# 一种改进的用于合成孔径雷达图像相干斑抑制的双 边滤波参数配置方法<sup>\*</sup>

李金才1)† 黄斌2) 彭宇行1)

1)(国防科学技术大学计算机学院,长沙 410073)

2)(怀化学院计算机系,怀化 418008)

(2012年4月27日收到;2012年7月4日收到修改稿)

双边滤波能够有效光滑合成孔径雷达图像,同时保持边缘信息.最优配置双边滤波参数一直非常困难.本文作 者曾提出了一种迭代参数配置方法,具有高精度、高效率的特点,但是该方法会出现迭代错误终止的情况.本文提 出了一种改进的参数配置方法,能够确保获得最优折衷配置的参数,并且给出了该方法收敛性的证明.对真实合成 孔径雷达图像的实验结果显示,在迭代精度相同的情况下,改进方法不仅能够获得与迭代方法相当的可视效果,而 且灰度值近似方差参数具有更高的精度;随着迭代精度的提高,改进方法比迭代方法有更快的收敛速度.

关键词:双边滤波,合成孔径雷达,相干斑抑制,参数配置

PACS: 95.75.Mn, 42.30.Va, 42.30.Sy

# 1引言

合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 是 一种主动式微波遥感雷达, 通过发射相干电磁波, 接收来自地物目标反射的回波进行成像, 具有高分 辨率、全天时、全天候、穿透性强、覆盖面积大 等特点. SAR 图像已经广泛应用于军事侦察、打击 目标评估、地质和矿产资源勘探、灾情评估、海 洋监测、地形测绘、森林环境监测和农作物生长 状况监控等领域<sup>[1-8]</sup>.

由于 SAR 图像中固有的相干斑噪声,为 SAR 图像的解释和应用带来了困难.相干斑噪声的抑 制成为 SAR 图像解释和应用的基础和关键. SAR 图像相干斑噪声抑制方法主要包括:基于局部 统计特性的滤波算法,如 Lee 滤波<sup>[9]</sup>、Kuan 滤 波<sup>[10]</sup>、Frost 滤波<sup>[11]</sup>和 Sigma 滤波<sup>[12]</sup>等;基于 变换域的滤波算法,如软阈值法<sup>[13]</sup>和自适应 Sigmoid 阈值法<sup>[14]</sup>等:基于偏微分方程的滤波算法, 如 SRAD<sup>[15]</sup>, DPAD<sup>[16]</sup>, OSRAD<sup>[17]</sup> 和自适应窗口 的各向异性扩散算法 [18] 等. 基于局部统计特性的 滤波算法面临的一个主要问题是滤波参数(例如局 部窗口均值、方差或者方差系数)的估计.滑动窗 口的大小应该尽可能地大以便获得更多的采样数 据,从而得到更可靠的统计参数;但是为了更好地 保持图像的边缘、纹理等特征,窗口应该尽可能地 小.显然这两个目标是矛盾的,无法同时满足.基于 变换域的滤波算法处理一维时具有优异的特性,但 是处理二维或者更高维时,由一维小波张成的可分 离小波只具有有限的方向(水平、垂直和对角线), 不能有效的捕捉图像的边缘、纹理等信息.基于偏 微分方程的滤波算法,将各向异性扩散和迭代平滑 的概念引入到图像处理中,抑制噪声的同时,保留 甚至增强图像中的边缘、纹理信息.但是,扩散系 数的确定、纹理边缘的检测以及迭代次数等因素 都制约着该类算法的最终滤波结果.

\*国家重点基础研究发展计划(批准号: 2011CB302601)、国家高技术研究发展计划(批准号: 2011AA01A202)和国家自然科学基金(批准号: 41175025, 41105063, 60803039, 60970033)资助的课题.

© 2012 中国物理学会 Chinese Physical Society

http://wulixb.iphy.ac.cn

<sup>†</sup> E-mail: lijincai@nudt.edu.cn

双边滤波 [19] 是一种空域滤波和值域滤波相 结合的非线性滤波算法,能够光滑 SAR 图像的同 时,保持边缘信息,因此受到了广泛的关注和研 究<sup>[20-27]</sup>.双边滤波的结果由几何距离方差(od)和 灰度值近似方差  $(\sigma_r)^{[19]}$  两个参数支配, 但是给出 这两个参数的最优配置非常困难. 张文革等 [20] 首 先将双边滤波应用于 SAR 图像相干斑抑制,并且 提出了一种传统参数配置方法,取得了较好的相 干斑抑制效果. 但是, 该方法得到的  $\sigma_r$  误差较大, 为了提高  $\sigma_r$  的精度, 计算时间呈线性增长, 这为 大规模实时 SAR 图像相干斑抑制带来了困难. 文 献 [28] 基于归一化等效视数 (equivalent number of looks, ENL)<sup>[29]</sup> 曲线和归一化边缘保持指数 (edge preserving index, EPI)<sup>[30]</sup> 曲线的单调特性和最优折 衷配置假设<sup>[20]</sup>,提出了一种迭代方法,该方法与传 统方法相比,在计算时间相当的情况下,灰度值近 似方差精度提高了一个数量级; 当灰度值近似方差 精度相同时,计算时间减少了一个数量级.但是,该 迭代方法存在迭代错误终止的问题,为 SAR 图像 处理带来了一定的风险.

本文基于归一化 ENL 曲线和归一化 EPI 曲线 的单调特性和最优折衷配置假设,提出了一种改进 的参数配置方法,并且给出了该方法收敛性的证明. 该方法不仅解决了迭代方法<sup>[28]</sup>中迭代错误终止的 问题,能够确保获得最优折衷配置的参数;在迭代 精度相同的情况下,不仅能够获得与迭代方法相当 的可视效果,而且灰度值近似方差参数具有更高的 精度;随着迭代精度的提高,改进方法比迭代方法 有更快的收敛速度.

## 2 双边滤波

双边滤波是 Tomasi 和 Manduchi<sup>[19]</sup> 提出的一 种非线性滤波算法. 该滤波结合空域滤波器和 值域滤波器,同时考虑图像空域信息和值域信息, 对图像进行滤波.所以在光滑图像的同时,能够 保持图像的边缘信息.对于一个 *N* × *M* 的 SAR 图像  $f(x_{i,j})(1 \le i \le N, 1 \le j \le M)$ , 滤波窗口 为  $(2m+1) \times (2n+1)$ , 双边滤波的离散形式可以 表示如下 <sup>[31]</sup>

$$h(x_{i,j}) = k^{-1}(x) \times \sum_{p=i-m}^{i+m} \sum_{q=j-n}^{j+n} f(x_{i,j})$$
$$\times c(x_{p,q}, x_{i,j}) \times s(f(x_{p,q}), f(x_{i,j})), \quad (1)$$
$$k(x) = \sum_{p=i-m}^{i+m} \sum_{q=j-n}^{j+n} s(f(x_{p,q}), f(x_{i,j}))$$
$$\times c(x_{p,q}, x_{i,j}), \quad (2)$$

其中  $f(x_{i,j})$  是输入图像,  $h(x_{i,j})$  是输出图像,  $x_{i,j}$  是当前像素点,  $x_{p,q}$  是  $x_{i,j}$  的相邻像素点.  $c(x_{p,q}, x_{i,j})$  测量  $x_{i,j}$  和  $x_{p,q}$  之间的几何距离程 度,  $s(f(x_{p,q}), f(x_{i,j}))$  测量  $x_{i,j}$  和  $x_{p,q}$  灰度值近似 程度. 对于具有平移不变性的高斯滤波,  $c(x_{p,q}, x_{i,j})$ 和  $s(f(x_{p,q}), f(x_{i,j}))$  可以表示为 <sup>[31]</sup>

$$c(x_{p,q}, x_{i,j}) = e^{\frac{-1}{2} \left(\frac{d(x_{p,q}, x_{i,j})}{\sigma_d}\right)^2},$$

$$d(x_{p,q}, x_{i,j}) = \|x_{p,q} - x_{i,j}\|,$$

$$s(x_{p,q}, x_{i,j}) = e^{\frac{-1}{2} \left(\frac{\delta(f(x_{p,q}), f(x_{i,j}))}{\sigma_r}\right)^2},$$

$$\delta(f(x_{p,q}), f(x_{i,j})) = \|f(x_{p,q}) - f(x_{i,j})\|,$$
(4)

其中  $\sigma_d$  是几何距离方差,  $\sigma_r$  是灰度值近似方差.  $\sigma_d$ 用于调控空域中对当前像素点最终滤波结果有影 响的像素点,  $\sigma_d$  的取值一般为不超过 min(m, n) 的 自然数. 通常, 滤波窗口为一个正方形, 既 m = n.  $\sigma_r$  用于调控值域中对当前像素点最终滤波结果 有影响的像素点, 对于归一化的图像,  $\sigma_r$  的取值 为 (0,1).

SAR 图像滤波结果的评价指标主要包括: 等效 视数 <sup>[29]</sup> 和边缘保持指数 <sup>[30]</sup>. ENL<sup>[29]</sup> 和 EPI<sup>[30]</sup> 分 别表示为

$$ENL = \frac{\bar{\mu}^2}{\sigma^2},$$

$$EPI = \frac{\sum \sqrt{[p_s(i,j) - p_s(i+1,j)]^2 + [p_s(i,j) - p_s(i,j+1)]^2}}{\sum \sqrt{[p_o(i,j) - p_o(i+1,j)]^2 + [p_o(i,j) - p_o(i,j+1)]^2}},$$
(6)

其中  $\mu$  表示图像的均值,  $\sigma^2$  表示图像的方差;  $p_s(i,j)$  为输出图像在点 (i,j) 的灰度值,  $p_o(i,j)$  为输入图像在点 (i,j) 的灰度值. ENL 越大说明算 法图像光滑效果越好, EPI 越大说明算法边缘保持 能力越强. 对于  $N \times M$  的图像,  $\mu$  和  $\sigma^2$  的计算公 式如下 <sup>[32]</sup>:

$$\bar{\mu} = \frac{1}{N \times M} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} x(i,j),$$
(7)

$$\sigma^2 = \frac{1}{N \times M} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} (x(i,j) - \bar{\mu})^2, \qquad (8)$$

其中 x(i, j) 表示点 (i, j) 的灰度值.

## 3 迭代参数配置方法

对 SAR 图像应用双边滤波进行相干斑抑制, 归一化 ENL 曲线和归一化 EPI 曲线都具有如图 1 所示的单调特性. ENL 曲线是上凸单调递增, EPI 曲线是下凸单调递减. 所有的 SAR 图像都具有这 样的性质. 并且, 从图 1 可以看出, ENL 与 EPI 是一 对相反的参数, 所以对  $\sigma_d$  和  $\sigma_r$  配置时, 需要进行 折衷. 文献 [20] 认为归一化 ENL 曲线和归一化 EPI 曲线的交点是一个最优折衷配置.



文献 [28] 根据归一化 ENL 曲线和归一化 EPI 曲线的单调特性,基于两条曲线交点为最优折衷配 置的假设,提出了一种迭代参数配置的方法.该方 法与传统方法 <sup>[20]</sup> 相比,在计算时间相当的情况下, 灰度值近似方差精度提高了一个数量级;当灰度值 近似方差精度相同时,计算时间减少了一个数量级. 求解  $\sigma_r$  的流程如图 2<sup>[28]</sup> 所示.



图 2 迭代方法求解  $\sigma_r$  示意图

该方法首先给定一个初始点 *s* 和一个正小量 ε, 按照逆时针方向, 过点 *s*, 依次作与横坐标轴平行、 垂直、平行、垂直的直线, 与 ENL 曲线相交于点 *a*, 判断点 *s* 与点 *a* 横坐标之差是否满足条件 (9), 如 果满足, 则迭代中止; 否则以点 *a* 为初始点, 重复上 面的操作, 与 ENL 曲线相交于点 *b*, 判断点 *a* 与点 *b* 横坐标之差是否满足条件 (9), 如果满足, 则迭代中 止; 否则以点 *b* 为初始点, 重复上面的操作, 直到条 件 (9) 满足为止.

$$|s_x - a_x| \leqslant \varepsilon, \tag{9}$$

其中下标表示点的横坐标. 详细算法可参 考文献 [28].

### 4 改进的迭代参数配置方法

迭代方法 <sup>[28]</sup> 虽然具有高精度、高效率的特 点, 但是该方法存在迭代错误终止的情况. 如图 3 所示, 此时点 s 和点 a 重合, 满足条件 (9), 迭代终 止, 而此时得到的  $\sigma_r$  显然不是最优折衷配置时 的  $\sigma_r$ . 针对迭代方法中迭代错误终止的情况, 本文 提出了改进的求解  $\sigma_r$  的迭代方法, 其流程如图 4 所示.

给定  $\sigma_r$  的两个初值  $s_1$ ,  $s_2$  和一个正小量  $\varepsilon$ , 如 图 4 所示. 归一化 ENL 曲线和归一化 EPI 曲线相应 的点为  $a_1$ ,  $b_1$ ,  $a_2$  和  $b_2$ . 以  $a_1$ ,  $b_1$ ,  $a_2$  和  $b_2$  为初始点, 做直线  $a_1a_2$  和  $b_1b_2$ , 两条直线相交于点  $p_1$ ,  $p_1$  相应 的  $\sigma_r$  值为  $s_3$ ,  $\sigma_r$  为  $s_3$  时, ENL 曲线和 EPI 曲线相 应的点为  $a_3$  和  $b_3$ , 判断  $s_3$  与  $s_1$  和  $s_2$  是否满足条 件 (10), 如满足则  $s_3$  就是所求最优折衷配置  $\sigma_r$ ; 否 则以 *a*<sub>1</sub>, *b*<sub>1</sub>, *a*<sub>3</sub> 和 *b*<sub>3</sub> 为初始点重复上面的操作, 直 到条件 (10)满足.



 $\min(|s_1 - s_3|, |s_2 - s_3|) \leq \varepsilon. \tag{10}$ 

图 4 改进的迭代方法求解  $\sigma_r$  示意图

 $\sigma_r$ 估计的详细算法如下:

(i) 给定一个  $\sigma_d$  和灰度值区间  $[v_1, v_2]$ , 设定一 个正小量  $\varepsilon$ ;

(ii) 将灰度值区间剖分为 N 等分, 得到 N + 1
个 σ<sub>ri</sub>(i = 0, 1, · · · , N); N 的取值一般较小, 比如 10;

(iii) 以  $\sigma_d$  和  $\sigma_{ri}$  (*i* = 0, 1, · · · , *N*) 为参数, 对图 像进行双边滤波, 并计算归一化 ENL 和归一化 EPI;

(iv) 对归一化 ENL 和归一化 EPI 进行多项式 曲线拟合;

(v) 给定  $\sigma_r$  的初始值  $s_1 = v_1$  和  $s_2 = v_2$ .  $\sigma_r$ 为  $s_1$  时, 归一化 ENL 曲线和归一化 EPI 曲线对应 的点为  $a_1$  和  $b_1$ ,  $\sigma_r$  为  $s_2$  时, 对应的点为  $a_2$  和  $b_2$ . 直线  $a_1a_2$  和  $b_1b_2$  交点对应的  $\sigma_r$  值为  $s_3$ ,判断  $s_3$ 与  $s_1$  和  $s_2$  是否满足条件 (10),若满足,则迭代终 止;否则以  $s_1$  和  $s_3$  为  $\sigma_r$  的初始值,重复上面的操 作,直到条件 (10) 满足.

按照上述算法可以求得最优折衷配置时的  $\sigma_r$ . 由于  $\sigma_d$  的数量较少,所以给定最优折衷的  $\sigma_r$  后,  $\sigma_d$  可由传统方法计算.

改进方法收敛性的证明

**引理** 设 f(x) 是上凸单调递增连续函数, g(x)是下凸单调递减连续函数. f(x) 和 g(x) 相交于 点 P, 点 P 的横坐标为 s.  $\forall x_1, x_2, x_1 < s < x_2,$  $f(x_1)$  对应于点  $a_1, f(x_2)$  对应于点  $a_2, g(x_1)$  对应 于点  $b_1, g(x_2)$  对应于点  $b_2$ , 则直线  $a_1a_2$  与  $b_1b_2$  的 交点  $P_1$  位于点 P 的右侧.

**证明** 设 *f*<sub>1</sub>(*x*) 表示直线 *a*<sub>1</sub>*a*<sub>2</sub>, *g*<sub>1</sub>(*x*) 表示直 线 *b*<sub>1</sub>*b*<sub>2</sub>, 记点 *P*<sub>1</sub> 的横坐标为 *s*<sub>1</sub>. 要证明点 *P*<sub>1</sub> 位于 点 *P* 的右侧, 等价于证明 *f*(*s*<sub>1</sub>) > *g*(*s*<sub>1</sub>). 由于 *P*<sub>1</sub> 是直线 *a*<sub>1</sub>*a*<sub>2</sub> 与 *b*<sub>1</sub>*b*<sub>2</sub> 的交点, 所以

$$x_1 < s_1 < x_2, \quad f_1(s_1) = g_1(s_1), \qquad (11)$$

由于 f(x) 是上凸单调递增连续函数, 所以

$$\forall x \in (x_1, x_2), \ f(x) > f_1(x)$$
$$\Rightarrow f(s_1) > f_1(s_1), \tag{12}$$

由于 g(x) 是下凸单调递减连续函数, 所以

$$\forall x \in (x_1, x_2), \ g_1(x) > g(x)$$
$$\Rightarrow g_1(s_1) > g(s_1), \tag{13}$$

由 (11), (12), (13) 式, 可知 *f*(*s*<sub>1</sub>) > *g*(*s*<sub>1</sub>), 所以点 *P*<sub>1</sub> 位于点 *P* 的右侧. 证毕.

命题 设  $f(x)(x \in [v_1, v_2])$  是上凸单调递增二 阶连续函数,  $g(x)(x \in [v_1, v_2])$  是下凸单调递减二 阶连续函数. f(x) 和 g(x) 相交于点 P, 点 P 的横坐 标为 s. 则按照改进方法生成的序列 {s<sub>n</sub>} 收敛于 s.

**证明** 记  $l(s_n) = |f(s_n) - g(s_n)|$ ,表示线 段  $a_n b_n$  的长度.根据引理,当n > 1 时, $s_n > s$ , 则  $f(s_n) > g(s_n)$ ,从而 $l(s_n) = f(s_n) - g(s_n) > 0$ . 由于点  $P \neq f(x)$  和 g(x) 的交点,所以l(s) = 0. 设在一次迭代过程中 $\sigma_r$ 的值为 $s_k$ 和 $s_{k-1}$ , 记  $f(s_k) = f_k, g(s_k) = g_k$ .则由

$$\begin{cases} \frac{y - f_{k-1}}{x - s_{k-1}} = \frac{y - f_k}{x - s_k}, \\ \frac{y - g_{k-1}}{x - s_{k-1}} = \frac{y - g_k}{x - s_k}, \end{cases}$$
(14)

可得直线 a<sub>k-1</sub>a<sub>k</sub> 与 b<sub>k-1</sub>b<sub>k</sub> 交点的横坐标:

$$x = s_k - \frac{(f_k - g_k)(s_k - s_{k-1})}{f_k - g_k + f_{k-1} - g_{k-1}}$$

$$= s_k - \frac{l(x_k)(s_k - s_{k-1})}{l(x_k) - l(x_{k-1})},$$
(15)

从而

$$s_{k+1} = s_k - \frac{l(s_k)(s_k - s_{k-1})}{l(s_k) - l(s_{k-1})},$$
(16)

记

$$l[s_k, s_{k-1}] = \frac{l(s_k) - l(s_{k-1})}{s_k - s_{k-1}}$$

$$l[s_{k+1}, s_k, s_{k-1}] = \frac{l[s_{k+1}, s_k] - l[s_k - s_{k-1}]}{s_{k+1} - s_{k-1}},$$

(16) 式两边减去 s, 则有:

$$s_{k+1} - s = s_k - s - \frac{l(s_k)(s_k - s_{k-1})}{l(s_k) - l(s_{k-1})},$$
(17)

$$s_{k+1} - s = s_k - s - \frac{l(s_k) - l(s)}{l[s_{k-1}, s_k]},$$
(18)

$$s_{k+1} - s = (s_k - s) \left[ 1 - \frac{l[s_k, s]}{l[s_{k-1}, s_k]} \right],$$
(19)

$$s_{k+1} - s = \frac{(s_k - s)(s_{k-1} - s)l[s_{k-1}, s_k, s]}{l[s_{k-1}, s_k]}, \quad (20)$$

因为 *f*(*x*) 和 *g*(*x*) 是二阶连续函数, 所以 *l*(*x*) 也是 二阶连续函数, 从而

$$l[s_{k-1}, s_k] = l'(\eta), \eta \in (s_{k-1}, s_k),$$
(21)

$$l[s_{k-1}, s_k, s] = l''(\xi)/2, \xi \in (s_{k-1}, s_k),$$
(22)

由于 f(x) 是上凸连续函数,则有 f'(x) > 0, f''(x) < 0;由于 g(x) 是下凸连续函数,则 有 g'(x) < 0, g''(x) > 0.从而可知 l'(x) > 0, l''(x) < 0,并且 l'(x) 是有界函数.则

$$1 - \frac{l[s_k, s]}{l[s_{k-1}, s_k]} = 1 - \frac{l'(\eta_k)}{l'(\eta_{k-1})}$$
$$\leqslant 1 - \frac{\min_{x \in [v_1, v_2]}}{\max_{x \in [v_1, v_2]}} = M < 1, \quad (23)$$

其中  $\eta_k \in (s_k, s), \eta_{k-1} \in (s_{k-1}, s_k)$ . 根据改进算法 生成  $s_n$  的规则可知, 在每次迭代过程中  $s_{k-1} < s$ , 结合 (20), (22) 式, 可知:

$$\frac{(s_{k-1}-s)l[s_{k-1},s_k,s]}{l[s_{k-1},s]} > 0,$$
(24)

也即 
$$0 < M < 1.$$
 令:

$$e_k = s_k - s > 0, \ k > 1, \tag{25}$$

则有:

 $e_k \leq M e_{k-1} \leq M M e_{k-2} \leq \cdots \leq M^{k-2} e_2$ , (26) 所以, 当  $k \to \infty$ ,  $e_k \to 0$ , 也即是序列  $\{s_k\}$  收敛 于 s. 证毕.

#### 5 数值试验

图 5 是 Ku 波段美国亚利桑那州菲尼克斯附近 的农田机载 SAR 图像 <sup>[33]</sup>, 分辨率为 1 m. 分别使用 传统方法、迭代方法和改进方法对图 5 中的 SAR 图像进行滤波试验. 设置滤波窗口大小为 11 × 11. 给定  $\sigma_d = 2$ , 灰度值区间为 [0.1, 0.55], N = 10, 当  $\varepsilon$ 分别为 0.005, 0.002, 0.001 和 0.0001 时, 采用四次 多项式对归一化 ENL 和归一化 EPI 进行曲线拟合, 迭代方法  $\sigma_r$  的初始值设为 0.1, 改进方法  $\sigma_r$  的初 始值为 0.1 和 0.55. 最优折衷配置  $\sigma_r$  的结果、计 算时间和迭代次数如表 1 所示. 其中运行时间是 基于 Matlab 自带 tic, toc 命令测量得到. 试验环境 为 Intel i3 2.93 GHz 中央处理器和 4 GB 内存.



图 5 Ku 波段机载 SAR 图像

从表 1 可以看出, 在最优折衷配置假设下, 此时的  $\sigma_r$  应该趋于 0.1969. 所以当  $\varepsilon$  相同时, 改进方法的精度高于迭代方法的精度. 特别地, 改进方法 在  $\varepsilon = 0.001$ 时  $\sigma_r$ 的结果与迭代方法  $\varepsilon = 0.0001$ 时的结果相同.

众所周知,对于n次多项式  $f(x) = a_n x^n +$ 

*a<sub>n-1</sub>x<sup>n-1</sup>* + · · · + *a<sub>1</sub>x* + *a<sub>0</sub>*, 当 *n* ≥ 2 时, 多项式逆 计算的计算量要大于多项式正计算的计算量. 通过 对两种方法的分析可知, 迭代方法在一次迭代过程 中需要进行多项式正计算两次和多项式逆计算两 次, 改进方法需要多项式正计算四次和两条直线求 交点的计算一次.从表1可以得到,当迭代精度相同时,改进方法的迭代次数不多于迭代方法的迭代 次数.所以,随着迭代精度的提高,迭代次数的增加,改进方法的收敛速度要越来越快于迭代方法, 如图6所示.

	$\sigma_r$			时间/s			迭代次数		
ε	改进方法	迭代方法	传统方法	改进方法	迭代方法	传统方法		改进方法	迭代方法
0.05	—	_	0.1500	_	—	14.397770		_	—
0.005	0.1972	0.1955	0.1950	14.671510	14.648361	133.608195		4	4
0.002	0.1972	0.1964	0.1960	14.708495	14.741817	333.604471		4	5
0.001	0.1969	0.1964	1960	14.715242	14.765275	653.336362		5	5
0.0001	0.1969	0.1969	0.1965	14.770480	14.854389	6615.838385		6	8

表1 三种方法 σ<sub>r</sub> 的结果、计算时间和迭代次数比较



当计算时间相当时,使用三种方法对真实 SAR 图像滤波后的可视性进行比较. 当  $\varepsilon = 0.005$ , N = 10,传统方法的步长为 0.05 时,三种方法的 计算时间相当. 此时,传统方法得到的参数配置 为  $\sigma_r = 0.1500$ ,  $\sigma_d = 2$ ,迭代方法得到的参数配置 为  $\sigma_r = 0.1955$ ,  $\sigma_d = 2$ ,改进方法得当的参数配置 为  $\sigma_r = 0.1972$ ,  $\sigma_d = 2$ ,分别使用这些参数对图 5 中的 SAR 图像进行滤波,得到的图像如图 7 所示, 可以看出改进方法和迭代方法滤波结果的可视性 相当,但都优于传统方法滤波结果的可视性.

表 2 给出了三种方法滤波后, 评价指标的定量 比较. 从表 2 可以看出, 改进方法与迭代方法的效 果相当, 并且结果与最优折衷假设相一致.

表 2 评价指标定量比较

<u>→</u> →>+		EDI		
万法	区域I	区域Ⅱ	EPI	
	(1:80, 1:80)	(1:128, 129:256)		
原始图像	8.3599	9.3954	1	
传统方法	21.3948	22.0810	0.6320	
迭代方法	33.4531	32.9946	0.5078	
改进方法	33.9929	33.4675	0.5024	

# 6 结 论

本文基于归一化 ENL 曲线和归一化 EPI 曲线 随  $\sigma_r$  变化的单调特性以及最优折衷配置假设,提 出了一种改进的用于 SAR 图像相干斑抑制的双边 滤波参数配置方法,该方法解决了迭代方法中迭代 错误终止的问题,能够确保获得最优折衷配置的参 数,并且从理论上给出了该方法收敛性的证明. 对 真实 SAR 图像的数值试验结果表明,在迭代精度 相同的情况下,改进方法不仅能够获得与迭代方 法相当的可视效果,而且  $\sigma_r$  具有更高的精度;随 着迭代精度的提高,改进方法比迭代方法有更快的 收敛速度.该方法适合大规模实时 SAR 图像处理, 对 SAR 图像的解释和应用具有重要意义.



图 7 滤波结果可视性比较 (a) 原始图像; (b) 传统方法; (c) 迭代方法; (d) 改进方法

感谢美国 Sandia 国家实验室提供样本图像;感谢长安 大学张文革教授、国防科学技术大学刘巍博士和吴建平博 士在论文完成过程中的有益讨论.

- Jiang Z H, Huang S X, He R, Zhou C T 2011 Acta Phys. Sin. 60 068401 (in Chinese) [姜祝辉, 黄思训, 何然, 周晨腾 2011 物理 学报 60 068401]
- [2] Jiang Z H, Huang S X, Shi H Q, Zhang W, Wang B 2011 Acta Phys. Sin. 60 108402 (in Chinese) [姜祝辉, 黄思训, 石汉青, 张 伟, 王彪 2011 物理学报 60 108402]
- [3] Novak L M, Owirka G J, Weaver A L 1999 IEEE Trans. Aero. Elec. Sys. 35 157
- [4] Nico G, Leva D, Antonello G, Tarchi D 2004 IEEE Trans. Geosci. Remoto Sens. 42 1344
- [5] Siegert F, Hoffmann A A 2000 Remote. Sens. Environ. 72 64
- [6] McNairn H, Brisco B 2004 Can. J. Remote. Sens. 30 525
- [7] Thompson A A, Luscombe A P, James K, Fox P 2001 Proceedings of International Geoscience Remote Sensing Symposium Sydney, Australia, July 9–13 2001 p485
- [8] Askne J I H, Dammert P B G, Ulander L M H, Smith G 1997 IEEE Trans. Geosci. Remoto Sens. 35 25
- [9] Lee J S 1980 IEEE Trans. Pattern Anal. PAMI-2 165

- [10] Kuan D T, Sawchuk A A, Strand T C, Chavel P 1985 IEEE Trans. Anal. PAMI-7 165
- [11] Frost V S, Stiles J A, Shanmugan K S, Holtzman J C 1982 IEEE Trans. Pattern Anal. PAMI-4 157
- [12] Lee J S 1983 Computer Vision, Graphics, and Image Processing 24 255
- [13] Donoho D L 1995 IEEE Trans. Inform. Theory 41 613
- [14] Sveinsson J R, Benediktsson J A 2003 IEEE Trans. Geosci. Remoto Sens. 41 2404
- [15] Yu Y J, Acton S T 2002 IEEE Trans. Image Process. 11 1260
- [16] Aja-Fernández S, Alberola-López C 2006 IEEE Trans. Image Process. 15 2694
- [17] Krissian K, Westin C F, Kikinis R, Vosburgh K G 2007 IEEE Trans. Image Process. 16 1412
- [18] Liu G J, Zeng X P, Tian F C, Li Z Z, Chaibou K 2009 Signal Process. 89 2233
- [19] Tomasi C, Manduchi R 1998 Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Computer Vision Bombay, India, January

4-7, 1998 p839

- [20] Zhang W G, Liu F, Jiao L C 2009 Electron. Lett. 45 781
- [21] Zhang W G, Zhang Q, Yang C S 2011 Electron. Lett. 47 286
- [22] Elad M 2002 IEEE Trans. Image Process. 11 1141
- [23] Barash D 2002 IEEE Trans. Pattern Anal. 24 844
- [24] Barash D, Comaniciu D 2004 Image. Vision Comput. 22 73
- [25] Li J C, Huang S X, Peng Y X, Zhang W M 2011 Proceedings of the 3th IEEE International Conference on Information Science and Engineering Yangzhou, China September 29–October 1, 2011 p778
- [26] Zhang B Y, Allebach J P 2008 IEEE Trans. Pattern Anal. 17 664
- [27] Li J C , Huang S X, Peng Y X, Zhang W M 2011 Proceedings of the 3th IEEE International Conference on Signal Processing Systems Yantai, China August 27–28, 2011 p305
- [28] Li J C, Huang S X, Peng Y X, Zhang W M 2012 Acta Phys. Sin.

61 119501 (in Chinese) [李金才, 黄思训, 彭宇行, 张卫民 2012 物理学报 61 119501]

- [29] Oliver C, Quegan S 2004 Understanding Synthetic Aperture Radar Images (Raleigh: SciTech Publishing, Inc) p95
- [30] Zhang H, Wang C, Zhang B, Wu F, Yan D M 2009 High-Resolution SAR Image Target Recognition (Beijing: Science Press) p43-44 (in Chinese) [张红, 王超, 张波, 吴樊, 闫冬梅 2009 高分 辨率 SAR 图像目标识别 (北京: 科学出版社) 第 43—44 页]
- [31] Kao W C, Chen Y J, Wang S H, Hsu C C, Huang C W 2005 Proceedings of the 18th IPPR Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing Taipei, China August 21–23, 2005 p630
- [32] Lee J S 1980 IEEE Trans. Pattern Anal. 2 165
- [33] Sandia National Laboratories http://www.sandia.gov/radar/imageryku.html [August 5 2011]

# A modified method to configure the parameters of the bilateral filtering for synthetic aperture radar image speckle reduction\*

Li Jin-Cai<sup>1)†</sup> Huang  $Bin^{2}$  Peng Yu-Xing<sup>1)</sup>

(School of Computer Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)
 (Department of Computer Science, Huaihua College, Huaihua 418008, China)

(Received 27 April 2012; revised manuscript received 4 July 2012)

#### Abstract

Bilateral filtering can effectively smooth synthetic aperture radar (SAR) images with preserving the edges, but it is difficult to configure the parameters of bilateral filtering to the optimum. The iterative method to configure the parameters with high precision and efficiency has been presented, but the iterative process may be aborted incorrectly. In this paper, we present a modified configuration method to get the optimal trade-off parameters, and give the proof of the convergence of the method. The experimental results on real SAR images show that the modified method can not only obtain equivalent visibility as the iterative method, but also higher accuracy of the gray value similarity variance than that under identical iterative precision. With the iterative precision improved, the convergence rate of the modified method is faster than that of the iterative method.

**Keywords:** bilateral filtering, synthetic aperture radar, speckle reduction, parameters configuration **PACS:** 95.75.Mn, 42.30.Va, 42.30.Sy

<sup>\*</sup> Project supported by the National Basic Research Program of China (Grant No. 2011CB302601), the National High Technology Research and Development Program of China (Grant No. 2011AA01A202) and the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 41175025, 41105063, 60803039, 60970033).

<sup>†</sup> E-mail: lijincai@nudt.edu.cn