

针对古织物图像的改进 Criminisi 修复算法

李张翼

(西安工程大学 电子信息学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 针对古纺织文物模拟修复的应用场合, 提出一种基于纹理修复的优化改进算法。该算法利用矩阵值的结构张量准确估计图像中的边缘方向和变化强度, 结合 Criminisi 修补算法, 可以在原图和修补区域之间的纹理连接上有更好的连续性。给出了该方法的具体步骤, 通过实验证明该方法有更好的视觉效果。

关键词: 古纺织物; 图像修复; Criminisi; 结构张量

中图分类号: TP18 文献标识码: A 文章编号: 1009-3044(2016)26-0193-03

Improved Criminisi Repair Algorithm For Ancient Fabric Images

LI Zhang-yi

(School of Electronic and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: Aiming at the restoration of cultural relics of the ancient textile simulation applications, put forward a kind of improved algorithm based on Optimization of texture repairing. The algorithm using the value matrix of the structure tensor accurate estimation image edge direction and intensity change, criminisi algorithm for repairing the combination, can be connected with a better continuity of texture between the original image and the repair area. Given the specific steps of the method, through experiments prove the method has a better visual effect.

Key words: ancient textile fabrics; image restoration; Criminisi; structure tensor; local matching

1 引言

由于古织物文物本身的易损性和珍贵性, 利用数字图像处理对其进行修复是安全并且快捷的。

目前图像修复技术分为两大类: 一类是用于修复小尺度的数字图像修补技术, 如 BSCB (Bertalmio, Sapiro, Caselles, Belles-ter) 技术^[1]Chan 等人^[2]提出的基于整体变分(TV)的修复算法和基于曲率驱动扩散模型^[3](CDD)的算法。该类算法在修复小尺度的破损图像时有较好的修复效果, 但在修复破损区域较大的图像时, 往往会产生模糊的现象, 因古织物破损情况的多样性, 以上方法并不适用于此。另一类是用于填充图像中大块丢失信息的图像补全技术—基于纹理合成的图像修复技术。该技术具有某种随机性的2维模式的重复^[4], 尤其是 Criminisi 等人^[5]提出的基于样本的图像修复算法, 通过优先权的设定来使丢失区域的边缘部分被优先修复, 取得了较好的修复效果。但在实际应用中, Criminisi 算法的优先权模型并不能完全有效地将边缘部分辨别出来, 有时易将某些纹理部分误认为边缘部分, 影响了最终的修复效果。

针对这些不足, 人们也从不同角度, 对 Criminisi 算法进行了修改。Nie 等人^[6]通过定义新的优先权函数, 克服了图像低纹理区域修复过于滞后的问题。

黄淑兵等人^[7]通过增加边界因素, 并针对不同图像选择不同的参数, 扩大了可以修复的图像范围。林云莉等人^[8]通过引入补偿因子 α 以及加权系数 γ 来改进

优先权, 增强了对边缘部分的修复, 获得了较好的效果。

但上述文献并没有解决针对织物纹理修复时的连接痕迹和纹理扩展问题。在对古织物纹理修复时, 织物后的背景会对修复效果有很大影响。

因此, 本文通过在修复算法中加入结构张量这一性质, 提出了基于结构张量的 Criminisi 优化算法, 实验结果证明该方法可以提高对古织物图像的修复效果。

2 针对古织物图像修复的改进算法

2.1 Criminisi 算法原理

如图1所示, I 为待修复的图像, 待修复区域为 Ω , 源区域为 $\varphi(\varphi = I - \Omega)$, 其待修复区域边界定义为 $\partial\Omega$ 。Criminisi 算法的核心是分别计算 $\partial\Omega$ 上各点的优先权, 选取优先权最大点 P 所在的块为待修复块 ϕ_p , 然后根据相似度函数在源区域中选择最佳匹配块 ϕ_q , 将相应的像素值填充到待修复块 $\phi_p \cap \phi_q$ 中, 并更新边界 $\partial\Omega$, 循环往复直到 Ω 为空。

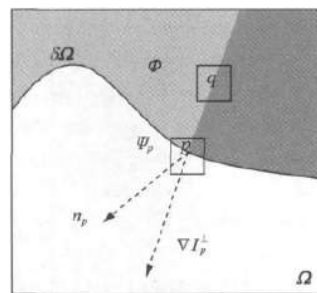


图1

Criminisi算法的优先权定义为

$$P(p) = C(p) \cdot D(p) \quad (1)$$

式中, $C(p)$ 代表置信项, $D(p)$ 代表数据项, 其定义分别为

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \psi_p \cap (I - \Omega)} C(p)}{|\psi_p|} \quad (2)$$

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p \cdot np|}{\alpha} \quad (3)$$

式中, $|\psi_p|$ 是 ψ_p 的面积, α 是归一化因子, np 是点 p 的法向量。

初始时, 函数 $C(p)$ 定义为

$$C(p) = \begin{cases} 0 & \forall p \in \Omega \\ 1 & \forall p \in I - \Omega \end{cases} \quad (4)$$

选取优先权最大的修复块为待修复块 ψ_p , 然后在源区域 φ 中找到与 ψ_p 最相似的块 ψ_q , 并将 ψ_q 中相应的像素值填充到 $\psi_p \cap \Omega$ 中。

填充完毕后,

$$C(q) = C(\hat{p}) \quad \forall q \in \psi_p \cap \Omega \quad (5)$$

更新置信项, 重新计算 $C(p)$, 如此反复直至填充完毕。

2.2 结构张量与算法改进

结构张量 J 可以通过 ∇I 的累积与高斯函数 K_p 卷积获得:

$$J = K_p * (\nabla I \sigma \otimes \nabla I \sigma) \Delta \begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} \\ J_{12} & J_{22} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中: σ 为高斯滤波的方差; $I\sigma$ 是图像 I 的高斯滤波图像, 使边缘检测对尺度小于 σ 的图像内容不敏感, 从而降低噪声的影响; ∇ 表示梯度算子; ρ 是高斯滤波器 K_p 的方差; \otimes 表示张量积运算; $*$ 表示高斯卷积运算。由于噪声对梯度的大小与方向均会产生较大影响, 致使边缘及局部结构方向产生偏移, 所以需要对张量积 $\nabla I \sigma \otimes \nabla I \sigma$ 进行高斯卷积, 从而增强对结构纹理, 边缘和角点等几何结构的刻画能力。

从式(6)可看出, 结构张量 J 是一个对称且半正定矩阵, 其两个正交特征向量与相应的特征值分别为 v_1 、 v_2 和 u_1 、 u_2 。 v_1 与 v_2 的计算公式如下:

$$\begin{cases} v_1 = \left(2J_{12} \cdot J_{22} - J_{11} + \sqrt{(J_{22} - J_{11})^2 + 4J_{12}^2} \right)^T \\ v_2 \perp v_1 \end{cases} \quad (7)$$

其中: v_1 表示灰度值变化最大的方向; v_2 表示边缘方向, 与 v_1 正交。与 v_1 、 v_2 对应的特征值计算如下:

$$\begin{cases} u_1 = \frac{1}{2} \left(J_{11} + J_{12} + \sqrt{(J_{22} - J_{11})^2 + 4J_{12}^2} \right) \\ u_2 = \frac{1}{2} \left(J_{11} + J_{12} - \sqrt{(J_{22} - J_{11})^2 + 4J_{12}^2} \right) \end{cases} \quad (8)$$

特征值 u_1 与 u_2 能反映局部位置的形状特征。在图像的平滑区域, $u_1 \approx u_2 \approx 0$, 在图像边缘区域, $u_1 \gg u_2 \approx 0$, 在图像角点位置, $u_1 \gg u_2 \gg 0$ 。本文根据前三个不等式, 设定一个变量:

$$U = \frac{u_1 - u_2}{u_1 + u_2 + 1} \quad (9)$$

通过(9)式可知当一个像素点为边角时: $U \approx 1$, 当一个像素点为平滑区域时: $U \approx 0$ 。由于古织物图像多为彩色图像, 文献[9]重新定义了结构张量:

$$J = \Delta \begin{bmatrix} R_x^2 + G_x^2 + B_x^2 & R_x R_y + G_x G_y + B_x B_y \\ R_x R_y + G_x G_y + B_x B_y & R_y^2 + G_y^2 + B_y^2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

上式将结构张量推广到彩色图像修复中, 并得到良好效果。

在 Criminisi 算法中, 在搜索最佳匹配模块 ψ_q 时, 两个模块 ψ_p 和 ψ_q 对比的公式为:

$$d(\psi_p, \psi_q) = \sum \left[(I_r - \dot{I}_r)^2 + (I_g - \dot{I}_g)^2 + (I_b - \dot{I}_b)^2 \right] \quad (11)$$

其中, $d(\psi_p, \psi_q)$ 表示目标块与最佳匹配块中对应已知像素的 RGB 三分量的颜色的差的平方和。 I 和 \dot{I} 分别是对应块 ψ_p 和 ψ_q 中的已知像素点。由此公式可以看出在搜索匹配块是, 参考因素只是颜色的色差, 但并不能代表结构上的相似, 因此本文将公式(9)中变量 U 加入公式(10)中:

$$d(\psi_p, \psi_q) = \sum \left[(I_r - \dot{I}_r)^2 + (I_g - \dot{I}_g)^2 + (I_b - \dot{I}_b)^2 + \alpha (U - \dot{U})^2 \right] \quad (12)$$

式中 α 为经验常数, 经过多次测试, 在 180 至 255 之间, 根据图像的结构性强度来调整。通过上式, 使得在 Criminisi 算法匹配搜索块的过程中加入结构特性。

3 实验结果对比

本文实验是基于 Inter Core i7 CPU, Windows8 的 64 位操作系统下 MATLAB R2010a 平台下进行的, 修复所采用的模板大小为 9×9 。下面给出了两组古织物图像的实验结果对比:



a. 需要修复的图像



b. Criminisi 算法修复的图像



c. 本文算法修复的图像

图2 规则文理织物图像修复对比



a. 需要修复的图像



b. Criminisi 算法修复的图像



c. 本文算法修复的图像

图3 不规则文理织物图像修复对比

上述两组图代表了古织物典型的文理特征,即规则文理和不规则文理,由第一组修复结果可以看出,criminisi算法在修复时不能很好地解决织物的结构在视觉上的连续性,在第二组图的图2b中可以看出修复区域和原图区域明显的界限,这些不足在本文加入结构张量后得到了很好的改善。

4 结束语

原Criminisi算法在匹配最佳模块时,过分的考虑的颜色信息,因此在规则纹理的修复上由较大的视觉出入和不连续性,本文加入了结构张量这一结构特性使其能够在规则纹理的修复上由较好的效果,经过大量实验验证,该方法在针对残损古织物图像的修复上有更好的修复效果。

参考文献:

[1] Bertalmio M., Sapiro G., Caselles V. and Ballester C. Image inpainting. In: Proceedings of ACM SIGGRAPH 2000. New York: ACM Press,

2000:417.

[2] Chan F T, Shen J H. Variational Image Inpainting[EB/OL]. <http://www.math.ucla.edu/~imagers/htmls/inp.html>, 2004.

[3] Chan T F and Shen J H. Mathematical Models for Local Non-Texture Inpainting. SIAM J. APPL Math, 2001, 62(3):1019-1043.

[4] 吴亚东, 张红英, 吴斌. 数字图像修复技术[M]. 北京: 科学出版社, 2010:78.

[5] Criminisi A, Perez P, and Toyama K. Region filling and object removal

By exemplar-based image inpainting. IEEE Transactions on Image processing, 2004, 13(9):1200-1212

[6] 聂栋栋, 马勤勇, 马利庄. 新搜索策略下的快速图像修复算法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(5):1991-1996.

[7] 黄淑兵, 朱晓临, 许云云. 一种改进的基于纹理合成的图像修复算法[J]. 合肥工业大学学报: 自然科学版 2011, 34(2):313-320.

[8] 林云莉, 赵俊红, 朱学峰, 等. 改进的纹理合成图像修复算法[J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(10):11-12.

[9] 刘奎, 苏本跃, 赵晓静. 基于结构张量的图像修复方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(10):2711-2713.

(上接第192页)

[2] 陈天昊. 互联网电影推荐方法的研究与实现[D]. 北京: 中国科学技术大学, 2014.

[3] 余力, 刘鲁, 李雪峰. 用户多兴趣下的个性化推荐算法研究[J]. 计算机集成系统, 2004, 10(12):1610-1615.

[4] 高斐. 面向海量数据环境的个性化推荐机制应用研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2014.

[6] Paul B. Kantor, Francesco Ricci, Lior Rokach, Bracha Shapira. Recommender Systems Handbook [M]. Germany: Springer,

2010: 73-80.

[6] 项亮. 推荐系统实践 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2012: 44-51.

[7] B Sarwar, G Karypis, J Konstan, J Riedl. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms [J]. International Conference on World Wide Web, 2001, 4(1):285-295.

[8] 曹毅. 基于内容和协同过滤的混合模式推荐技术研究[D]. 长沙: 中南大学, 2007.