

基于 IGA 的阵列天线干扰抑制算法

于江 陶海红 廖桂生

(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 该文提出了一种基于免疫遗传算法(IGA)的干扰抑制算法,在射频端基于功率判决直接通过调节权系数进行波束形成,可以有效地抑制阵列天线中与信号方向不同的干扰。该算法在标准遗传算法的基础上,引入了疫苗注射和抗体浓度调节等免疫机制,通过抗体的期望繁殖率实现对抗体的促进和抑制,大大提高了种群的多样性,通过注射疫苗的方法提高了收敛效率,能有效而实时地抑制阵列天线中的干扰。计算机仿真结果证明了该算法的有效性和鲁棒性。

关键词 阵列天线, 自适应波束形成, 免疫遗传算法, 记忆细胞

中图分类号: TN820 文献标识码: A 文章编号: 1009-5896(2006)01-0096-04

A Jamming Suppression Algorithm for Array Antenna Based on IGA

Yu Jiang Tao Hai-hong Liao Gui-sheng

(Key Lab for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract This paper presented a nulling algorithm for array antenna based on Immune genetic algorithm, which can suppress jamming with DOA different from signals effectively. The algorithm combines the evolution function of traditional genetic with vaccine injecting and density mechanism in creatures' immune procedure. The adjustment of antibodies is realized by the expected breed rate, also the convergence rate is improved by the injected vaccine. Simulation results show that the algorithm is efficient and robust.

Key words Array antenna, Adaptive beam forming, Immune genetic algorithm, Memory cells

1 引言

有效实时地抑制干扰是保障雷达系统正常工作的关键技术之一。目前已有的干扰抑制技术分为两种,一种是开环算法,例如SMI, LMS算法^[1,2],在数字端根据接收数据计算出合成波束的权值以抑制干扰,这类算法对干扰的抑制效果在理论上是比较理想的,但是由于要将多通道信号转换到数字域,对硬件的要求比较高,容易引发诸如多信道间不一致性等问题,在实际应用中,并不容易实现。另一种是闭环算法,直接在射频端基于功率判决调节权系数实现波束形成,这类算法对硬件的要求不高,可以避免多通道不一致性问题,但是传统的梯度搜索方法由于受初始值选择的影响,容易陷入局部最优,尤其是对多个干扰效果很不理想。

由Holland教授提出的标准遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[3-5]虽然具有随机选择初始值、鲁棒性好、并行搜索等许多优点,但是收敛速度慢,容易陷入局部最优。后来马云辉提出了一种基于排序的实数码遗传算法^[6],该算法对简单遗传算法的编码方式、选择策略、交叉和变异操作

进行了改进,虽然使搜索效率有了很大提高,但是收敛速度不太理想。人工免疫系统是模仿自然免疫系统功能的一种智能方法^[7-9],具有学习、记忆和自适应调节的功能。本文将Immune Genetic Algorithm(IGA)应用到阵列天线的干扰置零中,提出了一种基于IGA的阵列天线干扰抑制算法,在保留标准GA优良特性的前提下,引入了记忆细胞和抗体浓度调节等免疫机制,通过抗体的期望繁殖率实现对抗体的促进和抑制,大大提高了种群的多样性,可以避免标准GA过早成熟的缺点,同时利用实际问题自身一些基本的、显而易见的特征信息,通过注射自适应疫苗可提高收敛效率。

2 信号模型

2.1 阵元分布

阵元排布如图1所示:其中“1, 2, 3, 4... 7, 8”表示阵元的序号, θ_0 为信号的角度,本文假定为远场,窄带信号, λ 为波长,阵元间隔 $d = \lambda/2$, 则导向矢量为^[2]

$$\mathbf{a}(\theta_0) = [1, \exp(j \times 2 \times \pi \times 0.5 \times \sin(\theta_0)), \dots, \exp(j \times 2 \times \pi \times 0.5 \times n \times \sin(\theta_0))]^T, n = 0, \dots, 7 \quad (1)$$

其中T表示矩阵的转置运算。

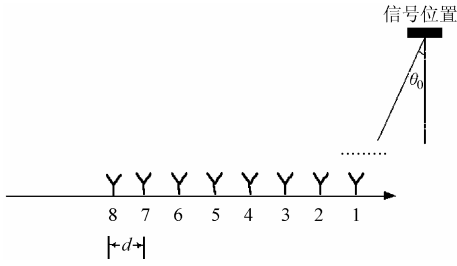


图 1 阵元排布图

2.2 调零准则

无干扰时的波束合成权值如下:

$$W_{null} = S \odot a(\theta_0) \tag{2}$$

其中 S 为切比雪夫加权矢量^[10](阵元数为 8, 主副比为 22), 其中 \odot 为 Hadarman 积(两个同维数矢量对应元素直接相乘)。如果有强干扰存在, 搜索的最优权 W 是如下问题的最优解:

$$\min_W (W^H X)^* (W^H X)^H \tag{3}$$

$$\text{s.t. } \left| |W^H a(\theta)| - F(\theta) \right| \leq M, |\theta| \leq \pi/2 \tag{4}$$

其中 X 为接收信号, $W = S_1 \odot W_1$, W_1 是搜索量, S_1 为一个主副比为 30dB 的切比雪夫加权矢量, 其目的是提高主副比, H 表示矩阵的共扼转置运算式, (3) 的目的是求接收信号功率; $| \cdot |$ 表示 $L-1$ 范数运算, $| \cdot |$ 表示求模运算, $F(\theta)$ 为调零前的天线方向图, $|W^H a(\theta)|$ 为调零后天线方向图, M 为不确定的一个值, 越小越好, 保证调零后方向图的失真程度最小, 式(4)的目的是为了保证在抑制干扰的同时, 使调零后的方向图尽量和调零前的一致。

2.3 目标函数

由于本文的算法是为了保留信号抑制干扰, 所以调零后方向图主瓣的失真程度要比副瓣小得多, 故对主瓣保形的约束要比对副瓣保形的约束高, 从而本文采用罚函数法定义目标函数如下:

$$f(W) = C - \beta_0 (W^H X)^* (W^H X)^H - \underbrace{\beta_1 \left| |W^H a(\theta)| - F(\theta) \right|^1}_{|\theta - \theta_0| \leq \gamma} - \underbrace{\beta_2 \left| |W^H a(\theta)| - F(\theta) \right|^1}_{|\theta - \theta_0| \geq \gamma} \tag{5}$$

该目标函数即为搜索过程中的衡量函数。其中 γ 为静态方向图主瓣宽度的一半, C 是一个较大的值以保证式(5)为正值, β_0 为接收信号功率的惩罚因子, β_1 为方向图主瓣失真的惩罚因子, β_2 为方向图副瓣失真的惩罚因子, 由于对主瓣保形的约束要比对副瓣保形的约束高, 所以要满足 β_1 大于 β_2 。它们在仿真过程中取为经验值, 具体过程如下: 首先将所有的惩罚因子归一化为 1, 然后根据仿真结果比较每一个惩罚

块的大小, 按惩罚块的比例给每一个惩罚因子赋值。需要说明的是, 如果惩罚因子的大小与惩罚块的大小不成比例, 那么在搜索过程中, 就有可能只偏重一个惩罚块, 陷入局部最优

3 基于 IGA 的干扰抑制算法

本文将免疫算法^[7-9]和遗传算法^[3-5]应用到阵列天线的干扰抑制中, 搜索权矢值, 在保留遗传算法优良特性的基础上, 引入疫苗注射和抗体浓度调节等免疫机制, 通过抗体的期望繁殖率实现对抗体的促进和抑制, 可大大提高种群的多样性, 同时通过注射疫苗, 利用实际问题自身一些基本的、显而易见的特征信息, 提高收敛效率。它将目标函数式(5)作为抗原, 待搜索的权值作为抗体, 通过抗原和抗体的亲和力来描述当前搜索到权值与最优权值的逼近程度, 其算法流程图如图 2 所示。算法步骤如下所示:

步骤 1 抗原输入 将目标函数式(5)作为抗原输入。

步骤 2 产生初始群体 根据待搜索权值的特点, 在无干扰时的静态权附近产生 M 组个体(即抗体)作为疫苗, 与随机产生的 N 个个体共同组成初始种群, 同时将该 M 组个体作为初始记忆库。本文选择十进制编码, 可以避免二进制数码的编码和解码过程, 节省运算时间。由于本文所求的最优权 W 为 8 个阵元的相位, 每一个阵元的相位范围为 $[0^\circ, 360^\circ]$, 编码步长为 1° , 故表示每个个体的数码长度为 $3 \times 8 = 24$ 。

步骤 3 计算亲和度 抗体 u 和抗体 v 的亲和度采用欧拉距, 抗原和抗体之间的亲和度则采用抗体对抗原的适应程度, 即将抗体 W_v 代入目标函数式(5), 如下:

$$ax_v = f(W_v) \tag{6}$$

步骤 4 抗体的促进和抑制

(1) 计算抗体 v 的浓度 c_v ^[7]

$$c_v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ac_{vi} \tag{7}$$

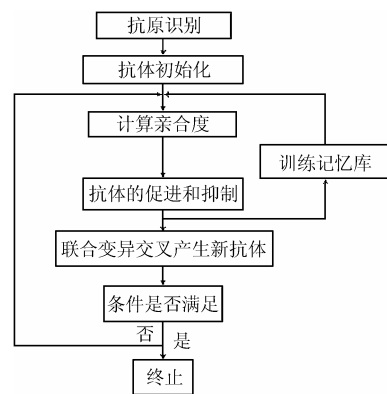


图 2 算法流程框图

其中 $ac_{vi} = \begin{cases} 1, & ay_{vi} \geq T_{ac} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, 其中 T_{ac} 为先确定的阈值, 在

实际应用中, 根据抗体的具体范围取为经验值, ay_{vi} 为抗体 v 和抗体 i 之间的相似度。具体定义如下:

设每个抗体的每位可供选择的字母表中共有 S 个字母, 即 k_1, k_2, \dots, k_s , 则 N 个抗体的信息熵为^[7]

$$H(N) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M H_j(N) \quad (8)$$

其中 $H_j(N) = -p_{ij} \log_2 p_{ij}$, $H_j(N)$ 为 N 个抗体第 j 位的信息熵, p_{ij} 为 N 个抗体中的第 j 位为字母 k_i 的概率, 其中 M 为抗体数码的长度, 在本文为 24。

抗体 v 和抗体 i 之间的相似度 ay_{vi} 如下^[7]:

$$ay_{vi} = \frac{1}{1 + H(2)} \quad (9)$$

(2) 计算抗体 v 的期望繁殖率

$$e_v = \lambda \frac{ax_v}{ax_0} + (1 - \lambda)e^{-\mu C} \quad (10)$$

其中 ax_0 为当前搜索到的与抗原亲和力最高的抗体, λ 和 μ 为系数因子, 根据抗体的实际情况在仿真过程中取为经验值, 但要满足与抗原亲合度越高、浓度越低的抗体期望繁殖率越高。

将初始群体按 e_v 的降序排列, 提取前 N 个个体构成父代群体, 同时提取前 M 个个体存入记忆库中, 直接进入下一代种群。

步骤 5 交叉操作产生新抗体 对于期望繁殖率较大的前 N 个个体中的每一个个体, 都在 $(0,1)$ 之间产生一个随机数 r , 如果 $r < P_c$ (交叉概率), 则该个体被选为父代个体。把产生的父代个体随机分为两组(父代个体数必须为偶数), 将两组中对应的父代个体进行交叉操作。

步骤 6 变异操作产生新个体 类似于交叉操作中父代个体的选择, 在 $(0,1)$ 之间产生一个随机数 r , 如果 $r < P_m$ (变异概率), 则该个体被选为父代个体。对于每一个父代个体, 随机产生一个变异位置, 进行变异操作。

步骤 7 种群更新 将交叉变异后产生的父代群体和记忆库共同组成下一代群体。

步骤 8 判断是否满足结束条件 如果是, 结束搜索, 不是, 重复执行步骤 3。

4 仿真实验

4.1 一个干扰的情况

信号的角度为 45.3° , 干扰的角度为 -24.7° , 惩罚因子 β_0 取为 15, β_1 取为 60, β_2 取为 260, C 取为 10^8 , 交叉

概率 P_c 为 0.6(经验值), 变异概率 P_m 为 0.06(经验值), λ 为 0.88, μ 为 1, 静态方向图表示无干扰时由静态权形成的方向图。由图 3 可以看出, LMS 算法调零后干扰深度很深, 而且主瓣宽度比较窄, 但是主副比不高, 而且由于该算法是在数字域实现的, 对硬件的要求比较高, 此外还需要参考信号 $d(t)$ 的先验信息; 基于排序的实数码遗传算法(以下简称改进的 GA)调零后虽然不用模数转换和参考信号, 而且零点深度很深, 但是方向图严重失真, 效果太差; 利用 IGA 算法调零后零点深度虽然没有 LMS 算法深, 但是已经达到 -54dB , 主副比较高, 主瓣失真比较小, 而且不需要参考信号和多通道数字信号转换, 整体效果比较理想。

4.2 两个干扰的情况

信号的角度为 45.3° , 干扰的角度为 -21.8° 和 -41.9° , 惩罚因子 β_0 取为 10, β_1 取为 60, β_2 取为 260, C 取为 10^8 , 交叉概率 P_c 为 0.6(经验值), 变异概率 P_m 为 0.06(经验值), λ 为 0.88, μ 为 1。由图 4 可以看出, LMS 算法调零后零点深度还可以, 但是主副比不高, 而且该算法对硬件的要求比较高, 需要参考信号 $d(t)$ 的先验信息; 改进的 GA 调零后干扰深度很浅, 方向图严重失真; 利用 IGA 算法调零后零点深度比较深, 主副比较高, 主瓣失真比较小, 而且不需要参考信号和多通道数字信号转换, 整体效果最理想。

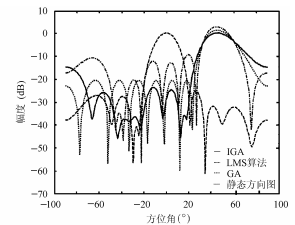
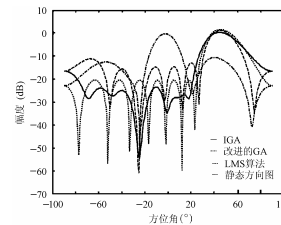


图3 一个干扰调零后的方向图 图4 两个干扰调零后的方向图

4.3 收敛曲线比较

两种方法的 400 代蒙特卡罗收敛曲线如图 5 所示: 由图 5 可以看出, 在前 400 代的搜索过程中, 改进的 GA 并没有收敛, 其目标函数值要小于 IGA 的搜索结果, 这也进一步解释了为什么仿真实验中改进的 GA 的调零效果比 IGA 差。需要说明的是, 如果进化代数足够大, 改进的 GA 也是可以收敛到最优解的, 但是为了实现干扰的实时抑制本文只讨论前 400 代的收敛情况。

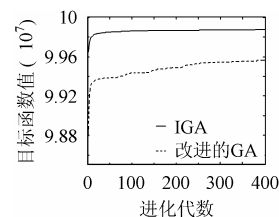


图5 收敛曲线比较

5 结束语

本文将IGA应用到阵列天线的干扰置零中,提出了一种基于IGA的阵列天线干扰抑制算法,该算法由于结合了GA和免疫算法的优点,具有收敛时间快,收敛性能好的特点。由文中的比较可以看出,无论是调零深度,还是主副比,IGA都达到了令人满意的程度,而且不需要多通道模数转换,对硬件要求较低,在实际应用中比较容易实现。要说明的一点是,与大多数传统自适应波束形成方法一样,本文的调零算法需要目标信号的角度信息(即静态方向图),但不需要已知干扰方向的信息。

参 考 文 献

- [1] 张贤达. 现代信号处理. 北京:清华大学出版社, 1996: 68 – 142.
 - [2] 刘德树, 罗景青, 张剑云. 空间谱估计及其应用. 合肥:中国科学技术大学出版社, 1997: 179 – 186.
 - [3] 陈国良, 王煦法等. 遗传算法及其应用. 北京:人民邮电出版社, 1999: 75 – 88.
 - [4] Mitchell R J, Chambers B, Anderson A P. Array pattern synthesis in the complex plane optimized by a genetic algorithm. *Electronics letters*, 1996, 32(20): 1843 – 1845
 - [5] Tennant A, Dawoud M M, Anderson A P. Array pattern nulling by element position perturbation using a genetic algorithm. *Electronics letters*, 1994, 30(3): 174 – 176.
 - [6] 马云辉. 阵列天线的遗传算法综合. 电波科学学报. 2001, 16(2): 172 – 176.
 - [7] 葛红, 毛宗源. 免疫算法的实现. 计算机工程, 2003, 29(5): 62 – 64 .
 - [8] 王磊, 潘进, 焦李成. 基于免疫策略的进化算法. 自然科学进展, 2000, 10(5): 451 – 455.
 - [9] 莫宏伟, 金鸿章. 免疫算法原理与应用. 航空计算技术, 2002, 32(4): 49 – 51.
 - [10] A.V.奥本海姆, R.W.解弗著. 数字信号处理. 1998, 3: 160 – 163.
- 于江: 女, 1980年生, 硕士生, 从事阵列信号处理、智能方法在信号处理中的应用等方面的研究.
- 陶海红: 女, 1976年生, 讲师, 博士生, 研究方向为雷达信号与信息处理及智能方法在信号处理上的应用.
- 廖桂生: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会高级会员, IEEE会员. 获部委科技进步一等和二等奖多次, 主要从事统计信号处理、智能天线和子波变换在雷达、通信中的应用研究.