

工学博士学位论文

基于遗传算法的模拟电路优化设计
方法研究

于健海

哈尔滨工业大学

2010年4月

国内图书分类号: TN401

学校代码: 10213

国际图书分类号: 621.3.049.774

密级: 公开

工学博士学位论文

基于遗传算法的模拟电路优化设计 方法研究

博士研究生: 于健海

导师: 毛志刚 教授

申请学位: 工学博士

学科、专业: 微电子学与固体电子学

所在单位: 微电子科学与技术系

答辩日期: 2010年4月

授予学位单位: 哈尔滨工业大学

Classified Index: TN401

U.D.C.: 621.3.049.774

Dissertation for the Doctoral Degree in Engineering

RESEARCH ON THE DESIGN METHOD
OF OPTIMIZATION FOR ANALOG
CIRCUITS BASED ON GENETIC
ALGORITHM

Candidate:	Yu Jianhai
Supervisor:	Prof. Mao Zhigang
Academic Degree Applied for:	Doctor of Engineering
Speciality:	Microelectronics and Solid-State Electronics
Affiliation:	Dept. of Microelectronics Science and Technology
Date of Defence:	April, 2010
Degree-Conferring-Institution:	Harbin Institute of Technology

摘要

作为可进化硬件 (Evolvable Hardware, EHW) 的主要分支, 电路进化设计已经成为国际性的研究热点。对于数字电路而言人们可以利用基于硬件描述语言的逻辑综合工具对其进行快速可靠的综合, 可模拟电路仍然需要专家进行手工设计完成。所以对模拟电路进行自动化设计已成为电路设计中迫切需要解决的问题。而模拟电路参数优化设计是现阶段模拟电路设计的主要难题和更现实的任务。

本文在系统地研究了模拟电路进化设计的基本理论、关键技术和研究现状的基础上, 探讨了优化理论、优化算法。从阻容元件组成的电路入手, 并扩展到较为复杂的 CMOS 模拟电路, 对模拟电路的进化设计、参数优化从理论和实验进行了探索。

通过对遗传算法进行了深入地分析, 并与其它优化算法、优化技术进行了比较, 确立了遗传算法为本论文研究方法的主要解决手段。在考虑了种群多样性的基础上, 对遗传参数进行了指数型调整。通过对数学函数的仿真, 验证了改进后的遗传算法可以解决全局优化问题, 加快收敛速度。

通过对阻容滤波器单元电路进行参数调整, 验证了遗传算法对模拟电路优化设计的有效性。通过对其结构进化研究, 说明了进化后生成的结构和经典结构的相似性。分析了模拟电路结构调整固有的缺陷和对电路进化设计带来的困难, 结合模拟电路发展方向和实际设计中的难点, 确立了本文采用结构固定优化电路参数的主要研究方法。

基于上述理论的研究, 对运算放大器进行了优化设计。针对具体电路的进化效果, 对遗传参数进行了指数型自适应调整; 把模拟电路手工设计经验和改进的遗传算法相结合, 通过经验约束了编码方案的搜索空间, 简化了编码长度; 针对 CMOS 运算放大器电路中的性能指标繁多且相互制约的特点, 对适应度函数进行了分段线形调整, 根据不同性能指标的要求, 在相同结构下, 完成了不同用途的运算放大器的优化设计。基于 Hspice 仿真结果, 实现了对 CMOS 模拟运算放大器参数优化设计。给出了优化后运算放大器的性能指标、参数和仿真结果, 并与其他方法优化出的相同结构运算放大器进行了比较, 说明了本方法的有效性和优越性。

针对带隙基准源电路, 根据各性能指标要求的差异, 运用了以次要目标作为边界约束条件的方法, 对其进行了优化设计。根据电路优化的效果, 在

运用改进的遗传算法基础上，采用了“先粗调，再细调”的二次优化方法，并对优化效果进行了比较。以温度系数为主要目标，完成了曲率校正带隙基准源的优化设计，给出了优化后的参数，仿真结果，并与业界其它的曲率校正带隙基准源进行比较，验证了该方法的有效性和优越性。

关键词 遗传算法；适应度函数；模拟电路进化设计；可进化硬件；带隙基准

Abstract

As one of the most important embranchment of Evolvable Hardware (EHW), Evolutionary design of circuits has been the hotspot of worldwide research. Logic synthesis tools based on Hardware Describe Language (HDL) can be used to perform fast reliable synthesis for digital circuit, while as for analog circuit it still need analog experts to complete the design manually. So the automatic design of analog circuit has been the impendent problem to be solved in circuit design. While the optimization of analog circuit parameters is the difficult problem and more practical task at present.

Optimizing theory and optimizing algorithm is discussed in this thesis after studying the basic theory, key technique and research status in evolving design of analog circuit systematically. From circuit composed of resistors and capacitors to CMOS circuit exploration has been processed in evolving design and parameters optimization of analog circuit through theory and experiment.

The Genetic Algorithm (GA) has been analysed deeply and is compared with other optimizing algorithm in theory, and GA is introduced as the feasible means to solve the multi-object design in this thesis. It is proved that only by adaptively adjusting the genetic parameters of GA, the convergence problem can be solved preferably and also the convergence speed can be improved through the simulation of mathematical function.

Through adjusting the parameters and evolving the structures of filter composed of passive componets, the validity of optimization of analog circuit by Genetic Algorithm is proved. Through the study of the improvement of structure, the similarity of the classical structure and the evolved structure is introduced. Analyzing the difficulty of evolutionary design of circuits which is brought by the inherent limitation of the structure adjusting of analog circuit and combining the direction of analog circuits development with the difficulty of actual design of analog circuit, the researching way of optimizing the parameters of analog circuit based on the fixed structure is established.

Based on the above research, one operational amplifier is optimized. Aiming at evolving effect of corresponding circuit, the genetic parameters are adjusted

adaptively. The method which combines the manual experience of analog circuit with improved GA reduces the coding length with the help of design experience which restricts the searching space of coding method. Aiming at variety and restriction of the parameters in CMOS analog Operational Amplifier, different Op-Amp for different purpose could be optimized in one fixed structure according different performance specification. Basing on simulation results of Hspice, the optimization of CMOS analog Operational Amplifier is achieved. The parameters and the simulation results of the optimized Op-Amp are presented, and the validity and advantage is proved after comparing with other Op-Amp which is optimized by other method in industry.

As for bandgap reference, according to the different specifications of diverse conditions, the idea which looks on secondary targets as the boundary restrictions is proposed, and the problem about multi-objective normalization is solved. The secondary optimizing method about “coarse adjusting initially, meticulous adjusting successively” is proposed on the condition that improved Genetic Algorithm is used. The optimizing design about a piecewise nonlinear curvature corrected bandgap reference is realized aiming at the temperature coefficient and the optimized parameters are given. The simulation results indicate the advantage and validity of the method comparing with other bandgap references which have reached the leading standard of industry.

Keywords Genetic Algorithm, Fitness function, Evolvable Hardware, Optimizing design of analog circuit, Bandgap reference

目 录

摘 要.....	I
Abstract	III
第 1 章 绪论	1
1.1 课题的背景及其研究的意义.....	1
1.1.1 可进化硬件的简介.....	1
1.1.2 EHW的研究思路.....	2
1.1.3 电路进化设计.....	5
1.1.4 制约模拟集成电路自动化设计的难点.....	5
1.2 课题相关技术的国内外研究现状.....	7
1.2.1 模拟电路综合工具.....	7
1.2.2 模拟电路进化设计技术.....	9
1.2.3 存在的不足和待深入研究的内容.....	12
1.3 最优化理论.....	13
1.3.1 最优化问题数学表达.....	14
1.3.2 最优化技术分类.....	15
1.3.3 最优化算法的分类.....	17
1.4 课题的主要研究内容和论文结构.....	21
第 2 章 遗传算法的分析与改进	23
2.1 基本遗传算法.....	23
2.1.1 基本遗传算法的实现.....	23
2.1.2 遗传算法的特点.....	24
2.2 遗传算法用于求解多目标问题.....	25
2.3 对遗传算法的自适应改进.....	27
2.3.1 基本算法改进的必要性.....	27
2.3.2 改进算法的设计.....	28
2.4 改进的遗传算法与标准遗传算法的性能的比较.....	37
2.5 本章小结.....	44
第 3 章 基于遗传算法的阻容滤波器的进化设计	45
3.1 滤波器的分类及其主要性能指标.....	45
3.1.1 滤波器的分类.....	45

3.1.2 无源滤波器的主要性能指标.....	45
3.2 滤波器的参数优化设计及算法比较.....	46
3.2.1 滤波器的选择.....	46
3.2.2 Hspice简介及在本文中的应用.....	47
3.2.3 运用遗传算法对阻容滤波器进行参数调整步骤.....	48
3.2.4 编码方案.....	49
3.2.5 适应度函数的编写.....	49
3.2.6 遗传参数的线性调整.....	51
3.2.7 实验结果与讨论.....	51
3.3 基于自适应遗传算法进化无源滤波器.....	54
3.3.1 编码方案.....	54
3.3.2 适应度函数的编写.....	55
3.3.3 遗传参数的调整.....	57
3.3.4 实验结果和讨论.....	58
3.4 本章小结.....	63
第 4 章 基于自适应遗传算法的CMOS运算放大器参数优化.....	64
4.1 运算放大器.....	64
4.1.1 运算放大器简介.....	64
4.1.2 运算放大器的设计及主要性能指标.....	66
4.1.3 运算放大器优化设计的发展现状.....	67
4.2 针对主要指标运算放大器参数优化.....	67
4.2.1 编码的设计方案.....	68
4.2.2 适应度函数的编写.....	69
4.2.3 试验结果及其讨论.....	70
4.3 基于自适应遗传算法的CMOS放大器的参数优化方法.....	73
4.3.1 编码的设计方案.....	73
4.3.2 适应度评估方法.....	74
4.3.3 遗传参数调整策略.....	76
4.3.4 实验与讨论.....	79
4.4 本章小结.....	85
第 5 章 基于自适应遗传算法的二阶补偿带隙基准源设计.....	86
5.1 带隙基准源的基本原理、性能指标.....	86
5.1.1 带隙基准源的基本原理.....	86

5.1.2 带隙基准源的主要性能指标.....	87
5.2 分段曲率校正带隙基准源	88
5.2.1 原理.....	88
5.2.2 电路实现	90
5.3 算法的实现.....	91
5.3.1 编码设计方案	91
5.3.2 适应度函数的编写	93
5.3.3 遗传参数的调整	94
5.4 实验与讨论	95
5.5 本章小结.....	103
结 论.....	104
参考文献.....	106
攻读学位期间发表的学术论文	117
哈尔滨工业大学博士学位论文原创性声明	118
致 谢.....	119
个人简历.....	121

Content

Abstract(in Chinese)	I
Abstract(in English)	III
Chapter 1 Introduction	1
1.1 Background an Purpose	1
1.1.1 Brief introduction of EHW	1
1.1.2 The researching thought of EHW	2
1.1.3 Circuit evolution design	5
1.1.4 Difficulty of analog integrate circuit design automation	5
1.2 Researches of domestic and overseas corelative topic on EHW	7
1.2.1 Analog circuit synthesis tools.....	7
1.2.2 Technic of Evolution design on analog circuit.....	9
1.2.3 Existing shortcomings and the research to study.....	12
1.3 Optimization theory.....	13
1.3.1 Math expression of optimization method	14
1.3.2 Analysis of optimization technic	15
1.3.3 Claasificationof optimization algorithms	17
1.4 Contents and outline of this dissertation	21
Chapter 2 Comparison of the optimization algorithm and improvement of the Genetic Algorithm	23
2.1 Simple genetic algorithm	23
2.1.1 Realization of the algorithm	23
2.1.2 The characteristic of GA.....	24
2.2 Solving the multi-objective optimization based on genetic algorithm.....	25
2.3 Self-adjusting of genetic algorithm	27
2.3.1 Necessity of the improvement of simple Genetic Algorithm	27
2.3.2 Design of improved genetic algorithm	28
2.4 Performance comparison between improved genetic algorithm and simple genetic algorithm	37
2.5 Summary	44

Chapter 3 Evolutional design of the filter composed of resistors and capacitors based on genetic algorithm	45
3.1 Classification of the filter and its main performance specification	45
3.1.1 Classification of the filter	45
3.1.2 Main performance specification of passive filter	45
3.2 Parameters optimization of the filter and comparison of the algorithm.....	46
3.2.1 Selection of the filter	46
3.2.2 Introduction of Hspice and purpose in this dissertation	47
3.2.3 The process of parameter adjustment of the filter based on genetic algorithm	48
3.2.4 Coding project.....	49
3.2.5 Composing of the fitness function.....	49
3.2.6 Linear adjustment of the genetic parameters	51
3.2.7 Results and discussion.....	51
3.3 Evolution of passive filter based on adaptive GA	54
3.3.1 Coding project.....	54
3.3.2 Compozing of fitness function	55
3.3.3 Adjustment of GA parameters	57
3.3.4 Results and discussion.....	58
3.4 Summary	63
Chapter 4 Parameters optimization of CMOS Op-Amp based on adaptive GA.....	64
4.1 Op-Amp.....	64
4.1.1 Introduction of Op-Amp.....	64
4.1.2 Design Op-Amp and its main performance specification	66
4.1.3 Development of the Op-amp design	67
4.2 Parameter optimization of Op-Amp aiming at four performances.....	67
4.2.1 Coding project.....	68
4.2.2 Compozing of fitness function	69
4.2.3 Results and discussion.....	70
4.3 Method of parameters optimization of CMOS Op-Amp based on adaptive GA	73
4.3.1 Coding project.....	73

4.3.2 Fitness evaluation method	74
4.3.3 Strategy of GA parameter adjustment.....	76
4.3.4 Results and discussion.....	79
4.4 Summary	85
Chapter 5 Design of second-order compensated bandgap reference based on adaptive GA	86
5.1 Basic principle and major parameter specification of bandgap reference .	86
5.1.1 Basic theory of bandgap reference	86
5.1.2 Major parameters sepcification of bandgap reference	87
5.2 Piecewise curvature corrected bandgap reference	86
5.2.1 Basic theory.....	88
5.2.2 Design of circui	90
5.3 Algorithmic implement.....	91
5.3.1 Coding project.....	91
5.3.2 Compozing of fitness function	93
5.3.3 Adjustment of GA parameters	94
5.4 Results and discussion.....	95
5.5 Summary	103
Conclusion	104
References	106
Papers published in the period of Ph.D. education.....	117
Statement of copyright.....	118
Letter of authorization.....	118
Management of secrecy	118
Acknowledgement	119
Resume	121

第 1 章 绪论

1.1 课题的背景及其研究的意义

1.1.1 可进化硬件的简介

随着集成电路制造工艺水平的不断提高，电路的规模和复杂程度日益增加，基于经验知识和设计规则的电路设计方法已越发显得吃力。而从遗传算法借鉴而来的可进化硬件（Evolvable HardWare, EHW）研究，为我们展示了一种全新的电路进化设计方法，它利用进化计算技术配置电路的内部结构以获得预期的电路功能。该方法很有希望成为常规电路设计方法的补充，完善复杂大规模电路的自动设计。

EHW研究的起源可追溯至 1960 年代冯·诺依曼关于研制具有自修复机器的构想^[1]。1993 年，Hugo de Garis 等提出了基于现场可编程门阵列（FPGA）结构可重配置特性的“可进化硬件”概念，标志着 EHW 新兴领域的诞生^[2, 3]。目前，作为电子学、生物学和计算机科学的交叉产物（见图 1-1），EHW 已经在电路设计、自动控制、容错系统、模式识别与人工智能、机器人等领域展现了广阔的应用前景和潜在的巨大商业价值^[4-10]。

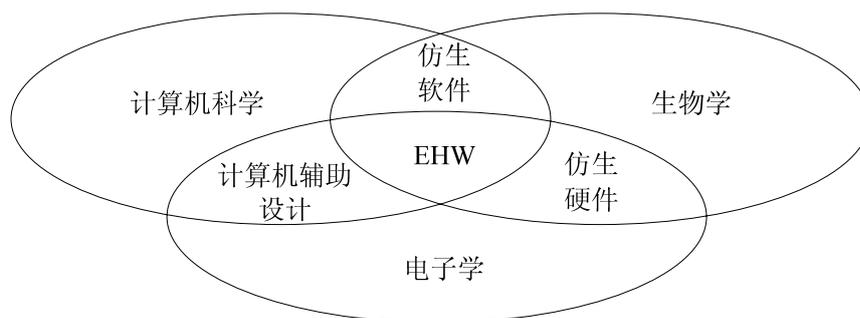


图 1-1 可进化硬件和其他学科的关系

Fig. 1-1 The relationship of EHW and other subjects

人们普遍关注和积极参与研究 EHW，有以下两方面的原因：首先，随着集成电路技术和工艺的不断进步，硬件的规模和复杂程度日益增加，现行的常规设计方法严重依赖设计规则、经验知识和手工调制而变得效率低下，直接导致电路设计能力跟不上工艺进步的速度。要想改变这一局面，就需要寻

找新的更为高效和通用的电路自动设计方法。其次，硬件的自组织性、自适应性一直是人们追求的目标。对工作于太空、深海等难以实施人工控制的特殊环境中的电子系统，其自适应修复，自我完善是其发展的必然方向。而进化算法的生物学背景和可编程器件的灵活性结构以及它们在各自领域中的突出表现，都使得人们很自然地寄希望于进化算法和可编程器件有机结合而成的EHW, 将它视为现阶段在该领域最有可能获得突破性进展的成功途径。

总而言之，EHW 的研究是以进化算法特别是遗传算法作为组合优化和全局搜索的主要工具，将可编程器件或仿真工具作为主要的评估载体，试图在不依赖经验知识和人工干预的条件下，通过进化来寻求满足给定要求的电路和系统结构，进而使系统能自动地、实时地调整（重新配置）其内部结构，以适应内部条件（如局部故障）和外部环境（功能要求或物理条件）的变化。

迄今为止，EHW 的研究工作主要集中在电路进化设计^[11, 12]与在线自适应容错两个方面^[13, 14]，它们所采用的技术相近但评价标准不同。后者更强调系统内部结构的实时自适应性，是 EHW 的理想境界，而电路进化设计则是实现这一目标所必需的核心技术。

1.1.2 EHW 的研究思路

目前，EHW 的研究和实现主要采取两种方式：一种是内部进化 (Intrinsic EHW)，又称为在线进化 (on line evolution)^[15, 16]；另一种是外部进化 (Extrinsic EHW)，又称为离线进化 (off line evolution)^[17, 18]。二者都以预期的电路/系统功能作为设计目标，将编码后的电路/系统内部结构作为进化对象，利用进化计算找出较完美的优化组合，通过全局搜索来寻找与预期功能相对应的特定电路/系统结构，它们之间的差别主要体现在编码和适应度评估环节上^[19]。

内部进化更充分地利用了可编程器件/电路的结构可重构特性，直接将决定其结构和功能的二进制配置位串作为染色体，通过对实际硬件的配置和测试来加速适应度评估过程。将其进化结果直接用于可编程器件/电路的配置，便可获得具备预期功能的实际硬件。此后，如果工作环境或功能要求发生了变化，只需重新启动上述进化过程，针对新的设计目标和内、外部条件重新进行搜索，便可获得新的配置位串和预期电路功能，即实现硬件自适应；同样，如果硬件电路本身出现了局部故障但存在预留的资源冗余，重新

执行上述进化过程后也有望避开故障区域，重新获得预期的电路功能，即实现硬件容错。这样，只要进化速度足够快且硬件结构允许(即适于容错重构)，即可获得“实时自适应与容错”(即自适应、自修复)的理想硬件特性。

上述实现流程的主要步骤包括：

1. 前期准备，如根据待进化EHW的类型和规模，选定具体的可编程器件/电路，选定进化算法的类型、进化算子和进化参数等。
2. 初始化。包括：
 - 1) 输入设计目标，如组合逻辑的真值表，时序逻辑的状态转移表，模拟电路的设计指标或输入-输出响应等。
 - 2) 确定适应度函数和评估方法。逻辑类EHW的适应度一般定义为输入-输出组合或状态转移的正确率，而模拟电路的适应度定义为实际电路指标或响应与预期目标的符合程度。
 - 3) 按照预定规模产生初始种群。可通过随机方式或基于启发性知识来产生，其中每个个体均对应一种备选的电路结构。
3. 适应度评估。对当前种群中的每个个体执行下列过程：依据当前个体对可编程器件/电路进行实际配置，按照规定的测试条件测量配置后的器件/电路对于规定输入的实际响应；然后按照定义计算出该个体的适应度。
4. 判断是否满足进化终止条件，即：是否找到全局最优解或满意解；是否已经收敛(平均适应度不再增加)；或者迭代次数已超过规定的最大迭代次数。若满足终止条件，则跳过第5步，停止迭代；否则继续。
5. 进化搜索。根据个体的适应度实施进化操作，产生新一代种群，而后转回第3步。具体过程和算子因进化算法而异。
6. 硬件生成。根据最优个体的染色体对可编程器件进行配置(即下载)，便得到具备相应功能的硬件电路。当然，为稳妥起见，一般还需借助经验和仪器对设计结果进行细致地分析和测试。
7. 异常监测。在将进化得到的EHW投入使用后，可利用微处理器或硬件电路来检测设计目标和内、外部环境的变化，一旦确认发生了这种变化，则立即转回第2步，重新开始进化。

外部进化的实现步骤和内部进化大体相同。它的特点是在编码方面较为灵活，不依赖于可编程器件。可以运用网表、树状结构、图形、甚至子程序来表达电路结构。相应的其适应度函数一般基于对电路的软件仿真(与内部进化不同，内部进化需要对电路进行实际配置和测试)。与内部进化相比

较，外部进化不受硬件平台限制、灵活性好、适用面比较宽。但速度没有内部进化快，结果的实用性视仿真软件的精度来定，一般弱于内部进化。

通常来说自适应容错属于内部进化，绝大多数电路进化设计属于外部进化。

图 1-2为EHW实现原理框图。从图中可以清晰地看出内部进化与外部进化，以及自适应容错EHW与电路进化设计的区别与联系。

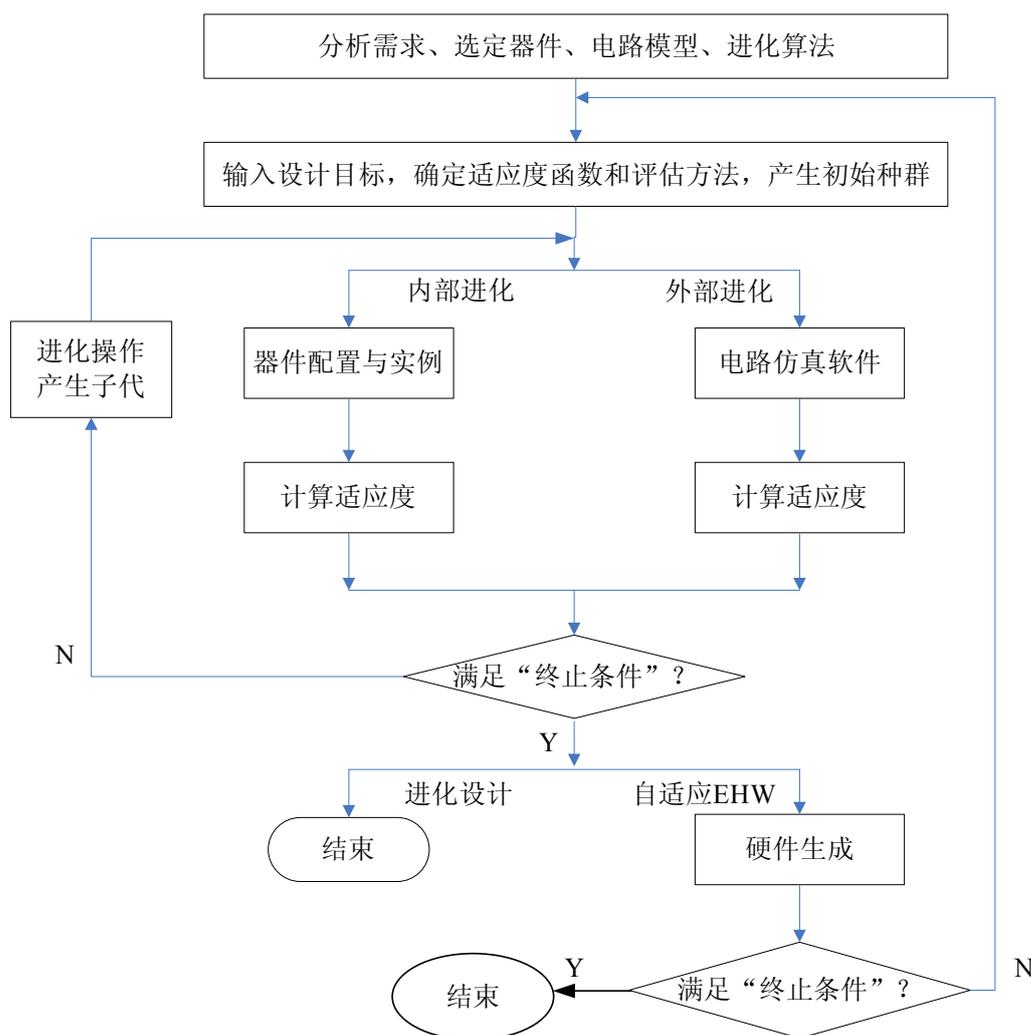


图 1-2 EHW 实现原理图

Fig. 1-2 Implement of the EHW

1.1.3 电路进化设计

电路进化设计作为外部进化的代表是 EHW 的重要组成部分。它以效仿自然，模拟进化来实现大规模复杂电路的设计，可以解决集成电路因日益增加的复杂度、规模给电路设计带来的困难，所以它已经成为现阶段 EHW 发展的重点。

进化算法、电路模型/可编程器件、适应度函数的编写是电路进化设计的核心问题。然而现有的可编程器件的发展制约着电路进化设计的进程（比如可编程模拟器件的规模较小，使用范围比较窄，可重构性差），所以大多数学者更致力于基于仿真软件的外部进化设计。

与常规设计方法相比电路进化设计具有潜在的创新能力；适用于复杂电路的自动化设计；可以成为今后 EDA 工具的辅助手段等优点^[20-23]。我们可以预想在不远的将来，它将与常规的电路设计相辅相成，成为复杂大规模电路设计的有效途径。

电路进化设计包括数字电路进化设计和模拟电路进化设计，本论文主要研究模拟电路进化设计。

1.1.4 制约模拟集成电路自动化设计的难点

20世纪90年代末，集成电路迈入了SoC的时代。在先后经历了小规模、中规模、大规模、超大规模之后，已向系统集成的方向发展。这类系统在单一芯片上集成了数字电路和模拟电路，其设计是一项非常复杂、繁重的工作，需要使用计算机辅助设计(CAD)工具以缩短设计时间，降低设计成本。数字CAD工具已经广泛和有效地应用于数字VLSI系统的设计中。逻辑综合工具，自动布局布线工具，版图参数提取工具，时序分析工具以及其它工具在学术界和工业界都已经相当成熟。而模拟电路的自动化设计工具为数不多，目前，绝大部分模拟集成电路是由模拟电路专家们手工设计完成的，即采用简化的电路模型、使用电路仿真器对电路进行反复的模拟和修正，并手工绘制物理版图。在没有计算机辅助工具的情况下，设计过程极其费时、费力、易出错。

产生以上问题的原因是：模拟集成电路的设计与数字电路设计有很大的区别。数字集成电路可以方便地抽象出逻辑门、寄存器、加法器、减法器等不同层次的逻辑单元，还可以用数据流图、有限状态模型等形式进行高层次

描述，并将这些逻辑单元和高层次行为描述用于不同层次的电路设计。数字电路这种结构简单、规则化和易于抽象化的特点极大地促进了数字电路设计的自动化发展。而模拟集成电路则要复杂的多，其主要原因是模拟电路设计被普遍认为是缺乏体系的、而且在本质上比数字设计更需要直觉和经验的。对模拟电路设计者来说，不可能从高层次对电路实现概念设计。模拟集成电路设计是一件很复杂的事情，其需要特定知识和电路设计技巧。各种电路结构的相互矛盾和器件尺寸所造成的差异是非常大。此外，各种非理想状态、高次效应和寄生效应(串扰、衬底噪声和电源噪声等)对模拟电路的影响是巨大的。这些与数字设计的差别解释了为什么模拟电路EDA工具不能简单地采用自动综合。所以至今，模拟电路设计绝大部分都是手工设计，仅采用类似于SPICE的仿真器和布局布线工具。

模拟电路设计的特点制约着模拟电路设计自动化的进程，具体表现在以下一些方面^[24]：

1. 性能指标错综复杂：以运算放大器为例，其性能指标包括功耗、直流增益、转换速率、单位增益带宽、相位裕度、输入（出）动态范围、共模输入范围、建立时间、电源抑制比、共模抑制比、失调电压、噪声和谐波失真等数十项。在给定一组性能指标的条件下，通常可能有多个电路符合指标，但对每一个符合指标的电路而言，它们仅仅是在一定范围内，对个别指标而言是最佳的，没有任何电路对所有指标、在所有范围内都是最佳的；更为严重的是常常存在相互矛盾的性能指标，导致模拟集成电路设计者只能采用一些折衷方案。
2. 拓扑结构层出不穷：任何数字电路都是逻辑门之类的单元所组成的，这些单元的功能单一、结构规范，而模拟电路则不然，没有规范的模拟单元可以重复利用。对于同样的功能，人们各自构造出来的电路拓扑结构各不相同。这些拓扑结构是有针对性的，每一个拓扑结构虽都有其长处，但也有不足，因而只能在一定范围内适合于个别或部分性能指标的要求。
3. 器件尺寸对电路的影响大：在数字集成电路中，晶体管的数目非常多，绝大部分晶体管工作于开关状态，因而采用最小尺寸即可，只有处于关键延时路径上或需要驱动较重负载的晶体管才需要较大的尺寸。与此相反，模拟电路的晶体管数目虽然较少，但几乎每一个晶体管的尺寸均与电路性能有密切的关系，这使得模拟集成电路设计者必须精心地设计电路中每一个晶体管的尺寸。由于 CMOS 模拟集成电路中各 CMOS 晶体

管的沟道宽长比可能相差几百倍至上千倍，因此，尽管模拟电路所包含的器件数目较少，但确定所有器件尺寸却是极其费时、费力，这是导致数模混合电路中模拟电路部分的设计时间远远超过数字电路部分设计时间的主要原因之一。

4. 工艺波动的影响极大：模拟集成电路的性能不仅受工作环境的影响，而且与集成电路制造工艺密切相关。设计过程中必须充分考虑温度的变化、工作状态涨落及寄生参数等影响电路性能的因素，否则，它们会降低电路性能指标，甚至改变电路性能。

基于以上的困难，到目前为止，模拟电路自动化设计依旧处于探索和发展阶段。随着混合信号芯片设计市场的扩大，工业界迫切需要开发模拟集成电路设计自动化设计工具。故本论文的主要研究方向为模拟集成电路的进化设计。

1.2 课题相关技术的国内外研究现状

1.2.1 模拟电路综合工具

上个世纪80年代末期提出的模拟电路综合是基于集成电路设计经验的，为模拟自动化电路设计开辟了一跳崭新的道路。它充分利用了模拟集成电路的设计知识和那个时代的仿真器，运用了优化算法，所以既可以保持设计的灵活性，又可以实现相对较高的性能指标。但是因为其往往只针对某一类型而设计的，不具备通用性，现在已经很少被研究了。

在基于集成电路设计知识的电路综合系统中，Interactive Design for Analog Circuits (IDAC)^[25]和Optimization and Analysis System (OASYS)^[26]是当时综合工具优秀的代表。

在IDAC系统中（见图 1-3），首先建立起一个模拟单元电路库，每个单元电路都参用参数描述，这些参数可由用户修改。另外，模拟集成电路的设计知识被嵌入于系统中，当选择的单元电路，或其参数不符合条件，会重新返回初始阶段进行重新选择、优化，直到达到满意的解。该系统运用的是区域分配算法，进行尺寸运算。在每次设计完成后，主要参数会被统计、记录，被记载到知识库中，为以后综合设计提供经验。

在OASYS系统中（见图 1-4），库中每个(子)模块都自带由手工生成的设计计划，其通过子模块之间的互连构成拓扑结构，从而实现层次式设

计。该工具的主要特点是可以通过优化器件参数提高电路性能。它也是通过仿真模块库，调用测试方程来测试电路，用来进行电路优化设计。

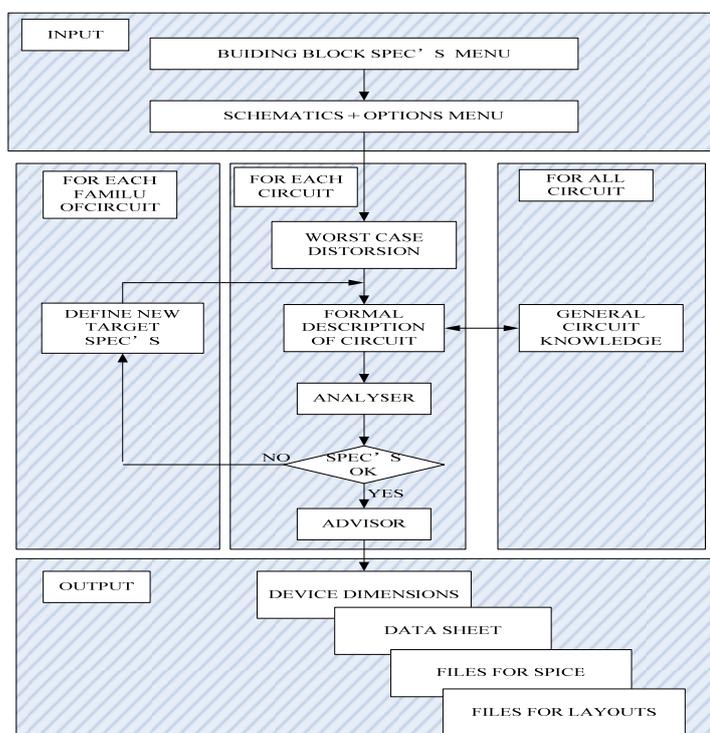


图 1-3 IDAC 设计流程图

Fig. 1-3 Desing flow of IDAC program

另外，还有许多学者也采用基于知识的设计方法^[27-30]，它们的共性都是基于电路仿真器的仿真结果，但是受限于当时的计算机发展水平，和固有的缺乏通用性而停滞不前。

总的来说，80年代末期和90年代初产生的模拟电路综合工具中的一些设计思想我们还是可以借鉴的。（比如：把模拟电路设计知识嵌入系统中；运用优化算法求解最优性能）但是近些年对它进行的研究工作不是很多。原因在于：

1. 库单元需要许多专业设计人员花费大量时间手工建立，而且固定。在设计中，库单元电路结构不能修改，并且它所提供的库单元远远不能满足模拟集成电路设计的需要。
2. 人们主要的精力用在电路综合上，调整结构是一件极其复杂的事情，要考虑诸多约束的事情，需要设计者掌握丰富的集成电路设计知识。
3. 综合是基于仿真器的，精度很高，可是当时的计算机相对比较落后，所

以生成一个小电路需要花费大量的时间，导致其应用性不强。

4. 那时候应用的优化算法主要都是传统优化算法，点对点搜索。
5. 在电路综合分析中，需要设计者提供电路性能方程，因此设计者还要花费很长时间在电路分析上，即电路设计前的准备工作量非常大，所以计算机辅助设计自动化优势并不能很好地体现。

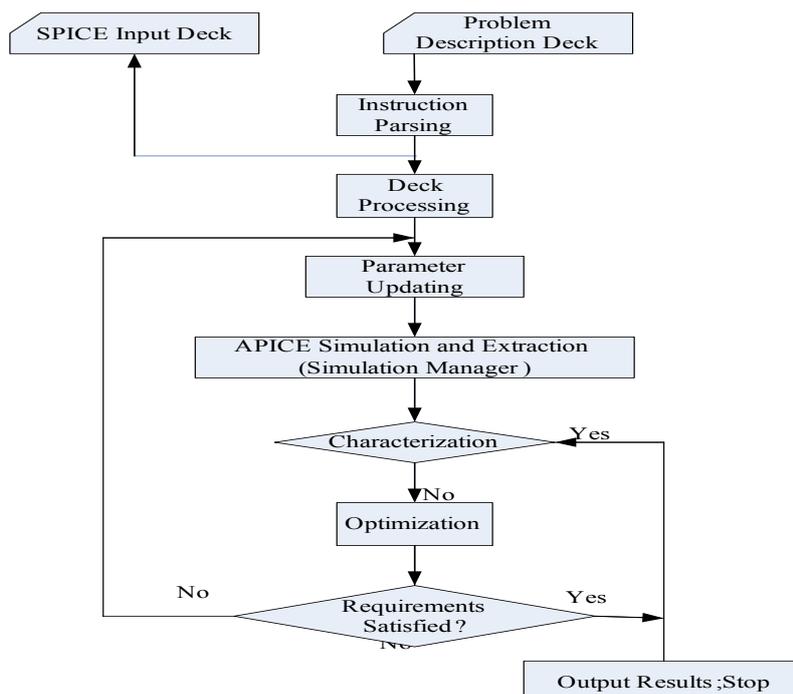


图 1-4 OASYS 设计流程图

Fig. 1-4 Design flow of OASYS program

1.2.2 模拟电路进化设计技术

模拟电路器件尽管管子不是很多，但是设计难度很大。向来被认为只有经验丰富的专家才能胜任的“艺术性”工作。模拟电路的进化设计研究能更充分地发掘和展示进化设计的潜在能力，所以很多学者投身于模拟电路进化设计技术研究中来。

NASA Jet Propulsion Laboratory 代表着模拟电路进化设计的最高水平。其中 Koza 等人研究的遗传编程 (Genetic Programming: GP) [31-33] 已被世界各地的电路进化设计者深入研究、探讨。其方法以构建电路的程序段为主要进化对象。在进化开始前，根据待设计电路的输入和输出个数选择相应的

“种子”电路。然后，根据 4 种“电路构造函数”，即连接修改函数（改变电路的拓扑结构）、元件生成（插入）函数、算术操作函数（确定元件的取值）和功能定义分支中的自动定义函数，对电路进行进化操作，使电路可以“生长”和“变异”；电路的适应度函数通过电路仿真软件 SPICE 来测量。该方法已经完成了一整套具有实用背景的电路（其中包括滤波器、运算放大器、电压基准和温度传感等电路）的进化设计。有些进化结果具有与专利电路相似的结构或可与商品化器件比拟，证明“在无样板可参照的情况下，GP 可与人类的设计水平相竞争”。然而该方法的缺陷是极其抽象不利于发展、传播；另外为了保证精度基于仿真软件，而且考虑到电路结构的优化调整，所以工作量具大，进化一个滤波器，放大器等元件需要工作站工作数日；而且它需要大量的程序设计人员和电路设计人员构建、修改子程序段。

Lohn 等提出“轨迹 (trail) 编码”方法^[34, 35]，(见 图 1-5)。利用包含构建电路所需指令的线性队列来表示电路。可用的元件包括电阻、电容、电感和三极管。为简化电路的构建过程，三极管被作为双端元件使用，其第三端固定地与地、电源、输入、输出或前一节点相连接，共有 50 余种组态。对每种元件均可进行“移至新节点”、“跨接至前一节点”、“跨接至地”、“跨接至输入”和“跨接至输出”等 5 种操作，分别将元件连接于当前节点和新建节点、前一节点、地、输入端或输出端之间。由程序逐条解释和执行队列中的指令来构建对应的电路，再利用 SPICE 软件评估电路的适应度，由并行遗传算法指导进化搜索。实验结果表明，该方法可生成足够丰富的电路拓扑结构并保证其有效性，支持对电路的规模（即元件数）、结构和所有元件取值的同时进化，所需的计算资源也大大减少。尽管如此，与 Koza 等的方法类似，每次实验仍需并行计算机系统连续工作数日，反映出模拟电路进化设计的难度和外部进化方法运算量极大的固有缺陷。

Stoica 等人讨论了在深太空探索任务中使用 EHW 的重要性和可行性，并利用定制的人工神经网络芯片进行了初步的实验^[36-41]。他们还研制了细粒度的可编程晶体管阵列 (FPTA)，并实际研究了基于 FPTA 的电路进化设计方法，证明 EHW 具有所期望的容错能力（如克服高温失效现象），该结构为我们实现内部进化提供了一个崭新的平台。

以上方法代表着电路进化设计的现有水平，但是其缺点是不依靠模拟电路设计知识和不考虑丰富的电路结构、参数变化的特点，完全盲目的搜索；另外其方法都十分抽象复杂，难于广泛传播；前期工作需要大量的人力和时

间；运算量具大，针对滤波器，放大器等单位电路的一次进化设计试验亦需要高性能工作站连续工作数日。

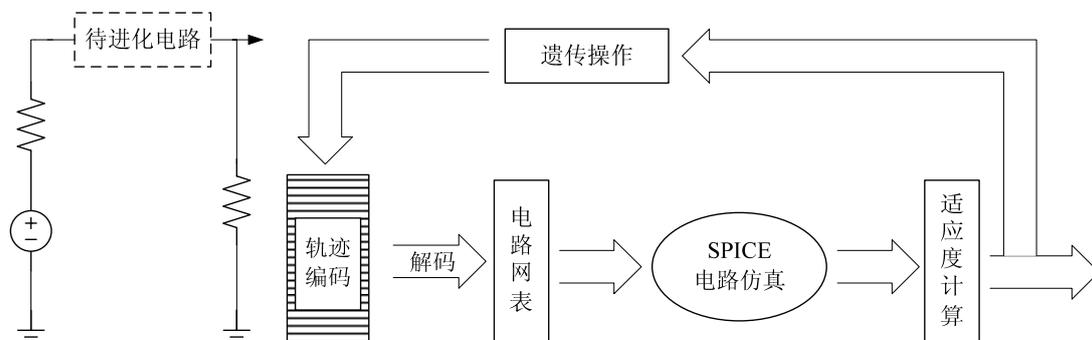


图 1-5 轨迹编码流程图

Fig. 1-5 Flow of trail coding

同样隶属于 NASA JPL 的 Zebulum 等人基于 SPICE 仿真工具的网表形式，是将电路的结构和参数等作为染色体加以编码，而个体的适应度定义为其行为（即电路的输入——输出特性）与预期结果的符合程度，通过进化计算求得满足功能要求的解^[42, 43]。电路进化设计的流程与进化计算基本相同。编码方案、进化算法和适应度评估方法是其主要的关键技术。由于该电路进化设计的流程与进化计算基本相同，电路拓扑图与染色体代码一一对应，以电路结构和电路参数为进化对象，并且计算量相对减少，电路进化更加形象化，很多人在此基础上进行了电路进化设计的研究。故本课题的着手点，选择该进化方法。

近些年来，以近代启发式算法为基础^[44, 45]（主要为遗传算法和模拟退火算法），对电路进行自动综合和进化设计成为广大学者探索的主要方向^[46-48]。人们首先尝试着对算法的不断改进，或运用混合算法作为寻优工具。为了节约仿真器消耗的大量时间，建立起各种仿真行为模型，划分模块来进行综合^[49-51]。

我国在 EHW 这一新兴研究领域起步较晚，研究工作开展较少。

西安电子科技大学的赵曙光教授在进化电路设计方面颇有建树。在模拟电路方面他提出的染色体编码方法，和相应的进化策略对于简化计算量，提高计算速度和规模有了长足的进步^[52]。还提出了一种新的自适应遗传算法包括多目标适应度评估，遗传参数自我调整，提高了模拟电路进化的优化程度^[53, 54]。

东南大学的郑维山博士在模拟电路进化设计中，基于小生境遗传算法，

通过基于行列式的符号建模，对模拟电路中的参数列出各性能指标的符号性能方程组，通过优化性能指标方程组解决参数优化问题，取得了一定的成果^[55-57]。其方法速度快，但是由于远离器件模型库，不是基于仿真软件，所以其精度和实用性还有待加强。

复旦大学的洪志良教授带领的团队，在孜孜不倦地探索着模拟电路自动综合的道路，其主要成果体现在“复旦大学模拟电路自动化设计系统中”。其中运用的方法也是基于设计方程式的电路综合手段，结合模型评估器，运用模拟退火等多种优化算法。已可以完成运算放大器，带隙基准源，A/D 转换器的自动综合^[58, 59]。

贵州大学的金力、刘桥等人，也运用了基于设计方程式的优化手段，通过遗传算法对运算放大器进行了参数优化设计^[60, 61]。

总之，现阶段电路进化设计研究工作还处于不断地探索和尝试阶段，因此在这一重要领域开展系统和深入的研究是模拟电路自动化研究者需要迫切解决的任务。

1.2.3 存在的不足和待深入研究的内容

模拟电路进化设计分为结构生成和参数优化两部分。

在结构生成方面如前所述，很多学者都处在探索阶段。由于电路结构的复杂多变性，大规模结构电路的生成，需要无法想象的繁重的工作量。所以大多数人所做的仅仅是构造标准单元模型库，根据库模型文件中的单元来尝试着搭建新颖的电路结构，或者根据启发式算法，演化生成一些简单的电路结构，其有探索价值，但由于电路模型简单，变化种类范围小，故其还没有达到实用的水平^[62]。

在模拟电路参数优化方面，已有许多学者运用不同的方法、算法、改良的算法来优化电路参数（如管子的宽长，无源器件的值），并且取得了一些可喜的成果。然而，由于模拟器件本身的多性能指标制约性，本人认为用遗传算法解决模拟电路优化中的多目标优化问题是最根本也是最直接有效的手段。也有一些学者把遗传算法应用在模拟电路参数优化中。首先推导出一系列以待优化参数为变量的性能指标方程组。然后运用遗传算法对参数进行优化。不可否认该方法提高了优化速度，然而由于该设计方法没有基于Hspice 仿真软件，没有基于仿真库模型，所以在精确度方面，还有缺陷。另外，在运用各种方法优化电路参数时，如果没有把实际模拟电路设计的基

本思想和经验运用到其中，这样优化出来的电路，其性能指标在实用性方面还有待提高。

在参数优化方面有两条道路，一种是基于 Hspice 仿真软件的优化，其特点的精度高，但是速度相对较慢，一种是基于方程式的优化方法，其特点是速度快，但精度略有欠缺。基于仿真器的优化设计，在九十年代停滞不前，是由于当时的计算机比较落后，另外人们专注于结构的变化。如果针对于电路结构不变，调整参数的优化策略，在现阶段高速计算机的发展同时，完全可以运用基于仿真器的优化方法解决实际电路设计中的难题。

1.3 最优化理论

最优化技术是一种以数学为基础，用于求解各种工程问题优化的应用技术。优化技术的发展，首先来自于工程实际的需要。作为一个重要的科学分支，它一直受到人们的广泛重视，并在诸多工程领域得到迅速推广和广泛的应用，如：系统控制、人工智能、模式识别、生产调度、VLSI设计和计算机工程等^[63-65]。最优化是每一个工程或产品设计者所追求的目标，任何一项工程或一个产品的设计，都需要根据设计要求，合理选择方案，确定各种参数，以期达到最佳的设计目标，如重量轻、材料省、成本低、性能好、承载能力高等。优化设计正是在这样的客观需求下产生并发展起来的。优化设计建立在最优化数学理论和现代计算技术的基础之上，其任务在于运用计算机寻求设计的最优方案^[66]。

优化设计实质上就是运用不断发展的计算机，高质量高速度地完成设计方案的“设计-评价一再设计”过程，是计算机辅助设计的核心技术之一。优化设计主要包括两方面工作：第一，将工程实际问题建立模型，即抽象成为优化设计的数学模型；第二，应用优化计算方法的程序在计算机上来完成这个数学模型的求解。

最优化设计方法源于法国数学家拉格朗日关于一个函数在一组等式约束条件下的极值问题。伴随着工业、军事、商业和管理决策科学的发展，这门学科也在不断的健全，分解出组合优化、线性规划、非线性规划、多目标规划、动态规划等分支。拉格朗日乘子法则、库恩塔克条件、庞特里雅金极大值原理、贝尔曼最优化方程等，奠定了最优化理论研究发展的数学基础，这些经典的优化理论着重描述了最优解的特征^[67]。

随着智能技术的发展，在传统的优化方法继续发展的基础上，又产生出

许多新颖的优化方法。20世纪末，人工神经网络、混沌算法、遗传算法、进化规划、模拟退火，禁忌搜索及其混合算法等，通过模拟或揭示某些自然现象或过程而得到发展，其思想和内容涉及数学、物理学、生物进化、人工智能、神经科学和统计力学等方面，为解决复杂问题提供了新的思路 and 手段。

优化设计与常规设计方法相比有以下优点：

1. 优化设计能使各种设计参数自动向更优的方向进行调整，直至找到一个尽可能完善的或更合适的设计方案。对于复杂的优化问题常规设计虽然也希望找到最佳的设计方案，但都是凭着设计人员的经验来进行的，不能保证设计参数一定能够向更优的方向调整。
2. 优化设计的手段是采用计算机，在很短的时间内就可以分析一个设计方案，判断方案的优劣和是否可行，因此可以迅速地大量的方案中选出更优的设计方案。

1.3.1 最优化问题数学表达

一般地，最优化问题（optimization problem）由目标函数（objective function）和约束条件（constraints）两部分组成。

设 $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为 n 维实欧氏空间 R^n 内的一点， $f(x), g_i(x) (i=1, 2, \dots, m), h_i(x) (i=m+1, \dots, p)$ 为给定的 n 元函数，则一般的最优化问题的提法是：在约束条件

$$g_i(x) \leq 0, i = 1, 2, \dots, m \quad (1-1)$$

和

$$h_i(x) = 0, i = m + 1, \dots, p \quad (1-2)$$

之下，求向量 x ，使函数 $f(x)$ 取极小值（或极大值）。这里 $f(x)$ 称为目标函数， $g_i(x) \leq 0$ 称为不等式约束条件， $h_i(x) = 0$ 称为等式约束条件，

$x=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 称为设计变量或决策变量，把上述的最优化问题简写为

$$\begin{aligned} & \{\min \quad f(x) \\ & \text{s.t. } g_i(x) \leq 0, i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (1-3)$$

$$h_i(x) = 0, i = m+1, \dots, p$$

令 $R = \{x | g_i(x), i = 1, 2, \dots, m; h_i(x) = 0, i = m+1, \dots, p\}$, 称为 R 维问题 (1-3)

的可行集或容许集, 称 $x \in R$ 为式 (2-3) 的可行解或容许解。

定义 1: 若有 $x^* \in R$, 使得 $\forall x \in R$, 均有 $f(x^*) \leq f(x)$, 则称 x^* 为问题的 (全局) 最优解 (点) 或全局极小点。

若 $\exists x^* \in R$, 使得 $\forall x \in R, x \neq x^*$, 均有 $f(x^*) < f(x)$ 成立, 则称 x^* 为问题 (2-3) 的严格全局极小点。

若 $x^* \in R$ 具有性质: 存在 x^* 的一个邻域 $N(x^*, \varepsilon)$, 使得 $\forall x \in R \cap N(x^*, \varepsilon)$, 均有 $f(x^*) \leq f(x)$, 则称 x^* 为问题 (2-3) 的一个局部最优解 (点) 或局部极小点, 其中 $\varepsilon > 0$ 为实数, $N(x^*, \varepsilon) \triangleq \{x | \|x - x^*\| < \varepsilon\}$, 称为 x^* 的 ε 邻域, $\|\cdot\|$ 为向量模。

若 $\exists x^* \in R, \varepsilon > 0$, 使得 $\forall x \in R \cap N(x^*, \varepsilon), x \neq x^*$, 均有 $f(x^*) < f(x)$, 则称 x^* 为问题 (2-3) 的严格局部极小点。

显然, 问题 (2-3) 的一个全局最优解也是它的一个局部最优解, 但局部最优解不一定是全局最优解。

求解最优化问题 (2-3), 就是要求出 (2-3) 的全局最优解, 但在一般情况下, 往往只能求出它的一个局部最优解。

定理 2: 设 $f(x), g_i(x) (i=1, 2, \dots, m), h_i(x) (i=m+1, \dots, p)$ 在 R^n 上连续, 则问题 (2-3) 的可行集 R 为闭集: 它的全局最优解集亦为闭集。

定理 3: 设 $f(x) \in C^1$ 定义在 $\Omega \subset R^n$ 上, x^* 是 Ω 的一个内点, 若 x^* 为 $f(x)$ 的一个极小点, 则 $\nabla f(x^*) = 0$, 其中:

$$\nabla f(x) = \left(\frac{\partial f(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial f(x)}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f(x)}{\partial x_n} \right)^T \quad (1-4)$$

为 $f(x)$ 的梯度。满足条件 $\nabla f(x^*) = 0$ 的点 x^* 称为 $f(x)$ 的稳定点或驻点。

1.3.2 最优化技术分类

最优化理论和技术中, 由于算法模型的形态不同, 对同一个问题中可能有许多的分类, 归纳如下:

1. 约束优化和无约束优化

优化技术中最基本的分类就是按是否有约束条件分类。具有各种约束条件的优化问题称之为约束优化，而不具有约束条件的优化问题称之为无约束优化。

2. 静态(参数)优化与动态优化

这是根据所涉及变量的性质分类。当最优化问题涉及到多个参数变量的最优化时，我们称之为静态优化。如果这些参数同时又是其它变量的函数的话，我们称这类优化为动态优化。

3. 最优控制问题和非最优控制问题

最优控制问题是指某优化问题可以由多个阶段来实现，这样最终的优化可以用每阶段的状态变量和控制变量来表示，这类优化问题称之为最优控制问题，否则，就称为非最优控制问题。数学表示为：

$$f_i(x) = \sum_{i=1}^L f_i(x_i, y_i) \quad (1-5)$$

$$\begin{aligned} &g_i(x_i, y_i) + y_i = y_i + 1, i = 1, 2, \dots, L \\ \text{约束条件: } &g_i(x_i) \leq 0, i = 1, 2, \dots, L \\ &q_j(x_j) \leq 0, j = 1, 2, \dots, L \\ &h_k(y_k) \leq 0, k = 1, 2, \dots, L \end{aligned}$$

这里， L 就是 L 个阶段， x_i 为控制变量， y_i 为状态变量， f_i 是第 i 个阶段对整个目标函数贡献， g_i 、 h_k 和 q_j 分别是对 x 、 y 在不同阶段的约束条件。

另外一种重要的分类是按照建模方程的类型分类，就是根据目标函数表达式的性质分类，分类如下：

1. 线性规划 (Linear Programming:LP)

若 $f(x)$ 、 $g_i(x)$ 、 $h_i(x)$ 都是 x 的线性函数，则问题(2-3)称为线性规划问题，简写成LP问题。

2. 非线性规划 (Non Linear Programming:NLP)

在式(2-3)中，若函数 $f(x)$ 、 $g_i(x)$ 、 $h_i(x)$ 中至少有一个是 x 的非线性函数，则上述问题(2-3)称为非线性规划问题，常简写为NLP问题。

3. 二次规划

当目标函数 $f(x)$ 为二次函数，约束条件全部为线性表达式时称为二次

规划。

4. 整数规划

在式(2-3)中, 如果还要求某些设计变量或全部设计变量取非负的整数
值, 则将式(2-3)称为整数规划问题。

5. 多目标规划

在式(2-3)中。若目标函数 $f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_p(x))^T, p \geq 2$ 即 $f(x)$ 是 x
的一个向量函数, 则称问题(2-3)为多目标规划问题。近二十多年来, 多目
标规划得到迅速的发展, 获得了极其广泛的推广和应用, 也是本论文所研究
的重点。

1.3.3 最优化算法的分类

1.3.3.1 传统优化算法

一般来说优化问题的传统求解方法可以分为解析法和数值分析法两大
类。其中传统优化算法的主要代表有:

单纯形法:

其是解决线性规划问题最早的、目前仍然是最有效和重要的方法。对于
求解最大值问题, 单纯形法寻找最优解不是一次完成的, 而是一个过程。每
次找到一个成功的基本可行解, 都是使目标函数比上一次有所增加。而每
次基本可行解的获得又是由一个非基本变量代替一个基本变量而完成的, 新
的基本变量的形成过程为: 令一个不适合的基本变量为零, 再从非基本变量
中找出一个合适的进入基本变量, 计算其是否满足约束条件, 该变量的代换
的准则是: 新的变量变成基本变量后, 应使目标函数有所增加, 这就需要这
个非基本变量对目标函数有最大的单位增长, 而离开的一个基本变量应保
证可行性不被破坏: 这个替换过程将一直迭代下去, 直到目标函数不再改
善, 找到了最优解。

最速下降法:

它以目标函数的负梯度方向作为每步迭代的搜索方向, 故又称为一阶梯
度法。该方法在开头几步下降较快, 但随着接近最优点, 其下降速度逐渐减
慢, 因为目标函数的下降直接正比于梯度, 而接近最优点时其梯度逐渐趋
于零。因而其每次迭代使目标函数的下降值将逐渐减小。

牛顿法:

利用目标函数的二次泰勒 (Taylor) 展开, 并将其极小化。其计算量较大, 但收敛速度快, 且不会终止于鞍点。

共轭梯度法:

是介于最速下降法与牛顿法之间的一种方法, 它仅需利用一阶导数信息, 但克服了最速下降法收敛慢的缺点, 又避免了存贮和计算牛顿法所需的二阶导数信息。

动态规划法:

是研究多阶段决策过程最优化的方法。多阶段决策问题是指这样一类活动的过程: 由于它的特殊性, 可将其划分为若干个互相联系的阶段, 在它的每一个阶段都需要做出决策, 并且一个阶段的决策确定以后, 常影响下一个阶段的决策, 从而影响整个过程的活动路线。各个阶段所确定的决策构成一个决策序列, 通常称为一个策略。由于每个阶段所供选择的决策往往不止一个, 因而就形成许多策略可供选择, 对应于一个策略, 就有一个确定的活动效果, 不同的策略, 效果也就不同。多阶段决策问题, 就是要在允许的那些策略中间, 选择一个最优策略, 使之在有预定的标准下达到最好的效果。

在实际应用中, 我们可看到传统优化方法的一些不足:

1. 基于求目标函数导数的零点或一系列迭代过程来求最优解的优化方法。这类方法容易陷入局部最优附近且要求目标函数有较好的连续性和可微性。
2. 基于在有限的或被离散化的无限搜索空间中比较每一点的目标函数值, 求出最优解。这类优化方法虽有简便性、适用性强的优点, 但应看出此类方法盲目性大, 当搜索空间变大时, 计算量会迅速增加。
3. 寻优初始点的选择在传统优化方法中是一大技巧, 或者说, 寻优是否成功, 在很大程度上取决于设计人员的经验, 目前唯一的做法就是参考原设计方案。近年来, 随着求解问题规模的不断增大, 计算复杂度的不断增高, 对设计结果要求的不断提高, 传统优化设计方法已不能满足要求, 逐渐显示出其局限性。因此, 从实际应用的角度出发, 研究能直接寻找全局(或近似全局)最优解的优化方法是目前优化理论所要研究的主要内容。

1.3.3.2 近代启发式算法

针对大多数传统优化方法的局部优化性及缺乏健壮性等缺陷, 近二十年来, 人们相继发展了许多求解全局优化问题(或近似全局)的方法。这些方法

可一般地分为确定型与随机型两类，前者包括Branim的下降轨线法，Levy的隧道法以及葛人溥的填充函数法等^[68, 69]；后者包括多始点算法、模拟退火法、禁忌搜索法等。当目标函数具有为数不多的极点时，确定型方法常表现出计算效率高的优点，但同时暴露出算法复杂、对目标函数性质要求高、不可靠等缺点。相比较而言，随机算法有较强的稳健性，算法容易实现，并且能够得到较好解，或以一定概率保证解的质量。

随着计算机技术的迅速发展，人们利用人工智能，神经网络等领域的一些新工具，以及从生物进化，物理过程等中吸取一些启发，研究优化问题的新解法。近年出现的模拟退火(Simulated Annealing, SA)，禁忌搜索(Tabu Search: TS)和进化计算(Evolutionary Computation: EC)在优化问题中获得了广泛的应用，在一些难解的问题(如旅行商问题、车间调度问题)上取得了显著的成果，超过了过去用的其它方法。国外一些研究人员把这些新的解法统称为近代启发式算法。

1. 模拟退火算法

模拟退火算法是1983年由Kirkpatrick等提出的，SA是将组合优化问题与热力学中的物理淬火过程类比，另辟求解组合优化的新途径。它通过模拟退火过程可以找到全局或近似全局最优解，它是基于蒙特卡罗迭代求解法的一种启发式随机搜索过程。在局部搜索中，当某个解的目标函数即使变坏时，仍然以一定的概率保留向这个解移动的可能性，以避免陷入局部最优解。整个过程由一个称为温度的参数 t 来控制^[70, 71]。

2. 禁忌搜索

禁忌搜索TS是另一个著名的智能启发式搜索算法，也有文献称其为列表寻优法。TS最早于1986年由F. Glover提出，几乎同时F. Hansen也作了类似的研究。把模拟退火作一些修改，不是从 $N(x)$ 中随机地选出一个解作为候选解，而是从 $N(x)$ 中选取除 x 外最好的解 y ，即使解 y 不如 x 好也把 y 作为下一个候选解。修改后的算法就成了Tabu搜索的基础。然而，当候选解从 x 移动到 y 后，在求解 $N(y)$ 内的最优解时，有可能有回到了原来的解 x ，为了防止这种循环情况发生，可以作一个禁止集合 T ，使 x 只能向 $N(x)-T$ 内最好的解方向移动^[72-74]。

在实际应用中，禁止集合的作法可以非常灵活。可以把各种先验知识和搜索的履历、解的性质等以禁止集合的形式记录下来，从而控制以后的搜索过程。例如，可以把搜索中解的变量出现的频率和变化的方向存储起来，用这些信息来调节搜索过程，使得在候选解出现较多从而是有希望的区域内进

行更详细的搜索，同时有意识地向还未搜索过或搜索不充分的区域移动，增加搜索的广泛性。

3. 进化计算

进化计算包括遗传算法^[75, 76]，进化规划^[77, 78]和遗传编程^[79]。

到了80年代，人们越来越清楚地意识到传统人工智能方法的局限性，而且随着计算机速度的提高及并行计算机的普及，进化计算对机器速度的要求已不再是制约其发展的因素。某些学者声称，进化计算与混沌理论、分形几何将成为人们研究非线性现象和复杂系统的新的三大方法，并将与神经网络一起成为人们研究认知过程的重要工具。当前，进化计算的研究内容十分广泛，如进化算法的设计与分析、进化计算的理论基础及其在各个领域中的应用等。可以预计，随着进化计算理论研究的不断深入和应用领域的不断拓展，进化计算必将取得更大的成功。

在启发式搜索中，为了获得最优解或近似最优解，应该在尽可能广的区域内进行搜索。在遇到变坏的解时，应该强制地向迄今尚未搜索过的区域移动。另一方面，为了缩短搜索时间，提高算法的效率，应该充分利用各种先验知识、解的履历等信息，在有希望得到最优解的附近区域进行集中地、详细地搜索。上述集中搜索和广泛搜索是矛盾的两个要求，是解的质量与搜索时间的矛盾。如何来寻找一个折衷解决方法是启发搜索需要解决的问题。

在模拟退火中，为了避免局部最优解，增加搜索的广泛性，引入了解的移动的随机性，即SA在搜索过程中，既能向目标函数变优的方向迭代，又以一定的概率接受目标函数劣化的情况，从而避免陷入局部最优点，保证获得全局最优解的可靠性，SA已在理论上被证明是一种以概率1收敛于全局最优解的全局优化算法。SA算法的缺点是其参数难以控制，SA的初始温度设置是影响SA全局搜索性能的重要因素之一。初始温度高，则搜索到全局最优解的可能性大，但因此要花费大量的计算时间；反之，则可节约计算时间，但全局搜索性能可能受到影响。退火速度的选择也影响SA的全局搜索性能。同时由于SA在执行的过程中，每次只保留一个当前解，致使算法总的收敛速度较慢。

禁忌搜索TS是在搜索过程中使用了记忆功能。由于TS使用了记忆，在搜索过程中可以接受劣解，所以TS具有强的爬山能力，这样使得TS在搜索过程中能够跳出局部最优解，进而转向其他区域进行搜索，从而获得最优解的概率也大大增加。这一优化方法的主要问题是列表大小不易确定。一般来说，太小的列表可能无法避免搜索路径的往返重复，这将影响TS法的全局

优化性能；另一方面，过大的列表除了增加计算时的复杂度外，还可能会因列表对搜索区域的过分限制，而使TS难以接近全局最优解，这又从另一方面影响了TS的全局搜索能力。TS的另一缺陷与SA一样，它是单-单操作，即在搜索过程中初始解只能有一个，在每代也只是把一个解移动到另一解，搜索的效率低。

进化算法的应用是近几年人们关注的热点，它们在一些优化问题中取得了很好的成果。与SA、TS相同，进化算法有如下优点：

1. 对整个参数空间给出一种编码方案，而不是直接对问题的具体参数进行处理。
2. 进化算法是从一个群体即一组初始点开始搜索，而不是从单一的初始点开始搜索，属于隐形并行算法，搜索效率高，同时这也是它能以较大概率找到全局最优解的主要原因之一。

由于 Holland 及其同事的长期努力，在 GA 的数学基础方面做了许多工作，如提出了“模板定理”，证明了一些 GA 算法收敛性等，因此 GA 的理论研究成果相对成熟^[80]。建立进化计算的数学模型，奠定进化计算的理论基础，更深刻地认识进化计算的本质，是目前有关进化计算研究的一个热点和难点。

遗传算法作为现代最优化的手段，应用于大规模、多峰值、多态函数、含离散变量情况下的全局优化问题是合适的，在求解速度和质量上远远超过常规方法。基于上述考虑，本文从实际模拟电路设计的角度，把GA运用到本课题中。另外，由于GA算法理论相对成熟、搜索效率高、内在的隐并行性特点，以及GA使用变量的编码集而不是变量的本身进行操作，因此可有效地处理连续、整形和离散变量，通用性好，适用于复杂的电路参数优化问题的求解。

1.4 课题的主要研究内容和论文结构

本论文在完成了对国内外可进化硬件、电路自动综合，模拟电路自动设计调研的基础上。探讨最优化理论，分析最优化问题、优化技术和优化算法。总结出遗传算法是解决电路优化问题中多目标优化问题行之有效的方法。

针对模拟电路设计的研究的发展方向，即在绝大数情况下，设计者运用的电路结构都是已知的、经典的，很多功能模块是很难改变的。而调整晶体

管的参数是现今模拟电路设计的主要瓶颈。我们把电路结构固定不变，只优化电路参数作为本论文的主要研究方法。

1. 对遗传算法进行基于种群多样性的指数型改进，通过四个测试函数验证改进后的遗传算法具有更好的收敛性和全局搜索能力。
2. 通过对无源双端口器件----阻容滤波器优化设计，进行遗传算法优化电路的可行性研究；同时对比基于个体适应度线性自适应改进的遗传算法和基本遗传算法在电路优化中的优劣性；分析根据个体适应度线性调整遗传参数存在的不足，确立基于种群多样性遗传参数指数型调整的遗传算法为今后工作的主要实现方法。在此基础上对电路的结构进行调整，并通过改进的遗传算法对其进行进化设计；在深入分析研究的基础上，认为：结构调整对于模拟电路设计来讲具有太多的不确定性和复杂性。本着实用性考虑，确定本论文后续工作的方向。
3. 基于改进的最优保留遗传算法对 CMOS 模拟运算放大器的参数进行优化设计。其中，把模拟电路设计的经验知识引用到设计中，改写编码方案，约束边界条件；对适应度函数进行了根据性能指标要求，进行分段线形调整；并且对遗传算子，根据优化过程进行了指数型衰减调整。比较该方法同其他方法优化的相同结构的 CMOS 模拟运算放大器的仿真结果。
4. 基于改进的最优保留遗传算法对二阶曲率补偿带隙基准源进行参数优化设计。以温度系数为主要优化目标，运用以次要目标作为边界条件的适应度函数归一化方法和二次优化方法。给出优化后的参数和仿真结果，并与其他曲率校正带隙基准源进行比较。验证该带隙基准源具有低温度系数、适用温度范围广、低功耗的特点。

论文按照以下结构组织：

第二章：结合多目标优化理论分析遗传算法，并对其进行改进。

第三章：基于遗传算法的阻容滤波器的进化设计。

第四章：基于遗传算法的 CMOS 运算放大器参数优化设计。

第五章：基于遗传算法的 BiCMOS 曲率校正带隙基准源的优化设计。

最后，总结研究成果及需要提高的地方，并且对未来的工作重点，进行展望。

第 2 章 遗传算法的分析与改进

现在科学理论研究中存在着大量与优化、自适应相关的问题，但除了一些简单情况外，人们对于大型复杂系统的优化和自适应问题仍然无能为力。然而，自然界中的生物却在这方面表现出了其优异的能力，他们能够以优胜劣汰、适者生存的自然进化规则生存和繁衍，并逐步产生对其生存环境适应性很高的优良品种。遗传算法正是借鉴生物的自然选择和遗传进化机制而开发出的一种全局优化自适应概率搜索算法。

2.1 基本遗传算法

遗传算法是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种全局优化概率搜索算法。它起源于60年代对自然和人工自适应系统的研究，最早由美国密执安大学的Holland教授提出。70年代De Jong基于遗传算法的思想在计算机上进行了大量的纯数值函数优化计算实验。在一系列研究工作的基础上，80年代由Goldberg进行归纳总结，形成了遗传算法的基本框架。在学者们的共同努力下，遗传算法的理论和方法不断地得到改进和完善，现已成为一种成熟、高健壮性、应用广泛的全局优化算法，在组合优化、自动控制、生命科学、机器智能和可进化硬件等领域均得到广泛的应用。

2.1.1 基本遗传算法的实现

遗传算法是从代表问题的可能潜在解集的一个种群（population）开始的，而一个种群则由经过基因（gene）编码（coding）的一定数目的个体（individual）组成。每个个体实际上是染色体（chromosome）带有特征的实体。染色体作为遗传物质的主要载体，即多个基因的集合，它决定了个体的特征。因此，一开始需要实现从表现型到基因型的映射即编码工作。由于仿照基因编码的工作很复杂，我们往往进行简化，如二进制编码。初始种群产生之后，按照适者生存和优胜劣汰的原理，逐代（generation）演化产生出越来越好的近似解。在每一代，根据问题域中个体的适应度（fitness）大小挑选（selection），产生出代表新的解集种群。这个过程将导致种群像自然进化一样，后代种群比前一代更加适应于环境，末代种群中的最优个体经过解码，可以作为问题近似最优解。

图 2-1 介绍了基本遗传算法进化过程。可以看出，遗传算法逐代进化的机理是“适者生存，优胜劣汰”，交叉（cross）和变异（mutation）是它的寻优手段。而在基本遗传算法中，交叉和变异是固定不变的。

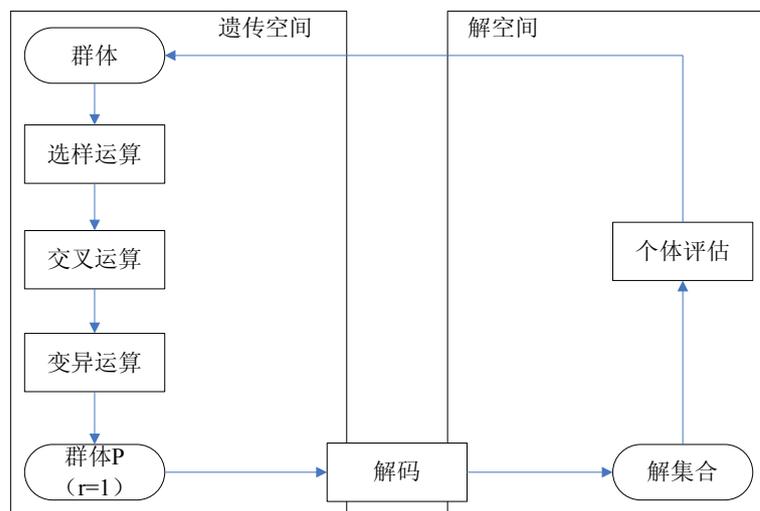


图 2-1 基本遗传算法的进化过程

Fig. 2-1 The evolution process of Simple Genetic Algorithm

2.1.2 遗传算法的特点

随着待优化问题的复杂度的提高，要寻求一种能以有限的代价来解决搜索和优化的通用方法，遗传算法为我们提供了一个有效的途径，它不同于传统的搜索和优化方法。主要区别在于：

1. 自组织，自适应和自学习性（智能性）。应用遗传算法求解问题时，在编码方案，适应度函数及遗传算子确定后，算法将利用进化过程中获得的信息自行组织搜索。由于基于自然的选择策略为“适者生存，优胜劣汰”，因而适应度大的个体具有较高的生存概率。通常，适应度大的个体具有更适应环境的基因结构，再通过基因重组和基因突变等遗传操作，就可能产生更适应环境的后代。进化算法的这种自组织，自适应特征，使它同时具有能根据环境变化来自动发现环境的特性和规律的能力。自然选择消除了算法设计过程中的一个最大障碍，即需要事先描述问题的全部特点，并要说明针对问题的不同特点算法应采取的措施。因此，利用遗传算法的方法，我们可以解决那些复杂的非结构化问题。
2. 遗传算法的本质并行性。遗传算法按并行方式搜索一个种群数目的点，

而不是单点。它的并行性表现在两个方面，一是遗传算法是内在并行的（inherent parallelism），即遗传算法本身非常适合大规模并行。最简单的并行方式是让几百甚至数千台计算机各自进行独立种群的演化计算，运行过程中甚至不进行任何通信（独立的种群之间若有少量的通信一般会带来更好的结果），等到运算结束时才通信比较，选取最佳个体。这种并行处理方式对并行系统结构没有什么限制和要求，可以说，遗传算法适合在目前所有的并行机或分布式系统上进行并行处理，而且对并行效率没有太大影响。二是遗传算法的内含并行性（implicit parallelism）。由于遗传算法随机产生初始种群，因而可同时搜索解空间内的多个区域，并相互交流信息。使用这种搜索方式，虽然每次只执行与种群规模 n 成比例的计算，但实质上已进行了大约 n^3 次有效搜索，这就使遗传算法能以较少的计算获得较大的收益。

3. 遗传算法不要求导或其他数学知识，而只需要确立影响搜索方向的适应度函数。
4. 遗传算法强调概率转换规则，而不是确定的转换规则。
5. 遗传算法对给定问题，可以产生许多的潜在解，最终选择可以由执行者确定。

基于上述特点，我们不难发现模拟电路优化中各个待优化参数可以与遗传算法的二进制编码空间一一对应；而模拟电路中各个性能指标的要求正是遗传算法的适应度函数的体现，不用额外的数学方法便可决定着遗传算法的优化方向；另外，模拟电路优化设计中的修改-仿真-再修改的大量重复性工作，完全可以通过遗传算法的并行性有效的解决；更重要的是模拟电路中相互冲突、相互制约的性能关系恰恰符合遗传算法解决多目标优化问题的本质。由此得出：遗传算法正是我们解决模拟电路优化设计问题中，行之有效的方法！

2.2 遗传算法用于求解多目标问题

工程中经常会遇到在多准则或多设计目标下设计和决策的问题，如果这些目标是相背离的，需要找到满足这些目标的最佳设计方案。解决多目标和多约束的优化问题，即多目标优化（Multi-Objective Optimization, MO）。通常的做法是根据某权值函数将多目标合成单一目标来进行优化。但大多数情况下，在优化之前这种权值函数是无法确知的，为了使决策者深入掌握优

化问题的特点，有必要提供多个解以便于做出合理的最终选择。

法国经济学家 V. Pareto (1848~1923) 最早研究经济领域内的多目标优化问题，他的理论被称为 Pareto 最优性理论。用求单目标优化的方法求最优解，获得的所谓理想解往往在可行域之外。MO 问题需要优化一组费用函数，其解不是单化一点，而是一组点的集合，称之为 Pareto 最优集 (Pareto-optimal set) Pareto 最优集定义如下^[81]：

定义：对于最小化 MO 问题， n 个目标分两 $f_k(k=1,2,\dots,n)$ 组成的向量

$$\bar{f}(\bar{x}) = (f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}), \dots, f_n(\bar{x})) \quad (2-1)$$

其中 $\bar{x}_u \in U$ 为决策变量，若 \bar{x}_u 为 Pareto 最优解满足：

当且仅当，不存在决策变量 $\bar{x}_v \in U, v = f(\bar{x}_v) = (v_1, \dots, v_n)$ 支配 $u = f(\bar{x}_u) = (u_1, \dots, u_n)$ 即不存在 $\bar{x}_v \in U$ 使得下式成立：

$$\forall i \in \{1, \dots, n\}, v_i \leq u_i \wedge \exists i \in \{1, \dots, n\} v_i < u_i \quad (2-2)$$

常规 MO 问题求解方法有多目标加权法，层次优化法， ε 约束法，全局准则法，目标规划法等，其中以目标规划法 (goal programming) 最为著名。这些算法的特点是将多目标转化为单目标处理，往往只能得到一个解。除了预先获知目标函数最优值的情况外，不能保证 Pareto 最优性，即使最优化求解很成功。

图 2-2 所示的是 MO 问题解集空间示意图，Pareto 最优集的每个解都是 MO 问题的一个非劣解。

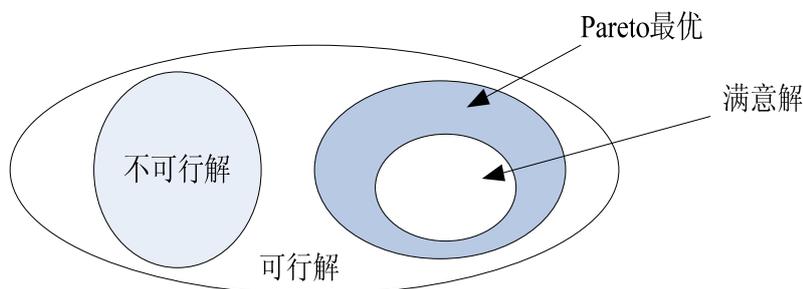


图 2-2 MO 问题解集空间示意图

Fig. 2-2 Solution space of MO problem

遗传算法通过代表整个解集的种群进化，以内在并行的方式搜索非劣

解, 决策者可以在多个解中选择决策方案, 这对于解决 MO 问题时非常有效的。此外, 求解多目标优化问题的遗传算法的基本结构与求解单目标优化问题的遗传算法的基本结构相类似^[82, 83]。

在利用遗传算法进行多目标优化问题求解时, 需要考虑如何评价 Pareto 最优解, 如何设计适合于多目标优化问题的选择算子、交叉算子、变异算子等问题, 所以算法在实现时也有不同的地方。在算法的实现中我们根据各个子目标函数之间的优劣关系进行个体的选择运算; 也可以对各个子目标函数进行独立的选择运算; 还可以把原有的多目标优化问题的求解方法与遗传算法相结合构成混合遗传算法。对于具体的应用问题, 根据设计者的偏好和具体的情况来酌情处理。

2.3 对遗传算法的自适应改进

2.3.1 基本算法改进的必要性

遗传算法与其他优化算法相比有其本质的优势, 然而基本遗传算法也有其内在的收敛速度慢、易陷入局部最小解等缺陷^[84, 85]。理论研究证明 SGA 无法保证以概率 1 收敛。针对这些问题, 许多研究者从改进选择策略、增强局部搜索能力等方面着手, 已经提出了多种改进的遗传算法, 包括最优保留遗传算法和各种融合启发性算法的混合遗传算法。但是以上的改进如果继续沿用 SGA 的非自适应的遗传参数, 均难以避免早熟和纯随机搜索趋势的出现。主要原因如下:

1. 控制参数对遗传算法性能的影响极大。足够大的种群规模和分布均匀的初始种群对于保证遗传算法的整体性能均十分必要, 而遗传概率 P_c 和 P_m 则分别决定着交叉操作和变异操作的使用频率, 从而直接影响着遗传算法的搜索速度和全局收敛率。这一结论已被许多研究和仿真结果所证实。

交叉操作的作用是通过生成新个体来实现全局搜索。当交叉概率 P_c 较大时, 遗传算法开辟新的搜索区域的能力较强, 但高适应度的基因遭到破坏的可能性也较增大, 各代种群之间容易产生较大的差异, 甚至导致遗传搜索走向随机化而无法收敛; 当 P_c 较小时, 有利于保持相邻的两代种群之间的连续性和提高解空间探索过程的连续性和细致性, 故可增加算法收敛到全局最优解的可能性, 但搜索速度相对较慢; 若 P_c 过小, 则会导致遗传搜索陷入停滞状态。

变异操作的作用是保持种群的多样性，实现局部搜索。当变异概率 P_m 较大时，遗传算法摆脱局部最优区域的能力较强，但容易产生“跳跃式”的随机化搜索趋势，严重降低搜索速度甚至导致算法无法收敛；当 P_m 较小时，解空间探索过程较为连续和平缓，但遗传算法难以跳出局部最优解区域，因而容易导致局部收敛；若 P_m 过小，则经过多次迭代后，种群中的个体便会趋于相同（均近似于高适应度的个体），造成早熟。

2. 遗传参数的合理取值与问题有关^[86-88]。待求解问题的类型、规模和解空间构造不同，它们所适用的遗传概率的范围和最佳取值便不相同。例如，较为宽阔、平缓的解空间构造一般需要较大的交叉概率和较小的变异概率，而较为“崎岖”、“险峻”的解空间构造则相反。由于缺乏有关解空间构造等方面的先验知识，事先仅凭经验和估计来确定遗传概率的取值必然带有很大的盲目性，无法保证算法的全局最优性和收敛性；即便是针对某一问题通过多次反复试验确定的遗传概率参数，却往往并不适用于其它问题（即便是同类问题），导致算法缺乏鲁棒性。

3. 遗传参数的合理取值还与算法的遗传进程有关。对整个种群而言，在遗传进程的初期和中期，为了能够全面和广泛地探测整个解空间的构造，尽快地找到全局最优解所在的区域，一般需要较大的交叉概率和变异概率；而在遗传进程的后期，为了能够精确地收敛至全局最优解，一般需要较小的交叉概率和变异概率。对每个个体而言，情况则更为复杂，一般希望优质个体免遭破坏和生成较多的后代，因而需要较小的交叉概率和变异概率；对劣质个体则相反。因此，无法事先确定适用于整个遗传进程的遗传概率最佳取值，同样也无法确定适用于所有个体的统一性的遗传概率最佳取值。

所以，SGA算法采用的固定的控制遗传参数选择方法效果较差：更重要的是，这样根本无法满足遗传进程对这些参数动态的变化要求。从仿生计算的角度看，上述做法只注重了对物种适应环境能力的模拟，却忽略了生物的个体发育和遗传行为（如交配范围、交配频率、繁殖数量和变异程度等）跟随环境和进化进程而变化的自适应特性，因而显得过于粗糙和简单化——这是制约SGA等算法的性能和效率的根本原因。

2.3.2 改进算法的设计

如何选取遗传参数以使遗传算法的性能最优，本身就是一个极其复杂的优化问题。要从理论上严格解决这一问题非常困难，而引入自适应机制，通

过动态调整使遗传参数随进程而改变，或因不同个体而选取遗传概率是目前解决这一问题的较好方法，也是目前遗传算法爱好者热衷的方法^[89-94]。

本节借鉴前人的思想，对基本遗传算法进行了自适应调整，构造自适应遗传算法（Adaptive Genetic Algorithm: AGA）。

2.3.2.1 编码设计方案

遗传算法的进化操作是建立在编码机制的基础上的，编码对于算法的性能如搜索能力和种群多样性等影响很大。编码方案除了决定个体染色体中基因的排列形式外，还直接决定个体从搜索空间的基因型变换到解空间的表现型时的解码方法。编码方案直接影响到遗传操作如交叉、变异等的运算方法和运行效率。

由于本文中遗传算法的改进是为后续章节中电路进化设计和参数调整打基础。针对本文中需要优化的对象是：阻容器件的连接节点、器件的类型、器件的取值、以及MOS晶体管的宽长、双极晶体管发射区面积等。这是一系列不同的物理量。因此算法的搜索空间是由一组物理参量集组成的解空间，这些参量相互间是离散的。我们可以设想把这些物理量以二进制表示并连在一起，只要每个物理量所占的字节数已知，需要优化的物理量的个数已知，这正好与我们二进制染色体代码形成一一对应关系，因此本文采用二进制码来表示这一系列的参量的数值。这样做的话，有如下优势：

1. 解空间的映射一目了然。
2. 编码、解码操作简单易行。
3. 交叉、变异等遗传操作便于实现。
4. 符合最小字符集编码原则。
5. 便于利用模式定理对算法进行理论分析。

2.3.2.2 适应度评估方法

遗传算法在进化搜索中基本不利用外部信息，仅以适应度函数（fitness function）为依据，利用种群中每个个体的适应度值来进行搜索。因此适应度函数的选取至关重要，直接影响到遗传算法的收敛速度以及能否找到最优解。一般而言，适应度是由目标函数演变而成的。评价个体适应度的一般过程是：

1. 对个体编码串进行解码处理后，可得到个体的表现行为。
2. 从个体的表现型可计算出对应个体的目标函数值。
3. 根据最优化问题的类型，由目标函数值按一定的转换规则求出个体的适应度。

在适应度的选择时会出现如下问题：

1. 在遗传进化初期，通常会产生一些超常的个体，若按照比例选择法，这些异常的个体因竞争力太突出而控制了选择过程，影响算法的全局优化性能。
2. 在遗传进化的后期，即算法接近收敛时，由于种群中个体适应度差异较小时，继续优化的潜能降低，可能获得某个局部最优解。
3. 上述问题为遗传算法的欺骗问题，适应度函数设计不当有可能造成这种问题的出现。

为了解决遗传算法的欺骗问题，可以将适应度函数的尺度进行变换。比如说对于多目标优化问题。某些指标在适应度函数中占有的比重随进化的过程是变化的，这时需要对各个指标进行相应的尺度变换。常用的尺度变换有以下几种方法：

$$\text{线形变换法: } f' = a * f + b \quad (2-3)$$

$$\text{幂函数变化法: } f' = f^k \quad (2-4)$$

$$\text{指数变换法: } f' = e^{-af} \quad (2-5)$$

由于在本章中我们选用的算法测试函数为具有代表性的测试函数，故其适应度函数已经给出无需我们做任何变换。在后续章节中，我们详细介绍如何针对模拟电路优化设计，进行的适应度的调整。

2.3.2.3 选择操作

选择的过程的第一步是计算适应度。在被选集中每个个体具有一个选择概率，这个选择概率取决于种群中个体的适应度及其分布。

本文中我们使用按比例的比例的适应度分配，可称为选择的蒙特卡罗法，是利用比例于各个个体适应度的概率决定其子孙的遗传可能性。若某个个体 i 其适应度为 f_i ，则其被选取的概率为

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^M f_i} \quad (2-6)$$

常用的选择方法有：

1. 轮盘赌选择法：这是最基本的一种选择方法。表 2-1 表示了 11 个个体适应度，选择概率和积累概率。为了选择交配个体，需要进行多轮选

择。每一轮产生一个[0,1]均匀随机数，将该随机数作为选择指针来确定被选个体。如图 2-3所示，第一轮随机数为 0.81，则第六个个体被选中；第二轮随机数为 0.32 则第二个个体被选中；依次类推，第 3, 4, 5, 6 轮随机数为 0.96, 0.01, 0.65, 0.42 则第 9, 1, 5, 3 个个体被选中。这样经过选择产生的交配种群由以下个体组成：1, 2, 3, 5, 6, 9

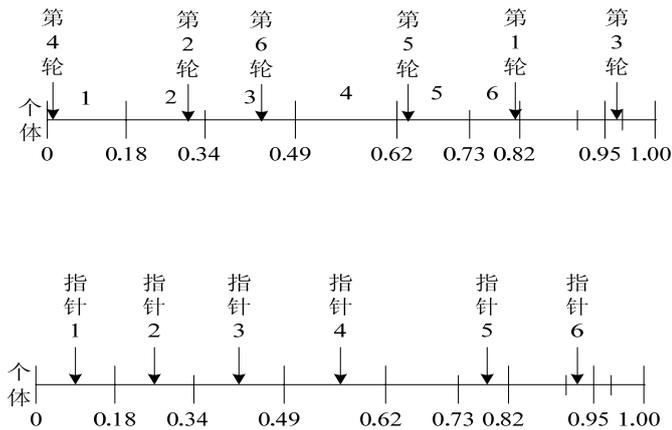


图 2-3 轮盘赌选择法

Fig. 2-3 The selecting method of roulette wheel

2. 随机遍历抽样法：随机遍历抽样法提供了零偏差和最小个体扩展。设定 $npointer$ 为需要选择的个体数目，等距离选择个体，选择指针的距离为 $1/npointer$ ，第一个指针的位置由 $[0, 1/npointer]$ 区间的均匀随机数决定。需要选择六个个体，指针间的距离为 $1/6=0.167$ ，第一个指针的随机位置为 0.1，按这种选择方法被选中作为交配集个体为：1, 2, 3, 4, 6, 8。
3. 局部选择法：在局部选择法中，每个个体处于一个约束环境中，成为局部邻集（而其他选择方法中视整个种群为个体之邻集），个体仅与其临近个体产生交互，该邻集的定义由种群的分布结构给出，邻集可被当作潜在的交配伙伴。
4. 锦标赛选择法：在锦标赛选择法中，随机的从种群中挑选一定数目（ $Tour$ ）个体，然后将最好的个体选出来做父个体。这个过程重复进行完成个体的选择。锦标赛选择的参数为竞赛规模 $Tour$ ，其取值范围为 $[2, Nind]$ 。

相比较其他选择算法，轮盘赌选择法操作简单，易于理解，而且理论比较成熟，所以本文选择该选择法为遗传算法的选择机制。

表 2-1 个体的适应度、选择概率和累积概率

Table 2-1 The fitness, selection probability and accumulated probability of one individual

个体	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
适应度	2.0	1.8	1.6	1.4	1.2	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.1
选择概 率	0.18	0.16	0.15	0.13	0.11	0.09	0.07	0.06	0.03	0.02	0.0
累积概 率	0.18	0.34	0.49	0.62	0.73	0.82	0.89	0.95	0.98	1.00	1.00

2.3.2.4 交叉操作

遗传算法中的所谓交叉运算，是指对两个相互交配对的染色体按照某种方式相互交换其部分基因，从而形成两个新的个体。基因重组和交叉是遗传算法获得新优良个体的最重要的手段。交叉运算是遗传算法区别于其他优化算法的最重要的特征，在遗传算法中起着至关重要的作用，是全局搜索新个体的主要方法。

针对本文的二进制代码进行交叉，有如下两种交叉方法：

单点交叉：

单点交叉是交叉运算中的最基本的运算算子，其它的交叉运算都是以单点交叉为基础。交叉运算首先在种群中随机的挑选出两个个体，然后对他们进行配对交叉。在单点交叉中，交叉点 k 的范围为 $[1, N]$ ，其中 N 为染色体长度，在该点为分界点，以交叉概率 P_c 相互交换两个染色体中的基因。

多点交叉：

多点交叉又称为广义交叉，是单点交叉的推广。在多点交叉中 m 个交叉位置 K_i 可以无重复的随机选择，在交叉点之间的变量间断的相互交换，产生两个新的后代。两个染色体重复做 m 次单点交叉即位多点交叉。单点，多点交叉示意图见图 2-4：

多点交叉的破坏性强，可以促进解空间的搜索，而不是促进过早的收敛，因此其搜索更加健壮，所以本文中采用多点交叉。

遗传参数随着遗传进程而自适应调整使遗传算法具有更高的健壮性和全局收敛性，已经被很多学者认同并研究证实。

Srinivas 对遗传参数自适应方法进行了理论研究和验证，提出了自适应遗传算法 (Adaptive Genetic Algorithm)。即：遗传参数随个体适应度进行自适应调整；利用最优个体适应度和种群平均适应度之差来反映种群的集中程度 $f_d = \bar{f} - f_{\max}$ ，遗传参数均随着 f_d 成反比规律变化。很多学者在此基础上

进行了研究和扩展。

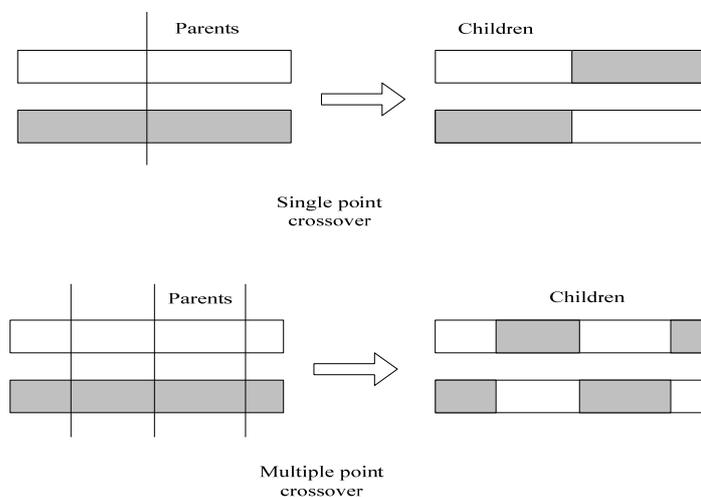


图 2-4 单点、多点交叉示意图

Fig. 2-4 Single-point and multi-point crossover

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}, & f' \geq f_{avg} \\ P_{c1}, & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (2-7)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{max} - f)}{f_{max} - f_{avg}}, & f \geq f_{avg} \\ P_{m1}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (2-8)$$

公式 (2-17)、(2-18) 为现今普遍应用的遗传参数自适应调整。其中， f_{max} 为种群中最大的适应度值； f_{avg} 为每代群体中的平均适应度值； f' 为要交叉的两个个体中较大的适应度值； f 为要变异个体的适应度值。 $P_{c1}=0.9$, $P_{c2}=0.6$, $P_{m1}=0.1$, $P_{m2}=0.001$ 。从公式中我们可以看出，当个体的适应度小于平均适应度时，说明它不是优良个体，它被选择的概率就很低；如果它有幸被选择算子选上，那么它的交叉率，变异率都会很大，即交叉率、变异率的最大值；如果该个体的适应度大于平均适应度，小于种群中最大适应度，那么它的交叉率、变异率就会相应的调整变小，其中变异率在个体适应度等于平均适应度为最小；如果该个体的适应度为种群最大适应度，那么它的交叉率就会降为最小，变异率会调整为最大。

在上述自适应调整中，针对每个个体要计算并赋予相应的遗传参数，有

较强的自适应强度和精度，但其运算量相对较大，不能体现种群的进化趋势和种群分布的均衡性，而且在进化初期，适应度较强的个体遗传概率较小，容易导致遗传搜索陷入停滞。

遗传算法起源于生物进化，生命的模式是生物进化的一个主要特征：生物的成长分为幼年期、成熟期和衰老期。生物个体在每个阶段的成长特性各不相同。幼年期个体尚未成熟，具有很强的生命力可以根据环境不断地、大幅度地调节自己；成熟期个体相对于幼年期个体自适应改变能力减弱调节幅度相对较小；衰老期个体生命力最弱，根据环境自我调节能力最小。因此，我们可以根据生物学特征对遗传参数提出自适应要求：在迭代初期遗传概率应该很大，并造成足够的扰动，增强遗传算法的搜索能力；而在迭代后期遗传参数应该取值较小以避免破坏优良基因从而加快收敛速度。在生物学中，个体器官的衰竭是成指数型衰减的；物理学中，很多物理现象的衰变也是成指数型衰变；化学中，很多化学反应的衰减也是成指数型的。同时指数型衰减也符合在进化后期，种群平缓收敛、趋于稳定的发展趋势。

为了确保遗传参数自适应调整的合理性和有效性，本文对其交叉概率进行了自适应指数型调整：我们增加了指数型衰减因子，以保证在进化后期减少遗传参数对收敛群体的破坏。同时，考虑到种群进化的趋势和种群分布的均衡性，为了防止算法收敛于局部最优解的影响，我们引入了种群多样性判别函数，防止种群内个别个体的大量增加，保持了种群的多样性。

$$f_d(t) = \overline{fit(t)} / [fit_{max}(t) - fit_{min}(t)] \quad (2-9)$$

$f_d(t)$ 是对当前种群多样性的量度，其中 $\overline{fit(t)}$ 是第 t 代种群的平均适应度， $fit_{max}(t)$ 和 $fit_{min}(t)$ 分别为最大，最小适应度。从公式中我们可以看出，种群的多样性越高 $f_d(t)$ 越小，种群越收敛 $f_d(t)$ 越大。

$$P_c(t) = P_{c0} \cdot e^{-a \cdot t / t_{max}} / f_d(t) \quad (2-10)$$

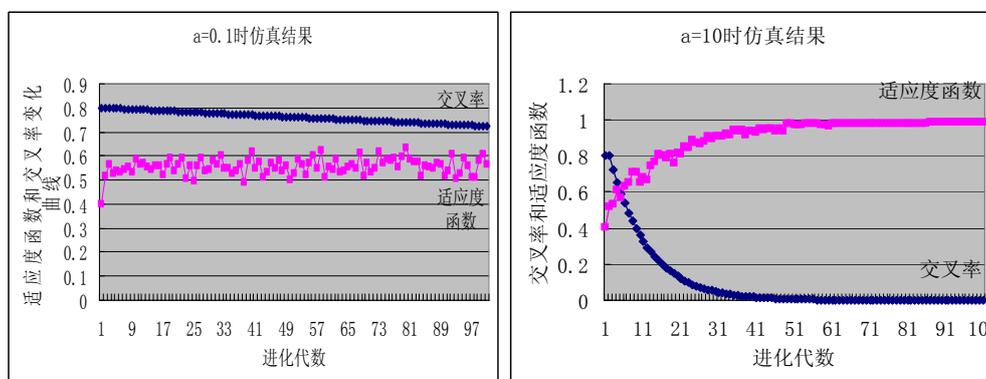
其中 P_{c0} 为初始交叉率， t_{max} 为最大进化代数， t 为当前代数， a 为正常数。从公式中我们可以看出，交叉率是随着进化的代数和收敛的效果逐渐变化的。在进化初期，种群中个体比较分散，种群多样性判别函数表现出来很小的值，这需要我们进行广泛的交叉运算来争取尽可能地搜索到全局每个部分，所以交叉率会很大。随着优化的进行，性能优良的个体在种群中占据了主导，种群逐步收敛，为了减小其破坏性，种群多样性判别函数变大，交叉

率在逐步减小。

为了确定正常数 a 的值，针对 Schaffer 函数的 F6 测试函数，见公式 (2-11)：

$$f(x, y) = 0.5 - \frac{\sin^2 \sqrt{x^2 + y^2} - 0.5}{(1 + 0.001(x^2 + y^2))^2}, -100 < x, y < 100 \quad (2-11)$$

我们进行了多次仿真试验。分别选取具有代表性的 $a=0.1$, $a=2$, $a=10$ 。根据进化效果，我们来确定 a 的值，见图 2-5。其中横坐标为进化代数，纵坐标为相应的交叉率变化曲线和平均适应度函数变化曲线。

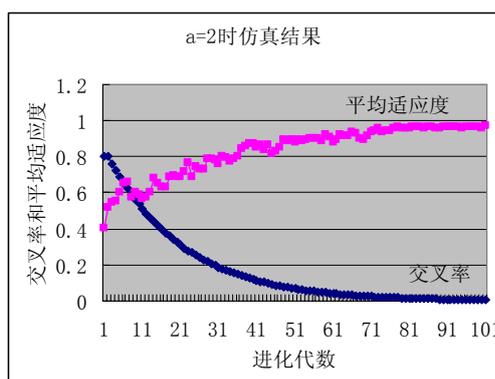


a) $a=0.1$ 时仿真结果

b) $a=10$ 时仿真结果

a) Simulation results for constant $a=0.1$

b) Simulation results for constant $a=10$



c) $a=2$ 时仿真测试结果

c) Simulation results for constant $a=2$

图 2-5 不同常数下仿真测试结果

Fig. 2-5 Simulation results for different constant

减)。我们知道变异率是保持种群多样性，实现局部搜索的遗传参数，这样的调整的目的是为了在交叉率趋于极小的情况下，适当的延缓变异率的衰减，使其能产生少量个体跳出局部收敛区域，避免种群收敛于局部最优解。

2.3.2.6 算法的终止

遗传算法的终止有多种情况：

- 1 时间边界：由于算法本身具有随机性，所以无法给定确切的时间来终止算法。
- 2 适值边界法：由于在运行算法之前，无法确定算法究竟能优化到多精准的程度，所以该方法也被取消。
- 3 进化代数法：本文中选择进化代数法为最终算法终止的边界条件。

2.4 改进的遗传算法与标准遗传算法的性能的比较

由于遗传算法含有大量的随机性操作，所以很难从理论上证明其有效性和算法的优良性能（如计算复杂度，收敛性，健壮性）。因而经常通过大量数值试验来验证、比较不同改良算法的性能差异。

本文对几个有代表性的数学函数进行了仿真实验，从平均适应度进化效果，找到最优解的代数和搜索全局最优解等几个方面把基本遗传算法和经过自适应调整的遗传算法进行了比较。出于公平比较的考虑，基本遗传算法和改进算法的几个主要参数保持一致：种群数 100，进化代数 100，初始交叉率 0.8，初始变异率 0.05。

测试函数（1）：Schaffer 函数的 F6 测试函数，见公式(2-11)。

此函数(见图 2-7)有无数个局部极大点，其中只有一个(0, 0)为全局最大，最大值为1。而最大值周围有一脊圈，它们的取值均为0.990283，由于该函数的强烈震荡性质以及它独特的几何特征使得一般算法很难找它的全局最优解，基本算法和改进算法所求出测试函数的结果如表 2-2、表 2-3所示。改进前后算法的平均适应度进化曲线如图 2-8所示。不难看出改进算法求得最优解的代数要小于基本遗传算法。从平均适应度曲线可以看出基本遗传算法在四十多代收敛，改进算法在二十代左右开始收敛（平均适应度取最大值时为种群中每个个体均一致收敛于最优解，故平均适应度最大值为函数的最大值，即最优解）。五次测试最优解的值也优于基本遗传算法。

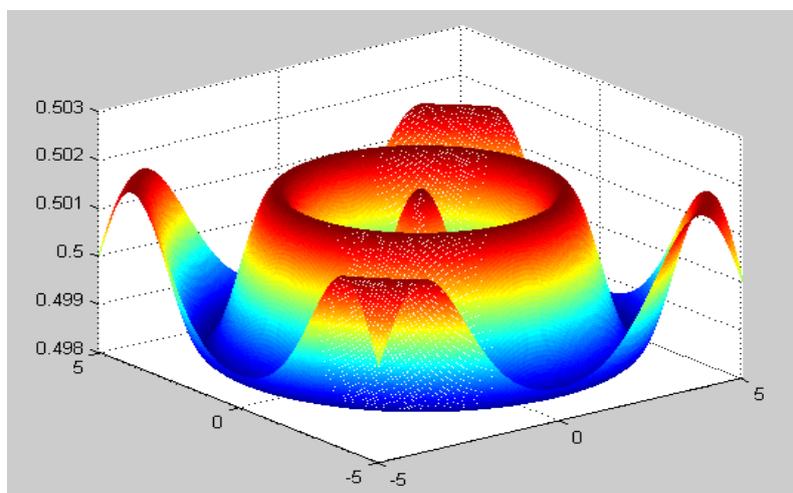


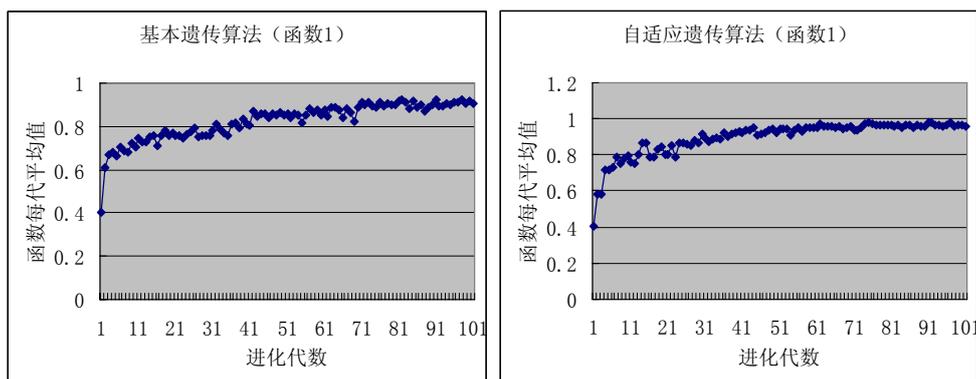
图 2-7 Schaffer 函数的 F6 测试函数示意图

Fig. 2-7 Diagram of Schaffer function (F6 test function)

表 2-2 基本遗传算法运行函数 1 的结果（最优解为 1）

Table 2-2 The results of function 1 for SGA

标函数值	绝对误差	最优个体坐标	寻最优个体的代数
0.998101	0.001899	(-0.035172,0.025711)	97
0.990284	0.009716	(2.208820,2.229572)	93
0.990284	0.009716	(1.314031,-2.850156)	51
0.994902	0.005098	(-0.033188,0.063249)	12
0.990284	0.009716	(0.351949,-3.118715)	82



a) 基本遗传算法

b) 自适应遗传算法

a) SGA

b) AGA

图 2-8 对函数 1 改进前后遗传算法平均适应度进化曲线比较

Fig. 2-8 Comparison of the average fitness of SGA and AGA for function 1

表 2-3 自适应遗传算法运行函数 1 的结果

Table 2-3 The results of function 1 for AGA

目标函数	绝对误差	最优个体坐标	寻最优个体的代数
0.999630	0.000370	(-0.010758,0.015946)	23
0.990284	0.009716	(1.801099,-2.569848)	61
0.994417	0.005583	(0.063401,-0.039597)	26
0.995864	0.004136	(0.041428,-0.049210)	14
0.991284	0.008716	(-2.955901,-1.054780)	86

测试函数 (2): De Jong 的 Rosebrock's saddle 函数

$$f(x) = 100(x_0^2 - x_j)^2 + (1 - x_0)^2, x_j \in [-2.048, 2.048] \quad (2-13)$$

虽然这个函数(见图 2-9)只有两个参数,但是它的最小值用常规方法并不容易求出,在(1, 1)处函数有最小值0,改进前后算法所求出测试函数的结果如表 2-4、表 2-5所示。改进前后算法平均适应度进化曲线如图 2-10所示。由于该函数取最小值,构造适应度函数为该测试函数的倒数,求其最大值,为了防止分母为零,人为加了系数0.003。

$$F(x) = \frac{1}{f(x) + 0.003} \quad (2-14)$$

故构造函数的平均适应度理想最大值约为330。不难看出改进后的算法从寻优代数、最优解和平均适应度进化曲线都明显好于基本遗传算法。

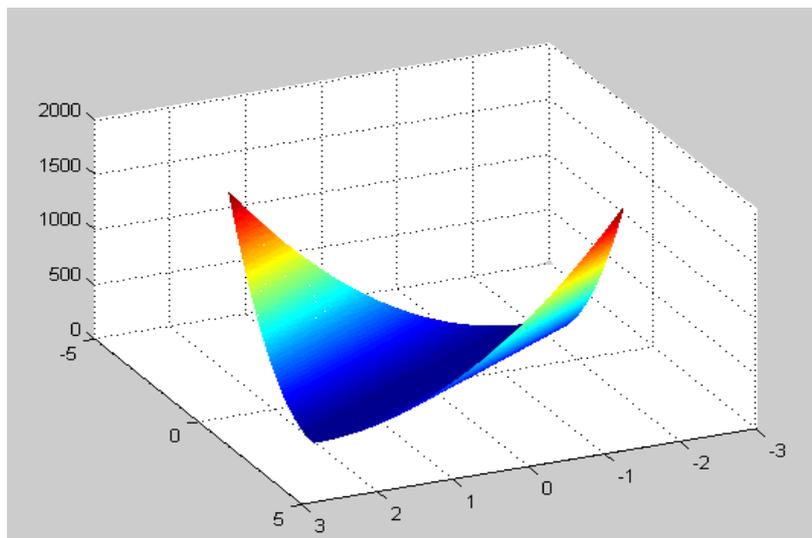


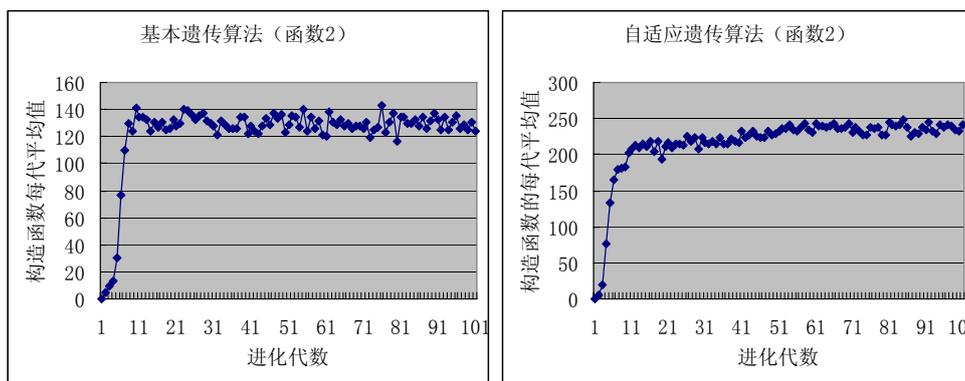
图 2-9 De Jong 的 Rosebrock's saddle 函数示意图

Fig. 2-9 Diagram of Rosebrock's saddle function of De Jong

表 2-4 基本遗传算法运行函数 2 的结果（最优解为 0）

Table 2-4 The results of function 2 for SGA

目标函数值	绝对误差	最优个体坐标	寻最优个体的代数
0.003847	0.003847	(0.937983,0.879732)	82
0.087777	0.087777	(0.703729,0.495289)	41
0.039867	0.039867	(0.800793,0.639916)	76
0.039899	0.039899	(0.800543,0.639791)	91
0.109065	0.109065	(0.672104,0.447788)	69



a) 基本遗传算法

b) 自适应遗传算法

a) SGA

b) AGA

图 2-10 对函数 2 改进前后遗传算法平均适应度进化曲线比较

Fig. 2-10 Comparison of the average fitness of SGA and AGA for function 2

表 2-5 自适应遗传算法运行函数 2 的结果

Table 2-5 The results of function 2 for AGA

目标函数值	绝对误差	最优个体坐标	寻最优个体的代数
0.003854	0.003854	(0.938171,0.879607)	32
0.087652	0.087652	(0.703979,0.495101)	39
0.000268	0.000268	(0.984046,0.967984)	20
0.000196	0.000196	(0.985984,0.972171)	63
0.089607	0.089607	(0.700854,0.492289)	15

测试函数 (3):

$$f(x) = 21.5 + x_1 \sin(4\pi x_1) + x_2 \sin(4\pi x_2), x_1 \in [-3, 12.1], x_2 \in [4.1, 5.8] \quad (2-15)$$

此函数也是一个多峰函数(见图 2-11), 在(11. 6255, 5. 7250)它有全局最大值38. 850294。改进前后算法所求出测试函数的结果如表 2-6、表 2-7所示。改进前后算法平均适应度进化曲线比较见图 2-12。其中平均适应

度的理想情况下最大值为全局最大值为函数最大值38.850294（即种群中所有个体都收敛于全局最优解）。从优化结果比较不难看出，由于此函数的多峰值特性，改进后的算法在平均适应度进化曲线所反映的收敛趋势上略好于基本遗传算法，在找到全局最优解所体现的最优解的绝对误差上明显小于基本遗传算法。因为基本遗传算法忽略了种群多样性的量度，更容易陷入局部最优解的陷阱，而改进后算法种群多样性函数的优越性体现了出来，克服了局部搜索的问题。

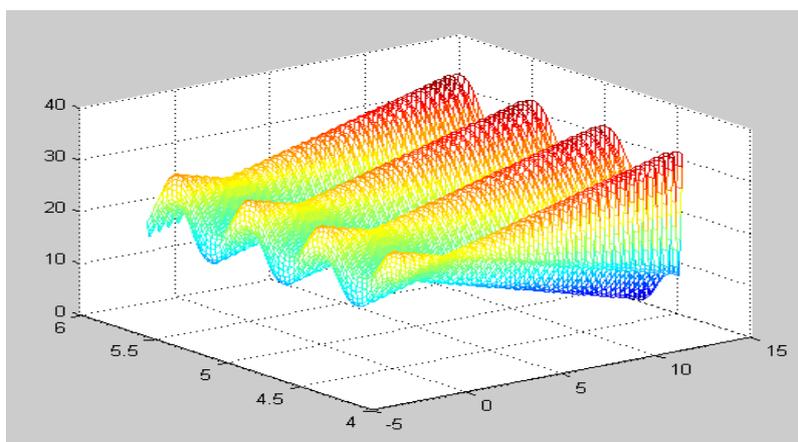


图 2-11 函数 3 示意图

Fig. 2-11 Diagram of function 3

表 2-6 基本遗传算法运行函数 3 的结果（最优解为 38.850294）

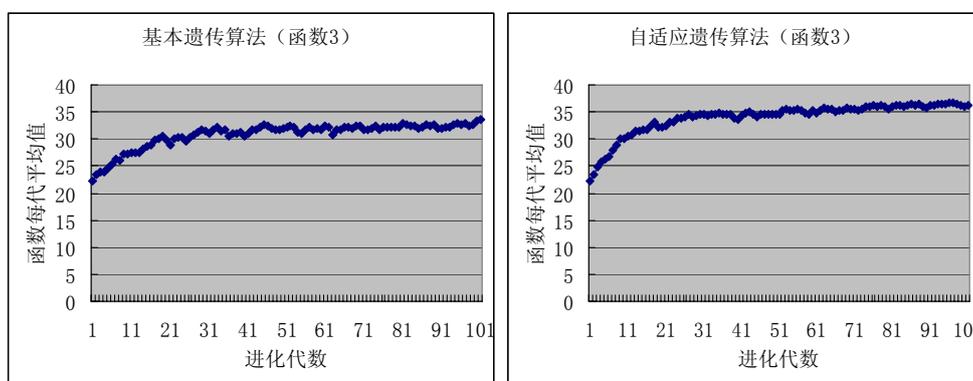
Table 2-6 The results of function 3 for SGA

目标函数值	绝对误差	最优个体坐标	寻最优个体的代数
38.749041	0.10125300000000	(11.626735,5.625577)	88
38.250877	0.599417	(11.625583,5.126407)	90
38.749008	0.101286	(11.626044,5.624228)	80
38.241994	0.6083	(11.126052,5.621712)	81
38.250818	0.599476	(11.625814,5.126355)	89

表 2-7 自适应遗传算法运行函数 3 的结果

Table 2-7 The results of function 3 for AGA

目标函数值	绝对误差	最优个体坐标	寻最优个体的代数
38.748241	0.102053	(11.625583,5.623709)	69
38.744900	0.105394	(11.625583,5.629780)	79
38.750259	0.100035	(11.624892,5.626770)	92
38.483902	0.366392	(12.097235,5.630869)	45
38.749550	0.100744	(11.624431,5.625551)	98



a) 基本遗传算法

b) 自适应遗传算法

a) SGA

b) AGA

图 2-12 对函数 3 改进前后遗传算法平均适应度进化曲线比较

Fig. 2-12 Comparison of the average fitness of SGA and AGA for function 3

测试函数 (4) : schaffer 的 F7 测试函数。

$$f(x_1, x_2) = (x_1^2 + x_2^2)^{0.25} \cdot [\sin^2(50(x_1^2 + x_2^2)^{0.1}) + 1], -100 \leq x_i \leq 100 (i = 1, 2) \quad (2-16)$$

该函数(如图 2-13)在其定义域内只具有一个全局极小点 $f(0, 0) = 0$ 。改进前后算法所求出测试函数的结果如表 2-8、表 2-9 所示。改进前后算法平均适应度进化曲线如图 2-14 所示。由于该函数也是求取最小值, 故构造适应度函数为测试函数的倒数, 以求得最大值, 为了防止分母为 0, 增加系数 0.01。构造函数为:

$$F(x) = \frac{1}{f(x_1, x_2) + 0.01} \quad (2-17)$$

从公式 (2-17) 可以看出构造后的函数的理想最大值为 100, 故其平均适应度理想最大值也为 100。从平均适应度进化曲线的对比, 不难看出, 基本遗传算法由于交叉率, 变异率的不调整性, 其在最后收敛的过程中依然上下振动, 而改进的自适应遗传算法由于遗传算子的指数型衰减, 最后得收敛效果较好。从仿真结果表的对比中可以看出, 改进后算法寻优代数比较平均, 这是稳定性、健壮性的体现; 而基本遗传算法, 有一个测试在 11 代就能找到最优解, 还有一次 70 代以上才能找到最优解, 可看出基本遗传算法的偶然性和不稳定性。而且在此复杂的多峰值函数的五次测试中, 基本遗传算法没有找到全局最优解而改进后遗传算法找到了全局最优解。

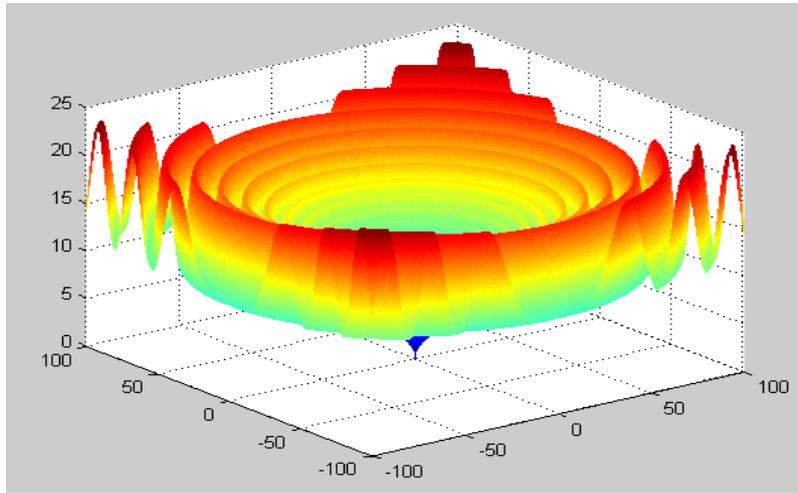


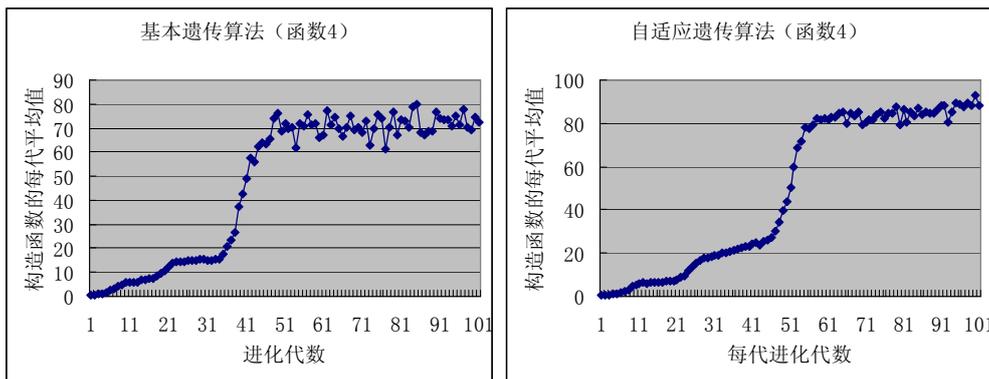
图 2-13 Schaffer 函数的 F7 测试函数示意图

Fig. 2-13 Diagram of Schaffer function (F6 test function)

表 2-8 基本遗传算法运行函数 4 的结果（最优解为 0）

Table 2-8 The results of function 4 for SGA

目标函数值	绝对误差	最优个体坐标	寻最优个体的代数
0.010062	0.010062	(0.000122,0.000122)	63
0.026502	0.026502	(0.002075,-0.000610)	11
0.010062	0.010062	(-0.000122,0.000122)	60
0.010062	0.010062	(-0.000122,0.000122)	76
0.010062	0.010062	(-0.000122,0.000122)	40



a) 基本遗传算法

b) 自适应遗传算法

a) SGA

b) AGA

图 2-14 对函数 3 改进前后遗传算法平均适应度进化曲线比较

Fig. 2-14 Comparison of the average fitness of SGA and AGA for function 3

表 2-9 自适应遗传算法运行函数 4 的结果

Table 2-9 The results of function 4 for AGA

目标函数值	绝对误差	最优个体坐标	寻最优个体的代数
0.010062	0.010062	(0.000122,0.000122)	51
0.000000	0	(0,0)	68
0.010062	0.010062	(0.000122,-0.000122)	45
0.010062	0.010062	(-0.000122,0.000122)	50
0.0013649	0.0013649	(0.0000610,-0.000122)	65

2.5 本章小结

本章首先介绍了遗传算法的实现和基本特点，并且引入了多目标优化问题。通过分析不难看出遗传算法是适合于模拟电路优化的，原因在于：1，遗传算法适合解决多目标优化问题，而模拟电路的设计往往是需要满足不同的性能指标，并且多数情况下，这些性能指标是相互制约的。2，组成模拟电路的物理参数比较适合遗传算法中的二进制编码方案，反映模拟电路的网表很容易映射到遗传算法中的二进制染色体上，从而可以通过算法的遗传操作对电路进行性能寻优。由于基本遗传算法本身是一种随机搜索算法，搜索收敛性能不稳定，易陷入局部最优解。本着克服基本遗传算法固有缺陷的出发点，在考虑到种群多样性的基础上，随进化代数对遗传参数进行了指数型自适应调整。并通过一系列的数学测试函数验证了修改后的遗传算法在性能上得到了提高。本章的研究为后文对模拟电路进行优化设计打下了基础。

第 3 章 基于遗传算法的阻容滤波器的进化设计

随着电路的规模不断扩大，性能指标要求越来越高，模拟电路参数设计的运算量成指数增加。所以模拟电路的自动化设计，越来越成为人们模拟电路设计探索道路上的迫切需要解决的问题。以优化算法为基础，以模拟电路的结构和参数为主要优化对象，配合着丰富的电路设计知识而寻求更为广阔的设计空间，达到完善的设计指标，是本论文所研究的主要目的。

滤波器是模拟电路设计中的基础电路，为验证遗传算法对模拟电路设计的可行性，本章将主要研究无源滤波器的优化情况。

3.1 滤波器的分类及其主要性能指标

九十年代后，信息产业迅速发展。滤波器在微波通信、广播电视和精密仪器设备中得到了广泛的应用^[95]。滤波器性能的优劣，对提高接收机信噪比、防止临近信道干扰、提高设备的技术指标有着十分重要的意义。

3.1.1 滤波器的分类

为了更好的理解滤波器，首先简要介绍一下滤波器的分类。

1. 按处理信号形式分为：模拟滤波器、数字滤波器。
2. 按功能分为：低通滤波器、高通滤波器、带通滤波器、带阻滤波器。
3. 按电路组成为：LC 无源滤波器、RC 无源滤波器、由特殊元件构成的无源滤波器、RC 有源滤波器。
4. 按传递函数的微分方程的阶数分为：一阶、二阶、高阶。

3.1.2 无源滤波器的主要性能指标

滤波器的主要性能指标截止频率、带宽插入衰耗和品质因数等。

1. 截止频率：相对衰耗达到某规定值（一般为-3dB）的通带边缘频率。
2. 通带宽度：通带两截止频率间的频率间隔，其值等于两截止频率之差。
3. 插入衰耗：滤波器插入前，信号源直接传送给负载阻抗的功率和插入以后传送给负载阻抗的功率比的对数。
4. 过渡带宽：滤波器从导通到截止的频带宽度。

5. 阻尼系数与品质因数：阻尼系数是表征滤波器对角频率为 ω_0 信号的阻尼作用，是滤波器中表示能量衰耗的一项指标。阻尼系数的倒数称为品质因数，是评价带通与带阻滤波器频率选择特性的一个重要指标。

$$Q = \frac{\omega_0}{\Delta\omega} \quad (3-1)$$

式 (3-1) 中的 $\Delta\omega$ 为带通或带阻滤波器的 3dB 带宽， ω_0 为中心频率，在很多情况下，中心频率与固有频率相等。

3.2 滤波器的参数优化设计及算法比较

3.2.1 滤波器的选择

任何复杂的滤波网络，都可由若干简单的一阶与二阶滤波电路级联构成^[96]。为简化运算量，本章所选取的是简单的一阶无源低通滤波器。该滤波器也是高阶有源低通滤波器的基本模块，所以选为本节实验的基本对象。

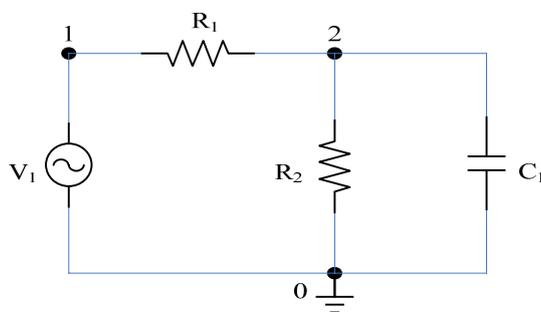


图 3-1 无源低通滤波器

Fig. 3-1 Schematic of passive low-pass filter

从电路图，不难得出该滤波器的传输函数为：

$$H(S) = \frac{R_2 // (1/SC_1)}{R_1 + R_2 // (1/SC_1)} \quad (3-2)$$

通过式 (3-2) 可求得该滤波器的截止频率：

$$f_c = \frac{R_1 + R_2}{2\pi \times (R_1 R_2 C_1)} \quad (3-3)$$

选择如此简单的线性电路本可以用数学公式推导出其解，而在本章却用遗传算法来优化有以下几点原因：

1. 由于是尝试性探索工作，有必要先从简单电路入手。
2. 通过阻容元件的器件值、凭借公式（3-3）可以求得截止频率；相反通过截止频率求元器件的值，其解不是惟一的。这正符合遗传算法优化的特点：通过优化种群，来求得一组解集合，由设计者来决定最终满意的最优解。
3. 电路结构简单，可以用方程式的推导计算出电路参数值，但如果电路规模扩大，性能指标相互制约、影响，参数错综复杂，公式推导变得无能为力时，遗传算法的优越性便能体现出来。
4. 公式推导出的参数值从精度考虑离实际仿真结果还有一定的差距，而基于 Hspice 仿真软件优化出来的电路参数结果更具有现实意义。

3.2.2 Hspice 简介及在本文中的应用

由于本论文的电路进化设计方法是基于仿真结果进行优化的，有必要在这里介绍一下本论文用到的 Hspice 仿真软件。

随着集成电路的几何尺寸不断变小，对高精度电路仿真器的需求也更加迫切。SPICE（Simulation Program with Integrated Circuit Emphasis）是为电子系统中集成电路的模拟与设计而发展的软件。采用了最精确的、经过验证的集成电路器件模型库和先进的仿真和分析算法，提供了一个高精度的电路仿真环境。商用的 SPICE 软件主要有 Hspice、Pspice、SBTspice、SmartSPICE 与 Tspice 等。

HSPICE 为业界提供了最可信任的仿真器引擎和大量的器件模型。HSPICE 先进的电路模拟算法使得其收敛性大大优于其他工具，它具有以下特点：

1. 为电路模拟提供了最高的精度。
2. 支持最精确、最广泛的业界标准和知识产权仿真模型。
3. 为广大芯片生产厂商、用户所支持，符合业界标准格式，所以 HPSICE 被易于采用。
4. 包括了大量的互联和信号完整性分析。
5. 支持大量单元特性的功能。
6. 提供对电路优化、对设计进行测定分析的功能。

Hspice 目前已被许多公司大学和研究开发机构广泛应用。它可与许多主要的 EDA 设计工具, 诸如 Cadence, Workview 等兼容, 能提供许多重要的针对集成电路性能的电路仿真和设计结果。采用 HSPICE 软件可以在直流到高于 100MHz 的微波频率范围内对电路作精确的仿真、分析和优化。

由于 Hspice 其内建元件模型齐全, 各类电路模拟与分析功能完整, 深受广大模拟电路设计者欢迎, 现在已经发展成为集成电路设计中必备的辅助工具。

.sp 文件为 Hspice 软件的输入文件, 其中以一定格式包含需要运行的电路网表、仿真需要用到的库文件、以及一些功能指令 (比如交流扫描、瞬态等)。本论文中的优化程序是通过 C 语言循环调用 Hspice 命令来逐代完成的。当 Hspice 运行一次仿真后, 会自动生成输出文件 (.lis 文件), 文件中以一定的格式包含运行的仿真结果 (比如晶体管的瞬态电流、功耗等)。

3.2.3 运用遗传算法对阻容滤波器进行参数调整步骤

为了便于验证算法的可行性, 我们把电路结构固定, 只针对电路中的阻容器件参数进行优化设计。具体设计方法如下:

1. 随机产生一个二进制染色体种群。
2. 将电路与编码映射, 一个染色体代码代表一套电路参数, 其中包含三个基因代表三个器件值。
3. 通过程序对基因位进行解码, 生成相应的网表文件 (.sp 文件)。
4. 通过调用 Hspice 命令对网表进行仿真, 产生仿真结果 (.lis 文件)
5. 通过程序读取输出文件中的结果, 本次实验中为每测试点频率对应的电压幅值。
6. 通过适应度函数计算每个个体 (一套电路参数) 对应的适应度值。
7. 运用遗传算法的选择、交叉、变异算子对种群中的个体进行操作, 产生新一代的种群。
8. 重复第三步, 直到达到程序截至条件 (进化代数)。

具体流程如图 3-2。

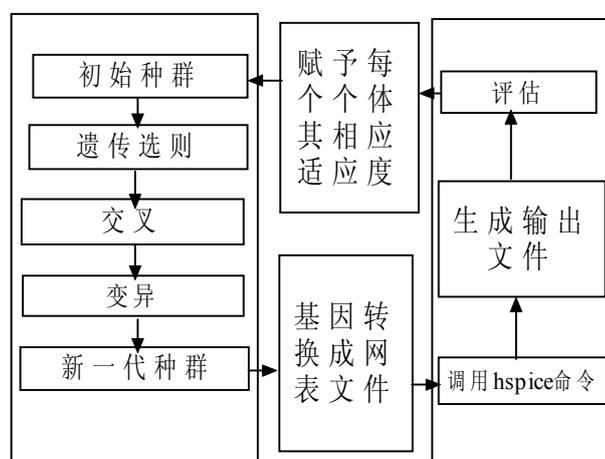


图 3-2 进化程序流程示意图

Fig. 3-2 Flowchat of the evolving program

3.2.4 编码方案

参照图 3-1，其中可调整参数的元件数为 3，在滤波器设计中通常选择温度系数较小的，且精度较高的电阻。在无源滤波器设计中，电阻的取值一般在 1K~100K。定义电阻的搜索空间为 1K~103.4K，步长为 0.1K；电容必须选取损耗小的优质电容，电容的取值一般是大于 10pf^[97]。根据公式（3-3）推导，本次仿真验证设定滤波器的截止频率为 100K 左右，所以估算求得电容的取值范围设定在 10pf~10240pf，步长为 10pf。故在本次试验中，染色体长度固定为 30 位二进制代码。其染色体见图 3-3。

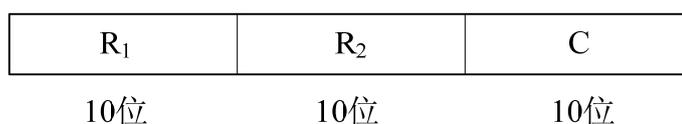


图 3-3 染色体示意图

Fig. 3-3 Diagram of the chromosome

3.2.5 适应度函数的编写

模拟电路设计通常兼顾多项性能指标，即所谓的多目标优化。通常的方法是将多个子目标以加权的形式给出，把多目标问题演变成单目标优化问题。

在本试验中对滤波器问题设计，可利用频率响应曲线 ($V-f$) 和理想滤波器频响曲线拟合程度反映适应度函数，见图 3-4。

所以可以直接针对单目标优化来验证算法的可靠性。在这里我们规定该滤波器的截止频率为 100KHz。

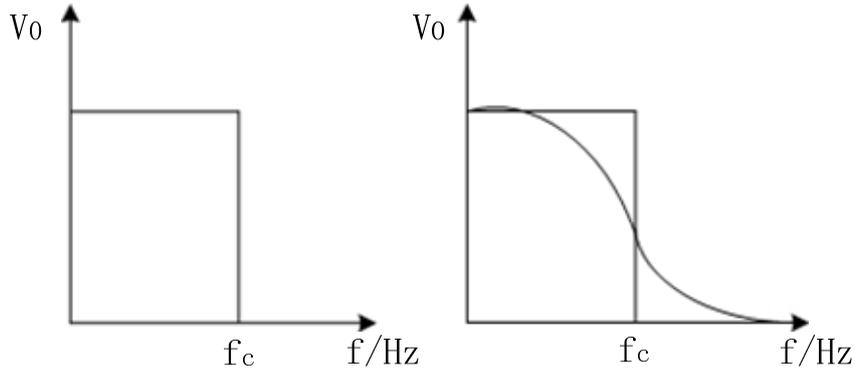


图 3-4 低通滤波器理想特性与实际特性曲线

Fig. 3-4 Real and perfect character of the low-pass filter

$$e_f(x) = \min \sum_{j=1}^N w_{f_j} \bullet U_e(x, f_j) \quad (3-4)$$

$$U_e(x, f_j) = [U_{goal}(f_j) - U_{real}(f_j)]^2 \quad (3-5)$$

其中 f_j 为采样频率， $1 \leq j \leq N$ ； $U_{goal}(f_j)$ 为理想频率响应， $U_{real}(f_j)$ 为实际 Hspice 仿真的频率响应。 $U_e(x, f_j)$ 和 w_f 分别为拟合误差和权值系数。在多次仿真中，我们发现最优解和劣质解做差的一次方项差别不大，进化强度不明显，所以在试验中尝试着选择平方项、高次方项。当高次方项的次数超过 3 时，会导致较优解迅速占据整个种群，导致算法早熟，故在式 (3-5) 中我们选择了平方项。在实际仿真中，我们可以发现，理想值和实际值差别在低频率段和高频段理想值和实际仿真值的差别不大，而当频率在过渡带的时候实际曲线和理想曲线的吻合度变差，由此我们要加强拟合误差大的点的进化压力。构造如下函数：

$$w(f_i) = \begin{cases} w_0 & |f_i - f_c| \geq 50k \\ k \bullet w_0 & |f_i - f_c| < 50k \end{cases} \quad (3-6)$$

其中 f_c 为截止频率， k ， w_0 为正常数。在实验中我们令 $w_0=1$ ， $k=5$ 。由于本次实验是从 1K 到 1M 进行扫描，每十倍频程 10 个采样点，共 30 个采样点。令

1mV为单位1。故函数分子设定为30000。由于适应度函数在选择中选取适应度值最大的解，故本适应度函数最终可写为：

$$fit(x) = \frac{30000}{e_f(x) + c} \quad (3-7)$$

其中c为正常数，可令其等于1，它为了防止适应度函数的分母为零。该函数在理想滤波器的情况下，最大值为30000。

3.2.6 遗传参数的线性调整

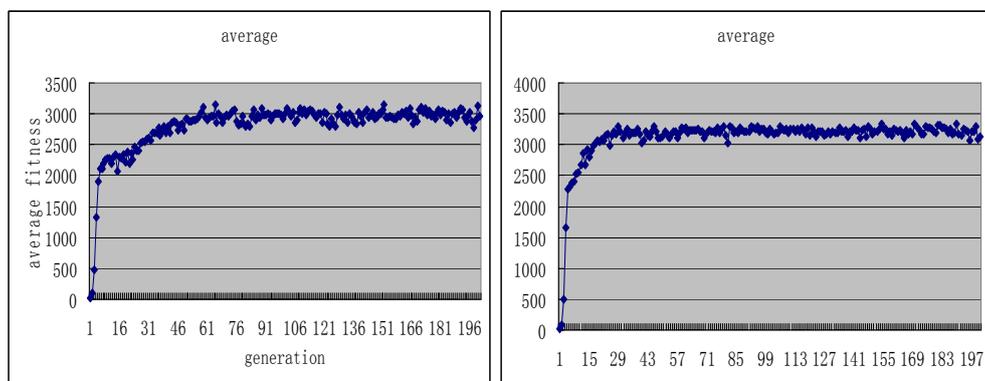
在上述编码方案和适应度函数编写的基础上，为了验证自适应遗传算法对简单阻容电路单目标优化设计的优越性，我们根据第二章的理论对遗传参数进行了随适应度变化的线性调整。采用公式(2-7)、(2-8)。在此我们根据种群中每个个体的性能差异，对每个个体的交叉，变异率都随着该个体的适应度做调整，评价尺度为种群的平均适应度。该调整也为与本章下一节遗传参数指数型衰减自适应遗传算法进行比较做铺垫。

3.2.7 实验结果与讨论

针对上一小节电路进行参数优化设计，运用基本遗传算法和自适应线性改进遗传算法两套方案进行仿真。输入激励为 1V 的交流扫描信号，扫描范围为 1K~1000MHz，进化代数为 200 代，初始交叉率为 0.85，初始变异率为 0.1。公式(3-7)的平均适应度进化曲线如图 3-5。不难看出基本遗传算法在 60 代后趋于收敛，而根据适应度改进进化参数的自适应遗传算法在 30 代后开始收敛。

图 3-6 为两种算法最优个体的进化曲线。可以看出基本遗传算法在 30 代后找到了近似全局最优解，在 180 代后找到了全局最优解，而改进的遗传算法在 49 代就已找到全局最优解。

图 3-7、图 3-8 分别给出改进前后算法优化出最优个体的交流仿真特性。其中，横坐标为扫描频率；纵坐标为输出电压。从比较的结果中可以看出基于个体适应度改进的自适应遗传算法收敛速度更快，优化效果好于基本遗传算法。然而两种算法一致收敛于几乎相同的最优解，最优个体的参数值和性能指标几乎相同。这是由于电路结构简单，待调整参数数量较少并且为单目标优化。



a) 基本遗传算法

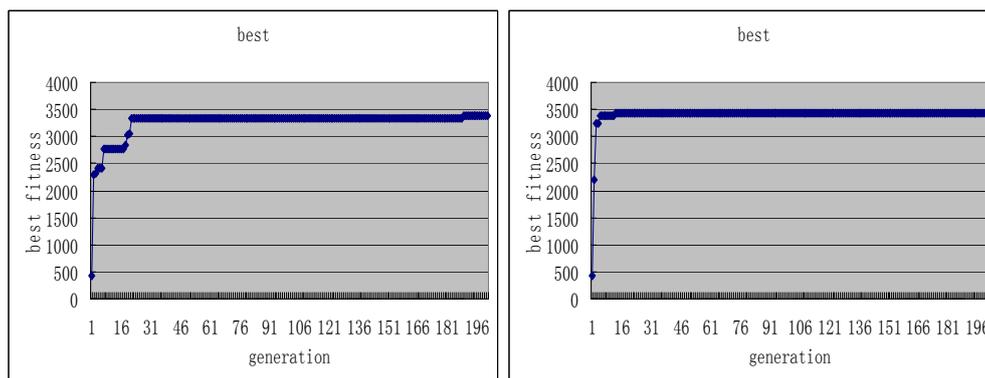
b) 自适应调整遗传算法

a) SGA

b) AGA

图 3-5 算法调整前后平均适应度进化曲线

Fig. 3-5 Average fitness of SGA and AGA



a) 基本遗传算法

b) 自适应遗传算法

a) simple GA

b) adaptive GA

图 3-6 算法调整前后最优个体进化曲线

Fig. 3-6 Best fitness of SGA and AGA

表 3-1 基本遗传算法和自适应遗传算法优化参数结果

Table 3-1 The parameters results for SGA and GA

	基本遗传算法	自适应遗传算法	单位
R_1	6.4	6.1	$k\ \Omega$
R_2	5.3	5.9	$k\ \Omega$
C_1	0.001	0.001	μf

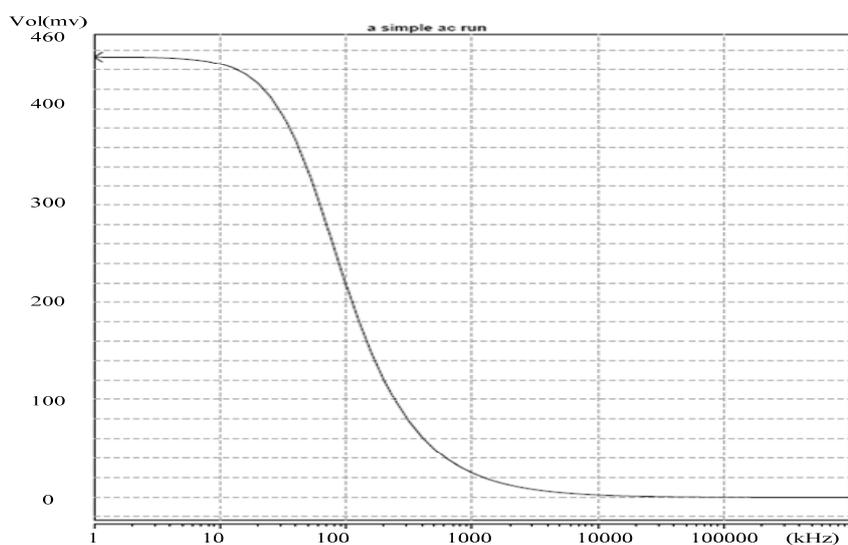


图 3-7 基本遗传算法优化最优个体的特性曲线

Fig. 3-7 Diagram of best individual optimized by simple GA

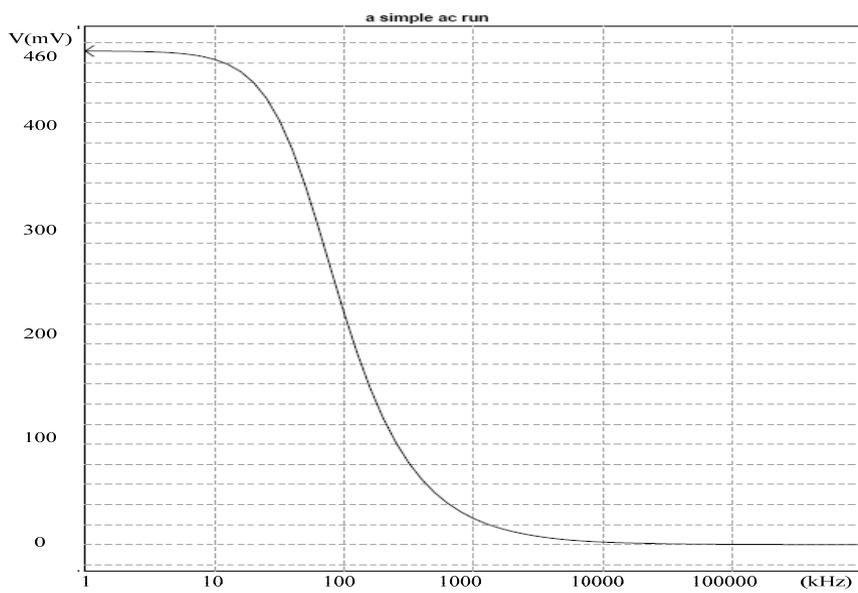


图 3-8 自适应遗传算法优化最优个体的特性曲线

Fig. 3-8 Diagram of best individual optimized by adaptive GA

从理论上分析基于个体适应度改进的自适应遗传算法，其侧重点是遗传操作的强度，进化的效果，其进化参数的改变是针对某个个体而言的。由于其没有考虑到种群的多样性，尽管它能快速收敛，但极有可能收敛于局部最优解；由于其主要针对的是种群中个体的个性，而忽略了遗传操作共性的趋

势问题，导致有可能在进化后期仍然有大多数个体保持着较高的交叉率或变异率，这对我们保持优秀个体不被破坏，保证算法的连续、收敛是很不利的；另外，在针对相互影响、相互冲突的多目标优化问题上，如果没有强制衰减因子控制遗传参数，势必造成优化过程停滞不前，种群不收敛。

基于上述理论分析，结合种群多样性的指数型自适应遗传算法将成为我们后续章节中，模拟电路进化、优化设计的主要方法。

3.3 基于自适应遗传算法进化无源滤波器

在上节的对于低通滤波器的参数优化可行性研究的基础上，本节根据滤波器性能要求的不同，提出了对滤波器的结构进行调整，同时对参数进行优化的自动设计方法。在相同结点数，相同器件数目的情况下，根据指标的变换，优化出低通，高通，带通三组滤波器。在结合遗传算法的固有特性，针对电路的特点，引入先定结构，再定参数的思想，提高了优化速度。更加全面的完善了模拟电路进化设计。实验结果证明了该方法的有效性。

3.3.1 编码方案

为了进一步提高电路优化设计的自动化程度，本节不规定电路的具体结构。只对电路中节点数目，器件的种类，和用到的阻容器件数目进行限制。根据 Hspice 仿真网表对电路进行二进制编码。由于电阻，电容均系双端口元件，所以其染色体编码见图 3-9。

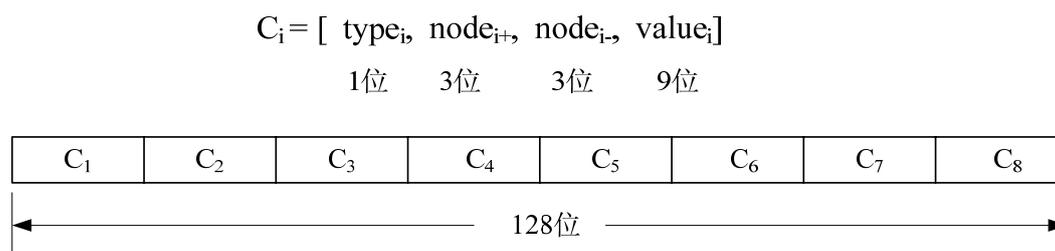


图 3-9 染色体编码图

Fig. 3-9 Diagram of chromosome

其中 *type* 为本试验中用到的器件的类型，由于本试验中只运用电阻，电容两种器件，所以其占用一位二进制代码。*node+*、*node-*分别为双端元件的两个节点。由于无源滤波器结构简单，同时为了简化实验，本文固定节点数为八个节点，所以 *node+*、*node-*分别占据三位二进制代码。*Value* 为相应

的器件值，占用九位二进制代码。 i 代表电路中用到的器件个数，即染色体中基因 C 的个数，在本节设计的无源滤波器，所需器件少，固设定为 $i=8$ ，足够满足要求。单个元件占用 16 位二进制染色体，整个电路需染色体长度为 128 位。根据上一节理论，并通过公式 (3-3) 推导，估算电阻的搜索空间为 1K~52.2K，步长为 0.1K；电容的搜索空间为 10pf~5120pf，步长为 10pf。待进化电路图框架如图 3-10。

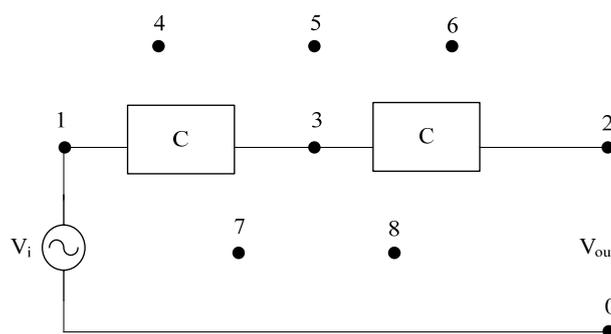


图 3-10 待进化电路框架示意图

Fig. 3-10 The frame of the schematic to be evolved

3.3.2 适应度函数的编写

与 3.2.5 节类似。本文的适应度主要是由电路的仿真特性与理想低通滤波器的拟合差来求得。高通滤波器，带通滤波器的拟合曲线如图 3-11、图 3-12 所示。根据低通，高通滤波器的性能的差异，我们可以适当调整适应度函数中 f_c （截止频率）的值来改变我们的性能指标的要求。

其中，高通、低通的适应度函数表达式如下

$$Fit(x) = w_i fit_i(x) \quad (3-8)$$

$$\begin{aligned}
 fit_1(x) &= 90000 - U_1(x) - U_2(x) \\
 U_1(x) &= |V_{goal}(j) - V_{real}(j)| \quad (j < f_c) \\
 U_2(x) &= |V_{goal}(j) - V_{real}(j)| \quad (j > f_c)
 \end{aligned} \quad (3-9)$$

$$\begin{aligned}
 fit_2(x) &= 100000 - U_3(x) \\
 U_3(x) &= |band3db_{real} - band3db_{goal}|
 \end{aligned} \quad (3-10)$$

其中, $w_1=w_2=1$ 。在本实验中每十倍频程采样十个点, 频率扫描从 10 到 10G 共有九十个采样点, 约定 1mV 为单位 1, 输入电压为 1V。所以取 90000 为了保证适应度函数 $fit_1(x)$ 大于 0。另 $band3db_{goal}=100K$, 同时设定约束:

$$Fit(x) = 0 \quad (if \quad fit_2(x) < 0) \quad (3-11)$$

其中不难算出, 在理想低通、高通滤波器的情况下。函数 $fit_1(x)$ 的理想值为 90000, 函数 $fit_2(x)$ 的理想值为 100000, 故函数 $Fit(x)$ 适应度的极值为 190000。

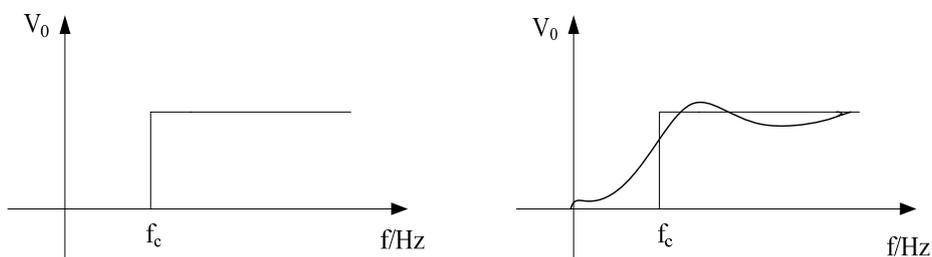


图 3-11 高通滤波器理想特性与实际特性曲线

Fig. 3-11 Real and goal character of the high-pass filter

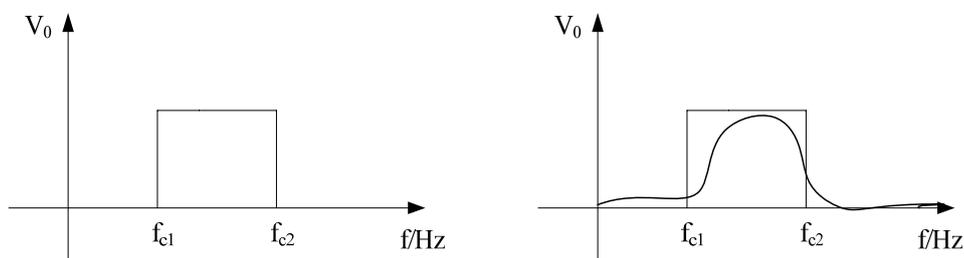


图 3-12 带通滤波器理想特性与实际特性曲线

Fig. 3-12 Real and goal character of the band-pass filter

带通滤波器, 套用公式 (3-8) 不考虑 $band3db$ 项, $i=1$ 。

$$\begin{aligned}
 fit_1(x) &= 90000 - U_1(x) - U_2(x) - U_3(x) \\
 U_1(x) &= |V_{goal}(j) - V_{real}(j)| \quad (j < f_{c1}) \\
 U_2(x) &= |V_{goal}(j) - V_{real}(j)| \quad (f_{c1} < j < f_{c2}) \\
 U_3(x) &= |V_{goal}(j) - V_{real}(j)| \quad (f_{c2} < j)
 \end{aligned} \quad (3-12)$$

其中, $f_{c1}=10K$, $f_{c2}=10M$ 。

不难看出在理想带通滤波器的情况下，函数 $fit_1(x)$ 的理想值为 90000。因带通滤波器中没有加 3db 带宽的约束，故函数 $Fit(x)$ 适应度的极值为 90000。

其中，品质因数，插入损耗，过渡带的好坏也决定于拟合曲线的拟合程度。插入损耗公式是滤波器的输出带通电压与输入电压的比值。在本试验中我们用采样点的平均值除以输入电压即可。

为了保证进化所生成的电路的合理性。我们必须在适应度函数中加以约束关系：

1. 首先规定节点 0 为地，节点 1 为输入点，节点 2 为输出节点。
2. 必须有信号通路从输入节点连接到输出节点。
3. 不允许有电容支路把信号源与地连接。
4. 允许有悬浮节点，悬浮支路存在。（由于节点数过多，器件数相对较少。）
5. 删除间并支点，简并支路。
6. 针对带通滤波器增加强制约束，当带通频段电压小于带阻频段电压时，强制令适应度函数等于零。

3.3.3 遗传参数的调整

在上一节的实验中我们可以看出，基于个体适应度调整的遗传算法尽管在收敛性方面比基本遗传算法改善了很多，收敛速度大大提高，但是其最优解甚至不如基本遗传算法的收敛的最优解理想。由此我们可以得出，基于个体适应度线性调整每个个体的交叉率，变异率不利于收敛于全局最优解。

我们在本节中，对遗传参数的调整借鉴前人思想：先定结构，后定参数 [53]。

染色体中各个基因位，对整体适应度函数的影响并不相同，甚至差别有的会很大。在本节中，决定电路结构的 $type$, $node$ 基因位对电路性能的影响力肯定要比 $value$ 基因位大很多。同样决定数值的基因位中的 $value$ ，高位的要比低位的对性能的影响大很多。所以我们应该考虑各个基因位的影响差异，相应的调整遗传算子，以减少搜索过程中的随机跳变和提高搜索效率。

基于上述分析，并根据常规设计方法的设计步骤，本节将决定电路结构的基因段 “ $type$, $node+$, $node-$ ” 和决定元件取值的基因段 $value$ 区别对待，分别为它们赋予变异不同的概率 P_{ms} 和 P_{mv} ，并且令 P_{ms} , P_{mv} 与交叉概率 P_c 等

均跟随遗传进程进行分阶段、自适应指数调整：

$$P_{ms}(t) = P_{ms0} \exp(-b_1 t / t_{\max}) f_d(t) \quad 0 \leq t \leq t_{\max} \quad (3-13)$$

$$P_{mv}(t) = \begin{cases} 0 & t < t_0 \\ P_{m0} [1 - \exp(-b_2(t-t_0)/t_{\max})] f_d(t) & t_0 \leq t \leq t_1 \\ P_{m0} [\exp(-b_2(t-t_1)/t_{\max}) - \exp(-b_2(t-t_0)/t_{\max})] f_d(t) & t_1 \leq t \leq t_{\max} \end{cases} \quad (3-14)$$

$$P_c(t) = \min\{P_{c0} \exp(-b_3 t / t_{\max}) / f_d(t), P_{c0}\} \quad 0 \leq t \leq t_{\max} \quad (3-15)$$

其中， t_{\max} 为最大进化代数， t 为当前代数， $0 < t_0 < t_1 < t_{\max}$ ， t_0, t_1 为正整数。 P_{c0} 为初始交叉频率， $b_1 = b_2 = b_3 = 2$ 。

$$f_d(t) = \overline{fit(t)} / [fit_{\max}(t) - fit_{\min}(t)] \quad (3-16)$$

$f_d(t)$ 是对当前种群多样性的量度，其中 $\overline{fit(t)}$ 是第 t 代种群的平均适应度， $fit_{\max}(t)$ 和 $fit_{\min}(t)$ 分别为最大，最小适应度。从公式中我们可以看出，种群的多样性越高 $f_d(t)$ 越小，种群越收敛 $f_d(t)$ 越大。

由公式可以看出来在

(1) $0 < t < t_0$ 阶段， P_{ms} 、 P_c 较大，而 $P_{mv} = 0$ ，这样可以较快的形成电路结构，确定器件类型。

(2) $t_0 < t < t_1$ 阶段， P_{ms} 减小而 P_{mv} 增加。这时元件结构和元件参数同时进化。

(3) $t_1 < t < t_{\max}$ 阶段， P_{mv} 、 P_{ms} 、 P_c 都减小到很低的水平，主要微调元件参数，保持种群的收敛性。

同时，在上述各个阶段均依据当前种群的多样性相应地调整各遗传参数：当 $f_d(t)$ 较大（即种群可能收敛至局部最优解）时，增加 P_m 而减小 P_c ；而当 $f_d(t)$ 较小（即种群中个体较为分散）时，即减小 P_m 增大 P_c 。

3.3.4 实验结果和讨论

本次实验进化的是无源双端口滤波器。设计中考虑的指标为：带通频率（截止频率），插入损耗，品质因数和过渡带。所用器件数最多为 8，结点数为 8。实验的主要参数有种群数 100，最大进化代数 200， $t_0 = 100$ ，

$t_l=150$ 。 $P_{ms0}=0.1$, $P_{mv0}=0.05$, $P_{c0}=0.85$ 。实验用的机器为 Ultra 工作站, 编程语言为 c 语言, 仿真软件为 Hspice6.0, 单次运行时间 5 个小时。主要为 Hspice 仿真用时间。

各滤波器平均适应度进化曲线见图 3-13。其中, 高通、低通滤波器函数的平均适应度参见公式 (3-8) ~ (3-10) 最大值为 190000, 带通滤波器的平均适应度参见公式 (3-12) 理想最大值为 90000。

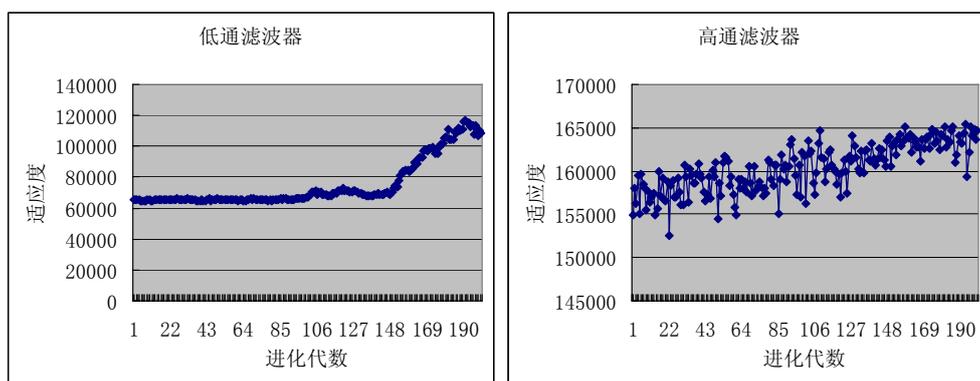
从平均适应度进化的曲线可以看出, 在进化初期, 是结构调整的阶段, 平均适应度进化的比较慢, 控制结构的变异率和交叉率都很大, 此时算法在优化电路结构; 当 100 代之后, 结构良好的个体在种群中占据主体的时候, 平均适应度开始加速变大, 此时交叉率变小, 控制结构的变异率变小, 控制参数的变异率相应增大, 算法开始以优化参数为主, 适应度函数中拟合部分起到关键作用。到进化后期, 遗传参数都变小, 适应度函数开始收敛。带通滤波器由于增加了额外的强制约束, 不满足带通要求的结果都被强制去除掉, 所以从进化初期进化效果就比较明显。电路优化过程中结构进化过程见图 3-14。其中第一列为三种滤波器进化到 100 代时最优个体的结构, 第二列为三种滤波器进化结束时最优个体的结构, 第三列为进化结束时, 三种滤波器最优个体化简结构。

表 3-2 中给出了三种滤波器的设计指标和最终优化结果。图 3-15、图 3-16、图 3-17 分别给出了三种滤波器优化最优解的交流仿真特性, 输入激励为 1V 交流扫描信号, 扫描范围从 1~1GHz。从表中的设计目标、设计结果和仿真波形图, 我们可以发现低通、高通滤波器的 3dB 带宽和过度带性能结果不是十分理想。这是由于在本次实验中, 我们以优化电路结构为主; 在适应度函数的编写中, 我们以通带曲线的拟合程度为主要优化对象, 3dB 带宽为辅助边界条件, 而过度带 (-3dB~-60dB 之间的带宽) 等其他性能指标只是作为参考, 没有作为我们的优化对象, 满足基本条件即可。最后生成的电路基本上满足了既定的设计目标要求, 验证了该方法可以进行结构可调整的阻容滤波器电路进化优化设计。

然而, 从结构进化过程图中, 我们不难发现, 无论结构如何进化, 其最终收敛的结构经过化简 (去除冗余支路, 去掉多余节点, 并化简电阻电容) 就是我们熟知的经典无源滤波器结构!

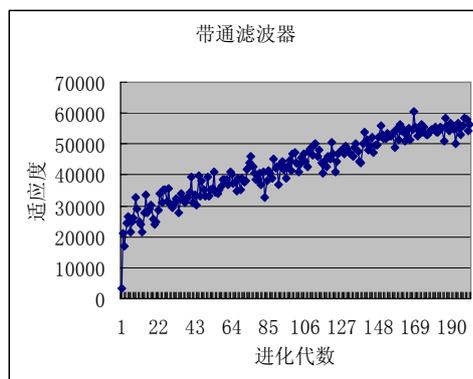
从实际应用角度考虑, 模拟电路综合设计, 不可能仅仅是无源器件, 电路结构中不可能仅仅是双端口器件, 电路中的节点数和器件的数目也不可能在电路设计之前是给定的。如果这些都不加以约束, 那么就遗传算法而言,

它的编码方案导致的染色体长度是不固定的，这要给模拟电路设计带来无法想象的复杂度。并且，随着模拟电路的深入发展，很多经典的电路结构是固定不变的，而带给广大模拟电路设计人员的繁重工作是反复调整那些相互制约，相互影响性能的参数。这些也是制约着模拟电路发展的瓶颈。



a) 低通滤波器
a) low-pass filter

b) 高通滤波器
b) high-pass filter



c) 高通滤波器
c) high-pass filter

图 3-13 三种滤波器平均适应度进化曲线
Fig. 3-13 Average fitness of 3 kinds of filters

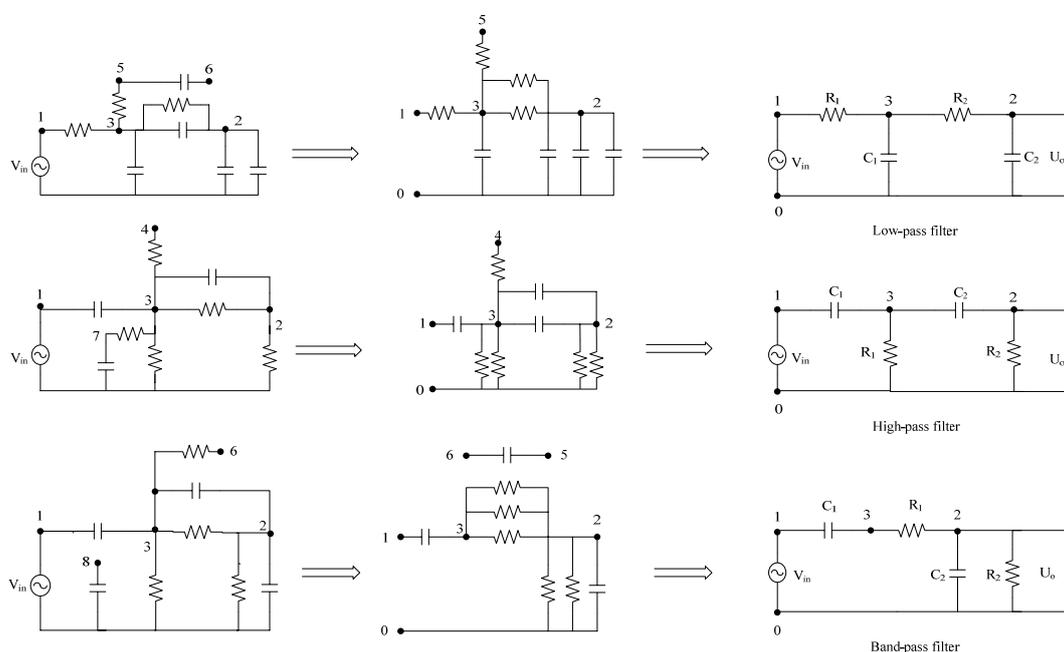


图 3-14 三种滤波器结构进化过程

Fig. 3-14 The evolution of the structures for three kinds of filters

表 3-2 三种滤波器的设计指标和设计结果

Table 3-2 Design specification and results of 3 kinds of filter

	低通滤波器	高通滤波器	带通滤波器	单位	
设计目标	过渡带	10M	10k	-	Hz
	插入损耗	0.5	0.5	0.5	dB
	截止频率 f_c	10k	100k	$f_{c1}=10k,$ $f_{c2}=10M$	Hz
	品质因数 Q	-	-	1/2	-
	中心频率	-	-	150k	Hz
进化设计结果	过渡带	7.93M	7.91k	-	Hz
	插入损耗	-0.042dB	-0.2718dB	-0.345dB	dB
	3dB 带宽	99k	7.9k	-	Hz
	品质因数 Q	-	-	0.63	-
	中心频率	-	-	158k	Hz
简化结构后器件参数	C_1	0.007	0.025	0.148	uf
	C_2	0.001	0.436	0.001	uf
	R_1	0.04	3.9	0.082	k Ω
	R_2	1.5	1.12	2.9	k Ω

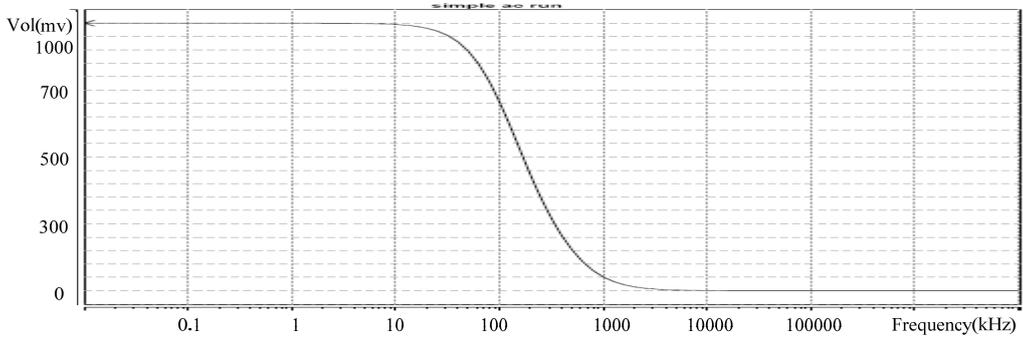


图 3-15 低通最优个体仿真特性曲线
Fig. 3-15 Characteristic of best individual for low-pass filter

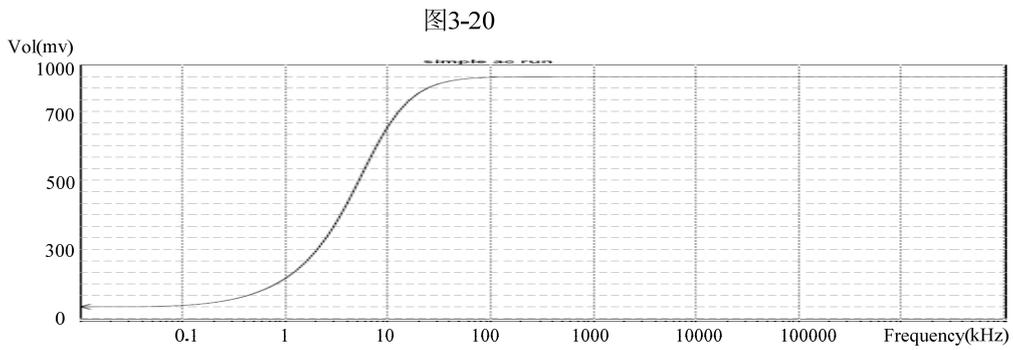


图 3-16 高通最优个体真仿特性曲线
Fig. 3-16 Characteristic of best individual for high-pass filter

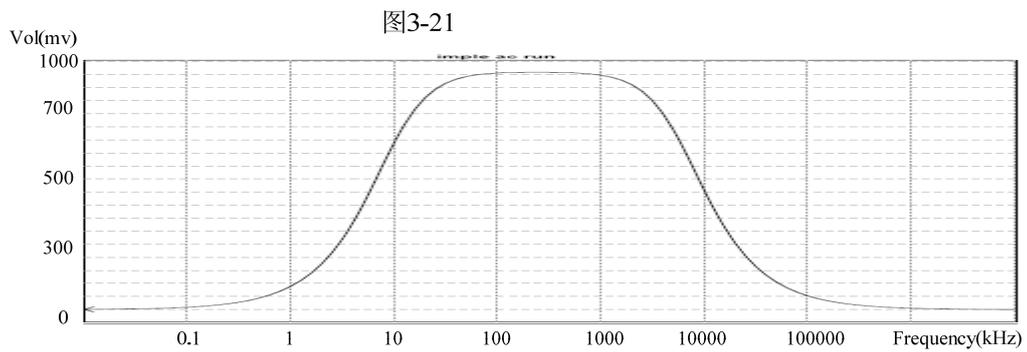


图 3-17 带通最优个体仿真特性曲线
Fig. 3-17 Characteristic of best individual for band-pass filter

3.4 本章小结

模拟电路的自动综合设计是很多模拟电路设计者的追求目标。在本章中，遗传算法被运用到模拟电路的参数优化和电路综合中来。通过对阻容滤波器的参数优化和结构进化实验，验证了该方法的可行性。通过对比实验结果验证了改进的遗传算法在电路参数优化中优于基本遗传算法；同时通过对结果的分析讨论，指出了在电路进化设计中，进行结构调整的局限性。

第 4 章 基于自适应遗传算法的 CMOS 运算放大器 参数优化

模拟电路设计分为两步：第一步设计结构。第二步调整参数。而随着模拟电路的不断发展，很多电路的经典结构已经被固定，而调节电路中复杂多变的元器件参数成为很多设计者棘手的工作，也是制约着模拟电路发展的瓶颈。所以 CMOS 模拟电路参数优化设计成为广大学者迫切需要解决的问题。

运算放大器是大多数模拟电路系统中不可或缺模块。其性能指标繁多复杂，且相互制约，是研究多目标优化问题的典型代表实例，故作为本章的主要研究对象。

4.1 运算放大器

4.1.1 运算放大器简介

运算放大器（简称为运放）是许多模拟系统和混合信号系统中的关键部分。大量的具有不同复杂程度的运放被用来实现各种功能：从直流偏置的产生到高速放大或滤波，它被广泛地应用于采样保持电路、开关电容滤波器、高速 A/D 转换器等电路中。

运算放大器从结构上主要分为两类：

第一是两级运算放大器，如图 4-1 所示。第一级由一个差分放大器组成，将差模输入电压转换为差模电流。这个差模电流作用在电流镜负载上恢复成差模电压。第二级由共源 MOSFET 放大器构成，将第二级的输入电压转换为电流。这管子用电流漏作为负载，在输出端将电流转换为电压。这种两级运算放大器运用如此广泛，因此我们称之为标准两级运算放大器，它由 MOSFET 和 BJT 两种形式。

第二种结构如图 4-2 所示。这个结构一般被称为折叠共源共栅运算放大器。这种结构改进了两级运算放大器的输入共模范围和电源电压抑制特性。在这种独特的运算放大器中，将它看做差分跨导级与电流级级联再紧跟一个

共源共栅电流镜负载的结构更方便。折叠共源共栅运算放大器的优点之一是它由一个推挽输出。也就是说，运算放大器可以灵活地从负载得到电流或向负载提供电流。前述两级运算放大器的输出级是甲类放大器，即其流入或流出电流能力是固定的。

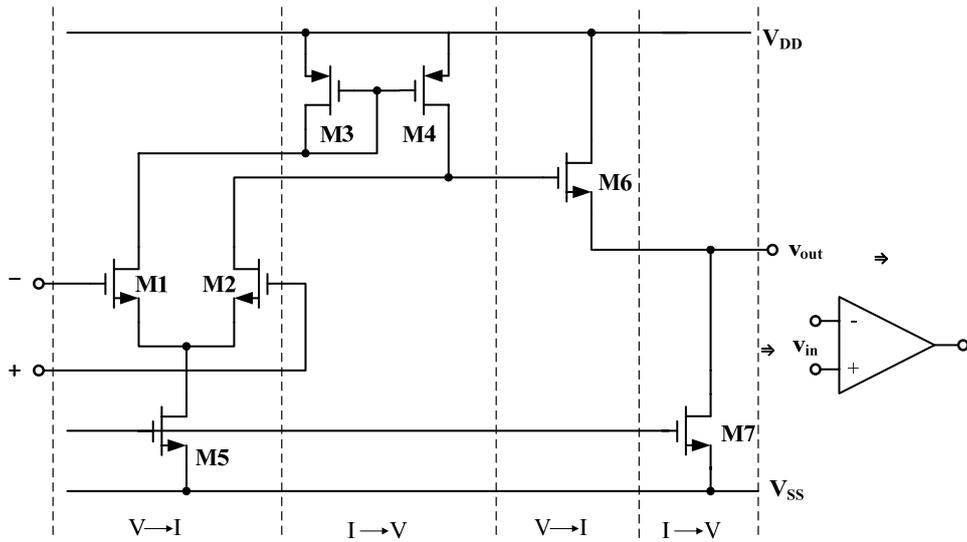


图 4-1 两级 CMOS 运算放大器

Fig. 4-1 Two stage CMOS Op-Amp

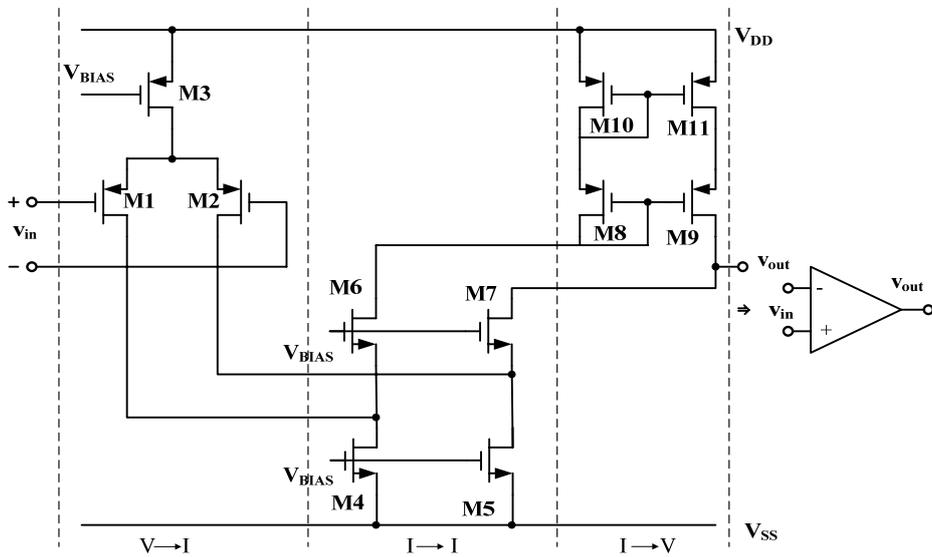


图 4-2 折叠共源共栅运算放大器

Fig. 4-2 The folded Cascode Op-Amp

4.1.2 运算放大器的设计及主要性能指标

运算放大器设计可以分成两个明显与设计相关的步骤。第一步是选择或构造运算放大器的基本结构，描述所有晶体管互联的草图。多数情况下，这个结构在整个设计中不会改变，但有时，某些选好的设计特性必须通过改变结构进行修改。

一旦结构确定，设计者必须选择静态工作点，并且开始设置管子尺寸，设计补偿电路。多数完成设计的工作都与这第二个步骤有关。为满足运算放大器的交流和直流要求，所有管子都应由合适的尺寸。在手工计算基础上，计算机电路模拟被大量运用以辅助设计者完成此阶段的工作。通常第二步工作是需要有经验的设计者花费大量时间来完成^[98]。

在设计运算放大器之前，必须要有对设计给出的性能指标的要求和边界条件。

设计运算放大器前所考虑的边界条件：

工艺规范 (V_T, K', C_{ox} , 等等)

电源电压范围

电源电流范围

工作温度范围

设计运算放大器主要考虑的性能指标：

1. 增益
2. 增益带宽
3. 建立时间
4. 摆率
5. 输入共模范围 ICMR
6. 共模抑制比 CMRR
7. 电源电压抑制比 PSRR
8. 输出电压摆幅
9. 输出电阻
10. 失调
11. 噪声
12. 功耗

4.1.3 运算放大器优化设计的发展现状

运算放大器参数的调整已经成为改变运放性能的主要途径。由于其性能指标繁多，而且彼此之间相互制约影响，所以寻求精确，快速的方法来优化运放参数，同时达到多种不同的性能指标成为广大学者孜孜不倦追求的目标和理想^[99]。一些用于优化运算放大器设计的工具和方法被设计开发出来。文献[100]中，作者运用多维下降单纯型算法对电路进行了优化，由于该算法是一个局部优化算法对迭代的起始点要求很强，而且在实际综合中所得到的目标函数往往具有多个极值，所以还需要对解区间进行划分，增加分区间优化算法来解决全局优化问题。另外，在 Hspice 的仿真工具中嵌入了一种优化算法(Levenburg Marquardt algorithm)^[101]。由于这种算法是基于梯度算法和牛顿高斯优化方法，所以它们在搜索空间上也同样存在着收敛于局部最优解的缺陷，在参数优化方面，会有缺陷产生，即：每次给的初始值不同，会优化出来不同的结果。遗传算法作为统计算法，它全局搜索能力强，并且收敛的速度快，已经被很多学者应用到多目标优化的问题中。文献[55]中作者以调整参数为变量，建立性能指标为目标函数的方程组。运用公式推导，通过遗传算法进行优化。由于其优化过程与工艺库和实际仿真软件相脱离，尽管其运行速度快，但其优化性能指标仍然不高。在文章最后本文优化出来的运放对比了不同方法优化出的运放结果并加以讨论。

4.2 针对主要指标运算放大器参数优化

运算放大器是模拟集成电路中最基本的单元之一。由上节不难看出，现在运放的设计中，在不同产品，不同工艺要求下，其结构基本固定，而参数变化。基于上章的基础，为了便于比较，在本节基本遗传算法被应用到运算放大器参数调整当中，针对四个性能指标(增益、单位增益带宽、3dB 带宽、相位裕度)根据其对整体适应度函数的影响力进行加权处理，对运算放大器进行了优化设计，得到了预期的结果。

遗传算法是一种模拟生物界自然选择思想，和优胜劣汰机制的全局随机搜索算法。其特点是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换，搜索过程不依赖于梯度信息，故其搜索空间广泛，收敛速度快，适应于运算放大器电路设计中的多目标优化问题。

针对运放，主体设计思想和基本设计框架同滤波器一章相同，设计流程

参见论文 3.2 节。具体细节的差距主要在于：编码方案的扩充，适应度函数的编写。另外本电路设计运用到了工艺库文件，针对实际电路设计中考虑到的一些约束问题也是我们需要考虑的。

多数 CMOS 运算放大器采用两级或多级增益。本章选取的运放是最常用的运算放大器之一：两级运算放大器。我们之所以选择此类运放论研究主要有几个原因：首先是简单而且实用；其次是其他各种运算放大器均在此基础上发展演变而成。

4.2.1 编码的设计方案

本节优化的是一个典型结构的 CMOS 二级运算放大器。其电路结构图如图 4-3。从图中我们可以看出共有 8 个 CMOS 晶体管和一个米勒补偿电阻和一个米勒补偿电容共 18 个参数需要我们来进行调整。每一个个体即每一套配置参数都是由一串二进制染色体串组成。其中每个参数对应着染色体中的一段基因位。根据设计运算放大器常识，我们知道电路的第一级是差动运放，所以晶体管大小 $M_1=M_2$ ， $M_3=M_4$ ，优化对象减少为 14 个参数。为了方便计算每个基因位对应八位二进制代码，总的染色体二进制代码长度为 112。所以染色体向量为：

$$[W_1, L_1, W_3, L_3, W_5, L_5, W_6, L_6, W_7, L_7, W_8, L_8, R, C]$$

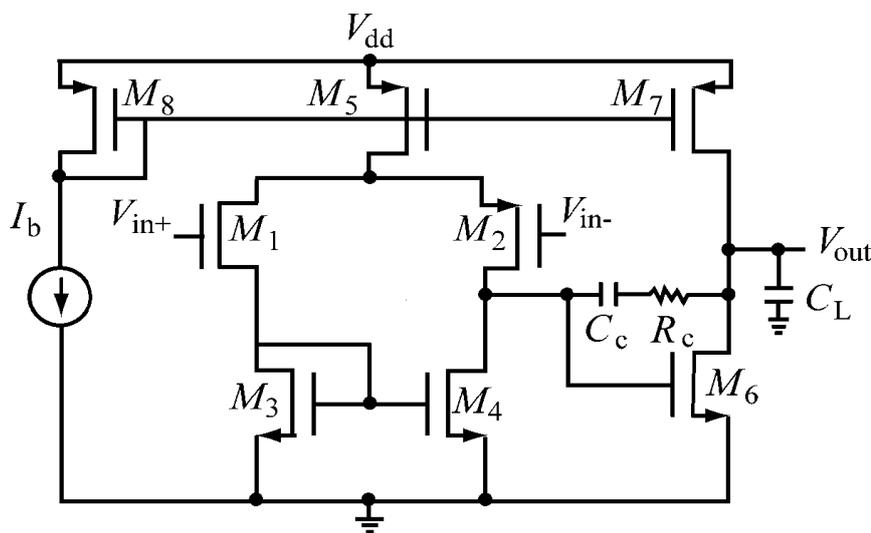


图 4-3 二级运算放大器原理图

Fig. 4-3 Schematic of two stage Op-Amp

本实验中我们用的仿真库文件是TSMC0.25 微米工艺库文件。为实现一个高增益，高带宽运算放大器，所优化的运放的基本性能指标见表 4-1。选取的晶体管都是普通的晶体管，根据设计经验，其管长的搜索空间设定为(1~3.56) μm ，步长为 0.01 μm ；晶体管宽的搜索空间为(1~257) μm ，步长为 1 μm ；电阻 R_c 的搜索范围(10~2560) Ω ，步长为 10 Ω ；电容的搜索范围为 1pf~26.5pf。优化参数范围见表 4-2。

表 4-1本次优化设计目标

Table 4-1.The target of design

直流增益(dB)	70
3-dB 带宽(Hz)	40k
单位增益带宽(Hz)	10M
相位裕度(度)	55

表 4-2 各可调整元器件参数的搜索范围

Table 4-2 The searching space of the parameters

L1 (μm)	1~3.5	L3 (μm)	1~3.5
L5 (μm)	1~3.5	L6 (μm)	1~3.5
L7 (μm)	1~3.5	L8 (μm)	1~3.5
W1 (μm)	1~257	W3 (μm)	1~257
W5 (μm)	1~257	W6 (μm)	1~257
W7 (μm)	1~257	W8 (μm)	1~257
R_c (Ω)	10~2560	C_c (pf)	1~25.6

4.2.2 适应度函数的编写

运算放大器设计通常需要兼顾多项设计指标，是典型的多目标优化问题。根据多目标优化问题中的平均整合法，可以将各子目标加以整合，使问题转化为综合反映各子目标要求的单目标优化问题。见公式(4-1)，其中，

$Fit_i(x)$ 为某项性能指标的适应度函数， w_i 为该指标的权重系数， n 为实验中考虑的指标个数， $Fitness(x)$ 为整合后的适应度函数。

$$Fitness(x) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot Fit_i(x) \quad (4-1)$$

在本节中为了简化计算我们只考虑了四个主要性能指标，其中包括： $Fit_1(x)$ 为直流增益， $Fit_2(x)$ 为3dB带宽， $Fit_3(x)$ 为相位裕度， $Fit_4(x)$ 为单位增益带宽。为了在.lis文件中能直接让程序自动生成这些参数。

在.sp 网表文件中加了如下的命令：

.measure ac avdb max vdb(out1) 在输出文件中直接得到直流增益。

.measure ac band3db when vdb(out1)='avdb-3' 在输出文件中直接给出 3db 带宽的值。

.measure ac phasemargin find vp(out1) when v(out1)=1 在输出文件中直接给出的相位裕度的值。

.measure ac mag1 when v(out1)=1 在输出文件中直接给出了单位增益带宽的值。

由于各个性能指标量纲不同而且其值的数量级差别很大，需要对量纲进行统一。在本次实验中采用了如下方法修改了适应度函数。

$$Fit_i(x) = \left[\exp\left(\frac{x}{x_{spec}}\right) \right] \quad (4-2)$$

其中 x 为用上述方法在输出文件中得到的相应的性能指标的值， x_{spec} 为本次优化中要求达到的性能指标的值。从上述方程式，我们可以解决量纲的问题，而且能够根据用户的需要确定仿真的方向。由于放大器中直流增益是最为主要的性能指标，其次是带宽，相位裕度，最后是 3dB 带宽。所以令 $w_0=1$ ， $w_1=0.1$ ， $w_2=0.3$ ， $w_3=0.5$ 。

4.2.3 试验结果及其讨论

本节采用基本遗传算法，选择策略为锦标赛法，单点交叉，按二进制位变异。在试验中运用 Hspice6.0 仿真工具，仿真工艺库为 TSMC0.25 微米工艺库。运行语言为 C 语言。计算机用的是 Ultra-10 工作站，cpu400, 256M 内存。交叉率为 0.8，变异率为 0.1，初始种群 100，进化代数为 200 代。单次运行时间为 8 个小时，主要为 Hspice 软件仿真用时。

其中最优解出现在 86 代，优化出来的管子参数为见表 4-4，相应的最优个体的性能结果如表 4-3 所示。

表 4-3 最优个体性能指标

Table 4-3 The simulation result of the best individual

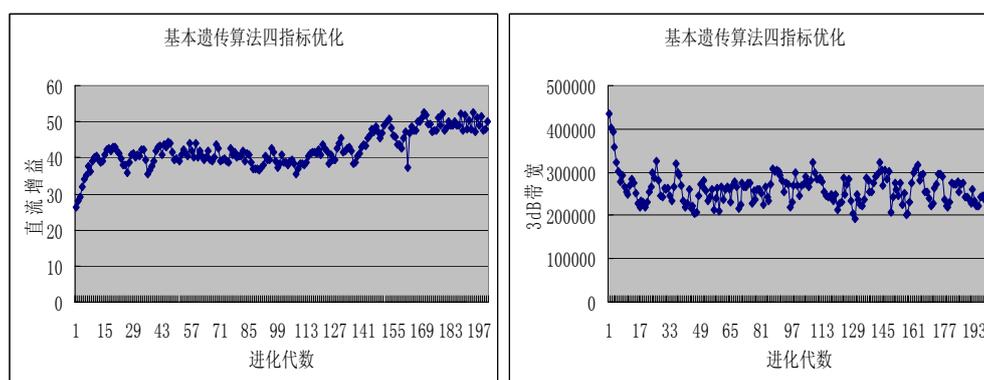
直流增益(dB)	75.14
3-db 带宽(Hz)	49.754k
单位增益带宽(Hz)	26.8M
相位裕度 (度)	61.473

表 4-4 最优个体参数列表

Table 4-4 The parameters of the best individual

L1 (μm)	1.30	L3 (μm)	1.23
L5 (μm)	1.53	L6 (μm)	1.21
L7 (μm)	1.51	L8 (μm)	1.82
W1 (μm)	42	W3 (μm)	3
W5 (μm)	5	W6 (μm)	51
W7 (μm)	48	W8 (μm)	7
R_c (Ω)	212	C_c (pf)	2.4

各个性能指标的平均适应度进化曲线如图 4-4 所示。其中，各子图的横坐标均为进化代数。图 4-4.a 的纵坐标为增益，单位为 dB，可以看出由于本次实验中，增益为主要参考指标，所以其优化性能比较明显，各代从平均增为 20dB，增加为平均增益为 50dB；图 4-4.b 的纵坐标为 3dB 带宽，单位为 Hz，我们知道运算放大器的带宽增益乘积是固定的，由于带宽和增益是一对相互矛盾、相互冲突的性能指标，并且权重系数以增益为主，所以 3-dB 带宽指标从 400K 下降为 300K；图 4-4.c 的纵坐标为单位增益带宽，单位 Hz，可以看出在平均在 60~70M 基本保持不表，由于该指标同样与增益相互矛盾的，但是其权重系数较大，所以影响程度相对较小；图 4-4.d 的纵坐标为相位裕度，单位为度，平均值为 50 度之上，其性能指标基本满足要求。

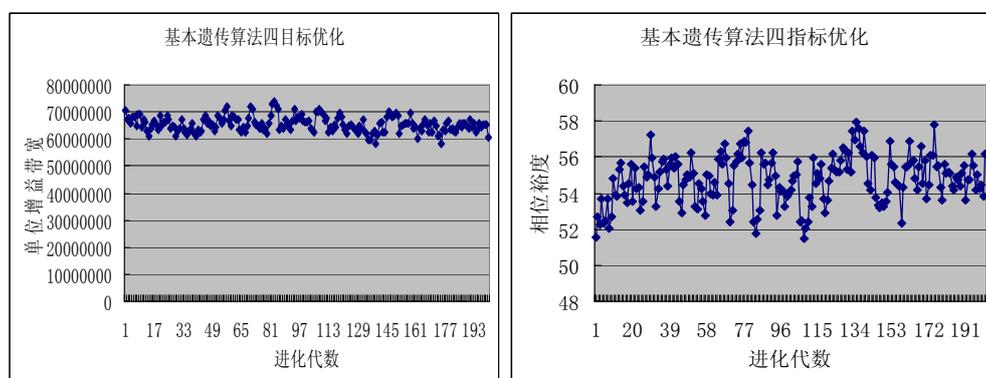


a) 直流增益进化过程

a) DC-gain.

b) 3-dB 带宽进化过程

b) 3-dB bandwidth



c) 单位增益带宽
c) Bandwidth of unit-gain
d) 相位裕度
d) Phasemargin

图 4-4 四个性能指标进化过程

Fig. 4-4 The evolution process of 4 performances

从图中我们可以看到，有优化的过程，但是效果不是很明显，而且收敛性也不是很好。总结原因如下：

1. 管子的搜索空间范围小，导致找不到能达到高增益性能的管子。致使优化效果不够明显。
2. 交叉率，变异率没有自适应调整，导致到今后后期，对种群的破坏性严重，平均适应度还在上下跳变。染色体中每一位的变异率为 0.1，在本试验中染色体长度为 112，那么每个个体在最后不变得概率 $(1-0.1)^{112}$ ，相当之小。
3. 平均适应度对各个性能指标没有加约束条件，只是人为的规定权值系数，缺乏理论依据，导致进化向着权值系数高的能指标的优化方向进行。所以出现 3-dB 带宽反而变坏的现象。
4. 3-dB 带宽的幅度震荡剧烈，这是由于随着参数的变化带宽的幅值变化的大，不同的配置参数有可能导致数量级上的变化。所以在后续工作中我们要试图控制各个性能指标的变化，使之随参数的调整在整体适应度中的贡献均匀。
5. 由于遗传算法的随机搜索性，即使收敛效果不好，也能找到性能比较满意的优化解。

总结：遗传参数不经过自适应调整的基本遗传算法，很难优化各性能指标相互冲突的多目标函数！

4.3 基于自适应遗传算法的 CMOS 放大器的参数优化方法

运算放大器尽管结构简单，但是其性能指标要求及其繁多。在模拟电路设计中，根据其运用于模块的不同，对放大器各项指标的要求，也会有所差异。本节所优化的电路结构与上节一致，见图 4-3。设计流程与上节相同。为了更贴近实际电路设计我们本次优化考虑了七个性能指标，他们依次为：直流增益，单位增益带宽，相位裕度，3db带宽，噪声，功耗，转换速率。

4.3.1 编码的设计方案

本节优化的电路依然是 18 个器件参数的运算放大器。为了简化计算，并且使优化的结果更合理的满足要求，我们把实际模拟电路设计的思想和经验运用到本方法中。具体如下：

1. 在第一级差动放大器中，M1 和 M2,M3 和 M4 大小完全相等,所以我们可以减少两个晶体管的计算。为了减少工艺不匹配造成的失调电压，在实际电路设计中，我们尽量令作为电流镜的管子长度相等，令 $L5=L7$ ， $L3=L6$ ，其余管子的长度的搜索空间一致。这样进化参数为 12 个。染色体向量为：

$$[W1, L1, W3, L3, W5, L5, W6, W7, W8, L8, R, C]$$

2. 在该电路结构的传统设计上，晶体管的沟道长度一般为工艺允许的最小沟道长度的 3~4 倍。本实例中用的是 TSMC0.25 微米工艺，所以通常情况下限定晶体管长度的上限为 3 微米即可。由于在实际中经常需要根据不同指标的要求设计出性能差别大的运放。所以在第一级运放中，决定增益的晶体管长度的 $L1,L3$ 搜索空间要扩大所以限定其搜索空间为 1~10 微米。步长依然为 0.01 微米。

$$I_D = 2.n\beta(U_T)^2 \quad (4-3)$$

$$C_c > (2.2/10)C_L \quad (4-4)$$

3. 为了使晶体管工作在饱和区，即每一代生成的电路完成运放功能。通过某些给定的性能指标，我们可以根据公式（4-3）大致估算出一些管子的宽长比。其中 β 为正比于管子的宽长比尺寸的常数， U_T 为热电压（在

300K 时为 26mV), n 值大约等于 1.3。根据管子的长度来限定宽度的搜索空间。步长为 0.1 微米。

4. 在 TSMC25 工艺库中, CMOS 晶体管的宽, 长范围为:

$$\begin{cases} W \in (1.01 \times 10^{-4}, 3 \times 10^{-7}) \\ L \in (2.1 \times 10^{-5}, 2.4 \times 10^{-7}) \end{cases} \quad (4-5)$$

所以, 在本试验代表中晶体管的宽度基因长度扩展为 12 位, 前四位为在实际版图设计中的 M 值, M 代表并联晶体管的数目也就是宽度的倍数。后八位仍然为晶体管宽度的实际值。

5. 根据公式 (4-4), 理论上米勒补偿电容大于负载电容的 0.22 倍。在本次实验中限定负载电容为 5~10pf, 所以补偿电容的范围, 也被限定。

本次试验的优化参数范围见表 4-5:

表 4-5 可调整参数的搜索空间

Table 4-5 The searching space of the parameters

L5,L8	025-3(μ m)	L1,L3	1-10(μ m)
W1	30L1-1500(μ m)	W3	3L3-1000(μ m)
W5	5L5-500(μ m)	W6	3L6-500(μ m)
W7	30L7-100(μ m)	W8	5L8-100(μ m)
R	100-10K Ω	C	1.2-6(pf)

4.3.2 适应度评估方法

运算放大器设计通常需要兼顾多项设计指标, 是典型的多目标优化问题。根据多目标优化问题中的平均整合法, 可以将各子目标加以整合, 使问题转化为综合反映各子目标要求的单目标优化问题。见公式 (4-6)。

$$Fitness(x) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot Fit_i(x) \quad (4-6)$$

其中, $Fit_i(x)$ 为某项性能指标的适应度函数, w_i 为该指标的权重系数, n 为实验中考虑的指标个数, $Fitness(x)$ 为整合后的适应度函数。

整合法的瓶颈在于权值系数 w_i 的确定。本文把性能指标要求和算法相结合, 根据进化过程对权值系数进行了自适应调整。其中每项性能指标都有一个根据用户制定的可容忍的条件 $accep_i$ 和要求达到的条件 $spec_i$ 。见式 (4-7) ~ (4-11):

$$F_i(x) = \frac{f_i(x)}{\overline{f_i(x)}} \quad (4-7)$$

其中式 (4-7) 为归一化方程。 $\overline{f_i(x)}$ 为种群关于 $f_i(x)$ 的平均适应度。公式 (4-7) 解决了各性能指标的量纲的问题，为了解决各性能指标的根据参数的调整，幅度变化的大小不一。我们构造了一个新的性能指标适应度函数：

$$Fit_i(x) = [1 - \exp(-F_i(x))] \quad (4-8)$$

由公式 (4-8)，我们可以看出，无论各个性能指标的幅度变化范围多广，经过公式 (4-8) 的变化其取值范围都会被确定在 (0, 1) 之间。这样为以后权值系数自适应调整创造了条件。

$$w_i = 100 \frac{spec_i}{f_i(x)} \quad \text{if } \overline{f_i(x)} < accep_i \quad (4-9)$$

$$w_i = 10 \frac{spec_i}{f_i(x)} \quad \text{if } accdp_i < \overline{f_i(x)} < spec_i \quad (4-10)$$

$$w_i = \frac{spec_i}{f_i(x)} \quad \text{if } spec_i < \overline{f_i(x)} \quad (4-11)$$

从公式(4-9)~(4-11)可以看出当某一性能指标的平均适应度没有满足容忍的条件时，那么它的进化强度就会被强烈增加，如果它的平均适应度达到容忍条件的条件，却没有达到用户的要求条件，那么它的进化强度将适度增加，直到它满足用户要求。其中常数 5, 10 为人为给出的经验值，其数值可以更大，能满足强度明显超过性能指标的适应度函数方程的数量级即可（也就是我们刚才公式 (4-8) 中的 (0, 1) 范围即可）。这样，优化程度较高的子目标其优化压力将逐渐减小，优化程度较低子目标则相反，从而避免了遗传搜索偏好部分子目标而舍弃其余子目标。同时，可以利用改变 $spec_i$ 的值来从而改变 w_i ，来表达对子目标 $f_i(x)$ 的重视程度。

当某些性能指标为取值越小越好，比如功耗，比如噪声。公式 (4-9) ~ (4-11) 变化为：

$$w_i = -100 \frac{spec_i}{f_i(x)} \quad \text{if } \overline{f_i(x)} > accep_i \quad (4-12)$$

$$w_i = -10 \frac{spec_i}{f_i(x)} \quad \text{if } accdp_i > \overline{f_i(x)} > spec_i \quad (4-13)$$

$$w_i = -\frac{spec_i}{f_i(x)} \quad \text{if } spec_i > \overline{f_i(x)} \quad (4-14)$$

这样，可以提出不同的性能指标即 $accp_i$, $spec_i$ 值来完成不同功能的运放的优化设计！当性能指标要求 $spec_i$ 过高，进化无法满足的时候，平均适应度就会在该指标的最高值区间上下跳跃，无法收敛，通常需要通过限制进化代数进行限制，来完成优化过程。通过这种方法可以快速地优化出该结构下接近或满足要求的电路。

在本次实验中为了简化计算我们考虑了 7 个主要性能指标，其中包括：直流增益，单位增益带宽，相位裕度，3dB 带宽，噪声，功耗，转换速率。其中前四个指标仿照上一节可以求得，功耗在 .lis 文件中自动给出。

对于噪声我们需要对 Hspice 命令进行修改，在自动生成的 .sp 文件中加如下的命令：

```
.noise v(out1) v21 100
.print noise inoise onoise
```

这样噪声会以随频率变化的列表形式在 .lis 文件中给出。由于我们在实验中考虑的是热噪声，它是当闪烁噪声降低为 0 的时候求得，所以，我们只需求得等效输入噪声中的所有频率采集点中的最小值，即为我们要求的热噪声。

对于转换速率，我们无法在 .lis 文件中得到。借助于公式

$$I_5 = SR \cdot C_c \quad (4-15)$$

我们可以通过求得 I_5 的值和米勒补偿电容 C_c 的值做商，即可。在 .sp 文件中加入的命令如下：

```
.plot tran i(M61) I(V0)
```

这样 I_5 即可在 .lis 文件中给出。

4.3.3 遗传参数调整策略

从上一节的实验中我们可以看出，尽管通过遗传算法的优化，各性能指标有向好方向发展的趋势，但是反映各个性能指标进化过程的平均适应度收敛性不是很理想。这是由于遗传算法基于概率统计的全局搜索算法，能迅速

找到全局最优解的范围。但传统的遗传算法存在易发生过早收敛（早熟）以及在进化后期搜索效率较低等缺陷。这是由于在传统的遗传算法中，交叉率 p_c 和变异率 p_m 等控制参数与种群的进化过程无关，自始至终保持定值。而近年来的研究表明，交叉率 p_c 和变异率 p_m 的选择是影响遗传算法性能的关键所在，直接影响算法的收敛性。因而针对不同的优化问题，需要反复实验来确定 p_c 和 p_m ，这是一项繁琐的工作，而且很难找到适应于每个问题的最佳值。由于其交叉率，变异率的本身还具有一定的破坏性，很难在最优解范围内精确收敛。

在本节中，我们根据第二章的理论以及在第三章对滤波器的实验应用的改进的遗传算法的研究，采用了最优保留遗传算法，（即：保证每代种群中最优秀个体被遗传到下一代中），使每代中的最优个体不至于在迭代中被破坏。交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 对 GA 的性能的影响很大，取值过大将导致低效的纯粹的随机搜索，取值过小会影响收敛速度和早熟局部收敛。其最佳效果是跟随着进化的进程分段改变，即采用自适应遗传算法作为进化算法。运用动态自适应技术来调整遗传算法的控制参数。其基本思想是使 p_c 和 p_m 能够随进化代数和适应度自动改变。当进化初期，种群的平均适应度偏低，而其种群的多样性很高，这时使 p_c 和 p_m 增加，并采用多点交叉，如图 4-5；而随着进化的进行，平均适应度增加，种群趋于收敛，这时使 p_c 和 p_m 减少，避免破坏优秀个体。见式：(4-14) ~ (4-16)。

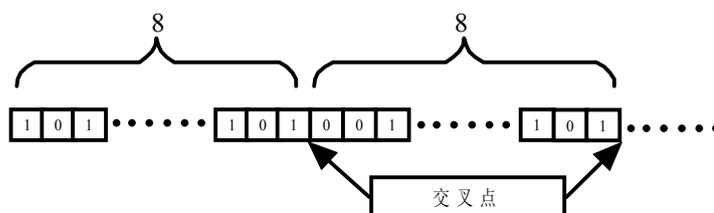


图 4-5 多点交叉示意图

Fig. 4-5 Diagram of multi-crossover

$$P_c(t) = P_{c0} \cdot e^{-a \cdot t / t_{\max}} / f_d(t) \quad 0 < t < t_{\max} \quad (4-16)$$

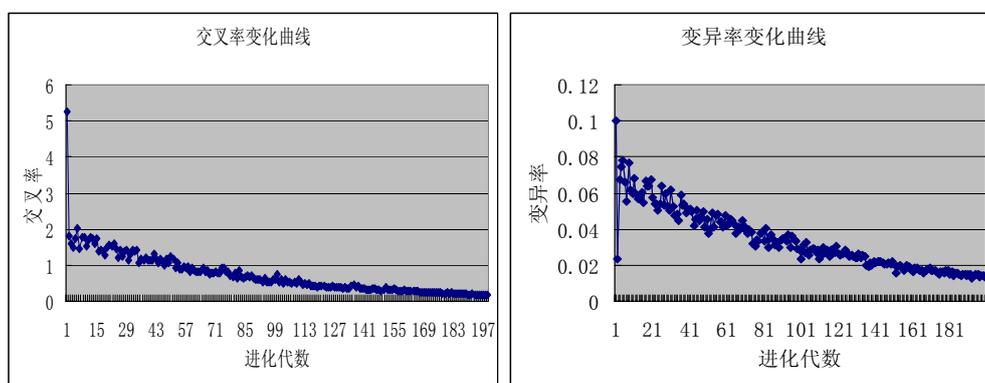
$$f_d(t) = \overline{fit(t)} / [fit_{\max}(t) - fit_{\min}(t)] \quad (4-17)$$

$$P_m(t) = P_{m0} \cdot e^{-a \cdot t / t_{\max}} \cdot f_d(t) \quad (4-18)$$

其中 a 为正常数。 $f_d(t)$ 为当前种群多样性的量度。 $\overline{fit}(t)$ 是当前种群（第 t 代）的平均适应度， $fit_{\max}(t)$ ， $fit_{\min}(t)$ 分别为最大，最小适应度，因此，种群的个体多样性越高， $f_d(t)$ 越小，否则相反。从公式中我们可以看出，在进化初期，种群的多样性在主导，所以，交叉率和变异率的取值相对很大。随着进化的进行，收敛度的提高，交叉率和变异率相应的调整，保证后期的优秀个体不至于被高度破坏。

P_c ， P_m 随着进化代数的曲线图如图 4-6。

从图中我们不难看出，决定搜索的交叉率在初始的一段时间是大于 1 的，这说明，最初是种群最大值和最小值差别很大，种群多样性很分散，这时加大交叉的搜索力度，让算法能在短时间内搜索全局，找到全局最优解所在的空间。随着进化过程的进行，种群开始逐渐收敛，反映种群多样性 $f_d(t)$ 相应的变大，这时变异率起到了作用。因为变异率相对交叉率变小的速度较慢，在局部空间内展开变异搜索（并且还能以一定的概率跳出局部空间）。为了保证算法的收敛，最终的优秀个体不被破坏，最终随着进化代数的进行，交叉率、变异率都是要成指数形式衰减的。



a) 交叉率

b) 变异率

a) The evolution process of P_c

b) The evolution process of P_m

图 4-6 交叉率、变异率变化曲线

Fig. 4-6 The evolution process of P_c and P_m

4.3.4 实验与讨论

本实验中，运用自适应最优保留遗传算法对经典结构的二级运放进行了优化设计。仿真用的是 TSMC0.25 微米工艺库，工作电压为 2.5 伏。计算机用的是 Ultra-10 工作站，cpu400，256M 内存。种群大小为 100，进化代数为 200 代。初始交叉概率为 0.85，初始变异概率为 0.15，参数 $a=2$ 。程序语言为 c 语言，仿真工具为 Hspice 6.0。一次优化大约需要耗时 10 小时（其中大部分时间是 Hspice 所耗时）。实验中，考虑到了直流增益，单位增益带宽，相位裕度，3db 带宽，噪声，功耗，转换速率七个性能指标。

文献[100]中采用的是基于优化性能方程式法，运用简易模型参数对运算放大器（与本文相同的结构）进行了参数优化设计。优化算法采用的是多维下降单纯型算法。表 4-6~表 4-8 中分别给出了文献和本章中两次不同实验的性能指标要求，其中例 1 是参照文献中的性能指标要求进行了优化设计。表 4-9、表 4-10 给出了文献中优化出的电路参数以及相应的设计结果和例 1，例 2 优化出的电路参数及其相应的性能结果。通过与文献中本实验 1 中优化出的结果进行了比较，不难看出，例 1 中电路的主要性能结果绝大多数优于文献中所给。实验结果证明了以 Hspice 仿真软件为主要评估手段，基于自适应遗传算法的模拟电路优化设计方法在精度上的优越性和在实际应用中的先进性。通过例 1 与例 2 的比较，可以看出看出，由于设计指标要求的变化，例 1、例 2 优化出的电路参数和相应的性能指标的差异也在表中体现了出来。

表 4-6 文献[100]设计指标

Table 4-6 The design specification in reference

	accep	spec	单位
直流增益	无	80	db
单位增益带宽	无	40	MHz
相位裕度	无	60	度
3db 带宽	无	无	kHz
功耗	无	2	mW
噪声	无	300	nV/\sqrt{Hz}
转换速率	无	30	v/us

图 4-7 给出了设计 1 中各性能指标平均适应度的优化过程，其中横坐标均为进化代数。图 4-7.a 中纵坐标为平均直流增益，单位为 dB；图 4-7.b 中

纵坐标为平均单位增益带宽，单位为 Hz；图 4-7.c 中纵坐标为平均 3-dB 带宽，单位为 Hz，从图中我们发现其优化效果不是很明显，这是由于我们在设计之初，对其性能的要求不是很高，初始种群的平均适应度已达到 spec，故其进化强度始终很小，当其平均适应度小于 50k 的时候，其进化强

表 4-7 例 1 设计指标

Table 4-7 The design specification in example 1

	accep	spec	单位
直流增益	40	80	db
单位增益带宽	30	40	MHz
相位裕度	50	60	度
3db 带宽	10	50	kHz
功耗	5	2	mW
噪声	10	7	nV/ \sqrt{Hz}
转换速率	10	30	v/us

表 4-8 例 2 设计指标

Table 4-8 The design specification in example 2

	accep	spec	单位
直流增益	60	100	db
单位增益带宽	0.1	5	MHz
相位裕度	45	50	度
3db 带宽	0.1	1	kHz
功耗	2	1	mW
噪声	100	10	nV/ \sqrt{Hz}
转换速率	1	5	v/us

表 4-9 性能指标比较

Table 4-9 The comparison of performance

		文献[100]	设计 1	设计 2	单位
设计 结果 性能 指标	直流增益	83.1	88.8	103	db
	单位增益带宽	43.4	89	10.6	MHz
	相位裕度	60.6	65.5	57.1	度
	3db 带宽	无	46	11	kHz
	功耗	1.076	1.06	0.993	mW
	噪声	6.5	9.18	15.2	nV/ \sqrt{Hz}
	转换速率	37.5	33.2	5.9	v/us

表 4-10 参数比较

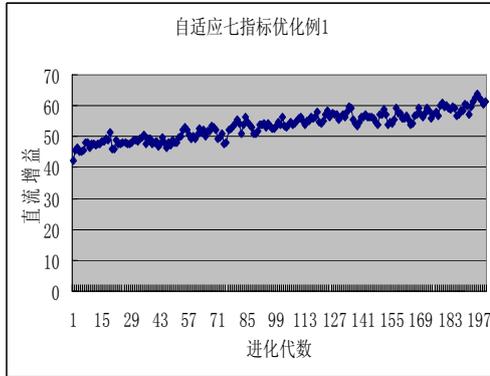
Table 4-10 The comparison of parameters

	文献[100]	设计 1	设计 2	单位	
设计结果参数	L1	1.43	1.83	4.2	μm
	L3	0.95	1.36	3.98	μm
	L5	1.8	2.20	0.95	μm
	L6	0.95	0.53	3.98	μm
	L7	1.8	1.85	0.95	μm
	L8	1.8	1.33	1.18	μm
	W1	25.9(m=8)	20.1(m=8)	21.3(m=8)	μm
	W3	13.59(m=3)	70.2(m=8)	12.1	μm
	W5	25.8(m=16)	21.1(m=6)	4.9	μm
	W6	13.59(m=8)	34.2(m=6)	23.3(m=12)	μm
	W7	25.8(m=24)	14.9(m=16)	55.2	μm
	W8	13.59(m=3)	9.0(m=1)	5.1	μm
	R	无	635	273	Ω
	C	3.68	2.48	4.96	pf

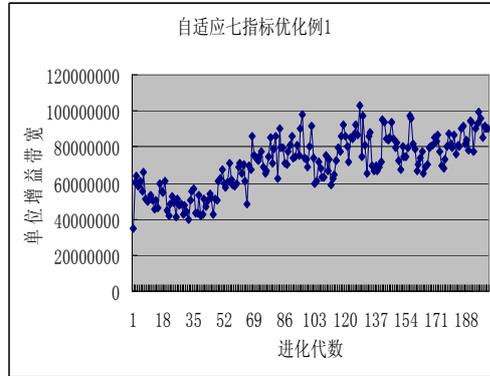
度马上增加，平均适应度曲线迅速向上；图 4-7.d 中纵坐标为平均热噪声，单位为 $\text{nV}/\sqrt{\text{Hz}}$ ，从图中我们可以看出其平均适应度是一个向下减少的趋势；图 4-7.e 中纵坐标为功耗，单位为 mV ，从图中我们发现功耗的平均适应度在优化的过程中是在处于震荡的过程中，没有相下反而向上，这说明在其他性能指标增益，带宽，噪声等与其利益冲突的性能指标影响下，它在适应度函数的影响是微弱的，并且 $\text{accep}=5$ ， $\text{spec}=2$ 的要求也很低，在整体适应度函数中强度最弱，导致其走势如图 4-7.e。在进化趋于结束的过程中，在其他性能指标趋于收敛的情况下，它平均适应度走势向下，说明其优化过程在其它指标满足后也起到一定的作用；转换速率是利用 M5 管直流电流和补偿电容的商值求得，图 4-7.f 中纵坐标为 M5 管平均直流电流，单位为 μA 。图 4-7.g 中纵坐标为相位裕度，单位为度。我们知道 60° 为相位裕度的理想值，故该性能指标尽管优化效果不是很明显（这是由于初始种群的理想状况造成的），但是其最终结果是朝着我们指定的方向进行优化的。从图中可以看出增益，单位增益带宽，噪声，相位裕度，转换速率等五个性能指标优化效果达到了预期的要求。

例 2 的目的是为了优化一个高增益，低功耗的运算放大器，为了衬托与例 1 的强烈的差别，其他的指标要求相应降低。多次试验验证下，在该结构

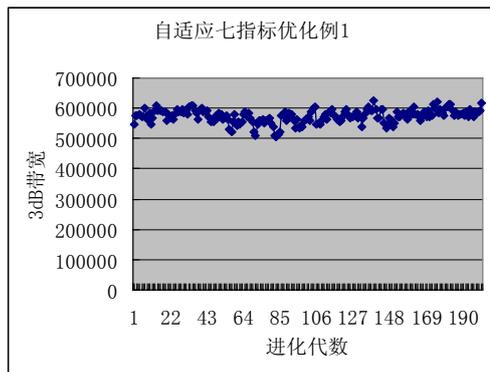
中为了达到如此大的增益和低功耗必须要以牺牲其他性能指标为前提。



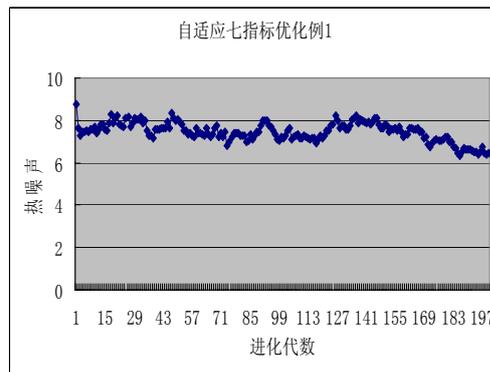
a) 直流增益
a) DC-gain



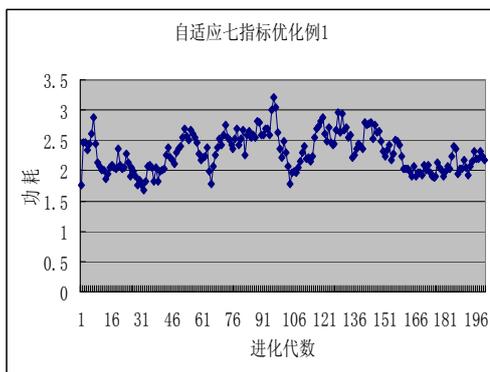
b) 单位增益带宽
b) bandwidth of unity gain



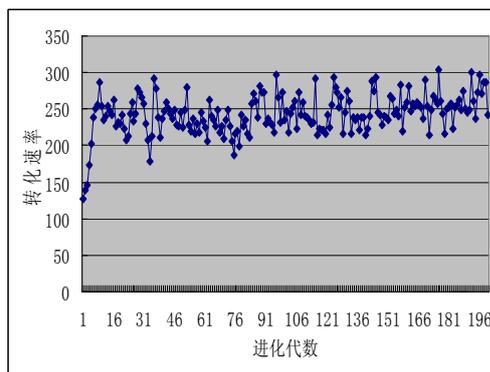
c) 3-dB 带宽
c) 3-dB bandwidth



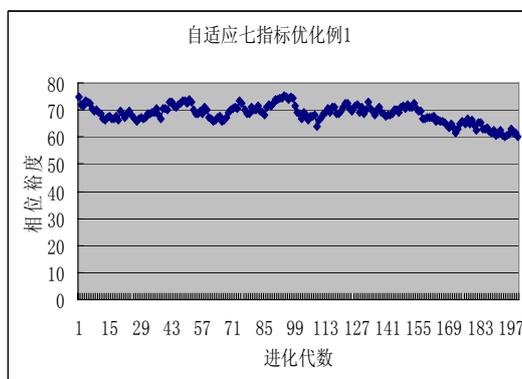
d) 热噪声
d) hot noise



e) 功耗
e) power



f) 转换速率
f) slew-rate



g) 相位裕度

g) phase-margin

图 4-7 例 1 中各性能指标进化过程

Fig. 4-7 The evolution process of all performances in example1

错误！书签自引用无效。与表 4-12 给出了在例 1 中一次优化过程最后一代性能优良的五个个体的性能结果和相应的电路参数。从表中可以看出来，种群中的多样性

依然保持的很好，这说明了遗传算法在多目标优化问题中可以得到达到满意目标的解集合，而不是唯一解；并且改进的遗传算法在保持种群多样性方面起到了一定的效果，没有收敛到局部最优解。

表 4-11 同一优化中下五个性能指标优良的结果

Table 4-11 The performance comparison of five better results in one simulation

	结果 1	结果 2	结果 3	结果 4	结果 5	单位	
设计结果性能指标	直流增益	91.1	89.8	88.8	89.3	85.4	db
	单位增益带宽	44.8	89	89	45.6	70.9	MHz
	相位裕度	55	57.1	65.5	58.6	53.8	度
	3db 带宽	1.46	3.8	4.6	1.76	4.3	kHz
	功耗	0.942	1.43	1.41	1.16	1.75	mW
	噪声	9.8	7.7	9.18	8.09	7.4	nV/ \sqrt{Hz}
	转换速	31.6	37	33.2	35.6	35.4	v/ μ s

率

表 4-12 同一次优化中五个性能指标优良的参数结果比较

Table 4-12 The parameters comparison of five better results in one simulation

	结果 1	结果 2	结果 3	结果 4	结果 5	单位	
设计 结果 元件 参数	L1	2.35	1.73	1.83	0.95	0.88	μm
	L3	1.36	1.50	1.36	1.03	2.13	μm
	L5	1.54	1.43	2.20	1.50	1.37	μm
	L6	1.37	0.57	0.53	1.03	1.97	μm
	L7	1.56	2.6	1.85	1.50	1.17	μm
	L8	1.53	1.77	1.33	1.51	1.93	μm
	W1	42.8(m=4)	25.0(m=8)	20.1(m=8)	19.1(m=8)	13.1(m=8)	μm
	W3	9.8 (m=8)	4.1 (m=8)	70.2(m=8)	5.9(m=12)	6.1 (m=8)	μm
	W5	17.1(m=10)	24.1(m=6)	21.1(m=6)	50.8(m=4)	19.0(m=6)	μm
	W6	13.1(m=14)	15.2(m=4)	34.2(m=6)	16.9(m=12)	58.2(m=4)	μm
	W7	21.4(m=8)	26.0(m=20)	14.9(m=16)	24.1(m=12)	16.1(m=20)	μm
	W8	16.9(m=1)	18.7(m=1)	9.0 (m=1)	17.1(m=2)	17.0(m=1)	μm
	R	690	593	635	238	678	Ω
	C	4.3	2.37	2.48	5.8	3.54	pf

从理论上，本章通过与第三章的滤波器进化研究对比验证确立了本论文研究的重点：在模拟电路优化设计中，电路的结构固定不变，只优化管子参数。其实，这也是模拟电路优化设计未来发展的方向。原因如下：

1. 许多模拟电路的结构是固定不变的，因为它是人们多年来经验的结晶。我们的优化方法，便捷，高效是因为它是以模拟电路设计者的经验为指引。设计者长年经验产生出来的电路结构是很经典的。通过第三章滤波器的进化设计，可以看出来，无论我们如果修改算法，我们无法优化出来比人类经验经验积累下来的结构更完美的结构。
2. 遗传算法比较容易处理双端口器件，因为其数据结构的方便性。其编码方案恰好能与规则的双端口器件的网表一一对应。如果考虑 CMOS 器件，BICMOS 器件等有源三端口，遗传算法建立数据结构也变得异常复杂。电路错综复杂的网表将使其交叉，变异变得盲目无序，很难收敛。
3. 从现实意义上来说。随着集成电路制造工艺的不断进步。大多数电路结构不变，需要从一个工艺转换成另一个工艺。而对模拟电路而言，工艺改变会导致其性能的彻底的改变，这就需要很多有经验的电路设计者进行其参数调整。

4. 很多机构，厂家，介绍产品时，只提供 IP 硬核，不提供 IP 软核。不便于我们自主分析，就就需要我们自行试验，调整其管子参数。

综上所述，在模拟电路设计中，选择结构固定，优化调整其参数，作为本论文的主要方向是有其理论和实用价值。

4.4 本章小结

本章提出了一种基于最优保留自适应遗传算法的 CMOS 模拟运算放大器的参数优化方法。该方法侧重于模拟电路设计的知识运用到遗传算法中，压缩了搜索空间，控制了搜索步长；对遗传算法中的遗传因子进行了指数型自适应改进从而解决了收敛问题，并把反映种群多样性的指标加入到遗传因子中，解决了局部收敛问题；根据运放中各性能指标要求的不同对适应度函数进行了自适应修改，解决了多目标优化的方向性问题，提高了优化的精度。通过与基本遗传算法和其他方法进行运算放大器优化设计的仿真结果进行比较，证明了该方法可以更精确地优化模拟运算放大器。由于它贴近传统模拟电路设计思想，所以其具有较强的应用价值。通过深刻的分析和讨论确立了以“固定结构，调整参数”作为本论文模拟电路优化方法的主要方向。

第 5 章 基于自适应遗传算法的二阶补偿带隙基准源设计

在模拟电路设计中带隙基准电压源是一个非常重要的模块，一个有效的基准电压源在一定的范围内基本上与电源电压变化、工艺参数变化及温度无关。自从 Wilmar 基准电压源出现以来，在双极型集成电路中带隙基准电压源的技术被广泛应用。随着温度补偿，激光修正等技术，特别在 CMOS 技术迅速发展的今天，带隙基准电压源技术也获得了飞速发展，并在 DC-DC, RF, A/D 等方面得到广泛应用^[102-105]。

5.1 带隙基准源的基本原理、性能指标

5.1.1 带隙基准源的基本原理

理想的带隙基准源几乎可以不受温度、工艺和电源变化等因素的影响，提供一个稳定的电源。带隙基准源的主要性能指标包括温度系数，电源抑制、线性调整率等。而最重要的指标就是温度系数。其低温度系数的获得是利用两个具有相反温度系数的电压按照一定的比例相叠加，从而在一个温度点上形成对温度的求导几乎等于零，即零温度系数^[106]。

图 5-1 给出了基本带隙基准源的原理，通过组合两个具有相反温度系数的电压 V_T （正温度系数）和 V_{BE} （负温度系数），从而达到理想的温度系数。图中高增益运算放大器 A 的作用是使其两输入端电位相等（即虚短），Q1 和 Q2 两个晶体管的基极-发射极的电压差为

$$\nabla V_{BE} = V_T \ln(n) \quad (5-1)$$

其中 $V_T = \frac{KT}{q}$ 为热电压， n 为双极晶体管 Q2 和 Q1 的发射极面积比。而双极晶体管的发射极-基极电压的温度特性可以表示为

$$V_{BE}(T) = V_{G0} - [V_{G0} - V_{BE}(T_R)] \times \frac{T}{T_R} - V_T \times (\eta - \alpha) \ln \frac{T}{T_R} \quad (5-2)$$

其中 V_{G0} 为硅的带隙电压， T_R 为参考温度， η 和 α 分别为迁移率和集电极电流的温度系数。式(5-2)第一项与温度无关，第二项随着温度增加线性下

降，第三项是温度的非线性项。

求得流过 Q1 管子电流，通过电流镜镜像，可以得到输出电压 V_{REF}

$$V_{REF} = V_{BEQ3} + \frac{R2}{R1} V_T \ln(n) \quad (5-3)$$

合理选择电阻的比值，就可以实现零温度系数的带隙基准^[107]。

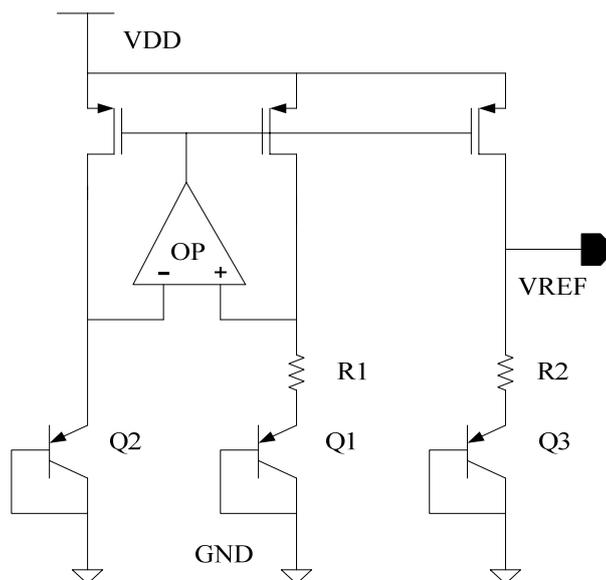


图 5-1 带隙基准原理图

Fig. 5-1 Schematic of bandgap reference

5.1.2 带隙基准源的主要性能指标

带隙基准源的主要性能指标包括温度系数、电源抑制、线性调整率以及最低工作电压等。

1. 温度系数 温度系数是带隙基准源的最重要的参数，表征了在整个芯片工作温度范围内输出电压随温度的变化。带隙基准源只能在一个温度点实现零温度系数，而在整个温度范围内的温度系数可以表示为

$$TC_{eff} = \frac{1}{V_{ref}} \left(\frac{V_{ref\ max} - V_{ref\ min}}{T_{max} - T_{min}} \right) \quad (5-4)$$

2. 电源抑制 电源抑制表征带隙基准源对电源行波干扰的抑制能力，

一般以 dB 表示。

3. 线性调整率 表征带隙基准源输出电压受直流电源电压变化的影响程度，即直流电压变化时基准源输出电压的稳定程度，可以表示为

$$LINE_REGULATION = \frac{V_{ref\ max} - V_{ref\ min}}{VDD_{max} - VDD_{min}} \quad (5-5)$$

4. 最小工作电压 基准源可以正常工作保证一定的温度系数的最低电源电压。随着 CMOS 工艺特征尺寸的不断降低，允许的电源电压越来越低，这就要求基准源的最小工作电压越来越低。

5.2 分段曲率校正带隙基准源

5.2.1 原理

本章介绍的曲率校正带隙基准源的基本思想是在传统一阶带隙基准源叙述的基础上叠加一个分段非线性校正电流，校正非线性温度项^[108]。图 5-2 中给出了提出的分段非线性校正电流产生电路。它包括前面给出的与绝对温度成正比的电流 I_{PATA} 、电阻 $R4$ 和 PMOS 晶体管 $M9$ 。利用文献[109]给出的温度相关电阻比的方法来获得一个与温度的平方成正比的电压，因此电阻 $R4$ 是一个比 $R2$ 温度系数更高的电阻，因此节点 A 的电压可以表示为

$$V_A = VDD - R4 \cdot V_T \cdot Ln(n) / R0 \quad (5-6)$$

由于 $R4/R2$ 是一个正温度系数，因此 $M9$ 晶体管的栅源电压是与温度的平方成正比的，即

$$V_{SGM9} = R4 \cdot V_T Ln(n) / R0 \quad (5-7)$$

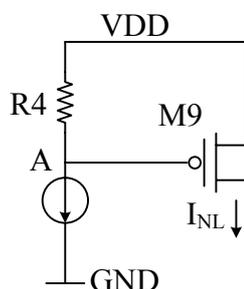


图 5-2 分段非线性校正电流产生电路

Fig. 5-2 Circuit of piecewise nonlinear corrected current

I_{M9} 即 I_{NL} 在亚阈值区正比于 T ，在饱和区正比于 T 的平方。

当 $M9$ 的栅源电压远小于其阈值电压时，漏极电流为零。当温度升高， $M9$ 的栅源电压也随着温度提高。当栅源电压接近且仍低于其阈值电压时， $M9$ 工作在亚阈值区，输出电流可以表示为

$$I_9 = \frac{W}{L} I_t \exp\left(\frac{V_{SGM} - |V_{THP}|}{\xi V_T}\right) \left[1 - \exp\left(\frac{-V_{DS}}{V_T}\right)\right] \quad (5-8)$$

I_t 是与温度无关的常数， W 和 L 是 MOS 晶体管的参数， $\xi > 1$ 是一个非理想因子， V_{DS} 是晶体管的漏源电压。这里 $M9$ 的漏源电压远大于热电压 V_T ，因此可以忽略 $\exp\left(\frac{-V_{DS}}{V_T}\right)$ ，而 $V_{SGM12} \propto \exp T^2$ 。因此，当 $M9$ 工作在亚阈值区

时，电流可以近似表示为

$$I_{M9} \propto \exp(T) \quad (5-9)$$

当温度继续升高， V_{SGM9} 大于其阈值电压，此时 $M9$ 工作在饱和区，电流可以表示为

$$I_{M9} = \frac{1}{2} \mu_p C_{OX} \frac{W}{L} (V_{SGM12} - V_{|THP|})^2 (1 + \lambda V_{DS}) \quad (5-10)$$

这里 μ_p 是 PMOS 晶体管的电子迁移率， C_{OX} 是单位面积栅电容。文献[110]给出了电子迁移率的温度系数 $\mu_p \propto T^{-2}$ 。将式 (5-10) 按照温度展开，得到饱和区校正电流的温度系数

$$I_{M9} = AT^2 + BT + C \quad (5-11)$$

这里 A 、 B 、 C 都是与温度无关的量。在高温段，温度的平方项远大于其线性项，因此可以忽略低阶项，即在这个温度段，校正电流与温度的平方成正比。在工作温度范围内，校正电流与温度的关系可以表示为式 (5-12)。

$$I_{M9} = \begin{cases} 0 & V_{GS} \ll V_{th} \\ \frac{W}{L} I_t \exp\left(\frac{V_{GS} - V_t}{nV_T}\right) \left[1 - \exp\left(\frac{V_{DS}}{V_T}\right)\right] \propto \exp(T) & V_{GS} < V_{th} \\ \frac{1}{2} \mu_p C_{OX} \frac{W}{L} (V_{GS} - V_{th})^2 (1 + \lambda V_{DS}) \propto T^2 & V_{GS} > V_{th} \end{cases} \quad (5-12)$$

总之，在低温段校正电流为零，中温段与温度的指数项成正比，高温段与温

度的平方成正比。

5.2.2 电路实现

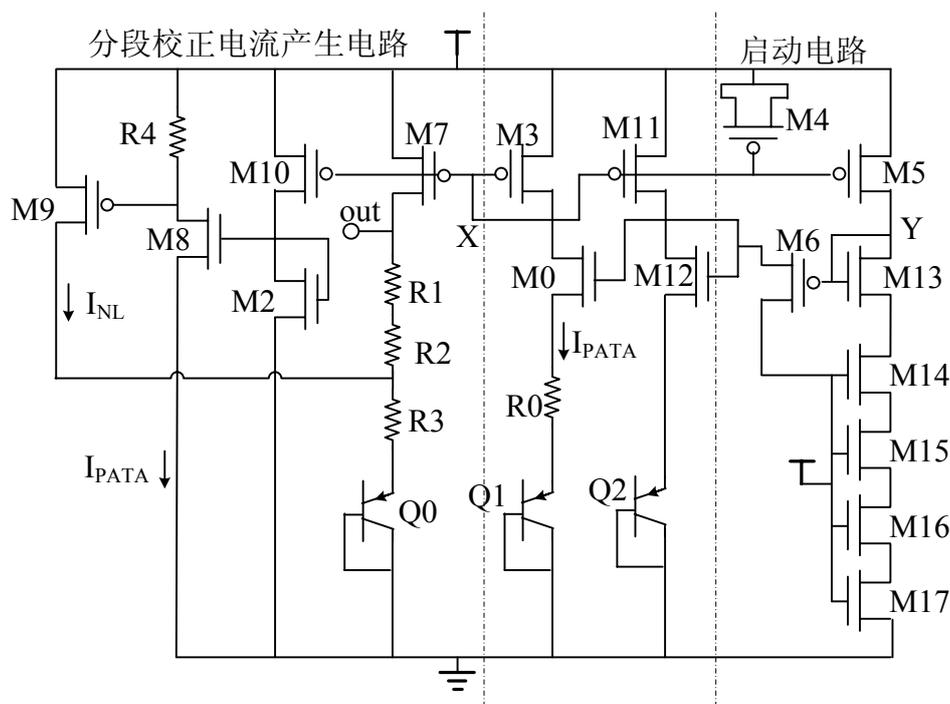


图 5-3 分段非线性带隙曲率校正带隙基准源电路

Fig. 5-3 Circuit of piecewise curvature corrected bandgap reference

带隙基准电路见图 5-3。从电路中我们可以看出右端为电路的启动电路，中间为传统一阶带隙基准源，左侧为分段校正电流产生电路。

由于传统一阶带隙基准源存在简并偏置点，所以通过启动电路使电路在上电时能驱使电路摆脱简并偏置点。启动电路设计得思想是保证电路能正常工作，并且在自动工作后，正常关闭，不影响电路的其它性能。图中 M4~6, M13~17 为电路的启动电路。当电源刚上电时，X 点电位为高电位。M3, M11 等与电源相连的电流镜晶体管截止。Y 点为低电位。M6 管导通。M0, M12 管栅电压被拉高，X 点电位被拉低，驱动一阶带隙基准源电路脱离简并态。基准源正常工作后。此时 M5 管导通，电流从 M5 管，经过 M14~17 流向地。M14~M17 起到嵌位电阻的作用，Y 点电位被嵌置高电位（与电源电压的差小于一个阈值电压）。这时 M6 管关闭。启动电路不会影响到基准源的正常工作。

统一一阶带隙基准源的作用是产生 PATA 电流即：

$$I_{M3} = V_T \cdot \ln(n) / R_0 \quad (5-13)$$

其中 V_T 为热电压， n 为三极管 Q1，Q2 的发射极面积的比值。

流过 M10 的电流被 M8，M2 所镜像，为分段线性校正电流产生电路提供 PATA 电流。产生的分段非线性校正电流流过电阻 R3，产生曲率校正电压。因此此基准源的输出电压是一阶带隙基准源输出电压与分段非线性曲率校正电压的叠加，即

$$V_{out} = V_{BEQ0} + (I_{M9} + I_{M3}) \cdot R_3 + I_{M3} \cdot (R_1 + R_2) \quad (5-14)$$

5.3 算法的实现

电路结构被确定出来。参数的选取是一个繁重复杂的过程，并且其决定着带隙基准源的各项性能指标能否达到满意的要求。是带隙基准源设计的关键所在。根据本章第一节，并且参照文献[111]本实验的各项性能指标的要求为：温度系数小于 10ppm/°C，电源抑制大于 40dB，线性调整率小于 30mv/v。

5.3.1 编码设计方案

本章所设计的是一个分段非线性带隙基准源。其主要优化的性能指标为带隙基准的温度系数。与前两章不同，本章所用的是 BiCMOS 工艺，故其优化参数不仅包括电阻，CMOS 晶体管，还包括双极晶体管。

其中三极管决定着带隙基准的一阶正负温度系数，由于其可优化的地方只是发射区面积，考虑到实际工艺设计中版图面积因素。我们规定 Q2 的面积为单位面积 1，Q0 的面积与 Q1 相等，其搜索空间为 1~8。

启动电路只起到开启电路的作用，能保证电路的正常运行即可，对电路性能指标几乎没有什么影响。故在本优化中开启电路晶体管的值是给定的，在几次试验中调式即可得到。

PATA 电流产生电路和分段校正电流产生电路中的晶体管，主要起着完成带隙基准功能，决定线性调整率，故对其取值范围没有特殊的要求。从上一节基本原理分析不难得出。M3=M11=M10，M0=M12。另外 M7，M10，M8，均在电路中起到电流镜作用。从模拟电路设计经验考虑，为了减少沟

道长度调制效应的影响，其长度设为相等，避免不必要的误差。由于都是标准的电流镜管，故长度搜索空间为 1~16 μm ，其宽度搜索空间均设定为 1-256 μm ，步长为 1 μm 。考虑到 M9 管子在本电路二阶温度补偿中起到关键作用，其宽长比决定其阈值电压，阈值电压决定着二阶补偿的拐点。由于该管要工作在亚阈值区，故其管子宽长比要足够小。根据公式估算其尺寸，定其长度搜索空间 1~128 μm ，步长为 1 μm ，宽度搜索空间为 1~25.6 μm ，步长为 0.1 μm 。（由于本程序染色体均为二进制染色体代码，故其空间范围的取值均为 2 的指数次值）。

电阻在温度系数中起到至关重要的作用。由于在温度二阶补偿中必须考虑电阻的温度特性。故在电阻的选取中用模型库中搭建方块电阻的宽长来取代电阻的阻值。考虑到实际设计中的误差问题，电阻的宽度值设定不能过小，而且尽量使串联方块电阻的管子宽度保持一致，故根据设计经验 rpplus 工艺宽度均设定为 2 μm ，nwell 工艺设定为 4 μm 。

电阻的范围估值可以通过公式 (5-6)，(5-7)，(5-13)，(5-14) 求得的。对于电阻R4，考虑到电流镜晶体管需工作在饱和区，流过各支路电流不能过小，故电阻阻值不能过高，500K为其阻值上限。再根据CSMC05 工艺中方块电阻的阻值，R4 采用nwell工艺，其方块电阻为 837.4 Ω/\square ，其长度范围设为 1~512 μm 较为合理，步长为 1 μm 。R2 的电阻类型为rpplus，其方块电阻为 171.5 Ω/\square 根据公式估算其值为 100K为其上限，由于在温度补偿中起到决定作用，故其搜索空间定为 1~512 μm ，步长为 1 μm 。R1，R3 与R2 电阻类型相同，由于其作用是温度二阶补偿的微调作用，其阻值不能过大；R0 电阻与R2 类型相同，其作用主要是用于产生 I_{PATA} 电流，故其阻值均不必过大。R0，R1，R3 的搜索空间定为 1-256 μm ，步长为 1 μm 。搜索空间见表 5-1。

表 5-1 待优化元件搜索空间

Table 5-1 Searching space of the parameters

R0 _w (μm)	R1 _w (μm)	R2 _w (μm)	R3 _w (μm)	R4 _w (μm)
11~256	1~256	1~512	1~256	1~512
Q1	L0	L3	L9	W0
1~8	1~16	1~16	1~128	1~256
W2	W3	W7	W8	W9
1~256	1~256	1~256	1~256	1~25.6

5.3.2 适应度函数的编写

适应度函数决定着遗传算法优化前进的方向。本适应度函数的编写本着，在电源抑制，线性调整率满足一定条件的的前提下，优化二阶补偿温度系数为主要目标的方针。

$$Fitness(x) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot Fit_i(x) \quad (5-15)$$

在公式 (5-15) 中 $n=3$ ，由于随着温度的变化，电源抑制和线性调整率对适应度函数的贡献均不如温度系数明显。故另 $w_1=w_2=w_3=1$ 即可满足要求。

$$Fit_1\{x\} = \frac{1}{V_{\max} - V_{\min} + 0.00001} \quad (-30 < T < 130) \quad (5-16)$$

式 (5-16) 为求温度系数所设计。其中， V_{\max} 为温度扫描的最大输出电压， V_{\min} 为温度扫描的最小输出电压。0.00001 为防止分母项为 0 产生溢出所加的约束。

$$Fit_2(x) = \frac{1}{V_{\max} - V_{\min} + 0.00001} \quad (2 < Vin < 5) \quad (5-17)$$

式 (5-17) 为求线性调整率所设计。其中， V_{\max} 为电压扫描在 2V 以后的最大输出电压， V_{\min} 为温度扫描 2V 以后的最小输出电压。0.00001 为防止分母项等于 0 而产生溢出而加的约束。

由于理想一阶带隙基准源的电压扫描特性从 2V 开始稳定，故电压扫描取值从 2V 到 5V。

为求 $Fit_3(x)$ ，即电源抑制。可在输入网表中加入如下命令

`.print vdb(out)`

对网表进行交流扫描，即可在输出文件 (.lis) 中得到电源抑制。

根据其特性对适应度函数加约束条件：

本章中对该带隙基准从 1-5v 进行扫描，步长为 0.1 伏。温度扫描为从-30 度~130 度。步长为 0.5 度。

由于随着优化的进行，温度扫描在整个适应度函数中所占的比重大于电压扫描的比重，故权重系数的值设定为 1，即可满足优化的进程朝着温度系数最小的方向进行。而线性调整率和电源抑制是本次优化所考虑的次要目

标，能满足指定性能指标的条件即可，所以在电压扫描中另外加了以下边界条件，即：

$$\begin{aligned} Fitness(x) &= 0 && \{V_{\max} > 2\} \\ Fitness(x) &= Fitness(x) - (40 - |Fit_3|) && \text{if}(|Fit_3| < 40) \\ Fitness(x) &= Fitness(x)/100 && \text{if}(V_{\max} > 1.4 \quad \text{or} \quad V_{\min} < 1.2) \end{aligned} \quad (5-18)$$

这样改写的适应度函数把影响力不起决定作用的目标函数以约束的形式，出现在边界条件。这样既完成了多目标优化问题归一化，又合理地控制了算法优化的方向。

5.3.3 遗传参数的调整

我们基于对第二章的理论研究以及在第三章，第四章对滤波器、运算放大器的实践，在本节同 4.3 节相同采用了最优保留遗传算法。交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 采用动态自适应指数衰减调整，并随着种群的多样性产生变化。见式 (5-19) ~ (5-21)。

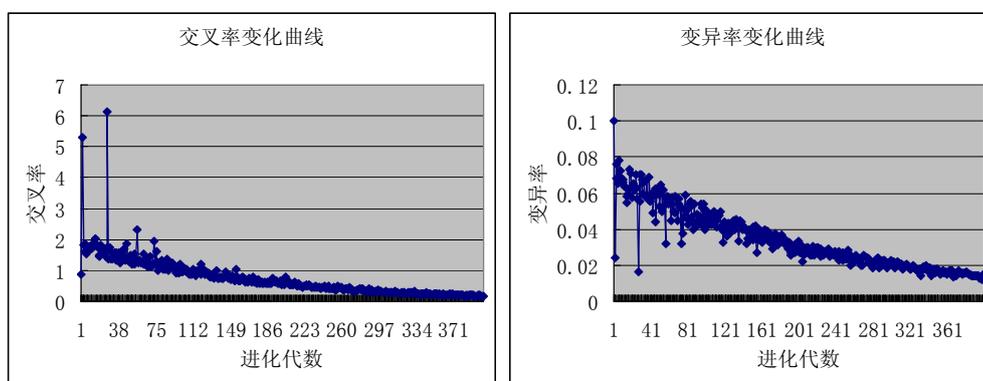
$$P_c(t) = P_{c0} \cdot e^{-a \cdot t / t_{\max}} / f_d(t) \quad 0 < t < t_{\max} \quad (5-19)$$

$$f_d(t) = \overline{fit}(t) / [fit_{\max}(t) - fit_{\min}(t)] \quad (5-20)$$

$$P_m(t) = P_{m0} \cdot e^{-a \cdot t / t_{\max}} \cdot f_d(t) \quad (5-21)$$

其中 a 均为正常数。 $f_d(t)$ 为当前种群多样性的量度。 $\overline{fit}(t)$ 是当前种群（第 t 代）的平均适应度， $fit_{\max}(t)$ ， $fit_{\min}(t)$ 分别为最大，最小适应度，因此，种群的个体多样性越高， $f_d(t)$ 越小，否则相反。从公式中我们可以看出，在进化初期，种群的多样性在主导，所以，交叉率和变异率的取值相对很大。随着进化的进行，收敛度的提高，交叉率和变异率相应的调整，保证后期的优秀个体不至于被高度破坏。

P_c ， P_m 随着进化代数的曲线图见图 5-4：



a) 交叉率

b) 变异率

a) Crossover

b) Mutation

图 5-4 交叉率、变异率随进化代数变化示意图

Fig. 5-4 Variation of the P_{cross} and P_{mutation} with the evolution process

从图 5-4 中我们不难看出，决定搜索的交叉率在初始的一段时间是大于 1 的，这说明，最初是种群最大值和最小值差别很大，种群比较分散，这时加大交叉的搜索力度，让算法能在尽快搜索全局，找到全局最优解所在的空间。随着进化过程的进行，种群开始逐渐收敛。这时，变异率起到了作用，因为变异率相对于交叉率变小的速度较慢，在局部空间内展开变异搜索。为了保证最终的优秀个体不被破坏，随着进化代数的进行，交叉率、变异率在强制衰减因子的作用下都要最终变小的。

5.4 实验与讨论

在运用自适应遗传算法对二阶分段曲率校正带隙基准源进行了优化过程中。考虑到电阻在温度补偿中的重要性，为了使方法更有效性和更实用，在本章中做了两组实验，如下：

(1) 只优化电路中的电阻：

众所周知，在二阶分段曲率校正带隙基准源电路中，电阻的作用是至关重要的，电阻的取值决定着曲率补偿的效果。我们以温度系数为主要优化目标，而在二阶补偿中，必须考虑电阻的模型参数。电阻宽长的取值（一阶补偿只考虑电阻值即可），决定着温度系数和温度补偿的拐点。这样，我们把电路中其他晶体管的参数固定（在搜索空间内，通过估算，取一些合理的整数值），只优化搭建电阻晶体管的宽长，见表 5-2。

表 5-2 优化电阻实验中其他晶体管的初始值

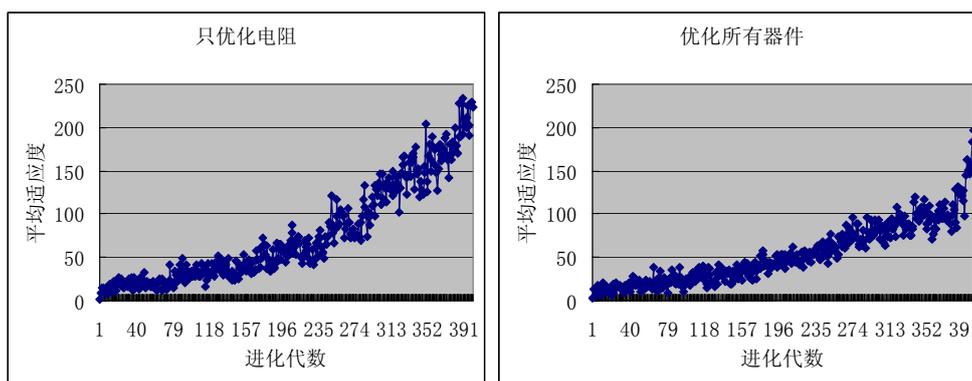
Table 5-2 The initial parameters of other transistors for only resistor to be optimized

R0 L=X W=2 M0 L=10 W=100 M9 L=40 W=20	R1 L=X W=2 M2 L=10 W=40 Q0 M=8	R2 L=X W=2 M3 L=10 W=90 Q1 M=8	R3 L=X W=2 M7 L=10 W=360	R4 L=X W=4 M8 L=10 W=120
---	---	---	---	---

(2) 优化所有参数:

按照编码方案中所述,把所有的晶体管参数和电阻的参数都进行调整,优化结果中最优个体见表 5-3。

两组实验所用的都是 CSMC0.5 微米工艺。工作电压为 2.4V。进化代数为 400 代,所耗时为 24 小时左右。尽管,两组数据的搜索空间不同,但是我们知道在遗传算法优化中主要耗时主要用在 Hspice 仿真当中,所以耗时几乎相同。运行结果中各性能指标平均适应度进化曲线比较见图 5-5~图 5-9。其中,图 5-5、图 5-6 的横坐标为进化代数,纵坐标为本电路构造适应度函数公式 (5-15) 的函数值。没有确定的物理含义,无量纲,其理想最大值为 $V_{\max} = V_{\min}$ 时,函数值等于 20000。



a) 只优化电阻

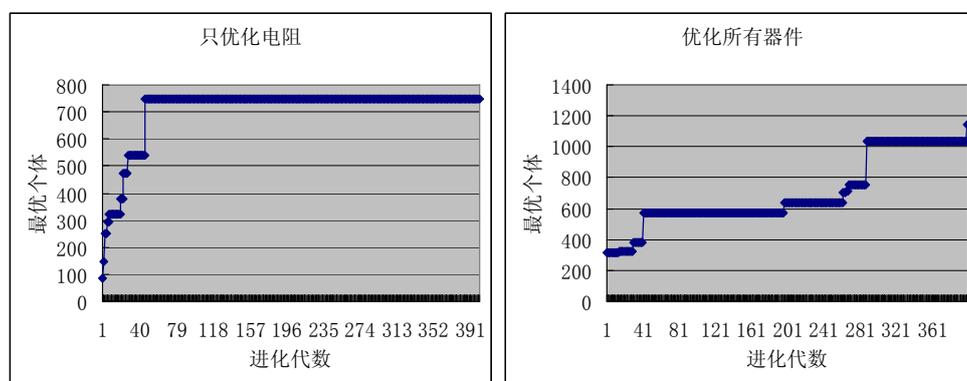
a) For only resistors

b) 优化所有器件

b) For all transistors

图 5-5 平均适应度进化曲线比较

Fig. 5-5 Comparison of the average fitness



a) 只优化电阻

b) 优化所有器件

a) For only resistors

b) For all transistors

图 5-6 最优个体进化曲线比较

Fig. 5-6 Comparison of the best fitness

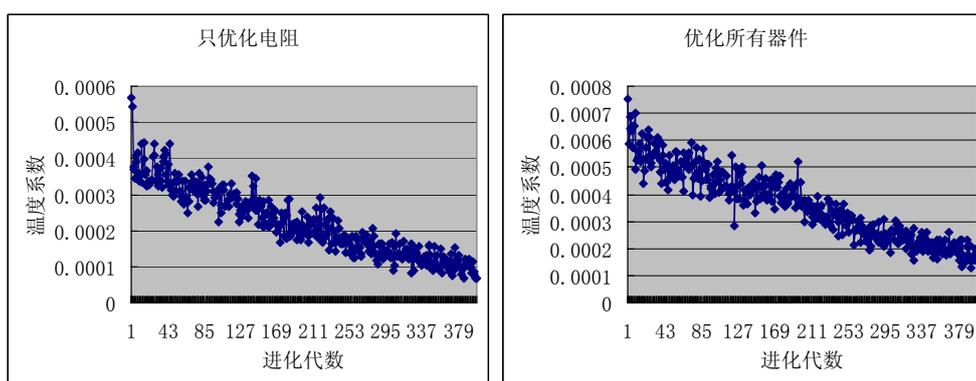
通过比较两种方法优化结果的平均适应度进化曲线和最优个体进化曲线，不难发现：只优化电阻的收敛效果要好于优化所有器件，然而最优个体的性能却不如后者。这是由于只优化电阻的实验在晶体管器件参数被人为固定后，考虑的参数减少、搜索空间变小，故其优化效果要好于相当于全局搜索的优化所有晶体管，收敛速度要快于优化所有晶体管实验。并且，由于其晶体管参数是人为估算确定的，这样会造成，认为指定晶体管参数所在空间不存在全局最优解，其最终优化结果将使其收敛于局部最优解。而在优化所有晶体管器件的实验中，其考虑的参数多，搜索空间范围广，故其收敛较慢，效果相对不是很明显。然而却能找到全局最优解。

图 5-7~图 5-9 为各性能指标的平均适应度进化过程，其中横坐标均为进化代数。图 5-7 的纵坐标为在温度扫描范围内，带隙基准输出最大电压与最小电压之差的平均值，单位为 V，根据公式 (5-4) 即可求得温度补偿；图 5-8 为在输入电压扫描范围内，带隙基准源稳定工作点输出最大电压与最小电压之差的平均值，单位为 V，根据公式(5-5) 即可求得线性调整率；图 5-9 的纵坐标为带隙基准源的电源抑制比平均值，单位为 dB，在 hspice 的输出文件中可直接读取。

不难看出，在只优化电阻实验的效果要略好于优化所有器件。在优化过程中，贯彻了以优化温度系数为主兼顾线性调整率、电源抑制的思路。线性调整率、电源抑制收敛于边界条件。

我们可以设想：如果把各晶体管的全局最优值找到，在此条件下，只优

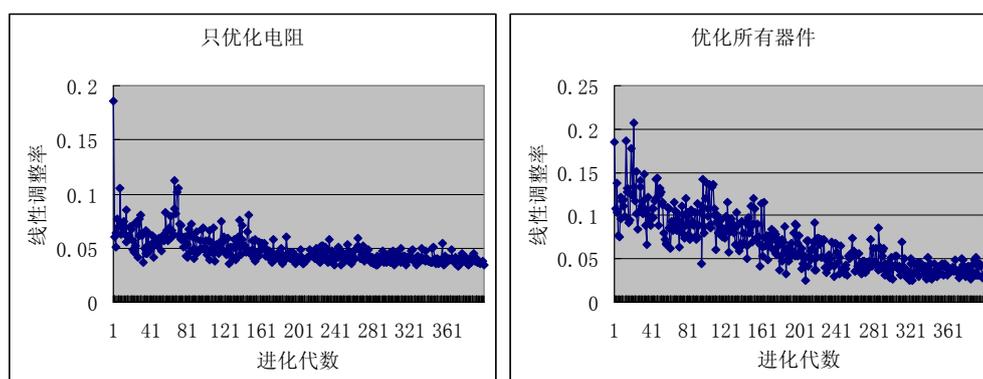
化电阻参数来完成带隙的优化设计，这样即能找到全局最优解，又能提高优化效果。在此基础上，本章提出了“先粗调，再细调”的二次优化方法。晶体管的参数决定着带隙基准源的基本功能，我们视为“粗调”首要目标；电阻的参数决定着温度补偿的任务，我们视为“细调”二次优化。即：在一次优化中，调整所有器件参数，从优化结果中挑选出最优个体；把其晶体管参数取出，作为二次优化的固定参数，在此条件下来细调电阻参数。



a) 只优化电阻
a) For only resistors
b) 优化所有器件
b) For all transistors

图 5-7 温度系数进化曲线比较

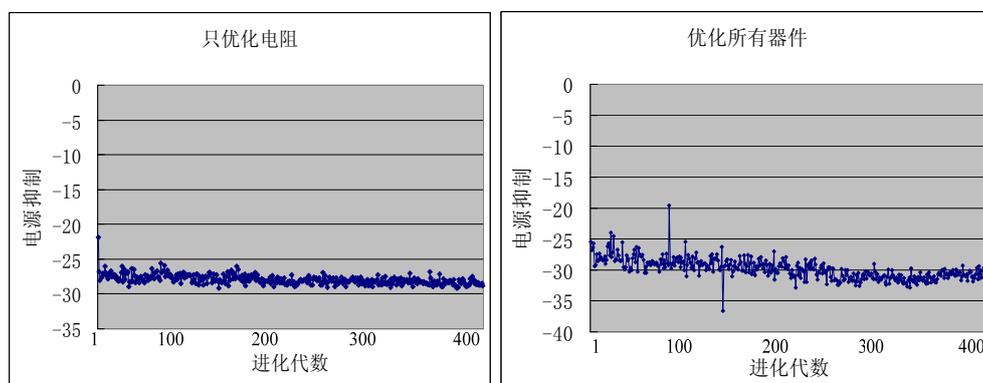
Fig. 5-7 Comparison of the Temperature Dependence



a) 只优化电阻
a) For only resistors
b) 优化所有器件
b) For all transistors

图 5-8 线性调整率进化曲线比较

Fig. 5-8 Comparison of the Line Regulation



a) 只优化电阻
a) For only resistors
b) 优化所有器件
b) For all transistors

图 5-9 电源抑制进化曲线比较

Fig. 5-9 Comparison of the Power Supply Rejection Ratio

在一次优化实验中，全部晶体管参数进行优化，优化出最优个体各晶体管参数见表 5-3。

表 5-3 全部参数优化最优个体参数

Table 5-3 The parameters of the best fitness for all the transistor to be optimized

R0	R1	R2	R3	R4
L=202	L=100	L=445	L=239	L=336
W=2	W=2	W=2	W=2	W=4
M0	M2	M3	M7	M8
L=19	L=19	L=19	L=19	L=19
W=105	W=68	W=92	W=429	W=262
M9	Q0	Q1		
L=92	M=4	M=4		
W=2				

挑选出一次优化中的最优个体，以此最优个体的晶体管参数为二次优化的已知条件，又进行了 400 代电阻微调，其中电阻的搜索空间被加大，步长被缩小。

二次优化中各项性能指标平均适应度进化曲线见图 5-10。其中，各子图的横坐标均为进化代数，纵坐标的定义与图 5-5~图 5-9 中相应名称的指标进化曲线图相同。从图中我们可以看出，平均适应度和最优个体的平均适应度进化曲线，从收敛效果和最终结果均好于一次优化中的结果。性能指标中，温度系数效果明显，作为边界条件的线性调整率也有所改善，作为边界条件的电源抑制满足了要求。

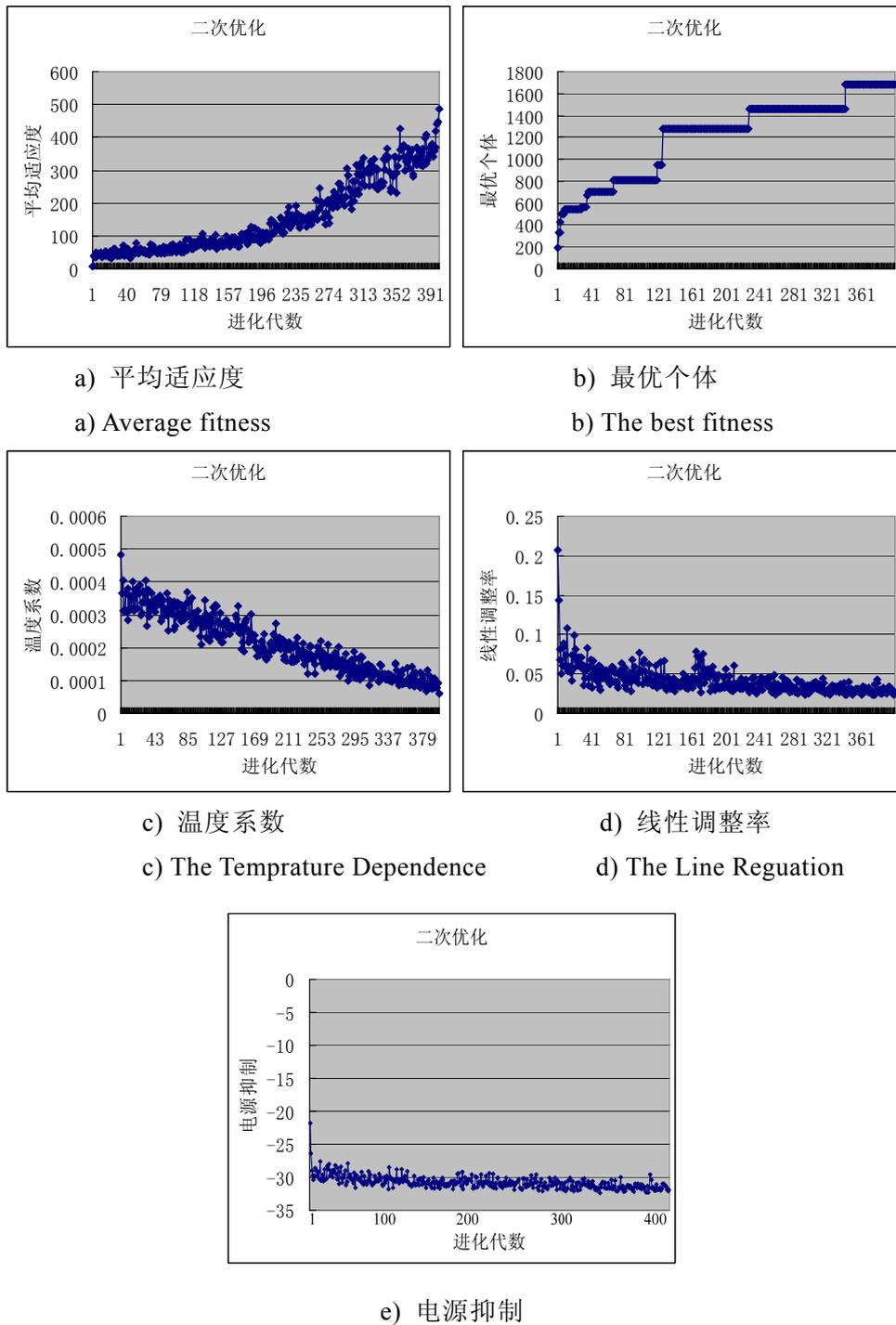


图 5-10 二次优化中各性能指标进化曲线

Fig. 5-10 All performances evolution process of the second optimization

二次优化中最优个体各参数网表见表 5-4。最优个体的温度系数和线性调整率的仿真结果见图 5-11 和图 5-12，工作电压为 2.4V。

从最优个体的仿真结果可以看出，该带隙基准源电路在 2.4V 电压下，在 $-30^{\circ}\text{C}\sim 130^{\circ}\text{C}$ 温度范围内电压变化范围仅为 0.00065V，温度系数为 3.4ppm/ $^{\circ}\text{C}$ 。电源抑制为 -43dB，线性调整率为 3mV/V。在此基础上，改变其工作电压，对最优个体在 3.4V，4.3V，5V 等几个工作点电压仿真温度系数，最差结果为 5V 情况下，温度系数为 38ppm/ $^{\circ}\text{C}$ 。

在 2.4V~5V 电压范围内，带隙基准的温度系数产生了变化。这是由于该电路结构本身的缺陷所造成的，由于该电路没有用运算放大器来嵌位双极晶体管的发射端电压，所以该结构下的电路线性调整率相对较差，导致在工作电压变化的情况下，温度系数降低。该结构电路的优势在于其构造简单，节约芯片面积，功耗低，在工作点电压附近温度系数高。

该方法优化出来的最优电路，在 2.4V 工作电压下，同文献性能指标相比较见表 5-5。

从比较中不难看出，本文优化出的曲率校正带隙基准源电路仿真结果温度系数、温度范围明显好于文献给出的曲率校正带隙基准源电路。由于该电路没有用运放来平衡双极晶体管发射极电压，故其线性调整率、电源抑制相对较弱，但是也可以满足设计要求。从表中可以看出，文献均采用 1V 工作电压，功耗与本电路功耗都在同一个数量级上，有的功耗还大于本电路的功耗。

表 5-4 二次优化最优个体参数

Table 5-4 The best individual parameters for the second optimization

R0	R1	R2	R3	R4
L=197	L=183	L=317	L=256	L=362
W=2	W=2	W=2	W=2	W=4
M0	M2	M3	M7	M8
L=19	L=19	L=19	L=19	L=19
W=105	W=68	W=92	W=429	W=262
M9	Q0	Q1		
L=92	M=4	M=4		
W=2				

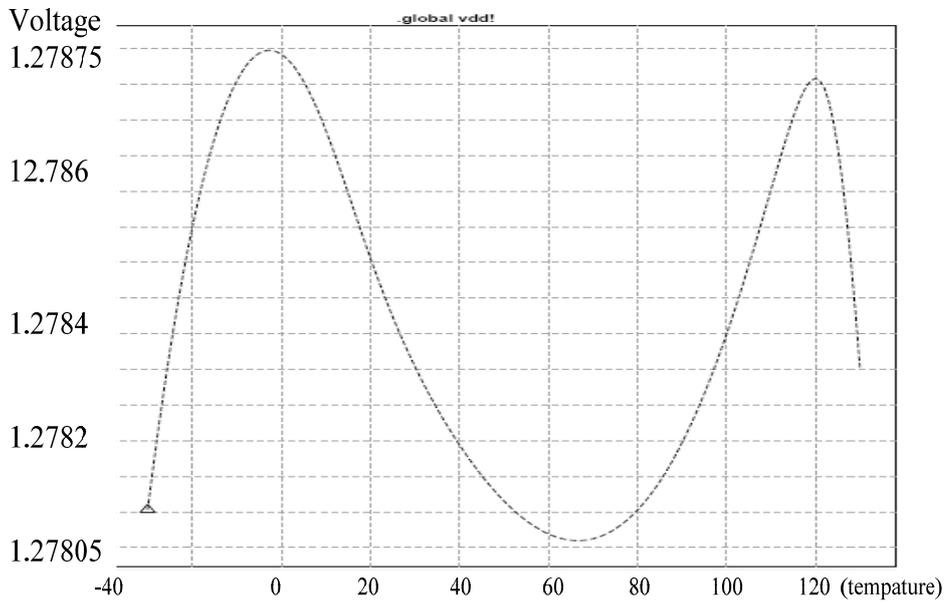


图 5-11 最优个体温度系数仿真结果

Fig. 5-11 The simulated temperature dependence of the best individual

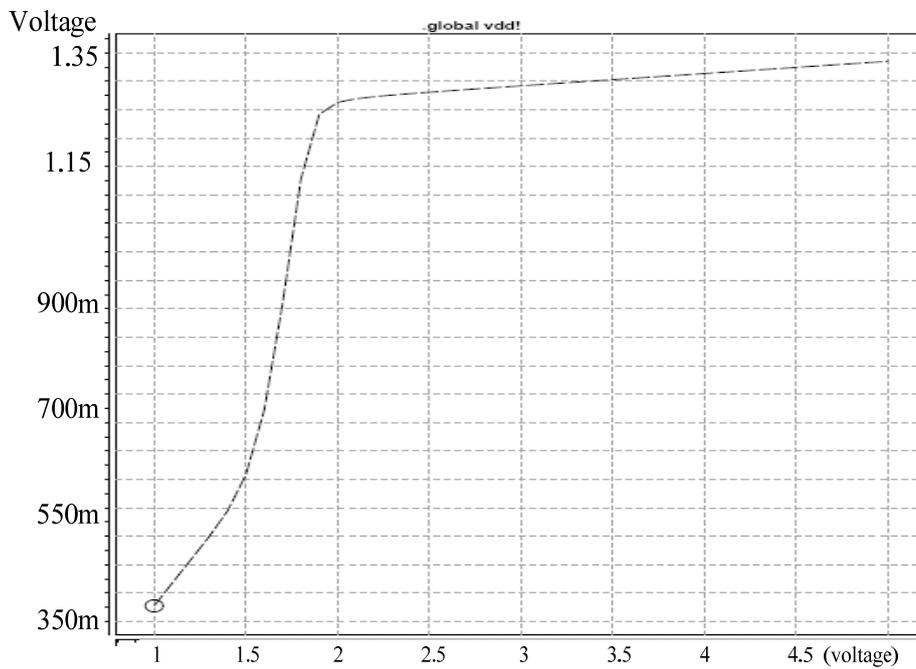


图 5-12 最优个体线性调整率仿真结果

Fig. 5-12 The simulated result of the line regulation of the best individual

表 5-5 曲率校正带隙基准源性能比较

Table 5-5 Comparison among the curvature-corrected BGRS

	本文	文献[112]	文献[113]	文献[114]
仿真温度系数	3.4ppm/°C	7.04ppm/°C	7.5 ppm/°C	6.8 ppm/°C
温度范围	-30°C-130°C	-40°C-80°C	0°C-80°C	-35°C-110°C
工艺	0.5um BiCMOS	0.35um BiCMOS	0.8um BiCMOS	0.18um SMIC
功耗	62.28uW		92uW	36.46uW
电源电压	2.4V		1V	1V
电源抑制	43dB	120dB		90dB

5.5 本章小结

本章在运用了前面章节所提出的基于自适应最优保留遗传算法电路参数优化方法的基础上，提出了“先粗调，再细调”的电路二次优化方法。并且把次要目标作为边界条件的归一化适应度函数的思想运用到该方法中。运用此方法优化了一个无运放分段线性曲率校正带隙基准源。本章提出的电路结构简单，功耗低，占芯片面积小，温度系数低，温度范围大。适用于许多 AD-DA，LDO 电路。该电路采用 CSMC05 微米工艺，在 2.4V 电压下，在 -30°C~130°C 温度变化范围内电压变化范围为 0.00065V，实现了 3.4ppm/°C 的温度系数。所用功耗仅为 62.28uW。实验结果比较表明该方法能优化出达到预期功能的带隙基准源电路。

结 论

电路进化设计已经是电子设计自动化领域学术研究的重要分支，被电路设计技术研究和算法应用研究者所关注。本论文以遗传算法为基础，与模拟集成电路设计知识和电路仿真工具（Hspice）相结合，研究了模拟电路优化设计方法。主要研究工作和创新性工作有以下几个方面：

1. 在深入研究优化算法的基础之上，选择能够实现多目标优化和并行计算的遗传算法作为基本算法，提出随进化代数指数衰减型的改进自适应算法和种群多样性与算法融合的方法，并应用在阻容滤波器优化实验中，得到较好优化效果，验证了算法可行性。

2. 通过对进化得到的滤波器与经典滤波器的结构比对，发现从经验型电路结构出发仅对电路参数进行优化可以获得很好的优化结果，加快算法收敛速度，进而确立了固定电路结构优化电路参数的设计方案，并应用在后续工作中。

3. 系统化的实现了上述算法，并采用压缩搜索空间的编码方法和根据性能指标要求调整适应度函数的方法，解决了多目标优化的转化为单目标优化的问题；将上述算法应用在运算放大器优化设计中，仿真结果表明本文优化设计的结果在增益、带宽、噪声、相位裕度、转换速率等几个主要性能指标上均有提高。

4. 提出把多目标优化中次要目标作为适应度函数中的边界约束条件的方法，完成了多目标函数的归一化；并针对带隙基准源电路提出“先粗调，再细调”的二次优化方法。实验结果表明二次优化从收敛性，优化效果上明显好于单次优化；得到的最优个体的仿真结果达到了预期设计指标要求，表明所提出方法的先进性、可行性。

本论文提出的模拟电路优化设计方法所涉及的领域十分广泛，因而该领域尚未解决的理论和实际问题还有很多，并且研究难度很大，主要可以在以下几个方面可以继续进行研究：

1. 设计方法：本论文在电路优化设计过程中，针对不同电路，其适应度函数要重新编写，很多适应度函数的参数需要多次测试才能确定，并且通用性不是很强；在今后的工作中可以尝试着把一些模拟电路进行归类，模块化，使适应度函数的规范化，某一类电路，使用某一类适应度函数；搜索空间也可以运用“先粗调，后细调”的方法，迅速锁定最优解

存在的范围。

2. 进化算法：现阶段对遗传算法的改进的方法种类很多，然而如何改进算法使之适用于什么问题却没有统一的比较和说明和归类。在此方面有更深入研究的价值。

参考文献

1. J. V. Neumann. The Theory of Self-Reproducing Automaton. Univerdity of Illionis Press. 1966: 1-388
2. X. Yao, T. Higuichi. Promises and Challenges of Evolvable Hardware. IEEE Transactions On Systems Man and Cybernetics-Part C:Applications and Reviews. 1999, 29(1): 87-97
3. D. Garis. Evolvable Hardware:The Genetic Programming of Darwin Machines. in Proceedings of International Conference on Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms.Innsbruck,Austria. 1993:441-449
4. k. Glette, J. Torresen, T. Gruber. Comparing Evolvable Hardware to Conventional Classifiers for Electromyographic Prosthetic Hand Control. in NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems.oordwijk, Netherlands. 2008:32-39
5. X. k. Song, W. Zhang, Q. l. Li. Design of a Medical Sensor's Key Circuits Based on Evolvable Hardware. in Proceedings of 2nd International Symposium on Intelligent Information Technology Application,IITA2008.Shanghai,China. 2008:229 - 233
6. J. Hereford. Swarm Applications: A Potential Future Application for Evolvable Hardware in Proceedings of the 2007 IEEE Workshop on Evolvable and Adaptive Hardware, (WEAH 2007). Honolulu, HI, United States. 2007:72-78
7. T. Kuyucu, M. A. Trefzer, J. F. Miller, et al. Task Decomposition and Evolvability in Intrinsic Evolvable Hardware. in 2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation, (CEC 2009). Trondheim, Norway. 2009:2281-2287
8. D. Mange, M. Sipper, A. Stauffer. Toward Self-Repairing and Self-Replicating Hardware:The Embrynics Approach. in Proceedings of the 2nd NASA/DOD Workshop on Evolvable Hardware,EH2000. 2000:205-214
9. J. M. Moreno, J. Madrenas, J. Cabestany, et al. Realization of self-repairing and evolvable hardware structures by means of implicit self-configuration. in Proceedings of the 1st NASA/DoD Workshop on Evolvable Hardware.

- 1998:182 - 187
10. N. Farrugia, F. Mamalet, S. Roux, et al. Fast and Robust Face Detection on a Parallel Optimized Architecture Implemented on FPGA. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. 2009, 19(4): 597 - 602
 11. X. Fan, N. I. Rafla. On-Chip Intrinsic Evolution Methodology for Sequential Logic Circuit Design. in *Proceedings of the 52nd IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems,(MWSCAS2009)*. 2009:200-203
 12. M. Taherzadeh-Sani, R. Lorfi, H. Zare-Hoseini. Design Optimization of Analog Integrates Circuits Using Simulation-Based Genetic Algorithm. in *International Symposium on Signals,Circuits and Systems(2003SCS)*. 2003:10-13
 13. X. H. Wang, H. C. Wu, J. Y. Wang, et al. Study of Chip Level Self-Repaired Technology Based on EHW. in *Proceedings of the 8th International Conference on Electronic Measurement and Instruments, (ICEMI2007)*.Xian, China. 2007:4365-4368
 14. 朱明程, 温粤. FPGA 动态可重构数字电路容错系统的研究. *东南大学学报*. 2000, 30(4): 138-142
 15. Y. Li, W. Wang, P. Yu. Multiobjective Programming Using Uniform Design and Genetic Algorithm. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetic-Part C:Applications and Reviews*. 2000, 30(3): 293-304
 16. S. G. Zhao, J. X. Zhao, L. C. Jiao. Adaptive Genetic Algorithm Based Approach for Evolutionary Design and Multi-objective Optimization of Logic Circuits in *Proceedings of the 2005 NASA/DoD Conference on Evolution Hardware*.Washington, DC, United states. 2005:67-72
 17. F. Yan, X. W. Wu, S. Wang. SA Optimizing Algorithm of SVM Super-Parameters. in *Proceedings of 2008 International Workshop on Geoscience and Remote Sensing*. 2008:636-639
 18. W. R. Guan, H. Y. Zhou, B. Song. The Optimization Speed of Eitist Evolutionary Algorithms in Off-Line EHW. in *Proceedings of 2006 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Dalian, China. 2006:2154 - 2158
 19. 李杰, 黄士坦. 可进化硬件的动态进化. *武汉大学学报*. 2008, 41(6): 103-

20. G. Gielen, T. Eeckelaert, E. Martens, et al. Automated Synthesis of Complex Analog Circuits. in Proceedings of the 18th European Conference on Circuit Theory and Design,(ECCTD2007).Seville,Spain. 2008:20-23
21. G. Gielen, T. McConaghy. Analysis of Simulation-Driven Numerical Performance Modeling Techniques for Application to Analog Circuit Optimization. in Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems(ISCAS2005). Kobe, Japan. 2005:1298-1301
22. C. Roma, P. Daglio, G. De Sandre, et al. How Circuit Analysis and Yield Optimization Can Be Used to Detect Circuit Limitations Before Silicon Results. in Proceedings of the 6th International Symposium on Quality Electronic Design(ISQED2005). 2005:107-112
23. G. Gielen. CAD Tools for Embedded Analogue Circuits in Mixed-Signal Integrated Systems. in Proceedings of IEEE Conference on Computers and Digital Techniques. 2005:317-332
24. 李兴仁. A/D 转换器的自动综合. 上海: 复旦大学博士学位论文, 1999:
25. M. G. R. Degrauwe, O. D. Nys, E, J. B. Rijmenants, S, et al. IDAC: An Interactive Design Tool for Analog CMOS Circuits. IEEE Journal of Solid-State Circuits. 1987, 22(6): 1106-1116
26. R. Arora, U. Dasgupta, D. Hocevar, et al. OASYS: A Tool For Aiding in Design of High Performance Linear Circuits. in Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems(ISCAS1990). 1990:1911-1914
27. H. Y. Koh, C. H. Sequin, P. R. Gray. OPASYN: A Compiler for CMOS Operational Amplifiers. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems 1990, 9(2): 113-125
28. K. Swings, W. Sansen. DONALD:A Workbench For Interactive Design Space Exploration and Sizing of Analog Circuits. in Proceedings of the European Conference on Design Automation(EDAC1991). Amsterdam, Netherlands. 1991:475-479
29. H. Onodera, H. Kanbara, K. Tamaru. Operational-Amplifier Complation with Performance Optimization. IEEE Journal of Solid-State Circuits. 1989, 25(2): 466-473

30. W. Nye, D. C. Riley, A. S. Vincentelli. DELEGHT SPICE: An Optimizatin-Based System For The Design of Integrated Circuits. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems. 1988, 7(4): 501-519
31. J. R. Koza, Y. Jessen, M. A. Keane, et al. Use of Conditional Developmental Operators and Free Variables in Automatically Synthesizing Generalized Circuits Using Genetic Programming. in Proceedings of the 2nd NASA/DOD Workshop on Evolvable Hardware(EH2000). 2000:5-15
32. J. R. Koza, M. A. Keane, M. J. Streeter. The Importance of Reuse and Development in Evolvable Hardware. in Proceedings of The 2003 NASA/Dod Conference on Evolvable Hardware(EH2003). 2003:33-42
33. J. R. Koza, M. A. Keane, M. J. Streeter. Routine High-Return Human-Competitive Evolvable Hardware in Proceedings of the 2004 NASA/DoD Conference on Evolution Hardware.EH2004 2004:3-17
34. J. D. Lohn, S. P. Colombano. A Circuit Representation Technique for Automated Circuit Design. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 1999, 3(3): 205-219
35. J. D. Lohn, G. L. Haith, S. P. Colombano. A Comparison of Dynamic Fitness Schedules for Evolutionary Design of Amplifiers. in Proceedings of the 1st NASA/DoD Workshop on Evolvable Hardware(EH1999). 1999:87-92
36. A. Stoica, A. Fukunaga, K. Hayworth. Evolvable Hardware for Space Applications. in Proceedings of The 2nd International Conference on Evolvable Systems:From Biology to Hardware(ICES1998). 1998:166-173
37. A. Stoica, D. Keymeulen, R. Zebulum. Evolution of Analog Circuits on Field Programmable Transistor Arrays. in Proceedings of The 2nd NASA/DoD Workshop on Evolvable Hardware(EH2000). 2000:99-108
38. A. Stoica, R. Zebulum, D. Keymeulen. Mixtrinsic Evolution. in Proceedings of The 3rd International Conference on Evolvable Systems(ICES2000). 2000:208-217
39. A. Stoica, R. Zebulum, D. Keymeulen. Progress and Challenges in Building Evolvable Eevices. in Proceedings of The 3rd NASA/DOD Workshop on Evolvable Hardware(EH2001). 2001:33-35
40. A. Stoica, R. Zebulum, D. Keymeulen, et al. Reconfigurable VLSI

- Architectures for Evolvable Hardware: From Experimental Field Programmable Transistor Arrays to Evolution-Oriented Chips. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*. 2001, 9(1): 227-232
41. A. Stoica, R. S. Zebulum, D. Keymeulen, et al. On Two New Trends in Evolvable Hardware: Employment of HDL-Based Structuring, and Design of Multi-Functional Circuits. in *Proceedings of the 2002 NASA/DOD Conference on Evolvable Hardware(EH2002)*. 2002:56-59
 42. R. S. Zebulum, M. A. Pacheo, M. Vellasco. Evolvable Systems in Hardware Design:Taxonomy.Survey and Applocations. in *Proceedings of The 1st International Conference on Evolvable Systems*. 1996:44-358
 43. R. S. Zebulum, M. A. Pacheo, M. Vellasco. Analog Circuits Evolution in Extrinsic and Intrinsic Modes. in *Proceedings of The 2nd International Conference on Evolvable Systems*. 1998:154-165
 44. A. Somani, P. P. Chakrabarti, A. Patra. Mixing Global and Local Competition in Genetic Optimization Based Design Space Exploration of Analog Circuits. in *Proceedings of Design,Automation and Test in Europe(DATE2005)*. 2005:1064-1069
 45. K. Ghali, L. Dorie. Dynamically Reconfigurable analog Circuit Design Automation Through Multiobjective Optimization and Direct Execution. in *Proceedings of the IEEE International Conference on Electronics,Circuits and Systems.ICECS 2005.Gammarth, Tunisia*. 2005:1-4
 46. Y. Q. Zhou. Parameter Determination in Analog Circuit Optimization. in *Proceedings of The 3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications(ICIEA2008).Singapore*. 2008:2184-2187
 47. T. Golonek, D. Grzechca. Optimization of PWL Analog Testing Exxitation by Means of Genetic Algorithm. in *Proceedings of International Conference on Signals and Electronic Systems(ICSES '08).Krakow, Poland*. 2008:541-544
 48. D. Mueller, H. Graeb. Trade-off Design of Analog Circuits using Goal Attainment and "Wave Front" Sequential Quadratic Programming. in *Proceedings of Design,Automation and Test in Europe(DATE '07).Nice Acropolis, France*. 2007:1-6

49. S. Pam, A. K. Bhattacharya. An Efficient Method for Bottom-Up Extraction of Analog Behavioral Model Parameters. in Proceedings of the IEEE The 23rd International Conference on VLSI Design. Bangalore, India. 2010:363-368
50. D. Boolchandani, A. Kumar. Multi-objective Genetic Approach for Analog Circuit Sizing using SVM Macro-model. in Proceedings of the IEEE Region 10 Annual International Conference(TENCON2009). Singapore. 2009:1 - 6
51. V. Asadpour, M. Razzaghpour. Fast Synthesis of Analog Circuits Based on Evolutionary Optimization of ANFIS Space Mapped Model. in Proceedings of the International Conference on Microelectronics(ICM2008). 2008:357-360
52. 赵曙光, 杨万海. 基于典型结构的电路自适应进化设计新方法. 电路与系统学报. 2003, 8(2): 113-115
53. 赵曙光, 刘贵喜, 王军宁, et al. 基于自适应遗传算法的模拟电路自动设计方法. 电子学报. 2004, 32(4): 680-683
54. 赵曙光, 刘贵喜, 杨万海. 利用自适应遗传算法实现模拟电路自动设计. 西安电子科技大学学报(自然科学版). 2003, 30(3): 298-301
55. 郑维山. 一种新的 CMOS 模拟单元电路设计方法. 应用科学学报. 2006, 3(150-153)
56. 唐守龙, 郑维山, 吴建辉. 一种新的 CMOS 混频器电路优化设计方法. 电路与系统学报. 2008, 13(2): 72-78
57. 邓青, 郑维山, 吴建辉. 均衡器误差控制的 AGC 设计新方法. 应用科学学报. 2007, 25(2): 157-160
58. 李兴仁, 洪志良, 武洁. FDAADS 系统中模拟 CMOS 单元电路的自动综合. 计算机辅助设计与图形学学报. 2000, 12(7): 533-537
59. 韩若楠, 周杨, 洪志良. 一种 0.8V 低电源电压带隙基准电路的设计. 微电子学. 2007, 37(3): 440-443
60. 金力, 刘桥, 冯杰. 基于自适应遗传算法的 CMOS 运算放大器的优化设计. 湖北大学学报. 2006, 28(3)
61. 金力, 刘桥. 基于自适应遗传算法的运放的电路级综合. 西华大学学报. 2006, 25(2): 39-41
62. J. Marsik, O. Subrt, P. Martinek. Developing Automated Design Procedure for Operational Amplifier Block. in Proceedings of International Conference

- on Singals and Electronic Systems(ICSES'08).Krakow, Poland. 2008:269-272
63. Y. P. Lu, C. J. Zhong, Y. S. Zhao, et al. A Simple Multi-Objective Optimization Approach for Material Purchasing Problem of a Railway Transportation Business in Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management(IEEM2007).Singapore. 2007:1322-1326
64. K. H. S. Hla, Y. Choi, J. S. Park. Applying Particle Swarm Optimization to Prioritizing Test Cases for Embedded Real Time Software Retesting. in Proceedings of IEEE The 8th International Conference on Computer and Information Technology. 2008:527-532
65. K. Zielinski, P. Weitkemper, R. Laur, et al. Optimization of Power Allocation for Interference Cancellation With Particle Swarm Optimization. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2009, 13(1): 128-150
66. 蔡宣三. 最优化与最优控制. 北京: 清华大学出版社, 1983:
67. 陈开周. 最优化计算方法. 西安: 西北电讯工程学院出版社, 1985:
68. Y. T. Xu, Y. Zhang, J. M. Zhao. An Improved Face Recognition Method Using Global Filled Function. Proceedings of The 4th International Conference on Natural Computation(ICNC2008).Jinan, China. 2008: 291 - 295
69. R. P. Ge. The Theory of Filled Function Methods for Finding Global Minimizers of Nonlinearly Constrained Minimization Problems. Journal of Computational Mathematics. 1987, 5(1): 1-9
70. R. T. Naayagi, V. Kamaraj. A Comparative Study of Shape Optimization of SRM using Genetic Algorithm and Simulated Annealing in Proceedings of International Conference of IEEE India Council(INDICON2005).Chennai, India. 2005:596 - 599
71. S. Bandyopadhyay, S. Saha, U. Maulik, et al. A Simulated Annealing-Based Multiobjective Optimization Algorithm: AMOSA. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2008, 12(3): 269 - 283
72. N. Fescioglu-Unver, M. M. Kokar. Application of Self Controlling Software Approach to Reactive Tabu Search. in Proceedings of The 2nd IEEE International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing

-
- Systems(SASO2008).Venice, Italy. 2009:297-305
73. R. S. Rambally, A. Maharajh. Cell Planning Using Genetic Algorithm and Tabu Search. in Proceedings of The 2nd International Conference on the Applications of Digital Information and Web Technologies(ICADIWT2009).London, United kingdom. 2009:640-645
74. N. Yang, P. Li, B. Mei. An Angle-Based Crossover Tabu Search for the Traveling Salesman Problem. in Proceedings of The 3rd International Conference on Natural Computation(ICNC2007).Haikou, Hainan, China. 2007:512-516
75. D. E. Goldberg. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning: Reading,MA,Addison-Wisely, 1989:1-256
76. J. D. Schaffer. Multiobjective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms. in Proceedings of The 1st International Conference on Genetic Algorithms. Lawrence,Erlbaum. 1985:93-100
77. L. N. Song, H. Q. Zhang. New Complexiton Solutions of The Nonlinear Evolution Equations Using a Generalized Rational Expansion Method with Symbolic Computation. Journal of Applied Mathematics and Computation. 2007, 5(13): 974-986
78. T. Ueno, M. Okada. Non-separable Splines and Numerical Computation of Evolution Equations by the Galerkin Methods. Journal of Computational and Applied Mathematics. 2009, 2(15): 159-176
79. J. R. Koza. Genetic Programming on The Programming of Computers by Means of Natural Selection: MIT Press, 1992:1-128
80. J. H. Holland. Adaptation in nature and artificial systems: MIT Press, 1975:1-256
81. 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现. 西安: 西安交通大学出版社, 2002:
82. L. S. Shi, Z. Y. Li. An Improved Pareto Genetic Algorithm for Multi-Objective TSP. in Proceedings of The 5th International Conference on Natural Computation(ICNC2009).Tianjian, China. 2009:585-588
83. Q. Liu. Study on Multi-Object Optimization of Logistics Network Based on Genetic Algorithm. in Proceedings of 2008 International Conference on Computational Intelligence and Security(CIS2008).Suzhou, China.

2008:210-214

84. C. L. Liu, Z. Y. Wang, Z. Bao. A Kind Of Adaptive Genetic Algorithm and It's Applicaton. in Proceedings of 2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics(ICMLC2005).Guangzhou, China. 2005:2865-2869
85. Z. M. LIU, J. L. Zhou, S. Lai. New Adaptive Genetic Algorithm Based On Ranking. in Proceedings of the 2nd Internationd Conference on Machine Learning and Cybernetic(ICMLC2003).Xi'an, China. 2003:1841-1844
86. H. Ishibuchi, T. Murata. A multi-Objective Genetic Local Search Algorithm and Its Application to Flowshop Scheduling. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics-Part C. 1998, 28(8): 392-403
87. A. E. Eiben, R. Hinterding, Z. Michalewicz. Parameter Control in Evolutionary Algorithms. IEEE Transactions On Evolutionary Computation. 1999, 3(2): 124-141
88. M. Srinivas, L. M. Patnaik. Adaptive Probabilities of Crossover and Mutation in Genetic Algorithm. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics. 1994, 24(4): 656-667
89. J. Wang, Y. H. Luo, D. N. Qiu. Adaptive Genetic Algorithm's Implement on Evaluation Function in computer Chinese Chess. in Proceedings of IEEE International Symposium on Communications and Information Technology(ISCIT2005).Beijing, China. 2005:1253 - 1256
90. J. L. Zhang, C. Y. Liang, Q. Liu. A Novel Small-Population Genetic Algorithm based on Adaptive Mutation and Population Entropy Sampling. in Proceedings of The 7th World Congress on Intelligent Control and Automation(WCICA2008).Chongqing, China. 2008:8738-8742
91. J. F. Li, W. Z. Dai. Multi-objective Evolutionary Algorithm Based on Correlativity and Its Application. in Proceedings of The 7th World Congress on Intelligent Control and Automation(WCICA2008). Chongqing, China. 2008:7481-7486
92. Y. J. Xing, Z. T. Chen, J. Sun, et al. An Improved Adaptive Genetic Algorithm for Job-Shop Scheduling Problem. in Proceedings of The 3rd International Conference on Natural Computation(ICNC2007).Haikou, Hainan, China. 2007:287-291
93. Z. Y. Zhu, B. Zhang, Z. Jiang. Data Association based on Chaotic

- Optimization Adaptive Genetic Algorithm. in Proceedings of IMACS Multiconference on Computational Engineering in Systems Applications(CESA).Beijing, China. 2006:1804-1808
94. P. Zhang, M. Z. Yuan, H. Wang. Self-Tuning PID Based on Adaptive Genetic Algorithms with the Application of Activated Sludge Aeration Process in Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation(WCICA).Dalian, China. 2006:9327-9330
95. Q. L. Xie, H. Chen. Multi-object Optimal Design of Analog Filter Based on Improved Genetic Algorithm. in Proceedings of The 2nd International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation(ICICTA2009).Changsha, Hunan, China. 2009:362-365
96. 森荣二(日), 薛培鼎. JC 滤波器设计与制作. 北京: 科学出版社, 2006:1-512
97. H. Y-F, Lam 著, 冯一云, 应启珩等译. 模拟和数字滤波器设计与实现. 北京: 人民邮电出版社, 1985:
98. J. Mahattanakul, J. Chutichatuporn. Design Procedure for Two-Stage CMOS Op-Amp With Flexible Noise-Power Balancing Scheme. IEEE Transactions on Circuits and Systems. 2005, 52(13): 1508-1514
99. 易婷, 方杰, 洪志良. 一种全差分的高速 CMOS 运算跨导放大器 (OTA) 的优化设计. 计算机辅助设计与图形学学报. 2004, 16(12): 1640-1646
100. 易婷, 洪志良. 深亚微米 CMOS 运算放大器的综合. 计算机辅助设计与图形学学报. 2004, 17(9): 2046-2052
101. 钟文耀, 郑美珠. CMOS 电路模拟与设计-基于 Hspice. 北京: 科学出版社, 2007:
102. M. D. Ker, J. S. Chen. New Curvature Compensates Technique for CMOS Bandgap Reference with Sub-1-V Operaton. IEEE Transactions on Circuits and System. 2006, 53(8): 667-671
103. J. W. Mao, T. Q. Chen, C. Chen, et al. CMOS 1.5V Bandgap Voltage Reference. in Proceedings of The 6th International Conference on ASIC(ASICON2005).Shanghai, China. 2005:469 - 472
104. G. A. Rincon-Mora. Voltage References: from Diodes to Precision High-Order Bandgap Circuits. IEEE Circuits and Devices Magazine. 2002, 18(5):

45-49

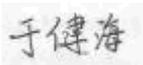
105. H. Banba, H. Shiga, A. Umezawa. A CMOS Bandgap Reference With Sub-1-V Operation. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*. 1999, 34(5): 670-674
106. A. P. Brokaw. A simple three terminal IC bandgap reference. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*. 1974, 9(6): 388-393
107. B. Razavi. *Design of Analog CMOS Ingegrated Circuits*: McGraw-Hill companies, 2001:309-329
108. G. A. Rincon-Mora, P. E. Allen. A 1.1-V Current-Mode and Piecewise-Linear Curvature-Corrected Bandgap Reference. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*. 1998, 33(10): 1551-1554
109. K. N. Leung, P. K. T. Mok, C. Y. Leung. A 2-V 23-ua 5.3-ppm Curvature-Compensated CMOS Bandgap Voltage Reference. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*. 2003, 38(3): 561-564
110. A. Bendali, Y. Audet. A 1-V CMOS Current Reference With Temperature and Process Compensation. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*. 2007, 54(7): 1424-1429
111. J. H. Li, Y. S. Wang, M. Y. Yu. A Piecewise Curvature-Corrected Bandgap Reference with Negative Feedback. *半导体学报*. 2008, 29(10): 37-42
112. K. Y. Pan, W. J. Hui, P. Wang. A High Precision CMOS Bandgap Reference. in *Proceedings of The 7th International Conference on ASIC(ASICON 2007)*. Guilin, China. 2007:692-695
113. P. Malcovati, F. Maloberti, C. Focchi. Curvature-Compensated BiCMOS Bandgap with 1-V Supply Voltage. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*. 2001, 36(7): 1076-1081
114. Q. Su, Y. S. Yin, D. H. Hui. Design of a Low Voltage High Precision CMOS Bandgap Reference. in *Proceedings of The 9th International Conference on Electronic Measurement&Instruments(ICEMI'2009)*. 2009:342-345

攻读学位期间发表的学术论文

1. Jianhai Yu, Zhigang Mao. Automated design method for parameters optimization of CMOS analog circuits based on adaptive genetic algorithm. in Proceedings of the 7th international conference on ASIC. shanghai,China 2007: 1217-1220. (EI: 083211440864).
2. Jianhai Yu, Zhigang Mao. A Design Method in CMOS Operational Amplifier Optimization Based on Adaptive Genetic Algorithm. WSEAS Transactions on Circuits and Systems, 2009, 8(7):548-558(EI: 095312582926).
3. 于健海, 毛志刚, 陈伟平.一种基于自适应遗传算法的 CMOS 模拟电路的优化设计方法, 哈尔滨工程大学学报, 2009, 31 (9) (EI 源期刊)
4. Yu Jianhai, Mao Zhigang. A method In CMOS analog circuit optimization by genetic algorithm. in Proceedings of The 8th WSEAS International. Conference. on Instrument, Measurement, Circuits and Systems (IMCAS2009).hangzhou,China

哈尔滨工业大学博士学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的博士学位论文《基于遗传算法的模拟电路优化设计方法研究》，是本人在导师指导下，在哈尔滨工业大学攻读博士学位期间独立进行研究工作所取得的成果。据本人所知，论文中除已注明部分外不包含他人已发表或撰写过的研究成果。对本文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。本声明的法律结果将完全由本人承担。

作者签名：  日期：2010 年 4 月 28 日

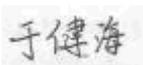
哈尔滨工业大学博士学位论文使用授权书

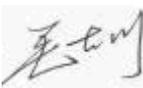
《基于遗传算法的模拟电路优化设计方法研究》系本人在哈尔滨工业大学攻读博士学位期间在导师指导下完成的博士学位论文。本论文的研究成果归哈尔滨工业大学所有，本论文的研究内容不得以其它单位的名义发表。本人完全了解哈尔滨工业大学关于保存、使用学位论文的规定，同意学校保留并向有关部门送交论文的复印件和电子版本，允许论文被查阅和借阅，同意学校将论文加入《中国优秀博硕士学位论文全文数据库》和编入《中国知识资源总库》。本人授权哈尔滨工业大学，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文，可以公布论文的全部或部分内容。

本学位论文属于（请在以下相应方框内打“√”）：

保密，在 年解密后适用本授权书

不保密

作者签名：  日期：2010 年 4 月 28 日

导师签名：  日期：2010 年 4 月 28 日

致 谢

在论文截稿之际，我的心情无比兴奋。我不敢回首这么多年来风风雨雨，我不敢奢望在我挥洒了我最宝贵的青春后还能有这一天的到来。那快乐，那痛苦都随着时光悄悄的流逝，如同大浪淘沙一样，沉淀下来的唯有无尽的感恩！

我的论文工作能完成，首先要特别地感谢我的恩师——毛志刚教授。从我上硕士，毛老师就开始带我。在这近十年的时间里，他谦虚和蔼的为人、渊博的学术知识和敏锐的洞察力已经在我的脑海中打下了深深的烙印。我是一个约束力不是很强的人，毛老师以身作则，时时刻刻地督促我勤奋上进。他治学严谨的做事风格，一丝不苟的工作态度让我无比地钦佩和崇敬，我的每一篇发表的文章，他都细心的审查、阅读并反复地与我讨论；我的论文他一字字地帮我修改了三遍。在生活方面，毛老师给了我极大的帮助和照顾，使我能顺利地完成我的论文工作。毛老师平时对我的谆谆教导让我终身受益，我会永远铭记在心！无法用语言表达对毛老师的感激之情，此时此刻觉得任何语言都显得那么苍白无力。

还要十分感谢我们微电子中心的创始人叶以正教授。她工作兢兢业业的态度，忘我的工作热情，对待学生无私的爱护和关怀，让我终生难忘。叶老师为实验室创造了良好的学术氛围和民主严禁的学术风气令学生终生受益。

我在中心的近十年时间里来逢昌副教授给了我兄长般的关怀和督促，在生活中给了我极大的帮助，在此表示由衷的感谢。

另外我要感谢微电子中心的肖立伊、王进祥、桑胜田、王永生、高志强老师。没有他们的帮助，我是无法顺利的完成我的论文工作。

我很庆幸能有张健伟、李景虎、周童、张庆利这样的好兄弟能与我一起度过博士的时光。有他们的陪伴，漫长的博士生涯才不会感到孤单，有他们的帮助，课题、论文才能顺利的进行。

十分感谢曹雪兵、商忠志、胡强、周彬、吴新春等师弟在论文撰写过程中给我的帮助。帮我画图，反复校搞，查阅文献。为我论文能完成提供了有力的保障。

没有父母的养育，没有父母的支持，我是无法走到今天。作为独生子，我没有什么东西可以给予和孝敬他们，相反的是还需要他们供养我从小到博士。看着他们一天天从黑发到白发，脸上写满了皱纹，作为一个三十多岁的

男人，我感到无比的愧疚。每思如此，不仅潸然泪下。父母的养育之恩，难以言谢！

于健海 2010年1月19日星期二早七点

个人简历

于健海，男，汉族，1977年4月出生，黑龙江省哈尔滨市人。

主要学习经历：

1993年9月~1996年7月，就读于哈尔滨市第三中学。

1996年9月~2000年7月，就读于黑龙江大学信息与电子科学系微电子与固体电子学专业，获得学士学位。

2000年9月~2002年7月，就读于哈尔滨工业大学微电子与固体电子学专业获得硕士学位。

2002年9月至今，就读于哈尔滨工业大学微电子与固体电子学专业，攻读博士学位。