

# SAR 图像降斑算法研究

郑宗贵, 毛士艺

(北京航空航天大学电子工程系 203 教研室, 北京 100083)

**摘要:** 对于 synthetic aperture radar(SAR) 的降斑处理, 目前有许多方法(ML, MMSE, Lee, MAP, CMAP, SA). 它们各自都有其优点和不足, 没有一种可适应任何情况. 本文对这些方法进行了详细的分析和比较, 重点对 simulated annealing(SA) 方法作了较大改进. 得到了一些重要的结论. 通过对渤海某处 SIR-C/X-SAR 图像的处理得到了一系列试验结果.

**关键词:** 图像降斑; 斑点模型; RCS 模型; 相关邻域模型; 结构邻域模型; 模拟退火

**中图分类号:** TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372 2112 (2001) 03 0318 05

## Research on the Despeckling Algorithm of SAR Image

ZHENG Zong gui, MAO Shi yi

(Faculty 203, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Many of the despeckling processing methods on SAR image are available currently, which have advantages and disadvantages, respectively. None of them is generic. In this paper, an analysis and comparison about them is introduced in detail. An improvement of SA method is proposed and some important conclusions are acquired. A series of experimental results about image processing somewhere in Pohai are obtained.

**Key words:** image despeckling; speckle model; RCS model; correlated neighborhood model; structured neighborhood model; simulated annealing

### 1 引言

在 SAR 图像中, 消除斑点, 保持目标散射特性的空间分布特性是非常重要的. 文[1, 7]中提到了目前常用的 ML、MMSE、Lee、MAP、CMAP、SA 等方法, 并作了一定的分析. 本文对这些方法, 从基本模型入手, 用贝叶斯准则得出了 RCS 的估计. 对各种降斑方法的优劣进行了更为详细的分析和比较, 指出了这些方法的优缺点. 然而并没有任何一种方法是可适应于任何情况. 通过对渤海某处 SIR-C/X-SAR 图像的处理得到了一系列试验结果, 各种方法的优劣进一步得以验证.

我们知道, 标准的 SA 对于图像的恢复方法是分类每一个图像元素属于少数预定义的状态或值之一. 这在许多的应用中是有限的, 尤其是对于恢复 RCS 来讲太有限了, 在实际的退火过程中有可能出现当前的解比中间的状态差. 本文对 SA 方法<sup>[1]</sup>在五个方面作了较大的改进, 减少了计算量, 得到了很好的降斑效果. 本文在最后得出了一些重要的结论, 指出了通过进一步结合先验知识, 可以进一步改善 SAR 的降斑效果.

每个像素的信息都由 radar cross section(RCS) 携带着, 故在许多应用中, 考虑在给定观察图像强度条件下, 导出(RCS) 这样一个逆问题来. 斑点影响了图像的特性, 图像降斑可以用

Bayes 方法来表示:

$$P_{AP}(\sigma | I) = \frac{P_{\text{speckle}}(I/\sigma) P_{\sigma}(\sigma)}{P_I(I)} \quad (1)$$

其中  $I$  是图像强度,  $\sigma$  是 RCS,  $P_{AP}(\sigma | I)$  是从图像强度  $I$  得到  $\sigma$  的后验概率, 此即我们想要的结果.  $P_{\text{speckle}}(I | \sigma)$  是似然函数, 描述了斑点的影响. 对于  $L$  视 SAR 一般用如下  $\Gamma$  分布:

$$P_{\text{speckle}}(I | \sigma) = \left(\frac{L}{\sigma}\right)^L \frac{I^{L-1}}{\Gamma(L)} \exp\left[-\frac{LI}{\sigma}\right] \quad (2)$$

$P_I(I) = \int P(I | \sigma) P_{\sigma}(\sigma) d\sigma$  只是用来归一化表达式, 所以在多数情况下该项可以忽略.

通常在给定观察强度时, 希望提供  $\sigma$  的最大可能估计值. 由于  $\ln P_{AP}(\sigma | I)$  与  $P_{AP}(\sigma | I)$  在同一点上达到最大值. 故引入最大似然  $\lambda \equiv \ln P_{AP}(\sigma | I)$  进行估计.

### 2 斑点模型

斑点是由于在一个分辨单元中的小的散射体间的相互干涉形成的. 一个合适的斑点模型可以写为  $I(x, y) = R(x, y) \cdot F(x, y)$ . 其中  $(x, y)$  是分辨单元中心的空间方位和倾斜角,  $I$  是观察强度(有斑点的辐射),  $R$  是雷达随机反射过程.  $F$  是与  $R$  统计独立的平稳随机过程, 其均值为 1. 图 1 表示了一个 10 米分辨率, 1.3 视的渤海某处 SIR-C/X-SAR 图像, 尺寸为

300×300. 本文的试验用的固定大窗尺寸为 11×11, 邻域为 3×3

## 2.1 ML 降斑

Multi look (ML) 是一种最简单的降斑方法, 它假定 RCS 在滤波窗中是常数.<sup>[1]</sup>

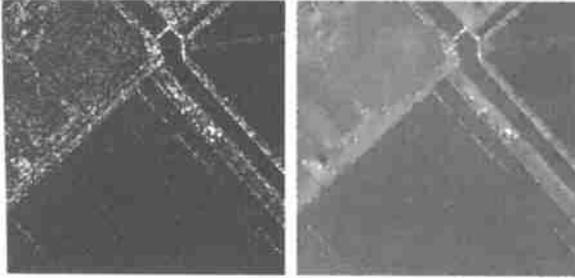


图 1 原始 SAR 图像

图 2 ML 降斑结果

$$\sigma_{ML} = \bar{I} \quad (3)$$

即在窗中所有像素的强度平均, 相当于多视. 应用该方法的结果如图 2 所示.

在相对均匀的区域里, 斑点的标准方差和分辨率皆降低了  $\sqrt{m}$ . 导致小目标的模糊. 在均匀区域去斑效果还可以. 小目标周围是四方的小亮块. 只有当场景内感兴趣的特性有足够大的尺寸时, 用 ML 方法才有效. 一种较好的方法是使图像中感兴趣的目标的尺寸与平滑的数量相匹配的自适应算法. 这样在均匀区域, 这个滤波器能提供大量的斑点降低, 可以保持原始图像的分辨率.

## 2.2 MMSE 降斑

Minimum Mean Square Error (MMSE) 方法是适合于窗内斑点有过多起伏的一种自适应方法. 若原始图像窗口中心像素的强度是  $I$ . 那么可以得到  $\sigma$  的估计为<sup>[2]</sup>:

$$\sigma_{MMSE} = \bar{I} + k(I - \bar{I}) \quad (4)$$

$\bar{I}$  是在固定窗口上的局部平均强度,  $I$  是窗口中心像素的观察强度.

$$k = \frac{\bar{V}_0}{\bar{V}_I} = \frac{\bar{V}_I - 1/L}{\bar{V}_I(1 + 1/L)} \quad (5)$$

其中  $V_I, V_0$  分别是强度和 RCS 的归一化方差. 通过关系式

$$\bar{V}_I = V_0 \left( 1 + \frac{1}{L} \right) + \frac{1}{L} \quad (6)$$

可  $V_I$  从中推导出  $V_0$ .

一个相关的方法是 Lee<sup>[3]</sup>. 它以 MMSE 准则作为基础, 是固定窗口中观察强度  $I$  和局部平均强度  $\bar{I}$  的线性组合, 是一个优化的线性滤波器, 相当于一阶 Taylor 展开.  $\sigma$  的估计为:

$$\sigma_{Lee} = \bar{I} + k(I - \bar{I}) \quad (7)$$

其中

$$k = (\bar{V}_I - 1/L) / \bar{V}_I \quad (8)$$

$I, \bar{I}$  与 MMSE 中的意义相同.

当无 RCS 变化时, 由式(6)知, 希望  $V_I$  接近  $1/L$ , 因此,  $k \approx 0$ , 对 MMSE 和 Lee 算法皆有  $\sigma_{MMSE} = \bar{I}$ . 然而, 斑点的起伏引起  $V_I$  有一较小的值, 此时  $k$  为负值了. 通过强迫  $k = 0$  (这儿归一化方差的估计比预先的斑点模型要小), 则  $\sigma_{MMSE} = \bar{I}$ . 相

反地, 大的强度变化由式(5)知  $k \approx L/(L+1)$  代入式(4)则  $\sigma_{MMSE} \approx (\bar{I} + I)/(1+L)$  从此式可看出, 降斑效果是均值和单个像素的值的加权. 若  $I$  相对于其周围来说足够大, 它将导致一个大的值  $\bar{V}_I$ , 故  $\sigma_{MMSE} \approx I/(1+1/L)$ . 在这种情况下对 Lee 算法有  $k = 1$ ,  $\sigma_{Lee} \approx I$ , 所以 Lee 方法优于 MMSE. 应用这两种方法的结果示于图 3 和图 4.

从这两个图像中可看出, 都比 ML 的平滑效果好, 但都有麻点现象 (在亮目标周围有一个噪声环). Lee 在均匀区域里降斑效果比 MMSE 和 ML 都好. 从 Lee 图像中可以看出均匀区域里亮目标起主要作用, 其周围有保持原值的特性, 在亮点目标周围有一小圈黑斑点 (边缘有斑点).

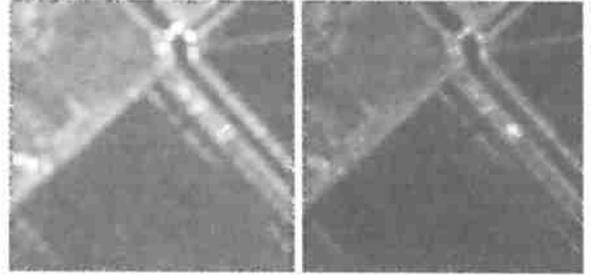


图 3 MMSE 降斑结果

图 4 Lee 降斑结果

## 3 RCS 模型

若知道  $\sigma$  的 PDF 的先验知识, 就能获取更多的信息. 在很多情况下自然杂波的 RCS 可以用分布很好的表示:

$$P_{\sigma}(\sigma) = \left( \frac{v}{\mu} \right)^v \frac{\sigma^{v-1}}{\Gamma(v)} \exp \left[ -\frac{v\sigma}{\mu} \right] \quad (9)$$

其中  $\mu$  和  $v$  分别是平均强度和序列参数. 它们不能直接度量, 必须用下面的关系式进行估计.

$$\mu = \bar{I}, v = 1/\bar{V}_0 = (1 + 1/L) / (\bar{V}_I - 1/L) \quad (10)$$

### 3.1 MAP 降斑

根据先验分布和似然函数, 可以由观察强度推导出  $\sigma$  的概率来<sup>[1]</sup>.

$$\frac{v\sigma_{MAP}^2}{\mu} + (L + 1 - v)\sigma_{MAP} - I = 0 \quad (11)$$

在纯斑点区域, 由式(6)知我们期望  $\bar{V}_I \approx 1/L$ . 代入式(10)可得  $v \approx \infty$  并且  $\sigma_{MAP} \approx \bar{I}$  这类似于前面的 MMSE. 然而, 当统计起伏引起的  $V_I$  的估计值比  $1/L$  小时, 则  $v < 0$ . 这时可通过  $v \approx \infty$  使  $\sigma_{MAP} \approx \bar{I}$  来改善重构. 相反情形, 当  $v$  较小时, 只要  $\mu/I$  远大于  $4L/(L+1)^2$ , 则分辨率变为  $\sigma_{MAP} \approx I/(1+1/L)$ . 通过修改这个算法使其适合结构特性 (如边缘、线和点) 来改善重构. 应用该算法的试验结果见图 5. 从图像中可以看出对亮目标, 分辨率倾向于保持, 好于 MMSE、ML 和 Lee. 然而 MAP 中也有麻点现象, 表明在强特性周围用自适应滤波器消除影响是困难的. 注意在 MMSE、Lee 和 MAP 中可通过减小窗的尺寸来降低麻点, 也可通过增加边缘方向检测的数量来减小, 原始场景越小影响就越小. 在大的均匀 RCS 中该算法提供了一个优秀的重构.

## 4 相关邻域模型

引入一种约束, 使一个像素的内容与它的邻域有关. 假定

采用相关邻域模型来选择最平滑的合理重构导出观察强度. 我们认为一给定像素的 RCS 和局部的 RCS 估计值相一致, 这样就可以把它加到贝叶斯准则中. 围绕一中心像素  $\sigma$  的局部邻域里观察强度的条件概率可以用  $P_{\text{local}}(I|\sigma)$  表示. 为了方便起见, 用贝叶斯准则变化这种形式,  $P_{\text{local}}(I|\sigma)$  的精确的理论形式并不存在, 取如下的  $\Gamma$  形式:

$$P_{\text{local}}(I|\sigma) = \left(\frac{\alpha}{\sigma}\right) \frac{I^{\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp\left[-\frac{\alpha I}{\sigma}\right] \quad (12)$$

注意序列  $\alpha$  参数与前面的序列参数  $v$  是不同的, 原因是  $\alpha$  包含了斑点和邻域中  $\sigma$  的相关采样的起伏.  $\alpha$  可以由邻域里归一化方差来估计, 即  $\alpha = 1/V_f$ . 此处的  $\Gamma$  形式的假设并不是关键的, 也可以假设为高斯形式来分析.

#### 4.1 Correlated Neighborhood Gamma MAP (CMAP) 降斑

通过引入 RCS 的先验 PDF 来增强相关邻域模型得到 MAP 重构方法. 联合 PDF 如下:

$$P_{\text{CMAP}}(\sigma|I_0 \dots I_{m-1}) \propto P_{\text{speckle}}(I_0|\sigma) P_{\sigma}(\sigma) \prod_{j=0}^{m-1} P_{\text{local}}(I_j|\sigma)$$

因此, 这个 MAP 算法对  $\sigma$  的估计可通过取如下二次方程的正的根来获得.

$$\frac{v\sigma_{\text{CMAP}}^2}{\mu} + \sigma_{\text{CMAP}}(m\alpha + L + 1 - v) - LI_0 - m\bar{\alpha} = 0$$

该算法与前面的 MAP 算法形式相类似, 然而前面的 MAP 算法忽略了局部平滑约束项  $m\alpha$ . 应用该算法的试验结果见图 6.

### 5 结构邻域模型

除了 MAP 算法外, 到目前为止, 作者还没有考虑任何的结构. MMSE、Lee、和 MAP 在窗中亮目标周围存在麻点现象. 然而在较小窗 CMAP 中麻点现象减小了, 但是以降低斑点退化为代价的. Criminins<sup>[4]</sup> 提出了一种迭代的几何滤波器, 并未考虑任何特殊的斑点统计模型, 而是依赖于场景中形状特性, 它用 4 个像素的小的模板集来适应场景中的结构. 它提供了一种自适应结构增强和斑点降低的可行性. 这种方法的降斑效果是很优秀的. 可见迭代滤波器可以通过连续的去斑来达到大量的平滑效果. 然而, 为了保留原始图像中的细节, 窗口必须要小.

把  $3 \times 3$  的邻域分成一个模板集, 该模板集提供了结构方向信息. 如图 7 所示

从上述 12 种配置中选择最可能的一种配置来保留结构<sup>[6]</sup>. 然而在用前面的方法时, 往往收敛到局部最小值, 仅仅

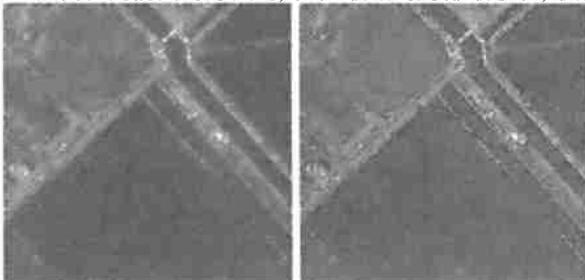


图 5 MAP 降斑结果

图 6 CMAP 降斑结果

提供局部的优化. 为此我们使用一种新的全局优化的方法(模拟退火)结合贝叶斯准则来对 RCS 进行估计.

#### 5.1 模拟退火降斑

所谓模拟退火法(SA)就是模拟人们对固体物质进行退火处理过程中所出现的热平衡现象而形成的一种随机搜索算法. 众所周知, 在对固体物质进行退火处理时, 通常先将它加热融化, 使其中的粒子可自由运动, 然后随着温度的逐渐下降, 粒子也逐渐形成了低能态的晶格, 若在凝结点附近的温度下降速度足够慢, 则固体物质便会形成最低能量的基态. 同样在组合优化问题的求解中也可以采用类似的处理方法, 从而找到全局最优解. 它使用基于概率的双方向随机搜索技术; 当基于邻域的一次操作使当前解的质量提高时, SA 接收这个被改进的解作为新的当前解; 在相反的情况下, SA 以一定的概率  $\exp(-\Delta U/T)$  接收相对当前解来说质量较差的解作为新的当前解. 其中,  $\Delta U$  为邻域操作前后解的能量差,  $T$  为退火过程的控制参数. 模拟退火法已在理论上被证明是一种以概率 1 收敛于全局优化解的全局优化算法. 在使用中发现其参数难以控制, 其主要问题有以下三点:

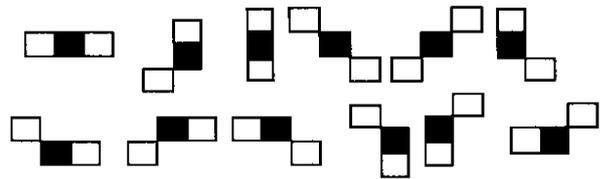


图 7 模板集

(1) 温度  $T$  的初始值设置问题.

温度  $T$  的初始值设置是影响 SA 全局搜索性能的重要因素之一. 初始温度高, 则搜索到全局最优化解的可能性大, 但因此要花费大量的计算时间; 反之, 则可节约时间, 但全局搜索性能可能受到影响. 实际应用过程中, 初始温度一般需要依据试验结果进行若干次调整.

(2) 退火速度问题.

SA 的全局搜索性能也与退火速度密切相关. 一般来说, 同一温度下的充分搜索(退火)是相当必要的, 但这需要计算时间. 时间应用中, 要针对具体问题的性质、特征设置合理的退火平衡条件.

(3) 温度管理问题.

温度管理问题也是 SA 难以处理的问题之一. 当邻域搜索过程中, 解的质量变差的概率呈 Boltzman 分布时, S. Geman 和 D. Geman 从理论上证明对数降温方式可使 SA 收敛于全局最优解, 即  $T \geq \frac{T_0}{\ln(1 + \beta k)}$ . 其中  $k$  为迭代次数,  $T_0$  是控制初始平滑的起始温度,  $\beta$  为收敛率. 在任何 SAR 图像中都存在着空间连续性, 像素截面积可能与邻域像素相类似. 我们把这样一种信息模型化为 Markov Random Field(MRF). 这个 MRF 有一个 Gibbs 分布.

$$P(\mu|x) = \frac{1}{Z} \exp\left[-\frac{U}{T}\right]$$

其中  $Z$  是一个归一化常数,  $T$  是一个称为温度的常数.  $U$  表示势函数, 它表示了数据统计和局部连通性. 为了减少复杂

性,我们限定强度可能取值数目,从图 7 所示的固定局部连接中选择。为了使用模拟退火,我们必须结合先验知识公式化一个势函数  $U$ 。这个势函数结合了数据的统计和我们的图像平滑模型。贝叶斯准则为:

$$P(\sigma|I) = \frac{P(I|\sigma)P(\sigma)}{\int P(I|\sigma)P(\sigma)d\sigma}$$

其中  $I$  表示观察强度,  $\sigma$  表示截面积的估计,  $P(I|\sigma)$  是似然函数描述了图像统计模型,  $P(\sigma)$  是先验分布描述了表面模型。从这个模型里我们希望最大化  $P(\sigma|I)$  找到  $\mu$  给出 MAP 估计。为此取对数并且忽略掉常数项可得:

$$-U = \log P(I|\sigma) + \log P(\sigma)$$

由模拟退火的过程<sup>[5]</sup>可以看到,由于当  $\Delta U > 0$  时,算法允许按概率接受更坏的状态作为当前解,因此,使算法在陷于局部极小点时有机会逃出,但也正是由于这一点,使当前解可能要比某些中间状态更差。从理论上讲,当  $T_0$  充分高,  $T$  下降足够慢,每个  $T$  下的 Metropolis 抽样时间无限长,且  $T$  趋向于零时,最后的当前解以概率 1 为最优解。但实际上由于以上条件不可能满足,所以使得最后的解比中间所经历的最好解可能要差很多。而且要想获得较满意的解,就必须要用相当长的计算时间。为了解决这些矛盾,本文对模拟退火算法作了如下的改进:

(1) 将随机扰动搜索过程和最新解更新过程分开,随机扰动搜索过程仍按原来的控制方式进行,但最新解则只接受比前一步更好的状态,而不接受比前一步更差的状态,这样既保证了原有控制扰动搜索过程不受影响,从而保留了算法可逃出局部极小点的优点,又保证最新解为搜索过程中所遇到的最优解。

(2) 在某个  $T$  值下,若连续随机扰动了  $q = q_0$  次,而  $q$  个解都不比原来的解好,其中  $q_0$  为某个预定门限,则认为再搜索下去也无多少意义,故终止在该  $T$  下的随机扰动,从而在保证最优性能的前提下减少计算量。

(3) 若  $T$  连续下降  $p = p_0$  次,算法返回的当前解均相等,其中  $p_0$  为某个预定门限,说明再降温对解的最优性也没有改善,则终止整个退火过程。这样可在尽量保证得到最优解的情

况下,进一步大大减小计算量。

(4) 一般的降温方式为  $T(t+1) = k * T(t)$  式中  $k$  为正的略小于 1.00 的常数,  $t$  为降温次数。经过试验发现按当  $\beta > 0.9999$  时取  $T = T_0 / \log(1 + \beta K)$ , 否则取  $T = T_0 \beta^K$  时,得到了较好的效果。

(5) 在运算过程中,为了减少计算量,加入了条件当  $V_i < 1/L$  时取 RCS 等于均值,使在均匀区域去斑效果更好。

### 5.1.1 Annealing Correlated Neighborhood MAP(ACMAP) 降斑

ACMAP 算法就是把 SA 和 CMAP 算法相结合起来的一种全局优化算法。则第  $K$  种配置的中心像素截面积  $\sigma_K$  的条件概率类似于 4.1 节可推出来,截面积估计用如下二次方程来表示:

$$\frac{v\sigma_{ACMAP}^2(K)}{\mu} + \sigma_{ACMAP}(K)(2\alpha + L + 1 - v) - L\sigma - \alpha(x_1 + x_2) = 0$$

其中  $\mu$  和  $v$  从大的窗中估计。参数含义同前面的 CMAP 参数相同。应用该算法的试验结果如图 8 所示。可见得到了最好的降斑效果,提供了较好的图像质量,空间比例和麻点的调制深度比较小,结构保持也非常好。本文在试验中取  $T_0 = 1, K_0 = 18, \beta = 0.99$ , 迭代 200 次。



图 8 ACPMAP 降斑结果

表 1 算法比较

	分辨率	均匀区域平滑能力	麻点现象	特性保持
ML	降低	可以	无	模糊边缘、线和重点目标
MMSE	保持	均较强 MAP > Lee > MMSE	有	边缘保持可以,但抹去了曲线结构和高频纹理变化
Lee	保持		有	边缘保持可以,但抹去了曲线结构和高频纹理变化
MAP	保持		严重	边缘保持较好,但抹去了曲线结构和高频纹理变化
CMAP	保持		无	边缘保持较好,但抹去了部分高频纹理信息
ACMAP	保持	很强	无	结构保持很好,但抹去了部分高频纹理信息

## 6 结论

各种降斑算法的比较结果如表 1 所示。

从比较中得出如下结论:

(1) 单阶滤波器是不充分的,对于有效降斑来说迭代是必须的。

(2) MMSE 和 CMAP 重构应被抛弃,原因是结构不能在迭

代过程中保持。

(3) Gamma 是一种最好的非退火滤波器。然而,它有麻点现象。麻点的波动深度可以通过采用结构来降低,效果是比较好的。麻点的空间范围可通过采取小的滤波窗口和执行条件来减小麻点和斑点。若窗太小则结构倾向于取平均。

(4) 改进了的 SA 算法首先通过将随机扰动搜索过程和最新解更新过程分开,即保留了算法可逃出局部较小点的优点,

又保证了最新解为搜索过程中所遇到的最优解。其次, 通过在某个  $T$  下引入  $q = q_0$  和  $p = p_0$  这两个预定门限, 保证了在最优性能的前提下减少了计算量, 以及在尽量保证得到最优解的情况下, 可进一步大大减少计算量。最后, 在试验中用条件当  $\beta > 0.9999$  时取  $T = T_0 / \log(1 + \beta K)$ , 否则取  $T = T_0 \beta^K$ , 和当  $V_I < 1/L$  时取 RCS 等于均值, 获得了更好的均匀区域去斑效果。这样改进了的 SA 大大减少了计算量, 改善了图像的降斑效果, 提供了非常好的图像性能, 能保持细节和原始图像的分辨率。

(5) 进一步引入先验知识到贝叶斯准则可以改善退火重构。

(6) 用户选择一种最好的算法取决于它们的应用和不同的考虑: 若是军事用途就考虑检测和识别小目标。若是遥感用就考虑林木的分类。前者优先关系结构的完整性来识别目标。故偏移的损害比遥感中要小。

(7) 若图像特性是最重要的, 用退火算法, 若执行速度是考虑的重点, 可采用结构 Gamma MAP 方法。

#### 参考文献:

- [ 1 ] Chris Oliver and Shaun Quegan. Understanding Synthetic Aperture Radar Images [ M ]. Artech House, 1998.
- [ 2 ] Kuan, D. T. , A. A. Sawchuk, T. C. Strand, and P. C. Chaval. Adaptive Restoration of images with speckle [ J ]. IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process. , 1987, 35: 373- 383.
- [ 3 ] Lee, J.S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics [ J ]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. , 1980, 2: 165- 168.
- [ 4 ] Cirmmins, T. R. Geometric filter for reducing speckle [ J ]. Appl. Opt. , 1985, 24: 1438- 1443.

- [ 5 ] Geman, S. , and D. Geman. Stochastic Relaxation, Gibbs distributions and the bayesian restoration of images [ J ]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. , 1984, 6: 721- 741.
- [ 6 ] White, R. G. A Simulated annealing algorithm for radar cross section estimation and segmentation [ J ]. SPIE Int. Conf. on Applications of Artificial Neural Networks V, Orlando, FL, SPIE Proc. , 1994, 2243: 231- 241.
- [ 7 ] McConnell, I. , and C. J. Oliver. Comparison of annealing and iterated filters for speckle reduction in SAR [ J ]. Europto Conf. on SAR Image Analysis, Simulation and Modelling, Taormina, Italy, SPIE Proc. , 1996, 2958: 74- 85.

#### 作者简介:



郑宗贵 1970 年生, 北京航空航天大学电子工程系博士生, 主要研究方向为: 图像理解、自动目标识别。



毛士艺 1935 年生, 北京航空航天大学电子工程系教授, 博士生导师。中国电子学会信号处理专业副主任委员, 中国电子学会会士。主要研究领域为: 高分辨率雷达成像、信号建模与谱分析、信号检测与分类、多目标跟踪和数据融合、图像理解、自动目标识别等。