

基于遗传算法的宽带加权子空间拟合测向算法

赵春晖, 李福昌

(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 宽带信号测向一直是信号处理领域研究的难点. 本文把窄带情形下的加权子空间拟合测向算法推广到宽带情形, 构造了一个目标函数, 然后应用遗传算法进行非线性全局优化, 即可得到波达方向估计值, 同时避免了对入射方向进行预估计. 把本文算法应用到均匀线阵上, 仿真实验结果证明了算法的有效性.

关键词: 宽带信号测向; 加权子空间拟合; 遗传算法

中图分类号: TN911.183 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2004) 09-1487-04

Wide2Band Weighted Sub2Space Fitting Direction Finding Algorithm Based on Genetic Algorithm

ZHAO Chun2hui, LI Fu2chang

(College of Information & Communication Engineering of Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: Wide2band direction finding is a difficult topic of research in signal processing domain. This paper generalizes weighted sub2space fitting direction finding algorithm to the wideband situation, and so constructs an aim function, then applies genetic algorithm for nonlinear global optimization. Direction of arrival is estimated without preprocessing. The algorithm is applied on uniform linear array and extensive simulation results demonstrate that the algorithm has good performance.

Key words: wide2band direction finding; weighted sub2space fitting; genetic algorithm

1 引言

通过对传感器阵列接收到的数据进行处理以对来波的方向参数进行估计, 在射电天文学、雷达、声纳、地震学、卫星和移动通信系统等方面有着重要的应用, 引起了人们极大的研究兴趣. 但已有的测向算法, 大多数是基于被测信号为窄带信号这一前提假设的, 也即信号的带宽远小于中心频率, 其包络在阵列的各个传感器上被视为是无差别的. 随着通信技术的发展, 跳频信号、扩频信号、线性调频信号等宽带信号在通信系统中的应用越来越多. 因此, 对宽带信号测向的研究就显得越来越重要^[1~10].

宽带信号测向算法大体上可分为两类: 信号子空间方法和最大似然方法. G Su 等提出了非相干信号子空间方法, 把宽带数据分解成互不重叠的窄带成分, 在每一个窄带成分上应用窄带测向算法, 然后对在各个窄带频率成分上求得的方向估计值进行加权平均, 得到最终的方向估计值^[1~3]. 但非相干信号子空间方法不能对相干信号进行测向. 文献[4, 5, 12, 13]给出了相干信号子空间方法, 能够对相干信号进行测向. 它首先利用传统的波束形成方法对入射信号的个数和方向进

行预估计; 然后利用聚焦矩阵把各个窄带频率成分上的信号子空间聚焦到一个预先选定的频率上, 对聚焦后的协方差矩阵进行特征值分解, 应用子空间的方法得到来波方向的估计值. 但这种多阶段的处理过程, 在预处理过程中出现的微小偏差, 就会对最终估计结果产生不可预测的影响. D N Swingler 等说明了相干方法容易产生因估计聚集矩阵带来的误差^[14]. K Buckley 等指出随着源带宽的增加和源位置偏离聚焦点很远, 渐进峰值偏差也随之增加^[15]. 采用最大似然的测向算法^[6~10, 16, 17], 虽然能够改善估计性能, 但其最大似然优化一般是非常困难的, 需要相当大的计算量.

本文把窄带情形下的加权子空间拟合测向算法推广到宽带情形, 从而构造了一个目标函数, 然后应用遗传算法进行非线性全局寻优. 把本文算法应用到均匀线阵上, 仿真实验结果证明了算法的高精度、高分辨率性能.

本文是这样组织的. 在下一部分, 给出宽带信号测向的问题模型. 接下来的一部分对遗传算法进行了简介. 第四部分是本文的主体, 描述了遗传算法在宽带测向中的应用. 在第五部分, 用仿真实验对所提出算法的性能进行了分析. 结论部分对本文进行了总结.

2 信号模型

考虑由 M 个全向阵元组成的均匀线阵, 各阵元间距为 d ; 为避免相位模糊, d 等于入射信号中心频率所对应波长的 $1/2$. 空间中有 P 个远场平面波, 占有相同的带宽, 且为带宽与中心频率可比的宽带信号, 其入射方向分别为 H_1, \dots, H_P . 则第 m 个传感器上接受到的信号可表示为

$$x_m(t) = \sum_{p=1}^P s_p(t + (m-1)d \sin H_p/c) + n_m(t) \quad (1)$$

其中, $s_p(t)$ 为入射宽带信号, $n_m(t)$ 为加性噪声, c 为波的传播速度.

设观察时间长度为 T , 把它分成 K 个子段 (K 称为快拍数), 每子段持续时间为 T_0 . 对每子段数据进行离散傅里叶变换得到

$$X_k(f_j) = A_H(f_j) S_k(f_j) + N_k(f_j) \quad (2)$$

这里 $X_k(f_j) = [X_{1k}, \dots, X_{Mk}]^T$, $S_k(f_j) = [S_{1k}, \dots, S_{Pk}]^T$, $N_k(f_j) = [N_{1k}, \dots, N_{Mk}]^T$, 其中 $X_{mk}(f_j)$, $S_{pk}(f_j)$, $N_{mk}(f_j)$ 分别是 $x_m(t)$, $s_p(t)$, $n_m(t)$ 在第 k 时间子段、频率为 f_j ($j = 1, \dots, J$) 处的傅里叶系数. $A_H(f_j) = [a_{H_1}, \dots, a_{H_P}]$, 是大小为 $M \times P$ 的方向矩阵; $a_{H_p}(f_j) = [1, \dots, e^{j2\pi f_j(M-1)d \sin H_p/c}]^T$, 称为矩阵的指向矢量.

3 遗传算法

遗传算法^[1]是模仿生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化概率搜索算法; 其最优解的搜索过程也模仿生物的进化过程, 使用所谓的遗传算子 (Genetic Operations) 作用于群体 $P(t)$, 进行下述遗传, 得到新一代群体 $P(t+1)$.

(1) 选择操作 (Selection Operation): $P(t)$ 根据各个个体的适应度, 按照一定的规则或方法, 从第 t 代群体中选出一些优良的个体遗传到下一代群体 $P(t+1)$ 中.

(2) 交叉操作 (Crossover Operation): 将群体内的各个个体随机搭配成对, 对每一对个体, 以某个概率 p_c (称为交叉概率 Crossover Rate) 交换它们之间的部分染色体.

(3) 变异操作 (Mutation Operation): 对群体中的每一个个体, 以某一概率 p_m (称为变异概率 Mutation Rate) 改变某一个或某一些基因座上的基因值为其它的等位基因.

4 宽带加权子空间拟合测向算法

4.1 算法描述

在每一个频率 f_j 处求传感器阵列频域采样数据的空间协方差矩阵, 得到

$$R_x(f_j) = A_H(f_j) R_s(f_j) A_H^H(f_j) + R_n(f_j) \quad (3)$$

这里 $R_s(f_j)$ 为频率 f_j 处的窄带信号协方差矩阵; $R_n(f_j)$ 为窄带噪声协方差矩阵, 如果噪声为空间不相关的, 则 $R_n(f_j) = R^2(f_j) I$, 本文假设噪声为空间不相关的.

对 $R_x(f_j)$ 进行特征值分解, 设 $E_s(f_j)$ 为 $R_x(f_j)$ 特征分解时最大的 n 个特征值 K_1, \dots, K_n 所对应的特征矢量组成的矩

阵, 它构成频率 f_j 处信号子空间的一个基. 如果源信号不完全相干, $R_s(f_j)$ 的秩为 P , 信号子空间与 $A_H(f_j)$ 所张的空间一致. 信号子空间的正交补称为噪声子空间, 用 $E_n(f_j)$ 表示, 为 $R_x(f_j)$ 特征分解时最小的 $M-n$ 个特征值 $R^2(f_j)$ 所对应的特征矢量组成的矩阵. 如果每子段持续时间大于源的相关时间, 且各个窄带频率成分之间没有频谱混叠, 把窄带情形的 WSF 算法推广到宽带情形时, 其似然函数就为各个窄带频率成分的似然函数之和

$$H = \arg \min_H \left\{ \sum_{j=1}^J \|P_H^L(f_j) E_s(f_j) W(f_j)\|^2 \right\} \quad (4)$$

这里 $\|\cdot\|$ 为矩阵的 Frobenius 范数; $E_s(f_j)$ 为频率 f_j 处的信号子空间; $W(f_j)$ 为 $n_j \times n_j$ 加权对角阵, 作用是抑制模型误差对估计结果的影响, 其对角线元素为

$$W(f_j)(k, k) = \frac{K_k(f_j) - R^2(f_j)}{\sqrt{K_k(f_j)}} \quad (5)$$

式(4)中的投影矩阵 $P_H^L(f_j)$ 为

$$P_H^L(f_j) = I - A_H(f_j) A_H^+(f_j) \quad (6)$$

这里 $A_H^+(f_j)$ 表示矩阵 $A_H(f_j)$ 的 Moore-Penrose 伪逆.

观察式(4)目标函数可知, 它是一个关于入射方向的非线性函数, 很难求其导数, 因此使用需要目标函数值和目标函数导数值的传统优化算法, 很难对其全局寻优. 这里采用遗传算法这种只需要目标函数值作为搜索信息的概率搜索技术对其进行寻优.

4.2 遗传算法在宽带测向算法中的应用

用遗传算法对式(4)进行非线性优化, 其过程可描述如下:

(1) 确定决策变量和约束条件: 这里决策变量为 H_1, \dots, H_P , P 为入射角的个数, 其取值范围为 $-90^\circ \leq H_i \leq 90^\circ$ ($i = 1, \dots, P$).

(2) 建立如式(4)所示的优化模型.

(3) 确定编码方法: 用长度为 11 位的二进制编码来表示决策变量, 其定义域离散化为 2047 个区间, 共有 2048 个离散点. 对入射角度范围从 -90° 到 90° , 编码对应于二进制串 00000000000 到 11111111111. 相应地可得其解码方法, 设 y_i 为二进制编码串所对应的十进制值, 代码转换为决策变量的公式为

$$H_i = 180 \frac{y_i}{2047} - 90 \quad (7)$$

由此可知方向估计的最小精度为 $180/2047 = 0.088^\circ$.

(4) 确定个体评价方法: 考虑到目标优化值总是非负的, 并且优化函数是取函数的最小值, 故这里可将个体的适应度取为对应的目标函数值的倒数.

(5) 设计遗传算子

选择运算使用比例选择算子. 为使适应度最好的个体尽可能的保留到下一代群体中, 这里使用最优保留策略进化模型来进行优胜劣汰操作, 即当前群体中适应度最高的个体不参与交叉运算与变异运算, 而是用它来代替本代群体中经过交叉和变异等遗传操作后所产生的适应度最低的个体. 交叉运算使用单点交叉算子, 变异运算使用基本位变异算子.

(6) 确定遗传算法的运行参数: 我们将在仿真实验中考考方向估计的均方根误差与遗传算法运行参数之间的关系.

4.1.3 算法的具体步骤

根据前面所述, 采用遗传算法估计来波方向, 其步骤可叙述如下:

Step1 对 $j = 1, \dots, J$, 构造频域采样空间相关矩阵

$$R_x(f_j) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K X_k(f_j) X_k^H(f_j) \quad (8)$$

Step2 对式(8)进行特征分解, 得到频率 f_j 处的子空间估计 $E_s(f_j)$ 和信源个数估计 \hat{n}_j , 根据矩阵特征值分解时得到的按降序排列的特征值 $K_i (i = 1, \dots, M)$ 得到噪声方差的估计

$$R^2(f_j) = \frac{1}{M - \hat{n}_j} \sum_{i=\hat{n}_j+1}^M K_i(R_x(f_j)) \quad (9)$$

Step3 根据式(5)计算信号子空间加权矩阵 $W(f_j)$, 并构造目标函数式(4);

Step4 按 4.1.2 部分所述遗传算法的步骤对目标函数进行非线性全局寻优.

5 实验结果与分析

我们做 Monte Carlo 实验验证算法的性能. 仿真所用阵列列为 8 阵元均匀线阵; 两个入射信号的频率支撑范围为 80~120Hz, 中心频率为 100Hz, 相对带宽为 40%, 入射角度为 10°, 15°, 信源的空间间隔小于阵列波束宽度(这里为 16λ/3), 当两信源功率相等时用传统的波束形成法只能得到一个方向估计值 12λ/3. 每一时间子段采样数据长度为 64. 实验所求结果为 100 次 Monte Carlo 实验的统计平均, 实验结果曲线标记 * 0 表示入射角为 10° 方向估计均方根误差, 标记 * 1 表示入射角为 15° 方向估计均方根误差, 无标记的为两个入射方向估计均方根误差的算术平均值.

考虑空间两个信源的功率相等, 信噪比为 10, 快拍数 $K = 100$, 群体大小取 60, 交叉概率取 0.16, 变异概率取 0.001, 但迭代次数在 1 到 300 变化. 实验所得方向估计的均方根误差随迭代次数的变化如图 1 所示. 由图 1 知, 当迭代次数为 10 次左右时, 波达方向估计结果就趋于稳定. 然后考虑相似的情形, 只是迭代次数为 10 而群体大小在 20~100 变化. 实验结果方向估计的均方根误差随群体大小的变化如图 2 所示. 由图 2 知, 随着群体的增大, 两信源波达方向估计的均方根误差有下降的趋势; 但群体太大时, 估计结果误差反而增大, 这是因为群体太大导致很难收敛到全局最优.

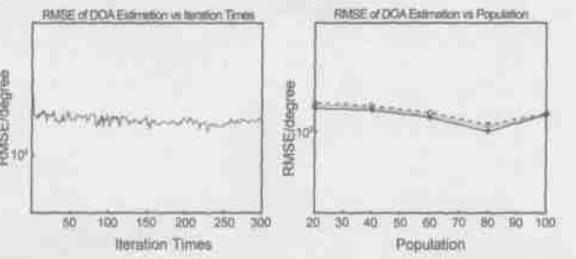


图 1 均方根误差与迭代次数的关系 图 2 均方根误差与群体大小的关系

在图 3、4 中, 两信源功率相等, 信噪比为 10, 快拍数为 100, 迭代次数为 10, 群体大小为 60, 但交叉概率在 0.14 到 1 之间变化, 变异概率在 0.0001 到 0.1 之间变化. 从图 3 和 4 看出, 从总体上来说, 随着交叉概率和变异概率的增大, 方向估计的均方根误差呈下降趋势.

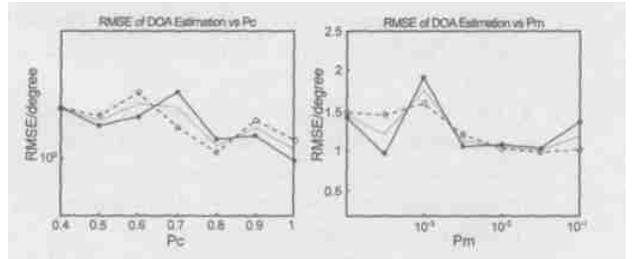


图 3 均方根误差与交叉概率间的关系 图 4 均方根误差与变异概率的关系

在下面四种情形, 我们利用获得的遗传算法运行参数, 研究方向估计均方根误差与信噪比、快拍数、单个信源功率和信源相对带宽之间的关系. 图 5 中, 信噪比在 0 到 20 间变化; 图 6 中快拍数在 50 到 300 之间变化; 图 7 中强、弱信源功率之比为 4B1; 图 8 中信源的相对带宽在 71.5% 到 371.5% 之间变化. 如图 5、6 所示, 波达方向估计均方根误差随信噪比、快拍数的增加而减小; 从图 7 知, 强信源的估计性能与弱信源的相差不多, 说明本文波达方向估计算法对单个信源功率不敏感; 从图 8 知, 本算法可同时对宽带信号和窄带信号测向.

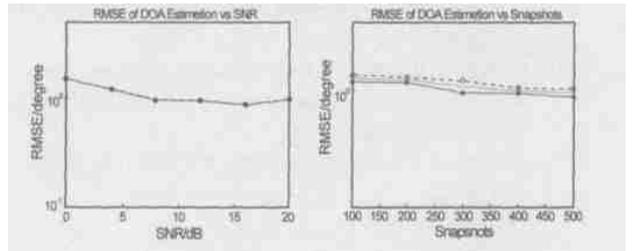


图 5 均方根误差随信噪比的变化曲线 图 6 均方根误差随快拍数的变化曲线

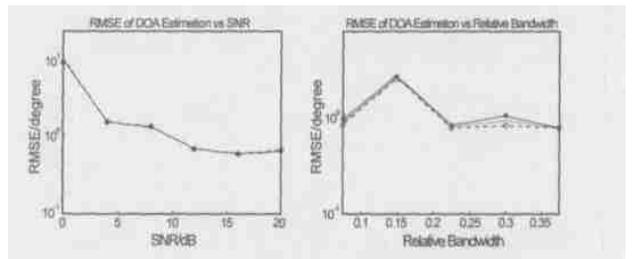


图 7 均方根误差与信源功率率间的关系 图 8 均方根误差与相对带宽间的关系

6 结论

本文把窄带情形下的加权子空间拟合测向算法推广到宽带情形, 从而构造了一个目标函数, 然后应用遗传算法进行非线性全局优化, 给出了波达方向估计的均方根误差与遗传算法运行参数间的关系, 为宽带测向算法的实际工程应用提供

了依据. Monte Carlo 实验证明了测向算法的有效性.

参考文献:

- [1] SU G, MORF M. Signal subspace approach for multiple wideband emitter location[J]. IEEE Trans, 1983, ASSP231(12): 1502- 1522.
- [2] BIENVENU G. Eigensystem properties of the sample space correlation matrix[A]. Proc ICASSP. 83 [C]. San Diego, CA, USA: IEEE, Apr 1983. 332- 335.
- [3] WAX M, SHAN T J, et al. Spatiotemporal spectral analysis by eigenstructure methods[J]. IEEE Trans, 1984, ASSP232(8): 817- 827.
- [4] WANG H, KAVEH M. Coherent signal subspace processing for the detection and estimation of angles of arrival of multiple wideband sources [J]. IEEE Trans, 1985, ASSP233(8): 823- 831.
- [5] HUNG H, KAVEH M. Focusing matrices for coherent signal subspace processing[J]. IEEE Trans, 1988, ASSP236(8): 1272- 1281.
- [6] FEDER M, WEINSTEIN E. Parameter estimation of superimposed signals using the EM algorithm[J]. IEEE Trans, 1988, ASSP236(4): 477 - 489.
- [7] ZISKIND I, WAX M. Maximum likelihood localization of multiple sources by alternating projection [J]. IEEE Trans, 1988, ASSP236(10): 1553- 1560.
- [8] BOHME J F. Estimation of source parameters by maximum likelihood and nonlinear regression [A]. Proc. ICASSP. 84 [C]. Boston, MA, USA: IEEE, Apr. 1984. 731- 734.
- [9] WEISS A J, WILLSKY A S, et al. Maximum likelihood array processing for the estimation of superimposed signals[J]. Proc IEEE, 1988, 76(2): 203- 205.
- [10] BRESLER Y, MACOVSKI A. Exact maximum likelihood parameter estimation of superimposed exponential signals in noise[J]. IEEE Trans, 1986, ASSP234(10): 1081- 1089.
- [11] 周明, 等. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999. 35- 68.
- [12] SIDOROVICH D V, GERSHMAN A B. Two-dimension wideband interpolated root-music applied to measured seismic data[J]. IEEE Trans, Signal Processing, 1998, 46(8): 2263- 2267.
- [13] AGRAWAL M, PRASAD S. Broadband DOA estimation using - Spatial Only. modeling of array data[J]. IEEE Trans, Signal Processing, 2000, 48(3): 663- 670.
- [14] SWINGLER D N, KROLIK J. Source location bias in the coherently focused high-resolution broadband beamformer[J]. IEEE Trans, 1989, ASSP 37(1): 143- 145.
- [15] BUCKLEY K. A source representation space approach to digital array processing[D]. Los Angeles: Univ Southern California, Aug 1986.
- [16] AGRAWAL M, PRASAD S. DOA estimation of wideband sources using a harmonic source model and uniform linear array[J]. IEEE Trans, Signal Processing, 1999, 47(3): 619- 629.
- [17] GERSHMAN A B, et al. Estimating parameters of multiple wideband polynomial phase sources in sensors arrays[J]. IEEE Trans, Signal Processing, 2001, 49(12): 2924- 2933.

作者简介:



赵春晖 男, 1965 年 1 月出生于黑龙江省汤原县, 现为哈尔滨工程大学信息与通信工程学院教授、博士后、博士生导师, 获教育部和黑龙江省科技奖 5 项, 在国内外发表学术论文 100 余篇, 出版著作 3 部, 2000 年获全国优秀博士学位论文, 主要研究领域: 数字信号与图像处理、数字水印、非线性滤波和雷达信号处理.

李福昌 男, 1978 年 5 月出生于河南省信阳市, 现为哈尔滨工程大学信息与通信工程学院博士生, 已发表论文 12 篇, 感兴趣的研究方向: 宽带测向、数字水印和信号处理.