

中图分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)09-1085-07

论文引用格式: 任澍, 唐向宏, 康佳伦. 利用纹理和边缘特征的 Criminisi 改进算法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(9): 1085-1091.

## 利用纹理和边缘特征的 Criminisi 改进算法

任澍<sup>1</sup>, 唐向宏<sup>1,2</sup>, 康佳伦<sup>1</sup>

1. 杭州电子科技大学通信工程学院, 杭州 310018; 2. 杭州电子科技大学信息工程学院, 杭州 310018

**摘要:** 针对 Criminisi 算法在图像修复过程中易将纹理部分误认为边缘部分, 造成修复顺序偏差而影响修复效果的不足, 充分利用图像的纹理结构特征和边缘结构特征, 引入差别因子, 改进优先权模型, 以增强对结构部分的辨别能力, 并通过采用新型的搜索方式来克服在修复过程中易产生瑕疵点的不足来完善修复效果。实验结果表明, 改进算法较好地克服了原算法所存在的纹理延伸等不足, 保持了修复内容的线性结构, 其峰值信噪比相比于原算法提高了 2~3 dB, 具有更好的视觉效果。

**关键词:** 图像修复; 差别因子; 优先权模型; 线性结构

## Improved Criminisi algorithm with the texture and edge features

Ren Shu<sup>1</sup>, Tang Xianghong<sup>1,2</sup>, Kang Jialun<sup>1</sup>

1. School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

2. School of Information Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

**Abstract:** In the image inpainting process, the Criminisi algorithm easily confuses texture parts for edge parts, resulting in inpainting sequence deviation which finally influences the inpaint effect. By making full use of the characteristics of image textures and edges, we introduce a differential-factor to improve the ability of the algorithm to distinguish edge parts. At the same time, the improved algorithm uses a new search method to prevent the appearance of flaws during the image inpainting process. Experiments confirm that the improved algorithm can overcome the insufficiencies of the original algorithm such as texture extension and can better maintain linear structures. The Power Signal-to-Noise Ratio of the result compared to the original algorithm has been improved about 2 dB to 3 dB, and the results have a better visual appearance.

**Key words:** image inpainting; differential-factor; priority model; linear structure

## 0 引言

目前图像修复技术分为两大类: 一类是用于修复小尺度的数字图像修补技术, 如 BSCB (Bertalmio, Sapiro, Caselles, Bellester) 技术<sup>[1]</sup>, Chan 等人<sup>[2]</sup>提出的基于整体变分 (TV) 的修复算法和基于曲率驱动扩散模型<sup>[3]</sup> (CDD) 的算法。该类算法在修复小尺度的破损图像时有较好的修复效果, 但在修复破损区域较大的图像时, 往往会产生模糊的现象。

另一类是用于填充图像中大块丢失信息的图像补全技术——基于纹理合成的图像修复技术。该技术具有某种随机性的 2 维模式的重复<sup>[4]</sup>, 尤其是 Criminisi 等人<sup>[5]</sup>提出的基于样本的图像修复算法, 通过优先权的设定来使丢失区域的边缘部分被优先修复, 取得了较好的修复效果。但在实际应用中发现, Criminisi 算法的优先权模型并不能完全有效地将边缘部分辨别出来, 有时易将某些纹理部分误认为边缘部分, 影响了最终的修复效果。

针对这些不足, 人们也从不同角度, 对 Criminisi

收稿日期: 2011-12-20; 修回日期: 2012-04-08

第一作者简介: 任澍 (1987—), 男, 杭州电子科技大学在读硕士研究生, 研究方向为数字图像修复。E-mail: 2163621@163.com

算法进行了修改。Nie 等人<sup>[6]</sup>通过定义新的优先权函数,克服了图像低纹理区域修复过于滞后的问题。黄淑兵等人<sup>[7]</sup>通过增加边界因素,并针对不同图像选择不同的参数,扩大了可以修复的图像范围。林云莉等人<sup>[8]</sup>通过引入补偿因子  $\alpha$  以及加权系数  $\gamma$  来改进优先权,增强了对边缘部分的修复,获得了较好的效果。但上述文献并没有解决纹理结构和边缘结构之间的差异带来的优先级混淆及优先权自动计算等问题。

因此,本文通过对纹理结构特征与边缘结构特征的分析,在优先权模型中引入增强对结构部分辨别能力的差别因子来探讨 Criminisi 图像修复改进算法。

## 1 Criminisi 算法及修复效果分析

### 1.1 Criminisi 算法原理

如图 1 所示,  $I$  为待修复的图像,待修复区域为  $\Omega$ ,源区域为  $\Phi$  ( $\Phi = I - \Omega$ ),其待修复区域边界定义为  $\partial\Omega$ 。Criminisi 算法的核心是分别计算  $\partial\Omega$  上各点的优先权,选取优先权最大点  $P$  所在的块为待修复块  $\psi_p$ ,然后根据相似度函数在源区域  $\Phi$  中选择最佳匹配块  $\psi_q$ ,将相应的像素值填充到待修复块  $\psi_p \cap \psi_q$  中,并更新边界  $\partial\Omega$ ,循环往复直到  $\Omega$  为空。

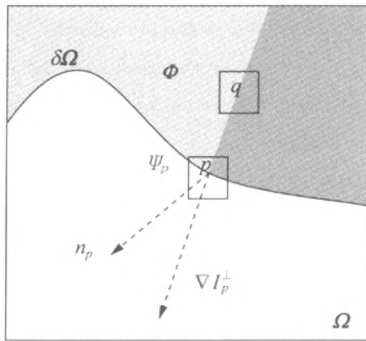


图 1 Criminisi 算法示意图

Fig. 1 Criminisi Algorithm schematic

Criminisi 算法的优先权定义为

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

式中,  $C(p)$  代表置信项,  $D(p)$  代表数据项,其定义分别为

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \psi_p \cap (I - \Omega)} C(q)}{|\psi_p|} \quad (2)$$

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha} \quad (3)$$

式中,  $|\psi_p|$  是  $\psi_p$  的面积,  $\alpha$  是归一化因子,  $n_p$  是点  $p$

的法向量。

初始时,函数  $C(p)$  定义为

$$C(p) = \begin{cases} 0 & \forall p \in \Omega \\ 1 & \forall p \in I - \Omega \end{cases} \quad (4)$$

选取优先权最大的修复块为待修复块  $\psi_p$ ,然后在源区域  $\Phi$  中找到与  $\psi_p$  最相似的块  $\psi_q$ ,并将  $\psi_q$  中的相应像素值填充到  $\psi_p \cap \Omega$  中。

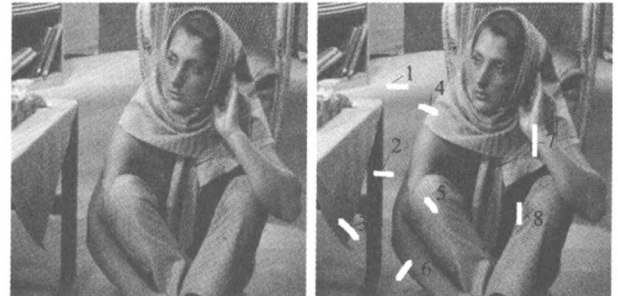
填充完毕之后,

$$C(q) = C(\hat{p}) \quad \forall q \in \psi_p \cap \Omega \quad (5)$$

更新置信项,重新计算  $C(p)$ ,如此反复直至填充完毕。

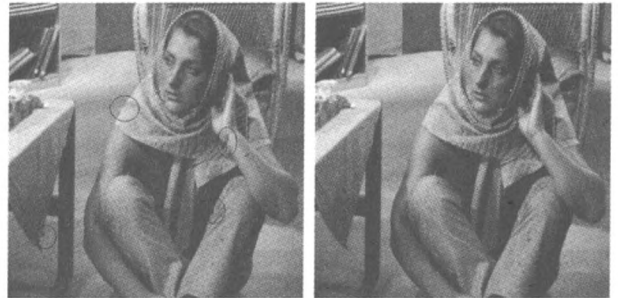
### 1.2 Criminisi 算法修复效果分析

为了说明 Criminisi 算法对不同破损区域产生的不同修复效果,图 2(b) 给出了待修复图像,其中破损区域 1 代表了平滑区域,2 区域和 6 区域是强边缘区域,5 区域是纯纹理区域,而 3、4、7、8 区域则属于在结构部分存在着丰富纹理信息的区域。图 2(c) 给出了 Criminisi 算法修复的结果,从修复图中可以看出, Criminisi 算法对 3、4、7、8 这几个区域的修复出现了纹理延伸现象(如图 2(c) 中圆圈所示),破坏了图像的结构性。经分析发现,在这几个破损区域,边缘部分周围存在着丰富的纹理信息, Criminisi 算法在计算这些区域的优先权时,将纹理部分误认为边缘部分而使得纹理得到优先修复,从而造成了纹理延伸现象。



(a) 原图像

(b) 待修复图像



(c) Criminisi 算法  
(PSNR=42.319 7 dB)

(d) 本文算法  
(PSNR=44.312 5 dB)

图 2 barb3 修复效果比较图

Fig. 2 The repair effect compare figures of barb3

表1分别给出了8个区域的 $D(p)$ 值,从表1中可以看出,在1、2、6、5区这些区域,边缘的 $D(p)$ 与非边缘的 $D(p)$ 相差较大,能够有效分辨边缘或非边缘,但在3区、4区、7区以及8区中,所计算的破损区域

的边缘的 $D(p)$ 与纹理的 $D(p)$ 非常接近,从而导致Criminisi算法在这些区域不能有效区分纹理和边缘,产生了一定的纹理延伸问题,这说明在某些情况下仅仅依靠 $D(p)$ 并不能有效地区分边缘和纹理。

表1 不同区域的 $D(p)$   
Table 1  $D(p)$  of different areas

区 域	1	2	3	4	5	6	7	8
边缘区域	—	0.003 6	0.003 8	0.002 4	—	0.003 2	0.003 9	0.003 9
纹理区域	—	—	0.003 9	0.002 2	0.003 3	—	0.003 8	0.003 6
平滑区域	0.000 8	0.000 8	0.000 8	0.000 2	—	0.000 7	0.000 5	0.000 1

## 2 边缘纹理结构特征分析与算法改进

在自然图像中,边缘是某方向上的一组相连像素的集合,这些像素位于两个区域的边界上,构成了图像的大致框架,在视觉感知中起到了重要作用。由于边缘往往处在像素值跃变的区域,所以在图像处理中,往往采用梯度值的大小来对其进行表征。而对于纹理,一般来说可以看成是图像中具有某种特殊性质的一个类别,是具有局部性和稳定性的随机过程的实现。它的稳定性与局部性决定了纹理中每个像素点都可以由其空间邻域内像素的集合来表达。

从表1的分析可以得出,在Criminisi算法中, $D(p)$ 是破损边缘梯度向量的垂直向量与法线向量的乘积,只能辨别出破损区域是非平滑区域,而不能辨别其为边缘,这表明梯度值并不能完全分辨纹理和边缘。为此,对待修复图像作进一步分析,如图3所示,在处理待修复块时,将其沿 $n_p$ 方向进行分割, $\psi_p$ 被分割为大小均匀的块1和块2,然后分别对块1和块2的已知像素点求均值(记为 $E_1(p)$ 和 $E_2(p)$ )、方差(记为 $F_1(p)$ 和 $F_2(p)$ ),以及归一化后的均值差 $\delta E(p) = (E_1(p) - E_2(p))/\alpha$ 和方差差值 $\delta F(p) = (F_1(p) - F_2(p))/\alpha^2$ , $\alpha$ 是归一化参数(灰度图像取 $\alpha = 255$ )。

表2分别给出了图2(b)中8个区域归一化后的均值差值,与表1相比较之后可以看出,无论在1区、2区、5区以及6区,还是在3区、4区、7区以及8区等区域,边缘的均值差值与纹理的均值差值

相差较大,这说明,均值差值较好地表征了3区、4区、7区及8区的边缘和非边缘结构特征,准确地判断了破损区域的属性,即破损区域是否属于边缘、纹理或平滑区域。

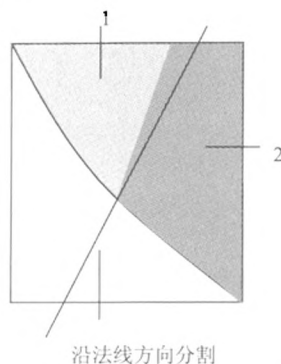


图3 待修复块 $\psi_p$ 放大图

Fig. 3 The enlarged drawing of patch  $\psi_p$

表3分别给出了图2(b)中8个区域归一化后的方差差值,与表2相比较可以看到,方差差值对边缘区域和非边缘区域的判断与均值差值是一致的,准确地判断了破损区域的属性。由此可见,图像破损区域的属性既可由均值差来确定,也可由方差差值来确定。为了避免多个纹理区域均值相近或纹理区域的均值和平滑区域的均值相近时,均值差值对边缘的分辨能力不足这一特殊情况,因此可采用均值差和方差差值相结合的方法,对图像破损区域的属性进行判断:当均值相差较大,块1和块2之间存在边缘;当均值相近但方差差值较大时,块1和块2之间存在边缘;当均值相近,方差相近时,块1和块2之间不存在边缘,两者属同一纹理区域或平滑区域。

表 2 不同区域的  $\delta E(p)$   
Table 2  $\delta E(p)$  of different areas

区 域	1	2	3	4	5	6	7	8
边缘区域	—	0.300 4	0.130 6	0.121 6	—	0.217 5	0.111 0	0.121 9
纹理区域	—	—	0.009 2	0.002 3	0.020 4	—	0.078 8	0.084 9
平滑区域	0.006 4	0.076 9	0.043 1	0.005 8	—	0.051 3	0.077 4	0.010 1

表 3 不同区域的  $\delta F(p)$   
Table 3  $\delta F(p)$  of different areas

区 域	1	2	3	4	5	6	7	8
边缘区域	—	0.002 0	0.009 6	0.004 2	—	0.008 5	0.003 2	0.015 6
纹理区域	—	—	0.000 2	0.001 5	0.000 3	—	0.000 8	0.000 9
平滑区域	0.000 0	0.000 1	0.000 0	0.000 0	—	0.000 0	0.000 3	0.000 0

为了克服在 Criminisi 算法中,  $D(p)$  只能辨别出破损区域是非平滑区域, 而不能辨别其为边缘的缺点, 通过上述分析, 引入差别因子

$$E(p) = \begin{cases} \frac{|E_1(p) - E_2(p)|}{\alpha} & \delta E(p) \geq \beta \\ \frac{|F_1(p) - F_2(p)|}{0.1 \times \alpha^2} & \delta E(p) < \beta \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $\beta$  为经验常数, 一般取 0.02。

为了使原算法能够有效分辨出边缘和纹理, 防止纹理部分先于边缘部分被修复的情况发生, 结合  $D(p)$  和  $E(p)$  的特性, 将优先权计算模型修改为

$$P(p) = C(p) \cdot ((1 - \lambda(p)) \cdot D(p) + \lambda(p) \cdot E(p)) \quad (7)$$

式中,  $\lambda(p)$  的取值取决于待修复图像的不同修复部分。由于  $E(p)$  反映的是强边缘, 在修复需要连接强边缘的破损区域时,  $\lambda(p)$  取较大值, 弱化纹理部分对边缘部分的影响, 防止纹理部分向边缘部分的延伸, 使边缘部分得到优先修复。在需要修复平滑区域时,  $\lambda(p)$  取较小值, 降低  $E(p)$  对非边缘部分优先级的影响。 $\lambda(p)$  取值范围定义为

$$\lambda(p) = \begin{cases} 0.7 \sim 0.9 & E(p) \geq 3 \times \text{mean}(E(p)) \\ 0.4 \sim 0.6 & E(p) < 3 \times \text{mean}(E(p)) \text{ 且} \\ & E(p) \geq \text{mean}(E(p)) \\ 0.1 \sim 0.3 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $\text{mean}(E(p))$  是差别因子  $E(p)$  的均值。

除此之外, 在搜索匹配块的过程中, Criminisi 算法也容易产生误匹配, 造成已修复区域中存在瑕疵, 甚至使得修复效果极具恶化。对于大多数破损图像来说, 离破损区域越近的图像块与破损区域的相关性越强, 所以一些文献采用局部搜索的方法来进行修复<sup>[9]</sup>。虽然提高了算法的效率, 但是这样有可能使得所找到的匹配块并不是最佳的, 容易对图像的修复效果产生影响。

为此, 在 Criminisi 算法全局搜索的基础上, 附加一个搜索条件: 如果搜索到的匹配块的中心点距离与待修复块的中心点距离过大, 则暂停对该修复块的修复, 将修复目标转为次优先级的修复块, 若仍旧发生相同情况, 则继续转移修复目标。为避免该条件对修复顺序的影响, 本文算法将转移次数的上限定为 3 次, 即当转移 3 次之后, 在搜索过程中忽略该条件。

3 实验结果与分析

为了验证本文修改算法的有效性, 在计算机上进行了仿真实验。仿真实验中以 MATLAB7.0 为仿真平台, 在 Intel 赛扬双核处理器(2.5 GHz)、2 G 内存的 PC 机上实现。在对图像修复效果评价时, 除了采用主观评价外, 同时也采用峰值信噪比<sup>[10]</sup>(PSNR)进行客观评价。在仿真实验中, 同时还与相关改进算法进行了性能比较。

图2(d)给出了对图2(b)的修复效果,可以看出,相较于 Criminisi 算法,本文算法有效抑制了纹理部分向边缘部分的延伸,保持了较好的边缘结构。

图4分别给出了本文算法、Criminisi 算法以及文献[8]算法对长城破损图像的修复效果。由图4

可以看到,Criminisi 算法在修复 a、b 区域时,产生了一定的纹理延伸,且在修复 b、c 区域时产生了瑕疵点,而文献[8]在修复 a 区域时,也产生了一定的延伸,在修复 b、c 区域时,没有避免瑕疵点的产生。而本文算法则有效避免了纹理的延伸,并消除了瑕疵点,具有良好的视觉效果。

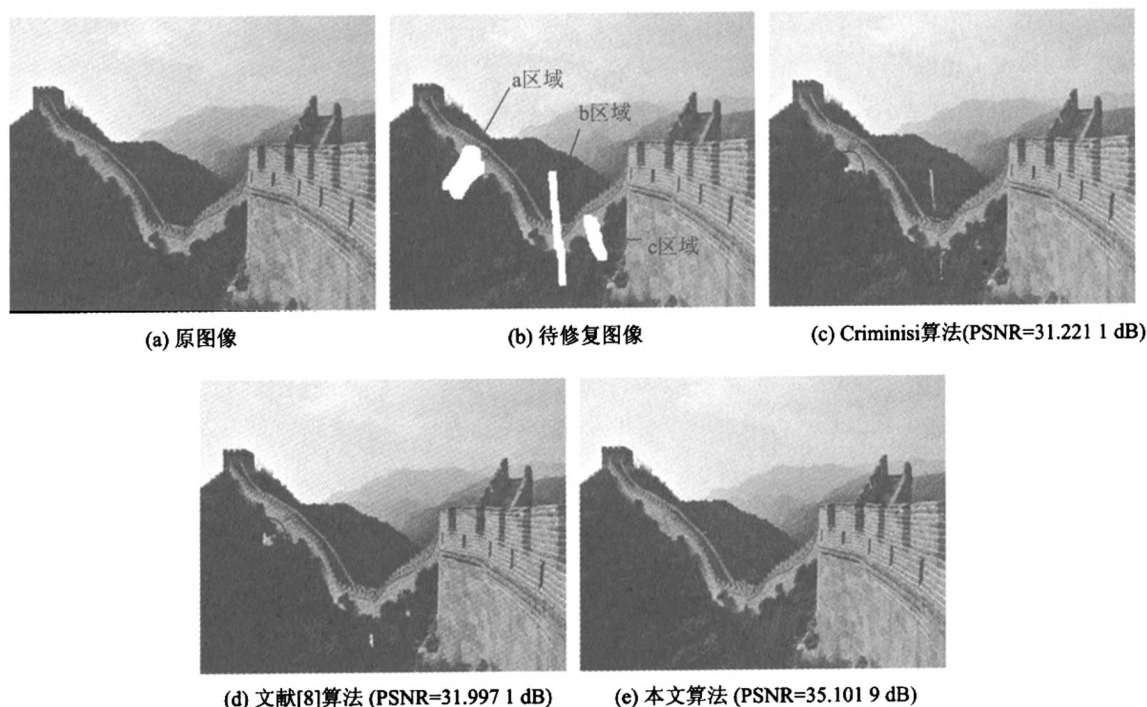


图4 长城图像的修复效果比较

Fig. 4 The repair effect compare figures of the Great Wall

图5分别给出了 Criminisi 算法、文献[8]算法以及本文算法对 barb 破损图像的修复效果,同时也给出了在本文算法中仅改变搜索方式以及仅改变优先权时对 barb 破损图像的修复效果。可以看出,Criminisi 算法在修复过程中在肩膀处产生了瑕疵点,在手腕处纹理产生了延伸,破坏了手腕的线性结构,虽然文献[8]成功消除了瑕疵点,但是对手腕边缘的修复仍不是很理想,没有解决 Criminisi 算法所存在的纹理延伸问题。本文算法在保持手腕线性的同时,也消除了瑕疵点,具有较好的视觉效果。另外,从图5(f)(g)可以看出,若本文算法中仅改变搜索方式时,算法并不能很好解决手腕处的纹理延伸问题;同样仅改变优先权,也无法消除肩膀处的瑕疵点。

图6分别给出了 Criminisi 算法、文献[8]算法

以及本文算法对 Baboon 的修复效果。可以看出,Criminisi 算法在对鼻子边缘进行修复时,没有保持鼻子的线性结构,且在鼻子及脸附近存在瑕疵,而文献[8]对鼻子的线性结构保持较好,但是没有消除脸部的瑕疵。而本文算法克服了上述两个缺点,有较好的修复效果。

在仿真实验中,也对物体去除进行了仿真。图7分别给出了 Criminisi 算法、文献[8]算法以及本文算法对物体移除的效果。可以看出,Criminisi 算法在对堤坝进行修复时,破坏了堤坝的线性结构,并使得河岸的纹理延伸出来,不符合视觉。文献[8]算法对堤坝下半部分的修复并不是很好,而本文算法对堤坝则修复得较好,大致保持了堤坝的线性结构,获得了较好的修复效果。





图 5 barb 的修复效果比较

Fig. 5 The repair effect compare figures of barb

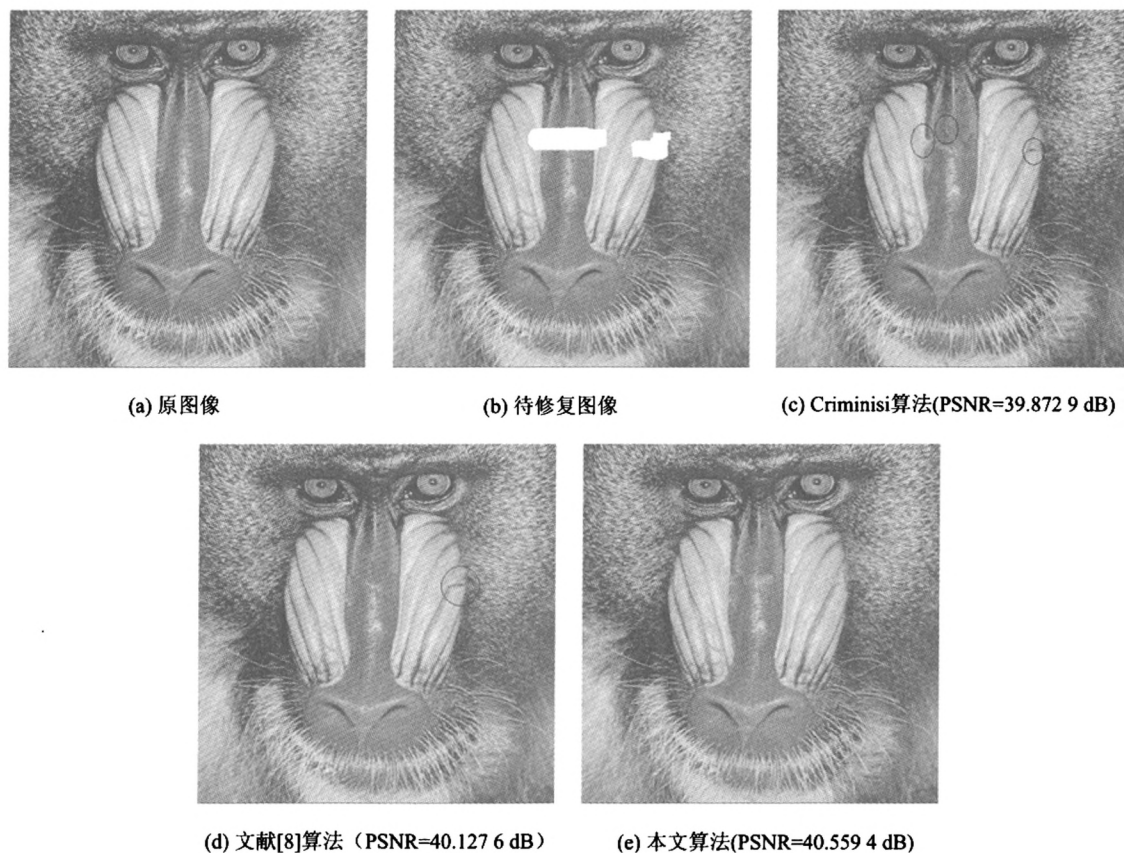


图 6 baboon 的修复效果比较

Fig. 6 The repair effect compare figures of baboon

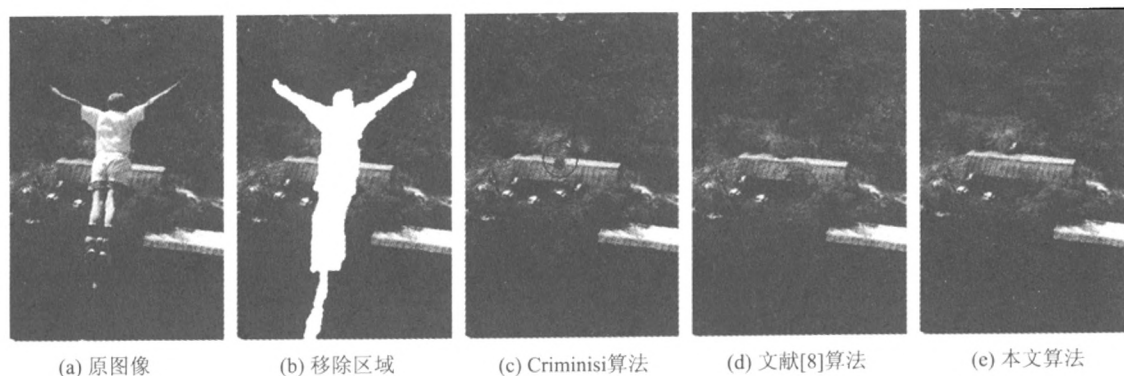


图7 bungee 图像物体去除后的效果

Fig. 7 The effect of bungee image after object removal

## 4 结 论

针对 Criminisi 算法在对存在丰富纹理信息的边缘结构区域进行修复时,容易产生纹理延伸等不足,从分析纹理和边缘结构特征出发,对 Criminisi 算法的优先权模型进行了修改,通过引入表征边缘属性的  $E(p)$ ,实现对优先权模型的改进,增加了算法对边缘的分辨能力,除此之外还调整算法在修复过程中匹配块的搜索方式。仿真实验分析表明,本文改进算法不仅能够有效抑制纹理部分的优先修复,防止纹理部分向边缘部分过分延伸而导致的图像线性结构破坏,还能去除修复过程中所存在的瑕疵点,相比于原算法和相近算法获得了更好的修复效果。

## 参考文献 (References)

- [1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting [C]//Proceedings of SIGGRAPH. New York, USA: ACM, 2000:417-424.
- [2] Chan T F, Shen J H. Mathematical models for local non-texture inpainting [J]. SIAM J. APPL. MATH, 2002(62):1019-1043.
- [3] Chan T F, Shen J H. Non-texture inpainting by curvature-driven diffusions (CDD) [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4): 436-449.
- [4] Wu Y D, Zhang H Y, Wu B. Digital Image Inpainting Techniques [M]. Beijing: Science Press, 2010:78. [吴亚东,张红英,吴斌. 数字图像修复技术 [M]. 北京:科学出版社,2010:78.]
- [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] Nie D D, Ma Q Y, Ma L Z. Quick image inpainting algorithm under new searching strategy [J]. Application Research of Computers. 2009, 26(5):1991-1996. [聂栋栋,马勤勇,马利庄. 新搜索策略下的快速图像修复算法 [J]. 计算机应用研究, 2009, 26(5):1991-1996.]
- [7] Huang S B, Zhu X L, Xu Y Y. An improving image inpainting algorithm based on texture synthesis [J]. Journal of Hefei University of Technology, 2011, 34(2):313-320. [黄淑兵,朱晓临,许云云. 一种改进的基于纹理合成的图像修复算法 [J]. 合肥工业大学学报:自然科学版, 2011, 34(2):313-320.]
- [8] Lin Y L, Zhao J H, Zhu X F, et al. An improved algorithm for image inpainting based on texture synthesis [J]. Computer Application and Software, 2010, 27(10):11-12. [林云莉,赵俊红,朱学峰,等. 改进的纹理合成图像修复算法 [J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(10):11-12.]
- [9] Zhang Q H, Tang X H, Ren S. A fast image inpainting algorithm based on local search [J]. Journal of Hangzhou Dianzi University, 2011, 31(5):139-142. [张巧焕,唐向宏,任澍. 一种基于区域搜索的快速图像修复算法 [J]. 杭州电子科技大学学报, 2011, 31(5):139-142.]
- [10] Shih T K, Chang R C, Lu L C, et al. Adaptive Digital Image Inpainting [C]// Proceedings of the 18th International Conference on Advanced Information Networking and Application. Fukuoka, Japan: IEEE Press, 2004:71-76.