

分类号：O29

学校代号：11845

UDC：

密级：

学 号：2111214015

## 广东工业大学硕士学位论文

(理学硕士)

# 带有权重偏好的进化多目标算法

江 珊

指导教师姓名、职称：\_\_\_\_\_刘海林教授\_\_\_\_\_

学科(专业)或领域名称：\_\_\_\_\_数学\_\_\_\_\_

学 生 所 属 学 院：\_\_\_\_\_应用数学\_\_\_\_\_

论 文 答 辩 日 期：\_\_\_\_\_2015 年 5 月 20 日\_\_\_\_\_



A Dissertation Submitted to Guangdong University of Technology for  
the degree of Master of Science

(Master of Science)

Multi—objective Evolutionary Algorithm Based on  
Weight Preference

Candidate: Shan Jiang

Supervisor: Prof. Hailin Liu

May 2015

School of Applied Mathematics  
Guangdong University of Technology  
Guangzhou, Guangdong, P.R. China, 510090

## 摘 要

在求解多目标优化问题的时候,一般采用进化多目标算法,进化多目标算法是一种模拟生物自然选择与自然进化的随机搜索算法,由于它适应于求解高度复杂的非线性问题而得到非常广泛的应用.采用进化算法解决多目标优化问题时,往往会求出一组pareto最优解,这些解已经没有好坏之分,那么对于决策者来说,要选择满意的最优解就有一定的难度,这时引入决策者的偏好就是最好的打破这种平衡的关键.偏好信息的目的在于使决策者通过其对具体问题的认识,参与到优化过程,使算法搜索集中于决策空间和目标空间的理想子区域,从而使得算法搜索更有效率.

本文对已有的偏好进化多目标算法做了简单的总结,研究者们已研究的偏好方式包括参考点、参考方向、偏好区域、模糊偏好以及随机偏好等等,本文详细的总结了在偏好区域、模糊偏好和随机偏好这三种偏好形式下,研究者们所作出的具体的研究成果.对每一种偏好方式,本文总结了各个研究者所提出的偏好处理方式,以及所采用的进化多目标算法,并且对其中的几种偏好方式进行了优缺点的分析,有利于后来学者的研究.

对于现实生活中的一些多目标优化问题,往往存在着多个决策者的偏好.本文在总结了已有偏好方式的前提下,提出了一种新的偏好方式,决策者对目标函数的权重偏好,该方法在Delphi法下由决策者对目标函数的重要性打分形成,能够更好地体现出决策者的偏好,并且简单易行.结合M2M算法,分区域的搜索策略保证了了解的分布性,同时也在很大程度上减少了计算量.形成了一种求解多目标优化问题的混合算法.数值实验显示,在不同偏好下,多目标优化问题的结果也不一样,这与实际情形相吻合.

**关键词:** 权重偏好; 多目标; 偏好方法; 分区域

## ABSTRACT

In solving multi-objective optimization problems, we generally adopt the multi-objective evolutionary algorithms, evolutionary algorithm is a random search algorithm of simulated biological natural selection and evolution, because it is suitable for solving the highly complicated nonlinear problem, so its application is very wide. Using evolutionary algorithm to solve multi-objective problems, we often work out a set of Pareto optimal solutions, these solutions have no good or bad, so for policy makers, if they want to choose the satisfactory optimal solution, it's a certain difficulty, then the key of breaking the balance is introducing the preference. The purpose of preference information is to make decision makers through its understanding of specific problems, involved in the optimization process, and then makes the algorithm search focus on decision space and the ideal target space area, so as to make the algorithm more efficient.

In this paper, we do a simple summary to the existing preference Multi-objective evolutionary algorithms, researchers have preferences in the study of ways including reference point, reference direction, preference area, fuzzy preference and random preference and so on, this article summarized the three preferences form in detail of the preferences area, random and fuzzy preference. the researchers made a specific research results. A preference for each way, is given in this paper, this paper summarizes the preference approach, different researchers have put forward and adopted by the multi-objective evolutionary algorithms, and several of preference ways have carried on the analysis of the advantages and disadvantages, it is advantageous to the later scholars study..

For the multi-objective optimization problems in real life, there are many preferences on decision makers. This paper proposes a new way of preference: the weight of the objective function preference. Under the Delphi method, policy makers score the importance of the objective function, this method can better reflect the preference of decision makers, and very simple. And then combined with M2M algorithm, the sub-region strategy has two very desirable properties with regard to multi-objective optimization. This paper formed a kind of hybrid algorithm for solving multi-objective optimization problems. Numerical experiment results show that under different preferences, the result of the multi-objective optimization problem is also different, that in conformity with the actual circumstances.

**Key word:** Weight preference ;Multi-objective; Preference method; Sub-region strategy

# 目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	II
目 录.....	III
CONTENTS.....	V
第一章 绪论.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.3 本文研究内容及创新点.....	4
1.4 论文的章节结构划分.....	5
第二章 进化多目标算法 .....	6
2.1 多目标问题.....	6
2.1.1 多目标优化问题的相关定义.....	6
2.1.2 Pareto 解的相关概念 .....	7
2.2 进化多目标算法的研究及进展.....	7
2.3 分区域的进化多目标算法.....	10
第三章 多目标偏好方法研究现状 .....	12
3.1 决策者偏好的概念.....	12
3.2 偏好方法的发展.....	12
3.3 带有偏好区域的进化多目标算法.....	14
3.4 多目标模糊性偏好方法.....	15
3.5 多目标随机性偏好方法.....	18
3.6 本章小结.....	19
第四章 带有权重偏好的进化多目标算法 .....	20
4.1 引言.....	20
4.2 分区域策略.....	20
4.3 多决策者偏好权重的产生.....	22
4.3.1 Delphi 法简介 .....	22
4.3.2 采用德尔菲法得到最后一轮的结果.....	22
4.3.3 给出每个目标函数的打分区间以及每个区间的概率.....	23
4.3.4 采用轮盘赌的方法得到目标的权重.....	23

4.4 实验结果.....24

4.4.1 测试问题.....24

4.4.2 测试方法分析.....24

4.4.3 测试结果分析.....28

4.5 本章小结.....28

结论.....29

参考文献.....30

攻读硕士学位期间发表的论文 .....34

学位论文独创性声明 .....35

学位论文版权使用授权声明 .....35

致谢.....36

# CONTENTS

<b>Chinese abstract .....</b>	<b>I</b>
<b>English abstract.....</b>	<b>II</b>
<b>Chinese contents .....</b>	<b>III</b>
<b>English CONTENTS.....</b>	<b>V</b>
<b>CHAPTER 1 INTRODUCTION .....</b>	<b>1</b>
1.1 Background and Significance.....	1
1.2 Research Status and Problems .....	2
1.3 Main Work in This Dissertation and Innovations.....	4
1.4 Arrangements of This Dissertation .....	5
<b>CHAPTER 2 Multi-objective evolutionary Algorithms .....</b>	<b>6</b>
2.1 Multi-objective problems.....	6
2.1.1 The related definition of multi-objective optimization problem.....	6
2.1.2 The concept of Pareto .....	7
2.2 The research and progress of the multi-objective evolutionary algorithms.....	7
2.3 Subregional multi-objective evolutionary algorithms.....	10
<b>CHAPTER 3 The research status of multi-objective preference method .....</b>	<b>12</b>
3.1 The concept of decision-maker preference .....	12
3.2 The development of preference method.....	12
3.3 Multi-objective evolutionary algorithm with preference area .....	14
3.4 A multi-objective fuzzy preference method.....	15
3.5 Multi-objective stochastic preference method .....	18
3.6 Chapter Summary .....	19
<b>CHAPTER 4 Multi-objective evolutionary algorithm based on weight preference .....</b>	<b>20</b>
4.1 Introduction.....	20
4.2 Points regional strategy .....	20
4.3 The producing of many policy makers' preference weight.....	22
4.3.1 The Introduction of Delphi .....	22
4.3.2 Using Delphi method to get the results of the final round .....	22
4.3.3 The scale interval of each objective function is presented, and the probability of each interval.....	23
4.3.4 Using the method of roulette wheel to obtain the weights of objective.....	23
4.4 The experimental results.....	24
4.4.1 The test questions.....	24

4.4.2 The analysis of test method.....	24
4.4.3 The analysis of test results .....	28
4.5 Chapter Summary .....	28
<b>Conclusion.....</b>	<b>29</b>
<b>Reference.....</b>	<b>30</b>
<b>Academic Paper During the Master Period.....</b>	<b>34</b>
<b>Originality Statement.....</b>	<b>35</b>
<b>Authorizztion Statement of Dissertation’ s Copyright.....</b>	<b>35</b>
<b>Thanks.....</b>	<b>36</b>



# 第一章 绪论

## 1.1 研究背景

进化算法是一种建立在自然进化上的算法，它具有随机性的特征，相比较于一般的算法，这种算法作为一种迭代算法，特征是将解的求解过程建立在了最初的原始问题之上，通过对原问题的初始解进行搜索进一步的接近最优化的解，在这一过程的基础上进行最优化处理，如此往复直到将最优的解计算出来并进行相应的处理的一个过程。进化算法的求解包括以下几个步骤：给定一组初始解；评价当前这组解的性能；从每一步得到的多个解中选择其中相对较优的解作为下一步的计算基础，在这一基础上在对其进行相应的操作，如此的反复进行，直到得到最优化的解的过程。只有得到最优解之后才能作为该运算的结束，最优解时终止运算的标志，在得到最优解之前，该运算方法都要往复进行下去。

进化多目标算法是以进化算法为基础的，其求解的问题一般称为多目标优化问题。1989年，David Goldberg在《Genetic algorithm for search, optimization, and machine learning》中首次提到了运用进化算法的思想实现多目标优化的技术，这篇文章发表之后，一石激起千层浪，学术界对于进化算法的研究逐渐大量的增加，学术界中针对多目标运算方法的成果如雨后春笋，促进了该算法的进一步发展。在之后的研究中，进化算法可以大致分为两代，第一代的进化算法代表有：Fonseca等的MOGA<sup>[1]</sup>，Srinivas等的NSGA<sup>[2]</sup>，Horn等的NPGA<sup>[3]</sup>，这些算法的特点是基于Pareto优化、适应度共享；第二代进化算法的代表有：Zitzler等的SPEA<sup>[4]</sup>和SPEA-II<sup>[5]</sup>，Knowles等的PAES<sup>[6]</sup>，Corne等的改进的PESA<sup>[7]</sup>和PESA-II<sup>[8]</sup>，Erickson的NPGA-II<sup>[9]</sup>等等，这一代的进化算法的特点是精英保留。为了使得种群的多样性得以保持以及最优解的分布性相对比较均匀，有的研究者又提出了分区域的进化多目标算法，这一算法的创新点是，引入了一个新的外部集的概念，在进化的过程中，当代的求得的所有的非支配解个体都被保存到重新定义的外部集中，在种群的进化中，外部集不断的进行更新，在保存的过程中，这些非支配解都有很好的分布性。经过实验验证分区域的进化算法效率有很大的提高。

在进行多目标优化问题上的过程中，一般都需要将多个目标同时进行优化过程，这就导致了可能存在矛盾的多个目标之间因为自身只对于某一过程或阶段而言是最优化的，因此多个目标同时进行优化可能导致这些目标并不能同时满足整体最优的特

点. 这就是在最优化处理过程中出现的, 某个解在这一过程中表现出了最优的结果, 但是一旦将这结果与其他结果进行比较后, 又会使得这一解必须满足其他解的最有情况, 这就体现出了最优化结果出现的折衷性. 同时这一特征也反映出了进化算法最优化的结果往往是建立在一个集合的基础上的, 并不是单独存在的一个最优解. 这就进一步的要求了不能对于这个集合中的解做单一化的要求, 要求其必须同时、同一的满足所有的运算过程. 这种解称作非支配解或Pareto最优解. 近年来, 随着学术研究的不断深入和深化, 进化算法的研究结果不断地在实践中得到应用和发展, 并且不断地推动的实际的发展, 促进了该领域运用的多元化: 其中粒子群算法(PSO)、差分进化算法(DE)<sup>[10]</sup>、人口迁移算法(PMA)等受到广泛的研究.

在实际生活中普遍存在着多目标优化的问题, 这些问题往往是伴随着多目标之间相互矛盾的基础之上的, 只有将这些目标进行一定的处理, 才能保证算法能够成功解决实际问题的目的. 根据生活中的普遍化的共识, 对于多目标问题的处理一般将其分为如下几种方式, 这几种方式的分类是建立在决策者偏好是否存在的基础上的, 首先是对于偏好不存在的这种类型的考虑, 在这种情况下, 这些目标之间是相互平等的, 因为偏好在一定的程度上会将目标进行一定的优先排序, 所以没有偏好的多目标问题在一定程度上就将目标建立在了平等的地位上, 我们在求解的时候一般是采用进化算法等求出一组折衷解; 另外一种就是在偏好存在的情况下的多目标问题, 这种情形下的目标是存在着重要性的, 只有对目标的重要性进行分析后才能进一步的实现目标函数的求解, 即目标函数的权重.

就多目标问题的发展过程来看, 因为该问题中的多个目标一般是相互矛盾的, 因此我们并不能够找到使得每个目标函数都最优的解. 所以针对这一问题的出现, 我们才要求应当将多目标问题引入研究者的偏好信息, 只有这样才能进一步的对所求得的最优解进行选择判断.

## 1.2 国内外研究现状

效应理论可以作为多目标最优化的最原始的理论基础. 自从 1960 年以后, 许多研究者们设计了很多方法来求解多目标最优化问题, 这些方法被用在生活中尤其是经济方面等实际问题, 取得了相当不错的成果. 随着经济的发展, 最优化目标的处理已经成为了现实生活中的焦点而进行着理论和实践双重的研究, 其中将个人喜好加入进来

之后的多目标的处理更是成为了现实中的热点问题<sup>[11]</sup>。所谓的偏好主要是在算法的求解过程中，对偏好信息加以处理，从而使得到的最优解中，根据决策者的个人喜好赋予这些解最优性，这些解在本质上是不存在着最优与否的问题的。因此这个时候决策者的偏好就是最好的一个打破这组解的平衡的重要因素。加入了决策者的偏好信息，多目标优化问题在求解的过程中就会向偏好的解集中，从而能够加快算法的搜索，使得算法的效率更高。将偏好加入到多目标处理的最优化的过程是一个相对来说比较新颖和适应现实发展的过程，这一过程中的偏好根据决策者的个人情况进行相应的赋予，最初的时候这种赋予是极具极端化的一个过程，要么对于该目标肯定要么否定其价值，并根据偏好将 0 或 1 作为权重进行赋值，这在一定程度上就造成了该偏好方式是不适合实际生活需要的。

J.H.Kim 和 J.H.Han 等人的基于偏好选择的进化多目标算法，先是用层次分析的方法来确定多目标函数之间的重要性，然后结合模糊度量和模糊积分的方法，最后用多目标量子进化算法进行求解<sup>[12]</sup>。

Deb 和 Chaudhuri 在决策者给出一个或者多个参考方向的前提下，指引着算法的搜索朝着用户偏好的区域，这种是基于偏好信息的参考方向的 EMOA，在这种算法的基础上，他们还提出了一种新的交互式决定支持系统（I-MODE），在这个系统中，是结合已有的多目标优化和决策方法在决策者所感兴趣的前沿界面的一组解中产生个体<sup>[13]</sup>。

Thiele 等人把带有参考点的偏好信息用于 IBEA 中，用 IBEA 对一些参考点进行非支配解的搜索，从而使得搜索的范围慢慢集中到参考点的周围区域<sup>[14]</sup>。

H.Li 和 D.L.Silva 采用决策者对目标函数的空间的不同层次的偏好，对每个目标函数设置一个参数，表达出自己的偏好信息，决策者对目标函数的理解以及决策者自身的经验及专业知识就转化为了对多目标函数的偏好，从而采取结合模拟退火算法，对 MOEA/D 进行改进，求出偏好解<sup>[15]</sup>。

朱炳坤等人的研究是基于偏好存在的基础之上的，通过定义一种新型的选择距离，将优化的方向通过偏好进行进一步的引导。该研究中提出了一个所谓的外部归档集，经通过运算满足偏好条件的解都放在这一归档集中，这就会进一步的促进运算过程的深入将这些解进一步的实现不断地优化处理。这样不仅能够使得遗传算法在运行过程中，一直朝着最优解运行，并且能够避免算法中出现早熟现象，从而在用户偏好的区域内产生比较多的 Pareto 解。最后再通过仿真把该算法和权值法、NSGA-II 进行比较，

结果证明了该算法的可行性和有效性<sup>[16]</sup>。

蒲保兴等人的嵌入用户偏爱区域的多目标优化算法，在求解的过程中，通过比较每个个体与偏好区域的平均距离来选择个体，最终求得的个体要么是在偏好区域内，要么是在偏好区域周围，减少了计算量，大大的加快了收敛速度<sup>[17]</sup>。

关志华等人的研究主要是建立在对于偏好的模糊处理上，将偏好关系进行一定程度上的排列组合，在这一基础上进一步的通过这一结果将偏好之间进行相应的排列形成偏好矩阵。然后将这一过程建立在偏好矩阵的讨论过程中。这一运算过程是将模糊偏好和遗传算法进行了一定程度上的结合，进一步的促进了决策者的最优化的处理过程<sup>[18]</sup>。

李丰兵的研究是建立在针对多个决策者的偏好的考虑的基础上的，通过对于多个决策者偏好进行考虑进一步的将多重偏好进行了运算。这一考虑加重了运算的难度，但是该运算将多决策者的偏好进行了随机的概率性，并在这一预算基础上结合了遗传算法，形成了针对多远偏好的多目标运算模型。

李振华的研究将效用函数进一步的引入到了这一过程中，通过效用函数的应用将这一过程进一步的实现并运用在这一过程中。效用函数的取值一般在 $[0,1]$ 上，效用值越小表示决策者对目标函数值的满意度较低，相反，则代表着满意度的增加，这种运算是基于偏好建立起来的运算<sup>[19]</sup>。

### 1.3 本文研究内容及创新点

本文是围绕偏好的多目标问题而建立起来的，并将决策者的偏好进一步的加入到了这一过程中，提出一种新的偏好方式，然后采用解决优化问题的分区域的算法相结合，通过所得到的仿真，得出此种方法的可行性以及合理性，最后求的决策者在此种偏好下的最优解。本文的几点创新之处：

第一，相比较传统意义上的偏好信息，本文中的偏好方式是一种赋予目标函数一定的权重，相较于之前的偏好方式，包括参考点，参考方向，模糊偏好，随机偏好等等，有新颖之处，而且此种方法引入群决策中的德尔菲法，然后与轮盘赌的方法相结合，使得最后转化成多目标权重的偏好信息更加的合理和有效，从而保证了结果获得的结果更能满足决策者的要求；

第二，本文将总结了现阶段存在的几种典型的偏好方式及其算法。在已有的偏好方

法中,决策者对目标函数的偏好区域,对目标函数的重要性偏好成为两种代表性的偏好方式,本文对这两大类偏好方式进行分析,并且总结了每一类的偏好方式都具有哪些处理方式,为以后研究偏好多目标问题的学者们提供了很好的研究基础。

第三,本文在算法求解方面采用的是分区域的方法,通常我们采用进化算法求解多目标问题的解时,为了使解的分布性更加均匀,我们是用经典的NSGA-II非劣排序的方法,或者诸如此类保证分布性良好的方法有自适应网格,拥挤距离等等。而分区域的算法是把目标空间划分为 $S$ 个区域,然后在每个区域都进行搜索,最终求得分布均匀的解。将此类分区域的方法与偏好多目标优化问题相结合,通过实验仿真的结果表明该方法有很好的分布性及收敛性。

## 1.4 论文的章节结构划分

在研究与学习各国学者在偏好多目标优化算法处理多目标的基础上,学习用分区域的思想处理带有权重偏好的问题及应用。本文共分五章,具体安排如下:

第一章:介绍论文研究背景,对偏好多目标优化算法的研究及国内外研究现状进行综述,同时也介绍了本文的创新点及研究内容。

第二章:介绍了多目标优化算法的相关理论以及处理多目标优化问题的进化算法。

第三章:介绍了偏好多目标现阶段发展情况,并且对已有的偏好方式进行总结分析。

第四章:详细介绍带有权重偏好的多目标优化算法,以及这种偏好信息的处理方式,和分区域算法思想结合得到的偏好解。

最后第五章:针对本文研究的问题及解决方法做总的概括。

## 第二章 进化多目标算法

### 2.1 多目标问题

在生活实践中，许多问题都是与多目标优化进行了一定的融合，这就需要对于这一理论进行进一步的深化研究，并将这一理论建立在实践的基础上，进一步促进该理论的发展。对于多目标优化问题的深入的研究可以解决实际生活中的各种各样实际问题。上文中已经提到了针对这一问题的解主要是建立在一个最优解的集合上，我们称这个最优解集为Pareto最优解，也可以称为相对最优解，是指在不降低其它目标函数性能指标的前提下，再也不能提高该性能指标，Pareto最优解集中的元素就所有目标而言是彼此不可比较的，所以在解决实际问题中，必须根据决策人员的偏好或者先验知识，以及问题的具体情况，从Pareto最优解集合中挑选出一个或多个解作为多目标优化问题的最优解。因此，我们在求解多目标优化问题时，就要求出其所有的Pareto最优解，以供决策者进行选择。

#### 2.1.1 多目标优化问题的相关定义

多目标优化问题（MOP）是建立在一定的目标函数的基础上的针对这些目标函数做出的相应的约束条件的基础上的运算程序，更具这一程序将这一结果的运算达到最优化的处理。约束条件可以是等式，也可以是不等式。那么一般带约束条件的多目标优化问题可以表述为：

$$\begin{cases} \min f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x))^T \\ s.t \quad g_j(x) \leq 0, j = 1, 2, \dots, q \\ \quad \quad h_j(x) = 0, j = q + 1, \dots, m \\ \quad \quad x \in \prod_{i=1}^n [a_i, b_i] \end{cases}, \quad (2.1)$$

其中  $-\infty < a_i, b_i < +\infty, (i = 1, 2, \dots, n)$ ,  $f(x)$  是  $m$  维目标向量,  $x \in \prod_{i=1}^n [a_i, b_i]$  是自变量空

间,  $f(x): \prod_{i=1}^n [a_i, b_i] \rightarrow R^m$  是  $m$  维目标函数向量,  $R^m$  是目标函数空间.  $g_j(x)$  是不等式约束条件,  $h_j(x)$  是等式约束条件, 当目标函数的个数  $m \geq 4$  时, 多目标问题称为高维多目标优化问题.

不失一般性, 我们研究如下问题

$$\begin{cases} \min f(x) \\ s.t. g_i(x) \geq 0 \quad i=1, 2, \dots, m \end{cases}, \quad (2.2)$$

其中  $x, f(x)$  都与 (2.1) 式中相同.

### 2.1.2 Pareto 解的相关概念

在本文核心讨论的这一多目标问题中, Pareto 优化解作为最普遍的也是最常用的一种优化解集. 它最早由 Francis Ysidro Edgeworth 在 1881 年提出而后经 Vilfredo Pareto 推广<sup>[20]</sup> (为方便讨论起见, 本文的优化问题皆为最小化问题), 其定义如下:

定义 1 (Pareto 支配): 称向量  $v = (v_1, v_2, \dots, v_n)$  支配向量  $u = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ , 记为  $v \succ u$ , 当且仅当  $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$ , 都有  $v_i \leq u_i$ , 并且至少存在一个  $i$ , 使得  $v_i < u_i$  成立.

定义 2 (非劣解): 多目标问题的一个可行解  $x^*$  称之为非劣解, 当且仅当  $\neg \exists y \in X$ , 使得  $f(y) \succ f(x^*)$ . 非劣解也称为 Pareto 最优解. 所有的 Pareto 最优解所构成的集合称为 Pareto 集, 记为  $PS = \{x \in X | \neg \exists y \in X, s.t. f(y) \prec f(x)\}$ .

将 Pareto 最优解集在函数空间上对应的集合称之为 Pareto 前沿, 记为  $PF$ :

$$PF = \{f(x) | x \in PS\}$$

根据多目标优化问题的发展状况, 我们可以看出, 解决这一问题最本质、最核心的目的便是通过对于进化算法的应用, 进一步的是计算出相应的、最理想化的 Pareto 最优解, 用来逼近整个  $PF$ . 通过建立在种群对种群的计算程式上的该种算法的实施, 进而将这种程式的运行建立在了对于多元主体作为目标的进化的方式上了. 二者就构成了多元化的目标检测的方式方法.

## 2.2 进化多目标算法的研究及进展

一般认为, VEGA 是第一个进化多目标算法, 这一方法是由 David Schaffer 是在 1985

首次提出的，是早期的以选择机制修改为主的进化算法。根据目标函数的比例将这一过程进一步的进行相应的运行，从而将多元化的种群建立在这一基础之上并实现进一步的针对该主体的目标函数的运行范围的确定和保证运行结果的客观公正性的实施。然后产生一个新的混合种群，每一代都通过此种方法进化，由于步骤的简单，使得在进化的过程中优良个体无法保证进化到下一代。在VEGA之后，研究者们采用了一种具有代表性而且很重要的方法来求解多目标问题，这一方法就是线性加权函数法，这一方法的核心就是将目标函数进行权重化得建立，通过目标函数的权重化实现该运算的客观科学性，将多目标函数变成了单一问题处理基础上的处理过程。

在前面诸多的研究者的研究成果下，第一个把Pareto最有解的概念与进化算法相结合的是David.E Goldbe<sup>[21]</sup>。具体思想是，在每一次进化过程中对种群中个体进行排序，首先在种群中找到非支配解集，Goldberg提出为了避免算法收敛到一个最优解，曾提出用小生境方法来解决，但是没有在算法中体现出来，后来的研究者们受到这一思想的影响，研究出了具有代表性的MOEA算法。

(1)MOGA(Multi-Objective Genetic Algorithm)是Peter J. Fleming和Carlos M Fonseca在二十世纪九十年代初期提出了MOGA<sup>[1]</sup>，在MOGA中，把种群中支配个体的染色体数目当做该个体的秩，只要是非劣个体，它们的秩均为1，而被支配的个体依据属于它们所在区域的种群密度被惩罚(适应度共享用于验证个体区域的拥挤程度)。MOGA算法的优点主要是算法的效率较高，且执行的时候也相对比较容易。缺点主要是算法容易受小生境大小影响。(后来Fleming和Fonseca从理论上解决了小生境的大小的计算这一问题。)

(2)NSGA(Nondominated Sorting Genetic Algorithm)是Deb和Srimivas在二十世纪九十年代中期提出来的<sup>[2]</sup>。在Goldberg的VEGA的影响下，NSGA对个体进行分类，形成多个层次。以非劣最优为基础的排序方式的出现在一定程度上实现了该排序的进一步的发展和进步。将非劣个体进行划分之后建立相应的组，针对这一分组不断地进行循环往复的运算，这个过程的持续化进行不断地促进结果的最优化和结果的合理化过程。

(3)NPGA(Niched-Pareto Genetic Algorithm)是由JefireyHorn等在1994提出的<sup>[3]</sup>，使用基于Pareto支配的锦标赛选择模式。此算法的思想是：随机的进行个体的挑选，然后将这一挑选建立在了与其他子集进行对比的基础之上，并在这一基础上实现进一步的对于该子集中个体情况的宏观的把握过程，然后在此基础上实现进一步的分析研究，通



过将非劣个体进行的进一步的把握和研究,从而将多目标研究方法进行进一步的实现和发展.这一方法采用的是随机的选择比较的基础上的运算,所以具有着效率高的特征,针对这一算法的特点,应当根据具体情况将这一算法运用到实践中去.

这一时期发展的进化多目标算法相对比较简单,互相之间并没有比较好坏,也没有根据具体的目标函数进行测试分析.后来发展的进化算法有了质的提高,这一时期的算法在保留之前的选择机制上,对保持种群的多样性以及算法的效率做了深入的研究,也取得了不错的成果.

不管是上述那一种算法,我们在分析研究的基础上都可以看到这些算法所具备的相应的理论性的支撑,并且这些算法都具备了一个非常重要的且非常显著地特征,那就是保留了运算结果中的最优的结果,即理论界所成为的精英保留策略.由于在进化的过程中,当前代的非劣解并不一定是下一代的非劣解,所以我们需要给出一个外部档案集合,来保留每一代的非劣解集.除此之外,该策略的选择上还可以使用 $(u+x)$ 作为进一步的选择机制,这一选择机制的运行机理就是将父代与子之间进行相互的争夺,通过竞争将非劣的标准进行相应的增加,通过这一过程实现下一代中非劣个体的进一步的增加.这一时期的算法主要有:

(1)SPEA(Strength Pareto Evolutionary Algorithm)和 SPEA 2(Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2).SPEA是由Zitler在二十世纪末提出的<sup>[22]</sup>,借助外部种群实现精英保留策略.在运算程序中,将每一代中的非劣个体都进行一定的相应的操作,通过这些操作将其中的复制的非劣个体进行相应的增加和发展,从而计算出该个体的强度.根据SPEA的两个缺点:1、可能会增加非劣解丢失的可能性;2、该方式的随机性会随着选择压力的减小而增大,这就导致了该结果的客观性和可靠性进一步的降低,直到成为不再具有信服力的结果在实际生活中被运用<sup>[23]</sup>.这一方法的研究者也意识到了这一方法的局限性,并在20世纪时对这一结果进行了相应的改善.

(2)PAES(Pareto Archived Evolution Strategy)PAES由Joshua n Knloweles和Dayid W. Cone于2000年提出<sup>[24]</sup>.PAES由1+1策略和历史档案组成,相比较于前者,后者则是对于这一方式托中的前面的非劣解的记录和保存.正是因为其对于前一集合的非劣解挤变形了相应的保存和记录才导致了这一部分参考子集的特征.该算法对于保存种群的多样性具有不可替代的作用.

(3)NSGA- II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm II)是NSGA的改进,在二十世纪初提出<sup>[25,26]</sup>.因为该算法的每一代都选择的是父代和子代最优的个体,因此在进化的

过程中，能够保证下一代比上一代更优，从而使得最后求得的Pareto曲线更加有效。这一算法对当时的多目标问题提供了有效的解，从而得到广泛的应用。

这一时期还有其他的典型的算法，这里就不一一列出来，应用最多的就是NSGA-II，其他的进化多目标算法在最后求解的过程中，都会拿过来与NSGA-II进行比较，应用更加广泛。

进化算法的一般步骤为

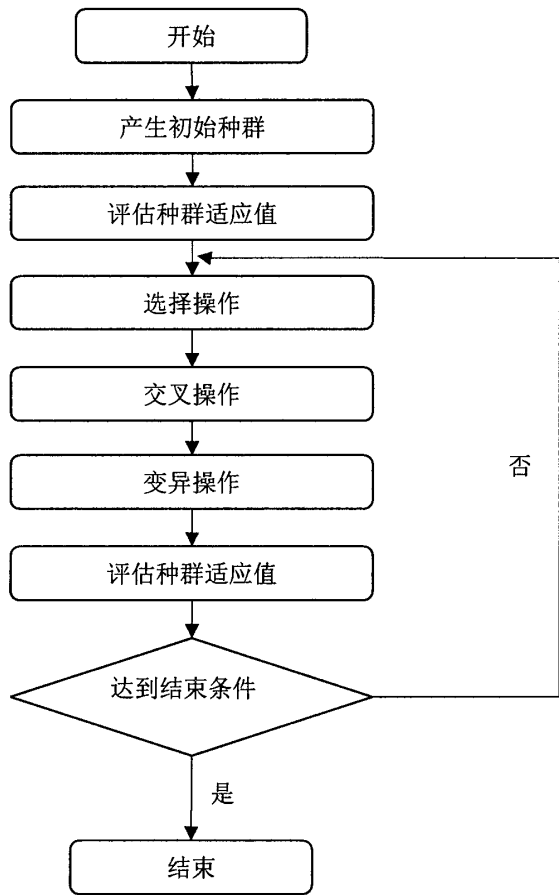


图2-1 多目标算法流程图

Figure 2-1 Flowchart of MOEA

2.3 分区域的进化多目标算法

经过长期的对于该方法的理论研究，我们可以看出来该理论在一定程度上是具有倾向于收敛较早的特点的，正是在这一特征的影响之下，对于进化算法的效率性的研究尤为重要。基于分区域的进化算法就是针对解决这一缺点提出来的。分区域的思想

是把目标函数所在的空间平均划分成几个子区域,设种群的大小 $N$ ,那么子区域的个数我们采用 $S=\text{round}(\sqrt{N})$ 求解.我们以2个目标函数,种群规模25为例,此时子区域的个数 $S=5$ .如下图所示,我们在单位元上取5个分布均匀的点作为中心向量,每个向量就代表一个子区域,然后通过计算种群中的个体到每一个中心点 $T_i$ 的欧氏距离空间,个体按最小欧式空间距离划分到各个子区域中.我们用符号 $A_k$ 来表示分配到第 $k$ 个区域的个体集合.如图2-2, A,B位于第二子区域中,点C,D位于第五区域中,点E位于第四区域中.

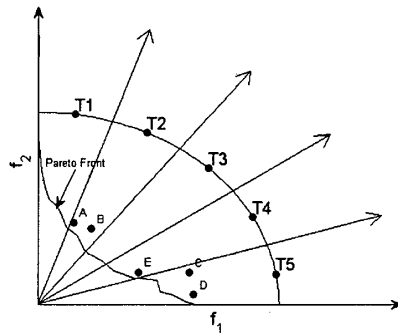


图2-2 目标空间的分区域法

Figure 2-2 The method for sub-region partition in objective space

## 第三章 多目标偏好方法研究现状

### 3.1 决策者偏好的概念

多目标优化是现实生活中经常存在的一个问题，也是现实生活中必须要进一步考虑的问题。比如在买衣服的时候，需要考虑衣服的价格、质量、所穿的季度长短等；在建立垃圾回收站的时候，要考虑附近居民的住址，又要考虑垃圾回收站的所建成本等；在某商场投资项目的时候，要考虑所耗费的人力、物力、财力，以及后期的利润等。通过对于现实中的这些问题的考虑，我们可以看出多目标的问题在现实中是十分普遍的和具有重要的影响力的，这些问题反应了多目标问题的特征，即影响多目标的因素是多样的，我们不可以同时将这些目标都达到最优化的程度，但是通过对于这些目标进行折衷化的处理往往会将这些目标的实现得到最有力的结果。那么这个时候就要进行某种取舍，往往这个时候就需要决策者加入对这些目标函数的各种偏好信息，一般就是对目标函数重要性做出偏好。可以将生活中的购物进行相应的举例证明，在实践中，顾客对于商品的价格和质量有着不同的偏好，有的根据质量何以进行选择，有的则根据价格合理进行商品的抉择。

经过长期的理论与实践的结合研究，我们可以发现将数据大批量的并且没有经过一定的加工处理的放置到人力范围内是很难进行相应的处理的，这就在一定程度上将这些数据仅仅停留在了数字的范畴上。例如，多目标优化问题中各个单目标之间的重要性。在实际生活中，人们其实是知道这些目标函数的重要性是不一致的，但是人们又不确定也不会去处理这些不同的重要性。

### 3.2 偏好方法的发展

在多目标问题的探讨上将决策者或者相应的有影响力的人的偏好进行一定程度上的引入是很有可能使得这一方法更能在实践中获得生存的。同时在这一关系中将决策者的偏好加入在算法中，对其中的目标函数赋予一定的权重。但是传统意义上的偏好在引入时，往往将其中的目标函数的权重值处理的过于极端，要么是0，要么是1，这就导致了这些过程处理的不合理性，随着偏好理论的发展，这些理论必将会引起相应

的改革。在现实生活中，这种完全肯定或者否定的情况是比较少的。

现阶段的偏好方法主要是对目标函数的重要性进行相应的关键性的描述，使得这些表示目标函数间重要性关系的关键词转化为各个目标函数的权重，并在此基础上对多目标函数进行求解。下面介绍一种决策者在引入偏好的时候，所采用的关键词描述， $f_1$ ， $f_2$ 代表两个目标函数：

“ $f_1$ 比 $f_2$ 重要”

“ $f_1$ 比 $f_2$ 重要的多”

“ $f_1$ 和 $f_2$ 一样重要”

“ $f_1$ 比 $f_2$ 次要”

“ $f_1$ 比 $f_2$ 次要的多”

也就是说，决策者对于任意两个目标函数关系的重要性，一律采用上面的关键词进行判断。通过对这种偏好方法的研究，我们可以看出这一方法主要存在以下的缺点和不足：

第一、实际情况中，决策者都应当对每一个目标进行一定的描述，只有这样才能进一步的分析出这些目标中所包含的决策者的偏好，在这一前提之下，我们对这一目标函数重要性进行判断的次数为 $C_q^2 = \frac{1}{2}q(q-1)$ ，这一方法表现出的对于决策者描述次数的过高的要求与现实生活中决策者描述次数不合格的状况形成了强烈的对比，因此这一方法太过复杂。

第二、在进行这一过程时，当决策者对每一个目标进行简单的核心的描述时，可能在统计判断结果时就会发现这种描述存在的相互矛盾之处。矛盾之处可能就体现在甲相对于乙而言比较重要，乙又在描述是呈现出较为重要。这种重要是相对于丙而言的，但是最后在统计是又会发现丙却比甲重要，这样就会使得甲乙丙之间并不会呈现出重要梯度，反而会成为相互矛盾的个体而存在。

第三、虽然在现实生活中，我们的确可以运用多种多样的词汇描述某一目标，但是这些还远远不能进一步的对于明确区分这些目标做好充分的准备工作。这样就会进一步的导致这些目标之间不能够相互的实现明确的区分和辨别。

近年来，有关多目标偏好方法的文献越来越多，下面就总结几种具有代表性的多目标偏好方法：偏好区域、模糊性偏好和随机性偏好。这三种方法在目前的多目标偏好方法中比较具有代表性。

### 3.3 带有偏好区域的进化多目标算法

进化多目标算法已经进行了相应的分析研究，并且随着对于这一方法研究的深入，我们可以看到这些方法并不是真正的能够满足现实生活需要的，引入决策者偏好很重要，而且偏好方式很多。往往人们只对最优解中的某一区域感兴趣，因此研究者们对带有偏好区域的进化多目标算法进行了研究，并且在已有算法的基础上进行加工改进，形成了处理带有偏好区域的新的进化算法。对偏好多目标的研究，下面总结几种：

一、对已有的遗传算法的拥挤距离进行改进，此种算法新定义了一个外部档案集合，对于在遗传算法进化运行过程中，把满足选择条件的个体保存到这个集合内，这样既保证了算法在整个目标函数空间运行，又能保证出现在偏好区域内的解都能够很好地保留下来，对于在目标函数空间求得较多的偏好区域内的解提供了很好的解决方法。

二、考虑偏爱区域是一个规则的矩形或立方体的时候，一般设偏爱区域为

$$\Omega = \prod_{j=1, j \neq l}^k [a_j, b_j], a_j \leq b_j (j=1, 2, \dots, k) \quad (3.1)$$

那么产生的个体采用下列距离公式进行计算选择

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1, j \neq l}^k \left( \frac{\delta_{ij} \min(|f_j(x_i) - a_j|, |f_j(x_i) - b_j|)}{f_j^{\max} - f_j^{\min}} \right)^2} \quad (3.2)$$

这种运算处理的是当出现决策者偏好的目标区域中的个体并没有出现在帕累托最优解集的情形之下应当作出何种处理。这种情形之下应当将这一算法重新返回到上面，并且应当和上面的帕累托解进行相应的对应。

三、考虑任意形状的多面体作为偏好区域的问题，定义了目标函数解空间的个体与超立方体任意顶点之间的平均距离。

$$d_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k w_j^1 d_{ij} \quad (3.3)$$

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{p=1}^n w_p^2 \left( \frac{f_p(x_i) - V_{jp}}{f_p^{\max}(x) - f_p^{\min}(x)} \right)^2} \quad (3.4)$$

其中： $d_{ij}$  表示解集中的个体  $i$  与偏好区域顶点  $j$  的距离， $k$  表示偏好区域的总顶点数；

$n$ 是目标函数的个数,  $w_j^1$ 表示决策者对超立方体顶点的偏好权重, 有 $\sum_{j=1}^k w_j^1=1$ ,  $f_p$ 表示第 $p$ 个目标函数,  $w_p^2$ 表示目标函数 $p$ 的权重, 有 $\sum_{p=1}^n w_p^2=1$ ,  $V_{jp}$ 表示第 $j$ 个顶点的第 $p$ 个目标的函数值,  $f_p^{\max}(x), f_p^{\min}(x)$ 分别表示第 $p$ 个目标函数的最大和最小值, 是为了使得目标函数规范化. 然后给出了基于偏好区域的MOPSO算法, 该算法在进化的过程中, 首先保证最优解的群体慢慢逼近Pareto曲线的前沿, 在这一基础上通过计算每一个体和偏好区域的实际距离进一步的促进个体对于偏好区域顶点的距离的敏感度. 该算法减少了进化多目标算法对整个pareto前沿进行求解搜索的过程, 减少了计算量, 提高了算法的效率.

对于偏好区域的研究, 这三种不同的方式体现了不同的偏好区域形式下, 根据相适应的进化算法, 最终求得用户偏好区域的解, 方法比较有效. 这一方法对于该理论的发展起到了很大的带动作用, 促进了带有偏好区域的优化理论的进一步的发展.

### 3.4 多目标模糊性偏好方法

模糊性偏好是指决策者对目标函数的重要性判断不能给出明确的大小, 而只能通过给出一些模糊语言的判断, 给出一些模糊关系, 然后对这些关系进行分析, 然后提出了不同的处理方式, 从而求出目标函数具体权重的方法, 下面介绍两种典型的模糊性偏好方法.

一、此种多目标模糊性偏好方<sup>[27]</sup>首先定义了三个二元关系和两个一元关系, 如下所示:

表3-1 偏好关系表

Table 3-1 Preference relations

偏好关系	偏好关系含义
$f_1 \approx f_2$	$f_1$ 与 $f_2$ 同等重要
$f_1 < f_2$	$f_1$ 不如 $f_2$ 重要
$f_1 \ll f_2$	$f_1$ 远不如 $f_2$ 重要
$\neg f_1$	$f_1$ 不重要
$! f_1$	$f_1$ 重要

并且这些偏好关系满足以下推理规则和性质:

“ $\approx$ ”满足自反性、对称性、传递性, 即

$$f_1 \approx f_1; f_1 \approx f_2 \Rightarrow f_2 \approx f_1; f_1 \approx f_2 \wedge f_2 \approx f_3 \Rightarrow f_1 \approx f_3.$$

“ $\prec$ ”和“ $\prec\prec$ ”不满足自反性和对称性，但是满足传递性，如下：

$$f_1 \prec f_2 \wedge f_2 \prec f_3 \Rightarrow f_1 \prec f_3; f_1 \prec\prec f_2 \wedge f_2 \prec\prec f_3 \Rightarrow f_1 \prec\prec f_3; f_1 \prec f_2 \wedge f_2 \approx f_3 \Rightarrow f_1 \prec f_3.$$

$$f_1 \prec\prec f_2 \wedge f_2 \approx f_3 \Rightarrow f_1 \prec\prec f_3; f_1 \prec\prec f_2 \Rightarrow f_1 \prec f_2; ! f_1 \wedge \neg f_2 \Rightarrow f_2 \prec\prec f_1.$$

$$\neg f_1 \wedge \neg f_2 \Rightarrow f_1 \approx f_2.$$

$$f_1 \prec f_2 \wedge f_2 \prec\prec f_3 \Rightarrow f_1 \prec\prec f_3$$

通过对于以上方法的探讨，我们可以看出这些规则对于判断多目标之间的重要性具有很好的作用。对于求出目标函数权重的方法，如下：

1、根据决策者的偏好把所有的目标函数都分成一些等价类，在每个等价类中的目标函数都是同等重要的。然后从每个等价类中选出一个目标组成一个目标集合，假设为

$$S = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}.$$

2、决策者根据偏好判断S中部分目标函数之间的重要性关系，根据上述的判断规则对这些重要性关系进行推理，然后得出S中任意两个目标函数之间的重要性关系。

首先定义下面的几种关系：

如果  $a \prec\prec b$ ，则  $v(a) = \alpha, v(b) = \beta$ ；

如果  $a \prec b$ ，则  $v(a) = \gamma, v(b) = \delta$ ；

如果  $a \approx b$ ，则  $v(a) = v(b) = \frac{1}{2}$ 。

其中  $\alpha, \beta, \gamma, \delta \in (0, 1)$ ，且满足  $\alpha < \gamma < \frac{1}{2} < \delta < \beta, \alpha + \beta = \gamma + \delta = 1$

然后在上述的定义下，对S中任意两个目标函数之间的重要性关系进行判断，产生偏好矩阵P；

3、最后由矩阵P推出S中各目标函数的权重，由于同一个等价类里各个目标函数的重要性一样，所以同一等价类里的目标函数权重相等，从而可以得出所有目标的权重。

二、在认为决策者对目标函数重要性的判断是模糊的情况下，定义一种模糊最大最小集，结合决策者的偏好信息，对模糊数进行解模糊，从而获得目标函数的权重系数。

首先定义一般模糊数  $A_i$



$$f_{A_i}(x)=\begin{cases} \theta_i(x-a_i)/(b_i-a_i), a_i \leq x \leq b_i \\ \theta_i & b_i \leq x \leq c_i \\ \theta_i(x-d_i)/(c_i-d_i), c_i \leq x \leq d_i \\ 0 & x < a_i, x > d_i \end{cases}, \quad (3.5)$$

一般模糊数为  $A_i = (a_i, b_i, c_i, d_i)$

然后采用模糊语言对各个子目标进行判断，判断关系如下：

表3-2 模糊偏好关系

Table3-2 Fuzzy language preference relations

序数	语言变量	模糊数
1	最差 (W)	(0, 0, 1, 2)
2	很差 (VP)	(0, 0, 2, 3)
3	较差 (P)	(1, 2, 3, 4)
4	中等偏下 (BA)	(3, 4, 5, 6)
5	中等 (M)	(4, 5, 5, 6)
6	中等偏上 (AA)	(5, 6, 7, 8)
7	较好 (G)	(6, 7, 8, 9)
8	很好 (VG)	(7, 8, 10, 10)
9	最好 (B)	(8, 9, 10, 10)

将决策者的偏好规定为风险性，在这一情况之下将这种方法运算中的最大最小集进行相关的风险度的测评，并通过两者之间的综合运算得到整个效用函数，并将这一结果建立在整个过程的处理上，这样就可以根据这一方法得到整个的函数的权重和最优化的结果。

通过以上的分析研究，我们就可以在运算过程中发现，上面所说的方法是明显的存在着缺陷的：

1) 决策者作出偏好的决定并不是完全的出于内心的，而是在一定程度上受到了相应的推理规则的约束。这就是假设了如果不受到该规则的约束，那么决策者对于上述两个目标的偏好则是完全的根据自我意志做出来的，这样就会导致这一偏好是存在着严重的可能性极大地矛盾性的。

2) 但是在现实生活中决策者一般很难根据相应的主观性的愿望对于其所做出的决策的重要性进行相应的判断，这就导致了不能客观合理的进行相应的判断。

3) 综上所述, 在推理规则中所采用的目标函数是不能对目标间的重要性进行细微的刻画和区分.

### 3.5 多目标随机性偏好方法

上面是对于带有模糊偏好的多目标的方法进行的具体的分析和研究, 本部分主要是对于随机性偏好引入到多目标优化问题中相应的分析研究. 下面将针对这一随机性偏好方法进行进一步的归纳和总结.

1、初始权重的产生. 设有 $k$ 个决策者对目标函数的重要性进行打分, 分值的大小代表重要性的大小,  $k \geq 1$ . 从 $q$ 个目标函数 $f_1, f_2, \dots, f_q$ 中随机选择一个目标 $f_s$ 作为基准目标, 然后取基准目标 $f_s$ 的分值为100分, 以基准目标 $f_s$ 的分值为参照, 然后任意选择剩下的目标函数进行打分, 假设各决策者对目标函数 $f_i, i=1, 2, \dots, q, i \neq s$ , 打分的结果分别为 $sc_i^1, sc_i^2, \dots, sc_i^k$ , 其平均分为 $\overline{sc_i} = \frac{1}{k} \sum_j sc_i^j$ , 记基准目标 $f_s$ 的平均分 $\overline{sc_s}$ 为100, 则由

各目标函数的平均分估算第 $i$ 个目标函数的初始权重分别为 $\overline{w_i} = \frac{\overline{sc_i}}{\sum_{j=1}^q \overline{sc_j}}$ ,  $i=1, 2, \dots, q$

2、偏好向量的产生. 由决策者偏好, 对各目标 $f_i, i=1, 2, \dots, q$ 产生一个权重 $w_i$ , 所有目标的权重组成的向量就是偏好向量或权重向量 $w=(w_1, w_2, \dots, w_q)$ . 显而易见, 每一个偏好向量是拥有着唯一性的. 一般情况下当人们对于针对不确定响亮进行相应的处理时, 就可能导致对于这一结果分析的不确定性进一步的加深和出现最优化的结果, 并且将这一结果建立在对于食物的正确的分析的基础上只有这样才能进一步的实现相应的最优化的方式处理, 可以认为偏好向量 $w=(w_1, w_2, \dots, w_q)$ 是服从某个正态分布的随机向量. 然后通过如下的方法产生:

(1) 确定 $w_i, i=1, 2, \dots, q$ 的产生区间为 $(\overline{w_i} - \gamma \overline{w_i}, \overline{w_i} + \gamma \overline{w_i})$ , 其中 $\gamma$ 为修正决策者对各目标重要性的判断结果不准确程度的系数, 由经验值,  $\gamma$ 在 $(0, 0.3)$ 内取值比较合理.

(2) 确定 $w_i, i=1, 2, \dots, q$ 的均方差 $\sigma_i$ , 为使产生的 $w_i$ 基本上都落在区间 $(\overline{w_i} - \gamma \overline{w_i}, \overline{w_i} + \gamma \overline{w_i})$ 内, 可取 $\sigma_i = \frac{1}{3} \gamma \overline{w_i}$ ;

(3) 在  $(\overline{w_i} - \gamma \overline{w_i}, \overline{w_i} + \gamma \overline{w_i})$  内产生服从正态分布  $N(\overline{w_i}, \sigma_i^2)$  的随机变数  $w_i$ ，由概率论知识可知  $w_i$  落在区间  $(\overline{w_i} - \gamma \overline{w_i}, \overline{w_i} + \gamma \overline{w_i})$  的概率大小为：

$$P\{|w_i - \overline{w_i}| < \gamma \overline{w_i}\} \approx 0.9973, \quad (3.6)$$

(4) 上述随机产生的偏好向量  $w = (w_1, w_2, \dots, w_q)$  其分量之和  $\sum_{i=1}^q w_i$  不一定等于1，故作如下修正，为方便，仍记修正之后的偏好向量为  $w = (w_1, w_2, \dots, w_q)$ ：

$$w_i = \frac{w_i}{\sum_j w_j}, i = 1, 2, \dots, q. \quad (3.7)$$

最后在进行进一步的针对最优化结果，给出最优系数，在不同的最优系数下，所求的解是不一样的。最后求得的解是决策者偏好的解。

### 3.6 本章小结

本章是先从多目标的问题出发，解释了为什么要引入决策者的偏好信息，然后介绍了偏好多目标的发展现状，主要是总结了现在已有的几种具有典型性和代表性的偏好多目标进行了分析，在结尾处都列出了该种偏好方法所存在的不足。在已有的偏好信息的基础上，本文将在下面一章提出一种新的偏好信息以及针对此种偏好信息的处理方式，这一方法为多目标进化方法提供了一个新的发展路径，使得决策者在引入偏好信息的时候，能够有更简便可行的方法。

## 第四章 带有权重偏好的进化多目标算法

### 4.1 引言

在实际生活中,有很多多目标决策问题<sup>[28-30]</sup>,但是这些多目标之间常常是矛盾的,一个目标最优另一个目标不一定最优,所以这个时候我们往往求出的是一组折衷解,记为Pareto解<sup>[31]</sup>.目前多目标问题的研究比较多<sup>[32-34]</sup>,主要是对最优解的寻求.那么多目标发展的广泛导致多目标的应用也十分广泛<sup>[35,36]</sup>.对于一组最优解集,由决策者在其中选择自己偏好的解,这需要决策者的一些专业知识,以及专家的意见,才能够挑选出满意的解来,因而这对于决策者来说是件非常困难的.

针对多目标选择问题的理论探讨,随着偏好一词的出现而成为了这一方法讨论的热点和焦点.一般所加入的偏好方式有多种,比如,有的决策者偏好目标函数的部分区域,有的偏好一个点,有的会给出一个参考方向,而有的会给出目标函数的重要性等等<sup>[37-41]</sup>.偏好是依据个人的主观性而存在的一个主观的倾向性,不同的决策者对于目标函数的偏好也不同.也就是说偏好是因人而异的.本文将提出一种新的偏好方式,在Delphi<sup>[42]</sup>法下,决策者对目标函数的重要性进行打分,然后分析这些打分,得到目标函数的权重范围,再经过本人提出的处理分值的方法,不仅能够求得目标函数的多组权重,得到多目标问题的偏好解,而且还能够具体的反应出决策者的偏好解与权重范围的集中程度的关系.

### 4.2 分区域策略

我们在求解多目标优化问题的时候所求出的解是一组折衷解,通常称为Pareto最优解,它们分布在Pareto前沿界面上.为了得到分布均匀的最优解,我们常用的是NSGA-II的非劣排序、自适应网格、拥挤距离等.为了减少计算量从而提高算法的搜索效率,本文将采用分区域算法.通过上文中的分析研究,我们可以进一步的针对分区域发进行进一步的分析研究,分区域发是相对于上面的进化算法而异的,分区域是一种在保持算法的可行性和有效性的前提下,保证种群的分布性均匀的算法.在图3-1中

我们可以看到, 点C, D是种群中的劣解, 我们如果采用以往的进化算法, 那么在进化过程中C, D两点就很容易被淘汰掉点. 但是经过分区域后, 由于C, D单独属于第三, 第四两个子区域中, 那么在进化的过程中就会保存下来, 因为这两个点对于求解第三, 四两个子区域的Pareto最优解可能有很大的帮助.

M2M 算法的主要步骤:

步骤 1: 初始化参数. 初始化种群规模  $N$ 、子区域的数目  $S$ 、最大迭代次数  $T$ 、杂交概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$ , 生成  $S$  个子区域中心向量  $T^1, T^2, \dots, T^S$ , 生成  $N$  个权重向量  $\{V^1, V^2, \dots, V^N\}$ , 将  $N$  个权重向量划分到  $S$  个子区域中.

步骤 2: 初始化种群. 随机产生  $2N$  个个体, 用上述区域划分法将种群划分到  $S$  个区域的子种群中. 如果一个区域中的个体数目不超过  $S$ , 则将这个区域内的个体全部赋给该区域的子种群, 如果一个区域中的个体数目超过  $S$ , 则用极大极小选择算子选择  $S$  个较好的个体进入子种群.

步骤 3: 分别对每个区域的个体进行杂交变异操作. 杂交的两个父代均从属于同一个区域的个体中选.

步骤 4: 更新种群. 把杂交和变异后产生的后代和当前代所有子区域中的个体划分到各个区域中. 如果一个区域中的个体数目不超过  $S$ , 则将这个区域内的个体全部赋给该区域的子种群, 如果一个区域中的个体数目超过  $S$ , 则用极大极小选择算子选择  $S$  个较好的个体进入子种群.

步骤 5: 如果  $t \leq T$ ,  $t = t + 1$ , 返回步骤 3, 否则输出非劣解.

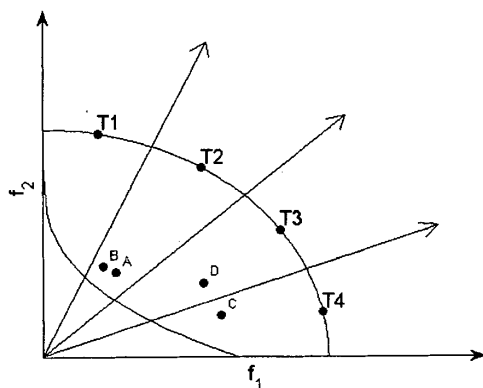


图 4-1 基于目标函数空间的分区域方法

Figure 4-1 The method for subregion partition in objective function space

### 4.3 多决策者偏好权重的产生

多目标优化问题的模型

$$\begin{cases} \min f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)) \\ \text{s.t. } x \in X \subseteq R^n \\ f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)) \in R^m \end{cases},$$

其中,  $x$  是决策变量,  $f(x)$  是目标向量且各个目标可以是冲突的,  $X$  是  $R^n$  中的超矩形域, 表示决策空间.

#### 4.3.1 Delphi 法简介

Delphi 是群决策中的一种交互式方法, 将面对面地交流互动形式改为背对背的性质这样才能真实地、免受打扰的、作出个人最客观最具代表性的决策, 这样才能进一步的实现相应的处置手段. 这一方法是建立在重复性的意见征询的基础上的, 通过相对于客观科学的方法的基础上的, 几经讨论后得出的结果进行相应的征询和讨论, 这样才能进一步的实现对于结果的讨论分析研究. 经过讨论之后的结果往往具有一定的真实性、合理性, 而且经过三四轮的打分, 目标函数的重要性分值就会趋于稳定而且相对比较集中.

#### 4.3.2 采用德尔菲法得到最后一轮的结果

对多目标问题, 多决策者根据自己对目标函数的分析, 对每个目标函数进行打分过程如下: 设有  $k$  个决策者参与打分,  $k \geq 1$ . 每一个决策者都要对这  $m$  个目标打分, 以 100 分为标准, 每个决策者对  $m$  个目标打分的总和为 100 分, 分值的大小代表重要性的大小. 由于 Delphi 法的特点, 我们只取最后一轮的结果. 设最后一轮中, 第  $i$  个决策者对第  $j$  个目标函数的打分为  $S_{ij}$ ,  $i=1, 2, \dots, k; j=1, 2, \dots, m$  且有  $\sum_{j=1}^m S_{ij} = 100$ , 对任意的  $i$  都成立.  $S_{ij}$  表示第  $j$  个目标函数在第  $i$  个决策者心目中的重要性.

### 4.3.3 给出每个目标函数的打分区间以及每个区间的概率

因为每个决策者对每个目标函数都打了分,那么我们找出每个目标函数在  $k$  个决策者打分下的分值区间.  $S_{ij}$ ,  $i=1,2,\dots,k$ , 是  $k$  个决策者对第  $j$  个目标函数的打分, 且记  $S_{sj} = \min\{S_{1j}, S_{2j}, \dots, S_{kj}\}$ ,  $S_{dj} = \max\{S_{1j}, S_{2j}, \dots, S_{kj}\}$ ,  $j=1,2,\dots,m$ . 则第  $j$  个目标函数的分值区间记为  $D_j = [S_{sj}, S_{dj}]$ ,  $j=1,2,\dots,m$ . 设第  $j$  个目标函数每个小区间的长度记为  $d_j$ ,  $d_j = \frac{S_{dj} - S_{sj}}{k}$ ,  $j=1,2,\dots,m$ , 那么这  $k$  个区间为:

$$Q_{1j} = [S_{sj}, S_{sj} + d_j], Q_{2j} = [S_{sj} + d_j, S_{sj} + 2d_j], \dots, Q_{kj} = [S_{sj} + (k-1)d_j, S_{dj}], j=1,2,\dots,m.$$

把决策者的打分根据分值的大小, 对号入座到每个小区间中, 对于目标函数  $f_j$  的一个区间  $Q_{ij}$ ,  $i=1,2,\dots,k$ . 如果有  $a$  个决策者的打分在此区间内, 那么我们可记区间  $Q_{ij}$  的概率为  $\frac{a}{k}$ , 这样  $f_j$  的  $k$  个小区间每一个都会有一个概率, 记为  $p_{ij}$ , ( $0 \leq p_{ij} \leq 1$ ),  $i=1,2,\dots,k$ ,  $j=1,2,\dots,m$ , 表示第  $j$  个目标函数第  $i$  个区间的概率, 且  $p_{ij}$  满足:  $p_{1j} + p_{2j} + \dots + p_{kj} = 1$ ,  $j=1,2,\dots,m$ .

### 4.3.4 采用轮盘赌的方法得到目标的权重

对每个目标函数的区间概率, 都对应一个轮盘, 以目标函数  $f_j$  为例,  $j=1,2,\dots,m$ , 把这个轮盘分为  $k$  份, 然后在转盘上, 标上刻度, 从  $S_{sj}$  开始, 按顺序根据每个区间所占的比例在转盘上标出刻度, 区间概率为 0 的不用标出, 直到标到最后一个, 这样就把决策者们对目标函数的偏好表现在转盘上. 决策者对每个目标函数的偏好, 已体现在转盘上, 每个目标函数对应一个转盘, 这样就得到  $m$  个转盘, 每个转盘上都有刻度, 然后对  $m$  个转盘转一次, 就会得到  $m$  个数字, 我们把这些数字记为  $W_{ij}$ ,  $t=1,2,\dots, j=1,2,\dots,m$ , 表示第  $t$  次第  $j$  个目标函数转得的数字, 记累积概率为  $P_{1j} = p_{1j}, P_{2j} = p_{1j} + p_{2j}, \dots, P_{kj} = p_{1j} + p_{2j} + \dots + p_{kj}$ . 然后计算对目标函数  $j$  第  $t$  次所转的角度  $\theta_{ij}$ , 则判断  $\theta_{ij}$  与  $P_{ij}$  的大小关系, 若  $P_{i-1,j} \leq \theta_{ij} \leq P_{ij}$  ( $i < k$ ), 那么我们就记  $\theta_{ij}$  属于区间  $Q_{ij}$ , 那么所得的权重为  $W_{ij} = [S_{sj} + (i-1)d_j + \frac{\theta_{ij} - 360^\circ P_{i-1,j}}{P_{ij}} d_j] / 100$ , 其中  $S_{sj}$  表示第  $j$  个目标函数的

最低打分,  $d_j$  表示第  $j$  个目标函数的小区间长度,  $j=1,2,\dots,m$ , 然后求得第  $t$  次转盘得到的目标函数的权重为  $w_t=(w_{t1},w_{t2},\dots,w_{tm})$ ,  $w_{tj}$ ,  $t=1,2,\dots$ ,  $j=1,2,\dots,m$  表示第  $t$  次得到的目标函数的权重, 其中  $w_{tj}=\frac{W_{tj}}{\sum_{j=1}^m W_{tj}}$  表示第  $t$  次得到的目标函数  $j$  的权重. 这样就确定了

目标函数的权重, 然后在采用 M2M<sup>(43)</sup> 的方法进行优化求解.

## 4.4 实验结果

### 4.4.1 测试问题

问题1 (MOP1)

$$\begin{cases} f_1(x) = \sin(x_1^2 + x_2^2 - 1) \\ f_2(x) = \sin(x_1^2 + x_2^2 + 1) \end{cases}, x_1, x_2 \in \left[0, \frac{3\pi}{4}\right],$$

问题2 (MOP2)

$$\begin{cases} f_1(x) = x_1 \\ f_2(x) = g(x)(1 - (f/g)^2) \end{cases}, g(x) = 1 + \frac{9\left(\sum_{i=2}^n x_i\right)}{n-1}, x \in [0,1]^n,$$

问题3 (MOP3)

$$\begin{cases} f_1(x) = (1 + g(x))\cos\left(\frac{x_1\pi}{2}\right)\cos\left(\frac{x_2\pi}{2}\right) \\ f_2(x) = (1 + g(x))\cos\left(\frac{x_1\pi}{2}\right)\sin\left(\frac{x_2\pi}{2}\right), g(x) = \sum_{i=3}^n x_i^2, x \in [0,1] \times [-1,1]^{n-2}. \\ f_3(x) = (1 + g(x))\sin\left(\frac{x_1\pi}{2}\right) \end{cases}$$

### 4.4.2 测试方法分析

首先测试的3个问题前两个是有2个目标函数优化问题, 第3个是三个目标函数的优化问题, 那么我们采用基于 Pareto 方法的 M2M 算法进行计算, 求出问题得非支配解集和 Pareto 曲线, 然后采用本文所提出的方法, 进行偏好分析, 然后得到具体的权重, 首先对四个问题进行计算: 种群规模为 100, 进化代数为 10000, 交叉率为 0.7, 变异率为 0.01.



问题1, 2, 3的无偏好Pareto曲线图分别见图4-2、图4-3、图4-4:

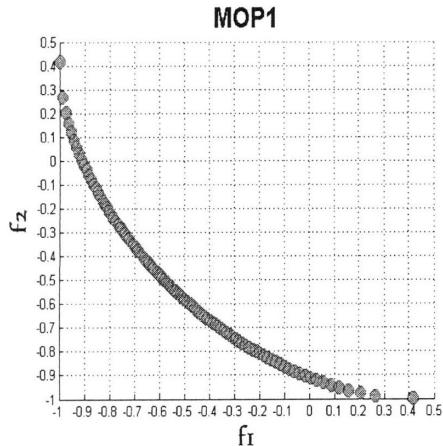


图 4-2 问题 1 无偏好 Pareto 解

Figure4-2 The Pareto solutions of problem 1 with no preference

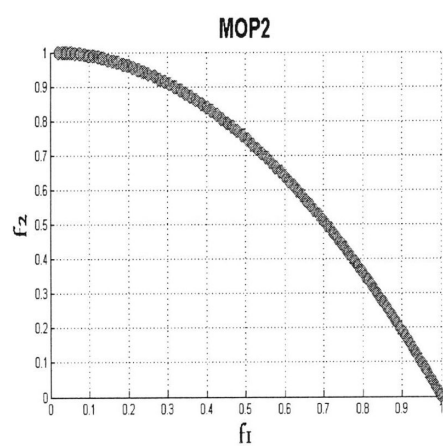


图 4-3 问题 2 无偏好 Pareto 解

Figure4-3 The Pareto solutions of problem 2 with no preference

MOP3

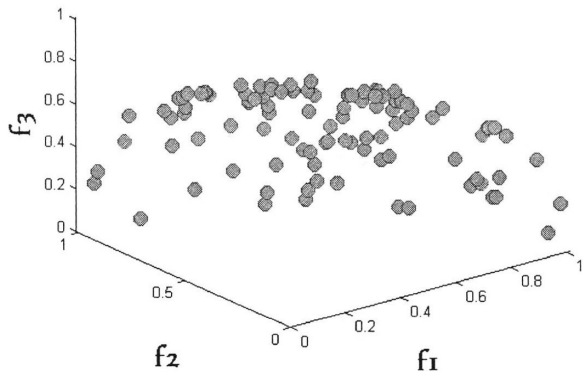


图 4-4 问题 3 无偏好 Pareto 解

Figure4-4 The Pareto solutions of problem 1 with no preference

采用Delphi法进行打分，如果10个专家对这三个问题的各个目标函数的重要性打分为：（令问题1和2的两个目标函数的打分一样的情况）

首先可以计算出两个目标函数的权重偏好范围，由表1得到， $f_1$ 的打分区间为[58, 70]， $f_2$ 的打分区间为[30, 42]，所以 $f_1$ 的权重偏好范围为[0.58, 0.7]， $f_2$ 的权重偏好范围为[0.3, 0.42]。从表2得到问题3的3个目标函数的权重偏好范围分别为[0.3, 0.42]，[0.24, 0.3]，[0.32, 0.45]。然后采用上面的权重选取方法，求出问题的偏好解。

表4-1 专家对问题1、2的打分（偏好1）

Table 4-1 Experts to question 1、2（preference1）

专家	目标函数 f1	目标函数 f2	总分
1	70	30	100
2	66	34	100
3	58	42	100
4	65	35	100
5	63	37	100
6	60	40	100
7	59	41	100
8	61	39	100
9	65	35	100
10	67	33	100

表4-2 专家对问题3的打分（偏好2）

Table 4-2 Experts to question 3（preference 2）

专家	目标函数 f1	目标函数 f2	目标函数 f3	总分
1	32	28	40	100
2	30	25	45	100
3	36	30	34	100
4	33	27	40	100
5	32	26	42	100
6	37	25	38	100
7	34	23	43	100
8	40	28	32	100
9	42	24	34	100
10	37	29	34	100

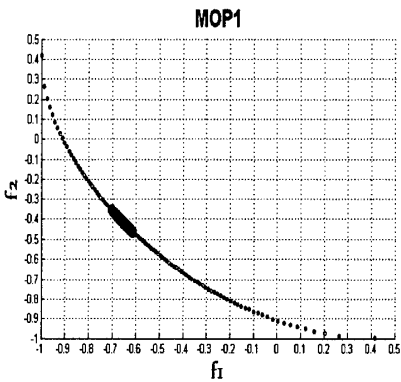


图 4-5:问题 1 偏好 Pareto 解  
Figure4-5:The Pareto solutions of  
problem 1 with preference 1.

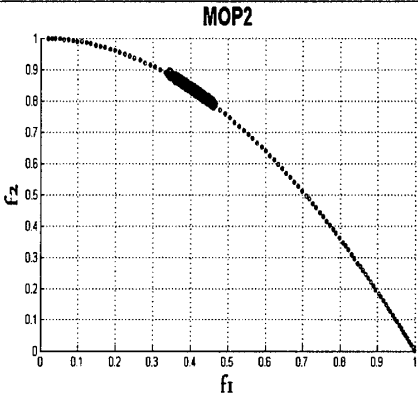


图 4-6:问题 2 偏好 Pareto 解  
Figure4-6:The Pareto solutions of  
problem 1 with preference 1.

MOP3

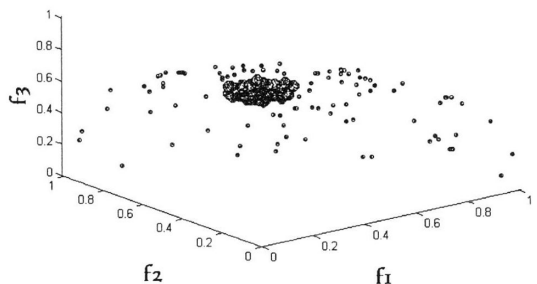


图4-7 问题3在偏好2下的Pareto解

Figure4-7 The Pareto solutions of problem 3 with preference 2.

那么这三个问题在这两组打分下的最优解为（问题1和问题2的打分一样的情况下）  
图中粗线部分表示求得的偏好解，细线部分表示没有偏好的最优解集。

当我们把问题1、2两个问题目标函数的打分互换一下，就可以得到偏好3:

表 4-3 交换表 1 中专家对问题 1、2 的打分（偏好 3）

Table 4-3 Exchange the scores of Table 1、2（preference 3）

专家	目标函数 f1	目标函数 f2	总分
1	30	70	100
2	34	66	100
3	42	58	100
4	35	65	100
5	37	63	100
6	40	60	100
7	41	59	100
8	39	61	100
9	35	65	100
10	33	67	100

此时问题1,2得到的偏好解分别如下图4-8、图4-9:

MOP1

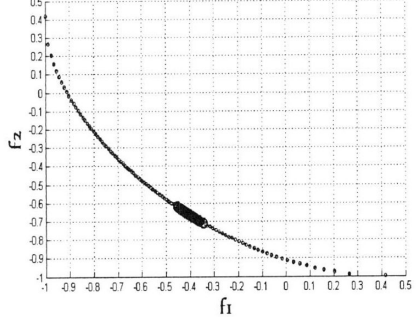


图 4-8 问题 1 在偏好 3 下的 Pareto 解  
Figure4-8:The Pareto solutions of problem 1 with preference 3.

MOP2

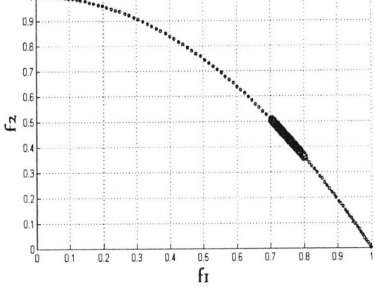


图 4-9 问题 2 在偏好 3 下的 Pareto 解  
Figure4-9:The Pareto solutions of problem 1 with preference 3.

在第三组权重下，放大问题1，问题2所得的偏好图分别如下图4-10、图4-11：

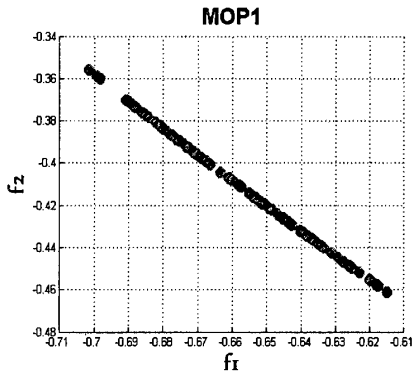


图4-10 问题1在偏好3下解的扩大  
Figure4-10 The solutions amplification  
of problem 1 with preference 3.

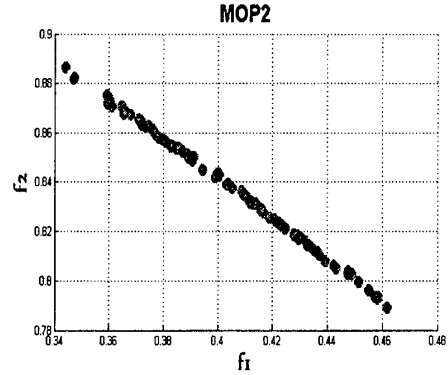


图4-11 问题2在偏好3下解的扩大  
Figure4-11 The solutions amplification  
of problem 2 with preference 3.

#### 4.4.3 测试结果分析

从所得到的图形图4-5到4-9中我们看到，所求出的偏好解是最优解的一部分，而且对目标函数是二维的问题很容易看出，在第一组偏好下所求得解是偏向  $f_2$  的，因为由偏好权重看出，目标函数  $f_2$  要比  $f_1$  重要。在第二组交换打分后的偏好下所求得解是偏向  $f_1$  的，因为由偏好权重看出，目标函数  $f_1$  要比  $f_2$  重要。

在所得到的只有偏好解的图形4-10, 4-11中可以看出，偏好解是有一部分集中，一部分分散的，这与决策者的打分是完全一致的，如果决策者的打分很平均，那么得到的偏好解也很平均。所以此种处理打分的方法能够很好的体现决策者偏好，具有一定的现实意义。

#### 4.5 本章小结

本部分首先对于处理权重偏好的方法进行了一定的分析介绍，在此基础上通过分区算法得到了符合期望的结果，并对这一方法的客观科学性进行了相应的论证，并进一步的指出该方法存在的合理性。同时还指出了这种方法的切实可行性和现实状况下的科学性。这种方法对于任意维的多目标都可以求出偏好权重，需要做的是对于原有的解决多目标优化权重算法的改进，从而更好的结合此种方法，获得更好的偏好解。

## 结论

随着多目标问题的与日俱增，本文所讨论的重点将会越来越受到重视，并进一步的获得发展和深入，并且不断地适应社会经济的发展，促进该理论在研究领域的进一步的发展和进化，从而使得理论在联系实际的基础上实现进一步的发展。决策者面对诸多的 pareto 解无法决策的时候，引入偏好往往是打破这一平衡的重要因素，主要的偏好方式有：偏好区域、参考点、满意度函数、随机偏好、模糊偏好等等；在应用方面也非常广泛，例如克隆、车辆路径、风险投资等方面。

在研究了大量的相关文献的同时，本文主要的研究成果如下：

1、本文在之前学者研究偏好多目标的基础上，对这些偏好方式做出了总结，对以后的学者研究偏好方式有很好的帮助。并且分析了这些偏好方式所存在的一些问题，为以后的学者研究偏好问题提出了改进方向。

2、首先在第三章本文提出了一种新的偏好方式，即多目标权重偏好，这一偏好的提出，对于决策者们只能通过目标函数的重要性给出判断的情况，进行数字化的处理，转化为目标函数的权重范围，然后再根据第三章中提出的方法对权重范围进行处理，得到一组权重偏好，在这组偏好下，进行多目标问题的求解，最后通过实验仿真，得出，本文提出的偏好方式能够很好的反映出决策者的偏好，也能够求得分布均匀的非劣解。

## 参考文献

- [1] Fonseca C M, Fleming PJ. Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization: Formulation, discussion and generalization [C]. in Proc. 5st Int. Conf. Genetic Algorithms, 1993, 416-423.
- [2] Srinivas N, Deb K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms[J]. Evolutionary Computation, 1994, 2(3):221-248.
- [3] Horn J, Nafpliotis N, Goldberg D E. A niched pareto genetic algorithm for Multiobjective Optimization[A]. In Proc. 1st IEEE Int. Conf. Evolutionary Computation, 1994. 82-87.
- [4] Zitzler E., Thiele L. Multiobjective Evolutionary Algorithms: A comparative case study and the strength pareto approach [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1993, 3(1): 257-271.
- [5] E. Zitzler, M. Laumanns and L. Thiele. SPEA2: Improving The Strength Pareto Evolutionary Algorithm for Multiobjective Optimization[J]. Relax Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control with Application to Industrial Problems, 2001:95-100.
- [6] Knowles I., Corne D.W. Approximating the non\_dominated front using the pareto archived evolutionary strategy[J]. Evolutionary Computation, 1999, 7(3):1-26.
- [7] Corne D.W., Knowles J., Oates M.J. The pareto envelope-based selection algorithm for multi-objective optimization[C]. Springer Lecture Notes in Computer Science, 2000:839-848.
- [8] Corne D.W., Jerran N.R., Knowles J.D., Oates M.J. PESA2: Region-based selection in evolutionary Multi-objective optimization[C]. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 2001:283-290.
- [9] Srinivas N, Deb K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms[R]. Department of Mechanical Engineering, Indian Institute of Technology, Kanpur, India, 1993.
- [10] Storn R, Price K. Differential evolution: a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces [R]. Berkeley: University of California, 2006.

- [11]周培德. 计算几何—算法分析与设计[M]. 2版,北京: 清华大学出版社, 2005:17-24.
- [12]J.H.Kim, J.H Han, Y.H.Kim, S.H.Choi, and E.S.Kim.Preference-Based Solution Selection Algorithm for Evolutionary Multiobjective Optimization[J].IEEE Transactions on Evolution Computation,2012,VOL.16,NO.1,pp.20-34.
- [13]K.Deb, S.Chaudhuri. I-EMO:An Interactive Evolutionary Multi-objective Optimization Tool[C]. In:1st International Conference on Pattern Recognition and Machine Intelligence, PReMI 2005, 2005, pp.690-695.
- [14]L.Thiele, K.Miettinen, J.Korhonen,J.Molina. A Preference-Based Evolutionary Algorithm for Multi-objective Optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol.17, NO.3,411-436,2007.
- [15]H.Li,D.L.Silva,Evolutionary Multiobjective Simulated Annealing with Adaptive and Competitive Search Direction[C]. In:IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC,2008,pp.3310-3317.
- [16]朱丙坤, 徐立鸿, 陈娟. 基于偏好的多目标遗传算法[J].计算机工程与应用, 2008, 44 (9): 24-26.
- [17]蒲保兴, 杨路明, 谢东. 嵌入决策者偏好区域的多目标优化算法[J].小型微型计算机系统, 2009, 1(I):144-147.
- [18]关志华, 寇纪淞, 李敏强. 基于模糊偏好的多目标优化进化算法.天津大学学报, 2002,35(3):275-280.
- [19]Zhenhua Li,Hai-lin Liu. “Preference-Based Evolutionary Multi-objective Optimization”, Proceedings International Conference on Computation Intelligence and Security CIS2012.Vol.1, pp.168-173,Nov.2012.
- [20]Corne D.W., Knowles J.D., Oates, M.J. The Pareto envelope-based selection algorithm for multi-objective optimization[C]. In Schoenauer M., Deb K., Rudolph G., etc (eds). Parallel Problem Solving for Nature-PPSN IV[C]. Springer Lecture Notes in Computer Science, 2000:839-848.
- [21]Goldberg D.E. Genetic Algorithms in Search,Optimization and Machine Learning. Reading,Massachusetts;Addison Wesley Publishing Company,1989.
- [22]Zitzler E, ThieleI. Multiobjective Optimization Using Evolutionry Algorithms,A Comparative Study. In:Eiben A E, ed.Parallel Problem Solving from Nature V, Amsterdam,September 1998.292-301.
- [23]Zitzler E, Laurnanns M,Thiele L, SPEA2:Improving the Strength Pareto Evolutionary

- Algorithm. In:Giannakoglou K,etal,eds.EUROGEN 2001.Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control with Applications to Industrial Problems, Athens, Greece, 2002.95-100.
- [24]Knowles J D, Corne D W. Approximating the Nondominated Front Using the Pareto Archived Evolution Strategy. *Evolutionary Computation*,2000,8(2);149-172.
- [25]Deb K,Agrawal S,Pratab A,et al.A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization;NAGA-2.In:Schoenauer M,et al.eds. Proceedings of thee Parallel Problem Solving from Nature VI Conference, Paris, France, 2000.849-858.
- [26]Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multiojective Genetic Algorithm:NSGA-2. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2):182-197.
- [27]Dragan Cvetkovic , Ian C.Parmee. Preference and Their Application in Evolutionary Multi-objective Optimization. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, vol.6, NO.1February 2002.
- [28] Jared L Cohon, David H Marks. A review and evaluation of multiobjective programming techniques[J]. *Water Resources Research*, 1975, 11(2):208-220.
- [29]Loucks D P. Conflict and choice: Planning for multiple objectives[C]//C.R.(ed.)Blitzer, P.B. (ed.)Clark, L. (ed.)Taylor. *Economy wide Models and Development Planning* [A]. New York Oxford University Press: 1975.236-321.
- [30]Peter C.Fishburn. A survey of multiattribute/multicriterion evaluation theories[C]// Zionts S. *Multiple Criteria Problem Solving* [A], Berlin Springer-Verlag:1987.181-224.
- [31]陈铤. 决策分析[M]. 北京: 科学出版社, 1987.
- [32]Parmee I C, Cvetkovic D, Watson A H. Multiobjective Satisfaction within an Interactive Evolutionary Design Environment[J]. *Evolutionary Computation*, 2008, 8(2):197-222.
- [33]Ke L J, Zhang Q F, Battiti R.MOEAD-ACO: A multi-objective evolutionary algorithm using decomposition and ant[J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part A -Systems and Human*, 2013, 10(99):1-15.
- [34]Cheng J, Zhang G X, Li Z D, et al. Multi-objective ant colony optimization based on decomposition for bi-objective traveling salesman problems[J]. *Soft Computing*, 2012, 16(4):597-614.
- [35]张金凤. 进化多目标算法在垃圾收运系统中的应用[J]. *广东工业大学学报*, 2011, 28(2):76-80.



- [36]谢桂芩, 涂井先. 分区域进化多目标算法在协同车辆路径问题中的应用[J]. 广东工业大学学报, 2011, 28(4):38-44.
- [37]Cvetkovic, D. Parmee, I.C. Preferences and their Application in Evolutionary Multiobjective Optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2012, 6(1):42-57.
- [38]Jong-Hwan Kim, Ji-Hyeong Han, Ye-Hoon Kim,et al. Preference-Based Solution Selection Algorithm for Evolutionary Multiobjective Optimization[J].IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2012, 1(16):20-34.
- [39]余进, 何正友, 钱清泉. 基于偏好信息的多目标微粒群优化算法研究[J]. 控制与决策, 2009, 24(1):66-70.
- [40]崔逊学, 林闯. 一种基于偏好的多目标调和遗传算法[J]. 软件学报, 2005, 16(5):761-770.
- [41]Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of Multiobjective Evolutionary Algorithms: Empirical Results[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2):173-195.
- [42]徐玖平, 陈建中. 群决策理论与方法及实现[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009, 414.
- [43]Hai-Lin Liu, Fangqing Gu, Qinfu Zhang. Decomposition of a Multi-objective Optimization Problem into a Number of Simple Multi-objective Subproblems[J]. IEEE Trans Evol. Computation Press, 2014, 5(1):16-22.

## 攻读硕士学位期间发表的论文

- [1] 江珊,陈磊,刘海林.带有权重偏好的进化多目标算法, 广东工业大学学报[J], 2015, 已收录.

## 学位论文独创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文是我个人在导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明，并表示了谢意。本人依法享有和承担由此论文所产生的权利和责任。

论文作者签名：江珊 日期：2015.5.20

## 学位论文版权使用授权声明

本学位论文作者完全了解学校有关保存、使用学位论文的规定：“研究生在广东工业大学学习和工作期间参与广东工业大学研究项目或承担广东工业大学安排的任务所完成的发明创造及其他技术成果，除另有协议外，归广东工业大学享有或特有”。同意授权广东工业大学保留并向国家有关部门或机构送交该论文的印刷本和电子版本，允许该论文被查阅和借阅。同意授权广东工业大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印、扫描或数字化等其他复制手段保存和汇编本学位论文。保密论文在解密后遵守此规定。

论文作者签名：江珊 日期：2015.5.20

指导教师签名：刘海峰 日期：2015.5.20

## 致谢

在研究生的三年生活中,感谢恩师刘海林教授在学术上耐心、细心的指导,使得我能够写出较好的硕士论文并得以发表。刘老师总是教导我们一个人只有把自己做优秀了,才能真正找到自己的位置,才能被别人欣赏,这句话我一直铭记在心。刘老师学识渊博,对待学术严谨一丝不苟,精益求精,这种认真的态度一直激励着我,使得我在学习中有很大的收获。在生活中,刘老师成熟稳重的为人处世方式也值得我学习。在此我要向刘老师致以诚挚的谢意及崇高的敬意。

在工作室里,我度过了快乐的三年时光,感谢陈磊师兄、李振华师兄等同学在学术研究上的指点;感谢实验室的王丹、代水芹、梁雪怡、郑哲等同学在生活中给予的帮助。在两个研一的小师弟彭超达、李逸凡认真做学术的态度上,让我看到了新一代的学术力量,很感谢他们给我带来的学习动力。感谢我的室友袁建群、陈齐玲、罗萍,跟你们一起生活真的很开心。感谢你们所有的同学,我们一块度过了美好的三年时光,你们是我这三年所收获的最大的财富。

感谢我的家人给予我物质和精神上极大的帮助,感谢你们对我学业的支持,我将永远记得你们的好。

最后我要感谢广东工业大学对我三年的培养,让我完成从本科生到研究生的蜕变,让我变得更加优秀。

江珊

2015年5月于广东工业大学