

2D非调和分析耦合扩散张量的图像修复算法

田祎, 刘爱军

(商洛学院, 商洛 726000)

摘要: **目的** 针对当前图像修复算法在面对复杂纹理的高频成分时,修复区域残留一定的块效应与纹理不连续性,产生较大失真等难题,提出了2D非调和分析机制耦合扩散张量的图像修复算法。**方法** 引入傅里叶变换机制,联合最速下降法与牛顿法,设计2D非调和分析机制;提取损坏区域初始轮廓,嵌入扩散张量,增强了损坏区域周围的像素信息表达能力,构建新的优先级计算模型,确定出优先级最大的先验块及其填充顺序;基于2D非调和分析,嵌入权重因子,定义成本函数,提取该先验块的精确频谱,通过重构2D波形,合成新纹理,并将该纹理传播至损坏区域,完成修复。**结果** 该算法与当前性能较好的图像修复技术相比,在大面积高频分量损坏图像复原中,具有更高的修复质量与结构相似度,很好地避免了目标区域的不连续纹理与块效应。**结论** 该算法能够较好地修复大面积高频损坏区域的图像。

关键词: 图像修复; 2D非调和分析; 扩散张量; 成本函数; 合成纹理; 块效应

中图分类号: TS801.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2015)07-0096-07

Image Inpainting Algorithm Based on 2D Non-harmonic Analysis Mechanism and Diffusion Tensor

TIAN Yi, LIU Ai-jun

(Shangluo College, Shangluo 726000, China)

ABSTRACT: Targeting at the drawbacks of the current image inpainting algorithm in processing high-frequency component images with complex textures, such as the obvious blurring effect and blocking effect in the repairing areas, leading to serious distortion, an image inpainting algorithm based on 2D non-harmonic analysis mechanism and diffusion tensor was proposed in this paper. By introducing the FFT mechanism, the 2D non-harmonic analysis mechanism was designed by combining the steepest descent method and Newton's method. The priori block with maximum priority and the filling order were determined by constructing the new computing model of confidence term and data term based on the enhanced pixel information presentation capacity in the surrounding of the damaged areas through extracting the initial contour of damaged areas and embedding diffusion tensor. Then the cost function was defined by embedding weighting factors and the precise frequency spectrum of the priori block was extracted based on 2D non-harmonic analysis. The new texture was synthesized by reconstruction of 2D waveform, and propagated to missing area to accomplish the inpainting. Simulation results showed that: in comparison with current inpainting algorithm having good performance, this algorithm had higher inpainting quality and structural similarity for effectively eliminating the discontinuous textures and blocking effect in repairing area in inpainting of images with large-area high-frequency component damages. In conclusion, this algorithm could repair the images with large-area high-frequency damages.

KEY WORDS: image inpainting; 2D non-harmonic analysis; diffusion tensor; cost function; synthesis texture; blocking effect

收稿日期: 2014-10-05

基金项目: 陕西省自然科学基金(FC06121); 陕西省教育厅专项科研项目(14JK1220)

作者简介: 田祎(1983—),男,陕西商洛人,硕士,商洛学院讲师,主要研究方向为图像复原算法、计算机系统结构和应用。

图像是日常生活交流中常用的载体之一,但图像在采集和处理等过程中,不可避免地会遭遇到损坏^[1-3]。为了修补图像,取得良好逼真的视觉效果,诸多学者提出了一系列图像修复算法。当前的主流图像修复算法包括基于插值技术、PDEs模型、样本与卷积滤波器等各种算法^[4]。如M Raghava等^[5]为了将文本从图像中移除,设计了基于空间各向异性插值方法的图像修复技术,其算法具有良好的修复质量。但是,此类基于插值技术的修补算法,只能修复小面积损坏图像,无法修补包含高频分量的图像及大面积损坏图像;韩志科^[6]等为了解决传统指纹修复算法存在的难题,引入方向场,并将其视为扩散方向,使得灰度信息沿着表征脊线方向传播到图像退化区域,提出了基于方向场的指纹图像PDE修复算法,其算法的指纹修复性能较好。然而,由于PDEs修复算法仅仅使用了低阶偏导数,使得修复图像存在一定的模糊效应;Yatong Zhou等^[7]为了提高图像修复质量,提出了基于加权样本优先级的图像修复算法,找出最优先验块,完成图像修补,其算法的修复效果显著高于Criminisi算法。但是,图像完好区域的可用纹理数量有限,使得该修复技术容易在损坏区域与完好区域之间产生不连续纹理;Noori^[8]等设计了基于掩码与卷积滤波器算法的图像修复算法,测试结果显示其算法的合理性与优越性。然而,此类算法难以复原复杂纹理损坏图像的高频成分。可见,当前图像修复算法主要是搜索并传播与损坏区域周围最相似的纹理来完成修补,但易造成纹理不连续现象。为此,提出了2D非调和分析机制耦合扩散张量的图像修复算法,设计纹理合成机制,通过2D非调和分析机制提取完好区域的精确频谱,合成新的纹理,完成修复;嵌入扩散张量,构建新的置信度与数据度模型,确定出优先级最大的先验块及填充顺序;最后测试了提出算法的修复性能。

1 2D非调和分析机制设计

傅里叶变换(FFT)通常被用于频率分析。对于长度为 L 的离散时间信号 $x(n)$ 的离散频谱 $X(f)$ 为:

$$X(f) = \frac{1}{L} \int_0^L x(n) e^{-j2\pi f t} dt \quad (1)$$

式中: $x(n)$ 为初始信号; L 为分析窗口长度。

在窗口长度 L 内,FFT主要是用于分析一个完整的周期信号,因此, $X(f)$ 的精度主要取决于窗口长度

L ,且在分析非谐波信号频率时,容易出现误差。对此,为了提高频率分辨率,降低分析窗口长度与形状对精度的影响,设计了2D非调和分析机制,见图1。该机制能够从部分信号中预测周围信息,对于损坏图像,可以利用2D非调和分析机制提取完好区域的精确频谱。

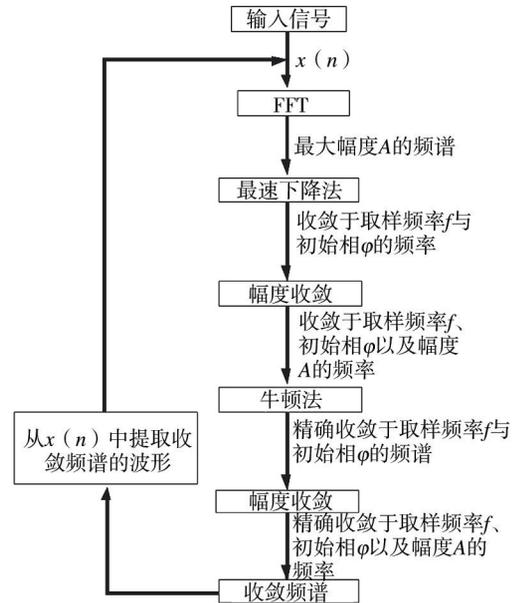


图1 2D非调和分析机制流程

Fig.1 Flow chart of 2D non-harmonic analysis mechanism

输入初始信号 $x(n)$,利用FFT机制,可获取最大幅度 A 对应的频谱。随后,为了降低初始信号 $I=x(n)$ 与2D正弦模型信号 \hat{I} 之间的误差,利用如下模型计算幅度 \hat{A} 、空间频率 \hat{f}_x 与 \hat{f}_y 及初始相 $\hat{\varphi}$:

$$F(\hat{A}, \hat{f}_x, \hat{f}_y, \hat{\varphi}) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} \{I(n_1 - n_2) - \hat{I}(n_1 - n_2)\}^2 \quad (2)$$

$$\hat{I}(n_1 - n_2) = \hat{A} \cos\left(2\pi\left(\frac{\hat{f}_x}{f_{xs}} n_1 + \frac{\hat{f}_y}{f_{ys}} n_2 + \hat{\varphi}\right)\right) \quad (3)$$

式中: N_1, N_2 为图像维数; n_1, n_2 为图像像素数量; $\hat{f}_{xs} = \frac{1}{\Delta x}$, $\hat{f}_{ys} = \frac{1}{\Delta y}$ 为取样频率; $\hat{\varphi}$ 为初始相; x, y 为空间维度。

随后非线性函数嵌入最速下降法^[9]中,并联合模型(2)获取最优频率 f 、初始相 φ 及幅度 A 。此时,非线性问题转变为最小化问题。基于最速下降法(见图2),则 \hat{f}_{xk} 与 \hat{f}_{yk} 及初始相 $\hat{\varphi}_k$ 的计算模型为:

$$\hat{f}_{x,k+1} = \hat{f}_{x,k} - u_k \frac{\partial F}{\partial f_x} \quad (4)$$

$$\hat{f}_{y,k+1} = \hat{f}_{y,k} - u_k \frac{\partial F}{\partial f_y} \quad (5)$$

$$\hat{\varphi}_{k+1} = \hat{\varphi}_k - u_k \frac{\partial F}{\partial \varphi} \quad (6)$$

式中： k 为迭代最速下降法的次数； u_k 为权重系数； $\hat{f}_{x,k}$ ， $\hat{f}_{y,k}$ ， $\hat{\varphi}_k$ 分别为第 k 次迭代所对应的空间频率 \hat{f}_x ， \hat{f}_y 及初始相 $\hat{\varphi}$ 。

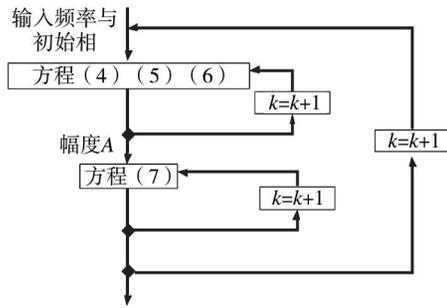


图2 最速下降法收敛过程

Fig.2 Convergence process of steepest descent method

根据模型(4)一(6)，可确定 $\hat{f}_{x,k}$ ， $\hat{f}_{y,k}$ ， $\hat{\varphi}_k$ 。最后只剩下 \hat{A} 是未知的，由此，定义如下模型迫使 \hat{A} 收敛。

$$\hat{A}_{k+1} = \hat{A}_k - u_k \frac{\partial F}{\partial A} \quad (7)$$

虽然最速下降法能够使得 $\hat{f}_{x,k}$ ， $\hat{f}_{y,k}$ ， $\hat{\varphi}_k$ 及 \hat{A}_k 在较大范围内提高其收敛精度，但是执行一系列信号操作无法确保足够的收敛精度，且耗时很大。在最速下降法迭代后，嵌入牛顿法^[10]获取更高的精度：

$$\hat{f}_{x,K+1} = \hat{f}_{x,K} - \frac{u_K}{J} |\alpha\beta_2\beta_3| \quad (8)$$

$$\hat{f}_{y,K+1} = \hat{f}_{y,K} - \frac{u_K}{J} |\beta_1\alpha\beta_3| \quad (9)$$

$$\hat{\varphi}_{K+1} = \hat{\varphi}_K - \frac{u_K}{J} |\beta_1\beta_2\alpha| \quad (10)$$

式中， K 为迭代牛顿法的次数； u_K 为权重系数。

$$\alpha^T = \left| \frac{\partial F}{\partial f_x} \frac{\partial F}{\partial f_y} \frac{\partial F}{\partial \varphi} \right| \quad (11)$$

$$\beta_1^T = \left| \frac{\partial^2 F}{\partial f_x^2} \frac{\partial^2 F}{\partial f_x \partial f_y} \frac{\partial^2 F}{\partial f_x \partial \varphi} \right| \quad (12)$$

$$\beta_2^T = \left| \frac{\partial^2 F}{\partial f_x \partial f_y} \frac{\partial^2 F}{\partial f_y^2} \frac{\partial^2 F}{\partial f_y \partial \varphi} \right| \quad (13)$$

$$\beta_3^T = \left| \frac{\partial^2 F}{\partial f_x \partial \varphi} \frac{\partial^2 F}{\partial f_y \partial \varphi} \frac{\partial^2 F}{\partial \varphi^2} \right| \quad (14)$$

$$J = |\beta_1\beta_2\beta_3| \quad (15)$$

通过联合牛顿法与最速下降法，能够使得这些频率参数快速高精度收敛。再将模型(2)中的 $I(n_1, n_2)$

表示为 S 个正弦波的总和：

$$I(n_1, n_2) \approx \sum_{l=1}^S \hat{I}_l(n_1, n_2) \quad (16)$$

式中： l 为正弦波数量。

根据 Parseval' s 理论^[11]可知，初始信号 f_{x1} ， f_{y1} 并不与模型信号频率 \hat{f}_x ， \hat{f}_y 匹配。也就是说，对于任意的 l ，若 $f_{x1} \neq \hat{f}_x$ ， $f_{y1} \neq \hat{f}_y$ 时，有：

$$F(\hat{A}, \hat{f}_x, \hat{f}_y, \hat{\varphi}) = \hat{A}^2 + \sum_{l=1}^L A_l^2 \quad (17)$$

另外，若 \hat{f}_x ， \hat{f}_y ， $\hat{\varphi}$ 与 f_{x1} ， f_{y1} ， φ_1 匹配时，则有：

$$F(\hat{A}, \hat{f}_x, \hat{f}_y, \hat{\varphi}) = (\hat{A} - A_n)^2 + \sum_{l=1, l \neq n}^L A_l^2 \quad (18)$$

一般而言，图像中的频谱主要是低频谱。也就是说，改善低频分辨率直接关系到高效图像表示。这里设计的2D非调和分析机制具有非常高的频率分辨率，可使用很少的频谱来表征图像。2D傅里叶变换机制与提出机制的频率分辨率差异见图3。由图3可知，明显的旁瓣效应出现在2D傅里叶变换机制；而在提出的2D非调和分析机制中，不存在旁瓣效应，有效抑制了噪声。2种不同机制预测外围信号之间的差异见图4。从图4可知，对于信号的传递，在分析窗口中傅里叶变换需要完整的周期，而2D非调和分析机制只需在分析窗口进行简单的延展。由此，2D非调和分析非常适用于损坏图像的修复。

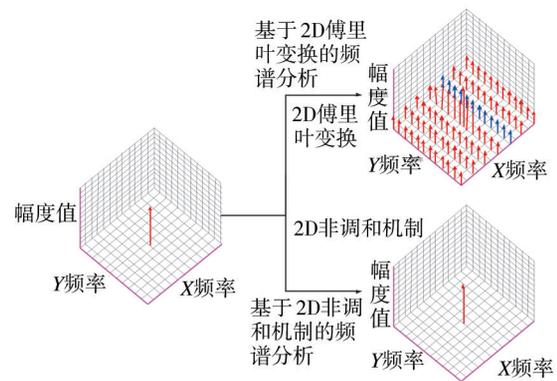


图3 2D傅里叶变换机制与提出机制的频率分辨率的差异
Fig.3 Difference between frequency resolutions of 2D DFT and 2D non-harmonic analysis

2 扩散张量

结构张量是二阶矩阵，包含了定位信息和图像结构幅度信息，在角点检测、纹理分析等领域得到了广泛应用^[12]。考虑2D图像域 $\Omega \subset R^2$ ，则图像可以通过边

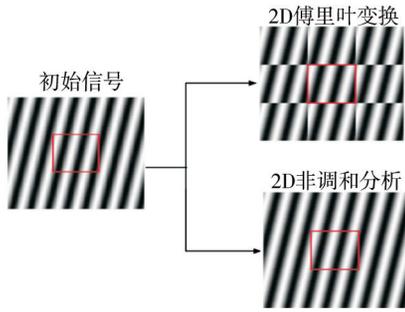


图4 2D傅里叶变换机制与提出机制预测信号之间的差异

Fig.4 Difference between predicted signals of 2D DFT and 2D non-harmonic analysis

界映射 $I: \Omega \rightarrow R$ 来表示;且图像像素的梯度矢量值定义为 $\nabla u_{i\sigma} = (u_{ix\sigma}, u_{iy\sigma})^T$, 则其结构张量为:

$$J_p = K_p \otimes \left(\sum_{i=1}^n \nabla u_{i\sigma} \nabla u_{i\sigma}^T \right) = \begin{bmatrix} K_p \otimes \sum_{i=1}^n u_{ix\sigma}^2, K_p \otimes \sum_{i=1}^n u_{ix\sigma} u_{iy\sigma} \\ K_p \otimes \sum_{i=1}^n u_{ix\sigma} u_{iy\sigma}, K_p \otimes \sum_{i=1}^n u_{iy\sigma}^2 \end{bmatrix} \quad (19)$$

式中: J_p 为结构张量; \otimes 代表卷积; $\nabla u_{i\sigma}$ 为图像像素的梯度矢量值; K_p 为高斯内核; σ, p 均为标准偏差; u_{ixp}, u_{iyp} 分别为 $\nabla u_{i\sigma}$ 在 x, y 方向的分量。

为了控制扩散速度, 利用 J_p 的特征值 (λ_+, λ_-) 及特征向量 (θ_+, θ_-) 来表示:

$$J_p = (\theta_+, \theta_-) \begin{bmatrix} \lambda_+ & 0 \\ 0 & \lambda_- \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_+ \\ \theta_- \end{bmatrix} = \lambda_+ \theta_+ \theta_+^T + \lambda_- \theta_- \theta_-^T \quad (20)$$

J_p 的特征向量 (θ_+, θ_-) 能更好地描述局部取向; 而特征值 (λ_+, λ_-) 代表着这些方向的局部对比度。特征值 (λ_+, λ_-) 的计算模型为:

$$\lambda_+ = \frac{1}{2} (J_{11} + J_{22} + \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2}) \quad (21)$$

$$\lambda_- = \frac{1}{2} (J_{11} + J_{22} - \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2}) \quad (22)$$

式中: $J_{11} = K_p \otimes \sum_{i=1}^n u_{ix\sigma}^2$; $J_{22} = K_p \otimes \sum_{i=1}^n u_{iy\sigma}^2$; $J_{12} = J_{21} = K_p \otimes \sum_{i=1}^n u_{ix\sigma} \cdot u_{iy\sigma}$

特征向量 (θ_+, θ_-) 满足:

$$\begin{cases} \theta_- = (2J_{12} \cdot J_{22} - J_{11} \sqrt{(J_{22} - J_{11})^2 + 4J_{12}^2})^T \\ \theta_+ \perp \theta_- \end{cases} \quad (23)$$

扩散张量的特征值 λ_+, λ_- 能够真实反映像素局

部位置的形貌特性。当 λ_+, λ_- 都很小时, 即 $\lambda_+ = \lambda_- \approx 0$, 则表明像素位于图像的平滑区域; 当 $\lambda_+ \gg \lambda_- \approx 0$ 时, 表明像素位于图像的边缘上; 当 $\lambda_+ \approx \lambda_- \gg 0$ 时, 表明像素位于图像的角点上。通过分析扩散张量的特性, 可以同时获取图像局部区域的像素信息、像素特定领域内的主要梯度方向及其一致程度。由此, 嵌入扩散张量, 有利于确定图像损坏区域的填充顺序。

3 修复算法设计

提出的大面积图像修复算法见图5。从图5中可知, 该算法主要包含2个步骤: 基于2D非调和分析, 合成新纹理; 嵌入扩散张量, 确定出优先权最大的先验块及其填充顺序。假设待修复图像 I , 包括损坏区域 Ω , 完好区域 Ω' ; Ω 的轮廓为 $\partial\Omega$, Ψ_p 为图像分块; $p \in \partial\Omega$ 为 Ψ_p 的中心点, 见图6。

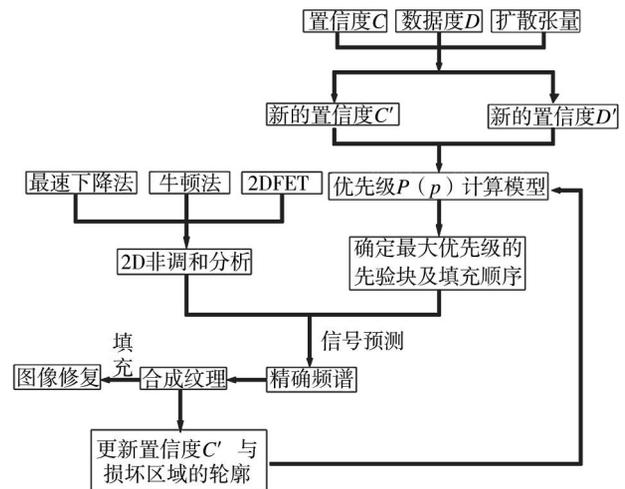


图5 提出的修复算法示意

Fig.5 Schematic diagram of the proposed inpainting algorithm

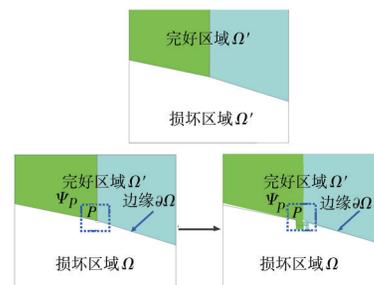


图6 待修复图像中的损坏区域与完好区域

Fig.6 Damaged and intact regions in an image to be repaired

3.1 新纹理合成

从 $\Psi_p \cap \Omega'$ 中估算一个精确频谱, 以预测 $\Psi_p \cap \Omega$ 。

为了从 $\Psi_p \cap \Omega'$ 中估算一个精确频谱,嵌入权重因子,修正模型(2),得到新的成本函数:

$$F(\hat{A}, \hat{f}_x, \hat{f}_y, \hat{\phi}) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} w(n_1, n_2) \cdot \{I(n_1 - n_2) - \hat{I}(n_1 - n_2)\}^2 \quad (24)$$

式中: $w(n_1, n_2)$ 为从二进制信息中重构的权重因子。

当 (n_1, n_2) 位于分块 Ψ_p 中的完好区域时,取 $w(n_1, n_2) = 1$; 当 (n_1, n_2) 位于分块 Ψ_p 中的损坏区域时,取 $w(n_1, n_2) = 0$ 。可见,新定义的成本函数是不受损坏区域的影响。再根据2D非调和机制,基于最速下降法与牛顿法,能够使预测频谱收敛,故该算法只需预测包含在 $\Psi_p \cap \Omega'$ 内的频谱。通过从 $\Psi_p \cap \Omega'$ 估算出 $\hat{A}, \hat{f}_x, \hat{f}_y, \hat{\phi}$, 再借助模型(3)(16), 则图像 Ψ_p 就可被转换,因此,通过拟合 $\Psi_p \cap \Omega$, 可求得函数的解。使用这个拟合函数,重构2D波形,合成新纹理 Ψ_p , 以估算 $\Psi_p \cap \Omega$ 。整个新纹理合成算法见图7。

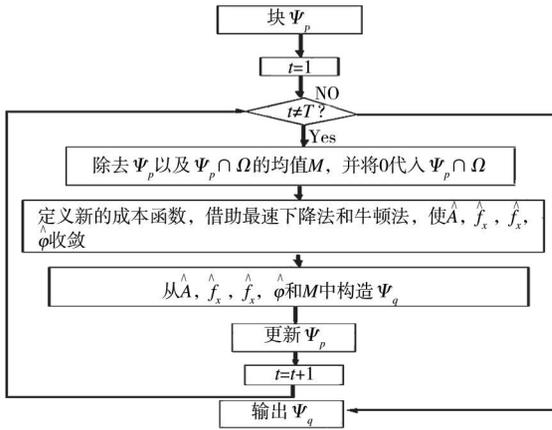


图7 纹理合成算法

Fig.7 Texture Synthesis algorithm

3.2 修复图像优先级计算

由于图像是由结构与纹理构成,故通过定义1个块的优先级,就可区分图像中的结构与纹理。通过确定出优先权最大的先验块及填充顺序,可以有效抑制损坏区域与完好区域之间的纹理不连续现象。首先从损坏区域 Ω 中提取初始轮廓 $\partial \Omega^0$; 随后指定第 t 轮迭代的轮廓 $\partial \Omega'$, 并计算出优先级 $P(p)$ 。传统的 $P(p)$ 计算模型为:

$$P(p) = C(p) \cdot D(p) \quad (25)$$

$$C(p) = \frac{\sum_{p \in \Psi_p \cap (\Omega - \Omega')} C(p)}{|\Psi_p|} \quad (26)$$

$$D(p) = \frac{\nabla u_p^\perp \cdot n_p}{\alpha} \quad (27)$$

式中: $C(p)$ 为置信度; $D(p)$ 为数据度; α 为正则因子; n_p 代表在像素 p 处与轮廓 $\partial \Omega$ 正交的单位矢量; \perp 为正交操作。

然而,在面对损坏区域时,需要对其周围的像素信息进行表达。因此,这里嵌入扩散张量,修正优先级计算模型 $P'(p)$:

$$P'(p) = \beta C'(p) \cdot (1 - \alpha) D'(p) \quad (28)$$

$$C'(p) = (1 - \alpha) \cdot C(p) + \alpha \quad (29)$$

$$D'(p) = \text{div}(\mathbf{J} \cdot \nabla u(x, y)) \quad (30)$$

式中: $\beta \in [0, 1]$ 为调节系数; div 为散度算子; \mathbf{J} 为扩散张量。

通过 $\vec{P} = \arg \max_{p \in \partial \Omega} P'(p)$ 确定出优先级最大的点 p , 随后优先将合成纹理信息传播至修复区域, 获取修复图像。

3.3 算法步骤

- 1) 提出损坏区域的初始轮廓 $\partial \Omega^0$;
- 2) 根据模型(28)——(30), 计算 $P'(p), C'(p), D'(p)$;
- 3) 找出优先级最大的先验块 Ψ_p ;
- 4) 利用2D非调和机制, 提取 Ψ_p 的精确频谱, 合成新纹理 $\Psi_q \cap \Omega$;
- 5) 用 $\Psi_q \cap \Omega$ 填充损坏区域 $\Psi_q \cap \Omega$;
- 6) 更新置信度 $C'(p)$ 及损坏区域的轮廓 $\partial \Omega'$;
- 7) 输出置修复图像。

4 仿真结果与分析

利用 Matlab 平台验证提出算法的性能。为了体现提出算法的合理性与优异性, 将文献[13]中基于PDE模型及文献[14]中基于样本的修复技术等2种性能较好的典型修复算法作为对照组。不同修复技术的修复质量及复原质量分别见图8和图9。择取自然图像进行测试, 见图8a与图9a, 其尺寸均为227像素 \times 227像素; 再把遮掩物嵌入其中, 生成待复原目标图像, 见图8b与图9b。仿真环境为: 英特尔 I5, 2.3 GHz, 双核 CPU, 500 GB 硬盘, 2 GB 内存, 操作系统为 Windows XP。

4.1 大面积损坏区域修复质量对比分析

各修复算法对图8b的重构效果见图8c—e。从图



图8 不同修复机制的修复质量

Fig.8 Inpainting quality of different inpainting mechanisms

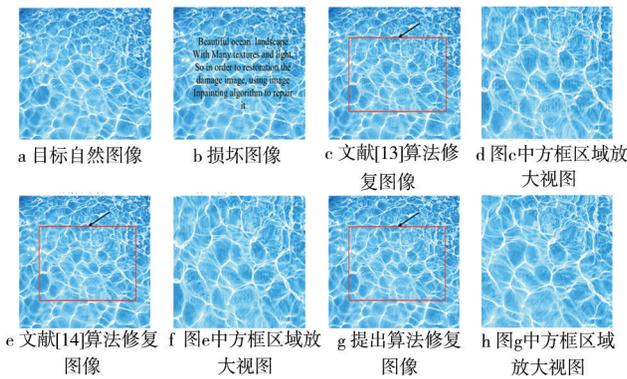


图9 不同修复算法的复原质量

Fig.9 Restoration quality of different inpainting algorithms

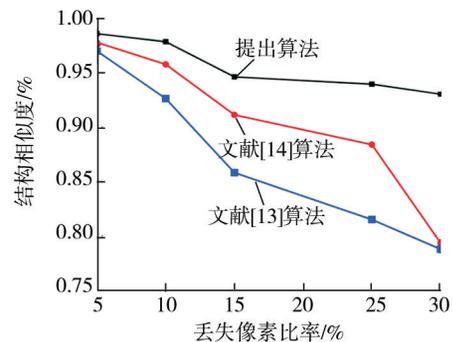
8可知,对于大面积破坏图像而言,提出算法的修复视觉效果最好,显著消除了纹理不连续及块效应,见图8e;而对照组算法的复原质量不佳,修复图像残留显著的块效应与纹理不连续,存在一定的失真,见图8c和图8d中指示位置。原因是提出的修复机制通过嵌入扩散张量,增强了损坏区域周围的像素信息表达能力,构建新的置信度与数据度模型,确定出优先级最大的先验块;并设计了2D非调和解析机制,使得算法不受损坏区域面积大小的影响,从先验块中提取精确频谱,通过重构2D波形,合成新的纹理,完成修复。而对照组算法是利用与损坏区域周围最相似的纹理来修复,在面对大面积损坏图像时,可用的纹理数量有限,易造成修复区域的纹理不连续。

将一段文字嵌入图9a中,产生的损坏图像见图9b。根据提出的算法及对照组算法对图9b完成目标复原,测试结果见图9c—h。从图9可知,重构质量都比较好(图9c、图9e和图9g);放大修复区域后,提出算法的复原质量更逼真,像素丢失区域修复完整,纹理连续,不存在遮掩物,见图9h;对照组算法的修复效果不佳,重构区域有微弱的块效应,插入文本修复不完

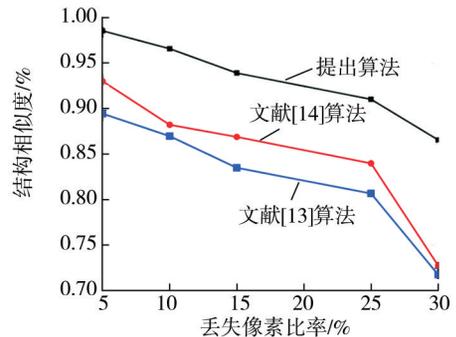
整,造成纹理间断,见图9d—f。原因是提出的2D非调和解析机制,具有非常高的频率分辨率,可从完好区域的高频成分中提取精确频谱。

4.2 结构相似度对比分析

为了量化不同图像的修复质量,借助结构相似度来表征。测试了图8a和图9a与各算法修复图像的结构相似度,其根据文献[15]和[16]提供的计算方法得到的测试结果见图10。从图10可知,当损坏面积增大时,其复原效果也逐渐降低,SSIM值逐步下降;但提出算法受损坏面积的影响较小,SSIM波动程度较小,SSIM值始终是最高的。



a 图8a修复图像的结构相似度



b 图9a修复图像的结构相似度

图10 不同修复算法对应的结构相似度

Fig.10 SSIM corresponding to different inpainting algorithms

5 结语

为了避免修复图像残留的不连续纹理及块效应,提出了2D非调和解析机制耦合扩散张量的图像修复算法。设计2D非调和解析机制,从完好区域提取出图像的精确频谱,并合成新纹理,填充损坏区域;嵌入扩散张量,构建新的置信度与数据度模型,确定出优先级最大的先验块及其填充顺序。仿真结果表明:与当前性能较好的典型图像修复算法相比,在大面积高

频分量损坏图像修复中,提出的算法具有更高的修复视觉逼真效果,其结构相似度最高,有效消除了纹理不连续现象与块效应。

参考文献:

- [1] 王晓红,章婷.一种基于视觉感兴趣区域的彩色图像增强方法[J].包装工程,2014,35(3):84—88.
WANG Xiao-hong, ZHANG Ting. Color Image Enhancement Method Based on Visual Region of Interest[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(3): 84—88.
- [2] 刘晓燕,于惠钧,谭兮.基于双随机多变量高斯模型的Contourlet域贝叶斯图像估计[J].包装工程,2010,31(3):58—61.
LIU Xiao-yan, YU Hui-jun, TAN Xi. Bayesian Image Estimation Based on Dual Random Multivariate Gaussian Model in Contourlet Domain[J]. Packaging Engineering, 2010, 31(3): 58—61.
- [3] 于海琦,刘真,张雷洪.样本特征对光谱图像重构影响的研究[J].包装工程,2014,35(13):144—149.
YU Hai-qi, LIU Zhen, ZHANG Lei-hong. Effects of Sample Characteristics on Spectral Image Reconstruction[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(13): 144—149.
- [4] KAWANAKA H, KOSAKA S. Image Reproduction Based on Texture Image Extension with Traced Drawing for Heavy Damaged Mural Painting[J]. Procedia Computer Science, 2013, 22(17): 968—975.
- [5] RAGHAVA M, AGARWAL A, RAO C. Spatial Anisotropic Interpolation Approach for Text Removal from an Image [J]. Multi-disciplinary Trends in Artificial Intelligence, 2013, 56(8): 153—164
- [6] 韩志科,王贵.基于方向场的指纹图像偏微分方程修补模型[J].计算机应用,2013,33(10):2886—2890.
HAN Zhi-ke, WANG Gui. Partial Differential Equation Model for Fingerprint Image Inpainting Based on Orientation Field[J]. Journal of Computer Application, 2013, 33(10): 2886—2890.
- [7] ZHOU Ya-tong, LI Lin, XIA Ke-wen. Research on Weighted Priority of Exemplar-based Image Inpainting[J]. Journal of Electronics (China), 2012, 29(1): 166—170.
- [8] NOORI H, SARYAZDI S. A Bilateral Image Inpainting [J]. IJST Trans Electr Eng, 2011, 25(E2): 95—108.
- [9] ZHOU Guang-ming, FENG Chun-sheng. The Steepest Descent Algorithm Without Line Search for P-Laplacian[J]. Applied Mathematics and Computation, 2013, 224(5): 36—45.
- [10] ZHOU Wei-jun, CHEN Xin-long. On the Convergence of a Modified Regularized Newton Method for Convex optimization with Singular Solutions[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2013, 239(1): 179—188.
- [11] WANG Xiao-tong, XU Guan-lei, MA Yue. Generalized Parseval's Theorem on Fractional Fourier Transform for Discrete Signals and Filtering of LFM Signals[J]. Journal of Signal and Information Processing, 2013, 4(3): 274—281.
- [12] KAMALI A, HASAN K M, ADAPA P. Distinguishing and Quantification of the Human Visual Pathways Using High-spatial-resolution Diffusion Tensor Tractography[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2014, 32(7): 796—803.
- [13] BERTSSON F, BARAVDISH G. Coefficient Identification in PDEs Applied to Image Inpainting[J]. Applied Mathematics and Computation, 2014, 242(11): 227—235.
- [14] HAREESH A S, CHANDRASEKARAN V. Exemplar-based Color Image Inpainting: a Fractional Gradient Function Approach[J]. Pattern Analysis and Applications, 2014, 17(2): 389—399.
- [15] 徐敏,郑元林.基于SSIM的印刷图像质量评价研究[J].包装工程,2012,33(5):98—101.
XU Min, ZHEN Yuan-lin. Research of Printed Image Quality Based on SSIM[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(5): 98—101.
- [16] 陈丽娜,刘真.基于半色调特性的图像质量评价方法的研究[J].包装工程,2012,33(17):98—101.
CHEN Li-na, LIU Zhen. Study of Image Quality Assessment Based on Halftone Characteristics[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(17): 98—101.
- [17] 肖菲菲,刘真.基于半色调特性的图像质量评价方法的研究[J].包装工程,2011,32(21):102—109.
XIAO Fei-fei, LIU Zhen. Application of Anti-counterfeiting Technology Based on Two-dimensional Bar Code in Variable Data Printing[J]. Packaging Engineering, 2011, 32(21): 102—109.
- [18] 肖菲菲,刘真.二维码防伪技术在可变数据印刷中的应用[J].包装工程,2011,32(21):102—109.
XIAO Fei-fei, LIU Zhen. Application of Anti-counterfeiting Technology Based on Two-dimensional Bar Code in Variable Data Printing[J]. Packaging Engineering, 2011, 32(21): 102—109.
- [19] 李晨璐,孙刘杰.一种新的彩色图像变换域全息水印算法[J].包装工程,2013,34(9):84—88.
LI Chen-lu, SUN Liu-jie. New Color Image Holographic Watermarking Algorithm in Transform Domain[J]. Packaging Engineering, 2013, 34(9): 84—88.

(上接第95页)

工程,2012,33(13):104—107.

LI Chen-lu, SUN Liu-jie, LI Meng-tao. Robust Holographic Watermarking Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(13): 104—107.

[19] 李晨璐,孙刘杰.一种新的彩色图像变换域全息水印算法[J].包装工程,2013,34(9):84—88.

LI Chen-lu, SUN Liu-jie. New Color Image Holographic Wa-