

# 单视全极化 SAR 图像快速非局部均值滤波

陈建宏<sup>1,2</sup> 赵拥军<sup>2</sup> 赖 涛<sup>2</sup> 刘 伟<sup>2</sup> 黄 洁<sup>2</sup>

1 太原卫星发射中心技术部,山西 太原,030027

2 信息工程大学导航与空天目标工程学院,河南 郑州,450001

**摘 要:**非局部均值已应用到极化 SAR 图像滤波领域,但传统滤波方法的多视处理降低了图像分辨率,且计算量巨大,严重制约了滤波效能。本文针对单视全极化 SAR 的特点,提出了一种快速非局部均值滤波算法。首先,按照多视求权、单视重构的思路,结合 KL(Kullback-Leibler divergence)散度重构了新的非局部均值模型;然后,利用积分图设计了新模型的快速实现;最后,用 Radarsat-2 全极化 SAR 数据进行了验证。实验结果表明,新算法改善了滤波效果,同时大幅提高了运算效率。

**关键词:**极化 SAR 图像;相干斑抑制;非局部均值;KL 散度;快速算法

**中图分类号:**P237.3; TP751 **文献标志码:**A

极化 SAR 遥感图像提供了更加丰富的目标信息,使其在采集地物电磁散射信息应用中发挥着重要作用。由于极化 SAR 受相干斑噪声严重干扰,不仅导致数据质量下降,同时给极化 SAR 数据分类、目标检测等后处理带来困难。抑制相干斑噪声成为极化 SAR 信息处理中的重要问题。

文献[1]提出的非局部均值(non-local means, NLM)方法<sup>[1]</sup>近年来受到广泛关注,其基本原理是利用图像块的相似性作为均值滤波的加权重。该算法对于自然图像的去噪效果非常好,尤其是在边缘、纹理等细节信息的保持方面明显优于其他现有方法。目前该方法已逐步推广到极化 SAR 图像的相干斑抑制<sup>[2-6]</sup>。然而,降低噪声时,一般通过多视来进行预处理,文献[5]研究了多视处理对 SAR 图像舰船探测的影响,结果表明多视处理提高了等效视数,改善了图像质量,更有利于船只探测;但是多视处理又降低了图像空间分辨率和船只海面对比度,对船只探测产生不利影响。对于其他感兴趣目标,单视条件下 SAR 图像的空间分辨率最高,强散射点目标比较显著,但相干斑噪声严重破坏了感兴趣目标(面状或者线状)的结构特征。SAR 图像多视处理在降低图像斑点噪声的同时降低了空间分辨率,但可增强 SAR 图像中面状或线状目标的结构特征。因此,需要寻求一种折中的滤波方法来兼顾保持地物的

结构特征与空间分辨率。NLM 算法的另一难题是计算量大,就极化 SAR 图像快速滤波而言,仅在文献[3]中提到了采用积分图来快速化,但并未给出具体算法实现。

针对上述问题,本文提出了单视极化 SAR 的 NLM 算法。首先,采用多视极化 SAR 图像求取相似性度量,并用原单视极化 SAR 图像重构滤波结果。该策略可以充分挖掘多视改善地物结构的特性,同时保持了单视条件下的高分辨特性。求取相似性过程中,结合相干矩阵服从复 Wishart 分布,分析并选择 KL 散度作为极化 SAR 矩阵间相似性度量。然后推导了对称修正 Wishart 距离展开式,利用积分图在该展开式上实现了极化 NLM 的快速计算。最后,用实验验证了本文提出算法的滤波效果。

## 1 极化 SAR 非局部均值模型

相比传统空间域滤波方法,非局部均值使用图块为单元确定权值,突破了基于像素点的滤波设计体系。通过图块的比较提取了图像中的结构信息,从根本上保证了边缘和奇异点的结构不被破坏,进而允许设置非常大的搜索窗口,使图像中均匀区域的噪声能够得到充分的抑制。其滤波形式为<sup>[1]</sup>:

收稿日期:2014-09-14

项目资助:国家自然科学基金(41301481,61302160);国防重点项目(AA12007014-2)。

第一作者:陈建宏,工程师,博士,现从事高分辨率合成孔径雷达数据目标解译技术研究。gycjh2010@163.com

$$\hat{z}(x) = \frac{1}{C(x,y)} \sum_{y \in \Omega} w(x,y) z(y) \quad (1)$$

式中,  $\hat{z}(x)$  为像素  $x$  的滤波结果;  $w(x,y)$  为权值函数, 由中心像素  $x$  和参与估计的像素  $y$  所对应图块之间的相似性度量函数  $D(x,y)$  决定:

$$w(x,y) = \exp\left(-\frac{D(x,y)}{h^2}\right) \quad (2)$$

式中,  $h$  为滤波参数;  $C(x,y) = \sum_{y \in \Omega} w(x,y)$  为归一化函数;  $\Omega$  为像素  $y$  的采样区间, 称为搜索窗。

图块相似性度量由像素  $x$  和参与估计的像素  $y$  之间的距离  $d(x,y)$  获得:

$$D(x,y) = \sum_{y \in P} d(x,y) \quad (3)$$

式中,  $P$  为像素  $y$  的采样区间, 称为相似窗。

将式(1)中  $z(x)$ 、 $z(y)$  像素对应为极化相干矩阵  $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{Y}$ , 这样就得到了极化 SAR 数据的非局部均值模型。本文采用“多视求权、单视重构”思路, 将式(1)修正为:

$$\hat{z}(\mathbf{X}) = \frac{1}{C(\langle \mathbf{X} \rangle, \langle \mathbf{Y} \rangle)} \sum_{y \in \Omega} w(\langle \mathbf{X} \rangle, \langle \mathbf{Y} \rangle) z(\mathbf{Y}) \quad (4)$$

式中,  $\langle \mathbf{X} \rangle = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i$  表示  $\mathbf{X}$  的  $n$  视处理。

非局部均值算法的关键问题是相似程度计算, 对于极化 SAR, 每个散射目标对应的是一个极化相干矩阵, 该矩阵包含了雷达测量得到的全部极化信息, 因而需要寻找一种可靠计算极化相干矩阵间相似度  $d(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$  的度量函数。

## 2 基于 KL 散度的相似测度

非局部均值算法的一个重要问题是像素点间的相似性度量。经对比分析各类矩阵相似性测度, 本文采用由相对熵推演出的 KL 距离作为 PolSAR 协方差矩阵间的相似性度量。在概率和信息论中, KL 距离衡量了相同事件空间中两个概率分布的差异情况。满足对称性的 KL 距离定义为:

$$J = I_1 + I_2 \quad (5)$$

式中,  $I_1$  和  $I_2$  为 Kullback-Leibler 散度, 表达如下:

$$\begin{cases} I_1 = \int f(x) \lg \frac{f(x)}{g(x)} dx \\ I_2 = \int g(x) \lg \frac{g(x)}{f(x)} dx \end{cases} \quad (6)$$

式中, 函数  $f(x)$  和  $g(x)$  分别代表同一分布的两个概率密度函数。如果  $f(x) = g(x)$ ,  $J = 0$ , 表示

一个分布与自身的不存在散度。

经过  $n$  视处理后, 极化 SAR 相干矩阵服从  $n$  自由度的复 Wishart 分布,  $\mathbf{T} \sim W_q(n, \boldsymbol{\Sigma})$ , 相应概率密度函数为:

$$P_T(\mathbf{T} | n, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{n^{qn} |\mathbf{T}|^{n-q} \exp(-\text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{T}))}{K(n, q) |\boldsymbol{\Sigma}|^n} \quad (7)$$

式中,  $\text{tr}$  表示矩阵的迹;  $\boldsymbol{\Sigma} = E(\mathbf{T})$  为相干矩阵的空间统计平均; 满足互易条件下,  $q = 3$ , 是极化相干斑噪声特征矢量的维数。  $K(n, q) = \pi^{q(q-1)/2} \Gamma(n) \cdots \Gamma(n-q+1)$ ,  $\Gamma(n)$  为 Gamma 函数。

对于极化矩阵  $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{Y}$  则有

$$P(\mathbf{X}) = \Gamma_p^{-1}(n) |\boldsymbol{\Sigma}_1|^{-n} |\mathbf{X}|^{n-p} \exp\{-\text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1} \mathbf{X})\} \quad (8)$$

$$P(\mathbf{Y}) = \Gamma_p^{-1}(n) |\boldsymbol{\Sigma}_2|^{-n} |\mathbf{Y}|^{n-p} \exp\{-\text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}_2^{-1} \mathbf{Y})\} \quad (9)$$

式中,  $\boldsymbol{\Sigma}_1$  和  $\boldsymbol{\Sigma}_2$  分别为相干矩阵  $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{Y}$  的空间统计平均; 由此, 将式(8)、(9)代入式(5)可得到  $\mathbf{X}$  与  $\mathbf{Y}$  之间的 KL 距离。

$$\begin{aligned} d_{\text{KL}}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = & \int P(\mathbf{X}) \lg \frac{P(\mathbf{X})}{P(\mathbf{Y})} dx + \int P(\mathbf{Y}) \lg \frac{P(\mathbf{Y})}{P(\mathbf{X})} dx = \\ & n \text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_2) + n \text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}_2^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_1) - 2nq \end{aligned} \quad (10)$$

详细推导过程见文献[7, 8]。当视数为 1 时, 该距离退化为对称修正复 Wishart 距离的 2 倍。

## 3 快速算法

### 3.1 积分图与 KL 距离因式分解

任意一点  $(x_0, y_0)$  的积分图 (summed image, SI) 值是指从原始图像的左上角到这个点所构成的矩形区域内所有点的灰度值之和。

$$SI(x_0, y_0) = \sum_{x \leq x_0, y \leq y_0} v(x, y) \quad (11)$$

求积分图只需遍历一次原图像, 计算开销很小。利用 SI 可以方便地计算出一个图像块的灰度值累加和。如图 1 所示的阴影图像块 A 的累加和为:

$$\begin{aligned} SSD_A = & SI(x_1, y_1) - SI(x_1, y_0) \\ & - SI(x_0, y_1) + SI(x_0, y_0) \end{aligned} \quad (12)$$

积分图主要是在两方面减少了重复运算, 一个是相似性度量的计算次数, 还有一个是矩形窗口积分的计算。

在二维图像数据中, 像素点间的相似程度可表示为像素灰度差, 积分对象就是像素差的二维

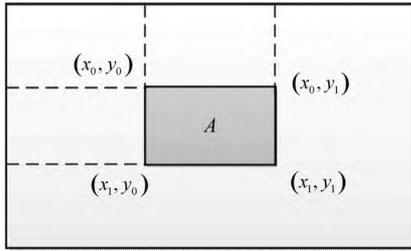


图 1 利用 SI 计算图像块累加和

Fig. 1 Cumulative of Image Blocks Calculated by SI

矩阵。对于极化 SAR 数据而言,每一个像素扩维成一个  $3 \times 3$  的矩阵。矩阵间的相似性需要两个矩阵进行运算,如式(10)所示,这样需要三维的积分图才能满足要求。因此,利用相干矩阵间 KL 距离的特点,进行因式分解,降维后获得了基于像素点二维积分操作的快速算法。因式分解过程为:

$$\text{设 } \Sigma_1^{-1} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_4 & \alpha_5 \\ \alpha_4^* & \alpha_2 & \alpha_6 \\ \alpha_5^* & \alpha_6^* & \alpha_3 \end{bmatrix}$$

$$\Sigma_2 = \begin{bmatrix} b_1 & b_4 & b_5 \\ b_4^* & b_2 & b_6 \\ b_5^* & b_6^* & b_3 \end{bmatrix}$$

则有:

$$\text{tr}(\Sigma_1^{-1} \Sigma_2) = \sum_{i=1}^3 a_i b_i + 2 \sum_{i=4}^6 a_i b_i \quad (13)$$

同理  $\text{tr}(\Sigma_2^{-1} \Sigma_1)$  也可以得到类似的解析表达式,从而通过矩阵元素的二维积分后再点积来实现式(10)的快速运算。

### 3.2 算法与性能分析

具体实现步骤如下所示。

1) 对  $T$  矩阵进行多视与求逆处理,多视结果与逆运算结果分别记为  $T_m$  和  $T_{inv}$ 。

2) 设置滤波参数搜索窗口  $\Omega$  大小和相似窗口  $W$  大小。

3) 根据  $\Omega$  与  $W$ ,对  $T$ 、 $T_m$  和  $T_{inv}$  进行扩展,扩展结果记为  $P_t$ 、 $P_m$  和  $P_{inv}$ 。

4) 初始化权值  $w$ 、权值和  $\Sigma$ 、最大权值  $M$ ,对相干矩阵  $T$  元素进行滤波。

a) 定义  $x$  表示  $P_t$  中搜索窗口中心相似性像素, $y$  表示  $P_t$  中搜索窗口  $(dx, dy)$  位置的非中心相似性像素。

b) 在  $P_m$  中,分别选取所有搜索窗口中心  $x$  像素构成的矩阵组  $A(a_1 \sim a_6)$  与所有  $y$  对应位置像素构成的矩阵组  $B(b_1 \sim b_6)$ 。同理,在  $P_{inv}$  中对应选取  $A$  的逆矩阵组  $(a'_1 \sim a'_6)$  和  $B$  的逆矩阵组  $(b'_1 \sim b'_6)$ 。先后使用式(13)与式(10)计算像素  $x$  与

$y$  之间的相似性度量  $d(x, y)$  对应图块  $SD(x, y)$ 。

c) 将  $SD(x, y)$  代入式(11)~(12),获得像素  $x$  与  $y$  为中心的相似性图块间的度量  $D(x, y)$ ,表达为  $SSD(x, y)$ ;将  $SSD$  代入式(2)得到滤波权值  $w(x, y)$ ,其中,平滑参数  $h$  按照下式计算:

$$h = K \times (2W + 1)^2 / \sqrt{\text{ENL}_{\text{SPAN}}} \quad (14)$$

其中,  $\text{ENL}_{\text{SPAN}}$  为极化功率图的等效视数;  $K$  为常数,取  $0.8 \sim 1$ 。

d) 用  $P_t$  中搜索窗  $\Omega$  内  $(dx, dy)$  位置的像素  $y$  对  $z(x)$  进行加权滤波,得到像素  $x$  的滤波结果,滤波式为:

$$\hat{z}(x) = \sum_{y \in \Omega} w(x, y) z(y) \quad (15)$$

其中,  $\hat{z}(x)$  为  $x$  的滤波结果。

e) 更新权值和  $\Sigma$ 、最大权值  $M$ ;

f) 在搜索窗  $\Omega$  内逐像素进行上述 b)~e) 处理,得到  $T$  整体滤波后的相干矩阵  $\hat{T}$ 。

5) 将  $T$  矩阵所有元素  $T_{11} \sim T_{33}$  中的中心像素赋予最大权值  $M$ ,叠加到滤波结果  $\hat{T}$  中,并用权值和  $\Sigma$  进行归一化,形成最终滤波结果  $\hat{T}$ 。

6) 采用 Pauli 向量法,使用滤波结果  $\hat{T}$  中  $T_{11}$ 、 $T_{22}$  和  $T_{33}$  三个元素合成伪彩图。

由上述分析可知,对于一幅  $M \times M$  的图像,搜索区域的半径为  $W$ ,需要  $M^2 \times (2W + 1)^2$  次邻域相似性图块比较,邻域的半径为  $P$ ,NLM 方法计算复杂度为  $O(9M^2 \times (2W + 1)^2 \times (2P + 1)^2)$ 。改进后的方法利用积分图计算减少了像点之间相似性重复计算,计算复杂度降为  $O((2W + 1)^2 \times (M + 2P + 1)^2)$ ,计算量约为原 NLM 的  $(3M \times (2P + 1)^2) / (M + 2P + 1)^2$ 。可见快速算法的计算量要明显小于原 NLM,算法效率得到提高。以  $300 \times 300$  像素的图像为例,搜索窗  $10 \times 10$  像素、相似窗  $3 \times 3$  像素条件下计算,运行速度约为原 NLM 算法的 421 倍。

## 4 实验与分析

实验环境: Intel (R) Xeon(R) CPU X5670@ 2.93 GHz CPU, 12GB 内存, Windows7 64 位操作系统。编程工具为 MATLAB7.12(R2011a)。

实验图像为 2012 年 Radarsat-2 卫星单视全极化 SAR 图像,分辨率为 8 m,选择滤波图像大小为  $1500 \times 1500$  像素,方位向和距离向采样率分别为 4.85 m 和 4.73 m,成像区域为日本东京湾,图中存在大量舰船目标。Google Earth 光学图如图 2(a) 所示,其中红色矩形框区域用于后续

滤波性能对比。利用 Nest 软件对实验数据进行辐射校正、地斜校正和正射投影等预处理后,得到了 Pauli 基合成伪彩色结果,如图 2(b)所示。利用本文算法对整幅图像进行滤波,在实验环境下,运行 7 224.99 s 后获得检测结果,如图 2(c)

所示。

采用的评价指标有等效视数(ENL)、边缘保持指数(ESI)<sup>[9]</sup>和极化保持能力,其中极化信息保持性能采用 Cloude 分解结果散射熵  $H$  与散射角  $\alpha$  来衡量。

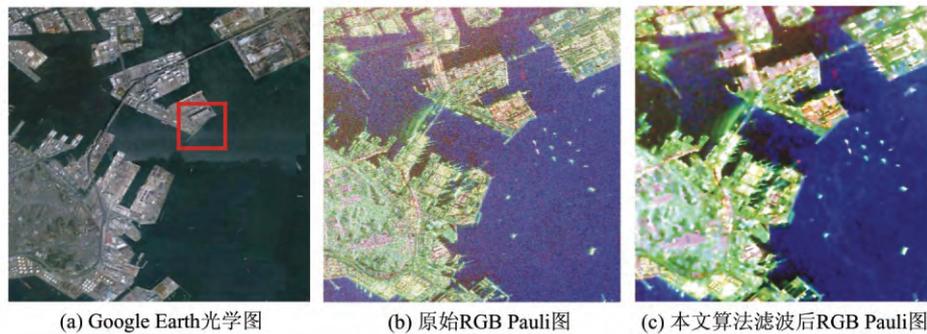


图 2 Radarsat-2 卫星日本东京湾 SAR 图像滤波结果

Fig. 2 Filtering Results of Radarsat-2 Satellite SAR Image in Tokyo Bay of Japan

为进一步分析算法的滤波性能,选择图 2 红色矩形框内区域数据进行测试,该区域位于港口附近海区域,大小为  $250 \times 250$  像素,区域中有海洋、港口码头、舰船等目标。选取的比较方法是经典的精致极化 Lee 滤波与文献[5]滤波算法。各算法参数取值为:精致极化 Lee 滤波的窗口大小取  $7 \times 7$  像

素,衰减系数  $D$  取 1;非局部均值和本文算法的搜索窗口大小为  $21 \times 21$  像素、相似性窗口大小为  $7 \times 7$  像素,平滑参数  $h$  取 84.648 1。图 3(a)是原始数据 Pauli 伪彩色图,图 3(b)是精制极化 Lee 滤波结果,图 3(c)是采用文献[5]距离滤波结果,图 3(d)是本文算法滤波结果。

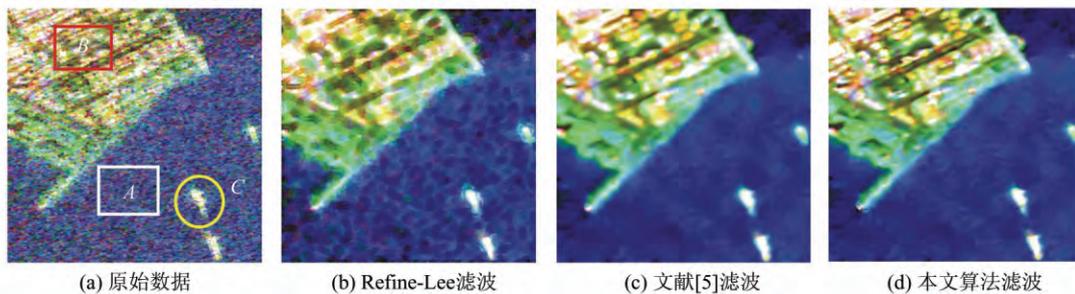


图 3 切片图像滤波结果对比

Fig. 3 Contrast Filtering Results of Slice SAR Image

为便于评价,将极化 SAR 合成的伪彩色图灰度化,相当于取功率图,然后分别计算图 3(a)中 A 处海洋同质区域的等效视数 ENL, B 处码头区域的纹理边缘保持指数 EPI,结果见表 1。

表 1 不同滤波算法性能对比

Tab. 1 Perform Comparison Results of Different Filtering Algorithms

评价指标	滤波前	精制极化 Lee 滤波	文献[5]算法	本文算法
ENL(A)	7.574 6	10.096 3	21.465 7	20.740 8
EPI(B)	-	1.041 7	0.8484	1.560 5
时间/s	-	62.678	10 745.525	33.217

对比滤波结果可以发现,图 3(b)中精致 Lee 滤波平滑效果不理想,整体上出现了人为块状结

构,使得边缘比较模糊。在均质海洋区域 A 对比不同滤波结果可看出,图 3(c)和图 3(d)的滤波结果要明显优于精致极化 Lee 滤波结果,视觉平滑效果更为清晰。这与表 1 中等效视数大小吻合。但是图 3(c)中的平滑过渡,导致模糊了地物的纹理细节。

对比港口码头区域 B 滤波结果可以看出,精致极化 Lee 滤波严重模糊了原来码头地物与道路的细节,文献[5]的距离滤波较为清晰,但过度平滑了地物,使得码头上房屋、集装箱与道路之间出现模糊,这主要是由于多视处理而引起的。表 1 中 B 区的边缘保持指数结果反应出本文算法具有较好纹理结构保持能力。

对于海上舰船目标 C, 精致极化 Lee 滤波结果不仅出现舰船模糊, 而且周边出现扩散杂波。同样, 非局部均值滤波结果也出现了较为严重的舰船模糊, 放大了目标区域。相比之下, 本文算法滤波结果较好地剔除了舰船周边杂波, 保持了较清晰的边缘轮廓, 更好地反映出目标真实结构与尺寸。

为进一步对比各类算法对极化特征的影响, 本文对相干矩阵进行了 Cloude 分解, 利用相应的散射熵  $H$  和散射角  $\alpha$  来进行分析。各种算法滤波结果进行 Cloude 分解后的结果如图 4 所示, 其中图 4(a)~4(d) 为对应散射熵图像, 图 4(e)~

4(h) 为对应散射角的图像。对比图 4(a)~4(d) 可以看出, 在海洋区域内, 精致极化 Lee 滤波与文献[5]算法的散射熵出现较多的模糊, 效果不理想; 文献[5]与本文算法的散射角图像较为一致, 均比较清晰。由此看来, 本文算法与文献[5]算法保持地物的极化散射特性的性能相当。

运算效率方面, 从表 1 中运行时间可看出, 本文算法相比原非局部均值算法, 耗费时间从 10 745.525 s 减小到 33.217 s, 即由原来的近 3 h 减小到半分钟, 计算速度提高约 323 倍, 极大改善了非局部均值算法在极化 SAR 中的应用效率。

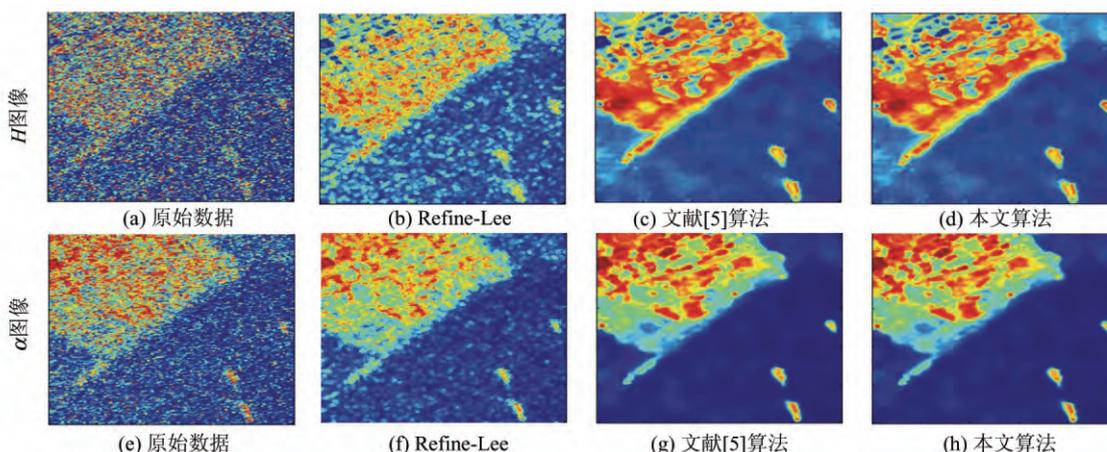


图 4 极化 SAR 数据 Cloude 分解结果

Fig. 4 Cloude Decomposition Results of Slice SAR Data

## 5 结 语

本文针对极化 SAR 图像相干斑抑制, 提出多视求权、单视重构策略并选择 KL 相似性度量改进了非局部均值模型, 运用积分图实现了其快速计算, 构建了单视极化 SAR 图像快速非局部均值算法。实验结果表明, 本文算法在一定程度上保持了原图像的空间分辨率, 克服了原非局部滤波算法计算量大的缺点。通过定量评估分析可以看出, 本文算法较好地实现了对极化 SAR 图像的滤波, 明显增强了相干斑抑制效果。

## 参 考 文 献

- [1] Coll B B, Morel J. A Nonlocal Algorithm for Image Denoising[C]. IEEE Computer Society Conference, San Diego, CA, USA, 2005
- [2] Deledalle C, Denis L, Tupin F. Polarimetric SAR Estimation Based on Non-local Means[C]. IEEE International Symposium, Paris, France, 2010
- [3] Chen Jiong, Chen Yilun, An Wentao, et al. Nonlocal Filtering for Polarimetric SAR Data: A Pretest

Approach[J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(5):1 744-1 753

- [4] Wang Shuang, Jiao Licheng, Zhong Hua, et al. Speckle Suppression Method of Polarimetric SAR Data Based on Bayes Non-local Means: 10278051 [P]. 2011-03-02(王爽, 焦李成, 钟桦, 等. 基于贝叶斯非局部均值的极化 SAR 数据的相干斑抑制方法: 10278051[P]. 2011-03-02)
- [5] Yang Xuezhi, Zuo Meixia, Lang Wenhui, et al. Speckle Reduction for Multi-polarimetric SAR Image with the Similarity of the Scattering[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2012, 16(1):105-115(杨学志, 左美霞, 郎文辉, 等. 采用散射特征相似性的极化 SAR 图像相干斑抑制[J]. *遥感学报*, 2012, 16(1):105-115)
- [6] Wang Juan, Yang Jinsong, Huang Weigen, et al. The Impact of Multi-look Processing on Synthetic Aperture Radar Ship Detection[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(3):399-404(王隽, 杨劲松, 黄韦良, 等. 多视处理对 SAR 船只探测的影响[J]. *遥感学报*, 2008, 12(3):399-404)
- [7] Lee K Y, Bretschneider T F. Separability Measures of Target Classes for Polarimetric Synthetic Aper-

- ture Radar Imagery[J]. *Asian Journal of Geoinformatics*, 2012, 12(2):73-84
- [8] Erten E, Reigber A, Hellwich O, et al. Glacier Velocity Monitoring by Maximum Likelihood Texture Tracking[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2009, 47(2):394-405
- [9] Xu Ying, Zhou Yan. Review of SAR Image Speckle Suppression[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(20):210-216 (徐颖, 周焰. SAR图像相干斑抑制研究进展[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(20):210-216)

## Fast Non-local Means Filtering of SLC Fully PolSAR Image

CHEN Jianhong<sup>1,2</sup> ZHAO Yongjun<sup>2</sup> LAI Tao<sup>2</sup> LIU Wei<sup>2</sup> HUANG Jie<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Technical Department of Taiyuan Satellite Launch Centre, Taiyuan 030027, China

<sup>2</sup> School of Navigation and Aerospace Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China

**Abstract:** Non-local means have been applied to the field of polarimetric SAR image filtering. However the traditional methods process SAR data with multi-look before filtering, which reduces the resolution of SAR images with enormous computation costs that severely restrict non-local means filtering performance. So a fast non-local mean filtering algorithms is proposed for single-look polarimetric SAR images. A new non-local means model was reconstructed in accordance with the multi-view concept to seek power, and single vision remodeling, then combined with KL divergence. Fast computation in the new algorithm was implemented with an integral image. Finally, the proposed algorithms were validated with a Radarsat-2 fully polarimetric SAR image. Experimental results show that the new algorithm not only improves the filtering effect but also significantly enhances operational efficiency.

**Key words:** polarimetric SAR images; filtering; non-local means; KL divergence; fast calculation

**First author:** CHEN Jianhong, engineer, PhD, specializes in target interpretation technology in high resolution SAR data. E-mail: gycjh2010@163.com

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41301481, 61302160; National Key Project Funded Project, No. AA12007014-2.