda_2 \times D(p) + (1 - \lambda_1 - \lambda_2) \times A(p) \quad (5)$$

其中,

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \psi_p \cap (I - \Omega)} C(q)}{|\psi_p|} \quad (6)$$

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha} \quad (7)$$

$$A(p) = (A_1(i, j) + A_2(i, j) + \dots + A_8(i, j)) / 8 \quad (8)$$

式中: $A_1(i, j)$ 、 $A_2(i, j)$ 、 $\dots$ 、 $A_8(i, j)$ 分别表示像素点 $p(i, j)$ 的 8 个方向因子, 根据反复试验对比分析, 权重系数 λ_1 和 λ_2 分别取值 0.3、0.4。

3.2 搜索最佳匹配块

选出优先级值最大的像素点并生成待修复块后, 即可在未破损的区域里面搜寻最佳匹配块。为搜寻到可靠的匹配块, 保证图像修复后的结构和纹理特征, 结合方向因子 A 以及目标块与匹配块之间的欧氏距离 ED, 构建新的匹配准则, 即 A -ED 匹配准则, 其定义为:

$$A-ED(\psi_p, \psi_q) = \frac{\alpha \times SSD_{RGB}(\psi_p, \psi_q) + (1 - \alpha) \times SSD_A(\psi_p, \psi_q)}{SSD_{RGB}(\psi_p, \psi_q) + SSD_A(\psi_p, \psi_q)} \quad (9)$$

其中,

$$SSD_{RGB}(\psi_p, \psi_q) = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (p_{ij}^R - q_{ij}^R)^2 + (p_{ij}^G - q_{ij}^G)^2 + (p_{ij}^B - q_{ij}^B)^2} \quad (10)$$

$$SSD_A(\psi_p, \psi_q) = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (p_{ij}^{A_1} - q_{ij}^{A_1})^2 + (p_{ij}^{A_2} - q_{ij}^{A_2})^2 + \dots + (p_{ij}^{A_8} - q_{ij}^{A_8})^2} \quad (11)$$

式中: ψ_p 为目标块; ψ_q 为匹配块; p_{ij}^R 、 p_{ij}^G 、 p_{ij}^B 分别为 ψ_p 内像素点 (i, j) 的 RGB 值; q_{ij}^R 、 q_{ij}^G 、 q_{ij}^B 分别为 ψ_q 内像素点 (i, j) 的 RGB 值; $p_{ij}^{A_1}$ 、 $p_{ij}^{A_2}$ 、 $\dots$ 、 $p_{ij}^{A_8}$ 分别为 ψ_p 内像素点 (i, j) 的 8 个方向因子; $q_{ij}^{A_1}$ 、 $q_{ij}^{A_2}$ 、 $\dots$ 、 $q_{ij}^{A_8}$ 分别为 ψ_q 内像素点 (i, j) 的 8 个方向因子; 权重系数 α 根据反复测试验证取值 0.6。

然后依据式 (12) 搜索到最佳匹配块:

$$\psi_q^* = \arg \min A-ED(\psi_p, \psi_q) \quad \psi_q \in \Phi \quad (12)$$

3.3 更新破损边界

当优先填充的目标块 ψ_p 被修复后, 对已填充点的 $C(p)$ 值进行更新, 更新原则为:

$$C(p) = C(\hat{p}) \quad \forall p \in \psi_p^* \cap \Omega \quad (13)$$

3.4 重新提取判定破损边界

如果破损边界 $\delta_\Omega = \phi$, 修复结束; 否则, 循环执行修复流程。

4 实验结果及其分析

4.1 评价指标

为评价本文修复算法的效果, 主要采用主观和客观两种评价方法, 主观方法是人眼的视觉效果, 客观方法是峰值信

噪比 (PSNR), 其单位为 dB, 具体计算方法为:

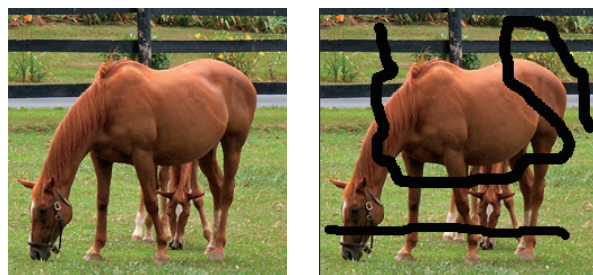
$$PSNR = 10 \log_{10} \left\{ \frac{255^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i, j) - \hat{f}(i, j)]^2} \right\} \quad (14)$$

式中: $f(i, j)$ 和 $\hat{f}(i, j)$ 分别为源图像和修复结果对应像素点的值; M 和 N 分别为图像的行数和列数。

4.2 破损图像修复结果对比

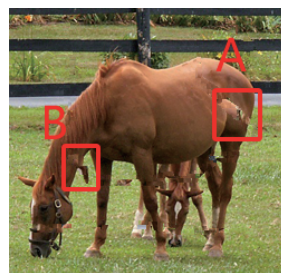
为验证本文算法的有效性, 选取两幅纹理与结构信息均比较丰富的破损图像图 6 (b) 和图 7 (b) 进行修复, 并与文献 [5-6] 算法的仿真结果进行对比。

由图 6 (c) 可知, 文献 [5] 修复后在标记 A 和 B 处有严重的误匹配现象, 未能保持原有的结构和纹理特性; 由图 6 (d) 可知, 文献 [6] 修复后在标记 C 处图像结构连通性较差, 有断层现象; 由图 6 (e) 可知, 本文算法与文献 [5-6] 对比, 修复后的图像在 A、B、C 处纹理和结构特征均有明显改善, 整体视觉效果更好。

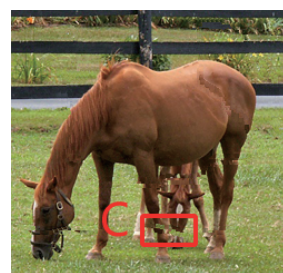


(a) 原图像

(b) 破损图像



(c) 文献 [5] 结果



(d) 文献 [6] 结果



(e) 本文结果

图 6 动物图修复效果比较

由图 7 可知, 文献 [5-6] 修复后在标记 D 和 E 的结构边缘处均有错误衍生, 破坏了原有的结构和纹理特征; 本文算

法根据改进后的优先权计算和匹配准则，能够有效利用已知信息，使修复后的结果图像纹理更加自然，结构更加连贯。

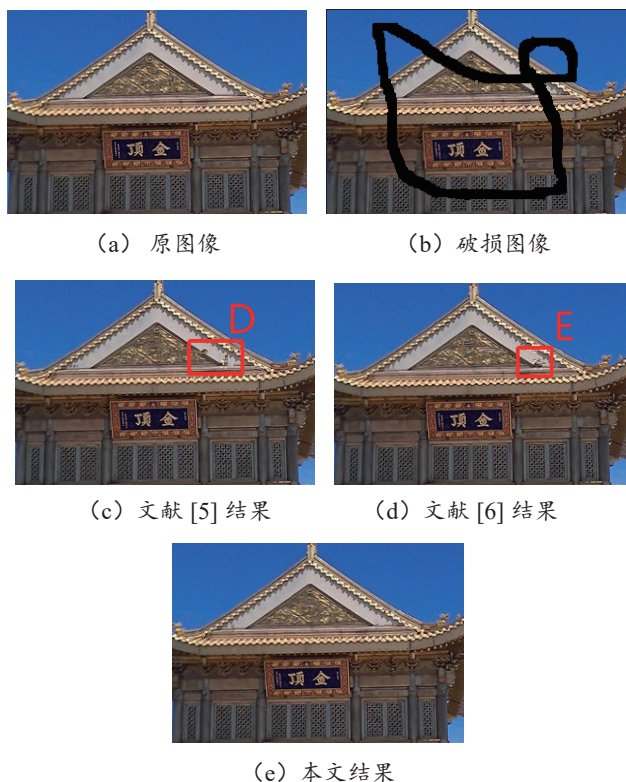


图7 房屋图修复效果比较

由表1客观评价指标对比可知，本文算法的PSNR值比文献[5]算法的PSNR值提高2~3 dB，相对于文献[6]提高1~2 dB。

表1 三种算法PSNR值对比

图像	文献[5]	文献[6]	本文算法
图6	29.183 9	30.418 3	32.254 7
图7	31.361 8	32.147 5	33.572 6

综上对比分析，无论从客观评价指标对比，还是从主观视觉观察，本文算法对于破损图像的修复效果均好于其他几种算法，使修复后的区域能更好地保持原有的纹理和结构特征。

5 结论

本文结合Curvelet变换多尺度多方向的特点，以及GAM注意力机制较强的信息整合能力，提出一种融合注意力机制和Curvelet变换的图像修复算法。结合反应方向特征的方向因子，优化了优先权的计算方法和匹配准则，同时通过GAM模块重构后的特征空间中搜索最佳匹配块，由实验结果可知本文算法能很好地利用图像中所有可用的有效信息来指导修复过程，使修复后的图像纹理自然、结构连贯，能够与周围环境无缝融合。

参考文献:

- [1] 罗海银, 郑钰辉. 图像修复方法研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(10): 2193-2218.
- [2] GUILLEMOT C, LE MEUR O. Image inpainting: overview and recent advances[J]. IEEE signal processing magazine, 2014, 31(1): 127-144.
- [3] SRIDEVI G, KUMAR S S. Image inpainting based on fractional-order nonlinear diffusion for image reconstruction[J]. Circuits systems and signal processing, 2019, 38(8): 3802-3817.
- [4] LI J Y, WANG N, ZHANG L F, et al. Recurrent feature reasoning for image inpainting[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway:IEEE,2020:7757-7765.
- [5] CRIMINISI A, PEREZ P, TOYAMA K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting[J]. IEEE transactions on image processing, 2004, 13(9): 1200 -1212.
- [6] 夏胜男, 温洁. 基于改进自适应纹理合成的图像修复仿真[J]. 计算机仿真, 2024, 41(12):402-407.
- [7] LI F, LI A Q, QIN J, et al. SRInpaintor: when super-resolution meets transformer for image inpainting[J]. IEEE transactions on computational imaging, 2022, 8:743-758.
- [8] 郭开俊, 单宏全, 梅源, 等. 基于注意力和卷积特征重排的图像修复[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(2):617-622.
- [9] MA J W, PLONKA G. The curvelet transform[J]. IEEE signal processing magazine, 2010, 27(2): 118-133.
- [10] 赵亮, 和红杰, 尹忠科. 基于Curvelet的纹理方向自适应图像插值[J]. 光电子·激光, 2012, 23(4): 798-804.
- [11] LIU Y C, SHAO Z R, HOFFMANN N. Global attention mechanism :retain information to enhance channel-spatial interactions[EB/OL].(2021-12-10)[2026-01-21].<https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.05561>.

【作者简介】

范冠鹏(1987—)，男，河南许昌人，硕士研究生，高级工程师，研究方向：图像修复、目标检测等。

(收稿日期：2025-08-03 修回日期：2026-03-09)