

基于块结构稀疏度的自适应图像修复算法

李志丹¹, 和红杰¹, 尹忠科¹, 陈帆¹, 仁青诺布²

(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. 西藏大学工学院计科系, 西藏拉萨 850000)

摘要: 现有基于稀疏性的图像修复算法采用固定大小的待填充块和邻域一致性约束, 且在全局搜索待填充块的最优匹配块, 既降低了待修复区域的结构连贯性和纹理清晰性, 又增加了算法的时间复杂度. 针对上述问题, 根据破损区域特性和块结构稀疏度间的关系, 提出基于块结构稀疏度的自适应图像修复算法. 根据最大优先权值点的块结构稀疏度值, 设定不同参数以自适应选取待填充块大小、邻域一致性约束权重系数和局部搜索区域大小, 并通过仿真实验分析讨论了各参数选取. 实验结果表明本文算法较文献算法在峰值信噪比上提高 0.3dB ~ 1.2dB, 并且提高算法速度 3 ~ 7 倍.

关键词: 图像修复; 块结构稀疏度; 稀疏表示; 邻域一致性约束

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2013)03-0549-06

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

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.03.022

Adaptive Image Inpainting Algorithm Based on Patch Structure Sparsity

LI Zhi-dan¹, HE Hong-jie¹, YIN Zhong-ke¹, CHEN Fan¹, RENQING Nuo-bu²

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

2. *Department of Computer Science, Institute of Technology, Tibet University, Lhasa, Tibet 850000, China*)

Abstract: In the existing patch sparsity based image inpainting algorithms, the exemplar-size and neighborhood-consistence weight are fixed, and the best match patches of the patch to be filled are searched in the whole source region. However, it decreases the connectivity of structure and clearness of texture while increases the time complexity of this algorithm. To address these problems, an adaptive image inpainting algorithm is proposed based on patch structure sparsity, in the light of the relationship between the characteristics of damage region and patch structure sparsity. According to patch structure sparsity value of the point which has the maximal priority value, the size of patch to be filled, the neighborhood consistence weight and the part-search region size are adaptively confirmed through setting some parameters, then these parameters are analysed and discussed by some experiments. Experimental results show that the PSNR is increased by 0.3 ~ 1.2dB and the speed is improved by 3 ~ 7 times compared with the existing algorithms.

Key words: image inpainting; patch structure sparsity; sparse representation; consistence of neighborhood

1 引言

数字图像修复由 Bertalmio 等^[1]于 2000 年提出, 是利用破损图像中的已知信息, 根据一定的算法或规则对破损区域进行修补, 以达到视觉上合理的效果. 近十年来, 数字图像修复技术得到了快速发展, 并应用到古文物保护、影视作品特技制作、视频图像差错隐藏等领域, 已成为数字图像处理领域的一个重要分支. 现有图像修复可分为基于偏微分方程的图像修复算法^[1,2]及基于

样本块的图像修复算法^[3].

Criminisi 等^[3]提出了基于样本块的图像修复算法, 该算法首先计算破损边缘上每个点的优先权值, 然后选择以最大优先权值点为中心的块作为当前待填充块, 在源区域中根据匹配准则搜索与待填充块最相似的匹配块填充到待填充块中的破损区域中去, 最后更新填充边缘, 重复上述过程直至破损区域完全被填充. 但文献^[3]算法存在填充顺序不够稳定^[4]以及匹配准则不够合理^[5]等问题, 不能很好的保持结构部分的连贯性且易产

生误匹配现象. 填充顺序和匹配准则直接影响图像的修复质量, 研究者针对这两个问题展开了深入研究. 朱为等^[4]通过添加修复辅助线优先修复结构部分以保持结构部分的连贯性. 雷鸣等^[5]将颜色比率梯度引入到匹配准则中, 减少了误匹配现象; 张岩等^[6]利用经验模式分解后的图像梯度特征和频域特性确定填充顺序和匹配准则. 上述算法均直接将寻找到的最优匹配块填充到破损区域中去, 易在修复区域中产生块效应与接缝效应^[7]. 为消除块效应与接缝效应, Wong 等^[7]采用多个匹配块的线性加权作为填充信息进行填充, Bugeau 等^[8]结合偏微分方程并考虑自相似性约束对匹配信息进行处理, 文献^[9]将双向扩散偏微分方程方法引入到样本块修复算法中. 上述策略可以一定程度削弱块效应和接缝效应, 但会在修复区域内留下平滑痕迹. 图像的稀疏表示模型能够刻画其内在结构和先验属性, 在图像去噪^[10], 超分辨率分析^[11]等方面得到了广泛应用. 研究人员也从稀疏角度考虑样本块图像修复算法^[12~14]以降低块效应与接缝效应. 文献^[12]将样本块填充问题转化为不完整信号稀疏重建问题, 利用图像中的已知信息对破损区域进行稀疏表示并填充; Wang 等人^[13]将待填充块与多个匹配块转化为非负矩阵, 利用非负矩阵因子化求解出填充信息. 不过文献^[12, 13]仍采用文献^[3]中的优先权计算方法来确定填充顺序, 不能很好的保持修复图像中结构部分的连贯性. Xu 和 Sun^[14]利用块结构稀疏度计算填充顺序, 将多个匹配块的稀疏表示作为填充信息, 进一步提高了修复图像的质量. 对文献^[14]的研究分析发现, 该算法不能很好的保持结构部分的连贯性及结构和纹理部分的清晰性, 是样本块大小及邻域一致性约束大小选择不当造成的; 且存在计算复杂度高的问题, 是采用全局搜索策略造成的.

针对文献^[14]存在的缺点, 本文提出基于块结构稀疏度的自适应图像修复算法. 块结构稀疏度能较好反映样本块所处区域特性, 本文算法根据块结构稀疏度值选择不同大小的样本块及邻域一致性约束, 自适应获得稀疏表示的指导信息, 能够较好的保持图像结构部分的连贯性及图像信息的清晰性; 并根据块结构稀疏度值自适应选取搜索区域大小, 降低算法复杂度. 与文献^[13, 14]的对比实验结果表明, 本文算法在小尺度破损修复及目标移除方面均获得了较好的修复效果, 同时本文算法较文献^[14]算法提高算法速度 3~7 倍.

2 块结构稀疏度及块稀疏表示

2.1 块结构稀疏度

待修复图像 I , 破损区域为 Ω . 对以填充边界 δ_Ω 上 p 点为中心点的待填充块 Ψ_p , 其块结构稀疏度 $S(p)$ 定

义为^[14]:

$$S(p) = \sqrt{\left[\sum_{k \in N_s(p)} \omega_{p,k}^2 \right] \cdot \frac{|N_s(p)|}{|N(p)|}} \quad (1)$$

其中, $|N(p)|$ 为以 p 点为中心的一个邻域块 (大于样本块 Ψ_p) 中元素个数; $|N_s(p)|$ 为集合 $N_s(p)$ 中的元素个数, $\omega_{p,k}$ 为样本块 Ψ_p 与样本块 Ψ_k 的相似度. $N_s(p)$ 和 $\omega_{p,k}$ 分别定义为:

$$N_s(p) = \{k | k \in N(p) \text{ and } \Psi_k \subset I \setminus \Omega\} \quad (2)$$

$$\omega_{p,k} = \frac{1}{Z(p)} \exp\left(-\frac{d(\Psi_p, \Psi_k)}{25}\right) \quad (3)$$

其中 d 表示样本块之间已知像素点的均方距离, $Z(p)$ 为归一化常数, 使得 $\sum_{k \in N_s(p)} \omega_{p,k} = 1$.

块结构稀疏度值的大小反应了样本块所处区域的特征, 当块结构稀疏度值较大时通常位于图像中边缘等结构部位, 稍小时通常位于纹理区域, 最小时则位于平滑区域, 具体证明详见文献^[14].

2.2 块稀疏表示

设 Ψ_p 为待填充块, F 和 E 分别为待填充块 Ψ_p 的已知信息和未知信息的标示矩阵. $\{\Psi_q\}_{q=1, \dots, M}$ 为 M 个最优匹配块, 利用 M 个匹配块稀疏表示待填充块^[14]:

$$\Psi_t = \sum_{q=1}^M \alpha_q \Psi_q \quad (4)$$

其中, Ψ_t 为稀疏表示信息, $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M\}$ 为稀疏表示系数. 对稀疏表示信息 Ψ_t 有两个约束条件, 即在一定的容错下与已知信息充分逼近, 令容错参数为 δ :

(1) 稀疏表示信息 Ψ_t 与待填充块 Ψ_p 的已知信息部分充分接近:

$$\|F\tilde{\Psi}_t - F\Psi_p\|^2 \leq \delta \quad (5)$$

(2) 为保证与邻域信息的连续一致性, 稀疏表示信息 Ψ_t 与邻域信息在 Ψ_p 的未知信息部分充分接近:

$$\left\| \beta \left(E\Psi_t - E \sum_{k \in N_s(p)} \omega_{p,k} \Psi_k \right) \right\|^2 \leq \delta \quad (6)$$

其中, β 为邻域一致性约束的权重系数, 用来平衡两项约束的权重.

上述两个约束条件结合得约束方程:

$$\operatorname{argmin}\{\|\alpha\|_0\} \quad \text{s.t.} \quad \|D\tilde{\Psi}_p - \Psi_T\|^2 < \delta \quad \text{and} \quad \sum_i^M \alpha_i = 1 \quad (7)$$

其中:

$$D = [F\beta E]^T, \quad \Psi_T = \left[F\Psi_p \quad \beta E \sum_{k \in N_s(p)} \omega_{p,k} \Psi_k \right]^T.$$

解约束方程式(7), 获得稀疏表示系数 $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M\}$, 便可求出稀疏表示信息 Ψ_t 并进行填充, 即 $E\Psi_p = E\Psi_t$.

3 本文算法

针对文献^[14]算法不能较好保持结构信息连贯性

及图像信息清晰性,且存在计算复杂度高的缺点,通过分析块结构稀疏度与样本块所处区域特性的关系,提出基于块结构稀疏度的自适应图像修复算法。

设待修复图像为 I ,待修复区域为 Ω ,算法步骤为:

(1) 计算填充边界 δ_{Ω} 上每个点 p 的优先权值 $P(p)$:

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

其中, $S(p)$ 为块结构稀疏度,如式(1)所示, $C(p)$ 为置信度项,定义为^[3]:

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

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;同时为保持结构稀疏度值与置信度值平衡,对其进行线性变换,使其取值范围为 0.2 ~ 1:

$$S(p) = \theta \cdot S(p) + 0.2 \quad (10)$$

其中 θ 为大于 1 的常数。

(2) 选择最高优先权值点 p_m ,根据 $S(p_m)$ 确定样本块窗口半径 w 、邻域一致性约束权重 β 以及搜索区域半径 W .具体实现见 3.1 节至 3.3 节。

(3) 在搜索区域根据 SSD(Sum of Squared Difference) 准则^[3]搜索前 M 个最相似的匹配块 $\{\Psi_q\}_{q=1, \dots, M}$.

(4) 根据权重 β 自适应获得稀疏表示的指导信息,指导 M 个匹配块的稀疏表示,将稀疏表示信息填充到 Ψ_{p_m} 中。

(5) 更新置信度项,对于 $\forall p' \in \Psi_p \cap \Omega$,置信度更新为 $C(p') = C(p_m)$;更新待修复区域 Ω 及填充边界 δ_{Ω} ,并对填充边界上新添加点计算优先权值.重复步骤(2) ~ (5),直至破损区域完全被填充。

3.1 自适应样本块窗口大小

待填充样本块大小的选取对修复结果有一定影响,若样本块选取太小,则样本块不能包含足够的纹理信息;若样本块选择过大,则会丢失细微的纹理信息.因块结构稀疏度值的大小能够反应样本块所处区域的特征,故待填充块位于边缘等结构突出的地方时,应选择较小的样本块窗口以保持结构信息的完整性;当位于纹理部分时,应选择稍大的样本块窗口以保持纹理特征完整性且不丢失细微的纹理信息;当位于平滑部分时,应选择较大的样本块窗口以避免块效应及接缝效应的产生.由上述分析及样本块所处邻域特性与块结构稀疏度值大小的关系可知,块结构稀疏度值较大时应取较小的样本块窗口,反之亦然,因此本文设置样本块窗口半径 w 为:

$$w = \begin{cases} 2, & S(p) \geq \lambda_2 \cdot (p_{\max} - p_{\min}) + p_{\min} \\ 3, & \lambda_1 \cdot (p_{\max} - p_{\min}) + p_{\min} < S(p) \\ & < \lambda_2 \cdot (p_{\max} - p_{\min}) + p_{\min} \\ 4, & S(p) \leq \lambda_1 \cdot (p_{\max} - p_{\min}) + p_{\min} \end{cases} \quad (11)$$

其中 p_{\max}, p_{\min} 为所有点的块结构稀疏度值的最大值和最小值, λ_1 与 λ_2 分别取 0.15 和 0.55,其取值是根据实验而得的。

3.2 自适应邻域一致性约束

文献[14]算法采用固定的邻域一致性约束,然而图像信息是多种多样的,图像块与邻域的相似性程度不一样,则约束程度也应不一样.邻域一致性约束的高低由权重系数 β 反映,对不同区域可通过调整 β 值获得不同的邻域一致性约束.当待填充块位于结构部分时,因其与邻域的相似性较低,则应采取较小的邻域一致性约束以保持结构部分的清晰性;当待填充块位于平滑部分时,因其与邻域的相似性较高,则应采取较高的邻域一致性约束以降低块效应与接缝效应.本文根据块结构稀疏度值自适应确定邻域一致性约束的权重,动态的获得稀疏表示的指导信息,可使重建效果更优.由块结构稀疏度值的特性可知,块结构稀疏度值的大小与邻域一致性约束的大小是成反比的.基于上述分析,权重系数由式(12)确定,因块结构稀疏度值在 0.2 ~ 1 之间,而分母应大于 1,故乘以比例系数 ρ ,本文中取 ρ 为 6.

$$\beta = 1 / (\rho \cdot S(p)) \quad (12)$$

3.3 自适应确定搜索区域大小

文献[14]算法计算复杂度较高主要是因为采用全局搜索策略.由图像局部相似性知,图像块与其邻域具有一定的相似性,因此本文采用局部搜索策略以降低算法复杂度.由于不同样本块与邻域相似度不同,故搜索范围也应不同.当填充块位于边缘及纹理丰富区域时,其与邻域相似性较低,应选择较大的搜索区域以保证能搜索到最优匹配块;当填充块位于平滑区域时,其与邻域相似性较高,可采用较小的搜索区域窗口以较大幅度的降低算法复杂度.同时根据块结构稀疏度值与其所处区域的关系可知,块结构稀疏度值的大小与搜索区域大小是成正比的.因此本文根据块结构稀疏度值自适应确定搜索区域半径 W ,如式(13)所示,因块结构稀疏度值 $S(p) < 1$,故乘以 γ 参数,本文取 γ 为 60:

$$W = \begin{cases} \gamma \cdot S(p), & \text{if } \gamma \cdot S(p) > 30 \\ 30, & \text{others} \end{cases} \quad (13)$$

4 实验结果与分析

本文实验采用 Matlab2009b 作为工具,在 Intel 2.5GHz CPU 的计算机上进行,并与文献[13, 14]算法进行比较,采用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)及结构相似性(Structural SIMilarity, SSIM)^[15]作为修复效果客观评价指标,PSNR 的计算公式如下式所示,其中 f 和 g 分别表示原始图像和修复图像:

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log_{10}$$

$$\frac{255^2}{\left((1/K \times L) \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^L (f(i,j) - g(i,j))^2 \right)} \quad (14)$$

4.1 小尺度破损图像

图 1~4 给出了针对小尺度破损图像的修复结果,其中子图(a)~(e)分别为原始图像、破损图像、文献[13]算法修复效果、文献[14]算法修复效果及本文算法修复效果.图中方框为局部修复区域,图像边角处矩形框是对该区域的放大情形.由于文献[13]采用文献[3]中的优先权函数,填充顺序不够稳定,出现了边缘不连

贯的情形,如图 1(c)~4(c)所示.图 1(d)~4(d)出现了边缘不连贯及与邻域连续性较差的现象,是由于文献算法采用固定样本块大小及邻域一致性大小造成的.而本文算法根据块结构稀疏度值在不同区域动态选择样本块大小及邻域一致性大小,获得更优的指导信息,使稀疏表示信息更逼近真实信息,更好的保持了结构部分的连贯性及与邻域信息的连续一致性,如图 1(e)~4(e)所示.本文算法修复效果不仅能更好的满足人眼视觉要求,且在客观评价指标上优于文献[14]算法,也降低了算法复杂度,如表 1 及表 2 所示.



图1 小区域破损修复效果对比

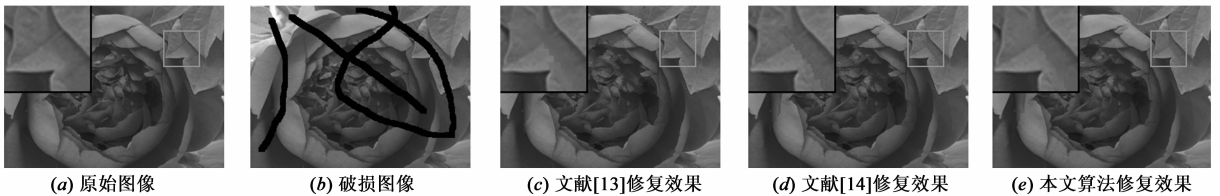


图2 小区域破损修复效果对比



图3 小区域破损修复效果对比

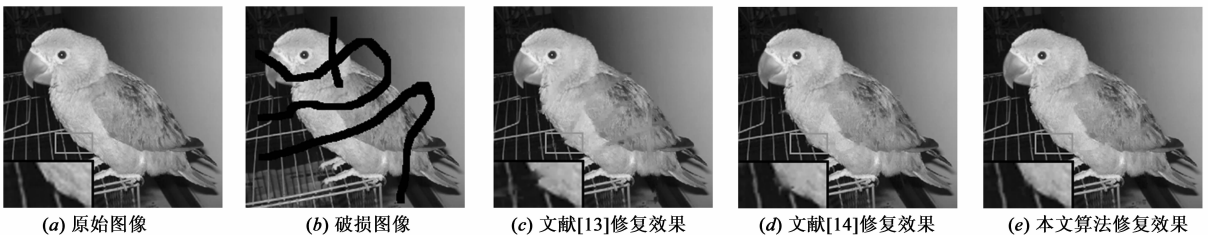


图4 小区域破损修复效果对比

表 1 修复算法 PSNR (dB)、SSIM 对比

	PSNR (dB)				SSIM			
	图 1	图 2	图 3	图 4	图 1	图 2	图 3	图 4
文献[13]	31.28	32.18	32.34	32.49	0.9614	0.9455	0.9712	0.9416
文献[14]	31.53	32.85	33.69	32.76	0.9662	0.9450	0.9763	0.9416
本文算法	32.74	33.24	33.94	33.36	0.9694	0.9494	0.9780	0.9431

4.2 目标移除

图 5、图 6 为目标移除的修复效果图,其中子图(a)~(e)分别为原始图像、破损图像、文献[13]算法修复效果、文献[14]算法修复效果及本文算法修复效果.从图 5、图 6 可以看出文献[14]算法能较文献[13]获得更优的填充效果,这是因为文献[14]算法的填充顺序较文献[13]算法的更为稳定.而由于本文算法在不同区域自

适应选择了样本块大小及邻域一致性约束,获得了较文献[14]更好的修复效果,如图 5(d)中金字塔顶端及图 6(d)中桥的上方边缘的连贯性较好,及图 6(e)中目

标移除后与邻域的连接一致性较好.此外本文算法较文献[14]算法在算法速度上有一定的提高,如表 3 所示.

表 2 修复算法时间对比

	图像大小	破损百分比	文献[13]	文献[14]	本文算法	提高速度比(较文献[14])	
时间(s)	图 1	243 * 273	13.86%	1468.02	1190.01	301.31	3.95
	图 2	243 * 328	13.74%	1905.51	1517.41	347.51	4.37
	图 3	269 * 237	13.85%	1231.53	1032.91	288.01	3.58
	图 4	235 * 256	13.48%	1221.53	906.09	269.14	3.37



(a) 原始图像



(b) 目标图像



(c) 文献[13]修复效果

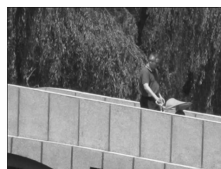


(d) 文献[14]修复效果

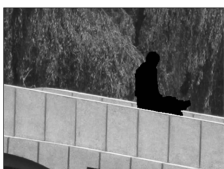


(e) 本文算法修复结果

图 5 目标移除效果对比



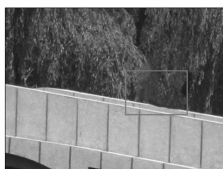
(a) 原始图像



(b) 目标图像



(c) 文献[13]修复效果



(d) 文献[14]修复效果



(e) 本文算法修复结果

图 6 目标移除效果对比

表 3 修复算法时间对比

	图像大小	破损百分比	文献[13]	文献[14]	本文算法	提高速度比(较文献[14])	
时间(s)	图 5	167 * 192	16.56%	983.26	313.76	105.04	2.99
	图 6	314 * 420	4.50%	906.89	1127.05	162.72	6.93

5 总结

针对文献[14]算法不能较好的保持结构连贯性、纹理清晰性及算法复杂度高的问题,本文提出基于块结构稀疏度的自适应图像修复算法.根据块结构稀疏度值自适应选取待修复样本块窗口大小,邻域一致性约束的权重及搜索区域大小.实验结果表明本文算法较文献[13,14]算法在小尺度破损修复及目标移除中在客观评价指标、视觉效果及算法速度上均有提高,充分说明了本文算法的有效性.由于目前针对目标移除的图像修复质量,均是依靠人眼主观评价,未来希望对修复质量的定量客观评价进行研究.

参考文献

[1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting[A]. Proceedings of ACM SIGGRAPH [C]. New Orleans: ACM Press, 2000. 417 - 424.
 [2] Chan T, Shen J. Mathematical models for local nontexture in-

paintings[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2001, 62 (3): 1019 - 1043.

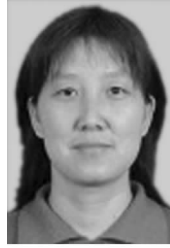
[3] Criminisi A, Perez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1200 - 1212.
 [4] 朱为, 李国辉. 基于自动结构延伸的图像修补方法[J]. 自动化学报, 2009, 35(8): 1041 - 1047.
 ZHU Wei, LI Guo-Hui. Image completion based on automatic structure propagation [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35 (8): 1041 - 1047. (in Chinese)
 [5] 雷鸣, 王春东, 等. 一种新的样本块图像修补方法[J]. 光子学报, 2009, 20 (5): 677 - 689.
 LEI Ming, WANG Chun-dong, et al. A new exemplar-based image completing method [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2009, 20(5): 677 - 689. (in Chinese)
 [6] 张岩, 孙正兴, 姚伟. 基于方向经验模型分解的图像修复方法[J]. 电子学报, 2010, 38 (2): 257 - 262.
 ZHANG Yan, SUN Zheng-xing, YAO Wei. Image completion based on direction empirical mode decomposition [J]. Acta

- Electronica Sinica, 2010, 38(2):257 – 262. (in Chinese)
- [7] Wong A, J Orchard. A nonlocal-means approach to exemplar-based inpainting[A]. IEEE International Conference on Image Processing[C]. San Diego, CA, USA: IEEE Press, 2008. 2600 – 2603.
- [8] Bugeau A, Bertalmio M, Caselles V, et al. A comprehensive framework for image inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(10):2634 – 2645.
- [9] Wu J Y, Ruan Q Q, An G H. Exemplar-based image completion model employing PDE corrections[J]. Informatica, 2010, 21(2):259 – 276.
- [10] 蔡泽民, 赖剑煌. 一种基于超完备字典学习的图像去噪方法[J]. 电子学报, 2009, 37(2):347 – 350.
CAI Ze-min, LAI Jian-huang. An over-complete learned dictionary-based image de-noising method[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(2):347 – 350. (in Chinese)
- [11] 孙玉宝, 韦志辉, 等. 多形态稀疏性正则化的图像超分辨率算法[J]. 电子学报, 2010, 38(12):2898 – 2902.
- SUN Yu-bao, WEI Zhi-hui, et al. Multimorphology sparsity regularized image super-resolution[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(12):2898 – 2902. (in Chinese)
- [12] Shen B, Hu W, Zhang Y M, et al. Image inpainting via sparse representation[A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing[C]. Taipei, Taiwan: IEEE Press, 2009. 697 – 700.
- [13] Wang Y X, Zhang Y J. Image inpainting via weighted sparse non-negative matrix factorization[A]. IEEE International Conference on Image Processing [C]. Brussels, Belgium: IEEE Press, 2011. 3409 – 3412.
- [14] Xu Z B and Sun J. Image inpainting by patch propagation using patch sparsity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5):1153 – 1165.
- [15] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4):600 – 612.

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, 副教授, 主要研究方向为数字图像处理, 信息隐藏.
E-mail: hjhe@swjtu.cn