

文章编号: 1672-8785(2018)10-0027-06

基于稀疏表示的红外图像去噪算法研究

何培亮 舒 倩

(重庆邮电大学重庆市信号与信息处理重点实验室, 重庆 400065)

摘 要: 红外图像具有动态范围窄、对比度低、易受噪声污染等缺点, 传统红外图像去噪算法在去除噪声的同时也滤掉了图像细节。提出了一种基于稀疏表示的红外图像去噪新方法。该方法首先将原始红外图像进行聚类分析, 再将每一聚类子图像分解成字典, 由稀疏系数矩阵重构去噪后的红外图像。实验结果表明, 该方法相比于传统红外图像去噪算法, 能更好地保留图像的细节信息, 视觉效果比较理想。

关键词: 红外图像; 稀疏表示; 去噪

中图分类号: TN219 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2018.10.005

Study of Infrared Image Denoising Algorithm Based on Sparse Representation

HE Pei-liang, SHU Qian

(Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Infrared images have the disadvantages of narrow dynamic range, low contrast and being easy to be polluted by noise. However, traditional infrared image denoising algorithms may filter out image details while removing noise. A new infrared image denoising method based on sparse representation is proposed. The method firstly clusters an original infrared image; secondly decomposes each cluster sub-image into a dictionary; and then the denoised infrared image is reconstructed from the sparse coefficient matrix. The experimental results show that this method can retain image details better than the traditional infrared image denoising algorithm and the visual effect is ideal.

Key words: infrared image; sparse representation; denoising

0 引言

红外成像已在军事、民用和工业等领域获得了广泛应用, 然而受红外图像的成像器件、

加工工艺以及周边环境等诸多因素的影响^[1], 红外图像在采集和传输过程中不可避

收稿日期: 2018-08-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(61671094); 重庆市科委项目(CSTC2015JCYJA40032)

作者简介: 何培亮(1992-), 男, 河南光山人, 硕士生, 主要研究方向为红外图像处理。

E-mail: 1831975981@qq.com

免地会混入大量噪声,导致红外图像相比于普通可见光图像更易受噪声的干扰,获得的图像细节模糊、纹理不清等。这对后续的红外图像目标识别、跟踪以及定位会造成不利影响,因此对红外图像噪声进行滤除具有重要的意义。

传统的红外图像去噪算法主要分为空域法和频域法。空域法主要利用相同的模板对每个像素进行均值滤波、中值滤波等处理。该方法忽略了像素自身的特性,对各个像素进行处理后,易导致图像视觉效果模糊。频域法去噪主要利用图像中大部分有用信息的频谱分布比较集中,而噪声频谱分布无限宽广的特性,通过设置一阈值滤除无用的噪声信息,从而提高有用信息的信噪比,如傅里叶变换法、小波变换法、多尺度集合分析等^[2]。但由于图像细节和边缘信息常常混合在噪声频谱中,这种方法也在一定程度上滤除了图像的细节信息。基于图像的稀疏表示由于能更好地描述图像的有用信息,在图像去噪处理中得到了广泛应用^[3]。本文提出了基于稀疏表示的红外图像去噪算法。该方法利用非局部稀疏表示对图像进行聚类处理;然后结合 PCA 原理和非局部稀疏系数模型来求得学习字典和稀疏系数矩阵,重构去噪后的红外图像。实验结果与分析表明,该算法能有效滤除红外图像本身带有的混合噪声,获得较好的图像视觉效果,而且重建后的红外图像质量也更高。

1 稀疏表示模型

图像的稀疏表示能够更好地表示出图像的特征,其理论依据就是,有用的图像信号是有序的,而噪声普遍是杂乱无章的,因此可以提取出能够表示图像特有奇异性特征的信息,比如边缘、线段、条纹、端点等,再用特定的过完备字典中的原子进行线性组合,重构出这些特征信息^[4]。红外图像相比于普通的可见光图像更易于受到各种噪声的干扰,图像的边缘以及纹理等特征更加模糊不清。传统的空域、频域图像去噪方法对红外图像的去噪效果并不理想,所以我们提出基于稀疏表示的红外图像

去噪方法。

基于稀疏表示的图像去噪方法先将待处理的图像分成 $n \times n$ 的图像块,然后对这些图像块分别进行稀疏分解,以滤除图像中的噪声,再将图像块拼接成去噪后的完整图像。

对于一个给定的图像块信号 $x \in R^N$, 用一个过完备字典 $\Phi = [d_1, d_2, \dots, d_K] \in R^{N \times K}$ ($N < K$) 中元素的线性组合来表示:

$$x = \Phi \alpha \quad (1)$$

$\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T \in R^K$ 是稀疏矩阵信号,则基于过完备字典的图像稀疏表示 x 即:

$$\min \|\alpha\|_0, s. t. x = \Phi \alpha \quad (2)$$

l_0 范数可以转换为 l_1 范数的凸优化问题,即:

$$\min \|\alpha\|_1, s. t. x = \Phi \alpha \quad (3)$$

考虑到实际情况下红外图像去噪这一问题,上式可以写为以下不等式:

$$\hat{\alpha} = \arg \min \frac{1}{2} \|x - \Phi \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (4)$$

那么去噪后重构出的图像块的表达式可以表示为 $\hat{x} = \Phi \hat{\alpha}$ 。

把式(4)中求解得到的每一个图像块拼接在一起,得到去噪后的完整图像。对于给定的图像 $X \in R^M$, 可以分割成许多小的图像块 $x_i = R_i x$, 其中 R_i 为分割矩阵^[5]。为了防止在图像边界留下拼接的痕迹,采用重叠的方式分解图像,因此这种方法会在图像块元素间存在冗余。所以由图像块重构的去噪后的图像是一个欠定问题,可用最小二乘法来解决,得到以下的解析解:

$$\hat{X} = \Phi \hat{\alpha} = (\sum_i R_i^T R_i)^{-1} (\sum_i R_i^T \Phi \alpha_i) \quad (5)$$

式中, $\hat{X}$ 就是重构出的去噪图像。

2 非局部稀疏表示模型

自然图像像素之间有很强的关联性,这种相似性不仅包括像素灰度值上的相似性,而且其几何特征上的奇异性结构也有很强的相似性^[6]。红外图像是通过检测目标物体与环境背景之间不同部分的热辐射和发射率的差异来获得目标物体的基本特征和轮廓信息。其背景

部分与所观察的目标物体之间的温度差异一般很大, 所以其成像大都是黑色或者是暗灰色, 而目标物体由于本身温度较高, 所以其灰度值也较大。成像的亮度与背景之间形成很明显的差异。所以运用非局部相似性来对红外图像进行去噪处理, 能更好地表征红外图像的几何特征。

研究表明, 稀疏系数的不确定性分布往往跟图像信号的非局部自相似性相关, 那么图像信号的稀疏性就可以运用图像的非局部自相似性的约束来实现。图像的非局部相似性就是将具有相似结构的元素聚集在一起, 形成同一个类, 然后再对其进行相关的处理, K-means 算法、K-NN 算法等一些优秀的聚类算法能够实现这个功能。而图像数据的非局部相似性的聚类处理和图像的稀疏系数表示是两个不同级别的问题, 将二者结合在一起来表示图像的非局部稀疏表示, 就得需要做出一些调整。我们能得到以下关于处理这个问题的解析式:

$$(\alpha, \mu) = \arg \min_{\alpha, \mu} \frac{1}{2} \|Y - \Phi\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 + \gamma \sum_{k=1}^K \sum_{i \in C_k} \|\Phi_i \alpha_i - \mu_k\|_2^2 \quad (6)$$

式中, μ_k 表示第 k 类 C_k 的聚类中心, α_i 表示 μ_k 在字典 Φ_i 下的稀疏表示系数, 可以认为 α_i 是在 μ_k 基础上的再编码。字典 Φ_i 表示第 k 类 C_k 的子字典, Φ 表示各个类子字典合成的字典, Y 为图像信号, λ 表示权重系数, γ 表示正则化参数, 那么式(6)可重写为

$$(\alpha, \beta) = \arg \min_{\alpha, \beta} \frac{1}{2} \|Y - \Phi\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 + \gamma \sum_{k=1}^K \sum_{i \in C_k} \|\Phi_i \alpha_i - \Phi\beta_k\|_2^2 \quad (7)$$

式中, $\mu_k = \Phi\beta_k$ 表示在字典 Φ 下全部聚类中心的稀疏系数向量矩阵。将字典 Φ 做归一化处理, 用 L_1 范数代替 L_2 范数, 可得到如下新的解析式:

$$(\alpha, \beta) = \arg \min_{\alpha, \beta} \frac{1}{2} \|Y - \Phi\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 + \gamma \sum_{k=1}^K \sum_{i \in C_k} \|\alpha_i - \beta_k\|_1 \quad (8)$$

式(8)是基于非局部稀疏表示的去噪模型。可以发现, 非局部相似性聚类中心的问题最终转

化为聚类中心在字典上的稀疏编码问题, 上述模型最终需要求解的问题只有 $\|\Phi_i \alpha_i - \beta_k\|_1$ 这一正则化问题, 而 β_k 可以用图像的非局部相似求解。

2.1 非局部稀疏系数的求解

相比于自然图像, 红外图像的非局部相似性更加突出, 因此我们可以通过获取这些非局部图像块来对 β_k 进行近似求解。我们假设 α_x^i 与 α_x^j 分别表示干净图像和噪声图像在同一个图像块位置、在相同子字典 Φ_i 的稀疏系数, 二者间的差值为 $\Delta\alpha_i = \alpha_x^i - \alpha_x^j$, 是一个对数域的问题。所以, α_x^i 与 α_x^j 越接近, $\Delta\alpha_i$ 就越小, 重构图像之间的差异也就越小。所以我们得到的新非局部稀疏系数可表示为

$$\alpha = \arg \min_{\alpha, \beta} \frac{1}{2} \|Y - \Phi\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 + \gamma \sum_i \|\alpha_i - \beta_i\|_1 \quad (9)$$

式中, β_i 为无噪图像在子字典 Φ_i 上的稀疏系数, 对于每一个图像块 x_i , 都可以找到与它相似的图像块集合 Ω_i 。 $\alpha_{i,j}$ 为图像块 ($x_j \in \Omega_i$) 在子字典 Φ_i 上的稀疏系数, 可得:

$$\beta_i = \sum_{j \in \Omega_i} \omega_{i,j} \alpha_{i,j} \quad (10)$$

式中, $\omega_{i,j}$ 表示图像块 x_i 与图像块 x_j 之间的相似程度, 其取值范围在 0~1 之间, 且 $\sum_{j \in \Omega_i} \omega_{i,j} = 1$, 其值为

$$\omega_{i,j} = \exp(-\|\tilde{x}_i - \tilde{x}_j\|_2^2 / h^2) / W \quad (11)$$

式中, $\tilde{x}_i = \Phi \tilde{a}_i$, $\tilde{x}_j = \Phi \alpha_{i,j}$ 分别表示图像块 x_i 与图像块 x_j 的估计值, h 表示控制指数衰减速度的衰减参数, W 表示归一化函数, 稀疏系数 $\tilde{a}_i$ 和 $\alpha_{i,j}$ 可以通过 $\tilde{a}_i = \Phi_i^T x_i$ 和 $\alpha_{i,j} = \Phi_i^T x_{i,j}$ 迭代求出, 子字典 Φ_i 通过主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 变换求得。

2.2 字典的构造

本文采用 K 均值聚类算法和 PCA 相结合的方式求得各个类的子字典。首先用 K 均值聚类算法将各个相似的图像块聚集为 K 个类 $\{C_1, C_2, \dots, C_K\}$, 然后使用 PCA 求得每一类的子字典, 再结合非局部稀疏系数模型求得稀疏系数矩阵, 从而重构出去噪后的红外图像。

先将训练集中的图像块分成 K 个类, $\Phi_m (m \in K)$ 是利用 C_m 中的训练图像块运用 PCA 原理学习得到的子字典, 之后再求出每个类 $C_m = [C_{m,1}, C_{m,2}, \dots, C_{m,R_j}]$ (R_j 为第 m 个类中图像块的个数) 中图像块之间的稀疏系数, 那么可以得到每个类的图像块之间的稀疏解析式:

$$\arg \min_{\alpha_m, \beta_m} \{ \sum_{j=1}^{R_j} \| \Phi_m \alpha_{m,j} - C_{m,j} \|_2^2 + \lambda \| \alpha_m \|_1 + \gamma \sum_{j=1}^{R_j} \| \alpha_{m,j} - \beta_{m,j} \|_1 \} \quad (12)$$

式中, $\alpha_{m,j}$ 表示第 C_m 类中第 j 个图像块的系数编码, $\alpha_m = [\alpha_{m,1}, \alpha_{m,2}, \dots, \alpha_{m,R_j}]$ 为对应的第 C_m 类中图像块组成的稀疏编码矩阵。子字典 Φ_m 可以由 PCA 学习得到, 稀疏编码矩阵 α_m 可以通过非局部稀疏系数求解得到, 子字典的获取可以通过如下 PCA 变化获得:

第一步: 类集合当中的图像元素是归一化的, 所以求出类集合 C_m 的协方差矩阵 S_m 。

第二步: 对 S_m 进行奇异值分解, 取其前面最大的几个特征值对应的特征向量, 组成投影矩阵即子字典 Φ_m 。此过程用奇异值分解 (Singular value decomposition, SVD) 来表示: $S_m = U \Sigma V^T$, Σ 是对角阵, 其对角线上的元素是矩阵的奇异值, U 中的奇异向量就是所求字典 Φ_m 。

2.3 非局部稀疏表示算法的实现流程及步骤

本文采用 320×240 的红外图像作为测试图像, 把用非局部稀疏系数模型求出的稀疏系数矩阵和 PCA 学习得到的字典矩阵相结合, 重构出去噪后的红外图像。本文算法的具体流程如图 1 所示, 具体步骤是:

输入待去噪的红外图像 Y ; 输出去噪后的红外图像 X 以及字典 Φ 。

步骤一, 结构聚类。运用 K 均值算法将 M 个样本聚为 K 类。

步骤二, 字典学习。对于任一样本矩阵 $z_m (m=1, 2, \dots, K)$, 利用 PCA 来求得每个类的子字典 $\Phi_m (m \in K)$ 。

步骤三, 非局部稀疏系数求解。在第 m 类中为第 i 个图像块寻找 L 个与其结构最相似

的图像块, 通过式(10)和式(11)估计 β_m 的值。在子字典 Φ_m 和 β_m 已知的情况下, 利用迭代收缩算法^[7]求解式(13), 可以获得非局部相似的稀疏系数 α_m :

$$\arg \min \alpha_m \frac{1}{2} \| z_m - \Phi_m \alpha_m \|_2^2 + \lambda \| \alpha_m \|_1 + \gamma \| \alpha_m - \beta_m \|_1 \quad (13)$$

步骤四, 红外图像的重建。结合步骤二求得的子字典 $\Phi_m (m \in K)$ 和步骤三得到的稀疏系数矩阵 $\alpha_m (m \in K)$, 我们可以得到合成的字典矩阵 Φ 和稀疏系数矩阵 α , 即可重构出去噪后的红外图像。

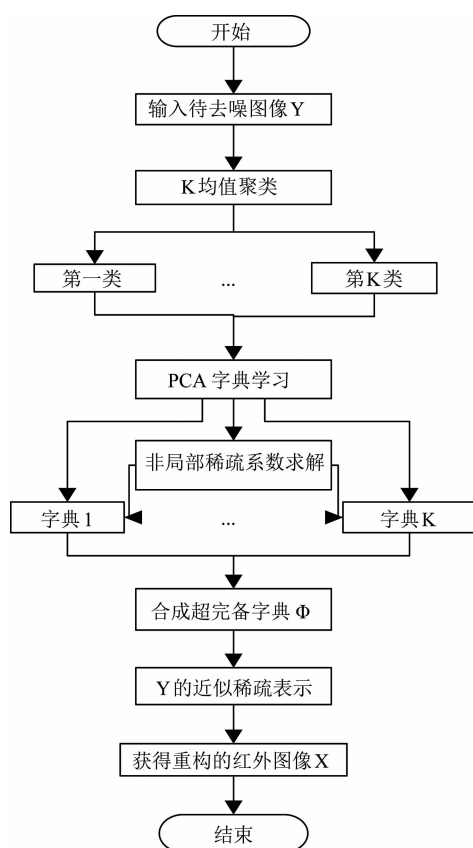


图 1 本文算法流程图

3 实验结果与分析

为验证本文算法对红外图像去噪的效果, 进行了仿真实验。分别采用本文算法、中值去噪算法、小波去噪算法对含噪红外图像的去噪效果进行了直观的比较。图 2 是原始含噪红外图像及 3 种算法对原始含噪红外图像的去噪结

果对比图。图 2 中(a)、(b)、(c)、(d)分别表示原始含噪红外图像、中值去噪后的红外图

像、小波去噪后的红外图像和本文算法去噪后的红外图像。

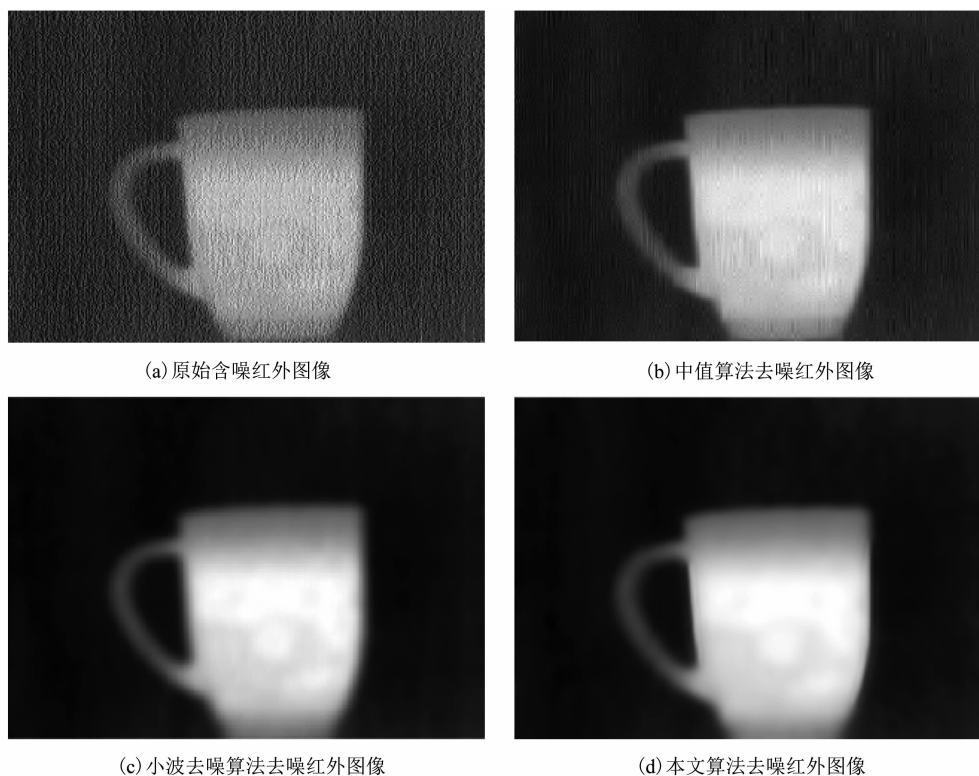


图 2 去噪结果对比

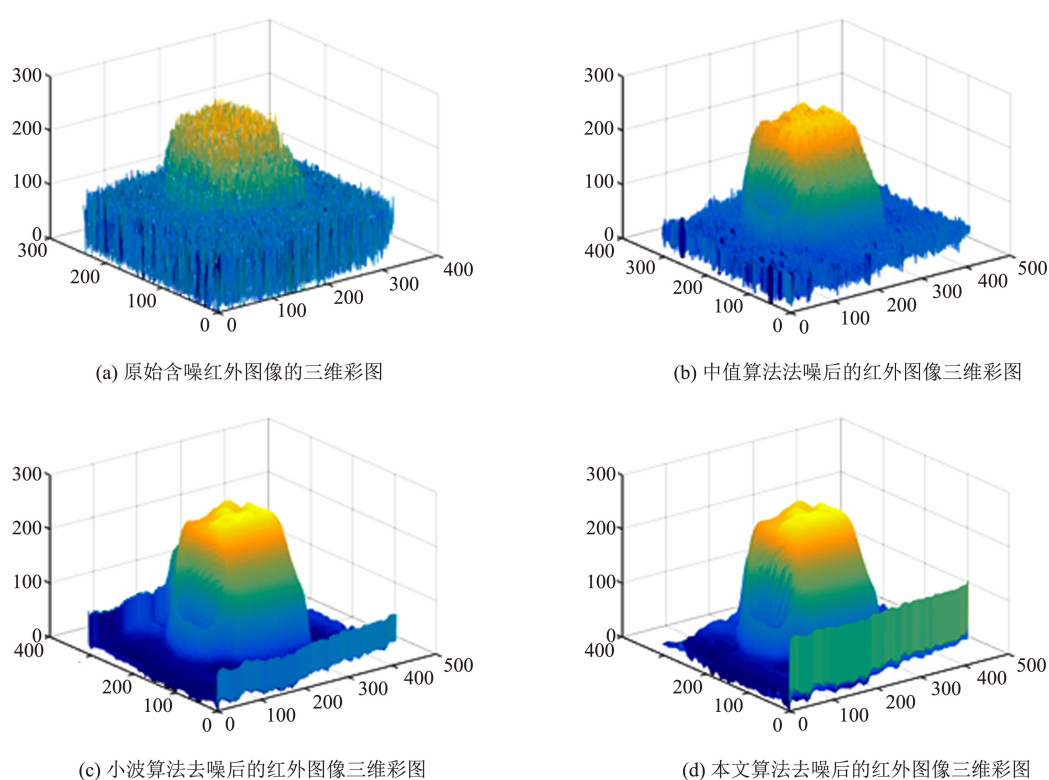


图 3 去噪后的三维彩图对比

图 3 是原始含噪红外图像及 3 种算法对原始含噪红外图像去噪后的三维彩图对比图。图 3 中(a)、(b)、(c)、(d)分别表示原始含噪声红外图像三维彩图、中值去噪后的红外图像三维彩图、小波去噪后红外图像三维彩图和本文算法去噪后的红外图像三维彩图。

图 3(a)蓝色区域中包含了大量不规则杂乱无章的毛刺信息,这些毛刺信息即为图像中的噪声信息,色彩丰富的区域为红外图像有用信息。能够看出,有用信息因被嘈杂的噪声信息干扰而显得异常地杂乱无章,以致不能明显分辨出来。而从图 3(b)、图 3(c)以及图 3(d)的三维彩图对比中能够发现,红外图像中的噪声越来越少,彩色部分红外图像的有用信息越来越明显。红外图像的有用信息得以保留,重建的红外图像质量也就会更好。从图 2、图 3 可以看出,本文提出的算法对红外图像具有更好的去噪能力,能更好地保留红外图像的边缘、纹理和细节信息,重构出来的图像在视觉效果上也要优于其他传统的红外图像去噪算法。

4 结论

针对红外图像具有信噪比低、对比度差以及易于受噪声干扰的问题,基于稀疏表示原理提出了一种新的稀疏表示的红外图像去噪算法。采用 K 均值算法对图像块进行了聚类处

理,通过非局部稀疏系数模型求得稀疏系数矩阵,使用 PCA 原理求得字典矩阵,通过将二者相结合完成了红外图像去噪。实验结果表明,相比于传统的红外图像去噪算法,本文算法更好地去除红外图像中的噪声,红外图像的边缘、纹理等细节信息也得到了更好地保留与重建,去噪后的红外图像的视觉效果也更好。

参考文献

- [1] 简耀波. 红外图像处理中的关键算法研究 [D]. 武汉:华中科技大学,2009.
- [2] 王峥嵘. 基于 MP 的信号稀疏分解的算法研究 [D]. 兰州:兰州大学,2010.
- [3] 姜鹏飞. 基于稀疏表示与字典学习的图像去噪算法研究 [D]. 西安:西安电子科技大学,2011.
- [4] 李锦兴. 基于稀疏表示的图像融合方法研究 [D]. 重庆:重庆大学,2015.
- [5] 刘凤霞. 压缩传感理论研究及其在图像纹理分割中的应用 [D]. 合肥:中国科学技术大学,2011.
- [6] 梁广顺. 基于非局部均值和非局部 TV 的图像去噪方法研究 [D]. 天津:天津理工大学,2016.
- [7] Daubechies I, Defrise M, and Mol C D. An Iterative Thresholding Algorithm for Linear Inverse Problems with a Sparsity Constraint [J]. *Communications on Pure & Applied Mathematics*, 2010, 57(11):1413–1457.