

基于自动结构延伸的图像修补方法

朱为¹ 李国辉¹

摘要 针对图像修补问题中结构信息修补的难题, 提出一种自动延伸图像中显著结构信息并完成图像修补的方法. 通过提取图像未知区域周围的显著结构信息, 并依据结构信息的趋势向未知区域中自动延伸, 形成指导修补的辅助线. 沿着辅助线修补显著结构信息后再利用基于块的纹理合成修复余下的未知区域. 实验结果证明本文提出方法相比传统基于块的纹理合成方法能够得到更好的修补效果.

关键词 结构延伸, 图像修补, 纹理合成, 偏微分方程, 结构辅助线
中图分类号 TP391

Image Completion Based on Automatic Structure Propagation

ZHU Wei¹ LI Guo-Hui¹

Abstract In order to resolve the challenging problem of repairing structure in image completion, we introduce a novel image completion approach based on automatic salient structure propagation. Our approach automatically finds the salient structural information around the unknown regions, and extends them into unknown regions to construct assistant curves. After synthesizing the missing structural information along the assistant curves, we fill in the remaining unknown regions using patch-based texture synthesis. Experiment results demonstrate a better effect of the proposed approach than that of the previous patch-based texture synthesis image completion method.

Key words Structure propagation, image completion, texture synthesis, partial differential equation, structure assistant curve

图像修补是图像处理领域的一个热点研究问题, 主要是利用图像未知区域的邻域有效信息来修补未知区域中缺损信息的过程. 其目的是要对一幅图像进行修补后, 使其符合人眼对未知区域的主观感觉, 并且使观察者分辨不出图像曾经破损或已被修补. 人们通常采用手工的方式利用图像处理工具, 例如 Photoshop 等对数字图像进行编辑, 修补图像上缺损的信息, 而图像修补技术则是使用计算机自动完成这一工作.

图像修补技术最早由 Bertalmio 等引入到图像处理中^[1], 他们利用待修补区域的边缘信息估计等照度线的方向, 采用传播机制将信息扩散到待修补区域内. 这种方法本质上是一种基于偏微分方程 (Partial differential equation, PDE) 的算法, 利用三阶 PDE 来模拟平滑过程. 单纯利用 PDE 进行修补的方法主要适用于修补图像中的划痕、裂纹等小尺度损伤, 一般称为 Inpainting, 但当受损区域较大或者周围的纹理比较复杂时, 却得不到很好的效果.

另一大类图像修补技术则是利用样图填充图像中大块丢失信息, 为了区别于 Inpainting, 有的英文文献中称之为 Completion. 这类方法中代表性的成

果就是 Criminisi 提出的基于块的纹理合成方法^[2], 其算法思想是首先从待修补区域的边界上选取一个像素点, 同时以该点为中心, 根据图像的纹理特征, 选取大小合适的纹理块, 然后在待修补区域周围寻找与之最近似的纹理匹配块来替代该纹理块. 纹理合成的修补方法对于修补均匀的纹理图像效果很好, 但是对于具有较强结构信息的破损图像效果不尽如人意, 经常出现结构误差.

研究者逐步认识到图像修补问题中结构信息的重要性, 对于具有显著结构信息的图像理想的修补顺序是先修补结构信息, 再修补一般的纹理信息, 结合这一思想提出了许多改进的方法. 有的研究者^[3-5]在 Criminisi 算法基础上进一步改进了结构信息修补的顺序, 提升了修补质量. 有的研究者^[6-8]将图像分解为结构层和纹理层, 先利用 PDE 方法修补结构层, 再利用纹理合成方法修补纹理层, 修补结果没有明显的结构误差, 视觉效果较好, 但纹理表现方面还是有所欠缺. 沈强等^[9]从纹理块相似性匹配问题入手, 同时考虑了纹理块之间颜色误差和结构误差对纹理块的相似性的影响, 一定程度上保证了修补图像结构信息的连贯性. 还有一些研究者提出更直接的优先修补结构信息的方法. Sun 等^[10]提出一种基于人机交互的图像修补方法就体现了这种思想. 首先由人根据自己的主观判断在修补图像中手工标绘一些表示图像显著结构信息的辅助线, 然

收稿日期 2008-06-12 收修稿日期 2009-01-08
Received June 12, 2008; in revised form January 8, 2009
1. 国防科技大学信息系统与管理学院 长沙 410073
1. Institute of Information System and Management, National University of Defence Technology, Changsha 410073
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.01041

后按照算法首先沿着辅助线修补图像受损区域的显著结构,之后再修补结构线之间的纹理区域. Arnold 等^[11]提出一种类似的方法,用户使用鼠标在图像中标记一些指示性线段来指导修补.这两种修补方法都直接利用了人的主观知识进行修补,得到了很好的修补效果,给修补结构信息提出了一条很好的思路.但是这两种方法都需要由人确定图像结构辅助线,当图像结构比较复杂时需要确定的辅助线太多,并不适合于手工处理.

由于图像中的显著结构信息一般表现为较强的边缘信息,并且图像受损区域周围的强边缘都具有向受损区域内部延伸的趋势,因此本文提出一种利用图像中强边缘信息的趋势自动进行显著结构延伸,形成辅助线并帮助修补的方法.

1 自动结构延伸

图像修补问题描述如图 1 所示, Ω 为图像中受损区域, $\delta\Omega$ 为受损区域的边界, Φ 为图像中除了 Ω 以外的已知区域, 实线 C 为图像中与受损区域相连的强边缘. 自动结构延伸就是根据强边缘 C 的方向趋势向受损区域 Ω 中扩展从而得到如图中虚线所示的结构辅助线 A_1 和 A_2 .

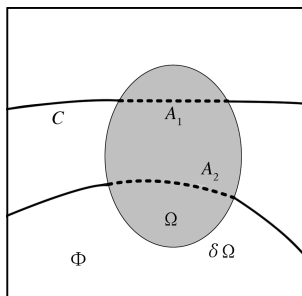


图 1 结构延伸示意图

Fig. 1 Structure propagation

为了实现结构延伸,需要首先得到与受损区域相连的强边缘,本文采用 Canny 算子进行边缘检测计算得到强边缘,并且为了避免图像中纹理具有的弱边缘的干扰, Canny 算子采用了较大的阈值参数,实验中设为 0.4.

得到强边缘后需要计算边缘的方向趋势. 图像中强边缘一般情况下都是曲线段,而强边缘向受损区域内部延伸的方向最终是由与受损区域边界相连的线段决定的,因此需要将强边缘分割成线段来计算最终的延伸方向.

如图 2 所示,设图像中曲线段由 $\{p_1, \dots, p_n\}$ 共 n 个点组成,每个点对应图像中的一个像素,两个端点为 p_1 和 p_n . 设 p_1p_n 为初始线段,如图 2 中 p_1 和 p_n 间虚线所示. 根据点到直线的距离公式

$$d = \frac{|x(y_1 - y_2) + y(x_2 - x_1) + y_2x_1 - y_1x_2|}{\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}} \quad (1)$$

计算曲线段上各点与线段 p_1p_n 的距离 d . 式 (1) 中, (x_1, y_1) , (x_2, y_2) 表示直线上两点的坐标, d 为点 (x, y) 到直线的距离. 曲线分割计算中, (x_1, y_1) , (x_2, y_2) 取值为曲线段的两个端点. 距离直线最大的点为 p_i , 如果 p_i 到线段 p_1p_n 的距离大于阈值 d_{\max} , 则将曲线段从 p_i 点分割为两段曲线段, 端点分别为 p_1, p_{i-1} 和 p_i, p_n . 如果 p_i 到线段 p_1p_n 的距离小于阈值 d_{\max} , 则曲线段不需要分割. 对分割成的两段曲线段重复上述的计算步骤, 直到所有分割的曲线段都不能继续分割为止. 如图 2 所示, 最终将曲线段分割为四段线段. 为了保证分割的线段尽量直, d_{\max} 取值为 1^1 .

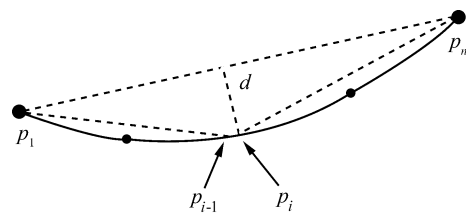


图 2 曲线段分解示意图

Fig. 2 Curve segmentation

经过强边缘分解后一般会得到数条与受损区域相连的线段, 采用两种对策使之延伸到受损区域内部. 直线形式的显著结构广泛存在于图像中, 对于跨越受损区域的直线显著结构必然在受损区域两侧形成方向基本一致的线段, 对于这种情况先比较两侧线段所在区域的颜色特征, 如果近似则直接以直线辅助线连接两侧线段.

对于剩下的不符合直线连接条件的外部线段, 以线段与受损区域边界的交点为中心选择一定大小的模板, 然后比较这些模板的颜色特征, 找到彼此相似的两块, 对所属线段采用与线段相切的圆弧进行配对连接. 圆弧连接线根据配对线段的形式分为两种情况. 如图 3(a) (见下页) 所示情况下线段 A_1A_2, B_1B_2 向受损区域 Ω 内部的延长线可以相交, 则只需要构造一条圆弧 A_2C 以及 B_1B_2 的延长线 B_2C 即可将两条线段平滑相连, C 为圆弧 A_2C 与延长线 B_2C 的切点. 如图 3(b) 所示情况下线段 A_1A_2, B_1B_2 的延长线不能相交, 需要构造两段圆弧 A_2C 和 B_2C 平滑连接两条线段, C 为两圆弧切点. 而且两圆弧曲率半径相同使得双圆弧辅助线上各点曲率相同, 实现两条线段的最小曲率连接. 最后对于不能配对连接的外部线段则使其自然延伸至受损区域内部, 直到与另一条辅助线相交为止. 最后将

¹由于数字图像是由离散像素组成, d_{\max} 取值为固定值更利于离散曲线分割.

受损区域内部的所有辅助线和外部强边缘一起作为最终的修补辅助线.

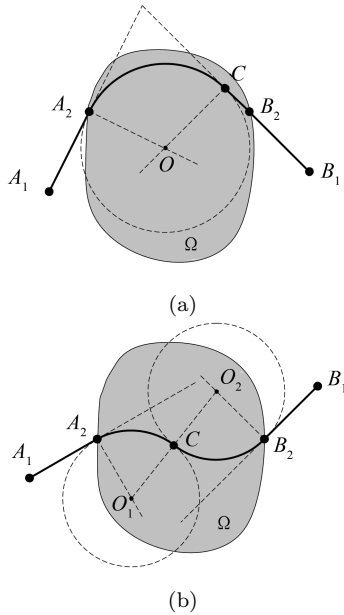


图 3 圆弧连接示意图
Fig.3 Arc connection

2 图像修补

通过自动结构延伸得到辅助线后, 采取两个步骤来对图像进行修补. 首先沿着辅助线修补受损区域内部的结构信息, 然后再利用基于块的纹理合成修补余下的纹理区域.

如图 4 所示为构造辅助线之后的待修补图像, A_1 和 A_2 为两条辅助线. 在内部辅助线上定义一系列锚点 $\{p_i\}_{i=1}^L$, 以锚点为中心的结构信息修补块为 $\{TP_i\}_{i=1}^L$, 锚点的间距为修补块大小的一半以保证修补过程有足够的重合度使结构信息修补完整. 修补块的大小可以根据图像的尺寸自动确定, 设 $M \times N$ 为图像的大小, M 为较宽的一边, 则可以定义修补块尺寸为 $PS = \lceil M/20 \rceil$, $\lceil \cdot \rceil$ 为上取整计算, 并且根据经验数值修补块尺寸上限设为 45, 下限设为 9. 在已知区域 Φ 中用于修补结构信息的样本块集合为 $\{SP_j\}_{j=1}^N$, 这些样本块的中心都在沿着外部辅助线的窄带中, 窄带的宽度一般不超过 5 个像素, 这样可以为修补结构信息提供更多的样本块选择.

确定修补锚点之后就按照由外到内的顺序对锚点所在的修补块进行修补. 如图 4 中 p_1 和 p_2 是靠近受损区域边界的两个锚点, 对这两个锚点所在的修补块依次搜索最优匹配块进行复制修补之后再向内修补下一个锚点所在的修补块.

文献 [2] 提出的经典图像修补框架中搜索最优匹配块通常直接采用修补块与样本块之间像素的误

差来衡量相似性, 图 5 (a) 为匹配示意图, 修补块 TP 处于图像已知区域的部分记为 TP^Φ , 处于受损区域的部分记为 TP^Ω , $\delta\Omega_{TP}$ 为处于 TP 内的受损区域边界. 根据 TP^Φ 部分信息的相似度在图像已知区域 Φ 中寻找最优匹配块 SP , SP 同样可以对 TP 的两部分区域分成 SP^Φ 和 SP^Ω , 分别对应于 TP^Φ 和 TP^Ω , e_{SP} 为对应于 $\delta\Omega_{TP}$ 的虚拟分界线, 修补块与样本块的相似性匹配通过计算 TP^Φ 与 SP^Φ 的平均像素误差 MPE 得到, MPE 按照下式计算:

$$MPE = \frac{\|TP^\Phi - SP^\Phi\|}{\text{Size}(TP^\Phi)} \quad (2)$$

其中, $\|A - B\|$ 代表图像块 A 和 B 的欧氏距离, $\text{Size}(A)$ 表示 A 中像素总数. 搜索到最优匹配块后, 本文与文献 [2] 一样采用直接复制的方法填充修补块, 如图 5 (b) 所示为复制示意图, 将最优匹配块 SP

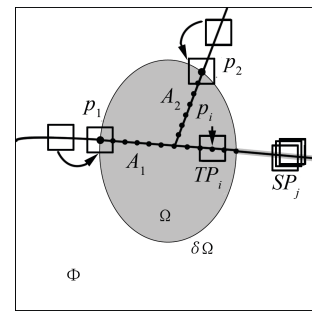


图 4 根据辅助线确定锚点和样本块以及修补顺序
Fig.4 Anchor points and sample patches completion sequence along assistant lines

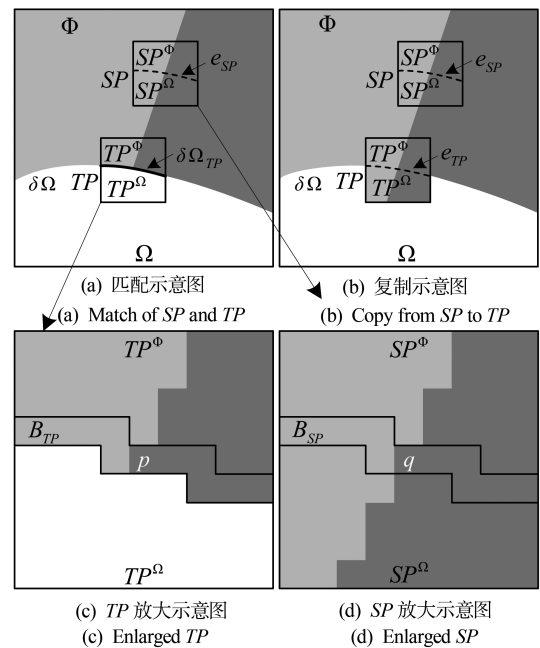


图 5 修补块匹配复制过程示意图
Fig.5 Sample patch's match and copy

中的 SP^Ω 复制到 TP 的 TP^Ω 上就完成了目标块的修补, 即 $TP^\Omega = SP^\Omega$, e_{TP} 为修补后 TP 区域内 TP^Φ 和 TP^Ω 的虚拟分界线.

根据上述匹配复制过程, 相似性匹配是在 TP^Φ 与 SP^Φ 之间进行比较, 虽然最优匹配块的 SP^Φ 和修补块的 TP^Φ 具有很高相似度, 但是它们并不完全一样, 它们之间的差异可能表现在块内纹理的不同, 也可能表现在块边界部分的不匹配. 一般来说自然图像在局部应该是连续的, 则处于图像完好区域的最优匹配块 SP 内的 SP^Φ 和 SP^Ω 在虚拟边界 e_{SP} 上是连续的, 但是将 SP^Ω 复制到 TP^Ω 区域后, 却不能保证 TP^Φ 和 TP^Ω 在虚拟边界 e_{TP} 上也是连续的, 因为 TP^Φ 和 SP^Φ 在边界上很可能存在差异, 如图 5(c) 和 5(d) 所示, TP^Φ 和 SP^Φ 在边界 $\delta\Omega_{TP}$ 和 e_{SP} 旁的带状区域 B_{TP} 和 B_{SP} 可能存在差异. 正是由于这种差异性使得块匹配复制后最终修补图像中出现一些不连续的边界, 导致修补图像质量下降. 为了尽量保持修补块之间的边界连续性, 本文在计算匹配块的相似性时, 除了像素误差还引入平均边界误差 MEE , 即比较 TP^Φ 和 SP^Φ 的带状区域 B_{TP} 和 B_{SP} 内像素的平均误差. MEE 按照下式计算:

$$MEE = \frac{\|B_{TP} - B_{SP}\|}{\text{Size}(B_{TP})} \quad (3)$$

对于不同大小的修补块, 带状区域宽度 W 也会相应改变, 修补块尺寸 PS 越大, 带状区域越宽, 带状区域宽度 W 的计算式为

$$W = \lceil PS/10 \rceil \quad (4)$$

另外, 结构信息修补过程中修补块和样本块都处于结构辅助线上, 修补块与最优匹配块中包含的结构辅助线应该具有较高的一致性. 如图 6 所示, S_{TP} 、 S_{SP} 是与 TP 、 SP 对应的结构辅助线二值图像块, 块中黑线所示即为包含在 TP 、 SP 内的辅助线, 两条结构辅助线越相似表明两个图像块具有越相似的显著结构. 因此在计算匹配块相似性前先计算 TP 和 SP 的结构相似性误差 MSE , 如果 MSE 大于阈值 MSE_{\max} , 则计算 TP 和 SP 内辅助线的夹角, 并按照角度旋转 SP 得到 SP' , 使 SP' 与 TP 两图像块内的辅助线尽量重合, 然后再计算 TP 和 SP' 的相似性. 如果 MSE 小于阈值 MSE_{\max} 则直接计算 TP 和 SP 的相似性. MSE 的计算式为

$$MSE = \frac{\text{SUM}(\text{XOR}(S_{TP}, S_{SP}))}{PS} \quad (5)$$

通过异或运算 XOR 得到 S_{TP} 与 S_{SP} 存在结构差异的像素, 然后通过求和计算差异像素的总数, 最后除以 PS 得到不同大小修补块下的归一化误差.

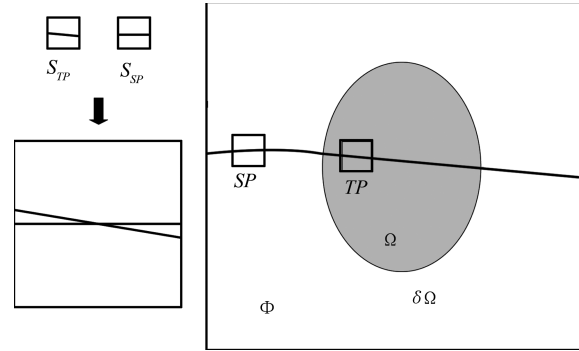


图 6 结构相似性示意图

Fig. 6 Structure similarity

综上所述, 在符合 MSE 阈值条件的前提下, TP 和 SP 的相似性度量 $d(TP, SP)$ 的计算式为

$$d(TP, SP) = k_1 MPE + k_2 MEE \quad (6)$$

其中 k_1 、 k_2 分别为 MPE 、 MEE 两种特征的权重因子. 为了尽量减少边界不连续现象的出现, k_2 取值比 k_1 稍大. 计算修补块 TP_i 与每一个样本块 SP_j 的相似性, 使其最小的样本块即为最优匹配块. 如果最优匹配块是经过旋转的样本块 SP' , 则将 SP' 的相应部分复制到 TP 中.

按照上述的匹配块搜索复制算法将受损区域内部所有沿着辅助线的修补块 TP_i 全部修补完毕就完成了图像结构信息的修补. 图像受损区域被分割为如图 7 所示的多块不相连的子区域, 而各块受损子区域都有与之相邻的已知子区域, 用同样的数字表示. 对剩余的各块受损子区域利用文献 [2] 中基于块的纹理合成方法进行修补, 并且将算法中的搜索区域限定在与之对应的已知子区域中, 可以得到更好的结果. 某些情况下与受损子区域对应的已知区域较小, 可能会缺少足够的样本块, 此时需要扩大搜索范围. 当图像中所有受损区域全部填充完毕就实现了图像的修补.

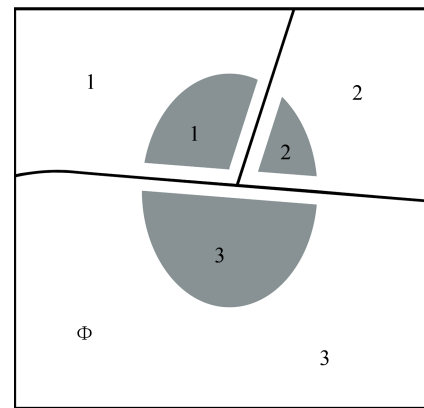


图 7 子区域纹理合成修补

Fig. 7 Texture synthesis in subregions

本文提出的这种基于结构辅助线的修补方法与文献 [2] 的经典算法相比在计算时间花费上要小得多, 原因在于文献 [2] 的方法采用的是全图像搜索的方法, 对每一个修补块都需要大量的计算. 而本文方法节省时间的原因首先是结构信息的修补其搜索范围被限定在外部辅助线的周围, 显著地减小了搜索范围. 其次是修补完结构信息之后剩余的纹理修补都是在结构辅助线分割的各块子区域中进行, 也减小了搜索范围. 文献 [2] 的方法和本文的方法在修补块数量上差异不大, 影响计算时间的主要因素是每个修补块的搜索时间. 设图像大小为 $M \times N$, 则文献 [2] 的方法对每一个修补块的搜索计算复杂度为 $O(MN)$. 本文方法分为结构修补和纹理修补, 设受损区域中结构修补部分占整个受损区域的比重为 S , 则纹理修补所占比重为 $1 - S$. 结构修补的搜索区域与外部辅助线的长度有关, 设外部辅助线总长度为 RM , 根据实验经验一般情况下 $R < 3$. 另外为了增加可用样本块, 样本块的中心都在沿着外部辅助线的窄带中, 窄带宽度设为 5, 则结构修补块的搜索计算复杂度为 $O(5RM)$. 纹理修补的搜索区域受分割子区域数量的影响, 结构辅助线分割的纹理子区域越多, 则每块子区域内修补块的搜索范围就越小, 相应的搜索时间越少. 设结构辅助线将受损区域分割为 T 块, 则纹理修补块的搜索计算复杂度为 $O(MN/T)$. 本文方法总的搜索计算复杂度为 $O(5SRM) + O((1 - S)MN/T)$, 设 $S = 0.2$, $R = 2$, $N = 200$, $T = 4$, 则本文方法计算复杂度为 $O(42M)$, 文献 [2] 计算复杂度为 $O(200M)$, 可见本文方法在计算时间上的优势.

3 实验结果及分析

本文以文献 [2] 作者于个人主页上提供的经典图像修补算法为基础, 使用 Matlab 7.0 实现了本文提出的修补方法, k_1 和 k_2 取值分别为 0.4 和 0.6, 阈值 MSE_{\max} 取值 0.3. 本文以具有显著结构特点的图像为例与文献 [2] 和文献 [10] 的算法进行了比较, 其中两幅如图 8(a) 和 8(b) 所示. 图 8(a) 中吉普车为需要去除的对象, 图 8(c) 为图 8(a) 去除对象后的掩模图像, 需要修补出被吉普车遮挡的山脉、河流和沙地. 图 8(b) 中骑马的人物为需要去除的对象, 图 8(d) 为图 8(b) 相应的掩模图像, 需要修补出被人物遮挡的栏杆和草地.

文献 [2] 的算法对于图像中复杂结构处的修补存在很大缺陷. 如图 8(e) 所示, 算法修补结果出现了明显的错误, 山脚处山脉、河流、沙地三种纹理区域交错在一起. 出现这种错误的原因是文献 [2] 的算法没有特殊的结构修补措施, 受损区域随着修补过程由外围向中间缩小, 到了多种纹理交汇的区域, 基

于图像块的修补方法很容易出现误匹配, 而且错误还容易扩散, 最终导致纹理区域的混乱. 图 8(f) 的情况也类似, 马匹身体遮挡的区域比较大, 向内修补时出现了栏杆结构的误匹配及错误扩散, 最终结果出现了奇形怪状的栏杆.



图 8 文献 [2] 算法的结果

Fig. 8 Completion results of reference [2]

文献 [10] 针对结构修补的问题, 提出了利用人描绘结构辅助线并帮助修补的方法, 如图 9 (见下页) 所示为该方法修补图 8 中图像的结果. 第一列为原图像, 第二列为标记的修补区域以及手工绘制的结构辅助线, 第三列为根据结构辅助线修补的结构信息, 第四列为最终修补结果. 由于该方法采用手工方式描绘辅助线, 所以完全可以根据人的主观感觉准确地反映图像中强边缘的延伸趋势, 如图 9(b) 甚至可以预测出山脉的起伏, 图 9(f) 还可以添加被马匹遮挡住的栏杆. 同时由于沿着结构辅助线修补, 避免了纹理交汇区域的误匹配发生, 不会出现文献 [2] 方法造成的错误结果. 最终修补结果效果很好, 去除吉普车和骑马的人后几乎看不出修补的痕迹, 让人以为根本就不存在吉普车和骑马的人.

本文提出的方法是受文献 [10] 的启发, 尝试自动延伸结构辅助线来帮助修补. 图 10 显示了本文提出的结构延伸修补的结果. 第一列为原始图像, 第二

列为标记的修补区域以及通过结构延伸得到的结构辅助线, 第三列为根据结构辅助线修补的结构信息, 第四列为最终修补结果. 与文献 [10] 相比, 本文的方法可以自动处理绝大多数强边缘的延伸, 虽然缺少需要人主观预测才能添加的辅助线, 但是实验证明本文的自动算法修补结果也基本达到文献 [10] 的水平.

在处理吉普车图像时, 本文方法也能准确延伸河岸和沙地边缘的结构. 而对于山脉的边缘, 本文采用了圆弧辅助线光滑地进行了连接, 如图 10 (b) 所示. 从人的主观感觉来说, 圆弧形山脉边缘也符合人的主观认知, 自然界中很多山脉凹处都是圆弧形. 图像修补本身是一个病态问题, 受损区域完全没有任何可用信息, 因此, 修补结果只要符合人的主观

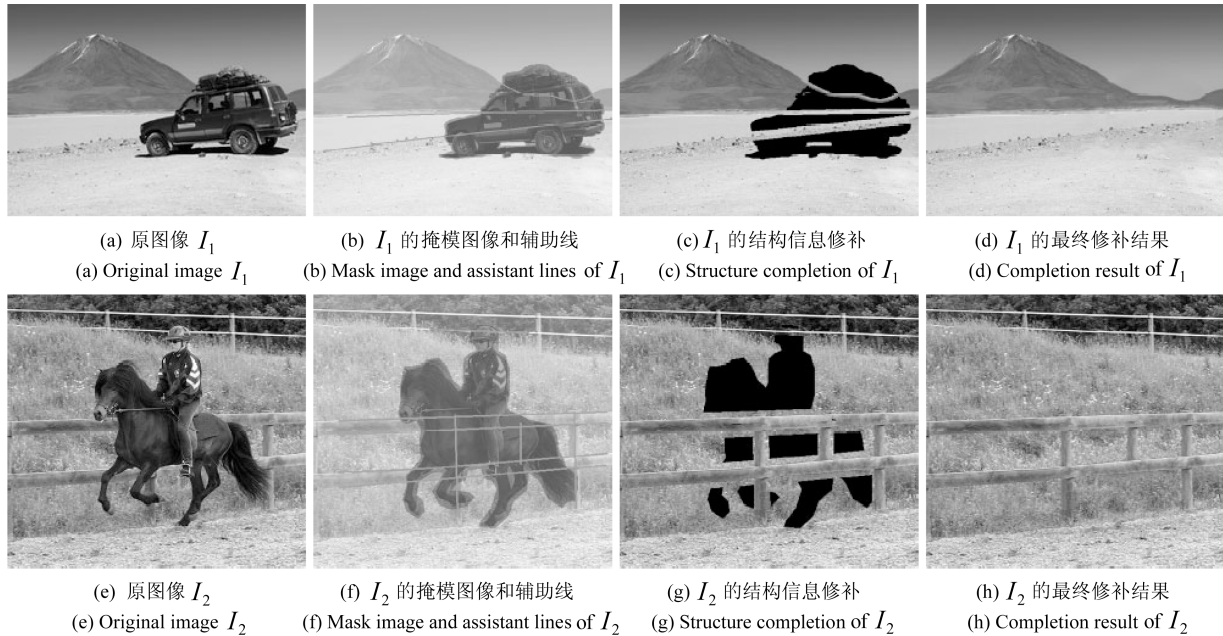


图 9 文献 [10] 修补结果
Fig. 9 Completion results of reference [10]

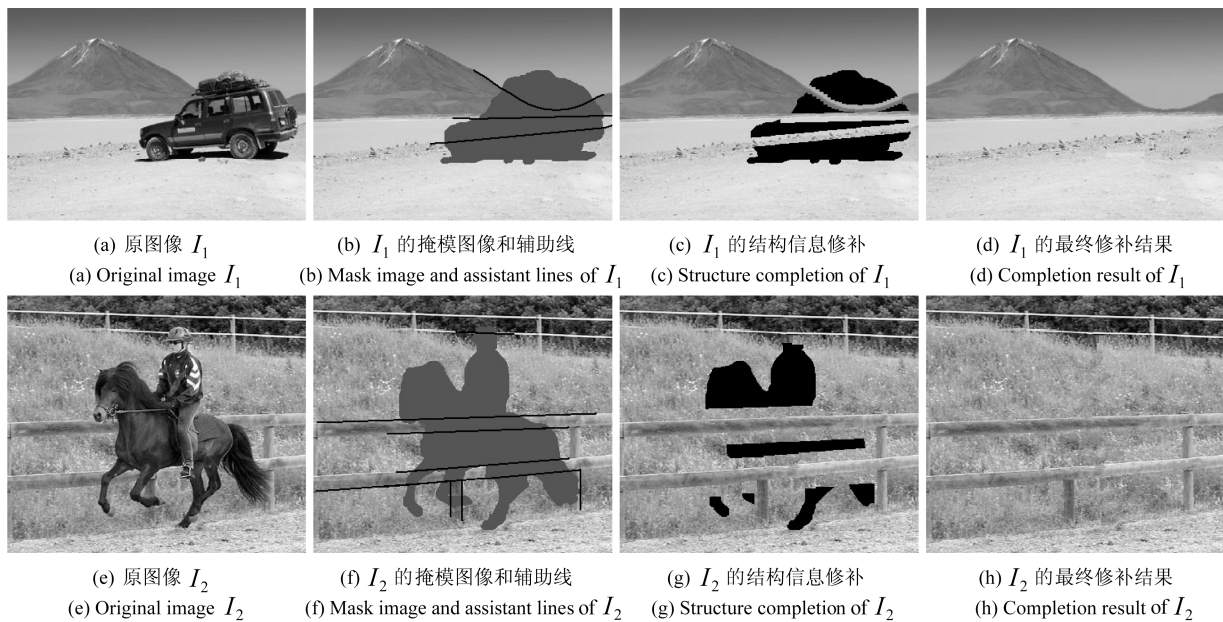


图 10 本文方法修补结果
Fig. 10 Completion results of the proposed approach

感觉就可以认为是正确的, 所以说本文的方法也是成功的. 最终修补结果图 10(d) 也很好地区填补了被吉普车遮挡的区域, 与图 9(d) 的结果可以说不分伯仲.

在处理骑马人物图像时, 本文方法能准确延伸大多数栏杆的结构, 与文献 [10] 相比只是少了被马匹挡住的两条栏杆辅助线, 即图 9(g) 中部的两条短栏杆. 其实从原图中根本看不到这两条栏杆, 文献 [10] 添加的栏杆完全是根据人的主观意愿, 右边那条其实完全没有必要, 左边那条添加得还有些道理(因为下面有个栏杆腿). 由于图像修补的病态性, 本文的方法即使不添加左边那条栏杆, 也不能说是错误的结果, 因为完全无法知道那里有没有栏杆. 真实情况中就算没有左边那条栏杆也是很可能的, 栏杆并不会因为没有那根栏杆而倒下来. 可以说本文的修补结果图 10(h) 也是符合人的主观感受的, 达到了图像修补的目的, 除了没有那两条特殊的栏杆, 与图 9(h) 的修补结果也是十分接近的.

从以上实验对比可以看出, 本文提出的修补方法与文献 [2] 的经典修补方法相比有了极大的改进, 作为一种自动算法也能基本达到文献 [10] 中手工添加辅助线的修补效果.

4 结论

本文针对自然图像结构信息修补的难题, 提出一种利用图像中强边缘信息的趋势自动进行显著结构延伸, 形成辅助线并帮助修补的方法. 实验结果证明对于具有显著结构特点的图像本文提出的方法优先修补图像结构特征, 也就是保持了图像中强边缘的连续性, 相比传统纹理合成图像修补方法能达到更好的结果.

本文提出的方法可以看作是利用图像先验知识进行辅助的修补方法, 但是自动结构延伸还未达到十分智能的水平, 对于某些结构特殊的图像或结构过于复杂的图像修补效果还是存在问题, 对这些图像如何提取图像先验知识来辅助修补还有待进一步研究.

References

- 1 Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, Ballester C. Image inpainting. In: Proceedings of ACM SIGGRAPH the 27th Annual Conference on Computer Graphics. New Orleans, USA: ACM, 2000, 417–424
- 2 Criminisi A, Perez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(9): 1200–1212
- 3 Tang F, Ying Y T, Wang J, Peng Q S. A novel texture synthesis based algorithm for object removal in photographs. In: Proceedings of the 9th Asian Computing Science Conference. Chiang Mai, Thailand: Springer, 2004. 248–258

- 4 Nie D D, Ma L Z, Xiao S J. Similarity based image inpainting method. In: Proceedings of the 12th International Multi-Media Modeling Conference. Beijing, China: IEEE, 2006. 344–347
- 5 Zhang H Y, Peng Q C, Wu Y D. Image completion algorithm based on texture synthesis. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2007, **18**(2): 385–391
- 6 Bertalmio M, Vese L, Sapiro G, Osher S. Simultaneous structure and texture image inpainting. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, **12**(8): 882–889
- 7 Grossauer H. A combined PDE and texture synthesis approach to inpainting. In: Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision. Prague, Czech Republic: Springer, 2004. 214–224
- 8 Shao X W, Liu Z K, Li H Q. An image inpainting approach based on the poisson equation. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Document Image Analysis for Libraries. Washington D. C., USA: IEEE, 2006. 368–372
- 9 Shen Qiang, Li Wei-Qing. Texture synthesis and image inpainting based on a new intensity-structure difference measure. *Journal of Zhejiang University (Science Edition)*, 2006, **33**(5): 510–513
(沈强, 李伟青. 基于结构性信息的纹理合成与图像修复. 浙江大学学报(理学版), 2006, **33**(5): 510–513)
- 10 Sun J, Yuan L, Jia J Y, Shum H Y. Image completion with structure propagation. In: Proceedings of ACM SIGGRAPH International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. Los Angeles, USA: ACM, 2005. 861–868
- 11 Arnold T, Morse B S. Interactive image repair with assisted structure and texture completion. In: Proceedings of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Austin, USA: IEEE, 2007. 11



朱为 国防科技大学信息系统与管理学院博士研究生. 主要研究方向为图像与视频处理. 本文通信作者.

E-mail: zhuwei_jim@126.com

(ZHU Wei Ph.D. candidate at the College of Information System and Management, National University of Defense Technology. His research interest covers image and video processing. Corresponding author of this paper.)



李国辉 国防科技大学信息系统与管理学院教授. 主要研究方向为多媒体信息安全. E-mail: guohli@nudt.edu.cn

(LI Guo-Hui Professor at the College of Information System and Management, National University of Defense Technology. His main research interest is multimedia security.)