

基于非局部相似和低秩矩阵逼近的 SAR 图像去噪

赵 杰^{1,2} 王配配^{1,2} 门国尊³

(河北大学电子信息工程学院 保定 071000)¹ (河北省机器视觉工程技术研究中心 保定 071000)²
(河北大学经济学院 保定 071000)³

摘要 针对合成孔径雷达图像(Synthetic Aperture Radar, SAR)受斑点噪声影响的问题,提出了一种改进的基于非局部相似和低秩矩阵逼近的 SAR 图像去噪方法。首先对 SAR 图像进行对数变换,将图像的相干乘性噪声转化为加性噪声,然后预估计图像的全局噪声方差,利用非局部相似性引入一种新的基于欧氏距离和判定系数的联合块匹配方式,在低秩模型下采用改进残余噪声方差估计的加权核范数最小化算法(Weighted Nuclear Norm Minimization, WNNM)逼近低秩矩阵,最终实现 SAR 图像的噪声抑制。实验结果表明,该方法不仅使得峰值信噪比等客观指标有了明显的改善,而且更好地保存了图像的局部结构,并实现了良好的主观视觉效果。

关键词 SAR 图像去噪,联合块匹配,非局部相似性,加权核范数最小化

中图分类号 TM391 文献标识码 A

SAR Image Denoising Based on Nonlocal Similarity and Low Rank Matrix Approximation

ZHAO Jie^{1,2} WANG Pei-pe^{1,2} MEN Guo-zun³

(College of Electronic and Information Engineering, Hebei University, Baoding 071000, China)¹

(Machine Vision Engineering Technology Research Center of Hebei Province, Baoding 071000, China)²

(School of Economics, Hebei University, Baoding 071000, China)³

Abstract The SAR image denoising based on nonlocal similarity and low rank matrix approximation was presented to minimize the effect of speckle noise in Synthetic aperture radar. Firstly, multiplicative speckle is changed into additive noise by logarithmic transformation. Secondly, the image's global noise variance is estimated in advance. Thirdly, a new joint block matching method based on Euclidean distance and R-squared is developed, which makes the matching result more accurate. Finally, within the framework of the low rank model, the improved residual noise variance estimation is used to approximate the low rank matrix with the weighted nuclear norm minimization. The noise suppression of SAR image is achieved. The experimental results show that this method not only the peak signal to noise ratio objective indicators have significantly improved and preserved the local structure of the image better, and produces a good subjective visual effect.

Keywords SAR image denoising, Joint block matching, Non-local selfsimilarity, Weighted nuclear norm minimization

1 引言

合成孔径雷达图像为许多应用提供了有用信息,如遥感测绘、地面监测、自动目标识别和地雷检测等。但成像传感器中随机分布的大量散射体反射的雷达回波相干叠加,从而不可避免地在 SAR 图像中产生了相干斑乘性噪声^[1]。斑点噪声的存在,使得观测图像的视觉质量下降,并且严重削弱了其自动场景分割的性能。因此,去除散斑噪声是预处理步骤中一个关键的任务,是后续图像处理中分割、检测和分类不可缺少的一部分^[2-3]。

近年来,非局部模型广泛应用于信号和图像处理领域,它利用图像结构的自相似性恢复原始图像。文献[4]最早将图

像的非局部自相似性(Non-local SelfSimilarity, NSS)应用到图像去噪中,设计了非局部均值滤波(NonLocal Means, NLM)^[5]算法。之后, K. Dabov 提出了三维块匹配(Block Matching and 3D filtering, BM3D)^[6]算法,该算法是当前公认的最佳去噪算法之一。由于 SAR 图像中存在相似图形成,相似块具有相似的结构特征和数据特征,它们组成的矩阵被认为是近似低秩的。低秩可以解释为约束矩阵奇异值的稀疏性,最早出现在矩阵填充中,在 Candes 等的研究下得到了发展。低秩矩阵逼近(Low Rank Matrix Approximation, LRMA)^[7]是一种矩阵秩最小化问题,可等价于线性约束条件下的核范数最小化(Nuclear Norm Minimization, NNM)^[8]问题。文献[9]证明了低秩矩阵可以用 NNM 近似, NNM 又可通过

本文受国家自然科学基金(61572063, 61401308), 河北省自然科学基金(F2016201187), 河北大学自然科学研究计划项目(2014-303), 河北大学研究生创新资助项目(X2015085)资助。

赵 杰(1969—),男,博士,教授,主要研究方向为智能数据处理、图像处理与分析、信号检测等, E-mail: 995880982@qq.com; 王配配(1991—),女,硕士生,主要研究方向为图像去噪, E-mail: 372199200@qq.com; 门国尊(1972—),女,硕士,主要研究方向为信息处理, E-mail: 402176504@qq.com。

奇异值的软阈值法实现。但由于 NNM 算法在计算过程中将奇异值等同对待,这在实际的图像处理中会造成一定的偏差;文献[10]提出了 WNNM 的思路,即奇异值越大,权重越大,所占比重越大,该算法能够较好地逼近低秩矩阵。文献[11]提出结合图像非局部信息和低秩模型的空间自适应迭代奇异值阈值(Spatially Adaptive Iterative Singular Value Thresholding, SAIST)的图像去噪方法,其在文献[12]中同样得到了较好的应用。

对于一幅真实的 SAR 图像,噪声强度不可预知,这对实验仿真参数的设定有一定的影响,因此要实现 SAR 图像相干噪声的抑制,需要在去噪时预估计噪声强度;由于基于非局部相似性的块匹配方法直接影响后续低秩矩阵逼近的效果,因此提高相似块的匹配度是至关重要的;在迭代去噪过程中滤波出去的噪声中往往含有有用的几何结构信息,因此需要在算法过程中考虑几何结构信息。

本文针对以上问题,提出了一种改进的基于非局部相似性和低秩矩阵逼近的 SAR 图像去噪方法,为了简便,将此算法简称为 INSLR(Improved Non-local Selfsimilarity and Low Rank Matrix Approximation)。该方法预先用小波鲁棒中值方法估计图像全局噪声方差,然后对 SAR 图像进行对数变换,将图像的相干斑乘性噪声转化为加性噪声,之后利用 SAR 图像的非局部相似性引入一种新的基于欧氏距离和判定系数的联合块匹配方式,在低秩模型下采用改进残余噪声方差估计的加权核范数最小化算法逼近低秩矩阵,最终达到抑制 SAR 图像噪声的目的。

2 理论基础

2.1 相干噪声模型

相干噪声是一种乘性噪声,即噪声水平随着目标后向散射强度的增强而增强,因此,乘性模型比较适合对 SAR 图像的观测信号进行建模,即

$$Y(x, y) = X(x, y)N(x, y) \quad (1)$$

其中, $Y(x, y)$ 表示强度格式的观测信号, $X(x, y)$ 表示被照射目标的雷达截面积, $N(x, y)$ 表示衰落过程中所引起的相干斑噪声。本文认为 $X(x, y)$ 与 $N(x, y)$ 是相互独立的随机过程,其中 $N(x, y)$ 是独立同分布噪声图像,并且服从均值为 1、方差为 $1/L$ 的 Gamma 分布,其概率密度函数为:

$$P_N(n) = \frac{L^L}{\Gamma(L)} n^{L-1} e^{-Ln}, n \geq 0 \quad (2)$$

其中, L 为等效视数。为了便于去噪处理,一般对式(1)两边取对数变换,将乘性噪声转化为高斯噪声:

$$\ln(Y(x, y)) = \ln(X(x, y)) + \ln(N(x, y)) \quad (3)$$

2.2 基于联合块匹配的相似块匹配

由于地学信息具有地理时空相关性,合成孔径雷达图像中包含了一定的空间结构信息,图像中很多地区都存在大量重复或相似的结构内容和纹理信息。对于给定的参考块,可以找到与其相似的多个图像块,这种性质称为图像的非局部相似性,被广泛应用于图像处理、机器视觉等领域^[13]。为了有效利用图像低秩的先验信息,提出一种新的图像块匹配方法,即基于欧氏距离和判定系数的联合块匹配方式。经典的块匹配原则为相似性与欧氏距离成反比,但是这种直接度量

的方式很容易受噪声的影响,从而产生相似性误判。

本文采用了基于变换域硬阈值^[14]的欧氏距离计算方法。设参考图像块为 $X_k \in R^n$, 匹配图像块为 $Y_k \in R^n$, 图像块大小为 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$, 则参考块与匹配图像块之间的欧氏距离为:

$$d(X_k, Y_k) = \frac{\| \gamma [T_{2D}^H(X_k)] - \gamma [T_{2D}^H(Y_k)] \|}{\sqrt{n} \times \sqrt{n}} \quad (4)$$

其中, T_{2D}^H 是二维(2D)线性变换, $\gamma(\cdot)$ 表示硬阈值滤波操作。

因欧氏距离只考虑了图像块与块之间像素值的相似性而忽略了图像块的内部整体相似性,并不能准确地度量相似性,故引入判定系数进行联合块匹配。在统计学中,积矩相关 $\rho_{X_k Y_k}$ 的平方称为判定系数 R , 用判定系数来衡量两个图像块之间的相似度,则 X_k 与 Y_k 的相似度表达式为:

$$R = \rho_{X_k Y_k}^2 \quad (5)$$

其中

$$\rho_{X_k Y_k} = \frac{\text{cov}(X_k, Y_k)}{\sqrt{D(X_k)} \times \sqrt{D(Y_k)}} \quad (6)$$

其中, $\text{cov}(X_k, Y_k)$ 表示 X_k 与 Y_k 的协方差, $D(X_k)$ 和 $D(Y_k)$ 分别表示 X_k 与 Y_k 的方差,本文用 d^{final} 表示联合块匹配之后的匹配度,则有:

$$d^{final} = d(X_k, Y_k) \times (1 - R) \quad (7)$$

2.3 基于残余噪声方差估计的 WNNM 算法

由于相似的图像块具有相近的结构,因此由其构成的矩阵具有低秩性,矩阵的低秩逼近可以在很大程度上降低数据特征的维数,便于数据的分析和存储。为了方便算法的描述,将式(3)的去噪模型转换为如下形式:

$$y = x + n \quad (8)$$

其中, y 是观测图像(噪声图像), x 是需要恢复的清晰图像, n 是噪声方差为 σ_n 的高斯噪声。为了从 y 中恢复出 x 的低秩结构,可求解如下矩阵秩最小化问题:

$$\min_x \text{rank}(x) \quad \text{s. t. } y = x + n \quad (9)$$

上述问题的求解是 NP 难问题。Candes 等提出通过求解核范数最小化问题恢复原始矩阵,从而将问题(9)转化为求解如下凸优化问题:

$$\min_x \|x\|_* \quad \text{s. t. } y = x + n \quad (10)$$

2.3.1 加权核范数最小化

对观测图像 y 进行分块,设 y_j 为其中的第 j 块,通过联合块匹配来搜索整个图像的非局部相似块。通过堆叠这些非局部的相似块形成矩阵,设为 Y_j , 令 $Y_j = X_j + N_j$, 其中 X_j 和 N_j 分别表示清晰图像和噪声的矩阵。由先验知识可知, SAR 图像具有冗余性和相似性, X_j 认为是近似低秩^[10]的。因此, X_j 可以利用 WNNM 低秩矩阵恢复算法进行低秩矩阵恢复^[10]。加权核范数最小化可以描述为下列问题:

$$\hat{X}_j = \min_{X_j} \|Y_j - X_j\|_F^2 + \|X_j\|_{w,*} \quad (11)$$

其中, $\|X_j\|_{w,*} = \sum_i |w_i \sigma_i(X_j)|_1$, $w = [w_1, \dots, w_n]$, $w_i \geq 0$ 是分配到 $\sigma_i(X_j)$ 的一个非负权重。式(11)通过奇异值阈值分解获得全局最优解:

$$U \Delta V^T = \text{svd}(\hat{X}_j) \quad (12)$$

$$\Delta_w = S_w(\Delta) = \max(\sigma_i(X_j) - w, 0)$$

其中,权重 w_i 的计算式如下:

$$w_i = c\sqrt{q}/(\sigma_i(X_j) + \epsilon) \quad (13)$$

其中, $c > 0$ 是一个常数, q 是 Y_j 中相似块的数量, $\epsilon = 10^{-16}$ 是避免被零整除的数。假设噪声均匀分布在 U 和 V 两个子空间中, 则 $\sigma_i(X_j)$ 可以用下式进行估计:

$$\hat{\sigma}_i(X_j) = \sqrt{\max(\hat{\sigma}_i(Y_j) - n\sigma_n^2, 0)} \quad (14)$$

其中, $\sigma_i(Y_j)$ 是 Y_j 的第 i 个奇异值, σ_n^2 为噪声方差。

2.3.2 残余噪声方差估计

在 WNNM 算法的基础上, Dong 等人^[11] 提出了空间自适应迭代奇异值阈值算法, 将滤波后的残余噪声方差定义为:

$\sigma_{res}^{(k+1)} = \gamma \sqrt{\sigma_n^2 - \|y - y^{(k)}\|_{l_2}^2}$, 取得了较好的滤波效果; 之后, Mansour 等人^[15] 提出将残余噪声方差定义为:

$$\sigma_{res}^{(k+1)} = \gamma \sqrt{\sigma_n^2 - \frac{1}{N} \|y - y^{(k)}\|_2^2} \quad (15)$$

实验验证, 后者取得的去噪效果更佳, 但是在 SAR 图像的去噪过程中过滤出的噪声经常包含几何结构信息。为了提取该结构信息, 将文献^[16] 提出的弱纹理噪声方差估计应用于残余方差估计, 并将该算法引入到基于 WNNM 算法的 SAR 图像去噪中, 采用主成分分析方法从去除的噪声中得到结构信息, 根据 WNNM 算法去噪后得到的剩余噪声和提取的结构信息进行下一次迭代。本文将从去除的噪声中提取的结构称为 $\sigma_{geom}^{(k)}$, 则残余噪声方差中的结构信息为:

$$\sigma_{res}^{\prime(k+1)} = \gamma \sqrt{\sigma_n^2 - (\sigma_{geom}^{(k)})^2} \quad (16)$$

然后, 得到新的残余噪声方差的分布:

$$\hat{\sigma}_{res}^{(k+1)} = \frac{9}{10} \sigma_{res}^{(k+1)} + \frac{1}{10} \sigma_{res}^{\prime(k+1)} \quad (17)$$

3 基于非局部相似和低秩矩阵逼近的 SAR 图像去噪

在对图像进行联合块匹配之前, 为了确定初次分块操作的参数和窗口大小, 首先采用小波鲁棒中值估计方法^[17] 对 SAR 图像进行全局噪声估计:

$$\sigma_n^2 = \frac{\text{Median}(|Y|)}{0.6745}, Y \in \text{subband } HH_1 \quad (18)$$

通过式(18)得到 SAR 图像的预估计噪声, 之后根据噪声方差的大小用经验值确定参数。然后对 SAR 图像进行对数变换, 将图像的相干斑乘性噪声转化为加性噪声, 之后采用基于判定系数和结构相似度的联合块匹配方式寻找相似块进行匹配, 在低秩模型下采用改进残余噪声方差估计的加权核范数最小化算法逼近低秩矩阵, 最终达到抑制 SAR 图像噪声的目的。本文提出的基于非局部相似和低秩矩阵逼近的 SAR 图像去噪的过程如下:

步骤 1 对 SAR 图像进行对数变换, 得到图像 y ;

步骤 2 采用基于小波鲁棒中值的算法估计噪声方差得到 y 的噪声估计方差 σ_n^2 ;

步骤 3 对图像 y 中的局部板块 y_j 进行联合块匹配, 搜索非局部相似子块, 堆叠相似子块得到矩阵 Y_j , $Y_j = X_j + N_j$;

步骤 4 对矩阵 Y_j 进行奇异值分解, 得 $Y_j = U\Sigma V$, 利用式(13)和式(14)分别得到权重 w 和 $\sigma_i(\hat{X}_j)$, 进而得到估计值 $\hat{X}_j = U\Sigma_w(\Sigma)V^T$;

步骤 5 判断迭代是否完成, 若没有完成, 则利用式(18)进行残余噪声方差估计, 得到 $\hat{\sigma}_{res}^{(k+1)}$, 返回步骤 4;

步骤 6 若迭代完成, 则将 \hat{X}_j 按照堆叠顺序进行复位, 得到去噪后的 SAR 图像 x 。

4 实验结果与分析

为了验证 INSLR 算法的可靠性与有效性, 对一幅清晰度的遥感图像加上噪声方差 σ_n^2 为 0.05 的乘性噪声, 分别对噪声图像进行 BM3D 去噪^[6]、WNNM 去噪^[10]、SAIST 去噪^[11] 和本文的 INSLR 去噪, 并对去噪后的图像结果进行比较。图 1 为原图像和含乘性噪声的噪声图像, 图 2 给出了去噪后的实验结果。

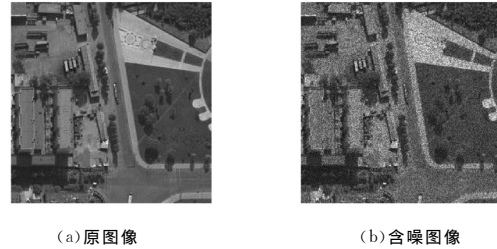


图 1 原图像和噪声图像

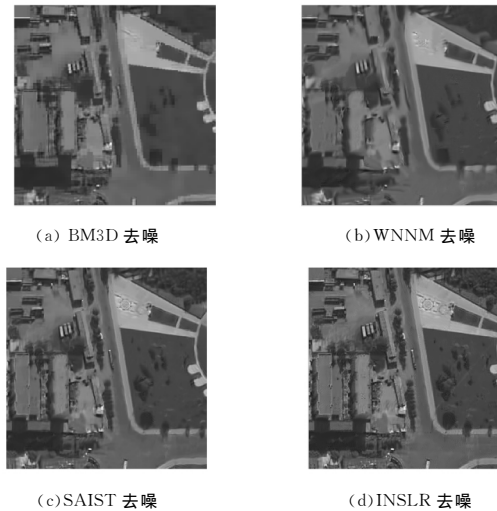


图 2 使用不同方法去噪后的图像

图 2(a) — 图 2(d) 依次使用了 BM3D 去噪算法^[6]、WNNM 去噪算法^[10]、SAIST 去噪算法^[11] 和本文的 INSLR 去噪算法。从实验结果可以看到, 图 2(a) 中 BM3D 去噪后的图像相较于其他 3 种方法, 边缘过于锐化且丢失了大量的细节信息; 图 2(b) 中的 WNNM 去噪算法相较于 BM3D, 对边缘的处理更加恰当, 但是仍丢失了部分细节信息, 图 2(c) 的 SAIST 去噪算法相较于前两种方法, 在细节保留和边缘保持方面得到了提高, 视觉效果较好; 相较于前 3 种方法, 图 2(d) 中的 INSLR 去噪在 SAIST 的基础上拥有更好的视觉效果, 边缘轮廓比较明显, 同时显示了更多的图像细节。

为了更好地展示本文所提算法的优越性, 计算了各种去噪算法的几种常用的去噪性能参数, 包括峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)^[18]、等效视数 (Equivalent Numbers of Looks, ENL)^[18-19] 和边缘保持指数 (Edge Preservation Index, EPI)^[18-19]。其中, PSNR 越大, 表明算法的去噪能力越强; ENL 越大, 表明算法去噪后的视觉效果越好; 而 EPI 越大, 表明算法的边界保持能力越强。表 1 列出了对含有不同

噪声方差的含噪图像进行去噪后的4幅图像的客观评价指标的实验结果。

表1 不同去噪方法的客观评价

	去噪方法	BM3D	WNNM	SAIST	INSLR
$\sigma_n^2=0.1$	PSNR	19.1820	20.3769	21.1820	21.9382
	ENL	7.6238	8.0017	8.0732	8.3009
	EPI	0.5701	0.5799	0.5839	0.6001
$\sigma_n^2=0.05$	PSNR	21.9903	22.4802	23.132	23.8002
	ENL	8.1901	8.2362	8.4091	8.6931
	EPI	0.5902	0.6019	0.6018	0.6185
$\sigma_n^2=0.02$	PSNR	25.2981	25.6289	26.0098	26.4059
	ENL	8.3098	8.4902	8.4932	8.5092
	EPI	0.6221	0.6215	0.6518	0.6603

从表1所列的各种去噪方法的性能参数来看,基于非局部相似和低秩矩阵逼近的方法是一种较好的图像去噪算法。在噪声方差不同的情况下,相较于BM3D算法和WNNM算法,INSLR算法的PSNR提高了约1~2dB;相较于SAIST,INSLR算法的PSNR提高了0.4~0.7dB。而在ENL和EPI方面,本文算法也有了明显的提高,这表明本文算法去噪的视觉效果更好,边界保持能力更强。

为了测试算法的真实效果,又将算法运用到原始的SAR图像上进行相干斑去噪。第一幅图像是欧空局拍摄的一幅原始SAR图像,第二幅图像是拍摄田地情况的原始SAR图像。本文仍使用4种算法对这两幅原始SAR图像分别进行去噪,两幅原始图像如图3所示,去噪结果分别如图4和图5所示。

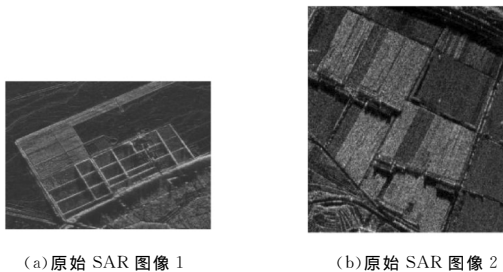


图3 原始SAR图像

从实验结果可以看出,图4(d)和图5(d)的INSLR去噪相较于BM3D算法、WNNM算法和SAIST算法,对边缘和细节的处理更加细致,能够清晰地看出轮廓和细节纹理,去除噪声视觉效果较好。同样,采用3种去噪性能指标对去噪后的图像进行客观的评价,表2是图4和图5中的4种去噪算法对原始SAR图像进行去噪后的PSNR,ENL和EPI性能指标。

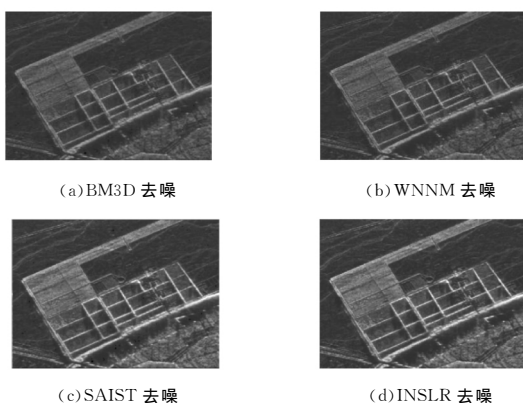


图4 原始SAR图像1使用不同方法去噪后的图像

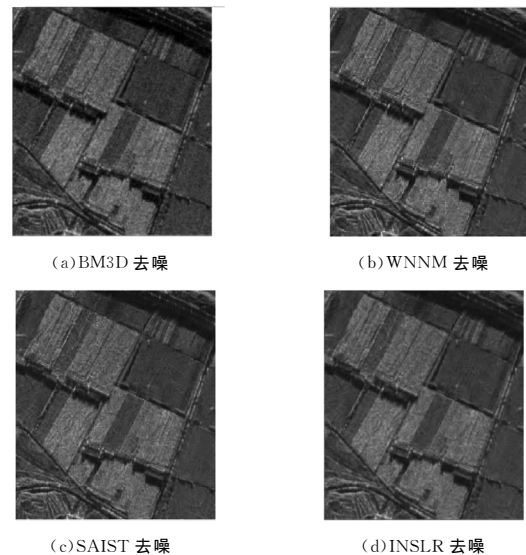


图5 原始SAR图像2使用不同方法去噪后的图像

表2 对原始SAR图像去噪后的客观评价

	去噪方法	BM3D	WNNM	SAIST	INSLR
原始SAR图像1	PSNR	28.7065	29.8454	30.6575	31.4192
	ENL	7.5921	7.8299	8.0839	8.2145
	EPI	0.4214	0.5015	0.5061	0.5415
原始SAR图像2	PSNR	25.6323	26.4631	26.7385	27.3123
	ENL	3.6277	3.7071	3.7240	3.8093
	EPI	0.6016	0.6363	0.6218	0.6382

由表2可知,对于原始SAR图像1,INSLR算法相较于BM3D算法,PSNR提高了2.7dB;相较于其他去噪算法,PSNR提高了0.8~1.6dB;INSLR算法相较于其他算法,ENL和边缘保持系数都有了显著提高。对于原始SAR图像2,INSLR算法相较于其他算法,PSNR提高了0.6~1.7dB,EPI和ENL指数也有明显的提高。综合上面的客观评价指标,可知本文的算法对SAR图像的去噪不仅去噪能力很强,且去噪后的视觉效果也很好,具有较强的轮廓保持能力,能更好地保留SAR图像的纹理信息。

结束语 本文提出了一种改进的基于非局部相似和低秩矩阵逼近的SAR图像去噪算法,该算法利用图像的自相似性的先验知识引入了一种基于欧氏距离和判定系数的联合块匹配方法,在一定程度上提高了匹配度。在低秩矩阵逼近的过程中改进残余噪声方差的估计,使得估计值更加准确。首先分析了相干斑噪声的模型,对SAR图像进行对数变换,将相干噪声转化为高斯噪声;其次对SAR图像采用小波鲁棒中值算法进行全局噪声方差预估计;然后采用联合块匹配方式寻找相似块,在低秩模型下采用改进残余噪声方差估计的加权核范数最小化算法逼近低秩矩阵,最终实现SAR图像的噪声抑制。实验结果表明,本文算法能有效抑制斑点噪声,同时又能较好地保持图像的纹理细节和边缘信息,能够满足后续图像处理任务的要求。

参考文献

- [1] GOODMAN J W. Some fundamental properties of speckle[J]. Journal Optical Society America, 1976, 6(11): 1145-1150.
- [2] LIU Z X, HU S H, XIAO Y, et al. SAR image target extraction based on 2-D leapfrog filtering [C]// Proceedings of 2010 IEEE 8th International Conference on Signal Processing (ICSP2010).

2010;943-946.

- [3] 陈双叶,周耳江,吴强. ND-GSM 模型的采样矩阵方向优化及 SAR 图像去噪[J]. 计算机科学,2015,42(6A):158-162,167.
- [4] BUADES A, COLL B. A non-local algorithm for image denoising [J]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2005, 2(7): 60-65.
- [5] KERVRANN C, BOULANGE R J. Optimal spatial adaptation for patch-based image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 2866-2878.
- [6] 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.
- [7] 范云鹏. 矩阵低秩逼近在图像压缩中的应用[D]. 西安:西安电子科技大学, 2012:26-30.
- [8] 赵新斌. 一类带有核范数的优化问题的梯度算法[D]. 北京:北京工业大学, 2012:13-25.
- [9] CANDÈS E J, RECHT B. Exact matrix completion via convex optimization [J]. Foundations of Computational mathematics, 2012, 55(6): 111-119.
- [10] GU S, ZHANG L, ZUO W, et al. Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising [C]// CVPR 2014. 2014: 2862-2869.
- [11] 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.
- [12] 王圳萍, 张家树, 陈高. 加权低秩矩阵恢复的混合噪声图像去噪 [J]. 计算机科学, 2016, 43(1): 298-301.
- [13] 黄之娟, 唐超颖, 陈跃庭, 等. 基于非局部相似性和低秩矩阵的遥感图像重构方法 [J]. 光学学报, 2016, 36(6): 97-107.
- [14] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image restoration by sparse3D transform-domain collaborative filtering [J]. Electronic Imaging, International Society for Optics and Photonics, 2008, 6812(8): 2080-2095.
- [15] NEJATI M, SAMAVI S, DERKSEN H. Denoising by low-rank and sparse representations [J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2016, 36(C): 28-39.
- [16] LIU X, TANAKA M, OKUTOMI M. Noise level estimation using weak textured patches of a single noisy image [C]// 2012 19th IEEE International Conference. 2012: 665-668.
- [17] KHAN S, JAIN A, KHARE A. Image denoising based on adaptive wavelet thresholding by using various shrinkage methods under different noise condition [J]. International Journal of Computer Application, 2012, 59(20): 13-17.
- [18] GERARDO D M, MARIANA P, GIOVANNI P. Benchmarking Framework for SAR Despeckling [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(3): 1596-1615.
- [19] 郝强, 周敏, 郑红婵. 基于边缘检测和四点插值细分的图像去噪 [J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(11): 184-187.

(上接第 163 页)

4 性能测试及分析

针对以上的设计,在同样的环境下分别对传统的计算方式和本文所提的 OpenMP 多核技术进行测试,测试的环境如表 1 所列。

表 1 测试环境

主机配置项	指标
CPU	16 核,主频:2GHz
内存	64GB
硬盘	2T
操作系统	WIN7 64 位
软件环境	QT+VS2013+OpenMP

在实验样本方面,分别针对小型飞机、中型飞机和舰船开展单核和多核性能的对比试验结果如图 7 所示。由于并不是所有的计算都可以采用并行化处理,同时并行化处理过程中部分任务的拆分和数据的合并也需要时间消耗,因此 16 个核满负荷工作情况下不可能产生 16 倍的效率提升。通过实验可以看到,采用 OpenMP 多核技术,整体 SAR 图像处理在速度上可以提升 8 倍左右。

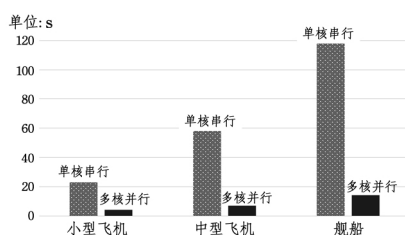


图 7 性能对比分析

结束语 随着计算机技术的发展和多核处理器的普及, OpenMP 作为多核结构编程模型的有力竞争者,在众多领域得到了越来越多的应用。SAR 图像本身数据尺寸巨大,计算过程复杂,对时效性要求高,这些特征决定了其对并行计算处理的依赖性,因此 SAR 图像处理可以和 OpenMP 技术进行良好的应用结合。

本文阐述了 OpenMP 的体系结构,分析了 OpenMP 的并行机制,并对基本的指令语句进行了介绍。本着减少程序运行时间的原则,利用 OpenMP 技术在 SAR 图像处理的模板比对过程中进行多核并行处理,并针对不同对象开展了实验验证,结果表明程序的性能较原有串行程序有了很大的提升。将来主要在并行任务优化划分上继续展开深入研究。

参考文献

- [1] 张彩明,杨兴强,李学庆,等. 计算机图形学[M]. 北京:科学出版社,2005.
- [2] CHANDRA R, DAGUM L, KOHR D, et al. Parallel Programming in OpenMP [M]. Morgan Kaufmann, 2000.
- [3] CHAPMAN B, JOST G, VAN DER P R. Using OpenMP [M]. The MIT Press, 2007.
- [4] OpenMP Architecture Review Board [OL]. <http://www.openmp.org>.
- [5] 孙洪迪,高柱. 基于 OpenMP 技术的多核处理器程序的开发实现 [J]. 北京工业职业技术学院学报, 2010, 9(1): 19-22.
- [6] 刘晓娟,赵荣彩,韩林. 一种基于 OpenMP 的 DSWP 自动并行算法 [J]. 信息工程大学学报, 2015, 16(2): 225-233.
- [7] 马旭龙,林峰. 基于 OpenMP 的快速并行分层算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(4): 747-751.