

改进粒子群优化在压缩感知 DOA 估计中的应用

赵宏伟, 刘 波, 刘 恒

(西安空间无线电技术研究所, 陕西 西安 710100)

摘 要: 以压缩感知(CS)的波达方向(DOA)估计为研究背景, 针对正交匹配追踪算法用于高维信号稀疏恢复时效率低问题, 提出一种结合粒子群优化(PSO)和正交匹配追踪(OMP)的新 DOA 估计算法. 该算法充分利用了 PSO 算法解决寻优问题的优势, 并结合 OMP 算法的处理流程, 具有运算时间较少、估计误差较低和适用范围广等优势. 为了提高算法性能, 对标准 PSO 算法的粒子更新机制和惯性权值等进行了改进. 仿真结果证明了方法的有效性.

关键词: 波达方向估计; 粒子群优化; 压缩感知; 正交匹配追踪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)05-0033-04

Improved PSO and Its Application to CS DOA Estimation

ZHAO Hong-wei, LIU Bo, LIU Heng

(Xi'an Institute of Space Radio Technology, Xi'an 710100, China)

Abstract: The present direction of arrival (DOA) estimation methods based on the compressive sensing (CS) theory is background at present. Shortcoming of greedy pursuit methods is efficiency to solve sparse recovery. A new algorithm based on Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm and orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm is proposed. It has less computation time, low estimation error and wide application range, which makes full use of the advantages of PSO and OMP algorithm. To improve algorithm performance, the particle updating system of standard PSO algorithm are improved. The results of simulation experiments show that the proposed algorithm is effective.

Key words: direction of arrival estimation; particle swarm optimization; compressive sensing; orthogonal matching pursuit

1 引言

在雷达、通信、导航等领域中, 高分辨率的波达方向(Direction of Arrival, DOA)估计对于感兴趣目标的检测和定位有着十分重要的作用^[1]. MUSIC 等经典估计技术突破了“瑞利限”的限制, 然而, 这类算法要求高信噪比、大快拍数以及非相干信号等条件, 实际应用中难以满足全部条件. 最大似然算法不受这些条件限制, 但是实现过程涉及多维非线性优化问题, 计算量巨大, 目前无法应用于实际工程中. 压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论使稀疏信号能够通过非线性重建方法实现信号重构, 在

图像处理、目标跟踪以及生物医学等领域吸引了研究者的极大关注^[2]. 根据定位目标信号的稀疏性, 可以将压缩感知理论应用于 DOA 估计. 压缩感知 DOA 估计的主要优点是: 采用小快拍数就可以达到较高的估计精度; 可直接应用于相干信号估计等. 但压缩感知 DOA 估计效率低下其主要原因是构建稀疏原子库成本较高, 各种稀疏恢复算法处理高维信号(维数在千以上)时间较长. 鉴于此, 本文基于粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法, 结合压缩感知的正交匹配追踪(Orthogonal Mathing Pursuit, OMP)算法流程, 提出一种新的 DOA 估计算法. 并且, 对粒子

群算法的粒子更新机制和惯性权重进行了改进,进一步提高算法性能。

2 压缩感知与 DOA 估计

2.1 基本模型与步骤

由 M 个阵元组成直线阵,如图 1 所示。假设 K 个窄带信号入射,由于实际感兴趣目标仅占据少量的空间角度分辨单位,因此这些目标可以构成一个稀疏向量。假设 T 次快拍下, $M \times T$ 维的接收数据矩阵为 $\mathbf{Y}$; $\mathbf{A}$ 为 $M \times N$ 维的过完备原子库; $\mathbf{S}$ 为 $N \times T$ 维 ($N \gg K$) 的数据矢量,其中仅有 K 行元素非零,其余元素为 0 (或极小值,代表噪声); $\mathbf{E}$ 为 $M \times T$ 维的复高斯白噪声。相应的 DOA 估计模型为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y} &= \mathbf{AS} + \mathbf{E} \\ \min ||\mathbf{S}||_0 \\ \text{s.t. } ||\mathbf{Y} - \mathbf{AS}||_2 &\leq \varepsilon \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $||*||_0$ 表示 L_0 范数, $||*||_2$ 表示 L_2 范数, ε 为正则化参数,与噪声有关。

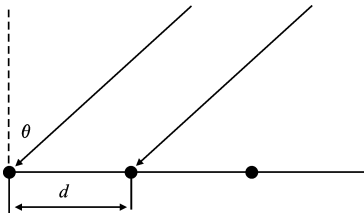


图 1 直线阵列接收信号示意图

基于压缩感知的 DOA 估计主要步骤是:首先根据阵列流型建立过完备原子库,尽量包含所有可能的目标方位信息;再对阵列接收数据进行稀疏恢复,根据重构结果中的非零元素位置确定目标信号方向。

2.2 OMP 算法

目前压缩感知的稀疏恢复算法主要包括两大类,凸松弛法和贪婪追踪法^[3]。前者具有理论保障,但是计算复杂度高,难以用于 DOA 估计实际工程中。贪婪类算法的正交匹配追踪算法是一种典型的贪婪追踪算法,简单快速,具有较强的重构能力。其算法流程如下^[4]:

(1) 初始化残差向量 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, 索引集合 $\Lambda_0 = []$, 迭代次数 $t = 1$;

(2) 寻找索引 $\lambda_t = \arg \max | \langle \mathbf{r}_{t-1}, \boldsymbol{\Phi}_j \rangle |$, $\langle \rangle$ 表示内积; $\boldsymbol{\Phi}$ 为过完备原子库的列向量,即对应的阵列流型矢量;

(3) 令 $\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup \{\lambda_t\}$;

(4) 计算 $\{\boldsymbol{\Phi}_\lambda: \lambda \in \Lambda_t\}$ 张成空间的正交投

影 $\mathbf{P}_t$;

(5) 残差 $\mathbf{r}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{P}_t)\mathbf{y}$;

(6) $t = t + 1$, 未满足迭代终止条件返回 2)。

3 基于 PSO 的 OMP 算法

当待恢复信号的维数在千数量级以上,采用 OMP 稀疏恢复算法的压缩感知 DOA 估计算法运行时间仍然较长,主要原因在于高维数过完备原子库的构建以及 OMP 算法每一次迭代中寻找最优索引操作。本文充分利用 PSO 算法处理优化问题的优势,将其与 OMP 算法相结合,提高整个 DOA 估计算法效率。算法流程图如图 2 所示。

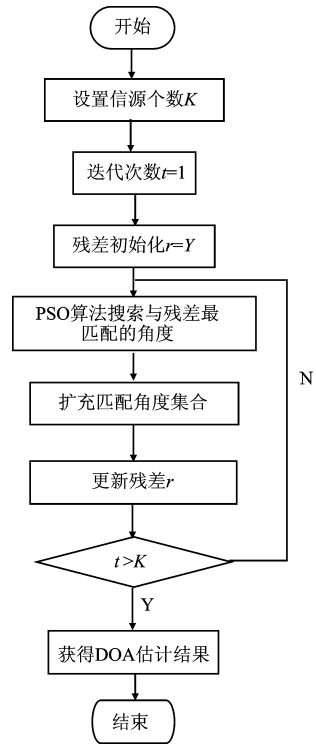


图 2 PSO-OMP 流程图

由于引入 PSO 算法,属于全局搜索寻优算法,群中的多个粒子有更多机会高效地找到最优值,而单纯的贪婪追踪法是利用梯度信息进行搜索,易受初始解的影响,效率较低。PSO 算法直接在实值空间寻找匹配角度,避免设置稀疏间隔带来的角度误差。

计算复杂度方面,贪婪追踪法为 $O(KMN)$,本文算法为 $O(P * KMN)$, P 值主要依赖于 PSO 算法种群规模和迭代次数。由于 DOA 估计一般为小规模寻优问题,种群规模和迭代次数都比较小(在百次以内)。

运行时间方面,本文算法利用 PSO 算法直接搜

索方位角,无需构建原子库,PSO 算法采用并行策略;贪婪追踪法是串行策略,并行策略在时间方面具有较大优势。本文为了节约时间,不构建原子库,直接采用 PSO 算法进行实值角度搜索;如果在某些场合在稀疏原子库上进行稀疏恢复,可以在此基础上采用二进制编码 PSO 算法进行搜索,依然可以节约稀疏恢复的时间。

4 PSO 算法的原理及改进

4.1 算法原理

粒子群优化算法是一种基于粒子群体的智能优化算法,优势为概念简单,参数少,易于实现,在许多研究、实际工程领域得到了广泛应用^[5]。

设在一个 n 维空间中,由 m 个粒子构成种群, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m\}$, 其中第 i 个粒子(位置)为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, 每个 x_i 都是一个候选解,其速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$, 维数 n 表示需要优化变量的个数。粒子的个体极值为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$, 种群的全局极值为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$, 根据追随最优粒子的原理,粒子 x_i 将按照式(2) 改变其速度和位置:

$$\begin{aligned} v_{id}^{(t+1)} &= \omega v_{id}^{(t)} + c_1 r_1 (p_{id}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) + \\ &\quad c_2 r_2 (p_{gd}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) \\ x_{id}^{(t+1)} &= x_{id}^{(t)} + v_{id}^{(t+1)} \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $d = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, m, m$ 为种群规模, t 为当前进化代数, ω 为惯性权重, r_1 和 r_2 为分布于 $[0, 1]$ 的随机数, c_1 和 c_2 为学习因子或加速常数。

4.2 算法改进

改进的 PSO 算法流程图如图 3 所示。

4.2.1 均匀随机初始化

对于优化问题的每一维参数变量,受到搜索范围的约束。对于 DOA 估计问题,令 $X_{\min} = \{X_{1,\min}, X_{2,\min}, \dots, X_{D,\min}\}$ 表示角度范围下界, $X_{\max} = \{X_{1,\max}, X_{2,\max}, \dots, X_{D,\max}\}$ 表示上界。初始化的过程中,候选解(粒子位置)应该尽可能均匀分布在解空间中。因此取代完全随机初始化粒子群,初始化第 i 个粒子的第 j 个参数为

$$X_{ij} = X_{i,\min} + \text{rand}_{ij}(0,1) \cdot (X_{i,\max} - X_{i,\min}) \quad (3)$$

式中, $\text{rand}_{ij}(0,1)$ 为在 $(0,1)$ 区间中均匀分布的随机数。

4.2.2 梯度复制算子

传统粒子群优化算法的主要缺点是群中的粒子易于同时向同一方向飞去,这样失去了多样性,算法

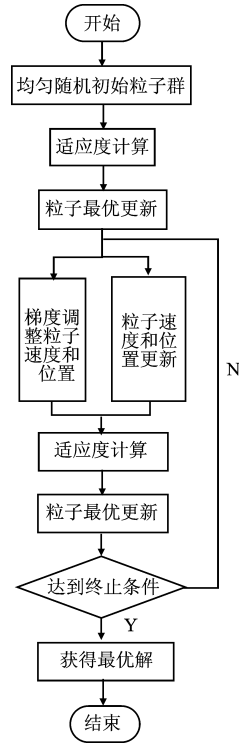


图3 改进粒子群优化算法流程

容易陷入局部最优解^[6]。粒子群优化可以通过直接增加粒子群规模来解决多样性问题,然而这样带来很大的计算量,造成收敛时间过长。文献[7]通过将遗传算法和差分进化算法的变异操作引入到粒子群优化中,解决算法的多样性问题,然而这些变异操作复杂度较高。

借鉴文献[8]中的类似梯度的复制算子思想,给当前粒子群中部分粒子(30%~50%)分配一个新的参数矢量,该参数依赖各个粒子和最优适应度粒子之间的参数差和归一化适应度差值,这样使粒子在朝最优解靠近的同时,适应度值小的粒子能够比值大的粒子得到更多位置和速度的调整。相比遗传算法和差分进化算法的变异操作,该算子实现更加简单快速,只需要较少的粒子群规模。

$$Y_i^{(t+1)} = Y_i^{(t)} + u_k \frac{(f_b^{(t)} - f_i^{(t)})}{f_b^{(t)}} (Y_b^{(t)} - Y_i^{(t)}) \quad (4)$$

式中, $f_b^{(t)}$ 为粒子群中的最优适应度值; $f_i^{(t)}$ 为第 i 个粒子的适应度值; $Y_b^{(t)}$ 为拥有最优适应度值的粒子的位置和速度; $Y_i^{(t)}$ 为粒子群中第 i 个粒子的位置或速度。

4.2.3 惯性权重

惯性权重 ω 取值越大,则有利于全局搜索;取值小则有利于局部搜索。线性递减惯性权重使算法在迭代初期较大的权重保持了较强的全局搜索能

力,迭代后期较小的惯性权重有利于精细的局部搜索.由于 DOA 估计问题一般非大型优化问题,在迭代初期可能就需要较小的 ω 值,加快收敛速度.

在线性递减惯性权重设置基础上,本文考察连续 N 次(5 次)迭代中最优适应度值变化情况,如果变化值始终小于设定的值,则认为需要精细搜索,赋予比当前更小的 ω 值.如此考察 3 次,如果最优值变化小于设定的值,则迭代结束.

4.2.4 适应度函数

适应度函数设置为

$$\theta = \arg \max |< r_{t-1}, \Phi_{\theta} >| \tag{5}$$

式中, $< >$ 表示内积; Φ_{θ} 为角度 θ 对应的阵列流型矢量; r_{t-1} 为第 $t-1$ 次迭代后的残差矢量.

5 仿真验证与分析

仿真 1 改进粒子群优化算法

为了验证改进 PSO 算法的有效性,选用 Griewank 测试函数实验.实验环境: Dell 台式机; Windows XP SP3; Intel Core2 Quad CPU; 2 GB 内存; Matlab 版本为 R2008a.随机产生初始化种群,粒子群大小为 20,维度为 10,迭代次数为 1 500 次,加速度参数为 2,权值线性递减(0.9—0.4).

图 4 为最优值与迭代次数关系曲线图,为实验独立运行 200 次取统计平均值.优化值随迭代次数变化的整体趋势为次数越大,越接近最优值.前 100 次迭代,两种算法都在快速寻优;改进算法 200 次迭代时已经接近最优值,300 次迭代时非常逼近最优值;而经典 PSO 算法收敛速度缓慢,800 次迭代时才接近最优值.这充分说明经典粒子群算法多样性较差,寻优结果趋向同一化,即在某一阶段粒子都向同一方向(可能是局部最优解)飞去;而改进算法通过梯度复制因子调整粒子的位置与速度,改善了粒子群的多样性,增强了搜索能力的多样化.

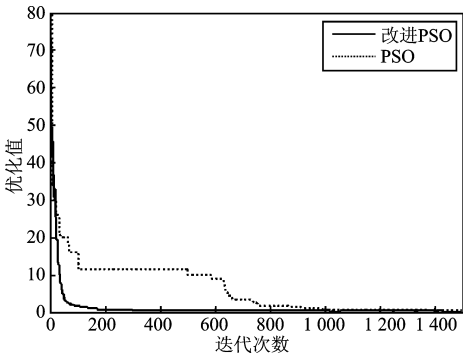


图 4 优化值随迭代次数变化的曲线

仿真 2 DOA 估计算法

在仿真中假设阵元个数为 30;阵元之间的间隔为 0.5λ , λ 为波长;阵列接收快拍数为 10.在如此小快拍数下,经典 MUSIC 等算法无法处理相干信号,本文算法不受此限制,这里假设观测空间中存在 2 个相干随机信号源,方位角依次为: -7.8° 和 8.9° .仿真环境同仿真 1,算法参数粒子群大小为 40,维度为 2,迭代次数为 100 次.

仿真实验中,定义角度估计均方根误差为

$$RMSE = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sqrt{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J (\hat{\theta}_{k,j} - \theta_k)^2} \tag{6}$$

式中, J 为独立实验次数,设置为 500; K 为信源个数; θ_k 为第 k 个信源方位真实值; $\hat{\theta}_{k,j}$ 为第 j 次实验对第 k 个信源的估计值.

不同信噪比下的均方根误差曲线如图 5 所示.由于引入改进 PSO 算法增强寻优能力和精确度,本文算法估计误差小于经典 OMP 算法,特别是在低信噪比处.

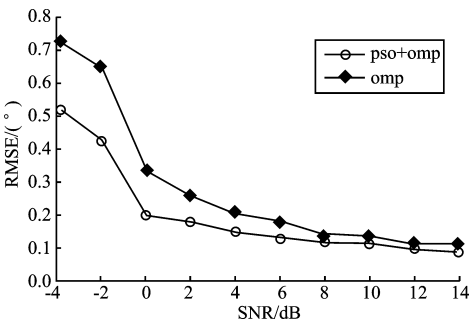


图 5 均方根误差随信噪比变化曲线

表 1 所示为不同空间维数下,传统 OMP 算法与本文算法的耗时比较.信号采样空间维数越大,传统 OMP 算法由于构建原子库和寻优操作导致耗时大幅增加,而本文算法利用 PSO 的实值寻优能力和并行策略,不受空间维数影响,耗时基本不变.

表 1 DOA 估计平均耗时

信号维数	OMP 算法/s	本文算法/s
900	10.3	
1 800	30.5	2.2
9 000	200.1	

6 结束语

本文基于改进的粒子群优化算法,结合正交匹配追踪算法思想,提出一种 DOA 估计的新算法,改

(下转第 41 页)

对存储器的数据通过率提升较为明显. 针对本文提出的存储器控制器,与其他文献做了对比,其中文献[6]设计的存储器控制器也应用于 SOC 系统,但该控制器的 CS 片选信号只能接固定的存储器类型,而且该控制器仅支持 32 bit SRAM、SDRAM.

由上可以得出:(1)本文提出的存储器控制器具有较高的数据通过率,可应用于需要大量数据传输的 SOC 或 ASIC 设计中^[7]; (2)本文提出的存储器控制器灵活性高,可适用于不同位宽、不同型号的异步存储器 SRAM、Norflash 和 SDRAM.

4 结束语

本文提出了一种多用途的外部存储器控制器,其中缓存控制机制和刷新机制有效的改善了存储器的带宽. 同时该存储器控制器内部接口简单,易于挂接在不同类型的片上总线,使得在 ASIC 和 SOC 设计中得到重用.

参考文献:

[1] 孟中峰,娄冕,张洵颖,等. 一种基于 AMBA 总线的 SDRAM 控制器设计[J]. 微电子学与计算机,2014,31

(9):113-117.

[2] 周顺燕,吴丹. TMS320C6731 DSP 的高速 EMIF 数据接口与实现[J]. 计算机测量与控制,2010,18(7): 1654-1656.

[3] 舒立. 高性能 SDRAM 控制器设计及软硬件结合测试[D]. 成都:电子科技大学,2012.

[4] 林晓宇. 嵌入式 SDRAM 控制器的优化研究与设计[D]. 长沙:长沙理工大学,2013.

[5] 李明明,王全忠,郭伟,等. 一种 NOR FLASH 控制器验证平台的研究[J]. 现代电子技术,2015,38(10): 163-165.

[6] 陈炳成,唐芳福,蒋晓华,等. S698P4 SOC 芯片存储器控制器的设计与实现[J]. 微型机与应用,2011,30(21):26-28.

[7] 吴军,华更新,刘鸿瑾. SoC 验证方法学研究与应用[J]. 空间控制技术与应用,2012,38(5):27-33.

作者简介:

张鹏剑 男,(1992-),硕士研究生. 研究方向为数字集成电路设计. E-mial:cqjpzhang@hust.edu.cn.

桑红石 女,(1970-),副教授. 研究方向为图像处理和集成电路设计等.

(上接第 36 页)

善了传统正交匹配算法的性能和实时性. 本文基于 PSO 的正交匹配追踪算法思想可扩展到其他高维数的信号压缩感知问题,提高稀疏恢复效率.

参考文献:

[1] 蒋柏峰,吕晓德,向茂生. 一种基于阵列接收信号重拍的单快拍 DOA 估计方法[J]. 电子与信息学报,2014,36(6): 2014-2019.

[2] Romberg J. Imaging via compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 14-20.

[3] Zhang Tong. Sparse recovery with orthogonal matching pursuit under RIP[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2011, 57(9): 6215-6221.

[4] 方红,杨海蓉. 贪婪算法与压缩感知理论[J]. 自动化学报,2011,37(12): 1413-1422.

[5] Jacob R, Yahmat-samii. Particle swarm optimization

in electromagnetics[J]. IEEE Transactionon Antennas and Propagation, 2004, 52(2): 397-407.

[6] 陈基漓. 粒子群算法种群多样性控制方法研究[J]. 微电子学与计算机, 2013, 30(6): 6-9.

[7] Rocca P, Oliveri G. Differential evolution as applied to electromagnetics[J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 2011, 53(1): 38-49.

[8] 陶海红,廖桂生,王伶. 用于杂波抑制滤波器优化设计的混合遗传算法及其收敛性分析[J]. 电子学报, 2012, 40(12): 2086-2089.

作者简介:

赵宏伟 男,(1982-),博士研究生. 研究方向为智能算法. E-mail:honv88@163.com.

刘波 男,(1963-),博士生导师. 研究方向为卫星有效载荷系统设计.

刘恒 男,(1986-),博士研究生. 研究方向为相控阵天线设计.