

基于凸包优化的盲源分离在图像去噪中的研究

李晨昊, 谢德红, 陈梦舟

(南京林业大学 江苏省纸浆造纸科学与技术重点实验室, 南京 210037)

摘要: **目的** 针对高斯-脉冲混合噪声图像中难以有效去除大量奇异点或离群数据的问题, 提出一种基于凸包优化的盲源分离方法来去除图像中的混合噪声。 **方法** 该方法把混合噪声和原图均看作未知的源信号, 依据噪声图像中混合噪声与原图内容的加性关系建立盲源分离的模型, 并利用凸包优化的方法构建源信号(凸包极点)的仿射包, 然后通过最小化仿射包到凸包(噪声图像)上的投影误差, 求解混合噪声和原图 2 个源信号, 实现去噪混合噪声、复原原图的目的。 **结果** 实验结果发现, 无论高斯-脉冲混合噪声强弱, 该方法去噪复原后的峰值信噪比和平均结构相似性分别在 39.9129 dB 和 0.9 以上。 **结论** 由实验数据证实该方法可有效地从盲源分离的角度去除图像中高斯-脉冲混合噪声、复原原始图像。

关键词: 凸包优化; 盲分离; 高斯噪声; 脉冲噪声

中图分类号: TS801.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2016)21-0204-07

Image Denoising with Blind Source Separation Based on Convex Hull Optimization

LI Chen-hao, XIE De-hong, CHEN Meng-zhou

(Jiangsu Province Key Lab of Pulp and Paper Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

ABSTRACT: The work aims to propose image denoising method with blind source separation based on convex hull optimization in consideration of the problem of removing Gaussian white noise and impulse noise from a image simultaneously for a lot of outliers in the noisy image. This proposed method treated the mixed noise and the clean image as two source signals of a noisy image. A model of blind source separation was built according to additive relationship between the mixed noise and the clean image in the noisy image. The convex hull optimization method was adopted to construct the affine hull of source signals (those were the extreme points of convex hull). Then, a clean image was separated from two noisy images by minimizing the projection error of the affine hull onto convex hull (the noisy image) for the purpose of removing mixed noise and recovering the clean image. According to the experimental results, peak signal-to-noise ratio (PSNR) value and mean structure similarity index measurements (MSSIM) value of the denoised images in the proposed method were respectively over 39.9129 dB and 0.9 even if the Gaussian and impulse mixed noise was very strong. Results of denoising experiments show that the proposed method has good performance in removing the Gaussian and impulse mixed noise and recovering the clean image from the perspective of blind source separation.

KEY WORDS: convex hull optimization; blind source separation; Gaussian noise; impulse noise

收稿日期: 2016-04-08

基金项目: 江苏省制浆造纸科学与技术重点实验室开放基金(201526); 南京林业大学大学生创新训练计划(2015sjcx174); 江苏高校优势学科建设工程(164030857)

作者简介: 李晨昊(1994—), 男, 江苏南京人, 南京林业大学本科生, 主攻图像复原。

通讯作者: 谢德红(1979—), 女, 江苏南京人, 博士, 南京林业大学讲师, 主要研究方向为图像复原、数字水印和光谱图像处理。

在获取和传输图像的过程中,图像常常会遭受各类噪声的污染。例如,图像获取时相机传感器或集成电路发热会产生高斯白噪声^[1];图像传输时比特误差会导致脉冲噪声^[1]。图像去噪一直是图像处理领域中一个重要的研究课题。高斯白噪声^[2-4]和脉冲噪声^[5-7]是 2 种类型截然不同的噪声,它们的统计特性和叠加到图像中呈现的特征均不同。现有的高斯-脉冲混合噪声去除方法^[8-14]获得了一定的去噪效果,但当高斯-脉冲混合噪声较强时,去噪效果均会出现急速降低的现象。

高斯白噪声和脉冲噪声虽统计特性不同,但均与原图内容无关,即均为加性噪声,因而噪声图像可看作未知原图信号和未知混合噪声信号的线性组合,因此,分离未知信号也可以实现去噪的目的。近年 Chan 等^[15]提出凸包分析理论与盲源分离相结合,把图像信号置于向量空间进行分析,以一个新的角度来进行图像盲源,克服奇异值分解(SVD)、主成分分析(PCA)、独立成分分析(ICA)、非负矩阵分解(NMF)等分离方法要求数据无奇异点或无离群点^[16-17]。文中依据噪声图像中高斯-脉冲混合噪声与原图线性混合的特性,从盲源分离的角度把混合噪声和原图看作 2 个源信息,利用凸包分析实现混合噪声和原图这 2 个盲源的分离。它一方面可突破现有方法对含奇异点或异常点数据有效性的限制;另一方面,噪声作为一个源信号,可以克服噪声强弱对分离效果的影响。

1 盲源分离去噪

1.1 盲源分离

盲源分离是通过 2 组或 2 组以上的观察信号估计出源信号的过程。在文中的去噪应用中,观察信号为包含高斯-脉冲混合噪声的噪声图像,源信号则分别为噪声未污染过的原始图像(原图)和高斯-脉冲混合噪声。高斯白噪声和脉冲噪声均为加性噪声,因而观察信号 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M]^T$ 可看作是由相互统计独立的源信号 $\mathbf{s}_i \in \mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N]^T$ 线性混合所得,即

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N]^T$, 表示 N 个源信号构成的源信号矩阵,每个源信号有 L 维数据,即 $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{N \times L}$; $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M]^T$, 表示 M 个观察信号构成的观察

信号矩阵,每个混合信号也有 L 维数据,即 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{M \times L}$; $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{M \times L}$, 为线性混合的系数矩阵。由此,观察信号与源信号之间的关系表示为:

$$\mathbf{x}_i = \sum_j^N a_{i,j} \mathbf{s}_j \quad i=1, \dots, M \quad (2)$$

式中: a_{ij} 为系数矩阵 $\mathbf{A}$ 中 (i, j) 位置的元素。盲源分离目标是在不知道混合系数矩阵 $\mathbf{A}$ 和源信号 $\mathbf{S}$ 的前提下,从 M 个观察信号 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M]^T$ 中,预测出 N 个源信号 $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N]^T$, 但必须满足 $M \geq N$ 且 $L \gg \max(M, N)$ 。

1.2 基于凸包优化的盲源分离

根据凸分析^[17-18]针对式(2)的盲源分离,可认为每个观察信号 $\mathbf{x}_i$ 为源信号向量集 $\{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N\}$ 的仿射组合:

$$\mathbf{x}_i \in \text{aff}\{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N\} \quad (3)$$

向量集 $\{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N\}$ 的仿射包为:

$$\text{aff}\{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N\} = \left\{ \mathbf{X} = \sum_{i=1}^N \theta_i \mathbf{s}_i \mid \theta_i \in \mathbb{R}_+^N, \sum_{i=1}^N \theta_i = 1 \right\} \quad (4)$$

式中: $\mathbb{R}_+^N$ 为 N 维非负实数集。式(4)的矩阵表现形式为:

$$\text{aff}\{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N\} = \left\{ \mathbf{X} = \mathbf{C}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{d} \mid \boldsymbol{\alpha} \in \mathbb{R}_+^{N-1} \right\} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{d} = \mathbf{s}_N$; $\mathbf{C} = [\mathbf{s}_1 - \mathbf{s}_N, \mathbf{s}_2 - \mathbf{s}_N, \dots, \mathbf{s}_{N-1} - \mathbf{s}_N]$; $\mathbf{a} = [\theta_1, \dots, \theta_{N-1}]^T$ 。通常,仿射包是未考虑源信号正负时的混合信号集合。在图像的盲源分离中,考虑图像信号 $\{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N\} \subset \mathbb{R}_+^L$ 的非负性,仿射包应该是一个凸包,因此文中称之为仿射凸包。以源信号数目为 3 的情况为例,源信号 $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2$ 和 $\mathbf{s}_3$ 仿射包构成的凸包为三角形。

基于以上理论,图像的盲源分离问题可转化为求解多面体凸包极点。在由式(5)求解凸包极点 $\{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N\}$ 时,必须先求解出 $(\mathbf{C}, \mathbf{d})$, 但是,式(5)的解 $(\mathbf{C}, \mathbf{d})$ 并不具有唯一性。文中在限制 $\mathbf{C}$ 为半正交矩阵 ($\mathbf{C}^T \mathbf{C} = \mathbf{I}$), 以及 $M \geq N$ 的情况下,通过最小化优化方式求解出唯一最优解,具体如下:

$$(\mathbf{C}, \mathbf{d}) = \arg \min_{\tilde{\mathbf{C}}, \tilde{\mathbf{d}}} \sum_{i=1}^M e_{A(\tilde{\mathbf{C}}, \tilde{\mathbf{d}})}(\mathbf{x}_i) \quad (6)$$

约束条件为 $\tilde{\mathbf{C}}^T \tilde{\mathbf{C}} = \mathbf{I}$

式中: $e_A(\mathbf{X})$ 为混合信号 $\mathbf{X}$ 到仿射凸包 A 上的投影误差。

$$e_A(X) = \min_{\tilde{X} \in A} \|X - \tilde{X}\|_2^2 \quad (7)$$

$$A(\tilde{C}, \tilde{d}) = \left\{ \tilde{X} = \tilde{C}\tilde{a} + \tilde{d} \mid \tilde{a} \in \mathbb{R}^{N-1} \right\} \quad (8)$$

由式(6)的最小化求解方程,求得 (C, d) 的解如式(9)~(10):

$$d = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (9)$$

$$C = [q_1(UU^T), q_2(UU^T), \dots, q_3(UU^T)] \quad (10)$$

式中: $U = [x_1 - d, \dots, x_M - d] \in \mathbb{R}^{L \times M}$; $q_i(UU^T)$ 为矩阵 UU^T 的第 i 个特征向量。最后,结合 $d = s_N$ 和 $C = [s_1 - s_N, s_2 - s_N, \dots, s_{N-1} - s_N]$ 的关系求解出源信号 S 。

2 去噪方法实现

为了测试文中方法去除高斯-脉冲混合噪声的有效性,需要对不同噪声水平的噪声图像进行去噪测试、分析和说明。实验中用于测试的噪声图像为 Matlab 仿真所得,即利用 Matlab 在原图上叠加不同程度的高斯-脉冲混合噪声所得。此外,由于利用式(6)求解原图和噪声 2 个源信号($N=2$)时至少需要 2 个存在差异的观察信号,即 2 幅噪声图像($M \geq 2$),文中在式(1)的基础上具体由式(11)仿真所得:

$$[x_1, x_2]^T = A[s_1, s_2]^T, \quad A = \begin{bmatrix} 1.0 & 1.0 \\ 1.0 & \text{randn}(1) \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: s_1 为原图; s_2 为高斯-脉冲混合噪声,它是高斯-脉冲混合噪声构成的与原图相同大小的图像。在 s_2 中, v 为高斯白噪声形成的图像, $v_{i,j} \in v(i,j)$ 的 (i,j) 位置的值。 s_2 中的脉冲噪声通常存在 2 种形式,即椒盐噪声和随机值脉冲噪声。在椒盐噪声形成的图像中,只存在 2 个极值,通常为原图的最大值 $g_{\max}$ 和最小值 $g_{\min}$ 。在随机值脉冲噪声形成的图像中,除了包含原图的最大和最小值 2 个极值外,还包含原图的 1 个中间值 $g_{i,j}$ 。由此,高斯-椒盐混合噪声形成的图像(源信息 s_2) 可表示为:

$$y_{i,j} = \begin{cases} g_{\max}, & h/2 \\ g_{\min}, & h/2 \\ v_{i,j}, & 1-h \end{cases} \quad (12)$$

式中: h 为椒盐噪声的概率分布的密度(简称噪声密度),也表示 2 个极大和极小值的数量占图

像像素总数量的比例。该噪声密度越大,表示椒盐噪声的水平越高。高斯-随机值脉冲混合噪声形成的图像(信息源 s_2) 可表示为:

$$y_{i,j} = \begin{cases} g_{\max}, & h/2 \\ g_{\min}, & h/2 \\ g_{i,j}, & r(1-h) \\ v_{i,j}, & (1-h)(1-r) \end{cases} \quad (13)$$

式中: r 为随机值脉冲噪声的中间值 $g_{i,j}$ 的概率分布密度; $g_{i,j}$, $g_{\min}$ 和 $g_{\max}$ 分别为原图(信号源 s_1) 的像素值、最大值和最小值; $y_{i,j}$ 为混合噪声形成的图像的像素值,即 $y_{i,j} \in s_2$; $h/2$, $r(1-h)$, $(1-h)(1-r)$ 为对应像素值占总像素的比例。此外,式(11)中 x_1 为 s_1 上叠加了混合噪声 s_2 后的噪声图像; x_2 则为 s_1 上叠加了混合噪声 $\text{randn}(1) \times s_2$ 后的噪声图像。其中, $\text{randn}(1)$ 表示获取 $(0, 1)$ 之间的一个随机数,以控制 x_2 中叠加的噪声不同于 x_1 中叠加的噪声。在文中的实验中,为了方便盲源分离处理,先把二维图像按行堆迭成一维行向量,分离处理后再把一维向量的源信号恢复成原始图像的二维行列形式。

由式(4)的求解条件可知,源信号(原图和混合噪声)的仿射组合的系数之和必须满足等于 1,而式(11)获得的噪声图像显然不满足此凸包优化盲源分离的求解前提条件,即式(11)中的混合矩阵 A 不符合 $A \cdot N_1 = N_1$ 的要求。根据凸包分析,当 $A \cdot N_1 \neq N_1$ 时,需要进行如式(14)的计算,以满足上述凸包优化盲源分解的求解前提。

$$\hat{X}^T = D_1 X^T = (D_1 A D_2) D_2^{-1} S^T = \hat{A} \hat{S}^T \quad (14)$$

式中: $D_1 = \text{diag}\{1/x_1^T L_1, \dots, 1/x_N^T L_1\}$; $D_2 = \text{diag}\{s_1^T L_1, \dots, s_N^T L_1\}$; $\hat{A} = D_1 A D_2$; N_1 和 L_1 表示长度分别为 N 和 L 、元素都为 1 的行向量。通过上述凸包优化盲分离方法求得 $\hat{S}$,再根据 $\hat{S} = D_2^{-1} S^T$ 求得 S 。

3 仿真实验与分析

为了测试文中方法去除噪声性能的优劣,除了与 WESNR 方法^[10]和 L1-L0 稀疏方法^[14]比较去噪效果外,还采用峰值信噪比(PSNR)和平均结构相似性指数(MSSIM)^[19]从客观上予以评价。此外,测试中的高斯白噪声的方差分别为 10, 20, ..., 100, 椒盐噪声的噪声密度 h 分别为 10%, 30% 和 50%,

随机值脉冲噪声的极值所占比例分别为 10%, 30% 和 50%, 中间值 g_{ij} 所占比例为 5%; 测试的混合噪声分别为高斯-椒盐混合噪声和高斯-随机值脉冲混合噪声。

利用文中方法去除高斯-椒盐混合噪声的效果见图 1, 在高斯-椒盐混合噪声中, 高斯白噪声的方差为 100, 椒盐噪声的密度为 50%。图 1b 和图 1c 是利用式(11)获得的 2 幅噪声图像, 且式(11)中随机参数 $\text{randn}(1)$ 为 0.35。图 1b 为叠加了方差 100 和密度 50% 的高斯-椒盐混合噪声的噪声图像; 图 1c 则为叠加了图 1b 中 35% 的混合噪声的噪声图像; 图 1d 为分离出的原图, 与原图在视觉上相似, 且无明显噪声残留、边缘模糊等问题; 图 1e 为分离出的噪声, 其中未含大量原图的纹理和边缘等特征, 因而反向证明文中方法可得到较好的去噪复原效果。由此可见, 文中方法可以从污染

严重的高斯-椒盐混合噪声图像中复原原图的视觉效果。

方差为 10 和密度为 5% 的高斯-椒盐混合噪声图像及其 3 种不同方法所得的去噪效果见图 2, 方差为 40 和密度为 30% 的高斯-椒盐混合噪声图像及其 3 种不同方法所得的去噪效果见图 3。图 2a 的噪声比较轻微, 图 3a 中噪声比较严重。从图 2 的去噪效果看, WESNR 方法和文中方法去噪复原的图像均很清晰, 无明显的边缘模糊、噪声残留等问题, 但 L1-L0 稀疏方法复原的图像则相对模糊。从图 3 的去噪效果看, WESNR 方法去噪复原的图像出现了明显的“伪影”, L1-L0 稀疏方法去噪复原的图像则出现严重的走样现象, 但文中方法去噪复原出的图像则很清晰、无走样和“伪影”现象存在。由此可见, 文中方法去除高斯-椒盐混合噪声的效果要优于 WESNR 方法和 L1-L0 稀疏方法。



图 1 文中方法去除高斯-胡椒盐混合噪声效果

Fig.1 Result recovered from a Gaussain-impulse noise image by our method



图 2 高斯-椒盐混合噪声去除效果比较 ($\sigma^2=10$, $h=5\%$)

Fig.2 Comparison of results recovered from a Gaussian-impulse noise image when $\sigma^2=10$ and $h=5\%$



图 3 高斯-椒盐混合噪声去除效果比较 ($\sigma^2=40$, $h=30\%$)

Fig.3 Comparison of results recovered from a Gaussian-impulse noisy image when $\sigma^2=40$ and $h=30\%$

3 种方法去除高斯-椒盐混合噪声后效果图的 PSNR 值和 MSSIM 值见表 1。混合噪声中, 高斯白噪声的方差分别取 10, 20, ..., 100, 椒盐噪声的密度分别取 5%和 30%。由表 1 中的 PSNR 值和 MSSIM 值可知, 当混合噪声中椒盐噪声的密度相同、高斯白噪声的方差从 10 增加到 100 时, WESNR 方法和 L1-L0 方法去噪效果的 PSNR 值和 MSSIM 值迅速下降, 且当高斯白噪声的方差超过 50 时, WESNR 方法和 L1-L0 稀疏方法去噪效果的 PSNR 值和 MSSIM 值相对于其噪声图像的 PSNR 值和 MSSIM 值基本上没有提高, 此现象说明 WESNR 方法和 L1-L0 方法不太适合高斯白噪声含量比较严重的高斯-椒盐混合噪声。同等噪声情况下, 由文中方

法的 PSNR 值和 MSSIM 值显示, 混合噪声中高斯白噪声的程度对文中方法去噪效果影响甚小, 且去噪效果均较好。当混合噪声中高斯白噪声的方差相同、椒盐噪声的密度从 5%增加到 30%时, WESNR 方法和 L1-L0 稀疏方法去噪效果的 PSNR 值和 MSSIM 值并无明显差别, 此现象说明 WESNR 方法和 L1-L0 稀疏方法均有较强的椒盐噪声识别、去除能力。同等噪声情况下, 文中方法获得的较高的 PSNR 值和 MSSIM 值显示, 文中方法的去除混合噪声的能力基本不受椒盐噪声强弱的影响。总而言之, 从表 1 中的 PSNR 值和 MSSIM 值可见, 文中方法可以较好地分离高斯-椒盐混合噪声图像中的原图和噪声, 且混合噪声的强弱对分离效果影响甚微。

表 1 高斯-椒盐混合噪声去除效果图的 PSNR 和 MSSIM
Tab.1 PSNR values and MSSIM values of results recovered from a Gassian-impulse noise image

噪声图像				PSNR			MSSIM		
方差	$h/\%$	PSNR	MSSIM	L1-L0稀疏方法	WESNR方法	文中方法	L1-L0稀疏方法	WESNR方法	文中方法
10	5	17.7783	0.3663	28.7067	31.6383	49.8956	0.7522	0.8946	0.9964
20	5	16.7454	0.2931	23.9473	28.9487	46.3689	0.5297	0.8355	0.9914
30	5	15.4949	0.2322	21.2929	27.5267	45.4504	0.4100	0.7999	0.9897
40	5	14.1582	0.1869	19.5339	25.5609	49.2234	0.3325	0.7291	0.9955
50	5	12.7895	0.1495	18.3363	22.1402	46.1919	0.2824	0.5951	0.9913
60	5	11.6715	0.1228	17.3456	16.0314	49.6183	0.2433	0.3602	0.9960
70	5	10.5744	0.1018	16.6132	10.3968	42.7331	0.2189	0.2065	0.9808
80	5	9.6163	0.0852	15.9699	8.2864	45.3176	0.1959	0.1306	0.9892
90	5	8.7599	0.0755	15.3182	7.8843	42.5363	0.1761	0.0953	0.9798
100	5	7.9167	0.0622	14.8275	7.7634	40.1603	0.1620	0.0811	0.9661
10	30	10.3494	0.0871	22.0632	30.4438	44.2713	0.5374	0.8773	0.9883
20	30	10.2301	0.0859	20.4417	28.2821	44.2241	0.4198	0.8247	0.9881
30	30	10.0358	0.0819	18.6668	26.3771	42.1856	0.3277	0.7756	0.9808
40	30	9.6342	0.0734	17.2737	22.9870	41.9143	0.2685	0.6437	0.9797
50	30	9.2478	0.0668	16.1632	17.3112	41.6745	0.2260	0.4146	0.9785
60	30	8.8433	0.0597	15.0533	10.7820	45.8519	0.1904	0.2008	0.9915
70	30	8.4193	0.0555	14.3347	8.1852	45.4819	0.1705	0.1151	0.9907
80	30	7.9435	0.0499	13.3505	7.6377	45.1473	0.1397	0.0740	0.9898
90	30	7.4917	0.443	12.9321	7.5347	42.3004	0.1346	0.0589	0.9807
100	30	7.0417	0.0415	12.3389	7.4990	40.0219	0.1101	0.0503	0.9675

文中方法去除高斯-随机值脉冲混合噪声的效果见图 4。在高斯-随机值脉冲混合噪声中, 高斯白噪声的方差为 100, 随机值脉冲噪声的密度为 50%以及随机中间值占 5%。图 4b 和图 4c 是利用式(11)获得的 2 幅噪声图像, 且式(11)中随机参数 randn(1)为 0.35。图 4b 为叠加了方差 100 和密度 50%的高斯-随机值脉冲混合噪声的噪声图像; 图 4c 则为叠加了图 4b 中 35%的混合噪声的噪声图像; 图 4d 为分离出的原图, 与图 4a 的原图在视觉上相似, 且无明显边缘模糊、噪声残留等现象出现; 图 4e 为分离出的噪声, 只存在少量原图轮廓信息。由此

可见, 文中方法可有效地复原被严重的高斯-随机值脉冲混合噪声污染的图像。

当 $\sigma^2=10$, $h=5\%$, $r=5\%$ 时的高斯-随机值脉冲混合噪声图像及其 3 种不同方法所得的去噪效果见图 5, 当 $\sigma^2=40$, $h=30\%$, $r=5\%$ 时的高斯-随机值脉冲混合噪声图像及其 3 种不同方法所得的去噪效果见图 6。图 5a 的噪声污染较轻微, 图 6a 的噪声污染较严重。可见, 当混合噪声较弱时, 3 种方法去噪后效果均较好, 当混合噪声较强时, 文中方法去噪效果要明显优于其他 2 种方法。



图 4 文中方法去除高斯-随机值脉冲混合噪声的效果
Fig.4 Result recovered from a Gaussian-Random-valued impulse noise image



图 5 高斯-随机值脉冲混合噪声去除效果比较 ($\sigma^2=10, h=5\%, r=5\%$)
Fig.5 Comparison of results recovered from a Gaussian-Random-valued impulse noise image when $\sigma^2=10, h=5\%$ and $r=5\%$



图 6 高斯-随机值脉冲混合噪声去除效果比较 ($\sigma^2=40, h=30\%, r=5\%$)
Fig.5 Comparison of results recovered from a Gaussian-Random-valued impulse noise image when $\sigma^2=40, h=30\%$ and $r=5\%$

3 种方法去除高斯-随机值脉冲混合噪声后的 PSNR 值和 MSSIM 值见表 2。混合噪声中，高斯

表 2 高斯-随机值脉冲噪声的混合噪声去除效果的 PSNR 和 MSSIM

Tab.2 PSNR values (dB) and MSSIM values of results recovered from a Gaussian-Random-valued impulse noise image										
噪声图像					PSNR			MSSIM		
方差	$h/\%$	$r/\%$	PSNR	MSSIM	L1-L0稀疏方法	WESNR方法	文中方法	L1-L0稀疏方法	WESNR方法	文中方法
10	5	5	20.7419	0.4716	28.5901	31.1427	49.97	0.7462	0.8862	0.9963
20	5	5	18.9326	0.3573	23.9613	28.7661	47.2413	0.5281	0.8326	0.9933
30	5	5	16.9743	0.2697	21.2464	27.2308	46.5684	0.4052	0.7935	0.9921
40	5	5	15.1959	0.2105	19.4966	25.8214	47.6662	0.3261	0.7451	0.9937
50	5	5	13.6022	0.166	18.3046	22.4127	43.1234	0.2765	0.6037	0.9826
60	5	5	12.2189	0.1344	17.3408	17.3196	44.1172	0.2362	0.3991	0.9859
70	5	5	11.0261	0.1103	16.6064	11.6102	44.3095	0.2141	0.2405	0.9865
80	5	5	10.0152	0.0923	16.0617	9.0203	42.6497	0.1902	0.1604	0.9804
90	5	5	9.0451	0.0777	15.3996	8.0709	40.2604	0.1763	0.1121	0.9668
100	5	5	8.13 2	0.0641	15.0196	7.8953	40.3675	0.1636	0.0944	0.9675
10	30	5	13.7605	0.1617	24.0235	23.7063	41.4602	0.5713	0.6523	0.9834
20	30	5	13.4139	0.1475	21.8757	24.6393	41.5375	0.4396	0.7214	0.9835
30	30	5	12.9914	0.137	19.8839	23.2029	41.7337	0.3419	0.6808	0.9841
40	30	5	12.301	0.1175	18.4951	20.5487	42.2812	0.2815	0.5681	0.9855
50	30	5	11.5997	0.1039	17.3754	16.5196	41.2865	0.2364	0.4022	0.9818
60	30	5	10.9429	0.0918	16.5475	12.7649	45.6295	0.2041	0.2855	0.9929
70	30	5	10.2572	0.0788	15.7736	9.9528	40.7791	0.1782	0.2021	0.9786
80	30	5	9.5515	0.0685	15.1322	8.5961	44.4257	0.1555	0.1509	0.9904
90	30	5	8.9066	0.0619	14.5722	8.1886	42.0553	0.1377	0.133	0.9832
100	30	5	8.2887	0.552	14.0036	7.995	39.9129	0.1195	0.1174	0.9724

白噪声的方差分别为 10, 20, ..., 100, 随机值脉冲噪声的密度分别为 5% 和 30%, 且随机中间值的密度为 5%。由表 2 中的 PSNR 值和 MSSIM 值可知, 当混合噪声中的随机值脉冲噪声较大时, WESNR 方法和 L1-L0 稀疏方法仍然存在较好噪声去除能力; 但当混合噪声中的高斯白噪声过大时, WESNR 方法和 L1-L0 稀疏方法去除混合噪声的效果则较差。文中方法获得的 PSNR 值和 MSSIM 值显示, 无论高斯-随机值脉冲混合噪声强弱, 该方法均可获得较高质量的去噪复原图像。

4 结语

高斯-脉冲混合噪声污染的图像中包含了奇异点或离群点, 且噪声水平越高奇异点或离群点的数量也越多。目前, 现有的一些混合噪声去噪方法比较适合含少量奇异点或离群点的图像, 对含大量奇异点或离群点的图像去噪效果不佳。文中提出了利用凸包优化通过盲源分离方式把混合噪声和原图作为信息源进行分离, 克服了奇异点或离群数据的影响, 因而即使在混合噪声污染比较严重的情况下也获得了较佳的去噪复原效果。文中方法不同于一般的图像去噪方法, 必须具有至少 2 幅噪声图像才可以复原原始图像, 增加了应用的复杂性。

参考文献:

- [1] BOVIK A C. Handbook of Image and Video Processing [M]. San Diego: Academic Press, 2012(1): 17.
- [2] LU K, HE N, LI L. Nonlocal Means-Based Denoising for Medical Images[J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2012(1): 17.
- [3] FOI A, KATKOVNIK V, EGIAZARIAN K. Pointwise Shape-adaptive DCT for High-quality Denoising and Deblocking of Grayscale and Color Images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(5): 1395—1411.
- [4] DONG W S, SHI G M, LI X. Nonlocal Image Restoration With Bilateral Variance Estimation: A Low-Rank Approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2): 700—711.
- [5] DONG Y Q, CHAN R H, XU S F. A Detection Statistic for Random-valued Impulse Noise[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(4): 1112—1120.
- [6] RAJAMANI A, KRISHNAVENI V, FEROSE H W, et al. A New Denoising Approach for the Removal of Impulse Noise from Color Images and Video Sequences[J]. Image Analysis & Stereology, 2012, 31(3): 185—191.
- [7] GAO G R, LIU Y P, LABATE D. A Two-stage Shearlet-based Approach for the Removal of Random-Valued Impulse Noise in Images[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2015, 32(3): 83—94.
- [8] GARNETT R, HUEGERICH T, CHUI C, et al. A Universal Noise Removal Algorithm with an Impulse Detector[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(11): 1747—1754.
- [9] LIN C H, TSAI J S, CHIU C T. Switching Bilateral Filter With a Texture/Noise Detector for Universal Noise Removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(9): 2307—2320.
- [10] JIANG J L, ZHANG L, YANG J. Mixed Noise Removal by Weighted Encoding With Sparse Nonlocal Regularization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(6): 2651—2662.
- [11] XIAO Y, ZENG T Y, YU J, et al. Restoration of Images Corrupted by Mixed Gaussian-impulse Noise via $l(1)-l(0)$ Minimization[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(8): 1708—1720.
- [12] RODRIGUEZ P, ROJAS R, WOHLBERG B. Mixed Gaussian-Impulse Noise Image Restoration via Total Variation[J]. 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2012(1): 1077—1080.
- [13] LIU J, TAI X C, HUANG H, et al. A Weighted Dictionary Learning Model for Denoising Images Corrupted by Mixed Noise[J]. IEEE Trans Image Process, 2013, 22(3): 8—20.
- [14] FILIPOVIC M, JUKIC A. Restoration of Images Corrupted by Mixed Gaussian-Impulse Noise by Iterative Soft-Hard Thresholding[C]. Lisbon: European Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2014.
- [15] CHAN T H, MA W K, CHI C Y, et al. A Convex Analysis Framework for Blind Separation of Non-negative Sources[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(10): 5120—5134.
- [16] HUA Y B, SARKAR T K. On Svd for Estimating Generalized Eigenvalues of Singular Matrix Pencil in Noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(4): 892—900.
- [17] HUBER P. Robust Statistics[M]. Hoboken: Wiley-Interscience, 2004.
- [18] CRUCES S. Bounded Component Analysis of Linear Mixtures: A Criterion of Minimum Convex Perimeter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(4): 2141—2154.
- [19] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600—612.