

文章编号 1004-924X(2013)07-1906-08

保留结构特征的稀疏性正则化图像修复

邓承志^{1*}, 刘娟娟², 汪胜前¹, 朱华生¹

(1. 南昌工程学院 计算机网络与信息安全研究所, 江西 南昌 330099;

2. 江西科技师范大学 通信与电子学院, 江西 南昌 330013)

摘要:以压缩传感和稀疏表示为理论依据,提出了一种基于剪切波变换的稀疏性正则化的图像修复模型,以便更好地保留图像的结构特征。该模型用剪切波作为图像的稀疏表示,以稀疏性作为正则化项;同时基于变量分裂法,采用增广 Lagrange 优化方法求解最优化问题。另外,通过交替最小化方式来降低计算复杂性。从峰值信噪比(PSNR)、结构相似度(SSIM)、收敛速度和视觉效果等 4 个方面验证了算法的有效性。结果显示:利用本文算法修复图像的质量明显优于其他算法,获得了更优的 PSNR 和 SSIM 值。新的模型无论是在客观还是视觉主观方面都具有更好的性能,同时算法具有更快的收敛速度。得到的结果表明本文算法能够更好地修复图像,获得较好的视觉效果。

关键词:图像修复;剪切波变换;稀疏性正则化;增广 Lagrange 函数

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132107.1906

Feature retained image inpainting based on sparsity regularization

DENG Cheng-zhi^{1*}, LIU Juan-juan², WANG Sheng-qian¹, ZHU Hua-sheng¹

(1. *Institute of Computer Network and Information Security,
Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China;*

*2. Communication and Electronic Institute,
Jiangxi Science & Technology Normal University, Nanchang 330013, China)*

** Corresponding author, E-mail: dengcz@nit.edu.cn*

Abstract: By taking compressed sensing and sparse representation as theoretical bases, a sparse regularization image inpainting model based on shear wave transform is proposed to reserve the structure characteristics of an image. The model uses shear wave as sparse representation and sparse as a regularization item. Meanwhile, based on variable splitting method, it uses augmented Lagrange method to solve the optimization model. Furthermore, it reduces the complexity of the calculation through alternating direction method of multipliers. The availability of the algorithm is verified by Peak Signal to Noise Ratio(PSNR), Structural Similarity Index (SSIM), convergence speed and visual effect. The results indicate that the image inpainting quality by proposed algorithm is better than that by other algorithms, and more optimal PSNR and SSIM can be obtained. The new model has more better performance whether for objective or for visual passive, moreover, it shows a far quicker convergence rate. It concludes that the algorithm can inpaint images effectively and obtain a better visual effect.

Key words: image inpainting; shearlet transform; sparse regularization; augmented Lagrange function

收稿日期:2013-01-04;**修订日期:**2013-02-28.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61162002);江西省自然科学基金资助项目(No. 2013ZBAB201021, No. 2010GZW0049);江西省教育厅科技项目(No. GJJ12632;No. GJJ13762)

1 引言

随着互联网技术的发展,利用网络进行图像传输日益普及,而对传输图像信息的篡改也时常发生,因此图像修复技术应运而生。图像修复技术是指对图像中遗失或损坏部分利用未被损坏的图像信息,按照一定准则进行修补,使得修复后的图像尽量接近或达到原来的视觉效果^[1]。图像修复在修补破损、增加或移除目标、文物保护、影视特技制作和图像压缩方面都有着重大的应用价值。目前,图像修复技术主要包括以下3大类:基于纹理合成的方法、基于偏微分方程(Partial Differential Equation, PDE)的方法和基于稀疏表示的方法。

基于纹理合成的方法^[2-3]主要通过纹理特征的统计分析和纹理样本匹配的方式对图像进行修复。该类方法对自相似性较好的纹理图像修复效果明显,却难以很好地修复图像的结构信息。基于PDE的图像修复方法主要通过待修复区域的信息来估计等值线,并采用扩散的方式将信息传播到待修复的区域内。常用的基于PDE的方法包括基于TV的方法^[4-5]、TV与小波结合的方法^[6]等。然而,TV模型在图像的平坦区域得到的边缘方向并不是真实存在,将导致在平坦区域的噪声抑制不充分,甚至出现假边缘,产生阶梯效应。

近年来,在数学和信号处理领域提出压缩传感和稀疏表示理论为图像复原与修复提供了新的思路,并提出了一些新的方法^[7-9]。本文以压缩传感和稀疏表示为理论依据,以图像修复为应用背景,提出了一种基于剪切波变换的稀疏性正则化的图像修复模型。该模型以 L_0 范数为正则化项;基于变量分裂,引入增广Lagrange函数优化方法对 L_0 正则化进行求解;通过交替最小化方式,可快速得到唯一且最优的解。

2 稀疏性正则化的图像修复模型

2.1 Shearlet 变换

Shearlet变换是Guo进而Labate根据合成小波理论提出的。当维数 $n=2$ 时,具有合成膨胀的仿射系统如下:

$$\mathcal{A}_{\mathbf{A}\mathbf{B}}(\psi) = \{\psi_{j,l,k}(\mathbf{x}) = |\det\mathbf{A}|^{j/2} \psi(\mathbf{B}'\mathbf{A}^j\mathbf{x} - k); j, l \in \mathbf{Z}, k \in \mathbf{Z}^2\}, \quad (1)$$

其中: $\psi \in L^2(\mathbf{R}^2)$, \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 是 2×2 可逆矩阵, $|\det\mathbf{B}|=1$,如果 $\mathcal{A}_{\mathbf{A}\mathbf{B}}(\psi)$ 满足Parseval框架(紧框架),则 $\mathcal{A}_{\mathbf{A}\mathbf{B}}(\psi)$ 的元素称为合成小波。当 $\mathbf{A}=\mathbf{A}_0 = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$, $\mathbf{B}=\mathbf{B}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 时,这个系统成为剪切波系统。

对给定的函数 $f \in L^2(\mathbf{R}^2)$,其Shearlet变换定义为:

$$SH_{\psi}f(a, s, t) = \langle f, \psi_{ast} \rangle, a \in \mathbf{R}^+, s \in \mathbf{R}, t \in \mathbf{R}^2. \quad (2)$$

剪切波变换具有简单的数学结构,通过对一个函数的进行伸缩、平移和旋转生成一组与类似小波的多尺度几何分析工具。对于二维图像,剪切波不仅可以检测到所有的奇异点,而且可以自适应跟踪奇异曲线的方向,且随着尺度参数变化,可以精确描述图像的奇异性特征,与小波相比有更强的方向敏感性和稀疏表示性能,非常适用于图像的稀疏表示^[10]。

2.2 图像修复模型

图像修复是将图像中丢失的信息(像素)进行补充。在有噪声的情况下,图像修复过程还伴随着噪声的去除。噪声环境下,原图像(信息完整图像)与观测图像(待修复图像)关系描述如下:

$$\mathbf{y} = \mathbf{B}\mathbf{x} + \mathbf{n}. \quad (3)$$

其中: $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 表示观测图像, $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 表示原始图像, $\mathbf{n} \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 表示噪声, $\mathbf{B} \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 是一个二值矩阵。由式(3)可知,图像修复是从观测图像 \mathbf{y} 中获得原始图像的估计值 $\hat{\mathbf{x}}$ 。图像修复是典型的病态逆问题,需要引入约束条件。因此,图像修复模型可建模为如下有约束的问题:

$$\min_{\mathbf{x}} \varphi(\mathbf{x}) \quad \text{subject to} \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{x}\|_2 \leq \epsilon, \quad (4)$$

式中: ϵ 是一个与噪声有关的变量, $\varphi(\mathbf{x})$ 是约束函数,常用的约束函数为 L_0 范数, L_1 范数和TV范数。本文在剪切波基础上,建立一个新的关于稀疏表示系数的 L_0 正则化图像修复的变分问题,对理想图像的先验约束转换为对系数的稀疏先验约束。基于剪切波变换的 L_0 正则化的图像修复模型可建模为如下变分问题:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} \|\boldsymbol{\beta}\|_0 \quad \text{subject to} \quad \|\mathbf{B}\mathbf{S}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{y}\|_2 \leq \epsilon, \quad (5)$$

其中: $\mathbf{x} = \mathbf{S}\boldsymbol{\beta}$, \mathbf{S} 表示剪切波基, $\boldsymbol{\beta}$ 表示剪切波系数, $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 是 $\boldsymbol{\beta}$ 的估计值。由于公式(5)中包含 L_0 正则优化问题, 虽然 L_0 正则优化问题应用于图像修复, 可获得较理想效果, 但由于 L_0 范数是 NP 难问题, 常规的方法很难解决 L_0 正则优化问题, 即从理想的剪切波系数 $\boldsymbol{\beta}$ 中很难求出最优且唯一的 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 。针对这一问题本文提出增广 Lagrange 函数优化方法来求解模型(5), 可得到最优且唯一的解。

3 图像修复模型的数值求解

增广 Lagrange 方法也称为乘子法, 是对拉格朗日函数进行改进的一种算法。2011 年, Mabya 等人^[11]在变量分裂的基础上提出了用增广 Lagrange 函数优化方法来处理压缩传感的约束优化问题。惩罚函数法通常要求增广因子逐渐趋于无穷大, 这使得目标函数的求解趋于病态, 造成计算结果的不唯一与不稳定。增广 Lagrange 函数法通过构造精确罚函数, 对增广因子的选择只需其大于某个正数(阈值)就能保证极小化函数收敛到原来优化问题的最优解, 同时其收敛速度也明显快于传统的罚函数方法。基于增广 Lagrange 方法的诸多优点, 本文采用该方法对稀疏性正则化的图像修复最优化问题进行数值求解。

增广 Lagrange 方法可将有约束变分问题(5)转化成以下无约束优化问题:

$$\min_{\boldsymbol{\beta}} F(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\lambda}, \mu) = \|\boldsymbol{\beta}\|_0 + \boldsymbol{\lambda}^T(\mathbf{y} - \mathbf{BS}\boldsymbol{\beta}) + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{BS}\boldsymbol{\beta}\|_2^2, \quad (6)$$

通过求解模型(6)的方式, 来逼近原问题(5)的解。其中, $\boldsymbol{\lambda}$ 为 Lagrange 乘子因子, 可通过每次迭代获得; μ 为增广因子, 对模型中出现的噪声进行惩罚, 以达到抑制噪声的目的。根据变量分离和交替最小化方法^[12], 可以将式(6)简化为求解以下两式:

$$\boldsymbol{\beta}_{k+1} = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} \|\mathbf{BS}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{y}\|_2^2 + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{G}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{v}_k - \mathbf{d}_k\|_2^2, \quad (7)$$

$$\mathbf{v}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{v}} \|\mathbf{v}\|_0 + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{G}\boldsymbol{\beta}_{k+1} - \mathbf{v} - \mathbf{d}_k\|_2^2. \quad (8)$$

根据交替最小化变形算法^[11], 式(7)是一个

简单的最小二乘问题, 对其进行求导得到:

$$\boldsymbol{\beta}_{k+1} = \left[\sum_{j=1}^J (\mathbf{H}^{(j)})^H \mathbf{H}^{(j)} \right]^{-1} * \sum_{j=1}^J (\mathbf{H}^{(j)})^H (\mathbf{v}_k^{(j)} + \mathbf{d}_k^{(j)}), \quad (9)$$

其中: $\mathbf{G}(\mathbf{G} = [\mathbf{H}^{(j)}, \dots, \mathbf{H}^{(j)}]^T)$ 是列满秩矩阵保证了式(7)逆的存在, 也保证了解的唯一性。式(8)关于变量 \mathbf{v} 是可分离的, 分离后的最小化问题是关于 $\beta^{(j)}, \dots, \beta^{(j)}$ 是解耦的, 从而对其解耦得到:

$$\mathbf{v}_{k+1}^{(j)} \leftarrow \arg \min_{\mathbf{v}} g_j(\mathbf{v}) + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{v}^{(j)} - (\mathbf{H}^{(j)} \mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{d}_k^{(j)})\|_2^2. \quad (10)$$

此时, 可单独处理每一分量, 大大简化问题的求解。 \mathbf{G} 是列满秩矩阵, 保证了所有函数 g_j 都是闭函数且凸收敛的。更新式(10)可以写成如下形式:

$$\mathbf{v}_{k+1}^{(j)} = \psi_{g_j/\mu}(\mathbf{H}^{(j)} \mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{d}_k^{(j)}). \quad (11)$$

$\psi_{g_j/\mu}$ 定义为 $g_1/\mu, \dots, g_J/\mu$ 的 Moreau 最佳近似成像。令 $J = 2, g_1 \equiv \|\cdot\|_0, g_2 \equiv l_{E(\epsilon, I, y)}, \mathbf{H}^{(1)} \equiv \mathbf{I}, \mathbf{H}^{(2)} \equiv \mathbf{BS}$, 问题(9)和(11)可转化为对以下各式的求解。

$$\boldsymbol{\beta}_{k+1} = (\mathbf{I} + (\mathbf{SB})^H \mathbf{BS})^{-1} \mathbf{r}_k, \quad (12)$$

$$\mathbf{v}_{k+1}^{(1)} = \begin{cases} \boldsymbol{\beta}, & |\boldsymbol{\beta}| \geq T \\ 0, & |\boldsymbol{\beta}| < T \end{cases}, \quad (13)$$

$$\mathbf{v}_{k+1}^{(2)} = \psi_{l_{E(\epsilon, I, y)}}(\mathbf{BS}\boldsymbol{\beta}_{k+1} - \mathbf{d}_k^{(2)}). \quad (14)$$

其中: $\mathbf{r}_k = \mathbf{v}_k^{(1)} + \mathbf{d}_k^{(1)} + (\mathbf{BS})^H (\mathbf{v}_k^{(2)} + \mathbf{d}_k^{(2)})$, $\mathbf{v}_{k+1}^{(1)}$ 是硬阈值去噪函数, $\mathbf{v}_{k+1}^{(2)}$ 是 $l_{E(\epsilon, I, y)}$ 的 Moreau 最佳近似成像。对式(12)、(13)和(14)进行循环迭代, 可得到最优且唯一的 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$, 即得到修复后的图像 $\hat{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{S}}\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 。

综上所述, 用增广 Lagrange 函数优化方法求解稀疏性正则化的图像修复模型的算法流程如下:

步骤 1: 读入一幅待修复图像 \mathbf{y} , 用剪切波对其进行稀疏表示, 将对理想图像的先验约束转变为对系数的稀疏先验约束。

步骤 2: 初始化迭代次数 k , 增广因子 μ , 乘子因子 $\boldsymbol{\lambda}$ 及算法终止参数 ϵ_0 。

步骤 3: 模型求解, 对公式(12)-(14)进行迭代求解, 直至满足停止标准 $\|\boldsymbol{\beta}^{(k+1)} - \boldsymbol{\beta}^{(k)}\|_2 \leq \epsilon_0$ 。

步骤 4: 输出, 将得到的最优系数 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$, 代入 $\hat{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{S}}\hat{\boldsymbol{\beta}}$, 即可得到修复后图像。

4 数值实验与分析

为了验证算法的有效性,以 Lena、Barbara、Goldhill 和 Boat 4 幅图为例进行性能测试。引入 TwIst^[12]、NESTA^[13] 和 C_SALSA^[11] 算法与本文算法进行比较。在所有测试中,噪声标准差为 0.47,迭代次数为 150 次。比较从峰值信噪比 (PSNR)、结构相似度 (SSIM)^[14]、收敛速度和视觉效果等 4 个方面进行。

表 1 为随机丢失 40% 的像素后,各算法修复后图像的 PSNR 和 SSIM 比较。从表 1 可看出,在像素丢失率为 40% 时,本文算法的修复图像的质量明显优于其他算法,获得了更高的 PSNR 和 SSIM 值。例如,本文算法修复 Lena 图像的 PSNR 和 SSIM 分别比其他算法中最好的高 0.843 9 dB 和 0.006 98,对纹理丰富的 Barbara 图像,PSNR 和 SSIM 分别提高了 3.561 5 dB 和 0.057 2。这也验证了在图像修复中剪切波变换能够很好地抑制噪声,同时很好地保留图像边缘等细节特征。

表 1 丢失 40% 像素时,各修复算法 PSNR 和 SSIM 的比较
Tab.1 Comparison of PSNR and SSIM with missing ratio of 40%

丢失率	40%			
	PSNR/dB			
图像	TwIST	NESTA	C_SALSA	Our Method
Lena	27.636 7	30.791 9	33.019 9	33.863 8
Barbara	26.708 1	28.119 1	28.760 6	32.322 1
Goldhill	27.286 1	30.206 7	31.972 5	32.464 5
Boat	29.276 2	30.134 6	32.506 8	33.181 7
图像	SSIM			
	TwIST	NESTA	C_SALSA	Our Method
Lena	0.747 7	20.842 8	40.972 1	60.979 14
Barbara	0.776 4	30.843 4	70.918 0	50.975 25
Goldhill	0.823 0	30.861 4	50.947 2	10.957 03
Boat	0.787 5	50.795 2	90.964 3	80.974 24

为了验证算法的收敛性,图 1 给出了像素丢失率为 40% 时恢复 Lena 图像的 MSE 的变化曲线图。从图 1 中可以看出,随迭代次数的增加,MSE 不断下降。本文算法的 MSE 最先达到最小值且比其他算法的 MSE 小,表明该算法收敛速度较快、修复效果好。

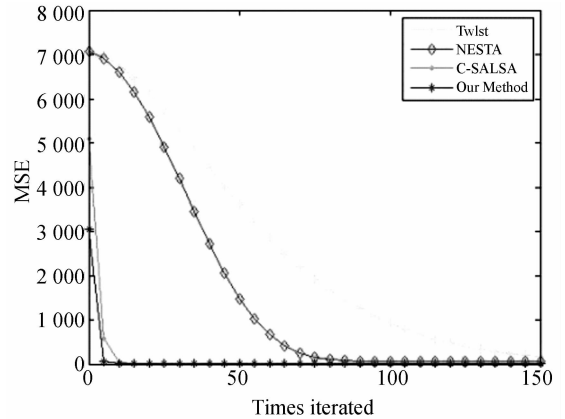
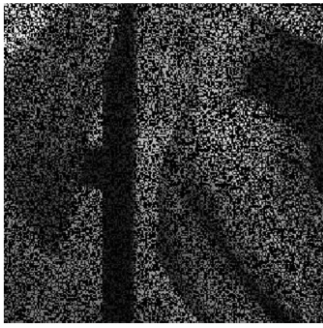


图 1 MSE 随迭代次数的变化

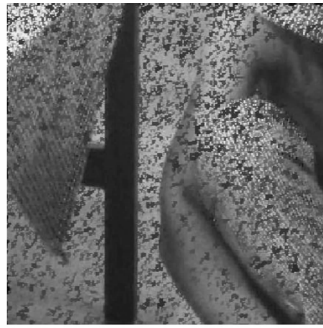
Fig.1 Relationship between MSE and iterations

为了验证稀疏性正则化修复图像的视觉质量,分别采用具有代表性的各类损坏图像进行实验,其中包括局部大幅度像素丢失、刮痕损坏和文本覆盖损坏图像等。图 2 为像素丢失率为 60% 的 Barbara 图像局部修复模拟效果,图 3 为修复刮痕损坏的 Lena 图像效果图,图 4 为除去 Einstein 图像中的英文字母效果图,图 5 为修复小缺失 Goldhill 图像效果图,图 6 为大缺失 Goldhill 图像修复效果图。由图 2~图 5 可看出,本文算法利用 L_0 正则化子的恢复破坏区域图像信息的能力,对图像中的刮痕、污渍或者出去图像中的字母等修复效果良好。

然而本文算法的分析过于局部化,在进行修复时可利用的有效信息量较少。在对小缺损的图像进行修复时,本文算法能充分利用现有像素的邻近信息,得到较好的修复效果,如图 5 所示。当待修复区域较大时,本文算法仅能利用部分现有像素的邻近信息,致使修复效果较差,如图 6 所示。



(a) 像素丢失60%
(a) Missing 60%



(b) TwiST重建图(PSNR=21.589 5 dB)
(b) Result of TwiST(PSNR=21.589 5 dB)



(c) NESTA重建图(PSNR=27.350 2 dB)
(c) Result of NESTA(PSNR=27.350 2 dB)



(d) C_SALSA重建图(PSNR=28.188 3 dB)
(d) Result of C_SALSA(PSNR=28.188 3 dB)



(e) 本文重建图(PSNR=31.158 6 dB)
(e) Result of proposed method(PSNR=31.158 6 dB)

图 2 丢失 60% 像素后各算法局部修复效果图

Fig. 2 Comparison of local inpainting with missing ratio of 60%



(a) 刮痕图像
(a) Scratching image



(b) TwiST重建图(PSNR=24.753 7 dB)
(b) Result of TwiST(PSNR=24.753 7 dB)



(c) NESTA重建图(PSNR=26.596 7 dB)
(c) Result of NESTA(PSNR=26.596 7 dB)



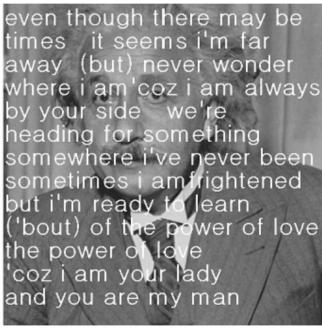
(d) C_SALSA重建图(PSNR=31.197 8 dB)
(d) Result of C_SALSA(PSNR=31.197 8 dB)



(e) 本文重建图(PSNR=32.415 2 dB)
(e) Result of proposed(PSNR=32.415 2 dB)

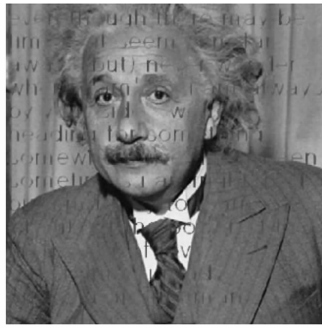
图 3 刮痕修复效果图

Fig. 3 Inpainting with scratches

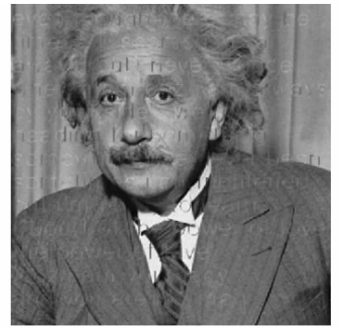


(a)文本覆盖图像

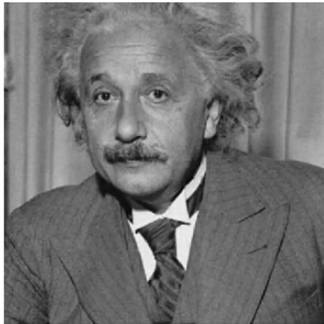
(a) Covered image by proposed method



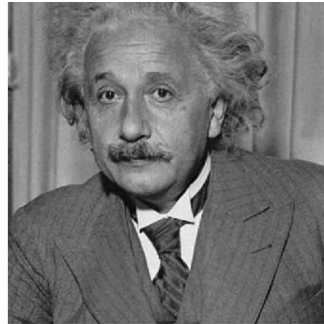
(b) TwiST重建图(PSNR=25.580 2 dB)
(b) Result of TwiST(PSNR=25.580 2 dB)



(c) NESTA重建图(PSNR=27.910 8 dB)
(c) Result of NESTA(PSNR=27.910 8 dB)



(d) C_SALSA重建图(PSNR=32.277 4 dB)
(d) Result of C_SALSA(PSNR=32.277 4 dB)



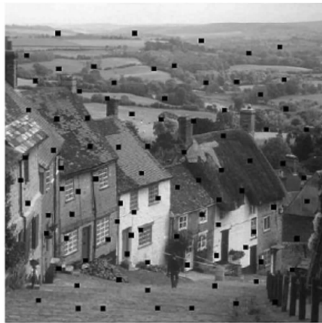
(e) 本文重建图(PSNR=33.288 7 dB)
(e) Result of proposed(PSNR=33.288 7 dB)

图 4 文本去除效果图

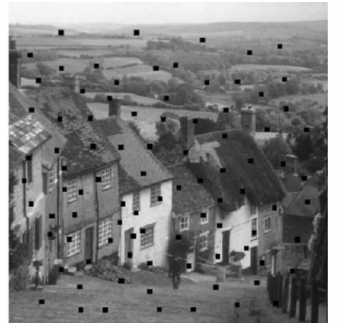
Fig. 4 Inpainting with proposed method



(a)待修复图像
(a) Uninpainting image



(b) TwiST重建图(PSNR=~ dB)
(b) Result of TwiST(PSNR=~ dB)



(c) NESTA重建图(PSNR=~ dB)
(c) Result of NESTA(PSNR=~ dB)



(d) C_SALSA重建图(PSNR=28.595 6 dB)
(d) Result of C_SALSA(PSNR=28.595 6 dB)



(e) 本文重建图(PSNR=29.648 2 dB)
(e) Result of proposed method(PSNR=29.648 2 dB)

图 5 小缺失修复效果图

Fig. 5 Inpainting with small block missing

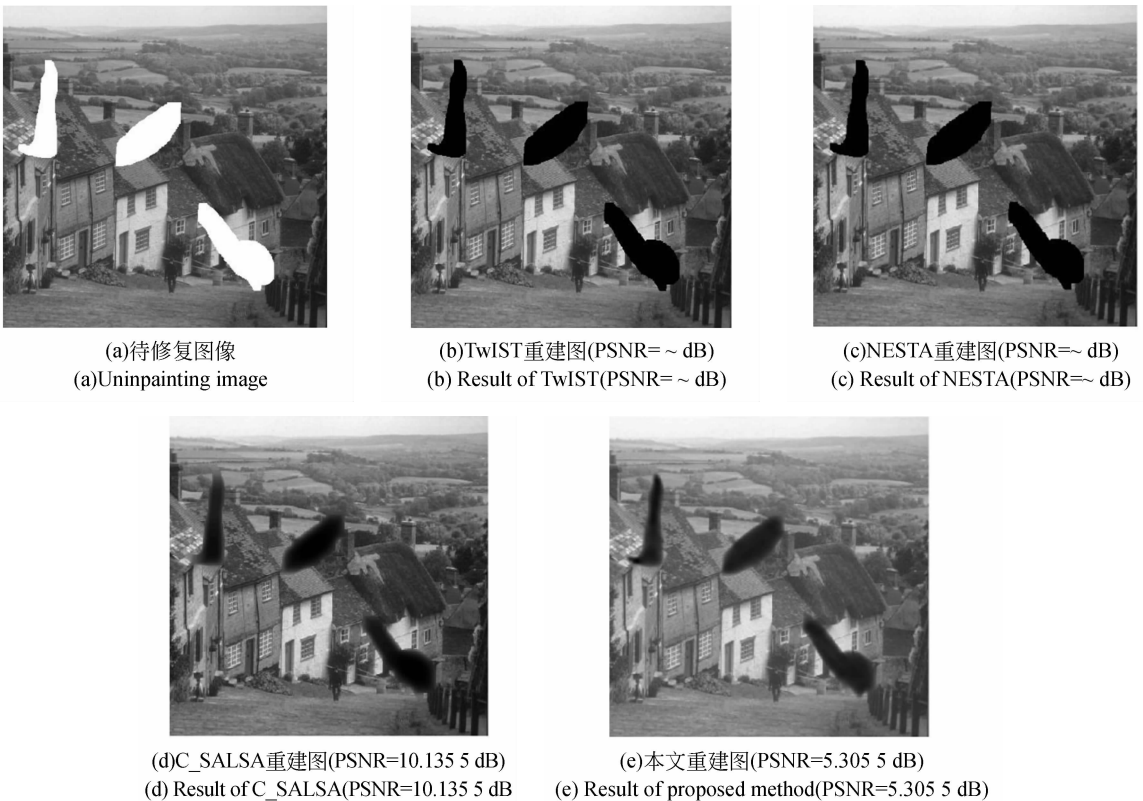


图 6 大缺失修复效果图

Fig. 6 Inpainting with big block missing

5 结 论

为了更好地保留修复中的结构特征,本文提出了基于剪切波变换的稀疏性正则化图像修复模型。该模型用剪切波作为图像的稀疏表示,以稀疏性作为正则化项。同时,提出用增广

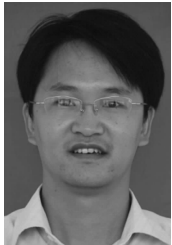
Lagrange 函数优化方法对 L_0 正则化进行求解。采用各类图像进行实验验证,结果表明本文算法能够更好地修复图像,获得较好的视觉效果。除此之外,考虑增广 Lagrange 收缩算法的优化问题和超分辨率(SR)重建有着密不可分的关系,因此下一步的工作是将本文的算法应用于图像的超分辨率重建。

参考文献:

- [1] BUGEAU A, BERTALMIO M, CASELLES V, *et al.*. A comprehensive framework for image inpainting [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(10): 2634-2645.
- [2] 赵建. 分数阶微分在图像纹理增强中的应用 [J]. *液晶与显示*, 2012, 27(1): 121-124.
ZHAO J. Fractional differential and its application in image texture enhancement [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(1): 121-124. (in Chinese)
- [3] 王昊京, 王建立, 王鸣浩, 等. 采用双线性插值收缩的图像修复方法 [J]. *光学 精密工程*, 2010, 18(5): 1234-1241.
WANG H J, WANG J L, WANG M H, *et al.*. Efficient image inpainting based on bilinear interpolation downscaling [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(5): 1234-1241. (in Chinese)
- [4] BERTALMIO M, VESE L, SAPIRO G, *et al.*. Simultaneous structure and texture inpainting [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(8): 882-889.
- [5] 韩希珍, 陈朝东, 赵建. 基于 PDE 的非线性图像去噪与增强 [J]. *液晶与显示*, 2011, 26(1): 111-114.
HAN X Z, CHEN C D, ZHAO J. Nonlinear image

- de-noising and enhancement based on PDE [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, 26(1): 111-114. (in Chinese)
- [6] DONG B, HUI J, LI J, *et al.*. Wavelet frame based blind image inpainting [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2012, 32(2): 268-279.
- [7] 冯亮, 王平, 许延发, 等. 运动模糊退化图像的双字典稀疏复原 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19(8): 1982-1989.
- FENG L, WANG P, XU T F, *et al.*. Dual dictionary sparse restoration of blurred images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(8): 1982-1989. (in Chinese)
- [8] XU Z B, SUN J. Image inpainting by patch propagation using patch sparsity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1153-1165.
- [9] 李氏, 程建, 李小文, 等. 非局部学习字典的图像修复 [J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(11): 2672-2678.
- LI M, CHENG J, LI X W, *et al.*. Image inpainting based on non-local learned dictionary [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(11): 2672-2678. (in Chinese)
- [10] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform [J]. *Applied Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1): 25-46.
- [11] AFONSO M B, FIGUEIREDO M. An augmented lagrangian approach to the constrained optimization formulation of imaging inverse problems [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(3): 681-695.
- [12] BECK A T. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(1): 183-202.
- [13] BECKER S, BOBIN J, CANDES E. NESTA: A fast and accurate first-order method for sparse recovery [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2011, 4(1): 1-39.
- [14] 姚军财. 基于人眼对比度敏感视觉特性的图像质量评价方法 [J]. *液晶与显示*, 2011, 26(3): 390-396.
- YAN J C. Image quality assessment method based on contrast sensitivity characteristics of human vision system [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, 26(3): 390-396. (in Chinese)

作者简介:



邓承志(1980—),男,江西兴国,人,博士,副教授,硕士生导师,主要从事图像稀疏表示理论、压缩传感、图像超分辨率重建等方面的研究。E-mail: dengchengzhi@126.com



刘娟娟(1989—),女,安徽亳州人,硕士研究生,主要从事稀疏表示、图像超分辨率重建方面的研究。E-mail: liujuanjuan0724@163.com



汪胜前(1965—),男,江西浮梁人,博士,教授,硕士生导师,主要从事压缩传感、图像处理、水信息处理等方面的研究。E-mail: sqwang113@263.net



朱华生(1965—),男,江西抚州人,学士,教授,主要从事稀疏表示、图像处理、嵌入式系统开发等方面的研究。E-mail: zhuhuasheng@sohu.com