



精英导向型差分变异多目标烟花算法及其在模拟集成电路设计中的应用

陈思溢, 胡拚, 黄辉先

引用本文:

陈思溢, 胡拚, 黄辉先. 精英导向型差分变异多目标烟花算法及其在模拟集成电路设计中的应用[J]. 控制与决策, 2020, 35(1): 55–64.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0516>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于拓扑结构与粒子变异改进的粒子群优化算法

Modified particle swarm optimization algorithms based on topology and particle mutation

控制与决策. 2019, 34(2): 419–428 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1063>

一种基于群体分布特征的自适应多目标粒子群优化算法

A self-adaptive multi-objective particle swarm optimization algorithm based on swarm distribution characteristic

控制与决策. 2017, 32(8): 1386–1394 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0631>

一种求解多目标优化问题的进化算法混合框架

A hybrid framework of evolutionary algorithm for solving multi-objective optimization problems

控制与决策. 2017, 32(10): 1729–1738 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0937>

基于最优高斯随机游走和个体筛选策略的差分进化算法

Differential evolution based on optimal Gaussian random walk and individual selection strategies

控制与决策. 2016, 31(8): 1379–1386 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0779>

空间数据关联的多目标粒子群优化算法

Multiple objective particle swarm optimization algorithm with space data association

控制与决策. 2015(7): 1291–1297 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0660>

带两类正态变异的多目标粒子群算法

Multi-objective particle swarm optimization with two normal mutations

控制与决策. 2015, 30(5): 939–942 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0426>

基于动态层次分析的自适应多目标粒子群优化算法及其应用

An adaptive multi-objective particle swarm optimization algorithm based on dynamic AHP and its application

控制与决策. 2015(2): 215–221 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2013.1389>

基于DEPSO的模糊时间ZW多产品厂间歇调度

A study of the DEPSO-based multiproduct plants batch scheduling under uncertainty with zero wait

控制与决策. 2015, 30(12): 2275–2279 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1735>

精英导向型差分变异多目标烟花算法及其 在模拟集成电路设计中的应用

陈思溢[†], 胡 拚, 黄辉先

(湘潭大学 信息工程学院, 湘潭 411105)

摘 要: 在应用微型化技术进行大规模模拟集成电路设计过程中, 存在多个性能指标相互冲突的问题, 因此, 提出一种精英导向型多目标差分变异烟花算法(GMOFWA-DV), 利用粒子进化信息引导爆炸, 提高算法搜索效率, 同时采用差分算法中变异、交叉综合变异方式, 增强粒子间信息交流以及导向策略的适用性. 将该方法与其他 3 种算法进行仿真实验比较, 实验结果验证了所提出算法的有效性. 将该方法应用于 CMOS 模拟集成电路设计参数优化的实际工程应用中, 可以降低模拟集成电路设计的开发周期.

关键词: CMOS 模拟电路; 优化设计; 精英导向; 差分; 多目标; 烟花算法

中图分类号: TP183

文献标志码: A

Elitist guided multi-objective fireworks algorithm with difference variation and its application in analog integrated circuits

CHEN Si-yi[†], HU Pin, HUANG Hui-xian

(College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China)

Abstract: In the process of large-scale analog integrated circuit design using miniaturization technology, there are some problems of conflicting performance indicators. An elitist guided multi-objective fireworks algorithm with difference variation (GMOFWA-DV) is proposed in this paper. Particle evolution information is used to guide the explosion and improve the efficiency of the algorithm. In order to enhance the information exchange between particles and facilitate the application of the guidance strategy, the mutation and cross operators in the differential algorithm are adopted in variation of the GMOFWA-DV. Simulation experiments of the comparison of the designed algorithm with 3 others are conducted. The experimental results verify the effectiveness of the proposed algorithm. The application of the GMOFWA-DV in the practical engineering application of CMOS analog integrated circuit design parameter optimization can reduce the development cycle of analog integrated circuit design.

Keywords: CMOS analog circuit; optimal design; elitist guided; difference; multi-objective; fireworks algorithm

0 引 言

随着模拟集成电路的不断发展, 设计的复杂性逐渐提高、需求不断增加, 手工计算设计难度将越来越大, 设计周期会更长, 多目标和多约束性使得模拟集成电路设计成为一个带约束的多目标优化问题, 为兼顾模拟集成电路设计各项需求, 要求电路设计者具备充足的设计经验. 然而, 这满足不了当前竞争激烈的市场需求, 模拟集成电路参数优化设计辅助工具已成为一种迫切需要.

烟花在夜空中爆炸释放绚丽的火花, 受这一

自然现象启发, 文献[1]提出的烟花算法(Firework algorithm, FWA)主要包括爆炸算子、变异操作、映射规则和选择策略^[2], 因其良好的问题求解能力, 逐步受到研究者的广泛关注与研究. 文献[3]提出一种基于图形处理单元并行烟花算法(GPU-based fireworks algorithm, GPU-FWA), 文献[4]对烟花算法的算子进行了细致分析, 提出了增强烟花算法(Enhanced fireworks algorithm, EFWA). 文献[5]和文献[6]研究了烟花算法的自适应策略, 分别提出了自适应烟花算法(Adaptive fireworks algorithm, AFWA)和动态

收稿日期: 2018-04-23; 修回日期: 2018-07-17.

基金项目: 国家部委预先研究基金项目(20170101); 湘潭大学校级科研项目(2017XZX22); 湘潭大学省级重点学科项目(11kz1kz05002).

责任编辑: 陈家伟.

[†]通讯作者. E-mail: c.siyi@xtu.edu.cn.

搜索烟花算法 (Dynamic search fireworks algorithm, dynFWA). 文献 [7] 尝试将差分变异算子^[8] 替换高斯变异算子, 提出差分变异增强型烟花算法 (Enhanced fireworks algorithm with differential mutation, FWA-DM). 文献 [9] 在 AFWA 的基础上提出一种基于最优烟花更新信息引导的自适应烟花算法 (Best firework updating information guided adaptive firework algorithm, PgAFWA). 文献 [10] 在 dynFWA 基础上提出精英引导烟花算法 (Elite-leading firework algorithm, ELFWA). 文献 [11] 利用当前火花信息提出一种导向烟花算法 (Guided firework algorithm, GFWA). 文献 [12] 利用粒子间相互引力作用与优越粒子集合进行信息交互产生新的火花粒子, 提出一种带有引力搜索算子的烟花算法 (Fireworks algorithm with the gravitational search operator, FAGSO), 提高了算法收敛速度. 以上改进算法均针对单目标优化问题, 而在实际工程应用中, 绝大多数都是多目标优化问题, 为此, 文献 [13] 首次提出多目标烟花混合算法 (Multiobjective fireworks optimization algorithm, MOFOA), 并应用于农作物施肥优化问题中, 但其仅对该工程应用问题进行了算法有效性分析, 每代进化都需要对外部存档进行两次维护, 这将耗费大量计算时间. 文献 [14] 对烟花爆炸半径进行了精细化控制, 提出了一种增强型多目标烟花爆炸优化算法 (Enhanced multi-objective fireworks explosion optimization algorithm, eMOFEOA), 但其种群进化信息并没得到有效利用.

本文在 FWA-DM 基础上, 采用文献 [15] 中算法 SPEA-II (Strength pareto evolutionary algorithm II) 适应度计算方式, 利用精英粒子进化信息引导烟花爆炸, 提出一种精英导向型多目标差分变异烟花算法 (Elite guided multi-objective fireworks algorithm with difference variation, GMOFWA-DV), 增强种群信息利用率, 提高了算法收敛速度和精度, 并与其他 3 种算法在 9 种性能测试函数上进行了对比实验, 验证其有效性. 最后, 将 GMOFWA-DV 应用在模拟集成电路参数优化实际问题中, 以降低模拟集成电路设计开发周期, 与其他 3 种算法的对比实验验证了 GMOFWA-DV 的可行性.

1 精英导向型多目标差分变异烟花算法

1.1 差分变异增强型烟花算法 FWA-DM

爆炸算子作为烟花核心算子, 其为火花释放提供了基本途径, 在基本的 FWA 中, 烟花的火花释放数目

计算如下:

$$s_i = m \frac{y_{\max} - f(\mathbf{x}_i) + \xi}{\sum_{i=1}^n (y_{\max} - f(\mathbf{x}_i)) + \xi}. \quad (1)$$

其中: m 控制着种群火花释放总数, $f(\mathbf{x}_i)$ 为个体 $\mathbf{x}_i$ 的目标函数值, $y_{\max}$ 为种群中最大目标函数值, ξ 为趋近于 0 的极小数.

烟花爆炸幅度计算如下:

$$A_i = \hat{A} \frac{f(\mathbf{x}_i) - y_{\min} + \xi}{\sum_{i=1}^n (f(\mathbf{x}_i) - y_{\min}) + \xi}. \quad (2)$$

其中: $\hat{A}$ 限制了烟花最大爆炸幅度; $y_{\min}$ 为种群最小目标函数值, 即最优目标函数值; $f(\mathbf{x}_i)$ 、 ξ 与式 (1) 含义相同.

在爆炸过程中, 为避免因爆炸幅度过小而导致火花过于密集, EFWA 采用非线性递减模型限制烟花最小爆炸幅度, 即

$$A_{\min}(t) = A_{\text{init}} - (A_{\text{init}} - A_{\text{final}}) \sqrt{(2\text{gen} - t)t / \text{gen}}. \quad (3)$$

其中: $A_{\min}(t)$ 为第 t 代最小爆炸幅度阈值, A_{init} 为初始最小半径, A_{final} 为终止最小半径, gen 为终止进化代数, t 为当前进化代数.

爆炸过程中, 每个烟花从总维度数 d 中随机选择 z 个进行位移操作, 并将超出决策空间的维度随机映射到决策空间. 烟花释放火花如算法 1 所示, 其中 $\text{rand}(a, b)$ 表示区间 $[a, b]$ 中的一个随机数.

算法 1 释放火花.

Input: 烟花位置坐标 $\mathbf{x}_i$;

Output: 火花位置坐标 $\tilde{\mathbf{x}}_j$.

初始火花位置 $\tilde{\mathbf{x}}_j = \mathbf{x}_i$;

$z = \text{round}(d \text{rand}(0, 1))$;

在 $\tilde{\mathbf{x}}_j$ 中预选 z 个维度;

计算爆炸步长 $h = A_i \text{rand}(-1, 1)$;

for $\tilde{\mathbf{x}}_j$ 中每个预选维度 $\tilde{\mathbf{x}}_j^k$ do

$\tilde{\mathbf{x}}_j^k = \tilde{\mathbf{x}}_j^k + h$;

if $\tilde{\mathbf{x}}_j^k < \tilde{\mathbf{x}}_{\min}^k$ or $\tilde{\mathbf{x}}_j^k > \tilde{\mathbf{x}}_{\max}^k$ then

将 $\tilde{\mathbf{x}}_j^k$ 映射到决策空间

$\tilde{\mathbf{x}}_j^k = \tilde{\mathbf{x}}_{\min}^k + \text{rand}(0, 1)(\tilde{\mathbf{x}}_{\max}^k - \tilde{\mathbf{x}}_{\min}^k)$,

end if

end for

FWA-DM 是在 EFWA 基础上, 将高斯算子替换为差分变异算子提出的改进烟花算法. 在 FWA-DM 中, 父代烟花群体被命名为 POP1, 每个烟花在爆炸范围内释放一个火花后, 将火花与其相应父代烟花进行

贪婪选择,组成新的群体POP2,并将差分变异算子应用在POP2中,产生变异火花群体POP3,即

$$\mathbf{x}_i^k = \mathbf{x}_B^k + F(\mathbf{x}_{r_1}^k - \mathbf{x}_{r_2}^k). \quad (4)$$

其中: k 为维度, $\mathbf{x}_B$ 为POP2中适应度最好个体, F 为差分收缩因子, $\mathbf{x}_{r_1}$ 和 $\mathbf{x}_{r_2}$ 为两个任意不同个体.FWA-DM进行选择时,将POP3中每个火花与POP2中与之对应的火花进行贪婪选择,从中选出优秀个体组成新的父代烟花群体POP1.

1.2 精英导向型多目标差分变异烟花算法

在多目标优化过程中,需要同时满足多个子目标及约束条件,而各子目标之间往往存在相互冲突,且多目标优化不存在唯一全局最优解,而是产生一组可选的折衷解集.因此,将GMOFWA-DV结合烟花算法结构特点,采用SPEA-II和MOFOA中适应度计算方法及存档维护策略,个体 $\mathbf{x}_i$ 的适应度为

$$f(\mathbf{x}_i) = R(\mathbf{x}_i) + D(\mathbf{x}_i); \quad (5)$$

$$R(\mathbf{x}_i) = \sum_{(\mathbf{x}_j \in P \cup \text{NP}) \cap (\mathbf{x}_j \succ \mathbf{x}_i)} (S(\mathbf{x}_j)), \quad (6)$$

$$S(\mathbf{x}_j) = |\{\mathbf{x}_i \in (P \cup \text{NP}) | (\mathbf{x}_j \succ \mathbf{x}_i)\}|, \quad (7)$$

$$D(\mathbf{x}_i) = 1/(\sigma_k(\mathbf{x}_i) + 2). \quad (8)$$

其中: $S(\mathbf{x}_j)$ 为个体 $\mathbf{x}_j$ 所支配的个体数; $R(\mathbf{x}_i)$ 为所有支配 $\mathbf{x}_i$ 的个体 $\mathbf{x}_j$ 在当前种群 P 和存档集合NP中支配其他个体的数量和; $K = \sqrt{|P| + |\text{NP}|}$, $|P|$ 、 $|\text{NP}|$ 表示集合 P 和NP的长度; $\sigma_k(\mathbf{x}_i)$ 表示个体 $\mathbf{x}_i$ 到第 k 个个体的欧氏距离; $D(\mathbf{x}_i)$ 为 $\mathbf{x}_i$ 的密度函数值.

烟花爆炸变异后产生大量火花,在这些火花中包含了大量可用信息,其中可能会有部分子代火花适应度值优于其相应父代烟花,算法在进行子代选择时只会从这些适应度不差于父代烟花的火花中进行选择.如果子代烟花适应度优于父代烟花,则子代烟花与父代烟花之间在某些维度坐标上必然存在差异,不同维度间坐标距离往往不相同,使得子代烟花每个维度呈现趋向最优解的不同趋势.对那些两代间坐标不发生改变维度,可以暂时认为其已处于相对较好的位置,而坐标发生改变的维度将呈现更好的搜索吸引力,最优解更有可能分布在维度坐标偏移方向上.为更好地描述,称这个方向为进化偏移方向 $\mathbf{D}$.加强进化偏移方向上的搜索力度,可以加快多目标烟花算法的收敛速度,为此GMOFWA-DV针对进化偏移方向上的爆炸幅度和火花数量作出相应改进.

在爆炸幅度上,GMOFWA-DV首先确定适应度值优于上代父代 $\mathbf{X}_i$ 的当前父代集合GX,然后根据其进化偏移方向,预判最优解的分布方向,并将爆炸

范围向进化偏移方向拉伸,根据各维度 k 两代间坐标变化率,设定各维度相应的爆炸半径 r_i^k .GMOFWA-DV在计算GX中每个烟花 $\mathbf{x}_i$ 的进化偏移方向时,为避免噪声污染,不直接采用当代烟花 $\mathbf{x}_i$ 与上代烟花 $\mathbf{X}_i^*$ 的计算维度差,而是在 $\mathbf{X}_i^*$ 的爆炸、变异火花中选出优于 $\mathbf{X}_i^*$ 的优质火花组成优质火花集NS,并确定优质火花中心 $\mathbf{x}_i$,即NS维度均值

$$\mathbf{x}_i^* = 1/|\text{NS}| \sum_{(\mathbf{x}_j \in \text{NS})} (\mathbf{x}_j). \quad (9)$$

由 $\mathbf{X}_i$ 和 $\mathbf{x}_i^*$ 的维度信息计算 $\mathbf{x}_i$ 的进化偏移方向,即

$$\mathbf{D} = \mathbf{x}_i^* - \mathbf{X}_i, \quad (10)$$

并根据

$$r_i^k = dA_i |\mathbf{D}_i^k| / \|\mathbf{D}_i\|_1 \quad (11)$$

计算 $\mathbf{x}_i$ 各维度爆炸半径 r_i^k .图1给出了2维度下的进化偏移方向爆炸幅度机理图,在 t 代烟花爆炸中,火花将更有选择性地向进化偏移方向释放,潜在地增加了算法找到更优解可能性.其中: $|\text{NS}|$ 为集合NS的长度, d 为 $\mathbf{x}_i$ 的维数, A_i 与式(2)相同, $|\mathbf{D}_i^k|$ 为进化偏移方向第 k 维的绝对值, $\|\mathbf{D}_i\|_1$ 为进化偏移方向维度坐标绝对值之和.

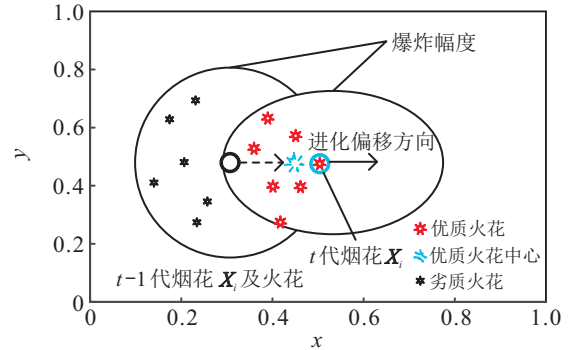


图1 2维进化偏移方向爆炸幅度机理图

在进化偏移方向上,增加该方向上火花数目,可以有效增强算法在进化偏移方向上的搜索力度,加快算法的收敛速度.但最优解并不一定在进化偏移方向上,过多地在进化偏移方向分配搜索资源可能会使算法陷入局部最优.为此,在GMOFWA-DV中引入扩增概率 θ ,使得爆炸火花以概率 θ 直接分布在进化偏移方向上,以概率 $1 - \theta$ 随机分布在烟花周围,具体过程参照算法2.

算法2 释放导向火花.

Input: 更新烟花集合GX中烟花坐标 $\mathbf{x}_i$;

Output: 导向火花位置坐标 $\tilde{\mathbf{x}}_j$.

初始火花位置: $\tilde{\mathbf{x}}_j = \mathbf{x}_i$;

for $\mathbf{x}_i$ 中每个维度 $\mathbf{x}_i^k$ do

根据式(11)计算维度爆炸幅度 r_i^k ;
 $\Delta_i = r_i^k \text{rand}(-1, 1)$;
 if $\theta > \text{rand}(0, 1)$ and $D_i^k \Delta_i < 0$ then
 $\Delta_i = -\Delta_i$
 end if
 if $\tilde{x}_j^k < \tilde{x}_{\min}^k$ or $\tilde{x}_j^k > \tilde{x}_{\max}^k$ then
 将 $\tilde{x}_j^k$ 映射到决策空间
 $\tilde{x}_j^k = \tilde{x}_{\min}^k + \text{rand}(0, 1)(\tilde{x}_{\max}^k - \tilde{x}_{\min}^k)$
 end if
 end for

在变异过程中, GMOFWA-DV 从爆炸火花中选出优于父代烟花的火花, 将其与父代烟花、存档集中各目标适应度最好的前 N 个个体组成 POP2. 在多目标 SPEA-II 个体评价机制下, 式(4)中 x_B 是当前种群非支配个体中密度最小的个体, 如果在多目标烟花算法中继续采用式(4)的变异操作, 将会使每代变异火花大幅度趋向密度最小个体, 这并不利于算法在前中期向真实前沿收敛. GMOFWA-DV 中采用标准的“DE/rand/1”变异操作, 即

$$v_i = x_{r1} + F(x_{r2} - x_{r3}). \quad (12)$$

为使导向策略在变异火花中同样适用, GMOFWA-DV 在变异操作中增加差分交叉操作, 即

$$u_i^k = \begin{cases} v_i^k, & \text{rand}(0, 1) \leq \text{Cr or } k = \text{sn}; \\ x_i^k, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

其中: v_i 为差分变异后的实验个体, k 为维度, Cr 为差分交叉概率, sn 为随机选择的一个维度.

将差分变异、交叉操作称为 DMC, 并将 DMC 应用在 POP2 中.

算法3 导向型多目标差分变异烟花算法.

Input: 初始种群 POP1;

Output: 精英存档集合 NP.

for $t = 1 : \text{gen do}$

根据式(1)计算 s_i , 根据式(2)、(3)计算 A_i ;

获取更新烟花集 GX;

根据算法2在 GX 中每个烟花处释放相应数量火花, 根据算法1在其他位置释放火花;
 选择优质火花与父代及存档中各目标前 N 个个体组成 POP2;

对 POP2 进行 DMC, 产生群体 POP3;

从 POP2、POP3 中选择, 产生下一代 POP1;

更新存档集合 NP;

end for

在算法复杂方面, 假设决策维度数为 n , 目标维

度数为 M , 则 GMOFWA-DV 执行爆炸算子时间复杂度为 $O((2 + n)N + nm)$, 变异算子时间复杂度为 $O(((1 + M)N + m)^2)$, 适应度计算时间复杂度为 $O((N + |\text{NP}|)^2 \log(N + |\text{NP}|))$, 存档集维护时间复杂度为 $O(|\text{NP}|^2 \log|\text{NP}|)$, 故 GMOFWA-DV 总体复杂约为 $O((N + |\text{NP}|)^2 \log(N + |\text{NP}|))$, 时间主要消耗在适应度计算上. 算法3给出了 GMOFWA-DV 总体步骤.

2 实验与分析

2.1 实验参数与性能评价指标

为验证所提出算法的有效性, 本文将 GMOFWA-DV 与 MOEA/D-DE^[16]、GrEA^[17]、dMOPSO^[18] 3 种算法在 WFG^[19] 系列性能测试函数上进行对比实验. 经过大量实验设置 GMOFWA-DV 中参数 $N = 10$, $\theta = 0.7$. 基于当前的选择机制, 每代烟花基本都是当前前沿中密度最小的个体, 加强这些个体的局部搜索能力, 有利于提高存档集合种群分布的均匀性, 故根据文献[4]设置火花总数 $m = 50$, 其他参数设置参考文献[4, 8], 最大火花数 $s_{\max} = 20$, 最小火花数 $s_{\min} = 2$, $\hat{A} = \min_{1 \leq k \leq d} (x_{\max}^k - x_{\min}^k)$, $A_{\text{init}}^k = 0.02(x_{\max}^k - x_{\min}^k)$, $A_{\text{final}}^k = A_{\text{init}}^k/20$, $F = 0.5$, $\text{Cr} = 0.3$. 3 种对比算法参数设置参考文献[14-16], 4 种算法分别在各测试函数上进行 20 次独立实验, 最高评价次数为 50 000 次, 使用综合性能指标反世代距离^[20](Inverted generational distance, IGD)、超体积比^[21-22](Hypervolumes ration, HVR)以及空间分布 (SP)^[22] 对算法性能进行评估.

$$\text{IGD}(\mathbf{P}^*, \mathbf{Q}) = \frac{\sum_{v \in \mathbf{P}^*} d(v, \mathbf{Q})}{|\mathbf{P}^*|}. \quad (14)$$

其中: $\mathbf{P}^*$ 为均匀分布在真实前沿的点集, $|\mathbf{P}^*|$ 为集合 $\mathbf{P}^*$ 的长度, $\mathbf{Q}$ 为算法获得的近似前沿, $d(v, \mathbf{Q})$ 为 $\mathbf{P}^*$ 中成员 v 到集合 $\mathbf{Q}$ 的最小欧氏距离. IGD 越小, 算法所得前沿多样性、逼近性越好.

$$\text{HV}(\mathbf{Q}) = \text{volume}(\bigcup_{i=1}^{|\mathbf{Q}|} V_i), \quad (15)$$

$$\text{HVR}(\mathbf{Q}) = \frac{\text{HV}(\mathbf{Q})}{\text{HV}(\mathbf{P}^*)}. \quad (16)$$

其中: $|\mathbf{Q}|$ 为 $\mathbf{Q}$ 集合长度, V_i 为 $\mathbf{Q}$ 或 $\mathbf{P}^*$ 第 i 个成员到参考点形成的超体积, 其他同式(14). HVR 值越大, 算法获得的前沿逼近性、均匀性越好.

$$\text{SP}(\mathbf{Q}) = \sqrt{\frac{1}{Q} \sum_{i=1}^{|\mathbf{Q}|} (\bar{d} - d_i)^2}. \quad (17)$$

其中: d_i 为近似前沿 $\mathbf{Q}$ 中第 i 个成员到相邻成员之间的最小欧氏距离, $\bar{d}$ 为这些距离的均值, 其他同式

(14). SP 越小,算法所得前沿分布越均匀.

2.2 实验结果分析

表1~表3给出了4种算法在经过50 000次性能评价之后的IGD、HVR以及SP指标,Mean表示20次独立实验均值IGD,Std表示其方差,+、=、-分别表示GMOFWA-DV算法对应性能指标在显著度为5%的t检测中优于、接近、劣于对比算法.

表1 IGD性能指标

测试函数	IGD	GMOF WA-DV	MOEA/ D-DE	GrEA	dMO PSO	*
WFG1	Mean	4.90e-2	1.07e-0	5.26e-2	1.27e-0	2.90e-1
	Std	6.23e-2	1.11e-1	2.39e-2	8.50e-3	8.66e-2
WFG2	Mean	2.34e-2	1.31e-1	2.16e-1	2.79e-1	6.75e-2
	Std	1.19e-2	8.91e-2	3.10e-3	5.04e-2	7.60e-2
WFG3	Mean	2.09e-2	2.50e-2	2.65e-2	2.15e-1	4.10e-2
	Std	1.27e-2	3.90e-3	3.60e-3	4.37e-2	1.09e-2
WFG4	Mean	2.45e-2	6.94e-2	2.72e-2	1.28e-1	4.08e-2
	Std	6.97e-3	5.80e-3	1.90e-3	7.90e-3	4.56e-3
WFG5	Mean	6.53e-2	7.00e-2	7.68e-2	8.74e-2	6.82e-2
	Std	1.51e-2	1.56e-4	7.52e-4	1.94e-2	2.57e-3
WFG6	Mean	3.11e-2	1.06e-1	6.82e-2	9.78e-2	3.56e-2
	Std	7.14e-3	2.75e-2	1.09e-2	2.46e-2	5.93e-3
WFG7	Mean	1.27e-2	1.68e-2	3.03e-2	2.01e-1	1.70e-2
	Std	2.92e-3	8.55e-4	1.07e-3	1.96e-2	3.68e-3
WFG8	Mean	5.31e-2	1.68e-1	1.65e-1	3.46e-1	1.64e-1
	Std	1.38e-2	1.34e-2	4.30e-3	3.45e-2	5.41e-3
WFG9	Mean	3.32e-2	9.83e-2	9.12e-2	1.03e-1	4.62e-2
	Std	2.32e-2	3.18e-2	4.79e-2	9.40e-3	1.32e-2
+ / = / -		—	9 / 0 / 0	9 / 0 / 0	9 / 0 / 0	9 / 0 / 0

表2 HVR性能指标

测试函数	HVR	GMOF WA-DV	MOEA/ D-DE	GrEA	dMO PSO
WFG1	Mean	9.640e-1	3.355e-1	9.380e-1	2.443e-1
	Std	4.960e-2	4.610e-2	4.590e-2	1.500e-3
WFG2	Mean	9.799e-1	9.552e-1	9.540e-1	8.407e-1
	Std	1.160e-2	1.880e-2	5.200e-3	2.820e-2
WFG3	Mean	9.797e-1	9.736e-1	9.780e-1	8.262e-1
	Std	1.230e-2	5.500e-3	2.600e-3	1.510e-2
WFG4	Mean	9.622e-1	8.828e-1	9.743e-1	7.827e-1
	Std	8.600e-3	1.230e-2	2.000e-3	1.420e-2
WFG5	Mean	8.792e-1	8.746e-1	8.692e-1	8.594e-1
	Std	3.600e-3	2.289e-4	1.600e-3	5.300e-3
WFG6	Mean	9.444e-1	8.377e-1	8.947e-1	8.562e-1
	Std	4.451e-3	5.140e-2	1.830e-2	4.400e-2
WFG7	Mean	9.870e-1	9.761e-1	9.794e-1	7.271e-1
	Std	3.902e-3	1.700e-3	4.071e-4	2.070e-2
WFG8	Mean	9.101e-1	7.547e-1	7.659e-1	5.868e-1
	Std	8.600e-3	1.480e-2	4.500e-3	1.800e-2
WFG9	Mean	9.343e-1	8.382e-1	8.428e-1	8.550e-1
	Std	3.470e-2	5.520e-2	7.600e-2	8.600e-3
+ / = / -		—	8 / 1 / 0	6 / 2 / 1	9 / 0 / 0

在表1给出的IGD指标中,GMOFWA-DV对9种测试函数的均值IGD均处于最优,相对于其他3种

算法,其所得结果对最优Parato前沿的逼近程度更高.在表2给出的HVR指标中,GMOFWA-DV在8种测试函数上取得最优HVR值,1种取得次优,相比于其他3种算法,GMOFWA-DV所得解集更逼近真实Parato最优前沿面,分布较为均匀广泛.在表3给出的SP测度中,GMOFWA-DV在5种测试函数上取得最优SP值,3种取得次优,总体优于其他3种算法,说明GMOFWA-DV所得解集相对具有更好的分布均匀性.

表3 SP性能指标

测试函数	Spacing	GMOF WA-DV	MOEA/ D-DE	GrEA	dMO PSO
WFG1	Mean	2.28e-2	3.98e-2	3.10e-2	1.84e-2
	Std	5.24e-3	1.94e-2	1.03e-2	1.90e-3
WFG2	Mean	9.28e-3	4.77e-2	2.20e-2	3.20e-2
	Std	7.82e-4	1.07e-2	4.00e-3	8.60e-3
WFG3	Mean	2.01e-2	2.51e-2	8.00e-3	1.76e-2
	Std	2.23e-3	1.20e-3	4.20e-3	2.20e-3
WFG4	Mean	2.28e-2	3.24e-2	2.93e-2	1.92e-2
	Std	4.47e-3	1.80e-3	2.20e-3	1.10e-3
WFG5	Mean	1.01e-2	2.64e-2	3.81e-2	2.33e-2
	Std	8.19e-4	1.70e-3	1.80e-3	7.49e-4
WFG6	Mean	1.08e-2	2.57e-2	2.96e-2	2.28e-2
	Std	1.30e-2	4.08e-4	3.40e-3	1.30e-3
WFG7	Mean	1.11e-2	2.65e-2	2.73e-2	2.21e-2
	Std	1.09e-3	6.77e-4	7.46e-4	1.50e-3
WFG8	Mean	2.37e-2	2.51e-2	2.65e-2	1.75e-2
	Std	7.14e-3	1.50e-3	2.80e-3	2.40e-3
WFG9	Mean	1.05e-2	2.48e-2	3.68e-2	2.08e-2
	Std	1.30e-3	1.60e-3	2.10e-3	1.20e-3
+ / = / -		—	8 / 1 / 0	7 / 1 / 1	5 / 2 / 2

结合图2各测试函数近似前沿,MOEA/D-DE除WFG3、WFG7外,对其他测试函数求解效果均不理想,求解WFG1与真实前沿距离较大,分布性较差,求解WFG2时,往往不能找到目标 f_2 的最优前沿,导致求解结果并不理想,在WFG4-6、WFG8-9测试函数中,MOEA/D-DE在接近前沿时,均不能进行细致搜索,导致近似前沿与真实前沿仍存在一定距离,通过与1MOEA/D-DE的对比实验,验证了GMOFWA-DV算法中爆炸算子的有效性. GrEA在WFG3-4、WFG7上取得相对较好求解结果,在WFG1上近似前沿分布性较差,在其他测试函数上均与真实前沿存在一定距离,dMOPSO对9种测试函数求解能力有限,求解近似前沿与真实前沿距离较大,通过与GrEA、dMOPSO的对比实验,验证了GMOFWA-DV问题优化的有效性.表1中*表示没有精英引导策略的差分变异多目标烟花算法,其9种测试函数的IGD指标均差于GMOFWA-DV,验证了GMOFWA-DV精英引导策略的有效性.

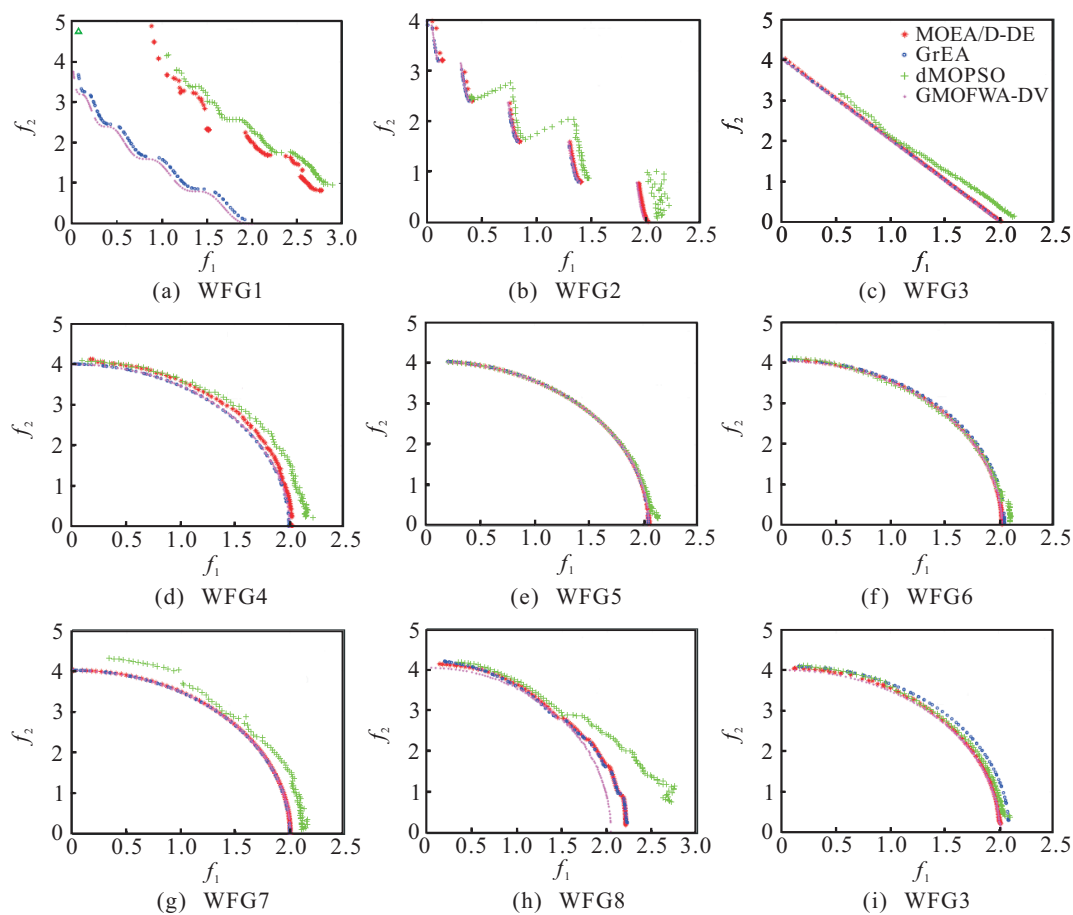


图2 各测试函数近似优化前沿

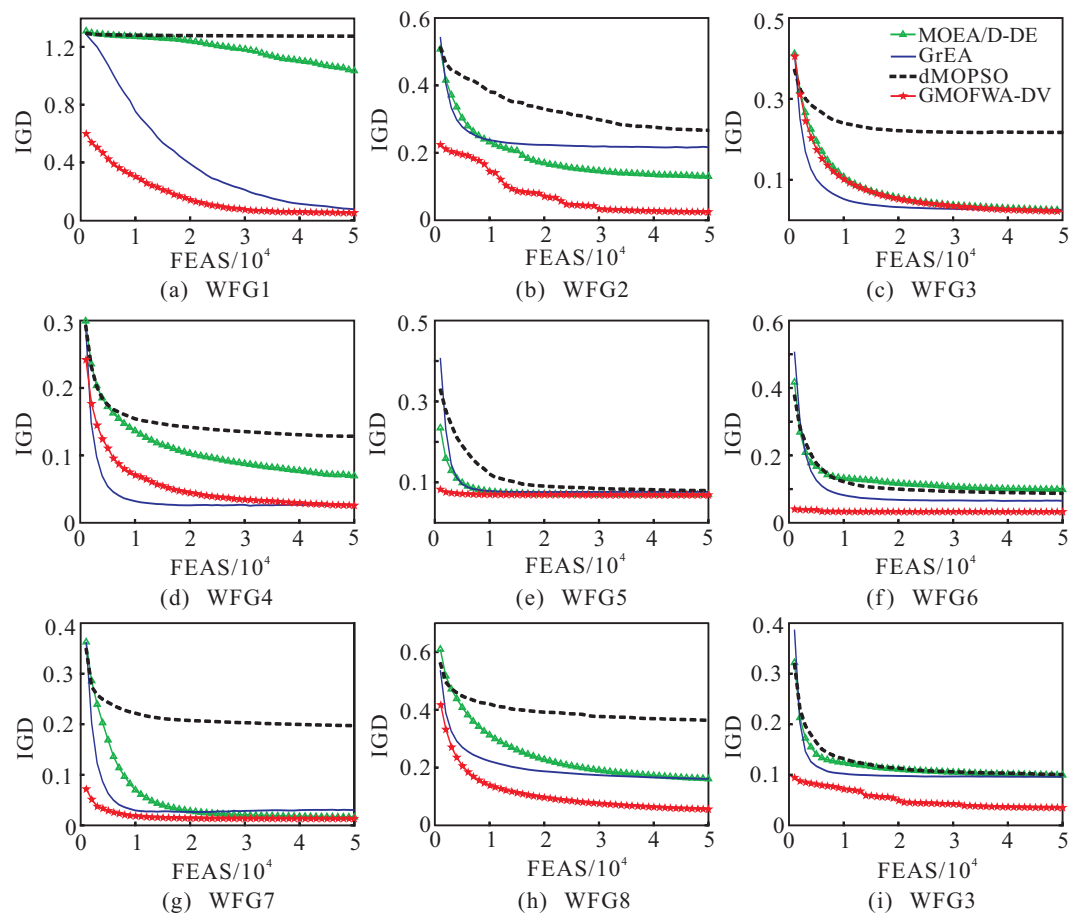


图3 各算法IGD指标变化趋势

在收敛速度方面,图3给出了各算法在各测试函数20次独立实验的均值IGD变化趋势。dMOPSO在9种测试函数中8种收敛速度最慢,整体收敛速度最差。MOEA/D-DE在WFG1-5、WFG7-9收敛速度快于dMOPSO,慢于GMOFWA-DV、GrEA,在WFG6上收敛速度最慢。GrEA在9种测试函数上取得相对较好的收敛速度,2种测试函数收敛速度最快。GMOFWA-DV除在WFG3-4收敛速度居于次优外,对其他7种测试函数求解收敛速度均处于最优,仿真实验验证了GMOFWA-DV的快速性。

3 CMOS两级运算放大器(OTA)优化设计

本文以L50G工艺条件下无缓冲CMOS两级运算放大器^[23-26]优化设计为例,在GMOFWA-DV基础上,引入Epsilon约束处理^[27]方法,使其能直接应用在模拟电路优化设计问题上。无缓冲CMOS两级运放包括输入差分增益级、第2增益级、偏置电路、补偿电路4部分,电路结构如图4所示,其主要性能指标及设计要求如表4所示,传递函数如下所示:

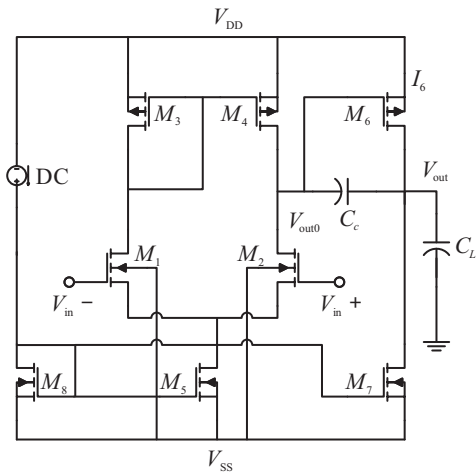


图4 两级运算放大器

$$\begin{aligned} V_{out}(s)/V_{in}(s) = & \\ & g_{mI}g_{mII}R_I R_{II}(1 - sC_c/g_{mII})/1 + \\ & s[R_I(C_I + C_c) + R_{II}(C_{II} + C_c) + g_{mII}R_I R_{II}C_c] + \\ & s^2 R_I R_{II}(C_I C_{II} + C_I C_c + C_{II} C_c). \end{aligned} \quad (18)$$

其中: g_{mI} 、 g_{mII} 、 R_I 、 R_{II} 、 C_I 、 C_{II} 分别代表第1、第2增益级的跨导、从输出端看进去的电阻和电容。其中有 C_{II} 远大于 C_I 、 C_c 远大于 C_I 、 $C_{II} \approx C_L$ 、 $g_{mI} = g_{m1} = g_{m2}$ 、 $g_{mII} = g_{m6}$ 、 $R_I = 1/(g_{ds2} + g_{ds4})$ 、 $R_{II} = 1/(g_{ds6} + g_{ds7})$ 。可得零点 $Z_1 = g_{mII}/C_c$ 、极点 $P_1 \approx -1/g_{mII}R_I R_{II}C_c$ 、 $P_2 \approx -g_{mII}/C_{II}$ 。右半平面零点 Z_1 的存在会使运算放大器的稳定性变差,本文将 $Z_1 > 10 \text{ UGB}$ 作为算法求解的一个约束条件,在该

条件下,为达到 45° 的相位裕量,第2极点 P_2 必须在 1.22 UGB 以外留有一定裕量,取 P_2 在 1.5 UGB 以外可以得到

$$g_{m6} > 10g_{m2}, \quad (19)$$

$$C_c > 0.15C_L. \quad (20)$$

第1增益级输入输出之间存在一对相距很近的镜像零极点,为减少这对零极点对放大器稳定性的影响,将极点 P_3 设置在 10 UGB 以外,有

$$P_3 \approx \frac{-g_{m3}}{2C_{gs3}2\pi} > 10 \text{ UGB}. \quad (21)$$

根据两级运算放大器的差分对、镜像电流源、比例电流源的对称性以及工艺条件,COMS 晶体管的尺寸宽长比 S 需满足: $S_1 = S_2$ 、 $S_3 = S_4$ 、 $S_5 = S_8$ 、 $S_7/S_5 = I_7/I_5$ 。

表4 OTA性能指标及设计要求

序号	性能指标	X^*
1	面积(TTA) < $300 \mu\text{m}^2$	$288.9 \mu\text{m}^2$
2	增益(Av) > 50 dB	94.9 dB
3	单位增益带宽(UGB) > 5 MHz	8.4 MHz
4	正电源抑制(PSSR ⁺) > 60 dB	99.0 dB
5	负电源抑制(PSSR ⁻) > 60 dB	90.6 dB
6	摆率(SR) > 10 V/ μs	15.3 V/ μs
7	静态功耗(P_{diss}) < 2 mW	1.1 mW
8	相位裕量(PM) > 45°	47°

设定晶体管长度 $L = 2 \mu\text{m}$ 、工作电压 $V_{DD} = 2.5 \text{ V}$ 、 $V_{SS} = -2.5$ 、负载电容 $C_L = 10 \text{ pF}$ 。以COMS晶体管的尺寸宽长比 S 、偏置电流 I_5 、补偿电容 C_c 作为优化决策向量,根据表4中性能指标要求,将低频增益、单位增益带宽、摆率期望值与之对应的差作为最小优化目标。其他性能指标要求作为约束条件,即在满足 $\text{TTA} < 300 \mu\text{m}^2$ 、 $\text{PSSR}^+ > 60 \text{ dB}$ 、 $\text{PSSR}^- > 60 \text{ dB}$ 、 $P_{\text{diss}} < 2 \text{ mW}$ 、 $\text{PM} > 45^\circ$ 以及保证放大器稳定工作的前提条件下,优化设计晶体管尺寸、电流源以及补偿电容参数,使得放大器低频增益、单位增益带宽、摆率尽可能达到最大。在不存在太多先验知识的情况下,将决策空间定义在能满足大多数电路设计要求的较大范围内。根据上述分析给出OTA优化问题数学模型如下:

consider $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_{10}]$.

$$\min f_1(\mathbf{X}) = E_{\text{Av}} - \text{Av} =$$

$$\text{Av} - 20 \lg \left(\frac{2g_{m1}g_{m6}}{x_9 i_6 (\lambda_2 + \lambda_4)(\lambda_6 + \lambda_7)} \right),$$

$$\begin{aligned}
f_2(\mathbf{X}) &= E_{\text{UGB}} - \text{UGB} = \\
&E_{\text{UGB}} - \frac{g_{m1}}{x_{10} + A_2 C_{gd6}}, \\
f_3(\mathbf{X}) &= E_{\text{SR}} - \text{SR} = E_{\text{SR}} - \frac{x_9}{x_{10}}. \\
\text{s.t. } g_1(\mathbf{X}) &= \text{TTA} - 300 = L^2 \sum_{i=1}^8 x_i - 300 \leq 0, \\
g_2(\mathbf{X}) &= 60 - \text{PSSR}^+ = \\
&60 - 20 \lg \left(\frac{2g_{m1}g_{m6}}{x_9 \lambda_6 I_6 (\lambda_2 + \lambda_4)} \right) \leq 0, \\
g_3(\mathbf{X}) &= 60 - \text{PSSR}^- = \\
&60 - 20 \lg \left(\frac{2g_{m1}g_{m6}}{x_9 \lambda_7 I_6 (\lambda_2 + \lambda_4)} \right) \leq 0, \\
g_4(\mathbf{X}) &= P_{\text{diss}} - 2 = \\
&(\text{VDD} - \text{VSS}) \left(\frac{2x_9 + I_6}{1000} \right) - 2 \leq 0, \\
g_5(\mathbf{X}) &= 10g_{m2} - g_{m6} \leq 0, \\
g_6(\mathbf{X}) &= 0.122C_L - X_{10} \leq 0, \\
g_7(\mathbf{X}) &= 10\text{UGB} - P_3 \leq 0, \\
h_1(\mathbf{X}) &= x_1 - x_2 = 0, \\
h_2(\mathbf{X}) &= x_3 - x_4 = 0, \\
h_3(\mathbf{X}) &= x_5 - x_8 = 0, \\
h_4(\mathbf{X}) &= \frac{x_7}{x_5} - \frac{I_6}{x_9} = 0,
\end{aligned}$$

where $g_{m1} = g_{m2} = (K'_n x_1 x_9)^{0.5}$,

$$g_{m3} = g_{m4} = (K'_p x_3 x_9)^{0.5},$$

$$I_6 = \frac{g_{m6}^2}{2K'_p x_6},$$

$$A_2 = \frac{g_{m6}}{I_6 (\lambda_6 + \lambda_7)},$$

$$C_{gd6} = \text{CGDO}_P S_6 x_6,$$

$$P_3 = \frac{g_{m3}}{4C_{\text{OX}} x_3 L^2}.$$

Range $x_1, \dots, x_8 \in [1, 200]$, $x_9 \in (0, 100]$, $x_{10} \in (0, 10]$.

(22)

在上述模型中, E_{Av} 、 E_{UGB} 、 E_{SR} 分别表示增益、带宽、摆率的期望值, λ 、 CGDO_P 分别为晶体管的沟道调制系数、PMOS 栅-漏交叠电容, K'_n 、 K'_p 分别为 NMOS、PMOS 的本征导电因子, C_{ox} 为栅板氧化层单位面积电容. 为统一约束量纲, 将不等式约束 $g = a - b$ 、 $h = c - d$ 分别转换为

$$g = \begin{cases} 1 - \exp(1 - a/b), & a/b > 1; \\ 0, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad (23)$$

$$h = \begin{cases} 1 - \exp(1 - c/d), & c/d > 1; \\ 1 - \exp(1 - d/c), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (24)$$

在模拟电路手工设计过程中, 设计者往往只能从一个目标出发, 根据多个目标要求, 往复修改设计参数, 以达到设计要求, 很难实现多目标的最优化. 为此, 本文将群体智能算法应用在模拟电路参数设计中, 在满足各项约束前提下, 实现电路各性能指标最优化, 模拟电路设计者可根据需求从中选择合适的优化解作为模拟电路实际设计参考. 将上述章节中 4 种算法外部存档集大小设置为 400, 分别在 OTA 优化问题上进行 100 万次性能评价, 从 4 个解集的并集中选出非支配解作为该优化问题的最优前沿. 表 5 给出了 4 种算法 20 次独立实验的性能指标, 其中每次实验进行 30 万次性能评价. 图 5 中给出了 4 种算法进行 30 万次性能评价后的近似优化前沿. 由表 5 和图 5 的实验结果可知, GMOFWA-DV 在 OTA 优化问题上求解能力明显强于其他 3 种算法.

表 5 OTA 性能指标及设计要求

性能指标	OTA	GMOFWA-DV	MOEA/D-DE	GrEA	dMOPSO
IGD	Mean	9.12e-01	2.46e+00	3.57e+00	3.47e+00
	Std	3.02e-02	2.19e-01	6.98e-01	5.24e-01
HVR	Mean	9.46e-01	7.04e-01	7.92e-01	5.64e-01
	Std	7.10e-03	4.55e-02	2.79e-02	4.64e-02
Space	Mean	4.65e-01	8.80e-01	7.09e-01	8.79e-01
	Std	4.24e-02	7.39e-02	1.23e-01	6.66e-02

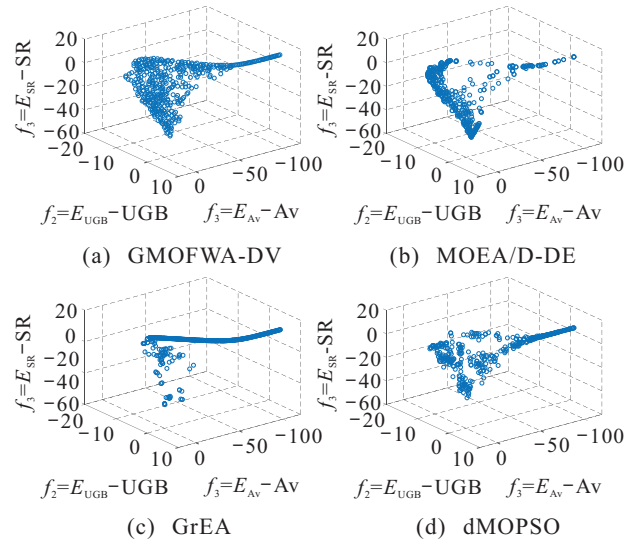
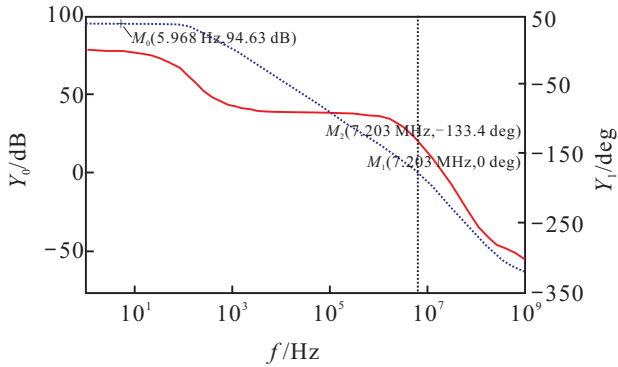


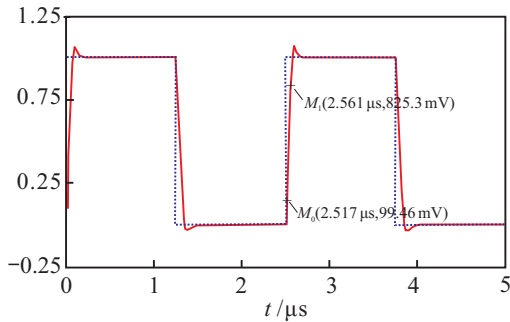
图 5 各算法 OTA 优化前沿

在 GMOFWA-DV 前沿上选取近似解 $\mathbf{X}^* = (3, 3, 4, 4, 1, 50, 6, 1, 30, 1.5)$, 在 Spectre 环境^[26]下对该运放进行仿真. 表 4 给出了 Spectre 环境中 OTA 在参数 $\mathbf{X}^*$ 下的各性能指标, 图 5 给出其相应的性能指标特性

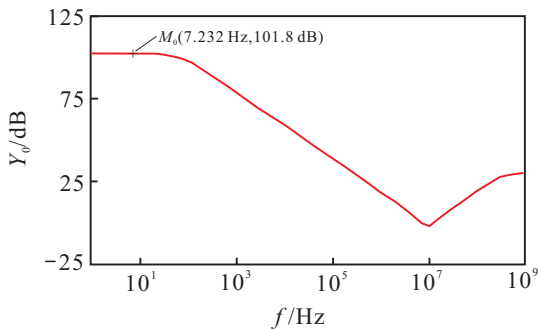
图. 在尺寸参数 X^* 下, 晶体管的总面积为 $288.9 \mu\text{m}^2$, 静态功耗为 1.1 mW , 由图 5(c)、图 5(d) 可知其正、负电源抑制分别为 101 dB 、 89.5 dB , 在满足这些约束性能指标的条件下, 使 OTA 增益、单位增益带宽、摆率 3 个目标优化指标尽可能地同时达到最优; 由图 5(b) 计算得到该 OTA 摆率为 $16.5 \text{ V}/\mu\text{s}$; 由图 5(a) 知其增益为 94.6 dB , 单位增益带宽为 7.2 MHz , 相位裕度为 47° , 3 个优化指标均远优于设计要求。



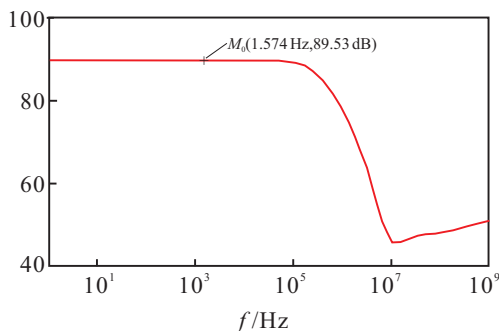
(a) 增益 A_v 伯德图



(b) 摆率 SR



(c) 电源抑制 PSRR^+



(d) 电源抑制 PSRR^-

图 6 Spectre 环境中 OTA 在参数 X^* 下的各性能指标特性图

4 结 论

本文针对模拟集成电路手工设计很难实现多目标优化问题, 提出一种精英导向型多目标差分变异烟花算法 GMOFWA-DV, 抽象出两级无缓冲运算放大器数学模型, 利用 Epsilon 约束处理技术, 将 GMOFWA-DV 应用在两级无缓冲运算放大器工程优化设计实例中, 并在 Spectre 环境下取得良好的仿真效果. 针对不同电路拓扑结构, 抽象出相应数学模型, GMOFWA-DV 具备广泛的移植性, 将大为简化模拟集成电路设计, 降低其开发周期, 在满足尺寸、功耗等约束的前提下, 实现增益、摆率等性能指标的最优化设计, 减少模拟集成电路前期实验流片次数, 在经济上节约大量开发成本。

参考文献 (References)

- [1] Tan Y, Zhu Y. Fireworks algorithm for optimization[C]. Int Conf on Advances in Swarm Intelligence. Berlin: Springer-Verlag, 2010: 355-364.
- [2] Tan Y, Yu C, Zheng S, et al. Introduction to fireworks algorithm[J]. Int J of Swarm Intelligence Research, 2013, 4(4): 39-70.
- [3] Ding K, Zheng S, Tan Y. A GPU-based parallel fireworks algorithm for optimization[C]. The 15th Annual Conf on Genetic and Evolutionary Computation. New York: ACM, 2013: 9-16.
- [4] Zheng S, Janecek A, Tan Y. Enhanced fireworks algorithm[C]. Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2013: 2069-2077.
- [5] Li J, Zheng S, Tan Y. Adaptive fireworks algorithm[C]. Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2014: 3214-3221.
- [6] Zheng S, Janecek A, Li J, et al. Dynamic search in fireworks algorithm[C]. Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2014: 3222-3229.
- [7] Yu C, Li J, Tan Y. Improve enhanced fireworks algorithm with differential mutation[C]. IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics. Piscataway: IEEE, 2014: 264-269.
- [8] Storn R, Price K. Differential evolution—A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. J of Global Optimization, 1997, 11(4): 341-359.
- [9] Zhao H, Zhang C, Ning J. A best firework updating information guided adaptive fireworks algorithm[J]. Neural Computing & Applications, 2017, 31(1): 79-99.
- [10] Zhao X, Li R, Zuo X, et al. Elite-leading fireworks algorithm[C]. Int Conf on Swarm Intelligence. Berlin: Springer, 2017: 493-500.
- [11] Li J, Zheng S, Tan Y. The effect of information utilization:

- Introducing a novel guiding spark in the fireworks algorithm[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2017, 21(1): 153-166.
- [12] 朱启兵, 王震宇, 黄敏. 带有引力搜索算子的烟花算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(10): 1853-1859.
(Zhu Q B, Wang Z Y, Huang M. Fireworks algorithm with gravitational search operator[J]. Control and Decision, 2016, 31(10): 1853-1859.)
- [13] Zheng Y J, Song Q, Chen S Y. Multiobjective fireworks optimization for variable-rate fertilization in oil crop production[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(11): 4253-4263.
- [14] 谢承旺, 许雷, 汪慎文, 等. 一种增强型多目标烟花爆炸优化算法[J]. 电子学报, 2017, 45(10): 2323-2331.
(Xie C W, Xu L, Wang S W, et al. An enhanced multi-objective fireworks explosion optimization algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(10): 2323-2331.)
- [15] Zitzler Eckart, Marco Laumanns, Lothar Thiele. SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm[J]. TIK-Report, 2001(103): 1-21.
- [16] Li H, Zhang Q. Multiobjective optimization problems with complicated Pareto sets, MOEA/D and NSGA-II[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2009, 13(2): 284-302.
- [17] Yang S, Li M, Liu X, et al. A grid-based evolutionary algorithm for many-objective optimization[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2013, 17(5): 721-736.
- [18] Coello C A C. A multi-objective particle swarm optimizer based on decomposition[C]. Conf on Genetic and Evolutionary Computation. New York: ACM, 2011: 69-76.
- [19] Huband S, Hingston P, Barone L, et al. A review of multiobjective test problems and a scalable test problem toolkit[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2006, 10(5): 477-506.
- [20] Neri F, Cotta C. Memetic algorithms and memetic computing optimization: A literature review[J]. Swarm & Evolutionary Computation, 2012, 2: 1-14.
- [21] Van Veldhuizen D A. Multiobjective evolutionary algorithms: Classifications, analyses, and new innovations[J]. Evolutionary Computation, 1999, 8(2): 125-147.
- [22] Tan K C, Yang Y J, Goh C K. A distributed Cooperative coevolutionary algorithm for multiobjective optimization[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2006, 10(5): 527-549.
- [23] Nageshwarrao D, Kumar K S, Rao Y R, et al. Implementation and simulation of cmos two stage operational amplifier[J]. Int J of Advances in Engineering & Technology, 2013, 5(2): 162-167.
- [24] Phillip E Allen, Douglas R Holberg. CMOS analog circuit design[M]. 2nd ed. New York: Oxford University Press, 2002: 243-349.
- [25] Mahattanakul J. Design procedure for two-stage CMOS operational amplifiers employing current buffer[J]. IEEE Trans on Circuits & Systems II Express Briefs, 2005, 52(11): 766-770.
- [26] 陈铖颖. CMOS模拟集成电路设计与仿真实例[M]. 北京: 电子工业出版社, 2014: 102-145.
(Chen C Y. CMOS analog integrated circuit design and simulation Example[M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2014: 102-145.)
- [27] Takahama T, Sakai S. Constrained optimization by the ε constrained differential evolution with gradient-based mutation and feasible elites[C]. 2006 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2006: 1-8.

作者简介

陈思溢(1986—), 男, 讲师, 博士, 从事分数阶理论、智能控制算法等研究, E-mail: c.siyi@xtu.edu.cn;

胡拚(1992—), 男, 硕士生, 从事模拟集成电路设计、智能算法的研究, E-mail: 120692333@qq.com;

黄辉先(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 从事电力电子技术及工业电气技术、智能控制与城市智能交通系统等研究, E-mail: huanghx@xtu.edu.cn.

(责任编辑: 孙艺红)