

面向稳定场图像重建的有效场源及场源函数

王凌宇, 叶学义*, 曾懋胜, 陈华华, 应娜

(杭州电子科技大学通信工程学院 杭州 310018)
(xueyiye@hdu.edu.cn)

摘要: 针对目前稳定场图像重建模型在处理图像边缘和复杂纹理区域依然会产生错误, 以及面向实时处理的重建效率问题, 提出有效场源选择和场源函数构造算法. 首先将稳定场模型与图像纹理相结合, 计算缺损像素点处的主纹理方向区间来确定有效场源; 然后采用微分近似的方法, 利用低阶泰勒展开式构造有效场源与缺损像素点之间的场源函数完成重建. 与基于 CDD 模型的改进算法、基于 Criminisi 模型的改进算法, 以及 2 种基于稳定场模型的重建算法进行实验的结果表明, 所提算法的峰值信噪比平均提高 1.5~2.6 dB; 重建准确率平均提高 3.5%~7.9%; 在所选图像以及 CelebA-HQ 人脸数据集上的实验结果表明, 该算法实现了对不同类型缺损图像高效且准确的重建.

关键词: 稳定场图像重建; 有效场源; 主纹理方向; 场源函数; 微分近似
中图分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2024.19957

Effective Field Sources and Field-Source-Function for Stable Field Image Reconstruction

Wang Lingyu, Ye Xueyi*, Zeng Maosheng, Chen Huahua, and Ying Na

(School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018)

Abstract: To solve the problems that the current stable field image reconstruction models still cause errors and the low reconstruction efficiency; an improved algorithm is proposed in this paper. Firstly, the interval of main texture direction at the defective pixel is calculated to determine the effective sources. Then, the differential approximation method is used to construct the field-source-function between the effective field sources and the defective pixel by using the low order Taylor expansion to complete the reconstruction. Compared with an improved algorithm based on CDD model, an improved algorithm based on Criminisi model and two algorithms based on stable field model, the peak signal-to-noise ratio of the proposed algorithm is improved by 1.5–2.6 dB on average; the accuracy of reconstruction is improved by 3.5%–7.9%. The experimental results on the selected images and CelebA-HQ face dataset show that the proposed algorithm achieves efficient and accurate reconstruction of different types of defect images.

Key words: stable field image reconstruction; effective field sources; main texture direction; field source function; differential approximation

图像重建(或修复)指利用图像中的已知信息来重建图像中信息缺损的区域, 其目标是将图像

恢复到原始状态并满足人眼的视觉要求^[1]. 早期的研究主要面向特定目标的去除或者填补, 后来扩

收稿日期: 2022-09-05; 修回日期: 2023-03-24. 基金项目: 国家自然科学基金(U19B2016, 60802047). 王凌宇(1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像修复; 叶学义(1973—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 论文通信作者, 主要研究方向为模式识别、信息安全; 曾懋胜(1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为生成对抗网络; 陈华华(1975—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为图像处理; 应娜(1978—), 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为信号处理.

大到珍贵文物的数字化重建,以及消除图像采集过程中出现的各种干扰(如遮挡、光斑等)^[2].

目前,图像修复可以分为基于深度学习和非深度学习 2 大类.前者在深度学习兴起之后,以 Pathak 等^[3]提出的上下文编码网络(context encoder, CE)为代表,并结合生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)^[4]的思想设计损失函数,对编码-解码网络进行训练,再对缺损图像进行修复;但是,受限于网络结构以及训练的时间成本,目前仅应用于固定大小的低分辨率图像的修复任务^[5].因此,典型的图像重建研究往往指后者,传统的重建算法分为 2 类:(1) 基于几何特征的重建.代表性的算法有 BSCB(Bertalmio-Sapiro-Caselles-Ballester)算法^[6],TV(total variation)算法^[7]以及 CDD(curvature driven diffusion)算法^[8],它们以偏微分方程(partial differential equation, PDE)为核心,将已知区域的信息经过多次迭代以及高阶偏导数计算扩散到缺损区域内部完成重建.(2) 基于纹理填充的重建.代表性的算法有 Criminisi 算法^[9],其针对图像中较大的纹理区域,首先在缺损区域内选取优先权最大的待修复块,然后遍历整幅图像寻找与该缺损区域最相似的块,以块填充的方式完成重建.上述 2 类传统的图像重建算法在重建过程中都需要大量的迭代,而且不针对缺损区域的每个缺损像素点进行细致的重建,其重建效率低下且无法得到令人满意的重建准确率.

为了满足图像重建对准确率和效率等的更高的要求,叶学义等^[10]利用稳定场描述图像的局部纹理,提出基于稳定场的图像重建模型,并首次提出了准确重建的概念.在此基础上,李晓菲等^[11]考虑已知点和缺损点间的能量传递关系,并假设从已知点传递的能量首先传递到缺损点周围的最近邻域内的虚拟点中,再分别通过最近邻插值、双线性插值和立方卷积插值的方式完成重建.然而,上述基于稳定场模型的图像重建采用固定区域内的所有已知点作为缺损点周围的有效场源,没有根据纹理信息对有效场源进行更为准确的选择;此外,在设计场源函数时只考虑一种能量传递的方式,没有考虑缺损点周围的已知点并不都存在二阶导数来满足二阶泰勒展开的条件,使得这部分已知点信息没有被充分利用.在修复具有复杂纹理的图像时,这些问题会导致此类方法对边缘及纹理区域产生错误重建的现象,并且重建效率依旧偏低.

本文针对传统图像重建算法在准确率和效率

方面的问题,特别针对基于稳定场的图像重建研究,以稳定场中场与源之间的关系为核心,在图像局部纹理稳定场模型的基础上提出改进算法.在有效场源区域的选择过程中,通过对缺损点周围的已知点进行方向特征的筛选,依据缺损点邻域内主纹理方向得到更为精确的有效场源区域,使重建过程按照纹理和边缘的走向进行;针对不同的场源分别采用二阶微分近似与一阶微分近似的方法,利用泰勒展开式设计场源间的相似度因子,并与场源间的距离因子相结合完成场源函数的构造,充分利用了有效场源区域中的已知点信息.在保持较好重建图像整体视觉效果的基础上,本文算法能够对图像缺损区域的边缘及纹理的重建更准确且快速.

1 图像稳定场模型与场源

数学物理意义上的稳定场^[12]指在一定区域内,其物理量在该区域内任意点的属性不随时间发生变化或者近似不变化.图像局部纹理的静态性、可解析性和稳定性使其与稳定场结合成为可能.结合图像处理相关知识,利用稳定场描述图像的局部纹理,建立图像局部纹理的稳定场方程为

$$L \cdot I(r) = f, r \in D \quad (1)$$

其中, L 表示某一线性微分运算符; $I(r)$ 表示描述图像局部纹理缺失区域 D 的函数,对于灰度图像, $I(r)$ 的值表示对应空间点的灰度值,对于彩色图像,如 RGB 图像,表示其中任意一个颜色通道的值; $r \in D$ 表示图像局部纹理的空间坐标;在能量传递的过程中, f 表示已知像素点为缺损像素点提供能量的场源,即在图像局部纹理的稳定场重建模型中,某一缺损点的求解可以看成是周围多个场源对其进行能量传递.

图像局部纹理的稳定场模型如图 1 所示,其中, Ω 表示包围图像缺损区域的边界($\Omega \in D$);

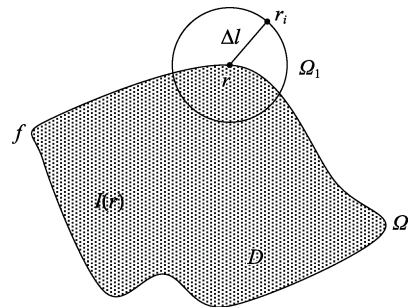


图1 图像局部纹理的稳定场模型

Ω 表示以 r 为圆心、任意小距离 Δl 为半径的圆, r_i 为 Ω 上任意一点.

为了求解图像局部的稳定场模型, 需要建立已知场源向缺损点的能量传递关系. 由于重建过程都是从缺损区域的边界开始的, 因此选取位于缺损区域边界 Ω 上的缺损点 r , 必能找到位于已知区域的像素点 r_i . 当仅考虑该处的单位强度像素点 r_i 单独作用 ($f = \delta(r - r_i)$) 时, 该已知像素点源在缺损点 r 处所产生的像素场为 $G(r, r_i)$; 其中,

$$\delta(r - r_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } r = r_i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

将其代入式(1), 得

$$LG(r, r_i) = \delta(r - r_i) \quad (2)$$

式(2)可以看作有源场的线性拉普拉斯方程, 利用格林函数法^[13]中的叠加原理对其求解, 可以得到像素值 $I(r_i)$ 的多个点共同作用时缺损点 r 的重建像素值

$$I(r) = \sum_{i=1}^n G(r, r_i) I(r_i) \quad (3)$$

式(3)即为图像局部纹理的稳定场重建方程. 其中, n 表示缺损点 r 周围有效场源的总个数; $G(r, r_i)$ 表示任意半径 Ω 上, 在 r_i 点处单位强度的点源作用在 r 点处产生对应像素场的场源函数, $I(r_i)$ 表示 r_i 点的确定像素值, 所以 $G(r, r_i)I(r_i)$ 表示 r_i 点像素值为 $I(r_i)$ 的一个点源在 r 点处产生的场, 将其在 Ω 区域内对所有的有效场源进行积分, 就能得到整个源 f 在 r 点处产生的像素场, 即为该处缺损点的像素值. 本文从如何选取缺损点周围的有效场源, 以及如何构造合理的场源函数 $G(r, r_i)$ 这 2 个方面考虑, 使重建过程按照纹理和边缘的走向进行, 同时充分利用有效场源区域中已知像素点的信息, 准确且高效地得到缺损点 r 处的重建像素值 $I(r)$.

2 基于主纹理方向的有效场源

2.1 图像局部区域的主纹理方向

惠舒芸^[14]认为, 所有的已知像素点源都会在缺损像素点处产生像素场, 但是距离缺损点较远的已知点产生的影响太小可以忽略不计. 因此在实际重建过程中, 固定地选择与缺损点之间距离不大于 $\sqrt{5}$ 单位长度的邻域作为有效场源区域. 如图 2 所示, 阴影部分为缺损点 r , $r_1 \sim r_{20}$ 表示缺损

点 r 周围处于有效作用区域的 20 个像素点, 且假定它们均为已知点. 然而该作用区域仅仅考虑了距离因素, 没有考虑由于缺损点邻域已知像素点的梯度方向分散, 有可能引入偏离 r 点处纹理方向较大的干扰点参与重建, 使得重建结果在纹理和边缘处难以符合预期要求, 因此需要对缺损点 r 邻域内的 20 个像素点进行进一步筛选.

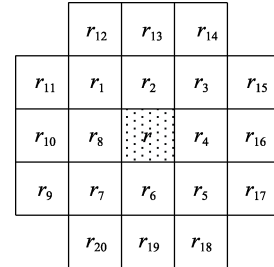


图 2 缺损点 r 周围的固定场源区域

通常, 图像纹理是由一些可见的边缘排列而成, 因此可以将局部区域的主纹理方向定义为强边缘的边缘方向. 在二维图像中, 只要图像的某一局部区域足够小, 就可以认为在该区域内的纹理方向具有一致性^[15]. 可以假设, 缺损点 r 周围的固定场源区域的主纹理方向为缺损点 r 处的纹理方向. 在图像的非平滑区域中, 如果固定场源区域中的已知点 r_i 处在或靠近 r 点的主纹理方向上, 则它们对 r 点的影响远远超过了其他点. 因此只要选取处在主纹理方向区域的已知点作为有效场源, 就可以防止对 r 点影响较小的已知点产生的干扰, 减少邻域内梯度的方向分散对边缘重建造成的影响.

2.2 利用主纹理方向确定有效场源

为了得到目标缺损点 r 周围固定场源的主纹理方向, 需要求解固定场源区域中各已知点的梯度信息. 计算固定场源区域中各已知点的水平梯度 g_x 和垂直梯度 g_y , 公式分别为

$$g_x(x, y) = I(x+1, y) - I(x-1, y),$$

$$g_y(x, y) = I(x, y+1) - I(x, y-1).$$

若已知像素点的 4 邻域像素中包含缺损像素点, 则用该像素点本身代替进行计算, 水平梯度 g_x 和垂直梯度 g_y 的公式改为

$$g_x(x, y) = \begin{cases} I(x, y) - I(x-1, y), & \text{if } I(x+1, y) = 0 \\ I(x+1, y) - I(x, y), & \text{if } I(x-1, y) = 0 \end{cases}$$

$$g_y(x, y) = \begin{cases} I(x, y) - I(x, y-1), & \text{if } I(x, y+1) = 0 \\ I(x, y+1) - I(x, y), & \text{if } I(x, y-1) = 0 \end{cases}$$

各已知点的梯度信息即梯度幅值和梯度方向

值的计算公式分别为

$$m(x, y) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2},$$

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{g_y}{g_x}\right).$$

其中, $m(x, y)$ 为某已知点梯度的幅度值, 表示纹理的强弱性; $\theta(x, y)$ 表示该已知点的梯度方向. 考虑对方向区间进行过于精细的划分会导致重建效率的严重下降, 结合缺损点区域周围固定场源区域的形状, 本文以 $\pi/4$ 为大小, 将 $\theta(x, y)$ 映射到 $[0, 2\pi]$ 上并划分成 4 个方向区间 $\alpha_1 \sim \alpha_4$ (相反的 2 个方向可归并为同一方向), 如图 3 所示. 其中,

$$\alpha_k = \begin{cases} \left[\frac{\pi}{4}(k-1), \frac{\pi}{4}k\right] \cup \left[\pi + \frac{\pi}{4}(k-1), \pi + \frac{\pi}{4}k\right] \\ 1 \leq k \leq 4, k \in \mathbb{Z} \end{cases}.$$

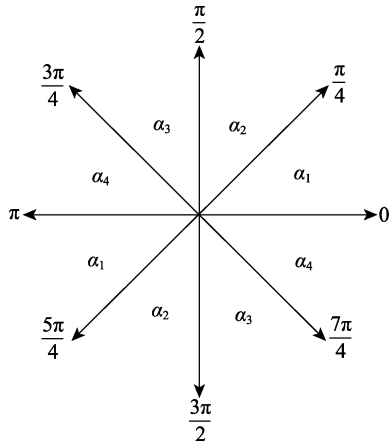


图3 以 $\pi/4$ 为大小划分的 4 个方向区域

将所有梯度方向 $\theta(x, y)$ 处在相同区间内的已知点对应的梯度幅值 $m(x, y)$ 进行累加, 得到各方向区间的梯度幅值之和 $H_k = \sum_{\theta(i, j) \in \alpha_k} m(i, j)$, 其表示处在同一方向区间的纹理的强弱置信度. 为了使得强纹理在估算主梯度方向时占据主导地位, 减少弱纹理造成的干扰, 将固定场源区域内各已知点梯度幅值总和最大的梯度方向区间作为待重建像素点的梯度方向所处的区域, 并根据梯度与纹理之间的垂直关系选取对应的主纹理方向所在的区间

$$\beta_{k'} = \begin{cases} \left[\frac{\pi}{4}k' - \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}k' + \frac{\pi}{4}\right] \cup \left[\frac{\pi}{4}k' - \frac{5\pi}{4}, \frac{\pi}{4}k' + \frac{3\pi}{4}\right] \\ k' = k|_{\max(H_k)} \end{cases}.$$

由于此区间内的场源对缺损点的信息传递是最准确有效的, 因此选择固定场源区域中落在此主纹

理方向区间内的已知点作为最终的有效场源, 设计了如图 4 所示的 4 个有效场源模板.

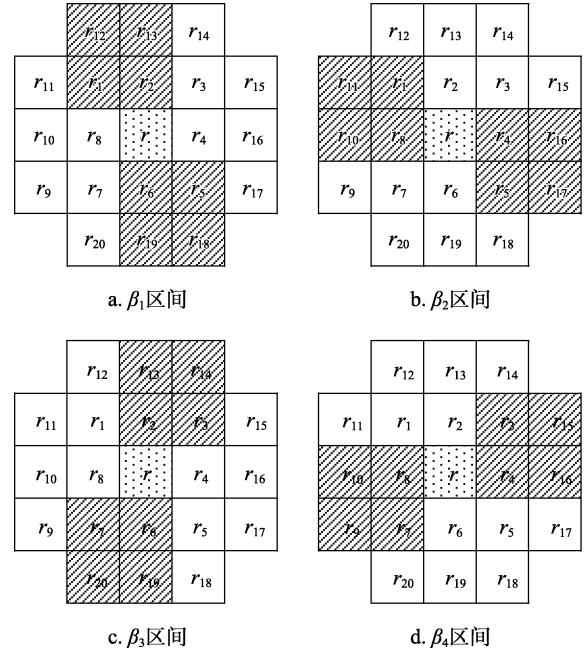


图4 基于主纹理方向划分的 4 个有效场源模板

根据不同的缺损点 r 在图像上所所处的不同纹理区域, 计算其固定场源区域内的主纹理方向所在的区间, 最后选择对应的有效场源模板用于图像重建.

3 基于微分近似的场源函数

根据主纹理方向筛选得到的有效场源 r_i 与其对应的缺损点 r 有着极强的相似性, 可以利用有效场源 r_i 的像素值与其在 r 点处的像素微分近似值构造局部相似度因子, 以及场源在向缺损点传递能量的过程中相对于距离平方的衰减构造距离因子, 两者结合得到场源函数.

3.1 有效场源在缺损点处的微分近似值

对于任意一个足够平滑的函数, 其上某点的邻域内存在任意阶连续偏导数, 可根据微分近似法得到其对应阶数的泰勒展开式, 从而得到该点在其邻域内某一处的微分近似值^[16]. 在图像局部纹理稳定场模型中, 局部区域的像素值 $I(r)$ 足够平滑, 同时, 其上任一缺损点 r 与其对应的有效场源 r_i 间的距离 Δl 满足无限小的条件, 若函数在该场源存在二阶偏导数, 则由二阶泰勒公式, 利用 r_i 点的值就可以得到点 r 的微分近似值 $I_0(r)$, 公式为

$$I_0(r) = I(x_0, y_0) + \left(p \frac{\partial}{\partial x} + q \frac{\partial}{\partial y} \right) I(x_0, y_0) + \frac{1}{2} \left(p \frac{\partial}{\partial x} + q \frac{\partial}{\partial y} \right)^2 I(x_0, y_0) \quad (4)$$

其中, (x, y) 表示缺损点 r 的坐标; (x_0, y_0) 表示场源 r_i 的坐标; p 和 q 分别表示 r_i 点相对于 r 点的 x 轴坐标和 y 轴坐标. 在实际重建过程中, 为了使得 p 和 q 相对于局部区域的尺度大小满足泰勒展开的取值范围, 需要对它们进行归一化操作. 由于 $\Delta l = \sqrt{p^2 + q^2}$ 的取值范围为 $[1, \sqrt{5}]$, 取

$$(\Delta l)' = \frac{\Delta l}{\sqrt{5}} = \sqrt{\left(\frac{p}{\sqrt{5}} \right)^2 + \left(\frac{q}{\sqrt{5}} \right)^2} \in \left[\frac{1}{\sqrt{5}}, 1 \right] \subset [0, 1];$$

因此, 取归一化值 $p' = p/\sqrt{5}$, $q' = q/\sqrt{5}$, 代入式(4)并将其展开得

$$I_0(r) = I(x_0, y_0) + p' \frac{\partial I(x_0, y_0)}{\partial x} + q' \frac{\partial I(x_0, y_0)}{\partial y} + \frac{1}{2} \left((p')^2 \frac{\partial^2 I(x_0, y_0)}{\partial x^2} + (q')^2 \frac{\partial^2 I(x_0, y_0)}{\partial y^2} \right) \quad (5)$$

其中, 一阶偏导数与二阶偏导数的数值利用有限差分法^[17]计算得到, 公式为

$$\frac{\partial I(x_0, y_0)}{\partial x} = \frac{I(x_0 + 1, y_0) - I(x_0 - 1, y_0)}{2},$$

$$\frac{\partial I(x_0, y_0)}{\partial y} = \frac{I(x_0, y_0 + 1) - I(x_0, y_0 - 1)}{2},$$

$$\frac{\partial^2 I(x_0, y_0)}{\partial x^2} = I(x_0 + 1, y_0) - 2I(x_0, y_0) + I(x_0 - 1, y_0),$$

$$\frac{\partial^2 I(x_0, y_0)}{\partial y^2} = I(x_0, y_0 + 1) - 2I(x_0, y_0) + I(x_0, y_0 - 1);$$

$$\frac{\partial^2 I(x_0, y_0)}{\partial x \partial y} = \frac{I(x_0 + 1, y_0 + 1) - I(x_0 + 1, y_0 - 1) - I(x_0 - 1, y_0 + 1) + I(x_0 - 1, y_0 - 1)}{4}.$$

计算二阶泰勒展开式中偏导数的模板窗口如图 5 所示. 使用二阶泰勒展开对缺损点 r 进行近似估计时, 要求场源 r_i 及其周围 8 个邻域点均为已知像素点; 若模板中存在缺损像素点, 说明在该场源处不满足二阶泰勒展开的要求.

为了使得这部分场源的信息也能被充分利用, 对这些点采用一阶泰勒展开的方式得到缺损点 r 的微分近似值, 公式为

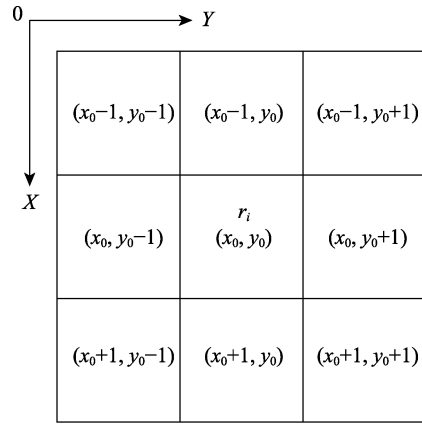


图 5 计算二阶泰勒展开偏导数的模板窗口

$$I_0(r) = I(x_0, y_0) + p' \frac{\partial I(x_0, y_0)}{\partial x} + q' \frac{\partial I(x_0, y_0)}{\partial y} \quad (6)$$

计算一阶泰勒展开式中偏导数的模板窗口如图 6 所示.

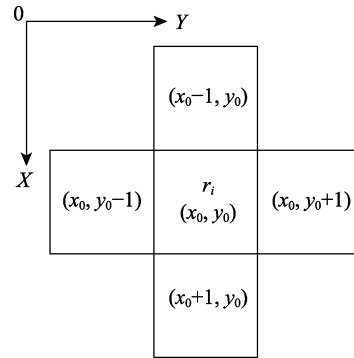


图 6 计算一阶泰勒展开偏导数的模板窗口

只要有效场源 r_i 水平或垂直方向上分别至少存在一个已知点, 就可以对式(6)中的一阶偏导数采用“就近原则”^[18]的计算方法, 选择前向差分或者后向差分进行计算, 公式为

$$\frac{\partial I(x_0, y_0)}{\partial x} = \begin{cases} I(x_0, y_0) - I(x_0 - 1, y_0) \\ I(x_0 + 1, y_0) - I(x_0, y_0) \end{cases},$$

$$\frac{\partial I(x_0, y_0)}{\partial y} = \begin{cases} I(x_0, y_0) - I(x_0, y_0 - 1) \\ I(x_0, y_0 + 1) - I(x_0, y_0) \end{cases}.$$

3.2 场源函数的构造

(1) 利用式(5)(6)得到的泰勒展开估计值与对应场源像素值之间的差值比, 定义相似度因子为

$$s(r, r_i) = 1 - \frac{|I_0(r) - I(r_i)|}{I(r_i)} \quad (7)$$

其中, $|I_0(r) - I(r_i)|/I(r_i)$ 表示有效场源 r_i 点为单位像素单独作用在缺损点 r 处时, 对这 2 点处像素差值的估计, 表现的是两者的差异性. 因此式

(7)就表示有效场源与传递到缺损点处像素值的相似度, $0 < s(r, r_i) < 1$, 其值越趋近于 1, 说明有效场源 r_i 与缺损点 r 的像素信息越相似.

(2) 考虑场源在向缺损点传递信息的过程中相对于距离的平方会产生衰减, 因此将距离因子设计为

$$d(r, r_i) = \frac{1}{[(\Delta l)']^2} = \frac{1}{(p')^2 + (q')^2}.$$

综合考虑有效场源区域中所有场源的相似度因子与距离因子, 加权平均得到最终的场源函数为

$$G(r, r_i) = \frac{s(r, r_i) \cdot d(r, r_i) \cdot g(r_i)}{\sum_{i \in \beta_k'} [s(r, r_i) \cdot d(r, r_i) \cdot g(r_i)]} \quad (8)$$

其中, $g(r_i)$ 可以避免将缺损点计算在内, 公式为

$$g(r_i) = \begin{cases} 0, & \text{if } I(r_i) = 0 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}.$$

将式(8)代入式(3), 最终得到对于缺损点 r 的重建像素值为 $I(r) = \sum_{r_i \in \beta_k'} G(r, r_i) I(r_i)$.

综上所述, 本文算法流程如图 7 所示.

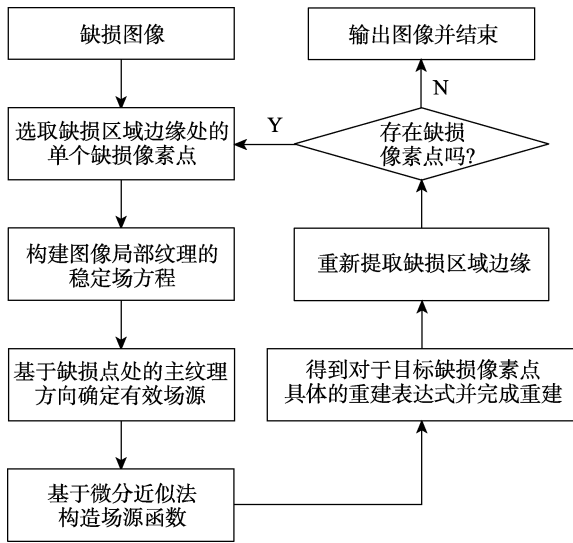


图 7 本文算法流程图

4 实验与结果分析

选取基于 CDD 曲率扩散模型的改进算法^[19]、基于 Criminisi 纹理填充模型的改进算法^[20], 以及 2 种同样基于图像纹理稳定场模型的重建算法^[10-11]与本文算法进行实验比较, 验证本文算法的有效性. 针对不同的灰度图像与彩色图像, 在从主观视觉角度进行分析的同时, 采用峰值信噪比(peak signal

to noise ratio, PSNR)、结构相似度(structure similarity index measure, SSIM)^[21]、重建准确率^[22]和重建运行时间进行客观评价. 其中, PSNR 和 SSIM 用于衡量图像的整体重建效果; 重建准确率 A 表示准确重建像素点占有缺损像素点的比重, 反映重建的准确程度, 计算公式为 $A = \hat{N}/N \times 100\%$. 其中, N 表示缺损像素点的个数; $\hat{N}$ 表示准确重建像素点的个数. 用 $\hat{u}(i, j)$ 表示重建后的像素点, $u(i, j)$ 表示原始图像中对应位置的真实像素点, 若两者之差小于一个极小数 α ($\alpha = 0.1$), 即 $|\hat{u}(i, j) - u(i, j)| \leq \alpha$, 则该重建点为准确重建像素点.

为了进一步验证本文算法的有效性, 采用公开的人脸数据集 CelebA-HQ^[23]进行人脸图像重建实验. 实验平台为 Matlab R2018a, 2.60 GHz CPU, 16 GB 内存, NVIDIA GeForce RTX 2080Ti GPU.

4.1 灰度图像重建结果的主观分析

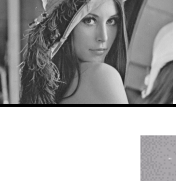
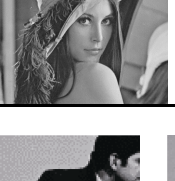
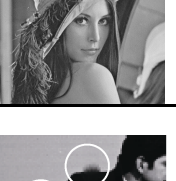
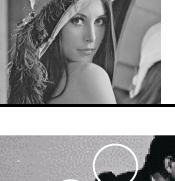
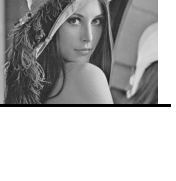
选择 2 幅纹理及边缘细节丰富的灰度图像, 分别对其添加规则形状的白色圆点及直线, 得到了缺损图像 G_1 和 G_3 ; 添加不规则形状的白色斑点、划痕及文字, 同时加大缺损区域的占比, 使缺损区域覆盖几乎全部的边缘及纹理区域, 得到缺损图像 G_2 , G_4 和 G_5 ; 再分别对得到的 5 幅缺损图像利用 5 种重建算法进行重建, 结果如表 1 所示.

为了进一步分析图像 G_1 中缺损区域在边缘处(如肩膀、手臂、腰部等)以及图像 G_3 中缺损区域在边缘及纹理区域处(如胳膊)的重建结果, 将这 2 幅缺损图像和不同算法对应的重建结果作局部放大比较, 并用白色圆圈标记出来, 结果如图 8 和图 9 所示. 可以看出, 图 8c 和图 9c 中文献[19]算法在 2 幅图像胳膊处圆形缺损区域的重建都出现了明显的模糊现象; 图 8d 和图 9d 中文献[20]算法对于该处的重建效果同样不佳, 出现了明显的错误填充现象; 图 8e 和图 8f, 图 9e 和图 9f 中, 文献[10-11]算法得到的重建结果虽然足够清晰, 但在肩膀、胳膊以及腰部与背景的交界处等边缘区域都出现了明显的错误延伸现象, 且延伸多为锯齿形状; 相比之下, 本文算法得到的重建结果在边缘处更加清晰、平滑, 既没有在边缘及纹理区域出现模糊现象, 也不存在错误延伸的现象, 具有较好的视觉效果.

4.2 彩色图像重建结果的主观分析

选择 2 幅纹理信息复杂且其中一幅尺寸较大的彩色图像, 分别对它们添加不同大小及数量的红色划痕及圆点得到缺损图像 $C_1 \sim C_4$; 另外, 添加大面积的红色文字遮挡得到缺损图像 C_5 . 分别用

表 1 5 种算法对灰度图像的重建结果

名称	缺损图像	算法				
		文献[19]	文献[20]	文献[10]	文献[11]	本文
G_1						
G_2						
G_3						
G_4						
G_5						

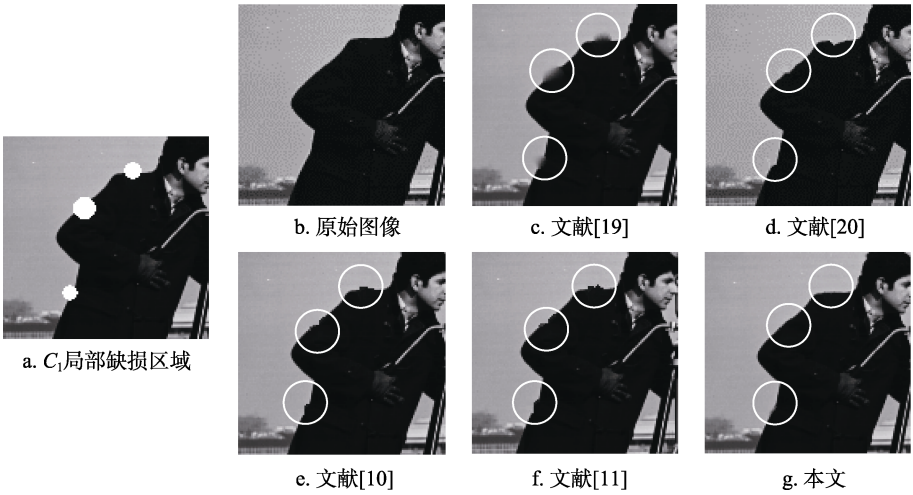


图 8 不同算法对 G_1 重建结果的局部放大比较

上述 5 种算法进行重建, 结果如表 2 所示; 同样地, 为了更加清晰地观察对于边缘及复杂纹理区域的重建效果, 分别将 C_1 与 C_3 的某一部局区域放大后进行对比, 结果分别如图 10 和图 11 所示。

从图 10 可以看出, 图 10c 中, 文献[19]算法在彩色图像边缘处的重建结果依旧存在着模糊现象;

图 10d 中, 文献[20]算法对该边缘区域的重建出现了明显的错误; 图 10e 和图 10f 中, 文献[10-11]算法的重建结果虽然足够清晰, 但都在图像的边缘处出现了明显的断裂以及错误延伸的现象, 结果不符合人眼的视觉要求; 图 10g 中, 本文算法克服了上述缺点, 较好地保持了图像边缘的连续性, 重

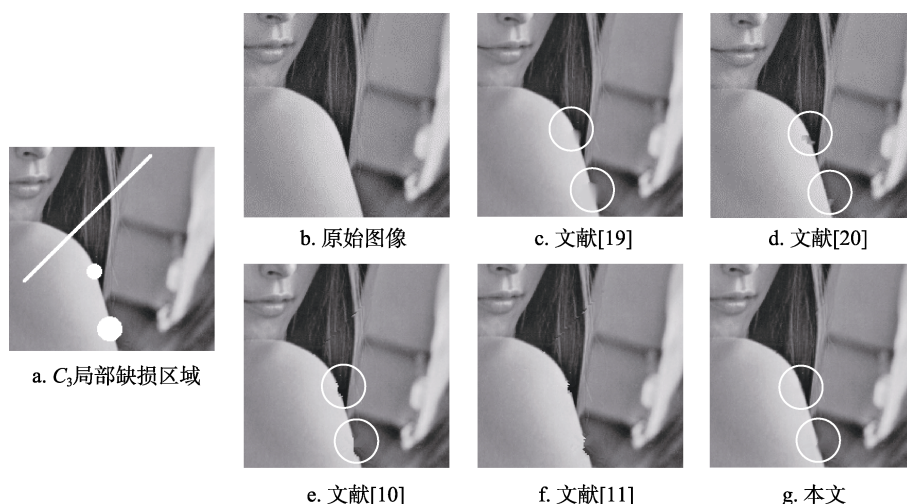
图 9 不同算法对 G_3 重建结果的局部放大比较

表 2 5 种算法对彩色图像的重建结果

名称	缺损图像	算法				
		文献[19]	文献[20]	文献[10]	文献[11]	本文
C_1						
C_2						
C_3						
C_4						
C_5						

建结果更加清晰、自然。

图 11 所示为对纹理和边缘信息都比较复杂的 C_3 局部放大区域的重建结果。可以看出, 图 11c, 图 11e 和图 11f 中, 文献[10-11,19]算法在房顶密集纹理处得到的重建结果均会产生不同程度的类似马赛克的划痕, 并且在屋檐边缘处出现错误的延伸现象; 图 11d 中, 文献[20]算法在房顶纹理密集区域具有较理想的重建效果, 但在屋檐处同样出现了错误填充的现象; 图 11g 中, 本文算法对于

纹理区域和边缘结构区域的重建结果都更加真实自然。

4.3 重建结果的客观数据分析

5 种算法针对不同尺寸、不同缺损大小占比的 10 幅缺损图像进行实验, 它们的 PSNR, SSIM 和 A 对比结果如表 3~表 5 所示。其中, PSNR 和 SSIM 用于评估各种算法的整体重建效果; A 表示各种算法对于每个缺损像素点重建的精确程度。结合表 1~表 5 的重建结果可以得出: (1) 各种算法得到的

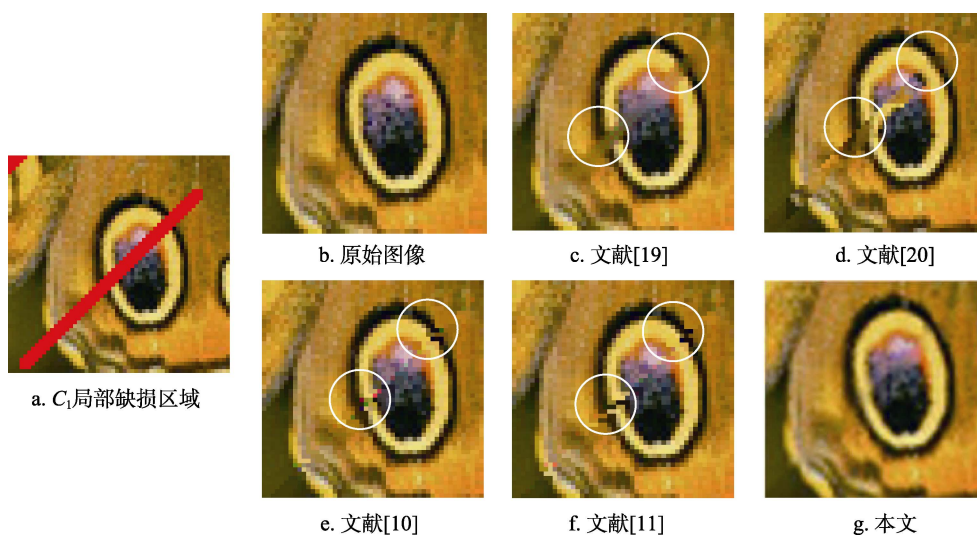
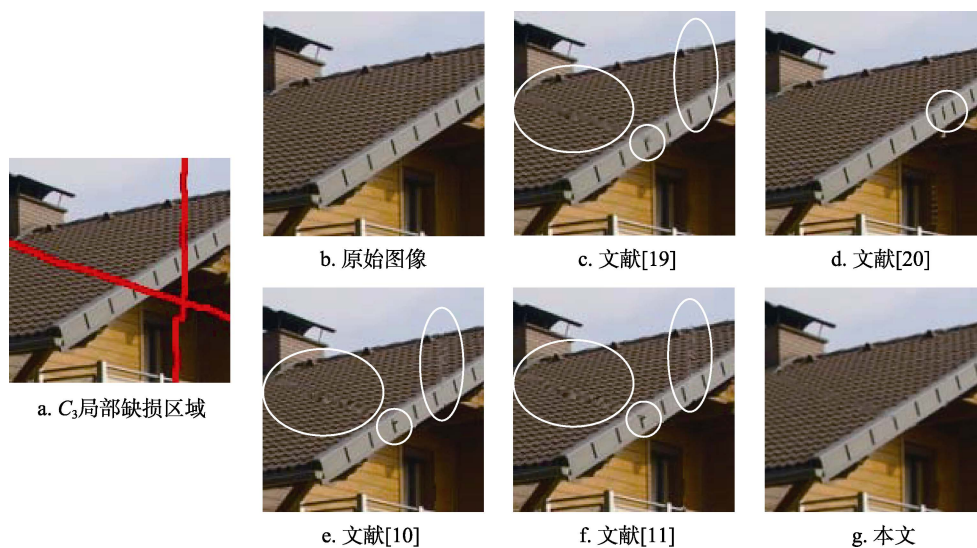
图 10 不同算法对 C_1 重建结果的局部放大比较图 11 不同算法对 C_3 重建结果的局部放大比较

表 3 5 种算法的 PSNR 对比

缺损图像	图像尺寸/像素	缺损点个数	PSNR/dB				
			文献[19]	文献[20]	文献[10]	文献[11]	本文
G_1	256×256	737	35.930 2	37.659 6	34.659 4	35.641 2	38.038 3
G_2	256×256	4 868	32.297 9	31.278 0	31.605 9	32.277 9	34.637 8
G_3	512×512	9 009	36.938 4	39.154 6	36.938 4	37.140 6	40.905 1
G_4	512×512	23 288	35.939 1	34.649 1	35.015 1	35.207 9	37.908 4
G_5	512×512	25 126	37.413 1	35.782 7	35.778 5	36.764 1	38.401 7
C_1	256×256×3	1 666	35.521 5	32.328 3	35.075 5	36.056 3	37.052 9
C_2	256×256×3	11 044	31.176 4	28.371 2	29.638 6	31.391 8	32.193 5
C_3	1 024×686×3	26 574	38.571 1	37.093 6	37.358 8	37.676 0	39.041 5
C_4	1 024×686×3	32 557	38.494 4	36.711 6	37.592 8	38.706 9	39.118 3
C_5	1 024×686×3	38 831	38.550 1	36.888 8	36.339 5	36.762 5	38.650 6

注. 粗体表示最优值.

表 4 5 种算法的 SSIM 对比

缺损图像	图像尺寸/像素	缺损点个数	SSIM				
			文献[19]	文献[20]	文献[10]	文献[11]	本文
G_1	256×256	737	0.992 0	0.996 1	0.992 9	0.993 9	0.996 3
G_2	256×256	4 868	0.973 1	0.965 3	0.966 8	0.968 5	0.975 6
G_3	512×512	9 009	0.986 2	0.988 2	0.986 7	0.987 3	0.991 5
G_4	512×512	23 288	0.972 6	0.966 9	0.969 8	0.971 6	0.980 3
G_5	512×512	25 126	0.973 7	0.968 0	0.970 4	0.974 4	0.982 7
C_1	256×256×3	1 666	0.991 1	0.985 0	0.991 5	0.992 8	0.993 8
C_2	256×256×3	11 044	0.952 1	0.913 8	0.940 1	0.953 1	0.959 3
C_3	1 024×686×3	26 574	0.983 8	0.982 7	0.984 4	0.984 8	0.987 1
C_4	1 024×686×3	32 557	0.983 6	0.982 7	0.984 5	0.986 1	0.987 3
C_5	1 024×686×3	38 831	0.988 9	0.986 6	0.986 2	0.987 8	0.990 5

注. 粗体表示最优值.

表 5 5 种算法的 A 对比

缺损图像	图像尺寸/像素	缺损点个数	A/%				
			文献[19]	文献[20]	文献[10]	文献[11]	本文
G_1	256×256	737	67.44	78.56	76.93	80.73	82.23
G_2	256×256	4 868	82.46	81.96	82.58	84.24	90.24
G_3	512×512	9 009	84.45	90.04	87.80	88.23	94.88
G_4	512×512	23 288	89.45	88.90	90.64	91.41	96.29
G_5	512×512	25 126	94.79	92.41	92.69	94.55	98.16
C_1	256×256×3	1 666	90.62	88.79	92.13	92.69	94.20
C_2	256×256×3	11 044	79.63	68.39	77.14	81.00	86.06
C_3	1 024×686×3	26 574	84.48	76.62	81.03	81.31	88.22
C_4	1 024×686×3	32 557	87.33	81.22	85.55	87.69	91.10
C_5	1 024×686×3	38 831	89.88	88.40	88.19	89.10	93.33

注. 粗体表示最优值.

PSNR, SSIM 和 A 不仅与缺损图像中局部缺损区域的大小有关, 也与缺损点所处图像区域的结构特征(平坦区域、纹理区域或边缘区域)有关. (2) 与其他算法相比, 本文算法的 PSNR, SSIM 和 A 均有所提高, 与文献[19-20]算法相比, PSNR 分别平均提高 1.5 dB 和 2.6 dB, SSIM 分别平均提高 0.005 和 0.011, A 分别平均提高 6.4%和 7.9%; 与同样基于图像局部纹理稳定场模型的文献[10-11]算法相比, PSNR 分别平均提高 2.6 dB 和 1.8 dB, SSIM 平均提高 0.007 和 0.004, A 分别平均提高 6.0%和 4.4%.

对 5 种算法重建缺损图像的运行时间进行实验, 验证它们的重建效率, 结果如表 6 所示. 可以看出, 由于需要若干次的迭代或者若干次相似块的匹配, 文献[19-20]算法的运行时间受缺损图像的尺寸大小以及缺损点数量的影响较大, 并且运

行时间远远高于基于图像局部纹理稳定场模型的 3 种重建算法; 得益于对有效场源的进一步选取, 本文算法降低了重建过程中的计算量, 与文献[10-11]算法相比, 重建效率具有更大的优势.

4.4 人脸图像重建实验

为了验证本文算法作用在边缘以及纹理细节更加复杂的人脸图像上的有效性, 选取占比为 1%~20%的不规则白色掩模作用于 CelebA-HQ 人脸数据集, 分辨率大小均为 256×256 像素; 同时, 采用主观评价和客观评价考察本文算法的性能. 最后通过消融实验, 验证本文算法各个部分的有效性.

4.4.1 主观与客观重建结果分析

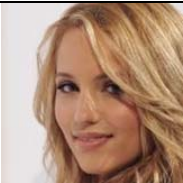
表 7 所示为本文算法在 CelebA-HQ 数据集上的部分重建结果, 可以看出, 本文算法对不同人脸

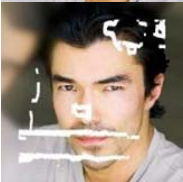
表 6 5 种算法的运行时间对比

缺损图像	图像尺寸/像素	缺损点个数	运行时间/s				
			文献[19]	文献[20]	文献[10]	文献[11]	本文
G_1	256×256	737	5.24	4.63	2.33	2.61	0.73
G_2	256×256	4 868	13.43	30.58	7.57	8.09	1.93
G_3	512×512	9 009	29.70	235.24	8.90	11.04	2.33
G_4	512×512	23 288	57.82	594.46	23.46	29.60	6.76
G_5	512×512	25 126	68.64	1 540.34	56.40	54.58	27.67
C_1	256×256×3	1 666	20.08	33.17	6.24	6.97	4.37
C_2	256×256×3	11 044	79.22	213.13	28.24	53.37	15.67
C_3	1 024×686×3	26 574	265.58	5 526.96	81.63	97.44	17.92
C_4	1 024×686×3	32 557	314.70	5 798.08	66.56	114.22	29.75
C_5	1 024×686×3	38 831	394.21	6 143.26	172.61	178.87	36.95

注：粗体表示最优值。

表 7 本文算法在 CelebA-HQ 上的部分重建结果

图像	实验结果				
	第 1 组	第 2 组	第 3 组	第 4 组	第 5 组
原图					
缺损图像					
重建结果					

图像	实验结果				
	第 6 组	第 7 组	第 8 组	第 9 组	第 10 组
原图					
缺损图像					
重建结果					

缺损图像的重建结果均具备较好的视觉效果,尤其对轮廓及边缘处的重建结果自然、清晰。

进一步验证本文算法对于人脸缺损图像重建的准确性.在 CelebA-HQ 数据集上,将 MSSF-GAN 算法^[24]与本文算法的重建结果进行定量比较,它们在 PSNR, SSIM 和 A 上的结果如表 8 所示,其中的实验数据由 100 幅测试样本图像取均值得到.可以看出,在 CelebA-HQ 数据集上,对于缺损区域占比为 1%~20%的不规则掩模,本文算法的 PSNR, SSIM 和 A 均高于 MSSF-GAN 算法,说明在图像局部纹理稳定场模型周围可用的纹理信息较多的情况下,本文算法可以得到更加准确的重建结果。

表 8 2 种算法在 CelebA-HQ 上的重建性能对比

算法	PSNR/dB	SSIM	A/%
MSSF-GAN ^[24]	36.484 4	0.979 7	91.01
本文	37.040 2	0.984 0	93.00

注:粗体表示最优值。

4.4.2 消融实验

通过消融实验,验证本文算法各部分的有效性.其中,实验数据均为 100 幅测试样本图像取值得到的。

(1) 取消对有效场源进行进一步的选取,采用固定大小的有效场源并在 CelebA-HQ 数据集上进行 1%~20%不规则掩模的消融实验,结果如表 9 所示.可以看出,本文算法对有效场源进行基于主纹理方向的选取对重建结果产生了积极的影响,在整体重建效果、重建准确率及重建效率三方面均得到了较大的提升。

表 9 有效场源的消融实验

算法	PSNR/dB	SSIM	A/%	重建时间/s
固定场源模板	35.365 4	0.979 5	90.82	14.21
本文	37.040 2	0.984 0	93.00	7.53

注:粗体表示最优值。

(2) 分别仅采用一阶微分近似设计场源函数和仅采用二阶微分近似设计场源函数在 CelebA-HQ 上进行 1%~20%不规则掩模的消融实验,结果如表 10 所示.可以看出,与仅采用一阶微分近似或仅采用二阶微分近似设计场源函数相比,采用一阶与二阶微分近似相结合设计场源函数对整体重建效果以及重建准确率均取得了较大的提升,但在重建效率方面低于仅采用二阶微分近似设计场源

函数,可能原因是仅采用二阶微分近似设计场源函数时,部分有效场源周围的 8 邻域像素点存在缺损像素点,不满足二阶泰勒展开条件,从而缺少了对这部分有效场源的计算。

表 10 场源函数的消融实验

算法	PSNR/dB	SSIM	A/%	重建时间/s
一阶微分	35.915 1	0.978 0	91.55	7.68
二阶微分	34.229 9	0.970 7	90.43	4.48
本文	37.040 2	0.984 0	93.00	7.53

注:粗体表示最优值。

5 结 语

本文在基于图像纹理稳定场重建模型的基础上,以稳定场中场与源之间的关系为核心,针对有效场源的选取以及场源函数的构造进行深入的分析,提出一种有效场源选择与场源函数构造算法.首先针对每个缺损像素点邻域内各已知点的梯度信息,得到该缺损点处主纹理方向所在的方向区间,将位于该区间内的已知点作为参与最终重建的有效场源,使重建过程按照纹理和边缘的走向进行,克服重建结果在边缘及纹理区域错误延伸的缺点;然后针对有效场源采用微分近似的方法,利用低阶泰勒展开式计算该点位于缺损点处的估计值,设计场与源之间的相似度因子,并结合 2 点间的距离因子构造场源函数完成重建.实验结果表明,与传统的基于几何特征的图像重建模型、基于纹理填充的图像重建模型以及基于图像纹理稳定场的图像重建模型相比,本文算法在整体重建效果、重建准确率和重建效率 3 个方面均取得了明显的提升,实现了对不同类型缺损图像高效且准确的重建.但是,在局部缺损区域面积过大,即可用的纹理信息过少时,使用本文算法进行重建可能无法达到准确重建的效果.未来,将本文算法与现有基于深度学习的图像修复方法相结合,进一步拓宽图像局部纹理稳定场重建模型的应用场景。

参考文献(References):

- [1] Jam J, Kendrick C, Walker K, et al. A comprehensive review of past and present image inpainting methods[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2021, 203: Article No.103147
- [2] Zeng Y H, Fu J L, Chao H Y, et al. Aggregated contextual transformations for high-resolution image inpainting[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2023,

- 29(7): 3266-3280
- [3] Pathak D, Krähenbühl P, Donahue J, *et al.* Context encoders: feature learning by inpainting[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 2536-2544
 - [4] Yamashita Y, Shimosato K, Ukita N. Boundary-aware image inpainting with multiple auxiliary cues[C] //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2022: 619-629
 - [5] Lu Z Y, Jiang J J, Huang J Q, *et al.* GLaMa: joint spatial and frequency loss for general image inpainting[C] //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2022: 1301-1310
 - [6] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, *et al.* Image inpainting[C] //Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 2000: 417-424
 - [7] Shen J H, Chan T F. Mathematical models for local nontexture inpaintings[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 62(3): 1019-1043
 - [8] Chan T F, Shen J H. Nontexture inpainting by curvature-driven diffusions[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4): 436-449
 - [9] Criminisi A, Pérez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1200-1212
 - [10] Ye Xueyi, Qi Zhenzhen, He Zhiwei, *et al.* Reconstructing image local regions based on directional derivative of a field[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(7): 998-1005(in Chinese)
(叶学义, 齐珍珍, 何志伟, 等. 图像场方向导数的局部区域重建[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(7): 998-1005)
 - [11] Li Xiaofei, Ye Xueyi, Chen Huiyun, *et al.* Transfer function research of stable field reconstruction[J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 23(3): 333-345(in Chinese)
(李晓菲, 叶学义, 陈慧云, 等. 稳定场图像重建中的传递函数研究[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(3): 333-345)
 - [12] Landau L, Lifschitz E, Kikuchi C. The classical theory of fields[J]. American Journal of Physics, 1953, 21(5): 392
 - [13] Wang Jing. Research on digital image inpainting technology[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2012(in Chinese)
(王靖. 数字图像修复技术研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2012)
 - [14] Hui Shuyun. Study on local image reconstructing algorithm based on the static magnetic field[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2016(in Chinese)
(惠舒芸. 基于静磁场模型的图像局部重建算法研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2016)
 - [15] Zhang Guimei, Li Yanbing. Image inpainting of fractional TV model combined with texture structure[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(5): 700-713(in Chinese)
(张桂梅, 李艳兵. 结合纹理结构的分数阶 TV 模型的图像修复[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(5): 700-713)
 - [16] Zhao Xiaole, Wu Yadong, Zhang Hongying, *et al.* Reverse curvature-driven super-resolution algorithm based on Taylor formula[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(12): 3570-3575(in Chinese)
(赵小乐, 吴亚东, 张红英, 等. 基于泰勒展开式与曲率逆向驱动的图像超分辨算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(12): 3570-3575)
 - [17] Lipnikov K, Manzini G, Shashkov M. Mimetic finite difference method[J]. Journal of Computational Physics, 2014, 257: 1163-1227
 - [18] Ye Xueyi, Hui Shuyun, Qi Zhenzhen, *et al.* Gradient analysis for image local reconstruction[J]. Computer Engineering, 2014, 40(12): 235-241(in Chinese)
(叶学义, 惠舒芸, 齐珍珍, 等. 面向图像局部重建的梯度分析[J]. 计算机工程, 2014, 40(12): 235-241)
 - [19] Chen Yong, Ai Yapeng, Guo Hongguang. Inpainting algorithm for dunhuang mural based on improved curvature-driven diffusion model[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2020, 32(5): 787-796(in Chinese)
(陈永, 艾亚鹏, 郭红光. 改进曲率驱动模型的敦煌壁画修复算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(5): 787-796)
 - [20] Wang Fengsui, Liu Zhengnan, Fu Linjun. An improved criminisi image inpainting method based on information entropy and gradient factor[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): Article No.221006(in Chinese)
(王凤随, 刘正男, 付林军. 基于信息熵和梯度因子的改进 Criminisi 图像修复方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): Article No.221006)
 - [21] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, *et al.* Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612
 - [22] Li Xiaofei. Transfer function research based on stable field reconstruction[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2018(in Chinese)
(李晓菲. 基于稳定场图像重建的传递函数研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2018)
 - [23] Karras T, Aila T, Laine S, *et al.* Progressive growing of GANs for improved quality, stability, and variation[OL]. [2022-09-05]. <https://arxiv.org/abs/1710.10196>
 - [24] Ye Xueyi, Zeng Maosheng, Sun Weijie, *et al.* Image inpainting based on multi-scale stable-field GAN[J]. Scientia Sinica Informationis, 2023, 53(4): 682-698
(叶学义, 曾懋胜, 孙伟杰, 等. 多尺度稳定场 GAN 的图像修复模型[J]. 中国科学: 信息科学, 2023, 53(4): 682-698)