

一种加权最小熵的 ISAR 自聚焦算法

徐刚* 杨磊 张磊 李亚超 邢孟道

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 基于加权最小二乘估计(WLS)的最小方差准则, 根据各个距离单元的相位方差的差异, 该文提出了一种加权最小熵的 ISAR 自聚焦算法, 利用加权熵建立代价函数, 通过迭代算法估计误差相位以实现运动误差补偿。该算法具有较高的鲁棒性, 相对于传统最小熵 ISAR 自聚焦算法, 能够有效提高迭代的收敛速度, 并且权值系数的应用可以有效降低杂波和噪声的影响, 从而取得更好的聚焦效果。基于仿真数据和实测数据的实验验证了该算法的有效性。

关键词: 逆合成孔径雷达(ISAR); 加权最小二乘; 加权最小熵自聚焦; 收敛速度; 杂波和噪声抑制

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)08-1809-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01153

Weighted Minimum Entropy Autofocus Algorithm for ISAR Imaging

Xu Gang Yang Lei Zhang Lei Li Ya-chao Xing Meng-dao

(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A novel method of Weighted Minimum Entropy Autofocus (WMEA) algorithm for ISAR imaging is proposed where the objective function of weighed entropy is constructed and then solved with iterative technique to seek for phase errors. Based on Weighted Least-Squares (WLS) principle, the algorithm proposed is very robust by exploiting the difference of phase error variations in range cells. Contrary to traditional Minimum Entropy Autofocus (MEA) algorithm, the convergence rate could be greatly promoted by weighted minimum entropy autofocus algorithm. Besides, with this method clutter and noise could be suppressed efficiently to achieve better performance. The experimental results using both simulated data and measured data confirm the validation of the proposed algorithm.

Key words: Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR); Weighted Least-Squares (WLS); Weighted Minimum Entropy Autofocus (WMEA); Convergence rate; Clutter and noise suppressed

1 引言

逆合成孔径雷达(ISAR)由于能够实现运动目标的 2 维成像, 获得更多的散射点信息, 有利于目标的分类和识别, 因此越来越被广泛应用^[1]。ISAR 距离维高分辨依靠发射宽频带的信号获得, 方位维高分辨依靠目标相对于雷达的转动获得。ISAR 方位维分辨率与雷达相干积累时间和目标的转动角速度两者有关。在实际情况下, 由于目标平动的存在, 需要进行平动补偿处理才可以获得聚集良好的图像。由于 ISAR 成像目标往往是非合作目标, 所以基于回波数据的自聚焦算法研究是非常必要的。

自聚焦算法基于回波数据估计误差相位实现图像聚焦, 在雷达成像中起着相当重要的作用。一般

自聚焦算法大致分为两类: 基于特显点的自聚焦算法和基于图像整体信息的自聚焦算法, 其典型算法分别为相位梯度自聚焦(Phase Gradient Autofocus, PGA)算法^[2-4]和最小熵自聚焦(Minimum Entropy Autofocus, MEA)算法^[5-7]。PGA 算法通过提取特显点目标的相位历程以估计误差相位进行图像聚焦处理。PGA 具有很好的鲁棒性, 是因为其理论不基于模型化。更为重要的是, PGA 算法的执行效率很高, 往往只需要几次迭代便可以实现图像的良好聚焦。文献[2]提出了一种通过选取高质量样本的非迭代的 QPGA 算法, 进一步提高了 PGA 的运行效率。文献[3]针对 PGA 存在相邻特显点导致聚焦效果不理想的缺点, 提出了一种自适应距离单元样本选择的改进 PGA 算法。文献[8]提出了一种基于误差相位最小二乘估计的 WPGA(Weighted Phase Gradient Autofocus)算法, 根据不同距离单元的相位方差对回波的观测相位进行加权处理, 从而使估计误差的方差最小, 最终得到误差相位的最优估计

2010-10-26 收到, 2011-05-10 改回

国家自然科学基金项目(61001211)和西安电子科技大学基本科研业务费(JY10000902014)资助课题

*通信作者: 徐刚 xugang0102@126.com

结果;文献[9]进一步提出了一种适用于条带 SAR 的 WPCA(Weighted Phase Curvature Autofocus)算法,该算法具有较高的鲁棒性,可以被应用于干涉 SAR 处理。然而 PGA 的主要缺点是在场景均匀和低信杂比条件下,因为不能成功提取特显点的相位历程而得不到理想的聚焦效果。MEA 算法利用图像的熵值进行误差相位估计,它是一种基于图像整体信息的算法。相对于 PGA 算法,MEA 算法在低信噪比和低图像对比度的条件下更具有鲁棒性,能够取得更好的聚焦效果。文献[10]基于坐标下降法提出了一种同时更新(simultaneous update)法的最小熵自聚焦的迭代算法,能够有效提高最小熵自聚焦算法的收敛速度。文献[6]提出了一种基于子空间的最小熵 ISAR 自聚焦算法,其鲁棒性和收敛性得到进一步保证。最小熵自聚焦算法将图像的熵作为代价函数,如果直接求解误差相位是非常困难的,需要利用数值迭代算法逐渐逼近最终求解目标函数。虽然最小熵算法能够利用图像的整体信息保证算法的鲁棒性,但同时会增加最小熵算法的运算量。另外,利用所有样本求解误差相位必定会影响算法的收敛速度,从而导致最小熵自聚焦算法实时性较差的缺点。相对于 PGA 算法,MEA 算法的缺点主要表现为运行效率较低和运算量较大。

PGA 算法有效利用特显点求解误差相位,具有很高的收敛速度和高效性。可见,高质量的样本在提高算法收敛性方面具有很重要的作用。本文基于最小二乘估计的鲁棒特性提出了一种加权最小熵(Weighted Minimum Entropy Autofocus, WMEA)的 ISAR 自聚焦算法。首先基于最小二乘估计准则,根据不同距离单元的相位方差对图像的熵进行加权处理,然后利用迭代算法估计误差相位,通过逐步迭代最终实现图像的聚焦处理。相对于 MEA 算法,WMEA 算法的特点和优势主要表现为:根据相位方差进行加权处理,提取回波信号中的多特显点作为“高质量”的样本,使其在熵值收敛中起主导作用,从而有效提高自聚焦算法的收敛速度;同时,利用最小二乘估计减小估计子的误差方差,有效降低杂波以及噪声的影响,具有更高的“鲁棒”性,从而取得更好的聚焦效果。

2 最小熵自聚焦

自聚焦算法一般用于消除非空变的误差相位,即误差相位对于图像中的各个散射点而言是相同的。这一类误差相位主要由运动误差、电磁波的传播效应以及系统的不稳定性等因素造成^[11,12]。在本文分析中,同样假设误差相位具有非空变性。自聚焦处理的对象一般为回波信号经过距离维脉冲压缩

处理而未进行方位维脉冲压缩处理的回波信号。假设回波信号经过距离维脉冲压缩处理,并且采用文献[13]的最大相关法进行包络对齐处理,对齐精度小于二分之一距离单元。

2.1 图像模型

假设回波信号经过距离维脉冲压缩和包络对齐处理,第 m 个距离单元的最强散射点的多普勒频率为 f_m 以及起始相位为 $\psi_{0,m}$,并且假设第 m 个距离单元的其他较弱的散射点为杂波信号。ISAR 回波信号可以表示为

$$y_{m,n} = |y_{m,n}| e^{j[2\pi f_m n + \psi_{0,m} + \gamma(n) + \varphi_m(n)]} \quad (1)$$

式中 $y_{m,n}$ 为第 m 个距离单元在慢时间 n 的回波信号, m 和 n 分别为距离维和方位维离散时间; $\varphi_m(n)$ 为第 m 个距离单元的杂波干扰相位; $\gamma(n)$ 为需要校正的非空变的误差相位,仅为方位离散时间 n 的函数。

对式(1)的回波信号进行方位维 IFFT(Inverse Fast Fourier Transform)操作可得

$$z_{m,n} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} e^{j2\pi kn/N} y_{m,k} \quad (2)$$

式中 $z_{m,n}$ 为未进行误差相位校正的“散焦”的图像。假设 $\phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N\}$ 表示需要校正的误差相位,那么误差相位校正后的图像可以表示为

$$z_{m,n}(\phi) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} e^{j2\pi kn/N} e^{j\phi_k} y_{m,k} \quad (3)$$

式中 $z_{m,n}(\phi)$ 为误差相位的函数;在不考虑噪声影响的条件下,当 $\phi_k = -\gamma(k)$ 时,可以认为得到误差相位的理想估计结果。为了简化符号便于后续处理,在本文后面的表示中假设 $z_{m,n} = z_{m,n}(\phi)$ 。

2.2 最小熵自聚焦算法

假设

$$E_z = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |z_{m,n}|^2 = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N z_{m,n} z_{m,n}^*$$

表示图像的总能量,误差相位影响图像的聚焦质量,但由 Parseval 定理可知,图像的总能量保持不变,所以 E_z 为常数。假设 $p_{m,n} = |z_{m,n}|^2/E_z$ 表示像素的能量密度(energy density)。图像的熵定义为 $p_{m,n}$ 的函数:

$$S(\phi) = -\sum_{m,n} p_{m,n} \ln p_{m,n}, \quad m = 0, \dots, M-1; n = 0, \dots, N-1 \quad (4)$$

当图像散焦时图像的熵较大,而当图像聚焦良好时图像的熵较小,所以可以将图像的熵作为误差相位的目标函数,那么目标函数可以构造如下:

$$\hat{\phi} = \arg \min_{\phi} S(\phi) \quad (5)$$

根据文献[10]可以求得误差相位迭代表达式如下：

$$\phi_k^{(l+1)} = \phi_k^{(l)} + \tan^{-1}(B_k/A_k) \quad (6)$$

式中

$$\left. \begin{aligned} B_k &= \frac{2}{NE_z} \operatorname{Im} \left\{ \sum_m \tilde{y}_{m,k} \sum_n e^{j2\pi kn/N} z_{m,n}^* \ln |z_{m,n}^{(l)}|^2 \right\} \\ A_k &= \frac{2}{NE_z} \operatorname{Re} \left\{ \sum_m \tilde{y}_{m,k} \sum_n e^{j2\pi kn/N} z_{m,n}^* \ln |z_{m,n}^{(l)}|^2 \right\} \\ &\quad - \frac{2}{N^2 E_z} \sum_m \left\{ |\tilde{y}_{m,k}|^2 \sum_n \ln |z_{m,n}^{(l)}|^2 \right\} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中 $\tilde{y}_{m,k} = e^{j\phi_k^{(l)}} y_{m,k}$ 表示第 l 次迭代后利用估计的误差相位进行校正后的回波数据。

3 基于加权最小熵的自聚焦算法

3.1 图像的加权最小熵

由前面分析可知, MEA 算法基于图像的整体信息, 在低信噪比和低图像对比度的条件下, 相对于 PGA 或者 PCA 算法具有更好的聚焦效果。然而, MEA 最主要的一个缺点是运行效率偏低。对于 MEA 算法而言, 各个样本具有相同的权值, 所占比重相同, 其实质是假设各个距离单元的误差相位的方差相同, 然而通常情况下并非如此。PGA 具有很高的运行效率, 是因为它有效利用多特显点。那么通过增加特显点的权值以提高其在误差相位估计中的作用, 是否可以有效提高 MEA 的运行效率? 更为重要的是, 应该根据什么准则进行权值构造才能有效提高 MEA 的收敛速度?

加权最小二乘估计根据观测样本方差的不同进行加权处理, 从而取得估计子的最小估计方差。加权的作用是使“高质量”的样本在估计中占较大的比重, 从而有效提高估计的效果。ISAR 图像具有稀疏性, 可以近似认为由若干个散射点组成, 具有多特显点特性。特显点可以认为是“高质量”的样本, 因为特显点具有较好的杂波和噪声抑制特性。经过以上分析, 如果根据距离单元的相位方差得到的权值对 ISAR 图像的熵进行加权处理, 增强特显点在 MEA 中作用, 同样可以达到提高误差相位估计效果的作用。分析其原因主要包含两个方面: (1) 根据相位方差进行加权处理, 提取回波信号中的多特显点作为“高质量”的样本, 使其在熵值收敛中起主导作用, 从而有效提高自聚焦算法的收敛速度。(2) 根据相位方差进行加权处理, 达到减小估计子方差的目的, 这样可以有效降低杂波以及噪声的影响, 从而取得更好的聚焦效果。本文通过分析误差相位的最小二乘估计准则, 提出了一种加权最小熵的自聚焦(WMEA)算法。

由于最小熵自聚焦仅为误差相位 ϕ 的函数, 与距离单元中特显点的频移相位 $2\pi f_m n$ 以及起始相位 $\psi_{0,m}$ 无关, 所以假设特显点被平移到图像中心以及忽略起始相位的影响。根据文献[14]可以求得误差相位的加权最小二乘估计(WLS)结果。

$$\begin{aligned} \hat{\gamma}_{\text{wls}}(n) &= \left(\sum_{l=1}^M \frac{1}{\sigma_l^2} \right)^{-1} \sum_{m=1}^M \frac{1}{\sigma_m^2} \Phi_m(n) \\ &= \sum_{m=1}^M \frac{1}{\sigma_m^2} / \sum_{l=1}^M \frac{1}{\sigma_l^2} \Phi_m(n) = \sum_{m=1}^M w_m \Phi_m(n) \end{aligned} \quad (8)$$

式中 $\Phi_m(n) = \gamma(n) + \varphi_m(n)$ 为接收信号的相位, 包含误差相位和杂波、噪声的干扰相位。 $w_m > 0$ 为距离单元的加权系数, 其大小与该距离单元的相位方差成反比。由文献[9]可知, 误差相位的方差与该距离单元的信杂比(signal-to-clutter ratio)成反比, 可以通过计算距离单元回波信号的信杂比估计加权系数。相对于 PGA 自聚焦算法, WPGA 具有更好的鲁棒性, 是因为 WPGA 不要求各个距离单元的杂波和噪声具有相同的统计特性。WLS 根据各个样本的方差不同进行加权积累, 可以得到最小方差的估计结果^[14,15], 从而有效降低杂波和噪声的影响, 取得精度更高的估计结果。

加权最小二乘估计的方差可以表示为^[14]

$$\sigma_\epsilon^2 = 1 / \sum_{l=1}^M \frac{1}{\sigma_l^2} \quad (9)$$

由式(9)可知, 估计方差 σ_ϵ^2 小于任何距离单元的相位方差。

基于加权最小二乘估计准则, 根据距离单元的相位方差构造权值, 定义图像加权熵如下:

$$S_{\text{wei}}(\phi) = - \sum_{m,n} w_m p_{m,n} \ln p_{m,n} \quad (10)$$

将 $p_{m,n} = |z_{m,n}|^2 / E_z$ 代入式(10), 并且考虑到 $z_{m,n}$ 是误差相位 ϕ 的函数, 图像加权熵可以表示如下:

$$\begin{aligned} S_{\text{wei}}(\phi) &= - \sum_{m,n} w_m \frac{|z_{m,n}|^2}{E_z} \ln \frac{|z_{m,n}|^2}{E_z} \\ &= -(1/E_z) \sum_{m,n} w_m |z_{m,n}|^2 \ln |z_{m,n}|^2 \\ &\quad + (1/E_z) \sum_{m,n} w_m |z_{m,n}|^2 \ln E_z \\ &= -(1/E_z) \sum_{m,n} w_m |z_{m,n}|^2 \ln |z_{m,n}|^2 + C \end{aligned} \quad (11)$$

由 Parseval 定理可知, 进行误差相位校正并不改变距离单元像素的总能量, 所以式(11)中的第二项为常数。

那么 WMEA 误差相位估计的代价函数可以构造为

$$\hat{\phi} = \arg \min_{\phi} S_{\text{wei}}(\phi) \quad (12)$$

由于图像在方位维的平移并不改变图像加权熵的大小,所以 WMEA 算法并不能估计常数和一阶的线性误差相位,而只能用来估计高阶的误差相位。其实没有必要估计常数和一阶误差相位,因为它们并不影响图像的聚焦质量。直接求解或者近似求解式(12)所示的代价函数非常困难,一般采用迭代的收敛算法进行求解。

3.2 加权最小熵自聚焦算法的求解

3.2.1 替代方程 如果直接求解式(11)和式(12)所示的代价函数是非常困难的,本文利用一种最优转换算法^[6]通过求解替代的代价函数进行误差相位估计。假设式(11)的替代代价函数可以表示为 $\Theta(\phi; \phi^{(l)})$, 其中 $\phi^{(l)}$ 为第 l 次迭代得到的误差相位估计值。 $\Theta(\phi; \phi^{(l)})$ 需要满足以下条件:

$$\left. \begin{aligned} S_{\text{wei}}(\phi) - S_{\text{wei}}(\phi^{(l)}) &\leq \Theta(\phi; \phi^{(l)}) - \Theta(\phi^{(l)}; \phi^{(l)}) \leq 0 \quad \forall \phi \\ \frac{\partial}{\partial \phi_k} \Theta(\phi; \phi^{(l)}) \Big|_{\phi=\phi^{(l)}} &= \frac{\partial}{\partial \phi_k} S_{\text{wei}}(\phi) \Big|_{\phi=\phi^{(l)}}, \quad k = 1, \dots, N \\ \Theta(\phi^{(l)}; \phi^{(l)}) &= S_{\text{wei}}(\phi^{(l)}) \\ \Theta(\phi; \phi^{(l)}) &\geq S_{\text{wei}}(\phi) \quad \forall \phi \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

式中第 1 个条件可以保证原代价函数 $S_{\text{wei}}(\phi)$ 在每次迭代时是下降收敛的;后面 3 个条件用以保证目标函数的单调性,其中前两个条件表示替代函数 $\Theta(\phi; \phi^{(l)})$ 与原代价函数 $S_{\text{wei}}(\phi)$ 在 $\phi^{(l)}$ 处是正切的。

为进一步推导 $\Theta(\phi; \phi^{(l)})$ 的具体形式,做以下假设:

$$f(p) = -p \ln p = -|z_{m,n}|^2 \ln |z_{m,n}|^2 \quad (14)$$

由式(14)可知, $f(p)$ 是一个实值的凹函数。 $f(p)$ 在 $q (q \geq 0)$ 处进行一阶泰勒级数展开, $g(p; q) = f(p) - (1 + \ln q)(p - q) = -p \ln q + q - p$ 。令 $p = |z_{m,n}|^2, q = |z_{m,n}^{(l)}|^2$, 可以得到以下结论:

$$\begin{aligned} &\sum_{m,n} w_m g(|z_{m,n}|^2; |z_{m,n}^{(l)}|^2) \\ &= \sum_{m,n} w_m \left(-|z_{m,n}|^2 \ln |z_{m,n}^{(l)}|^2 - |z_{m,n}|^2 + |z_{m,n}^{(l)}|^2 \right) \\ &= \sum_{m,n} \left(-w_m |z_{m,n}|^2 \ln |z_{m,n}^{(l)}|^2 \right) \end{aligned} \quad (15)$$

容易可得, $\sum_{m,n} w_m g(|z_{m,n}|^2; |z_{m,n}^{(l)}|^2)$ 为 $\sum_{m,n} w_m f(|z_{m,n}|^2)$ 在 $|z_{m,n}^{(l)}|^2$ 处的一阶泰勒级数展开,那么 $\sum_{m,n} g(|z_{m,n}|^2; |z_{m,n}^{(l)}|^2)$ 必定在 $|z_{m,n}^{(l)}|^2$ 处与 $\sum_{m,n} w_m f(|z_{m,n}|^2)$ 相切。由于 $\sum_{m,n} w_m f(|z_{m,n}|^2)$ 是一个凹函数,所以 $\sum_{m,n} g(|z_{m,n}|^2; |z_{m,n}^{(l)}|^2) \geq$

$\sum_{m,n} w_m f(|z_{m,n}|^2), \forall p \geq 0$ 。通过验证可知, $\sum_{m,n} g(|z_{m,n}|^2; |z_{m,n}^{(l)}|^2)$ 满足式(13)中 4 个条件要求。

经过以上分析,式(11)和式(12)所示目标函数可以用 $\Theta(\phi; \phi^{(l)}) = -(1/E_z) \sum_{m,n} w_m |z_{m,n}|^2 \ln |z_{m,n}^{(l)}|^2 + C$ 代替,并且替代后的代价函数可以表示为

$$\hat{\phi} = \arg \min_{\phi} \Theta(\phi; \phi^{(l)}) \quad (16)$$

式(16)所示的代价函数是一个非线性数学方程,直接求解也非常困难,需要进行代价函数的进一步转化。

3.2.2 加权最小熵自聚焦算法的求解 由式(13)可知,替代函数 $\Theta(\phi; \phi^{(l)})$ 的收敛性弱于代价函数 $S_{\text{wei}}(\phi)$, 在保证替代函数收敛的条件下可以保证代价函数 $S_{\text{wei}}(\phi)$ 的收敛性,即保证 $\Theta(\phi; \phi^{(l)})$ 递减的前提下, $S_{\text{wei}}(\phi)$ 必定是递减的。本文采用一种称为同时更新^[16](simultaneous update)的迭代算法求解式(16)所示代价函数,估计误差相位。其基本原理是,每次迭代时同时估计 $\{\phi_k^{l+1}, k = 1, 2, \dots, N\}$, 然后利用每次估计的结果进行误差相位补偿,最后通过不断迭代得到最终的误差相位估计结果。

假设第 l 次迭代估计的误差相位 $\phi^{(l)} = \{\phi_1^{(l)}, \phi_2^{(l)}, \dots, \phi_N^{(l)}\}$, 并且 $\phi^{(0)} = \{0, 0, \dots, 0\}$, 利用估计值 $\phi^{(l)}$ 对回波信号进行误差相位补偿,进行初步聚焦处理,并假设初步聚焦图像为 $z_{m,n}^{(l)}$ 。下面基于第 l 次迭代的估计值推导第 $l+1$ 次迭代的估计值。

假设 $\phi = \{\phi_1^{(l)}, \dots, \phi_{k-1}^{(l)}, \phi_k, \phi_{k+1}^{(l)}, \dots, \phi_N^{(l)}\}$, 固定其他未知参数而只求解其中一个未知参数。利用式(16)分别求得 $\Theta(\phi; \phi^{(l)})$ 对 ϕ_k 的 $n (n \leq 3)$ 阶导数,各阶导数可以分别表示为

$$\left. \begin{aligned} &\frac{\partial}{\partial \phi_k} \Theta(\phi; \phi^{(l)}) \\ &= \frac{2}{NE_z} \text{Im} \left\{ \sum_m w_m \tilde{y}_{m,k} \sum_n e^{j2\pi kn/N} z_{m,n}^* \ln |z_{m,n}^{(l)}|^2 \right\} \\ &\frac{\partial^2}{\partial \phi_k^2} \Theta(\phi; \phi^{(l)}) \\ &= \frac{2}{NE_z} \text{Re} \left\{ \sum_m w_m \tilde{y}_{m,k} \sum_n e^{j2\pi kn/N} z_{m,n}^* \ln |z_{m,n}^{(l)}|^2 \right\} \\ &\quad - \frac{2}{N^2 E_z} \sum_m \left\{ w_m |\tilde{y}_{m,k}|^2 \sum_n \ln |z_{m,n}^{(l)}|^2 \right\} \\ &\frac{\partial^3}{\partial \phi_k^3} \Theta(\phi; \phi^{(l)}) \\ &= -\frac{2}{NE_z} \text{Im} \left\{ \sum_m w_m \tilde{y}_{m,k} \sum_n e^{j2\pi kn/N} z_{m,n}^* \ln |z_{m,n}^{(l)}|^2 \right\} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

由式(17)可得, $\frac{\partial}{\partial \phi_k} \Theta(\phi; \phi^{(l)}) = -\frac{\partial^3}{\partial \phi_k^3} \Theta(\phi; \phi^{(l)})$, 那

么式(16)所示目标函数可以转换成如下形式:

$$\Theta(\phi; \phi^{(l)}) = A_k \cos(\phi_k - \phi_k^{(l)}) + B_k \sin(\phi_k - \phi_k^{(l)}) + C_k \quad (18)$$

式中

$$A_k = -\frac{\partial^2}{\partial \phi_k^2} \Theta(\phi; \phi^{(l)}) \Big|_{\phi_k^{(l)}}, B_k = \frac{\partial}{\partial \phi_k} \Theta(\phi; \phi^{(l)}) \Big|_{\phi_k^{(l)}} \\ C_k = \frac{\partial}{\partial \phi_k} \Theta(\phi; \phi^{(l)}) \Big|_{\phi_k^{(l)}} + \frac{\partial^2}{\partial \phi_k^2} \Theta(\phi; \phi^{(l)}) \Big|_{\phi_k^{(l)}}$$

通过求解式(18)的导数, 令其为零, 从而求出误差相位的迭代表达式。

$$\phi_k^{(l+1)} = \phi_k^{(l)} + \tan^{-1}(B_k/A_k) \quad (19)$$

式中该迭代算法的运算量主要在于求解 B_k 和 A_k 。通过计算可得: 对于 $M \times N$ 大小的图像, 估计其中一个未知参数进行一次迭代的运算复杂度为 $O(MN)$, 那么 N 个参数一次迭代的运算复杂度为 $O(MN)$ 。通过分析可以发现, 对 n 的求和可以利用 FFT 进行高效计算, 这样可以同时求得估计误差 $\{\phi_k^{l+1}, k = 1, 2, \dots, N\}$, 这种迭代算法称为同时更新算法^[8,16]。通过计算可得: 对于 N 个未知参数的一次迭代, 同时更新算法的运算复杂度为 $O(MN \ln N)$ 。这样自聚焦算法的迭代运算量可以得到有效降低; 由于可以同时估计 N 个未知参数, 迭代的收敛速度也可以得到有效提高。

4 实验数据验证

下面分别通过对 ISAR 仿真数据和实测数据处理, 通过比较最小熵自聚焦算法(MEA)和加权最小熵自聚焦算法(WMEA)所得结果的不同, 验证本文算法的有效性。

4.1 ISAR 仿真数据处理结果

在仿真数据处理中, 以 B727 飞机作为仿真模型, 信号带宽 150 MHz, 脉冲重复频率 20 kHz, 误差相位如图 1 所示。在进行距离维脉冲处理后, 越距离单元徙动校正采用文献[13]的最大相关法进行包络对齐处理和误差相位粗补偿, 包络对齐误差精度小于二分之一距离单元。由于误差相位校正精度要求小于 $\lambda/4$, 所以误差相位需要进行进一步的补偿。然后分别采用 MEA 和 WMEA 算法进行自聚焦处理, 并且经过相同的迭代次数, 迭代次数设置为 30。图 2(a)为 MEA 处理结果, 图 2(b)为 WMEA 处理结果。由图 2 可得, WMEA 的成像结果比 MEA 得到整体改善, WMEA 具有更好的聚焦效果。从飞机尾翼可以观测到, WMEA 成像结果为聚焦良好的点目标, 而 MEA 成像结果发生“散焦”, 点目标被扩散到相邻的方位单元。图 3 为两种算法每次迭代时图像熵的变化情况, 观测曲线可得: 在前 5 次迭代中, WMEA 比 MEA 具有更快的收敛速度; 在第 10 次迭代时两者熵值差异不大, 是因为此时图像已

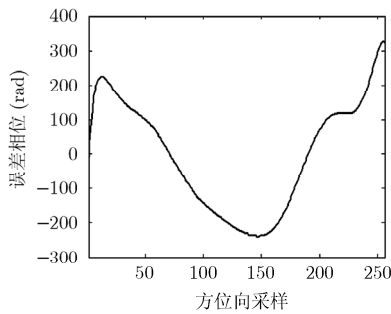
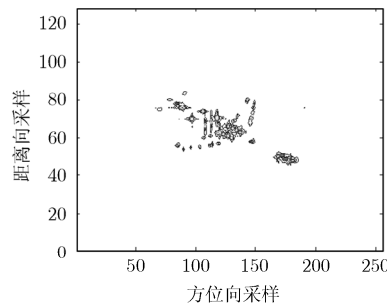
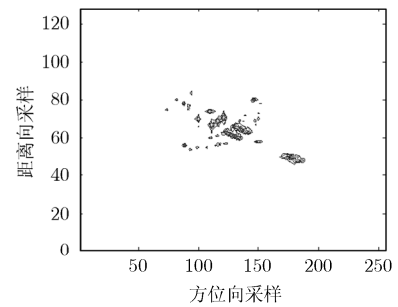


图 1 误差相位



(a) 经过 30 次迭代的 MEA 自聚焦结果



(b) 经过 30 次迭代的 WMEA 自聚焦结果

图 2 两种算法的 ISAR 仿真数据处理结果

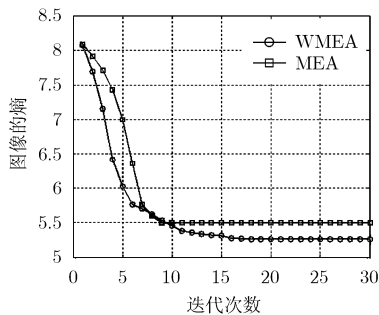


图 3 两种算法仿真数据处理的图像熵收敛情况

经达到了一定的聚焦效果, 所以熵值变化不大; 但从第 10 次迭代后, MEA 熵值基本保持不变, 而 WMEA 算法对应的图像熵值仍然在继续变小直至不变, 最终 WMEA 所得图像熵值比 MEA 小, 这说明 WMEA 能够在一定程度提高误差相位的估计精度, 从而有效提高聚焦效果。

4.2 ISAR 实测数据处理结果

为了进一步验证本文算法的有效性, 下面对一组实测数据进行处理。该实测数据为 ISAR 系统录

取的 Yak-42 飞机的回波数据, 系统参数为: 中心频率 5520 MHz, 发射信号带宽 400 MHz, 脉冲重复频率 100 Hz。原始回波数据的信噪比近似为 22 dB, 并且回波信号经过最大相关法的包络对齐^[13]处理。图 4(a)为 MEA 处理结果, 图 4(b)为 WMEA 处理结果, 并且两者的迭代次数相同, 设置为 30。通过比较可得, WMEA 算法比 MEA 算法具有更好的聚焦效果, 这样更加有利于目标的分类和识别。图 5(a)为两种算法迭代的图像熵收敛情况, 显然 WMEA 比 MEA 具有较好的收敛特性, 并且 WMEA 最终得到的图像熵比 MEA 小。需要说明的是, 该实测数据比仿真数据的特显点多, 图像信息丰富, 通过比较图 3 和图 5 可得, 实测数据下的 WMEA 算法的优越性更加突出。

验证自聚焦算法有效性的其中一个重要方面是考察在低信噪比的条件下的该算法是否具有良好

的聚焦效果。在回波信号经过最大相关法的包络对齐^[13]处理后, 对回波信号添加高斯白噪声, 其信噪比设置为 0 dB。图 4(c)为 MEA 处理结果, 图 4(d)为 WMEA 处理结果, 并且两者的迭代次数相同, 设置为 30。可见, 在低信噪比条件下, 相对于 EMA 算法, WEMA 具有更好的聚焦效果。图 5(b)为两种算法的收敛曲线, 在低信噪比条件下, EMA 算法的收敛性有很大起伏, 即在噪声的影响下, 收敛性很差。而 WEMA 算法在低信噪比条件下, 同样具有良好的收敛特性, 可见该算法具有很好的鲁棒性和噪声抑制能力。

5 结论

本文基于加权最小二乘估计的最小方差准则, 提出了一种加权最小熵的 ISAR 自聚焦算法

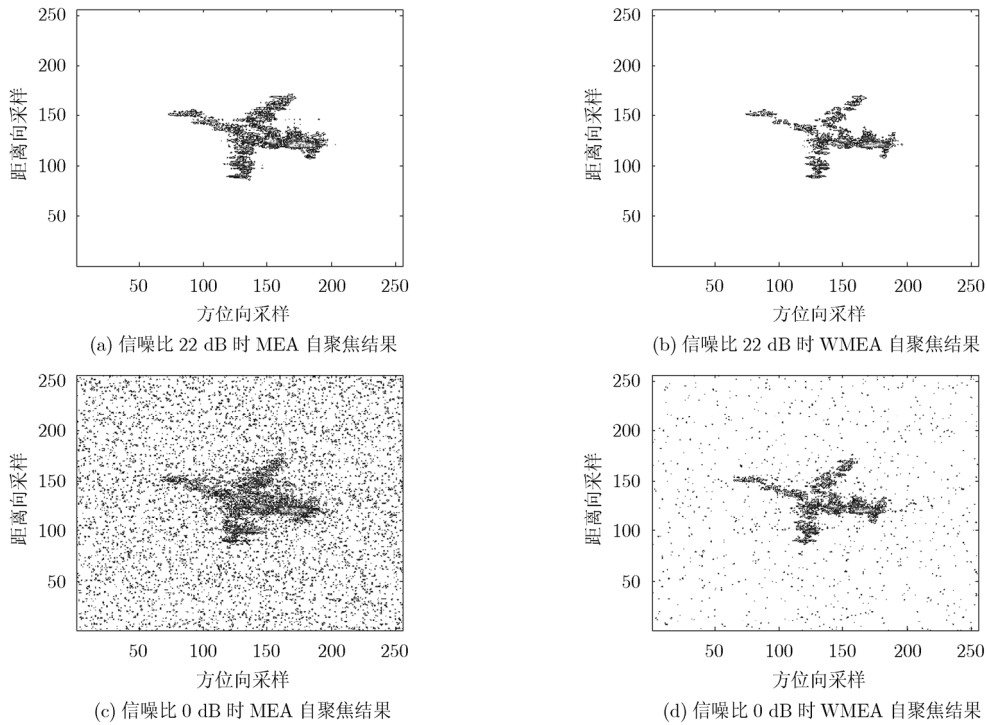


图 4 两种算法的 ISAR 实测数据处理结果

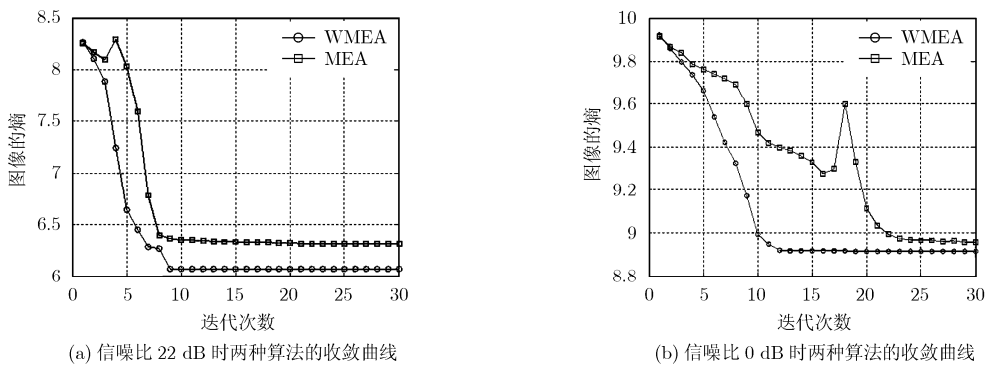


图 5 两种算法实测数据处理的图像熵收敛情况

(WMEA)。该算法相对于传统最小熵自聚焦算法(MEA)具有更好的迭代收敛特性,并且在一定程度上能够提高聚焦质量。最终分别通过仿真数据和实测数据对本文算法的有效性进行了验证。

参 考 文 献

- [1] Kaya A and Kartal M. Point scatterer model for RCS prediction using ISAR measurements. 4th International Conference on Recent Advances in Space Technologies, Istanbul, Turkey, June 11-13, 2009: 422-425.
- [2] Hian lin Chan and Tat Soon Yeo. Noniterative Quality Phase-Gradient Autofocus (QPGA) algorithm for spotlight SAR imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(5): 1531-1539.
- [3] Deng Yuan and Zhang Yun-hua. Improved PGA algorithm based on adaptive range bins selection. International Conference on Image Analysis and Signal Processing (IASP), Fujian, China, April 9-11, 2010: 232-235.
- [4] Wahl D E. Phase gradient autofocus—a robust tool for high resolution SAR phase correction. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1994, 30(3): 827-835.
- [5] Munoz-Ferreras J M, Perez-Martinez F, and Datcu M. Generalisation of inverse synthetic aperture radar autofocusing methods based on the minimisation of the Renyi entropy. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2010, 4(4): 586-594.
- [6] Cao Pan, Xing Meng-dao, Sun Guang-cai, *et al.* Minimum entropy via subspace for ISAR autofocus. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, 7(1): 205-209.
- [7] Li Yun-tao, Chen Yong-guang, and Yin Can-bin. ISAR imaging with linear array-antenna. 2nd Asian-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar, Oct. 26-30, 2009: 656-659.
- [8] Ye W, Yeo T S, and Bao Z. Weighted least-squares estimation of phase errors for SAR/ISAR autofocus. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2487-2494.
- [9] De Macedo K A C, Scheiber R, and Moreira A. An autofocus approach for residual motion errors with application to airborne repeat-pass SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(10): 3151-3162.
- [10] Thomas Kragh J and Alaa Kharbouch A. Monotonic iterative algorithm for minimum-entropy autofocus. 14th Annual ASAP Workshop, June 6-7, 2006.
- [11] Van Rossum W L, Otten M P G, and Van Bree R J P. Extended PCA for range migration algorithms. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(2): 478-488.
- [12] Ye W and Bao Z. An effective autofocus algorithm for ISAR imaging. CIE International Conference of Proceedings on Radar, Beijing, China, Oct. 8-10, 1996: 350-353.
- [13] Chen C C and Andrews H C. Target-motion-induced radar imaging. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1980, 16(1): 2-14.
- [14] Scharf L L. *Statistical Signal Processing, Detection, Estimation, and Time Series Analysis*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1991, Ch. 9.
- [15] Kay S M. *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*, NJ: Prentice-Hall, 1993.
- [16] Erdogan H and Fessler J A. Monotonic algorithm for transmission tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, 18(9): 801-814.

徐 刚: 男, 1987年生, 硕士生, 研究方向为 SAR/ISAR 成像.

杨 磊: 男, 1984年生, 博士生, 研究方向为 SAR/ISAR 成像.

张 磊: 男, 1984年生, 博士生, 研究方向为 SAR/ISAR 成像.

李亚超: 男, 1981年生, 博士, 副教授, 研究方向为雷达成像、实时信号处理、动目标检测.

邢孟道: 男, 1975年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达成像、动目标检测、天波超视距.