

基于改进混合蜂群算法的非线性电路谐波平衡分析*

公忠盛, 徐光宪, 南敬昌, 张云雪

(辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要: 针对射频电路非线性分析中谐波平衡方程求解问题, 提出一种基于高斯扰动、锦标赛选择策略以及拟牛顿局部寻优算子(L-BFGS)的改进混合蜂群算法。该算法在搜索方程中引入基于当前全局最优解的高斯扰动, 能有效防止算法陷入局部最优并加快算法收敛; 跟随蜂采用锦标赛选择策略在一定程度上避免了算法的早熟现象; 采用拟牛顿算子进行局部寻优, 可使算法快速收敛。实验结果表明, 改进混合蜂群算法成功应用于谐波平衡方程求解, 与其他求解算法对比, 收敛时间较短, 性能较优。

关键词: 非线性分析; 谐波平衡; 高斯扰动; L-BFGS 算法; 蜂群算法

中图分类号: TP391; TP301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2018)07-1970-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2018.07.010

Nonlinear circuit harmonic balance analysis based on improved hybrid bee colony algorithm

Gong Zhongsheng, Xu Guangxian, Nan Jingchang, Zhang Yunxue

(School of Electrics & Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao Liaoning 125105, China)

Abstract: To solve the problem of harmonic balance equation in nonlinear analysis of RF circuit, this paper proposed an improved hybrid bee colony algorithm based on Gauss perturbation, tournament selection strategy and limited memory broyden fletcher goldfarb shanno (L-BFGS) optimization operator. The algorithm introduced the Gauss perturbation based on the current global optimal solution in the search equation, which could effectively prevent the algorithm from falling into local optimum and speed up the convergence of the algorithm. The following bee used tournament selection strategy avoid the premature convergence of the algorithm to a certain extent. Local optimization used the quasi Newton operator, which made the algorithm converge quickly. The experimental results show that the improved hybrid bee colony algorithm is with short convergence time and better performance compared with other algorithms when it is applied to solve the harmonic balance equation.

Key words: nonlinear analysis; harmonic balance; Gaussian perturbation; L-BFGS algorithm; bee colony algorithm

0 引言

微波有源电路的非线性分析与设计是微波技术领域研究热点。自20世纪80年代以来, 谐波平衡法^[1]被广泛应用于射频微波电路的非线性分析中。谐波平衡方程求解作为谐波平衡分析的一个重要组成部分, 其收敛速度和求解精度一直是学者关注的两项重要课题。牛顿算法^[2]在求解谐波平衡方程时具有超线性收敛性能, 但由于每次迭代需计算目标函数一阶导数和雅克比矩阵, 增加了算法的计算复杂度, 而且若初值选取不当, 可直接导致算法不收敛; 拟牛顿算法^[3]是基于牛顿法的一种改进算法, 每次迭代只需要知道目标函数的梯度, 通过测量梯度的变换, 构造一个目标函数模型以达到超线性收敛特性, 可避免牛顿法中雅克比矩阵的计算, 减少计算量, 但仍受初值限制; Krylov子空间迭代算法^[4]对大规模电路求解可提高计算效率, 并可减少大量存储内存, 但其收敛速度依赖于系数矩阵特征值的分布, 若预条件子选取不恰当, 可导致收敛困难或不收敛。近年来智能算法逐渐被应用于谐波平衡方程求解, 有效避免了传统算法对初值的限制, 并且在求解时无须进行目标函数导数的计算, 而是通过设定适应度函数进行群搜索。文献[5]将遗传算法应用于谐波平衡方程求解中, 由于遗传算法在处理高精度优化问题时收敛速度较慢, 导致其求解谐波平衡方程的耗时较长; 文献[6]将混合蚁群算法应用于谐波平衡分析, 由于蚁群算法迭代初期信息素匮乏, 所以算法初期收敛速

度较慢。针对以上算法的不足, 有必要探索新型高效的算法来提高收敛速度和求解精度。

人工蜂群(artificial bee colony)算法^[6]具有算法原理简单、参数少以及鲁棒性强等优点, 近几年备受学者关注。文献[7]基于分布式精英进化模型, 多子蜂群进行外部搜索, 采用免疫算法进行精英进化, 提高了算法的收敛精度和全局寻优能力; 文献[8]受粒子群速度进化公式启发, 在蜜源搜索公式中加入当前最优解和全局最优解控制因子, 从而增加算法的方向性, 提高算法的寻优能力; 文献[9]采用双群体结构并采用不同优化策略并行寻优, 其中一组蜂群负责解空间的全局探索, 另一组蜂群负责候选解的局部开发, 两组群体独立进化, 并间隔一定代数交流信息, 进行两群体最优蜜源间的知识组合均衡算法对解空间全局探索和局部开发间的矛盾。上述文献虽然针对ABC算法的不足提出了多种改进策略, 但在平衡算法探索能力和开发能力方面仍需进行进一步的研究。

本文参照文献[8]中具有双重认知能力的搜索方程, 用受全局最优解控制的高斯扰动项替换社会认知部分, 并在跟随蜂选择中采用锦标赛选择策略, 在增强算法寻优能力的同时保证了其逃出局部最优能力, 有效避免算法出现早熟现象, 从而提高算法的收敛速度和求解精度; 同时加入具有高精度局部搜索性能的拟牛顿算法, 提高改进算法的局部寻优能力。实验结果表明, 该改进算法不但成功应用于求解谐波平衡方程, 同时对蜂群算法的应用研究具有很好的参考价值。

收稿日期: 2017-02-27; **修回日期:** 2017-04-14 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61372058); 辽宁省高校重点实验室资助项目(LJZS007); 国家科技支撑计划资助项目(2013BAH12F02); 辽宁省高等学校杰出青年学者成长资助计划资助项目(LJQ2012029)

作者简介: 公忠盛(1992-), 男, 山东泰安人, 硕士研究生, 主要研究方向为网络编码、非线性电路(gzsl9920608@sina.com); 徐光宪(1977-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为信息论、网络编码; 南敬昌(1971-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为射频电路与器件、多媒体信息编码、通信系统仿真等; 张云雪(1991-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为射频功率放大器谐波平衡方程求解算法。

1 谐波平衡分析

含有非线性器件的微波网络,当其工作在连续波的情况下,对其稳定工作状态分析尤为重要;当非线性网络中的非线性器件特性和网络拓扑已知时,采用谐波平衡法进行稳态特性分析最为有效。本文采用全频域谐波平衡法^[10]对 GaAs MESFET 等效电路模型进行非线性分析。如图 1 所示,微波网络分为含有激励源的线性子网络和含有非线性器件的非线性网络两部分。电路中的非线性网络只包含非线性元件,分别为 I_{gs} 、 I_{dg} 和 I_{ds} ;线性网络包含电路中的所有线性元件、源端阻抗、负载阻抗以及直流偏置和激励,其中 Z_{in} 和 Z_L 分别为输入、输出匹配阻抗。 V_s 是输入信号, V_g 和 V_d 为栅极和漏极的直流偏置电压。

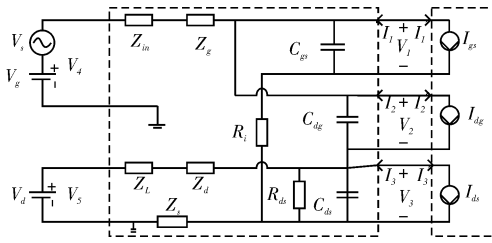


图1 经分解 GaAs MESFET 等效电路模型

图1中线性网络端口电流与非线性自网络端口电流满足基尔霍夫定律。谐波平衡方程的频域表达式为

$$f(V) = I + I' = 0 \quad (1)$$

对于线性子网络,端口电流可用线性子网络的导纳矩阵和端口电压表示。

$$I = \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & Y_{13} \\ Y_{21} & Y_{22} & Y_{23} \\ Y_{31} & Y_{32} & Y_{33} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Y_{14} & Y_{15} \\ Y_{24} & Y_{25} \\ Y_{34} & Y_{35} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} V_4 \\ V_5 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中: $I_n = [I_{n0}, I_{n1}, \dots, I_{nk}]^T$; $V_n = [V_{n0}, V_{n1}, \dots, V_{nk}]^T$ 。 n 表示第 n 个端口; $n=1, 2, 3, k$ 表示第 k 次谐波。 V_d 由直流偏压 V_g 和基波偏压 V_s 组成, V_s 由直流偏压 V_d 组成,其中 V_1, V_2, V_3 即为所求,在算法求解中采用伏特拉级数法进行初值估算^[11]。导纳矩阵中各元素均为对角矩阵,其元素是 $Y_{m,n}$ 在每一个基本激励频率 ω_p 的谐波 $k=0, \dots, K$ 上的分量, $Y_{m,n} = \text{diag}[Y_{m,n}(k\omega_p)]$, $k=0, 1, 2, \dots$ 。

对于非线性子网络,根据其大信号等效模型电路,三个非线性电流的时域表达式为

$$i_{gs} = i_{g0} (e^{\alpha V_g} - 1) \quad (3)$$

$$i_{dg} = i_{d0} (e^{\alpha V_d} - 1) \quad (4)$$

$$i_{ds} = \frac{\beta(V_g - V_T)^2}{1 + b(V_g - V_T)} (1 + \lambda V_d) \tanh(\alpha V_d) \quad (5)$$

其中:电流 i_{gs} 受电容 C_{gs} 两端的电压 V_g 控制; i_{dg} 受电容 C_{dg} 两端电压 V_{gd} 控制; i_{ds} 与电压 V_g 和 V_d 有关, $V_d = V_{ds} - I_g R_s - I_d (R_d + R_s)$ 。三个非线性电流源的时域表达式中主要含有指数函数和双曲正切函数,可以将它们转换成幂级数的形式。

$$e^x = \left[1 + \frac{x}{2^n} + \frac{1}{2} \left(\frac{x}{2^n} \right)^2 + \dots + \frac{1}{n} \left(\frac{x}{2^n} \right)^n \right]^{2^n} \quad n \rightarrow \infty \quad (6)$$

其中: $x(t)$ 的复振幅频谱分量与正频率频谱分量呈共轭关系,故 $x(t)$ 的时域表达式为 $x(t) = \sum_{n=0}^N X_n e^{j\omega_n t}$, 频谱表示为 $X = \{X_0, X_1, \dots, X_N\}$ 。

指数函数 e^x 的频谱为

$$E = (T_Y)^{2^{n-1}} Y \quad (7)$$

其中: $Y = 1 + \frac{1}{2^n} X + \frac{1}{2} \left(\frac{1}{2^n} \right)^2 T_X X + \dots + \frac{1}{n!} \left(\frac{1}{2^n} \right)^n (T_X)^{n-1} X$;

T_X 为频谱 X 的转换矩阵; T_Y 为频谱 Y 的转换矩阵。根据加减乘除谱运算可求的非线性电流源的频谱 I_{gs} 、 I_{dg} 和 I_{ds} , 最终谐波平衡方程可写为

$$f(V) = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & Y_{13} \\ Y_{21} & Y_{22} & Y_{23} \\ Y_{31} & Y_{32} & Y_{33} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Y_{14} & Y_{15} \\ Y_{24} & Y_{25} \\ Y_{34} & Y_{35} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} V_4 \\ V_5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} I_{gs} \\ I_{dg} \\ I_{ds} \end{bmatrix} = 0 \quad (8)$$

其中: $f(V)$ 即为电流误差矢量,在求解过程中作为目标函数。

2 改进混合蜂群算法

2.1 标准蜂群算法

ABC 算法^[12,13]通过模拟蜜蜂觅食的智能行为搜寻最优蜜源。算法中的蜂群分为引领蜂、跟随蜂和侦查蜂。彼此之间进行信息共享和信息交互,从而完成对食物源的搜寻。在求解优化问题时,食物源的位置即为解空间,优化问题的可行解的集合称为一个种群,种群中每个个体(可行解)对应一个食物源,食物源的优劣程度取决于待优化问题的适应度值,可行解的个数等于引领蜂与跟随蜂之和。用 D 维向量 $(V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{id})^T$ 表示第 i 个个体。首先,初始化种群生成 N 个解,适应度值较好的一半作为引领蜂,另一半为跟随蜂;随后进入循环,引领蜂对食物源进行邻域搜索,若新食物源(解)的花蜜质量(适应度值)优于之前的解,则更新食物源位置,否则位置不变;跟随蜂根据选择概率选取食物源,并在其周围进行邻域搜索,保留较优解。ABC 算法通过如此反复搜索得到最优解。

引领蜂和跟随蜂进行食物源更新的搜索公式为

$$X_{id} = V_{id} + \text{rand}(0,1) \times (V_{id} - V_{kd}) \quad (9)$$

其中: V_{id} 为当前引领蜂种群第 i 个个体的 d 维解, $d \in \{1, 2, \dots, D\}$, $i \in \{1, 2, \dots, N/2\}$, k 随机选取; $\text{rand}()$ 为 $[0, 1]$ 区间上的随机数,用来控制 V_{id} 的邻域生成范围。

ABC 算法中跟随蜂通过引领蜂反馈的食物源收益率进行食物源选择,收益率越大的食物源被选择的概率也就越大。收益率通过适应度值表示。选择概率如下:

$$P_i = \frac{\text{fit}_i}{\sum_{i=1}^{NP/2} \text{fit}_i} \quad (10)$$

其中: fit_i 是第 i 个个体所对应的适应度函数值。

为了避免种群多样性丧失,防止种群陷入局部最优值,ABC 算法中有一个重要的参数 limit ,使得算法搜索到最优解的概率提高。假设某一个解连续 limit 代不变,则第 i 个引领蜂放弃当前解并转换成侦查蜂,侦查蜂通过式(11)生成一个新的解。

$$V_{id}^0 = V_{id}^{\min} + \text{rand}(0,1) \times (V_{id}^{\max} - V_{id}^{\min}) \quad (11)$$

其中: $i=1, 2, \dots, N$; $d=1, 2, \dots, D$; V_{id}^{\max} 和 V_{id}^{\min} 为变量的最大值和最小值。

2.2 改进混合蜂群算法

2.2.1 高斯扰动搜索

针对标准蜂群优化算法进化后期收敛速度慢、易陷入局部最优的问题,在文献[12]提出的改进搜索方程基础上,用高斯扰动项^[14]替换改进搜索方程的社会认知部分,进化模式如下

$$\begin{cases} X_{id} = V_{id} + r_1 (\text{lbest}_{id} - V_{id}) + r_2 \text{gauss}_{id} \\ \text{gauss}_{id} = r_3 \text{gaussian}(\mu, \sigma^2) \end{cases} \quad (12)$$

其中: r_1, r_2 和 r_3 为 $(0, 1)$ 区间服从均匀分布的随机数;式中的第二部分是引领蜂对自身经验的学习,代表自我认知能力,种群中的个体受局部最优个体的影响,保证了种群中个体的多样性,但是会造成种群缺乏向全局最优个体的学习能力,导致搜寻到全局最优个体的概率降低;为加强种群的社会学习能力,加入了当前全局最优个体控制的高斯扰动项,既提高了种群中个体的社会学习能力,又可加大种群的多样性,进一步增强个体的逃逸能力; gauss_{id} 表示种群中第 i 个个体在当前迭代时刻产生的高斯扰动, μ 表示均值取 0; σ 标准差取值为 $|\text{lgbest}_{id}|$ 。

2.2.2 锦标赛选择策略

ABC 算法中,跟随蜂根据轮盘赌选择策略进行食物源选取,食物源收益率越大,该食物源被选中的概率就越大。选取概率如式(13)所示。这种轮盘赌选择策略在算法运行初期能

够很快地选出并保留较好个体,淘汰较差个体;但随着迭代次数的增加,个体适应度值逐渐趋于一致,种群多样性降低,算法易陷入局部最优。

锦标赛选择策略^[15]是基于局部竞争机制的选择过程,在当前侦查蜂种群中随机选取 k 个个体进行比较,适应度函数即为目标函数的绝对值,适应度值小的个体被选中,被授予 1 分,参数 k 为竞赛规模。对所有个体重复这一过程。最后得分最高者其权重也最大。这样的选择机制以适应度值作为相对标准,而不是绝对标准,能在一定程度上避免算法的早熟现象。选择概率如下:

$$P_i = \frac{c_i}{\sum_{i=1}^N c_i} \quad (13)$$

其中: c_i 为每个个体的得分。

2.2.3 限域拟牛顿算法

拟牛顿法是在解决非线性最优化问题中最为行之有效的一种方法,在构造搜索方向时只需利用目标函数一阶导数的信息,相对于牛顿法避免了 Hessian 矩阵的计算,在减少计算量的同时保持了超线性收敛的优点;但若初值选取不当,即初值距最优解较远,将大大降低算法的收敛速度,甚至导致不收敛。针对拟牛顿算法存在的不足以及蜂群算法后期收敛速度慢的缺点,在 ABC 算法后期采用拟牛顿算子进行计算,既可避免 ABC 算法后期陷入局部最优,加快算法收敛,又保证了拟牛顿算法初值选取的可靠性。

本文选用拟牛顿算法中一种改进算法——限域拟牛顿算法 (limited memory Broyden Fletcher Goldfarb Shanno, L-BFGS)^[17],其修正公式如下:

$$H_{k+1} = V_k^T H_k V_k + \rho_k s_k s_k^T \quad (14)$$

其中: $\rho_k = \frac{1}{y_k^T s_k}$ 。 H 的修正过程如下:

当 $k+1 \leq m$ 时,

$$\begin{aligned} H_{k+1} = & V_k^T V_{k-1}^T \cdots + H_0 V_0 \cdots V_{k-1} V_k + V_k^T \cdots V_1^T \rho_0 s_0 s_0^T V_k + \\ & V_k^T V_{k-1}^T \cdots V_2^T \rho_1 s_1 s_1^T V_2 \cdots V_{k-1} V_k + \\ & \cdots + \\ & V_k^T V_{k-1}^T \rho_{k-2} s_{k-2} s_{k-2}^T V_{k-1} V_k + \\ & V_k^T \rho_{k-1} s_{k-1} s_{k-1}^T V_{k-1} V_k + \rho_k s_k s_k^T \end{aligned}$$

当 $k+1 > m$ 时,

$$\begin{aligned} H_{k+1} = & V_k^T V_{k-1}^T \cdots V_{k-m+1}^T H_0 V_{k-m+1} \cdots V_{k-1} V_k + \\ & V_k^T V_{k-1}^T \cdots V_{k-m+1}^T \rho_0 s_0 s_0^T V_{k-m+1} \cdots V_{k-1} V_k + \\ & V_k^T V_{k-1}^T \cdots V_{k-m+2}^T \rho_1 s_1 s_1^T V_{k-m+2} \cdots V_{k-1} V_k + \cdots + \rho_k s_k s_k^T \end{aligned}$$

L-BFGS 算法计算步骤如下:

a) 选择初始点 $V_0, k=0$, 设定 H_0 为 I, I 为单位矩阵, 精度 ε_{end} , 正整数 m 。

b) 计算目标函数 $f(V)$ 在 V_k 处的梯度 $g_k = \nabla f(V_k)$, 从而确定搜索方向 $d_k, d_k = H_k g_k$ 。

c) 从 V_k 出发, 沿 d_k 方向搜索求得 α_k , 使 $f(V_k + \alpha_k d_k) = \min_{t \geq 0} f(V_k + \alpha_k d_k)$, 令 $V_{k+1} = V_k + \alpha_k d_k$ 。判断 $f(V_{k+1}) \leq \varepsilon_{\text{end}}$, 若成立输出 V_{k+1} , 否则转至步骤 e)。

d) 判断 $\|f(V_{k+1})\| \leq \varepsilon_{\text{end}}$, 若成立输出 V_{k+1} , 反之转至步骤 e)。

e) 取 $m = \min\{k+1, m\}$, 根据修正公式更新 m 次 H_0 得到新的修正公式 H_k , 其中 $S_k = V_{k+1} - V_k, y_k = \nabla f(V_{k+1}) - \nabla f(V_k)$, 令 $k = k+1$, 转至步骤 b)。

2.2.4 改进混合蜂群算法求解步骤

a) 初始化种群, 设置进化代数 Z_t , 标志向量 $\text{bas}(i) = 0$, 种群规模 N , 改进蜂群算法最大迭代次数 maxcycly , 目标函数适应度 fit_i , 局部优化转换精度 ε 。生成初始种群, 计算每个个体的适应度。谐波平衡方程适应度函数如下:

$$\text{fit}_i = |f(V_i)|$$

若某个个体的适应度值 $\text{fit}_i \leq \varepsilon (i = 1, 2, \dots, NP)$, 转至步骤 f) 进行局部优化, 否则进行下一步。

b) 引领蜂根据式 (12) 进行邻域搜索产生新解 X , 并计算

各解向量的适应度函数值。进行贪婪选择, 若 X_i 的适应度值小于 V_i , 则用 X_i 代替 V_i , 将 X_i 作为当前最优解, 否则保留 V_i 。

c) 根据式 (13) 计算选择概率 P_i , 跟随蜂根据 P_i 选择食物源, 进行邻域搜索产生新解 X_i , 计算各解向量的适应度函数值并进行贪婪选择, 如步骤 b)。

d) 判断是否有需要放弃的解, 若存在, 侦查蜂根据式 (11) 生成一个新解代替它。

e) 判断是否达到局部优化转换精度 ε , 若达到, 转至步骤 f), 否则转至步骤 b)。

f) 将得到的当前较优解作为 L-BFGS 算法的初值 $V^{(0)}$, 继续进行迭代。当满足精度 ε_{end} 或达到最大迭代次数 max cycly , 算法结束, 输出当前解; 若未达到, 转至步骤 b)。

算法伪代码如下:

begin

初始化算法参数, 食物源位置 $V_{id} (i \in \{1, 2, \dots, \frac{N}{2}\}, d \in \{1, 2, \dots, D\})$, 迭代次数 $t=0$

计算适应度值并选出种群最优位置

while ($\text{fit}_i > \varepsilon$)

{

// 引领蜂阶段

for ($i=0; i < \frac{N}{2}; i=i+1$)

{ 采用搜索公式 $X_{id} = V_{id} + r_1 (\text{lbest}_{id} - V_{ix}) + r_2 \text{gauss}_{id}$, 得到新个体位置;

计算适应度值, if $|f(X_{id})| < |f(V_{id})| V_{id} = X_{id}, \text{bas}(i) = 1$;

else $\text{bas}(i) = \text{bas}(i) + 1$;

采用锦标赛选择策略计算概率 P_i }

// 跟随蜂阶段

$n=0$

while ($n < N/2$)

{

if ($\text{rand}(0, 1) < P_i$)

{ $n = n + 1$;

for ($i=0; i < \frac{N}{2}; i=i+1$)

{ 采用搜索公式 $X_{id} = V_{id} + r_1 (\text{lbest}_{id} - V_{ix}) + r_2 \text{gauss}_{id}$, 得到新个体位置;

计算适应度值, if $|f(X_{id})| < |f(V_{id})| V_{id} = X_{id}, \text{bas}(i) = 1$;

else $\text{bas}(i) = \text{bas}(i) + 1$;

}

}

// 侦查蜂阶段

if ($\max(\text{bas}(i)) = \text{limit}$)

根据式 (11) 产生新解;

}

令 L-BFGS 算法初值 $V^{(0)} = V_{id} H_0$ 为 I , 精度 ε_{end} , 正整数 m , 采用 L-BFGS 算法进行迭代, $t = t + 1$

if ($(\|f(V_{k+1})\| \leq \varepsilon_{\text{end}}) \vee (t \geq \text{max cycle}))$, 输出当前最优解

end

2.3 时间复杂度分析

改进混合蜂群算法与标准蜂群算法在搜索策略、跟随蜂选择概率和后期迭代方式上均有不同。本文考虑种群规模对改进混合蜂群算法时间复杂度的影响, 设种群大小为 NP 。算法 (迭代一次) 的时间复杂度分析如下:

改进混合蜂群算法中引领蜂高斯扰动局部搜索的时间复杂度为 $o(NP)$, 计算蜜源适应度值和蜜源择优更新的时间复杂度均为 $o(NP)$, 采用锦标赛选择策略, 最差时间复杂度为 $o(NP^2)$, 跟随蜂转变为引领蜂后, 局部搜索和蜜源更新的时间复杂度均为 $o(NP)$, 侦查蜂阶段进行蜜源更新的时间复杂度为 $o(NP)$, L-BFGS 算法的时间复杂度为 $o(NP)$ 。

综上所述, 改进混合蜂群算法迭代一次最差时间复杂度为 $o(NP^2)$, 标准蜂群算法的最差时间复杂度为 $o(NP^2)$, 所以改进蜂群算法并没有增加原始算法的时间复杂度。

3 仿真分析

3.1 经典函数测试

通过三个测试函数来验证改进混合蜂群算法的性能,并与标准人工蜂群算法进行对比,适应度函数为 $fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1+f(V_i)} & f(V_i) \geq 0 \\ 1+|f(V_i)| & f(V_i) < 0 \end{cases}$ 。下面将改进混合蜂群算法简称为 IABC,设置最大循环次数 $\max \text{ cycle} = 1000$,种群规模 $N = 50$,维度 $D = 30$, $\text{limit} = 100$ 。对每个测试函数进行 30 次独立测试。表 1 给出了三个测试函数以及初值范围。

表 1 测试函数

测试函数	表达式	初值范围
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$
Rastrigin	$f(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12, 5.12]$
Griewank	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	$[-600, 600]$

通过 30 次实验的均值和方差验证改进算法的性能,如表 2 所示。针对三种测试函数,改进混合蜂群算法的均值较标准 ABC 算有明显的提高,说明了改进算法具有较好的局部搜索能力,并且在方差的对比中可知改进混合蜂群算法较标准 ABC 算法的稳定性有明显提高。

表 2 均值方差对比

测试函数	算法	均值	方差
Sphere	ABC	$3.463\text{E}-10$	$1.413\text{E}-10$
	IABC	$7.283\text{E}-28$	$6.492\text{E}-28$
Rastrigin	ABC	$4.385\text{E}-04$	$3.804\text{E}-04$
	IABC	$6.284\text{E}-13$	$1.042\text{E}-13$
Griewank	ABC	$3.716\text{E}-3$	$5.132\text{E}-3$
	IABC	$5.241\text{E}-36$	$7.218\text{E}-36$

3.2 谐波平衡方程求解

本文对 MRF281 晶体管模型进行非线性分析,从而建立谐波平衡方程,用 MATLAB 软件编写谐波平衡及改进算法的相关程序并进行仿真。管子的工作频率为 2 GHz,输入功率为 25 dBm,源端阻抗和负载阻抗均为 50Ω ,静态工作点设置为 $V_{ds} = 24 \text{ V}$, $V_{gs} = 4.5 \text{ V}$ 。改进混合蜂群算法设置最大循环次数为 1 000,种群规模为 50。

3.2.1 算法收敛时间分析

本次实验选取谐波数目 k 分别为 8 和 16, $m_{\max} = 50$,将误差精度作为算法终止条件,精度选取如表 3 所示,分别用 L-BFGS 算法、蜂群算法、本文改进算法和文献[16]的混合遗传算法进行谐波平衡方程求解。

表 3 算法收敛对比

误差精度	谐波数	迭代次数/收敛时间/s			
		L-BFGS 算法	蜂群算法	本文算法	混合遗传算法
10^{-3}	8	12/9.1	31/18.4	18/12.3	21/14.3
	16	12/16.3	32/23.1	18/19.1	21/21.6
10^{-4}	8	14/11.3	34/20.1	19/12.7	23/14.8
	16	15/19.1	34/28.3	20/19.7	23/22.8
10^{-5}	8	20/17.5	34/20.6	21/13.5	27/16.2
	16	20/24.3	36/36.2	21/20.8	28/24.2
10^{-6}	8	25/23.4	38/32.4	22/14.1	30/18.1
	16	26/30.9	39/43.3	24/22.1	30/26.7

从表 3 可知,在相同误差精度和谐波数目的条件下,本文改进算法与标准蜂群算法相比在迭代次数与收敛时间方面均有较好实验结果,可在较短时间内求得更高精度的解;本文改进算法较文献[16]的改进遗传算法在迭代次数和收敛时间上均有所减少;与 L-BFGS 算法比较,当精度为 10^{-3} ,选取相同谐波数目时,L-BFGS 算法的收敛时间比改进蜂群算法略小;当精度达到 10^{-4} ,相同谐波数目条件下,L-BFGS 算法的收敛时间便超过改进蜂群算法,可以看出随着精度的增大及谐波数目

的增加,改进蜂群算法在收敛时间上的优势越来越明显。

3.2.2 算法收敛性能分析

图 2 是标准蜂群算法和本文能改进算法求解谐波平衡方程的迭代曲线。图中改进算法的迭代曲线在标准蜂群算法迭代曲线的下侧,这是由于改进后的搜索方程具有方向性,并且改进算法中融入快速局部搜索算法,加快了算法整体的迭代速度,由此证明自适应蜂群算法应用成功。标准蜂群算法需迭代 41 次,本文改进算法迭代 24,相对于标准蜂群算法迭代次数减少 41.5%,可见,本文改进算法取得了较好的实验结果。

3.2.3 算法应用验证

为了验证本文改进算法成功应用于谐波平衡分析,在电路的输入/输出谐波特性曲线中,将实测数据与仿真数据进行对比分析。晶体管工作在大信号状态,导致电路产生谐波,并且谐波功率随着输入功率的增大而增加。图 3 描述了单音输入时的谐波特性。图中直线表示实测数据,点表示仿真数据。观察图中曲线可以看出,随着输入功率的增大,基波输出功率随之增加,最终逐渐趋于饱和。二次谐波由于晶体管内部的特性,增大到一定程度达到饱和,并逐渐减小。三次谐波随着输入功率不断增加,并且输出功率逐渐超过二次谐波。由图 3 可以看出,实测曲线与仿真曲线基本吻合,证明本文改进算法在谐波平衡分析中应用成功。

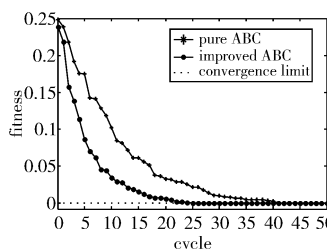


图 2 本文改进算法与标准蜂群算法迭代对比

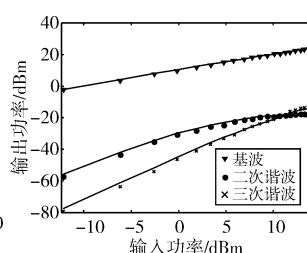


图 3 单音输入谐波特性

4 结束语

本文在蜂群算法搜索方程中引入受当前全局最优解控制的高斯扰动项,有效防止算法陷入局部最优并加快算法收敛,锦标赛选择策略在一定程度上避免了算法的早熟现象,加快了算法的全局解空间搜索,限域拟牛顿算子的引入可加强算法局部寻优能力。通过 Sphere 等经典测试函数的均值和方差验证,该算法具有较强的寻优能力和稳定性,谐波平衡方程求解较传统算法以及现有改进算法均有较好收敛性能。该改进算法在电路谐波平衡分析中具有很好的发展前景。

参考文献:

- [1] 赵世杰. 基于谐波平衡法非线性散射函数仿真技术的研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2010.
- [2] D'Amore D, Maffezzoni P, Pillan M. A newton-powell modification algorithm for harmonic balance-based circuit analysis[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, 1994, 41(2): 177-180.
- [3] Rizzoli V, Neri A. Harmonic-balance analysis of multitone autonomous nonlinear microwave circuits[C]//Proc of IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest. 1991: 107-110.
- [4] Rizzoli V, Lipparini A, Masotti D, et al. Efficient circuit-level analysis of large microwave systems by Krylov-subspace harmonic balance[C]//Proc of IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest. 2001: 25-28.
- [5] 刘文进, 丛日静, 南敬昌, 等. 混合蚁群算法在非线性和谐波平衡分析中的应用[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(11): 3341-3344.
- [6] 张伟. 人工蜂群混合优化算法及应用研究[D]. 杭州:浙江大学, 2013.
- [7] 赵辉, 李牧东, 翁兴伟. 分布式人工蜂群免疫算法求解函数优化问题[J]. 控制与决策, 2015, 30(7): 1181-1188.

NPVSS-NLMS 算法的跟踪能力优于 NLMS 算法,但是略次于 APA 算法,本文提出的改进算法跟踪能力最强,但是跟踪后的算法稳态失调略有增加。图3显示了四种自适应算法在发生双端对讲的情况下算法性能差异。在采样1800处开始双端对讲,在采样4500处结束双端对讲。在发生双端对讲的情况下,四种自适应算法的性能差异非常明显,经典的 VSS-NLMS 和 APA 算法处于一种发散的状态,完全不能发挥其功能;NPVSS-NLMS 算法可以较为有效的保持收敛性,具有较强的抗双端对讲干扰的能力,但稳态失调有点严重,还无法满足现实需要;本文所提的改进 VSS-APA 算法在发生双端对讲情况下可以继续保持算法收敛性,抗双端对讲干扰能力最强,其稳态失调量也要比 NPVSS-NLMS 算法小,基本可以满足现实应用需要。

该实验选取了文献[8]提出的 VSS-APA2 算法进行性能比较。VSS-APA2 算法的参数设置为: $L=2$, $\lambda_1=0.1$, $\lambda_2=0.01$ 。实验环境设置方面与实验3保持一致,即在采样1800~4500阶段引入双端对讲干扰。实验结果如图4所示。本文所提的改进 VSS-APA 算法在收敛速度方面明显高于 VSS-APA2 算法,且在发生双端对讲时,VSS-APA2 算法虽然可以保持收敛性,但其稳态失调大幅增加,可见本文提出的改进算法性能优于文献[8]提出的 VSS-APA2 算法。

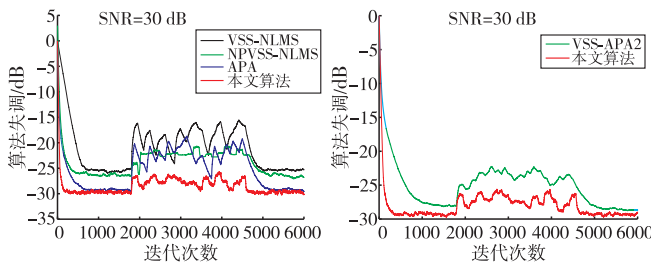


图3 相关自适应算法
双端对讲时性能比较

图4 所提算法与 VSS-APA2
算法性能比较

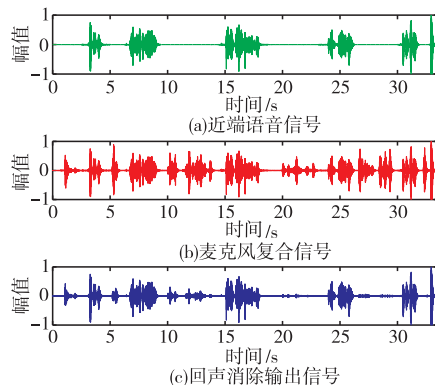


图5 回声消除时域波形

为了进一步验证本文所提算法的性能,采用真实语音信号进行回声消除实验。处理结果如图5所示,从上往下依次为近

端语音信号、麦克风复合信号和回声消除输出信号。改进的 VSS-APA 算法可以有效地滤除掉背景噪声和回声干扰信号,保留较为纯净的语音信号,具有很高的实用价值。

4 结束语

本文所提出的改进变步长仿射投影算法在收敛步长因子中引入统计量,区分双端对讲和回声路径改变两种情况,可以有效地滤除模型噪声和双端对讲带来的干扰噪声,防止算法发散。与其他三种算法相比,本文算法收敛速度更快、稳态失调更低,在回声路径突变时有更好的跟踪性能,可以满足系统应用的实时性和稳定性要求。

参考文献:

- [1] 张琦,王霞,王磊,等. 自适应回波抵消中变步长 NLMS 算法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(1): 64-68.
- [2] Huang H C, Lee J. A new variable step-size NLMS algorithm and its performance analysis [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2012, 60(4): 2055-2060.
- [3] Meher P K, Maheshwari M. A high-speed FIR adaptive filter architecture using a modified delayed LMS algorithm [C]//Proc of IEEE International Symposium on Circuits and Systems. 2011: 121-124.
- [4] Rupp M. Pseudo affine projection algorithms revisited: robustness and stability analysis [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(5): 2017-2023.
- [5] Abadi M S E, Arani A Z. A family of variable step-size affine projection adaptive filter algorithms using statistics of channel impulse response [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2011, 2011(1): 97.
- [6] Kim S E, Lee J W, Song W J. A theory on the convergence behavior of the affine projection algorithm [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(12): 6233-6239.
- [7] 文昊翔,陈隆道,蔡忠法. 改进仿射投影算法及其在电子回声消除中的应用[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1229-1234.
- [8] 秦海娟,张玲华. 基于改进仿射投影算法的数字助听器自适应回声消除[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(2): 382-389.
- [9] Yan Yonggang, Zhao Junwei, Wang Zhankui, et al. An novel variable step size LMS adaptive filtering algorithm based on hyperbolic tangent function [C]//Proc of International Conference on Computer Application and System Modeling. 2010: 233-236.
- [10] Kuhn E V, Kolodziej J E, Seara R. Stochastic modeling of the NLMS algorithm for complex Gaussian input data and nonstationary environment [J]. Digital Signal Processing, 2014, 30(7): 55-66.
- [11] Jeong J J, Koo K, Koo G, et al. Steady-state mean-square deviation analysis of improved normalized subband adaptive filter [J]. Signal Process, 2015, 106(1): 49-54.
- [12] Paleologu C, Ciocina S, Benesty J. Variable step-size NLMS algorithm for under-modeling acoustic echo cancellation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15(1): 5-8.
- [13] Iqbal M A, Grant S L. Novel variable step size NLMS algorithm for echo cancellation [C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 2008: 241-244.

(上接第1973页)

- [8] 谢娟,邱剑锋,闵杰,等. 具有双重认知能力的人工蜂群算法及性能分析[J]. 计算机科学, 2014, 41(11): 269-272.
- [9] Ren Ziwu, Wang Zhenhua, Sun Lining. A dual-populations artificial bee colony algorithm [C]//Proc of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation. 2014: 5211-5216.
- [10] 倪峰. 微波非线性散射函数仿真技术的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2008.
- [11] Farsaei A R, Safian R. A novel method for calculating initial condition in harmonic balance analysis exploiting Volterra series [C]//Proc of International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications. 2009: 324-328.
- [12] Rekaby A, Youssif A A, Eldin A S. Introducing adaptive artificial bee colony algorithm and using it in solving traveling salesman problem

[C]//Proc of Science and Information Conference. 2013: 502-506.

- [13] Xu Haidong, Jiang Mingyan, Xu Kun. Archimedean copula estimation of distribution algorithm based on artificial bee colony algorithm [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(2): 388-396.
- [14] 王珊,顾幸生. 基于混沌优化的双种群人工蜂群算法[J]. 上海机电学院学报, 2012, 15(1): 11-17.
- [15] 乔现伟,乔蕾. 基于限域拟牛顿法的混沌类电磁学机制算法及其在路径寻优中的应用[J]. 计算机应用, 2015, 35(3): 696-699.
- [16] 孙丹平,南敬昌,高明明. 基于 Volterra 级数改进的混合遗传算法在谐波平衡中的应用[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(8): 2367-2371.
- [17] 朱德刚,孙辉,赵嘉,等. 基于高斯扰动的粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(3): 754-759.