

# 基于对比度最优准则的自聚焦优化算法研究

邓云凯<sup>1</sup>, 王 宇<sup>2</sup>, 杨贤林<sup>2</sup>, 张志敏<sup>1</sup>

(1 中国科学院电子学研究所, 北京 100080; 2 中国科学院研究生院, 北京 100039)

**摘要:** 对比度最优自聚焦算法是一种基于图像幅度的自聚焦方法. 本文将对对比度最优自聚焦算法等效为一个求解局部最优解的优化模型. 结合实际 SAR (Synthetic Aperture Radar) 系统的特征采用了两种解决此优化问题的算法: 黄金分割和 Fibonacci 级数法, 和传统方法相比, 这两种优化方法明显提高了对比度最优自聚焦算法的运算效率.

**关键词:** 合成孔径雷达; 对比度最优; 自聚焦

**中图分类号:** TP957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 09-1742-03

## The Research of Autofocus Optimization Algorithm Based on Contrast Optimization Criterion

DENG Yun-kai<sup>1</sup>, WANG Yu<sup>2</sup>, YANG Xian-lin<sup>2</sup>, ZHANG Zhim-in<sup>1</sup>

(1 Institute of Electronics Chinese Academy of Sciences Beijing 100080 China;

2 Graduate School of the Chinese Academy of Sciences Beijing 100039, China)

**Abstract** The Contrast optimization algorithm is an amplitude-based autofocus algorithm. The contrast optimization algorithm is described as an optimization model via which the local optimal solution can be achieved. Two optimization methods Golden section and Fibonacci series are employed to deal with this optimization model according to features of practical SAR (Synthetic Aperture Radar) systems. Efficiency of the contrast optimization algorithm is greatly improved compared with the quondam methods due to the application of the model and the two methods which are mentioned above.

**Key words** synthetic aperture radar (SAR); contrast optimization; autofocus

### 1 引言

合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar) 是一种高分辨率有源微波成像雷达. 它可以在能见度极差的气象条件下得到类似光学照相一样的高分辨率二维图像. SAR 系统主要通过发射高带宽的线性调频信号和对方位向回波历史相干处理来获取高分辨率二维图像. SAR 回波信号方位相位可以描述为:

$$\Phi(t) = \frac{4\pi R(t)}{\lambda} \quad (1)$$

其中,  $R(t) = \sqrt{R_0^2 + v^2 t^2}$  是天线相位中心到目标的距离,  $v$  表示天线平台速度,  $t$  表示天线相位中心和目标位置在方位向上的时间差,  $R_0$  表示平台航迹到目标的垂直距离,  $\lambda$  是发射信号所用载波波长. 为了便于分析, 假设载机平台沿直线飞行且正侧视照射目标, 则回波多普勒频率可以表示为:

$$\frac{1}{2p} \cdot \frac{d\Phi(t)}{dt} = f_{dc} + f_R t \quad (2)$$

$$\begin{aligned} f_{dc} &= 0 \\ f_R &= -\frac{2v^2}{R_0} \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $f_{dc}$  表示多普勒频率中心, 由于假设载机正侧视飞行, 所以  $f_{dc} = 0$ ,  $f_R$  表示方位向回波信号调频斜率.

实际应用中, 由于受大气涡流的影响, 载机不可能沿直线飞行; 电波在大气层中绕射、衰减和吸收, 也会导致回波方位向相位误差<sup>[1]</sup>; 另外, 平台的惯性导航系统也不能精确跟踪飞机的速度, 这些因素都会引起 SAR 图像散焦. 所以, 实际 SAR 图像处理中需要估计出回波方位向相位误差, 并把它补偿掉, 这正是自聚焦算法需要完成的任务. 需要强调的是: 影响图像聚焦性能好坏的主要因素是二次相位误差, 即采用不精确的  $f_R$  值造成的相位误差. 因此, 众多自聚焦方法主要是针对二次  $f_R$  进行估计. 其中, 对比度最优算法是一种鲁棒性很强且计算量较小的算法, 在实时成像处理中具有很好的实用价值<sup>[2,3]</sup>.

### 2 对比度最优算法的描述

SAR 图像聚焦程度高时, 图像中目标边缘的灰度值变化较剧烈, 对应图像的对比度大; 图像散焦时, 目标边缘灰度值变化较缓慢, 图像灰度值较为均匀地分布于一定灰度值区间内, 图像的对比度较小<sup>[2]</sup>. 对比度最优自聚焦算法

就是根据 SAR 图像上述特点估计平台运动参数的. 本文采用文献 [3] 中图像强度标准偏差与均值的比值作为图像对比度函数的定义, 如下式所示:

$$C(\alpha) = \frac{\sqrt{E\{[F^2(n, \alpha) - E\{F^2(n, \alpha)\}]^2\}}}{E\{F^2(n, \alpha)\}} \quad (4)$$

其中,  $I(n, \alpha)$  表示方位向一维图像幅度,  $E[\cdot]$  是取均值运算,  $\alpha$  是对二次相位误差系数的一个估计值. 对比度最优自聚焦算法主要是通过估计  $\alpha$ , 使  $C(\alpha)$  最大化, 从而实现对方位向回波相位进行补偿.

因此, 上述的自聚焦过程可理解为一个求解代价函数  $C(\alpha)$  局部最优解的优化过程<sup>[4]</sup>:

$$\max_{\alpha \in X} [C(\alpha)] \quad (5)$$

其中,  $X$  是一个约束集.

在寻找局部最优解的优化过程中, 随着对误差补偿精度要求的提高计算量会急剧加大, 计算量的增加会影响算法的实用性. 本文针对这一问题提出了两种优化算法, 即: 黄金分割法和 Fibonacci 级数法. 在保证精度的前提下, 这两种优化方法提高了对比度最优算法的收敛速度.

### 3 黄金分割法和 Fibonacci 级数法

由式 (5) 可知, 优化算法的核心是在约束集  $X$  中高效快速地寻找二次相位误差系数  $\alpha$  使得  $C(\alpha)$  最大.

为了更好地说明问题, 在详细介绍黄金分割法和 Fibonacci 级数法之前, 先简单分析早先提出的一种优化算法: 进退法<sup>[2]</sup>. 进退法的基本思想是从一个初始值  $\alpha_0$  出发, 按一定初始步长  $\Delta\alpha$  试图找到一个使代价函数值呈现“低—高一低”的区间, 并不断缩小这个区间. 当代价函数方向变化时, 步长变为  $\frac{1}{2}\Delta\alpha$  (“ $\rightarrow$ ”, “ $\leftarrow$ ”表示步长的方向). 按上面的方式迭代, 直至满足精度要求. 但是这种方法收敛速度比较慢, 尤其是步长初始值与实际误差值方向相反时, 会进一步降低收敛速度.

为进一步提高对比度最优自聚焦的效率, 本文采用了文献 [2] 中的黄金分割法和 Fibonacci 级数法. 它们都是按照特定规律快速缩小约束集, 并精确找到最优解, 而且收敛速度和初始方向无关.

#### 3.1 黄金分割法<sup>[4]</sup>

黄金分割法的基本思想是: 每一次以相同的变化率来减小约束集, 当约束集缩小到一定程度时, 集合中每一个元素的函数值均接近代价函数的最大值, 此时, 约束集中各点都可以看作是最佳二次相位误差系数的近似值.

假设第  $k$  次优化时约束集为  $[a_k, b_k]$ , 取两个试探点  $\mu_k, \mu_k \in [a_k, b_k]$ , 且  $\mu_k < \mu_k$ , 并计算  $C(\mu_k)$  和  $C(\mu_k)$ , 同时基于以下条件来确定新的约束集:

(a) 若  $C(\mu_k) \leq C(\mu_k)$ , 则令  $a_{k+1} = a_k, b_{k+1} = \mu_k$ ;

(b) 若  $C(\mu_k) > C(\mu_k)$ , 则令  $a_{k+1} = \mu_k, b_{k+1} = b_k$ ;

(c)  $\mu_k$  和  $\mu_k$  到约束集  $[a_k, b_k]$  的端点等距, 即  $b_k - \mu_k =$

$\mu_k - a_k$ ;

(d) 每次优化区间的缩短率相同, 即  $b_{k+1} - a_{k+1} = t(b_k - a_k)$ ;

由条件 (c) 和 (d) 可以得出以下两式:

$$\mu_k = a_k + (1-t)(b_k - a_k) \quad (6)$$

$$\mu_k = a_k + t(b_k - a_k) \quad (7)$$

为了确定缩短率, 不妨考虑满足条件 (a)、(c)、(d) 时的情况, 此时新的约束集为:

$$[a_{k+1}, b_{k+1}] = [a_k, \mu_k]$$

为了进一步缩小约束集, 按式 (6) 和 (7) 式寻找新的试探点  $\mu_{k+1}$ :

$$\mu_{k+1} = a_{k+1} + t(b_{k+1} - a_{k+1}) = a_k + t^2(b_k - a_k)$$

再根据式 (7), 令:

$$t^2 = 1-t \quad (8)$$

则有:

$$\mu_{k+1} = a_k + (1-t)(b_k - a_k) = \mu_k$$

因此, 新的试探点不需重新计算, 取  $\mu_k$  即可. 因此, 每次优化时 (除第一次), 仅需选取一个试探点.

与上述讨论类似, 当满足条件 (b)、(c)、(d) 时, 也无需计算而直接取  $\mu_{k+1} = \mu_k$ . 同时, 由式 (8) 可知:

$$t = \frac{-1 + \sqrt{5}}{2} \approx 0.618$$

所以, 可按下面两个公式选取试探点:

$$\mu_k = a_k + 0.382(b_k - a_k)$$

$$\mu_k = a_k + 0.618(b_k - a_k)$$

#### 3.2 Fibonacci 法<sup>[4]</sup>

该优化方法与黄金分割法类似, 但其约束集不是按黄金分割数缩小, 而是按 Fibonacci 数缩小. Fibonacci 数列可以描述为:

$$\begin{aligned} F_0 &= F_1 = 1 \\ F_{k+1} &= F_k + F_{k-1} \end{aligned}, k = 1, 2, \dots \quad (9)$$

由式 (6) 和 (7) 可知 Fibonacci 级数法的试探点选取公式为:

$$\mu_k = a_k + \left(1 - \frac{F_{n-k}}{F_{n-k+1}}\right)(b_k - a_k) \quad (10)$$

$$\mu_k = a_k + \frac{F_{n-k}}{F_{n-k+1}}(b_k - a_k) \quad (11)$$

其中,  $k = 1, 2, \dots, n-1, n$  为优化次数. 显然,  $\frac{F_{n-k}}{F_{n-k+1}}$  相当于黄金分割法中的  $t$ . 因此, 每次约束集变化满足:

$$b_{k+1} - a_{k+1} = \frac{F_{n-k}}{F_{n-k+1}}(b_k - a_k) \quad (12)$$

若限定经过  $n$  次优化后约束集不大于  $\sigma$ , 即  $b_n - a_n \leq \sigma$  时, 由式 (12) 可得:

$$b_n - a_n = \frac{F_1}{F_2} \cdot \frac{F_2}{F_3} \cdot \dots \cdot \frac{F_{n-1}}{F_n} (b_1 - a_1) = \frac{1}{F_n} (b_1 - a_1) \leq \sigma$$

从而:

$$F_n \geq \frac{b_1 - a_1}{\sigma} \quad (13)$$

由上述分析可知,若事先给出精度要求,由式(13)根据最初约束集大小可计算出 Fibonacci数,并可进一步确定达到给定精度所需的优化次数  $n$ 。

还可进一步从式(9)推出 Fibonacci法与黄金分割法之间的联系。由式(9)所描述的差分方程可知:

$$F_k = \frac{1}{\sqrt{5}} \left[ \left( \frac{1+\sqrt{5}}{2} \right)^{k+1} - \left( \frac{1-\sqrt{5}}{2} \right)^{k+1} \right]$$

从而可以得到:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{F_{k-1}}{F_k} = \frac{\sqrt{5}-1}{2} = t$$

这说明随着优化次数的增加, Fibonacci级数法和黄金分割法以相同的收敛率收敛。

#### 4 算法性能比较

SAR图像数据所描述的随机过程是非平稳随机过程,

所以应该用强点目标附近区域来计算对比度代价函数。这里不妨把获得优化解的过程称为学习过程。图 1~ 3给出了前述三种方法针对方位调频斜率  $f_R$  的优化学习曲线。这三组结果都是由机载 X-band SAR原始数据计算得到。图 1所显示的优化过程在第 10次时开始振荡,到第 17次时满足终止条件而终止学习过程,其收敛相对较慢。黄金分割法和 Fibonacci级数法的思路比进退法较为复杂,但收敛速度相对很快。如图 2、3中所示,它们都是在第 11次优化时满足终止条件而停止学习过程,收敛速度明显提高,优化性能比进退法有很大的改善。

#### 5 结论

本文是在二次相位误差模型下,讨论对比度最优化自聚焦算法中的优化问题,提出了两种快速收敛的优化算法。通过比较研究,说明了这两种算法性能的优越性。这两种算法实时高效的特点使它们在 SAR实时成像处理器中有很大的实用价值。

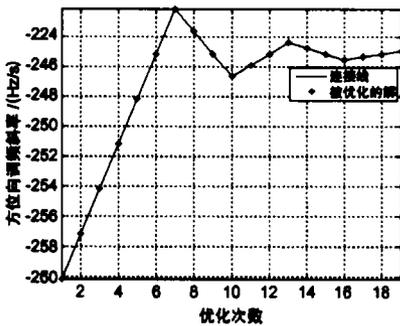


图 1 进退法优化结果

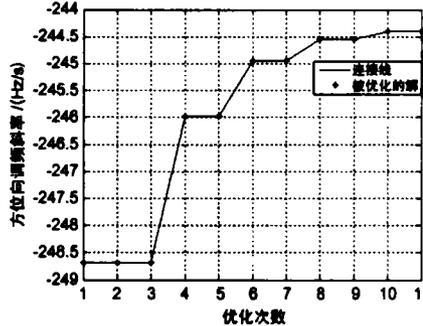


图 2 黄金分割法优化结果

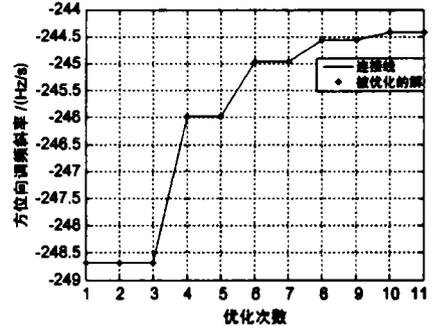


图 3 Fibonacci级数法优化结果

#### 参考文献:

[1] John C. Curlander, Robert N. McDonough. Synthetic Aperture Radar Systems and Signal Processing[M]. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1991. 131-139.

[2] 刘月花, 荆麟角. 对比度最优自聚焦算法[J]. 电子与信息学报, 2003, 25(1): 24-30.

Liu Yuehua, Jing Linjiao. Contrast Optimization Autofocus Algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2003, 25(1): 24-30 (in Chinese).

[3] Fabrizio Berizzi, Giovanni Corsini, et al. Autofocusing of Inverse Synthetic Aperture Radar Images Using Contrast Optimization[J]. IEEE Trans, 1996, AES-32(3): 1185-1191.

[4] 袁亚湘, 孙文瑜. 最优化理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 1997. 1-105.

[5] D. Blacknell, S. Quegan. Motion Compensation Using SAR Au-

tofocusing[J]. International Journal of Remote Sensing, 1991, 12(2): 253-275.

#### 作者简介:

邓云凯 男, 1962年12月生于湖北省荆州市。现为中国科学院电子学研究所研究员、博士生导师, 从事星载 SAR系统总体设计方面的工作。Email: ykden@mail.ie.ac.cn

王宇 男, 1980年12月生于河南省驻马店市。硕士研究生。主要研究方向为 SAR信号处理。Email: Robert\_wy@gmail.com

杨贤林 男, 1973年3月生于安徽省芜湖市。硕士研究生。主要研究方向为 SAR信号处理、运动目标检测和成像。Email: pigeonflying@sina.com

张志敏 男, 1971年3月生于内蒙古自治区宁城县。现为中国科学院电子学研究所研究员、研究生导师, 从事 SAR数字系统设计与数字信号处理方面的工作。Email: zhangzm@mail.ie.ac.cn