

膜计算优化随机最大似然 DOA 快速估计方法^①

向长波^{②*} 于 玮^{**} 宋华军^{③**} 刘 芬^{***}

(* 中国电子科技集团公司第四十一研究所电子测试技术重点实验室 青岛 266555)

(** 中国石油大学(华东)信息与控制工程学院 青岛 266580)

(*** 青岛海信网络科技股份有限公司 青岛 266071)

摘 要 随机最大似然算法(SML)是一种优秀的波达方位(DOA)估计算法,但 SML 解析过程中极其繁重的计算复杂度制约了该算法在实际系统中的应用。针对 SML 计算复杂度高的问题,提出了一种融合膜计算(MC)的随机最大似然算法。首先利用膜计算的优化框架将 SML 算法的解空间进行膜划分,划分为基本膜和表层膜;然后在每个基本膜内并行采用粒子群算法(PSO)进行局部寻优,同时将基本膜区域内的局部最优解送至表层膜进行全局优化;最后在表层膜区域中采用人工蜂群优化算法进行全局最优解的搜索。实验结果表明,本文算法极大地降低了 SML 的解析复杂度,计算时间较常用的 GA、AM 和 PSO 算法提高了超过 10 倍,在收敛速度方面具有显著的优势,且测向精度优于传统空间谱算法。

关键词 波达方位(DOA)估计,随机最大似然算法(SML),膜计算(MC),粒子群算法(PSO),人工蜂群算法(ABC)

0 引 言

波达方位(direction-of-arrival, DOA)估计,自 20 世纪 60 年代开始就提出了大量卓有成效的算法,目前也处于方兴未艾的迅猛发展之中。当前波达方位估计中的主流算法包括:线性预测类算法、子空间分解类算法和子空间拟合类算法。线性预测类算法是 DOA 估计^[1]的基础算法,因其分辨性能较差,在现代工程实用系统中并不常见。而后,Schmidt^[2]提出了多重信号分类算法(multiple signal classification, MUSIC),该算法突破了阵列孔径对传统算法估计性能的限制,提高了阵列天线的分辨能力,开创了子空间分解类算法的研究先河。不久,Sharma 等人^[3]在子空间分解的基础上,提出了旋转不变子空

间算法(estimation of signal parameters via rotational invariance techniques, ESPRIT),该算法在 DOA 求解的过程中无须谱峰搜索,可以直接获取闭式解,实现了计算量的大幅度缩减,但是 DOA 估计精度难以满足需求^[5]。此后,出现了一系列经典的高分辨波达方位估计算法——子空间拟合类算法,如加权子空间拟合算法(weighted subspace fitting, WSF)^[5]、确定性最大似然算法(deterministic maximum likelihood, DML)^[6]和随机性最大似然算法(stochastic maximum likelihood, SML)^[7]。该类算法通过构造阵列流型矩阵与接收信号数据之间的拟合关系,通过最大最小化代价函数来估计未知参数。然而,这些拟合算法不可避免地涉及高维矩阵处理的问题,计算复杂度比较大,因此实时性比较差。此外,随着压缩感知理论的成熟,其在阵列信号处理中的应用

① 国家自然科学基金(61602517)和中央高校基本科研业务费专项资金(18CX02109A)资助项目。
② 男,1978 年生,博士,研究员;研究方向:频谱/信号分析技术,电磁信息安全测试技术等。
③ 通信作者,E-mail: huajun.song@upc.edu.cn
(收稿日期:2018-11-15)

也与日俱增。研究者们提出了多种基于压缩感知(稀疏恢复)^[8]思想的 DOA 估计算法,其中的代表算法有基于稀疏迭代协方差的矩阵估计(sparse iterative covariance-based estimation, SPICE)^[9]和稀疏贝叶斯学习等^[10]。

在众多 DOA 估计算法中,子空间拟合类算法中的随机最大似然算法(SML)是最为重要的一种。理论上,SML 算法有着最好的 DOA 估计精度,但其解析过程巨大的运算量阻碍了它在实际系统中的应用。针对最大似然算法存在的问题,近年来涌现了一系列优化算法,比如交互最小化算法(AM)^[11]、轮换投影法(AP)^[12]、EM 算法^[13]、人工智能优化算法等。传统优化算法在求解低维优化问题时效果优良,但不适于多维大空间的优化问题,因为维数与解空间的生长,使得传统优化算法的寻优能力下降。而且 SML 代价函数的求解是一个多维最优化问题,存在多个局部最优点,问题会更为复杂,这时如果采用传统优化算法并不能达到理想的效果。

膜计算(membrane computing, MC)是由欧洲科学院院士 Gheorghe Păun^[14]提出的,自提出以来很快成为了众多学者研究的热点。膜计算的基本思想是将生物细胞的功能与结构模型抽象出来,形成一种与之类似的计算模型。膜计算融合了并行计算和分布式计算的思想,是一种理想计算模式,非常适用于多维大空间的优化。目前膜计算在计算机领域、生物领域、智能优化领域等众多领域已经广泛使用,但尚未引入到波达方位估计领域。因此,本研究拟基于膜计算的理论框架,探索出一种新的适用于 SML 代价函数的膜计算方法,从而达到减小 SML 计算复杂度的目的。

1 数学模型与随机最大似然算法

1.1 阵列信号模型

q 个远场窄带信号源从不同的角度 $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q)$ 入射到空间某天线阵列上,信号源的中心频率是 w_0 , 天线阵列是由 p 个阵元组成, λ 为信号的波长,阵元之间的间距为 $d = \lambda/2$ 。在理想情况下,假设阵列中各阵元是各向同性,不存在通道不一致、互

耦等因素的影响,且接收信号的噪声都是高斯白噪声,方差为 σ^2 , 则 p 个阵元接收到信号的数学模型为

$$\mathbf{X}(\mathbf{t}) = \mathbf{A}\mathbf{S}(\mathbf{t}) + \mathbf{N}(\mathbf{t}) \quad (1)$$

式(1)中, $\mathbf{X}(\mathbf{t})$ 表示阵列的 $p \times 1$ 维快拍数据矢量, $\mathbf{A}$ 表示空间阵列的 $p \times q$ 维阵列流型矩阵, $\mathbf{S}(\mathbf{t})$ 表示 $q \times 1$ 维信号数据矢量, $\mathbf{N}(\mathbf{t})$ 表示 $p \times 1$ 维噪声数据矢量。假设接收到的数据经过 L 次快速取样,最终可以表示为 $\mathbf{X} = [x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_L)]$ 。DOA 估计问题即可表述为给定观测数据 $\mathbf{X}$, 反推出信号的来源方向 $\hat{\boldsymbol{\theta}} = \{\hat{\theta}_1 \quad \hat{\theta}_2 \quad \dots \quad \hat{\theta}_q\}$ 。在本文中, θ_i 是信号源的入射方向, $\hat{\theta}_i$ 表示 θ_i 的推导值。

1.2 随机最大似然算法

根据随机最大似然准则^[15]计算各变量的推导值,单次观测数据的似然函数为

$$f_i(x) = \frac{1}{\pi^M \det\{\mathbf{R}\}} \exp(x_i^H \mathbf{R}^{-1} x_i) \quad (2)$$

N 次观测数据的联合概率密度函数如下所示:

$$f_{SML}\{x_1, x_2, \dots, x_N\} = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\pi^M \det\{\mathbf{R}\}} \exp(x_i^H \mathbf{R}^{-1} x_i) \quad (3)$$

式(3)中, $\det\{\cdot\}$ 表示矩阵的行列式, $\mathbf{R}$ 为观测数据的协方差矩阵,对联合概率密度函数取负对数,可得:

$$-\ln f_{SML} = L(M \ln \pi + \ln(\det\{\mathbf{R}\}) + \text{tr}\{\mathbf{R}^{-1} \hat{\mathbf{R}}\}) \quad (4)$$

为了得到参数的极大似然估计,需要计算对数似然函数在参数空间上的极大值。对于 SML, f 是一个关于变量 $\boldsymbol{\theta}$ 的函数,所以最大似然函数可以表示为

$$L_{SML}(\boldsymbol{\theta}) = \sigma^{2(p-q)} \det\{A^+ \hat{\mathbf{R}} A(\boldsymbol{\theta})\} \quad (5)$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \text{argmin}_{L_{SML}(\boldsymbol{\theta})} \quad (6)$$

式中, $A^+ = (A^H(\boldsymbol{\theta}) A(\boldsymbol{\theta}))^{-1} A^H(\boldsymbol{\theta})$, 随机最大似然算法的方位估计就是寻找 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p]$ 使似然函数 $L_{SML}(\boldsymbol{\theta})$ 取得最小值。若用传统优化算法求解,涉及到多维非线性函数的求解,较为复杂。膜计算由于其分布式、并行式的特点,非常适用于多维大空间的求解过程,因此利用膜计算算法搜索 $L_{SML}(\boldsymbol{\theta})$

的最小值。

2 基于膜计算的随机最大似然算法

近些年来,受自然界生物规律的启迪,仿生优化算法膜计算受到了人们的高度重视,并在实际工程应用中成果显著。鉴于膜计算很容易并行优化,本文将膜计算的优势与 SML 算法相结合,提出了一种基于膜计算理论框架的随机最大似然算法。首先将 SML 算法的解空间进行划分,其次,在每个划分的基本膜区域内并行采用粒子群算法进行局部寻优,提高局部搜索能力;最后在表层膜区域内采用人工蜂群优化算法进行全局寻优,从而搜索到全局最优解。在整个算法的解析过程中,由于每个基本膜内的局部优化算法是独立进行的,因此基本膜之间不进行交流通信。

2.1 解空间的膜划分

将 SML 的解空间进行划分,划分为合适的“基本膜”。SML 代价函数的求解可以用如下数学模型描述:

$$L(\theta) = \ln(\sigma^{2(p-q)} \det(A^+ \hat{R}A)) \quad (7)$$

将 DOA 的最大似然估计式设为要求解的目标函数,即:

$$\min f(\theta), \theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N) \in Q = [-90^\circ \ 90^\circ] \quad (8)$$

式(8)中, N 表示解空间的维数, $f(\theta)$ 表示算法的目

标函数, Q 表示 SML 算法的解空间。

将可行解空间 Q 进行空间分割,分割成 m 个子区域,即 m 个基本膜, $[s(1), t(1)]$, $[s(2), t(2)]$, $\dots$, $[s(m), t(m)]$, 基本膜的分割如下式所示:

$$s(i) = -90^\circ + \frac{180^\circ}{m}(i-1) \quad (9)$$

$$t(i) = -90^\circ + \frac{180^\circ}{m}i \quad (10)$$

每个子空间 $[s(i), t(i)]$ 作为膜系统的一个基本膜区域,用于下一步进行膜内局部搜索。为了验证基本膜个数(m)对膜计算算法性能的影响,下面对基本膜数目 m 的选取进行讨论。

图2表示2个信源分别从不同的方向(10° 和 -30°)入射到阵列天线上,当基本膜个数从2逐渐增大到10时,分别单独运行100次的DOA估计值的变化曲线。从图1(a)可以看出,当信源从 10° 入射,基本膜的数目为4时,DOA估计值是最接近真实值 10° 的;从图1(b)可以看出,当信源从 -30° 入射,基本膜的数目为4时,DOA估计值是最接近真实值 -30° 的。总体来说,虽然DOA估计值随着基本膜数目的增加呈现出不规则的变化,但当基本膜的数目为4时,虽然2个信源从不同的方向入射,但是DOA估计误差均为最小,都更有利于最优值的获取,所以在本实验中,基本膜的数目选取为4。

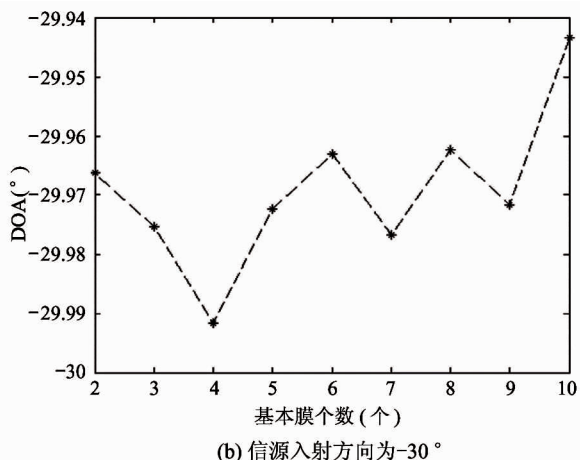
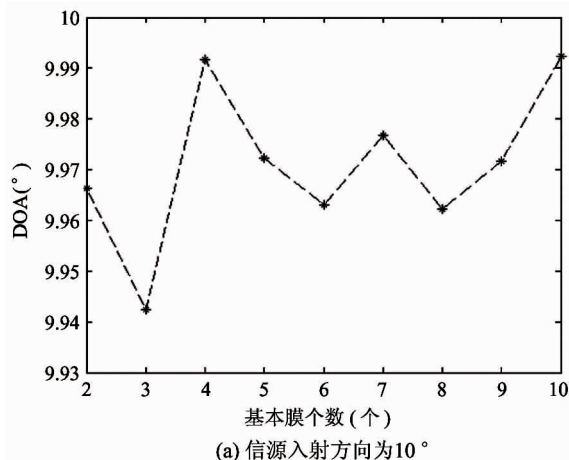


图1 DOA 估计值随基本膜个数变化的实验结果图

从图 2 展示的变化图可知,平均适应度值随着基本膜数目的增加没有较为规律的变化,且当基本膜的数目为 4 时,平均适应值最小(SML 算法求的是代价函数的最小值)。综上所述,当 2 个信源分别从不同的方向(10°和 -30°)入射到阵列天线上,基本膜个数选取为 4 时,DOA 估计性能最好。

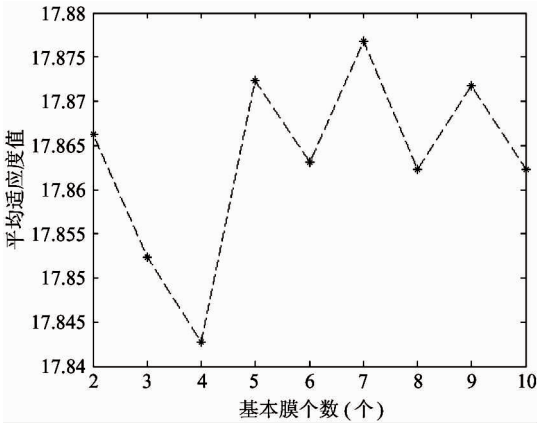


图 2 适应度值随基本膜个数 m 变化的实验结果图

2.2 膜内局部搜索算法

基于粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 的膜内局部搜索算法融合了膜计算并行计算的思想,将膜计算跟传统 PSO 算法^[16]进行结合,在每个基本膜内采用 PSO 算法进行搜索,并充分利用多核处理器的并行处理能力来缩短问题处理的运行时间,提高算法的运行效率。下面具体介绍一下膜内局部搜索算法的流程。

(1)SML 的代价函数 $L(\theta)$ 设为 PSO 算法的适应度函数。

(2)因为接收阵列是均匀平面阵,所以解空间的取值范围是 $[-90^\circ, 90^\circ]$,即 PSO 算法的优化空间范围是 $[-90^\circ, 90^\circ]$,将解空间进行空间分割,分为 m 个子区域 $[s(1),t(1)], [s(2),t(2)], \dots, [s(m),t(m)]$ 。

(3)构建一个粒子群 $\bar{\Theta} = \{\tilde{\Theta}_1, \tilde{\Theta}_2, \dots, \tilde{\Theta}_n\}$,粒子群内粒子的个数是 n 个,将 n 个粒子等分成 m 份,每一份的个数是 n/m ,将 m 份粒子随机地分布在 m 个基本膜内(表层膜必须为空),每个粒子代表优化问题的潜在解。

(4)初始化 PSO 算法中各个参数,如粒子个数

n/m , 惯性因子 w , 迭代次数等,每个粒子以局部最优解和全局最优解来不断更新迭代。让 i 代表第 i 个粒子, l 代表第 l 次迭代次数, Θ_i^l 代表第 i 个粒子在第 l 次迭代的时候在搜索空间的位置, C_i^l 表示第 i 个粒子经过 l 次迭代的局部最优解,很明显地可以看出:

$$C_i^0 = \Theta_i^0 \tag{11}$$

$$C_i^1 = \arg \min_{\Theta_i^0, \Theta_i^1} L(\theta), \dots \tag{12}$$

$$C_i^l = \arg \min_{\Theta_i^0, \dots, \Theta_i^l} L(\theta). \tag{13}$$

定义 D^l 代表所有的粒子经过 l 次迭代所能找到的全局最优解,因此

$$D^l = \min \{C_1^l, C_2^l, \dots, C_{n/m}^l\} \tag{14}$$

(5)通过循环迭代来更新粒子角度值 θ_i 以及自变量 Θ_i , 局部最优解 C_i^l 和全局最优解 D^l , 根据理论分析,第 i 个粒子更新位置和速度的公式为

$$\theta_i^{l+1} = \theta_i^l + v_i^{l+1} \tag{15}$$

$$V_i^{l+1} = wV_i^l + c_1r_1(C_i^l - \Theta_i^l) + c_2r_2(D^l - \Theta_i^l) \tag{16}$$

l 是迭代次数, w 是惯性因子, $w = 0.4 \sim 0.9$, c_1, c_2 是学习因子, r_1, r_2 是介于 (0,1) 之间的随机数。

(6)判断是否满足交流条件(即基本膜内的全局最优解 D^l 得到更新),如果全局最优解更新,就将其送至表层膜区域中,进行下一步优化;如果没有更新,就转入步骤(5)再次循环迭代,直到满足条件,算法结束。

2.3 全局优化策略

采用 PSO 算法进行膜内局部搜索以后,能够很容易地获取局部最优值,然后将各个基本膜里的最优解送至表层膜以引导算法进行全局最优搜索,人工蜂群算法 (artificial bee colony, ABC) 具备较强的全局搜索能力,因此,为了使算法的计算效率进一步提升,在表层膜区域采用人工蜂群算法 (ABC) 进行全局寻优。

(1)首先初始化种群,产生初始化控制参数和初始解。控制参数主要有 3 个:食物源的数量 M (优化问题解的个数)、最大迭代次数 P 和质量没有得到改善的食物源的最大迭代次数 $limit$; 初始解是

由基本膜传递给表层膜的局部最优解组成,将其与采蜜蜂一一对应,并记录各个初始解的适应度值和最优解。

(2) 采蜜蜂根据式(17)进行邻域搜索产生新的候选解 θ'_{in} , 计算适应度值,并对 θ'_{in} 和 θ_{in} 进行概率选择,记住更好的解:

$$\theta'_{in} = \theta_{in} + \phi_{in}(\theta_{in} - \theta_{kn}) \quad (17)$$

(3) 根据式(18)计算与每个解相关的选择概率:

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^M fit_j} \quad (18)$$

(4) 观察蜂根据轮盘赌选择法以概率 p_i 选择食物源并进行跟随,并根据式(17)进行邻域搜索产生新的候选解 θ'_{in} , 计算适应度值,并对 θ_{in} 和 θ'_{in} 进行最优选择,记住更好的解。

(5) 侦查蜂根据 $limit$ 值来判断是否有解需要放弃,若有,就从局部最优解中选择 1 个新解来替换被弃置的解。

(6) 记录迄今为止最优的解。

(7) $Cycle = Cycle + 1$, 若 $Cycle < P$ 或者精度小于 10^{-5} , 就转步骤(2); 否则,输出最优解。

2.4 基于膜计算的 DOA 估计步骤

通过以上分析,可以看出基于膜计算的 SML 算法主要分成 3 个部分,整体流程图如图 3 所示。

3 仿真与性能分析

通过具体的仿真实验,对本文提出的基于膜计算的随机最大似然算法进行了性能分析,并将膜计算优化算法与传统 PSO 算法、交互最小化算法(AM)算法和人工遗传算法(GA)进行了测向性能对比,具体过程如下。

在实验中,假设阵列为均匀平面阵列,则引导矢量可以简化为

$$a(\theta) = [1 \quad e^{-j\phi\theta} \quad \dots \quad e^{-j(p-1)\phi(\theta)}]^T \quad (19)$$

$$\phi(\theta) = \frac{2\pi\Delta}{\lambda} \sin\theta \quad (20)$$

式(19)中, λ 表示信号波长, Δ 为相邻阵元的间距, θ 能被相位 ϕ 唯一决定的一个必要条件是 $\Delta \leq \lambda/2$,

在实验中, $\Delta = \lambda/2$, SNR 的定义为

$$SNR_k = 10 \log_{10} \frac{E[|S_k(t)|^2]}{\sigma^2} \quad (21)$$

同时定义均方根误差(root mean square error, RMSE)为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{qN} \sum_{k=1}^q \sum_{m=1}^M |\hat{\theta}_{k,m} - \theta_k|^2} \quad (22)$$

式(22)中, $\hat{\theta}_{k,m}$ 是 θ_k 在第 m 次实验所得出的推导值,采用蒙特卡洛的实验方法,每一种情况进行 100 次蒙特卡洛实验。

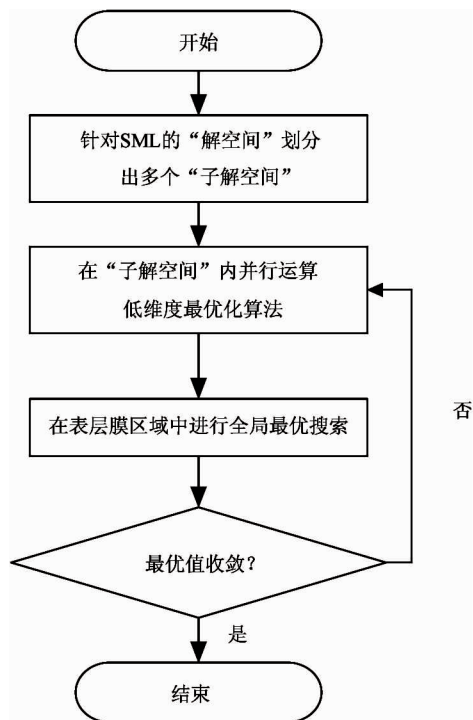


图3 基于膜计算的 SML 算法流程图

接收天线采用 32 元均匀线阵,有 4 个窄带信号源从远场入射,信号的快拍数是 1 024,噪声是均值为 0 的高斯白噪声。图 4(a) 和图 4(b) 表示 ESPRIT 算法、基于传统 PSO 的 SML 算法和基于膜计算的 SML 算法的 RMSE 随信噪比变化的关系图。对于 ESPRIT 算法来说,当处理相干信源的时候需要做预处理;对非相干信源来说,当信噪比为 $-10 \sim 20$ dB 时,传统 PSO 算法的 RMSE 比 ESPRIT 算法好很多,基于膜计算的 SML 算法的 RMSE 比传统 PSO 算法略好一些;对相干信源来说,当信噪比为 $-10 \sim 15$ dB 时,传统 PSO 算法的 RMSE 比 ESPRIT 算法好

很多,当信噪比为 15 ~ 20 dB 时,传统 PSO 算法和 ESPRIT 算法性能相当,基于膜计算的 SML 算法的 RMSE 比传统 PSO 算法略好。

在基于膜计算的 SML 算法中,首先对解空间进行维度划分,划分为 4 个基本膜,然后在每个基本膜内采用 PSO 算法进行局部最优化,首先初始化粒子个数,因为进行膜划分以后,每个基本膜的搜索空间

相对于传统 PSO 的搜索空间减小很多,所以在每个基本膜内初始化的粒子个数为 6 个,每个粒子以局部最优解和全局最优解来不断地更新迭代,如果全局最优解得到更新,就将其送至表层膜区域进行下一步优化。图 4 通过实验数据图来验证 3 种算法的测向性能。

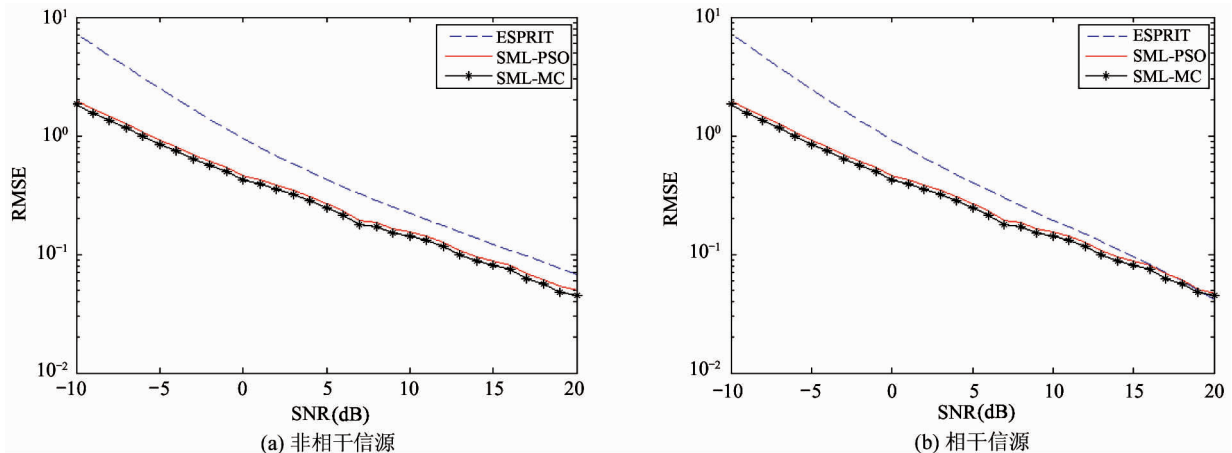


图 4 RMSE 随信噪比变化的关系图

在实验中,采用交互最小化算法(AM)进行 DOA 的最大似然搜索。在 AM 算法中,采用长短步长相结合的方法搜索。首先以较长的步长进行粗略搜索(0.1°),找到最优解所在范围,然后以较短的步长进行精细搜索(0.01°),估计精度满足 $|G^{l+1} - G^l| \leq 10^{-5}$ 就停止搜索。这种方法在不影响 DOA 精度要求的情况下,降低了交互最小化算法进行全局搜索的计算复杂度。

在人工遗传算法(GA)中,将种群个数设置为 60,交叉概率设置为 0.6,变异概率设置为 0.1,当 DOA 的估计精度满足 $|G^{l+1} - G^l| \leq 10^{-5}$ 时,就停止

迭代。

表 1 和表 2 展示了基于膜计算的 SML 算法、PSO 算法、GA 算法和 AM 算法在处理非相干信源和相干信源时各方面的结果。表 1 实验数据显示,在处理非相干信源时,从花费时间来看,在保证收敛精度的前提下,AM 算法所用的计算时间是 6.58 s,GA 算法所用的时间是 4.53 s,传统 PSO 算法的计算时间为 0.45 s,本文提出的膜计算方法的计算时间仅为 0.0405 s,大约为传统 PSO 算法的 1/11,实验结果证明了本文提出的膜计算算法在进行最大似然估计时在收敛速度方面得到了明显的改善。从表 2 可

表 1 不同算法各性能之间的对比(非相干信源)

	MC-SML	PSO-SML	GA-SML	AM-SML
粒子个数	----	25	-----	-----
平均迭代次数	-----	143.5	-----	-----
计算总次数	-----	3 587.5	46 300	-----
花费时间(s)	0.0405	0.45	4.53	6.58

表 2 不同算法各性能之间的对比(相干信源)

	MC-SML	PSO-SML	GA-SML	AM-SML
粒子个数	-----	25	-----	-----
平均迭代次数	-----	146	-----	-----
计算总次数	-----	3 650	46 430	-----
花费时间(s)	0.0434	0.478	4.61	6.65

以看出,各种算法在同等情况下处理相干信源时,花费的时间比处理非相干信源花费的时间多一些。综上所述,实验结果证明了本文提出的膜计算算法的实时性效果显著。

4 结 论

本文基于膜计算的理论框架,提出了一种适用于 SML 代价函数的膜计算方法。该算法在保证估计精度的同时,能够高效地解决 SML 估计 DOA 的问题。实验结果表明,提出的膜计算算法具有全局搜索和局部搜索同时进行的能力,测向性能较高,测向精度远优于传统空间谱算法,且降低了 SML 的计算复杂度,并且在收敛速度方面有明显的优势。

参考文献

[1] 张晓凤,陶海红,孙晨伟. Nested 阵列的矩阵重构高精度 DOA 估计算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2017, 44(1):152-158

[2] Schmidt R O. Multiple emitter location and signal parameter estimation[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2014, 34(3):276-280

[3] Sharma K, Santosh S. A review on ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques [J]. *International Journal of Engineering Research*, 2013, 2(3): 245-254

[4] 林敏,杨绿溪,张艳君. 智能天线系统中阵元间互耦的影响及盲校正方法[J]. 高技术通讯, 2008, 18(1):6-10

[5] 赵春晖,李福昌. 基于遗传算法的宽带加权子空间拟合测向算法[J]. 电子学报, 2004, 32(9):1487-1490

[6] Chang W, Ru J, Deng L. Stokes parameters and DOA estimation of polarised sources with unknown number of

sources[J]. *IET Radar Sonar and Navigation*, 2018, 12(2):218-226

[7] 宋华军,刘芬,陈海华,等. 一种基于改进 PSO 的随机最大似然算法[J]. 电子学报, 2017, 45(8):1989-1994

[8] Wang Z G, Wang D M, Ba B. Research on the measurement matrix apply to estimate the angle using compressed sensing[J]. *Journal of Signal Processing*, 2017, 33(7): 970-977

[9] Zhang Q, Abeida H, Xue M, et al. Fast implementation of sparse iterative covariance-based estimation for array processing[C]. In: *Proceedings of the Conference on Signals, Systems and Computers*, Pacific Grove, USA, 2012. 2031-2035

[10] Dai J, So H C. Sparse Bayesian learning approach for outlier-resistant direction-of-arrival estimation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 66(3):744-756

[11] 曲桦,马文涛,赵季红,等. 基于最大相关熵准则的网络流量预测[J]. 高技术通讯, 2013, 23(1):1-7

[12] Vincent F, Besson O, Chaumette E. Approximate unconditional maximum likelihood direction of arrival estimation for two closely spaced targets[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(1):86-89

[13] 赵拥军,赵勇胜,赵闯. 基于马尔科夫链蒙特卡洛抽样的最大似然时差-频差联合估计算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(11):2745-2752

[14] Păun G. Computing with membranes: an Introduction [J]. *Bulletin of EATCS*, 1999, 67(1):139-152

[15] Schwartz O, Dorfman Y, Taseska M, et al. DOA estimation in noisy environment with unknown noise power using the EM algorithm [C]. In: *Proceedings of the 2017 Hands-Free Speech Communications and Microphone Arrays*, San Francisco, USA, 2017. 86-90

[16] Sharma A, Mathur S. Comparative analysis of ML-PSO
DOA estimation with conventional techniques in varied
multipath channel environment [J]. *Wireless Personal
Communications*, 2018,100(3):1-15

DOA fast estimation method for membrane computational optimization of random maximum likelihood

Xiang Changbo^{*}, Yu Wei^{**}, Song Huajun^{**}, Liu Fen^{***}

(^{*} The 41st Research Institute of China Electronic Science and Technology Group Corporation, Qingdao 266555)

(^{**} College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum, Qingdao 266580)

(^{***} Qingdao Hisense TransTech, Qingdao 266071)

Abstract

The stochastic maximum likelihood (SML) achieves exceptional performance of estimating direction-of-arrival (DOA). However, the high computational complexity of analytic method limits SML for further applications in real-time systems. Considering the high computational complexity of SML, we explore a membrane computing algorithm for SML estimation through membrane division and definition of evolution rule and communication mechanism. First of all, the whole searching space is divided into several basic membranes and a surface membrane. In each basic membrane, the particle swarm optimization (PSO) algorithm is adopted to find the local solution. All the local solutions are collected into the surface membrane and finally the artificial bee colony optimization algorithm is used to get the global solution. Experimental results show that the calculation time of the proposed algorithm is over 10 times more than that of conventional GA, AM, PSO algorithm, which greatly reduces the computational complexity of SML and the performance is better than the traditional algorithms, in addition, the proposed method achieves significant merit of decreased convergence speed.

Key words: direction-of-arrival (DOA) estimation, stochastic maximum likelihood (SML) algorithm, membrane computing (MC), particle swarm optimization (PSO) algorithm, artificial bee colony (ABC)