

基于低秩表示的图像修复方法

刘慧青, 赵杰煜*, 常俊生

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 现实场景中, 存在很多原因导致所获图像信息并不完整, 其中会存在少许的破损, 这对基于此数据进行下一步的研究造成了障碍. 针对图像存在的破损问题, 提出一种基于低秩表示的图像修复方法. 通过图像的矩阵存储方式, 由稀疏理论获取其低秩表示, 提取到图像的全局特征. 根据所获的低秩表示, 结合缺损区域与其相邻区域的相似性, 将缺损区域逐步缩小, 并对缩小区域进行强制校正, 从而完成修复图像任务, 最后得到补全后的最终图像. 在二维图像上设计对比实验进行验证, 结果证明该方法在结构简单图修复、破损老照片修复、去除叠加文字以及大块物体移除等方面都具有良好的性能. 实验结果表明, 低秩表示在图像修复方面具有获取全局信息的优势, 修复效果良好.

关键词: 低秩表示; 稀疏表示; 图像修复; 强制校正

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2017) 03-0024-06

图像修复一直是模式识别和图像处理领域研究的一个热点问题^[1-2], 其主要任务是采取相关算法或规则剔除图像中多余的噪声, 并充分利用图像中剩余部分的信息修复图像中的缺失信息. 图像修复可以应用到很多领域^[3], 例如出土文物的修复, 图像中误入物体及人物的移除, 影视作品中特殊效果的制作等等.

图像内在的结构信息和先验属性可由图像的稀疏表示(Sparse Representation)模型进行描述^[4-5], 稀疏表示最初在信号表示领域提出^[6]. 为实现对信号更加灵活、简洁和自适应的表示, Mallat 等^[7]在小波分析理论基础上, 于 1993 年首次提出了信号在过完备字典上进行分解的思想. 所谓过完备字典, 是一组在信号组成的空间中足够密集的基集合. 由于基是过完备的, 因此经过分解得到的信号表示系数将绝大多数为零, 即可以得到信号的一个非常简洁、稀疏的表达, 称为稀疏表示.

随着稀疏理论的发展, 矩阵的低秩表示(Low-Rank Representation, LRR)成为近几年学术界研究的热点^[8-10]. 对于二维矩阵来说, 前几个主分量所

张成的子空间中, 行列相关性和低维子空间都指向线性代数中矩阵秩的概念, 低秩表示就是在寻找使得矩阵秩最小的线性组合方式(线性表示). 由此可以得出秩是矩阵稀疏性的合理度量, 低秩表示是稀疏表示在矩阵上的扩展^[11]. 矩阵秩最小化主要是利用原始数据矩阵的低秩性进行矩阵的重建, 低秩矩阵的恢复则是同时利用原始数据的低秩性和误差矩阵的稀疏性来恢复数据矩阵.

低秩表示旨在找出矩阵内样本点之间的内在关系^[12-14], 提取的是一种全局特征, 主要通过逐渐逼近的凸优化算法得到矩阵的低秩表示, 从而获得数据的全局性特征.

受到低秩表示在挖掘数据全局信息方面具有很大优势的启发, 我们提出了一种基于低秩表示的图像修复方法(Low-Rank Representation Image Inpainting, LRRII), 该方法基于图像和矩阵的对应关系, 利用低秩表示获取图像的全局信息, 将原始数据分成两部分——低秩部分和噪声误差部分, 去除误差, 从而填补缺损的数据. 该方法能够更好地提取到图像数据的全局特征信息, 可以有效地剔

收稿日期: 2016-12-13.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(61571247); 浙江省自然科学基金重点项目(LZ16F030001); 浙江省国际科技合作专项(2013C24027).

第一作者: 刘慧青(1991-), 女, 安徽安庆人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉和图像处理. E-mail: hqing2010@163.com

*通信作者: 赵杰煜(1965-), 男, 浙江宁波人, 博士/教授, 主要研究方向: 图像图形、计算机视觉与机器学习. E-mail: zhao_jieyu@nbu.edu.cn

除破损区域与其周围的相异性, 并且在每一步迭代中强制校正修复过程中被破坏的数据, 增强了图像修复的效果. 将该方法应用于二维图像修复的相关实验中进行验证, 结果表明, 基于图像的全局信息, 低秩表示的图像修复方法能够更好地提取到全局特征.

1 相关工作

目前图像修复方法主要有两类, 一类是针对图像中缺损的小部分信息进行的图像修补(Inpainting)方法, 主要是利用偏微分方程^[3](Partial Differential Equation, PDE)处理几何图像模型, 如 Bertalmio 和 Chan 等人于 2000 年提出的 Bertalmio、Sapiro、Caselles、Ballester(BSCB)算法以及基于图像模型的变分(Total Variation, TV)修补方法^[1-2]. 由于该类分析方法过于依赖图像的局部信息, 在修复较大区域时存在明显的模糊现象. 因此, 该方法主要适用于修复非纹理图像以及小尺度污损的纹理图像.

另一类方法是针对图像中缺失的大块信息进行填充的图像补全(Completion)技术, 主要是纹理合成的方法. 例如 Criminisi 等^[15]于 2004 年提出的基于样本块的图像修复算法, 该算法在修复过程中会利用前一步修复的结果, 但这会导致修复误差的错误蔓延, 将有可能导致图像修复过程的失败. 人们对这类算法进行了很多的改进, 例如为了保持结构部分的连贯性, 可以通过添加修复辅助线的方式来优先修复结构部分^[16]; 为了减少误匹配现象, 可以通过引入颜色比率梯度到匹配准则当中. 这些方法虽然能够寻找到最优匹配块并填充到破损区域当中, 但是会引起块效应和接缝效应^[17]. Bugeau 等^[18]在偏微分方程的基础上结合自相似性约束对匹配信息进行处理, 该方法虽然在一定程度上减少了块效应和接缝效应带来的影响, 但是也在破损区域的修复结果中留下了平滑的痕迹.

稀疏表示在图像去噪以及超分辨率分析等方面都取得了广泛地应用^[5]. Shen 等^[19]提出了一种在过完备字典上使用图像稀疏表示的图像块修复算法, 其将样本块的修复问题转化为了不完整信号的稀疏重建问题. Wang 等^[20]假设待修复块可以被

众多无损块的低维线性模型描述, 于是将图像修复问题转化为一系列低秩矩阵的恢复与填充问题, 但是上述 2 篇文献中计算置信度的方法仍然采用的是 Criminisi 等^[15]提出的确定待修复块顺序的方法, 对于修复图像中结构部分的连贯性仍然得不到很好的保持. Xu 等^[21]研究了自然图像块的稀疏性之后, 提出用块结构稀疏性来度量块修复的优先级, 并用多个相似匹配块的稀疏表示对破损区域的待修复块进行修复填充.

2 低秩表示图像修复算法(LRRII)

常用算法主要是基于训练样本学习的字典来重构信号, 这种方法对无污染或者只有少量噪声的信号效果较好. 在线性代数中, 如果某矩阵的每一列都是来自于同一模式的, 那么我们就称它们是线性相关, 即该矩阵是低秩的. 所以如果该矩阵被稀疏噪声污染了, 就可以通过秩最小化分离噪声来恢复该矩阵了.

2.1 低秩表示的获取

本文方法基于低秩表示 LRR, 为方便起见, 假设观察到的数据矩阵 $X \in R^{m \times n}$ 可以表示成 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 每列是一个样本, $x_i \in R^{m \times 1}, i = 1, 2, \dots, n$, 它们可以被一个字典 $A = [a_1, a_2, \dots, a_m]$ 的线性组合表示为:

$$X = AZ, \quad (1)$$

式中, $Z = [z_1, z_2, \dots, z_n]$ 是系数矩阵. 字典 A 通常是过完备的, 因此对于问题(1)会有多个可行解. Elhamifar 已经证明了对于每一个 x_i 都可以用一个合适的字典 A 对其进行稀疏表示^[22], 然而正如前文提到的, 稀疏表示并不能获得数据 X 的全局信息, 但是低秩表示却刚好能够解决此问题. 考虑到现实场景中图像是存在噪声的, 所以引入噪声项 E , 于是低秩表示模型可以表示为下列问题:

$$\begin{cases} \min_{Z, E} \text{rank}(Z) + \lambda \|E\|_1, \\ \text{s.t. } X = AZ + E, \end{cases} \quad (2)$$

式中, λ 为噪声权重参数; $\|\cdot\|_1$ 表示某种范数, 一般情况下, 用 F -范数($\|\cdot\|_F^2$)刻画高斯噪声, 用 l_1 -范数刻画稀疏误差, 用 $l_{2,1}$ -范数刻画特定样本的污损和异常点. 设上述问题的最优解 Z^* 是数据 X 关于字典 A 的低秩表示, 最小的 E^* 是数据 X 的误差矩

阵. 很明显, 由于秩函数($\text{rank}(\mathbf{Z})$)的离散性质, 问题(2)是一个非凸问题, 但是在特定情况下^[23], 寻找给定矩阵的低秩逼近可以通过最小化它的核范数(Nuclear Norm)来代替求解, 于是问题(2)可以重写为下述优化问题:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{Z}, \mathbf{E}} \|\mathbf{Z}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_{2,1}, \\ \text{s.t. } \mathbf{X} = \mathbf{AZ} + \mathbf{E}, \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\|\cdot\|_*$ 表示矩阵的核范数^[24], 也就是矩阵奇异值之和. 假设 $(\mathbf{Z}^*, \mathbf{E}^*)$ 是问题(3)的解, 那么通过低秩表示恢复出来的 $\mathbf{X}$ 就可以表示为 $\mathbf{X} - \mathbf{E}^*$ 或者 $\mathbf{AZ}^*$.

2.2 图像修复的数据表示

对于给定的图像 I , 其中破损部分记作 Ω , 图像剩余部分记作 $\bar{\Omega}$, 破损的边缘记作 $\partial\Omega$, 图像修复的任务就是要利用 $\bar{\Omega}$ 部分的信息填充破损部分 Ω (图 1). 为了充分利用图像完好部分的信息以及破损部分与其周围像素之间的相关性, 所以低秩表示中的字典 $\mathbf{A}$ 就由 $\bar{\Omega}$ 部分表示. 数据 $\mathbf{X}$ 包含恢复出来的信息, 并因此对应图像修复中破损区域 Ω , 但 $\mathbf{X}$ 除了包含破损区域 Ω 以外, 还应包含部分 $\bar{\Omega}$ 区域.

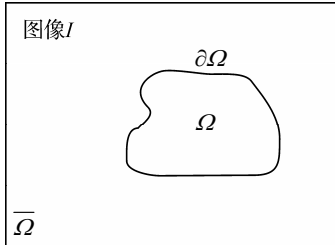


图 1 图像修复数据表示图

选择合适大小的块, 对图像 I 进行分块处理, 并将分得的小块向量化. 对于每一个向量包含的信息有 3 种情况: 全部由完好区域形成、全部由破损区域形成、既包含完好区域也包含破损区域. 因此根据向量包含的内容可以将其分为 2 类, 其中全部由完好区域形成的向量为类, 组成一个矩阵记为低秩表示中的字典 $\mathbf{A}$, 而所有与破损区域 Ω 有交集的向量组成的矩阵记为数据 $\mathbf{X}$, 也就是说 $\mathbf{X}$ 中既包含了所有破损区域的信息, 也包含了部分完好区域的信息, 而包含完好部分的信息大部分是破损区域边缘有用的信息. 在低秩表示过程中, 每一次迭代数据 $\mathbf{X}$ 都会发生变化, 对于 $\mathbf{X}$ 中破

损信息的变化, 认为是更接近于真实数据, 即在执行恢复的操作; 但是对于 $\mathbf{X}$ 中包含的那部分完好区域的信息而言, 一旦 $\mathbf{X}$ 发生变化, 就认为是完好的信息受到了破坏, 而这些被破坏了完好信息是作为参考信息去修复图像的. 因此为了保证修复结果的正确性, 需要在低秩表示的基础上对数据 $\mathbf{X}$ 进行一次强制校正的过程, 总是保持数据 $\mathbf{X}$ 中完好区域的信息不变. 本文的低秩表示算法可以表示为:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{Z}, \mathbf{E}} \|\mathbf{Z}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_{2,1}, \\ \text{s.t. } \mathbf{X} = \mathbf{AZ} + \mathbf{E}, \\ \mathbf{X}_{ij} = \bar{\mathbf{X}}_{ij}, (i, j) \in \Omega, \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\bar{\mathbf{X}}_{ij}$ 表示首次分块得到的数据 $\mathbf{X}$.

2.3 算法设计

由于问题(4)是在问题(3)的基础上对 $\mathbf{X}$ 进行了强制校正, 所以先将问题(3)转化为下述形式:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{Z}, \mathbf{E}} \|\mathbf{J}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_{2,1}, \\ \text{s.t. } \mathbf{X} = \mathbf{AZ} + \mathbf{E}, \\ \mathbf{Z} = \mathbf{J}, \end{cases} \quad (5)$$

可用增广拉格朗日乘法^[25](Augmented Lagrange Multiplier, ALM)对上式进行求解, 也就等价于求解下列问题:

$$\begin{aligned} L = & \|\mathbf{J}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_{2,1} + \text{tr}(\mathbf{Y}_1^T (\mathbf{X} - \mathbf{AZ} - \mathbf{E})) + \\ & \text{tr}(\mathbf{Y}_2^T (\mathbf{Z} - \mathbf{J})) + \mu (\|\mathbf{X} - \mathbf{AZ} - \mathbf{E}\|_F^2 + \\ & \|\mathbf{Z} - \mathbf{J}\|_F^2) / 2, \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{Y}_1$ 和 $\mathbf{Y}_2$ 是拉格朗日乘子, $\mu > 0$ 是惩罚参数. 通过固定其他变量分别求解 $\mathbf{J}$, $\mathbf{Z}$ 和 $\mathbf{E}$, 并且更新 $\mathbf{Y}_1$ 和 $\mathbf{Y}_2$. 上述问题可由精确 ALM 或者非精确 ALM 求解, 本文为提高算法效率, 决定采用非精确 ALM 对问题(6)进行求解, 具体过程如下述算法所示.

算法 低秩表示图像修复算法(LRRII).

输入 字典 $\mathbf{A}$ 、数据 $\mathbf{X}$ 、参数 λ .

输出 $(\mathbf{Z}, \mathbf{E})$.

初始化 $\mathbf{Z} = \mathbf{J} = 0$, $\mathbf{E} = 0$, $\mathbf{Y}_1 = 0$, $\mathbf{Y}_2 = 0$, $\mu = 10^{-6}$, $\mu_{\max} = 10^{10}$, $\rho = 1.1$, $\varepsilon = 10^{-8}$

(1)固定其他变量更新 $\mathbf{J}$,

$$\mathbf{J} = \arg \min_{\mathbf{J}} \frac{1}{\mu} \|\mathbf{J}\|_* + \frac{1}{2} \left\| \mathbf{J} - \left(\mathbf{Z} + \frac{\mathbf{Y}_2}{\mu} \right) \right\|_F^2.$$

(2)固定其他变量更新 $\mathbf{Z}$,

$$\mathbf{Z} = (\mathbf{I} + \mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} (\mathbf{A}^T (\mathbf{X} - \mathbf{E}) + \mathbf{J} + (\mathbf{A}^T \mathbf{Y}_1 - \mathbf{Y}_2) / \mu).$$

(3) 固定其他变量更新 $\mathbf{E}$,

$$\mathbf{E} = \arg \min \frac{\lambda}{\mu} \|\mathbf{E}\|_{2,1} + \frac{1}{2} \|\mathbf{E} - (\mathbf{X} - \mathbf{XZ} + \frac{\mathbf{Y}_1}{\mu})\|_F^2.$$

(4) 强制校正 $\mathbf{X}$,

$$\mathbf{X}_{ij} = \bar{\mathbf{X}}_{ij}, (i, j) \in \Omega.$$

(5) 更新拉格朗日算子 $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2$,

$$\mathbf{Y}_1 = \mathbf{Y}_1 + \mu(\mathbf{X} - \mathbf{AZ} - \mathbf{E}),$$

$$\mathbf{Y}_2 = \mathbf{Y}_2 + \mu(\mathbf{Z} - \mathbf{J}).$$

(6) 更新参数 μ ,

$$\mu = \min(\rho\mu, \mu_{\max}).$$

(7) 检查收敛条件,

$$\|\mathbf{X} - \mathbf{AZ} - \mathbf{E}\|_{\infty} < \varepsilon \text{ 且 } \|\mathbf{Z} - \mathbf{J}\|_{\infty} < \varepsilon.$$

若收敛条件成立, 则循环结束, 否则跳回第一步, 直到收敛条件满足为止。

上述算法主要的计算量集中在第一步和第三步, 可以看出这两步的问题都是凸问题, 因此它们都有封闭形式解。第一步可以通过奇异值阈值 (Singular Value Thresholding, SVT) 算子^[26]求解, 第三步可以通过 Liu 等^[12]工作中的引理 1 求解。

本文采用低秩表示的方法对破损图像进行修复, 将待修复图像分为破损区域和非破损区域, 预处理后作为低秩表示的输入数据, 在每一步的迭代过程中, 对非破损区域的数据进行强制校正, 以保证正确的信息能最大限度地得到利用。

3 实验设计及结果分析

实验所用计算机配置: Intel(R) Core(TM) i7-2600K CPU @3.40GHz, 16GB 内存, 软件平台为安装在 Windows 10 操作系统下的 MATLAB R2014a。为了验证本文方法的有效性, 设计了下述实验, 其中, 稀疏噪声矩阵采用的是 $l_{1,2}$ 范数。

图 2 是对结构简单的破损图像的修复结果。从图 2(c) 中可以看出, 采用 Criminisi 算法修复的结果

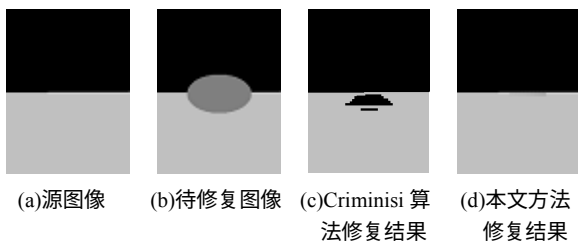


图 2 结构简单图像的修复结果比较图

有明显的纹理延伸错误, 对比图 2(d), 本文方法利用破损图像中未破损区域的全部信息, 全局把握了整个修复过程, 因此修复的图像视觉效果良好。

图 3 是使用本文方法去除图片中文字的修复结果, 所选图像结构对称, 具有低秩性。用本文提出的基于低秩表示的图像修复方法对破损图像进行修复, 修复效果良好。实验表明本文方法在修复低秩图像方面具有很大的优势。



图 3 文字移除修复结果比较图

图 4 是对破损老照片的修复结果。根据照片中的破损区域边缘信息通过人工交互的方式获得待修复区域, 然后运用本文提出的算法对其进行修复。可以看出, 图 4(b) 中白色的划痕在图 4(c) 中消失不见, 由此说明, 本文提出的方法在修复破损老照片方面也具有很好的效果。

图 5 是对图像中物体移除的实验结果。从图中可以看出, Criminisi 算法的修复结果由于错误的纹理延伸, 在栏杆的上方多出了一节栏杆 (如图 5(c) 中圆圈中标识), 这明显与实际情况不符, 而本文方法修复时虽然将原遮挡的栏杆虚化了, 但是与前者相比, 视觉效果更好。但若将本文算法应用于复杂背景中移除大尺寸对象, 尤其是待处理对象不具有低秩性质的时候, 则修复难度较大。

4 结语

本文提出一种基于低秩表示的图像修复算法 (LRRII), 仅利用图像中完好部分的信息, 构建字典并由低秩表示获取得到图像的全局信息, 同时还在每一步迭代中强制校正了修复过程中被破坏的数据, 增强了图像修复的效果。针对二维图像修复设计了相关的实验, 将带破损的图像采用低秩表示的方法, 根据原始图像剩余的信息特征由外而内补全破损区域, 最后将补全后的图像与原图进行比较, 结果证明该方法在结构简单图修复、破损老照片修复、去除叠加文字以及大块物体移除等



图4 破损老照片修复结果图

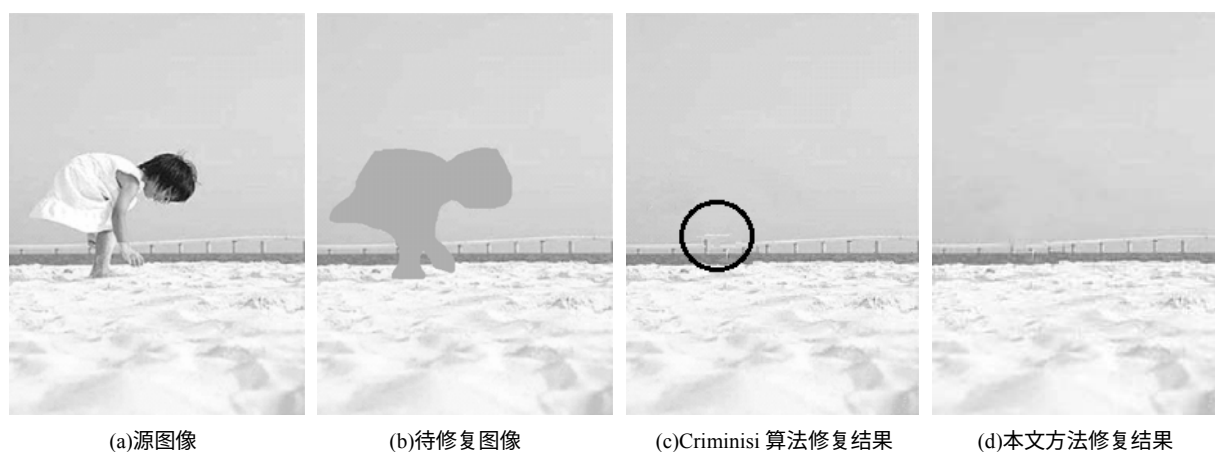


图5 图像物移除修复结果比较图

方面都具有良好的性能,实验也验证了本文所提出方法在二维图像修复方面的有效性.本文实验修复的图像中,破损区域是通过交互方式确定,但如何做到破损区域的自动检测,是我们下一步研究计划的重点.

参考文献:

- [1] BERTALMIO M, SAPIRO G, CASELLES V, et al. Image inpainting[C]//Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, ACM Press/Addison Wesley Publishing Company, 2000:417-424.
- [2] FIDANER I B. A Survey on variational image inpainting, texture synthesis and image completion[D]. Istanbul: Bogazici University, 2008.
- [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):1-10.
- [4] ELAD M. Sparse and Redundant Representations: From Theory to Applications in Signal and Image Processing[M]. New York: Springer Publishing Company, 2010:58-66.
- [5] 李志丹, 和红杰, 尹忠科, 等. 基于块结构稀疏度的自适应图像修复算法[J]. 电子学报, 2012, 41(3):549-554.
- [6] ELDAR Y, KUTYNIOK G. Compressed sensing: Theory and applications [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 52(4):1289-1306.
- [7] MALLAT S G, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12):3397-3415.
- [8] UDELL M, HORN C, ZADEH R, et al. Generalized low rank models[J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2016, 9(1):1-118.
- [9] PENG X, YAN R, ZHAO B, et al. Fast low rank representation based spatial pyramid matching for image classification[J]. Knowledge Based Systems, 2015, 90: 14-22.
- [10] ZHANG H, LIN Z, ZHANG C, et al. Robust latent low rank representation for subspace clustering[J]. Neuro-computing, 2014, 145:369-373.
- [11] CAI T T, ZHANG A. Sparse representation of a polytope and recovery of sparse signals and low-rank matrices[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2014, 60(1): 122-132.
- [12] LIU G, LIN Z, YU Y. Robust subspace segmentation by low-rank representation[C]//Proceedings of the 27th

- International Conference on Machine Learning (ICML-10), 2010: 663-670.
- [13] LIU G, LIN Z, YAN S, et al. Robust recovery of subspace structures by low-rank representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(1):171-184.
- [14] LU X, WANG Y, YUAN Y. Graph-regularized low-rank representation for destriping of hyperspectral images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(7):4009-4018.
- [15] 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
- [16] 朱为, 李国辉. 基于自动结构延伸的图像修补方法[J]. 自动化学报, 2009, 35(8):1041-1047.
- [17] 张岩, 孙正兴, 姚伟. 基于方向经验模型分解的图像修复方法[J]. 电子学报, 2010, 38(2):257-262.
- [18] BUGEAU A, BERTALMÍO M, CASELLES V, et al. A comprehensive framework for image inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(10):2634-2645.
- [19] SHEN B, HU W, ZHANG Y, et al. Image inpainting via sparse representation[C]//2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009: 697-700.
- [20] WANG Y X, ZHANG Y J. Image inpainting via weighted sparse non-negative matrix factorization[C]//18th IEEE International Conference on Image Processing, 2011:3409-3412.
- [21] XU Z, SUN J. Image inpainting by patch propagation using patch sparsity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5):1153-1165.
- [22] ELHAMIFAR E, VIDAL R. Sparse subspace clustering [C]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2009:2790-2797.
- [23] CANDÈS E J, LI X, MA Y, et al. Robust principal component analysis?[J]. Journal of the ACM, 2011, 58(3): 11.
- [24] FAZEL M. Matrix rank minimization with applications [D]. Palo Alto: Stanford University, 2002.
- [25] LIN Z, CHEN M, MA Y. The augmented lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices[EB/OL]. [2016-08-15]. <http://core.ac.uk/download/pdf/2148530.pdf>.
- [26] CAI J F, CANDÈS E J, SHEN Z. A singular value thresholding algorithm for matrix completion[J]. SIAM Journal on Optimization, 2010, 20(4):1956-1982.

Image inpainting method based on low-rank representation

LIU Hui-qing, ZHAO Jie-yu*, CHANG Jun-sheng

(Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: The acquired images in reality may be incomplete or have some damages for one reason or other. The loss of information in these images makes these images less valuable or completely useless. To tackle these issues, an image inpainting method based on low rank representation is proposed. Image inpainting is implemented by extracting the global features through the image low-rank representation using the sparse theory. Several experiments are conducted on some images damaged by word, scratches and shade, which validate the efficiency of the proposed method.

Key words: low-rank representation; sparse representation; image inpainting; mandatory revising

(责任编辑 章践立)