·图形图像处理· 文章编号:1000-3428(2016)03-0236-06 文献标识码:A 中图分类号:TP391

基于平面结构信息的图像修复

毛宇航[1,2],李光耀[1,2],肖 莽[1]

(1.同济大学电子与信息工程学院,上海 201804;2.复旦大学上海市数据科学重点实验室,上海 201203)

摘 要: 由于不准确的相似度量无法匹配到合适的样本块,使基于块匹配的图像修复算法在修复建筑场景图像时出现结构和纹理上的不连贯现象。为此,提出利用图像平面结构信息指导块匹配的图像修复方法。通过估计平面投影参数,将已知区域分割成平面,并分析相应的结构信息。根据块偏移和变换的先验概率将平面结构信息转换成目标函数的约束条件,进而指导基于块匹配的图像修复。对颜色项加以改进,引入平面项和梯度项到块距离函数中以度量块间的相似性,减少修复图像中因不准确块匹配而产生的模糊现象。实验结果表明,该算法不仅能够快速有效地对缺损图像进行修复,而且能够保证图像修复后的结构连续性和纹理平滑性。

关键词: 图像修复;块匹配;特征提取;块距离函数;平面结构信息

中文引用格式: 毛宇航,李光耀,肖 莽. 基于平面结构信息的图像修复[J]. 计算机工程,2016,42(3):236-241,248.

英文引用格式: Mao Yuhang,Li Guangyao,Xiao Mang. Image Completion Based on Planar Structure Information[J]. Computer Engineering,2016,42(3):236-241,248.

Image Completion Based on Planar Structure Information

MAO Yuhang[1,2],LI Guangyao[1,2],XIAO Mang[1]

(1. College of Electronic and Information Engineering,Tongji University,Shanghai 201804,China;
2. Shanghai Key Laboratory of Data Science,Fudan University,Shanghai 201203,China)

【Abstract】 As inaccurate similarity measurement fails in matching the appropriate sample patches,image completion algorithms based on patch match tend to cause inconsistent phenomenon on structures and textures when repairing the architectural scene images. In view of this,this paper presents an image completion method using image plane structure information to guide patch match. Begining with estimating plane projection parameters,the known region is segmented into planes,and the translational regularity among these planes is extracted. By means of defining the prior probabilities of the patch offsets and transformations,the plane structure information is converted into soft constraints to guide the ordinary patch match. Integrating the color item,plane item and gradient item into the patch distance function,it measures the similarity of patches,which helps to reduce the image blurring caused by inaccurate patch match. Experimental results suggest that,the proposed method is not only effective in completing the damaged image rapidly,but also able to guarantee the image's structure continuity and texture smoothness.

【Key words】 image completion;patch match;feature extraction;patch distance function;planar structure information

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.03.043

1 概述

在智能化的技术革命浪潮中,海量的数字图像不断涌现。然而,很多因素会导致数字图像的缺损[1]:一方面,数字设备采集到的原始数据不能满足多样化的实际需要,必须对图像内容进行编辑,例如修补图像中出现的瑕疵,去除图像中某个明显的物体、修复带有划痕或破损的图像等;另一方面,数字视觉信号在获取、编码、存储、传输和后期处理过程中,往往会产生一定程度的失真,对视觉信号的质量产生严重的影响。因此,为了保证图像信息的完整性,亟需对数字图像进行合理的填充修复。

数字图像修复技术的原理是利用图像中未缺损的信息,依据特定的填充规则,尽可能地将修复后的图像呈现视觉上的自然状态,让人眼无法察觉其修复的痕迹。图像修复技术被广泛应用在文物保护、影视特效、图像压缩、图像超高分辨率分析、视频传输的错误隐藏等视觉处理领域。

基金项目: 上海市科学技术发展基金资助项目(13dz2260200,13511504300)。

作者简介: 毛宇航(1991-),女,硕士研究生,主研方向为数字图像处理;李光耀,教授、博士生导师;肖 莽,博士研究生。

收稿日期: 2015-08-17 **修回日期:** 2015-10-28 **E-mail:** yuhang_mao@163.com

根据使用方法原理的不同,图像修复算法可以归类为基于像素点和基于块的图像修复。前者修复的图像包含小范围的破损区域。此类方法包含偏微分方程模型和变分模型,统称为基于变分偏微分方程(Partial Differential Equation, PDE)的图像修补[2],例如基于全变分和边界重构的纹理图像修复方法[3]和基于偏微分方程的图像修复[4];后者主要针对大范围破损的区域,此类方法称为图像补全技术[5],例如基于样本块的纹理合成[6-8]、基于小波变换[9]的图像修复和基于稀疏性的图像修复[10]。图像补全将图像块作为操作单位,凭借缺损区域边界处的数据信息,从已知区域中寻找匹配块,根据特定计算规则确定最佳匹配块,再拷贝最佳匹配块到缺损区域中,逐步填充未知区域,从而实现整个图像修复。

基于纹理合成的修复方法是根据缺损图像中的已知区域,对信息丢失的部分进行纹理合成产生新的图像块,以此修复大范围破损的区域。有较多实验证明此类方法在保持图像的结构信息上很难令人满意。文献[11]采用一种求近似解的块搜索算法,即利用相邻块传播与随机搜索,做到快速发现图像相似块并且把位置信息传播给相邻的像素点,进而找到最优的样本块,提升待修复图像在结构上的连贯性。随后,通过对块进行旋转和缩放,文献[12]扩大了块匹配的搜索范围。度量图像块间的相似性除了使用对应像素的颜色空间距离,也允许采用任意描述符(向量),此举增强了块匹配算法的健壮性和通用性。文献[13]在构造和搜索 KD-tree 的基础上完成块匹配结果的传播。这种方法以空间换时间,较文献[11]能够明显加快速度,但是不容易拓展到包含旋转和缩放的变换。文献[14]在结合块偏移和结构描述算子的基础上,同时利用图像块匹配的统计特性来精简优化过程中的标签数目,提出了具有全局优化效果的图优化修复算法。文献[15]采用基于随机映射的快速图像修复算法,通过大幅缩小样本搜索空间,在纹理与结构方面寻找与缺损区域相似的样本,并且改进优先级计算方法,在很大程度上保证了图像结构的正确传播,克服了图像局部不连续的现象。

文献[16]提出通过提取中层场景结构信息指导低层次图像修复的方法,本文在该方法的基础上,借助平面结构信息进行基于块匹配的图像修复。

2　本文算法

2.1　设计思想

本文算法的主要设计思想如下:

(1)通过平面索引来确定搜索空间,从而确定块的变换方式。对图像中的平面规律进行提取,更准确地寻找相似块的搜索空间,提升块匹配算法的质量和速度。

(2)在匹配块的搜索中,通过改进颜色项以及引入梯度项到块距离函数中来度量块间的相似性,增强纹理图像的细节处理,消除更多修复图像中因不准确块匹配带来的模糊。

2.2　算法流程

本文的修复算法的流程如图 1 所示。

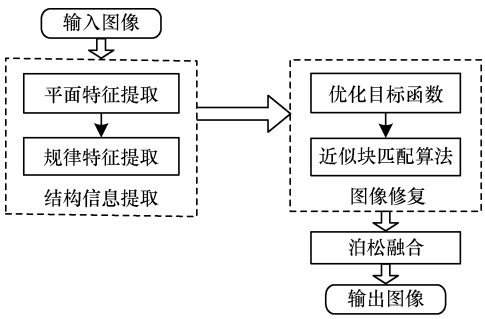


图 1　本文算法流程

具体步骤如下:

(1)读取待修复的图像,确定其破损区域 $\overline{\Omega}$ 和破损边缘 $\partial\overline{\Omega}$ 的信息。

(2)从图像的平面和规律特征出发提取图像中的结构信息。估计平面投影参数,软性地把已知区域分割成平面,并分析出这些平面间的平移规律。

(3)通过定义块偏移和变换矩阵,将平面结构信息转化为对块距离函数的限制来改进近似块匹配算法,从而匹配到最优相似块,拷贝至缺损区域中,逐步完成对未知区域的修复。

(4)利用泊松融合算法[17]对修复区域与背景的亮度差异进行处理,实现边缘处的平滑过渡,无缝且自然地优化修复后的图像。

2.3　平面结构信息提取

对已知图像区域进行平面结构信息的提取,主要包括 2 个步骤:图像中的平面检测和图像块的平移规律检测,具体流程如图 2 所示。

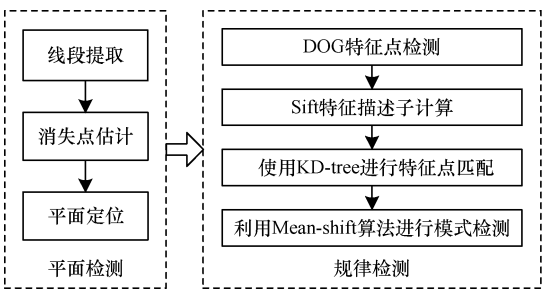


图 2　平面结构信息提取流程

2.3.1　平面检测

近年来,很多国内外学者在识别和矫正平面方

面提出了很多实用且高效的算法[18-19],可以将一个透视扭曲的平面转换成一个正面平行(Fronto-parallel)的平面。本文通过线段提取、消失点估计、平面定位等步骤实现平面检测。由于这部分算法相当标准,因此本文对其进行简要介绍。

(1)在待修复图像的已知区域检测边缘和拟合线段。

(2)基于随机抽样一致性的投票方法(RANSAC-based Voting Approach)检测到至多 3 个消失点。假设图像(典型的建筑图像)中至多存在 3 个不同的平面方向。

(3)通过对检测到的 3 个消失点进行两两配对,可以恢复出 3 个不同的平面方向。

2.3.2 规律检测

检测规律性是理解场景结构的一种简单、直接的手段。为了解释可能存在的多个平面,本文算法通过在仿射矫正空间中使用局部化的方式检测平面规律。

(1)在待修复图像的已知区域检测标准的高斯差分(Difference of Gaussian feature points,DOG)特征点。由于仿射矫正会严重扭曲图像中的倾斜面,选择在原始的图像空间而非矫正空间进行特征点的提取。

(2)计算每个特征点的尺度不变特征变换(Scale-invariant Feature Transform,SIFT)算子[20]。

(3)使用 KD-tree 来计算每个特征的 2 个最近邻域。

(4)对于每个平面,在 2 个特征位置都有较高先验概率处提取所有的特征匹配。

(5)通过仿射矫正匹配特征点的位置来消除二维空间中重复结构的透视扭曲。2 个矫正过的特征点的位移是空间不变的,所以,可以用均值漂移(Mean-shift)算法[21]检测平移重复模式。

本文提出的算法使用图像匹配特征点的偏移量来检测平移规律,即采用局部化的方式,单独(根据软性隶属度)对每个平面进行处理,可以检测出场景图像中是否包含不同建筑立面方向的重复结构,并在矫正的仿射空间中进行检测,在常规的图像空间中进行目标函数的优化。

2.4 平面结构信息指导的目标函数

2.4.1 目标函数的优化

块匹配连贯性的能量函数,也就是距离函数,可以看作是信息的相似程度。距离越近关联度越大,就越相似,并且越容易相互干扰,误差越明显。本文算法通过以下 2 种方式来增强图像修复的全局目标函数:

(1)在目标函数中改进颜色项,加入梯度项。

(2)通过平面索引来确定搜索空间,从而确定块的变换方式。

目标函数的形式如式(1)所示。

$$\min_{\{\boldsymbol{t}_i,\boldsymbol{s}_i,m_i\}}\sum_{i\in\overline{\Omega}}\left(\begin{array}{l}E_{\text{color}}(\boldsymbol{s}_i,\boldsymbol{t}_i,m_i)+E_{\text{guide}}(\boldsymbol{s}_i,\boldsymbol{t}_i,m_i)\\+E_{\text{gradient}}(\nabla\boldsymbol{s}_i,\nabla\boldsymbol{t}_i,m_i)\end{array}\right) \tag{1}$$

其中,Ω 和 $\overline{\Omega}$ 分别代表已知和未知像素集区域;$\boldsymbol{t}_i=(t_i^x,t_i^y)^{\mathrm{T}}$ 表示 $\overline{\Omega}$ 中目标块的中心位置;$\boldsymbol{s}_i=(s_i^x,s_i^y)^{\mathrm{T}}$ 表示 Ω 中对应源块的中心位置;m_i 是未知目标块 $\boldsymbol{t}_i$ 的平面索引;E_{color} 是颜色项,E_{guide} 是平面指导项,E_{gradient} 是梯度项,这 3 项共同构成块距离函数。

(1)颜色项

颜色项是颜色空间中 2 个采样块差的平方和(Sum of Squared Difference,SSD):

$$E_{\text{color}}(\boldsymbol{s}_i,\boldsymbol{t}_i,m_i)=\|q(\boldsymbol{s}_i,\boldsymbol{t}_i,m_i)-p(\boldsymbol{t}_i)\|^2 \tag{2}$$

其中,$p(\boldsymbol{t}_i)$ 是指位于 $\boldsymbol{t}_i$ 中心位置的 7×7 大小的采样块;$q(\boldsymbol{s}_i,\boldsymbol{t}_i,m_i)$ 是指位于 $\boldsymbol{s}_i$ 中心位置的采样块,伴随着由目标块位置 $\boldsymbol{t}_i$ 和平面参数 m_i 定义的平面方向决定的几何变换。

定义 $\tilde{\boldsymbol{t}}_i=[t_i^x,t_i^y,1]^{\mathrm{T}}$ 和 $\tilde{\boldsymbol{s}}_i=[s_i^x,s_i^y,1]^{\mathrm{T}}$ 分别为 $\boldsymbol{t}_i$ 和 $\boldsymbol{s}_i$ 的齐次表达式。在仿射矫正空间中,源块和目标块的位置可以表示为:$\tilde{\boldsymbol{t}}_i'=[\boldsymbol{h}_1\tilde{\boldsymbol{t}}_i,\boldsymbol{h}_2\tilde{\boldsymbol{t}}_i,\boldsymbol{h}_3\tilde{\boldsymbol{t}}_i]^{\mathrm{T}}$,$\tilde{\boldsymbol{s}}_i'=[\boldsymbol{h}_1\tilde{\boldsymbol{s}}_i,\boldsymbol{h}_2\tilde{\boldsymbol{s}}_i,\boldsymbol{h}_3\tilde{\boldsymbol{s}}_i]^{\mathrm{T}}$。此处,$\boldsymbol{h}_1,\boldsymbol{h}_2,\boldsymbol{h}_3$ 为透视变换矩阵 $\boldsymbol{H}_{m_i}$(如式(3)所示)的行向量。平面的透视图像可以用一个纯粹的透视变换矩阵进行仿射矫正。

$$\boldsymbol{H}_m=\begin{bmatrix}1&0&0\\0&1&0\\l_1^m&l_2^m&l_3^m\end{bmatrix} \tag{3}$$

消失线 $\boldsymbol{l}_\infty^m$ 具有单应性,有 2 个自由度,可以表示为平面 m 的参数。在世界平面无穷远处的消失线连接着 2 个不同的消失点。

$$\boldsymbol{l}_\infty^m=[l_1^m,l_2^m,l_3^m]^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

定义 (d^x,d^y) 为矫正空间中从目标块到源块位置的位移向量。$\tilde{\boldsymbol{s}}_i'$ 可以表示为:

$$\tilde{\boldsymbol{s}}_i'=\begin{bmatrix}\boldsymbol{h}_1+\boldsymbol{h}_3d^x\\\boldsymbol{h}_2+\boldsymbol{h}_3d^y\\\boldsymbol{h}_3\end{bmatrix}\tilde{\boldsymbol{t}}_i \tag{5}$$

利用矫正矩阵的逆矩阵 $\boldsymbol{H}_{m_i}^{-1}$ 可以得到:

$$\tilde{\boldsymbol{s}}_i=\boldsymbol{H}_{m_i}^{-1}\tilde{\boldsymbol{s}}_i'=\boldsymbol{H}_{m_i}^{-1}\begin{bmatrix}\boldsymbol{h}_1+\boldsymbol{h}_3d^x\\\boldsymbol{h}_2+\boldsymbol{h}_3d^y\\\boldsymbol{h}_3\end{bmatrix}\tilde{\boldsymbol{t}}_i \tag{6}$$

为了得到 s_i 块的运动参数,此处应用一个含有偏移量 t_i 的转换矩阵:

$$\tilde{s}_i = H_{m_i}^{-1}\begin{bmatrix} h_1 + h_3 d^x \\ h_2 + h_3 d^y \\ h_3 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 1 & 0 & t_i^x \\ 0 & 1 & t_i^y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = T_{s_i}\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中,T_{s_i}可以简洁地表示采样源块的主变换。若在正面平行的平面($H_0 = I_3$)中,T_{s_i}简化为一个含有偏移量(s_i^x, s_i^y)的转换矩阵。

(2)指导项

包含平面结构信息的指导项由 3 个限制分量组成,如式(8)所示。

$$E_{\text{guide}}(s_i, t_i, m_i) = \lambda_1 E_{\text{plane}}(s_i, t_i, m_i) + \lambda_2 E_{\text{direction}}(s_i, t_i, m_i) + \lambda_3 E_{\text{proximity}}(s_i, t_i) \quad (8)$$

其中,平面兼容项 E_{plane}的权重参数为 $\lambda_1 = 10$;正交方向项 $E_{\text{direction}}$ 的权重参数为 $\lambda_2 = 10^3$;邻近项 $E_{\text{proximity}}$的权重参数为 $\lambda_3 = 1$。

在分析阶段,用后验概率图 $\Pr[m_i \mid x]$来分配位于 x 的平面隶属度 m_i。本文用负的对数似然函数将其转换为一个惩罚项,此项鼓励在源块和目标块都有高概率值的平面处采样。

$$E_{\text{plane}}(s_i, t_i, m_i) = -\ln\Pr[m_i \mid s_i] - \ln\Pr[m_i \mid t_i] \quad (9)$$

建筑场景图片通常由沿着水平和垂直方向的重复结构组成。此项鼓励使用位于正交任一方向上的源块。仿射矫正能让每个消失点的支撑线平行。但是,从消失点延伸来的直线没有必要互相正交。此处计算的旋转角度,映射每个消失点的线段集,且与水平轴对齐。此映射定义为 $H_{m_i}^1$和 $H_{m_i}^2$。

$$H_{m_i}^j = \begin{bmatrix} \cos(\theta_j) & -\sin(\theta_j) & 0 \\ \sin(\theta_j) & \cos(\theta_j) & 0 \\ l_1^{m_i} & l_2^{m_i} & l_3^{m_i} \end{bmatrix} \quad (10)$$

定义正交方向代价为缩短的 L_1 范式:

$$E_{\text{direction}}(s_i, t_i, m_i) = \psi(\min(|H_{m_i}^1(\tilde{s}_i)^y - H_{m_i}^1(\tilde{t}_i)^y|, |H_{m_i}^2(\tilde{s}_i)^y - H_{m_i}^2(\tilde{t}_i)^y|)) \quad (11)$$

其中,$\psi(z) = \min(|z|, c)$是限制代价到常数 $c = 0.02$的函数。为了确保图像尺度大小的变化不会影响到代价,在矫正空间中将 Y 轴方向的距离调整为最大图像尺寸。对于 2 个方向上没有可用源样本的情况,此约束不会影响源块的搜索,因为它是常数。

除了以上中层信息的限制,本文算法还引入了一个低层次的限制,将搜索空间限制在源块附近。此约束可隐式地避免从明显不同的尺度复制匹配块。邻近项定义为:

$$E_{\text{proximity}}(s_i, t_i) = \frac{\|s_i - t_i\|_2^2}{\sigma_d(t_i)^2 + \sigma_c^2} \quad (12)$$

其中,$\sigma_d(t_i)^2$ 为目标位置与最近已知区域边界的平方距离;$\sigma_c^2 = (W/8)^2$ 是调整邻近代价强度的参数,W 是最大的图像尺寸。

(3)梯度项

文献[22]在能量函数中使用 L_1 范数衡量图像块间的梯度相似度,改善块匹配算法在修复丰富细节纹理区域时的效果。文献[23]把梯度项添加到能量函数中,采用 L_0范数来保证引入梯度时图像的纹理细节,并且扩展块匹配的搜索空间达成纹理的变形效果,有效地合成具有不同纹理的图像。鉴于块间的梯度相似性可以增强纹理图像的细节处理,本文引入梯度项到能量函数中:

$$E_{\text{gradient}}(\nabla s_i, \nabla t_i, m_i) = \|\nabla q(s_i, t_i, m_i) - \nabla p(t_i)\|^2 \quad (13)$$

其中,$\nabla p(t_i)$和$\nabla q(s_i, t_i, m_i)$分别代表位于 t_i 和 s_i 中心位置的采样块中各像素在亮度通道 L 上的梯度。在基于块匹配的图像修复中,当目标块与源块在局部对比度、颜色、纹理等方面相差较明显,梯度项可以发挥优势,匹配到具有较高一致性的图像块。

2.4.2　相似块的搜索匹配算法

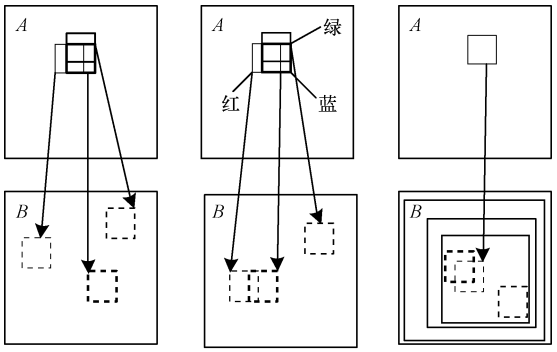
从本质上看,块匹配通过约束相似块的搜索空间,降低由于无相关性的块或者噪声将搜索陷入局部最小的概率,提高块匹配的准确性。文献[11]提出求近似解的块搜索匹配算法,通过随机搜索和相邻块的传播,使块匹配在高分辨率图像上也能实时完成[24]。此近似最近邻搜索算法是基于以下 2 个假设:

(1)相邻查询块的匹配块有很大的可能性是相邻的关系。基于自然图像邻域的一致性可以用来快速提高匹配的准确度。

(2)大范围的随机的初始坐标也可能包含有某些块的正确匹配块的坐标。

对于图像中的每一个像素块,都有一个对应的最佳匹配,被称为偏移。最佳匹配是以一个距离函数来进行衡量,如果给定图像 A 和用于匹配查找的图像 B,即对于 A 中某个坐标位置的块 a,在图像 B 中找它的最佳匹配块 b,2 个块的坐标之差记为 $f(a) = b - a$。所有这些偏移组成了这个邻域场。

算法分为 3 个部分:初始化,传播过程和随机搜索,如图 3 所示。



(a)初始化 (b)传播过程 (c)随机搜索

图 3 近似最近邻搜索算法示意图

(1)初始化。初始化块的匹配关系使用随机分配的方法或者使用事先确定的规则。如图 3(a)中互为邻域的 3 种颜色块分别确定匹配块。

(2)传播过程。该过程使用已知的匹配块信息 $f(x-1,y)$ 和 $f(x,y-1)$ 来改善当前的匹配块信息 $f(x,y)$。如图 3(b)所示,如果块 a 和块 b 互为邻域块,那么 a 的匹配块的邻域是 b 的匹配块的可能性很大。用红色块的匹配块的右侧块来提高蓝色块的匹配效果,若确实比之前的匹配效果好则更新。对于绿色块也同理。

(3)随机搜索。如图 3(c)所示,随机搜索过程在一个搜索窗内随机地搜索备选块,若找到更加匹配的块则进行更新。搜索是防止匹配落入局部极小值,因此,搜索区域的大小呈指数衰减,如式(14)所示。

$$u_i = v_0 + w\alpha^i R_i \tag{14}$$

其中,$v_0 = f(x,y)$;R_i 为 $[-1,1]\times[-1,1]$ 中的一个均匀分布随机点;w 是最大搜索半径;α 是搜索半径衰减率。

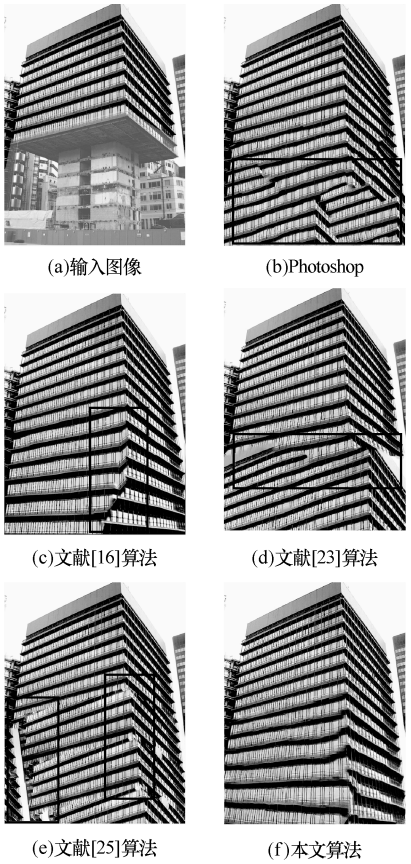
最后,重复步骤(2)和步骤(3),直到达到迭代次数。

3 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,本文的实验通过 Matlab R2013b 编程实现,实验操作平台参数为 Intel(R) Core(TM)2 Quad 的 CPU,2.83 GHz 的主频,4 GB 的内存。从实验的科学性和客观性考虑,本文采用主观和客观 2 类评价标准对实验结果进行分析。

3.1 主观评估

将本文算法与 Photoshop、文献[16,23,25]算法的效果进行对比,结果如图 4 所示。可以看出,通过 Photoshop、文献[23,25]算法修复的大楼图片均出现明显的局部结构不连续和错乱现象(如图中方框所示),文献[16]算法修复的大楼边缘交汇处逐渐呈现倾斜累加现象,而本文算法很好地保持了图片的结构信息,具有较好的图像视觉效果。



(a)输入图像 (b)Photoshop

(c)文献[16]算法 (d)文献[23]算法

(e)文献[25]算法 (f)本文算法

图 4 建筑场景图片结果对比

3.2 客观评估

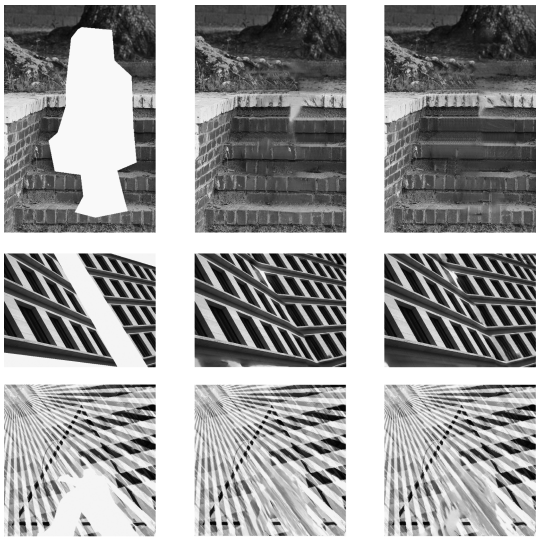
本文将峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)作为判断图像修复结果的客观评价标准。PSNR 值越大,则代表被修复后的图像与原图像越相似,修复算法的性能也相应越高。彩色图像的 PSNR 公式如下:

$$P_{\mathrm{PSNR}} = 10\lg\frac{255^2}{\frac{1}{3MN}\sum_{k=1}^{3}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}(u(i,j)-u'(i,j))^2} \tag{15}$$

其中,M 和 N 分别表示图像的长和宽;$u(i,j)$ 和 $u'(i,j)$ 分别表示原图像和图像修复后在对应点 (i,j) 的像素值。

采用峰值信噪比对图 5 中的 3 幅图像修复质量进行度量,如表 1 所示。从人眼视觉角度看,本文算法的修复效果在图像的连贯性和一致性的优势略微优于文献[16]算法。采用客观的峰值信噪比进行评比时,可以看出本文算法的 PSNR 值较文献[16]算

法略小。多数实验数据结果表明,人眼观察到的效果与 PSNR 值不能完全匹配,比如人眼视觉看起来效果较好的图像,其 PSNR 值反而较低。形成这个结果的原因是人眼的视觉在感知误差的敏感度方面并不是绝对的,其结果会受到亮度对比度、周围邻近区域、空间频率等诸多因素的影响,但是图像修复的重点在于人眼视觉中是否达到合理性和连续性。



(a)输入图像　(b)文献[14]算法　(c)本文算法

图 5　修复结果对比

表 1　PSNR 对比　dB

图像	文献[16]算法	本文算法
图 5 行 1	20.307 0	19.914 9
图 5 行 2	29.311 1	30.221 1
图 5 行 3	25.332 9	24.202 3

4　结束语

由于不准确的相似度量无法匹配到合适的样本块,基于块匹配的图像修复算法往往会在修复建筑场景图像时出现结构和纹理上的不连贯现象。鉴于此,本文在文献[14]算法的基础上,提出一种不需要人为干预,利用图像平面结构信息指导图像修复的方法。通过识别图像中存在的多个平面和检测对应的平移规律,定义块偏移和变换的先验概率,将平面结构信息转换成目标函数的软性约束实现基于块匹配的图像修复。本文提出的块距离算法通过改进颜色项、加入梯度项,减弱修复图像中由于不准确的块匹配而产生的模糊,增强纹理图像的细节处理,保持缺损区域修复后结构的连续性和纹理的平滑性。在今后的研究工作中,将对本文算法做进一步优化,并将其扩展到视频修复领域。

参考文献

[1] 薛玮玮. 基于结构信息增强的大区域图像修复算法研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2014.

[2] Bertalmio M, Sapiro G. Image Inpainting[C]//Proceedings of ACM SIGGRATH'00. New Orleans, USA: ACM Press,2000:417-424.

[3] 王敏琴,韩国强. 基于全变分和边界重构的纹理图像修复方法[J]. 计算机工程,2011,37(1):220-223.

[4] 廉晓丽,徐中宇,冯丽丽. 等. 一种新的基于偏微分方程的图像修复[J]. 计算机工程,2009,35(6):234-236.

[5] Harrison P. A Nonhierarchical Procedure for Resynthesis of Complex Texture [C]//Proceedings of the 9th International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision. Plzen, Czech Republic:[s. n.],2001:190-197.

[6] Drori I, Cohen-Or D, Yeshurun H. Fragment-based Image Completion[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG),2003,22(3):303-312.

[7] Criminisi A, Perez P, Toyama K. Object Removal by Exemplar-based Inpainting [C]//Proceedings of 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press,2003:721-728.

[8] 胡　熹. 基于样本图像的图像修补技术研究[D]. 上海:上海交通大学,2013.

[9] Ignácio U A, Jung C R. Block-based Image Inpainting in the Wavelet Domain[J]. The Visual Computer, 2007, 23(9-11):733-741.

[10] Fadili M, Starck J L. Sparse Representations and Bayesian Image Inpainting[C]//Proceedings of the Workshop on Signal Processing with Adaptative Sparse Structured Representations. Rennes, France:[s. n.],2005.

[11] Barnes C. PatchMatch: A Randomized Correspondence Algorithm for Structural Image Editing[C]//Proceedings of ACM SIGGRAPH'09. New York, USA: ACM Press, 2009.

[12] Barnes C. The Generalized PatchMatch Correspondence Algorithm[M]//Barnes C, Shechtman E, Goldman D B. Computer Vision-ECCV'10. Berlin, Germany: Springer-Verlag,2010:29-43.

[13] He Kaiming, Sun Jian. Computing Nearest-neighbor Fields via Propagation-assisted KD-trees [C]//Proceedings of 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 111-118.

[14] Xue Weiwei, Zhang Rong. Graph-based Image Completion Using Patch Offsets and Structure Feature[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Graphic and Image Processing. [S. l.]: International Society for Optics and Photonics,2014.

[15] 肖　莽,李光耀,谭云兰,等. 基于随机映射的快速图像修复算法[J]. 计算机应用,2014,34(6):1719-1723.

(下转第 248 页)

设置不同的迭代次数,应用不同形式的目标函数进行修复。与文献[12-13]算法相比,本文算法在保证一定纹理清晰的前提下,对图像结构细节和线形区域的修复效果有所改善,修复效率较高。今后将针对字典原子的选择算法、原子个数的设置原则和目标函数的改进方法进行深入研究,在破损区域纹理修复和结构修复两方面寻求最佳平衡点,以期进一步改善修复效果。

参考文献

[1] 黄江林.基于稀疏表示的图像修复算法研究[D].合肥:安徽大学,2013.

[2] 张 健.基于稀疏表示模型的图像复原技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2014.

[3] Preety S,Jain A. Image Denoising by Supervised Adaptive Fusion of Decomposed Images Restored Using Wave Atom,Curvelet and Wavelet Transform[J]. Signal,Image and Video Processing,2014,8(3):443-459.

[4] Do M,Vetterli M. The Contourlet Transform:An Efficient Directional Multiresolution Image Representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2005,14(12):2091-2106.

[5] Candes E,Demanet L,Donoho D,et al. Fast Discrete Curvelet Transforms[J]. SIAM Multiscale Modeling and Simulation,2006,5(3):861-899.

[6] Do M,Vetterli M. Contourlets:A New Directional Multiresolution Image Representatiom[C]//Proceedings of the 36th Asilomar Conference on Signals,Systems and Computers. Washington D. C.,USA:IEEE Press,2002:497-501.

[7] Do M,Vetterli M. The Contourlet Transform:An Efficient Directional Multiresolution Image Representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2005,14(12):2091-2106.

[8] Do M,Lu Yue. A New Contourlet Transform with Sharp Frequency Localization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C.,USA:IEEE Press,2006:1629-1632.

[9] le Pennec E,Mallat S. Sparse Geometric Image Representations with Bandelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2005,14(4):423-438.

[10] Gabriel P,Stephane M. Surface Compression with Geometric Bandelets[J]. ACM Transactions on Graphics(TOG),2005,24(3):601-608.

[11] Elad M. Sparse and Redundant Representations:From Theory to Applications in Signal and Image Processing[M]. Berlin,Germany:Springer-Verlag,2010.

[12] Aharon M,Elad M,Bruckstein A. K-SVD:An Algorithm for Designing Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2006,54(11):4311-4322.

[13] Zelnik-Manor L,Rosenblum K,Eldar Y. Dictionary Optimization for Block-Sparse Representations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2012,60(5):2386-2395.

[14] Elad M. Sparse Representations Are Most Likely to Be the Sparsest Possible[M]. Haifa,Israel:Hindawi Publishing Corporation,2005.

[15] Xu Zongben,Sun Jian. Image Inpainting by Patch Propagation Using Patch Sparsity[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2010,19(5):1153-1165.

编辑 金胡考

(上接第 241 页)

[16] Huang Jiabin,Kang S B,Ahuja N,et al. Image Completion Using Planar Structure Guidance[J]. ACM Transactions on Graphics(TOG),2014,33(4):1-10.

[17] Pérez P,Gangnet M,Blake A. Poisson Image Editing[J]. ACM Transactions on Graphics(TOG),2003,22(3):313-318.

[18] Chum O,Matas J. Planar Affine Rectification from Change of Scale[M]//Kimmel R,Klette R,Sugimoto A. Computer Vision-ACCV 2010. Berlin,Germany:Springer-Verlag,2011:347-360.

[19] Zhang Zhengdong,Liang Xiao,Ganesh A,et al. TILT:Transform Invariant Low-rank Textures[M]//Kimmel R,Klette R,Sugimoto A. Computer Vision-ACCV 2010. Berlin,Germany:Springer-Verlag,2011:314-328.

[20] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision,2004,60(2):91-110.

[21] Comaniciu D,Meer P. Mean Shift:A Robust Approach Toward Feature Space Analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,2002,24(5):603-619.

[22] Arias P. A Variational Framework for Exemplar-based Image Inpainting[J]. International Journal of Computer Vision,2011,93(3):319-347.

[23] Darabi S. Image Melding:Combining Inconsistent Images Using Patch-based Synthesis[C]//Proceedings of SIGGRAPH 2012. New York,USA:ACM Press,2012.

[24] 吴 昊,徐 丹.基于块匹配中主几何变换的图像合成[J].系统仿真学报,2013,25(9):2239-2246.

[25] He Kaiming,Sun Jian. Statistics of Patch Offsets for Image Completion[M]//Fitzgibbon A,Lazebnik S,Perona P,et al. Computer Vision-ECCV 2012. Berlin,Germany:Springer-Verlag,2012:16-29.

编辑 金胡考