

基于图像分解和区域分割的数字图像修复*

沈民奋^{1,2} 陈家亮¹ 代龙泉¹ 李斌³

(1. 汕头大学电子工程系, 汕头 515063; 2. 汕头轻工装备研究院, 汕头 515063; 3. 汕头超声仪器研究所, 汕头 515043)

摘要: 提出一种基于图像分解和区域分割的图像修复新算法。首先, 将图像分解为结构图像和纹理图像, 然后根据分解的结构图像将其分割为不同区域, 两区域间的边界线采用张量选举算法平滑连接; 对各区域的结构和纹理图像分别采用基于紧支径向基函数算法和自适应纹理匹配算法进行修复。最后将结构和纹理图像重新叠加在一起得到修复后的图像。该算法的优点是对图像的结构和纹理同时进行处理, 实现对破损区域较大的图像进行有效修复; 算法采用基于张量选举的区域边界连接和分区修复, 克服了单独使用径向基函数修复结构时产生边界模糊现象, 采用的支径向基函数比普通的径向基函数具有较低的计算复杂度; 丢失的纹理只在其所在区域内进行最优匹配搜索, 大大减小了纹理搜索范围; 纹理匹配块的自适应选择提高了纹理匹配的灵活性和准确性。实验证明, 该算法能够稳定有效地处理各种较大的破损区域, 并得到良好的图像修复效果。

关键词: 图像修复; 图像分解; 区域分割; 张量选举; 紧支径向基函数

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4050

Decomposition and region segmentation based image inpaintings

Shen Minfen^{1,2} Chen Jialiang¹ Dai Longquan¹ Li Bin³

(1. Department of Electronic Engineering, Shantou University, Shantou 515063, China;

2. Institute of Light Industrial Equipment of Shantou, Shantou 515063, China;

3. Institute of Ultrasonic Equipment of Shantou, Shantou 515043, China)

Abstract: A new image inpainting method is proposed by using structure-texture image decomposition and edge-based region segmentation for reducing edge blur and restoring large missing area. More specifically, the image is decomposed into the sum of two functions with different basic characteristics. And then reconstruct each one of these functions separately with region-segmentation-based structure and texture filling-in algorithms. Finally, the restored image was given by adding the structure and texture restored results together. The experimental results show that for inpainting large variation image the proposed approach can achieve better results than the directly approach does.

Keywords: image inpainting; image decomposition; region segmentation; Tensor Voting; CSRBFs

1 引言

图像修复是指恢复图像中破损区域的丢失信息或者去除图像中的多余物体, 其主要目的是以一种不被察觉的方式对受损图像进行修复重建或者去除图像中的多余物体。随着现代数字图像处理技术的发展, 图像修复在去除图片裂纹、移除图片上的文字、填充缺失的图形块、提高图形缩放比等方面有着越来越大的应用价值。近年来备受重视, 各种图像修复技术也得到广泛研究。

在数字图像修复领域, 利用偏微分方程进行图像修复是一种比较常用的方法^[1-2], 但该方法只适合于分辨率较低且破损区域较小的情况。偏微分方程方法的最大缺点是没有考虑到破损区域不同像素点修复的先后顺序和图像纹理的延伸性。周廷方等从一个新的视角来处理图像修复问题^[3], 将传统的 2 维图像修复问题转化为 3 维曲面重建问题, 利用径向基函数(radial basis functions, RBF)在曲面重建中的优势进行图像修复, 算法对于相对比较平滑的破损图像的修复可以得到满意的结果。但由于 RBF 本身所

本文于 2009 年 5 月收到。

*基金项目: 国家自然科学基金(编号: 60571066)资助项目; 广东省自然科学基金(编号: 50081317)资助。

固有的各项同性特性以及算法不能对复杂纹理进行修复, 使得其在对于变化比较大的区域不能得到满意的修复结果。而文献[4-6]提出了纹理分析的概念, 对邻域区域的纹理进行分析, 并将其应用到修复算法中来改进图像修复的效果。S. Rane 等提出了一种在结构和纹理之间自适应选择修复的算法^[7], 通过分析待修复区域周围的图像来判断该区域是结构还是纹理, 从而采用相应的方法进行修复。但是, 大多数图像区域既包含结构又包含纹理。因此, 这种修复方法对于一般的图像仍得不到满意的修复结果。M. Betalmio 等将图像分解为结构和纹理^[8], 然后各自进行修复。但由于其分解后所用算法的缺陷, 对于破损区域大而且结构比较复杂的图像得不到满意的结

果。鉴于以上这些方法的优缺点, 本文提出基于区域分割的图像结构和纹理修复算法。

本文所提出算法的计算流程图如图 1 所示。对于结构图中分区域后的边界, 采用张量选举(tensor voting)算法进行平滑连接^[9]; 为了增强算法的泛化能力, 对于分区域后的结构部分修复时采用紧支径向基函数(compactly supported radial basis functions, CSRBFs)。该算法能准确、鲁棒地处理相对较大的破损区域。人眼对图像边界的不连续非常敏感, 基于张量选举曲线连接的区域分割保证了图像边界的连续性; 分区域紧支径向基函数结构修复能够克服边界模糊的现象; 分区域自适应纹理修复能准确高效地恢复破损区域的纹理。

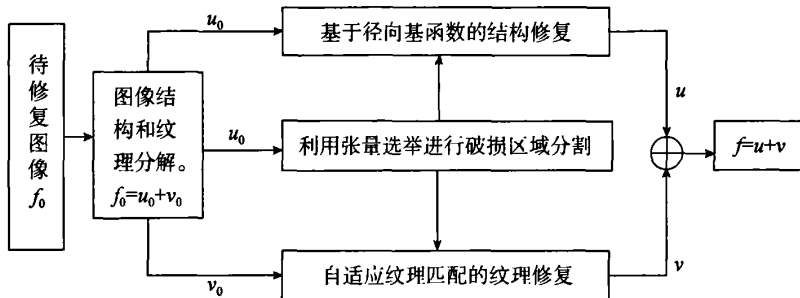


图 1 本文所提出算法的计算流程图
Fig. 1 Flow chart of proposed method in the paper

2 图像分解

Luminita A. Vese 和 Stanley J. Osher 提出了图像结构和纹理分解算法^[10], 被认为是最适合于图像结构和纹理修复。得到文献[10]中分解结果的两个主要因素是文献[11]中所提出的用于图像去噪的最小总体变分法和文献[12]中提出的用于建立纹理或噪声模型的震动函数空间。

假定: $f: R^2 \rightarrow R$ 为给定的图像, $f \in L^2(R^2)$ 。在实际应用中, 观察图像 f 为真实图像 u 加上噪声部分或者是带纹理的图像, u 为 f 的简单粗糙逼近或者是图像的结构部分。引入另一个函数 v , u 与 f 之间的关系可以简单地由线性模型表示:

$$f(x, y) = u(x, y) + v(x, y) \quad (1)$$

在文献[11]中, 从 f 中求解 u 的问题被转化为在有界变分函数空间 $BV(R^2)$ 中求最小值的问题。即:

$$\inf_{u \in BV} \left\{ F(u) = \int |\nabla u| + \lambda |v|_{L^2}^2, f = u + v \right\} \quad (2)$$

式中: λ 为调节参数; 第一项为规则项, 可以在去除噪声或小细节的同时保留重要的特征和突变边界; 第二项是确信项, 控制 f 与 u 间的误差。

Meyer 已经证明: 当 λ 较小时模型将去掉图像中的纹理部分^[12]。为了从 f 中得到 $u \in BV$ 和类似震动函数的 v 分量, Meyer 提出使用在某种程度上类似于双重 BV 空间的函数空间, 并证明了以下定义:

定义 1 假定 G 表示由所有正规化函数 $v(x, y)$ 组成的 Banach 空间, $v(x, y)$ 可以表示成:

$$v(x, y) = \partial_x g_1(x, y) + \partial_y g_2(x, y), g_1, g_2 \in L^\infty(R^2) \quad (3)$$

式(3)由范数 $\|v\|_*$ 得到, 该范数为函数 $|\bar{g}|$ 的所有 L^∞ 范数的下确界, 其中 $|\bar{g}| = (g_1, g_2)$, $|\bar{g}(x, y)| = \sqrt{g_1(x, y)^2 + g_2(x, y)^2}$ 并且下确界由 f 的所有可能的分量 v 计算得出。

Meyer 指出: 如果 v 分量表示纹理或者噪声, 则 $v \in G$, 而且提出了如下新的图像修复模型:

$$\inf_u \left\{ E(u) = \int |\nabla u| + \lambda \|v\|_*, f = u + v \right\} \quad (4)$$

G 空间允许存在震动函数 v , 而且震动可以很好地由范数 $\|v\|_*$ 来度量。

受到式(4)的启发, 文献[10]中提出了如下最小问题:

$$\inf_{u, g_1, g_2} \left\{ \begin{aligned} G_p(u, g_1, g_2) &= \int |\nabla u| + \lambda \int |f - u - \partial_x g_1 - \partial_y g_2|^2 dx dy + \\ &\mu \int \left[\left(\sqrt{g_1^2 + g_2^2} \right)^p dx dy \right]^{\frac{1}{p}} \end{aligned} \right. \quad (5)$$

式中: $\lambda, \mu > 0$ 为调节参数, $p \rightarrow \infty$; 第一项确保 $u \in BV(R^2)$; 第二项保证 $f \approx u + \text{div}(g_1, g_2)$; 第三项是对 $v = \text{div}(g_1, g_2)$ 在 G 空间中的范数的惩罚。

当 $p = 1$ 时, 相应的 Euler-Lagrange 方程变为:

$$u = f - \partial_x g_1 - \partial_y g_2 + \frac{1}{2\lambda} \text{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \quad (6)$$

$$\mu \frac{g_1}{\sqrt{g_1^2 + g_2^2}} = 2\lambda \frac{\partial}{\partial x} (u - f) + \partial_{xx}^2 g_1 + \partial_{xy}^2 g_2 \quad (7)$$

$$\mu \frac{g_2}{\sqrt{g_1^2 + g_2^2}} = 2\lambda \frac{\partial}{\partial y} (u - f) + \partial_{xy}^2 g_1 + \partial_{yy}^2 g_2 \quad (8)$$

详细的理论推导和数值求解请参见文献[10-11]。文章中图像分解使用 $p=1$ 时的模型。模型的分解结果如图2所示。

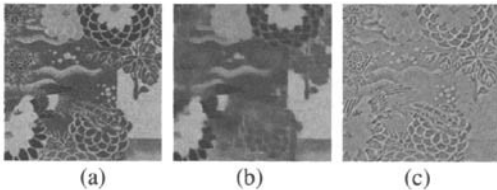


图2 图像分解结果($\lambda=0.1, \mu=0.1$): (a)为待分解的原图; (b)为分解后的结构图; (c)为纹理图

Fig. 2 Decomposed result ($\lambda=0.1, \mu=0.1$): (a) Original image; (b) Cartoon image; (c) Texture image

3 区域分割

对于分解后的结构和纹理分量 u, v , 如果直接使用 RBFs 算法对 u 进行修复, 在边界存在较大的突变时会产生边界区域模糊的现象, 如图9-(b), (d), 同时如果对纹理分量 v 直接采用纹理修复算法修复, 当图像较大时匹配的速度非常慢。综合结构纹理两方面修复的情况, 采用先进行区域分割, 再修复的

方法。

区域分割的目的主要是: 使结构分量 u 中各区域内的变化比较平滑, 对各平滑的区域分别进行 CSBFs 修复; 同时在纹理图像中尽量使同一类纹理集中在相同区域, 这样对纹理图像各区域进行修复时只在该区域内进行纹理修复的计算, 大大减小了搜索的范围。

由结构和纹理分解算法的分析可知: 纹理相同的区域在结构图中也属于同一区域。因此, 由结构分量 u 中分割出来的区域和其相应的纹理区域是相同的。由于分解后的结构分量各区域间的像素值存在很大的差别, 所以可以采用简单的 k 均值分类方法对破损区域周围进行分割。对于分割后通过待修复区域的边界曲线利用张量选举算法^[9]平滑的连接。下面简单地给出2维曲线连接的张量选举算法, 详细的理论推导请参见文献[9]。

假定在原点 O 和点 P 之间存在平滑的曲线连接, 并且曲线在 O 点的法向量 \vec{N} 是已知的, 则 O, P 之间最可能的连接为 O, P 间的密切圆连接, 因为这样能够保证曲线沿假设的圆弧连续, 如图3。最可能的法向量方向由 P 点圆弧的法线给出, 且该法向量与 \vec{N} 的内积为非负。表示选举强度的法向量的大小与弧 OP 的长度和可能的圆弧的曲率成反比。投票场的衰减情况如式(4)

$$\overline{DF}(r, \varphi, \sigma) = e^{-\left(\frac{r^2 - c\varphi^2}{\sigma^2} \right)} \quad (9)$$

式中: r 是连接 OP 的圆弧长度; φ 是连接 OP 圆弧的曲率; c 是控制大曲率衰减的常数; σ 是投票域的尺度因子, 本质上它控制投票邻域的大小、投票的强度和曲线连接的平滑性。当考虑2维空间中在 $x \geq 0$ 的区域中所有可能的位置 P 时, 所有法线方向序列构成连续的2维选举场。

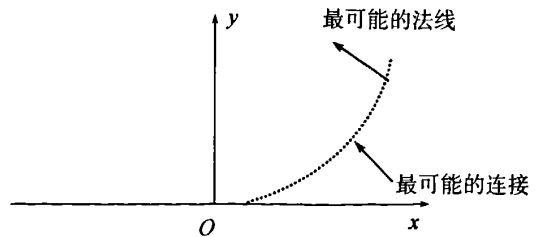


图3 2D棒状张量选举场的设计
Fig. 3 Design of 2D stick tensor

所有张量已知的点向某一未知点的张量选举投票的总构成协方差矩阵 $S = \begin{bmatrix} \sum v_x^2 & \sum v_x v_y \\ \sum v_y v_x & \sum v_y^2 \end{bmatrix}$ 。协方差矩阵的两个特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq 0$ ，设对应的特征向量为 \hat{e}_1 和 \hat{e}_2 。则， S 可重新表示为：

$$S = (\lambda_1 - \lambda_2)\hat{e}_1\hat{e}_2^T + \lambda_2(\hat{e}_1\hat{e}_1^T + \hat{e}_2\hat{e}_2^T) \quad (10)$$

$\hat{e}_1\hat{e}_2^T$ 为棒形张量， \hat{e}_1 表示曲线的法线方向。 $\hat{e}_1\hat{e}_1^T + \hat{e}_2\hat{e}_2^T$ 为球形张量。在进行曲线平滑修复时，某点的 $\lambda_1 - \lambda_2$ 越大表明该点越有可能位于该曲线上。

区域分割步骤：

- 1) 对结构图像，按照待修复区域周围的颜色和形状特征将破损区域外的图像划分为不同的区域。假定图 4(a)为原图经过划分后划分为 3 个区域；
- 2) 找出所有通过待修复区域的相邻区域的边界线，如图 4(a)；
- 3) 根据各边界线在带修复区域附近的曲率、方向和颜色特征，找到属于同一条边界的两条边界线。图(4-(a))中应该连接在一起的点为： a 与 b ， c 与 d ；
- 4) 利用张量选举算法，将上面找到的边界线进行平滑的连接，得到边界线在带修复区域内可能的形状；
- 5) 按照连接的边界线将待修复区域划归为不同的区域。如图(4-(b))待修复区域被划分为相应的 3 个区域。

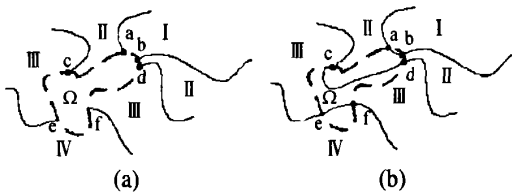


图 4 边界平滑连接和区域分割。(a)为一个结构图的 Ω 区域外经过区域分割和边界线搜索后得到的四个区域及相应的边界线， Ω 为待修复的区域；(b)为经过张量选举边界平滑连接和区域划分后的最后结果

Fig. 4 Smooth connection and segmentation. (a) The Resulting segmentation and connected edge by connecting and segment cartoon image; (b) Final result generated by tensor voting

4 基于 CSRBFs 的结构图修复算法

在结构图中，由于上文划分的各区域内部的变

化比较平滑，如图 8 (b)，可以充分利用 RBFs 在曲面重建中的优势对各个区域分别进行图像修复。通过一系列离散采样点构建出连续的隐式函数，重建时只需要对该函数进行重采样即可插值出破损的区域。当破损区域比较大时，全域径向基函数的插值求解过程比较慢。由于 CSRBFs 具有紧支性，它能够使线性系统的系数矩阵具有带状稀疏的特征，可以大大降低 RBFs 插值的计算复杂度，并加快结构图的修复过程。

下面仅介绍文章中所涉及的基本理论部分，有关 CSRBFs、RBFs 的理论推导和 RBFs 图像修复的具体方法请参见文献[13]。

给定 3 维空间中的数据点集为 $X = \{x_i\}_{i=1}^N \subset R^3$ 以及它们所对应的函数值集合 $\{f_i\}_{i=1}^N \subset R$ ，其中 $x_i = (x, y, z)$ 表示 3 维空间中的一个点，需要求插值隐函数映射 $s: R^3 \rightarrow R$ 使得

$$s(x_i) = f_i, i = 1, \dots, N \quad (11)$$

希望得到光滑即能量尽量小(曲面的褶皱程度反映了曲面的能量大小)的插值曲面，也就是使

$$E = \int_{R^3} f_{xx}^2(x) + f_{yy}^2(x) + f_{zz}^2(x) + 2f_{xy}^2(x) + 2f_{yz}^2(x) + 2f_{zx}^2(x) \quad (12)$$

最小。可利用变分法求解在式(11)约束条件下式(12)能量最小的问题，其通解为：

$$s(x) = p(x) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \varphi(|x - x_i|) \quad (13)$$

式中： p 为低次多项式 $p = c_1x + c_2y + c_3z + c_4$ ， λ_i 为组合系数， $|\cdot|$ 为欧几里德范数。由于涉及能量泛函式(12)，因此 $f \in BL^{(2)}(R^3)$ (Beppo-Levi 空间)，但式(13)的任意选择可能会导致 $f \notin BL^{(2)}(R^3)$ ，故需加上正交条件：

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i = \sum_{i=1}^N \lambda_i x_i = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = \sum_{i=1}^N \lambda_i z_i = 0 \quad (14)$$

综合式(11)~(14) 得到一个线性系统

$$\begin{bmatrix} A & P \\ P^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f \\ 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中： $A_{ji} = \varphi(|x_j - x_i|)$ ，

$$P = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_N & y_N & z_N & 1 \end{bmatrix} \quad i, j = 1, 2, \dots, N$$

对于曲面插值,通常采用径向基函数 $\varphi(|x-x_i|)=|x-x_i|$ 作为插值基函数,其计算复杂度是 $O(n^2)$ 。然而,目前常用的径向基函数一般不具有紧支特点(常把这类函数称为全域径向基函数),计算中所形成的矩阵为满阵,不利于大规模的数值计算,且参数的取值对计算结果影响甚大。因此,为了增强插值精度,提高插值的效率,采用紧支径向基函数 $\varphi(|x-x_i|)=(1-|x-x_i|)_+^4(4|x-x_i|+1), (1-r)_+ = \begin{cases} 1-r & 0 \leq r \leq 1 \\ 0 & r > 1 \end{cases}$ 。文献[14]给出了 CSRBFs 的数值估计时间复杂度为 $O(\log n)$ 。

CSRBFs 结构修复的步骤:

- 1) 选择 3 节中分割出来的一个区域;
- 2) 对该区域的图像,按照上面的理论进行

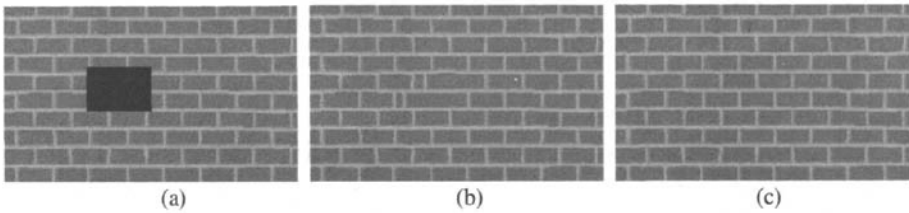


图5 不同匹配块大小时的修复结果。(a)有缺损的原图,黑色区域为缺损区域;(b)(c)分别为匹配块大小为 5x5 和 9x9 时得到的结果,很明显(b)中修复后的区域有错误

Fig. 5 (a) Damaged image. (b) (c) Result generated by using 5x5 and 9x9 match block respectively

在一般的纹理匹配方法中,匹配块的大小固定并且是在整个区域内进行最优匹配搜索。这样会导致两方面的后果:

- 1) 对于同一幅待修复的纹理图像,匹配块大小选择的不同可能得到不同的结果,如图 5 所示,当匹配块大小为 5x5 时,算法得到错误的结果。
- 2) 当纹理图像较大时直接在整幅图像中进行匹配搜索是非常费时的工作。

鉴于以上两个方面,本文提出的算法在进行纹理修复时采用纹理图像分区域自适应匹配的方法。纹理图像分割为不同的区域后,各区域中待修复的纹理只在该区域内部进行最优匹配搜索。如图 6 所示,对于待修复块,只在区域 II 中搜索最佳匹配块。这样可以大大的减小匹配搜索的范围,有效地提高修复速度。而在对于不同区域进行纹理匹配修复时,算法根据该区域内纹理的变化情况,选择不同大小的匹配块。

算法根据区域内已知部分纹理的方差来刻画纹

CSRBFs 曲面拟合,建立关于未知系数的线性方程组 (15);

- 3) 求解该方程组中的系数;
- 4) 根据求解出来的系数,利用式(13)对该区域内未知的像素点进行插值,得到未知点的像素值;
- 5) 重复 1)~5)直到所有区域中的待修复区域都被修复。

5 自适应纹理修复

纹理修复的算法有很多种^[4-6],鉴于前面部分已经将纹理分成不同的区域,所以算法采用在简单的纹理匹配中加上自适应部分来进行纹理图像的修复。实验证明该自适应纹理匹配方法对分区后的破损纹理部分具有很好的修复效果。

理的变化情况:

$$\bar{x}^k = \frac{\sum_{i,j} x_{ij}}{N^k}, \quad (i,j) \in \Omega_{\text{know}}^k \quad (16)$$

$$\text{var}^k = \frac{\sum_{i,j} (x_{ij} - \bar{x}^k)^2}{N^k}, \quad (i,j) \in \Omega_{\text{know}}^k \quad (17)$$

式中: Ω_{know}^k 表示第 k 个区域中已知像素点组成的集合; N^k 表示第 k 个区域中已知像素点的个数; \bar{x}^k 表示第 k 个区域中已知像素点的均值; var^k 表示第 k 个区域中已知像素点的方差。

var^k 越大,表明该区域内的纹理越复杂,所选择的纹理块要相应的小一些。这样就不至于在修复后产生较大的误差; var^k 越小,表明该区域内的纹理越简单,这时匹配块可以相应的选择得大一点。

在进行纹理修复时,匹配块的中心位于未知的像素点上。另外,为了尽量减少匹配时误差的传播,算法按照匹配块内已知点数目来决定块匹配修复的先后顺序。块内已知点越多,该块越先被修复。

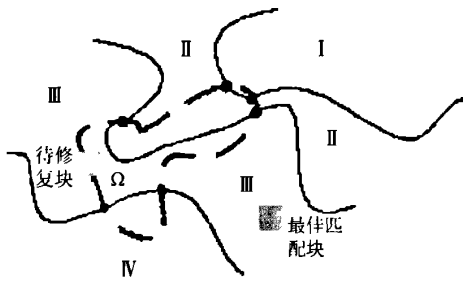


图 6 纹理图像块内匹配搜索。I~IV 为该图分割成的四个区域, Ω 表示纹理图像中待修复的区域
Fig. 6 Block matching search in texture image.
I~IV are four divided zones, Ω is inpainted area

6 实验结果及讨论

由于计算过程中涉及比较多的迭代循环计算, 算法采用 MATLAB 和 VC++6.0 混合编程, 在 AMD Athlon (tm) 64 Processor 1.8GHz, 512MB 内存的微机实现。对于输入的待修复图像, 由系统结合用户交互检测出需要修复的区域。对于图中待修复的区域, 在进行图像结构和纹理分解时将不作处理。

图 7 显示了本文所提出算法的修复过程。从图中可以看出, 分解后(b)中包含图像结构的主要部分, 图像中主要的纹理部分则集中在(c)图中。而在已经修复的结构图中, 通过破损处的边界被很自然地连接起来; 最后修复的结果表明破损区域得到了满意的修复。

图 8 中破损区域的结构比较简单, 纹理单一, 所以只对其进行结构部分的修复。(b)~(e)对比了直接径向基函数修复与本文提出的分区域紧支径向基函数修复算法。从图中可以看出, 对于比较平滑部分的修复, 两算法的结果都比较理想。主要是因为径向基函数本身所具有的光滑曲面拟合能力。而对于破损区域周围存在较大突变的部分, 曲面不再光滑, 这时直接 RBFs 修复不能得到满意的结果, 而分区域 CSRBFs 可以得到比较满意的结果。

在图 9 中将直接纹理修复算法与本文提出的算法进行了对比。文中所提出算法修复后的均方误差为 54.332 而直接纹理修复算法修复后的均方误差为 246.5。此外, 从图(d)中可以看出, 在进行纹理修复时, 由于直接纹理修复算法不能保证边界的连续, 在破损区域比较大时, 区域边界处的信息不能得到正确地修复。产生这种现象的主要原因是直接纹理修复算法不能保证边界的连续, 特别是在破损区域比较大的

情况时, 直接纹理修复得到了一个错误的修复, 而本文提出的算法可以得到满意的结果。

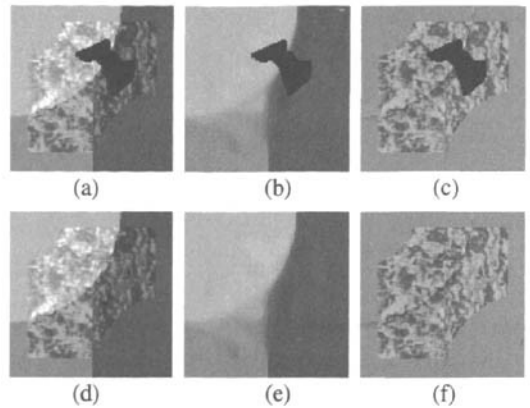


图 7 本文算法的修复过程。(a)为存在破损区域的原图; (b)(c)分别为结构和纹理分解后的结构和纹理部分, 分解时所选的参数为 $\lambda=0.05, \mu=0.01$, 张量选举中的参数为 $\sigma=0.5, c=0.01$; 图(c)为 $v+150$ 的结果。对结构部分使用分区域紧支径向基函数算法修复得到图(e); 对纹理部分采用分区域自适应纹理匹配得到图(f)。(d)为修复后结构和纹理部分叠加的最后结果

Fig. 7 (a) Damaged image; (b) (c) Cartoon and Texture image decomposed by our method, where $\lambda=0.05, \mu=0.01, \sigma=0.5, c=0.01$; (c) Inpainted image by CSRBF, (d) Final result synthesizing cartoon and texture image, (e) Restored image using adaptive texture match algorithm.

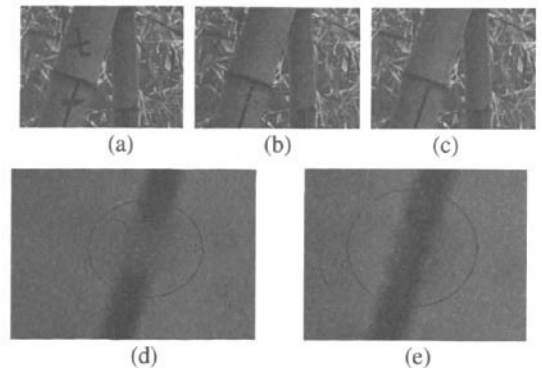


图 8 直接径向基函数修复与分区域紧支径向基函数修复结果对比。(a) 受到损坏的原因, 有“七”“一”字样的为损坏部分; (b) 直接径向基函数修复的结果; (c) 分区域径向基函数修复的结果; (d) 显示(b)中圆形区域内放大后的结果; (e)显示(c)中圆形区域内放大后的结果

Fig. 8 RBF contrasts with CSRBF (a) damaged image, (b) resulting image using RBF; (c) competitive result using CSRBF (c) zoomed (b); (e) zoomed (c)

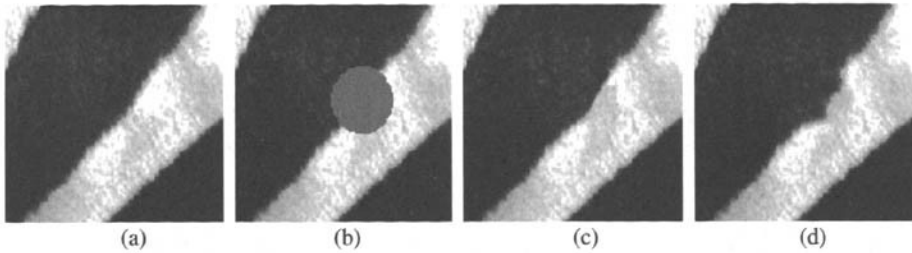


图9 本文算法与直接纹理修复对比,分解时所选的参数为 $\lambda=0.02$, $\mu=0.04$,张量选举中的参数为 $\sigma=0.7$ 。(a)原始图像;(b)假定受损坏的图像,灰色圆中为损坏部分;(c)本文算法修复的结果;(d)直接纹理修复的结果。(c)、(d)的均方误差分别为 54.332 和 246.5

Fig. 9 Our method contrast with texture synthesis approach, the parameter of decomposition is $\lambda=0.02$, $\mu=0.04$ the parameter of tensor voting is $\sigma=0.7$. (a) original image; (b) corrupt image; (c) the result generated by our method; (d) the dissatisfactory result using texture synthesis. The MS of (c) and (d) is 54.332 and 246.5 respective.

7 结论

本文提出了一种分区域的图像结构和纹理修复新算法。通过将图像分割为不同的区域并对区域中破损边界的张量选举平滑连接,保证了图像边界的连续性;分区域紧支径向基函数结构修复克服了径向基函数在逼近不连续曲面时可能产生边界模糊的缺点,极大提高了插值求解的速度;同时,分区域纹理自适应匹配减小了纹理的搜索范围并且提高了纹理修复的准确性。实验结果表明,本文提出的算法对于破损区域大而且结构比较复杂的图像具有更有效的修复结果。

参考文献:

- [1] BERTALMIO M, SAPIRO G, CASELLES V, et al. Image Inpainting [J]. Computer Graphics, Siggraph, 2000, 417-422.
- [2] CHAN T, KANG S, SHEN J. Euler's Elastica and Curvature Based Inpainting[J]. Journal of Applied Mathematics, 2002, 63(2): 564-592.
- [3] 周廷方, 汤锋, 王进, 等. 基于径向基函数的图像修复技术[J]. 中国图像图形学报, 2004, 9(10).
ZHOU T F, TANG F, WANG J, et al. Digital image inpainting with radial basis functions[J]. Journal of image and Graphics, 2004, 9(10).
- [4] DEBONET J S. Multiresolution sampling procedure for analysis and synthesis of texture images[J]. Proceedings of ACM SIGGRAPH.
- [5] HEEGER D, BERGEN J. Pyramid based texture analysis/synthesis[J]. Computer Graphics (SIGGRAPH 1995), 1995: 229-238.
- [6] CRIMINISI A, PEREZ P, TOYAMA K. Region filling and object removal by exemplar-based inpainting[J]. IEEE Trans. Image Process. 2004, 13(9): 1200-1212.
- [7] RANE S, SAPIRO G, BERTALMIO M. Structure and texture filling-in of missing image blocks in wireless transmission and compression applications[J]. IEEE Tran. Image Processing.
- [8] BERTALMIO M, VESE L, SAPIRO G, et al. Simultaneous structure and texture image inpainting[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR' 03).
- [9] MEDIONI G, LEE M S, TANG C K. A computational framework for feature extraction and segmentation[J]. Elsevier '2000.
- [10] VESE L, OSHER S. Modeling textures with total variation minimization and oscillating patterns in image processing [J]. Journal of Scientific Computing, 2003, 19(1-3).
- [11] RUDIN L, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[A]. Physica D, 1992, 60: 259-268.
- [12] MEYER Y. Oscillating patterns in image processing and nonlinear evolution equations[J]. AMS University Lecture Series 22, 2002.
- [13] BOTSCH M, KOBELT L. Real-time shape editing using Radial Basis Functions[J]. Eurographics 2005, 24.
- [14] MORSE B S, YOO T S, RHEINGANS P, et al. Interpolating implicit surfaces from scattered surface data using compactly supported radial basis functions [C]. Genova: Shape Modeling Conference, 2001: 89-98.

作者简介:

沈民奋: 男, 1957 年出生, 教授。研究方向为现代信号处理。

E-mail: mfshe@stu.edu.cn

Shen Minfen: male, born in 1957, professor. His research direction is modern signal processing.

陈家亮: 男, 1982 年出生, 汕头大学电子工程系研究生, 研究方向: 现代信号处理。

E-mail: jlchen4@stu.edu.cn

Chen Jialiang: male, born in 1982, graduate student of Shantou University. His research direction is modern signal processing.