

动态取样机制耦合卡通成分估算的图像修复算法

张 娟^{1,2}

(1 南京航空航天大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210016;
2 江苏海事职业技术学院 信息工程学院, 江苏 南京 211170)

摘 要: 提出动态取样机制耦合卡通成分估算的图像修复算法. 首先, 引入各向异性扩散机制, 获取图像的卡通分量, 再引入高斯低通滤波器, 改进了拉普拉斯算子, 并联合卡通分量, 建立等照度线检测模型, 用以计算填充优先项; 然后, 建立动态取样机制, 替代静态取样, 从而提高样本的择取准确度及修复效率; 最后, 基于卡通分量, 建立最优候选块匹配距离, 测量目标块和候选块的相似度, 完成图像修复. 实验结果显示: 与当前修复算法相比, 在面对复杂纹理结构图像修复时, 该修复算法有效抑制了模糊效应, 拥有更佳的视觉效果与更高的修复效率.

关键词: 图像修复; 动态取样; 卡通成分; 各向异性扩散; 最优候选块匹配距离; 等照度线

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2017)01—0021—05

Image Inpainting Algorithm Based on Dynamic Sampling Mechanism and Cartoon Component Estimation

ZHANG Juan^{1, 2}

(1 College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2 Department of Information and Engineering, Jiangsu Maritime Institute, Nanjing 211170, China)

Abstract: An image inpainting algorithm based on improved Laplace operator and cartoon component was proposed in this paper. First, by solving the anisotropic diffusion equation, the cartoon component of the image is obtained. The Gauss low pass filter is coupled with the Laplace operator to generate an improved Laplace operator, the improved Laplace operator combined with the cartoon component, the detection equation of the illumination line is established. Then, dynamic sampling mechanism is used to set up the sample area in order to improve the efficiency of the algorithm. Finally, the normalized root mean square function is established to measure the similarity between the target block and the candidate block, and to complete the image restoration. The experimental results show that: compared with the control group, this algorithm had better visual effect and effectively reduces the blurring effect in inpainting of the complex texture image.

Key words: image inpainting; dynamic sampling; cartoon component; anisotropic diffusion; optimal candidate block matching distance; equal illumination line

1 引言

目前较常用的图像修复技术有基于纹理合成方法的修复技术^[1]. 如 Rajkumar^[2] 等人利用小波变换的方法获取子图像, 通过似然函数的计算得到协方

差方程, 然后通过协方差方程从子图像里面获取最优填补块, 对图像进行填补修复. 又如朱晓临^[3] 等人通过形态学算子对图像结构进行剥离, 再利用插值对图像的显著结构进行重构, 最后利用改进的加权匹配图像修复算法, 将最优匹配块复制到待修复区,

完成图像修复. 上述基于纹理合成方法的修复技术在对由单一纹理结构组成的图像修复时, 具备较理想的修复效果, 但是, 当待修复图像具备多重纹理结构存在时, 该方法修复效果不理想, 会出现模糊效应, 且耗时较大, 效率不高.

此外, 基于稀疏表示方法的修复技术也得到了广泛应用. 如康佳伦^[4]等人提出了结构约束和样本稀疏表示的图像修复方法, 通过多项式曲线拟合方式对结构的修复进行控制, 然后利用样本稀疏表示的方法对结构信息进行修复, 最后利用平移块的稀疏表示完成图像重构. 仿真结果表明该方法修复的图像具有较好的视觉效果. Zhang^[5]等人提出了基于组稀疏表示的图像重构方法, 利用非局部相似块组作为稀疏表示的基本单元, 建立自然图像的稀疏表示模型, 利用自适应字典学习方法对每个组进行计算, 从而完成图像重构. 实验结果显示该方法重构的图像具备较好的效果. 虽然基于稀疏表示方法的修复技术在图像修复时具备一定的效果, 但在修复损坏面积较大, 且存在非正则区域时会产生振铃效应. 因此, 本文提出了动态取样机制耦合卡通成分估算的图像修复算法.

2 本文图像修复算法

本文首先通过各向异性扩散机制获取图像的卡通成分, 将拉普拉斯算子与高斯低通滤波器进行耦合, 生成改进的拉普拉斯算子, 然后将改进的拉普拉斯算子与卡通成分通过迁移方程, 形成等照度线检测模型, 同时定义了偏置信度函数, 通过将偏置信度函数与等照度线检测模型相结合, 形成计算填充优先项的模型. 最后, 通过动态采样机制建立动态样本区, 并定义最优候选块匹配距离, 通过该函数测量目标块和候选块的相似度, 完成图像修复. 本文修复算法流程图如图 1 所示, 具体实现过程如下.

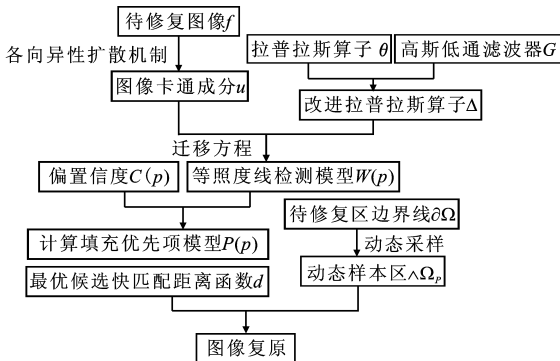


图 1 本文算法流程示意图

2.1 定义填充优先项

令 $f: D \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^l$ 表示给定的观察图像, 当 $l = 1$ 时 f 为灰度图像, 当 $l = 3$ 时 f 为 RGB 彩色图像, $\Omega \subset D$ 表示被损坏的待修复区域, $\partial\Omega$ 表示待修复区的边界线. 在此, 假设 D 为 $\mathbb{R}^2$ 中的一个矩形区域.

本文将从观测图像 f 中提取卡通分量, 然后利用卡通分量定义等照度线方向以及计算填充优先项.

2.1.1 估算卡通成分

将观测图像提取为卡通成分和纹理成分, 是图像处理领域的一个常用方法, 其模型为:

$$f = u + v \quad (1)$$

式中, u 表示 f 中的卡通成分, v 表示 f 中的纹理成分. 卡通部分包含了图像的几何结构及等照度线信息大致形状, 同时也包含了所有的频率分量, 乃至高频部分, 而图像纹理部分包括了中频, 乃至低频分量部分, 因而线性的分解算法不能将卡通和纹理部分很好的剥离^[6]. 故本文将通过对下列各向异性扩散机制来估算 f 中的卡通成分 u ^[7]:

$$\frac{\partial f}{\partial t} = g |\nabla f^{(t)}| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla f^{(t)}}{|\nabla f^{(t)}|} \right) - (1 - g)(f^{(t)} - f) \quad (2)$$

$$f(X)^{(0)} = f(X), \frac{\partial f(X)^{(t)}}{\partial n} \Big|_{\partial D \times \mathbb{R}_+} = 0, \quad (3)$$

$$X \subset D, t \in \mathbb{R}_+$$

式中, $f^{(t)}$ 为 f 的比例模式, $g = g(|\nabla G_\sigma * f^{(t)}|)$ 为一个边缘检测函数, G_σ 表示高斯函数, σ 是一个调优参数.

2.1.2 定义填充优先项函数

完成对 f 中的卡通成分 u 的估算后, 再利用图像卡通分量 u 定义填充优先项函数, 以计算填充优先项.

利用基于拉普拉斯算子的方法, 通常可得到一个平滑的图像, 但常规二阶拉普拉斯算子在成像时, 不能有效的对噪声进行抑制, 故其重构算法不能实现完全精确重构, 本文引入了高斯低通滤波器, 生成改进的拉普拉斯算子, 对成像时的噪声进行有效抑制, 从而提高图像修复效果^[8]. 拉普拉斯算子表达式如式(4)所示:

$$\theta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \quad (4)$$

连续空间的高斯低通滤波器可表述为:

$$G(x, y) = \exp \left| -\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right| \quad (5)$$

联合式(4)和式(5)可得改进的拉普拉斯算子:

$$\Delta = \theta G(x, y) = \frac{-1}{\pi\sigma^4} \left[1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] \exp \left| -\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right| \quad (6)$$

将改进的拉普拉斯算子用于迁移方程中, 可得

下式:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \nabla(\Delta I) \cdot \nabla^\perp I \quad (7)$$

式中拉普拉斯算子 Δ 对给定的非纹理图像 I 做了平滑处理. 等式(7) 通过平滑估计量 ΔI , 完成了将颜色色调往向量 $\nabla^\perp I$ 的迁移. 在此可将式(7) 改写为:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -\nabla^\perp(\Delta I) \cdot \nabla I \quad (8)$$

式(8) 表明了 I 的迁移只能位于向量区域 $\nabla^\perp(\Delta I)$ 内. 该向量区域提供了 ΔI 的等照度线方向. 因此改进的拉普拉斯算子 Δ 不仅可以用于检测等照度线, 而且还可以用于迁移观测图像的颜色等图像信息.

基于改进的拉普拉斯算子 Δ , 本文建立了等照度线检测模型.

$$W(p) = |\nabla(\Delta u_p) \cdot \vec{d}_p|, \vec{d}_p = \frac{\Delta^\perp u_p}{|\Delta^\perp u_p|} \quad (9)$$

式中, p 为待修复区的像素, $\vec{d}_p$ 由 u 在 p 处的正交向量的梯度组成. W 为相关性度量, 用于量化受损图像中几何结构的相关性程度.

由于式(8) 中的方向场具有归一化特性, 所以可使用式(8) 通过卡通成分 u 对非纹理输入图像 I 进行逼近, 以达到检测 f 的等照度线的目的.

式(8) 可以理解为平滑测量 Δu 沿着 $\vec{d}_p$ 方向的变化:

$$\frac{\partial(\Delta u)}{\partial \vec{d}} = \nabla(\Delta u) \cdot \vec{d}, \text{ 则 } W(p) = \left| \frac{\partial(\Delta u_p)}{\partial \vec{d}_p} \right| \quad (10)$$

可见, 式(10) 测量了 Δu_p 沿着等照度线区域 $\vec{d}$ 的变化情况.

在此, 本文定义了一个偏置信度 $C(p)$

$$C(p) = C_k(p) = \left[\frac{\sum_{q \in H_m(p) \cap \Omega \cap D-\Omega} r(q)^{\frac{1}{k}}}{|H_m(p)|} \right]^k \quad (11)$$

式中, $|H_m(p)|$ 表示以像素 p 为中心的一个尺寸为 $m \times m$ 的方块, $r(q)$ 是初始化为一个 $k > 0$ 的偏置参数. 将式(11) 中的 $C(p)$ 与式(9) 中的 $W(p)$ 结合, 定义了如下方程用于计算填充优先项.

$$P(p) = W(p) \cdot C(p), p \in \partial\Omega \quad (12)$$

式中, 相关性度量 W 计算了边界线 $\partial\Omega$ 的等照度线, 偏置信度 C 确保了图像的一致性.

2.2 动态样本区

在图像修复时, 常用的方式是建立一个静态样本区域 $\wedge \Omega$ 作为对待修复区域的补集^[9]. 而本文采用了动态采样机制来替代建立静态的样本区 $\wedge \Omega$,

对待修复区的每个像素进行修复. 由于动态采样机制避免了在修复区域不合适的地方进行像素的复制, 故该方法相比从静态样本区复制像素更可靠.

对于每一个像素 $p \in \partial\Omega$, 动态样本区的建立是通过迭代建立的, 在此用 $\wedge \Omega_p$ 表示动态样本区. 动态样本区的有效区域为 $H_L(p)$, $H_L(p)$ 表示以像素 p 为中心的一个尺寸为 $L \times L$ 的像素块. 对于每一个像素 $p \in \partial\Omega$, 动态样本区的建立可表述为:

$$\wedge \Omega_p = H_L(p) \cap \Omega^\circ \quad (13)$$

式中, Ω° 表示初始修复区域. 建立动态样本区示意图如图 2 所示.

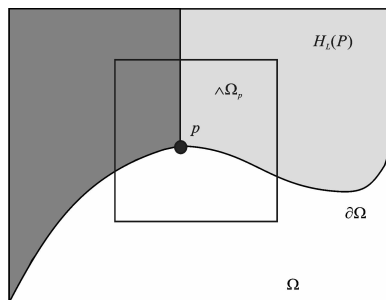


图2 建立动态样本区示意图

从图 2 可见, 动态样本的获取区域仅限于 $\wedge \Omega_p$ 中, 与静态样本区相比, 动态样本的搜索范围更加精确, 不仅能有效提高样本匹配的准确度, 而且还能提高修复效率. 由于 $\wedge \Omega_p$ 的建立是随着像素 p 而变化的, 故填充过程为一个递归的过程.

2.3 基于最优候选块匹配距离的图像修复

通过式(12) 选中目标像素 p , 再通过式(13) 确定对应的样本区 $\wedge \Omega_p$ 后, 接着需要从 $\wedge \Omega_p$ 中寻找最优相似块, 用于对目标像素 p 的邻域进行填充.

在此, 本文将采用基于卡通分量度量的方法, 将被修补块 $H_n(p)$ 与 $\wedge \Omega_p$ 中的候选块 $H_n(q)$ 进行对比, 搜索出候选块 $H_n(q)$ 中与 $H_n(p)$ 最相似的候选块, 将此块设为最优相似块 $H_n(\hat{q})$. 为了提高被修复图像的质量, 本文将采用二级最优相似块的方法对待修复块进行修复, 具体过程为在最优相似块 $H_n(\hat{q})$ 中, 选取一个以 $\hat{q}$ 为中心尺寸为 $m \times m$ 的更小的块 $H_m(\hat{q})$, 并利用此块的有效像素 $H(\hat{q})$ 对目标像素 p 的邻域 $H(p)$ 进行填充, 以完成图像的修复. 该修复过程如图 3 所示.

本文利用卡通分量, 建立了最优候选块匹配距离模型, 用于测量候选块 $H_n(q)$ 和将被修补块 $H_n(p)$ 的相似度. 令 $P = (f_{p_1}, f_{p_2}, \dots, f_{p_k})$, $Q = (f_{q_1}, f_{q_2}, \dots, f_{q_k})$ 为 R^k , $k < n^2$ 中的列向量, 该列向量包含了

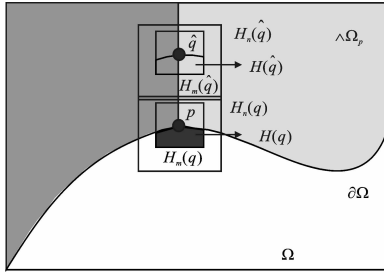


图3 建立有效像素示意图

$H_n(p)$ 和 $H_n(q)$ 中对应像素的强度. 用于测量 $H_n(q)$ 和 $H_n(p)$ 相似度的最优候选块匹配距离:

$$d(P, Q) = \frac{\|P - Q\|_{\Delta U}}{\sqrt{\|P\|_{\Delta U}^2 + \|Q\|_{\Delta U}^2}} \quad (14)$$

$$\|P - Q\|_{\Delta U} = \sqrt{(P - Q)^T \Delta U (P - Q)} \quad (15)$$

$$\|P\|_{\Delta U} = \sqrt{P^T \Delta U P}, \quad \|Q\|_{\Delta U} = \sqrt{Q^T \Delta U Q} \quad (16)$$

式中, ΔU 为对角矩阵, 其定义如下:

$$u: \Delta U_{ii} = \Delta u_{p_i}, p_i \in H_n(p) \cap \Omega_p \quad (17)$$

3 仿真结果与分析

在此将对本文修复机制进行仿真测试, 同时将文献[10, 11]提出的修复方法作为对照组. 测试软件为 MATLAB 7. 10, 测试环境为: AMD, 1. 8 GHz 主频处理器, 500 GB 硬盘, 4 GB 内存, Windows XP 操作系统. 测试方法为首先选取尺寸为 512×512 的目标图像, 再把障碍物插入到测试图像中, 获取损坏图像, 接着用本文及对照组修复机制对损坏图像进行修复, 对比修复图像的视觉效果, 最后通过 PSNR 直方图及 SSIM 对比图, 对本文及对照组修复机制的修复效果进行量化分析. 仿真实验中相关参数设置为: $\sigma=35, m=8, n=12, L=50$.

3.1 灰色图像修复质量对比分析

实验结果表明, 不同修复算法都能对损坏图像有一定的修复效果, 但通过对比可见本文修复算法的修复质量最好. 具体表现为文献[10, 11]中的修复机制对损坏图像修复后还存在一定的模糊效应及残留效应, 而本文修复机制修复的图像克服了模糊效应及残留效应. 原因是本文修复机制在搜索最优相似块时, 采用了建立二级最优相似块的方法, 使所选定的最优相似块更适合于待修复区域, 从而克服了模糊效应及残留效应, 以使修复后的图像具备更好的视觉效果.

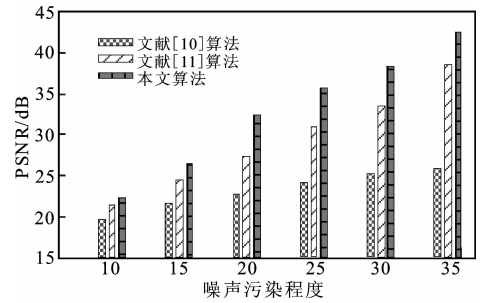
3.2 彩色图像修复质量对比分析

从不同修复算法对彩色图像修复的效果对比可

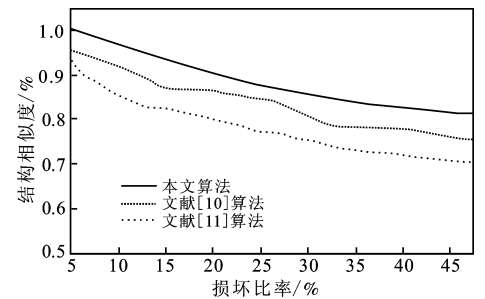
见, 本文修复机制和对照组修复机制对彩色图像的修复效果都比较好, 在进一步对修复区域进行放大时, 可以发现本文修复机制的修复效果较对照组修复效果最好. 具体表现为, 文献[10]修复机制修复的图像在放大后, 存在残留效应以及不连续效应, 文献[11]修复机制修复的图像在放大后, 存在残留效应, 而本文修复机制修复的图像不存在此类问题. 因为本文机制采用了动态获取样本的方法, 能更准确、更快的选中最优相似块, 从而更好的确保了修复所得图像的视觉效果.

3.3 算法的量化分析

为了进一步分析本文修复算法的有效性, 在实验中将不同程度的噪声污染加入到目标图像中, 以获取待修复图像, 然后用本文以及对照组的修复算法来处理这些待修复图像, 最后通过修复所得图像的 PSNR 及 SSIM, 来对不同修复算法的修复能力进行量化比较与分析. 量化分析图如图 4 所示.



(a) 不同修复机制的 PSNR 量化分析图



(b) 不同修复机制的 SSIM 量化分析图

图4 不同修复机制的量化分析图

从图 4 的量化分析图可见, 本文修复机制的修复视觉最好, 尤其是在大面积损坏时, 算法优势更加明显. 原因是本文引进了改进的拉普拉斯算子, 将该算子与图像卡通成分相结合, 定义了填充优先项计算函数, 不仅能合理计算出填充优先权, 而且借助改进的拉普拉斯算子, 对成像噪声进行了有效的抑制, 从而提高了 PSNR 及 SSIM.

3.4 算法修复效率分析

为了验证本文算法的修复效率, 利用本文算法

与文献[10,11]三种技术对其修复,记录其时耗,结果见表 1. 从表 1 可知,本文算法的修复时耗最短,要低于文献[10,11]两种技术的时耗. 因为本文利用动态取样机制替代静态取样,避免了在修复区域不合适地方进行像素复制,在提高样本匹配准确度,也提高修复效率. 而文献[10,11]两种算法都是利用静态取样技术,无法对像素复制进行动态选择,使其复杂度较高,导致较高的时耗.

表 1 不同算法的修复效率测试

修复算法	文献[10]算法	文献[11]中算法	本文算法
耗时/s	9.04	8.32	5.47

4 结束语

为了解决当前图像修复方法在修复复杂纹理结构图像时,会产生模糊效应及不连续效应等不足,提出了动态取样机制耦合卡通成分估算的图像修复算法. 首先,提取图像的卡通成分,再引入改进的拉普拉斯算子,定义了填充优先项;并采用动态采样机制,建立动态样本区,以提高样本的准确度及修复效率;最后,构建最优候选块匹配距离,从图像中搜索最优相似块,并在最优相似块中进行二次搜索,确定二级最优相似块对待损坏区进行复原,完成图像的修复. 仿真结果显示,与当前图像修复算法相比,所提算法拥有更高的视觉效果;且修复图像的相似度 SSIM 值与峰值信噪比 PSNR 值更高.

参考文献:

[1] 金炜,王文龙,符冉迪. 联合块匹配与稀疏表示的卫星云图修复[J]. 光学精密工程,2014,22(7):1886-1895.
[2] Rajkumar L Biradar, Vinayadatt V Kohir. Texture inpainting using covariance in wavelet domain [J]. Jour-

nal of Intelligent Systems, 2013,22(3):299-315.
[3] 朱晓临,陈晓冬,朱园珠. 基于显著结构重构与纹理合成的图像修复算法[J]. 图学学报,2014, 35(3): 336-342.
[4] 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]. 中国图像图形学报,2013, 18(11): 1425-1434.
[5] Zhang Jian,Zhao Debin,Gao Wen. Group-based sparse representation for image restoration [J]. IEEE transactions on image processing,2014, 23(8): 3336-3351.
[6] Nishant T. Image enhancement and restoration by image inpainting [J]. International Journal of Engineering Research and Applications, 2014, 12(4): 30-34.
[7] Jing W,Ke L,Daru P. Robust object removal with an exemplar-based image inpainting approach [J]. Neurocomputing, 2014, 123(2):150-155.
[8] 似绍辉,胡伏原,顾亚军. 一种基于不规则区域的高斯滤波去噪算法[J]. 计算机科学,2014, 41(11): 313-316.
[9] Swami D,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, 2014,3(8):443-459.
[10] 张婷曼. 基于小波阈值自适应修正的模糊图像修复算法[J]. 控制工程, 2015, 22(6): 1166-1170.
[11] Anamandra Sai Hareesh, V Chandrasekaran. Exemplar-based color image inpainting: a fractional gradient function approach [J]. Pattern Analysis, 2014, 17(2): 389-399.

作者简介:

张娟女,(1978-),博士,副教授. 研究方向为计算机图像处理、模式识别、计算机应用.
E-mail:syiazhangjuan@sina.com.