

基于均匀设计的多目标自适应遗传算法及应用

赵曙光¹, 焦李成¹, 王宇平², 杨万海¹

(1. 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西西安 710071; 2. 西安电子科技大学应用数学系, 陕西西安 710071)

摘 要: 提出一种多目标遗传算法, 将均匀设计技术应用于适应度函数合成和交叉算子构造, 以提高遗传算法的空间搜索均匀性、子代质量和运算效率. 分析和实验结果表明, 该方法可缩短算法运行时间和得到分布较均匀的 Pareto 有效解集; 配合基于元件标称值的网表级高效编码方案和考虑基因位差异的遗传概率调整策略, 可实现模拟电路自动设计, 通过单次运行即获得对应不同偏好的多种实用化设计结果.

关键词: 多目标优化; 自适应遗传算法; 电路进化设计; 可进化硬件; 均匀设计

中图分类号: TP18; TN702 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2004) 10-1723-03

Uniform Design Based Multi-Objective Adaptive Genetic Algorithm and its Application in Evolutionary Design of Analog Circuits

ZHAO Shu-guang¹, JIAO Li-cheng¹, WANG Yu-ping², YANG Wan-hai¹

(1. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. Department of Applied Mathematics, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: In this paper we propose a novel multi-objective genetic algorithm based on the Uniform Design Techniques (UDT), which features a fitness function construction approach using the UDT to obtain a set of uniformly scattered search directions toward the Pareto frontier, and a multi-parents crossover operator using the UDT to improve the quality of offspring and decrease the computation cost. It is proved by experimental results that the method proposed is capable of bringing out more uniformly scattered Pareto optimal solutions within a shorter execution time, and that when combined with an efficient representation scheme of circuits based on standard industrial values of components and a genetic parameters adaptation technique which takes into account loci's different effects and tracks the development of evolution and individuals' diversity, it can be expected to realize automated design of analog circuits and to provide a set of effective results via a single execution.

Key words: multi-objective optimization; adaptive genetic algorithm; evolutionary circuit design; evolvable hardware; uniform design

1 引言

许多现实问题特别是电路进化设计^[1]是典型的多目标优化问题, 一般可描述为: 在 m 个约束条件 $g_i(X)$ ($0 < i = 1, 2, \dots, m$) 限定的定义域内, 寻找使包含 k 个子目标 $f_j(X)$ ($1 \leq j \leq k$) 的向量函数 $f(X)$ 最优 (极大或极小) 的决策向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 即

$$\max/\min f(X) = (f_1(X), f_2(X), \dots, f_k(X)) \quad (1)$$

由于各子目标往往相互冲突, 多目标优化通常不存在全局最优解, 而仅存在多个甚至无穷多个基于 Pareto 优于关系的有效解^[2,3]. 通常希望能够求出全部有效解, 或者求出反映其分布规律的有效解子集——其元素均匀分布于有效界面上. 常用的“加权法和法”通过将各子目标加权求和, 将问题简化为单目标优化问题, 再利用单目标进化算法求解, 即

$$\max/\min f(X) = \sum_{i=1}^k w_i \cdot f_i(X) \quad (2)$$

但这样仅有唯一的由权值向量决定的基本搜索方向, 故每次运行仅能得到单个最优解, 多次运行也无法得到均匀分布的有效解子集^[2,3]. 将次要子目标转化为约束的处理方法同样如此. 本文将均匀设计技术^[4]用于解决该问题和构造高效的交叉算子, 提出了一种新的多目标遗传算法, 并通过函数优化和电路进化设计实验进行了验证.

2 算法描述

所提出的多目标遗传算法以最优保留遗传算法 (EGA) 为基本框架, 融入了基于均匀设计技术的适应度函数合成方法和多个体交叉算子以及遗传参数自适应策略等, 分别简述如下.

2.1 适应度函数均匀合成方法

与利用主观指定或随机产生的权值向量来获得多个搜索方向的“改进加权法和法”^[5-7]不同, 本文利用均匀设计技术选取权值向量 $W_i = \{w_{i,j}\}$, 以获得多个均匀地指向有效界面的

搜索方向. 作为一种试验设计技术, 对任意的 n 因素 q 水平试验, 均匀设计可从全部 q^n 种组合中选出 q 个在组合空间中均匀散布的“试验点”, 相应的 q 次试验便可全面地反映各因素的影响及其交互效应; 根据不同的均匀性量度, 已计算出多种“均匀设计表”和与之配套的“使用表”供选用^[4]. 容易证明, 根据均匀设计给出的“试验点”构造权值向量, 则其各分量(权值)之间的比例关系具备预期的均匀性和完备性^[3]. 具体地, 若需根据 k 个子目标函数 $f_i(x)$ 合成 m 个空间指向具备均匀性的适应度函数 fit_i , 则该权值向量选择问题可等价于 k 因素 m 水平的试验设计问题; 可根据参数 n, q 查表得到每行各对应一个试验点的均匀设计矩阵 $U(k, m)$, 按下式计算归一化的权值 $w_{i,j}$

$$w_{i,j} = U_{ij} / \sum_{j=1}^k U_{ij}, \quad i=1, \dots, m, j=1, \dots, k \quad (3)$$

显然, 各权值向量 w_i 均满足 $\sum_{j=1}^k w_{i,j} = 1$. 故对于经过归一化处理的目标函数 $h_i(x)$, 根据 (2) ~ (3), 可以得到 m 个归一化的适应度函数 fit_i 和 m 个均匀分布的并行搜索方向(参见图 1)

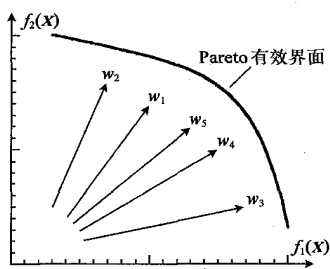


图 1 多方向均匀搜索示意图 (基于 $U(2,5)$)

$$fit_i = \sum_{j=1}^k w_{i,j} \cdot h_j(x) \quad i=1, \dots, m \quad (4)$$

2.2 多个体均匀交叉算子

交叉算子是遗传算法产生新个体的主要工具, 其运算量所占比例也较大. 目前普遍沿用的 SGA 两个体交叉模式直接模仿生物有性繁殖, 其后代因采样范围较小容易出现退化, 且运算效率不高. 对此已提出多种改进方法^[8-10], 但均未能兼顾运算量、子代质量和同时适用于实数编码和二值编码. 基于均匀设计的优异特性, 本文提出如下的“多父本 & 多后代”交叉方式, 寻求在减少交叉次数及运算量的同时, 显著提高交叉采样的均匀性:

(1) 对二值编码 设个体 $P_i = b_{i,1} \& b_{i,2} \dots \& b_{i,L}, b_{i,j} \in \{0, 1\}, j=1, \dots, L$: 根据父本个数 $m(m \geq 2)$, 选取 $n < m$, 查表求得均匀设计矩阵 $U(n, m) = [U_{i,j}]_{m \times n}$; 将个体的下标集合 $S = \{1, \dots, L\}$ 随机划分为 n 个互不相交的子集 $S_j: i \neq j, S_i \cap S_j = \emptyset, \bigcup_{i=1}^n S_i = S$; 随机选取 m 个父本(具体方式不限), 并按适应度递减的次序依次编号为 $1 \dots n$; 依照 $S_j(j=1, \dots, n)$ 对各父本做相同的下标划分, 其特例是将每个父本分割成 n 个子串; 根据 $U(n, m)$ 的每一行合成一个后代, 元素 $U_{i,j}$ 即指明第 i 个后代的第 j 个划分的索引对象(即父本编号), 故可由 m 个父本均匀地合成 m 个后代.

(2) 对实数编码 设个体 $X_j = (x_1, x_2, \dots, x_L), x_j(R, j=1, \dots, L)$: 依据参与交叉的父本个数即“加权和中”权值的个数 $n(n \geq 2)$, 选定权值的变化级数 $m(m > n)$, 查表求得均匀设计矩阵 $U(n, m) = [U_{i,j}]_{m \times n}$; 随机选取 m 个父本(具

体方式不限), 并按适应度递减的次序依次编号为 $1 \dots n$; 根据矩阵 $U(n, m)$ 的每一行, 以“加权和中”形式生成一个后代, 第 i 个后代中第 j 个父本的权值即等于 $U_{i,j}$; 为保证交叉后代的合法性, 进一步加以归一化处理, 即令

$$X_i = \frac{\sum_{j=1}^n (U_{i,j} \cdot X_j)}{\sum_{j=1}^n U_{i,j}} \quad i=1, \dots, m \quad (5)$$

对根据 n 个父本生成的 m 个后代 X_i , 可进一步加以选择, 仅保留 n 个较优良的后代.

2.3 遗传参数自适应策略

交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的最佳取值随具体应用和遗传进程而变化, 故令其自适应调整通常可改善遗传算法的性能. 本文利用式 (6) 估计当前种群(第 t 代)的个体多样化程度

$$f_d(t) = fit_{avg}(t) / [fit_{max}(t) - fit_{min}(t)] \quad (6)$$

其中, $fit_{avg}(t), fit_{max}(t), fit_{min}(t)$ 依次是当前种群的平均、最大、最小适应度. 显然, $0 < f_d(t) < 1$, 且 $f_d(t)$ 与个体多样性呈高度的负相关关系. 令 P_m, P_c 分阶段、自适应地调整

$$P_m(t) = P_{m0} \cdot e^{-b_1 \cdot t / t_{max}} \cdot f_d(t) \quad 0 \leq t \leq t_{max} \quad (7)$$

$$P_c(t) = P_{c0} \cdot e^{-b_2 \cdot t / t_{max}} / f_d(t) \quad 0 \leq t \leq t_{max} \quad (8)$$

其中, t_{max} 为最大代数, t 为当前代数; 初值 $P_{m0}, P_{c0} \in [0, 1]$; b_1, b_2 均为正的常数.

3 函数优化数值试验

为检验上述算法进行了多例函数优化数值试验. 针对著名的两目标优化问题 $f_2: \min f_2(x) = (g(x) = x^2, h(x) = (x-2)^2)$, 因其有效界面位于区间 $x \in [0, 2]$, 故实验中对 $x \in [-6, 6]$ 进行 16 位二进制编码, 令子目标个数 $k=2$, 搜索方向个数 $m=4$, 种群规模 $P_s=100$, 遗传代数 $t_{max}=200$; 变异、交叉概率分别按式 (7)、式 (8) 调整, 选取 $P_{c0}=0.6, P_{m0}=0.1, b_1=b_2=2$. 针对 5 组均匀交叉参数 (s, q) 中的每一组各执行算法 10 次, 记录相应的平均运行时间, 结果见表 1. 可以看出, 与常规的两父本交叉方式

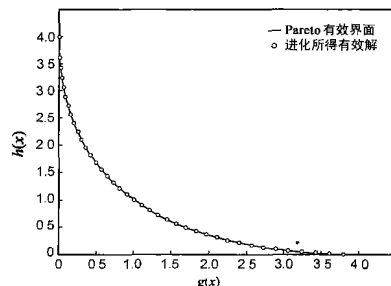


图 2 f_2 问题的进化结果

相比, 均匀交叉算子的速度改进非常明显, 但当父本个数 q 大于 5 后改进幅度减小; 且算法的收敛速度降低, 故推荐采用 $(s, q) = (3, 4)$. 相应的典型进化结果见图 2, 其中包含约 36 个 Pareto 最优解且分布较为均匀, 而初始种群中仅有 2 个最优解, 故改善效果非常明显.

表 1 算法运行时间与 (s, q) 参数的关系

参数组合	两父本交叉	$s=2, q=3$	$s=3, q=4$	$s=4, q=5$	$s=5, q=6$	$s=6, q=7$
运行时间(S)	44.8	30.6	16.3	12.5	10.4	9.2

4 电路进化实验

4.1 进化设计方法

电路进化设计的难度和运算量均远远大于函数优化问题^[1]。对于有源滤波器设计,为实现全自动设计,未规定电路的拓扑结构,而仅限定其中运算放大器的个数和允许使用的节点数 N_n 、元件个数 N_c 以及元件种类 N_t ,对电路中的阻、容元件均采用基于标称值系列的网表形式编码

$$C_i = [type_i, node1_i, node2_i, value_i] \quad (9)$$

其中, $type_i \in [1, N_t]$ 为元件 i 的类型编号, $node1_i \in [1, N_n]$ 、 $node2_i \in [1, N_n]$ 为其两个引脚接入的电路节点的编号, $value_i$ 为其取值编号, $1 \leq i \leq N_c$ 。当采用 1% 精度标称值系列时(即每个 10 倍程内仅有 96 个离散取值),对 $value_i$ 仅需 9 位编码即可覆盖超过 5 个数量级的取值范围(直接二进制编码则需要 18 位),故可显著减少运算量和提高设计结果的实用性。

考虑到上述编码中决定电路结构的片段 $type$ 、 $node$ 对电路性能(个体适应度)的影响力明显大于决定元件参数的片段 $value$,为减少搜索过程中的随机跳变应为它们赋予不同的变异概率,故整个电路的染色体不是由各元件的编码直接连接而成,而是分成三个将元件编码拆分成 $value$ 、 $type$ 、 $node$ 三类后分类连接而成的基因段。在此基础上,为基因段 $type$ 、 $node$ 赋予变异概率 P_{ms} ,令其按照式(7)进行调整,而对基因段 $value$ 赋予变异概率 P_{mv} ,令其按照式(10)进行调整

$$P_{mv}(t) = \begin{cases} 0, & t < t_0 \\ P_{m0} \cdot [1 - e^{-b_3 \cdot (t - t_0) / t_{max}}] \cdot f_d(t), & t_0 \leq t \leq t_1 \\ P_{m0} \cdot [e^{-b_3 \cdot (t - t_1) / t_{max}} - e^{-b_3 \cdot (t - t_0) / t_{max}}] \cdot f_d(t), & t_1 \leq t \leq t_{max} \end{cases} \quad (10)$$

式(7)、(8)、(10)相结合,即可引导进化设计循着“先结构、后参数”的步骤,自动生成和化简电路结构,优化元件取值。在此过程中,适应度评估基于 Pspice 仿真实现:先将当前染色体按编码格式逐个元件地拆解和转换,结合与设计目标对应的仿真项目、记录格式等,按照规定格式生成 Pspice 网表文件(.cir);再以该文件名为参数启动 Pspice 软件;而后读取同名的仿真结果文件(.out),计算出各适应度函数值,进而完成遗传概率的自适应调整。

4.2 进化设计实例

利用上述方法已完成多组有源滤波器进化设计实验。以高通滤波器设计为例,限定采用单个运放,内部节点个数 N_n

8,阻容元件个数 N_c 15,对于指定的转折频率 f_c 、通带增益 GP 、过渡带宽 TW 、阻带衰减 GR 等设计指标,将其转化为四个等价的最小化子目标:转折频率相对误差 $f_1 = |f_{cr} - f_c| / f_c$, f_c 、 f_{cr} 分别为理想的和实际的转折频率;通带内波动 $f_2 = |$

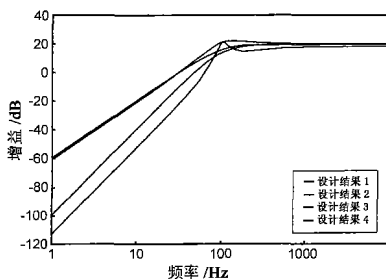


图3 幅频特性曲线

$G_{max} - G_{min} / G_{avg}$, G_{max} 、 G_{min} 和 G_{avg} 依次为通带内最大、最小和平均增益;相对过渡带宽 $f_3 = |f_s - f_c| / f_c$, f_s 为首次达到预期阻带衰减的频率点;电路复杂度 $f_4 = N_{cr}$,即元件个数。对于要求 $f_c = 100\text{Hz}$, $GP = 20\text{dB}$, $TW = 10\text{Hz}$, $GR = 20\text{dB}$ 的设计任务,基于均匀设计矩阵 $U(4, 5)$ 和前述方法,某次实验的进化设计结果(Pareto 最优解)见表 2,对应的滤波器特性曲线见图 3,图 4 为设计结果 4 的电原理图(其他结果的节点编号同此图),表明本文的方法通过单次运行即可给出一组实用化的多目标进化设计结果。

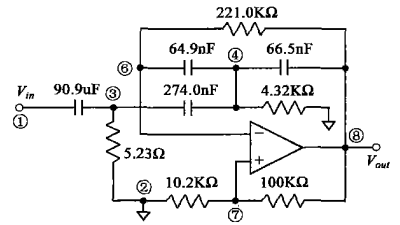


图4 设计结果 4 的电原理图

表 2 高通滤波器进化设计的部分结果

No.	简化电路网表	子目标计算值
1	C,1,3,2,10uF;R,3,2,511 ;C,3,6,205nF; R,6,8,100K;C,3,8,215nF	$f_1 = 6.1 E-2, f_2 = 0.12$ $f_3 = 0.95, f_4 = 6$
2	C,1,3,118nF;C,3,7,121nF;R,3,8,34.8K; R,7,2,5.11K;R,6,8,46.4K;R,2,6,5.11K	$f_1 = 1.2 E-3, f_2 = 0.23$ $f_3 = 0.94, f_4 = 7$
3	C,1,5,110nF;R,5,2,5.49K;C,5,4,107nF; C,7,4,113nF;R,2,7,9.76K;R,4,8,57.6K; R,8,6,90.9K ;R,2,6,10.0K	$f_1 = 4.0 E-2, f_2 = 0.06$ $f_3 = 0.82, f_4 = 9$
4	C,1,3,90.9uF;R,3,2,5.23 ;C,3,4, 274.0nF;C,6,4,64.9nF;R,2,4,4.32K;C,4, 8,66.5nF;R,8,6,221.0K;R,7,8,100.0K; R,2,7,10.2K	$f_1 = 4.5 E-2, f_2 = 0.34$ $f_3 = 0.69, f_4 = 10$

5 结语

本文提出了一种基于均匀设计技术的多目标自适应遗传算法。实验表明,该方法可用于函数优化和电路自动设计,可通过单次运行即获得一组具有代表性的 Pareto 有效解,而且运算量显著减少。可以预期,只需选择适当的编码和适应度评估方式,该方法便可应用于其他多目标优化问题。如何减少适应度评估耗时以提高进化设计可胜任的电路规模,是需要继续研究的问题。

作者简介:

赵曙光 男,1965 年出生于陕西西安,博士,教授,西安电子科技大学“信息与通信工程”博士后研究人员,主要研究方向为电子设计自动化、SOC 集成设计方法、进化算法及应用等。

焦李成 (见本期第 1634 页)

王宇平 男,1961 年出生于甘肃兰州,教授,博士生导师,主要研究方向为进化计算、多目标优化等。

杨万海 男,1939 年出生于吉林榆树,教授,博士生导师,研究方向为系统仿真与信息处理、数据融合等。(下转第 1729 页)

能,1999,3(12):249-254.

- [5] Ielnik-manor L, Lrani M. Multi-frame estimation of planar motion[J]. IEEE Trans on PAMI,2000,22(10):1105-1116.
- [6] C J Harris, M Stephens. A combined corner and edge detector[A]. In Proc. 4th Alvey Vision conference[C]. Manchester,1988. 147-151.
- [7] Zhang Z Y. On the epipolar geometry between two images with lens distortion[A]. In Proc. Int'l Conf. Pattern Recognition (ICPR) [C]. Vienna,1996,1.407-411.
- [8] R Hartly. In Defense of the Eight Point Algorithm[A]. Proc Int'l Conf. Computer Vision[C]. San Logeles,1995. 1064-1070.
- [9] Faugeras O D, Luong Q-T, Maybank S J. Camera self calibration: Theory and experiments[A]. In Computer Vision [C]. ECCV '92, LNCS-Series, Springer-Verlag 588,1992. 321-334.
- [10] Maybank S J, Faugeras O D. A theory of self-calibration of a moving camera[J]. International Journal of Computer Vision,1992,8(2):123-151.

作者简介:



解 凯 男,1962年10月生于天津,博士生,教授,主要研究领域:虚拟现实,计算机视觉等. Email: xiejingxiao@sohu.com

郭恒业 男,1947年2月生于黑龙江乎兰,教授,主要研究领域:虚拟现实,图形学等.

张田文 男,1940年6月生于河北张家口,博士生导师,教授,主要研究领域:计算机视觉,虚拟现实,图像处理等.

(上接第 1725 页)

参考文献:

- [1] 赵曙光. 基于进化的电路自动设计方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2003.
- [2] Fonseca C M, Fleming P J. An overview of evolutionary algorithms in multiojective optimization [J]. Evolutionary Computation, 1995, 3(1):1-16.
- [3] Leung Y W, Wang Y P. Multiobjective programming using uniform design and genetic algorithm[J]. IEEE Trans Systems, Man and Cybernetics-Part C,2000,30(3):293-304.
- [4] 方开泰,马长兴. 正交与均匀试验设计[M]. 北京:科学出版社,2001.
- [5] Schaffer J D. Multiobjective optimization with vector evaluated genetic algorithms[A]. Proc of the first int. Conf. on Genetic Algorithms[C]. Lawrence: Erlbaum,1985. 93-100.
- [6] Kursawe F. A variant of evolution strategies for vector quantization[A]. Parallel Problem solving from Nature [C]. Berlin: Springer-Verlag, 1991. 193-197.
- [7] Ishibuchi H, Murata T. A multi-objective genetic local search algorithm and its application to flowshop scheduling[J]. IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics-Part C,1998,28(8):392-403.
- [8] 吴少岩,张青富,陈火旺. 基于家族优生学的进化算法[J]. 软件学报,1997,8(2):137-144.
- [9] 朱学军,陈彤,薛量. 多个体参与交叉的 Pareto 多目标遗传算法[J]. 电子学报,2001,29(1):106-109.
- [10] 张铃,张钊. 佳点集遗传算法[J]. 计算机学报. 2001. 24(9):917-922.