

基于粗糙数据推理的 Criminisi 图像修复算法

周宁*, 朱昭昭

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 Criminisi 算法作为优秀的图像修复算法代表,在修复部分破损图像时可获得较好的视觉效果,但该算法在进行匹配块搜寻时,待修复块提供的信息量较少,因此可匹配范围小。针对这一问题,提出了一种基于粗糙数据推理理论的改进 Criminisi 图像修复算法,粗糙数据推理可以扩展搜索空间,增加搜索数据,扩大搜索范围,加深搜索深度。该算法在搜索规则上有以下改进:通过图像结构信息将图像内容划分为一个数据集,再通过粗糙数据推理扩充待修复块信息量,扩大匹配块可寻范围,以此搜索匹配块,修复破损图像。结果表明,与经典的 Criminisi 算法相比,改进后的算法能够扩展匹配块的数据量,可搜索到更多数据,获得较好的视觉效果,提高了图像的峰值信噪比。

关键词 图像处理; 图像修复; 匹配块搜索; 粗糙数据推理; Criminisi 算法

中图分类号 TP301.6

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.021005

Criminisi Image Inpainting Algorithm Based on Rough Data-Deduction

Zhou Ning*, Zhu Zhaozhao

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

Abstract The Criminisi algorithm, as one representative of excellent image inpainting algorithms, can be used to obtain a better visual effect when partially damaged images are inpainted, but when this algorithm is used to perform the matching block search, the matching range is too small because the amount of information provided by the blocks to be repaired is less during the matching block search. For this problem, an improved Criminisi image inpainting algorithm based on rough data-deduction is proposed, in which rough data-deduction can be used to expand the search space, increase the search data, expand the search scope, and deepen the search depth. The proposed algorithm has some improvements in the search rules. The image content is divided into a dataset according to the structural information of images. The amount of pending repairing information is extended by rough data-deduction. The matching block search range is expanded. Based on these, the matching blocks are searched and the broken images are repaired. The results show that compared with the traditional Criminisi algorithm, the improved algorithm can be used to expand the matching block data sizes, search more data, obtain better visual effects, and improve the peak signal-to-noise ratio of images.

Key words image processing; image inpainting; matching block search; rough data-deduction; Criminisi algorithm

OCIS codes 100.2960; 100.2000; 150.1135

1 引言

随着数字图像技术的发展,图像修复技术得到广泛应用,主要被应用于医学图像、古文物保护、公安案件侦破、影视制作和旧照片复原等领域。数字图像修复主要思想是利用图像的已知数据,通过有效的计算规则得出图像的缺失数据,进而达到视觉上完整的效果。图像修复最早由 Bertalmio 等^[1]在

2000 年提出。最早的图像修复算法是由 Bertalmio、Sapiro、Caselles 及 Ballester 提出的修复算法(简称 BSCB 修复算法),随后有快速行进图像修复算法(简称 FMM 修复算法)。BSCB 算法是按照等照线度的方向修复,而 FMM 算法^[2]先修复区域边缘的像素,接着层层推进,修复速度比较快。Criminisi 算法也是通过待修复块的边缘向内层层推进进行图像修复,其依赖待修复块边缘信息搜索

收稿日期: 2018-07-05; 修回日期: 2018-07-23; 录用日期: 2018-08-03

基金项目: 国家自然科学基金(61650207,61741113)

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

匹配块^[3]。Zhou 等^[4]对 Criminisi 算法的数据项进行改进,给数据项分配权值,使搜索更加准确有效。李爱菊等^[5]对 Criminisi 算法的优先权计算方式、匹配块搜索策略以及置信度的更新进行了相应的改进,获得了较好的效果。李志丹等^[6]根据填充块和领域一致性规则对图像进行修复,获得了较好效果。王新年等^[7]在 Criminisi 算法的匹配块搜寻中加入了几何距离的思想,使得搜寻匹配块结果更加优化。张东等^[8]出于对图像修复中边缘和纹理连续性的考虑,提出了一种小波变换和纹理特征相结合的图像修复算法,使纹理修复效果更加显著。Bugeau 等^[9]借助待修复块,应用灰度直方图,并采用裁剪的方法进行高效的搜索以计算得到匹配块。Le Meur 等^[10]根据新的结构张量,定义匹配准则,搜索最佳匹配块。黄陈思等^[11]将曲率应用于 Criminisi 算法,在曲线修复中取得了较好的效果。近年来,深度学习在许多计算机视觉问题中都取得了很大的成功,展现了学习数据集本质特征的强大能力。研究工作者还提出了基于深度卷积网络的超分辨率(SR)图像方法,利用深度学习在数据库中成对的低分辨率(LR)和高分辨率(HR)图像上进行训练学习^[12]。Criminisi 算法是经典的图像修复算法,其修复思想引入优先权用以计算待修复区域的优先次序,运用泛函计算待修复块的匹配块。但这一算法也存在一些不足,从待修复块边缘向中间推进的时候会忽略纹理信息,修复图像时会出现马赛克效应。以上图像修复算法通过图像已知信息搜索得到匹配块时,匹配规则精确,匹配块信息量少,使得搜索到的匹配块信息较少,图像修复出现区域信息类似、色彩和纹理淡化以及修复后区域模糊的现象。

为了解决以上问题,本文从粗糙数据推理的角度出发,引入粗糙数据推理理论,通过扩展搜索空间、加深搜索深度、扩大搜索范围,尝试对 Criminisi 算法进行改进。虽然搜索规则采用粗糙数据推理思想,但目的是让搜索得到的匹配块能够提供更多的信息和更准确的数据,以修复破损区域,进而取得较好的修复效果。结果表明,相对于 Criminisi 算法,引入粗糙数据推理思想的改进 Criminisi 修复算法可以得到较好的修复效果。

2 基于粗糙数据推理的 Criminisi 算法

2.1 Criminisi 算法原理

Criminisi 算法是一种基于整个图像空间的算法。其通过对样本空间的全局搜索,找到与待修复

块最相近的匹配块,将最佳匹配块的数据覆盖到待修复块,最终完成图像修复。该算法主要包括计算待修复块边缘的优先权、通过泛函寻找匹配块、将最佳匹配块填充到待修复块和更新置信度等过程。

改进的匹配块搜索示意图如图 1 所示。Criminisi 算法中, I 为整个待修复的图形, Ω 为待修复区域, $\partial\Omega$ 为破损区域的边界, Φ 为已知信息区域,点 p 为当前待修复块的像素。 ∇I_p 表征等照度线的方向, \mathbf{n}_p 表征待修复区域边缘的法向量, φ_p 为以 P 为中心的待修复块^[13]。

在进行图像修复填充前,需要给定待修复块的优先权,使其按优先次序对缺损区域进行修复,因此,该算法取当前待修复中心边缘块 P ,根据 φ_p 计算破损边缘每个像素的优先权,并按优先次序修复。定义优先权^[14]为

$$P(p) = C(p) \times D(p), \quad (1)$$

式中: $C(p)$ 为置信度; $D(p)$ 为数据项。 $C(p)$ 与 $D(p)$ 分别定义^[15]为

$$\begin{cases} D(p) = \frac{|\nabla I_p \times \mathbf{n}_p|}{a}, & 0 \leq D(p) \leq 1 \\ C(p) = \frac{\sum_{i \in \varphi(p) \cap \Phi} C(i)}{|\varphi(p)|}, & 0 \leq C(p) \leq 1 \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $|\varphi(p)|$ 为 φ_p 的面积,也是 φ_p 内像素点的总和; a 为归一化因子,通常取值为 255; ∇I_p 可表示为

$$\nabla I_p = \frac{(-I_y, I_x)}{\sqrt{I_x^2 + I_y^2}}, \quad (3)$$

式中: I_x, I_y 为 p 在 x, y 方向的微分。 $D(p)$ 反映的是边缘待修复模板与原图像的一致程度。

找出优先权最大的 φ_p 后,以 φ_p 为模板,以差值平方和(SSD)为准则,计算此模板和未破损区域的相似度,取相似度最高的块 φ_q ,用 φ_p 替代 φ_q 完成修复。这里的 SSD 准则为

$$f_{\text{SSD}}(p, q) = \arg \min_{\varphi_q \in \Phi} d(\varphi_p, \varphi_q), \quad (4)$$

式中: $d(\varphi_p, \varphi_q)$ 表示为已知像素的 RGB 值,其中 φ_p, φ_q 分别为该 RGB 值的分量。SSD 为相似度函数,用以计算破损区域的已知像素信息和整个图像已知像素的相似度,破损区域边缘像素块和图像已知信息的像素块进行相似度计算,搜索选择出最相似的匹配块,即 SSD 值最小的匹配块,用此匹配块修复当前破损区域块,以此迭代计算修复整个破损区域。SSD 是通过泛函分析,通过计算像素 RGB 分量的相近程度确定最佳匹配块,用该最佳匹配块

替换当前待修复块,再将下一个待修复块的已知信息与图像的已知信息进行 SSD 计算,以此迭代进行修复。

2.2 粗糙数据推理思想

2.2.1 粗糙集理论

在介绍粗糙集理论之前,先介绍模糊集,模糊集和粗糙集一样,都是研究信息系统中不确定、不完全的问题,粗糙集起初在图像方面的应用是用于提取图像特征,以实现图像边缘增强^[16]。定义近似空间时,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 $M=(U,R)$,称 $M=(U,R)$ 为近似空间,其中 U 称为论域^[15]。

定义上近似和下近似时,设 $M=(U,R)$ 为近似空间,

$$R^*(X) = \cup \{[a]_R \mid [a]_R \in U/R \& [a]_R \cap X \neq \emptyset\}, \quad (5)$$

$$R_*(X) = \cup \{[a]_R \mid [a]_R \in U/R \& [a]_R \subseteq X\}. \quad (6)$$

在近似空间 $M=(U,R)$ 中, U/R 是 U 相对于 R 的划分,上近似和下近似都是通过这个划分中的 R 等价类进行定义。其中子集 X 的上近似即所有和 X 的交集不是空集的 R 等价类的并,子集 X 的下近似是等于所有包含在 X 中的 R 等价类的并。

2.2.2 粗糙推理空间

粗糙推理空间来源于近似空间 $M=(U,R)$,是对近似空间的扩展。定义粗糙推理空间时,设 U 是数据集,称为论域,其元素称为数据;令 $K = \{R_1, R_2, \dots, R_n\} (n \geq 1)$,这里引入粗糙推理空间是为了更加完善粗糙数据推理,使运作于该空间上的粗糙数据推理理论更加具体、清晰。

2.2.3 粗糙数据推理

数据是对象的符号表示,可以是一个数值,一个对象,一个物体,这里所用的数据是图像信息的刻画。如果把推理建立在图像信息数据之间,通过已知数据以及数据联系或规则推理演绎或近似推理得到未知数据,用来修复破损图像,那么,图像的缺失数据就可以用已知数据经过粗糙数据推理得到,以此修补破损区域。

实际生活当中处处存在不明确、似存在、不确定或潜存于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,给定一些联系的规则,使得这些粗糙数据联系有依据的规则。通过一定的规则程序化粗糙数据联系,即粗糙数据推理^[18]。定义粗糙数据推理时,设 $W=(U,K,S)$

为粗糙推理空间,对于 $a \in U$ 及 $R \in K$,可分 3 类定义:定义一:设 $b \in U$,如果 $b \in R^*[(a-R)]$,则 a 关于 R 直接粗糙推出 b ,记作 $a \Rightarrow_R b$;定义二:设 $b_1, b_2, \dots, b_n, b \in U$,如果 $a \Rightarrow_R b_1, b_1 \Rightarrow_R b_2, b_2 \Rightarrow_R b_3, \dots, b_{n-1} \Rightarrow_R b_n (n \geq 0)$,则称 a 关于 R 粗糙推出 b ,记作 $a \mid \Rightarrow_R b$;定义三: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^[18]。

2.3 基于粗糙数据推理的改进算法

首先,用等照度线划分纹理。经典的 Criminisi 算法中,等照度线只是参与计算优先权。由于等照度线是通过梯度变化来确定,而梯度是又一个向量,其方向是函数在一点变化率最快的方向,模即函数沿该方向的变化率。图像的边缘通过卷积计算确定^[19]。因此将等照度线作为图像的纹理信息的划分,通过已知图像信息推理演绎待修复区域的数据。

接着,引入粗糙数据推理空间量化图像结构信息,运用粗糙数据推理理论搜寻匹配块。粗糙推理空间 $W=(U,K,S)$,其中 U 为论域,为待修复图像中所有数据信息。推理关系为

$$S = \{\langle p_1, q_1 \rangle, \langle q_2, q_4 \rangle\}. \quad (7)$$

推理中的推理规则是使数据 SSD 值最小。 R 为 W 中的等价关系, $R \in K$,这里等价关系规则定义为数据 SSD 和距离乘积最小。图像数据粗糙推理示意图如图 2 所示。 U 相对于等价关系 R 的划分满足

$$U/R = \{\{p_1, p_2\}, \{q_1, q_2\}, \{q_3, q_4\}\}. \quad (8)$$

改进的匹配块搜索示意图如图 1 所示,由于图像在不同的区域具有不同的特征,因此在颜色信息比较集中的区域,修复比较光滑,而在非集中区域,则需要保持边缘和细节^[20]。 p_1 和 p_2 是待修复块, q_1, q_2, q_3 和 q_4 是已知像素块,也是匹配块。如图 2 所示,在搜索匹配块过程中,算法通过已计算得到优先权最大的待修复块 p_1 ,运用相似度函数推理得出 p_2 ,划分 p_1, p_2 为一个数据集;由数据的 SSD 值和距离平均值规则通过 p_1 推理获得 q_1 ,以此规则 R

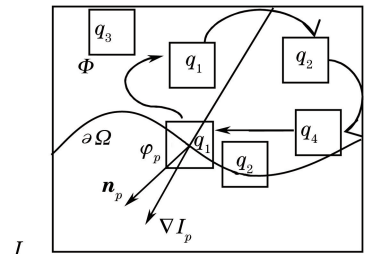


图 1 改进的匹配块搜索示意图

Fig. 1 Schematic of improved matching block search

推理得到 q_2 、 q_3 和 q_4 。待修复块 p_1 推理得到匹配块 q_1 ，匹配块 q_1 推理得到匹配块 q_4 ，由粗糙数据推理定义， p_1 可粗糙推理得出 q_4 ，由 $p_1 \Rightarrow_R q_1, q_2 \Rightarrow_R q_4$ ，得出 $p_1 \mid \Rightarrow_R q_4$ ，也可以得出 $p_2 \mid \Rightarrow q_4, p_1 \mid \Rightarrow q_3$ 和 $p_2 \mid \Rightarrow q_3$ 。由图 1 可见， q_4 可作为待修复块 p_1 的最佳匹配块，用 q_4 修补 p_1 。以此规则迭代，直到修复结束待修复图像的全部破损区域。

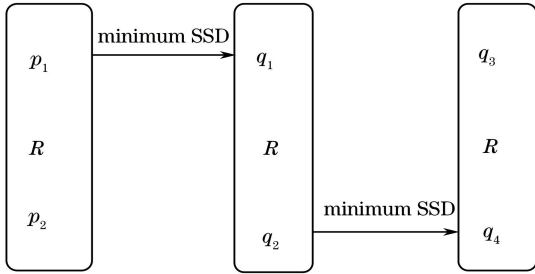


图 2 图像数据粗糙推理示意图

Fig. 2 Schematic of rough data-deduction of image

改进算法的步骤为：

1) 计算待修复区域边缘像素优先权 $P(p)$ ，其计算公式为

$$P(p) = D(p) \times C(p), \quad (9)$$

$$D(p) = |\nabla I_p \times n_p| + 0.001, 0 \leq D(p) \leq 1. \quad (10)$$

2) 找到优先权最大的待修复块，运用图 2 的粗糙数据推理规则计算最佳匹配块，用最佳匹配块代替待修复块数据。其中粗糙推理搜索规则为

$$f_{MSSD}(p, q) =$$

$$f_{SSD}(p, q) \times f_{DIS}[p(x_1, y_1), q(x_2, y_2)], \quad (11)$$

$$f_{DIS} = \sqrt{(y_2 - y_1)^2 + (x_2 - x_1)^2}. \quad (12)$$

3) 更新边缘和置信度。每一个待修复块修复结束，都需要对待修复区域的边缘进行更新，进而迭代修复全部待修复区域，更新置信度如(4)式所示。改进算法的 Criminisi 算法流程图如图 3 所示。

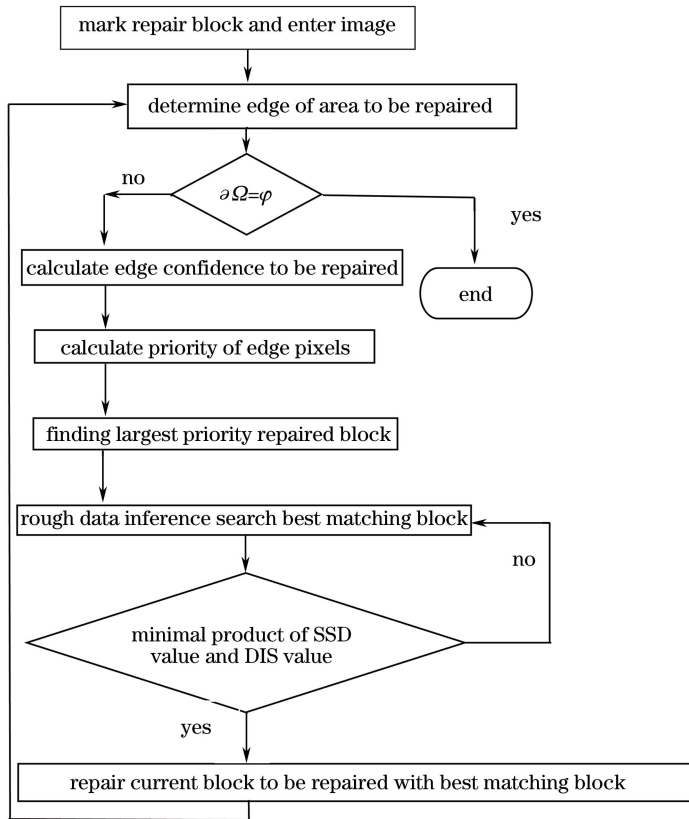


图 3 改进 Criminisi 算法流程图

Fig. 3 Flow chart of improved Criminisi algorithm

3 实验结果与分析

采用的实验环境操作系统为 Windows 7-64 位，分别对灰度图像和彩色图像的破损区域进行修复。

实验 1 中，矩形修复效果图如图 4 所示。原始

图像如图 4(a) 所示。图 4(b) 中图像的待修复区域为矩形，Criminisi 算法通过矩形的边缘搜索匹配块时，由于搜索空间较小，可用搜索数据量小，会将上半部分的信息搜索填充到下半部分，出现图 4(c) 的现象。而粗糙数据推理思想通过扩大搜索空间，增

加搜索深度改善了这一问题,修复后的图像如图4(d)所示,可看出,视觉效果得到改善,峰值信噪比(PSNR)也相应有所提高。

实验2对复杂图片进行修复。人像移除效果图如图5所示。原始图像如图5(a)所示。用不同方法对图5(b)所示的图像进行修复的效果如图5(c)和(d)所示。由图可见,Criminisi算法对图像的修复效果很好,但迭代修复过程中,由于破损区域边缘

屋顶提供的信息量少,搜索匹配块过程中将树叶的数据迭代到屋顶,使屋顶有树叶的数据,从而出现了少量的模糊现象,而粗糙数据推理,通过扩展搜索空间,增加搜索深度,多次迭代搜索数据,将屋顶破损边缘提供的少量数据通过粗糙推理扩展,搜索到更多屋顶数据,使得破损屋顶得以修复,有效避免了树叶数据迭代到屋顶出现马赛克的现象,较好地改善了图像的修复效果。

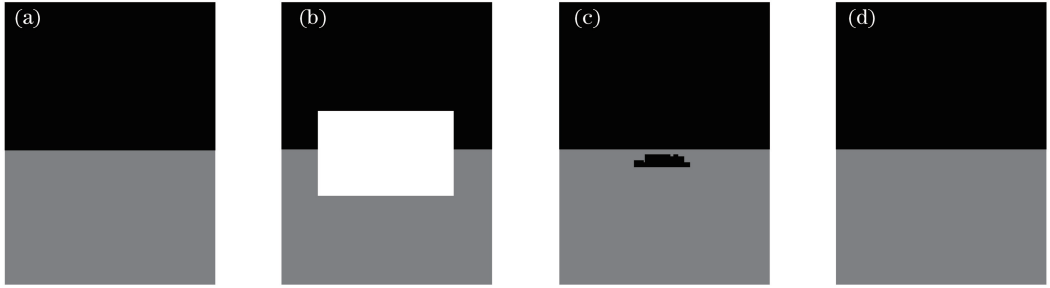


图4 矩形修复效果图。(a)原始图像;(b)受损图像;(c)Criminisi算法修复结果;(d)粗糙数据推理思想修复结果
Fig. 4 Rectangular inpainting effects. (a) Original image; (b) damaged image; (c) repair result by Criminisi algorithm; (d) idea repair result by rough data-deduction

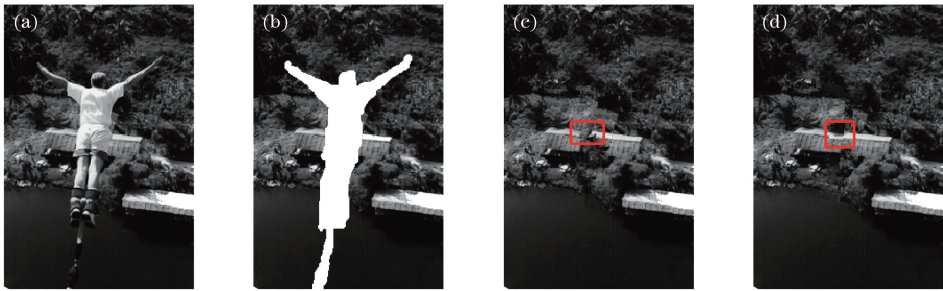


图5 人像移除修复效果图。(a)原始图像;(b)受损图像;(c)Criminisi算法修复结果;(d)粗糙数据推理思想修复结果
Fig. 5 Inpainting effects of image removal. (a) Original image; (b) damaged image; (c) repair result by Criminisi algorithm; (d) idea repair result by rough data-deduction

实验3对彩色图像进行修复。彩色图像修复效果图如图6所示。从图中可以看出,经典的Criminisi算法对花边缘修复时,会产生视觉上的残缺部分,这是因为破损区域边缘提供的数据量少,使得修复破损区域时,除了将部分已知花的区域迭代到待修复区域外,还将背景区域的部分数据迭代到

花的区域,出现残缺现象。结合粗糙数据推理思想后,可搜索数据信息量增大,迭代修复破损区域时,花的可寻数据量增加,有效避免了视觉残缺现象,取得了较好的视觉效果。

实验4对复杂彩色图像进行修复。动物移除修复效果图如图7所示。Criminisi算法在修复过程

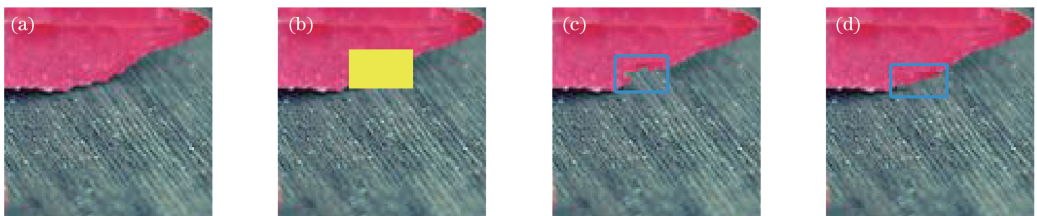


图6 彩色图像修复效果图。(a)原始图像;(b)受损图像;(c)Criminisi算法修复结果;(d)粗糙数据推理思想修复结果
Fig. 6 Inpainting effects of color image. (a) Original image; (b) damaged image; (c) repair result by Criminisi algorithm; (d) idea repair result by rough data-deduction

中,由于水和草原的交界处信息搜索量较少,使得水和草原的两种信息交叉迭代融合,因此出现

图 7(c)的现象,而引入粗糙数据推理思想,使得信息量扩充,从而有效改善了图像修复质量。

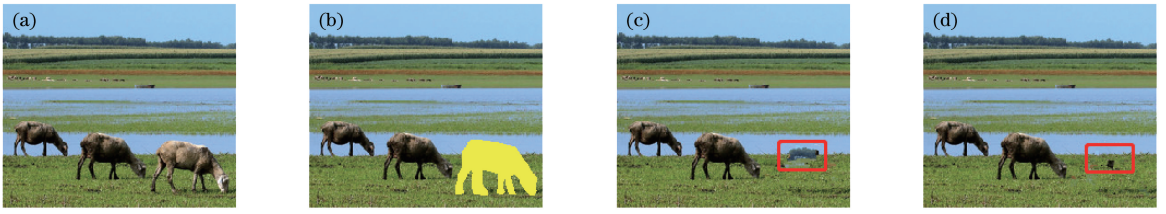


图 7 动物移除修复效果图。(a)原始图像;(b)受损图像;(c)Criminisi 算法修复结果;(d)粗糙数据推理思想修复结果

Fig. 7 Inpainting effects of animal removal. (a) Original image; (b) damaged image; (c) repair result by Criminisi algorithm; (d) idea repair result by rough data-deduction

分析 4 幅修复图像,主观上引入粗糙数据推理思想后,4 幅图像修复效果都较 Criminisi 算法有视觉上的改观。理论上,用 Criminisi 算法修复图像时,4 幅图像的破损边缘的信息量较少,从图像的边缘向内部迭代修复时,破损边缘的可用图像信息少,搜索规则比较精确,因此会将部分非本破损区域的信息搜索填充到破损区域,以致图像有些许视觉模糊,而应用粗

糙数据推理扩大了搜索范围和深度,扩大了搜索数据量,获得了较好的视觉效果。图 8 给出图像修复后峰值信噪比对比。图 4(b)、图 6(b)和图 7(b)中,由于粗糙数据推理扩大了搜索空间,增加了可用信息的数据量,使得匹配块搜索更加准确,因此,修复后的峰值信噪比都得到了明显的提高,图 5(b)的峰值信噪比略低于 Criminisi 算法,但视觉上有较大改善。

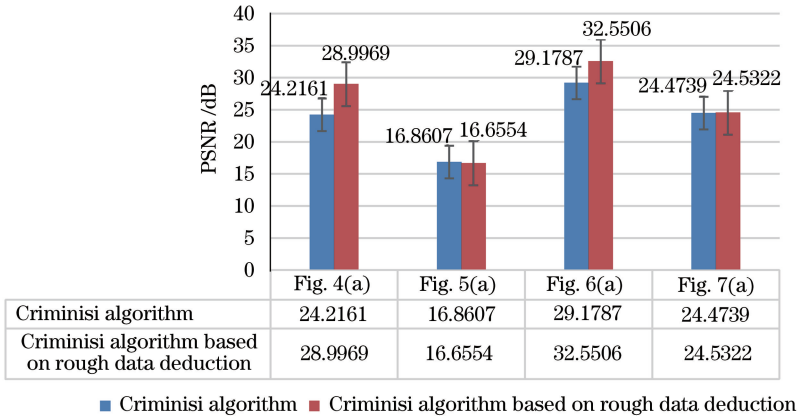


图 8 图像修复后峰值信噪比对比图

Fig. 8 Peak signal-to-noise ratio comparison after image inpainting

所提算法进行图像修复时,因为搜索空间加大,通常迭代次数增加,搜索的数据量更大,因此图像修复在获得较好的修复结果的同时,也付出了内存空间占用量大的代价,其修复时间也相应增加。表 1 为图像修复物理内存占用对比,从表中可以看出,各

图的修复中,粗糙数据推理修复算法占用内存与原 Criminisi 算法相比都有增加。但需要说明的是,所提算法所导致的内存增比并不是成正比增加,如图 7(b)图像复杂,细节多,粗糙数据推理虽然增加了搜索深度,但是匹配块搜索更加准确,减少了迭代

表 1 图像修复物理内存占用对比

Table 1 Comparison of physical memory usage after image restoration

Figure number	Physical memory occupied by Criminisi algorithm /Mb	Physical memory occupied by rough data-deduction/Mb
Fig.4(b)	6	8
Fig.5(b)	10	19
Fig.6(b)	10	17
Fig.7(b)	31	33

次数,因此,图7(b)的粗糙数据推理修复内存占用增比相对有所降低。

4 结 论

对 Criminisi 算法进行细致的理论分析发现,其在修复图像时,用于搜索匹配块的待修复块产生于待修复区域边缘,数据信息量少,搜索匹配范围小,导致部分搜索信息不准确。尤其对于待修复区域边缘光滑,提供的已知数据信息量过少的待修复图像,由于可运用匹配块信息量少,难以搜索到准确适合的匹配块,使得搜索到的匹配块信息量随之减少,适合度随之降低,最终导致图像修复出现区域信息类似、色彩和纹理淡化以及修复后区域模糊的现象,其修复的准确度很低。针对这一问题,提出基于粗糙数据推理的匹配块搜索规则,算法在增加搜索匹配深度的同时,也扩大了可搜寻空间范围。实验结果表明,改进后的算法不仅获得了视觉上的改善效果,而且也提高了峰值信噪比,特别对于上述破损区域边缘光滑和破损图像某一特征区域信息量很少的情况,得到了比较好的修复效果。

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, Louisiana. New York: ACM Press, 2000: 417-424.
- [2] Fan Q. Image inpainting based on FMM algorithm [D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2014: 23-30. 范谦. 基于 FMM 算法的图像修复[D]. 扬州: 扬州大学, 2014: 23-30.
- [3] 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.
- [4] Zhou Y T, Li L, Xia K W. Research on weighted priority of exemplar-based image inpainting [J]. Journal of Electronics (China), 2012, 29(1/2): 166-170.
- [5] Li A J, Niu W L. Image inpainting based on improved Criminisi algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(18): 167-170. 李爱菊, 钮文良. 基于改进 Criminisi 算法的图像修复[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(18): 167-170.
- [6] Li Z D, He H J, Yin Z K, *et al.* Adaptive image

inpainting algorithm based on patch structure sparsity [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(3): 549-554. 李志丹, 和红杰, 尹忠科, 等. 基于块结构稀疏度的自适应图像修复算法[J]. 电子学报, 2013, 41(3): 549-554.

- [7] Wang X N, Wang Z, Wang Y. Improved Criminisi algorithm based on geometry distance[J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(7): 1835-1839, 1895. 王新年, 王哲, 王演. 基于几何距离的 Criminisi 图像修复算法[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(7): 1835-1839, 1895.
- [8] Zhang D, Tang X H, Zhang S P, *et al.* Image inpainting based on combination of wavelet transform and texture synthesis [J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(7): 882-894. 张东, 唐向宏, 张少鹏, 等. 小波变换与纹理合成相结合的图像修复[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(7): 882-894.
- [9] Bugeau A, Bertalmio M, Caselles V, *et al.* A comprehensive framework for image inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(10): 2634-2645.
- [10] Le Meur O, Gautier J, Guillemot C. Exemplar-based inpainting based on local geometry [C] // 2011 18th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, September 11-14, 2011, Brussels. New York: IEEE, 2011: 3401-3404.
- [11] Huang C S, Wang M Q, Guo S M. Curvature-driven exemplar-based image inpainting technique [J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2012, 40(3): 322-326. 黄陈思, 王美清, 郭淑敏. 曲率驱动的基于样本的图像修补技术[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2012, 40(3): 322-326.
- [12] Zheng X T, Yuan Y, Lu X Q. Single image super-resolution restoration algorithm from external example to internal self-similarity [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0318006. 郑向涛, 袁媛, 卢孝强. 自外而内的单幅图像超分辨率复原算法[J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0318006.
- [13] Liu J G, Wu Z P, Liu S Q, *et al.* A merging algorithm for images based on segmentation of feature regions [J]. Journal of Xidian University (Natural Science), 2002, 29(6): 768-771. 刘金根, 吴志鹏, 刘上乾, 等. 一种基于特征区域分割的图像拼接算法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2002, 29(6): 768-771.

- [14] Wang H X, Jiang L, Liang R H, *et al.* Exemplar-based image inpainting using structure consistent patch matching [J]. *Neurocomputing*, 2017, 269: 90-96.
- [15] Wang W L, Jia Y J. Damaged region filling and evaluation by symmetrical exemplar-based image inpainting for Thangka [J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2017: 38-51.
- [16] Su J, Li B, Wang Y Z. Infrared image enhancement based on PCNN segmentation and fuzzy set theory [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(9): 0910001.
苏娟, 李冰, 王延钊. 结合 PCNN 分割和模糊集理论的红外图像增强 [J]. *光学学报*, 2016, 36(9): 0910001.
- [17] Pawlak Z. *Rough sets: theoretical aspects of reasoning about data*[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [18] Yan S. *Rough data-deduction based on the upper approximation and its applications* [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017: 18-39.
闫硕. 基于上近似的粗糙数据推理研究及应用[D]. 北京: 北京交通大学, 2017: 18-39.
- [19] Zhou C H, Wang Z L, Liu S K. Method of image restoration directly based on spatial varied point spread function [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(1): 0110001.
周程灏, 王治乐, 刘尚阔. 基于空间变化点扩展函数的图像直接复原方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(1): 0110001.
- [20] He F Y, Zhao W. Image registration of synthetic aperture radar including body of water [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(9): 0928001.
贺飞跃, 赵伟. 含水体的合成孔径雷达图像配准[J]. *光学学报*, 2017, 37(9): 0928001.