

基于图像局部曲面可展化的混合噪声抑制算法

王满利 马凤颖* 张长森

(河南理工大学物理与电子信息学院 焦作 454000)

摘 要: 为满足基于旋翼无人机(UAV)载具的室外目标检测所需的低资源开销混合噪声抑制, 该文提出一种基于图像局部曲面可展化的混合噪声抑制算法(DLS), 该算法实现了局部曲面可展化算法和分层降噪算法优势互补, 达到了两算法各自无法企及的降噪效果。首先, 对图像进行局部可展化处理, 抑制图像的椒盐噪声和低密度高斯噪声, 得到初步降噪图像; 接着, 在空间域和傅里叶域分层降噪, 在去除高斯噪声残余的同时, 最大限度地保留图像边缘、纹理等细节; 最后, 迭代局部曲面可展化和分层降噪, 进一步去除混合噪声残余成分, 达到抑制目标检测图像混合噪声的目的。实验结果表明, 在去除图像混合噪声时, 相比于其他7种降噪算法, 本文算法具有一定的优势, 其降噪图像的主观视觉指标和客观数据指标统计优于其他7种算法。

关键词: 图像降噪; 混合噪声; 局部曲面可展化; 分层降噪; 迭代降噪

中图分类号: TN911.73; TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)11-3291-10

DOI: [10.11999/JEIT201096](https://doi.org/10.11999/JEIT201096)

Mixed Noise Suppression Algorithm Based on Developable Local Surface of Image

WANG Manli MA Fengying ZHANG Changsen

(School of Physics & Electronic Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: In order to meet the requirement of low resource cost and mixed noise suppression for outdoor target detection based on rotor Unmanned Aerial Vehicle (UAV), a mixed noise suppression algorithm based on Developable Local Surface (DLS) is proposed. This algorithm realizes the complementary advantages of the developable local surface algorithm and the layered noise reduction algorithm, and achieves the noise reduction effect that the neither algorithm can reach. Firstly, the developable local surface of image is used to suppress salt & pepper noise and low-density Gaussian noise in the image to obtain a preliminary denoised image. Then, the layered noise reduction in the spatial domain and the Fourier domain is carried, removing Gaussian noise and maximize the preservation of image edges, textures and other details. Finally, iteratively developable local surface and layered noise reduction to remove further residual components of mixed noise to achieve the purpose of suppressing mixed noise in target detection images. The experimental results show that the proposed algorithm has certain advantages over the other seven algorithms in removing mixed noise, and its subjective visual index and objective data index statistics are superior to those of the other seven algorithms.

Key words: Image denoising; Mixed noise; Developable local surface; Layered noise reduction; Iteratively denoising

收稿日期: 2020-12-30; 改回日期: 2021-05-22; 网络出版: 2021-06-07

*通信作者: 马凤颖 15139168603@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(52074305), 河南省科技攻关(212102210005), 河南理工大学光电传感与智能测控河南省工程实验室开放基金(HELPSIMC-2020-00X)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (52074305), The Science and Technology Research in Henan Province (212102210005), The Henan Polytechnic University Photoelectric Sensing and Intelligent Measurement and Control Provincial Program Laboratory Open Fund (HELPSIMC-2020-00X)

1 引言

近年来,随着目标检测技术的快速发展,基于旋翼无人机载具的目标检测逐渐进入人们的视野。但是,对于室外目标检测而言,因室外复杂的成像,导致采集图像富含多种类型的噪声,严重影响了目标检测的准确度。因此,图像降噪成为目标检测图像处理的首要环节^[1],图像去噪同样在医学图像处理任务(肿瘤检测、分类、分割)中十分重要,电子计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)的重建和去噪对于医学图像的临床分析具有关键作用^[2-4]。对于旋翼无人机载具而言,因其所携带的硬件资源有限,要求降噪算法必须具有低资源开销特性;又因室外采集图像噪声的多类型特征,要求降噪算法必须具备去除混合噪声的能力。

常用的图像降噪算法包括:空域降噪算法^[5]、变换域降噪算法^[6,7]以及基于深度机器学习的降噪算法^[8,9]等。

传统空域降噪算法的降噪效率较高,但是会引起较为严重的图像边缘细节损失,随着空域降噪理论的发展,出现了兼顾图像边缘保持与噪声抑制的空域降噪算法,该类算法在提高图像边缘保持性能的同时会相对牺牲部分噪声抑制性能,且其多由迭代求解,算法复杂耗时,多数算法仅对单一类型的噪声有效。变换域降噪算法在去除图像噪声的同时能较好地保持图像的细节信息,但容易引起吉布斯效应^[10]或振铃效应^[11],且变换域降噪算法大多对混合噪声无能为力。基于深度学习的图像降噪算法的降噪效果依赖于学习图像数据集、深度网络的结构以及目标损失函数的设置,降噪效果显著却以高计算复杂度、高硬件设备开销为代价。

由以上分析可知,现有的降噪算法要么仅对单一类型噪声有效,要么算法复杂需要高的资源开销,很难满足旋翼无人机载具的低资源开销、且能有效抑制混合噪声的需求;又因室外采集图像普遍包含高斯噪声(Gaussian Noise, GN)和椒盐噪声

(Salt & Pepper Noise, SPN),因此,本文开展低资源需求的混合噪声(本文的混合噪声由高斯噪声和椒盐噪声构成)抑制算法研究。

本文在全变分滤波和均值曲率滤波去除噪声的思想启发下,研究了基于图像局部曲面可展化的混合噪声抑制算法(mixed noise suppression algorithm based on Developable Local Surface of image, DLS)。首先,对含有混合噪声的图像进行局部可展化处理(Developable Processing of local surface, DP),得到初步降噪图像;其次,在空间域和变换域分别对高对比度层图像和低对比度层图像进行降噪处理;最后,迭代去除混合噪声中的椒盐噪声和高斯噪声,在有效去除混合噪声的同时保留图像细节信息,得到最终降噪图像,完成降噪过程。

2 混合噪声的模型及其抑制方法

图像局部曲面可展化(为方便表述,简称为DP)能有效消除混合噪声图像的椒盐噪声和部分高斯噪声,使得处理后的混合噪声近似为高斯噪声。使用局部曲面可展化算法对混合噪声图像处理,得到直方图对比图如图1所示。图1(a)为 512×512 的灰度图像添加均值为0,方差为20的高斯噪声图像对应的直方图,图1(b)为高斯噪声图像添加密度为0.05的椒盐噪声对应的混合噪声图像直方图,图1(c)为经DP处理后图像的直方图。由图1(b)可知混合噪声图像不再满足高斯分布,与图1(b)相比,图1(c)显著抑制了直方图两边缘0像素和1像素的统计柱图,图1(c)中整体直方图近似为高斯分布。

基于图像局部曲面可展化的混合噪声抑制模型框架如图2所示。由图2可知,基于图像局部曲面可展化的混合噪声抑制算法实现过程如下:首先,将混合噪声(高斯噪声方差为20,椒盐噪声密度为0.05)图像经DP处理,得到初步降噪图像;然后将初步降噪图像分为高对比度层和低对比度层,在空间域和傅里叶域分别对高对比度层和低对比度层图

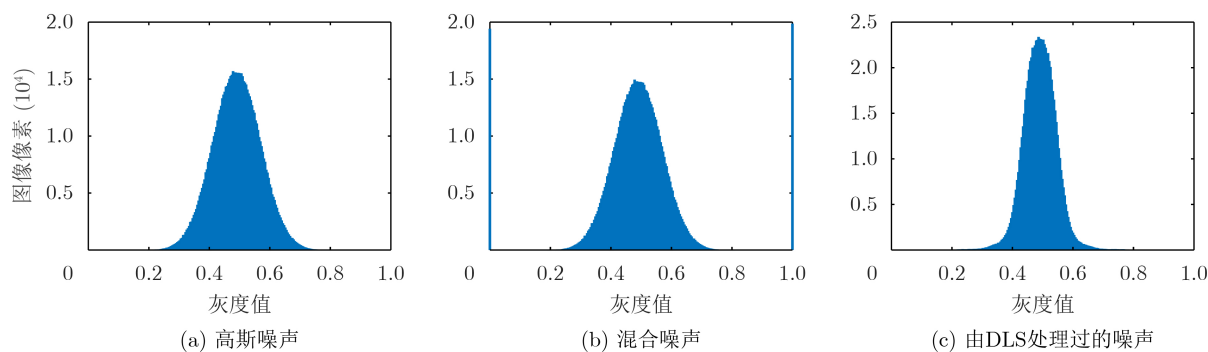


图1 局部曲面可展化的直方图对比

像噪声进行抑制；最后迭代执行局部曲面可展化算法和分层降噪算法，直至满足终止迭代条件。

2.1 混合噪声模型

高斯噪声和椒盐噪声是可见光图像中最常见的两种噪声，因此，本文研究的混合噪声就由不同方差的高斯噪声和椒盐噪声构成，高斯噪声和椒盐噪声都属于加性噪声，该类混合噪声可由式(1)所述的噪声模型表示

$$f = u + n + s \quad (1)$$

其中， f 为含有混合噪声的原图像， u 为目标图像， n 为混合噪声中的高斯噪声成分， s 为混合噪声中的椒盐噪声成分。

目前单独针对去除单一类型的高斯噪声或椒盐噪声的降噪算法已比较成熟，但是，真实的噪声图像往往不是单一类型噪声，导致现有的成熟降噪算法无法直接应用。但是，假如借助某一算法能使混合噪声近似为高斯噪声，则就可以借助现有成熟的高斯噪声降噪算法实现噪声的抑制。经过查阅文献[12-14]发现高斯曲率滤波器使用的图像局部曲面可展化恰好具备上述功能。混合噪声图像局部曲面可展化可以快速地消除椒盐噪声对图像的干扰，同时，图像局部曲面可展化能在强保持图像边缘下消除部分高斯噪声，使图像的混合噪声近似为高斯噪声。因此，借助图像局部曲面可展化可使式(1)转化为式(2)

$$f = u + n + s = u + n_d + n_g + s_d \quad (2)$$

其中， s_d 为局部曲面可展化去除的椒盐噪声， n_d 为局部曲面可展化过程中去除的部分高斯噪声， n_g 为近似高斯噪声成分。

混合噪声图像执行一次局部曲面可展化后的结果如图3所示。

图3(b)为经局部曲面可展化算法处理过的图像，图像中的椒盐噪声被有效去除，同时去除了部分高斯噪声，残余噪声几乎全为高斯噪声成分。由图3(c)的差分图像也可以看到，去除的噪声中椒盐噪声占据主体，也有部分高斯噪声成分。

2.2 局部曲面可展化的混合噪声抑制模型

混合噪声图像经过曲面可展化后，抑制混合噪声问题转化为去除近似高斯噪声问题。

借鉴分层降噪思想，利用分层降噪实现近似高斯噪声的抑制。为了提高分层降噪图像的质量，本文采用迭代降噪思想，在分层降噪之后，再次迭代执行局部曲面可展化与分层降噪，实现混合噪声残余的进一步抑制。

根据上述思想，设计式(3)所示混合噪声抑制目标函数实现混合噪声的迭代去除

$$\varepsilon(u) = \|u - f\|_2^2 + \lambda \sum_{\Omega} \sigma_s(U) + (1 - \lambda) \sum_{\Omega} \sigma_1(U) \quad (3)$$

式(3)中 $\|u - f\|_2^2$ 为保真项，使降噪算法处理后的图

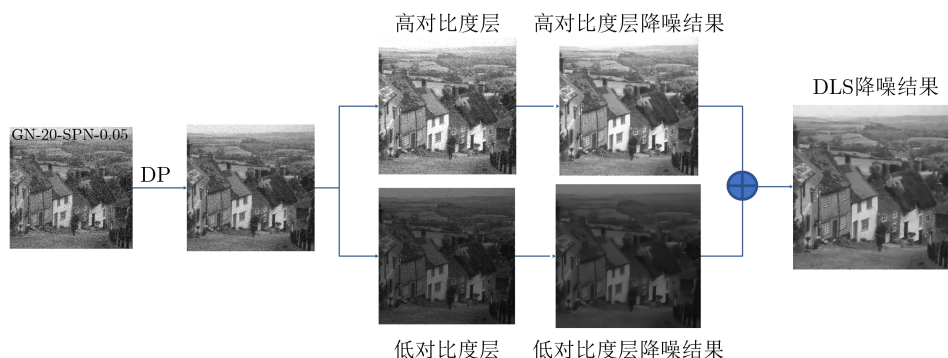
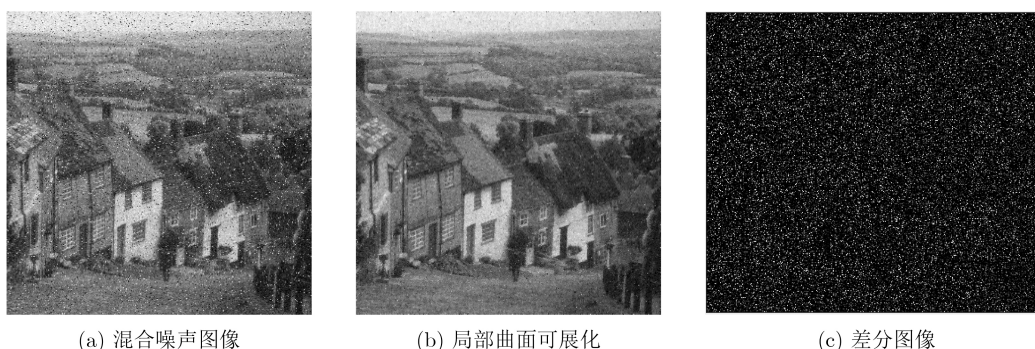


图2 基于图像局部曲面可展化的混合噪声抑制模型框架



(a) 混合噪声图像

(b) 局部曲面可展化

(c) 差分图像

图3 局部曲面可展化降噪结果

像尽可能接近原图像, $\sigma_s(U)$ 为局部曲面可展化的正则项, 表示像素点 $U_{i,j}$ 与其8邻域像素的方差, 被噪声污染的像素点与其8邻域像素点差值很大, 增大了局部方差^[15], $\sigma_1(U)$ 为双域分层降噪的正则项。为方便表述, 定义经高斯曲率滤波处理后的图像为 y_1 , 仔细观察可发现 y_1 有部分高斯噪声残留, 故使用双域分层降噪算法对 y_1 进行进一步降噪, 完成一次降噪算法迭代, λ 为正则化系数, 取值范围为(0,1), 起到平衡局部曲面可展化和双域分层降噪的正则作用。 $\sigma_1(U)$ 的显式表达式见3.2节, $\sigma_s(U)$ 的显式表达式如式(4)所示

$$\left. \begin{aligned} \bar{U}_w &= \frac{\sum_w U_{i,j}}{9} \\ \sigma_s(U) &= \sum_w (U - \bar{U}_w)^2 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中, w 为像素点 $U_{i,j}$ 的 3×3 邻域局部窗, $\bar{U}_w$ 为局部域的像素值期望, $\sigma_s(U)$ 为像素点 $U_{i,j}$ 与其8邻域像素的方差。

3 局部曲面可展化和分层降噪

为提高目标检测与识别的精确度, 本文通过对图像进行局部可展化处理, 抑制图像中的椒盐噪声和低密度高斯噪声, 在空间域和傅里叶域分别对高对比度图像和低对比度图像进行分层降噪, 在去除高斯噪声的同时, 保留图像边缘、纹理等细节, 实现目标检测场景下的混合噪声抑制。

3.1 图像局部曲面可展化

由微分几何原理可知, 可展曲面 S_d 可由其切平面 TS_d 局部逼近, S_d 与 TS_d 之间的关系满足: $\forall m \in S_d, \forall \varepsilon > 0, \exists m_0 \in S_d, 0 < |m - m_0| < \varepsilon, \text{s.t. } m \in TS_d(m_0)$ 。

上述原理涉及3类可展曲面, 有且仅有3类可展曲面, 分别是柱面、锥面和切线可展曲面。此原理为局部曲面可展化的理论基础, 局部曲面可展化的具体实施过程如下: 图像曲面 S 上任意一点 m , 首先枚举点 m 邻域内所有切平面 $TS_d^k, k = 1, 2, \dots, N$; 接着计算点 m 到切平面 TS_d^k 的距离 $d_k, k = 1, 2, \dots, N$, 得到绝对值最小值 $|d_m| = \min\{|d_i|, i = 1, 2, \dots, 8\}$; 然后将最小绝对值最小值距离 $|d_m|$ 对应的切平面 TS_{dmin} 近似为可展曲面, 近邻投影使得图像曲面更加可展; 最后将最小绝对值最小值距离 $|d_m|$ 与点 m 处的像素值 $U_{i,j}$ 相加, 即将点 m 移至切平面 TS_{dmin} , 完成 $U_{i,j}$ 值的更新, 完成一次 $U_{i,j}$ 的局部曲面向可展曲面演化。

首先对含有混合噪声的图像进行局部可展化处理, 使得图像局部曲面向可展曲面演化, 改变图像中的噪声分布, 抑制图像中的椒盐噪声和低密度高

斯噪声, 得到初步降噪图像。图像局部曲面向可展曲面演化是在得到当前点到切平面8种距离 $\{d_i, i = 1, 2, \dots, 8\}$ 的绝对值最小值 $|d_m|$ 后, 完成一次像素点 $U_{i,j}$ 的局部可展化。如式(5)所示

$$\left. \begin{aligned} d_1 &= \frac{U(i-1, j) + U(i+1, j)}{2} - U(i, j) \\ d_2 &= \frac{U(i, j-1) + U(i, j+1)}{2} - U(i, j) \\ d_3 &= \frac{U(i-1, j-1) + U(i+1, j+1)}{2} - U(i, j) \\ d_4 &= \frac{U(i-1, j+1) + U(i+1, j-1)}{2} - U(i, j) \\ d_5 &= \frac{U(i-1, j) + U(i, j-1) - U(i-1, j-1)}{3} \\ &\quad - U(i, j) \\ d_6 &= \frac{U(i-1, j) + U(i, j+1) - U(i-1, j+1)}{3} \\ &\quad - U(i, j) \\ d_7 &= \frac{U(i, j-1) + U(i+1, j) - U(i+1, j-1)}{3} \\ &\quad - U(i, j) \\ d_8 &= \frac{U(i, j+1) + U(i+1, j) - U(i+1, j+1)}{3} \\ &\quad - U(i, j) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

$$|d_m| = \min\{|d_i|, i = 1, 2, \dots, 8\} \quad (6)$$

$$U(i, j) = U(i, j) + d_m \quad (7)$$

根据式(7)完成 $U_{i,j}$ 值的更新, 完成一次 $U_{i,j}$ 的局部曲面向可展曲面演化。采用同样方法更新其他子域中的像素点, 实现整幅图像的局部可展化, 得到初步降噪图像。

3.2 分层降噪

3.2.1 高对比度层图像降噪

经图像局部曲面可展化处理后的初步降噪图像可近似为两个去噪层的和: $x = s + S$, 其中 s 为高对比度图像, S 为低对比度图像。在空间域处理初步降噪图像的高对比度图像, 利用导波图像 g 对含有噪声的图像 y 进行滤波, 接着使用联合双边滤波算法计算像素 p 的去噪后的高对比度值 $\tilde{s}_p$, 然后使用双边滤波核对有导图像和去噪后的高对比度图像进行分层滤波^[16,17]

$$k_{p,q} = e^{-\frac{|p-q|^2}{2\sigma_s^2}} e^{-\frac{|g_p - g_q|^2}{\gamma_r \sigma_g^2}} \quad (8)$$

$$\tilde{g}_p = \frac{\sum_{q \in N_p} k_{p,q} g_q}{\sum_{q \in N_p} k_{p,q}} \quad (9)$$

$$\tilde{s}_p = \frac{\sum_{q \in N_p} k_{p,q} y_q}{\sum_{q \in N_p} k_{p,q}} \quad (10)$$

式(8)中, 在一个以每个像素 p 为中心的正方形邻域窗口 N_p 上定义双边核, $q \in N_p, k_{p,q}$ 为双边滤波核, σ_s 为双边滤波空间核, 决定着空间距离的变化, σ_1 为经小波噪声方差估计修正后的方差, γ_f 为双边范围参数, 决定像素值之间的差异。式(9)中, $\tilde{g}_p$ 为导波图像, 式(10)中, y_p 是有噪声图像, $\tilde{s}_p$ 为经滤波处理过的含有混合噪声的高对比度图像。

对含有混合噪声的图像进行局部可展化处理后, 图像中的噪声近似为高斯噪声, 本文使用Symlets小波系的Sym5小波对噪声图像做单尺度分解, 以对角小波细节系数 h_f 的中位数估计噪声标准方差 σ_1

$$\sigma_1 = \frac{\text{median}(\text{abs}(h_f))}{0.6745} \quad (11)$$

其中, $\text{median}()$ 表示取中位数运算, h_f 为对角小波细节系数, $\text{abs}()$ 表示取绝对值运算, 0.6745为高斯噪声标准方差的调整系数。

3.2.2 低对比度层图像降噪

通过提取低对比度信号并进行短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)来准备频域的小波收缩, 处理低对比度图像, 其核心思想是收缩有噪声的傅里叶系数 $S_{p,f}$, 然后将其转换到空间域, 频域 F_p 上的非归一化离散傅里叶逆变换的实质是, 通过得到所有缩小的小波系数的平均值, 从而得到低对比度的值, 在抑制低对比度图像高斯噪声的同时保留图像边缘、纹理等细节。具体实施过程如下:

通过从 g_p 和 y_p 中减去双边滤波后的 $\tilde{g}_p$ 和 $\tilde{s}_p$ 值, 再乘以滤波核 $k_{p,q}$, 得到低对比度信号。假设滤波核 $k_{p,q}$ 是无噪声的, 得出

$$\sigma_{p,f}^2 = \sigma_1^2 \sum_{q \in N_p} k_{p,q}^2 \quad (12)$$

其中, $\sigma_{p,f}^2$ 为含有噪声的傅里叶系数的方差, 频率 f 是在频域窗口 F_p 下定义的, F_p 与空间域 N_p 有同样尺寸, 得出

$$G_{p,f} = \sum_{q \in N_p} e^{-\frac{2\pi i(q-p) \cdot f}{2r+1}} \cdot k_{p,q}(g_p - \tilde{g}_p) \quad (13)$$

$$S_{p,f} = \sum_{q \in N_p} e^{-\frac{2\pi i(q-p) \cdot f}{2r+1}} \cdot k_{p,q}(y_q - \tilde{s}_p) \quad (14)$$

其中, $G_{p,f}$ 为导波图像的傅里叶系数, r 为正方形邻域窗口 N_p 的窗口半径; 式(14)中, $S_{p,f}$ 为含有噪声的傅里叶系数。接着, 在傅里叶域实现小波收缩, 其核心思想是收缩有噪声的傅里叶系数 $S_{p,f}$, 然后通过非归一化离散傅里叶逆变换, 将其转换到空间域, 得出

$$\tilde{S}_p = \frac{1}{|F_p|} \sum_{f \in F_p} K_{p,f} S_{p,f} \quad (15)$$

其中, 小波收缩因子为

$$K_{p,f} = e^{-\frac{\gamma_f \sigma_{p,f}^2}{|G_{p,f}|^2}} \quad (16)$$

式(8)和式(16)中滤波核 $k_{p,q}$ 和收缩因子 $K_{p,f}$ 都是在导波图像的傅里叶系数 $G_{p,f}$ 的基础上定义的, 小波收缩因子 $K_{p,f}$ 采用欧氏距离倒数 $\sigma_{p,f}^2/|G_{p,f}|^2$ 进行构造, γ_f 为小波收缩因子调整参数, $K_{p,f}$ 的效应对高频噪声系数进行抑制。

3.3 算法实现

基于图像局部曲面可展化的混合噪声抑制算法具体实施步骤如下:

(1) 对混合噪声图像进行局部曲面可展化处理, 其迭代次数为1, 输出图像 U_1 。

(2) 将 U_1 分为高对比度层和低对比度层, 在空间域和变换域分别对高对比度层和低对比度层图像降噪, 输出图像 U_2 。

(3) 对 U_2 进行图像局部可展化处理, 其迭代次数为1, 输出图像 U_3 , 判断 U_3 是否满足终止迭代条件, 若满足, 则终止迭代, 并输出 U_3 作为最终降噪图像; 若不满足, 则令 $U_3 = U_1$, 转步骤(2)执行, 直至满足算法停止条件。

基于图像局部曲面可展化的混合噪声抑制算法实现流程图如图4所示。

4 数值实验

数值实验主要包括两部分内容:

- (1) 验证DLS算法抑制混合噪声的有效性;
- (2) 将DLS算法与双域降噪算法(Dual-Domain Image Denoising, DDID^[17])、高斯曲率滤波器(Gaussian Curvature Filter, GCF^[12,13])、3维块

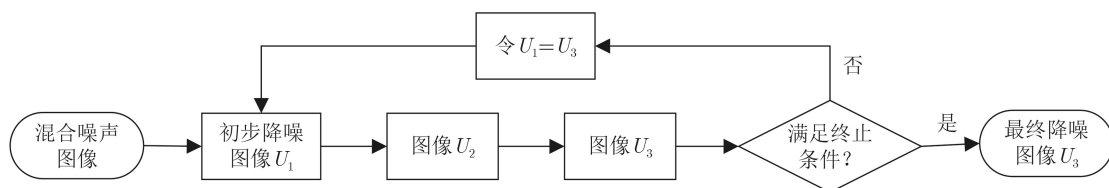


图4 基于图像局部曲面可展化的混合噪声抑制算法实现流程图

匹配滤波算法(Block-Matching and 3D filtering, BM3D^[18])、极小曲面滤波器(Minimal Surface Filter, MSF^[14])、加权联合稀疏表示(Weighted Joint Sparse Representation, WJSR^[19])、三边滤波器(Triateral Filter, TF^[20])和一种快速灵活的去噪卷积神经网络(a Fast and Flexible Denoising convolutional neural Network, FFDNet^[8])7种算法进行比较,从视觉感知和客观数据方面验证DLS算法的性能优劣。

本文在BSD68和Set12上广泛地测试了DLS算法的有效性,其综合性能如表1所示,并与现有的一些方法进行了比较。下面抽取实验中的6幅测试图像说明算法性能,其中,LI1为house图片,LI2为采用旋翼无人机载具的室外真实数据图片。为客观评价本文提出算法的降噪性能,选用峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)、均方误差(Mean Square Error, MSE)和结构相似性(Structural SIMilarity index, SSIM)指标对不同滤波器去噪后的图像进行定量测量。

为验证DLS算法的可行性,将局部可展化算法和DLS算法进行对比研究,结果如图5所示。

表1 DLS算法在BSD68和Set12的数据集的综合性能

数据集	指标数据		
	PSNR	MSE	SSIM
Set12	29.8146	18.2188	0.8630
BSD68	28.9350	24.1347	0.8266

图5(a)和图5(d)为由高斯噪声和椒盐噪声组成的混合噪声图片,图5(b)和图5(e)为经局部曲面可展化处理后的图片,图5(b)和图5(e)中的椒盐噪声被有效去除,同时去除了部分高斯噪声,残余噪声几乎全部为高斯噪声成分,图5(c)和图5(f)为经DLS算法降噪后的图片,将经局部可展化处理后的图片进行分层降噪,可以明显看出,图像中的残余噪声被有效去除,同时保留了图像的边缘、纹理等细节,因此,DLS算法是可行的。

DLS计算复杂度为 $O(N^2(1 + \lg N))$,其中 N 为图片像素总数。下面以boat图片为例,从客观数据方面验证DLS算法的可行性。图6直方图中红色柱图为DLS算法指标,黑色柱图为经局部曲面可展化算法处理后的算法指标,由图6可以明显看出,DLS算法的PSNR指标明显高于局部曲面可展化算法,混合噪声密度越大,DLS算法优势越明显;在高斯噪声方差为5,椒盐噪声密度为0.03的混合噪声下,DP算法的MSE指标和SSIM指标性能优于DLS算法,随着噪声密度加大,DLS算法的MSE指标和SSIM指标性能明显比DP算法性能好,综合视觉感知和客观数据可知,DLS能有效抑制混合噪声。

通过分析混合噪声图像的局部方差可知,被噪声污染的像素点与其8邻域像素点差值很大,增大了局部方差,随着算法迭代次数的增加,像素点 $U_{i,j}$ 与其8邻域像素的方差缓慢下降,逐渐趋于平稳。图像在高斯噪声方差为10,椒盐噪声密度为0.05的混合噪声下,对应的基于图像局部曲面可展



图5 DLS算法降噪视觉效果图

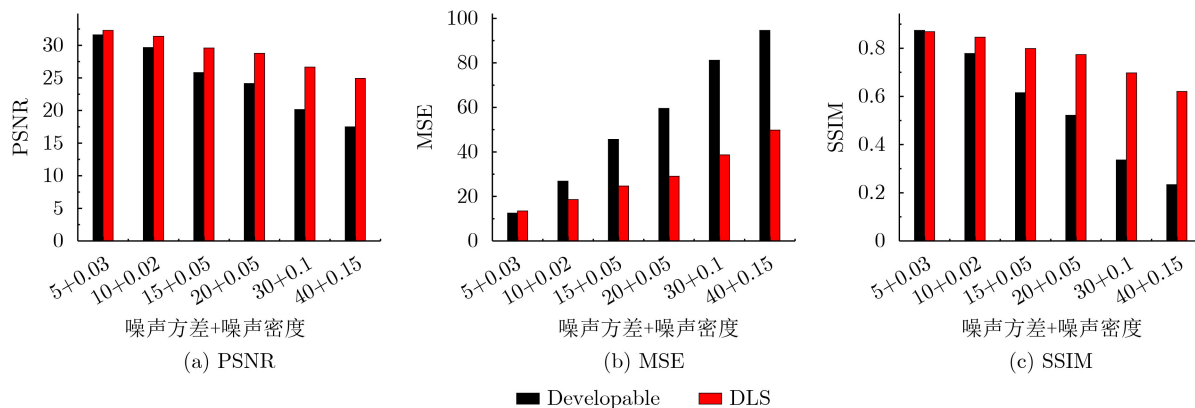


图6 DLS算法对boat图片的降噪算法指标图

化的混合噪声抑制算法迭代执行过程中局部方差折线图如图7所示。由图7可知,随着DLS算法迭代次数的增加,噪声图像的局部方差缓慢下降,条件满足终止迭代。

经验证DLS算法能有效抑制图像中的混合噪声,接下来将DLS算法与DDID, GCF, BM3D, MSF, WJSR, TF和FFDNet 7种算法进行比较,从视觉感知和客观数据方面验证DLS算法的性能与优劣。

以LI1和LI2测试图像进行对比实验,测试图像混合噪声由方差为10的高斯噪声和密度为0.05的椒盐噪声构成。首先从视觉角度来分析DLS算法的性能,8种降噪算法的降噪结果如图8所示。由图8可知,经DDID, BM3D和FFDNet算法降噪后图像存在明显椒盐噪声残余,由局部放大图可以看出,残留噪声严重影响图像质量和视觉效果,其中基于深度机器学习的FFDNet降噪算法采用了算法源程序和训练结果,由于FFDNet只能去除高斯噪声,且训练数据集也均为只含有高斯噪声的图片,故FFDNet算法对椒盐噪声无能为力。经GCF和MSF算法降噪过的图像存在明显斑块,由局部放大图可以发现,斑块造成严重的图像细节损失。经WJSR和TF算法降噪后的图像存在振铃现象,由其局部放大图可知,振铃现象造成图像模糊,严重影响图像质量。DLS算法降噪图像不存在振铃现象和明显的

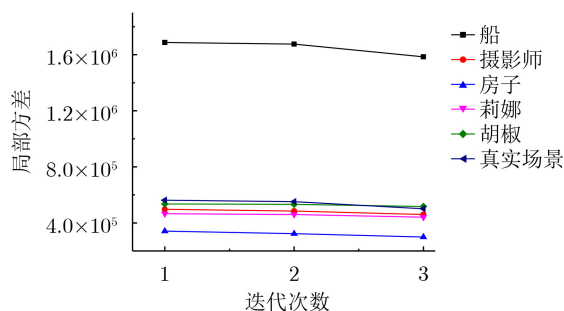
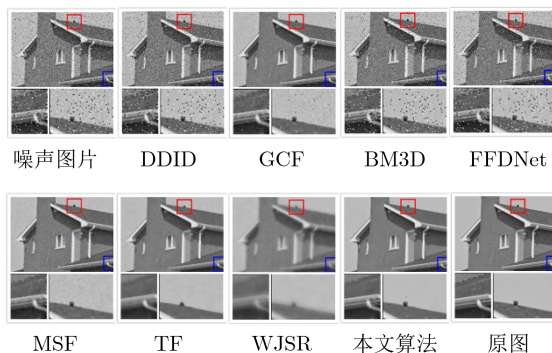
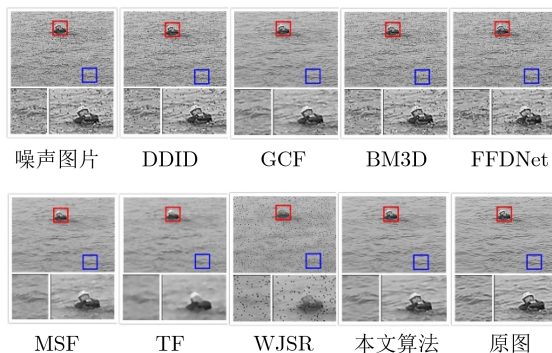


图7 局部方差



(a) LI1降噪结果对比



(b) LI2降噪结果对比

图8 LI1-LI2降噪结果对比

斑块,由局部放大图可以明显看出,经DLS算法处理过的图像平滑,视觉效果好且未发现噪声残余。

由视觉比较可知,DLS算法能有效抑制混合噪声。为进一步验证DLS算法的性能,本文将LI1和LI2图像的MSE和SSIM指标以表格形式展示,PSNR指标以折线图形式展现,并展开详细阐述。

LI1和LI2图像在不同混合噪声浓度下的MSE和SSIM指标数据分别如表2和表3所示,表2中的黑体字表示同组数据的最小值,表3中的黑体字表示同组数据的最大值。

分析表2 8种降噪算法的MSE数据可知,在两幅图像的12种数据中,DLS算法有7组MSE数据为最低,3组MSE数据仅次于最低的DDID算法,DDID在椒盐噪声密度较低时,其MSE指标较低,随着混合噪声密度变大,其MSE远远高于DLS算法;BM3D是当前降噪性能最好的算法之一,但BM3D也对混合噪声无能为力,其MSE远远高于DLS算法;高斯曲率滤波器能有效去除椒盐噪声和低密度高斯噪声,但对中、高密度高斯噪声去除效果不明显;FFDNet算法经卷积神经网络训练后能快速有效地去除高斯噪声,但对未训练过的椒盐噪声无能为力;DLS算法与其他3种抑制混合噪声算法相比,其MSE指标远远低于WJSR, TF和MSF,虽然在混合噪声密度较小的情况下,TF和MSF有几组数据的MSE指标与DLS算法的MSE指标接近,随着混合噪声密度变大,TF算法和MSF算法性能远远不及DLS算法,总体来说,DLS算法性能优于其他7种算法的降噪性能。

对比表3的SSIM数据可知,DLS算法的SSIM指标数据有10组为最优,其余2组数据仅低于GCF的SSIM指标,且与其十分接近。DLS算法的性能不仅比去除单一噪声的降噪算法好,且优于去除混合噪声的降噪算法。综合表2和表3的数据可知,DLS算法降噪图像的MSE指标和SSIM指标统计为最优。

接下来将LI1, LI2, Lena图像、peppers图像和

表 2 8种算法降噪图像的MSE统计

	GN+SPN	DDID	BM3D	GCF	WJSR	TF	MSF	FFDNet	本文方法
LI1	5+0.03	7.58	10.27	9.58	38.75	13.33	8.37	10.56	7.74
	10+0.02	10.34	13.16	24.11	37.81	14.84	17.08	15.81	11.38
	15+0.05	22.82	34.08	43.34	48.57	17.93	24.95	38.59	14.76
	20+0.05	31.31	34.58	58.09	52.46	22.67	31.31	46.23	18.80
	30+0.1	66.45	63.86	80.99	78.52	38.64	43.36	76.62	27.33
	40+0.15	88.56	80.35	93.71	106.95	63.63	55.36	88.58	40.67
LI2	5+0.03	11.99	13.49	19.03	53.03	51.80	28.15	12.19	25.69
	10+0.02	23.25	25.97	33.94	52.56	52.18	39.42	24.45	33.10
	15+0.05	40.29	47.39	50.79	58.33	53.63	49.09	46.01	41.83
	20+0.05	52.72	52.55	63.70	60.47	56.59	53.79	55.63	47.22
	30+0.1	84.11	72.29	83.03	73.15	68.97	61.86	75.99	55.43
	40+0.15	103.17	76.79	94.36	85.15	93.54	69.17	87.52	60.42

表 3 8种算法降噪图像的SSIM统计

	GN+SPN	DDID	BM3D	GCF	WJSR	TF	MSF	FFDNet	本文方法
LI1	5+0.03	0.448	0.464	0.850	0.791	0.860	0.889	0.462	0.894
	10+0.02	0.549	0.599	0.728	0.773	0.849	0.816	0.576	0.874
	15+0.05	0.319	0.371	0.544	0.733	0.827	0.754	0.345	0.851
	20+0.05	0.328	0.429	0.446	0.694	0.796	0.712	0.343	0.823
	30+0.1	0.191	0.273	0.280	0.591	0.694	0.633	0.191	0.757
	40+0.15	0.135	0.186	0.187	0.484	0.561	0.522	0.134	0.650
LI2	5+0.03	0.597	0.608	0.882	0.552	0.495	0.820	0.625	0.843
	10+0.02	0.656	0.689	0.814	0.535	0.489	0.733	0.685	0.800
	15+0.05	0.421	0.468	0.676	0.520	0.477	0.601	0.464	0.701
	20+0.05	0.434	0.497	0.584	0.497	0.459	0.532	0.453	0.651
	30+0.1	0.243	0.318	0.394	0.454	0.416	0.436	0.282	0.528
	40+0.15	0.173	0.243	0.273	0.409	0.363	0.386	0.197	0.456

4幅图像平均值的PSNR数据以折线图形式展现,进一步验证DLS算法的降噪性能,以及与其他混合降噪算法相比,DLS算法的性能与优劣。

8种降噪算法的PSNR指标如图9所示。图9中,4幅图像混合噪声由方差为15的高斯噪声和密度为0.05的椒盐噪声构成,图片的横坐标为不同图像和其对应的平均指数。“Mean”是4幅图像的平均值,其中红色折线为DLS算法的评价指标。由图9的折线图可以明显看出,DLS算法的PSNR指标在4幅图像和其均值处均优于其他降噪算法。由客观数据分析结果可以发现,DLS算法的PSNR,MSE和SSIM指标数据均为最优,相比于其他7种降噪算法,DLS算法具有明显的优越性。

综合视觉效果和客观数据实验,DLS算法在去除由高斯噪声和椒盐噪声组成的混合噪声中有明显优势。TF算法和MSF算法去除混合噪声算法性能

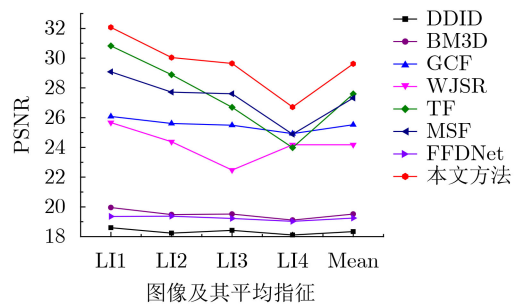


图 9 8种降噪算法的PSNR指标

比其他4种降噪算法性能好,但随着噪声密度变大,TF算法和MSF算法性能明显下降,总体来说并不如DLS算法理想。

5 结论

本文所提基于图像局部曲面可展化的混合噪声抑制算法,综合利用了图像局部可展化处理和分层

降噪算法, 使其优势互补, 实现了基于旋翼无人机载具目标检测所需的低资源开销混合噪声抑制。局部曲面可展化以多类型噪声抑制有效性与高效的椒盐噪声抑制性使混合噪声分布成为近似高斯分布; 分层降噪以强边缘保持性与高效的高斯噪声抑制性有效去除了近似高斯分布的噪声残余; 两算法的有机融合迭代, 实现了高效率的混合噪声抑制, 且有效避免了曲面可展化引起的斑块缺陷以及分层降噪引起的振铃现象。

参 考 文 献

- [1] 张强. 基于BM3D的彩色图像混合噪声滤波算法研究[D]. [硕士学位论文], 吉林大学, 2019.
ZHANG Qiang. Mixed noise filtering algorithm for color images based on BM3D[D]. [Master dissertation], Jilin University, 2019.
- [2] YIN Xiangrui, ZHAO Qianlong, LIU Jin, *et al.* Domain progressive 3D residual convolution network to improve low-dose CT imaging[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2019, 38(12): 2903–2913. doi: [10.1109/TMI.2019.2917258](https://doi.org/10.1109/TMI.2019.2917258).
- [3] LIU Jin, HU Yining, YANG Jian, *et al.* 3D feature constrained reconstruction for low-dose CT imaging[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018, 28(5): 1232–1247. doi: [10.1109/TCSVT.2016.2643009](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2016.2643009).
- [4] CHEN Yang, SHI Luyao, FENG Qianjing, *et al.* Artifact suppressed dictionary learning for low-dose CT image processing[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2014, 33(12): 2271–2292. doi: [10.1109/TMI.2014.2336860](https://doi.org/10.1109/TMI.2014.2336860).
- [5] FAN Haiyan, LI Chang, GUO Yulan, *et al.* Spatial-spectral total variation regularized low-rank tensor decomposition for hyperspectral image denoising[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(10): 6196–6213. doi: [10.1109/TGRS.2018.2833473](https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2833473).
- [6] ABAZARI R and LAKESTANI M. A hybrid denoising algorithm based on shearlet transform method and yaroslavsky's filter[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(14): 17829–17851. doi: [10.1007/s11042-018-5648-7](https://doi.org/10.1007/s11042-018-5648-7).
- [7] SHAHDOOSTI H R and KHAYAT O. Image denoising using sparse representation classification and non-subsampled shearlet transform[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2016, 10(6): 1081–1087. doi: [10.1007/s11760-016-0862-0](https://doi.org/10.1007/s11760-016-0862-0).
- [8] ZHANG Kai, ZUO Wangmeng, and ZHANG Lei. FFDNet: Toward a fast and flexible solution for CNN-based image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(9): 4608–4622. doi: [10.1109/TIP.2018.2839891](https://doi.org/10.1109/TIP.2018.2839891).
- [9] ZHANG Jing, SANG Liu, WAN Zekang, *et al.* Deep convolutional neural network based on multi-scale feature extraction for image denoising[C]. The IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing (VCIP), Macau, China, 2020: 213–216. doi: [10.1109/VCIP49819.2020.9301843](https://doi.org/10.1109/VCIP49819.2020.9301843).
- [10] RAFIQUE H. Simulation of harmonic analysis, synthesis and Gibbs effect of periodic signals[C]. The 16th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD), Istanbul, Turkey, 2019: 282–287. doi: [10.1109/SSD.2019.8893281](https://doi.org/10.1109/SSD.2019.8893281).
- [11] LI Wenhao, JIA Tong, CHEN Qiusheng, *et al.* Omnidirectional ring structured light noise filtering based on DCGAN network and autoencode[C]. The International Conference on Culture-oriented Science & Technology (ICCST), Beijing, China, 2020: 452–456. doi: [10.1109/ICCST50977.2020.00093](https://doi.org/10.1109/ICCST50977.2020.00093).
- [12] GONG Yuanhao and SBALZARINI I F. Curvature filters efficiently reduce certain variational energies[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(4): 1786–1798. doi: [10.1109/TIP.2017.2658954](https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2658954).
- [13] 王满利, 田子建, 桂伟峰, 等. 基于高斯曲率优化和非下采样剪切波变换的高密度混合噪声去除算法[J]. 光子学报, 2019, 48(9): 0910003. doi: [10.3788/gzxb20194809.0910003](https://doi.org/10.3788/gzxb20194809.0910003).
WANG Manli, TIAN Zijian, GUI Weifeng, *et al.* High density mixed noise removal algorithm based on gaussian curvature optimization and non-subsampled shearlet transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(9): 0910003. doi: [10.3788/gzxb20194809.0910003](https://doi.org/10.3788/gzxb20194809.0910003).
- [14] 王满利, 田子建, 张元刚. 曲率差分驱动的极小曲面滤波器[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(3): 764–771. doi: [10.11999/JEIT190216](https://doi.org/10.11999/JEIT190216).
WANG Manli, TIAN Zijian, and ZHANG Yuangang. Minimal surface filter driven by curvature difference[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(3): 764–771. doi: [10.11999/JEIT190216](https://doi.org/10.11999/JEIT190216).
- [15] 汤成, 许建龙, 周志光. 改进的曲率滤波强噪声图像去噪方法[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(3): 346–356. doi: [10.11834/jig.180302](https://doi.org/10.11834/jig.180302).
TANG Cheng, XU Jianlong, and ZHOU Zhiguang. Strong noise image-denoising algorithm based on improved curvature filters[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2019, 24(3): 346–356. doi: [10.11834/jig.180302](https://doi.org/10.11834/jig.180302).
- [16] XU Zhiya, DAI Tao, NIU Li, *et al.* Sure-based dual domain image denoising[C]. The IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Calgary, Canada, 2018: 1418–1422. doi: [10.1109/ICASSP.2018.8461324](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2018.8461324).
- [17] KNAUS C and ZWICKER M. Dual-domain image

- denoising[C]. The IEEE International Conference on Image Processing, Melbourne, Australia, 2013: 440–444. doi: [10.1109/ICIP.2013.6738091](https://doi.org/10.1109/ICIP.2013.6738091).
- [18] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, *et al.* Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080–2095. doi: [10.1109/TIP.2007.901238](https://doi.org/10.1109/TIP.2007.901238).
- [19] LIU Licheng, CHEN Long, CHEN C L P, *et al.* Weighted joint sparse representation for removing mixed noise in image[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 47(3): 600–611. doi: [10.1109/TCYB.2016.2521428](https://doi.org/10.1109/TCYB.2016.2521428).
- [20] LIU Yinghui, GAO Kun, and NI Guoqiang. An improved trilateral filter for Gaussian and impulse noise removal[C]. The 2nd International Conference on Industrial Mechatronics and Automation, Wuhan, China, 2010: 385–388. doi: [10.1109/ICINDMA.2010.5538290](https://doi.org/10.1109/ICINDMA.2010.5538290).
- 王满利: 男, 1981年生, 博士, 研究方向为信息与通信工程.
马凤颖: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为现代通信技术.
张长森: 男, 1969年生, 教授, 研究方向为现代通信技术.
- 责任编辑: 余 蓉