

DOI: 10.3969/j.issn.1673-6141.2011.05.008

光学遥感

遥感图像自适应去噪方法研究

张继尧¹, 张 溥², 刘 晓^{1,3}, 易维宁¹

- (1 中国科学院安徽光学精密机械研究所中国科学院通用光学定标与表征技术重点实验室, 安徽 合肥 230031;
2 解放军总后建筑工程研究所, 陕西 西安 710032;
3 电子工程学院脉冲功率激光技术国家重点实验室, 安徽 合肥 230037)

摘 要: 遥感图像的获取、传输过程中很容易受到噪声的污染。在研究形态成分分析 (MCA) 稀疏分解和遥感图像修复方法的基础上, 提出了基于 MCA 稀疏分解的自适应去噪方法和基于图像修复的去噪方法。通过对比其他经典去噪模型, 发现前者适合自适应有效去除高斯白噪声, 后者对灰度或彩色遥感图像的椒盐噪声能自适应有效去除, 且能够同时去除“胡椒”噪声和“盐”噪声, 无论是主观视觉效果还是客观量化评价效果都要优于常见模型。

关键词: 遥感图像; 稀疏分解; 图像修复; 图像去噪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文献编号: 1673-6141(2011)05-0368-09

Investigation on Adaptive Denoising of Remote Sensing Image

ZHANG Ji-yao¹, ZHANG Xie², LIU Xiao^{1,3}, YI Wei-ning¹

- (1 Key Laboratory of Optical Calibration and Characterization, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China;
2 Construction Engineering Research Institute of the General Logistics Department of the PLA, Xi'an 710032, China;
3 State Key Laboratory of Pulsed Laser Technology, Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

Abstract: Remote sensing images are easily affected by noise in the process of acquisition and transmission. Based on the morphological component analysis (MCA) representation and the methods of inpainting to remote sensing images, the method of adaptive denoising on the basis of the MCA sparse decomposition and the method of denoising on the basis of image inpainting are both proposed. Compared with other classical denoising models, it is concluded that the former method can adaptively remove the Gaussian white noise effectively, the latter method can adaptively remove the salt and pepper noise of the gray or the colored remote sensing images effectively, especially can remove both salt noise and pepper noise at the same time. Both the

收稿日期: 2011-04-11; 修改日期: 2011-04-17

基金项目: 国家自然科学基金 (41071232) 资助

E-mail: zjy2008@mail.ustc.edu.cn

subjective visual effects and the objective and quantitative evaluation of the methods are better than common models.

Key words: remote sensing images; sparse decomposition; image inpainting; image denoising

1 引言

遥感图像的噪声主要来源于获取、传输、接收、输出等环节。遥感成像仪在获取图像时自身存在质量问题, 如对光照和传感温度等的适应度; 在传输的过程中传输信道被干扰, 如无线网络传输中受到相对运动、大气湍流等影响, 都会引起噪声污染, 使图像质量下降。图像噪声的类型可从不同角度划分: 从统计角度看, 可分为平稳噪声和非平稳噪声; 从噪声来源看, 可分为椒盐噪声、量化噪声、加性噪声和乘性噪声等; 从噪声性质看, 可分为高斯噪声(白噪声)和脉冲噪声; 从噪声幅度分布看, 可分为高斯噪声、瑞利噪声。如何有效地从被污染图像中去除噪声污染, 提取出有用信号, 一直都是图像恢复领域的热门话题。

图像稀疏分解是一门新兴的学科, 其将原始图像信号看作一个混合信号, 混合信号由不同的独立成分(源信号)组成, 如表示平滑部分的结构、表示细节部分的纹理、噪声部分等。这些源信号具有稀疏性, 即两个源信号同时为有用信号的概率极低。根据这一特性, 可将遥感图像的各独立成分分离出来, 丢弃噪声部分, 以达到自适应去噪的目的。其次, 针对椒盐噪声(脉冲噪声)总是数字化最大值(纯黑或纯白), 很容易确定噪声的位置, 这就可以将噪声点当作受损区域来看待, 利用图像修复的方法自适应去除“胡椒”噪声和“盐”噪声。本文在研究图像稀疏分解和修复的基础上, 将其运用于去噪领域, 提出了基于遥感图像分解的自适应去噪方法和基于遥感图像修复的自适应去椒盐噪声方法, 无论是对灰度图像还是彩色图像的去噪皆取得了良好的效果。

2 经典去噪模型

在遥感图像的获取和传输过程中, 成像仪和传输信道经常会产生一些脉冲噪声, 这些噪声将

严重影响图像质量。高斯噪声主要由阻性元器件内部产生, 主要的噪声来源或主要的噪声一般都可以用服从高斯分布的白噪声作为有效模型。其次, 椒盐噪声(图像切割等引起的黑图像上的白点噪声或光电转换过程中产生的泊松噪声)也是较常见的噪声。

针对受噪声污染图像, 去噪模型层出不穷。目前经典的去噪模型主要有: 均值滤波器、中值滤波器和自适应维纳滤波器。

均值滤波器又称线性滤波器, 主要采用邻域平均法。其主要思想是: 用当前待处理像素点及其邻域像素点建立一个模板, 计算模板内的像素均值, 以代替当前像素点的值。对图像中每个像素点循环此步骤, 得出的最终结果图即为去噪结果图。算数均值滤波器简单地平滑了一幅图像的局部变化, 在减少噪声的同时丢失了图像细节, 模糊了图像。在椒盐噪声或脉冲噪声中, 负脉冲以一个黑点(胡椒)的形式出现, 而正脉冲以白点(盐)的形式出现。谐波均值滤波器对“盐”噪声效果较好, 但不适用于“胡椒”噪声。逆谐波均值滤波器当取不同滤波器阶数, 如阶数取值为正数时适合消除“胡椒”噪声, 当取值为负数时, 适合消除“盐”噪声, 但它不能同时处理“胡椒”和“盐”噪声。

中值滤波器是一种非线性平滑滤波器, 将图像中当前像素点的值用该点邻域(可以是方形邻域、圆或十字架等)中各点值的中值代表。中值滤波器算法简单, 时间复杂度低, 对单极或双极脉冲噪声效果非常有效, 但对点、线和尖顶多的图像不宜采用中值滤波, 很容易自适应化。

自适应维纳滤波器考虑图像中的一点对其他点的作用, 根据图像的方差来调整滤波器的输出, 局部方差越大, 滤波器的平滑作用越强。其采用使复原复图像和原始图像均方误差最小来达到自适应的目的。能够很好地保持图像的边缘和其他

高频部分, 对于去除高斯噪声有明显效果, 但计算比较复杂^[1]。

3 遥感图像稀疏分解自适应去噪

3.1 遥感图像的稀疏表示

遥感图像是一种相对复杂的图像信号, 其包含丰富的结构和纹理信息, 在拍摄过程中遥感成像仪一般搭载于远离地面的飞艇、飞机或卫星上, 非常容易受到光照强度、大气湍流、相对运动等环境因素影响, 再加上成像仪自身的质量问题, 图像信号常常会被噪声污染。可将复杂的遥感图像看作一个图像混合信号, 其由不同的源信号构成, 如表示平滑部分的结构、表示细节部分的纹理和噪声。在信号空间理论中, 信号只是空间中的一个点, 如一幅图像 f 大小为 $M \times N$, M 和 N 为图像的高和宽, 此时可以将其作为一个 $(M \times N) \times 1$ 的向量来看待。源信号具有稀疏性, 即每个源信号上只有少部分元素取值为非零(或远大于零), 而绝大多数时候取值为零(或接近于零)。这条性质说明任意两个源信号同时为有用信号的概率极低, 此时不同的源信号可用不同的基来表示。

传统的完备正交基在由图像信号所组成空间中的分布是稀疏的, 即一幅 $M \times N$ 的图像应有 $M \times N$ 个基, 从而图像的能量在分解以后将分散分布在不同的基上, 这种能量分布的分散性将导致用基的组合表示图像信号时, 表达方式不够简洁, 非稀疏的表示不利于图像处理。因此, 基的构造方式必须使基紧密地分布在图像组成的空间中。此时的基不再具备正交性, 称为原子。由这类基组成的原子集合称为过完备原子库或冗余字典。将图像信号分解在冗余字典上, 分解结果一定是稀疏的^[2]。

3.2 形态成分分析原理

为了研究信号的稀疏表达以简化信号的处理。Mallat 和 Zhang 于 1993 年提出基于冗余字典的信号稀疏分解方法, 获取了信号的稀疏表示形式。基于冗余字典的图像信号稀疏分解的数学描述为: 设集合 $D = \{g_i, i = 1, 2, \dots, L_D\}$, 且 Hilbert 空间 $R^{M \times N} = \text{span}(D)$, $L_D \gg M \times N$ 。由

于 $L_D \gg M \times N$, 称 D 为过完备原子库或冗余字典, 其中的原子均作了归一化处理。对于图像信号 $f \in R^{M \times N}$, 在 D 中选取 $K (K \ll M \times N)$ 个原子对信号 f 作 K 项逼近

$$f \approx f_K = \sum_{i \in I_K, |I_K|=K} \langle f, g_i \rangle g_i, \quad (1)$$

其中, $g_i \in D$, I_K 是 g_i 的下标集合。定义逼近误差 $\sigma = \inf_{f_K} \|f - f_K\|$ 。

从稀疏逼近的角度出发, 希望在满足逼近误差的前提下, 从各种可能的组合中, 挑选出分解系数最为稀疏的一组原子, 要找到最稀疏的表示, 等同于解决如下数学最优化问题

$$\min \|c\|_0, \text{ s.t. } f = \sum_{i=1}^K c_i g_i, \quad (2)$$

其中 $\|c\|_0$ 是表示零范数, 即系数向量 c 中非零元素的个数。在一个随机的冗余字典 D 中寻找图像信号的稀疏表示, 是非凸和高度非光滑的, 是一个 NP-hard 问题, 在多项式时间内难以求解, 甚至无法验证它的可靠性。为了解决这一问题, 人们引入了追踪算法。目前追踪算法主要有基追踪和匹配追踪两大类。

基追踪 (basis pursuit, BP) 算法是一种典型的松弛优化算法^[3]。基追踪算法把 $\|c\|_0$ 问题转换为 $\|c\|_1$ 问题, 即 $\min \|c\|_1, \text{ s.t. } f = \sum_{i=1}^K c_i g_i$ 。最小化 l_1 范数可以通过线性规划的方法解决。虽然 BP 算法结合了线性规划以及基于字典结构的特定快速变换, 但计算仍比较复杂, 对于结构不好的字典来说算法也不可靠。

匹配追踪 (matching pursuit, MP) 算法是一个通过迭代选择最佳匹配原子的过程^[4]。其主要思想是以相似性度量准则从字典中逐次选择用于信号分解的原子, 不断迭代此过程可构成对原子信号的稀疏逼近。这种算法的明显缺点就是, 在已选原子组成的子空间上, 信号的扩展可能不是最好的。正交匹配跟踪算法 (orthogonal matching pursuit, OMP) 是在 MP 算法基础上的一种改进算法^[5]。此算法选取最佳原子的方法和 MP 算法一

样, 都是从冗余字典中找出与待分解信号或信号残差最为匹配的原子, 即内积最大。不同的是, OMP 算法需要将所选原子利用 Gram-Schmidt 正交化方法进行正交化处理, 再将信号在这些正交原子构成的空间上投影, 得到信号在各个已选原子上的分量和残余分量; 然后用相同方法分解残余分量。经过 K 次分解, 原信号被分解为 K 个原子的线性组合。在每一步分解中, 所选取最佳原子均满足一定条件, 因此残余分量随着分解过程迅速减小, 这样, 用少量原子即可以表示原始信号, 而且经过有限次迭代就可以收敛。由于原子的正交化, OMP 的收敛速度比 MP 算法更快。因此, 在稀疏表示精度相同的情况下, OMP 算法所选的原子应更少, 对信号的表示更加稀疏。或者说, 用相同个数的原子表示原始信号, 即稀疏性相同时, OMP 算法得到的稀疏表示的精度要高于 MP 算法得到的稀疏表示的精度。

形态成分分析^[6](morphological component analysis, MCA) 可以看成是匹配追踪和基追踪的结合。该方法的主要思想是假设对于图像混合信号中的每一个源信号, 都存在着相对应的能够稀疏表示该源信号的字典, 并且认为该字典仅能稀疏表示该源信号, 对于其他源信号不能稀疏表示; 然后利用追踪法来搜索最稀疏的表示产生理想的分离效果, 即利用信号组成成分的形态差异性(由不同的字典稀疏表示)进行分离。

实际应用中, 我们对于任意的图像信号 $f \in R^{M \times N}$, 假设信号 f 由多种成分或多部分线性组成, 在这里我们可假设 f 由纹理和结构两种成分组成, 用 $f = f_t + f_s$ 表示, 其中 f_t, f_s 分别代表不同类型(纹理和结构)的分解信号。于是对于图像信号 $f \in R^{M \times N}$, 分别在纹理字典 $D_t \in U^{M \times N \times L_t}$ 和结构字典 $D_s \in U^{M \times N \times L_s}$ ($L_t, L_s \gg M \times N$) 中选取 K ($K \ll M \times N$) 个原子对信号 f 作逼近可表示为

$$f \approx f_t + f_s. \tag{3}$$

字典 D_t 和 D_s 在 MCA 算法中起着关键的作用。字典的选择通常可以按照 (4) 式所示的保真度测

量函数或者类似的方法来选取

$$Quality\{D_t\} = \frac{\left\| \sum_k \alpha_t^{opt}(k) \right\|_0}{\left\| \sum_j \alpha_s^{opt}(j) \right\|_0}, \tag{4}$$

其中

$$\{\alpha_t^{opt}(k) = Arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0, \text{ 满足 } f_t(k) = D_t \alpha\}_k,$$

$$\{\alpha_s^{opt}(j) = Arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0, \text{ 满足 } f_s(j) = D_s \alpha\}_j.$$

然而, 这样的字典选择方法通常比较复杂, 为了避免这种复杂性, 字典的选择通常并不是按照理论上的最优选择, 而往往是按照经验选择一致的变换。例如, 在很多图像处理的应用中, 如图像压缩、分析、合成等等, 需要把图像的纹理部分从分片光滑(cartoon)部分中分离出来, 这时就可以选择一些能较好表示纹理部分的常用变换, 反之亦然。

我们结构部分字典采用的是 Curvelet 变换, 图像的边缘往往不是直线型的, 为了能稀疏表示图像的边缘, Candes 等人提出的 Curvelet 变换是由脊波理论衍生出来的, 其基本思想是: 当把曲线无限分割时, 可以近似地把每一小段看作是直线段, 然后对这些直线段应用脊波变换进行分析。第二代 Curvelet 变换比第一代 Curvelet 实现更简单, 其主要思想就是将频域划分为楔形区域, 然后对这些楔形区域采用具有方向的局部傅里叶基进行变换。

纹理部分字典采用的是 local DCT 变换, local DCT 变换是正交变换, 它适合于对图像周期部分的稀疏表示。从本质上讲, local DCT 变换的系数代表着类似于傅立叶分析所获得的频率内容。处理非平稳信号中, local DCT 变换主要用于分块。由于该变换采用重叠分块的方法, 具有较高的冗余度, 因此 local DCT 变换是一种超完备变换。

3.3 基于形态成分分析的遥感图像去噪流程

MCA 遥感图像去噪流程:

初始化参数:

$f_t^{(0)} = f$, $f_s^{(0)} = 0$, $\lambda^{(0)} = \min(\|D_t f\|_\infty, \|D_s f\|_\infty)$, $\bar{f} = 0$; 主要迭代步骤 (T 为迭代次数, \bar{f} 为去噪后图像)

1) 纹理部分

i) 计算残差 $r^{(T)}$: $r^{(T)} = f - f_t^{(T)} - f_s^{(T)}$;

ii) 对 $f_t^{(T)} + r^{(T)}$ 进行 local DCT 变换, 得到系数 $\alpha_t^{(T)} = D_t(f_t^{(T)} + r^{(T)})$;

iii) 用阈值对系数 $\alpha_t^{(T)}$ 进行软阈值处理, 结果为 $\tilde{\alpha}_t^{(T)} = S_\lambda(\alpha_t^{(T)})$;

iv) 对 $\tilde{\alpha}_t^{(T)}$ 进行 local DCT 重构, 更新纹理部分 $f_t^{(T)} = D_t \tilde{\alpha}_t^{(T)}$;

2) 结构部分

i) 计算残差 $r^{(T)}$: $r^{(T)} = f - f_t^{(T)} - f_s^{(T)}$;

ii) 对 $f_s^{(T)} + r^{(T)}$ 进行 Curvelet 变换, 得到系数 $\alpha_s^{(T)} = D_s(f_s^{(T)} + r^{(T)})$;

iii) 用阈值对系数 $\alpha_s^{(T)}$ 进行软阈值处理, 结果为 $\tilde{\alpha}_s^{(T)} = S_\lambda(\alpha_s^{(T)})$;

iv) 对 $\tilde{\alpha}_s^{(T)}$ 进行 Curvelet 重构, 更新结构部分 $f_s^{(T)} = D_s \tilde{\alpha}_s^{(T)}$;

3) TV 正则化修正

应用公式 $f_s^{(T)} = |D_s f_s^{(T)}|_{TV}$ 对 $f_s^{(T)}$ 进行 TV 修正;

4) 更新阈值 $\lambda^{(T+1)}$;

5) 如果 $\lambda^{(T+1)} < \lambda_{\min}$, 进入 6), 否则进入步骤 1);

6) $\bar{f} = \bar{f} + f_s^{(T)}$, 若 PSNR 符合给定值, 停止迭代, 否则使 $f_t^{(0)} = f_t^{(T)}$, $f_s^{(0)} = 0$, $T = 0$, $\lambda^{(0)} = \min(\|D_t \bar{f}\|_\infty, \|D_s \bar{f}\|_\infty)$, 进入步骤 1)。步骤中的软阈值 S_λ 定义为

$$S_\lambda = \begin{cases} \operatorname{sgn}(x)(|x| - \lambda) & |x| > \lambda \\ 0 & |x| \leq \lambda \end{cases}, \quad (5)$$

其中 λ 为阈值。

基于 MCA 的图像稀疏表示方法将受噪声污染图像分解为表示平滑的结构部分、表示细节的纹理部分和噪声部分, 可自适应去除高斯白噪声。但是, 因为椒盐噪声的“胡椒”点和“盐”点可以看成是图像像素的缺失, 此种方法不适用于椒盐噪声, 第 4 节介绍的遥感图像修复自适应去噪将

提出一种去除椒盐噪声的新方法。

4 遥感图像修复自适应去除椒盐噪声

传统的几何均值滤波器、谐波均值滤波器等对椒盐噪声采用邻域平滑的方式去除, 这样处理噪声的局限在于: 1) 一般的滤波器都是非自适应的; 2) 在平滑的过程中会引起图像细节的丢失, 从而导致图像的失真; 3) 这些滤波器只能处理或只能单独处理“盐”噪声或“胡椒”噪声; 4) 对彩色图像的噪声难于处理。图像修复方法去噪主要针对椒盐噪声。修复的主要思想就是确定待修复区域, 采用修复模型修复该区域。由于椒盐噪声属于脉冲噪声, 噪声以图像中最亮的“盐”噪声或最暗的“胡椒”噪声形式出现, 非常容易确定其位置。可将被椒盐噪声污染的区域看作待修复区域, 采用图像修复模型对其进行去噪。

图像修复方法一般分为两类, 第一类是基于偏微分方程 (PDE) 的图像修复方法, 主要包括 Bertalmio 等人提出的 BSCB 模型^[7], Chan 和 Shen 提出的全变分 (total variation, TV) 模型^[8] 以及曲率驱动扩散模型 (CCD 模型)^[9]。BSCB 模型模拟欧洲文艺复兴时期艺术家手工修复破损古画的步骤, 沿图像变化较慢的等照度线方向将破损区域周围的有用信息延伸到区域内部, 从而完成对图像破损区域的修复。是一种行之有效的图像修复方法, 但很难严格地分析 BSCB 修复模型。针对此问题 Chan 和 Shen 提出的 TV 模型应用于图像修复领域。TV 模型是一种异向扩散的 PED 模型, 也称为 TV 正则化模型或 ROF 模型。TV 修复模型能够很好地去除遮蔽物, 但其最主要的一个缺点是不能够修复被大尺度受损区域分割的物体。此时, “分割物体”的修复结果是非连通的, 不符合人眼视觉系统的理解, 此时可认为修复结果并不合理。Chan 和 Shen 注意到 TV 模型受到待修复区域大小的限制而不满足图像的连通原理, 针对此问题在 TV 模型的基础上引入连通性原理, 提出了新的扩散模型, 改进了 TV 模型。模型的扩散系数由照度线的曲率决定, 所以该模型称为曲

率驱动扩散 (CCD) 模型^[10]。第二类是基于纹理块合成的图像修复方法, 该方法的主要思想是依据等照度线计算待修复区域边界的优先权, 确定搜索区域搜索匹配像素, 最后填充待修复区域。纹理块合成的典型算法包括文献 [11-14] 中提出的算法, 其中 Criminis 等提出的纹理块合成方法经过大量实验证明在视觉效果和时间上都要优于其他算法。

本文采用的是基于 PDE 的 CDD 模型和 Criminis 等提出的纹理块合成方法来去除遥感图像椒盐噪声。

5 实验结果与分析

遥感图像相对其他类型的图像有丰富纹理, 更为复杂, 且由于客观拍摄条件更容易受到噪声污染。为验证各种去噪方法对遥感受噪声污染图像的去噪效果, 实验分别对不同地貌下高斯白噪声、椒盐噪声的灰度遥感图像以及椒盐噪声的彩色遥感图像进行去噪。实验图像大小为 512×512。因为人眼视觉系统对图像非常敏感, 评价标准采用基于人眼的主观评价方法和基于峰值信噪比 (PSNR) 的客观评价方法。

峰值信噪比是评价图像分解最常用的参数, 计算方法如 (6) 式所示

$$PSNR = 10 \log \frac{255^2}{MSE}, \quad (6)$$

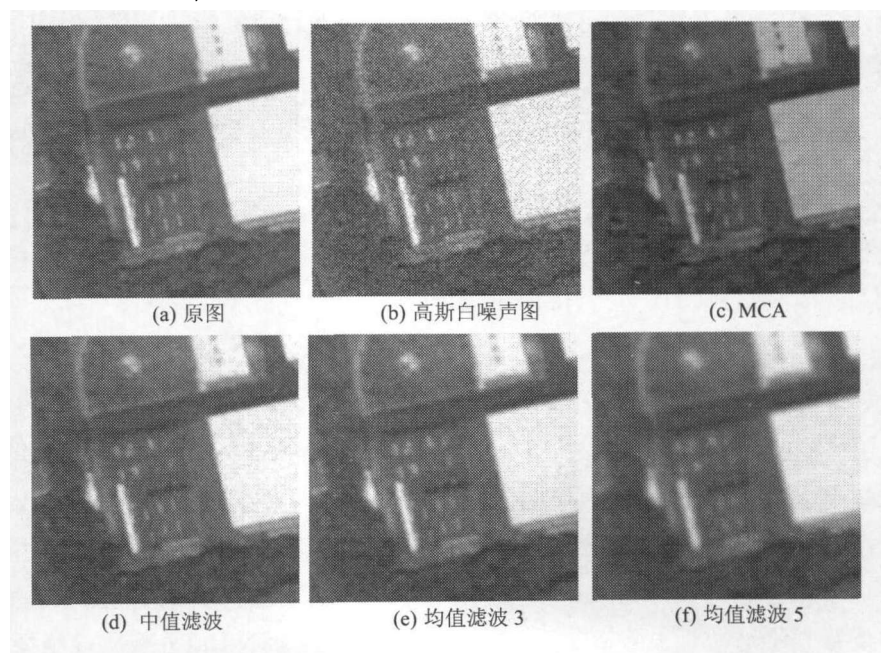
其中, MSE 为均方误差, f 代表原图, f_x 代表去噪结果图。MSE 计算公式为

$$MSE = \frac{\sum_{M,N} (f - f_x)^2}{M \times N}. \quad (7)$$

5.1 灰度遥感图像去噪结果比较

5.1.1 基于稀疏分解的遥感图像去噪结果比较

如图 1 和表 1 所示, 遥感图像受高斯白噪声影响, 其中 3、5、7、9 代表模板大小。中值滤波器有较高的 PSNR, 保持了图像细节信息, 但图像整体色差有变, 视觉效果并不好。均值滤波器虽有较高的 PSNR, 随着模板的增大噪声平滑效果也越好, 但图像也随之模糊, 其在去噪过程中丢失了图像细节信息。维纳滤波取模板为 3 时, PSNR 最大, 且视觉效果良好, 维纳滤波对去除高斯白噪声有较好的效果。基于 MCA 稀疏分解的去噪方法不用设置模板的大小, 达到了自适应去除高斯白噪声的目的, 在保持图像细节的同时能够有效去除高斯白噪声, 但 PSNR 最小。通过以上对比, 可认为维纳滤波对高斯白噪声的去除效果最好, 基于 MCA 稀疏分解的去噪方法次之, 而均值滤波器和中值滤波器再次之。



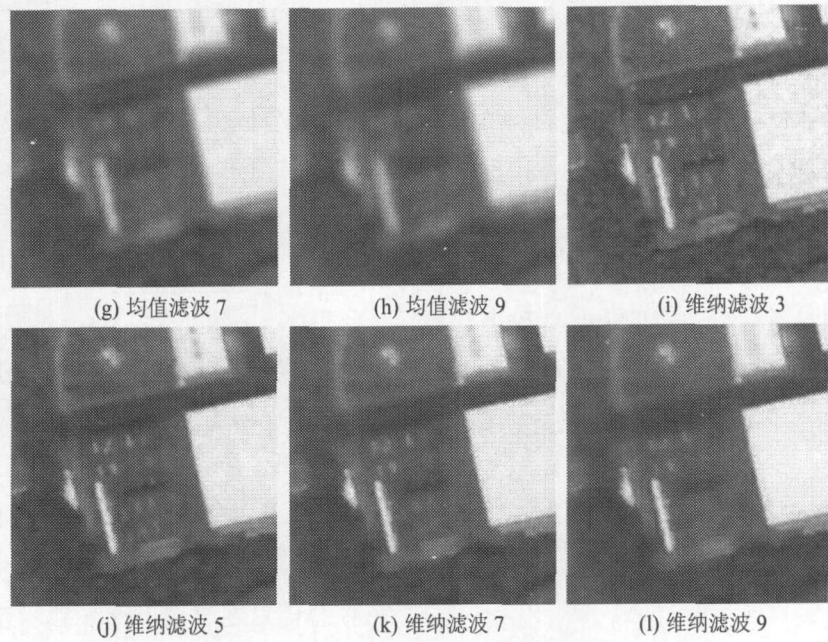


图 1 高斯白噪声去除结果

Fig.1 Denoising results of Gaussian white noise

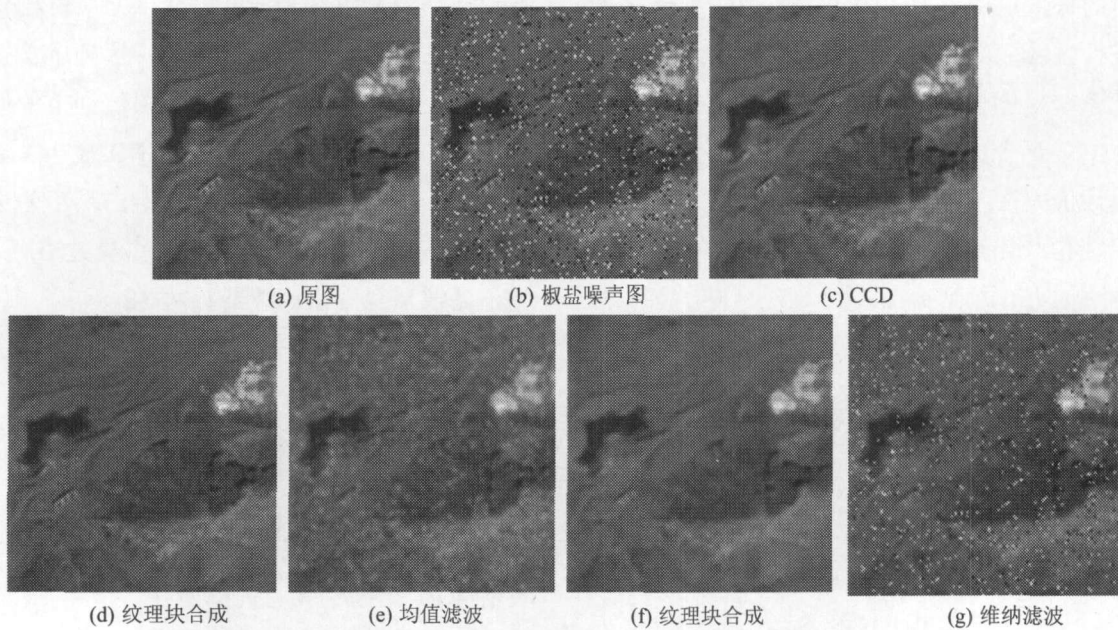


图 2 椒盐噪声去除结果

Fig.2 Denoising results of salt and pepper noise

5.1.2 基于修复的遥感图像去噪结果比较

如图 2 和表 2 所示, 图像受椒盐噪声影响。均值滤波器去除了“胡椒”噪声保留了“盐”噪声, 而维纳滤波器在这里没有起到去噪的效果, 均值滤波器和维纳滤波器并不适用于去除椒盐噪声。

中值滤波器有效去除了椒盐噪声, 但 PSNR 值比本文提出的 CDD 去噪方法和纹理块合成去噪方法小。CDD 去噪方法和纹理块合成去噪方法有效去除了椒盐噪声, 且有较大的 PSNR 值。从视觉效果和 PSNR 值分析实验结果, 可以认为 CDD

去噪方法对椒盐噪声的去除效果最好, 纹理块合成去噪方法次之, 中值滤波器再次之, 而均值滤波器不适合去除椒盐噪声或同时去除“胡椒”噪声和“盐”噪声, 维纳滤波器也不适合去除椒盐噪声。

5.2 彩色遥感图像去噪结果比较

实验检测了 CDD 去噪方法和纹理块合成去噪方法对彩色图像椒盐噪声的去除效果。如图 3 和表 3 所示, 两种方法都能很好地去除彩色遥感图像的椒盐噪声, 在取得较高 PSNR 值的同时仍保持了图像细节, 这两种方法对椒盐噪声有很好的去除效果。其中, CDD 去噪方法效果最好, 纹

理块合成去噪方法效果次之。

表 1 去噪结果评价

Table 1 Evaluation of denoising results

PSNR	MCA	均值滤波	中值滤波	维纳滤波
无模板	15.8890	-	35.3322	-
模板为 3	-	33.7218	-	36.3872
模板为 5	-	30.4838	-	34.3306
模板为 7	-	28.2641	-	32.3771
模板为 9	-	26.8334	-	31.1751

表 2 去噪结果评价

Table 2 Evaluation of denoising results

PSNR	CDD	纹理块合成	均值滤波	中值滤波	维纳滤波
无模板	51.1280	42.6432	-	37.4998	-
模板为 3	-	-	27.2471	-	21.3542
模板为 5	-	-	28.7678	-	24.2569
模板为 7	-	-	28.3976	-	25.8487
模板为 9	-	-	27.7690	-	26.6921

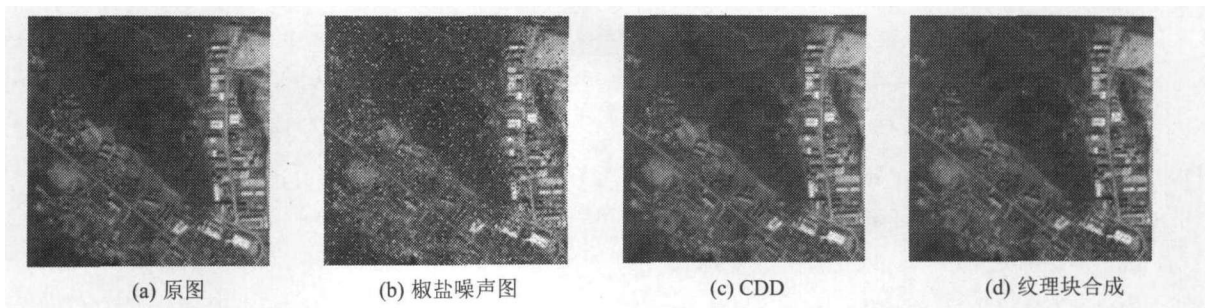


图 3 彩色图像去噪结果

Fig.3 Results of color image denoising

表 3 去噪结果评价

Table 3 Evaluation of denoising results

	CDD	纹理块合成
PSNR	37.5038	33.4318

6 结 语

综上所述, 通过形态成分分析 (MCA) 方法

对遥感图像进行稀疏分解以及遥感图像修复方法的研究, 本文提出了两种新的去噪方法, 实验验证, 两种方法均对特定类型的噪声有良好的去除效果。其中基于 MCA 稀疏分解的遥感图像去噪方法对去除高斯白噪声达到了自适应去除且保持图像细节的目的; 基于遥感图像修复的去噪方法对椒盐噪声也有良好的去除效果, 且与经典的去

噪模型相比, 有以下几个优点: 1) 图像修复方法本身是自适应的, 所以用其去噪也是自适应的; 2) 不会导致遥感图像细节信息丢失, 从而不会模糊去噪后的图像; 3) 能同时去除“盐”噪声和“胡椒”噪声; 4) 能简单地去除彩色图像的椒盐噪声。

参考文献:

- [1] Gonzales. *Digital Image Processing* [M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2008: 175-224(in Chinese).
冈萨雷斯. 数字图像处理 [M]. 第二版. 北京: 电子工业出版社, 2008: 175-224.
- [2] Mallat S, Zhang Z. Matching pursuit with time frequency dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, **41**(12): 3397-3415.
- [31] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 1998, **20**(1): 33-61.
- [4] Bergeaud F, Mallat S G. Matching pursuit: adaptive representations of images and sounds [J]. *Computational and Applied Mathematics*, 1996, **15**(2): 97-109.
- [5] Pati Y C, Rezaiifar R, Krishnaprasad P S. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C]. *Proceedings of the 27th Annual Asilomar Conference in Signals, Systems, and Computers* [M]. Los Alamitos: IEEE, 1993: 40-44.
- [6] Elad M, Starck J L, Querre P. Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis(MCA) [J]. *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, 2005, **19**(3): 340-358.
- [7] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting [C]. *Proceedings of International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques* [M]. New Orleans, Louisiana, USA, 2000: 417-424.
- [8] Chan T F, Shen J H. Non-texture inpainting by curvature-driven diffusions (CDD) [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2001, **12**(4): 436-449.
- [9] Chan T F, Shen J H. Mathematical models for local non-texture inpainting [J]. *SIAM Journal of Applied Mathematics*, 2001, **62**(3): 1019-1043.
- [10] Zheng Mengqi. *Inpainting Model, Algorithm and Their Research and Application* [D]. Nanjing: Master's Thesis of Nanjing University and Technology, 2005: 24-29(in Chinese).
郑孟琦. 图像修补模型、算法及其研究应用 [D]. 南京: 南京理工大学硕士论文, 2005: 24-29.
- [11] Drori I, Daniel C O, Hezy Y. Fragment based image completion [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, **22**(3): 303-312.
- [12] 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.
- [13] Tang F, Ying Y T, Wang J, et al. A novel texture synthesis based algorithm for object removal in photographs [C]. *Proceedings of Ninth Asian Computing Science Conference* [M]. Chiang Mai, Thailand, 2004: 248-258.
- [14] Criminisi A, Perez P, Toyama K. Object removal by exemplar-based inpainting [C]. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [M]. Monona Terrace Convention Center Madison, Wisconsin, USA, 2003, **2**: 18-20.

作者简介: 张继尧 (1984-), 男, 云南龙陵人, 研究生, 主要从事遥感图像处理。