

中国图形学象报

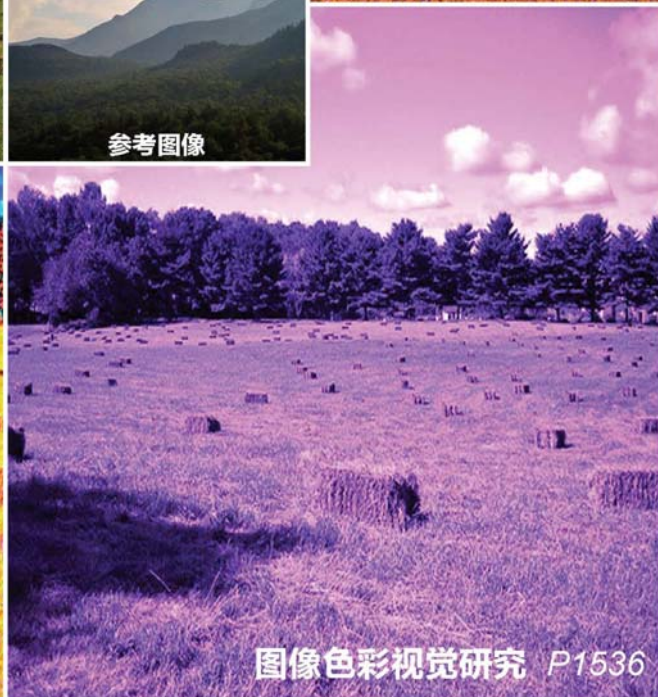
2013
11
VOL.18

ISSN1006-8961
CN11-3758 /TB



原始图像

参考图像



图像色彩视觉研究 P1536

中国图象图形学报

刊名题字：宋健 | 月刊（1996年创刊）



第18卷第11期（总第211期）

2013年11月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

2013 all rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995 010-82614429

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995 010-82614429

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 50.00元

综述

- 多媒体技术研究: 2012——多媒体数据索引与检索技术研究进展
中国计算机学会多媒体专业委员会 1383

图像处理和编码

- 热扩散和整体变分模型自适应调整的图像放大模型
王相海, 艾新南 1398
- 椒盐图像的方向加权均值滤波算法
李佐勇, 汤可宗, 胡锦涛, 林亚明 1407
- 3维自适应最小误差阈值分割法
刘金, 金炜东 1416
- 结构约束和样本稀疏表示的图像修复
康佳伦, 唐向宏, 任澍 1425
- 结合小波变换和自适应分块的多聚焦图像快速融合
刘羽, 汪增福 1435

图像分析和识别

- 飞行时间3维相机的多视角散乱点云优化配准
张旭东, 吴国松, 胡良梅, 王竹萌, 邱维巍 1445
- 采用独立色素浓度分布分割皮损图像
徐舒畅 1452
- 基于CUDA的并行加速渲染算法
刘镇, 郝冬宁, 梅向东 1457
- 连续最大流图像分割模型及算法
杨晓艺, 王小欢, 宋锦萍 1462
- 词袋特征压缩算法比较研究
杨赛, 赵春霞 1468

图像理解和计算机视觉

- 融合对象性和视觉显著度的单目图像2D转3D
袁红星, 吴少群, 朱仁祥, 安鹏 1478

计算机图形学

- 多风格融合的复杂森林场景自适应可视化
董天阳, 夏佳佳, 范菁 1486

遥感图像处理

- 保留结构细节的遥感海表温度图像的采样与重构
崔雪森, 杨胜龙, 伍玉梅, 戴阳, 范秀梅 1497
- 组合四相机拼接影像的颜色平衡
任超锋, 姚娜, 林宗坚 1504
- 复杂背景下多样水体遥感自动解译
夏列钢, 沈占锋, 李均力, 骆剑承 1513

“第十届全国智能CAD与数字娱乐会议”专栏

- 3D树木建模技术研究进展
谭云兰, 贾金原, 张晨, 李光耀 1520
- 网格分割的3维网格模型非盲水印算法
杜顺, 詹永照, 王新宇 1529
- 基于放缩系数和均值的多参数颜色迁移
王世亮, 徐岗, 储清林, 胡维华, 汪国昭 1536
- 基于参考图像的色粉画模拟
郑智斌, 张岩, 孙正兴, 杨克微 1542



融合对象性和视觉显著度的单目图像2D转3D(第1478页)



网格分割的3维网格模型非盲水印算法(第1529页)



基于参考图像的色粉画模拟(第1542页)

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Single-view image 2D-to-3D conversion based on objectness and visual saliency(P1478)



Non-blind watermarking algorithm for 3D mesh models based on mesh segmentation(P1529)



Color transfer with multiple parameters by combining the scaling and mean values(P1542)

Review

- Researches on multimedia technology, 2012
Multimedia data indexing and retrieval technology: a review
CCF Multimedia Technology Committee 1383

Image Processing and Coding

- Image magnification model based on adaptive adjustment of thermal diffusion and TV model
Wang Xianghai, Ai Xinnan 1398
Directional weighted mean filter for image with salt & pepper noise
Li Zuoyong, Tang Kezong, Hu Jinmei, Lin Yaming 1407
Three-dimensional adaptive minimum error thresholding segmentation algorithm
Liu Jin, Jin Weidong 1416
Image inpainting by structural constraints and sample sparse representation
Kang Jialun, Tang Xianghong, Ren Shu 1425
Multi-focus image fusion based on wavelet transform and adaptive block
Liu Yu, Wang Zengfu 1435

Image Analysis and Recognition

- Multi-view scattered point cloud optimization registration using a TOF camera
Zhang Xudong, Wu Guosong, Hu Liangmei, Wang Zhumeng, Di Weiwei 1445
Skin lesion segmentation by using independent pigment concentration distribution
Xu Shuchang 1452
Based on the parallel rendering algorithm in CUDA
Liu Zhen, Hao Dongning, Mei Xiangdong 1457
Image segmentation model and algorithm based on continuous max-flow approach
Yang Xiaoyi, Wang Xiaohuan, Song Jinping 1462
Comparative research on compression algorithms of bag-of-features
Yang Sai, Zhao Chunxia 1468

Image Understanding and Computer Vision

- Single-view image 2D-to-3D conversion based on objectness and visual saliency
Yuan Hongxing, Wu Shaoqun, Zhu Renxiang, An Peng 1478

Computer Graphics

- Adaptive visualization of multi-style composition for complex forest scene
Dong Tianyang, Xia Jiajia, Fan Jing 1486

Remote Sensing Image Processing

- Structural detail-reserving method of sampling and reconstruction of remote sensing SST image
Cui Xuesen, Yang Shenglong, Wu Yumei, Dai Yang, Fan Xiumei 1497
Color balancing of the stitched images of a combined four-head camera
Ren Chaofeng, Yao Na, Lin Zongjian 1504
Automatic interpretation of diverse water bodies from remotely sensed images in complex background
Xia Liegang, Shen Zhanfeng, Li Junli, Luo Jiancheng 1513

Issum of CIDE' 2013

- Survey on Virtual 3D Tree Modeling Technologies
Tan Yunlan, Jia Jinyuan, Zhang Chen, Li Guangyao 1520
Non-blind watermarking algorithm for 3D mesh models based on mesh segmentation
Du Shun, Zhan Yongzhao, Wang Xinyu 1529
Color transfer with multiple parameters by combining the scaling and mean values
Wang Shiliang, Xu Gang, Chu Qinglin, Hu Weihua, Wang Guozhao 1536
Image-based pastel simulation
Zheng Zhibin, Zhang Yan, Sun Zhengxing, Yang Kewei 1542

中图法分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)11-1425-10

论文引用格式: 康佳伦,唐向宏,任澍. 结构约束和样本稀疏表示的图像修复[J]. 中国图象图形学报,2013,18(11):1425-1434. [DOI: 10.11834/jig.20131105]

结构约束和样本稀疏表示的图像修复

康佳伦¹, 唐向宏^{1,2}, 任澍¹

1. 杭州电子科技大学通信工程学院, 杭州 310018; 2. 杭州电子科技大学信息工程学院, 杭州 310018

摘要: 本文探讨了一种利用结构约束和样本稀疏表示,对结构信息缺损较大时的图像修复方法。利用多项式曲线拟合方式修复图像边缘信息,约束结构的修复;采用样本稀疏表示的窄带模型,优先修复结构信息;利用平移块的稀疏表示方法修复纹理信息。仿真实验结果表明,该方法修复图像质量高,既可较好地修复图像的边缘结构,又能保持结构的整体平滑性。

关键词: 样本稀疏表示;结构约束;多项式曲线拟合;窄带模型;平移块

Image inpainting by structural constraints and sample sparse representation

Kang Jialun¹, Tang Xianghong^{1,2}, Ren Shu¹

1. School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;
 2. School of Information Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: In this paper, we discuss a way of image inpainting with large defect of structural information by structural constraints and sample sparse representations. The image edge information is repaired by a polynomial curve fitting to constrain the structural information. First, a narrow-band model of sample sparse representation is used to repair structural information. Then, the texture information is completed by a translational block sparse representation method. Simulation results show that proposed method can achieve higher image quality, and can better repair the structure information and maintain the smoothness of structure integrally.

Key words: sample sparse representation; structural constraints; polynomial curve fitting; narrow-band model; translational block

0 引言

图像修复作为图像处理中的一个重要分支,近几年来得到了广泛的关注。传统的图像修复方法分为两类:一类是基于偏微分方程的方法^[1-3]。该方法本质上是一种扩散过程,但在修复大面积区域时存在明显模糊。另一类是基于纹理合成的方法^[4-5]。该方法用匹配块替换待修复块,当找不到匹配块时就会产生错误匹配并延续错误。为了解决

贪婪性造成的错误匹配,研究者对算法进行了很多改进^[6],但仍然避免不了错误的匹配和加权图像块过多带来的模糊。最近,一种新的图像稀疏表示方法在图像处理领域得到重视,许多学者将稀疏理论运用到图像修复的方法中^[7-11]。Elad 等人^[8]以压缩感知理论为基础,提出了 MCA (message authentication codes) 算法。该算法对图像的纹理和卡通部分分别进行稀疏表示后进行稀疏重构。这种考虑全局稀疏的方法对小区的修复效果良好,但是对大区域的修复存在模糊。Shen 等人^[10]将已知图像块作

收稿日期:2013-02-21;修回日期:2013-05-14

第一作者简介:康佳伦(1988—),男,杭州电子科技大学通信与信息系统专业在读硕士研究生,主要研究方向为数字图像修复。E-mail: kang_jialun@126.com

为字典对局部图像块进行稀疏重构,可修复大面积缺损区域,但只能修复简单图像。Xu 等人^[11]提出一种基于结构稀疏的修复顺序计算方式,然后对图像块进行稀疏重构,效果好于传统的基于块匹配的方法,但该方法对结构平滑性的保持仍然不够理想,特别是对曲线进行修复时,会在结构处产生一些畸变。为了保持结构的平滑性,许多学者提出了采用修复轮廓线来约束结构信息的方法^[12-14]。Sun 等人^[12]提出一种用结构传播的方法,虽然该方法取得良好的效果,但它需要用户人工指定重要结构信息的缺失来将轮廓线延伸至未知区域。文献^[13]利用构造贝赛尔曲线的方法直接修复缺损的轮廓线,然后用改进基于样本的方法修复图像,该方法虽然可以修复曲线结构,但修复后在轮廓线处粗细不均,不够平滑。

为了较好地修复图像的结构信息,从结构整体平滑性的角度考虑,结合样本稀疏表示和结构约束修复的优点,探讨一种基于样本稀疏表示方法的修复方案:通过双边信息提取的曲线拟合模型修复图像边缘信息轮廓线,通过优先权定义,使得结构部分优先被修复,并采用样本稀疏表示的窄带修复模型来修复结构信息,以此约束结构的整体平滑性;采用平移块的稀疏表示方法提高样本稀疏表示修复纹理信息的可靠性。

1 样本稀疏表示的原理及分析

用稀疏理论修复图像块的原理就是将源区域中的图像块作为一组基来稀疏表示目标块^[10]。假设 Ψ_p 为当前目标块, $\{\Psi_q\}_{q=1}^N$ 为从图像源区域中提取的 N 个和 Ψ_p 最相似的候选块,若 Ψ_p 可用 $\{\Psi_q\}_{q=1}^N$ 的线性组合近似表示,则稀疏表示问题可描述为

$$\begin{aligned} \hat{a} &= \arg \min_a \|a\|_0 \\ \text{s. t. } &\| \bar{M}\Psi_p - \bar{M} \sum_{q=1}^N a_q \Psi_q \|^2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $\bar{M}$ 为掩膜矩阵,已知像素对应为“1”,未知像素为“0”。它将 Ψ_p 内的未知像素点限定为 0,这样保证了只有 Ψ_p 内的有效信息参与稀疏编码,而 $\hat{a} = \{a_1, a_2, \dots, a_q\}$ 为所求的系数, $\hat{a}$ 为 a 的逼近, ε 为最小容差。式(1)通常采用基追踪(BP)、匹配追踪(MP)和正交匹配追踪(OMP)^[15]等贪婪算法进行求解得到。然后根据得到的系数 $\hat{a}$ 重建 Ψ_p 并更新 Ψ_p 内的未知像素值。

文献^[10]提出的基于样本稀疏表示的修复方法,在一定程度上克服了 Criminisi 算法^[4]块匹配错误和 Wong 算法^[6]产生模糊的缺陷。在此基础上,文献^[11]提出一种结构稀疏的方法定义优先权,保证处于点和线结构的部分会得到优先修复。实验表明,虽然该方法求得的优先权好于传统的基于等照度线的方法,但对结构的整体平滑性保持不足。图 1 给出了文献^[11]算法对曲线结构缺损的修复过程及修复效果。由于在块推进的过程中,修复结果只依赖当前待修复块的已知信息,而没有考虑结构的整体平滑性,这样的推进会产生误差,特别是在曲线部分误差的叠加导致结构产生凹凸或变形,如图 1(d)所示。

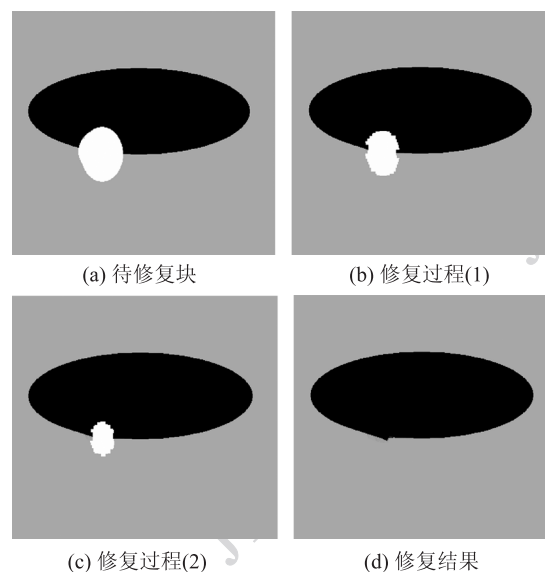


图 1 文献^[11]算法的修复过程

Fig. 1 Repair process of literature reference [11]'s method

为了解决结构不平滑的问题,首先通过边缘提取和曲线拟合来修复图像的边缘轮廓信息,如图 2(b)所示,然后通过图像的边缘轮廓信息来约束原图像结构部分的修复。为了避免纹理部分修复时延伸到结构部分产生干扰,需对结构部分进行优先修复,然后修复纹理部分。图 2 给出了本文算法的修复过程,与图 1 相比,图 2 中的修复结果较好地保持了结构的整体平滑性。

2 图像结构信息的获取和修复

2.1 图像边缘信息的获取

为了约束原图像结构信息的修复,首先需要将图

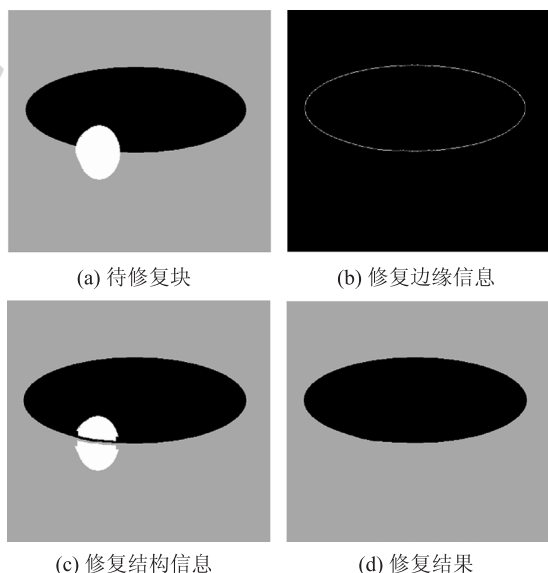


图2 本文算法的修复过程

Fig. 2 Repair process of proposed method

像的边缘信息修复完整。修复图像边缘轮廓的方法较多,文献[13]采用构造贝塞尔曲线的方法修复图像的结构信息,虽然贝塞尔曲线是一种有效的曲线形状控制方法,但这种方法实现较为复杂。由于多项式曲线拟合可以近似曲线上的离散点函数关系,在部分曲线已知的情况下,能较为合理地拟合出位置曲线且实现简单。因此,当给出缺损曲线两边的曲线信息时,可以综合利用缺损曲线两边的已知信息,拟合出完整的曲线信息,从而得到较为合理轮廓线,此拟合方法称为双边信息提取的曲线拟合模型。

为了避免在边缘提取过程中一些纹理部分被误认为边缘部分,需将待修复图像进行模糊处理。普通的模糊处理会弱化边缘的强度,为了保持边缘强度并弱化纹理强度,采用TV(total variation)模型来实现。TV模型是一种各向异性扩散模型^[2],具有保持边缘和实现简单等优点,同时还可以部分减少噪声对边缘检测的干扰,少量的迭代即可弱化纹理并保持边缘。

边缘提取是轮廓线修复的重要步骤,由于Sobel算子对于像素位置的影响做了加权,可以降低边缘模糊程度,所以,采取Sobel算子对图像边缘进行提取。由Sobel算子得到的边缘图像为二值图像,记为BI,轮廓线上的点取值为“1”,其他区域取值为“0”,如图3(b)所示。图3(c)给出了按常理习惯的预期修复结果。

图3(d)给出了图像边缘信息和待修复边界的

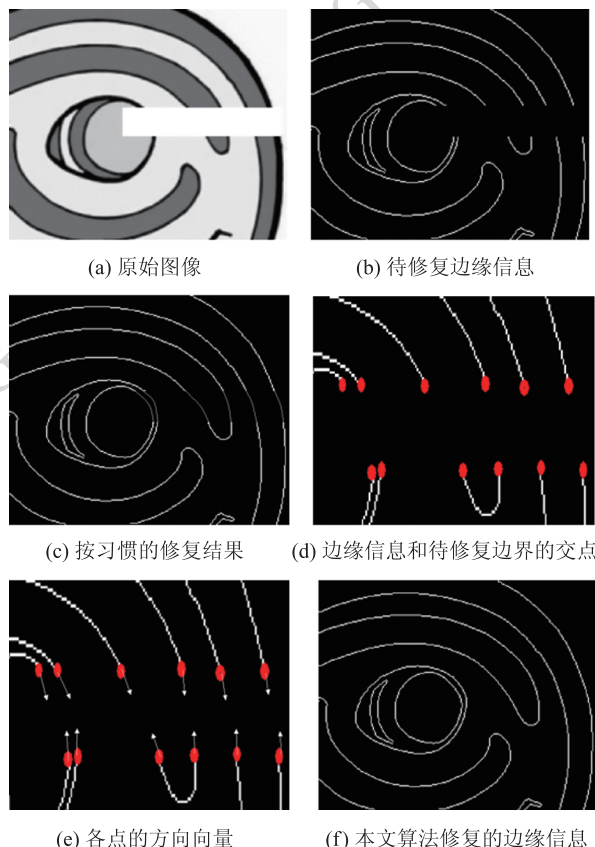


图3 边缘信息修复示意图

Fig. 3 Schematic diagram of edge repair

交点,设这些点的集合为 $P = \{p_0, p_1, \dots, p_i, \dots, p_N\}$, $1 < i < N$ 。在曲线的连接时,须按以下规则进行连接:

- 1) 所有配对的点的连接必须通过待修复区域,以保证修复后的边缘信息的完整性;
- 2) 所有两两连接的曲线不得相交。

为了完成预期的修复,需先将图3(d)中的点进行分类,根据规则1),须将点集 P 分为两个子集,然后再将两个子集中对应的点所在的曲线进行曲线拟合,完成双边约束的曲线拟合。为了不是一般性,假设只有当修复区域两边的点的方向向量几乎相反时才能进行曲线拟合修复,如图3(e)所示,存在于待修复区域两边的点的方向向量几乎是相反的,而存在于相同的子集的各点的方向向量几乎具有同向性。因此,采用计算最小方向向量夹角的方法,将点集 P 进行分类,将其分为两个子集 P_1 和 P_2 。

根据规则2),采用计算两点之间最短欧氏距离的方法,寻找两个子集中对应的连接点。在计算过

程中,必须排除已经连接好的点,以免这些点对距离的判断产生影响。具体算法如下:

1) 对于集合 P 中的任意一点 p_i , 假设其所在的轮廓线为 C_i , 由 p_i 点出发, 依次寻找与当前点相邻的 BI 标记为 1 的点 (简称轮廓逐点追踪法), 获得曲线 C_i 上的各个点 $p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,j}, \dots$, 其中 $p_{i,1} = p_i$ 。若 $p_{i,j} = (x_{i,j}, y_{i,j})$ 为点 $p_{i,j}$ 的坐标向量, 则曲线 C_i 在 p_i 点上的方向向量定义为

$$S_{p_i} = 0.5(p_{i,1} - p_{i,2}) + 0.25(p_{i,2} - p_{i,3}) + 0.25(p_{i,3} - p_{i,4}) \quad (2)$$

假设 S_{p_i} 的水平分量为 H_i , 垂直分量为 V_i , 将 S_{p_i} 单位化, 即 $S_{p_i} = \frac{(H_i, V_i)}{\sqrt{H_i^2 + V_i^2}}$ 。

2) 循环步骤 1) 直到求出集合 P 中每一个点的单位方向向量, 任取其中一点 p_i , 放入子集 P_1 中, 然后遍历点集 P , 求出与 P_1 中的所有点的方向向量夹角和最小的点, 记为 p_m , 放入子集 P_1 中, 即

$p_m \in P_1$ 当且仅当

$$\sum_{p_i \in P_1} \theta(S_{p_i}, S_{p_m}) = \min_{p_n \in P - P_1} \left\{ \sum_{p_i \in P_1} \theta(S_{p_i}, S_{p_n}) \right\} \quad (3)$$

式中, $\theta(\cdot, \cdot)$ 为两向量之间的夹角。循环式 (3) 直到子集 P_1 中的元素数等于 $N/2$, 其中 N 为总点数。完成 P_1 的归类后, 将剩下的点放入 P_2 中。

3) 将集合 P 重新归类后, 取 P_1 中的最边上的一个点, 计算与其距离最短的 P_2 中的对应点, 将这两个点对应的曲线进行二次多项式曲线拟合, 将拟合曲线在二值图像 BI 的对应离散点标记为 1。完成后将这两个点从 P_1 和 P_2 中删除, 直到所有点得到连接。修复结果如图 3(f) 所示。

4) 当区域两边的点个数不相等时, 即 $n(P_1) \neq n(P_2)$ 。若设 $n(P_1) = n(P_2) + 1$ (其他情况可以此类推), 如图 4 所示, 只需要作以下两点修改:

(1) 在步骤 2) 中, 若 P_1 中元素数等于 $(N-1)/2$ 时, 下一个点的计算公式为

$$p_m \in \begin{cases} P_1 & \sum_{p_i \in P_1} \theta(S_{p_i}, S_{p_m}) \leq \frac{\pi(N-1)/2}{2} \\ P_2 & \sum_{p_i \in P_1} \theta(S_{p_i}, S_{p_m}) > \frac{\pi(N-1)/2}{2} \end{cases} \quad (4)$$

(2) 在步骤 3) 中, 取 P_1 中与 P_2 距离最近的两个点, 若该两点方向相背离, 如图 4 中的 a_1 和 a_2 , 则将 a_1 和 b_1 相连, a_2 保留在 P_1 中等待, 否则, 同时连接 a_1 和 b_1 , a_2 和 b_1 。

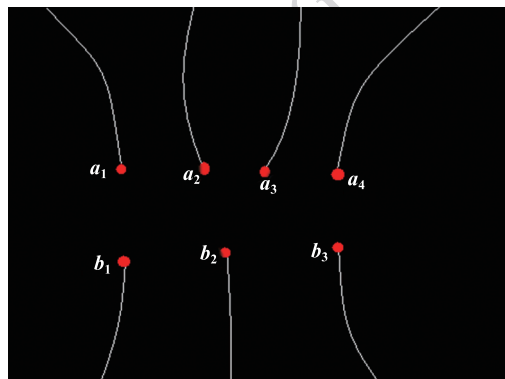


图 4 n 对 $n+1$ 个点的情况

Fig. 4 The case of n to $n+1$

2.2 确定修复顺序和修复结构

由于采用结构稀疏方法定义的优先权, 修复效果优于用估算等照度线的传统方法^[11]。因此, 为了使得结构部分得到优先修复, 在文献[11]的基础上, 对优先权的定义附加一个前提条件: 当正在更新的边界搜索到 BI 标记为 1 的点时, 优先修复以该点为中心的块。这样, 便可以保证处于结构部分的块得到优先修复。

当图像边缘信息完成修复时, 便可以作为一种约束, 使得修复的结构信息具有整体平滑性。然而, 无论是 Criminisi 算法及各种改进, 还是样本稀疏表示的方法, 都采取块修复来达到图像修复的目的, 这种用整个局部块更新缺损部分的方法破坏了约束的精确性。因此, 为了提高约束的精确性, 本文算法采用一种“窄带”修复模型来实现: 采用样本稀疏表示, 每次只修复目标块中处于窄带上的像素值。“窄带”是指待修复边界厚度为一个像素大小的未知像素带。

对于大面积缺损的图像, 结构约束对修复轨迹的影响较大。如图 5 所示, 图 5(b) 为修复后的边缘信息, 图 5(c) — (e) 中的黑线是对边缘信息的模拟。图 5(c) 中 Ψ_p 为当前待修复块, Ψ_{qm} 和 Ψ_{qn} 为 Ψ_p 所在轮廓线上的已知块, 若以块为对象修复结构部分, 虽然修复走向受到 BI 的约束, 但是由于修复求得 Ψ_p 后更新整个块, 使得结果并不受到约束 (如图 5(d) 所示)。为了使边缘图像 BI 约束修复轨迹, 用于稀疏表示的字典 (候选块) 必须从待修复块所在的轮廓线上提取 (图 5(c) 中的 Ψ_{qm} 和 Ψ_{qn}), 并且在重构 Ψ_p 后只更新块中处于待修复边界 (窄带) 上的像素, 这样使得每次更新严格按照 BI 的走向进行,

修复过程如图5(e)所示,能够很好地约束修复结果。

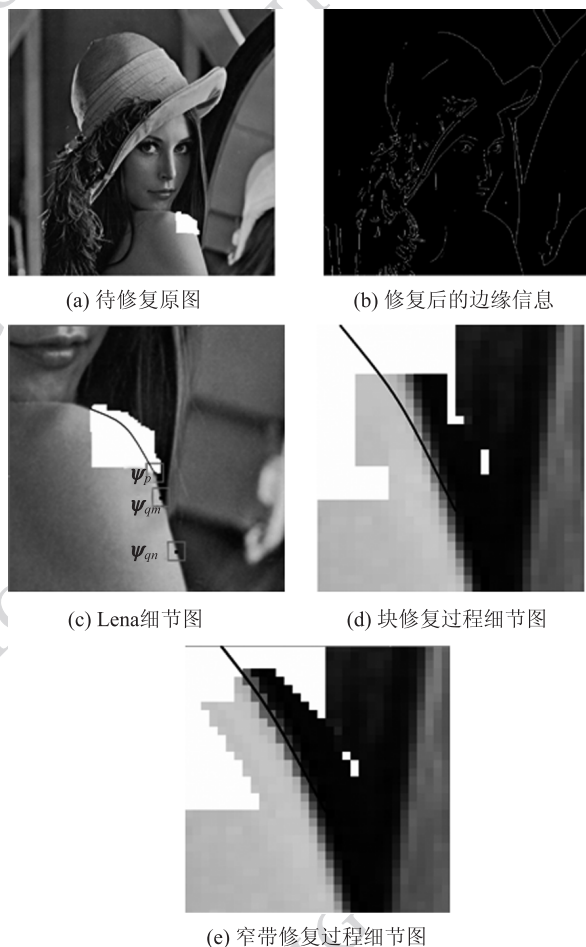


图5 细节比较图

Fig. 5 Comparison between block repair and narrow-band repair

如图5(c)所示,将该轮廓线上的所有图像块 $\{\Psi_{qi}\}_{i=1}^M$ 作为表示 Ψ_p 的一组基,则可将式(1)表示为

$$\begin{aligned} \hat{a} &= \arg \min_a \|a\|_0 \\ \text{s. t. } &\|\bar{M}\Psi_p - \bar{M}D_{qi}a\|^2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $D_{qi} = (d_{q1}, \dots, d_{qm}, \dots, d_{qn}, \dots, d_{qM})$, d_{qi} 为每个 Ψ_{qi} 转换而成的列向量,在稀疏表示中称为原子。对于待修复图像块的未知像素点,用局部自相似平均的方法来估计,即

$$\begin{aligned} \omega_{p,qi} &= \frac{1}{Z(p)} \exp\left(-\frac{d(M\Psi_p - M\Psi_{qi})}{\sigma^2}\right) \\ Z(p) &= \sum_{i=1}^N \exp\left(-\frac{d(M\Psi_p - M\Psi_{qi})}{\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $\omega_{p,qi}$ 为 Ψ_p 与 Ψ_{qi} 的相似度, $d(\cdot, \cdot)$ 为图像块间的欧氏距离, M 为 Ψ_p 的掩膜矩阵,保证 Ψ_p 的有效

性。 $Z(p)$ 为归一化系数,使得 $\sum_{qi \in \{\Psi_{qi}\}_{i=1}^M} \omega_{p,qi} = 1$, σ 控制自相似度的衰减速度,本文取0.5。

由此可求得待修复块 Ψ_p 的估计值为

$$\hat{\Psi}_p = \sum_{qi \in \{\Psi_{qi}\}_{i=1}^M} \omega_{p,qi} \Psi_{qi} \quad (7)$$

待修复块填充后的像素值理论上应与估计值保持一致,因此用 $\hat{\Psi}_p$ 来约束 Ψ_p 的未知区域,同样是在 $\{\Psi_{qi}\}_{i=1}^M$ 基下的约束

$$\begin{aligned} \hat{a} &= \arg \min_a \|a\|_0 \\ \text{s. t. } &\beta \|M\Psi_p - MD_{qi}a\|^2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (8)$$

式中, β 是平衡系数,用来平衡式(5)和式(8)的约束强度。 M 为 Ψ_p 的掩膜矩阵,已知像素为“0”,未知像素为“1”,与式(5)中的 $\bar{M}$ 相对应,与式(6)中的 M 无关。最终,联立式(5)和式(8)得到系数 a 为

$$\begin{aligned} \hat{a} &= \arg \min_a \|a\|_0 \\ \text{s. t. } &\|\Psi_p - D_T a\|^2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (9)$$

式中

$$\Psi_p = \begin{bmatrix} \bar{M}\Psi_p \\ \sqrt{\beta}M\Psi_p \end{bmatrix}, D_T = \begin{bmatrix} \bar{M}D_{qi} \\ \sqrt{\beta}MD_{qi} \end{bmatrix}$$

最后用求得的系数 a 和字典 D_{qi} 重构 Ψ_p 。假设 $\partial\Omega$ 为当前待修复区域边界,重构得到 Ψ_p 后只更新 Ψ_p 中标记为 $\partial\Omega$ 的值,即只修复窄带上的像素,修复完成后更新已修复点的信息置信度 C ,用于优先权的计算。当前边界 $\partial\Omega$ 上的所有BI标记为1的点都得到修复后,更新 $\partial\Omega$ 。

3 纹理区域的修复

当图像结构区域修复完成后,将剩余区域均视为纹理区域,然后,采用平移块的稀疏表示方法来完成对图像的纹理区域的修复。在稀疏表示中最根本的问题是字典的选择,通过相似性的计算,在源区域寻找与待修复块最为相似的已知块来获得的字典具有很高的冗余性,例如,修复结构时选取同一轮廓线上的已知块作为字典。而在图像的纹理部分,虽然通过传统的SSD(sum of square differences)^[16]算法就可以选择合适的纹理相似块作为字典,但是通过实验分析发现,在大多数情况下,待修复块内的有效信息不足,这就导致了所选择的字典的可靠性下降,从而影响修复结果。

为解决上述问题,采用块平移的方法来改善块

内有效信息过少的不足,从而分析构造更加可靠的字典。假设 p 为待修复边界 $\partial\Omega$ 上的一点,在大多数情况下,待修复块 Ψ_p 的已知像素所占比重不够大,若将块沿 $\partial\Omega$ 的法线方向向源区域平移,能够获得更多的有效信息。如图 6 所示,阴影部分为已知区域,白色块表示平移前的待修复块 Ψ_p (小黑块表示中心点 p)。若将 Ψ_p 沿着近似 $\partial\Omega$ 的法线方向向源区域平移一个单位量,得到平移块 Ψ_{ps} ,用灰色块表示 (小黑块表示中心点 ps)。由于平移块 Ψ_{ps} 拥有更多的已知像素,将 Ψ_{ps} 进行稀疏编码将获得更加可靠的稀疏重构系数。

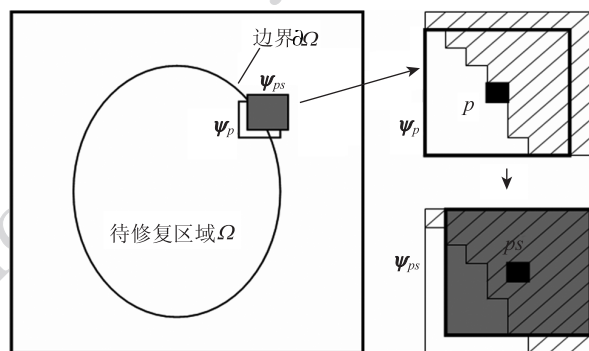


图 6 块平移示意图

Fig. 6 Schematic diagram of block translation

假设 F 是与原图像相同大小的二值图像,其待修复区域 Ω 的值为 1,已知区域的值为 0,则 p 点的 $\partial\Omega$ 法线方向近似为 p 点在 F 中的梯度方向,因此,可定义水平平移量 $h(p)$ 和垂直平移量 $v(p)$ 分别为

$$h(p) = F(i-1, j-1) + F(i, j-1) + F(i+1, j-1) - F(i-1, j+1) - F(i, j+1) - F(i+1, j+1) \quad (10)$$

$$v(p) = F(i-1, j-1) + F(i-1, j) + F(i-1, j+1) - F(i+1, j-1) - F(i+1, j) - F(i+1, j+1) \quad (11)$$

式中, (i, j) 为 Ψ_p 的中心坐标。为了平衡算法耗时和修复质量,大量实验仿真得出,平移量最好控制为一个单位,即

$$h'(p) = \begin{cases} -1 & h(p) < 0 \\ 0 & h(p) = 0 \\ 1 & h(p) > 0 \end{cases} \quad (12)$$

$$v'(p) = \begin{cases} -1 & v(p) < 0 \\ 0 & v(p) = 0 \\ 1 & v(p) > 0 \end{cases}$$

通过式 (12) 对 Ψ_p 进行水平和垂直平移之后得

到平移块 Ψ_{ps} 作为新的待修复块 (如图 6 所示), 采用 SSD 方法^[16] 寻找平移块的 N 个最相似块作为稀疏编码的候选块, 组成完备集, 记为 $\{\Psi_{qs}\}_{s=1}^N$, 用字典的形式表示为 D_{qs} 。得到字典后, 进行稀疏表示, 即

$$\hat{a} = \arg \min_a \|a\|_0 \quad (13)$$

$$\text{s. t. } \|\Psi_T - D_T a\|^2 \leq \varepsilon$$

式中

$$\Psi_T = \left[\overline{MS} \Psi_{ps} \quad \sum_{pj \in N_S(p)} \omega_{ps, pj} \Psi_{pj} \right], D_T = \left[\overline{MSD}_{qs} \quad \sum_{qs \in N_S(p)} \omega_{ps, qs} \Psi_{qs} \right]$$

$\overline{MS}$ 为掩膜矩阵, 已知像素为“1”, 未知像素为“0”, MS 则相反。 $N_S(p)$ 为 Ψ_{ps} 邻域的已知部分, $\omega_{ps, pj}$ 为 $N_S(p)$ 中的块 Ψ_{pj} 与 Ψ_{ps} 相似度, 邻域大小取 50×50 , 由局部相似平均公式 $\sum_{pj \in N_S(p)} \omega_{ps, pj} \Psi_{pj}$ 估计得到的值作为 Ψ_{ps} 的未知像素部分对 Ψ_{ps} 的约束, 以保证修复后的结果与其局部邻域的相关性。 β 是平衡系数, 本文取 0.25。最后, 通过式 (13) 求得系数 a 并重构 Ψ_{ps} , 然后更新未知像素值。

4 实验仿真与分析

为了检验本文算法的修复效果, 对图像进行了模拟仿真, 并与其他算法进行了对比实验。仿真实验在 MATLAB 环境下进行, 取图像块大小为 9×9 , N 为 50, 块平移量为 1。在对图像修复效果评价时, 除了采用主观评价外, 同时也采用峰值信噪比 (PSNR) 进行客观评价。

图 7 给出了文献 [13] 算法和本文算法在结构部分修复效果的比较, 由图 7 可知, 文献 [13] 在修复结构边缘时, 采用构造贝塞尔曲线的方法修复线结构, 因此修复后的轮廓线明显细于源区域中的轮廓线, 使得图像边缘粗细不均, 而本文算法可以很好地修复边缘轮廓线, 使结构保持平滑。

图 8 和图 9 分别给出了 Criminisi 算法、文献 [11] 算法以及本文算法对图 5(a) 所示的待修复 Lena 图像和院门图像的修复结果。对于这些大面积曲线缺损的情况, 如果没有预先知识的约束, 修复效果很难令人满意。如图 9(c) 所示, 在院门的边缘处出现结构凹凸甚至断裂, 虽然文献 [11] 的修复效果得到改善, 但是仍然避免不了结构的失真。而从图 9(e) 中可以看到, 本文算法很好地克服了文献 [11]

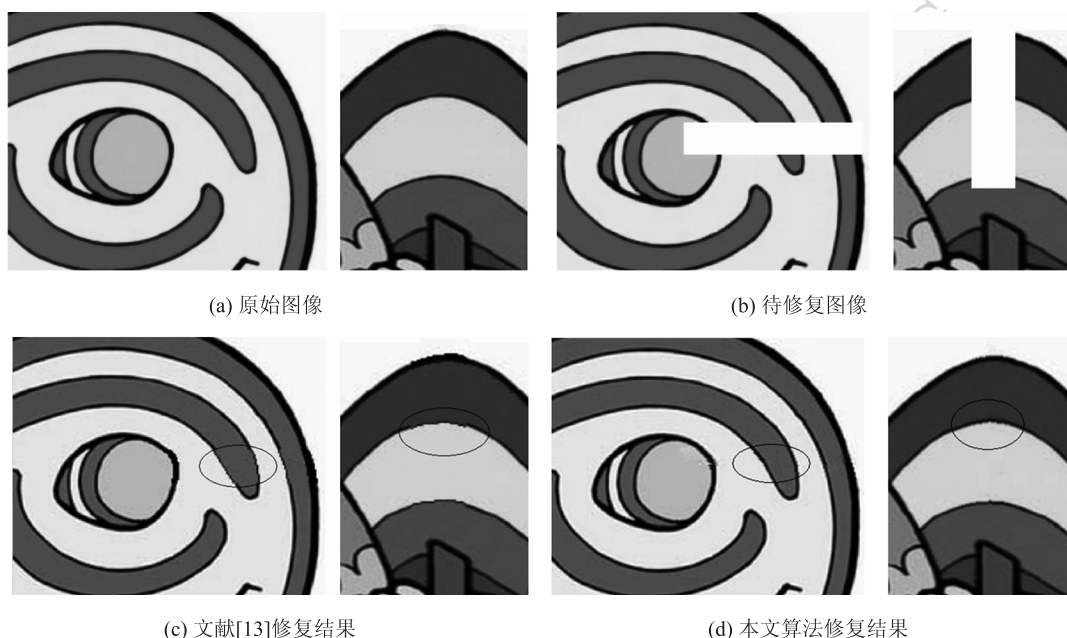


图7 与结构约束算法修复结果比较

Fig. 7 Comparison with structural constraint methods



图8 Lena 图像修复比较

Fig. 8 Comparison of images Lena

算法所产生的问题,得到了较好的视觉效果。另外,在图9(d)中,门框下沿的纹理部分出现了白色带状的模糊条纹,这是由于块已知信息不足导致稀疏表示结果产生模糊和误差,并且误差传播所致。而本文算法通过平移块的方法增加了已知信息量,从而减少了修复结果的误差。由图8(c)和图9(e)可知,本文算法相比其他两种算法能够更好地保持线性结构。

图10分别给出了Criminisi算法、文献[11]算法和本文算法在边缘结构和纹理的混合区域的修复效果。从图10(c)(d)中可以看出,无论是Criminisi算法,还是文献[11]算法,在裤腿的纹理处都存在较明显的向外延伸现象,其主要原因是找不到与裤

腿的缺失区域相匹配的源图像块,使之产生错误匹配所导致的。但本文算法克服了这一现象,获得了较好的修复效果(图10(e)),这是因为本文算法首先修复完成边缘图像(图10(g)),然后由边缘图像作为先验知识指导完成最终的修复。可以看出,本文算法既可以平滑地修复边缘结构,又可以较好地修复边缘周围的纹理信息。

本文还对物体去除进行了仿真实验。图11分别给出了Criminisi算法、文献[11]算法和本文算法对人物去除效果的比较。从图11可以看出,Criminisi算法在修复时造成结构失真,使树林部分延伸至草坪中,并且由于错误匹配将树林中的块填至草坪中,产生了垃圾物(图11(b)中白色方框所示),

而文献[11]算法实质上是用多块加权的方式,解决了 Criminisi 算法错误填补的问题,但是其对线性结构的保持仍然不够,在地平线处出现结构凹凸(图

11(c)中白色方框所示)。而从图 11(g)中可以看到,本文算法结合了文献[11]算法和结构约束方法两者的优越性,取得了较为满意的效果。

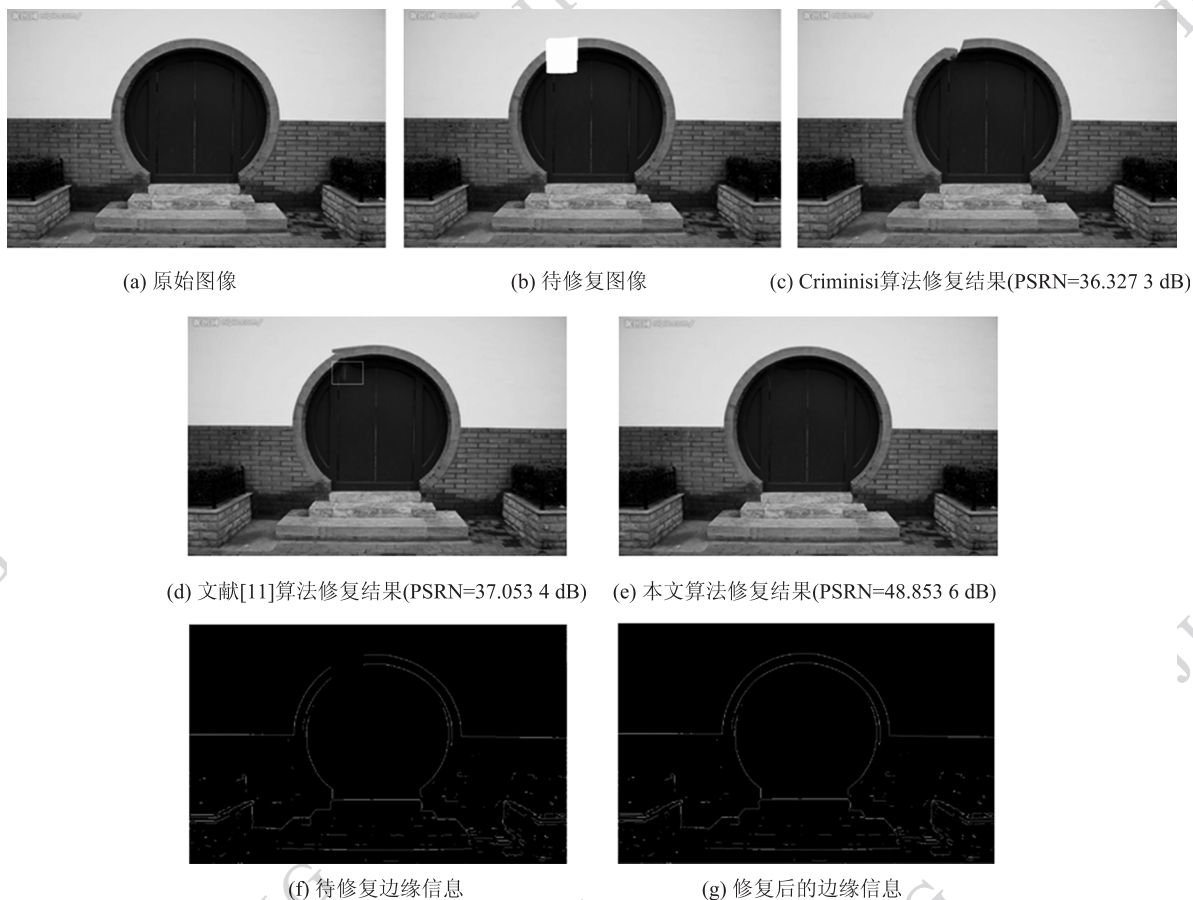


图9 院门图像修复比较

Fig. 9 Comparison of courtyard door

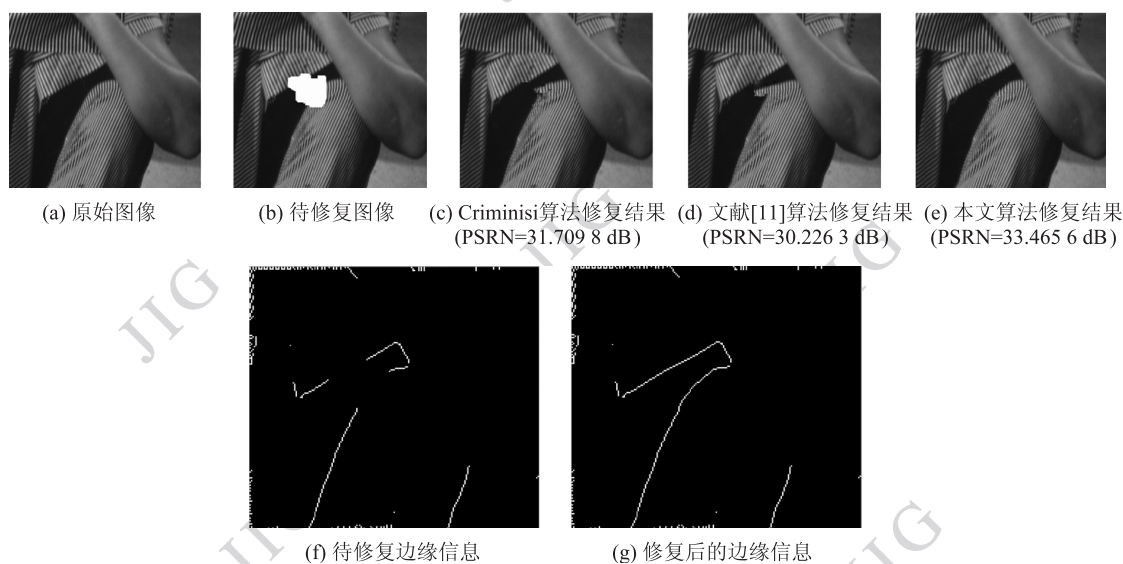


图10 纹理边缘混合区域修复

Fig. 10 Comparison of barb

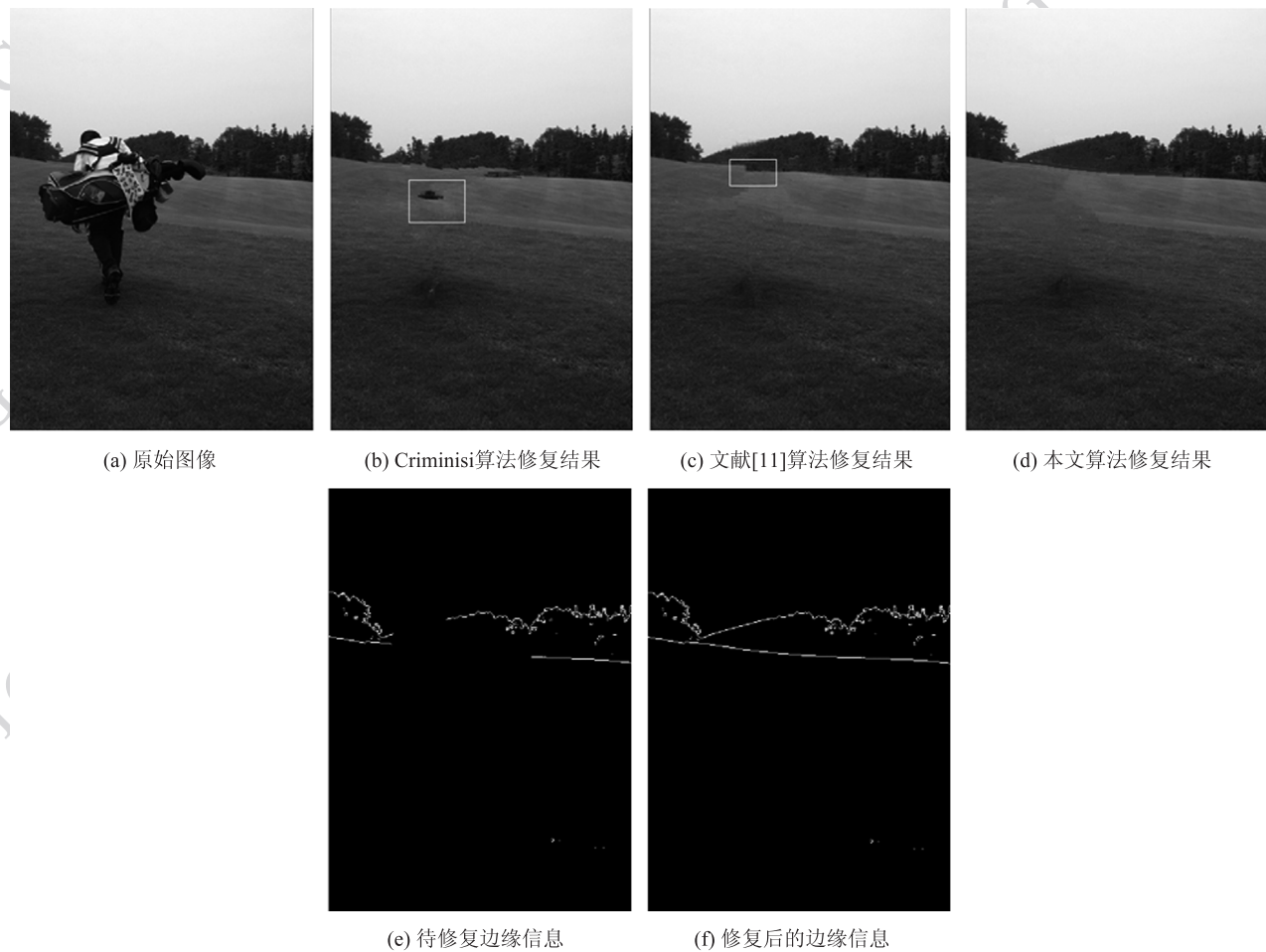


图 11 人物去除效果比较

Fig. 11 Comparison of object removal

表 1 给出了各种算法的耗时比较。从表 1 中可以看出,本文算法略比文献[11]算法耗时。其原因

主要是块平移后待修复区域变大所引起。但总的来说,算法的耗时并未增加太多。

表 1 算法耗时比较

Table 1 Comparison of the time consuming

算法	Lena 图像(512 × 512)	Barb 图像(201 × 182)	院门图像(828 × 526)	去物图像(309 × 432)
Criminisi	15. 815 236	2. 638 641	68. 798 090	70. 762 578
文献[11]	30. 491 415	5. 275 661	157. 264 570	153. 881 472
本文	30. 509 083	6. 916 655	180. 644 390	175. 692 477

5 结 论

针对基于样本稀疏表示的算法在对结构信息缺损较大的区域进行修复时,容易出现结构失真或者断裂的不足,提出一种结构优先的修复方法。该方

法首先通过边缘提取和曲线拟合修复图像的边缘信息,从而来约束结构的修复,然后采用基于样本稀疏表示的窄带模型修复边缘结构,采用平移块的稀疏表示改善样本稀疏表示修复纹理信息的可靠性。仿真实验分析表明,该方法修复图像质量高,既可较好地修复图像的边缘结构,又能保持结构的整体平滑

性。然而本文修复方法还存在一些不足,例如对于存在方向向量相同的两点需要进行曲线拟合修复的特殊情况,还需要进一步研究。

参考文献 (References)

- [1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting [C]//Proceedings of SIGGRAPH. New York, USA: ACM, 2000:417-424. [DOI:10.1145/344779.344972]
- [2] Chan T F, Shen J H. Mathematical models for local nontexture inpainting [J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 62(3):1019-1043. [DOI:10.1137/S0036139900368844]
- [3] Chan T F, Shen J H. Nontexture inpainting by curvature-driven diffusions [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4):436-449. [DOI: 10.1006/juci.2001.0487]
- [4] Criminisi A, Perez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9):1200-1212. [DOI: 10.1109/TIP.2004.833105]
- [5] Tang F, Ying Y, Wang J, et al. A novel texture synthesis based algorithm for object removal in photographs [C]//Proceedings of The 9th Asian Computing Science Conference. Chiang Mai, Thailand: Springer Press, 2004, 3321:248-258. [DOI: 10.1007/978-3-540-30502-6-18]
- [6] Wong A, Orchard J. A nonlocal-means approach to exemplar-based inpainting [C]//Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008:2600-2603. [DOI: 10.1109/ICIP.2008.4712326]
- [7] Fadili M J, Starck J L, Murtagh F. Inpainting and zooming using sparse representations [J]. The Computer Journal, 2007, 52(1):64-79.
- [8] Elad M, Starck J L, Querre P, et al. Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2005, 19(3):340-358.
- [9] Mairal J, Elad M, Sapiro G. Sparse representation for color image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(1):53-69.
- [10] Shen B, Hu W, Zhang Y, et al. Image inpainting via sparse representation [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Taipei, China: IEEE, 2009, 697-700. [DOI: 10.1109/ICASSP.2009.4959679]
- [11] Xu Z, Sun J. Image inpainting by patch propagation using patch sparsity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5):1153-1165.
- [12] Sun J, Yuan L, Jia J. Image completion with structure propagation [J]. ACM Trans. on Graphics, 2005, 24(3):861-868.
- [13] Hung J C, Hwang C H, Liao Y C, et al. Exemplar-based Image Inpainting based on Structure Construction [J]. Journal of Software, 2008, 3(8):57-64.
- [14] Li S T, Zhao M. Image inpainting with salient structure completion and texture propagation [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(9):1256-1266.
- [15] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from partial information via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12):4655-4665.
- [16] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two frame stereo correspondence algorithms [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1-3):7-42.