

基于流形学习的红外图像去噪算法研究

王 丹¹
WANG Dan

摘 要

红外图像在医学诊断、安防监控和工业检测等领域具有广泛应用,但容易受到脉冲噪声等干扰,导致图像质量下降,影响后续分析与决策。基于此,文章提出了一种基于流形学习的红外图像去噪方法,通过构建低维流形表示,利用局部建模与全局优化分解相结合的方式实现对脉冲噪声的有效抑制,同时最大程度保留图像细节和结构信息。在 FLIR-ADAS 和 HIT-UAV 红外图像数据集上的实验结果表明,这一算法在 10% 和 15% 脉冲噪声强度下,PSNR 和 SSIM 均优于 BM3D 和 NLM 等传统算法,验证了其在噪声抑制和细节保留方面的显著优势,适用于复杂红外图像的处理场景。

关键词

流形学习; 红外图像; 脉冲噪声; 图像去噪; 低维流形

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.04.034

0 引言

红外图像因其独特的热成像原理,在医学诊断^[1]、安防监控、军事侦察^[2]、工业检测^[3]等领域有着广泛应用。与可见光图像相比,红外图像能够在低光或复杂环境条件下提供有价值的温度信息,然而,其往往受到各种噪声源的干扰,导致图像质量下降,从而影响后续分析和决策过程。常见的噪声类型包括热传感器噪声、量化噪声以及环境干扰噪声等,这些噪声往往具有复杂的空间和频率分布,传统的去噪方法如线性滤波^[4]和小波变换^[5]等,虽然在一定程度上能够去除噪声,但往往会导致图像细节的丢失,无法有效处理红外图像中的噪声特性。

近年来,流形学习作为一种有效的非线性降维技术^[6],在高维数据的结构分析和噪声去除方面展现出了巨大的潜力。流形学习假设高维数据通常分布在低维流形上,能够通过挖掘数据的内在几何结构提高去噪的效果。流形去噪方法通过保留数据的流形结构信息,能够更好地分离信号与噪声,避免在传统方法中因全局平滑导致的细节损失。因此,基于流形的去噪方法在处理复杂噪声、保留图像细节方面具有明显优势,尤其适用于红外图像这种在高维空间中具有复杂结构和噪声分布的数据类型。

尽管流形学习在图像去噪^[7]中已取得一定的成果,但其在红外图像去噪中的应用仍然相对较少。红外图像的噪声特性与可见光图像存在显著差异,例如,红外图像中的噪声往往具有较强的局部结构性,并且由于温度变化的非线性特征,

噪声模型较为复杂。因此,传统的流形去噪方法可能无法直接适应红外图像的噪声特征,需要针对性地设计新的算法和方法,以更好地应对红外图像中的噪声问题^[8]。本文提出了一种基于流形学习的红外图像去噪方法。通过构建红外图像的低维流形表示,利用流形学习算法有效提取图像的结构特征,进而实现噪声去除。本文在多个公开的红外图像数据集上进行了实验,并与传统去噪方法进行对比,实验结果表明,所提方法在保留图像细节、抑制噪声方面具有明显优势。

本文的结构安排如下:第一章为噪声模型;第二章详细阐述所提出的基于流形的去噪方法;第三章为优化算法;第四章为实验结果与分析;第五章总结本文的研究工作。

1 噪声模型

本文研究的是红外图像中的脉冲噪声去除问题。脉冲噪声(Impulse Noise)是红外图像处理中常见的一种噪声类型,通常表现为图像中随机分布的亮点或暗点,对图像的整体质量和细节结构会造成严重干扰。脉冲噪声常被称为盐椒噪声(Salt-and-Pepper Noise),具体表现为像素值随机被替换为最大值(白色)或最小值(黑色)。这种噪声的来源通常包括传感器故障、数据传输中的错误或存储设备的不稳定性。

脉冲噪声对红外图像的破坏性主要体现在两个方面:一是对图像整体视觉效果的影响,导致图像看起来不自然;二是破坏了图像的局部结构信息,特别是边缘和纹理的细节,给后续图像处理任务(如目标检测和场景分析)带来挑战。因此,有效地去除脉冲噪声,同时尽可能保留图像的细节和结构信息,是红外图像处理中的关键问题之一。

脉冲噪声的数学模型可以表示为:

1. 西安石油大学 陕西西安 710065

$$I_{\text{noisy}}(x, y) = \begin{cases} I_{\text{original}}(x, y), & \text{with probability } 1 - p \\ I_{\text{max}}, & \text{with probability } \frac{p}{2} \\ I_{\text{min}}, & \text{with probability } \frac{p}{2} \end{cases} \quad (1)$$

式中： $I_{\text{noisy}}(x, y)$ 为加噪后的图像； $I_{\text{original}}(x, y)$ 为原始图像； I_{max} 和 I_{min} 分别为图像像素值的最大值和最小值（通常为 255 和 0）； p 为脉冲噪声的强度，即图像中受噪声影响的像素比例。

2 问题背景与建模

在红外图像去噪问题^[9]中，假设观测到的红外图像^[10]数据受到两种主要类型的噪声干扰：稀疏噪声和高斯噪声。具体来说，设观测到的红外图像数据矩阵为 $\tilde{X} \in \mathbb{R}^{p \times n}$ ，其中 p 表示每幅图像的像素数量（例如，对于 $m \times m$ 的灰度图像， $p=m^2$ ）， n 表示图像的帧数或不同视角下的图像数量。每一列 $\tilde{X}_i \in \mathbb{R}^p$ 表示第 i 帧图像的向量化表示。

假设观测数据 $\tilde{X}$ 满足以下混合噪声模型：

$$\tilde{X}_i = X_i + S_i + E_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

式中： X_i 为干净的图像数据，假设其位于某个低维非线性流形 M 上，流形的内在维度为 $d \ll p$ ； S_i 为稀疏噪声，表示图像中的异常像素或区域，如黑点、斑点噪声等； E_i 为高斯噪声，服从独立同分布的高斯分布，具有较小的幅度。

为处理红外图像中的非线性结构和混合噪声，通过以下步骤实现噪声分离和图像去噪：局部流形建模、优化分解、全局重构。

具体而言，定义以 X_i 为中心的局部 patch 是 KNN 和本身组成的集合，设 k 为每个局部邻域的近邻数量，对于第 i 帧图像 X_i ，其局部邻域包括其 k 个近邻，构建局部数据矩阵 $X(i)$ ：

$$X(i) = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ik}] \quad (3)$$

设 P_i 为第 i 个补丁的限制算子，用于选择第 i 个局部邻域中的图像：

$$P_i(X) = XP_i \quad (4)$$

则局部数据矩阵的表示为：

$$X(i) = P_i(X) \quad (5)$$

同样的：

$$\tilde{X}(i) = P_i(\tilde{X}) = P_i(X) + P_i(S) + P_i(E) = X(i) + S(i) + E(i) \quad (6)$$

在每个局部邻域上，通过解决以下优化问题，分解出低秩成分 $L(i)$ 和稀疏成分 $S(i)$ ：

$$\min_{S(i), L(i)} \sum_{i=1}^n \lambda_i \|\tilde{X}(i) - L(i) - S(i)\|_F^2 + \|CL(i)\|_* + \beta \|S(i)\|_1 \quad (7)$$

式中： λ_i 和 β 为调节参数； C 为居中算子； $\|\cdot\|_F$ 为 F 范数； $\|\cdot\|_*$ 为核范数； $\|\cdot\|_1$ 为 L1 范数。

该优化问题在每个局部邻域内，将观测数据分解为低秩成分 $L(i)$ 和稀疏成分 $S(i)$ ，并通过全局约束确保稀疏噪声的一致性。

在每个局部邻域上分解出低秩成分 $L(i)$ 和稀疏成分 $S(i)$ 后，进行全局重构，将所有局部分解结果融合，得到最终的去噪图像。具体步骤如下：

如果数据仅包含稀疏噪声，即 $E=0$ ，则最终的干净数据估计为：

$$\hat{X} = \tilde{X} - \hat{S} \quad (8)$$

如果数据中存在高斯噪声，即 $E \neq 0$ ，则需要进一步去除高斯噪声。对每个局部低秩成分 $\hat{L}(i)$ 进行奇异值硬阈值处理，以去除高斯噪声：

$$\hat{L}_\tau^*(i) = H_{\tau^*} \left(C(\tilde{X}(i) - \hat{S}(i)) \right) + (I - C)(\tilde{X}(i) - \hat{S}(i)) \quad (9)$$

式中： H_{τ^*} 为奇异值硬阈值算子； τ^* 为最佳阈值。

通过最小二乘拟合，将所有去噪后的局部成分 $\hat{L}_\tau^*(i)$ 融合，得到最终的去噪图像：

$$\hat{X} = \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i \hat{L}_\tau^*(i) P_i^T \right) \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i P_i P_i^T \right)^{-1} \quad (10)$$

3 优化算法

为高效解决上述优化问题，本文采用交替方向乘子法（alternating direction method of multipliers, ADMM）进行优化。ADMM 是一种适用于处理具有分离结构的优化问题的强大工具，特别适合本文中的低秩与稀疏成分分解问题。

ADMM 通过引入辅助变量，将原始优化问题分解为更易处理的子问题。具体而言，针对每个局部邻域 i ，优化问题可以重新表述为：

$$\min_{L(i), S(i), Z(i)} \lambda_i \|\tilde{X}(i) - L(i) - S(i)\|_F^2 + \|Z(i)\|_* + \beta \|S(i)\|_1 \quad (11)$$

$$\text{subject to } Z(i) = CL(i)$$

通过引入拉格朗日乘子和增广拉格朗日函数，ADMM 将该问题分解为以下步骤：

固定其他变量，优化 $L(i)$ ：

$$L^{k+1}(i) = \arg \min_{L(i)} \lambda_i \|\tilde{X}(i) - L(i) - S^k(i)\|_F^2 + \frac{\rho}{2} \|Z^k(i) - CL(i) + \frac{Y^k(i)}{\rho}\|_F^2 \quad (12)$$

固定其他变量，优化 $Z(i)$ ：

$$Z^{k+1}(i) = \arg \min_{Z(i)} \|Z(i)\|_* + \frac{\rho}{2} \|Z(i) - CL^{k+1}(i) + \frac{Y^k(i)}{\rho}\|_F^2 \quad (13)$$

该步骤通过奇异值软阈值化（singular value thresholding,

SVT) 实现:

$$\mathbf{Z}^{k+1}(i) = \text{SVT}_{1/\rho} \left(\mathbf{C}\mathbf{L}^{k+1}(i) - \frac{\mathbf{Y}^k(i)}{\rho} \right) \quad (14)$$

固定其他变量, 优化 $\mathbf{S}(i)$:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}^{k+1}(i) = \arg \min_{\mathbf{S}(i)} & \|\tilde{\mathbf{X}}(i) - \mathbf{L}^{k+1}(i) - \mathbf{S}(i)\|_F^2 \\ & + \beta \|\mathbf{S}(i)\|_1 + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{Z}^{k+1}(i) - \mathbf{C}\mathbf{L}^{k+1}(i)\|_F^2 \end{aligned} \quad (15)$$

该步骤通过元素级的软阈值化 (Soft Thresholding) 实现:

$$\mathbf{S}^{k+1}(i) = \mathcal{S}_{\beta/(2\lambda_i)} \left(\tilde{\mathbf{X}}(i) - \mathbf{L}^{k+1}(i) \right) \quad (16)$$

更新拉格朗日乘子 $\mathbf{Y}(i)$:

$$\mathbf{Y}^{k+1}(i) = \mathbf{Y}^k(i) + \rho (\mathbf{Z}^{k+1}(i) - \mathbf{C}\mathbf{L}^{k+1}(i)) \quad (17)$$

4 实验

4.1 评价标准

红外图像去噪效果的评价标准可以分为主观评价和客观评价两类。主观评价主要基于人眼的视觉感知, 通过观察去噪图像的清晰度、结构完整性以及噪声残留程度来进行判断。去噪图像的细节保留是否充分、噪声是否被有效抑制以及图像整体的视觉一致性都是主观评价的重点。人眼对于图像边缘和纹理的感知尤其敏感, 因此在红外图像的实际应用中, 主观评价能够直接反映算法在视觉效果上的改善情况。然而, 主观评价存在一定的局限性, 由于观察者的主观性, 不同人对同一图像质量的判断可能存在差异, 因此难以保证评价结果的统一性和客观性。

客观评价则通过数学模型对去噪效果进行量化分析, 是评价去噪算法的重要手段。常用的指标包括 PSNR (峰值信噪比) 和 SSIM (结构相似性)。PSNR 用于衡量去噪图像与原始图像在像素值上的还原程度, 其计算公式为:

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\text{MAX}^2}{\text{MSE}} \right) \quad (18)$$

式中: MSE (均方误差) 表示原始图像与去噪图像像素差异的平均平方值; MAX 表示像素值的最大值 (如 255)。PSNR 值越大, 说明图像还原质量越好。另一方面, SSIM 通过结构、亮度和对比度等因素, 衡量去噪图像与原始图像在结构相似性上的表现, 其公式为:

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (19)$$

式中: μ_x 和 μ_y 为图像的均值; σ_x^2 和 σ_y^2 为方差; σ_{xy} 为协方差; C_1 和 C_2 为稳定常数。SSIM 值越接近 1, 说明图像的结构信息保留得越好。

4.2 实验结果

本实验采用的是 FLIR-ADAS 数据集, 这是一个专门针对自动驾驶场景设计的红外热成像数据集, 包含丰富的真实场景, 如城市街道、乡村道路和夜晚环境等, 具有较高的应用价值。每张图像的分辨率为 $640 \text{ px} \times 512 \text{ px}$, 数据集覆盖白天与夜间的多种驾驶场景, 广泛用于行人检测、目标识别和图像增强等研究方向。

图 1 中第一行是原始图像, 表现了不同场景的清晰结构和亮度分布, 未受到噪声干扰; 第二行为添加了 10% 脉冲噪声的图像, 这种高强度噪声显著破坏了图像细节, 场景中的结构信息被随机的亮点和暗点覆盖, 导致信息丢失严重; 第三行为经过去噪算法处理后的图像, 能够在一定程度上平滑噪声区域并恢复原始图像的整体结构, 但仍有部分细节丢失, 尤其是在噪声覆盖较重的区域。实验结果表明, 10% 的脉冲噪声对图像质量造成了显著干扰, 而去噪算法在噪声抑制方面表现出了一定的效果, 能够恢复场景的大部分结构和亮度分布。



图 1 FLIR-ADAS 数据集

本实验基于 HIT-UAV 数据集, 该数据集由哈尔滨工业大学发布, 包含多种高空红外热成像场景, 广泛用于目标检测和跟踪任务。数据集中的图像涵盖了学校、停车场、道路和其他复杂场景, 具有多样化的视角和丰富的环境信息。

图 2 中第一行显示了原始图像, 作为实验基准。这些图像结构清晰, 亮度分布均匀, 未受到噪声影响; 第二行为添加 15% 脉冲噪声后的图像, 噪声随机覆盖大量像素, 导致图像亮点和暗点随机分布, 整体结构信息遭到严重破坏。强噪声的存在使目标物体的辨识度显著下降, 同时干扰了场景的全局感知; 第三行为去噪后图像, 去噪算法在平滑噪声的同时, 部分恢复了图像的整体结构和亮度分布, 目标轮廓也重新显现。虽然去噪效果明显, 但高噪声区域仍存在细节模糊和少量噪声残留。实验结果表明, 15% 的脉冲噪声对红外图像质量造成显著破坏, 而去噪算法能够有效缓解噪声影响, 恢复场景主要信息。



图2 HIT-UAV数据集

表1展示了在FLIR-ADAS和HIT-UAV两个红外图像数据集上,不同去噪算法在脉冲噪声干扰下的性能对比结果。性能衡量指标为PSNR(峰值信噪比)和SSIM(结构相似性),其中PSNR用于评估去噪图像的还原质量,值越大表示去噪效果越好;SSIM用于衡量去噪后图像与原始图像结构和纹理的相似性,值越接近1说明去噪过程对图像结构信息的破坏越小。

表1 红外图像的PSNR和SSIM值

数据集	算法	10% 脉冲噪声	15% 脉冲噪声
		PSNR/SSIM	PSNR/SSIM
FLIR-ADAS	BM3D	30.264/0.904	24.582/0.827
	NLM	33.582/0.937	30.862/0.910
	Ours	38.265/0.982	35.752/0.956
HIT-UAV	BM3D	30.152/0.915	22.683/0.819
	NLM	34.682/0.962	32.683/0.905
	Ours	37.572/0.984	35.769/0.982

在FLIR-ADAS数据集上,本文提出的算法在10%和15%脉冲噪声强度下均取得了最佳效果。在10%噪声场景下,所提算法的PSNR为38.265,SSIM达到0.982,相比BM3D和NLM均有明显提升;在15%噪声下,虽然PSNR和SSIM略有下降,但依然保持了35.752和0.956,说明本文算法能够在较高强度噪声环境中保持对图像细节的良好还原能力和对结构信息的保护。

在HIT-UAV数据集上,本文所提算法同样在不同噪声强度下表现最优。对于10%噪声,其PSNR和SSIM分别达到37.572和0.984,在去除噪声的同时很好地保留了红外图像的边缘和纹理细节;在15%噪声场景下,算法的PSNR和SSIM分别为35.769和0.982,相比其他算法依然具有显著优势。这说明本文算法在处理高空红外图像时具有较强的泛化能力和噪声抑制效果。

5 总结

本文针对红外图像易受脉冲噪声干扰的问题,提出了一种基于流形学习的去噪方法。通过构建红外图像的低维流形表示,结合局部邻域建模与全局重构优化,有效实现了噪声

的抑制和图像细节的保留。实验结果表明,与传统去噪方法(如BM3D和NLM)相比,本文算法在FLIR-ADAS和HIT-UAV数据集上均表现出更优异的性能,尤其是在PSNR和SSIM等客观指标上显著领先,充分证明了该方法在处理复杂噪声条件下的鲁棒性和实用性。

参考文献:

- [1] ABREU DE SOUZA M, CORDEIRO D C A, OLIVEIRA J D, et al. 3D multi-modality medical imaging: combining anatomical and infrared thermal images for 3D reconstruction[J]. Sensors, 2023, 23(3): 1610.
- [2] DANACI K L, AKAGUNDUZ E. A survey on infrared image & video sets[J]. Multimedia tools and applications, 2024, 83: 16485-16523.
- [3] ZHOU W J, WANG Z J, ZHANG M S, et al. Wind turbine actual defects detection based on visible and infrared image fusion[J/OL]. IEEE transactions on instrumentation and measurement, 2023[2024-11-19]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10057459>. DOI: 10.1109/TIM.2023.3251413.
- [4] GUPTA B, NEGI S S. Image denoising with linear and non-linear filters: a review[J]. International journal of computer science issues (IJCSI), 2013, 10(6): 1694.
- [5] RUIKAR S D, DOYE D. Wavelet based image denoising technique[J/OL]. International journal of advanced computer science and applications(IJACSA), 2011[2024-06-11]. <https://thesai.org/Publications/ViewPaper?Volume=2&Issue=3&Code=IJACSA&SerialNo=9>. DOI: 10.14569/IJACSA.2011.020309.
- [6] ROWEIS S T, SAUL L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326.
- [7] FAIGENBAUM-GOLOVIN S, LEVIN D. Manifold reconstruction and denoising from scattered data in high dimension[J]. Journal of computational and applied mathematics, 2023, 421: 114818.
- [8] 吴军辉, 郇竹香, 张玉竹. 红外成像系统图像空间噪声分析与估计[J]. 红外技术, 2001(3): 19-22.
- [9] 孙莉莉. 基于小波变换的红外图像去噪算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2012.
- [10] 高陈强, 李佩. 引导滤波和三维块匹配结合的红外图像去噪[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2016, 28(2): 150-155.

【作者简介】

王丹(2000—),女,陕西咸阳人,硕士研究生,研究方向:流形学习, email:wwdd529@163.com。

(收稿日期: 2024-12-24)