

文章编号 1004-924X(2010)12-2656-09

# 采用区域分割的变尺寸样本块高效图像修复

刘洋<sup>1</sup>, 王昊京<sup>2,3</sup>, 田小建<sup>1</sup>, 阴玉梅<sup>2</sup>

(1. 吉林大学 电子科学与工程学院, 吉林 长春 130012;

2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033; 3. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

**摘要:**针对现有的基于样本块的图像修复算法采用全局搜索法确定最佳匹配样本块时效率低,且易出现错误匹配块的问题,分析了影响算法效率和质量的原因,提出了基于区域分割的变尺寸样本块高效图像修复算法。首先,采用双线性收缩方法获得尺寸是待修复图像0.02~0.25倍的收缩图像,并在收缩图像中分割出预选区域作为源区域,使用自适应窗口尺寸调整规则确定修复窗口大小;然后,在预选区域中搜索最佳匹配修复块对图像进行修复。收缩图像修复完毕后,对收缩图像中修复不完全的区域采用分割子图像的方法进行修复;最后,将子图像填回到原始图像的修复区域,循环运行直到修复完毕。实验结果表明,采用本文提出的修复算法,修复效率约为现有算法的5~100倍,且具有较好的修复质量。

**关键词:**图像修复;样本块匹配;区域分割

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20101812.2656

## Efficient image inpainting based on region segmentation and varying exemplar

LIU Yang<sup>1</sup>, WANG Hao-jing<sup>2,3</sup>, TIAN XIAO-jian<sup>1</sup>, YIN Yu-mei<sup>2</sup>

(1. *College of Electronic Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China;*

2. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

3. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)*

**Abstract:** As existed exemplar-based image inpainting algorithms have low efficiency and poor quality for searching the best match exemplar using global searching methods, this paper analyzes the reasons that effect on the efficiency and quality of these algorithms and proposes an image inpainting algorithm based on the regional segmentation and varying exemplar. Firstly, an original image is shrunk to a downscaling image with a size in 0.02–0.25 times that of an original one by the downscaling method, and the pre-selected regions in the downscaled image are segmented as the source regions. Then, the adjustment rule of adaptive window size is used to determine the fixed window size. By searching a best-exemplar from pre-selected region, the image is inpainted. For the inpainted downscaled image, the sub-image segmentation method is used to inpaint the regions of incomplete restoration again, and then fill them into the inpainted region of the original image. Iterating the above steps until the whole

收稿日期:2010-04-01;修订日期:2010-05-26.

基金项目:国家863高技术研究发展计划资助项目(No.2008AA8080502)

image inpainting is completed. Obtained results demonstrate that this method is 5~100 times the efficiency of the existed method, meanwhile it shows good image quality.

**Key words:** image inpainting; best-exemplar matching; region segmentation

## 1 引 言

图像修复是当前计算机图形学和计算机视觉中的一个研究热点,它利用待修补区域的邻域信息对图像进行修复,目的在于恢复图像的完整性和原有的视觉效果。图像修复用途广泛,可以用于恢复受损像片、修补有划痕和裂痕的照片、影视特技制作等方面<sup>[1-3]</sup>。Criminisi 等人于 2003 年提出了基于最佳样本块的图像修复算法<sup>[4-5]</sup>,这是基于纹理的修复方法,借鉴了纹理生成方法中寻找样本匹配区域并复制的思想。此方法的关键在于提出了最佳修复块优先级的计算方法,一定程度上保全了图像的纹理和结构信息<sup>[6]</sup>。在搜索最佳样本匹配块时,采取全局式搜索方式,可以保证在整幅图像中得到最佳匹配样本块,使得对于大物体的去除和大区域的填充有良好的效果。但该方法的缺点也同样明显,首先是时效低,尤其是在修复大尺寸图像时,这个问题更为突出;其次是修复过程中由于出现的错误匹配块而产生恶性繁衍,影响图像的修复质量。

针对 Criminisi 等人提出的算法时效低的问题,文献[7]给出了解决方法,采用在收缩图像中获取最佳匹配块的方法来提高修复效率,极大地提高了时效,但在修复收缩图像之后,采用全局搜索的方式处理修复不完全区域时耗时仍然较大,时效问题仍有待解决。另一个问题是关于错误匹配块的衍生问题。文献[6]给出一种基于颜色区域分割的图像修复算法,使修复的图像更加符合人们的视觉期望,提高了算法的性能。文献[6]采用 K 均值聚类方法进行分割,较好地降低了错误修复的可能性,但略显复杂,且不利于时效性能的提高。

本文在分析 Criminisi 等人算法的基础上,结合文献[7]的分析,提出了一种时效性更高的图像

修复方法。本算法在给定收缩因子后,首先将原始图像收缩获得收缩图像,根据像素单分量阈值,在收缩图像中根据一定规则分割出预选源区域,然后在收缩图像中根据自适应窗口尺寸调整规则获得窗口模板大小,并搜索得到最佳匹配样本,依据收缩图像中的最佳匹配样本在原图像中获得相应最佳匹配样本来修复图像。收缩图像修复完毕后,在原始图像中根据一定规则分割出修复不完全的子图像,修复子图像,最后填回到原始图像中,完成图像的修复。与文献[7]相比,本算法可进一步提高图像的修复效率,防止出现错误的修复块,使得修复区域更加细致。

## 2 采用区域分割的变尺寸样本块高效图像修复算法

Criminisi 等人提出的基于样本的图像修复算法<sup>[4-5]</sup>中的标号,如图 1 所示。其中  $I$  是尺寸大小为  $S^I = M \times N$  的原始图像(输入图像); $\Omega$  为待修复的目标区域; $\partial\Omega$  表示待修复目标区域  $\Omega$  的填充前沿; $\Phi$  表示提供最佳匹配样本的源区域,满足  $\Phi = I - \Omega$ ;  $\Psi_p$  表示中心点为  $p$  且位于填充前沿  $\Omega$  上,尺寸为  $S_\psi = (2\epsilon + 1) \times (2\epsilon + 1)$  的修复块,其中  $\epsilon$  默认为 1,实际应用中应比图像中最大的可鉴别纹元略大。

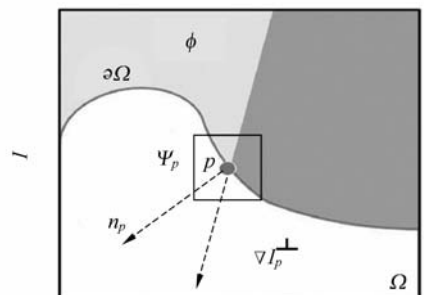


图 1 算法标记图

Fig. 1 Notation diagram

下面给出采用区域分割的变尺寸样本块高效图像修复算法的伪代码。在图像修复开始之前,需选定待修复区域或待移除的目标区域  $\Omega$ , 算法步骤如下:

步骤 1 确定收缩因子  $\lambda$ , 获得收缩图像  $I_\lambda$ , 设定最大窗口修复块因子  $\epsilon_{\max}$ 、像素单分量阈值参数  $Thr$ ;

步骤 2 根据像素单分量阈值参数分割出收缩图像  $I_\lambda$  中的预选源区域  $\Gamma_\lambda, \Gamma_\lambda \subseteq \Phi_\lambda$ ;

步骤 3 提取待修复目标区域  $\Omega_\lambda$  的初始边界  $\partial\Omega_\lambda^0$ ;

步骤 4 循环运行下述代码直至目标区域  $\Omega_\lambda$  被填充完毕;

步骤 4.1 标识填充前沿  $\partial\Omega_\lambda'$ , 如果  $\partial\Omega_\lambda' = \phi$ , 则退出循环

步骤 4.2 计算优先级  $P(p_\lambda), \forall p \in \partial\Omega_\lambda'$

步骤 4.3 寻找优先级最大的点  $\hat{p}_\lambda$ , 并采用自适应窗口尺寸调整规则确定窗口模板  $\psi_{\hat{p}_\lambda}$ , 即  $\hat{p}_\lambda = \arg \max_{p_\lambda \in \partial\Omega_\lambda'} P(p_\lambda)$ 。

步骤 4.4 据  $\hat{p}_\lambda$  在  $\Phi$  中按照一定规则选取  $\psi_{\hat{p}}^{[7]}$

步骤 4.5 在  $\Phi_\lambda$  中寻找最佳匹配样本  $\psi_{\hat{q}_\lambda} \in \Gamma_\lambda$ , 满足:  $\Psi_{\hat{q}_\lambda} = \arg \min_{\Psi_{q_\lambda} \in \Gamma_\lambda} d(\Psi_{\hat{p}_\lambda}, \Psi_{q_\lambda})$

步骤 4.6 据  $\Psi_{\hat{q}_\lambda}$  在  $\Phi$  中按照一定的规则选取  $\Psi_{\hat{q}}^{[7]}$

步骤 4.7 将最佳匹配样本  $\Psi_{\hat{q}}$  的数据复制到  $\Psi_{\hat{p}}$  中,  $\forall p \in \psi_{\hat{p}} \cap \Omega$ ; 将最佳匹配样本  $\Psi_{\hat{q}_\lambda}$  的数据复制到  $\Psi_{\hat{p}_\lambda}$  中,  $\forall p_\lambda \in \psi_{\hat{p}_\lambda} \cap \Omega_\lambda$

步骤 4.8 更新信度项  $C(p_\lambda), \forall p_\lambda \in \psi_{\hat{p}_\lambda} \cap \Omega_\lambda$

步骤 5 若  $\Omega = \phi$ , 则退出修复过程; 否则根据规则分割原始图像  $I$  中包含修复不完全区域  $\gamma$  的子图像  $\Theta, \gamma \subset \Omega, \Theta \subseteq I$ ;

步骤 6 在子图像  $\Gamma$  执行搜索修复循环直至图像完全修复。

算法中有 3 个关键: 步骤 2、步骤 4.3、步骤 5, 上述的这 3 个关键步骤对提高时效、防止错误修复块及恶性繁衍, 起着重要作用。下面针对这 3 个关键步骤展开探讨。

### 3 修复算法的时耗及质量分析

#### 3.1 次修复的时效可进一步提高

收缩图像  $I_\lambda$  的一点是对输入图像  $I$  多点的

粗略估计<sup>[7]</sup>, 导致收缩图像  $I_\lambda$  修复完毕后, 输入图像  $I$  某些点没有被修复, 这些点的集合称为修复不完全区域  $\gamma, \gamma \subset \Omega$ 。文献[7]的方法提高了时效, 但采用全局搜索的方法处理修复不完全区域  $\gamma$  使得在时耗上的提高较理论分析有较大的差距。

本文对收缩图像  $I_\lambda$  及修复不完全区域  $\gamma$  的修复, 分别称为主修复和次修复。文献[7]将影响 Criminisi 算法的时耗函数  $T(S_I, S_\Omega, S_\Psi)$  定义如下:

$$T(S_I, S_\Omega, S_\Psi) = \frac{S_I S_\Omega S_1}{k S_\Psi} + \frac{4 T_2 S_\Omega^3}{k S_\Psi} + \frac{4 T_3 S_\Omega^3}{k S_\Psi} + \frac{T_4 S_\Omega S_1}{k S_\Psi} + T_5 S_\Omega, \quad (1)$$

Criminisi 算法的修复耗用时  $T_{\text{Crim}}$  表示,  $T_{\text{Crim}}$  虽然小于  $T(S_I, S_\Omega, S_\Psi)$ , 但是与  $T(S_I, S_\Omega, S_\Psi)$  相差不多, 可以认为  $T_{\text{Crim}} \approx T(S_I, S_\Omega, S_\Psi)$ 。理论上, 采用双线性插值收缩的高效图像修复方法的耗时应满足:

$$T_\lambda \approx \lambda^4 T(S_I, S_\Omega, S_\Psi), \quad (2)$$

而实际上由于次修复采用全局搜索方法完成对修复不完全区域  $\gamma$  进行修复, 故耗时会增加一些, 且实验验证此时耗  $T_\lambda$  满足:

$$\lambda^3 T(S_I, S_\Omega, S_\Psi) < T_\lambda < \lambda^2 T(S_I, S_\Omega, S_\Psi), \quad (3)$$

式中,  $\lambda$  取值一般为:  $\lambda = \frac{1}{\theta}, \theta = 2, 3, \dots, 10$ 。

文献[7]中将总的耗时  $T_\lambda$  分为两部分: 主修复的耗时  $T_1$  和次修复的耗时  $T_2$ 。主修复中修复像素数占目标区域  $\Omega$  中像素数的比率为  $R_1$ , 次修复中相应的比率为  $R_2$ 。文献[7]中  $Exp$  和  $Exp_1$  满足:

$$\begin{cases} Exp = \log_\lambda \frac{T_\lambda}{T_{\text{Crim}}} \\ Exp_1 = \log_\lambda \frac{T_1}{T_{\text{Crim}}} \end{cases}, \quad (4)$$

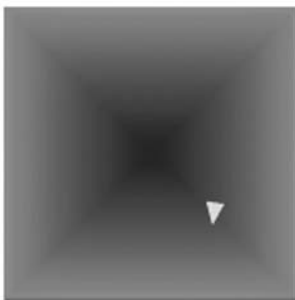
文献[7]中的  $Exp$  满足:  $2 < Exp < 3$ , 主修复的时效性满足式(2), 总体的时效性满足式(3)。虽然  $R_2$  不超过 4%, 即  $0.5\% < R_2 < 4\%$ , 但时间消耗  $T_2$  却比  $T_1$  大好几倍。这说明次修复的效率低, 时耗大。解决次修复时耗过大的问题可进一步逼近公式(2), 使得效率进一步提高。修复不完全的区域  $\gamma$  采用全局搜索的方法进行修复是时效性能进一步提高的关键。

下面的分析进一步指出:步骤 2、步骤 5 可以克服次修复时耗大、效率低的问题。

## 4 在分割采样图像 $I_\lambda$ 中预选区域 $\Gamma_\lambda$

### 4.1 预选区域 $\Gamma_\lambda$ 的目的

预选区域  $\Gamma_\lambda$  可以修复图像,而且可以提高时效。根据马尔科夫随机场模型(MRF),假设一张图像可以由 MRF 来描述,即由于图像具有局部统计特征,其任一部分可以由周围部分(邻域)完全决定<sup>[6]</sup>。因为源区域  $\Phi$  中的有些信息和修复区域  $\Omega$  在信息表达上完全没有任何相似之处。例如,图 2(a)所示的待修复图像  $I$ ,其中心区域到边缘区域是两种完全不同的颜色。其中的绿色区域标识修复的目标区域  $\Omega$ ,显然修复过程中根本不需要到红色的边缘区域和中间的蓝色区域去搜索最佳匹配块。预选区域定义为初始修复时与修复区域边缘相似的源区域。图 2(b)是与修复边缘的像素间分量相差 1 的预选区域。可以使用一种局部搜索策略来代替全局搜索的方法,防止偶尔出现的错误修复可能恶性繁衍,提高图像的修复质量。



(a)待修复图像  
(a)Original image



(b)阈值为 1 的预选区域  
(b)Regional segmentation with threshold 1

图 2 预选区域  $\Gamma_\lambda$  的图像示例

Fig. 2 Image example of regional segmentation  $\Gamma_\lambda$

预选区域  $\Gamma_\lambda$  不仅可以提高图像的修复质量,还可以提高修复时效。因为源区域中有些信息和修复区域完全没有相似之处,重复的多次判断是无意义的;而预选区域是源区域的子集,仅在预选区域中搜索最佳匹配块,不必进行全局搜索,可以避免无谓的计算。

### 4.2 预选区域 $\Gamma_\lambda$ 的定义和选取算法

$\Gamma_\lambda$  可以用式(5)和式(6)表示:

$$\Gamma_\lambda^y = \begin{cases} \Psi_q, d(\Psi_p, \Psi_q) \leq \sqrt{3} * Thr, \forall p \in \partial\Omega_\lambda^0 \\ \phi, d(\Psi_p, \Psi_q) > \sqrt{3} * Thr, \forall q \in \tilde{\Phi}_\lambda \end{cases}, \quad (5)$$

$$\Gamma_\lambda = \cup \Gamma_\lambda^y, \Gamma_\lambda \subseteq \Phi_\lambda, \quad (6)$$

而式(5)中的  $\tilde{\Phi}_\lambda$  满足式(7):

$$\tilde{\Phi}_\lambda = \bar{\Gamma}_\lambda \cap \Phi_\lambda. \quad (7)$$

式(5)中  $Thr$  在默认情况下取 10,对于灰度图像表示像素间的差值、对于 RGB 彩色图像表示每个像素的  $R, G, B$  分量中单分量的差值;距离函数  $d(\Psi_a, \Psi_b)$  定义为 SSD (Sum of Squared Differences),表示图像 RGB 颜色空间中欧几里德距离。式(7)中,  $\tilde{\Phi}_\lambda$  是预选区域的补集与源区域的交集,其作用在于不必重复计算已经选入  $\Gamma_\lambda$  的源区域而提高效率。

在收缩图像  $I_\lambda$  中获得预选区域  $\Gamma_\lambda$  算法的伪代码如下:

- 步骤 1 输入像素单分量阈值参数  $Thr$ ;
- 步骤 2 获得修复目标区域  $\Omega_\lambda$  的初始边界  $\partial\Omega_\lambda^0$  上的全部点,组成点集  $\{q_i\}_{i=1}^n$ ;
- 步骤 3 提取  $\{q_i\}_{i=1}^n$  中的任意一点  $q_k, 1 \leq k \leq n$ ,据式(5)、(6)计算  $\Phi_\lambda^k, \Gamma_\lambda^k$ ,据式(7)更新  $\tilde{\Phi}_\lambda^k$ ;
- 步骤 4 删除  $\{q_i\}_{i=1}^n$  中的  $q_k$ ,组成点集  $\{q_i\}_{i=k}$ ;
- 步骤 5 若  $\{q_i\}_{i=k} = \phi$  则退出,否则循环运行步骤 3,4。

### 4.3 预选区域 $\Gamma_\lambda$ 对时效性能的影响

分割采样图像  $I_\lambda$  中预选区域  $\Gamma_\lambda$  对降低整体时耗的影响不大。假定目标区域  $\Omega$  为方形,则其周长  $L_{\partial\Omega} = 4\sqrt{S_\Omega}$ ,而上述算法步骤执行一次循环的耗时  $T_1'$  与修复循环中搜索最佳匹配样本  $\Psi_q$  并复制数据到  $\Psi_p$  中的时间常数  $T_4$  相当,耗时主要在欧式距离的计算上。在图像修复中一般满足  $\sqrt{S_\Omega} < S_\Psi$ ,尤其是对于大物体去除的情况。本项的耗时  $t_4'$  应满足:

$$t_4' < 4\sqrt{S_\Omega}T_4' \approx 4\sqrt{S_\Omega}T_4 < 4S_\Omega T_4 < \frac{4S_\Omega T_4}{S_\Psi}, \quad (8)$$

而  $t_4'$  与  $t_4$  满足:

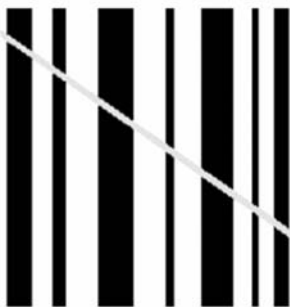
$$\frac{t_4'}{t_4} < \frac{4S_\Omega T_4}{\left(\frac{T_4 S_\Omega S_I}{k S_\Psi}\right)} = \frac{4k}{S_I} < 1, \quad (9)$$

$t_4' < t_4$ , 这说明分割采样图像中预选区域在某种程度上提高了时效, 这是由于后续的修复循环中搜索最佳匹配样本的区域缩小了, 使重复计算也减少了。总体来说, 预选区域对时耗的影响不大, 但却有效地防止了错误修复块的出现。

### 5 采用自适应窗口尺寸调整规则确定窗口模板 $\Psi_{\hat{p}_\lambda}$

#### 5.1 采用自适应窗口尺寸调整规则的目的

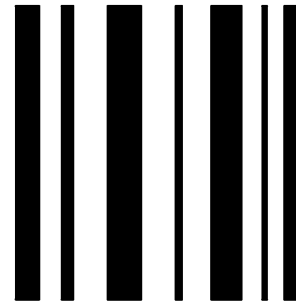
自适应窗口模板可以提高图像修复质量, 原因在于图像的高频成份包含丰富的细节和边缘, 当填充该区域时, 为减少畸变和错误应该选择较小的窗口以捕获更准确的细节。相反, 低频成份包含图像的平滑区域, 可以选择较大的窗口来填充, 而不会产生明显的错误。图 3 为自适应窗口模板的作用示例, 其中图 3(a) 是带修复的条纹图像, 灰色区域是待修复区域。在黑白相接部分的梯度最大, 为高频成分; 在其他地方颜色均匀, 是低频成分。因此在黑白相接部分应该使用小窗口模板, 在其他部分使用大窗口模板。图 3(c) 是使用自适应模板进行修复的图像, 修复质量很好。而如果在同样的参数修复下采用非自适应模板修复图像会很容易出现错误。



(a) 原始图像  
(a) Original image



(b) 非自适应模板修复图像  
(b) Inpainted image with inadaptive exemplar



(c) 自适应模板修复图像  
(c) Inpainted image with adaptive exemplar

图 3 自适应窗口模板作用示例

Fig. 3 Illustration of adaptive exemplar

采用自适应窗口尺寸调整规则, 对时效的影响不大。因为在修复过程中窗口尺寸是自动调整的, 大尺寸窗口模板可提高修复时效, 而小尺寸窗口模板则会降低时效。

#### 5.2 窗口模板自适应调整规则的定义

在某种程度上, 图像梯度  $\nabla f$  的变化可以间接反映图像空间频率的变化。在第  $t$  次修复循环中, 对于  $\forall p(x, y) \in \partial\Omega'_t$ , 其梯度向量定义为式 (10), 模值定义为式 (11):

$$\nabla f^t = [G_x, G_y]^T, \quad (10)$$

$$Mf^t = \|\nabla f^t\| = [G_x^2 + G_y^2]^{\frac{1}{2}}. \quad (11)$$

则第  $t$  次修复循环中修复块  $\Psi_p$  的因子  $\epsilon_t$  可由式 (12) 给出:

$$\epsilon^t = \begin{cases} \epsilon_{\min}, & Mf^t > Mf_{\max}^{t-1} \\ \frac{(\epsilon_{\max} - \epsilon_{\min})Mf^t + Mf_{\min}^{t-1}\epsilon_{\min} - Mf_{\max}^{t-1}\epsilon_{\max}}{Mf_{\min}^{t-1} - Mf_{\max}^{t-1}}, & Mf_{\max}^{t-1} \leq Mf^t \leq Mf_{\max}^{t-1} \\ \epsilon_{\max}, & Mf^t < Mf_{\min}^{t-1} \end{cases}, \quad (12)$$

式中,  $\epsilon_{\max}$  表示修复块  $\Psi_p$  因子  $\epsilon^t$  的最大值, 在修复初始状态下需要人工输入, 默认情况下设置

$\epsilon_{\max}=6$ , 而  $\epsilon_{\min}$  表示最小值, 默认为 1, 不需要输入;  $Mf_{\max}^{t-1}$  表示第  $t$  次修复循环之前任意点  $p(x, y)$  的梯度向量模值的最大值,  $Mf_{\min}^{t-1}$  表示第  $t$  次修复循环之前梯度向量模值的最小值, 并且在每个修复循环中都是自动调整的。

采用自适应窗口尺寸调整规则确定窗口模板  $\Psi_{j_k}$  的伪代码如下:

步骤 1 对于初始边界  $\partial\Omega_i^0$  上优先级最大的点  $\hat{P}_\lambda^0$ , 设置其窗口因子  $\epsilon^0=1$ ,  $Mf_{\min}^0=10$ ,  $Mf_{\max}^0=60$ 。  $\epsilon^0, Mf_{\max}^0, Mf_{\min}^0$  值根据经验选取。

步骤 2 对于第  $t$  次修复循环, 按如下步骤确定修复块因子  $\epsilon^t$ :

步骤 2.1 计算  $Mf^t$ , 如果  $Mf^t > Mf_{\max}^{t-1}$ , 则  $\epsilon^t = \epsilon_{\min}$ ,  $Mf_{\max}^{t-1} = Mf^t$ ; 否则转步骤 2.3。

步骤 2.2 如果  $Mf^t < Mf_{\min}^{t-1}$  则  $\epsilon^t = \epsilon_{\max}$ ,  $Mf_{\min}^{t-1} = Mf^t$ ; 否则转步骤 2.3。

步骤 2.3 按照式(12)计算。

## 6 分割包含修复不完全区域的子图像 $\Theta$

采用分割原始图像  $I$  中包含修复不完全区域  $\gamma$  的子图像  $\Theta$  的方法, 可在提高修复时效的同时很好地修复区域  $\gamma_0$ , 修复不完整的区域  $\gamma$  以小块的形式散落在图像  $I$  中, 约为窗口修复模板尺寸的 1~2 倍。在统计上,  $\gamma$  的面积约为  $\Omega$  面积的 1%~4% 左右, 即  $0.5\% < R_2 < 4\%$ 。这些区域对于图像的修复质量影响微弱, 是图像中细小的局部。

下面给出分割子图像  $\Theta$  的伪代码:

步骤 1 获得修复不完全区域的膨胀区域  $\tilde{\gamma} = \gamma \oplus \tilde{\Psi}$ ,  $\tilde{\Psi} = 4(2\epsilon + 1)(2\epsilon + 1)$ 。

步骤 2 将构成  $\tilde{\gamma}$  的像素点的纵横坐标组成向量  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ,  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ 。

步骤 3 获得子图形  $\Gamma$ , 满足:

$$\Theta = \{p(m, n) | p(m, n) \in I, \mathbf{X}_{\min} \leq m \leq \mathbf{X}_{\max}, \mathbf{Y}_{\min} \leq n \leq \mathbf{Y}_{\max}\}, \quad (13)$$

而式(13)中的标号满足:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{\max} &= \|\mathbf{X}\|_{\infty}, \mathbf{X}_{\min} = \min_{i \leq i \leq n} |x_i| \\ \mathbf{Y}_{\max} &= \|\mathbf{Y}\|_{\infty}, \mathbf{Y}_{\min} = \min_{i \leq i \leq n} |y_i| \end{aligned} \quad (14)$$

在获得的子图像  $\Gamma$  执行全局搜索, 修复完毕后, 将子图像  $\Theta$  “贴回” 原始图像  $I$ 。至此就可以完全修复图像  $I$ 。该方法是克服次修复时耗大、效

率低的关键。

据式(4)得到式(15):

$$\begin{cases} Exp = \log_{\lambda} \frac{T_{\lambda}}{T_{Cri}} = \log_{\lambda} \frac{(T_1 + T_2)}{T_{Cri}} \\ Exp' = \log_{\lambda} \frac{T_{\lambda}'}{T_{Cri}} = \log_{\lambda} \frac{(T_1 + T_2')}{T_{Cri}} \end{cases}, \quad (15)$$

其中  $T_2$  是文献[7]中次修复区域  $\gamma$  的耗时, 而  $T_2'$  就是本文算法中次修复区域  $\gamma$  的耗时, 而  $Exp'$  与  $Exp$  是对应的。在本修复方法中,  $T_2$  与  $T_{Cri}$  的关系满足:

$$T_2 \approx R_2 T_{Cri}. \quad (16)$$

同样地, 设子图  $\Theta$  目标区域的大小仍为  $S_{\Omega}$ , 修复模板大小为  $S_{\Psi}$ , 输入图像的大小为  $S_{\Theta}$ , 修复耗时为  $T_{Cri}' \approx T(S_{\Theta}, S_{\Omega}, S_{\Psi})$ 。因为  $S_{\Theta} \approx S_{\Omega}$ , 故导出式(17):

$$T_{Cri}' < \frac{S_{\Omega}}{S_I} T_{Cri}, \quad (17)$$

那么可得式(18):

$$T_2' \approx R_2 T_{Cri}' < R_2 \frac{S_{\Omega}}{S_I} T_{Cri}, \quad (18)$$

而一般情况下  $S_{\Omega} < S_I$ , 由(16)和(18)可得  $T_2' < T_2$ , 由式(15)可知  $Exp' > Exp$ 。这说明本算法在次修复的时效上较文献[7]效率高。当  $\frac{S_{\Omega}}{S_I} \rightarrow 0$  时, 有  $Exp' \rightarrow 4$ 。实验证明当  $3 < Exp' < 4$ , 时耗  $T_{\lambda}'$  满足如下关系:

$$\lambda^4 T(S_I, S_{\Omega}, S_{\Psi}) < T_{\lambda}' < \lambda^3 T(S_I, S_{\Omega}, S_{\Psi}). \quad (19)$$

## 7 实验结果分析

本文采用客观和主观两方面的评价方法对实验结果进行分析。采用均方误差(MSE)、耗时两个指标, 对其进行评价相对客观<sup>[7,10]</sup>。均方误差(MSE)对于文字和细小的划痕的评价是有意义的, 因为 MSE 越小, 证明修复后图像的色差越小, 和原始图像的相似性越大, 质量越高; 但是对于物体的去除 MSE 不能作为一项指标, 因为修复图像去除了原始图像较大的目标区域, 修复图像和原始图像有很大的差别是正常的。耗时越少, 则效率越高, 这是客观的。输入图像为  $I$ , 输出图像为  $K$ , 尺寸均为  $m \times n$ 。均方误差 MSE 定义<sup>[7-10]</sup>为:

$$MSE = \frac{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|I(i, j) - K(i, j)\|^2}{mn}, \quad (20)$$

人眼对于颜色的强度分量最为敏感所以将图像从 RGB 空间转换到  $YCbCr$  空间中进行计算,亮度分量  $Y$  代表  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分量加权的均值,且  $G$  分量权重最大,更符合人眼的特性<sup>[9]</sup>。故在计算 MSE 时,使用  $Y$  分量。

下面采用 3 个实验来分析上述的分析结果。实验条件是:CPU 为 Pentium4、主频为 3.20 GHz、内存为 1 GB、安装 matlab2008b 的 PC 机。

图 4 是带划痕 Baboon 图像的对比试验,将 Criminisi 等人提出的算法和本文方法进行对比。图 4(a)是原始 Baboon 图像,而图 4(b)是待修复的 Baboon 图像,绿色划痕是待修复区域。如表 1 所示,采用收缩因子  $\lambda=0.25$ ,Criminisi 等人和本方法中使用同样尺寸的模板因子  $\epsilon=3$ ,图像尺寸是  $512 \times 512$ ,划痕的大小为 3 741 个像素。从表 1 中可知本文的方法耗时仅为 2.467 s,而 Criminisi 等人算法的耗时是本文的 103.100 倍,并且本文方法比文献[6]和文献[7]的算法耗时都有显著的改善。MSE 数值也小于 Criminisi 等人的算法和文献[6],文献[7]所提方法,说明本文方法的修复结果和原始图像最为相似,图像质量高。直观上,图 4(c)中 Criminisi 等人的算法对 Baboon 鼻子上划痕的修复不是很成功,存在错误的修复块。图 4(f)是本文方法的修复结果,没有明显的错误,优于 Criminisi 等人提出的算法,而且数值满足关系式(17)。图 5 是天池图片上文字的去掉试验。图 5(a)是天池的原始图像,图 5

(b)是加入绿色文字的待修复图片。从表 1 中可知本文所提算法与 Criminisi 等人的算法相比时效改善了 38.387 倍,并且比文献[6]和文献[7]的算法耗时都有显著的改善。本文的 MSE 数值略高于 Criminisi 等人算法和文献[6],文献[7]所提方法的结果,而  $Exp$  的数值满足式(17)。

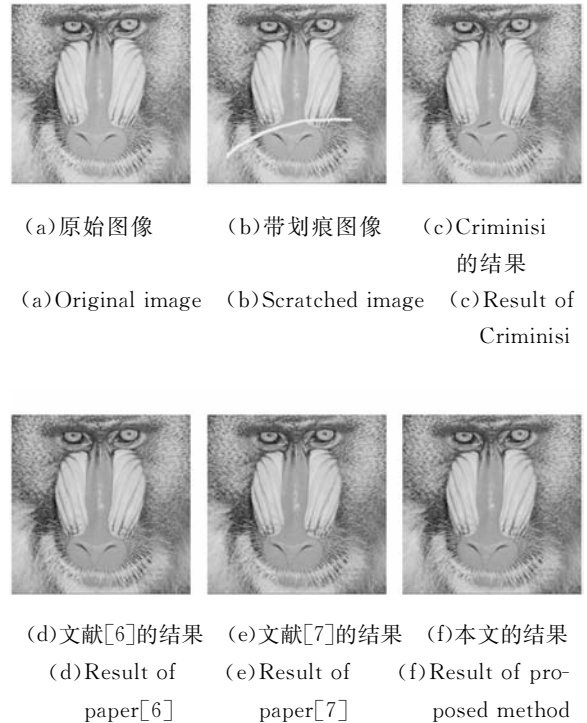


图 4 Baboon 上的划痕去除

Fig. 4 Scratch removal from Baboon

表 1 本文算法与 Criminisi 等提出的算法、文献[6]和文献[7]算法的实验结果对比

Tab. 3 Experimental result comparison with Criminisi algorithm, reference [6],[7] and proposed method in this paper

名称	算法	$T_{Cir}$ 、 $T_{\lambda}$ /s	$T_1$ /s	$T_2$ /s	$T_3$ /s	$Exp'$	MSE	尺寸 /像素 <sup>2</sup>	像素修 复数	阈值参 数 $Thr$	窗口尺 寸 $\epsilon$	收缩因 子 $\lambda$
Baboon	Criminisi	254.377					12.960	$512 \times 512$	3741		3	
	文献[6]	200.047					6.272				3	
	文献[7]	4.487		1.474	3.013	2.913	5.830				3	1/4
	本文	2.467	0.393	1.395	0.287	3.344	3.727			20	3	1/4
天池	Criminisi	385.762					0.671	$640 \times 470$	5013		3	
	文献[6]	270.030					0.874				3	
	文献[7]	15.540		7.419	8.121	2.924	0.891				3	1/3
	本文	9.551	1.287	6.864	1.400	3.367	0.779			15	3	1/3
女孩	Criminisi	1382.148					633.788	$640 \times 480$	31928		4	
	文献[6]	1 235.021					678.534				3	
	文献[7]	15.951		2.470	13.481	2.146	591.226				3	1/8
	本文	2.515	0.234	1.907	0.043	3.034	616.197				3	1/8

图 6 是图像中女孩去除的试验。图 6(a)是原始图像,图 6(b)是绿色标识待去除的目标区域。图 6(c)、(d)、(e)和(f)分别是 Criminisi 等人算法的结果、文献[6]方法的结果、文献[7]方法的结果和本文算法的结果。从图中红色矩形所包含



(d)文献[6]的结果 (e)文献[7]的结果 (f)本文的结果  
(d)Result of (e)Result of (f)Result of pro-  
paper[6] paper[7] posed method

图 6 女孩图像中大物体的去除

Fig. 6 Removing large objects from girl



(a)原始图像 (b)带划痕图像 (c)Criminisi  
的结果  
(a)Original image (b)Scratched image (c)Result of  
Criminisi



(d)文献[6]的结果 (e)文献[7]的结果 (f)本文的结果  
(d)Result of (e)Result of (f)Result of pro-  
paper[6] paper[7] posed method

图 5 天池图片上文字的去除

Fig. 5 Text removal from Tianchi



(a)原始图像 (b)带划痕图像 (c)Criminisi  
的结果  
(a)Original image (b)Scratched image (c)Result of  
criminisi

区域可以明显的看出 Criminisi 等人算法的结果、文献[6]方法的结果、文献[7]方法的结果存在错误的修复块,而本文提出的方法的修复结果,没有明显的错误,修复结果最优。由表 1 中的数据知本文的方法在时耗上也比其他方法效率显著改善,Exp 的数值满足关系式(17),但 MSE 的数值在这里是不可靠的,不具有可比性。

### 8 结 论

本文分析了 Criminisi 等人提出的算法以及对其改进算法的优缺点,针对降低时耗和提高修复质量两点,提出一种改进的图像修复算法。该算法在给定收缩因子、像素单分量阈值和窗口目标尺寸参数之后,将原始图像据收缩因子进行收缩获得收缩图像,并据像素单分量阈值在收缩图像中分割出预选源区域,防止错误修复块的生成;采用自适应窗口尺寸调整规则获得窗口模板大小,使得搜索得到的最佳匹配样本块的大小能据图像自身调整而获得高的修复质量;收缩图像修复完毕后,分割出修复不完全的子图像,修复子图像,并填回到原始图像中,进一步提高了修复时效。本文的方法防止了错误修复块的出现,修复质量更好,且修复时效可提高 5~100 倍。

### 参考文献:

[1] 何金海,李 薇,屈磊,等. 一种改进的基于样本的图像修复方法[J]. 计算机工程,2008,34(14):182-184.  
HE J H, LI W, Q L, et al.. Improved method for exemplar-based image inpainting[J]. *Computer Engineering*, 2008,34(14):182-184. (in Chinese)

[2] BERTALMIO M, SAPIRO G, CASELLES V, et al.. Image inpainting[C]. *Proceedings of SIGGRAPH*, 2000, New Orleans, USA, 2000, 6(30): 417-424.  
[3] CHAN T, SHEN J. Non-Texture inpainting by curvature-driven diffusions [J]. *Visual of Communication and Image Representation*, 2001, 12 (4): 436-449.

- [4] CRIMINISI A, PEREZ P, TOYAMA K. Object removal by exemplar-based inpainting[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition, USA: IEEE Computer Society Conference*, 2003: 721-728.
- [5] CRIMINISI A, PEREZ P, TOYAMA K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting[J]. *IEEE Trans. of Image Processing*, 2004, 13(9): 1200-1212.
- [6] 朱霞, 李宏, 张卫. 一种基于颜色区域分割的图像修复算法[J]. *计算机工程*, 2008, 34(14): 191-193.  
ZHU X, LI H, ZHANG W. Image inpainting algorithm based on color region segmentation [J]. *Computer Engineering and Design*, 2008, 34(14): 191-193. (in Chinese)
- [7] 王昊京, 王建立, 王鸣浩, 等. 采用双线性插值收缩的高效图像修复方法[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(5): 1234-1241.  
WANG H J, WANG J L, WANG M H, *et al.*. Efficient image inpainting method based on bilinear interpolation downscaling[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(5): 1234-1241. (in Chinese)
- [8] 张红英. 数字图像修复技术的研究与应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2006.  
ZHANG H Y. *Research and application on digital image inpainting*[D]. Chengdu: Electronic Science and Technology of China, 2006. (in Chinese)
- [9] 何小海, 张菊, 陶青川, 等. 基于各向异性 Markov 随机场的三维显微图像复原[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(4): 733-739.  
HE X H, ZHANG J, TAO Q CH, *et al.*. 3-D microscopical image restoration based on anisotropic Markov random field in wavelet domain[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(4): 733-739.
- [10] 耿则勋, 王振国. 改进的天文斑点图像高清晰重建方法[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(7): 1151-1156.  
GENG Z X, WANG Z G. Modified high definition reconstruction algorithm of astronomical speckle images[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(7): 1151-1156. (in Chinese)

#### 作者简介:



刘洋(1982—), 女, 吉林长春人, 博士研究生, 2005 年于北京电子科技学院获得学士学位, 2007 年于吉林大学获得硕士学位, 主要从事图像处理、信息电子学系统、数字信号处理等方面的研究。E-mail: phoenix\_hua2006@163.com



王昊京(1983—), 男, 河南郑州人, 博士研究生, 2007 年于吉林大学获得学士学位, 主要从事图像处理、数字信号处理、导航等方面的研究。



田小建(1957—), 男, 吉林长春人, 博士, 教授, 博士生导师, 1982 年于吉林大学获得学士学位。1988 年于东北师范大学获得硕士学位, 1999 年于吉林大学获得博士学位, 主要从事图像处理, 信息电子学系统, 高速电子学与光电子学, 高速电子学与微波系统等方面的研究。E-mail: Tianxj@mail.jlu.edu.cn



阴玉梅(1960—), 女, 汉族, 吉林长春人, 副研究员, 主要从事电子信息技术、制造工艺等方面的研究。E-mail: yinyumei@ciomp.ac.cn