

文章编号: 1002-1582(2010)05-0672-05

基于自适应字典选择的 MCA 图像修复方法^{*}张涛^{1,2}, 洪文学²

(1. 燕山大学 信息科学与工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

(2. 燕山大学 生物医学工程研究所, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要: 形态成分分析是一种基于稀疏模型的图像分析算法, 其中心思想是根据信号组成成分的形态差异性选择两个合适的字典分别用来表示纹理部分和边缘卡通部分, 具有良好的图像修复特性。传统上字典的选择需要由使用者根据图像内容人为确定。提出一种基于图像内容的自适应字典选择方法, 根据最小能量在字典集合中选择最适合当前图像的字典并对图像进行修复。实验证明, 该方法具有良好的图像修复性能。

关 键 词: 图像修复; 稀疏模型; 形态成分分析; 自适应字典选择; 最小能量

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A

Image inpainting based on MCA featured adaptive dictionary selection

ZHANG Tao^{1,2}, HONG Wenxue²

(1. College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao Hebei 066004, China)

(2. Institute of Biomedical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao Hebei 066004, China)

Abstract: Morphological component analysis(MCA) is an image analysis method based on sparse model. It can separate overlapping texture and cartoon image layers. Its central idea is to use two adapted dictionaries, one adapted to represent textures, and the other to represent cartoons. MCA is inherent merit performance in image inpainting. In traditional, the dictionaries are selected manually. A method for adaptive dictionary selection against MCA is proposed. The dictionaries are selected according to energy minimization. The images are inpainted according to the dictionaries. The experiments show that the method performs well in image inpainting.

Key words: image inpainting; sparse model; morphological component analysis; energy minimization

0 引 言

图像修复是图像处理中的一个重要内容, 它的目的是为了破损图像恢复成视觉上合理而且完整的图像。它一般从人的视觉心理角度出发, 根据现存的信息来恢复图像全貌的过程。对于医学图像处理、遥感图像修复、犯罪现场还原等具有重要的意义。因此成为了当前国内外相关学科中的一个研究热点。

目前的图像修复技术多种多样。在国内, 周廷方等提出了基于径向基函数的图像修复技术^[1], 该方法将图像处理的问题转化为三维曲面重建问题, 利用径向基函数在曲面重建中的优势进行图像修复; 应勉亭采用基于约束和纹理合成的图像修补技术方法^[2]把搜寻限制在相似纹理区域, 极大地提高了修复速度和精确性; 张红英等提出了基于 p-Laplace 算子的非线性各向异性扩散图像修补算法^[3], 具有更快的收敛速度以及更好的修补效果。在国

^{*} 收稿日期: 2010-03-15 E-mail: zhtao_79@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60873121, 60904100)

作者简介: 张涛(1979-), 男, 讲师, 博士研究生, 从事图像处理、可视化模式识别研究。

外, Bertalmio 将一种基于偏微分方程 (Partial differential equation, PDE) 的修复算法^[4] 引入到图像处理中用于修复小尺度缺损的数字图像。Criminisi 等采用一种基于块的图像修补算法^[5], 其实质是直接采用纹理合成的方法来去除照片中的大物体, 但对于细节修复效果较差。

随着稀疏模型在信号处理领域的应用, 形态成分分析 (Morphological component analysis, MCA) 方法以其接近人类视觉的特性在图像修复领域受到了重视^[6]。MCA 方法的核心是寻找两个合适的字典^[7,8], 一个用来稀疏表示光滑部分 (光滑字典), 一个用来稀疏表示纹理部分 (纹理字典), 每一个均可稀疏的表达特定类型的内容。因此, MCA 方法的修复效果与所选择的稀疏字典关系密切, 不同的字典下获得的修复效果有着较大的差异。目前字典的选择主要依靠使用者经验进行, 给 MCA 的使用带来很大的不便。基于此, 本文设计了自适应模型选择的 MCA 图像修复方法, 可以使 MCA 在无先验知识的情况下根据图像内容对稀疏字典进行自适应选择, 从而达到最佳的修复效果。

1 基于 MCA 的图像修复

1.1 MCA 基本原理

利用 MCA 方法进行图像修复的思想就是根据图像的特征选择不同的字典, 将图像分解为形态特征区别明显的两层, 对每一层分别进行修复, 最后再将修复好的两层进行合并。假设输入图像中包含 N 个像素, 通过按行扫描将该图像表示为一个长度为 N 的一维矢量。 X_t 为图像的纹理部分, 通过矩阵 $T_t \in M^{N \times L}$ ($M^{N \times L}$ 表示大小为 $N \times L$ 的矩阵, 典型的情况是 $L \gg N$) 稀疏表示如公式(1)所示。

$$X_t = T_t \alpha_t \tag{1}$$

其目标是使系数矩阵 α 达到稀疏。稀疏性可以通过几种不同的范数量化, 包括 l_0 范数 $\|\alpha\|_0 = \{i : \alpha(i) \neq 0\}$ 和 l_p 范数 $\|\alpha\|_p = (\sum |\alpha(i)|^p)^{1/p}$, 其中, l_0 范数表示纹理图像 X_t 是 T_t 的列向量的线性组

合, 范数值越小, 稀疏性越好。

在 MCA 中, 当字典 T_t 满足图像的纹理部分 X_t 的表示的稀疏性时, 其对图像的光滑部分 X_n 的表示是非稀疏的。因此, 对于包含纹理部分和光滑部分 (叠加的或者分离的) 的任意图像 X , 需要通过完备字典 T_n, T_t 寻找一个稀疏表示。如果用 l_0 范数来定义稀疏性, 需要解决的问题如公式(2)所示

$$\{\alpha_t^{opt}, \alpha_n^{opt}\} = \underset{\{\alpha_t, \alpha_n\}}{\text{Arg min}} \|\alpha_t\|_0 + \|\alpha_n\|_0$$

条件为 $X = T_t \alpha_t + T_n \alpha_n$ (2)

从表达式上看, 式(2)能够成功的分解图像内容, $T_t \alpha_t$ 表示纹理内容, $T_n \alpha_n$ 表示光滑内容。但是方程(2)是一个非凸问题, 难以实现。为了获得此最优化问题的解, 分离图像的纹理部分 $T_t \alpha_t$ 和光滑部分 $T_n \alpha_n$, 其追踪方法提出用 l_1 范数代替 l_0 范数^[10], 形成一个可解的凸集优化问题, 进一步简化如公式(3)所示。

$$\{\alpha_t^{opt}, \alpha_n^{opt}\} = \underset{\{\alpha_t, \alpha_n\}}{\text{Arg min}} \|\alpha_t\|_1 + \|\alpha_n\|_1$$

条件为 $X = T_t \alpha_t + T_n \alpha_n$ (3)

如果图像中含有噪声致使图像不能被完全分解成光滑层和纹理层时, 需要将噪声因素考虑其中, 不能被 T_n 和 T_t 稀疏表示的图像内容分配给剩余成分 $X - T_t \alpha_t - T_n \alpha_n$, 通过这种方法, 不仅能够将纹理从图像的光滑部分中分离出来, 而且能够成功地去除掉噪声。剩余成分近似于零均值高斯白噪声时, 选择 l^2 作为误差范数。不同的噪声类型, 选择不同的范数, 例如 Laplacian 噪声用 l_1 作为误差范数, 均匀噪声用无穷大范数。式(3)可以优化为

$$\{\alpha_t^{opt}, \alpha_n^{opt}\} = \underset{\{\alpha_t, \alpha_n\}}{\text{Arg min}} \|\alpha_t\|_1 + \|\alpha_n\|_1$$

条件 $\|X - T_t \alpha_t - T_n \alpha_n\|_2 \leq \epsilon$ (4)

通过这种方法, 图像分解只是近似的, 由于图像的一部分内容不能被所用的两种过完备字典表达, 所以有一些误差, 参数 ϵ 代表图像中的噪声级数。式(4)中的约束优化可以用无约束的惩罚优化代替。通过该方式, 可以将一幅图像依据其形态学特点分解为两幅图像, 如图 1 所示。

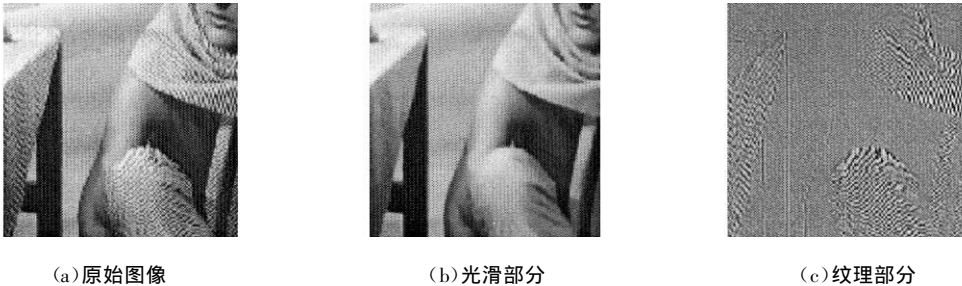


图 1 Barbara 图像分解

1.2 自适应字典选择

在 MCA 中,字典的选择必须根据图像内容。传统的字典选择方法为使用者根据自身经验对图像进行分析,然后使用相应的字典。本文引入最小能量方法,进行自适应的字典选择,克服 MCA 图像修复中的人工参与问题。

设一幅图像的最优化字典为 T_t 和 T_n , 分别是选择合适的纹理字典和光滑字典。由于光滑部分对应了图像的低频信息,为视觉的第一信息来源,因此在图像修复中更注重对光滑部分的修复。而纹理字典 T_t 为图像中的细节部分容忍度相对较高。为了简化计算,本文设纹理字典 T_t 用的 DCT 变换,以此为基础,进行光滑字典的选择,再综合两种字典进行整体调整。依最小能量法则^[9],光滑字典 T_n 必然有

$$\min_{T_n \in T} \| \underline{X}_n - T_n \underline{\alpha}_n \|_2 \quad \text{条件为} \begin{cases} \forall i, \| \underline{\alpha}_n \|_0 \leq s \\ \forall k, \| t_n \|_2 = 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中 t_n 为字典 T_n 的基函数表示; T 为可供选择的光滑字典 T_n 的集合。该过程的求解可以利用 MOD 算法^[11] 或 K-SVD 算法^[12]。式(5)可求出针对当前图像最为稀疏的光滑字典 T_n 。当出现具备多个最优光滑字典 T_n 的情况下,根据 MCA 要求光滑字典 T_n 与纹理字典 T_t 不相关或相关尽可能小的理论,利用式(6)对 T_n 进行约束选择。

$$T_n^{opt} = \text{Arg min}_{T_n} \frac{\sum_k \| \underline{\alpha}_t^{opt}(k) \|_0}{\sum_j \| \underline{\alpha}_t^{opt}(j) \|_0} \quad (6)$$

如果字典选择不合适,则该字典不能够对图像中的特定内容进行有效地稀疏表示,从而导致图像分解失败。也就是说字典不能有效地区分图像的纹理部分和光滑部分,即字典 T_n 能够稀疏表示图像的光滑部分,同时也能够稀疏表示图像的少部分纹理部分,此时就不能够进行有效地分离。对于上述问题,有如下解决措施:假设 T_t 和 T_n 分别是选择合适的纹理字典和光滑字典,通过增加全变差调整使得图像 $T_n \alpha_n$ 和 $T_t \alpha_t$ 更加接近他们表示的图像内容类型。在稀疏分解过程中,增加全变差调整,此方法对恢复有毛糙边缘的逐点光滑图像效果很好。通过对图像的光滑部分采用全变差调整^[13],使图像 $T_n \alpha_n$ 有更稀疏的梯度,更加接近图像的光滑部分,使得分离更有效。

1.3 图像修复过程

假设丢失的像素用掩膜表示,‘1’表示存在的像素,‘0’代表丢失的像素,考虑全变差调整后,式(4)可以表达为

$$\begin{aligned} \{ \underline{\alpha}_t^{opt}, \underline{\alpha}_n^{opt} \} = & \text{Arg min}_{\{ \underline{\alpha}_t, \underline{\alpha}_n \}} \| \underline{\alpha}_t \|_1 + \| \underline{\alpha}_n \|_1 + \\ & \lambda \| M(\underline{X} - T_t \underline{\alpha}_t - T_n \underline{\alpha}_n) \|_2^2 + \\ & \gamma TV \{ T_n \underline{\alpha}_n \} \end{aligned} \quad (7)$$

利用以上方法,可以得到从输入图像 \underline{X} 到纹理和光滑部分的近似分解,表达的准确性仅和存在的像素有关,而不考虑丢失的像素。其思想是一旦 $T_t \underline{\alpha}_t$ 、 $T_n \underline{\alpha}_n$ 被恢复,就可以表达整幅图像,字典的基函数将会填充破坏洞,从而达到图像修复的目的。其具体过程可参见参考文献[14]。

2 实验结果

利用 MCA 方法进行图像修复可以进行消除相片中划痕,图像去噪,修补破旧相片中的洞以及移除相片中覆盖的文字等,而实验是证明以上所述的最有力证据。现在通过实验结果来验证基于稀疏模型的 MCA 方法在以上几个应用方面的修复效果。在本文实验中,纹理字典选择 16×16 的 DCT 变换,光滑字典集为: Curvelet、Bandelet、Contourlet 和基于新 Contourlet 的插值变换^[15]。

实验分为两组,第一组为自适应 MCA 的图像修复,由此直观反映该方法对于图像修复的能力。实验图像选择为 barb 图像的局部,如图 2 所示。该图像为典型的光滑与纹理两部分组成,可以较好的考察算法的修复能力。

第二组实验为对照实验,对照算法为同样具有稀疏特性的小波修复方法,通过对比实验分析新方法的修复性能。实验图像选择为典型的 lena、barb、peppers、boat、cameraman 等图像,利用多种破坏方法进行破坏,考察不同对象、不同方法的修复能力。

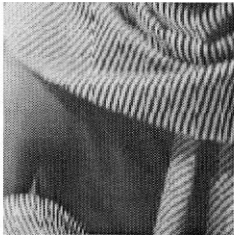


图 2 待破坏图像

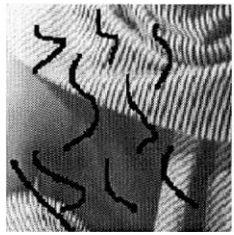


图 3 破坏图像

2.1 自适应 MCA 图像修复

2.1.1 划痕修复

随着当今世界的日益数字化, 许多珍贵文物图画、档案照片、经典老电影等通过扫描技术输入到计算机中, 以便于长久保存, 而它们或多或少有划痕、

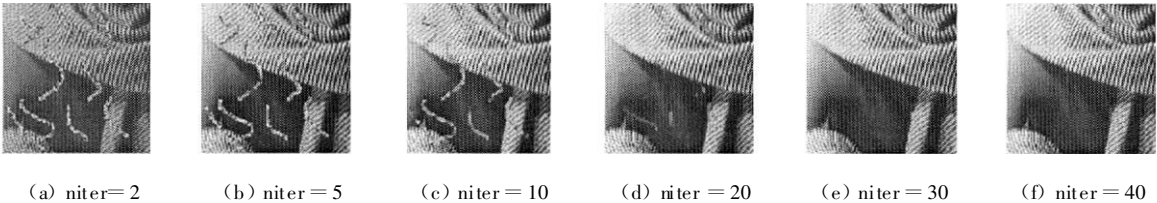


图 4 图像修复的迭代过程

2.1.2 修复丢失像素的图像

像素的随机丢失是光学设备摄取图像时经常遇到的问题, 该问题的产生既可能是 CCD 等光电转换器的坏点造成, 也可能是后期噪声对图像造成的破坏。且由于这种随机像素丢失与“椒盐噪声”类似, 因此也可以看作是对“椒盐噪声”的滤波过程。由于该种破坏的普遍性, 因此进行了 20%、50% 与 80% 三种程度的破坏, 对这三种程度破坏的修复效果如图 5 所示。每个分图中, 左侧为破坏图像, 右侧为相应的修复结果。

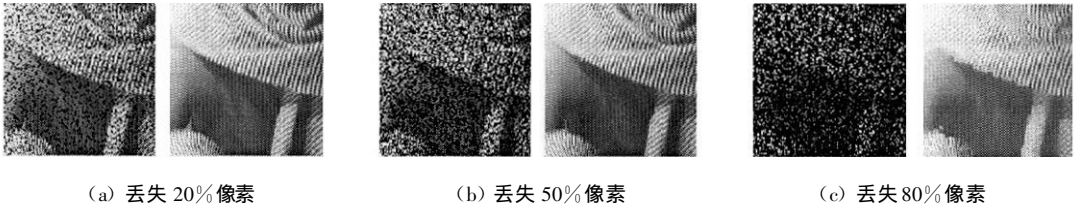


图 5 对丢失不同像素的图像进行修复

2.1.3 填充相片中的洞

本节对图 2 进行棋盘掩膜腐蚀, 图 6 是对含有 6×6 像素的洞的图像进行修复, 图 7 是对被周期性 5×5 像素的棋盘掩膜腐蚀的图像进行修复。棋盘掩膜腐蚀是对图像非常严重的一种破坏, 由该实验得出, 利用 MCA 方法对其进行修复, 修复图像的细节很清晰, 边缘处看起来也很自然, 可以获得较好的图像视觉效果。

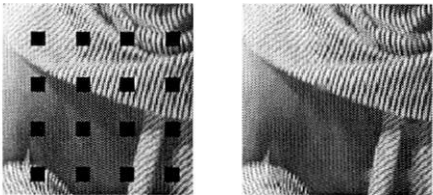


图 6 对含有 6×6 像素的洞的图像进行修复

2.1.4 去除相片中的文字

在电影后处理和一些图像处理中, 要求去除胶片或者图像中多余的目标对象和文字等。图 8 是对图 2 添加文字后的图像进行修复。

图 8 说明本文中选择的算法可以去除相片中

折痕和污渍等, 实际应用中解决此类问题很有必要。图 3 给出了破坏后图像, 图 4 显示了迭代过程中的修复情况。由此可以看到, 随着迭代次数 niter 的增加, 图像将收敛到稳定状态。

由图 5 可以看出, 尽管掩膜杂乱无章毫无组织结构, 但是重建效果仍然很好。修复图像看起来是自然的, 无人工效应。图 5(b)中原始图像丢失了 50% 的像素, 通过 MCA 方法进行图像修复, 得到了较为清晰的边缘。通过图 5(c)可以看出, 尽管图像丢失了大部分像素(80%), 我们的眼睛都辨别不出破坏图像的外貌时, 用本文中的方法仍然可以恢复到我们的眼睛可以接受的状态。此实验说明, 基于 MCA 方法的图像修复方法对于去除图像中的“椒盐噪声”非常有效。

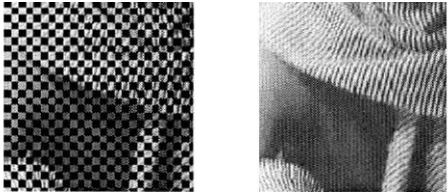


图 7 被棋盘掩膜严重腐蚀的图像修复结果

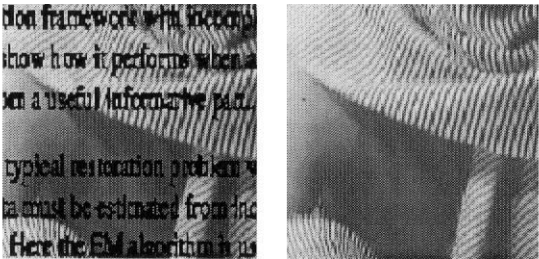


图 8 图像中文字的移除

的文字。很多情况下, 相片中的文字不重要, 又掩盖了重要的图像内容, 此时需要将文字去除, 本文中的方法可以解决该问题。

2.2 对比实验

本文利用小波修复作为对比算法进行对比实

验,采用的衡量指标为峰值信噪比 PSNR。其结果如表 1 所示。

表 1 本文方法和小波方法进行图像修复的比较 (单位: dB)

图像掩膜	lena		barb		peppers		boat		cameraman	
	小波方法	本文方法	小波方法	本文方法	小波方法	本文方法	小波方法	本文方法	小波方法	本文方法
70%像素丢失	26. 13	27. 52	19. 63	24. 75	26. 71	27. 70	23. 44	25. 18	20. 13	21. 87
棋盘掩膜	26. 48	27. 52	21. 65	27. 45	27. 39	32. 35	24. 05	25. 24	21. 05	22. 47
文字掩膜	31. 07	32. 05	24. 43	29. 94	32. 50	33. 02	29. 07	29. 82	23. 83	25. 56

由表 1 可以得出采用 MCA 分层处理的方法进行图像修复可以获得较高的峰值信噪比,表中可以看出, barb 图像利用本文中的方法比小波方法效果更好(大约相差 5dB),而对于 lena 等图像,本文方法和小波方法相比效果较好,但不像 barb 图像效果太明显(大约相差 1dB),这是由于局域 DCT 变换更加适于处理周期性纹理明显的图像,因此根据图像的特性选择更加合适的字典将会使图像修复效果远远优于以前的方法。

3 结 论

基于 MCA 进行图像修复需要进行人工字典选择的问题,本文提出基于字典学习的自适应 MCA 图像修复方法。该方法根据图像内容进行字典的自动选择,具有图像内容的自适应特性。实验表明,本文方法取得了较好的图像修复效果。

参考文献:

[1] 周廷方, 汤锋, 王进, 等. 基于径向基函数的图像修复技术[J] . 中国图像图形学报, 2004, 9(10): 41—44.
ZHOU T F, TANG F, WANG J, et al. Digital image inpainting with radial basis functions [J] . Journal of Image and Graphics, 2004, 9(10): 41—44.

[2] 汪志敏. 试论数字图像修复技术[J] . 张家口职业技术学院学报, 2007, 20(4): 24—43.
WANG Z M. A discussion on the digital picture repair technology[J] . Journal of Zhangjiakou Vocational College of Technology, 2007, 20(4): 24—43.

[3] 张红英, 彭启琮. 数字图像修复技术综述[J] . 中国图象图形学报, 2007, 12(1): 23—25.
ZHANG H Y, PENG Q C. A survey on digital image inpainting [J] . Journal of Image and Graphics, 2007, 12(1): 23—25.

[4] Bertalmio, Sapiro, Caselles. Image inpainting[C] . Proceedings of International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New Orleans, Louisiana, USA, 2000: 417—

424.

[5] 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.

[6] 李映, 张艳宁, 许星. 基于信号稀疏表示的形态成分分析: 进展和展望[J] . 电子学报, 2009, 39 (1): 147—150.
LI Y, ZHANG Y N, XU X. Advances and perspective on morphological component analysis based on sparse representation [J] . Acta Electronica Sinica, 2009, 39 (1): 147—150.

[7] Elad M , Starck J L, Querreb P, et al. Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis [J] . Adv. Imag. Electron Phys., 2005, 3: 267—179.

[8] Starck J L, Elad M, Donoho D L. Redundant multiscale transforms and their application for morphological component analysis [J] . Adv. Imag. Electron Phys., 2004, 132.

[9] Gabriel Peyré. Manifold models for signals and images[J] . Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(2): 249—260.

[10] Donoho D L, Elad M. Optimally sparse representation in general (non-orthogonal) dictionaries via ℓ_1 minimization[J] . Proc. Natl. Acad. Sci., 2001: 235—237.

[11] Engan K, Aase S O, Husoy J H. Method of optimal directions for frame design[C] . In Proc. ICASSP '99, Washington, DC, USA, 1999. IEEE Computer Society, 1999: 2443—2446.

[12] Fadili M J, Starck J L, Murtagh F. Inpainting and zooming using sparse representations[J] . The Computer Journal, 2009, 52 (1): 64—79.

[13] Vese L A, Osher S. Modeling textures with total variation minimization and oscillating patterns in image processing[J] . J. Sci. Comput., 2003, 19: 553—577.

[14] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J] . IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655—4666.

[15] 闫敬文, 屈小波. 超小波分析及应用[M] . 北京: 国防工业出版社, 2008: 6.
Yan J W, Qu X B. Beyond wavelets and its applications[M] . Beijing: National defense industry Press, 2008: 6.