

动态尺度块匹配约束下的链式优化图像修复研究

许 刚, 马 爽

(华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘 要: 针对由块间像素值突变引起的修复质量下降问题, 提出一种基于动态尺度块匹配的链式优化图像修复算法. 该方法依据先验信息与结构特征确定当前修复层所有图像块的候选匹配块数量; 构建多尺度块匹配搜索模型, 以二次搜索定位目标候选块, 形成图像修复可行解空间. 在候选块集合约束下, 建立基于块间关联匹配特性的链式优化修复模型, 并采用动态规划法求解当前修复层的最优匹配块集合, 实现对图像的由外向内修复. 实验结果表明, 算法对多种自然图像的修复达到了令人满意的效果.

关键词: 图像修复; 块关联性; 动态尺度; 链式优化

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)03-0529-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.03.018

Image Completion Using Dynamic-Scale Patch Matching and Layer-Wise Chain Optimization

XU Gang, MA Shuang

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: In order to reduce visually inconsistent results caused by sudden change of pixel values between patches, a novel image completion method based on dynamic-scale patch matching and layer-wise optimization was proposed. During patch searching, the number of candidate patches for the current layer was calculated through the analysis of prior knowledge and structure features; meanwhile, a multi-scale patch searching model was given to obtain the best candidate patches. Those patches constituted the feasible solution space for image completion. With the intrinsic characteristics and relevance of adjacent patches taken into consideration, image completion was abstracted as a chain optimization problem. The layer-wise chain optimization model was established and solved through dynamic programming. The optimal patches for the current layer were obtained and the image was repaired from the outside to the inside layer by layer. Experimental results demonstrate both the effectiveness and efficiency of the proposed algorithm for various natural images.

Key words: image completion; patch association; dynamic scale; chain optimization

1 引言

数字图像修复技术是指对于包含信息缺失的不完整图像, 如: 人为移走图像上的感兴趣目标而留下来的空白区域等, 通过利用图像中的已知信息填补缺损区域, 使修复后的图像满足视觉合理性并且不包含明显的缺陷. 近年来, 图像修复在文物保护、图像和视频特效制作等领域发挥了重要的作用.

基于块填充的修复方法对图像中大物体的去除取得了显著的效果. Criminisi 等^[1]提出的基于样本的图像修复算法融合了纹理合成和结构传输的优势, 按照考虑等照度线的优先权进行逐块图像修复; 在此基础上, Wu

等^[2]结合图像中的直线和曲线特征, 提出基于样本和结构信息的修复算法, 有效保持了图像结构部分的连贯性. 但是, 这些算法受到块填充顺序和匹配准则的直接影响^[3], 容易在目标区域产生误匹配与误差累积, 从而导致修复图像中出现块效应和明显接缝. Komodakis 等^[4]将图像修复抽象为最优化的数学问题, 通过置信度传播方法使修复图像达到全局最优; 在参考能量优化纹理合成^[5]的基础上, Chen 等^[6]建立类似的图像修复能量函数, 并以最大化数学期望的方法寻求极小值, 然而, 算法的高复杂度极大的限制了其应用. 为提高计算效率, Barnes 等^[7]提出一种快速的 PatchMatch 块搜索方法, Photoshop 将文献^[7]与文献^[8]相结合, 开发了目标区域

的内容识别填充(Content-aware fill)技术,自动地从图像各处寻找合适的小块填充目标区域.基于对图像自身特征的分析,Pritch等^[9]通过重新排列块中的像素位置实现图像修复;He等^[10]依据图像已知区域的主要偏移量修复目标,对部分包含线性结构及纹理的图像取得了良好的修复效果.Zhang等^[11]引入经验模型分解,通过将受损图像分解为多级子图像并分别修复,保证了简单线条结构的修复质量.

影响图像修复的关键在于如何为目标区域设置合适的匹配块搜索策略和填充方式.本文从受损图像的内部特征以及图像块之间的关联特性展开研究,提出一种基于动态尺度块匹配与逐层链式优化的图像修复算法(Image Completion method based on Dynamic-scale patch matching and Layer-wise chain optimization, DLIC),通过建立两阶段动态匹配块搜索模型,自适应地获取待修复块的候选匹配块集合;并依据相邻块之间的相似性建立链式优化修复模型,在兼顾效率与质量的前提下实现图像的逐层优化修复.

2 图像动态尺度块匹配搜索策略

如图1所示,对于图像 $I \in R^{M \times N}$,设源区域为 C ,目标区域为 T , $X(p)$ 为以 p 为中心的图像块.记存在像素点落在 T 内的 $X(p)$ 的集合为 Φ_T ,其他 $X(p)$ 的集合为 Φ_C , C 与 T 的边界曲线为 δ_T ,以 δ_T 上的点为中心的图像块集合为 P_T , $P_T \subset \Phi_T$, P_T 与 T 的交集为当前修复层 L_i ($i=1,2,3,\dots,m$).

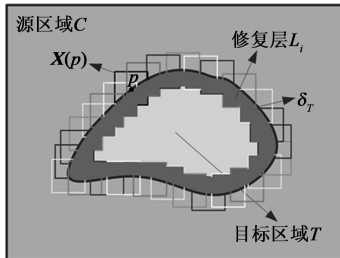


图1 图像修复标记示意图

块填充修复的首要步骤是搜索目标区域的匹配块,在Criminisi's算法中,以SSD(Sum of Squared Difference)作为块间相似性度量函数, $\forall X(p) \in \Phi_T$,根据固定尺度在 C 中寻找与其最相似的图像块,搜索模型为:

$$\hat{X} = \arg \min_{X \in \Phi_C} \text{SSD}(X(p), X) \quad (1)$$

通过在源区域全局搜索,找到与目标块像素平方误差和最小的源块填充至目标区域,直至图像修复完成^[2].在确定源块 \hat{X} 的过程中,单一候选块虽然保证了当前匹配块的最优性,但容易造成误差传播;此外,逐小块搜索增加了算法的复杂度.Zontak等^[12]对图像内在特性的研究表明,任意图像块的高相似性块往往分布在

图像的一定区域内.因此,本文采取为当前层 L_i 的每一个待修复块 $X(p)$ 搜索 NN_p 个候选匹配块的策略,构成图像修复问题的解空间.以图像内部特征为引导,提出一种两阶段动态尺度匹配块搜索模型为:

$$\hat{X}_i = \arg \min_{X_i \subset X_{i-1}} \text{SSD}(X_i, X_i(p)) \quad (2)$$

其中, $i=1,2$, $X_i \subset X_{i-1}$ 表示图像块 X_i 中的所有像素点包含于 X_{i-1} 中.搜索开始时, X_0 代表整个源区域 C ,求得 X_1 和 X_2 分别表示大尺度初始匹配块和小尺度精匹配块.

算法描述如图2所示,对于 P_T 中的图像块,在初始阶段以大尺度窗口 $W_1 \times W_1$ 在 C 中快速定位 $X_1(p)$ 的最优匹配块 X_1 (如图2(a));其次,减小 $X(p)$ 至尺寸 $W_2 \times W_2$,根据式(2)在 X_1 中不断搜索 $X_2(p)$ 的前 NN_p 个最优匹配块,构成 $X(p)$ 的候选块集合 Φ_{NN_p} (如图2(b)).图像的局部自相似性使得能够在给定的大尺度图像块范围内找到近似最优的小尺度图像块集合.在式(2)中,对于给定的图像块 $X(p)$ 只在源区域搜索1次,需要匹配的图像块数为 $|\Phi_C|_{w_i}$,即,源区域 C 中所包含的尺寸为 $W_1 \times W_1$ 的图像块个数.动态尺度块搜索阶段涉及到的主要参数是 NN_p 和块尺度 W_1, W_2 ,本文结合图像中待修复块的不同特征确定适合每个块的参数值.

2.1 确定候选匹配块数量

匹配块数量 NN_p 主要取决于两个因素: $X(p)$ 中的已知信息和结构信息.已知信息与修复效果基本成正比相关,但对含有较多结构信息的图像块,候选匹配块越多,越容易出现结构不连贯等现象. $\forall X(p) \in \Phi_T$,定义已知信息 $C(p)$ 和结构信息 $S(p)$ 为:

$$C(p) = \frac{\|X_i(p) - a\mathbf{A}\|_0}{W_2 \times W_2} \quad (3)$$

$$S(p) = \frac{\sum g(X_{\text{grad}}(p))}{W_2 \times W_2} \quad (4)$$

其中, a 为标识目标区域的常数, \mathbf{A} 为与 $X_i(p)$ 同尺寸的全1矩阵, $X_i(p)$ 为原始图像 I 中的图像块, $X_{\text{grad}}(p)$ 为结构特征图 $\text{grad}(x, y)$ 中的对应块, $g(X)$ 是将 X 中的非零元置为1的函数; $\|X_i(p) - a\mathbf{A}\|_0$ 表示 $X(p)$ 中包含属于 C 的像素数量, $\sum g(X_{\text{grad}}(p))$ 为 $X_{\text{grad}}(p)$ 与 C 的交集区域的结构特征之和.我们根据图像的相位谱逆变换求得结构特征图 $\text{grad}(x, y)$:

$$\text{grad}(x, y) = I_T(x, y) \cdot \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \eta \cdot e^{j2\pi \cdot (ux/M + vy/N)} \quad (5)$$

其中, η 为幅度谱常数,文中取 $\eta=30$; I_T 为与 I 同尺寸的二值图像,其区域 T 为1、区域 C 为0.由于图像的相位谱决定每种频率分量在图像中的位置,对应时域中

的边缘与结构信息,通过将幅度谱置为常数,由相位谱的逆变换即可获取完整的结构信息。

结合 $C(p)$ 和 $S(p)$, 确定待修复块 $X(p)$ 的候选匹配块数量 NN_p 为:

$$NN_p = \left\lfloor \frac{\omega_1 \cdot (1 - C(p)) + \omega_2 \cdot S(p)}{2} \cdot NN_{\max} \right\rfloor \quad (6)$$

其中, ω_1, ω_2 为权值, NN_{\max} 为预设的最大匹配块数。“分块而治”的策略为目标块设置不同匹配块数量,避免相

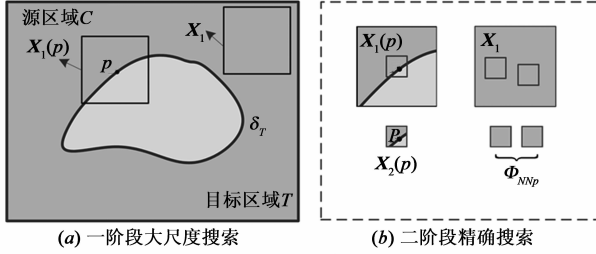


图2 匹配块动态尺度搜索过程图

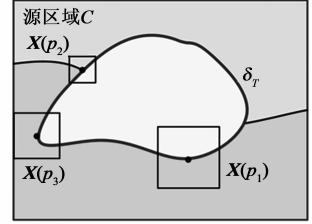


图3 图像块不同初始搜索尺度示例

以图 3 所示的“分片常数”图像为例,相比于平滑区域(如块 $X(p_1)$),边缘等结构特征在自然图像中所占比例甚小(如块 $X(p_2)$),导致 C 中只有沿着边缘曲线的少数块具备高相似度, W_1 过大不利于找到最佳匹配块;同时,若 $\text{Area}(T)$ 和 W_1 同时较大,将可能出现误匹配现象.此外,如 $X(p_3)$ 所示,在靠近图像边界处 W_1 还受到 $\text{Area}(I)$ 的限制.据此,定义 $X(p)$ 的一次尺度 $W_1(p)$ 为:

$$W_1(p) = \min(W_{\max}(p), W(p)) \quad (7)$$

其中, $W_{\max}(p)$ 表示 $X(p)$ 处可获取的最大尺度, $W(p)$ 为由 $X(p)$ 内部结构和目标区域面积确定的窗口尺度:

$$W(p) = \lambda \cdot \left(1 - \frac{\text{Area}(T)}{\text{Area}(I)}\right) (1 - S(p)) \cdot \min(M, N) \quad (8)$$

其中, λ 为调节因子.由于同时考虑了区域 T 所占比例及待修复块的特征,式(7)自动为修复块 $X(p)$ 设置合适的搜索尺度 $W_1(p)$.

3 考虑块关联性的逐层链式优化图像修复

3.1 链式优化图像修复模型

如图 4 所示,以深色块表示 δ_T 的像素点,白色块表示 C ,浅色块为 T 内的其他像素点,实线框为以箭头所指的像素点为中心的待修复块.在修复过程中,为保证相邻修复块之间包含重叠区域,沿 δ_T 每隔约 $\frac{W_2}{2}$ 、以 $W_2 \times W_2$ 的窗口离散采样,得到块集合 P_{T1} 作为当前层 L_i 的待修复块, $P_{T1} \subset P_T$.

图 4 中阴影区域为相邻块 $X(p)$ 与 $X(p-1)$ 间的重叠区域,设 P_{T1} 中的 $X(p)$ 与其相邻块 $X(p-1)$ 、 $X(p+1)$ 构成的集合为 ϵ_p , 本文将逐层优化的图像修复问

题描述为:对于 L_i 层的任一待修复块 $X(p)$,从候选块集合 Φ_{NNp} 中寻找最优匹配块 X ,使得 L_i 层的所有匹配块与待修复块之间、以及匹配块与其邻接待修复块在重叠区域的相似度最高.通过加入相邻块在重叠区域的约束,建立图像逐层修复模型为:

2.2 计算初始块尺度

考虑到图像块内部特征差异,本文采取一次尺度 W_1 随图像块自适应变化、二次尺度 W_2 固定的模式构建候选匹配块集合. $X(p)$ 的一次尺度 $W_1(p)$ 同时受到块内结构信息 $S(p)$ 、 T 区域面积 $\text{Area}(T)$ 和图像面积 $\text{Area}(I)$ 的约束。

题描述为:对于 L_i 层的任一待修复块 $X(p)$,从候选块集合 Φ_{NNp} 中寻找最优匹配块 X ,使得 L_i 层的所有匹配块与待修复块之间、以及匹配块与其邻接待修复块在重叠区域的相似度最高.通过加入相邻块在重叠区域的约束,建立图像逐层修复模型为:

$$\hat{X} = \arg \min_{X \in \Phi_{NNp}, X(r) \in \epsilon_p} \mu \cdot \text{SSD}(X(p), X) + (1 - \mu) \cdot \text{SSD}(X, X(r)) \quad (9)$$

其中,等式右边第一项描述候选匹配块与当前待修复块 $X(p)$ 的相似性,第二项用于约束相邻修复块之间重叠区域的匹配程度, μ 为 $[0, 1]$ 内的常数,一般取 $\mu = 0.5$. $\forall X(p) \in P_{T1}$, 以式(9)在集合 Φ_{NNp} 构成的解空间中,寻找使得 L_i 层整体最优的匹配块,完成图像逐层修复.

为求解式(9)所示的“环状”优化问题,通过选择合适的开环点将其转化为一个链式的多阶段决策问题.设集合 P_{T1} 中包含 n 个元素,以其中具有最少候选匹配块的两个相邻块分别作为修复起点 s 和终点 t ,即,图 5 中的 $X(1)$ 和 $X(n)$,沿 δ_T 顺时针(逆时针)方向将闭合边界曲线 δ_T “拉伸”成一条无回路直线,其中,虚线框表示待修复块,相同颜色的实线框表示其候选匹配块,为了便于显示,图 5 中只展示了部分待修复块的匹配块.

对于每个待修复块 $X(p)$,记其 NN_p 个候选匹配块分别为 $X_{p_i}(p)$, $i = 1, 2, \dots, NN_p$. 通过将闭合边界曲线解环为无回路的图像块链,搜索当前组合优化问题的最优解.若将 $X(p)$ 中某一匹配块 $X_{p_i}(p)$ 与其邻接块 $X(p+1)$ 的匹配块 $X_{p_j}(p+1)$ 之间的相似度描述为一个“距离” D :

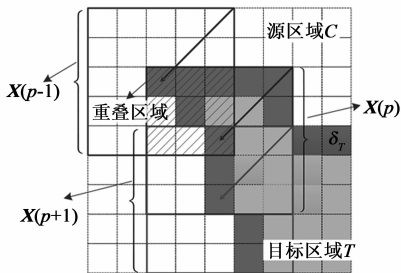


图4 相邻修复块重叠区域示意图

$$D(X_{P_i}(p), X_{P_j}(p+1)) = \mu \cdot \text{SSD}(X_{P_i}(p), X(p)) + (1 - \mu) \cdot \text{SS}(X_{P_i}(p), X_{P_j}(p+1)) \quad (10)$$

则式(9)转化为一个最短路径问题,即,对于给定的可行解集合,寻找沿 δ_T 的所有待修复块的唯一匹配块,使得起点和终点间的距离最短.由 D 的定义,模型中不存在 $D < 0$ 或回路;此外,根据图像的有界性,其内部的缺损区域边界总是闭合的,保证了起点到终点之间始终是可达的,因此,沿 δ_T 的图像块间最短路径总是存在的.

3.2 模型求解

动态规划以分治和寻优的原则将多阶段过程转化为一组单阶段问题,实现对决策过程的高效逐个求解.本文采用动态规划求解图5所示的链式优化模型,构造其逆序推导动态规划求解方程为:

$$\begin{cases} f_p(X(p)) = \min_{X_{P_i}(p) \in \Phi_{X_p}} \{ D(X_{P_i}(p), X_{P_j}(p+1)) + f_{p+1}(X(p+1)) \} \\ \text{s.t. } f_{n+1}(X(n+1)) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

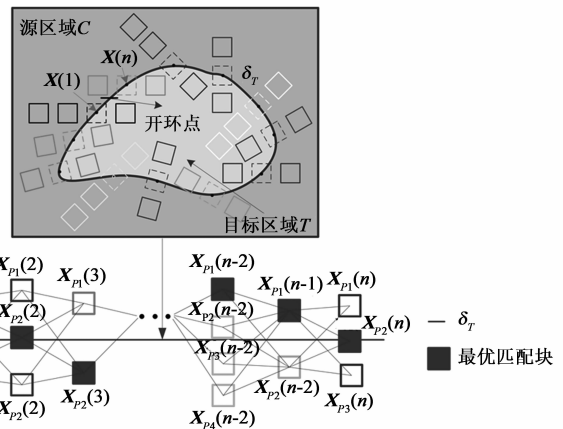


图5 链式优化图像修复模型示意图

其中, $f_p(X(p))$ 表示当图像块为 $X(p)$ 时,由 p 点到终点 t 的链路上所有最优匹配图像块间的距离之和.

模型求解时,从边界条件开始按照由 t 到 s 的逆过程进行方向逐段递推寻优,直到求得 δ_T 上每一个图像块 $X(p)$ 的最优匹配块(图5中的实心块).通过把复杂问题分解成类似的小问题并获取每一个小问题的最优解,再利用局部最优解推导全局最优解,避免寻优过程中的大量重复计算.相比于贪婪式或全局优化算法,本文建立修复模型根据块相似性和块间关联性由外到内逐层推进,有效地保证了修复效果与效率.

4 算法流程

如图6所示,基于动态尺度块匹配与链式优化的图像修复算法的主要步骤为:

Step 1 确定 T 的最外层待修复图像块集合 P_n^i 以及 C 内的图像块集合 Φ_C , 依照以下步骤实施,直至第 L_i 层修复完毕 $P_n^i = \emptyset$:

(1) 根据式(6)确定 P_n^i 中每个图像块 $X(p)$ 的候选匹配块数量 NN_p .

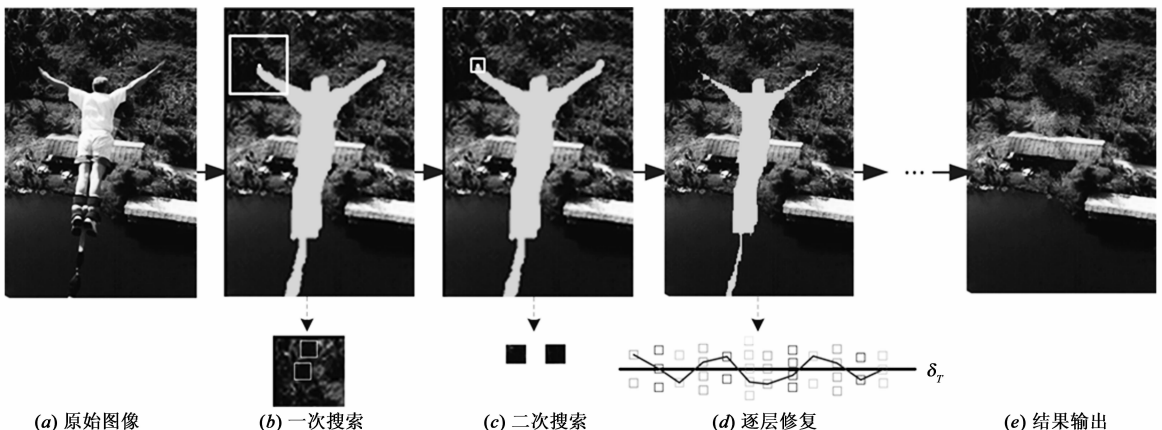


图6 链式优化图像修复实施步骤

(2)由式(7)计算 $P_{T_i}^i$ 中每个图像块 $X(p)$ 的初始搜索尺度 $W_1(p)$.

(3)根据式(2)寻找 $X(p)$ 的 NN_p 个候选匹配块.

(4)确定当前层修复起始点 s 和终点 t .

(5)根据式(9)和式(11)得到集合 $P_{T_i}^i$ 中每个图像块 $X(p)$ 的最优匹配块,形成当前层的最优匹配块集合 Φ_{L_i} .

(6)更新已修复区域 $L_i \leftarrow \Phi_{L_i} \cap T$ 并记录像素值信息 $\Phi_{L_i} \cap T$ 到修复图像的对应区域 $L_i \cap T$ 中,更新源区

域 $C \leftarrow C + L_i$,更新目标区域 $T \leftarrow T - L_i$.

Step 2 更新图像块层数 $i \leftarrow i + 1$,返回 Step 1.

5 实验分析

本文所有实验均使用配置 Intel(R) Core(TM) i5-M540@2.53GHz 处理器、4GB 内存的 PC,在 Matlab 2010b 环境下完成,参数 $NN_{\max} = 5$ 、 $W_2 = 7$. 鉴于目前尚缺乏公认有效的图像修复质量评价标准,依据主观感受分析实验结果.



图7 与单一尺度搜索修复的结果对比

为验证动态块匹配搜索策略的有效性,在搜索阶分别采用单一尺度块 $W = 7$ 的全局搜索和动态尺度块搜索法,对图 7(a)中的区域进行修复.修复结果图 7(b)和图 7(c)并无明显差异且均取得了良好的修复质量,表明提出的二次搜索方式能够获取理想的匹配块;此外,动态尺度搜索方式能以更快的速度定位到候选匹配块,具有较高的效率.



图9 与全局优化算法修复结果对比

明显减少了图像修复中出现的接缝及结构不连贯现象;较之 Priority-BP 算法,DLIC 以一种介于贪婪修复与全局优化之间的逐层优化修复方式,对图 9 中马匹背部的线性结构具有更好的局部修复能力.此外,DLIC 对自然图像中纹理的修复也取得了很好的视觉评测效果.

记图 8、图 9 的图像自上至下分别为 Fence、People、Horse 和 Cattle,表 1 重点分析了 DLIC 算法与 Criminisi's 算法和 Priority-BP 的计算效率.相比之下,DLIC 的计算复杂度基本介于 Criminisi's 与 Priority-BP 之间,但明显优于 Priority-BP.由于 DLIC 算法采用的是逐层推进的修复方式,其修复时间不仅与区域 T 的比例有关,同时受到区域 T 形状的影响,如: Horse 图像更“细长”的缺损区域修复时间明显小于 Bridge 图像,原因在于其只需 2 层修复.

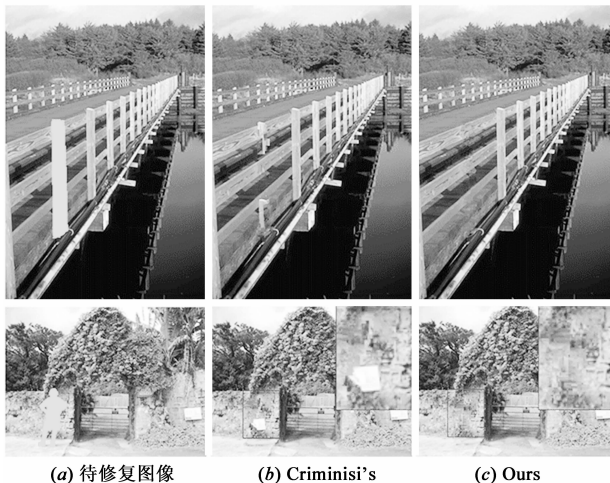


图8 与贪婪式修复结果对比

图 8 和图 9 分别给出了 DLIC 算法与 Criminisi's 方法^[1]和 Priority-BP 算法^[4]的实验结果对比.尤其是对图 8 第一行包含强结构特征的栅栏图像,相比于逐块填充修复,DLIC 方法通过约束相邻候选块之间的匹配程度,

表 1 算法运行时间对比

图像	图像尺寸	目标区域百分比	算法时间(s)		
			Criminisi's	Priority-BP	Ours
Fence	225 × 300	4.09%	17.1		37.2
People	225 × 300	2.83%	14.4		15.1
Horse	200 × 200	12.4%		527	30.6
Cattle	200 × 200	19.5%		794	42.7

为进一步分析算法性能,以图 6(a)中的 Bungee 图像为例,分别给出了 DLIC 算法与 Adobe Photoshop CS5

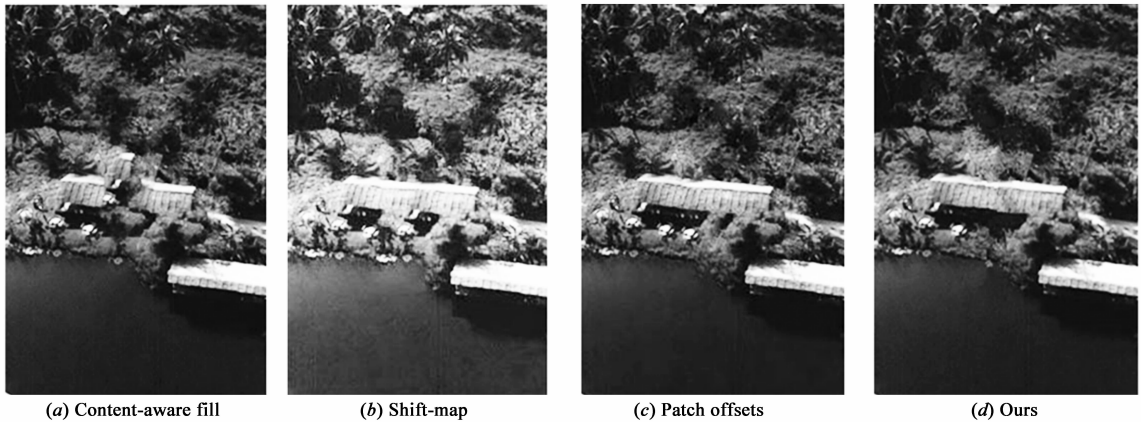


图 10 与其他主流算法的修复结果对比

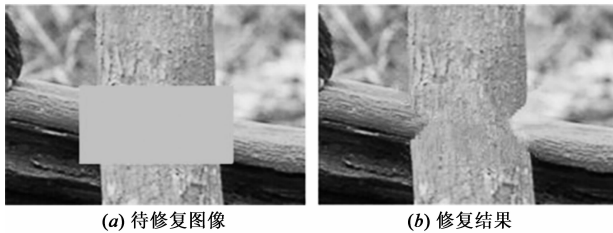


图 11 本文算法失败例子

6 结论

本文提出了一种新的图像修复方法,以沿目标区域边界的图像块作为当前修复层,将图像修复视为逐层的优化问题.在匹配块搜索阶段,根据自然图像内在特征采用由大到小的块尺度匹配搜索策略.所提出的逐层优化修复模型通过同时考虑匹配块与当前修复区域及其相邻块的相似度,有效融合了全局优化与贪婪式修复的优势.对不同类型图像、不同算法的对比分析结果表明,DLIC 算法对自然图像中的大面积缺损修复达到了令人满意的效果.下一步将重点考虑图像修复的定量评价方法研究,为修复效果分析提供依据.

参考文献

[1] Criminisi A, Pérez P, Toyama K. Region filling and object re-

中的 Content-aware fill^[7,8]、Shift-map^[9]、He 等人的 Patch offsets^[10]等算法的对比结果,如图 10 所示.与当前主流算法相比,DLIC 算法在线性结构修复、纹理填充等方面都取得了令人满意的效果.当然,本文算法同样存在修复失败的例子,如图 11 所示.这是因为图像中包含有深度的物体遮挡关系,虽然人眼很容易判别图中的树枝结构,但对计算机而言却由于缺乏有效的边缘信息导致出现信息的误传播,相信随着视觉信息认知理论的发展我们能够实现对更多复杂自然图像的合理修复.

moval by exemplar-based image inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1200 – 1212.

- [2] 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)
- [3] 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)
- [4] Komodakis N, Tziritis G. Image completion using efficient belief propagation via priority scheduling and dynamic pruning [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(11): 2649 – 2661.
- [5] Kwatra V, Essa I, Bobick A, et al. Texture optimization for example-based synthesis [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 795 – 802.
- [6] 陈中贵,刘利刚,王国瑾.基于全局优化的图像块填充修复方法[J].计算机研究与发展,2009,46(1):144 – 150.
Chen Zhonggui, Liu Ligang, Wang Guojin. Exemplar-based image completion using global optimization [J]. Journal of Computer Research and Development, 2009, 46(1): 144 – 150. (in

Chinese)

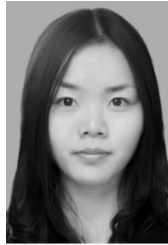
- [7] Barnes C, Shechtman E, Finkelstein A, et al. PatchMatch: A randomized correspondence algorithm for structural image editing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(3): 24.
- [8] Wexler Y, Shechtman E, Irani M. Space-time completion of video[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(3): 463 – 476.
- [9] Pritch Y, Kav-Venaki E, Peleg S. Shift-map image editing[A]. *Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)* [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009. 151 – 158.
- [10] He K, Sun J. Statistics of patch offsets for image completion [A]. *Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision (ECCV)* [C]. Berlin Heidelberg: Springer, 2012. 16 – 29.
- [11] 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 Zhengxing, Yao Wei. Image completion based on direction empirical mode decomposition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(2): 257 – 262. (in Chinese)
- [12] Zontak M, Irani M. Internal statistics of a single natural image [A]. *Proceedings of 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011. 977 – 984.

作者简介



许 刚 男, 1963 年出生于湖北武汉, 华北电力大学教授、博士生导师, 研究方向为计算机图形学、图像处理、智能信息处理等。

E-mail: xugang@ncepu.edu.cn



马 爽(通信作者) 女, 1988 年出生于河南南阳, 博士研究生, 主要研究方向为图像处理、智能信息处理与融合。

E-mail: lanxi1279@126.com