

基于遗传算法的一维散射中心提取研究

吕玉增 刘永祥 曹敏 黎湘 庄钊文
(国防科技大学 ATR 国防科技重点实验室 长沙 410073)

摘要 该文提出了一种基于遗传算法的雷达目标一维散射中心提取方法并给出了适用条件。它采用非衰减指数和模型与 CLEAN 方法,将每个散射中心的提取转化为一个非线性优化问题,并利用遗传算法进行优化求解。仿真结果表明,相对于传统的 FFT 方法和 Prony 方法,该文提出的一维散射中心估计方法在准确性、鲁棒性和分辨力等方面具有优势。

关键词 散射中心, 指数模型, 遗传算法

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)01-0036-05

1-D Scattering Centers Extraction Technique Based on Genetic Algorithm

Lü Yu-zeng Liu Yong-xiang Cao Min Li Xiang Zhuang Zhao-wen
(ATR Lab., National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract A novel 1-D scattering center extraction method based on genetic algorithm and its applicable conditions are provided in this paper. The undamped exponential model and CLEAN method are used in the extraction algorithm to transform 1-D scattering center extraction into non-linear optimization problem with genetic algorithm. Experimental results show that the proposed extraction method has advantages in accuracy, robustness and range resolution, comparing with the FFT and Prony methods.

Key words Scattering centers, Exponential model, Genetic algorithm

1 引言

电磁散射的理论和实验表明,光学区雷达目标的电磁散射表现为目标某些局部位置上电磁散射的合成,这些局部性的散射源通常称为多散射中心。目标散射中心的确定和描述有两类方法,即非参数法和参数法。非参数法是把散射测量数据变换到某个域,得到该域下谱的分布,根据谱峰来确定信号的阶数、强度等,这类方法有FFT, MUSIC^[1]方法等。参数法是通过建立光学区目标散射中心的参数模型,并对模型参数进行估计,来完成对散射中心的提取和描述,这类方法有Prony方法^[2,3]、矩阵束(Matrix pencil)方法^[4]等。非参数方法一般具有较好的噪声干扰抑制能力,但距离分辨力较低;参数方法虽然可以提高分辨力,但通常需要准确估计模型的阶数,且常敏感于噪声。

针对上述两类方法存在的问题,不少学者都进行了研究^[5-7]。文献[5]中采用CLEAN方法和FFT方法相结合来提取散射中心,进一步提高了抗噪能力,但分辨力的问题仍然

没有解决;文献[6]中利用进化规划方法进行散射中心提取,但进化规划方法在进化过程中,搜索由有界空间扩展为整个 n 维实数空间^[7],这使得提取的散射中心参数有时收敛到无实际物理意义的解空间中。文献[8]中基于Altes^[9]模型,采用两种方法:基于遗传算法(GA)的方法和基于最小二乘的匹配(Fitting scheme)方法提取散射中心。其中,基于最小二乘的匹配方法对于散射中心相距较远时效果较好,速度比基于遗传算法的方法快,但当散射中心在观测方向上的投影较近时,该方法的准确性下降,而基于遗传算法的方法可以解决这个问题,但所有模型参数一起搜索,收敛速度十分缓慢。

从分辨力、抗噪性能以及计算量3方面考虑,本文提出一种新的散射中心估计方法——GA-based CLEAN,它采用非衰减指数和模型与 CLEAN 方法,将每个散射中心的提取转化为一个非线性优化问题并利用遗传算法优化求解,从而循环提取雷达目标一维散射中心强度和位置参数。实验结果表明:该方法分辨力高,噪声抑制能力强,收敛速度比较快。

2 循环提取雷达目标一维散射中心

2.1 散射中心参数模型

本文采用非衰减指数和模型，以频率步进雷达为例，假设有 N 个等间隔采样的频域测量数据，非衰减指数和模型为

$$E(f_n) = \sum_{i=1}^L a_i \exp(-j4\pi f_n r_i / c), \quad n=0, \dots, N-1 \quad (1)$$

其中步进频率 $f_n = f_0 + n\Delta f$ ， f_0 是频率步进的起始频率， Δf 是跳频间隔， N 为频率步进数， L 为散射中心个数， c 为电磁波传播速度。 a_i 表示散射中心的幅度系数，通常为复数值， r_i 表示第 i 个散射中心的位置。

2.2 GA-based CLEAN 基本原理与步骤

2.2.1 基本原理 本文基于非衰减指数和模型进行参数估计，其基本思想是使式(2)中代价函数最小^[10]：

$$J(A, R) = \sum_{n=0}^{N-1} |y_n - y(f_n, A, R)|^2 \\ = \sum_{n=0}^{N-1} \left| y_n - \sum_{i=1}^L a_i \exp\left(-j \frac{4\pi f_n r_i}{c}\right) \right|^2 \quad (2)$$

其中 $y_n (n=0, 1, \dots, N-1)$ 为观测到的含高斯白噪声的雷达回波，待估参数 $A = (a_1, a_2, \dots, a_L)^T = ((\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_L) + j(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_L))^T$ ， $R = (r_1, r_2, \dots, r_L)^T$ 。

由于该方法需同时估计所有的散射中心参数，当散射中心的个数较多时，该问题的维数非常高，从运算量的角度看搜寻最小代价函数是不现实的。解决同时估计参变量的方法有 CLEAN^[5]，RELAX^[11]等方法，由于 CLEAN 方法较后者形式简单，运算量小，这里采用 CLEAN 方法来加速参数求解，此时，第 i 个散射中心对应的代价函数为

$$J_i = \sum_{n=0}^{N-1} |E_i(f_n) - a_i \exp(-j4\pi f_n r_i / c)|^2 \quad (3)$$

其中 a_i 为复幅度， $E_i(f_n)$ 为消去 $i-1$ 个强散射点后的步进频率测量数据，具体定义将在后面介绍。此时利用遗传算法搜索 J_i 最小值即可得第 i 个散射中心参数的位置参数 r_i 和复幅度 a_i ，但是，通常认为复幅度 a_i 所对应的相位没有强度给我们的信息多^[12]，提取出的散射中心参数在后续识别等过程中通常使用位置参数和幅度强度(即幅度模值)，并且搜索变量越多，搜索时间越长，这在复杂目标一维散射中心提取时尤为明显，所以，有必要得到直接提取目标散射中心的幅度强度和位置参数的代价函数及其适用条件。

2.2.2 代价函数的确定及其适用条件 考察代价函数式(3)，令

$$a_i = \alpha_i + j\beta_i = \lambda_i \exp(j\varphi_i) \quad (4)$$

其中 $\lambda_i = \|a_i\|$ ， $-\pi \leq \varphi_i \leq \pi$ ，则式(3)可化为

$$J_i = \sum_{n=0}^{N-1} |E_i(f_n) - \lambda_i \exp\{-j4\pi f_n [r_i - \varphi_i c / (4\pi f_n)] / c\}|^2 \quad (5)$$

令 $\Delta r_i = \varphi_i c / (4\pi f_n)$ ， $r_i' = r_i - \Delta r_i$ ，则式(5)化为

$$J_i = \sum_{n=0}^{N-1} |E_i(f_n) - \lambda_i \exp(-j4\pi f_n r_i' / c)|^2 \quad (6)$$

由于用于一维成像的雷达通常为宽带高频雷达，取 $f_n = 10\text{GHz}$ ，可得

$$-0.0075\text{m} \leq \Delta r_i = \varphi_i c / 4\pi f_n \leq 0.0075\text{m}$$

所以，当雷达工作频率较高时， $r_i \approx r_i'$ ， r_i' 可以表示真实距离参数 r 的近似。此时比较式(6)和式(3)可知，前者收敛到 (λ_i, r_i') ，后者收敛到 (α_i, β_i, r_i) ，由于 $\lambda_i = \text{abs}(\alpha_i + j\beta_i)$ 且 $r_i \approx r_i'$ ，所以二者得到的位置参数和幅度强度结果一致。

由上述分析可知，当雷达工作频率较高时，式(6)即为所求代价函数，利用它可以直接获得目标散射中心的幅度强度和位置参数，当雷达工作频率较低时，则得不到准确的参数信息(事实上，此时利用式(3)也得不到)。

2.2.3 GA-based CLEAN 基本步骤 结合 CLEAN 方法，可得直接提取目标散射中心的幅度强度和位置参数的基本步骤如下：

步骤 1 利用遗传算法求取式(6)最小值，得到第 i 个散射中心的幅度强度 λ_i 和位置参数 r_i 。

步骤 2 消去强散射点：

$$E_{i+1}(f_n) = E_i(f_n) - \lambda_i \exp(-j4\pi f_n r_i / c) \quad (7)$$

其中 $E_1(f_n) = E(f_n)$ 。

步骤 3 若 $i \leq P$ ， P 为模型阶数，令 $i = i + 1$ ，转步骤 1。

在该方法中，模型阶数的确定既可以与散射中心的提取并行处理，这方面有 MDL^[13]，AIC^[14]等方法，也可以设定误差能量门限，当提取出的参数使得式(6)小于门限时，我们认为散射中心提取结束^[5]，由于这方面的方法较多且可以独立于本方法，故在本文中不再讨论，仿真实验里，我们事先指定模型阶数作为算法结束条件。

由于采用了 CLEAN 方法和遗传算法，故该方法称为 GA-based CLEAN。由上述算法可以看出，由于利用了散射中心参数模型，GA-based CLEAN 所提取参数的距离分辨力较非参数法应有较大的提高；由于采用了 CLEAN 方法，GA-based CLEAN 的抗噪性能应有较大提高^[5]；同时，它又不同于一般参数法的参数提取准确与否强烈依赖于提取前对模型阶数估计的准确性，这是由于该方法是采用 CLEAN

方法按回波强度大小循环提取强散射点,模型阶数对已提取的散射中心参数没有任何影响。

3 改进遗传算法实现参数估计

对任意确定目标而言,回波模型中的参数 λ_i 和 r_i 是有界的,同时考虑到函数的复杂性,寻求式(6)的最小值实际上为一有约束条件下的复杂函数全局优化问题。近年来,遗传算法的研究成为热点,它通过选择、交叉和变异不断生成新的全体,能以全局并行搜索技术来搜索优化群体中的最优个体,方法简单,鲁棒性强,计算时间相对较少^[15],被广泛应用于有约束条件下的函数全局优化^[16]。本文采用一种改进的遗传算法对式(6)进行优化。它的基本过程与经典二进制遗传算法相同,但是通过引入混合选择、小范围竞争、局部寻优贪心算子等新操作^[17],兼顾全局搜索性能和遗传算法的收敛速度,很好地搜索到了目标函数的极值点。这里,结合散射中心提取过程,重点介绍参数范围确定和遗传操作,最后给出遗传算法的执行步骤。

3.1 参数范围确定

通常,待识别的目标上散射中心的位置和强度一般有一个大致的范围,雷达也有最大不模糊距离,这些都可以作为遗传算法的搜索变量的区间。由于采用二进制编码形式,算法分辨率实际上取决于二进制编码的长度和参数的范围,参数范围越小,编码程度越长,算法分辨率也就越高,但编码长度越长,算法执行时间越长。通过多次仿真发现,强度编码为 10~15 位,位置参数编码 15~20 位可以达到较高的分辨率和较快的搜索速度。

3.2 遗传操作

(1) 混合选择 采用将赌盘选择和排序选择结合的混合选择机制。方法是,首先将个体的适应度从大到小进行排序,然后执行赌盘选择。这样,既有利于进化后期保持群体多样性,又避免选择概率与适应度偏离的问题。

(2) 小范围竞争择优的交叉、变异操作 从加快收敛速度、全局搜索性能两方面考虑,加入小范围竞争、择优操作。将某一对父母 A, B 进行 n 次(3~5 次)交叉、变异操作,生成 2 n 个不同的个体,选出其中一个最高适应值的个体送入

子代队列中。反复随机选择父母对,直到生成设定个数的子代个体为止。

(3) 局部寻优的贪心操作 局部寻优操作能进一步提高优化质量和搜索效率。方法是,对每一代的适应值最大的前几个个体,在该个体邻域范围内进行数次随机搜索,如果找到更优值,则替代原值;否则,无变化。

3.3 遗传算法的执行步骤

步骤 1 确定群体规模 N_r , 进化代数 T , 交叉概率 P_c , 变异概率 P_m 和代沟 G , 初始化种群;

步骤 2 判断是否达到收敛条件,满足则输出,否则继续;

步骤 3 父代种群按适应值排序,保留父代种群中最佳的 $N_r(1-G)$ 个体;

步骤 4 混合选择、小范围竞争择优的交叉变异操作,直到子代个数达到设定数目 $N_r G$;

步骤 5 对新子代群体进行适应值排序;

步骤 6 局部寻优贪心操作,如果找到更优值,则替代原值后转步骤 2,否则无变化转步骤 2。

4 仿真实验与结果分析

4.1 仿真数据实验

雷达工作频率范围 8.3GHz~12.11GHz,步进频率间隔为 $\Delta f = 30\text{MHz}$,频率采样点 $N = 128$ 。目标包括的散射中心个数为 $L = 5$,各散射中心的幅度和位置参数如表 1 所示。遗传算法中幅度强度编码长度 10 位,搜索范围为 0~2,位置编码长度 20 位,搜索范围为 0~5(最大不模糊距离),初始种群 50,进化代数 70 代。考察表 1 中的目标参数可知,设定的幅度参数强弱明显,而散射点 3 和 4 的距离参数比较接近,小于 FFT 方法的分辨率 $c/2B$,这种散射结构容易使强散射中心淹没弱散射中心,对散射中心参数估计算法的准确性、灵敏度提出了较高要求,有利于通过仿真结果评价散射中心参数估计算法的性能。

图 1 给出了在信噪比 $\text{SNR} = 13\text{dB}$ 下,不同的散射中心参数估计算法 50 次 Monte-Carlo 结果,横坐标为距离,纵坐标为幅度强度。表 2 给出了信噪比 $\text{SNR} = 13\text{dB}$ 下 GA-based CLEAN50 次 Monte-Carlo 结果对应的均方误差。表 3 给出了

表 1 目标散射数据参数设定

	散射点 1	散射点 2	散射点 3	散射点 4	散射点 5
距离参数 r	2.3	2.335	4	2	1
幅度参数 A	1	0.65+0.5j	0.35+0.7j	0.5+0.3j	0.2+0.3j
幅度参数 $\ A\ $	1	0.820061	0.782624	0.583095	0.360555

表 2 SNR=13dB 下 GA-based CLEAN 50 次 Monte-Carlo 结果对应的估计均方误差

散射点		1	2	3	4	5
Order=5	距离方差	0.000175	0.000188	0.000056	0.000077	0.000166
	强度方差	0.006330	0.018515	0.018002	0.023546	0.018838
Order=4	距离方差	0.002378	0.000286	0.000054	0.042415	
	强度方差	0.028636	0.036440	0.015493	0.036946	

表 3 SNR=5dB 下 GA-based CLEAN50 次 Monte-Carlo 结果及其估计均方误差

散射点		1	2	3	4	5
位置参数		2.300482	2.333955	2.004477	3.997421	1.018301
均方误差		0.004635	0.002064	0.042664	0.000131	0.141546
幅度参数		0.976	0.821	0.570	0.770	0.364
均方误差		0.058359	0.070886	0.075036	0.087186	0.06255

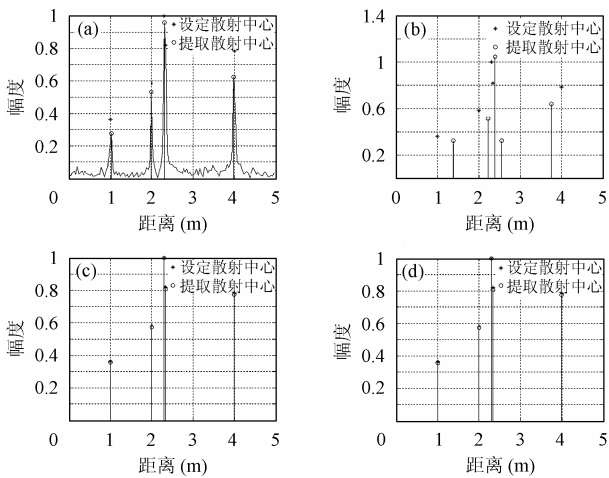


图 1 SNR=13dB 下不同方法估计的散射中心的位置幅度图

(a) FFT 方法 (b) Prony 方法, 模型阶数=5 (c) GA-based CLEAN, 模型阶数=5 (d) GA-based CLEAN, 模型阶数=4

SNR=5dB 下 GA-based CLEAN 方法 50 次 Monte-Carlo 结果及对应的均方误差。

由图 1(a), 1(c) 和 1(d) 可以看出, FFT 方法虽然有较强的噪声抑制能力, 但是受分辨率限制, 不能区分散射点 1 和 2; 而 GA-based CLEAN 可以很好地区分出散射点 1 和 2, 由此可见, 该方法分辨率较高。由图 1(b) 和表 3 可以看出, Prony 方法敏感于噪声, 提取的散射中心参数与设定参数有较大误差; 而 GA-based CLEAN 在 SNR=5dB 下提取的散射中心参数仍与设定参数一致, 表明该方法噪声抑制能力强。由表 2 和表 3 可以看出, 提取的散射中心参数均方误差较小, 表明该方法稳定性好, 但随着信噪比的降低, 均方误差变大, 这是由于噪声能量变大的缘故。由图 1(c) 和 1(d) 还可以看出, 模型阶数与已提取的散射中心参数无直接关系, 这是因为散射中心是按回波强度大小顺序提取的。

此外, 由于利用 CLEAN 方法, 加速了参数的求解, 采

用本文方法, 对于 PC PIII750, 5 个散射中心只需 46.87s, 而采用文献[7]中方法, 对于 PC486 DX-66, 3 个散射中心需要 5h 才能收敛。

4.2 实测数据实验

最后, 基于椭球体暗室测量数据进行了仿真实验, 目标尺寸如下:

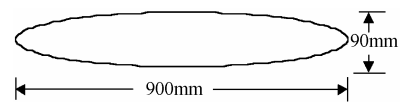


图 2 椭球体尺寸图

雷达工作频率 8.75GHz – 11.25GHz, 频率采样间隔 $\Delta f = 12.5\text{MHz}$, 频率采样点 $N = 201$, 极化方式为 HH 极化, 在图 2 中, 水平朝右方向的方位角 $\phi = 0^\circ$, 雷达观测视线的俯仰角 $\theta = 0^\circ$, 图 3(a) 和 3(b) 分别给出了方位角 ϕ 为 0° 和 $\pi/3$ 下的一维散射中心图, 横坐标为距离, 纵坐标为以最大幅度值为基准的归一化幅度。结果表明, 基于实测数据估计出的散射点分布与目标的尺寸一致, 成像结果稳定。

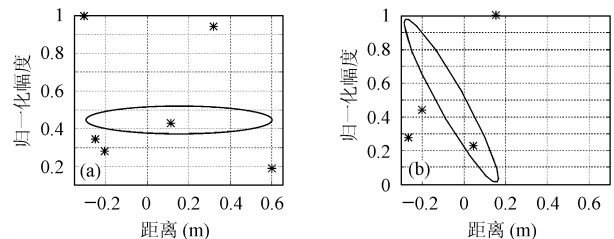


图 3 基于 GA-based CLEAN 方法提取的

椭球体一维散射中心分布图

(a) $\theta = 0^\circ, \phi = 0^\circ$, 模型阶数=6 (b) $\theta = 0^\circ, \phi = \pi/3$, 模型阶数=4

5 结束语

雷达目标一维散射中心幅度强度和位置参数在后续识别过程中被经常使用, 本文针对高频成像雷达, 提出了一种基于遗传算法的一维散射中心提取方法, 可以直接提取雷

达目标一维散射中心幅度强度和位置参数,在分辨力和噪声抑制能力上较传统参数法和非参数法有较大提高,并且精度高,收敛快,可靠性好,便于工程实现。

参 考 文 献

- [1] Schmidt R O. Multiple emitter location and signal parameter estimation[J]. *IEEE Trans. on Antennas.Propag.*, 1986, 34(3): 276 – 280.
- [2] Blaricum M L, Mittra R. Problems and solutions associated with Prony's methods for processing transient data[J]. *IEEE Trans. on Antennas Propag.*, 1978, 26(1): 174 – 182.
- [3] Hurst M P. Scattering center analysis via prony's method [J]. *IEEE Trans. on Antennas Propag.*, 1978, 35(8): 986 – 988.
- [4] Hua Yingbo. Matrix pencil method for estimating parameters of exponentially damped/undamped sinusoids in noise [J]. *IEEE Trans.on AES.*, 1990, 38(5): 814 – 824.
- [5] Tsao Jenho, Steinberg B D. Reduction of sidelobe and speckle artifacts in microwave imaging: The CLEAN technique [J]. *IEEE Trans. on Antennas Propag.*, 1988, 36(4): 543 – 556.
- [6] Choi I S, Kim H T. One-dimensional evolutionary programing-based CLEAN[J]. *Electronics Letters*, 2001, 37(6): 400 – 401.
- [7] 李敏强等. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 356
- [8] Li Qing, et al.. Scattering center analysid of radar targets using fitting scheme and genetic Algorithm[J]. *IEEE Trans. on Antennas Propag.*, 1996, 44(2): 198 – 206.
- [9] Altes R A. Sonar for generalized target description and its similarity to animal echolocation systems[J]. *J. Acoust.Soc. Amer.*, 1976, 59(1): 97 – 105.
- [10] 孙真真. 基于光学区雷达目标二维像的目标散射特征提取的理论及方法研究[D]. [博士论文], 长沙: 国防科技大学, 2001.
- [11] Liu Z S, Li J. Implementation of the RELAX algorithm[J]. *IEEE Trans.on AES.*, 1998, 34(2): 657 – 664.
- [12] Choi I S, Kim H T. Two-dimensional evolutionary programing-based CLEAN[J]. *IEEE Trans.on AES.*, 2003, 39(1): 373 – 382.
- [13] Wax M, Kailath T. Detection of signals by information theoretic criteria. [J]. *IEEE Trans. on ASSP.* 1985, 33(2): 387 – 392.
- [14] Wax M, Ziskind I. Detection of the number of cohenrent signals by the MDL principle. *IEEE Trans.on ASSP*, 1989, 37(8): 1190 – 1196.
- [15] 梁艳春等. 基于遗传算法的 Rosenbrock 函数优化问题的研究[J]. *软件学报*, 1997, 8(9): 701 – 708.
- [16] 云庆夏. 进化算法[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2000, 第一章.
- [17] 徐璐, 涂承宇. 一种改进的遗传算法及其性能分析[J]. *电子学报*, 2001, 29(7): 902 – 904.

吕玉增: 男, 1981 年生, 硕士生, 从事自动目标识别、信息融合等领域的研究工作.

曹 敏: 女, 1979 年生, 博士生, 从事空间目标识别、信息融合等领域的研究工作.

刘永祥: 男, 1976 年生, 博士, 从事信息融合、雷达目标识别的研究工作, 已发表学术论文 10 余篇.

黎 湘: 男, 1967 年生, 教授, 博士生导师, 从事精确制导、信息融合、非线性信号处理等领域的研究工作, 已发表学术论文 40 余篇.

庄钊文: 男, 1958 年生, 教授, 博士生导师, 国防科技大学电子科学与工程学院院长. 从事信号处理、自动目标识别、模糊技术等领域的研究工作.