

基于 Curvelet 方向特征的样本块图像修复算法

李志丹¹, 和红杰¹, 尹忠科², 陈 帆¹

(1. 西南交通大学信号与信息处理四川省重点实验室, 四川成都 610031; 2. 北京遥感信息研究所, 北京 100192)

摘 要: 能否保持修复后图像的结构连贯性和邻域一致性决定了修复性能的优劣. 为提高现有样本块修复算法性能, 本文提出基于 Curvelet 变换的样本块图像修复算法. 首先利用 Curvelet 变换估计待修复图像的 4 方向特征. 然后利用颜色信息与方向信息共同衡量样本块间的相似度, 在此基础上构造颜色-方向结构稀疏度函数. 同时根据构造的加权颜色-方向距离寻找合适的多个匹配块, 并利用多个匹配块在构造的颜色和方向空间内的邻域一致性约束下稀疏表示目标块, 同时根据目标块所处区域特性自适应确定误差容限. 实验结果表明提出算法较现有算法可获得更优的修复效果, 尤其是在修复富含结构纹理破损类型的图像时.

关键词: 图像修复; 方向特征; 加权的颜色-方向距离; 颜色-方向结构稀疏度; Curvelet 变换; 稀疏表示

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)01-0150-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.01.022

Exemplar Based Image Inpainting Algorithm Using Direction Features of Curvelet Transform

LI Zhi-dan¹, HE Hong-jie¹, YIN Zhong-ke², CHEN Fan¹

(1. Sichuan Key Laboratory of Signal and Information Processing, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China;

2. Institute of Remote Sensing Information, Beijing 100192, China)

Abstract: Whether the structure coherence and neighborhood consistency can be well maintained directly determines the performance of an inpainting algorithm. To achieve a better inpainting performance, this paper proposes an exemplar based image inpainting algorithm based on direction features extracted by Curvelet transform. Firstly, the super-wavelet transform is applied to extract four direction features of the corrupted image. Then the color and direction information are utilized to measure the similarities between patches. Subsequently, a color-direction structure sparsity function is defined. Afterwards, multiple suitable candidate patches are searched based on the weighted color-direction distance and these candidate patches are applied to sparsely represent target patch under the local neighborhood consistence constraints both in color and direction spaces. Moreover, in searching candidate patches, the error tolerance is adaptively decided according to the feature of target patch. Experiment results show that the proposed method can achieve better inpainted results than the state-of-the-art algorithms, especially when dealing with structure and texture images.

Key words: image inpainting; direction feature; weighted color-direction distance; color-distance structure sparsity; Curvelet transform; sparse representation

1 引言

图像修复的目的即是通过填充丢失区域的信息以获得视觉上的合理效果. 图像修复根据破损区域大小可以分为适合于小区域破损类型的修复算法和针对大区域破损图像修复算法.

适合于小区域破损的修复算法主要可以分为基于扩散的方法^[1]和基于稀疏的方法^[2]. 基于扩散的方法是利

用偏微分方程决定扩散系数, 采用破损信息周围的邻域信息进行加权平均. 基于稀疏的方法利用图像在变换域内的稀疏性来重构破损图像^[2]. 近年来, 有研究人员训练不同的基来构造原子库以重构不同类型的图像^[3,4]. 基于扩散的方法和基于稀疏的方法修复破损区域较大或富含结构纹理破损的图像时易产生平滑效应.

适合于大区域破损的图像修复算法为基于样本块的方法^[5], 主要包括块选择(即填充顺序)和块填充两

个部分.此后,研究者在这两个方面进行了诸多研究.在块选择方面,Xu 和 Sun^[6]提出基于结构稀疏度的填充顺序.文献[7]根据图像分割方法来指导修复顺序.Hareesh 等人^[8]利用梯度函数的分数阶导数来构造优先权函数.文献[9]利用局部梯度特征来提高填充顺序的稳定性.尽管上述方法均是为了保证填充结果的结构连贯性,但在针对富含纹理结构信息的破损图像进行修复时,很难保持其结构连贯性.

在块填充方面,文献[9]在匹配准则中增加平均值补偿和惩罚项.范冠鹏^[10]引入多方向特征来构造匹配准则.但这些方法^[5,7-10]仍旧采用单个最优匹配块进行填充,易产生块效应.因此,研究人员提出利用多个块的加权来进行填充.如 Xu 和 Sun^[7]将多个块的稀疏表示作为填充信息.课题组^[11]自适应选择邻域一致性约束的权重.文献[12]利用低秩矩阵求取填充信息.Ogawa 等人^[13]利用傅里叶幅度来估计丢失信息.虽然上述多个块填充方法可削弱块效应,但因缺乏考虑方向信息,使得修复效果趋于平滑和模糊.

为提高修复后图像的结构连贯性和邻域一致性,本文利用 Curvelet 变换估计待修复图像的 4 方向特征,将其与颜色信息结合构造加权颜色-方向距离(Weighted Color-Direction Distance, WCDD).而后构造颜色-方向结构稀疏度函数以获得稳定的填充顺序.并根据 WCDD 寻找多个匹配块,而后利用多个块在构造的颜色和方向空间内的邻域一致性约束条件下稀疏表示待填充块,同时自适应确定误差容限值.

2 本文方法

为更好的保持修复后图像中的结构连贯性,纹理清晰性及与邻域信息的连续一致性,本文提出基于 Curvelet 方向特征的样本块图像修复算法.

2.1 方向特征提取方法

Curvelet 变换具有高度的各向异性等优点^[14],故本文利用 Curvelet 变换来提取图像的方向特征^[15].首先采用文献[11]算法对破损图像 I 进行预修复,得到预修复图像 I_r ,采用 Curvelet 变换对 I_r 进行多尺度多方向分解:

$$Q = C^+(I_r) \quad (1)$$

其中, C^+ 表示 Curvelet 正变换, Q 为 Curvelet 系数矩阵,可表示为 $\{Q_{j,l} | j \text{ 代表尺度}, l \text{ 代表方向}\}$.

将 2-5 尺度上的 Curvelet 系数矩阵 $Q_{j,l}$ ($j=2,3,4,5$) 按方向划分为四个集合 Z_1, Z_2, Z_3, Z_4 , 如图 1 所示.第 k 个方向的方向特征矩阵 A_k ($k=1,2,3,4$) 为

$$A_k = |C^{-1}(H_k(Q))| \quad (2)$$

其中, C^{-1} 代表 Curvelet 逆变换, $H_k(Q)$ 为

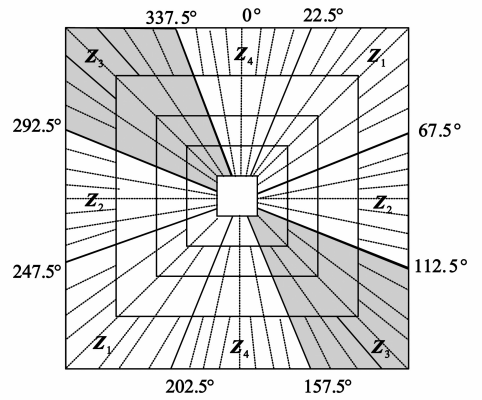


图1 Curvelet系数矩阵划分示意图

$$H_k(Q) = \begin{cases} Q_{j,l}, & \text{if } Q_{j,l} \in Z_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

按式(2)可得到方向特征图像 A_1, A_2, A_3 和 A_4 .

2.2 加权的颜色-方向距离

利用上节中提取的 4 方向特征 A_k ($k=1,2,3,4$) 和颜色信息构造 WCDD d_w , 定义为:

$$d_w = \eta d(\Psi_p, \Psi_q) + (1 - \eta) d(A_p, A_q) \quad (4)$$

其中 Ψ_p, Ψ_q 分别为待修复图像 I 中以点 p, q 为中心的样本块, A_p 和 A_q 分别为方向特征图像 A_k 中以点 p, q 为中心的方向特征块; d 表示样本块间的均方距离, η 为加权系数,用以平衡颜色信息和方向信息.

为了说明引入方向信息的重要性,对图 2(b1) ~ (b2) 进行修复,分别根据 SSD(Sum of Squared Distance)^[5], CGD(Color-Gradient Distance) 和 WCDD 来寻找单个最优匹配块并进行填充,修复算法中其余部分是采用相同的设置,因此修复结果仅依赖于匹配准则.从修复结果及 PSNR 值中可以看出,利用 WCDD 得到的修复效果最优,故采用 WCDD 可以更好的度量样本块间的差异性.

2.3 填充顺序

为了更好的保持修复后图像中结构部分的连贯性,本文根据 WCDD 构造颜色-方向结构稀疏度函数(Color-Direction Structure Sparsity, CDSS)来确定填充顺序,样本块 Ψ_p 的颜色-方向结构稀疏度 $S(p)$ 如下定义所示:

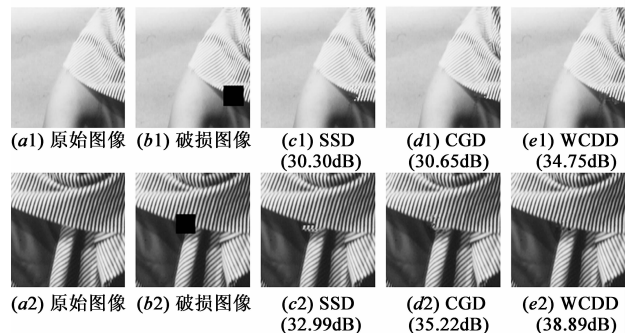


图2 不同匹配准则对修复性能影响对比图

$$S(p) = \sqrt{\left[\sum_{k \in N_s(p)} X_{p,k}^2 \right]} \quad (5)$$

其中 $N_s(p)$ 为以点 p 为中心的邻域 $N(p)$ ($N(p)$ 的大小大于样本块的大小) 内的已知块集合, 而 $X_{p,k}$ 为样本块 Ψ_p 和 Ψ_k 的相似度函数, $N_s(p)$ 和 $X_{p,k}$ 分别定义为:

$$N_s(p) = \{k | k \in N(p) \text{ 且 } \Psi_k \subset I \setminus \Omega\} \quad (6)$$

$$X_{p,k} = \frac{1}{Z(p)} \exp\left(-\frac{d_w}{25}\right) \quad (7)$$

其中 Ω 为图像中的破损区域, $Z(p)$ 为归一化函数, 使得 $\sum_{k \in N_s(p)} X_{p,k} = 1$.

为防止 CDSS 值过小导致不稳定的填充顺序, 本文将 $S(p)$ 取值范围变换到 0.2 ~ 1 之间. 而后再将 $S(p)$ 用于计算优先权 $P(p)$:

$$P(p) = C(p) \cdot S(p) \quad (8)$$

其中 $C(p)$ 为样本块的置信度项, 定义为:

$$C(p) = \sum_{q \in \Psi_p \cap \Phi} C(q) / |\Psi_p| \quad (9)$$

其中 $C(p)$ 表示样本块 Ψ_p 中包含已知信息的多少, 若 $p \in \Omega$, $C(p)$ 初始化为 0, 否则初始化为 1.

2.4 稀疏表示

为了更好的保持纹理信息的清晰性, 本文要求稀疏表示信息要同时保证与邻域信息在颜色与方向信息上的连续一致性.

令 Ψ_t 和 A_t 分别为根据 WCDD 寻找到的 M 个匹配块 $\{\Psi_q\}_{q=1, \dots, M}$ 和对应的方向块 $\{A_q\}_{q=1, \dots, M}$ 的稀疏表示, 即为:

$$\Psi_t = \sum_{q=1}^M \alpha_q \Psi_q \quad (10)$$

$$A_t = \sum_{q=1}^M \alpha_q A_q \quad (11)$$

则首先要求稀疏表示后信息 Ψ_t 和 A_t 在已知信息部分与当前待填充块 Ψ_m 和方向特征块 A_m 充分接近:

$$\|\bar{E}\Psi_t - \bar{E}\Psi_m\|^2 < \delta \quad (12)$$

$$\|\bar{F}A_t - \bar{F}A_m\|^2 < \delta \quad (13)$$

其中 \bar{E} 和 \bar{F} 分别表示提取样本块 Ψ_m 和方向特征块 A_m 中的已知信息的矩阵, δ 为误差容忍值.

且要求 Ψ_t 和 A_t 在未知信息部分要与邻域信息保持连续一致:

$$\left\| \beta \left(E\Psi_t - E \sum_{k \in N_s(m)} X_{m,k} \Psi_k \right) \right\|^2 < \delta \quad (14)$$

$$\left\| \beta \left(FA_t - \frac{1}{2} F \sum_{k \in N_s(m)} X_{m,k} A_k \right) \right\|^2 < \delta \quad (15)$$

其中 E 和 F 分别表示提取样本块中未知信息的矩阵, β 为邻域连续一致性的权重系数, 用来平衡上述两项约束.

将颜色空间和方向空间内的邻域一致性约束写入一个更紧的框架中:

$$\theta = \|D\Pi - \Psi_T\|^2 < \delta \quad (16)$$

$$\text{其中: } \Psi_T = \begin{bmatrix} \bar{E}\Psi_m & \beta E \sum_{k \in N_s(m)} X_{m,k} \Psi_k & \cdots \\ \bar{F}A_m & \beta F \sum_{k \in N_s(m)} X_{m,k} A_k & \cdots \end{bmatrix}^T,$$

$$\Pi = [\Psi_t \ A_t]^T \text{ 和 } D = [\bar{E} \ \beta E \ \bar{F} \ \beta F]^T.$$

通过求解下面中的能量优化方程即可获得稀疏表示系数 $\vec{\alpha} = \{\alpha_i\}_{i=1, \dots, M}$:

$$\begin{aligned} & \arg \min \{ \|\vec{\alpha}\|_0 \} \\ & \text{s. t. } \|D\Pi - \Psi_T\|^2 < \delta \text{ and } \sum_i^M \alpha_i = 1 \end{aligned} \quad (17)$$

现有文献[6,11,12]一般选择固定的误差容忍 δ 值, 但这是不合理的. 因为若误差容忍值选择过大时, 则在平滑区域内易产生块效应; 而若误差容忍值选择过小时, 则会降低结构纹理区域的清晰性. 为更好的保持邻域一致性, 本文采用当前待填充块的标准差值作为误差容忍:

$$\delta = \lambda \cdot SD(\Psi_m) \quad (18)$$

其中 $SD(\Psi_m)$ 表示当前待填充块 Ψ_m 的标准差, λ 为一乘子, 本文中设为 3, 同时设置 δ 的最大值为 125, 最小值为 5.

3 实验与结果分析

本文实验部分分为三个部分, 首先是分析权重系数对修复性能的影响, 然后从小尺度破损和目标移除两个方面验证本文算法的修复性能. 计算 CDSS 的邻域 $N(p)$ 设置为 25×25 , 其他参数 η, β, λ 和 M 分别为 0.3, 0.5, 3 和 25.

3.1 参数 η 分析

首先探讨关于参数 η 对修复效果的影响, 对图 3 中包含不同破损类型的图像进行修复.

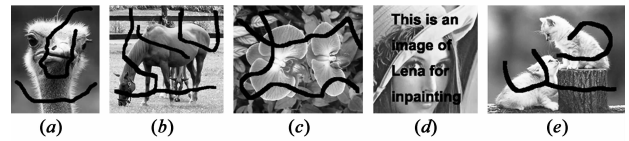


图3 破损图像

将 η 从 0 到 1 变化, 测试 η 取不同值时对图 3 中各个图像的修复结果的影响, 其 PSNR 值如图 4 所示. 从图 4 中可以看出, 最初随着 η 的逐渐增大, PSNR 值也逐渐增大; 而后随着 η 的继续增大, 各个图像的 PSNR 值是呈下降趋势, 尽管下降的幅度较小. 从图 4(a) 中可以看出, 每个图像取得最大 PSNR 值时对应的 η 值不是完全相同的, 但是 η 取值均在 0.3 ~ 0.4 之间, 且这个区间内的 PSNR 值相差不大. 从图 4(b) 中可以看出, 当 η 取值为 0.3 时取得最大平均 PSNR 值. 因此在下面的实验中, 将 η 取值为 0.3.

3.2 小尺度破损

为说明本文算法能够较好的修复富含结构和纹理信息的图像, 选择包含不同结构及纹理信息的图像作为测试图像, 并与文献[4,6,9~11]进行修复性能对

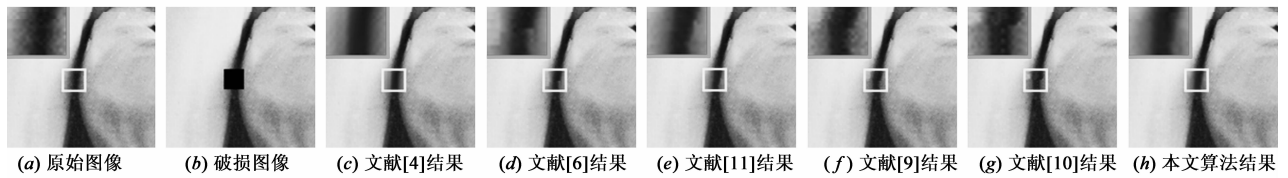


图5 块移除修复结果对比图

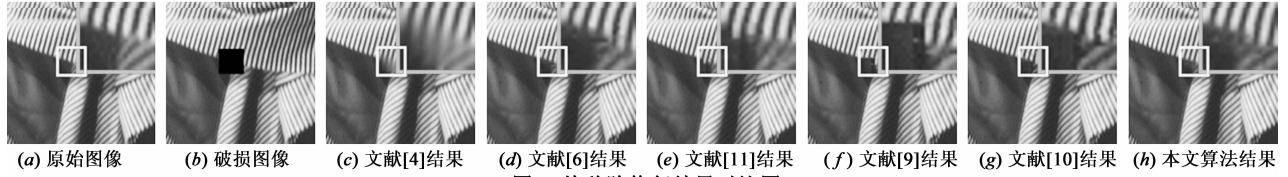


图6 块移除修复结果对比图

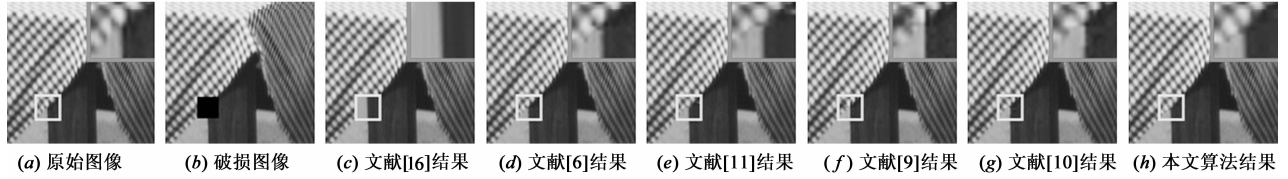


图7 块移除修复结果对比图

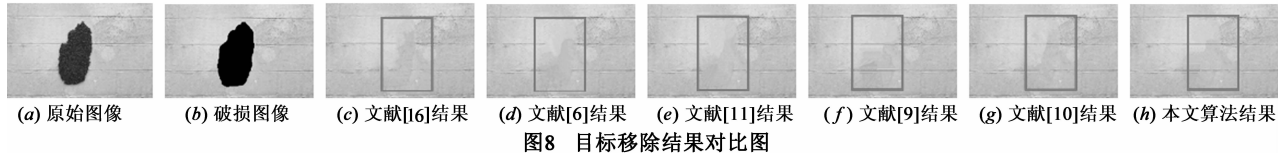


图8 目标移除结果对比图

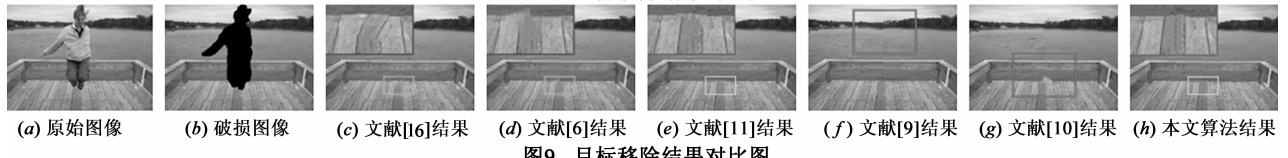


图9 目标移除结果对比图

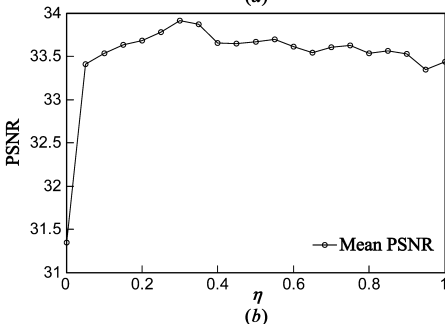
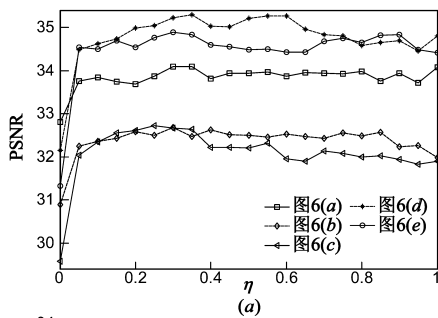


图4 随着 η 变化的PSNR曲线图

比,修复结果分别如图5~7所示。

从图5~7中可以看出,文献[4]的修复结果中存在平滑效应,且不能很好的修复富含结构纹理的图像。

文献[6,11]的修复结果中出现了些微的结构不连贯性,并未能很好的保持与邻域信息的连续一致性.文献[9,10]均出现了结构不够连贯的情形以及接缝效应.而本文算法获得了良好的修复效果,很好的保持了结构连贯性及与邻域信息的连续一致性,如图5(e)~7(e)所示.并且由表1可知,本文算法修复结果的PSNR值最高.从视觉效果和客观评价指标可以得出,本文算法对于富含结构纹理的图像能够获得优良的修复效果,满足人眼视觉要求。

3.3 目标移除

为进一步说明本文算法的有效性,针对目标移除图像进行修补,并与算法^[6,9-11]及嵌入到Photoshop中的算法^[16]进行修复性能对比。

从修复效果图8~9可以看出文献[16]并不能很好的保持结构部分的连贯性,且出现了错误匹配的现象.文献[6,11]未能总是保持结构部分的连贯性,且存在些微的邻域不连续性.而文献[9,10]不能很好的保持结构连贯性,且出现了严重的邻域不连续性以及明显的块效应.本文算法能够保持修复后图像的结构连贯性,纹理信息的清晰性及与邻域信息的连续一致,取得了优于文献[6,9~11,16]算法的修复效果。

表 1 不同修复算法的修复性能对比表 (PSNR/dB)

	图 5	图 6	图 7
文献[4]	46.95	39.84	33.69
文献[6]	44.03	40.88	42.29
文献[11]	46.22	39.96	42.51
文献[9]	44.09	37.59	39.45
文献[10]	44.53	36.49	37.22
本文算法	47.64	41.13	43.32

4 结论

为更好的保持结构连贯性及与邻域连续一致性,本文利用 Curvelet 变换来提取图像中的 4 方向特征,以此构造 WCDD;并提出了基于 CDSS 的填充顺序;根据 WCDD 寻找多个匹配块;最后在颜色和方向空间内构造局部一致性约束的能量优化方程,并自适应确定误差容限值.实验结果表明本文算法较现有算法在块移除及目标移除上均有明显提高,充分说明了本文算法的有效性.但本文方法仅提取了图像中的 4 个方向的特征,未来还将深入探讨不同方向特征个数以及利用不同超小波变换提取方向特征对图像修复性能的影响.

参考文献

- [1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting [A]. Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques [C]. New Orleans: ACM Press, 2000. 417 - 424.
- [2] Elad M, Starck J L, Querre P, et al. Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis (MCA) [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2005, 19(3): 340 - 358.
- [3] Mairal J, et al. Non-local sparse models for image restoration [A]. Proceedings of 12th IEEE International Conference on Computer Vision [C]. Kyoto: IEEE Press, 2009. 2272 - 2279.
- [4] Dong W S, Shi G M, Li X. Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation: a low-rank approach [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2): 700 - 711.
- [5] Criminisi A, Perez P, Toyama K. Object removal by exemplar-based inpainting [A]. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Madison Wisconsin: IEEE Press, 2003. 721 - 728.
- [6] Xu Z B, Sun J. Image inpainting by patch propagation using patch sparsity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1153 - 1165.
- [7] 吴晓军, 李功清. 基于样本和线性结构信息的大范围图像修复算法 [J]. 电子学报, 2012, 40(8): 1509 - 1514.

- Wu Xiaojun, Li Gongqing. Large scale image inpainting based on exemplar and structure information [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(8): 1509 - 1514. (in Chinese)
- [8] Hareesh A S, Chandrasekaran V. Exemplar-based color image inpainting: a fractional gradient function approach [J]. Pattern Analysis and Applications, 2014, 17: 389 - 399.
 - [9] 范冠鹏, 和红杰, 陈帆, 等. 基于局部特性的图像修复算法 [J]. 光电子·激光, 2012, 23(12): 2410 - 2417.
Fan Guanpeng, He Hongjie, Chen Fan, et al. An image inpainting algorithm based on local properties [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2012, 23(12): 2410 - 2417. (in Chinese)
 - [10] 范冠鹏. 基于样本块结构特性的图像修复算法 [M]. 西南交通大学, 2013. 32 - 46.
Fan Guanpeng. Image Inpainting Algorithm Based on Exemplar Structure Characteristics [M]. Southwest Jiaotong University, 2013. 32 - 46. (in Chinese)
 - [11] 李志丹, 和红杰, 尹忠科, 等. 基于块结构稀疏度的自适应图像修复算法 [J]. 电子学报, 2013, 41(3): 549 - 554.
Li Zhidan, He Hongjie, Yin Zhongke, et al. Adaptive image inpainting algorithm based on patch structure sparsity [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(3): 549 - 554. (in Chinese)
 - [12] Wang Y X, Zhang Y J. Image inpainting via weighted sparse non - negative matrix factorization [A]. Proceedings of 18th IEEE International Conference on Image Processing [C]. Barcelona: IEEE Press, 2011. 3409 - 3412.
 - [13] Ogawa T, Haseyama M. Missing texture reconstruction method based on error reduction algorithm using Fourier transform magnitude estimation scheme [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(3): 1252 - 1257.
 - [14] Starck J, E Candes, D Donoho. The curvelet transform for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 670 - 684.
 - [15] 赵亮, 等. 基于 Curvelet 的纹理方向自适应图像插值 [J]. 光电子·激光, 2012, 23(4): 798 - 804.
Zhao Liang, et al. Texture direction adaptive image interpolation based on Curvelet transform [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2012, 23(4): 798 - 804. (in Chinese)
 - [16] Goldman D, Shechtman E, Barnes C, et al. Content-aware fill [OL]. <http://www.adobe.com/technology/projects/content-aware-fill.html>, 2009.

作者简介

李志丹 女, 1985 年生于河南, 在读博士, 主要研究方向数字图像修复. E-mail: dan.807@163.com

和红杰 (通信作者) 女, 1971 年生于河南, 博士, 教授, 主要研究方向为数字图像处理、信息隐藏. E-mail: hjhe@swjtu.cn