

基于粗糙数据推理的 BSCB 图像修补算法

朱昭昭, 周宁*, 陈永, 王小刚

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 BSCB 模型在传输过程中引入 Laplace 算子时采用的点是某一像素周围 4 个邻点, 对像素的表示会有局限性, 进而造成修复后边缘模糊的现象。为优化这一问题, 提出一种基于粗糙数据推理的改进 BSCB 算法, 利用粗糙数据推理空间制定与某一像素相关联的采取规则以期挖掘像素之间的近似关系、衍生关系及拓展关系, 选取与某一像素相关性最大的点, 从而避免像素表示的局部性问题。实验结果表明, 与经典的 BSCB 算法相比, 改进后的算法在传输过程中采取的点更能体现图像结构, 可获得较好的视觉效果, 峰值信噪比也从数据层面证实修复效果的改善。

关键词 图像处理; 图像修补; 传输和扩散; Laplace 算子; 粗糙数据推理; BSCB 算法

中图分类号 TP301.6

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.231005

BSCB Image Inpainting Algorithm Based on Rough Data Deduction

Zhu Zhaozhao, Zhou Ning*, Chen Yong, Wang Xiaogang

School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract The Laplace operator introduced in the BSCB model during the transmission process uses four adjacent points around a certain pixel, limiting the pixel representation and then resulting in blurred edges after restoration. In this study, an improved BSCB (Bertalmio, Sapiro, Caselles, Ballester) algorithm is proposed based on rough data deduction to optimize this problem. The improved BSCB algorithm uses the rough data deduction space to formulate rules related to a certain pixel for mining the approximation, derivation, and expansion relations between pixels and adopting points that exhibit the greatest correlation with a certain pixel, avoiding the locality of pixel representation. The experimental results denote that the points adopted during the transmission process of the improved BSCB algorithm can better reflect the image structure, and the proposed algorithm can obtain a better visual effect when compared with the classical BSCB algorithm. The peak signal-to-noise ratio also confirms the improvement of the restoration effect based on the data level.

Key words image processing; image inpainting; transmission and diffusion; Laplace operator; rough data deduction; BSCB algorithm

OCIS codes 100.2960; 100.2000; 150.1135

1 引言

图像修复是对破损的、损坏的图像进行复原的技术, 主要思想是根据图像已知像素通过特定的方法填补缺损区域。有纪念意义的旧照片的复原、有艺术价值的文艺作品的修补、有考古价值的古文物图像的修复和有文化价值的壁画的修补都使得图像修复技术得到了广泛的重视和应用。由于存储时间

较长, 旧照片、旧艺术作品会产生风化和折痕等现象, 古物和壁画会产生缺损和纹理退化等现象, 因此, 为进一步保证这些作品的价值, 使这些作品恢复后效果更加贴近原图像, 且修复后尽可能不被察觉显得尤为重要。

图像修复研究最早开始于 Bertalmio 等^[1]提出的 BSCB(Bertalmio, Sapiro, Caselles, Ballester) 修复算法, 该算法受人工修复图像的启发, 其思想是

收稿日期: 2019-04-28; 修回日期: 2019-05-22; 录用日期: 2019-05-27

基金项目: 国家自然科学基金(61650207, 61841303)、教育部人文社会科学研究基金(19YJC760012)

* E-mail: zhouning@mail.lzjtu.cn

按等照度线方向,依据偏微分方程(PDE)和物理学中的热扩散方程,将待修复区域边缘的像素信息扩散至待修复区域。文献[2]在沿等照度线扩散的思想基础上,提出运用三阶偏微分方程的CDD(curvature driven diffusions)模型,在扩散方向中引入几何曲率,该算法修复破损图像时对破损区域的大小要求较为灵活。文献[3]借助整体变分(TV)模型,将等照度线的方向用欧拉-拉格朗日方程确定,并将图像修复问题转换为数学中的泛函求极值的变分问题。以变分法作为图像修复的还有 Mumford-Shah 模型^[4]、Mumford-Shah-Euler 模型^[5]、Eider's elastica 模型^[6]等。以上修复算法均是基于 PDE 模型的图像修复算法,基于这样的修复机理,该类算法对破损区域较小的图像修复较为可观。文献[7]在各项异性扩散模型(PM)中引入片相似性思想,使得图像纹理等信息得到很好的保持。Oliveira 等^[8]基于 BSCB 模型提出一种快速的图像修复模型,其主要思想是将待修复块的等照度线用直线连接,将图像上的信息向破损区域扩散,主要优点是速度较快。田艳艳^[9]基于 PDE 提出 G-C 图像修补模型,在连接断裂水平集和修补效率两方面,该模型均有改善。曾勋勋等^[10]引入 Max/Min 函数对 BSCB 模型进行改进,获得了较好的修复效果。李苏莉等^[11]提出一种基于 p-Laplace 算子的 CDD 图像修复算法,该算法使图像边缘修复更加自然。代妮娜等^[12]提出一种改进的 BSCB 算法,其对 BSCB 算法中初始化、光滑算子和修补扩散过程分别进行改进,对颜色复杂度高、缺损区域较大的破损图像具有较好的修复效果。胡海平等^[13]提出一种基于非局部 BSCB 的图像修复方法,其基本思路是将边界的等照度线延续到修补区域时,将待修补区域边界上的非局部意义的图像信息扩散到待修复区域,以此保持图像的边缘方向和纹理信息。马敏等^[14]在 BSCB 基础上提出一种新型偏微分方程——邻域差值扩散模型,该模型重新定义了图像修复过程的扩散信息和方向,改善了图像修复效果。景越峰等^[15]提出一种基于 PDE 的闪光照相图像修补方法,该方法引入 p-Laplace 算子,与 BSCB 方法交替修补图像,获得了较好的收敛效果。李薇等^[16]从信息推进和各向异性扩散两部分对 BSCB 进行改进,显著提高了运算速度。朱新山等^[17]采用特征金字塔网络对解码器网络中的特征图进行信息补充,获

得较快的处理速度。杜闪闪等^[18]将扩散调节系数加入到正则项中,减少了总变分修复算法的迭代次数。卢雯霞等^[19]提出一种基于样本块的旋转及缩放图像修复算法,实现了具有旋转和尺度缩放破损图像的自动修复。周宁等^[20]利用近似论衍生挖掘出图像数据之间的潜在关系,扩大了图像搜索范围,改善了图像修复效果。

本文研究了经典的小破损区域修复算法 BSCB,发现其对小破损区域的图像进行修复时,能获得很好的视觉效果,但也存在一些不足,该模型因参数比较多,选择较为复杂,在对某一像素表示时采用的是全部的邻点,在进行图像修补时,这样的选择方式会造成边缘模糊、色彩和纹理虚化等现象。为使这一问题得到优化,使图像修复后有更好的视觉效果,本文从粗糙数据推理的角度出发,运用粗糙数据推理理论挖掘图像像素之间不明确、非确定、似存在、潜存在的关系,制定对应的规则,有目的地采取与某一像素相关性最大的点,避免 BSCB 平滑扩散过程的梯度局部性问题。实验结果表明,相比于 BSCB 算法,引入粗糙数据推理理论的 BSCB 修复算法取得了较好的修复效果。

2 基于粗糙数据推理的 BSCB 算法改进

2.1 BSCB 算法原理

BSCB 是一种基于 PDE 的图像修复算法。该模型基本思想是沿等照度线方向将待修补区域边界信息延伸到待修补区域中,以保持原有的边缘纹理不变。等照度线的方向是通过计算修补图像轮廓线上的每一个像素的梯度向量,并将最大梯度方向旋转 90° 得到。等照度线方向的定义^[21]为

$$\nabla_{\perp} I(x, y) = \left(-\frac{\partial}{\partial y}, \frac{\partial}{\partial x}\right), \quad (1)$$

式中: x 为图像横轴坐标, y 为图像纵轴坐标; $\nabla_{\perp} I(x, y)$ 表示梯度向量 $\nabla I(x, y)$ 旋转 90°; $I(x, y)$ 为灰度值。该模型依据的偏微分方程^[22]为

$$\partial I / \partial t' = \nabla_{\perp} I \cdot \nabla L(I), \quad (2)$$

式中: t' 为横坐标处一点; $L(I)$ 为 I 的一种平滑性度量,该模型用平滑算子 $L(I)$ 沿着等照度线的方向将破损区域边缘像素扩展到待修复区域中。如图 1 所示, Ω_0 为待修复图像, Ω 为待修复区域, Ω' 为待修复区域边缘, N 为扩散方向,其依据是等照度线的方向。

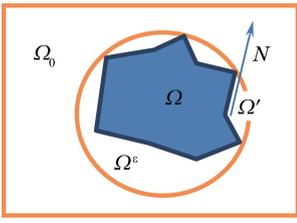


图1 破损区域示意图

Fig. 1 Schematic of damaged area

确定图像的修补方向 N 之后,对图像信息沿 N 方向进行传输,其传输模型表示为

$$\begin{cases} I^{(n+1)}(i,j) = I^{(n)}(i,j) + \Delta t I_t^{(n)}(i,j), \\ (i,j) \in \Omega \\ I_t^{(n)}(i,j) = \delta L^{(n)}(i,j) \cdot N^{(n)}(i,j) \\ L^{(n)}(i,j) = I_{xx}^{(n)}(i,j) + I_{yy}^{(n)}(i,j) \end{cases}, \quad (3)$$

式中: (i,j) 为图像中任意一点; n 为外层循环迭代次数, t 为内层循环迭代次数; $I^{(n)}(i,j)$, $I^{(n+1)}(i,j)$ 分别为第 $n, n+1$ 次迭代得到的 (i,j) 的像素值; Δt 为迭代的步长; $I_t^{(n)}(i,j)$ 为每一个 t 变化值对应的第 n 次迭代得到的 (i,j) 值; $N^{(n)}(i,j)$ 为第 n 次迭代得到的等照度线的方向; $L^{(n)}(i,j)$ 为平滑算子第 n 次向 (i,j) 点延伸的像素信息; $\delta L^{(n)}(i,j)$ 为 $L^{(n)}(i,j)$ 在 x 轴和 y 轴方向的变化量; $I_{xx}^{(n)}(i,j)$ 和 $I_{yy}^{(n)}(i,j)$ 为关于 x 轴和 y 轴的二阶偏导数值。

为防止等照度线的交叉,同时保证图像边缘不僵硬,SCSB 传输过程中还要进行扩散,扩散原理来源于物理学中的热扩散,其采用各向异性扩散,方程为

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t}(i,j,t) = g_\varepsilon(i,j)K(i,j,t) |\nabla I(i,j,t)|, \\ (i,j) \in \Omega^\varepsilon \\ g_\varepsilon(i,j) = \begin{cases} 1, (i,j) \in \Omega \\ 0, (i,j) \in \Omega^\varepsilon - \Omega \end{cases} \end{cases}, \quad (4)$$

式中: $I(i,j,t)$ 为坐标 (i,j) 处第 t 次迭代的灰度值; $\nabla I(i,j,t)$ 为坐标 (i,j) 处第 t 次迭代的梯度矢量; Ω^ε 为 Ω 以 ε 为半径的圆域扩展,如图 1 所示; $K(i,j,t)$ 为等照度线的曲率; $g_\varepsilon(i,j)$ 为 Ω^ε 域上的平滑函数。图像修补过程就是利用平滑函数将区域 Ω 外的像素信息扩展到 Ω 内,进入修补循环,执行几次传输后就执行几次扩散,一直到图像趋于稳定,迭代结束,修复完成。迭代终止的条件为

$$I^{(n+1)}(i,j) \approx I^{(n)}(i,j). \quad (5)$$

2.2 粗糙数据推理理论

1) 粗糙集理论简介

粗糙集思想来源于近似理论,依托于近似空间,近似空间的定义为,设 U 是数据集, R 是 U 上的等价关系,把 U 和 R 构成的结构记为 $M, M = \{U, R\}$,称 $M = \{U, R\}$ 为近似空间,其中 U 称为论域。利用近似空间中的数据去描述一些概念时,只能通过近似的方式进行刻画,于是上近似和下近似的概念就应运而生,用以近似刻画或逼近精确的信息^[23]。设 $M = \{U, R\}$ 是近似空间, $U/R = \{[a]_R \mid a \in U\}$ 是 U 相对于 R 的划分, a 为论域 U 中任一元素, $[a]_R$ 为等价关系 R 下的论域元素集合。对于 U 的任一子集 $X, X \subseteq U$, 在近似空间 $M = \{U, R\}$ 中,子集 X 的上近似和下近似分别记作 $R^*(X)$ 和 $R_*(X)$,其定义^[23]为

$$R^*(X) = \cup \{[a]_R \mid [a]_R \in U/R \& [a]_R \cap X \neq \emptyset\}, \quad (6)$$

$$R_*(X) = \cup \{[a]_R \mid [a]_R \in U/R \& [a]_R \subseteq X\}. \quad (7)$$

在近似空间 $M = \{U, R\}$ 中, U/R 是 U 相对于 R 的一个划分,上近似和下近似的定义都是依附于这种划分的 R 而形成的。子集 X 的上近似就是所有和 X 的交集不为空集的 R 等价类的并,子集 X 的下近似是等于所有包含于 X 的 R 等价类的并。当子集 X 的上近似和下近似不相等时, X 称为粗糙集。基于此,粗糙集理论为一些问题的近似描述或近似逼近提供了描述方法。

2) 粗糙推理空间

粗糙推理空间和近似空间类似,也是一种刻画和描述数据的数学结构,该空间是利用上近似包含的近似信息对近似空间进行扩充而得到的,进而得到数据推理的一些潜在且必要的信息。令 K 为等价关系集合, $K = \{R_1, R_2, \dots, R_z\} (z \geq 1)$, 其中 R_1, R_2, \dots, R_z 是 U 上 z 个不同的等价关系; 给定 U 上的等价关系 $S = U \times U$, 称 S 为推理关系。将 U, K 和 S 构成的结构记作 W , 称 $W = \{U, K, S\}$ 为粗糙推理空间^[24]。引入粗糙推理空间是为了使粗糙数据推理更加完善,使运作于该空间上的图像像素数据推理过程更加具体、清晰。

3) 粗糙数据推理

粗糙数据推理是基于数据的推理,本文将存在近似关系、衍生关系、拓展关系的图像像素数据称为粗糙数据,这样的数据来源于对图像信息的刻画。如果把推理建立在图像信息数据上,通过已知的数据及数据联系制定相对应的规则,以推理演绎或近

似推理得到未知数据,进而修补缺损图像,获得修复效果,那么图像的缺失数据以及像素之间潜在的联系就可用经过粗糙数据推理得到的已知数据,以此修补破损区域。

图像信息中处处存在不明确、似存在、不确定或潜存于像素数据之间的粗糙数据联系,对粗糙数据联系进行研究,挖掘潜在联系,给出相应的描述方法,制定一些联系的规则,通过规则程序化粗糙数据联系,这就是粗糙数据推理^[24]。

设 $W = \{U, K, S\}$ 是粗糙推理空间,对于 $a \in U$ 及 $R \in K$,定义如下。

定义 1: 设 b 为 U 中任一元素, $b \in U, [a-R]$ 为 b 元素以推理关系 S 推理得出的后一个元素集。如果 $b \in R^*([a-R])$, 则 a 关于 R 直接粗糙推出 b , 记作 $a \Rightarrow_R b$ 。

定义 2: 设 b_1, b_2, \dots, b_z 为 U 中元素, $b \in U$, 如果 $a \Rightarrow_R b_1, b_1 \Rightarrow_R b_2, b_2 \Rightarrow_R b_3, \dots, b_{z-1} \Rightarrow_R b_z (z \geq 1)$, z 为下标序号, 则称 a 关于 R 粗糙推出 b , 记作 $a | \Rightarrow_R b$ 。

定义 3: 对于 $R \in K, a$ 关于 R 直接粗糙推出或粗糙推出 b 的推理称为 $W = \{U, K, S\}$ 中的关于 R 的粗糙数据推理, 简称为粗糙数据推理^[24]。

2.3 基于粗糙数据推理的改进算法

由于传统的 BSCB 算法的平滑过程采用的是拉普拉斯(Laplace)算子, 当图像像素用中心像素进行数值计算时, 采用的是某一像素的全部邻点, 这使得二阶偏导数的计算有一定局限性, 只能表示像素的局部情况, 这样就减弱了图像修复的效果, 使图像产生边缘模糊的现象。因此中心点差分计算过程中像素点的采取及采取的规则对图像修复效果有很大的影响。

基于上述分析, 本文运用粗糙数据推理思想挖掘潜在像素联系, 制定相应规则对数值计算的像素点进行采取。在 BSCB 模型中, 平滑过程采用 Laplace 算子, 定义^[25]为

$$L^{(n)}(i, j) = I_{xx}^{(n)}(i, j) + I_{yy}^{(n)}(i, j) \quad (8)$$

$L^{(n)}(i, j)$ 的变化量可以用 $\delta L^{(n)}(i, j)$ 表示, 公式为

$$\delta L^{(n)}(i, j) = \sqrt{[L^{(n)}(i+1, j) - L^{(n)}(i-1, j)]^2 + [L^{(n)}(i, j+1) - L^{(n)}(i, j-1)]^2} \quad (9)$$

从(9)式中可以看出, 差分的计算过程采用上下左右 4 个邻点, 为避免邻点产生的局限性, 粗糙数据推理思想采点之前首先对破损边缘的中心像素及周围 9 pixel×9 pixel 进行划分。具体操作为: 1) 将中心像素的 9 pixel×9 pixel 邻域像素值进行排序, 用数组存储; 2) 找出除破损区域之外的像素最大、最小值, 进行极差运算; 3) 将这些像素值按极差均分为 m 个数据集, (i, j) 为中心像素点, 每个数据集的度量 l 的公式为

$$l = \frac{\max I(x, y) - \min I(x, y)}{m}$$

$$x \in [i-4, i+4], y \in [j-4, j+4], \quad (10)$$

式中: i, j, x, y 均为正整数。

引入粗糙数据推理空间 $W = \{U, K, S\}$ 量化像素信息, 本文中 U 是待修复图像中所有数据信息, 如图 2 所示。经过标号为 5 的像素块的斜杠线表示破损区域边缘, 标号为 5 的像素块表示中心像素点, 坐标用 (i, j) 表示, 记为 P_1 ; 打叉方格以及 6, 7, 8, 9, $r_1, r_2, r_3, q_1, q_2, q_3, p_2, p_3$ 像素和其右下方区域表示已知像素块; 横线方格及 1, 2, 3, 4 和其左上方表示待修补像素区域。划分过程中像素块 P_1 可能被划分到任意一个数据集, 这里假设像素块 P_1

被划分到第一个数据集, 划分到其他两个数据集类似。其中的推理关系为

$$S = \{ \langle p_1, q_1 \rangle, \langle q_3, r_3 \rangle \}, \quad (11)$$

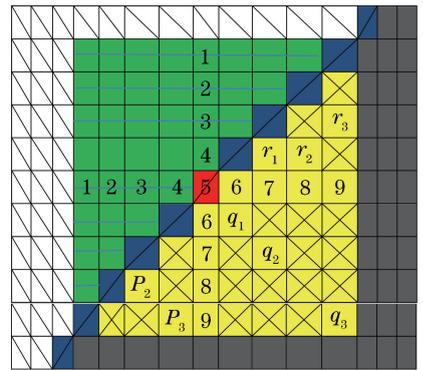


图 2 图像待修复区域边缘中心像素 9 pixel×9 pixel 邻域示意图

Fig. 2 9 pixel×9 pixel neighborhood schematic of central pixel of edge of image area to be repaired

式中: p_1, q_1, q_3, r_3 为图像已知区域四个不同像素。推理规则为, 函数 $f_z(p, q)$ 的值最大, 此函数表示 p, q 两点的像素相关性, 设 p 为已知像素边缘像素点, 其坐标为 (x_1, y_1) , q 为已知像素内部像素点, 其坐标为 (x_2, y_2) 。

$$f_z(p, q) = \frac{|p^2 - q^2|}{f_{DIS}(p, q)}, \quad (12)$$

式中: $p^2 - q^2$ 表示 p, q 两点像素值之间的平方差; $f_{DIS}(p, q)$ 为 p, q 两点之间的距离, 定义为

$$f_{DIS}(p, q) = \sqrt{(y_2 - y_1)^2 + (x_2 - x_1)^2}. \quad (13)$$

此规则令选取像素点之间的差值尽可能大, 避免采点的相似性, 同时使得两点之间的距离尽可能小, 避免采点的不相关性。 R 是 W 中的等价关系, $R \in K$, 本文取(10)式中 $m = 3$, 即等价关系规则定义为, 中心像素点的 $9 \text{ pixel} \times 9 \text{ pixel}$ 邻域均分为 3 个数据集。

$$\begin{aligned} R = \{ & \min I(x, y) \sim \min I(x, y) + l, \\ & \min I(x, y) + l \sim \min I(x, y) + 2l, \dots, \\ & \min I(x, y) + (m - 1)l \sim \max I(x, y) \}. \end{aligned} \quad (14)$$

如图 3 所示, U 相对于等价关系 R 的划分为

$$U/R = \{ \{p_1, p_2, p_3\}, \{q_1, q_2, q_3\}, \{r_1, r_2, r_3\} \}, \quad (15)$$

式中: p_2, p_3 为已知像素区域与边缘像素分为一类的像素点; q_2 为已知像素内部一点; r_1, r_2 为已知像素内部分为一类的像素点。

对像素划分之后进行采点, 该过程需要采集 4 个相关像素点, 采集过程中会选取每个像素集的两个像素点进行计算, 同样一个像素集的两个点可以保证信息相关, 另一个像素集可以避免信息局限性。采点过程是一个粗糙数据推理的过程, 如图 3 所示, 假设 p_1 为中心像素点, 采点过程运用等价关系 R 推理得出 p_2, p_3 , 划分 p_1, p_2, p_3 为一个数据集; 同理划分 q_1, q_2, q_3 和 r_1, r_2, r_3 各为一个数据集。由函数 $f_z(p, q)$ 的值最大的规则通过 p_1 推理获得 q_1 , 以此规则也可由 q_3 推理得到 r_3 , 根据粗糙数据推理定义, 由 $p_1 \Rightarrow_s q_1, q_3 \Rightarrow_s r_3$, 得出 $p_1 | \Rightarrow_s r_3$, 即

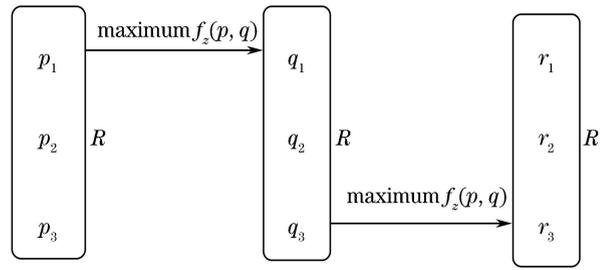


图 3 图像数据粗糙推理示意图

Fig. 3 Schematic of rough deduction of image data

去除中心点数据集是因为和中心点划分为一个数据集的像素值太过相近, 如果采取会使得中心点的表示有局限性, 其他两个数据集像素值虽然不相近, 但有 $9 \text{ pixel} \times 9 \text{ pixel}$ 邻域的约束, 可以保证图像信息相关且连续。最后进行数值计算, 将采取的 4 个点应用到 BSCB 模型, 完成传输和扩散的过程, 最终完成图像修复, 就此改善了像素表示局限性的问题, 优化了 BSCB 平滑过程, 使图像修复获得较好的视觉效果。

3 实验结果与分析

为测试实验结果, 采用的实验环境操作系统为 Windows7-64 位, 实验所需平台为 MATLAB R2016a, 分别对旧照片进行复原, 对图像划痕及图像进行文字去除。本文实验所用掩模均由 MATLAB R2016a 程序生成, 通过编程实现破损图像的点、线段、曲线及颜色的选择, 可在破损图像的缺损处通过手动选择或颜色筛选生成掩模图像。

图 4(a) 图像是一幅艺术作品图像, 因保存方式和时间久远等缘故, 产生了明显的折痕, 损坏了作品的艺术价值, 因此, 采用 BSCB 算法和粗糙数据推理改进的 BSCB 方法对其修复。图 4(b) 图像为掩模图像。BSCB 算法通过折痕的边缘进行图像修复时, 由于平滑过程所采用的点为某一像素的邻

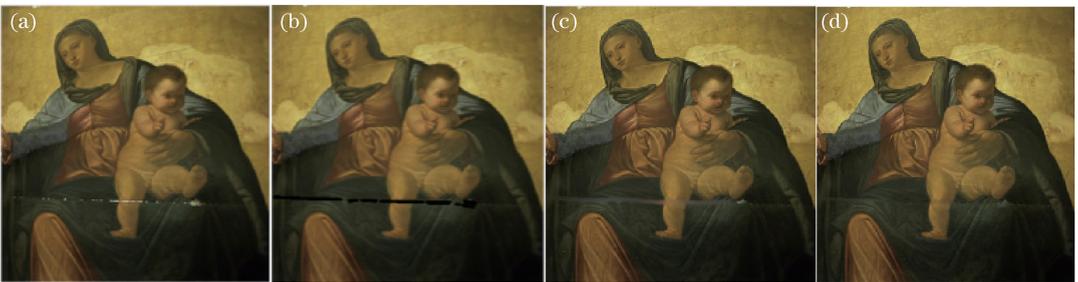


图 4 艺术图像修复效果图。(a)原始受损图像;(b)掩模图像;(c) BSCB 模型修复结果;(d)粗糙数据推理修复结果

Fig. 4 Inpainting effect of art image . (a) Original damaged image; (b) mask image; (c) inpainting result by BSCB model; (d) inpainting result by rough data deduction

点,划痕区域修复后像素值较为相近,出现图 4(c) 的现象。而粗糙数据推理思想避免了这一问题,其是根据关联规则,采用与某一像素相关性最大的点,修复后的图像如图 4(d) 所示,峰值信噪比的对比及视觉效果表明修复得到改善。

图 5(a) 的修复效果如图 5(c)、(d) 所示,从中可以看出 BSCB 虽然恢复出头发、额头等关键部位,但修复效果仍然不佳。这是由于对图像进行

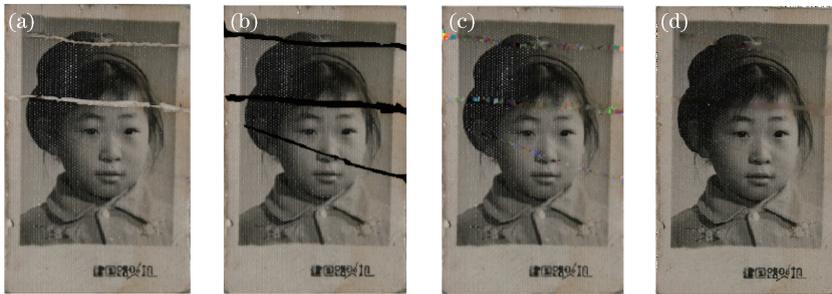


图 5 破损旧照片复原效果图。(a)原始受损图像;(b)掩模图像;(c) BSCB 模型修复结果;(d)粗糙数据推理修复结果
Fig. 5 Inpainting effect of damaged old photo. (a) Original damaged image; (b) mask image; (c) inpainting result by BSCB model; (d) inpainting result by rough data deduction

图 6 为划痕图像复原效果图。其中图 6(a) 修复效果如图 6(c)、(d) 所示,可以看出,BSCB 模型对图中最大的青椒修复存在些许的模糊现象,有部分修复残留痕迹。这是因为划痕边缘向中间平滑过程中,对青椒像素的采取过于相近,使得划痕区域的像



图 6 划痕图像修复效果图。(a)原始划痕图像;(b)掩模图像;(c) BSCB 模型修复结果;(d)粗糙数据推理修复结果
Fig. 6 Inpainting effect of scratched image. (a) Original scratched image; (b) mask image; (c) inpainting results by BSCB model; (d) inpainting result by rough data deduction

图 7 为文字移除效果图。图 7(a) 的文字移除效果如图 7(c)、(d) 所示,因图 7(a) 的文字覆盖面积比较大且 BSCB 算法在移除过程中对文字的移除是采用周围的像素对其进行填充,所采像素不全面且表示不准确,移除迭代过程中出现图 7(c) 的现象。而引入粗糙数据推理思想,修复采用文字区域周围相关性最大的像素,从视觉上有效地改善了这一现象,峰值信噪比也得到相应的体现。

分析上述 4 幅粗糙数据推理修复图像,4 幅图

修复时,所采用的破损区域边缘头发和额头部位的像素值有一定局限性,因此平滑过程不准确且像素值单一,出现部分模糊现象。而粗糙数据推理通过关联关系,利用头发部位可以搜索采集整个头发部位像素,使搜索范围扩大且已知区域与未知区域相关性最大,能有效避免头发数据迭代修复后的马赛克现象,使得图 5(a) 的修复效果得到不错的改善。

素来源过于集中,出现修复残留痕迹。结合粗糙数据推理思想后,可搜索数据范围增大到整个青椒,划痕缺损区域与整个青椒像素关联度最大,修复结果从视觉上获得很好的改善,有效避免了修复残留痕迹现象。

像都较 BSCB 算法有视觉上的改观。理论上,4 幅 BSCB 修复结果图皆是因为待修复区域在进行平滑过程中,梯度计算所采用的是某一像素的周围邻点,像素值表示过于集中且有一定的局限性,因此对缺损区域进行修复时会将邻近的像素作为计算对象,以此扩散到待修复区域,以致图像有些许视觉模糊,部分区域出现马赛克及修复痕迹较明显等现象。而应用粗糙数据推理扩展了像素采集范围,约束了采集像素的相关性,采取的像素点更能表征图像结构信息,修复之后获得较好的视觉效果。

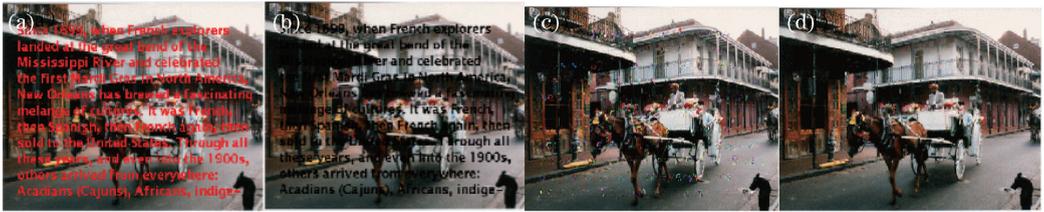


图7 文字移除效果图。(a)原始文字图像;(b)掩模图像;(c) BSCB模型修复结果;(d)粗糙数据推理修复结果
 Fig. 7 Removal effect of text in image. (a) Original image with text; (b) mask image; (c) inpainting results of BSCB model; (d) inpainting result by rough data deduction

图像修复后峰值信噪比对比图如图8所示。由于粗糙数据推理以近似论为理论依据,对图像某一像素点的表示既来源于相似性最大的像素,又不拘泥于某一像素周围,以关联规则划分像素,使其最大程度上将同类相关性像素划分为一类,为粗糙数据推理提供划分基础。在进行粗糙数据推理采集像素点的过程中,能衍生出与某一像素极大相关的间接像素点,以此对原有采集周围像素点的方式进行改进,挖掘出图像像素之间的潜在关系和隐含联系,在扩展数据范围的同时也增加了数据来源,保证数据采集

更全面。这样将推理挖掘得到的潜在像素数据作为图像修复数据的间接性来源,使得图像修复的像素数据来源多元化,修复图像时扩散方程所使用像素更准确、扩散过程更完整、修复缺损部位更精确、修复效果更完善。粗糙数据推理扩展了数据表示范围,制定了数据相关性约束规则,使得像素采集有据可依,避免过于相近和无相关性,使选取的像素更能代表图像结构。粗糙数据推理在像素的采集过程中,不依赖像素周围结构,因此,修复后的峰值信噪比都得到了表征性的变化。

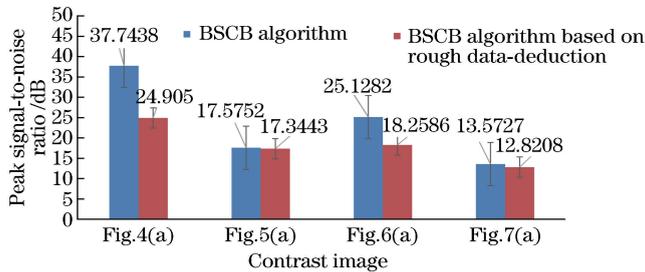


图8 图像修复后峰值信噪比对比图

Fig. 8 Comparison of peak signal-to-noise ratios after image inpainting

峰值信噪比是最普遍和使用最为广泛的一种图像客观评价指标,它是基于对应像素点间的误差,即表示图像之间的相似度,其值越大表示图像失真越小,换言之,其值越大表示参与计算的图像之间的相似性越大。因本文选取缺损图像进行实验,缺损图像无原完整图像,峰值信噪比是对修复后的图像与缺损图像进行计算,BSCB模型修复结果的峰值信噪比较大,说明其越接近破损图像,破损残留越多;而本文改进模型的峰值信噪比的降低在一定程度上说明本文算法修复的图像与破损图像差值更大,从侧面反映本文图像修复结果与原图像差值更小,更接近原图像,说明粗糙数据推理图像修复效果得到了改善。

素值太过相近且对图像结构表示较为单一,像素表示存在一定局限性,特别对于缺损区域周围色差大、结构与纹理较为复杂的图像,由于像素采取方式局限和梯度计算模式固化,平滑扩散信息欠准确,最终图像修复后色彩不分明、纹理虚化以及修复痕迹明显。针对这一问题,运用粗糙数据推理挖掘潜在的像素关系,制定推理规则过渡像素的采取,同时以关联关系约束像素之间的相关性,优化了像素表示局限性的问题。实验结果表明,优化后的算法改善了图像修复后虚化的现象,也使得图像修复后更加连贯,峰值信噪比的降低从数据层面证实了修复效果的改善。

4 结 论

BSCB算法在修复图像时,用于平滑过程计算的像素值采取于某一像素的邻域,此方式采取的像

参 考 文 献

[1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting[C] // SIGGRAPH '00 Proceedings of the

- 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, July 23-28, 2000, New Orleans, LA, USA. New York: ACM Press, 2000: 417-424.
- [2] 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.
- [3] Shen J H, Chan T F. Mathematical models for local nontexture inpaintings[J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 2002, 62(3): 1019-1043.
- [4] Tsai A, Yezzi A R, Willsky A S. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2001, 10(8): 1169-1186.
- [5] Esedoglu S, Shen J H. Digital inpainting based on the Mumford-Shah-Euler image model[J]. *European Journal of Applied Mathematics*, 2002, 13(4): 353-370.
- [6] Chan T F, Kang S H, Shen J. Eider's elastica and curvature-based inpainting [J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 2002, 63(2): 564-592.
- [7] Chen Q, Zheng Y H, Sun Q S, *et al.* Patch similarity based anisotropic diffusion for image denoising [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2010, 47(1): 33-42.
陈强, 郑钰辉, 孙权森, 等. 片相似性各项异性扩散图像去噪[J]. *计算机研究与发展*, 2010, 47(1): 33-42.
- [8] Oliveira M, Bowen B, McKenna R, *et al.* Fast digital image inpainting [C] // Appeared in the Proceedings of the International Conference on Visualization, Imaging and Image Processing (VIIP 2001), September 3-5, 2001, Marbella, Spain. [S. l.: s.n.], 2001.
- [9] Tian Y Y. Research of image inpainting models based on PDE[D]. Xi'an: Northwest University, 2008.
田艳艳. 基于偏微分方程的图像修补方法研究[D]. 西安: 西北大学, 2008.
- [10] Zeng X X, Chen F, Wang M Q. Image inpainting based on the BSCB model [J]. *Journal of Fuzhou University(Natural Science Edition)*, 2009, 37(5): 657-661.
曾勋勋, 陈飞, 王美清. 基于 BSCB 模型的图像修补算法 [J]. *福州大学学报(自然科学版)*, 2009, 37(5): 657-661.
- [11] Li S L, Wang H Q, Yang X H. Image inpainting using CDD based on p-Laplace [J]. *Computer Simulation*, 2010, 27(5): 189-193.
李苏莉, 王慧琴, 杨秀红. 基于 p-Laplace 算子的 CDD 图像修补算法 [J]. *计算机仿真*, 2010, 27(5): 189-193.
- [12] Dai N N, Cai L, Dai M L. Improved BSCB image inpainting algorithm [J]. *Video Engineering*, 2015, 39(2): 71-74, 79.
代妮娜, 蔡黎, 戴闽鲁. 一种改进的 BSCB 图像修补算法 [J]. *电视技术*, 2015, 39(2): 71-74, 79.
- [13] Hu H P, Liu X Z. Nonlocal version of BSCB model for image inpainting [J]. *Communication on Applied Mathematics and Computation*, 2015, 29(3): 374-382.
胡海平, 刘晓振. 一种基于非局部 BSCB 模型的图像修复方法 [J]. *应用数学与计算数学学报*, 2015, 29(3): 374-382.
- [14] Ma M, Xu W, Hao K H, *et al.* Neighborhood difference diffusion model for image inpainting [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2009, 30(5): 409-412.
马敏, 许微, 郝魁红, 等. 图像修复的邻域差值扩散模型 [J]. *计量学报*, 2009, 30(5): 409-412.
- [15] Jing Y F, Zhang X L, Guan Y H. Radiography image inpainting algorithm based on partial differential equations [J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2010, 22(2): 383-387.
景越峰, 张小琳, 管永红. 基于偏微分方程的闪光照相图像修补算法 [J]. *强激光与粒子束*, 2010, 22(2): 383-387.
- [16] Li W, He J H, Qu L, *et al.* Improved method for BSCB image inpainting [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(9): 184-186, 196.
李薇, 何金海, 屈磊, 等. 一种改进的 BSCB 修复模型 [J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(9): 184-186, 196.
- [17] Zhu X S, Qian Y J, Sun B, *et al.* Image inpainting forensics algorithm based on deep neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(11): 1110005.
朱新山, 钱永军, 孙彪, 等. 基于深度神经网络的图像修复取证算法 [J]. *光学学报*, 2018, 38(11): 1110005.
- [18] Du S S, Han C. An improved image inpainting algorithm based on total variation model [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(7): 071005.
杜闪闪, 韩超. 基于总变分模型的改进图像修复算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(7): 071005.
- [19] Lu W X, He K. Exemplar-based inpainting

- algorithm with rotation and scaling transformation [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(3): 031006.
- 卢雯霞, 何凯. 基于样本块的旋转及缩放图像修复算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(3): 031006.
- [20] Zhou N, Zhu Z Z. Criminisi image inpainting algorithm based on rough data-deduction [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(2): 021005.
- 周宁, 朱昭昭. 基于粗糙数据推理的 Criminisi 图像修复算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(2): 021005.
- [21] Wang A C, Cang S, Cao J. Algorithm for the improved BSCB model and sample-based block coupling for image restoration of knots in veneer [J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2010, 38(12): 71-74, 76.
- 王阿川, 苍圣, 曹军. 改进 BSCB 与样本块耦合的单板节子缺陷图像修补算法[J]. *东北林业大学学报*, 2010, 38(12): 71-74, 76.
- [22] Bender H L, Farnham A G, Guyer J W, *et al.* Purified chemicals and resins from phenol and formaldehyde [J]. *Industrial & Engineering Chemistry*, 1952, 44(7): 1619-1623.
- [23] Pawlak Z. Rough set: theoretical aspects of reasoning about data [M]. *Media: Springer*, 1991.
- [24] Yan S, Yan L, Wu J Z. Rough data-deduction based on the upper approximation [J]. *Information Sciences*, 2016, 373: 308-320.
- [25] Zhang H Y, Peng Q C, Wu Y D. Digital image inpainting algorithm for damaged images based on nonlinear anisotropic diffusion [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2006, 18(10): 1541-1546.
- 张红英, 彭启琮, 吴亚东. 数字破损图像的非线性各向异性扩散修补算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2006, 18(10): 1541-1546.