

结构信息增强的图像修复算法

薛玮玮^{①②} 张荣^{①②} 张博栋^{①②}

^①(中国科学技术大学电子工程与信息科学系 合肥 230027)

^②(中国科学院电磁空间信息重点实验室 合肥 230027)

摘要: 图像修复是指利用图像中的已知像素信息来修复缺损图像区域的技术。现有算法对于具有复杂结构信息的图像不能很好地应对, 同时对于大区域图像修复很难满足实时性要求。本文提出了一种结构信息增强的修复算法, 通过结合结构描述算子和简单用户交互, 可以加强人眼较为敏感的结构信息在修复过程中的重要性。同时, 对于图像块偏移的稀疏特性的利用可以在保证修复效果的基础上大大提高算法效率, 而后将图像修复问题转化成图分割能量优化问题, 得到了全局优化的更加符合结构一致性和纹理连续性的修复结果。通过在大量自然图像上的实验表明本文方法能够快速解决不同类型的图像修复问题, 具备实时性和鲁棒性。

关键词: 图像修复; 结构信息; 图分割; 统计特性; 用户交互

中图分类号: TN911.73

Image Completion by Enhancing Structure Information

Xue Weiwei^{①②} Zhang Rong^{①②} Zhang Bodong^{①②}

^①(Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

^②(Key Laboratory of Electromagnetic Space Information, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230027, China)

Abstract: Image completion is the technology solving the problem of filling missing regions in a visually plausible way with consistent textures and continuous structures. Completion of complicated structures and low-efficiency for large completion regions are two main challenges for researchers. In this paper we proposed an algorithm which enhanced structure components by combining structure feature and simple user interaction. Meanwhile, we take advantage of sparsely distributed patch offsets and their representativeness for the main structures, which can be used to accelerate the algorithm without sacrificing completion quality. After formulating image completion problem to graph-cut optimization problem, we yield better results than the state-of-art methods. Experiments on a wide variety of images including challenging cases show the robustness and effectiveness of our method.

Key words: Image completion; structure feature; energy optimization; patch offset; user interaction.

1 引言

图像修复是指利用本图像或者其他图像中的已知信息对缺损区域进行修补的技术, 该技术的典型应用是岁月侵蚀导致的画作表面的修补和自然图像中干扰物体的去除。近年来图像修复领域吸引了越来越多的研究人员的注意, 因而产生了多种多样的图像修复算法。这些算法的理想目的都是想要产生一个视觉上没有瑕疵, 同时能够保持结构连续性和纹理一致性的结果。

修复算法大体上可以分为两类。第一类方法称为基于偏微分方程的修复算法[1, 2], 最早是 Bertalmio 等人[1]模拟艺术家进行古文物修复所提出的方法, 这种方法基于缺损区域边缘颜色平滑和结构连续的假设, 将边缘上的已知像素信息逐渐传递到未知区域中, 这种方法对于小尺度缺损区域如划痕, 噪点等效果较好, 但是对于大面积的缺失区域会产生模糊效应, 极大影响修复效果。第二类方法称为基于纹理块合成的修复算法, 该方法将图像分成若干个纹理块, 通过从已知区域拷贝像素块到未知区域完成修复。根据块匹配策略的不同这类方法又可以分为基于贪心匹配[3-8]和基于图优化[9-12]两种。Criminisi 等人[3]提出了一种考虑结构重要性的算法, 使得具有复杂结构线的图像区域被优先修复。这种方法简单且相当有效, 可以应付大面积缺损区域的修复。但是, 这个算法由于贪心算法自身的局限性, 不能做到全局最优且存在误差累积问题, 在面对相对复杂的结构信息时往往无法准确修复。图优化方法的代表是 Komodakis 等人[11]的算法, 其核心是将图像块看作图结构中的节点, 利用马尔科夫随机场理论 (MRFs) 将图像修复问题转化成能量优化

问题[13]。这种方法能找到全局优化解，但是由于可能的样本块数量巨大，导致算法复杂度较高，不能满足实时交互性需求，这阻碍了图像修复算法的实用性。

最近，He 等人[14]利用大量实验证明了自然图像的块偏移具有稀疏特性并且少量的块偏移就可以反映出图像的整体结构。利用这个特性同时结合基于图优化的修复算法，可以将图像修复的效率提升到交互级，并且对于不同类型的图像都能取得较好的修复效果。

从上述的相关研究中我们可以总结出，对于一个优秀的图像修复算法必须具备以下三个特性：

- 1) 复杂的结构线必须能得到较好的修复，因为人眼对于结构线上的不连续较为敏感。
- 2) 算法必须要能够高效运行，使得用户可以在不断尝试中得到他们认为比较满意的修复结果。
- 3) 额外简单交互输入的必要性。交互输入可以提供自动算法不能获得的额外信息，当然，交互要简单，不至于给使用者带来负担。

针对现有算法的各种缺陷，并且受文献[14]的启发，本文提出了一种结构信息增强的图像修复算法，通过在块匹配过程中加入结构描述算子，从而增强结构部分在纹理块匹配中的重要性。另一方面，将用户交互转化为额外的补充信息，提供了自动算法较难提取出的特征。最后结合 Graph-Cut 能量优化算法可以得到全局优化的修复结果。与传统算法比，本文算法能很好的满足上面提及的三个特性：

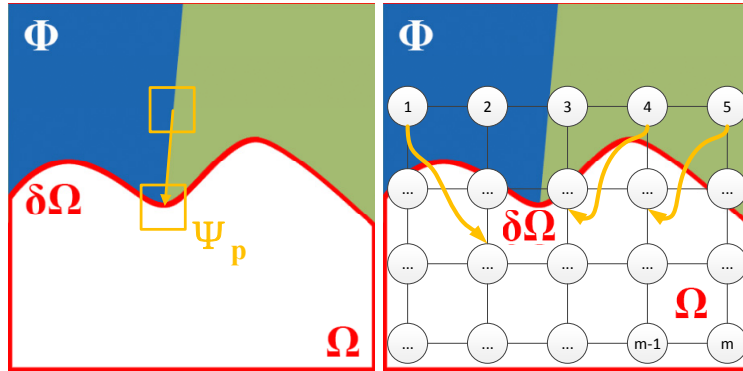
- 1) 块偏移的稀疏特性能够反映出结构信息，同时结构描述算子的加入可以很好的满足复杂结构的修复任务。
- 2) 利用块偏移稀疏性能够在保证修复效果的基础上减少需要匹配的块数量，Graph-Cut 算法也能保证修复算法的高效运行。
- 3) 用户的简单交互输入给自动算法提供了额外且关键的信息，从而提升了修复效果。

2 基本概念和问题建模

基本的图像修复问题可以描述如下：给定一幅带有缺损区域 Ω 的输入图像 I ，其已知区域标记为 Φ ，边界线标记为 $\delta\Omega$ ，则有 $I = \Omega + \Phi$ 。基于纹理块合成的算法其本质上是将在 Φ 中的信息复制到 Ω 中。假定有 $\Psi_p \in \Omega$ ，需要在 Φ 中找到与其最相似的块 Ψ_q ，基本准则如下：

$$\Psi_q = \arg \min_{\Psi_q \in \Phi} d(\Psi_q, \Psi_p) \quad (1)$$

其中， $d(\cdot, \cdot)$ 代表两个块中已知信息的距离。



(a) 基于贪心匹配的算法[3-8]

(b) 基于图优化的算法[9-12]

图 1 两种类型的基于纹理合成的修复算法

在相似块的匹配策略上，基于贪心匹配的算法遍历当前可能的所有块，从而选出距离最小的一个，属于局部最优（图 1(a)）；而基于图优化的方法将整个图像看作一个图结构（图 1(b)），图像修复问题就转化成给未知区域中的节点赋予已知区域的像素值问题，赋予不同的像素值有不同的能量，而相邻像素值之间也会有互能量，通过能量优化算法可以得到全局的最优解。由此可见，基于图优化的图像修复方法在提升图像修复效果方面具备很大的优势，因此本文所提方法以图优化方法为基础。为了方便起见，本文将待修

复块 Ψ_p 和最优匹配块 Ψ_q 之间的坐标差称之为块偏移，用 τ 表示。

3 算法整体框架

结构信息增强的图像修复算法其整体流程图如图 2 所示。

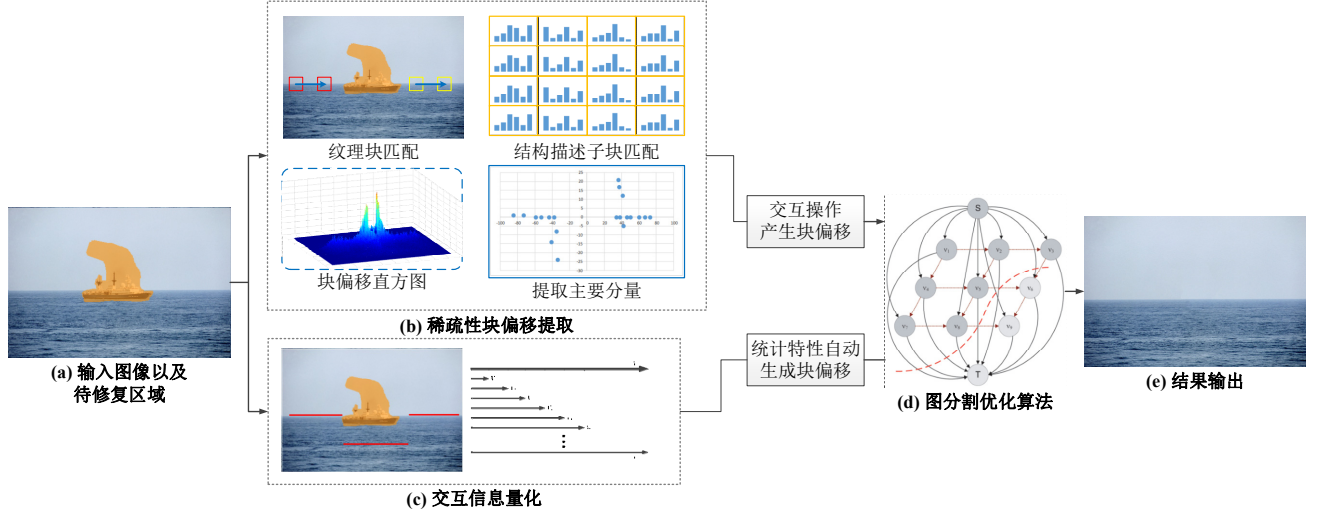


图 2 算法框架图

概括起来总共有如下五个步骤。

(a) 数据输入。用户输入需修复的区域以及提供简单的需要保持的结构线。

(b) 稀疏性块偏移提取。通过对图像的纹理特征和结构描述算子的匹配得到已知区域内的块偏移特性。对块偏移进行直方图统计，提取出块偏移中的占优分量。

(c) 交互量化。将交互输入的结构限制线量化成同一方向不同长度的块偏移矢量，作为自动提取出的块偏移矢量的补集。

(d) 图优化修复算法。利用自动提取出的块偏移主分量集合以及交互输入的结构限制块偏移矢量集合，结合 Graph-Cut 能量优化算法得到最终的图像修复结构。

(e) 结果输出。

4 算法实现

4.1 自然图像的块偏移统计特性

鉴于人眼对于结构信息的敏感程度要远远大于低频的纹理信息，一个提升图像修复算法效率而不影响修复效果的可行思路是对于结构信息尽可能地有效利用，提取出有代表性的特性信息，用这部分少量的特征信息对缺损区域做出预测。自然图像中包含的大量重复性结构特征为这种思路提供了可行性。He 等人[14]通过大量的实验观察到自然图像中的块偏移（已知块和其最优匹配块的坐标差）满足统计学上的长尾分布，即如果计算出图像中所有已知块与其最优匹配块的坐标差，再对这种坐标差进行二维直方图统计，提取出直方图中的局部极大值再按照数值大小进行排序，如图 3(a)所示。从图中可以看到绝大部分的块偏移落在极少量的区域内，也即块偏移分布符合稀疏特性。

再进一步观察，当把占优（直方图值较大）的块偏移绘在二维坐标平面中（如图 3(c)所示），横坐标表示块偏移的 x 轴分量，纵坐标表示块偏移的 y 轴分量，我们发现这些占优的块偏移正好反映出了图像中的主要结构信息。利用自然图像的该重要特性可以给图像修复算法带来两点优势：1) 一方面，使用这些有代表性的块偏移更容易匹配到一致性较强的块，匹配维度的降低极大提高了算法效率。2) 另一方面，占优块偏移能够很好地代表图像的结构，因此，人眼较为敏感的结构信息在修复过程中被加强，这对复杂的结构修复非常有利。该方法的有效性也得到了 Yinda 等人[15]和 Deepan[16]等人的证明。下面的过程详细地展示

了如何获取占优的块偏移。

相似块匹配。首先对图像中的每一个已知块进行相似块查找，并计算出偏移量。如公式所示。

$$\tau(\mathbf{x}) = \arg \min_{\tau} \|P(\mathbf{x}) - P(\mathbf{x} + \tau)\|^2, |\tau| > \theta \quad (2)$$

这里， $\mathbf{x} = (x, y)$ 代表一个中心在 \mathbf{x} 的大小为 $w \times w$ 的块， $\tau = (u, v)$ 是其和最优匹配块之间的偏移量，这里的距离定义成最小均方误差。特别值得一提的是公式中的阈值 θ ，根据此前 Zontak 等人[17]的研究，最优匹配块会很大程度上落入其领域，因此 θ 用来避免最优匹配块落入领域中以至于能够代表重复特征的块偏移淹没于邻域噪声中。

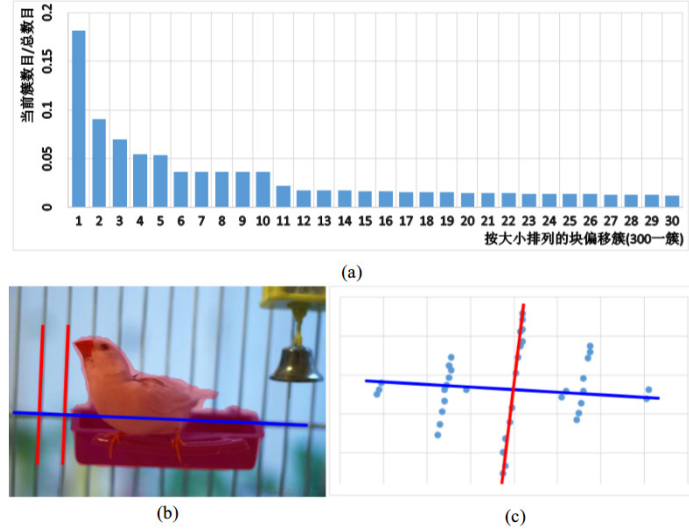


图 3 块偏移的稀疏性分布

直方图统计。在得到了所有已知块的偏移量后，统计其二维直方图，用如下公式来计算：

$$H(u, v) = \sum_{\tau(\mathbf{x})} \delta(\tau(\mathbf{x}) = (u, v)) \quad (3)$$

公式中当条件为真的时候 $\delta(\cdot)$ 等于 1，否则为 0。 $H(u, v)$ 代表着 $\tau = (u, v)$ 的块偏移的数目。为了减小随机噪声对于直方图的影响，之后用一个高斯滤波器对直方图进行平滑滤波。这里峰值定义为在一个局部区域内的极大值，对这些局部极大值进行大小排序之后，会得到占优的 K 个块偏移。

4.2 结构信息增强的块匹配

虽然自然图像的块偏移统计特性可以很好地代表图像的主体结构，但是对于待修复区域位于次要的结构上的情况以及复杂结构情况仍然不能很好地处理。针对此问题，我们有两种解决方式：加入结构描述算子以及考虑用户的简单交互。

结构描述算子是一个在图像检索、目标识别以及目标跟踪领域被深入研究的内容，目前涌现出了为众多的图像结构描述算子，这些算子将图像的结构信息提取成矢量信息，通过对比该矢量从而得到图像结构的相似性。在我们的实验中，方向梯度直方图（Histogram of Oriented Gradients，简称 HOG）特征对于图像修复结构特征的增强简单而有效。图 4 中的例子很好地说明了这点，(d)和(f)是加入 HOG 前后的占优块偏移情况（绘制于二维坐标轴上），可以看出 HOG 特征的加入减少了影响主体结构的噪声，而修复结果(c)和(e)的对比也说明了 HOG 的加入对于图像修复结构的增强显而易见。因此，我们将公式(2)进行了修正，加入了 HOG 算子的影响，结果如下式所示。

$$\tau(\mathbf{x}) = \arg \min_{\tau} (\alpha * \|P(\mathbf{x}) - P(\mathbf{x} + \tau)\|^2 + \beta * \|H(\mathbf{x}) - H(\mathbf{x} + \tau)\|^2); |\tau| > \theta \quad (4)$$

其中 $H(\mathbf{x})$ 是 HOG 算子的矢量， α 和 β 是两个可调节参数，用来控制纹理块匹配和结构算子匹配的占比关系。

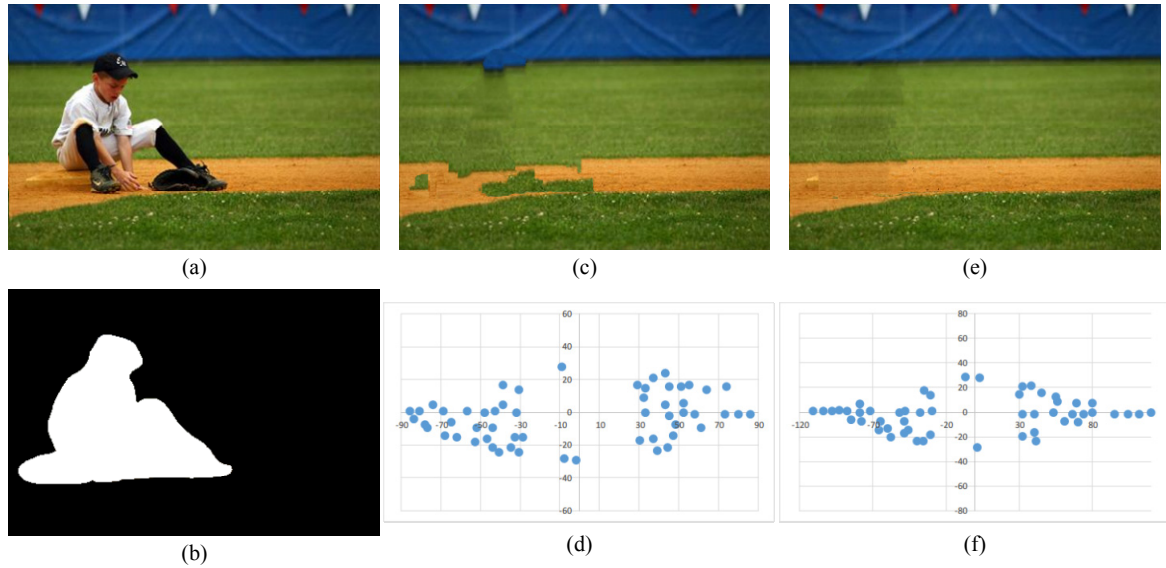


图 4 HOG特征对于待修复图像中结构信息的增强

另一个增强图像结构信息的方法是与用户交互结合。Sun 等人[5]提出的方法以及 Barnes 等人[18]设计的综合性编辑工具充分说明了引入交互对于提升图像修复效果的作用。结合交互的方法能解决单纯依靠自动修复方法面临的问题，主要有三种（如图 5 所示）：a) 缺损区域过大导致自动提取的占优块偏移并不能覆盖整个缺损区域。b) 随机性较强的纹理可能会被恢复成重复性纹理，这往往是由于占优块偏移中并不包含随机性的成分。c) 针对包含较多复杂性的图案，自动提取的块偏移不是特别充分，会引起视觉上的偏差。而以上问题都可以通过引入简单的用户交互解决。

总的来说，与用户交互的结合可以带来两点好处：a) 首先，用户交互提供了自动提取算法不能得到的必要信息，而简单的交互并不会给用户带来负担。b) 其次，用户往往不能事先知道想要的精确修复结果，交互的方式可以提供一个试错和递进式修复的方式，用户利用这个高效的操作方式逐渐接近他们认为满意的结果。

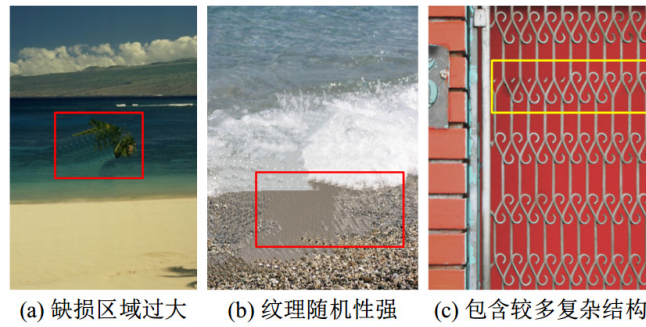


图 5 单纯依靠自动算法修复面临的问题

本文提出的方法将用户提供的交互信息转化成了块偏移矢量并且将用户交互产生的块偏移矢量和算法自动提取出的块偏移矢量结合，统一在一个修复算法框架下。对于用户提供的结构线 V_0 （为方便讨论以直线为例），采用均匀量化的方法将其分解成 n 个部分，然后得到同一个方向不同长度的 n 个矢量，形成集合： $C_i = \{V_1, V_2, V_3, \dots, V_n\}$ ，如图 6 所示。对于曲线的情况，增大 n 的值用更密集的采样保证连续性。

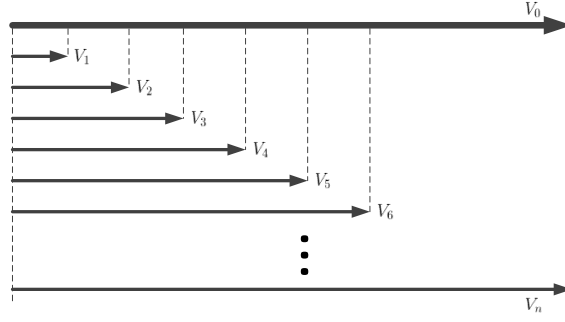


图 6 用户交互的量化方法

将自动生成的块偏移矢量集合用 C_a 表示，由用户交互产生的补充集合用 C_i 表示。则最终用于修复的代表性块偏移集合 C_t 表示为如下公式：

$$C_t = C_a \cup C_i \quad (5)$$

4.3 基于图优化的图像修复方法

正如前言中所述，图像修复问题可以描述成一个基于图结构的马尔科夫随机场问题，具体来说就是对于一个位于 \mathbf{x} 位置的像素或者块看作是图结构中的一个结点，对该节点赋予候选集中的标签，每一个标签对应不同的能量值。通过合理定义能量，图像修复问题可以转化为能量最小化问题[13]，而上述提取的代表性块偏移则保证了标签候选集合的有效性。

假设 Ω 代表未知区域， (x, x') 是四邻域像素对， $L(x) = i$ 表示将标签 i 分配给像素点 x ，并且 i 可选的范围即代表性块偏移的集合 C_t （假设有 K 个），故有 $\{\tau_i\}_{i=1}^K$ 或者 $\tau_o = (0, 0)$ ， τ_o 用来限制边缘区域的像素点不发生变化。因此，能量优化公式可以表示成：

$$E(L) = \sum_{x \in \Omega} E_d(L(x)) + \sum_{(x, x') | x \in \Omega, x' \in \Omega} E_s(L(x), L(x')) \quad (6)$$

公式(6)表明如果有 $L(x) = i$ 意味着我们将在位置 $\mathbf{x} + \tau_i$ 上的像素复制到位置 x 。 E_d 表示数据系数，表明被分配标签的有效性，若 $x + \tau_i$ 是已知像素点，则 E_d 为零，反之，则为 $+\infty$ 。 E_s 表示邻域平滑系数，用来衡量分配到某一标签时与邻域的一致性。令邻域两像素的标签值分别为： $L(x) = i$ ， $L(x) = j$ 并且有 $i \neq j$ ，则 E_s 表示成：

$$E_s(i, j) = \| I(x + \tau_i) - I(x + \tau_j) \|^2 + \| I(x' + \tau_i) - I(x' + \tau_j) \|^2 \quad (7)$$

其中 $I(x)$ 代表位于位置 x 处的颜色值，定义了能量了之后，利用[13]中的多标签能量优化算法来求解该能量方程。

5 实验结果和分析

为了展示所提算法的通用性，本文采集了多种类型的图像，包括线性结构、重复纹理、大区域目标、随机结构以及更加复杂的情况。给定图像及待修复区域，用户只需简单勾画需要保持的结构线，算法将会自动完成处理。算法运行在一个装有 Intel Core Duo 2.0GHz CPU 的计算机上，内存为 2G。首先将讨论结构信息增强的两方面（结构描述算子的加入和简单用户交互的加入）对于提升图像修复效果的作用。然后将本文算法与最新的研究算法进行对比，最后讨论算法的时间复杂度。

5.1 结构描述算子的加入对于图像修复的提升

和传统基于块颜色信息的匹配方式不同，本文算法在图像的块匹配中加入了 HOG 算子用来计入结构分量的影响，匹配过程如公式(4)所示，其中有两个可调参数，用来调节颜色和结构两部分信息在匹配中所占有的比重。这里我们用实验演示了参数调节时占优块偏移的变化趋势（试验中 K 固定为 50， α 固定为 1），其结果如图 7 所示。

在这里， $\beta = 0$ 意味着块匹配算法中没有计入结构分量的影响，算法退化成传统的块匹配算法，可以看

到由此引入的噪声(图 7(d))。 $\beta = 1$ 意味着结构算子和颜色信息在块匹配中有着同等重要的影响。从图 7(e-j)可以看出随着参数 β 的提升,结构信息的影响随之增大,因此图像修复结果中对于图像结构信息的还原也将更加逼真。在我们的实验中 $\beta = 12$ 时效果最佳,而实际中,我们可以调节这个参数适应不同类型的图像。

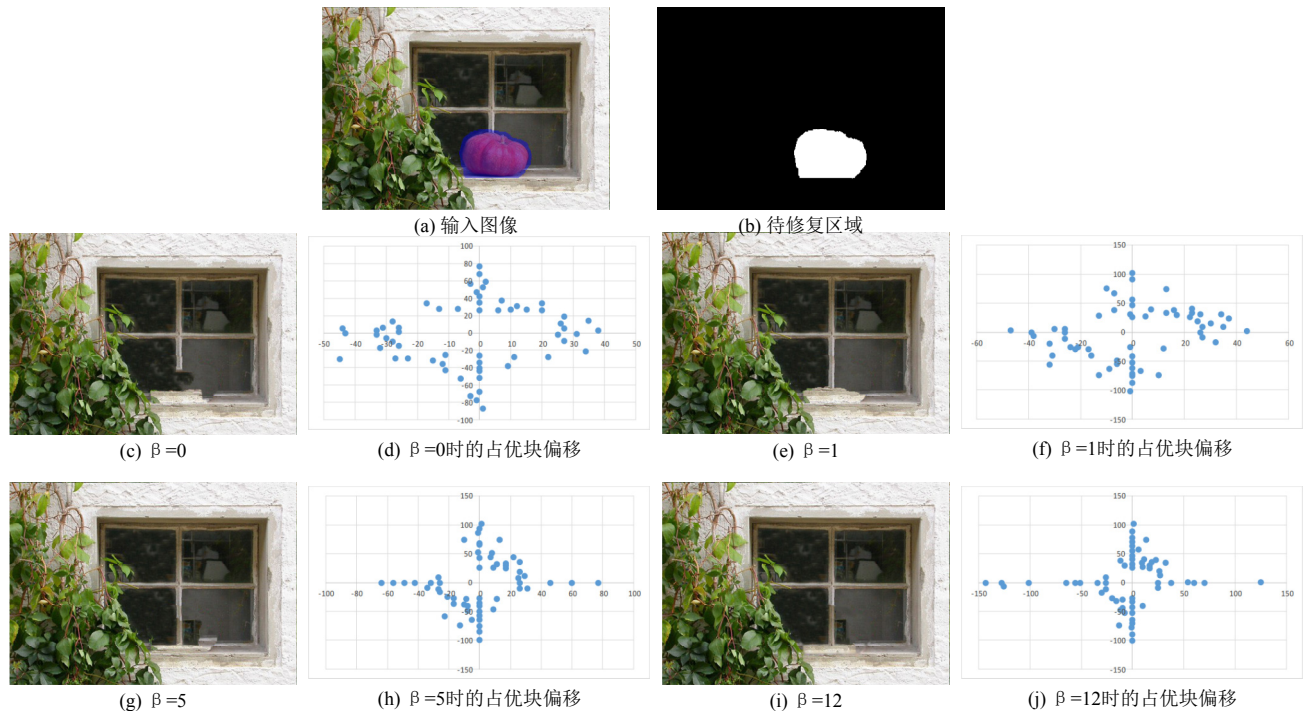


图 7 不同的系数 β 对于结果的影响

5.2 简单用户交互的加入对于图像修复的提升

图 5 中介绍了单纯依靠自动修复算法所面临的问题,对于这些失败的案例,结合简单用户交互的方式可以很简单地应付,如图 8 所示。可以看到交互提供了额外的横跨已知区域和未知区域的块偏移用来应付大区域缺损的情况,交互同时也为随机纹理和复杂结构的情况提供了足够多的信息。

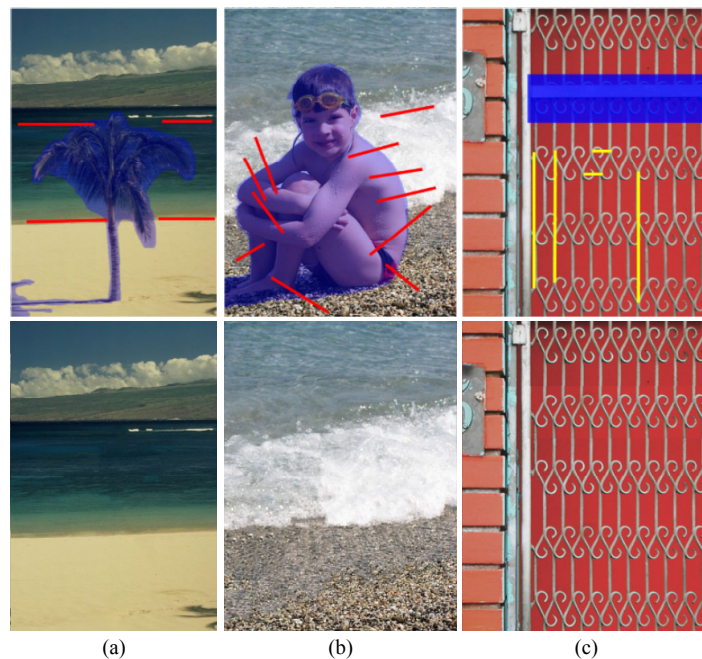


图 8 结合交互的修复算法优势

更进一步的说，简单用户交互可以给用户提供一个连续性尝试的机会，让他们在不断试错中找到一个更好的修复结果。这使得本文算法成为一个方便易用的图像编辑和创造工具，图 9 展示的例子充分说明了这点。原图中有三个不同的目标：左右两棵树以及房屋，本文算法通过自动和交互相结合的方式可以很好的满足各种复杂选区的修复。

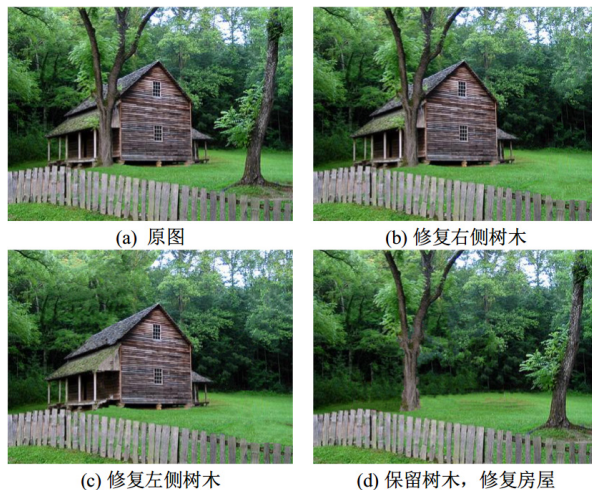


图 9 用户交互还可以创造出不同的效果

5.3 与其他方法进行对比

本节将本文所提算法和其他已知的算法进行对比，这些算法同时包括了基于贪心匹配和基于图优化两类，我们用一个较为挑战性的例子作为测试数据（如图 10 所示，该图中含有较为明显的结构线以及较为复杂的细节纹理）。首先，对比 Criminisi 等人[3]提出的传统的基于贪心匹配的方法以及 Sun 等人[5]在这个基础上提出的改进。[3]中的方法由于缺少全局的误差控制机制容易产生大范围的误差累计效应，极大影响了修复效果（图 10(b)）。[5]中的方法结合用户交互限制提升了结构部分的一致性，但是纹理部分仍然采用贪心算法，因此可以从结果（图 10(c)）中看到细小区域内的不一致现象。

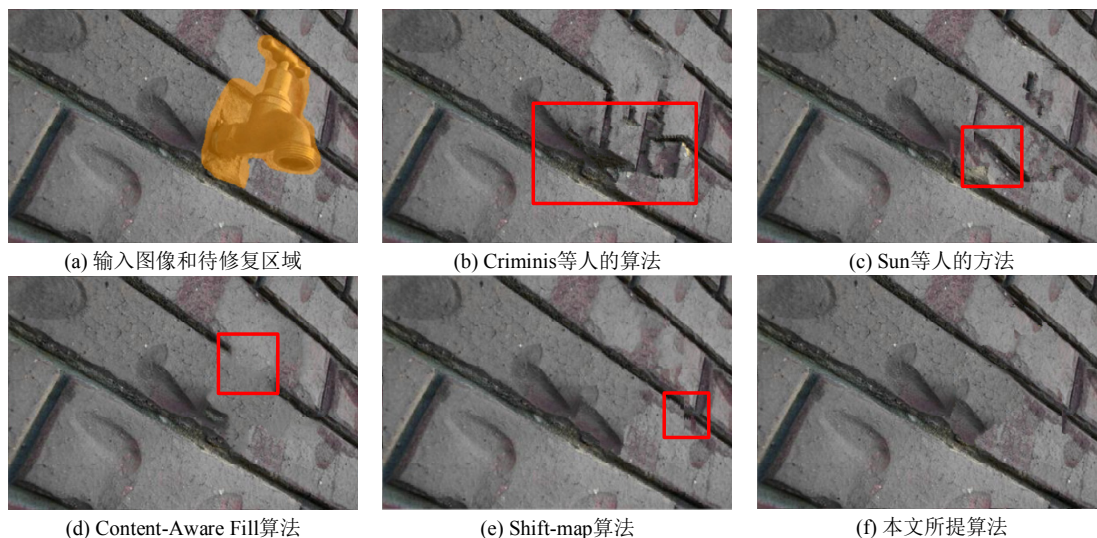


图 10 与其他算法对比

图 10(d)中展示的 Content-Aware Fill 算法是 Adobe Photoshop 中自带的图像修复算法，其被认为是一个鲁棒性强并且优化较好的方法，对于很多常用情况下的区域修复都有很好的表现。但是在该测试图像中，其虽然保持了待修复区域的平滑性，但是对于图像结构的修复能力低下导致了整体修复结果不佳，如图 10(e)所示。另外我们还将本文方法和另一种基于图优化方法的修复算法 Shift-map[12]对比，可以看到因为使用了

全局优化的方式来处理修复过程，其和本文算法得到了较为一致性的修复结果。但是放大到细节仍然可以看到 Shift-map 方法局部产生的锯齿效应。因此，从图 10 的对比中看到，本文方法比其他的多种方法在修复结构性较强的图像上有着明显优势。

4.4 时间复杂度

图 11 所示是利用甘特图直观展示本文所提算法各步骤所用的时间，从图中可以看到纹理块匹配和图优化算法是最耗时间的两个步骤，更进一步，使用更为快速的块匹配算法来加快算法处理速度会是一个很好的探索方向。

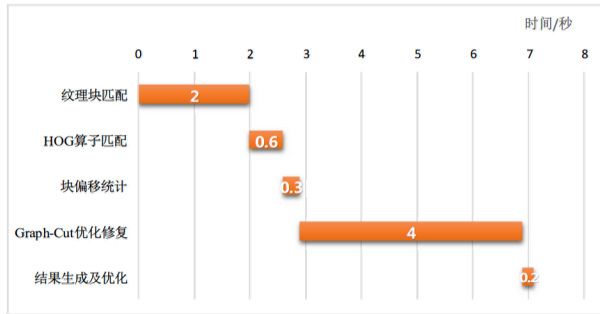


图 11 算法各步骤所耗费的时间

图 12 展示了我们算法和 Criminisi 等人[3]的算法和 Shift-map 算法[12]的时间复杂度对比，所有的算法都没有使用并行处理优化并且在标准一致的环境中运行。我们可以看到基于图优化的算法（本文算法和 Shift-map 算法）要比贪心匹配算法效率高很多，并且优化过程中备选的标签数目极大的降低使得我们的算法比 Shift-map 更为高效，因此可以很好地满足实时性图像编辑的需求。



图 12 与其他方法对比

4.5 更多结果

图 13 中展示了本文所提出算法在大量不同类型的图像中的实验结果，这些图像包括简单纹理、线性结构、重复物体以及其他更为复杂的情况。一些实验源图像来自 MSRA Salient Database[19]。从这些例子中可以看出我们算法的通用性和鲁棒性。

5 结论

本文在充分调研国内外研究现状的基础上提出了一种结合结构描述算子和简单用户交互的结构信息增强的图像修复算法。在模式识别领域得到充分研究的结构描述算子可以很好地保持恢复图像中的复杂结构信息，而简单用户交互在不增加用户负担的基础上，为算法提供了有效的额外信息。除此之外，对图像内部统计特性的利用以及与图优化方法相结合，使得本文所提算法在算法效果和执行效率方面都取得了大突破。在大量不同类型的实验数据上的结果证明了本文算法的有效性和鲁棒性，并且优于其他已知算法。

接下来，我们会进一步引入更多的结构描述算子到图像修复领域中，解决难度较大的图像修复问题，如视角变换等。同时，我们将会考虑更高维度的块偏移信息并补充到块偏移的可选集合中，如缩放，对称，旋转等。

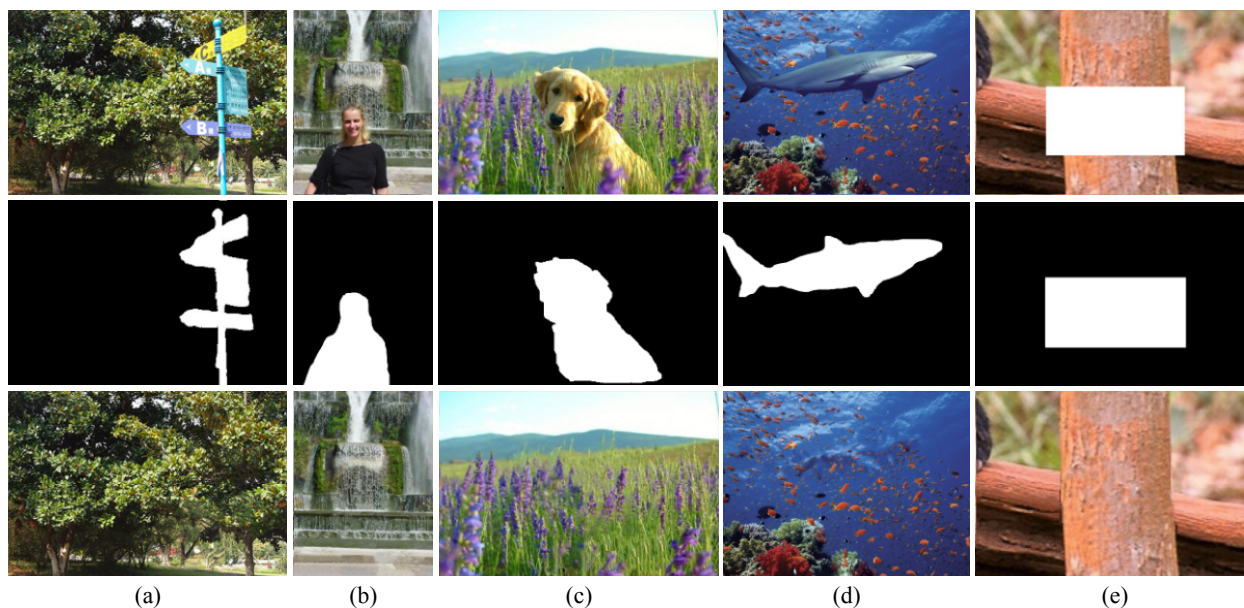


图 13 更多结果

参 考 文 献

- [1] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles, C. Ballester. Image Inpainting [J]. Proceedings of SIGGRAPH 2000, 2000
- [2] 叶学义, 王靖, 赵知劲, 陈华华. 鲁棒的梯度驱动图像修复算法 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17, 630-635.
Ye Xueyi, Wang Jing, Zhan Zhijin, Chen Huahua. Robust gradient driving iamge inpainting method [J]. Jornal of Image and Graphics, 2012, 17, 630-635.
- [3] A. Criminisi, P. P'erez, K. Toyama. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting [J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2004, 13, 1200-1212.
- [4] A. A. Efros, T. K. Leung, Texture synthesis by non-parametric sampling[C]. Computer Vision, 1999. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on, 1999, p. 1033-1038.
- [5] J. Sun, L. Yuan, J. Jia, H. Y. Shum. Image completion with structure propagation [J]. ACM Transactions on Graphics (ToG), 2005, 24, 861-868.
- [6] J. Lee, D. K. Lee, R. H. Park. Robust exemplar-based inpainting algorithm using region segmentation [J]. Consumer Electronics, IEEE Transactions on, 2012, 58, 553-561.
- [7] 张晴, 林家骏. 纹理分布分析的快速图像修复算法 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17.
Zhang Qing, Lin Jiajun. Fast image inpainting algorithm using color texture distribution analysis [J]. Jornal of Image and Graphics, 2012, 17.
- [8] 李开宇, 孙玉刚. 引入连续性强度和置信度因子的快速图像修复 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17, 465-470.
Li Kaiyu, Sun Yugang. Fast image inpainting algorithm introducing continuous strength and confidence factor [J]. Jornal of Image and Graphics, 2012, 17, 465-470.
- [9] A. Agarwala, M. Dontcheva, M. Agrawala, S. Drucker, A. Colburn, B. Curless, *et al.*, Interactive digital photomontage [C]. ACM SIGGRAPH 2004 Papers, Los Angeles, California, 2004.
- [10] J. Hays, A. A. Efros, Scene completion using millions of photographs [C]. ACM SIGGRAPH 2007 papers, San

Diego, California, 2007.

- [11] N. Komodakis, G. Tziritas. Image completion using efficient belief propagation via priority scheduling and dynamic pruning [J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2007, 16, 2649-2661.
- [12] Y. Pritch, E. Kav-Venaki, S. Peleg, Shift-map image editing[C]. Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on, 2009, p. 151-158.
- [13] Y. Boykov, O. Veksler, R. Zabih. Fast approximate energy minimization via graph cuts [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2001, 23, 1222-1239.
- [14] K. He, J. Sun, Statistics of Patch Offsets for Image Completion [C]. ECCV, 2012.
- [15] Z. YINDA. FrameBreak: Dramatic Image Extrapolation by Guided Shift-Maps [J]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013 IEEE Conference on, 2013
- [16] D. Gupta, V. Chhajer, A. Mishra, C. V. Jawahar, A non-local MRF model for heritage architectural image completion [C]. Proceedings of the Eighth Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing, Mumbai, India, 2012.
- [17] M. Zontak, M. Irani, Internal statistics of a single natural image[C]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on, 2011, p. 977-984.
- [18] C. Barnes, E. Shechtman, A. Finkelstein, D. B. Goldman, PatchMatch: a randomized correspondence algorithm for structural image editing[C]. 2009, p. 24.
- [19] T. Liu, J. Sun, N.-N. Zheng, X. Tang, H.-Y. Shum, Learning to detect a salient object[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07. IEEE Conference on, 2007, p. 1-8.

作者简介:

薛玮玮: 男, 1989 年生, 硕士研究生, 研究方向为数字图像修复以及数字图像编辑.

张 荣: 女, 1968 年生, 副教授, 研究方向为数字图像处理, 遥感图像压缩等.

张博栋: 男, 1991 年生, 本科生, 研究方向为数字图像修复.