

# 基于信息熵和梯度因子的改进 Criminisi 图像修复方法

王凤随<sup>1,2,3\*</sup>, 刘正男<sup>1,2,3</sup>, 付林军<sup>1,2,3</sup>

<sup>1</sup>教育部高端装备先进感知与智能控制重点实验室, 安徽 芜湖 241000;

<sup>2</sup>安徽省电气传动与控制重点实验室, 安徽 芜湖 241000;

<sup>3</sup>安徽工程大学电气工程学院, 安徽 芜湖 241000

**摘要** 针对传统 Criminisi 算法中优先权值很快趋于零, 且修复时间较长等缺点, 提出一种改进的基于信息熵和梯度因子的图像修复算法。首先, 将图像信息熵与梯度因子拟合为权重因子, 采用优化优先权的计算方式找到最优修复块; 其次, 利用可度量像素块复杂度的信息熵对匹配块的搜索区域进行调整, 建立搜索区域的动态法则; 然后, 借助于梯度因子建立匹配块模板尺寸的自适应模型, 完善最优匹配块搜索策略; 最后, 引入序贯相似性检测算法从源区域中选取最优匹配块, 实现图像的修复。实验结果表明, 与传统 Criminisi 算法相比, 所提算法无论在客观方面还是在主观方面都获得了较满意的图像修复结果, 修复效果更加真实, 修复图像具有更好的视觉效果。

**关键词** 图像处理; 图像修复; Criminisi 算法; 信息熵; 梯度因子

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.221006

## An Improved Criminisi Image Inpainting Method Based on Information Entropy and Gradient Factor

Wang Fengsui<sup>1,2,3\*</sup>, Liu Zhengnan<sup>1,2,3</sup>, Fu Linjun<sup>1,2,3</sup>

<sup>1</sup>Key Laboratory of Advanced Perception and Intelligent Control of High-end Equipment, Ministry of Education, Wuhu, Anhui 241000, China;

<sup>2</sup>Anhui Key Laboratory of Electric Drive and Control, Wuhu, Anhui 241000, China;

<sup>3</sup>School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu, Anhui 241000, China

**Abstract** In order to solve the shortcomings of the traditional Criminisi algorithm which the priority value tends to zero quickly and costs much inpainting time, an improved image inpainting algorithm is proposed based on information entropy and gradient factor. Firstly, the information entropy and the gradient factor for the image are fitted as weight factors, and the priority calculation method is optimized to find the optimal inpainting block. Secondly, the information entropy which can measure the complexity of the pixel block is used to adjust the search area of the matching block to establish a dynamic rule of the search area. Then, an adaptive model of the template size for the matching block is established with the help of the gradient factor to improve the optimal matching block search strategy. Finally, the sequential similarity detection algorithm is introduced to select the optimal matching block from the source region to achieve image inpainting. The experimental results show that compared with the traditional Criminisi algorithm, the proposed algorithm is effective both at the objective level and the subjective level. Moreover, the effectiveness of the image inpainting is more real, and the restored image has better visual effects.

**Key words** image processing; image inpainting; Criminisi algorithm; information entropy; gradient factor

**OCIS codes** 100.2000; 100.3020; 100.2960

收稿日期: 2020-02-11; 修回日期: 2020-03-14; 录用日期: 2020-03-31

基金项目: 安徽省自然科学基金(1708085MF154)、安徽高校省级自然科学研究重点项目(KJ2019A0162、KJ2015A071)

\* E-mail: fswang@ahpu.edu.cn

# 1 引言

图像修复技术由来已久,早在西汉时期就有修复画卷的记录,文艺复兴时期引进了图像修复的概念,近年来更是得到了飞快的发展<sup>[1-5]</sup>。目前图像修复主要分为两大方面,其一是基于非纹理结构的修复,其二是基于纹理结构的修复。前者又可以分为变分模型和偏微分方程(PDE)模型,后者细分为图像分解与基于纹理合成的修复算法。

基于非纹理结构的修复算法主要是利用物理学中的热扩散现象,根据已知信息将空白区域填补完整,适用于修复区域较小的情况。2000年,Bertalmio等<sup>[6]</sup>提出沿着等照度线方向扩散(BSCB)的图像修复模型,这是一种典型的PDE模型,算法核心是破损区域的边缘信息遵从一定的方向传播至内部,直到填补所有的待修复区域,该算法为图像修复开启了一个全新的世界,然而其引入的大量计算使得整个程序实现比较困难。2002年,Shen等<sup>[7-8]</sup>提出了加入去噪和锐化功能的全变分(TV)数学模型,之后又提出了将几何信息引入算法以提高修复结果的曲率驱动扩散(CDD)模型<sup>[9]</sup>,在后面的工作中也有很多学者对这两个模型进行了一系列的改进与完善<sup>[10-13]</sup>,但是对于纹理较强的破损区域的修复效果都不够理想。基于纹理结构的修复算法主要是利用一些参数在源区域中寻找和待修复区域最接近的图像块,以达到修复的目的,该类算法对于大区域破损的图像修复有明显的优势。2004年,Criminisi等<sup>[14]</sup>提出一种新的算法,该算法首次引入了优先权的概念,利用置信度与数据项的乘积来决定修复次序,而后利用最佳匹配搜索来填补空白区域,保证了破损图像的结构与纹理不被忽视,成为了图像修复领域的里程碑。但是在图像结构纹理比较复杂时,该方法容易出现修复错乱的问题。

本文针对传统Criminisi等方法中存在的一些缺陷,提出了如下改进措施:1)由于在Criminisi算法的修复过程中,置信度每经过一点的修复就会更新赋值,导致该项会随着修复过程而快速趋近于0,此时,不论数据项的值有多大,都会导致优先权的值恒为0,优先权函数不起作用,因此,本文引入图像的信息熵<sup>[15-16]</sup>和梯度信息来对优先权函数进行处理。2)Criminisi算法在搜索过程中,采用的是全局搜索,在一定程度上影响了算法的速度,本文利用图

像的信息熵来对匹配块的搜索区域的范围进行调整。3)在最优匹配块的搜索上,原算法采用的模板尺寸是固定不变的,本文利用梯度模值设计自适应模型来调整匹配块的模板大小。4)原算法在最优匹配块的寻找上选择了思路简单、容易理解的误差平方和(SSD)函数,该函数虽然有算法简单、匹配精度高的优点,但是运算量偏大,降低了整体算法的效率,本文采用有阈值设置的SSDA函数<sup>[17]</sup>,不需要计算子图的所有像素,大大降低了计算量,运算速率比SSD函数快几十到几百倍。此外,在评价标准方面,在客观评价中引入了图像相关系数的评价标准。

## 2 Criminisi 算法

Criminisi算法的主要思路是利用被抠图像的剩余部分信息来对孔洞进行填充操作,算法分为计算优先级、搜索最佳匹配块并填充、更新置信度三个部分:

- 1) 优先级决定了修复的顺序,以保证图像中的线性结构传播,目标边界连通;
- 2) 搜索最佳匹配块并填充即根据纹理相似距离SSD在已知区域中找到最佳匹配块,并且将最佳匹配块复制到对应的目标区域位置;
- 3) 更新置信度即根据新得到的修复区域进行后续的计算。

### 2.1 计算优先级

设给定图像为 $I$ ;  $\Omega$ 为破损像素区域, $\delta\Omega$ 为图像破损区域边缘轮廓线; $\Phi$ 为已知像素区域; $\Psi_p$ 为破损块(大小 $9 \times 9$ ),其中心像素点为 $p$ ;  $\Psi_q$ 为样本块(大小 $9 \times 9$ ),其中心像素点为 $q$ ;  $\mathbf{n}_p$ 表示破损块的中心像素 $p$ 的法向量;其垂直方向 $\nabla I_p^\perp$ 为灰度值变化最小的方向(等照度线方向)。优先权计算函数定义为

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

式中: $C(p)$ 是置信项; $D(p)$ 是数据项。

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap \Phi} C(q)}{|\Psi_p|}, \quad (2)$$

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot \mathbf{n}_p|}{255}, \quad (3)$$

式中, $C(q)$ 表示破损块 $\Psi_p$ 中 $q$ 像素的置信项值,图像未进行修复前,在已知区域中定义为1,在破损区域中定义为0;  $|\Psi_p|$ 表示破损块 $\Psi_p$ 的面积大小。

## 2.2 搜索最佳匹配块并填充

优先级大的优先修复,设经过上述计算所得优先权最大的点为  $p$  点,则所对应的需修复图像块为  $\Psi_p$ ,利用 SSD 准则在已知区域中搜索最优匹配块  $\Psi'_i$ :

$$\Psi'_i = \operatorname{argmin}_{\Psi'_i \in \Phi} [f_{\text{SSD}}(\Psi_p, \Psi'_i)]. \quad (4)$$

再利用这个最优匹配块对空白区域进行填充。

## 2.3 更新置信度

待修复块  $\Psi_p$  填充了新的像素值后出现了新的边界,为进行下一次的修复,需要对置信度项进行更新:

$$C(p') = C(p), \quad \forall p' \in \Psi_p \cap \Omega. \quad (5)$$

重复上述步骤,直到修复完成。

Criminisi 算法是图像修复史上一个重要的里程碑,得到了很多人的青睐,但是仍存在很多不足之处:逐渐趋向于 0 的置信度值会导致优先权函数失去作用;样本尺寸过于单一会导致修复工作不能准确无误地进行;SSD 算法采用全局搜索导致的效率低下等。针对 Criminisi 算法的缺陷,本文提出一种改进方法。

## 3 本文算法

### 3.1 优先权函数的改进

对于传统 Criminisi 方法,待修复块  $\Psi_p$  是按照(1)式所确定的优先级依次按顺序修复,而优先权函数  $P(p)$  由置信项  $C(p)$  和数据项  $D(p)$  的乘积确定。该函数在实际修复中会出现如下问题:1) 置信项值急剧下降并迅速趋于 0,这样就使得优先权函数不可靠,最终导致在修补过程中出现随机选择修补的情况。为克服这一缺点,本文提出当置信项值低于某一数值时,将优先权函数的置信项和数据项

的乘积运算改用加法运算,从而避免了优先权函数易于趋于 0 的情况。2) 传统 Criminisi 方法中仅采用数据项  $D(p)$  来描述像素块的结构信息,并未考虑其他的信息,如边缘信息、复杂度信息等。在实际的图像修复中,边缘信息和复杂度较高的待修复块包含更多的结构信息,因此在修复时应该赋予更高的优先级。鉴于此,本文提出在优先权函数中增加反映边缘信息的梯度因子  $G_p$  和度量待修复块复杂度的信息熵  $H_p$ 。 $G_p$  代表图像的梯度信息,定义为

$$G_p = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap \Phi} M_q}{|\Psi_p|}, \quad (6)$$

$$M_q = \sqrt{H_{qx}^2 + H_{qy}^2}, \quad (7)$$

式中:  $M_q$  为像素点  $q$  的梯度模值;  $H_{qx}$ 、 $H_{qy}$  是像素点  $q$  在  $x$ 、 $y$  方向上的导数。

$H_p$  代表图像的信息熵,定义为

$$H_p = - \sum_{i=0}^{255} p_i \log_2 p_i, \quad (8)$$

式中:  $p_i$  表示像素块  $\Psi_p$  中灰度值为  $i$  的像素所占的比例,即:

$$p_i = \frac{\#\{n : n \in \Psi_p \cap \Phi, n = i\}}{|\Psi_p \cap \Phi|}, \quad i = 0, 1, \dots, 255. \quad (9)$$

显然,若像素块中的像素值分布越均匀,即像素值波动较小,则信息熵  $H_p$  越小;相反地,若像素块中的像素值分布越不均匀,即像素值波动较大,则信息熵  $H_p$  越大。(9)式仅给出了灰度图像的信息熵的计算方法,对彩色图像通过提取 R、G 和 B 三个通道信息熵的平均值来计算其信息熵,即:

$$H_p = \frac{H_R + H_G + H_B}{3}. \quad (10)$$

综上,改进后的优先权函数表示为

$$P(p) = \begin{cases} C(p) \cdot D(p) + G_p \cdot H_p, & C(p) \geq T_1 \\ C(p) + D(p) + G_p \cdot H_p, & C(p) < T_1 \end{cases} \quad (11)$$

当  $C(p) < T_1$  时,为了避免置信项过低导致数据项无法合理影响破损块的优先权的情况出现,将 Criminisi 算法中的置信项与数据项的乘积改为二者之和,从而避免出现优先权计算不可靠这一情况;当  $C(p) \geq T_1$  时,置信项对于破损块的优先权存在很大的影响,所以继续保持置信项与优先权的乘积形式。对于阈值  $T_1$ ,通过实验确定其数值,在实验中选择  $T_1 = 0.5$ 。

### 3.2 动态法则的建立

传统 Criminisi 算法中采用的是全局搜索,在比较细小的破损上,这种操作是不必要的。熵是对事物不确定性的描述,图像的信息熵不同于梯度,它从另一方面反映了图像的复杂程度。本文基于信息熵能够反映图像像素的变化程度的原理,提出使用图像的信息熵对匹配块的搜索区域进行调整。图像的信息熵越大,说明像素值的变化越明显,结构特

征也更明显,此时需要较大的搜索区域,避免搜索区不全而导致的修复不精准情况;相反地,图像的信息熵越小,表明像素值之间的差异越小,此时纹理特征比较明显,所需搜索区域可以适当减小。算法步骤如下:

1) 根据(8)式计算出待修复图像中尺寸为  $9 \times 9$  的图像块的信息熵,并计算中心像素的数目,记为  $A$ 。

2) 对以上所求得的信息熵求平均值  $E$ ,依次比较图像块的信息熵与  $E$  的大小,统计出大于  $E$  的图

像块的个数,记为  $B$ 。

3) 当  $B < A/3$  时,图像的纹理信息明显,则搜索区域选择与样本同中心的,尺寸比样本大两倍的区域;当  $A/3 \leq B < 2A/3$  时,则搜索区域选择与样本同中心的,尺寸比样本大 5 倍的区域;当  $B \geq 2A/3$  时,图像的结构信息更为明显,这时采用全局搜索。

在此给出全局搜索与动态调整搜索范围的对比实验,修复结果与运行时间分别如图 1 和图 2 所示。

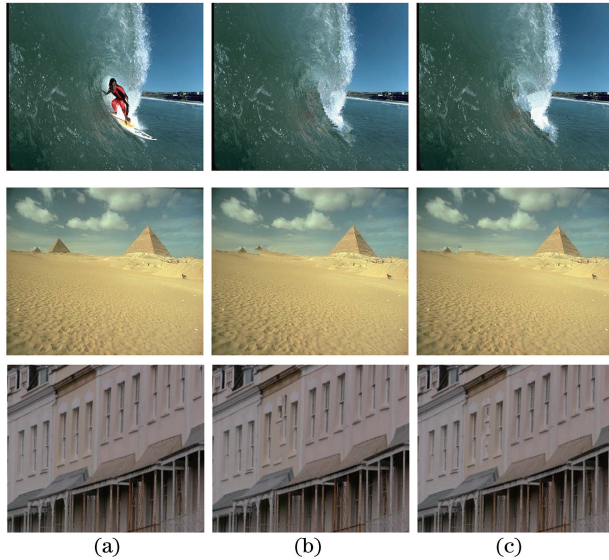


图 1 全局搜索与动态范围搜索的修复效果。(a)原始图像;(b)全局搜索;(c)动态范围搜索

Fig. 1 Inpainting effect of global search and dynamic range search. (a) Original images; (b) global search; (c) dynamic range search

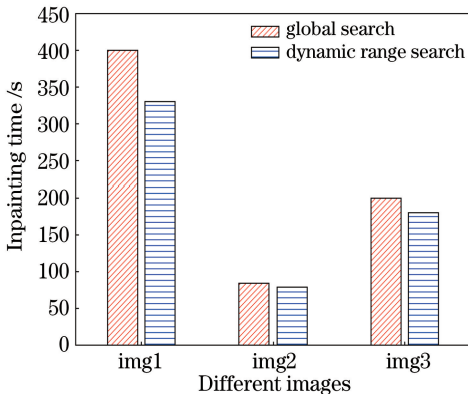


图 2 全局搜索与动态范围搜索的修复时间

Fig. 2 Inpainting time for global search and dynamic range search

由图 1 可知,通过调整搜索范围而得到的修复图像相较于传统 Criminisi 算法得到的结果而言,修复效果参差不齐:对于第一组图像,传统 Criminisi 算法得到的效果明显更好、边缘修复更加自然;可是第二组图像和第三组图像,却是搜索范围动态调整

的算法取得了更好的修复效果。而通过图 2 中的数据可知,由于进行了搜索范围的动态调整,避免了很多不必要的重复性操作,相比于传统 Criminisi 算法而言,运行时间有所减少,但效率仍然不够高,且修复效果也有待提升,这也说明,算法仍需进一步改进。

### 3.3 自适应模型的建立

传统 Criminisi 方法中,模板尺寸是固定不变的。本文在传统 Criminisi 算法的基础上,改变模板的尺寸进行了如下实验:针对不同类型损坏的图像,分别进行模板尺寸为  $5 \times 5$ 、 $7 \times 7$ 、 $9 \times 9$  和  $11 \times 11$  的修复实验,修复结果如图 3 所示。

由图 3 可知,对不同类型损坏的图像,选择不同尺寸的模板会有不同的修复效果。而传统 Criminisi 对不同的图像、不同的区域,都使用同一尺寸的模板进行修复,这是不够合理的,本文借助于在优先权计算中引入的梯度因子对传统 Criminisi 算法进行改进。当一幅图像中存在明显的边缘区域

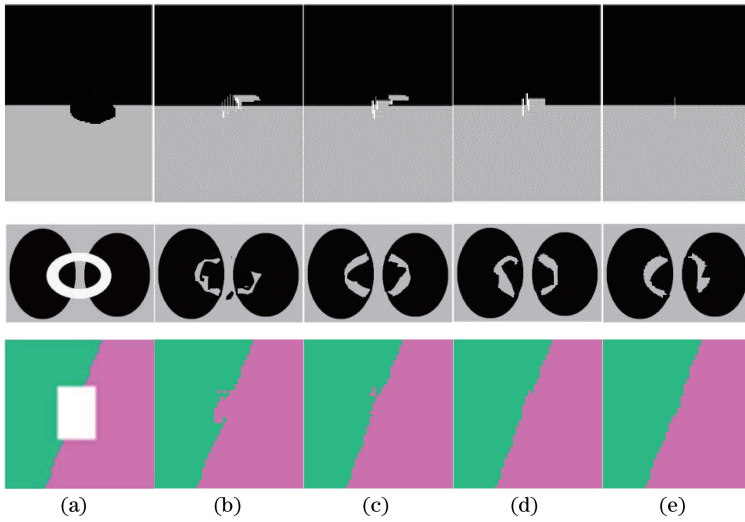


图3 不同模块尺寸的修复效果。(a)原始图像;(b)  $5 \times 5$  尺寸;(c)  $7 \times 7$  尺寸;(d)  $9 \times 9$  尺寸;(e)  $11 \times 11$  尺寸

Fig. 3 Inpainting effects of different sizes. (a) Original images; (b) size  $5 \times 5$ ; (c) size  $7 \times 7$ ; (d) size  $9 \times 9$ ; (e) size  $11 \times 11$

时,该图像的梯度模值一定比较大;相反,当图像比较平滑时,局部差异不大,其梯度模值比较小。基于此,在梯度模值比较大的地方,通过设置较小的模板尺度进行修复以解决精细部分得不到有效修复的问

题;在梯度模值比较小的区域,适当地将模板尺度放大,避免修复效率低下和修复时间过长的缺点。自适应模型如下,首先根据梯度模值的数值大小对图像块特征进行划分:

$$\text{image block feature is } \begin{cases} \text{smooth,} & M_q \leq T_2 \\ \text{moderate,} & T_2 \leq M_q \leq T_3. \\ \text{complex,} & T_3 < M_q \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

然后进行模板尺寸的设置:当  $M_q \leq T_2$  时,图像比较平滑,将模板尺寸设置为  $11 \times 11$ ;当  $T_2 < M_q \leq T_3$  时,图像一般平滑,将模板尺寸设置为  $9 \times 9$ ;当  $T_3 < M_q \leq 1$  时,图像纹理比较复杂,需要对图像进行精细修复,将模板尺寸设置为  $7 \times 7$ 。对于阈值  $T_2$  和  $T_3$ ,通过大量实验确定其数值,在实验中选择  $T_2 = 0.2$  和  $T_3 = 0.6$ 。

### 3.4 匹配准则的改进

常用的图像匹配方法主要有:平均绝对差(MAD)算法、绝对误差和(SAD)算法、SSD算法、平均误差平方和(MSD)算法、归一化积相关(NCC)算法、序贯相似性检测算法<sup>[17]</sup>(SSDA)、Hadamard变换算法(SATD)等。传统 Criminisi 算法所使用的 SSD 模型经常被用于模式识别,具有较高的匹配精确度,SSD 的数值越大说明两幅图的相似性越小,具体公式为

$$D_{(i,j)} = \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N [S(i+s-1, j+t-1) - T(s,t)]^2. \quad (13)$$

在搜索区域比较大的情况下,SSD 模型的选取可能导致出现多个相同相似度图像块的状况,此时 Criminisi 算法将从所搜索到的图像块中选取第一个搜索到的图像块作为最优匹配块。这与图像精准修复的要求尚有一定的差距,而且运算速度较慢。本文针对这个问题提出利用 SSDA 来对匹配块进行最优选取,SSDA 是对传统模板匹配算法的改进,在速度上占有很大优势。SSDA 通过人为设定一个阈值  $T_4$ ,提前终止不匹配位置上的计算,以减小计算量,达到提高运算速度的目的。详细步骤如下。

设  $S(x,y)$  为  $m \times n$  的搜索图, $T(x,y)$  为  $M \times N$  的模板图,而  $S_{i,j}$  是搜索图中的一个子图[左上角起始位置为  $(i,j)$ ],则有如下描述。

1) 绝对误差表示为

$$\epsilon(i,j,s,t) = |S_{i,j}(s,t) - \overline{S_{i,j}} - T(s,t) + \bar{T}|, \quad (14)$$

式中: $\overline{S_{i,j}}$ 、 $\bar{T}$  分别代表着子图的均值、模板的均值。分别定义为

$$\overline{S_{i,j}} = E(S_{i,j}) = \frac{1}{M \times N} \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N S_{i,j}(s,t), \quad (15)$$

$$\bar{T} = E(T) = \frac{1}{M \times N} \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N T(s,t). \quad (16)$$

2) 阈值  $T_4$  的选取是 SSDA 的难点, 这里选用自适应阈值序列的 SSDA。该算法的阈值是不断更新的, 当某一点的累加误差和小于上一点的累加误差和时, 则用该点的累加误差和作为新的阈值  $T_4$ , 计算点  $(i,j)$  处的相关系数作为阈值的初始值。

3) 从模板图中随机地抽选不重复的像素点, 与当前子图计算绝对误差, 并将误差不断地累加, 当误差累加值超过了设定的阈值  $T_4$  时, 记下累加次数  $H$ , SSDA 检测定义为

$$R(i,j) = \left\{ H \mid \min_{1 \leq h \leq M \times N} \left[ \sum_{s=1}^h \varepsilon(i,j,s,t) \geq T_4 \right] \right\}, \quad (17)$$

式中:  $R(i,j)$  代表所有子图的累加次数  $H$ 。

4) 当随机点的累加误差和超过了阈值后, 则放弃当前子图转而对下一个子图进行计算。遍历完所有子图后, 选取最大  $R$  值所对应的  $(i,j)$  子图作为匹配图像。

因为随机点累加误差和超过阈值  $T_4$  后便结束当前子图的计算, 所以不需要计算子图所有像素, 大大提高了算法速度。为进一步提高速度, 本文先进行一个简单的粗配准, 即: 隔行、隔列地选取子图, 用上述算法进行粗定位, 然后再对定位到的子图, 用同样的方法求其 8 个邻域子图的最大  $R$  值作为最终配准图像。这样可以有效地减少子图个数, 从而降低计算量, 提高计算速度。

## 4 实验结果与分析

本文实验在 Matlab2016b 上进行测试, 实验平台为 Windows 10 x64 系统 (Intel i5, 1.7 GHz, RAM 为 4 GB)。为了检验算法的性能, 将该算法与中位数扩散 (MD) 算法<sup>[18]</sup>、最近邻 (NN) 算法<sup>[19]</sup>、文献<sup>[20]</sup>算法、传统 Criminisi 算法<sup>[14]</sup> 和文献<sup>[3]</sup>算法进行结果的对比分析。在性能衡量方面, 本文不仅采用了客观评价方法, 还进行了主观评价。

### 4.1 客观评价标准

传统的图像修复算法的图像评价方法主要有峰值信噪比 (PSNR)、均方误差 (MSE)、结构相似性 (SSIM)、特征相似性 (FSIM) 等。本文使用 PSNR、SSIM 以及图像的相关系数来对修复方法的性能进

行评估。

#### 1) PSNR

PSNR 是最普遍、最广泛使用的评鉴画质的客观量测法, PSNR 的值越大表明两幅图像越接近。

设  $x$  和  $\hat{x}$  分别表示原始图像和修复后图像, 则 PSNR 公式为

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k=1}^{N_1} \sum_{l=1}^{N_2} (\hat{x}_{k,l} - x_{k,l})^2}. \quad (18)$$

#### 2) SSIM

SSIM 是一种衡量图像之间结构相似性的指标, 其值越接近于 1, 说明两幅图像的结构越相同, 计算公式为

$$L(x,y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}, \quad (19)$$

$$C(x,y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}, \quad (20)$$

$$S(x,y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}, \quad (21)$$

$$R_{\text{SSIM}} = L(x,y) * C(x,y) * S(x,y), \quad (22)$$

式中:  $\mu_x$  和  $\mu_y$  分别是图像  $X$  与图像  $Y$  的均值;  $\sigma_x$ 、 $\sigma_y$  是图像  $X$  和  $Y$  的标准差;  $\sigma_x^2$ 、 $\sigma_y^2$  是它们的方差;  $\sigma_x\sigma_y$  代表图像  $X$  和  $Y$  的协方差;  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  均为常数, 起维持分式稳定的作用。

#### 3) 相关系数 $r$

对于两幅尺寸相同的图像, 图像的相关系数能表征两张图像的相似程度, 相关系数  $r$  的值越大, 表示两幅图像相似性越高。

$$r = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{\left[ \sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2 \right] \left[ \sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2 \right]}}, \quad (23)$$

式中:  $\bar{A}$  是原始灰度图像二维矩阵  $\mathbf{A}$  的平均值;  $\bar{B}$  是修复灰度图像二维矩阵  $\mathbf{B}$  的平均值。

## 4.2 客观评价结果

为了验证本文算法的有效性, 分别对去除目标对象、修复裂痕、去除文字、修复画痕等不同修复情况进行了实验, 并与 MD 算法<sup>[18]</sup>、NN 算法<sup>[19]</sup>、文献<sup>[20]</sup>算法、传统 Criminisi 算法<sup>[14]</sup> 和文献<sup>[3]</sup>算法进行结果的对比分析。本文算法从整体编码的 PSNR、SSIM 和  $r$  来对修复图像的质量进行评价, 客观评价结果如表 1 所示。

表1 不同算法修复效果的评价参数对比

Table 1 Inpainting effects comparison of evaluation index for different algorithms

Image	Index	MD	NN	Method in	Criminisi	Method in	Proposed
		method	method	Ref. [20]	method	Ref. [3]	
Air	PSNR /dB	29.5975	25.8096	24.3662	27.3331	27.6764	27.3669
	SSIM	0.9628	0.8668	0.7940	0.8684	0.8681	0.8675
	$r$	0.9708	0.9299	0.9018	0.9504	0.9543	0.9507
Car	PSNR /dB	15.4539	16.3219	14.4868	16.4791	16.9938	20.7359
	SSIM	0.3874	0.7054	0.3692	0.7041	0.7161	0.6427
	$r$	0.7858	0.8417	0.7587	0.8473	0.8565	0.9291
Lenna	PSNR /dB	18.9067	18.1455	17.8397	18.1682	18.5533	18.3531
	SSIM	0.8987	0.8912	0.8508	0.8919	0.8917	0.8953
	$r$	0.8131	0.7760	0.7543	0.7779	0.7974	0.7870
Lincoln	PSNR /dB	23.6609	22.3550	21.8943	22.4453	23.3841	23.5420
	SSIM	0.9806	0.9604	0.9554	0.9587	0.9800	0.9804
	$r$	0.9415	0.9207	0.9107	0.9227	0.9377	0.9399
Pimple	PSNR /dB	35.5345	45.4129	24.9755	49.2218	44.7734	44.6925
	SSIM	0.9979	0.9995	0.9102	0.9997	0.9982	0.9982
	$r$	0.9964	0.9996	0.9591	0.9998	0.9996	0.9996
Average	PSNR /dB	24.6307	25.6090	20.7125	26.7295	26.2762	26.9381
	SSIM	0.8455	0.8847	0.7759	0.8847	0.8908	0.8768
	$r$	0.9015	0.8936	0.8569	0.8997	0.9091	0.9213

表1给出了图像修复结果的PSNR、SSIM和 $r$ ，可以看出，本文算法的图像PSNR比传统Criminisi算法高了0.2 dB，比文献[3]高了0.7 dB；而在SSIM评价方面的效果并不理想，这是因为待修复图像经过修复后与原图像在结构上存在一定的差异，SSIM值较高并不能代表所用算法比较优良，恰恰相反，这说明了修复不够完全。比如对于表1中第一个图像而言，本意是移除跳伞及人物目标，MD算法还剩下大半的残留目标，然而SSIM值却达到了0.9628，这与想要的结果是背道而驰的。可见，SSIM值在这里并不能为算法评价做出一定的贡献。鉴于此，本文提

出使用图像的相关系数来对实验结果进行进一步的评价，本文算法的平均相关系数值比传统Criminisi方法高出了0.03左右，比文献[3]算法高出了0.02左右，与惯用的结构相似性的比较结果表明，图像的相关系数在图像修复算法的评价当中起到了更为重要的作用。本文算法改进了优先权函数，搜索区域和模板尺寸也都进行了改进，使得图像修复更加精细，各项评价指标达到了较为满意的结果。

表2给出了本文算法的运行时间，并与传统Criminisi算法、文献[3]算法和文献[20]算法的运行时间进行了对比。

表2 不同算法的运行时间对比

Table 2 Comparison of running time of different algorithms

unit: s

Image	Method in Ref. [20]	Criminisi method	Method in Ref. [3]	Proposed method
Air	41.61	523.47	465.41	376.29
Car	124.50	2341.95	1739.68	1520.38
Lena	126.83	44182	34005	32789
Lincoln	48.52	333.37	269.79	201.26
Pimple	10.068	17.90	17.52	17.48

从表2中可以看到，本文算法运行时间优于传统Criminisi算法和文献[3]算法。其中文献[3]算法不仅改进了优先权函数，而且提出的块划分处理方式使得匹配算法在更少的候选块中进行，提高了算法速度，运行时间比传统Criminisi算法有所减少。本文算法建立了搜索区域的动态法则，利用信

息熵来进行搜索区域的范围选择，对于纹理特征比较明显的区域，适当减小了搜索范围，因此不仅节省了修复时间，而且在一定程度上也能保证修复效果更加精确。同时，建立了模板尺寸的自适应模型，通过对模板尺寸的选择，避免了模板尺寸太小所带来的运行时间过长的的问题。而对于匹配准则的改进，

本文所用的 SSDA 通过设定阈值,及早地终止在不匹配位置上的计算,减小了计算量,从而达到了提高运算速度的目的。然而由于在算法中引入了梯度因子和信息熵,所以相应地增加了运行时间,但运行速度相比于传统 Criminisi 算法和文献[3]算法仍有一定程度的提高。

### 4.3 主观评价结果

由于图像修复本身就是一个病态问题,修复后的图像与原图像无论是在结构上还是在内容上都有一定的区别,上述客观评价标准并不能完全反映一个修复算法的优劣,为更加直观地分析所提出算法

的修复效果,下面给出本文算法与其他算法的主观评价结果对比图。

图 4 是本文算法与其他 6 种算法的修复效果对比图,修复情况包括了去除目标对象、去除文字、修复裂痕、修复画痕等,其中,图 4(a)为待修复图像,图 4(b)为经过 MD 算法的结果,图 4(c)为经过 PDE 算法的结果,图 4(d)为经过 NN 算法的结果,图 4(e)文献[20]算法的修复结果,图 4(f)为经过 Criminisi 算法修复后的结果,图 4(g)为文献[3]算法的修复结果,图 4(h)为本文算法修复后的结果。



图 4 提出算法与 6 种算法修复效果对比图。(a)原始图像;(b) MD 算法修复结果;(c) PDE 算法修复结果;(d) NN 算法修复结果;(e)文献[20]算法修复结果;(f) Criminisi 算法修复结果;(g)文献[3]算法修复结果;(h)本文算法修复结果

Fig. 4 Inpainting effects comparison between six different algorithms and the proposed algorithm. (a) Original images; (b) inpainting results by MD algorithm; (c) inpainting results by PDE algorithm; (d) inpainting results by NN algorithm; (e) inpainting results by Ref. [20] method; (f) inpainting results by Criminisi algorithm; (g) inpainting results by Ref. [3] method; (h) inpainting results by proposed algorithm

从图 4 可以看出,经过本文方法修复后的图像整体效果较好,细节处理方面很到位,没有明显的修复痕迹,提高了修复后图像的视觉效果。其中,图 4(b)~(d)由于是根据热扩散现象,只适合小范围的修复,导致远没有达到修复想要的效果,基本上只完成了一半的工作量。图 4(e)的整体效果很好,但在去除图像中的文字这方面的修复并不精准,而且整体看上去比较粗糙。图 4(f)、(g)的效果比较好,但是当背景色比较单一的时候,比如对于图 4 中的第一组图片,虽然达到了除去目标对象的目的,但

修复区域会留有水印一样的痕迹,这是掩模区域过小造成的。

相比之下,本文算法因为优先权函数的优化,在避免出现随机选择修复的同时,也利用梯度因子和信息熵在图像修复过程中考虑到了更多的边缘信息,在细节处理上更加精细,没有明显的修复痕迹;搜索区域的动态法则以及模板尺寸的自适应模型的建立使得在修复过程中避免了很多不必要的重复性操作,并且在保留图像的细节方面和强化边缘部分取得了很好的效果;匹配准则的改进对于相似图像



块的选取更加严格,在一定程度上保证了图像修复的质量,边界处的修复效果更加真实,视觉效果更佳。

## 5 结 论

本文提出一种改进 Criminisi 的图像修复算法,该方法首先引进梯度因子和信息熵对优先权函数进行改进,解决了原算法存在的优先权计算函数失效的问题;然后建立动态法则和自适应模型克服了搜索区域过大和样本尺寸单一的缺点;最后引入了 SSDA 函数使得图像修复块更加精准。通过与其他算法进行实验结果的客观数据对比和修复后的图像主观视觉效果分析可知,本文算法在图像的目标对象去除、画痕处理、裂痕处理以及文字消除方面都取得了很好的修复效果,获得了较高的峰值信噪比和相关系数,且细节过渡更加平滑、自然。

## 参 考 文 献

- [1] Zhang S Y, Li C L. Thick cloud restoration of aerial images based on improved criminisi algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(12): 121012.  
张思雨, 李从利. 基于改进 Criminisi 算法的航拍图像厚云修复 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(12): 121012.
- [2] Zhang Q B, Zhang X H, Han H W. Backscattered light repairing method for underwater laser image based on improved generative adversarial network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(4): 041004.  
张清博, 张晓晖, 韩宏伟. 基于改进生成对抗网络的水下激光图像后向散射光修复方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(4): 041004.
- [3] Zeng J X, Wang C. Image completion based on redefined priority and image Division [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(9): 1183-1193.  
曾接贤, 王璨. 基于优先权改进和块划分的图像修复 [J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(9): 1183-1193.
- [4] 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.
- [5] Wang P Y, Zhao D H, Li M F. Optical camouflage effect assessment based on digital image inpainting technology [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*,

2018, 55(3): 031011.

王鹏辉, 赵德辉, 李明锋. 基于图像修复技术的目标可见光伪装效果评价 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(3): 031011.

- [6] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting [C] // *Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques - SIGGRAPH '00*. Not Known. New York: ACM Press, 2000: 417-424.
- [7] Shen J, 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 J. *Image processing and analysis* [M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2005.
- [9] 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.
- [10] He K, Zhang T, Liang R. Improved image inpainting algorithm based on total variation model [J]. *Journal of Optoelectronics. Laser*, 2010, 21(12): 1890-1893.  
何凯, 张涛, 梁然. 一种基于全变分模型的图像修复改进算法 [J]. *光电子. 激光*, 2010, 21(12): 1890-1893.
- [11] Zhao Y W, Li X L. A rapid Image Inpainting algorithm based on TV model [J]. *Microelectronics & Computer*, 2009, 26(6): 253-256, 260.  
赵颜伟, 李象霖. 一种基于 TV 模型的快速图像修复算法 [J]. *微电子学与计算机*, 2009, 26(6): 253-256, 260.
- [12] Zhao Y W, Li X L. A rapid image inpainting algorithm based on CDD model [J]. *Computer Simulation*, 2008, 25(10): 223-227.  
赵颜伟, 李象霖. 基于 CDD 模型的快速图像修复算法 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(10): 223-227.
- [13] Lian X L, Xu Z Y, Feng L L, et al. Novel image inpainting based on partial differential equation [J]. *Computer Engineering*, 2009, 35(6): 234-236.  
廉晓丽, 徐中宇, 冯丽丽, 等. 一种新的基于偏微分方程的图像修复 [J]. *计算机工程*, 2009, 35(6): 234-236.
- [14] 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.
- [15] Zhao L, Zhang W, Sun Z G, et al. Brake pad image

- classification algorithm based on color segmentation and information entropy weighted feature matching [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2018, 58(6): 547-552.
- 赵磊, 张文, 孙振国, 等. 基于色彩分割及信息熵加权特征匹配的刹车片图像分类算法[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2018, 58(6): 547-552.
- [16] Tian X, Li T, Tian J W, et al. Prediction method for image coding quality based on differential information entropy[J]. *Entropy*, 2014, 16(2): 990-1001.
- [17] Liu X G, Chen X, Chen Z W, et al. Research on SSDA matching algorithm based on image greyscale [J]. *Aeronautical Computing Technique*, 2010, 40(1): 54-57.
- 刘晓光, 陈曦, 陈政伟, 等. 基于图像灰度的 SSDA 匹配算法[J]. *航空计算技术*, 2010, 40(1): 54-57.
- [18] Biradar R L, Kohir V V. A novel image inpainting technique based on median diffusion [J]. *Sadhana*, 2013, 38(4): 621-644.
- [19] Martínez-Noriega R, Roumy A, Blanchard G. Exemplar-based image inpainting: Fast priority and coherent nearest neighbor search [C] // 2012 IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing. September 23-26, 2012, Santander, Spain. New York: IEEE Press, 2012: 1-6.
- [20] Bugeau A, Bertalmío M, Caselles V, et al. A comprehensive framework for image inpainting [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(10): 2634-2645.