# 基于稀疏表示的物体图像修复

高成英"徐仙儿"罗燕媚"王 栋"

1)(中山大学数据科学与计算机学院 广州 510006) 2)(华南农业大学数学与信息学院 广州 510642)

摘 要 针对图像中物体缺失区域较大且具有复杂结构和纹理的情况,现有方法的修复结果会出现修复区域模糊和与周围已知区域结构衔接不连贯等情况.本文以修复缺失结构信息和复杂纹理的物体图像为目标,提出一种基于稀疏表示的物体图像修复算法.该问题被分解为轮廓修复和其他区域的纹理修复,物体缺失区域的轮廓块用已知区域轮廓块稀疏表示,而轮廓块间的稀疏关系来自相应的结构高度相似的参考物体轮廓.同时,为降低对参考物体选择的要求,本文提出的算法建立了两个轮廓之间的相似变换模型对参考物体做变形编辑以提高其轮廓与待修复物体轮廓形状的匹配度.在其他区域纹理修复中,本文提出一种基于图像平滑的修复优先级和搜索区域划分方法,减少了纹理中幅值较大的梯度对修复顺序计算的影响,更好地修复纹理结构.实验表明,该算法能利用参考图修复缺失独特结构的物体,较好地修复各种物体图像的弯曲轮廓和不规则纹理.与现有图像修复方法比较,该方法在修复具有复杂结构与纹理的物体方面获得了更好的结果.

关键词 图像修复;轮廓匹配;稀疏表示;纹理修复;图像变形 中图法分类号 TP391 **DOI**号 10.11897/SP.J.1016.2019.01953

# Object Image Inpainting Based on Sparse Representation

GAO Cheng-Ying<sup>1)</sup> XU Xian-Er<sup>1)</sup> LUO Yan-Mei<sup>1)</sup> WANG Dong<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> (School of Data and Computer Science, Sun Yat Sen University, Guangzhou 510006)

<sup>2)</sup> (College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642)

Image inpainting is a tough task. When the region to be filled is large and complex structure and texture of an object is absent in the region, the existing image inpainting methods will result in blurred object contour or inconsistent structure with surrounding known region. In this paper, an image inpainting algorithm based on sparse representation is proposed to inpaint the object image with missing structure and complex texture. The problem is decomposed into two sub-problems: contour inpainting and texture inpainting. For contour inpainting, each contour block in the missing region is sparsely represented by contour blocks in the known region. If two contour shapes are highly similar, the structure sparse relation is approximated to the same. To avoid sparse relation unreasonable by missing information in inpainted contour block, sparse coefficients are derived from corresponding reference object contour with high similarity. A series of contour block pairs between two contours are obtained by contour matching. That is, for each unknown contour block (UB) in the object to be inpainted, there is a corresponding contour block (UCB) in reference object. Similarly, for each known contour block (KB) in the object to be inpainted, there is also a corresponding contour block (KCB) in reference object. Each UCB can be sparsely represented by KCBs and the sparse coefficients are calculated with those known UCB and KCBs. Then UB is expressed by those sparse coefficients and KBs. To improve the contour similarity of reference object to inpainted object, the algorithm provides a similarity transformation model to edit the reference object. Moving least squares technique is adopted to make the shape of reference object contour match that of inpainted object contour and preserve the shape of reference object. Specially, first reference contour is deformed following unpainted contour. By matching contour point pairs of two contours, a similarity matrix and a translation vector are calculated and act on unpainted contour points to get target positions of reference contour points. Then reference image is deformed to make contour points of reference object reach target positions. The transformation rule is that spatially-close pixels follow similar transformation. Using original positions and target positions of reference contour points, a similarity matrix and a translation vector for each pixel in reference image are calculated using moving least squares with the original spatial similarity between pixel and reference contour points as weights. The pixel new position is obtained by transforming original position with similarity matrix and translation vector. For texture inpainting, priority calculation and search region partition based on image smoothing is proposed. Image structure extraction based texture smoothing technique is adopted to reduce the influence of gradients with large amplitudes on priority order, so as to obtain better texture structure. Search region partition can reduce the time for searching similar image blocks. Experiments show that the algorithm can inpaint the object with missing unique structure by reference object, and can better inpaint the curved contour and irregular texture of various object images. Compared with the existing traditional and deep learning image inpainting methods, this method achieves better results in inpainting objects with complex structures and textures.

**Keywords** image inpainting; contour matching; sparse representation; texture inpainting; image deformation

### 1 引 言

图像修复是修补图像中信息缺失区域的技术,该技术既可以用于修复已经破损的图像,还可以用于移除图像中不期望存在的物体、文字等,具有较多的应用场景.目前针对图像小尺度破损,例如划痕、文字等小区域破损,现有图像修复技术已经比较成熟,可以获得很好的修复结果.但针对图像缺失区域较大,尤其是当缺失的图像区域具有复杂的结构和纹理时,现有图像修复方法的结果仍存在修复区域模糊和与周围已知区域结构衔接不连贯等问题.

针对图像区域缺失较大的情况,目前比较传统的修复方法可以分为:基于样本块的图像修复方法和基于稀疏表示的图像修复方法.其中,Criminisi等人<sup>[1]</sup>提出基于样本块纹理合成的方法,将参考纹理块的信息复制到目标区域,并提出等照度线优先级,优先将纹理间界限处已知部分传播进待修复区域,达到修复结构的目的.但此方法先传播纹理图像块,会导致物体纹理与背景融合. Elad 等人<sup>[2]</sup>将图

像分解为结构和纹理两个部分,使用两种特性不同的过完备字典对图像进行稀疏分解,再将重建技术用于两部分稀疏表示的恢复.该方法使用学习型字典对这两部分进行过完备字典训练,需要大量的样本,当字典不合适时,修复结果会出现明显的边界和图像模糊等问题. Xu 等人<sup>[3]</sup>使用最相似多个图像块的稀疏表示作为填充的样本块,但该方法仅考虑邻域一致性,缺少全局结构的指导,趋于将曲线结构修复成直线结构.

近年来,深度学习方法也逐渐被应用到图像修复中.这类方法将图像修复作为图像生成问题处理.其中,Pathak等人<sup>[4]</sup>通过学习整个图像的上下文图像特征,在修复区域周围内容的约束下生成待修复区域的内容. Yang等人<sup>[5]</sup>和 Yu等人<sup>[6]</sup>对其进行改进,进一步提升了纹理细节修复效果. 该方法借助于深度学习较强的特征学习能力,在海量图像数据的支撑下,通过大量学习可对一些大尺度图像缺失的图像获得较好结果. 但当缺失区域较大且缺失区域轮廓结构复杂时,修复区域的物体轮廓会与背景融合,导致修复失败.

综上,现有的图像修复方法仍存在以下问题: (1)对于复杂的图像,特别是具有弯曲结构和不规则纹理的情况,修复图像的结构往往会出现衔接不连续或预测错误;(2)衡量样本块相似性依赖样本块的已知部分,可能引入瑕疵,导致修复的物体轮廓与背景融合;(3)利用图像全局信息进行图像修复时算法时间复杂度高.

针对于此,本文提出基于稀疏表示的物体图像修复算法.首先,用户在未知区域编辑期望修复的轮廓,通过轮廓匹配找到相似物体图像作为参考图;然后,通过对参考物体进行局部变形,提高参考物体轮廓与待修复物体轮廓的相似度,同时计算参考物体轮廓结构的稀疏表示,将该稀疏关系用于待修复物体,建立缺失轮廓和已知轮廓之间的联系,并对缺失轮廓进行修复;最后,对图像的非轮廓线部分进行纹理修复.

本文的贡献如下:

- (1)提出一种基于稀疏表示的复杂物体图像修复技术.本方法依据高相似度轮廓的同类物体可以使用同样的稀疏表示来表达结构的相似性.利用参考物体轮廓的稀疏关系对待修复物体的残缺轮廓进行还原,避免因待修复图像块信息不完整、直接求出的稀疏关系不准确,从而引起的修复效果不理想.
- (2)提出一种基于目标轮廓的物体变形技术. 为使参考物体和待修复物体具有高相似度的轮廓, 本方法采用移动最小二乘技术,首先建立两个轮廓 线之间的相似变换模型对参考轮廓线进行编辑. 然

后再将参考轮廓线的编辑扩散至整幅参考图,实现 对参考物体做形状保持的局部变形.该技术降低了 对输入参考物体选择的要求.

- (3)提出一种基于图像平滑的修复优先级计算和搜索区域划分方法.本方法在纹理修复中使用提取图像结构的图像平滑处理,减少纹理中幅值较大的梯度对计算修复顺序的影响,更好地修复纹理结构.同时通过划分图像相似区域,有效地减少了搜索相似样本块的时间.
- (4)相较于现有图像修复方法,本文提出的方法在处理图像缺失区域较大且包含曲线结构和复杂纹理的物体图像时,可以更好地恢复缺失区域的独特物体结构和复杂纹理,避免了修复区域物体轮廓与背景融合以及轮廓线不准确等现象.

## 2 物体修复算法

#### 2.1 整体框架

考虑到物体轮廓修复的难度,本文依据高相似度轮廓的同类物体可以使用同样的稀疏表示来表达结构的相似性特性,提出一种基于相似结构稀疏表示的图像修复算法.算法选取轮廓曲率变化较大、纹理较丰富的动物图像作为研究对象,构造同类物体的参考图数据库,利用相似参考图的结构关系恢复待修复图的轮廓信息,然后对轮廓修复结果进行纹理修复,算法的整体框架如图 1.

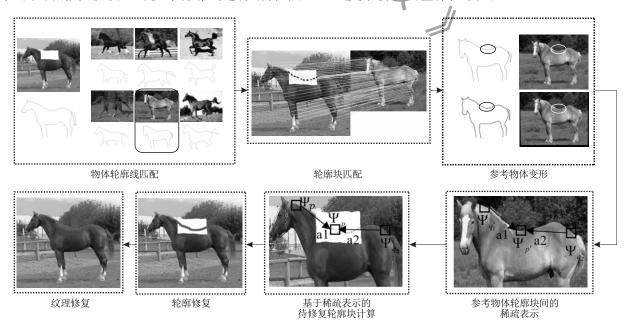


图 1 本文图像修复算法的整体框架

#### 2.2 参考图像预处理

#### 2.2.1 参考图选择

由于物体轮廓修复是问题的关键,算法依据参考图轮廓的结构关系对待修复轮廓进行处理,因此我们需要选择一个合适的参考物体.本文采用 Gao等人<sup>[7]</sup>研究中介绍的方法.首先利用 GrabCut 算法<sup>[8]</sup>将参考图和待修复图的前景物体与背景分离,得到前景和背景分别为 0 和 1 的二值图,使用边界跟踪的拓扑结构分析方法<sup>[9]</sup>从二值图中提取物体轮廓线.然后采用轮廓匹配方法从构建的数据集中找到与待修复图轮廓最相似的参考图.

#### 2.2.2 基于移动最小二乘的参考物体变形

由于具有高相似度轮廓的同类物体可使用同样的稀疏表示来表达结构的相似性,相似度越高稀疏关系越一致,相应地轮廓修复结果越准确.通过轮廓匹配,我们可以在有限的数据集中找到轮廓相似度最高的参考图,然而在通常情况下,相似度最高的两个轮廓不一定高度相似,如图 1. 而且轮廓匹配考虑的是轮廓的整体,尽管整体匹配度比较高,但可能出现某个局部匹配度偏低的情况.

为提高参考物体与带修复物体轮廓的相似度,本文采用移动最小二乘的方法[10] 对参考物体做变形. 该方法的基本原理为:设点集  $P\{p_1,p_2,\cdots,p_N\}$  变化后的目标位置为  $Q\{q_1,q_2,\cdots,q_N\}$ ,为保持轮廓或物体的形状,由 P 到 Q 的变换或其所引起的变换为相似变换,该相似变换的相似矩阵 M 和平移向量T 可以通过最小化下式得到:

$$\sum w_i |\mathbf{M}p_i + \mathbf{T} - q_i|^2 \tag{1}$$

其中 w; 为权重.

参考物体的变形分两步进行:

(1)轮廓点调整.根据参考物体和待修复物体轮廓的匹配关系对参考物体轮廓点进行调整,使该轮廓线与待修复物体轮廓线形状趋于一致.假设待修复物体轮廓的点集为 $C_1$ ,与其匹配的参考物体轮廓的点集为 $C_2$ .点集 $C_2$ 的期望位置可以认为是由点集 $C_1$ 相似变换得到.令 $P=C_1$ , $Q=C_2$ ,每个点对变换的贡献相同,即 $w_i=1$ ,代入式(1)求得轮廓点集 $C_1$ 到轮廓点集 $C_2$ 的相似矩阵 $M_c$ 和平移变量 $T_c$ ,从而可得调整后参考物体轮廓点集 $C_2^c$ 为

$$C_2' = \mathbf{M}_c C_1 + T_c \tag{2}$$

(2)参考物体变形. 当参考物体轮廓点由  $C_2$  调整为  $C_2'$ 时,其内部需要做相应的变换. 变换准则为在匹配物体新轮廓的前提下保持物体的形状,所采用的方法仍为移动最小二乘,即位置上相近的像素

遵循相似的变换. 为减少计算量,本文提出的方法将参考图像划分为等间距的网格,只需对网格上的点做相似变换计算,网格内的点由线性插值得到. 对网格上任一点 k,设其变换前的坐标为  $v_k$ ,与其位置上越接近的轮廓点变换的相似度越高. 令  $P=C_2$ ,Q= $C_2'$ ,设轮廓上点 i 调整前的坐标为  $p_i$ ,反映其和网格顶点 k 相似度  $w_i$ 的计算可以表示为

$$w_i = \frac{1}{|p_i - v_b|^{2a}} \tag{3}$$

根据式(1)可得轮廓上点 k 的相似矩阵  $M_k$ 和平移向量  $T_k$ ,则调整后点 k 的坐标  $v_k'$ 为

$$\boldsymbol{v}_{k}^{\prime} = \boldsymbol{M}_{k} \, \boldsymbol{v}_{k} + \boldsymbol{T}_{k} \tag{4}$$

图 2 为参考物体变形图,图 2(b)中轮廓线 1 为 待修复图的轮廓线,轮廓线 2 为参考图的轮廓线.轮 廓线 3 为根据轮廓线 1 和 2 由式(1)、(2)处理后得 到的轮廓线 2 的目标轮廓线.其中,轮廓线 1 和 3 的 形状是一致的.以轮廓线 3 作为参考物体的目标轮 廓,对参考图像进行变形,使参考图的轮廓形状接近 于待修复图的轮廓形状,变形结果如图 2(c).







a) 待修复图

(b) 参考物体 轮廓线调整图

(c) 参考物体变形图

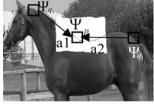
图 2 参考物体变形

### 2.3 待修复物体轮廓修复

根据局部线性嵌入算法[11]可知,全局中图像块之间是非线性关系,但在局部中邻近图像块的关系近似为线性,因此可通过邻近图像块的线性组合来估计待修复样本块.由非局部均值算法[12]可知,全局中多个邻近样本块的线性组合能获得更丰富的结构块.故本文使用已知轮廓多个样本块的线性组合来填充待修复轮廓.为了减少图像模糊,本文使用样本块的稀疏表示作为填充样本块.由于待修复区域的图像块没有纹理信息或者纹理信息不完整,直接基于此类图像块得到的已知区域样本块的稀疏表示不准确.考虑到高相似度轮廓的同类物体可以使用同样的稀疏表示来表达结构的相似性,所以修复物体轮廓的问题转化为如何在参考图中求解相似轮廓的稀疏表示,再将参考图的稀疏关系用于待修复图.

轮廓修复过程可用图 3 解释. 根据轮廓匹配结果,得到待修复图与参考图轮廓样本块的对应关系  $(\Psi_q, 对应 \Psi_{q'}, \Psi_p, 对应 \Psi_{p'})$ . 以待修复轮廓块  $\Psi_p$  在

参考图中的匹配块  $\Psi_{p'}$  作为目标,计算以参考图中其他轮廓图像块( $\Psi_{q'_1}$ , $\Psi_{q'_2}$ )作为候选块的稀疏表示.最后,本文使用相同的稀疏系数(a1,a2)和对应的待修复图轮廓图像块( $\Psi_{q_1}$ , $\Psi_{q_2}$ )计算稀疏表示,用于填充待修复轮廓样本块  $\Psi_p$ .下面以图 3 中的图像为例详细介绍轮廓修复算法.





(a) 待修复图

(b) 参考图

图 3 基于稀疏表示的物体轮廓修复

#### 2.3.1 样本块匹配关系建立

将待修复轮廓用  $C_{tu}$  表示,待修复物体已知轮廓用  $C_{tk}$  表示,待修复轮廓匹配的参考物体轮廓用  $C_{su}$  表示,参考物体的其他轮廓  $C_{sk}$  表示,

轮廓匹配建立了待修复物体与参考物体轮廓像素点的对应关系,如图 4. 在待修复物体轮廓上每隔一定的间隔(小于 24 个像素)采集一个被匹配的像素点,以这些像素点及匹配的像素点为中心分别在两个轮廓上取大小为 24×24 图像块. 待修复轮廓部分  $C_{tu}$  信息未知,在其物体轮廓线图中采集样本块,得到样本块如图 5(a). 在参考物体对应轮廓  $C_{su}$  中采集样本块,如图 5(b). 从图 5(a) 和图 5(b)可以看出,对应样本块的轮廓线是一致的.

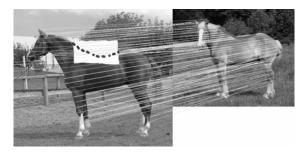


图 4 物体轮廓匹配

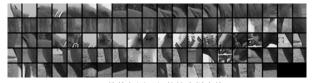


(b) 与图(a)匹配的参考轮廓样本块

#### 图 5 待修复轮廓样本块及匹配的参考轮廓样本块

在已知轮廓区域按照同样的采集方法,得到待修复图已知轮廓 $C_{tk}$ 的样本块,及参考图轮廓 $C_{sk}$ 的样本块.采集的部分样本块如图6所示.图6(a)和

图 6(b)中对应的轮廓块,物体所占区域及轮廓形状 基本一致.



a) 待修复图已知的轮廓样本块



(b) 与图(a)匹配的参考轮廓样本块

图 6 待修复图与参考图中采集的候选样本块

#### 2.3.2 参考物体轮廓的稀疏表示

在计算轮廓块之间的相似度时,为了消除背景以及纹理等因素的干扰,算法采用图像平滑方法<sup>[13]</sup>作用于参考图像并利用 GrabCut<sup>[8]</sup>分割出参考图的前景物体.

对经过上述处理的参考图,将与待修复轮廓匹配的参考图像块 $\{\Psi_{su}\}$ 作为目标,其他轮廓样本块及其旋转块(实验中分别做了 90°,180°,270°旋转)作为候选样本块 $\{\Psi_{sk}\}$ . 对 $\{\Psi_{su}\}$ 中的每一个图像块 $\Psi_p$ ,用 $\{\Psi_{sk}\}$ 中其相似度最高的 N 个样本块 $\{\Psi_q\}_{q=1}^N$ 稀疏表示. 两个图像块之间相似度的定义与基于样本块的修复方法[1]一致,即两图像块对应像素在RGB空间颜色距离的平方和.  $\Psi_p$ 近似为 $\{\Psi_q\}_{q=1}^N$ 的线性组合,且满足组合系数  $\alpha = \{\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_N\}$ 的非零元素个数最少,系数元素之和等于 1. 关于系数向量  $\alpha$  的优化方程可以表示为

 $\min\{\|\boldsymbol{\alpha}\|_0\}$ , s. t.  $\|\sum_{q=1}^N \alpha_q \boldsymbol{\Psi}_q - \boldsymbol{\Psi}_p\|^2 < \varepsilon$ ,  $\sum_{i=1}^N \alpha_i = 1$  (5) 其中  $\varepsilon$  表示相似误差的容错度.

直接根据式(5)求解向量  $\alpha$  的计算复杂度较高,所以与基于结构稀疏度的图像修复类似,借鉴匹配追踪算法思想<sup>[14]</sup>,每次在样本块 $\{\Psi_q\}_{q=1}^N$ 中选择与样本块  $\Psi_p$ 最相似的样本块,构建一个稀疏逼近,并求出  $\Psi_p$ 与已挑选出的最相似的 K 个样本块稀疏表示  $\sum_{q=1}^K \alpha_q \Psi_q$ 的残差,反复迭代,直到残差小于一定的范围.

利用参考图中其他轮廓样本块 $\{\Psi_{sk}\}$ 作为候选块计算得到的稀疏表示如图 7(a). 参考图中匹配待修复图未知轮廓的图像块 $\{\Psi_{su}\}$ 如图 7(b). 从图 7(a)可以看出,每个图像块和对应图 7(b)的图像块具有较高的相似度.



(a)使用稀疏表示计算的待修复未知轮廓样本块



(b)与未知轮廓样本块匹配的参考轮廓样本块

图 7 稀疏表示计算的待修复未知轮廓样本块 及匹配的参考轮廓样本块

#### 2.3.3 基于参考图稀疏表示的轮廓修复

设与 $\{\Psi_{su}\}$ 中图像块  $\Psi_{\rho}$ 对应的 $\{\Psi_{tu}\}$ 中图像块为  $\widetilde{\Psi}_{\rho}$ , $\Psi_{\rho}$ 在 $\{\Psi_{sk}\}$ 中稀疏表示图像块 $\{\Psi_{q}\}_{q=1}^{N}$ 对应的 $\{\Psi_{tk}\}$ 中图像块为 $\{\widetilde{\Psi}_{q}\}_{q=1}^{N}$ ,利用  $\Psi_{\rho}$ 关于 $\{\Psi_{q}\}_{q=1}^{N}$ 的稀疏表示系数  $\alpha$  可得待修复图像块  $\widetilde{\Psi}_{\rho}$ 表达式为

$$\widehat{\Psi}_{p} = \sum_{q=1}^{N} \alpha_{q} \, \widetilde{\Psi}_{q} \tag{6}$$

得到图像块 $\hat{\Psi}_{p}$ 作为轮廓修复候选块,部分结果如图 8.



图 8 轮廓修复候选块

将基于稀疏表示得到的这些待修复轮廓候选样 本块 $\{\hat{\Psi}_{n}\}$ ,采用基于数据驱动的图像修复方法<sup>[7]</sup>中 的优化方法将其填充到未知轮廓中. 图 9 对比了采 用相同的优化方法和不同候选样本块的轮廓修复结 果. 图 9(a)是参考图,图 9(b)是基于结构传播的图 像修复[15]的轮廓修复结果,该方法在待修复轮廓附 近选取候选样本块,由于待修复的轮廓弯曲度较大, 已知样本块的轮廓与其较不相似,修复的轮廓较不 连贯,例如在鹿的背部、鹅的背部以及马的背部均出 现较多的背景像素;图 9(c)是直接使用样本图的轮 廓图像块[16] 修复轮廓的结果,该方法在参考图中选 取轮廓结构最相近的样本块,由于参考图的纹理与 待修复图不同,修复时引入参考图的纹理,例如鹅的 背部引入了黑色瑕疵、梅花鹿背部引入浅色瑕疵和 马的背部引入了黑色瑕疵;图 9(d)是本文修复轮廓 的结果,将参考图的稀疏关系用于待修复图,建立缺 失轮廓和已知轮廓之间的联系来对缺失轮廓进行修 复,使物体轮廓结构与指定轮廓相似,合成的纹理与 待修复物体纹理也相似,所以轮廓修复结果较为 连续.

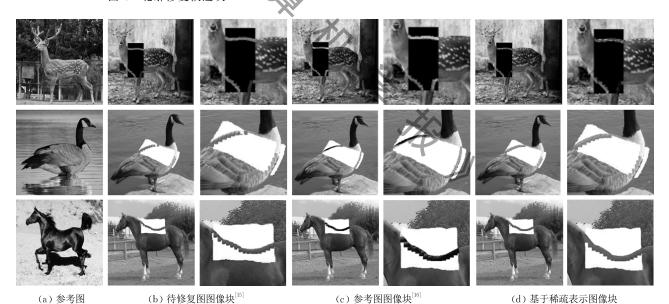


图 9 比较不同候选样本块的轮廓修复结果

#### 2.4 纹理修复

本方法借鉴纹理合成的思路,基于样本块的图像修复方法从待修复区域边界向内部进行结构传播,每次选择待修复区域边界上的一个样本块,并在已知区域寻找相似样本块对其填充,直到待修复区域修复完毕.首先,我们需要确定边界上样本块的修复顺序,由于修复顺序对于能否正确修复结构至关重要,应尽量使具有较多已知信息和结构信息的区

域先得到修复. 然后,考虑如何利用已知区域的信息 对其填充,使待修复样本块在视觉上保持邻域的一 致性. 所以纹理修复需考虑两个问题: (1)如何定义 样本块修复优先级; (2)如何填充待修复样本块.

#### 2.4.1 修复优先级确定

基于结构稀疏度的图像修复<sup>[3]</sup>定义了关于结构稀疏度和置信度的优先级,令具有较多已知信息、位于结构区域的样本块拥有较高的优先级,本文使用

该方法确定目标区域边界上的样本块的优先级,但是基于结构稀疏度的优先级受到纹理结构的影响,可能出现优先修复梯度较大的纹理,而不是不同区域交界处的结构.为了能够优先修复纹理区域的边界,弱化较强梯度纹理的影响,本文在计算结构稀疏度前使用提取结构图像平滑方法[13],对待修复图像进行平滑处理,结果如图 10 所示. 对轮廓修复结果进行图像平滑后,在一定程度上磨平纹理细节,突出不同纹理区域的边界,让区域边界的像素获得更高的优先级.



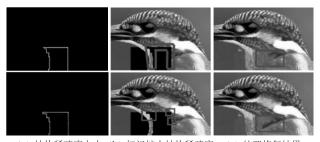


(a) 轮廓修复结果

(b) 图像平滑结果

图 10 提取结构的图像平滑结果

对轮廓修复结果平滑处理前后优先级计算的对比结果如图 11. 对于物体内部的未知区域,优先级大小如图(a)所示,白色表示优先级较大.第1行是使用未平滑的图像计算优先级的修复结果,未知区域边界的优先级大小相差不大,在图(a)均显示为白色;较大的优先级较均匀地分布于未知区域边界上,如图(b)所示;由于未能识别和优先修复区域边界,其纹理修复结果未能延伸小鸟脖子上的边界线,如图(c)



(a) 结构稀疏度大小(b) 标记较大结构稀疏度 (c) 纹理修复结果

图 11 基于平滑前后图像计算优先级的效果比较



(a) 轮廓修复结果



(b) 平滑结果

所示. 第 2 行是本文的修复结果,从图(a)看到未知区域边界仅在纹理区域的边界处有较大的优先级,说明本文的方法能较好地区分复杂纹理的区域边界,较大优先级分布在图(b)标记之处;因此能够优先修复纹理区域的边界,较好地修复小鸟脖子上的边界线,如图(c)所示.

### 2.4.2 样本块稀疏表示

计算优先级后,每次选择目标区域边界上优先级最高的样本块并修复它.如同基于结构稀疏度的图像修复<sup>[3]</sup>,本文使用多个匹配块的稀疏表示来修复.为了使得修复后的目标区域与周围已知区域的纹理和结构更连贯,匹配块的搜索采用局部邻域一致性约束的方法.但是该方法在计算待修复图像块稀疏表示时,需要在整个已知区域内搜索相似样本块,再选取最相似的 25 个候选样本块,搜索最相似的候选样本块时会消耗大量的时间.

本文通过将已知区域分成多个子区域,只在与 待修复图像块相似的子区域内搜索样本块,缩短相 似样本块的搜索时间.该策略可分为区域划分和待 修复图像块所在区域确定两个步骤.

(1)区域划分. 如图 12 所示. 使用结构提取的图像平滑方法<sup>[13]</sup>,对轮廓修复结果进行平滑处理. 统计平滑后结果的灰度直方图,使用直方图峰谷值检测方法<sup>[17]</sup>检测平滑图像的直方图峰谷值.

将峰谷值作为阈值以划分区域,划分结果如图 13,第1个子图是轮廓修复图平滑结果,其他子图是根据阈值划分的 11 个区域.

(2) 待修复图像块所在区域确定. 计算待修复 样本块已知部分平均值,将平均值与划分区域的阈 值比较,选取距离最近的三个子区域作为搜索相似 样本块的范围.

将该方法与直接在整个已知区域寻找相似样本块所用的时间进行比较,结果如图 14. 从图中可以看出,随着图像分辨率增大,时间降低率越大.使用基于邻域一致性的稀疏表示填充纹理区域,可以实现物体和背景纹理的成功修复,如图 15 所示,

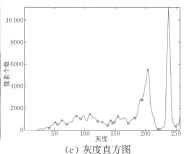


图 12 平滑结果的直方图



图 13 根据直方图划分的相似区域

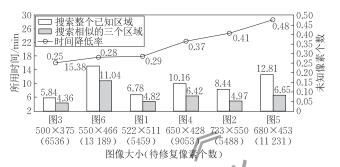


图 14 在不同范围搜索相似样本块的时间比较

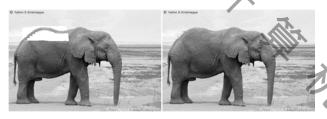
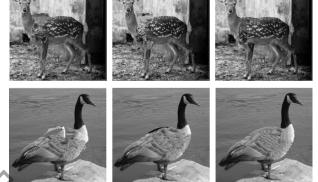


图 15 轮廓修复和纹理修复结果

修复区域的大象纹理与已知区域的纹理自然连续地过渡.

若轮廓修复结果存在不连贯、引入背景或参考 图瑕疵等问题,将影响纹理修复结果.使用不同候选 样本块进行轮廓修复结果如图 9,纹理修复结果如 图 16(a)为使用待修复图图像块修复轮廓的最终结 果. 因轮廓修复结果存在较多背景像素,纹理修复 时,背景纹理会传播到物体内部,导致物体修复结果 出现大量背景像素. 例如, 鹿的身体部位出现较多墙 的纹理,鹅的背部出现较多水的纹理.图 16(b)为使 用参考图图像块修复轮廓的最终结果. 因轮廓修复 结果存在较多参考图纹理,纹理修复时,会选择与参 考图纹理最相似的纹理块复制到物体内部,导致物 体修复结果与周围已知区域存在差别. 例如, 鹿的轮 廓修复结果引入参考图的浅色纹理瑕疵,使得鹿的 身体部分出现较多浅色纹理和背景纹理;马的轮廓 修复结果引入参考图的黑色纹理瑕疵,使得马的背 部出现较多黑色纹理,与马身体的纹理不同.图 16(c) 为使用稀疏表示图像块修复轮廓的最终结果. 因轮 廓修复结果较为连续,根据轮廓修复结果可以将正 确的纹理块传播到物体内部,使得在搜索最相似样本块时得到较合适的样本块,物体纹理修复结果较为自然.









(a) 待修复图图像块<sup>[15]</sup>

(b) 参考图图像块<sup>[16]</sup> (c) 基于稀疏表示图像块

图 16 使用不同候选样本块修复轮廓的最终结果

# 3 实验结果分析

#### 3.1 实验设置

本文使用的图像数据集主要由轮廓曲率变化较大、纹理类型较丰富的动物图像组成,如图 17 所示. 该数据集包含 20 种动物,每种动物约 40 个图像,数 据集通过人工在网络图像中选取,对于每种物体,选 择不同拍摄的角度或者不同动作的图像,然后对每个

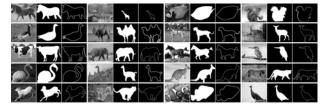


图 17 本文实验中参考图的种类示意图

物体图像进行提取轮廓的预处理从而得到其物体掩模图像和轮廓图像.本文算法也可适用于其他类型图像.

对于每一幅待修复图像,首先人工确定其类别, 然后利用对应的图像数据库进行轮廓匹配,得到最 相似的参考图.

轮廓修复和纹理修复步骤可调节参数如表 1 所示.参数的取值在一定程度上会影响图像修复效果,比如轮廓样本块大小对修复结果连贯性的影响,用多个图像在不同图像块大小下进行修复,计算修复结果和原图的 PSNR(峰值信噪比),取最大 PSNR对应的图像块大小作为实验的默认参数.其他可调节参数的设置均采用该方法.

表 1 本文的实验参数设置

	W 1	个人们大型多数以且	
步骤	参数符号	参数意义	取值
	$ \Psi $	样本块边长	24
轮廓修复	$ p_i $	轮廓上采点间隔	12
	$k_s$	结构线距离的权重	10
	$k_c$	已知区域 SSD 的权重	2
纹理修复	$ \Psi_p $	以像素点 p 为中心的样本 块大小	11×11
	N(p)	待修复样本块的邻域窗口 大小	THILL
	σ	将样本块距离标准化为指 数函数的参数	5
	N	候选样本块的个数	25
	ε	邻域一致性的容错度	$25 \times  \Psi_p $
	β	邻域一致性约束中,预测未 知部分约束所占比例	0.25

轮廓匹配和轮廓修复的时间复杂度如表 2 所示.本文在 2.6 GHz Intel CPU 的电脑上用 Matlab R2014b 和 OpenCV 2.4.10 进行算法实现.轮廓匹配时,运行时间与采样点个数有关,使用较少个数轮廓点进行预先对齐轮廓能减少运行时间,本文使用4 个轮廓点进行预先对齐,匹配 200 个轮廓点的两个轮廓用时 0.49 s.除轮廓点的个数,轮廓匹配的运行时间与参考图的个数有关.参考图个数增多,轮廓匹配的运行时间与参考图个数增长,如图 18.轮廓匹配时间增长与参考图个数增长一致,所以轮廓匹配的运行时间主要受参考图个数的影响.在实验中,包含 26个候选样本块的轮廓修复用了约 8 s.

表 2 轮廓匹配和轮廓修复的时间复杂度

步骤	子步骤	时间 复杂度	符号含义
	计算轮廓距离	$O(n^3)$	
轮廓匹配	构造上下文信息	$O(n^2)$	n: 轮廓点个数
	两个轮廓之间匹配	$O(n^2)$	
轮廓修复	/	$O(LN^2)$	L:需要样本块个数 N:候选样本块个数

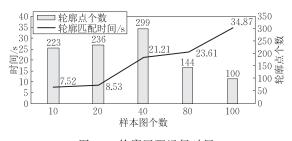


图 18 轮廓匹配运行时间

#### 3.2 实验结果分析

效性.

#### 3.2.1 与传统方法对比

将选取 Criminisi 等人<sup>[1]</sup>基于样本块的图像修 复、Xu 等人<sup>[3]</sup>基于稀疏度的结构传播图像修复和 PatchMatch<sup>[18]</sup>方法与本文的方法进行比较.

图 19 是本文方法与这三类方法的结果对比. 图 19(a)为待修复图,图 19(b)为参考图.为了更清楚地 看到待修复区域,本文用矩形指出未知域.图 19(c) 是 Criminisi 等人[1]基于样本块的图像修复结果, 该方法能够修复简单的结构和纹理,但不能较好 地处理曲线结构,可以看到其修复的大象背部不 能自然连接. 当纹理具有较强的等照度线时, 先传 播纹理图像块,而没有优先修复不同区域之间的边 界结构,导致物体纹理与背景的融合,如第2行背景 纹理比马的纹理复杂,该方法会将背景纹理传播进 马头. 另外,该方法较难修复原图没有的结构,比如 失去尾巴的斑点狗. 图 19(d)是 Xu 等人[3]基于结构 稀疏度的结构传播方法的修复结果,该方法考虑邻 域一致性,能产生视觉上连续自然的结果,但较难处 理曲线结构.由于缺少全局结构的指导,邻域一致性 约束使其趋向于将曲线结构修复成直线,比如该方 法将大象背部和马头都修复成直线,使轮廓较不自 然. 该方法同样较难修复原图缺失的独特结构. 图 19(e)是 PatchMatch<sup>[18]</sup>方法的修复结果,该方法 定义了连贯性约束,能较好修复大区域的纹理,并定 义了修复结果应包含较大比例的已知区域的结构 信息,然而该约束并不能成功修复缺失的独特结构, 也较难修复曲线信息. 图 19(f)是本文方法的修复 结果,能较好地修复缺失的曲线结构,能利用参考图 的结构信息修复缺失独特结构的物体,纹理与相邻 的已知区域较自然地过渡,较好地保持已修复轮廓 的清晰边缘.通过与以上方法的比较,本文方法能较 好地修复缺失结构的复杂物体图像,验证了基于参 考图相似结构的稀疏表示进行修补物体轮廓的有

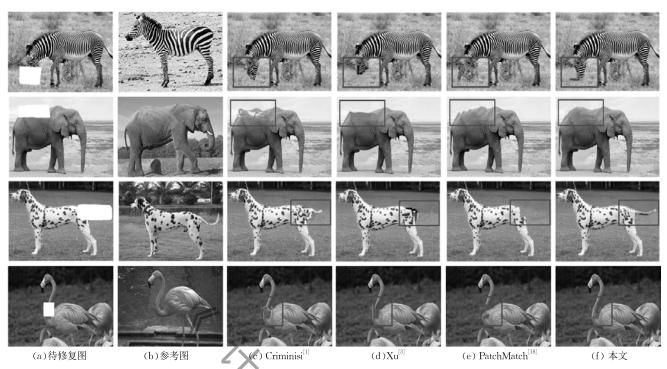


图 19 与传统方法比较

本文使用两种评价图像的客观标准 *PSNR*(峰值信噪比)和 *SSIM*(结构相似性)对修复结果图像进行定量评价.本文使用超过 30 幅图像的修复结果进行定量评价,并求取平均值.从表 3 可以看出,无论是 *PSNR* 还是*SSIM*,本文方法的修复图像质量都更高.

表 3 四种方法的定量评价

方法	$PSNR/\mathrm{dB}$	SSIM/%
基于样本块的图像修复	21. 23	86.00
基于结构稀疏度的结构传播图像修复	21.53	86.67
PatchMatch	22.69	87.85
本文	23.20	91.40

#### 3.2.2 与深度学习方法对比

本文将与三种基于深度学习的图像修复方法进行比较:(1)基于 CNN 的 Context-Encoder 图像修复方法<sup>[4]</sup>;(2)基于多尺度神经补丁合成的高分辨率图像修复方法<sup>[5]</sup>;(3)基于注意力机制的图像修复方法<sup>[6]</sup>.

图 20 是本文与这三种方法的结果对比.图 20(a) 为原图,图 20(b) 为待修复图.图 20(c) 为 Context-Encoder 方法<sup>[4]</sup> 的结果图.该方法通过特征学习预测待修复物体结构,但当网络无法正确提取物体特征时,则不能正确修复物体结构,并且产生模糊

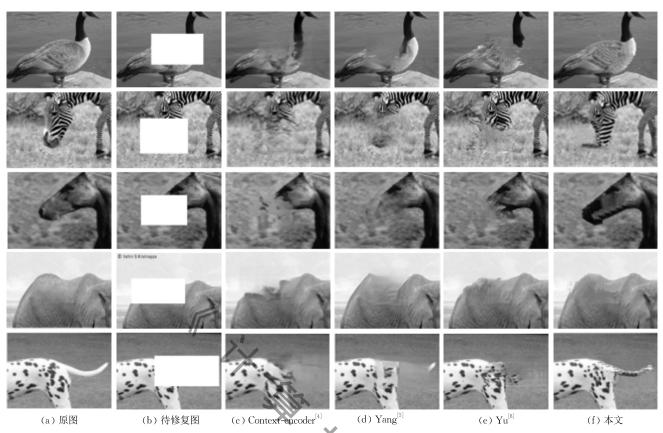
的纹理,不能清晰地连接物体轮廓,出现物体轮廓与背景融合.图 20(d)是 Yang<sup>[5]</sup>基于多尺度神经网络的高分辨率图像修补算法的结果图.该方法为在Context-Encoder方法上加入纹理细化步骤,减轻修复结果模糊的情况,但是仍出现物体轮廓与背景融合.图 20(e)是 Yu<sup>[6]</sup>基于注意力机制的图像修复结果图.该方法在纹理细化时引入注意力机制,可以利用已知区域的特征信息,相对于前两种方法,修复结果更加清晰,可以修复部分物体结构,但是不能生成完整的物体结构,仍然会出现物体轮廓与背景融合的情况.

综上,基于深度学习的图像修复方法存在的问题:当待修复区域较大,使得网络不能正确学习图像特征,修复结果出现物体轮廓不能清晰连接,物体轮廓与背景融合等情况.

表 4 表明本文的方法修复图像质量更高. 表 4 中的数据也使用超过 30 幅图像的修复结果进行定 量评价,并求取平均值.

表 4 四种方法的定量评价

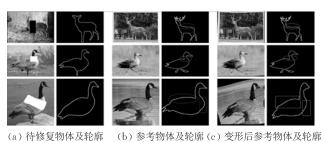
方法	PSNR/dB	SSIM/%
Context-Encoder	19.37	75.54
基于多尺度神经网络的高分辨率图像修复	20.43	78.52
基于注意力机制的图像修复	20.77	84.91
本文	23.20	91.40



与深度学习方法比较 图 20

#### 3. 2. 3 参考物体形状变化对修复结果影响对比

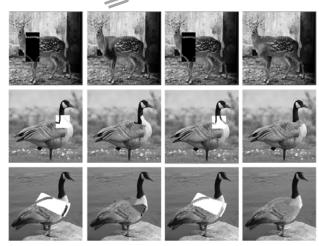
参考图中物体轮廓和待修复物体轮廓的相似度 对修复结果具有重要的影响. 为提高两个轮廓的相 似度,本文对参考物体做变形.图 21 为变形前后的 对比样例. 从图中可以看出,变形后参考物体的轮廓 和带修复物体轮廓的相似度得到提高.



(b) 参考物体及轮廓(c) 变形后参考物体及轮廓

图 21 参考物体形状调整

分别以图 21 中未做变形具有低相似度轮廓的 物体和变形之后高相似度轮廓的物体为参考对象对 待修复物体的轮廓进行修复,本文方法的修复结果 如图 22. 轮廓修复时,使用没有变形的参考图计算 稀疏表示,由于带修复图的轮廓和参考图的轮廓存 在低相似度问题,将参考图选择的候选块序号及计 算的稀疏系数应用到待修复图时,导致图 22(a)中 第1行修复的鹿的轮廓不连续.第2行,鸭的颈部轮 廓中黑色纹理块长度不一;第3行,鸭的修复轮廓中 出现背景纹理及未期望的黑色块,与已知轮廓不连 续,导致第3行鸭的纹理修复结果失败.而利用变形 后得到的高相似度的物体轮廓计算的稀疏候选块序 号和稀疏系数作用于待修复图,能修复原图中较弯 曲的结构线,修复结果也比较理想.



(a) 利用变形前的参考物体 修复轮廓及纹理图

(b) 利用变形后的参考物体 修复轮廓及纹理图

图 22 参考物体对修复结果的影响

表 5 为变形前后修复结果的定量评价,在该数 据集上,变形之后可以相对变形前提高修复结果的 结构相似度和峰值信噪比,表明变形后修复结果更准确.

表 5 变形前后定量评价

是否变形	$PSNR/\mathrm{dB}$	SSIM/%
否	22.01	90.68
是	23. 20	91.40

### 4 结 语

本文提出了一种基于稀疏表示的物体图像修复算法.实验表明,利用参考图相似结构的稀疏表示能较好地恢复待修复物体的轮廓,处理已知区域缺失的独特结构.通过与已有方法的比较,本文方法对缺失较大区域且包含曲线结构和复杂纹理的物体图像有更好的修复结果.

目前本文在构建数据集时,通过 GrabCut 方法 分离前景物体和背景,仍需要人工辅助设置前景和 背景像素点,使得构造图像数据集的代价较大,影响 本文算法的适用性.下一步的研究可以探讨样本图 像的物体轮廓提取步骤的自动化方法,提高轮廓匹 配在拥挤背景的健壮性.

#### 致 谢 感谢各位审稿专家对本文工作的指导!

#### 参 考 文 献

- [1] Criminisi A, Prez P, Toyama K. Object removal by exemplar-based inpainting//Proceedings of the 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Madison, Wisconsin, USA, 2003; 721-728
- [2] Elad M, Starck J L, Querre P, et al. Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis (MCA). Applied and Computational Harmonic Analysis, 2005, 19(3): 340-358
- [3] Xu Z, Sun J. Image inpainting by patch propagation using patch sparsity. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1153-1165
- [4] Pathak D, Krahenbuhl P, Donahue J, et al. Context encoders: Feature learning by inpainting//Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA, 2016: 2536-2544
- [5] Yang C, Lu X, Lin Z, et al. High-resolution image inpainting

- using multi-scale neural patch synthesis//Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA, 2017: 6721-6729
- [6] Yu J, Lin Z, Yang J, et al. Generative image inpainting with contextual attention. arXiv preprint arXiv: 1801.07892, 2018
- [7] Gao C Y, Luo Y M, et al. Data-driven image completion for complex objects. Signal Processing: Image Communication, 2017, 57: 21-32
- [8] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. GrabCut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 309-314
- [9] Suzuki S, Be K. Topological structural analysis of digitized binary images by border following. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1985, 30(1): 32-46
- [10] Schaefer S, Mcphail T, Warren J. Image deformation using moving least squares. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 533-540
- [11] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding. Science, 2000, 290 (5500): 2323-2326
- [12] Wong A, Orchard J. A nonlocal-means approach to exemplar-based inpainting//Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Image Processing. San Diego, USA, 2008: 2600-2603
- [13] Xu L, Yan Q, Xia Y, et al. Structure extraction from texture wa relative total variation. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(6): 139
- [14] Mallat S. Zhang Z. Matching pursuit with a time-frequency dictionaries. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415
- [15] Sun J, Yuan L, Jia J, et al. Image completion with structure propagation. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 861-868
- [16] Huang Ya-Jun. Image Completion for Complex Objects Based on Exemplar Matching and Filling[M. S. dissertation]. Sun Yat-Sen University, Guangzhou, 2015(in Chinese) (黄雅隽. 基于范例匹配与填充的复杂物体图像修复方法[硕士学位论文]. 中山大学,广州, 2015)
- [17] De Silva D V S X , Fernando W A C, Kodikaraarachchi H, et al. Adaptive sharpening of depth maps for 3D-TV. Electronics Letters, 2010, 46(23): 1546-1548
- [18] Barnes C, Shechtman E, Finkelstein A, et al. PatchMatch: A randomized correspondence algorithm for structural image editing. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(3): 1-11



**GAO Cheng-Ying**, Ph.D., associate professor. Her research interests include graphics and image processing.

**XU Xian-Er**, M. S. Her research interests include graphics and image processing.

**LUO Yan-Mei**, M. S. Her research interests include graphics and image processing.

**WANG Dong**, Ph. D., associate professor. Her research interests include computer vision, image processing.

#### Background

When we are taking photos, we may come across such cases. For example, a dog runs in suddenly. Or we find an ideal scene except an obstacle. Those unexpected objects are unpopular. Removing them from photos is easy by image editing tools such as Photoshop, but inpainting the regions left is troublesome. The task can be solved by image inpainting technique. The fundamental principle is the result image should be visually realistic and semantically consistent with surrounding known region. Because there is no information in the inpainted regions, image inpainting is an ill-posed problem. In order to get more known information, traditional methods try to inpaint the regions from the boundary to inner. Even so, the content is still unreasonable or structure is inconsistent in many cases. Recent years many deep learning based image inpainting methods are proposed, which regards image inpainting as image generation. By feature learning and massive training data, those methods can achieve a reasonable

result. But when there is strong structure and complex texture in a large inpainted region, artifacts such as detail blur, structure fusion and structure inconsistent will appear in result image. Therefore, this paper proposes a sparse representation based image inpainting algorithm to inpaint object image with missing structure and complex texture. By structure sparse relation derived from corresponding reference object contour with high similarity, various large curve contours can be inpainted correctly. And an image deformation algorithm based on moving least squares technique is presented to improve contour similarity of reference object to inpainted object. To achieve better texture structure efficiently, priority calculation and search region partition based on image smoothing is given.

This work was supported by the National Key Research and Development Program of China under Grant No. 2018YFC0830500.