

文章编号 1004-924X(2015)04-1171-08

联合 4 方向特征的全局优化图像补全

李志丹¹, 和红杰^{1*}, 陈帆¹, 尹忠科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. 北京遥感信息研究所, 北京 100192)

摘要:为更好地保持修复后图像的结构连贯性及与邻域信息的连续一致性,提出了联合 4 方向特征的全局优化图像补全算法。该方法利用 Curvelet 变换提取图像的水平,垂直,正对角及反对角 4 个方向的特征。在构造数据项和平滑项能量时,利用 4 方向特征与颜色信息共同衡量样本块间的相似性,以此构造符合人眼视觉要求的全局能量约束方程;同时自适应确定计算数据项和平滑项能量的样本块尺寸。最后利用图割算法求取全局能量的极小值,获得修复图像。实验显示:与现有算法相比,提出算法可以获得更优的修复结果,其峰值信噪比(PSNR)平均值比现有算法至少高出 2 dB,验证了提出算法的有效性;结果也表明:提出的算法可以更好地保持图像结构的连贯性及修复区域内的连续一致性,能满足人眼视觉需求。

关键词:图像补全;目标移除;全局优化;4 方向特征

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152304.1171

Image completion with global optimization based on four-direction features

LI Zhi-dan¹, HE Hong-jie^{1*}, CHEN Fan¹, YIN Zhong-ke²

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

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

* *Corresponding author, E-mail: hjh@home.swjtu.edu.cn*

Abstract: To better maintain the structure coherence and neighborhood consistence of inpainted images, this paper proposes an image completion algorithm by using global optimization based on four-direction features. In the algorithm, the Curvelet transform was adopted to extract the features in horizontal, vertical, positive diagonal and antidiagonal directions. when the data term and smooth term energy were constructed, the four-direction features were combined with color information to measure the similarity between patches and to construct a global energy constraint equation to satisfy human eye visual requirement. Meanwhile, the sizes of patches used to compute data term and smooth term energy were adaptively determined. Finally, the graph cut algorithm was applied to calculation of the minimum value of global energy to obtain the inpainted image. The experimental results show

收稿日期:2014-12-04;**修订日期:**2015-01-22.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61461047, 61373180);2014 年西南交通大学博士研究生创新基金和中央高校基本科研业务费专项基金资助项目;四川省科技创新苗子工程资助项目(No. 2014-048)

that the proposed algorithm achieves better inpainted results. Moreover, the Peak Signal to Noise Ratio(PSNR) values of the proposed method are much larger than that of the existing methods, and the PSNR on average is higher 2 dB than that of the existing methods. The objective and subjective evaluations both show the validity of the proposed method. It concludes that the proposed algorithm has better maintained the structure coherence and neighborhood consistence, which makes the repaired images meet the human eye visual requirements.

Key words: image completion; object removal; global optimization; four-direction feature

1 引言

数字图像修复技术是由 Bertalmio 等人^[1]在 2000 年的 SIGGRAPH 会议上提出的。图像修复也被称为图像补全或者图像去遮挡,旨在根据破损区域周围的已知信息来恢复丢失区域的信息,使得恢复后的图像看起来连贯自然。因其可以应用到古文物保护,影视特技制作,目标检测^[2]等诸多方面,已引起越来越多的研究者关注。根据破损区域的大小图像修复可分为适合于小区域破损的修复算法和针对大区域破损的修复算法。适合于小区域破损的修复算法主要可以分为基于偏微分方程(Partial Differential Equation, PDE)的方法^[1]和基于稀疏的方法^[3]。基于 PDE 的方法是对破损区域建立合适的偏微分方程,根据偏微分方程来估计丢失区域内的信息并将已知信息扩散到丢失区域中;基于稀疏的方法一般是利用某些变换将破损图像变换到变换域,再利用其在变换域内的稀疏性来重构破损图像^[3-4],也有研究人员通过训练不同的基构造原子库以重构不同类型的图像^[5-6]。基于 PDE 的方法与基于稀疏的方法对于破损区域较大或富含结构纹理破损的图像,易引入平滑效应,不能很好地保持纹理信息的清晰性。

目前针对大区域破损的图像修复算法主要有基于样本块的方法。基于样本块的方法又可根据实现方法不同而进一步划分为基于匹配的方法^[7-8]和基于马尔科夫随机场(Markov Random Field, MRF)的方法^[9]。基于匹配的方法是一种贪婪策略的图像修复算法。其是在每次迭代时选择具有最大优先权值的样本块作为目标样本块,然后在已知区域寻找相似的样本块,利用单个最优样本块或多个块的加权来填充丢失信息。一旦

目标样本块被填充之后,便将其视为已知信息。故若填充过程中的某个目标样本块被错误块填充之后,这种错误填充将随着填充过程进一步传播,即发生误差累积现象,这种误差累积现象最终会导致修复结果的视觉不连续。

近几年来,有研究者从图像全局着眼,将图像修复问题转化为全局能量求极值的问题^[9]。其将图像修复的全局能量优化问题等同于离散马尔科夫随机场的能量优化问题,故可称为是基于 MRF 的方法。该方法根据马尔科夫随机场将图像中的已知信息看作是标签,将未知信息看作节点,从而将图像修复问题转化为对任意节点分配一个合适的标签的问题。而后根据将一个标签分配一个节点所消耗的代价建立全局能量约束方程。如 Pritch 等人^[9]构造数据项能量项以保持结构连贯性,同时建立平滑项能量项以保持邻域连续一致性,在此基础上构造全局能量方程,并利用图割(Graph Cuts)算法^[10]求解能量方程的极值。He 等人^[11]利用图像具有相似性这一先验特征,首先计算相似块偏移量,仅利用少数最为突出的偏移量作为标签,而后利用图割算法求解能量方程的极小值。Xue 等人^[12]在文献[11]的基础上引入 HOG 特征来更好地统计相似块的偏移量,同时自适应地选择标签的个数,以获得最优的能量极值。Le Meur^[13]等人采用不同参数的基于匹配的方法对下采样的图像进行修复,接着利用 LBP (Loop Belief Propagation)算法融合多个修复后图像得到低分辨率的修复图像,最后再利用高分辨率重建方法恢复细节信息并获得最终的恢复结果。Liu 等人^[14]利用高分辨率图像的梯度特征来估计低分辨率图像中的高频信息,并利用多分辨率求解方法来提高算法运行效率。文献[15]利用随机游走算法求解全局能量极值,并将基于 MRF 的方法应用到 3D 场景中去。上述算法在构造能

量方程时,大多采用颜色信息来度量样本块之间的差异^[11-13],也有算法为更好地度量样本块间的差异性,引入了梯度信息^[9,14],但对于纹理结构丰富区域,其仍旧不能很好地度量样本块间的差异性,修复后的图像不能很好地保持结构连贯性及与邻域信息的连续一致性。

为获得更好的图像修补结果,本文提出一种引入 4 方向特征的全局能量优化图像补全算法。首先利用 Curvelet 变换提取图像中的 4 个方向特征,即水平,垂直,正对角及反对角方向的特征;然后利用颜色信息和提取出的 4 个方向特征信息来度量构造的数据项和平滑项,以此建立能量约束方程,同时自适应确定计算数据项和平滑项能量时的样本块大小;最后用图割算法求解能量方程极值,以获得最终的图像修复结果。

2 本文算法

本文算法是在现有的基于 MRF 的样本块修复算法的基础上提出的,旨在更好地保持结构等方向信息的连贯性。下面具体介绍本文算法是如何实现的。

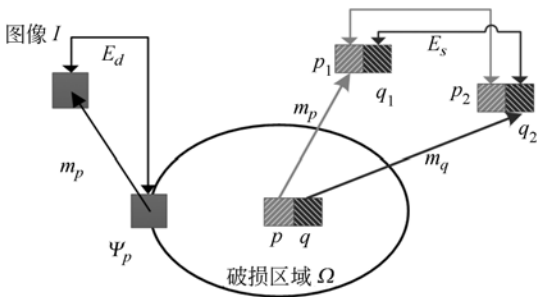


图 1 图像修复模型示意图
Fig. 1 Sketch of image inpainting model

2.1 模型建立

已知图像 I 及其破损区域 Ω , 如图 1 所示。算法的目标是利用图像已知区域 $I \setminus \Omega$ 的信息来修复破损区域 Ω , 得到一幅视觉上完整的图像。破损区域的任一像素点 p 均是由已知区域内像素点 $m(p)$ 填充的, m 为一偏移映射, 即 $m: \Omega \rightarrow Z^2$ 。这里可将图像修复问题看作是偏移映射 m 的计算问题, 即对于破损区域内的任意点 p , 如何选择合适的偏移映射 $m(p)$ 以重构破损图像, 即 I

$(p) = I(p + m(p))$ 。那么偏移映射的选择问题即是一个待优化问题。

为保持修复后图像结构信息的连贯性, 利用数据项来衡量以位于填充边缘 $\partial\Omega$ 上或其邻近的 p 点为中心的样本块 Ψ_p (即样本块 Ψ_p 中包含破损信息) 和已知区域内的样本块 $\Psi_{p+m(p)}$ 之间的相似度。则定义数据项能量函数为:

$$E_d(m) = \sum_{p \in \partial\Omega} D(\Psi_p, \Psi_{p+m(p)}), \quad (1)$$

其中

$$D(\Psi_p, \Psi_{p+m(p)}) = \frac{\sum_{q \in Q_p^*} \omega_g(p, q) d_u(q, q+m(p))^2}{\sum_{q \in Q_p^*} \omega_g(p, q)}, \quad (2)$$

其中: $d_u(\cdot, \cdot)^2$ 表示向量间的欧氏距离, 定义为:

$$d_u(q, q')^2 = \sum_{i=1}^3 (I_i(q) - I_i(q'))^2 + \sum_{j=1}^4 \mu (A_j(q) - A_j(q'))^2, \quad (3)$$

其中: A 代表利用 Curvelet 变换对图像 I 提取的 4 方向特征, 具体过程详见文献[16]; μ 为权重系数, 平衡颜色信息与方向信息所占比重大小, 在本文中设置为 2; ω_g 为一权重系数, 用于衡量像素点 q 距离中心像素点 p 的远近, 它的作用即赋予距离中心点较近的像素点以更大的权重, 具体定义为:

$$\omega_g(p, q) = e^{-k_1 |p-q|^2}, \quad (4)$$

其中: $k_1 > 0$, 实验中设置 k_1 为 0.25, 具体分析见 3.1 节。而公式(3)中的求和是仅计算两个块中相应的共同部分中已知像素点的距离, 即:

$$Q_p^* = \{q \in Q_p \cap (I \setminus \Omega) : q + m(p) \in (I \setminus \Omega)\}. \quad (5)$$

若两个块没有任何共同部分, 则 $D(\Psi_p, \Psi_{p+m(p)})$ 被设置为一较大的常数, 以此来惩罚这两个块中没有任何共同部分的区域。

平滑项旨在保持破损区域内像素的视觉连续性, 即惩罚分配的标签要与邻近像素点保持一致。假设像素 $p \in \Omega$, 利用 N_p 表示其 4 邻域(水平和垂直方向的最近的 4 个邻域)。定义平滑项能量函数 E_s 为:

$$E_s(m) = \sum_{p \in \Omega} \sum_{q \in N_p} d_u(p + m(p), p + m(q)). \quad (6)$$

从公式(6)可以看出, 平滑项 E_s 度量了点 p

与其 4 邻域点 $q (q \in N_p)$ 的差异性大小。可以看出若在点 p 的 4 邻域 N_p 内的偏移映射不变时 (即 $m(p) = m(q)$), 则公式中 $d_u(p+m(p), p+m(q))$ 的值为零。

则全局能量函数即为:

$$E(m) = E_d(m) + \lambda E_s(m), \quad (7)$$

其中 $\lambda > 0$, 为一权重系数, 以此平衡数据项和平滑项的能量, 本文中设为 0.5, 具体分析详见 3.1 节。

综上所述, 所构造的能量函数是利用数据项来保持边界连续性, 即根据边界处的已知信息使得填充信息与外部信息保持连续一致性; 同时利用平滑项来保持破损内部的连续性, 即相邻像素之间是连续一致的。图 1 形象地描述了能量函数的这两项。对于数据项来说, 它度量的是将已知区域内样本块 $\Psi_{p+m(p)}$ 复制给位于边界处的样本块 Ψ_p 的代价大小。为详细说明平滑项, 令 p 和 q 为两个相邻的像素, 如图 1 所示。如果像素点 p 和 q 的偏移向量相同, 则它们由已知区域中的两个相邻像素进行填充, 此时 $|I(p+m(p)) - I(p+m(q))|$ 的值为零。当像素点 p 和 q 的偏移向量不同时, 这个差值也可以为零。假设 p 和 q 通过偏移映射分别将 $m(p)$ 和 $m(q)$ 映射到已知区域中的点 p_1 和 q_2 。令像素点 p_2 和 q_1 分别为像素点 p_1 和 q_2 对应位置上的相邻点。那么若像素 $p_1 = p+m(p)$ 和 $p_2 = p+m(q)$ 在颜色和方向信息上相似, 同时 $q_1 = q+m(p)$ 和 $q_2 = q+m(q)$ 也相似, 即选择了最佳偏移映射 $m(p)$ 和 $m(q)$ 。这样的话便能保证相邻像素被填充之后可以保持连续性。

2.2 模型的求解

本文采用图割求解能量函数, 由于图割算法的计算复杂度与破损点个数及标签个数的乘积是成正比的, 即为 $O(N_M N_L)$, 其中 N_M 为丢失像素点个数, N_L 为标签个数。若直接利用图割算法对一幅破损图像进行求解, 即使该图像大小为 100×100 , 此时 N_L 为 10^4 , 计算复杂度也是很庞大的。为降低算法复杂度, 本文首先将图像下采样到低分辨率层, 仅利用部分邻近标签对其进行修复; 而后将其上采样到高分辨率层, 同时修剪此时的候选标签个数并进一步修正修复结果, 依次迭代得到最终的高分辨率层修复结果。具体过程

为: 假设图像大小为 $M \times N$, 先对图像进行 $L-1$ 次双倍下采样, 将图像尺寸下采样至约为 80×80 大小, 得到 L 个不同分辨率的图像。令 Π_k 表示不同分辨率层的图像, 其中 $k (k=0, \dots, L-1)$ 表示对原始图像进行下采样的次数, 而 $k=0$ 和 $k=L-1$ 分别对应最高和最低分辨率层的图像。同时根据破损区域的大小来自适应选择偏移映射的取值范围, 仅选择邻近的偏移映射作为候选标签, 进一步降低算法复杂度。若破损区域的最大直径为 d_Ω , 则偏移映射的取值范围为 $[-2d_\Omega, 2d_\Omega]$ 。设置了偏移映射的取值范围之后, 利用图割算法对上节中提出的能量函数进行求解, 得到最低分辨率层 Π_{L-1} 的修复图像。而后对高分辨率图像进行逐层的修正, 按照分辨率从低到高的顺序, 即按照 $k=L-2$ 到 $k=0$ 的顺序, 采用一致修正方法, 即将偏移映射的水平方向和垂直方向的取值范围均设为 $[-1, 1]$, 根据邻近的标签利用图割算法求解能量极小值, 以此来修正高分辨率图像并得到最终的修复结果。

2.3 适应确定样本块大小

本文算法中在计算数据项和平滑项时均是以块为单位进行计算的。数据项中的块大小用于捕捉破损边缘上的局部图像特征, 并且保持图像结构和纹理的连贯性, 其大小的设置方法遵循以下原则: 在最低分辨率层采用固定的块尺寸, 当分辨率加倍后, 其对应的块尺寸也加倍。在实际处理中, 最低分辨率的图像大小约为 80×80 , 块半径的值约为 3。因此, 已知图像大小为 $M \times N$ (大于 80×80), 则计算数据项能量的块的半径为 ω_p , 其中 $\omega_p = 3 + \lfloor \frac{3}{2} k \rfloor$, k 满足 $4^{-k} M \times N = 80 \times 80$, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。同时为了更好的保持修复区域内的连续一致性, 计算平滑项能量时所取的块尺寸应小于计算数据项能量时所取的块尺寸。本文在计算平滑项能量时, 将块的半径设置为 $\omega_p - 2$ (具体分析详见 3.1 节)。

3 性能分析及实验仿真

本文实验部分分为两个部分, 首先是分析参数取值情形对修复性能的影响; 而后从目标移除方面验证本文算法的有效性。

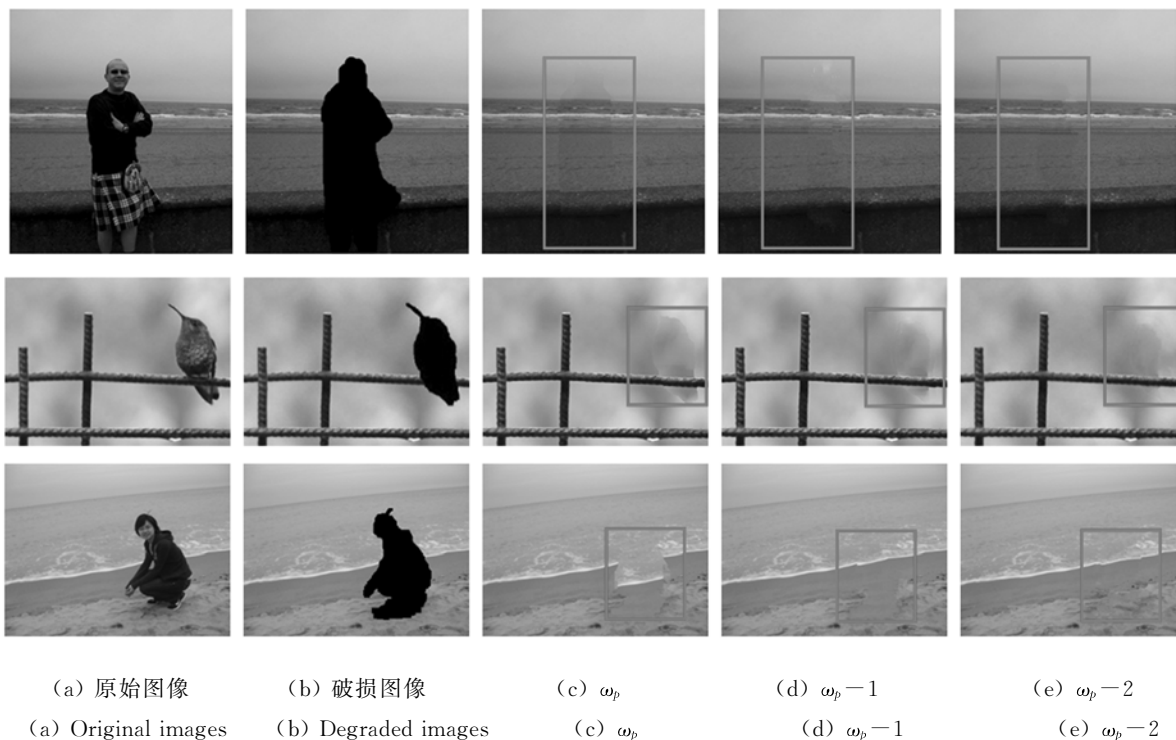


图 2 不同块大小对修复结果的影响示意图

Fig. 2 Influence of different patch sizes on inpainted results

3.1 参数测试

首先测试计算平滑项时所取块的尺寸对修复结果的影响。假设计算数据项所取块的半径为 ω_p , 将计算平滑项能量时所取块的半径分别设置为 ω_p, ω_p-1 和 ω_p-2 (因 ω_p 的最小值为 2, 故计算平滑项能量时所取块的最小半径取值为 ω_p-2), 对图 2(b) 进行修复, 得到的修复图像分别如图 2(c)~2(e) 所示。由图 2 可知, 当计算平滑项时所取块的半径为 ω_p 时, 出现了明显的接缝效应, 与邻域信息的连续一致性变差, 如图 2(c) 所示; 甚至出现了结构部分断裂的情形, 如图 2(c) 第三行所示。当半径设置为 ω_p-1 时, 接缝效应依然存在, 与邻域的连接一致性较差, 如图 2(d) 所示。而当半径取 ω_p-2 时, 可较好地保持与邻域信息的连续一致性, 基本上消除了接缝效应, 且能较好地保持结构部分的连贯性, 如图 2(e) 所示。

接着测试公式(4)中参数 k_1 以及平滑项能量权重系数 λ 的大小对修复结果的影响。选择图 3 中的 4 幅图像作为测试图像, 其对应的破损图像如图 4 所示。分别取不同的 k_1 和 λ , 并计算修复后图像的 PSNR 值, 结果分别如表 1 和表 2 所示。

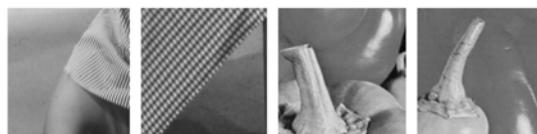


图 3 原始测试图像

Fig. 3 Original test images

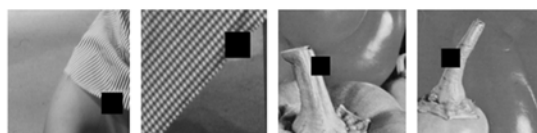


图 4 破损测试图像

Fig. 4 Degraded test images

表 1 k_1 取不同值时的性能对比 (PSNR)

Tab. 1 Performance comparison of different k_1

| k_1 | 0.1 | 0.25 | 0.5 | 0.75 | 1 |
|--------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 图 4(a) | 33.89 | 34.31 | 32.34 | 32.79 | 31.69 |
| 图 4(b) | 32.82 | 38.11 | 34.53 | 33.59 | 28.61 |
| 图 4(c) | 38.60 | 41.46 | 38.30 | 37.94 | 38.41 |
| 图 4(d) | 38.28 | 39.67 | 38.85 | 38.08 | 38.14 |

表 2 不同修复方法的性能对比 (PSNR)

Tab. 2 Performance comparison of different λ s

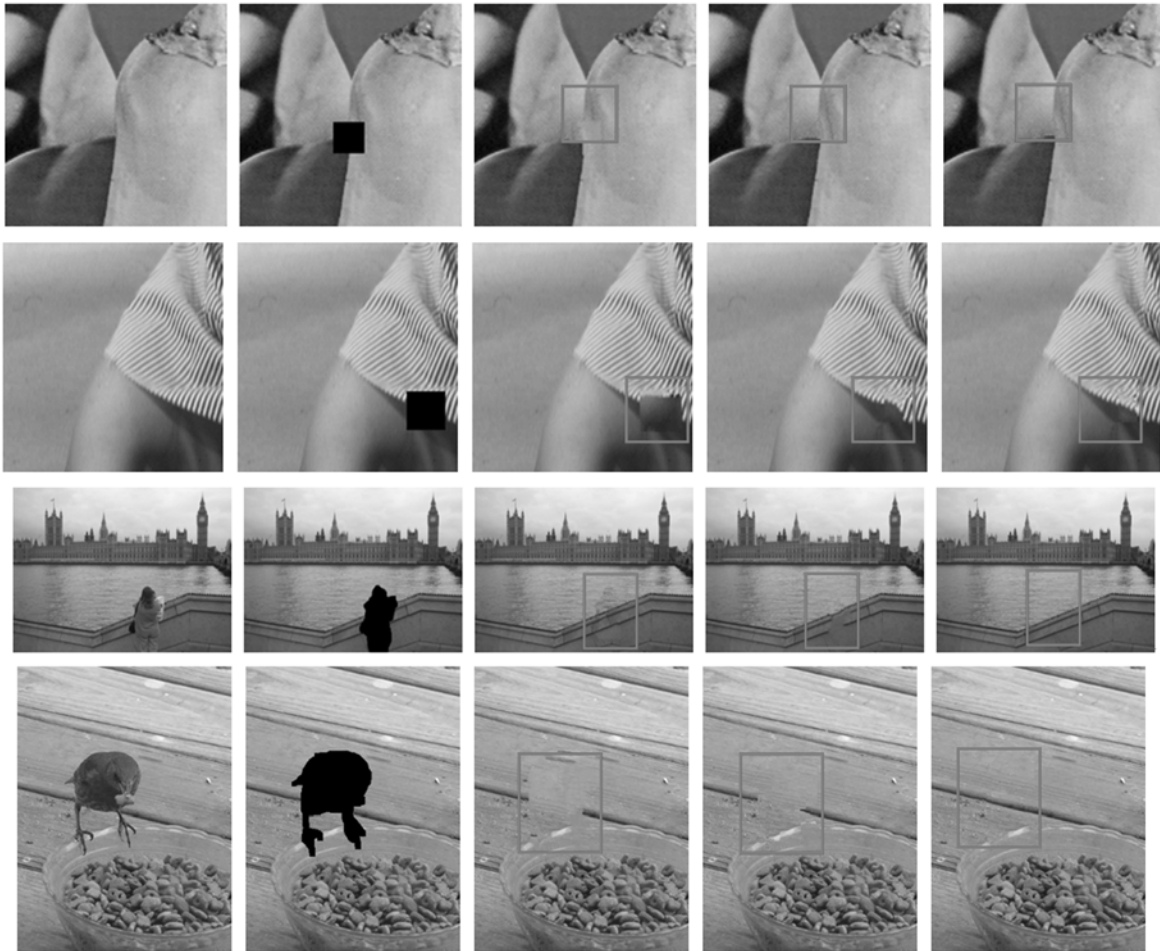
| λ | 0 | 0.25 | 0.5 | 0.75 | 1 |
|-----------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 图 4(a) | 27.04 | 33.71 | 34.31 | 33.93 | 33.88 |
| 图 4(b) | 28.66 | 34.65 | 38.11 | 33.93 | 34.27 |
| 图 4(c) | 31.46 | 38.16 | 41.46 | 37.63 | 34.64 |
| 图 4(d) | 33.99 | 38.17 | 39.67 | 38.03 | 38.83 |

由于 k_1 需大于零,故 k_1 取值范围从 0.1 开始。从表 1 中可以看出,修复后图像的 PSNR 值首先是随着 k_1 的增大而变大,而后随着 k_1 的增大而降低。在 k_1 取 0.25 时修复后图像的 PSNR 值最高,故在实验中 k_1 取 0.25。

由于人眼对结构连贯与否更为敏感,故平滑项能量的权重系数 λ 小于 1。为了更好地说明 λ 取值对修复结果的影响,分别取不同的 λ 值来测试其对修复性能的影响。从表 2 可以看出,修复后图像的 PSNR 值随着权重系数 λ 的变大而增大,当 $\lambda > 0.5$ 后又随着 λ 的继续增大而减小。在 λ 取 0.5 时,修复后图像的 PSNR 值最高,故在下面的实验中将 λ 设为 0.5。

3.2 实验分析

为了测试所提算法的有效性,选择不同的破损图像进行修补,并且与现有的先进算法^[9,14]进行对比。不同图像修复结果对比图,如图 5 所示。



(a) 原始图像 (b) 破损图像 (c) 文献[9]修复结果 (d) 文献[14]修复结果 (e) 本文算法修复结果
 (a) Original images (b) Degraded images (c) Results of reference[9] (d) Results of reference[14] (e) Results of proposed method

图 5 目标移除对比结果

Fig. 5 Comparison results of object removal

表3 不同修复方法的性能对比(PSNR)

Tab.3 Performance comparison of different methods (PSNR)

| | 文献[9] | 文献[14] | 本文算法 |
|------------|-------|--------|-------|
| 图5(a)第一行图像 | 27.49 | 30.02 | 34.31 |
| 图5(a)第二行图像 | 34.45 | 41.93 | 42.57 |

从图5(c)可以看出,文献[9]未能很好地保持结构部分的连贯性。这是由于候选标签构造不合理以及能量方程构造不合理造成的,如图5(c)第2行和第4行所示,其中存在一定的接缝效应,是由于计算平滑项和数据项能量时选择块大小一致造成的。文献[14]算法也未能很好地保持结构部分的连贯性,如修复后的结构部分出现了一定程度的弯曲,或未能很好地与周围的结构部分保持连续一致性,这是因为能量方程构造中仅考量了水平和垂直方向上的信息,以及计算数据项和平滑项能量采用相同大小的样本块尺寸造成的,如图5(d)第2~4行所示。而本文算法相对于文献[9]及文献[14]算法来说,更好地保持了结构部分的连贯性,以及与邻域信息的连续一致性,且削弱了接缝效应,分别如图5(e)所示。表3给出了图5(a)第一行和第二行修复结果的PSNR值,由于图5最后2行是目标移除的实验结果,没有原始真实图像,无法计算PSNR值,故表3中仅给出了图5前2行修复结果的PSNR值。从表3中可以看出,本文算法在客观评价指标上也远远优

参考文献:

- [1] BERTALMIO M, SAPIRO G, CASELLES V, *et al.*. Image inpainting [C]. *Proceeding of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 2000, 417-424.
- [2] 曾文静, 万磊, 张铁栋, 等. 复杂海空背景下弱小目标的快速自动检测[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(2): 403-412.
- ZENG W J, WAN L, ZHANG T D, *et al.*. Fast detection of weak targets in complex sea-sky background [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2): 403-412. (in Chinese)
- [3] 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*

于文献[9]和[14], PSNR值较文献[9]高出6 dB, 而较文献[14]也至少提高了0.6 dB。这也充分说明了本文算法引入多方向信息的有效性, 以及自适应确定计算数据项和平滑项时的块尺寸的重要性。

4 结论

本文提出了全局优化图像补全算法。该算法将利用超小波变换提取的多方向特征引入到基于全局能量优化的图像补全算法中, 以更好地度量数据项和平滑项能量, 使得构造的能量函数可以更好地符合人眼视觉要求, 修复结果看起来连贯自然。提出的算法可自适应确定不同分辨率层中计算数据项所取块的尺寸, 并根据实验验证计算平滑项能量时所取块的尺寸, 从而更好地保持修复区域内的连续一致性。最后用图割算法求解全局能量极小值, 得到最终的修复图像。实验结果表明本文算法较现有算法更好地保持了结构部分的连贯性及与邻域信息的连续一致性, 其PSNR平均值较对比算法提高了2 dB。但本文算法结果中仍存在些许接缝效应, 未来将研究如何在保持结构部分连贯性及与邻域信息连续一致性的同时, 进一步地减轻接缝效应, 以获得满足人眼视觉要求的图像修复结果。

Analysis, 2005, 19(3): 340-358.

- [4] 邓承志, 刘娟娟, 汪胜前, 等. 保留结构特征的稀疏性正则化图像修复[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(7): 1906-1913.
- DENG CH ZH, LIU J J, WANG SH Q, *et al.*. Feature retained image inpainting based on sparsity regularization [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(7): 1906-1913. (in Chinese)
- [5] 金炜, 王文龙, 符冉迪, 等. 联合块匹配与稀疏表示的卫星云图修复[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(7): 1886-1895.
- JIN W, WANG W L, FU R D, *et al.*. Satellite cloud image inpainting based on patch matching and sparse representation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(7): 1886-1895. (in Chinese)
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 李志丹, 和红杰, 尹忠科, 等. 结合颜色和梯度信息的稀疏图像修复算法[J]. *计算机研究与发展*, 2014, 51(9): 2081-2093.
LI ZH D, HE H J, YIN ZH K, *et al.*. A sparsity image inpainting algorithm combining color with gradient information [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2014, 51(9): 2081-2093. (in Chinese)
- [9] PRITCH Y, KAV-VENAKI E, PELEG S. Shift-map image editing [C]. *Proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision*, 2009: 151-158.
- [10] BOYKOV Y, VEKSLER O, ZABIH R. Fast approximate energy minimization via graph cuts [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(11): 1222-1239.
- [11] HE K M, SUN J. Statistics of patch offsets for image completion [C]. *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2012: 16-29.
- [12] XUE W, ZHANG R. Graph-based image completion using patch offsets and structure feature [C]. *Fifth International Conference on Graphic and Image Processing, International Society for Optics and Photonics*, 2014: 906906-906906-9.
- [13] LE MEUR O, EBDELLI M, GUILLEMOT C. Hierarchical super-resolution-based inpainting [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(10): 3779-3790.
- [14] LIU Y Q, CASELLES V. Exemplar-based image inpainting using multiscale graph cuts [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(5): 1699-1711.
- [15] CHOI S, HAM B, SOHN K. Space-time hole filling with random walks in view extrapolation for 3D video [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(6): 2429-2441.
- [16] 赵亮, 和红杰, 尹忠科. 基于 Curvelet 的纹理方向自适应图像值[J]. *光电子·激光*, 2012, 23(4): 798-804.
ZHAO L, HE H J, YIN ZH K. Texture direction adaptive image interpolation based on Curvelet transform [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2012, 23(4): 798-804. (in Chinese)

作者简介:



李志丹(1985—),女,河南周口人,2008年于西南交通大学获得学士学位,主要从事数字图像修复和图像处理方面的研究。E-mail: dan.807@163.com



和红杰(1971—),女,河南平顶山人,博士,教授,1994年于河南师范大学获得学士学位,2009年于西南交通大学获得博士学位,主要从事数字图像处理,信息隐藏方面的研究。E-mail: hjhe@home.swjtu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)