# 1 绪论

## 1.1 选题来源及研究目的

### 1.1.1 选题来源

课题来源于长江大学与中石化江汉工程公司钻井一公司合作的科研项目“涪陵地区优快钻井集成技术应用研究（编号SG1305-08K）”。立项目的为探索出适合于涪陵地区页岩气优快钻井的技术集成方法，对各项钻井技术不同组合下效果分析和评价；并应用系统集成理论，对涪陵地区全井段不同钻井技术的适应性及经济性进行综合评价，建立该地区优快钻井技术最优集成模式、匹配条件、施工工艺措施和效益评价方式。

### 1.1.2 研究目的

页岩气开发逐渐成为中国非常规天然气勘探开发的热点。2012年5月8日，中国石化正式启动了“涪陵大安寨页岩（油）气产能示范区”项目建设，截止2013年4月完成第一期部署的6口井评价井。2012年2月开钻的焦页1井位处于川东高陡褶皱带包鸾-焦石坝背斜带上，是中石化勘探南方分公司针对海相页岩气部署的第一口参数井，也是中国石化在页岩气领域取得实质性突破的第一口井，12月在海相页岩层龙马溪组，试获高产工业气流，不含硫化氢，取得了中国石化海相页岩气勘探的重大突破。该井投产运行这标志着中国石化在海相页岩气领域实现商业性突破，涪陵页岩油气产能示范区建设取得实质性进展。

为了提高涪陵地区页岩气的钻井速度，在钻井施工中使用了旋转导向、长水平段井眼轨迹预测及控制技术、油基钻井液、空气钻、扭力发生器、水力振荡器、高效PDC和螺杆等高端技术服务和工具，它们的应用一方面是缩短了建井周期，提高了机械钻速，但是由于相应辅助技术、工艺不匹配的制约，严重影响了这些高新技术和工具效能的全部发挥。同时，相应的技术服务费用明显示高于常规的钻井方式，直接造成钻井成本的大幅度上升，在部分井的施工中已经形成了“提速不提效”的不利局面，影响了新技术、新工具的进一步推广和应用，制约了页岩气资源的进一步开发利用。同时在涪陵地区钻井复杂情况频出，如何有效的预防来自对钻井复杂情况正确的鉴别与预测，而人们根据常规经验或专业知识很难科学地鉴别与预测钻井复杂情况属于哪种类型，同时对于风险的防范亟需计算机智能决策系统的辅助。因此，涪陵区块的页岩气钻井技术集成模式的科学评价决策系统还不完善，在目前钻井施工过程中，正是由于缺少适应涪陵区块的钻井技术集成组合以及相应的综合效益与速度的科学评价系统，已经制约和影响了目前页岩气钻井施工的总体方案和生产成本。

涪陵地区页岩地质条件复杂，部分地层疏松、胶结质量差，同时页岩层段地层易垮塌、地层裂缝发育。造斜段机械钻速低，水平段钻进过程中易发生井漏、垮塌等问题，造成钻井液大量漏失、卡钻、埋钻具等工程事故。为确保该地区页岩气整体的开发效果，提高钻井速度，降低钻井成本，有必要及时分析总结涪陵地区页岩气井优快钻井中应用的各项钻井技术，从适应性及经济性方面进行综合评价，建立该地区优快钻井技术最优集成模式，为涪陵地区页岩气的安全、经济、高效开发提供技术储备。

本课题面对涪陵地区页岩气优快钻井，围绕优快钻井目标，对适合于页岩气地层优快钻井技术（如旋转导向钻井、空气钻井等）进行经济性评价，形成涪陵地区页岩气优快钻井提速增效的技术集成，进而减少起下钻次数，缩短钻井周期，降低故障和复杂发生次数和频次以及相应的钻井投入，提高页岩气开发的综合效益，加快我国页岩气勘探开发步伐具有重要意义。

鉴于此，为了达到页岩气开发降本增效的目的，立足于现有涪陵地区积累下来的钻井现场数据及复杂情况处理经验，收集并整理大量钻井现场控制数据和复杂与事故案例处理经验与教训的数据，通过建立一种页岩气优快钻井的知识集成模型，利用数据仓库和数据挖掘技术将这些数据进行知识提取并应用到知识模型中，同时实现钻井参数的多目标优化，为钻井工程技术人员提供一个统一的、共享的处理系统，实现智能决策支持，从根本上降低钻井作业风险与成本，提高钻井作业的成功率。最终帮助钻井技术人员形成涪陵地区页岩气优快钻井提速增效的技术集成方案，达到提高页岩气开发综合效益的目的，对于加快我国页岩气勘探开发步伐具有重要意义。

## 1.2 国内外钻井参数优化研究现状与发展

钻进参数优化是数学理论和钻井工程经验相结合的产物，主要包含两个部分的研究内容：第一，通过理论分析和实验验证，找出更加科学合理地反映钻进过程的物理量，同时利用其建立钻进参数优化的钻进方程模型；第二，根据最优化理论，以及已有的钻进参数优化模型，实现钻进参数优化，以节省成本，提高企业收益。

### 1.2.1 国外的发展过程和现状

欧美最早开始石油开采工作，石油的价值吸引着研究人员的目光，推进了开采过程中理论研究。钻进参数优化研究在国外的发展过程中的标志性事件有：

（1）1947年，美国汉伯尔石油公司组织实验井队进行科学实验，定量估算影响到刮刀钻头钻井速度的有关因素，使得钻井技术的研究从传统的经验判断过渡到定量分析研究阶段。该实验得到了第一个钻进参数优化的结论：缩小喷嘴直径，增加喷射速度，能够显著提高钻速。

（2）1948年，美国发表了第一篇关于喷射钻井的论文。

（3）1959年，Graham和Muench首次提出了最优化钻井概念。

（4）1963年，Galle和Woods创建了二元的钻进模式，首次提出钻速和钻压对最低钻井成本的影响。

（5）1965年，Edwards和Young等人提出经典的钻头进尺成本目标函数，使得钻压钻速优选进入到了实用阶段。

（6）1974年，Bourgoyne和Young提出了多元回归钻速方程，把影响钻井速度的各种因素归纳成一个数学模式。

（7）1989年，Maidla和Sohara等人提出了在钻井现场，利用计算机来选择钻头类型和钻速模型，标志着钻进参数优化开始进入了信息化的领域。

（8）1993年，Wojtanowicz和Kuru提出把全井程序设计思想应用到建立PDC钻头和牙轮钻头的最低钻井成本数学模型，标志着钻井参数优化研究从钻进过程中的局部到整体的新阶段。

目前，国外的钻进参数优化已经进入信息化、实时化的发展阶段。

随着网络通信技术的发展，实现了数据的远程传输，出现了随钻测量（MWD）、随钻测井（LWD）等实时测量技术。钻井过程中的地下地质信息、机械参数、水力信息等传到地面设备中，供施工人员参考分析。2002年，Robert等人通过实时监测钻井必能，通过监测钻机的机械能的输入值，实时计算钻井比能，利用井下实时测井数据确定当前地层的类型，将计算得到的实时比能与标准新钻头的比能数值进行对比分析，确定PDC钻头的磨损情况。

2003年，埃克森美孚公司FDP（Fast Drill Process）利用比能优化、实时监测与分析技术，将钻井速度提高了两倍以上。2004年，美孚公司利用6台钻机进行比能优化钻井试验，3个月的事件平均机械钻速提高133%。Varco公司将机械比能的优点与钻机和钻柱结构相结合开发软件，并将该功能应用到钻井信息系统中，使得工作人员能在钻头和远程控制中心实时分析机械比能的变化规律。最终，机械比能的分析结果可以应用到：对现有钻井工况进行改善；对现有的钻井施工过程进行优化分析；根据岩石强度基线最大化机械钻速。2005年，Dupriest和Koederitz以机械比能量为目标斤西瓜实时钻头钻进效率评估，实现了在优化钻速—钻压的同时，通过分析钻头泥包的类型来判断和改善钻头的运行情况。2008年，M.H Bahari等人利用遗传算法来确定杨格钻速模型中的各项系数，并利用该模型进行钻速预测。2009年，实时钻井优化的概念被首次提出。2010年，Tuna Eren将多重线性重叠的统计思想引入到钻井优化方法，实现了以最小钻井成本为目标的钻压和钻速参数实时优化。2014年，Chandan Guria等人提出一种二进制编码、带精英策略的非支配排序遗传算法来求解基于杨格钻速模型的多目标优化钻井模型。

### 1.2.2 国内的发展过程和现状

我国石油产业发展相对起步较晚，但经过近年来国内众多学者的多年努力，目前取得了很大的进步。20世纪60年代，我国从研究鹏最结构与钻井水力学入手，开始使用喷射钻井技术，并于1975年首先在胜利油田组织喷射钻井实验。1978年开始，各油田陆续开展了优选参数钻井技术的实验研究。喷射钻井和优选参数钻井被列为“五五”和“六五”国家重点攻关项目，通过引入射流理论，提高泵压和钻头比水功率，优化喷嘴组合，优选机械参数、水里参数和钻井液性能参数，充分发挥水利和机械联合破岩作用，钻井速度提高了30%以上。该阶段，我国在地层压力检测、优选钻压钻速、水里参数等方面，都取得了较大的突破，各个油田相继建立了适合本地区钻井地质条件的数学模式，钻井技术水平获得了明显的提高。

北京私有勘探开发研究院和华北、辽河油田合作，通过大量的现场实验及资料统计分析，并结合钻井主要参数与钻速、钻井成本之间的关系，建立了实用性较强的四元钻速模型和钻井成本方程，提出了适合钻井工艺特点的含有多种不等式约束的多元随机钻井参数优化方法—惩罚函数法和模式搜索法，并首次在国内应用该方法实现了钻压、钻速、泵压、排量的四元优化。同时，还在全井钻头序列优化中运用动态规划原理和分支界限技巧，建立了钻井专用数据库和优选参数钻井设计软件包，在实际应用中效果良好。

胜利油田在“五五”期间开展了“高压喷射钻井技术研究”，“六五”期间针对水力参数、泥浆参数开展“优选参数钻井技术研究”，扩大了优选参数的范围，完善了参数优选技术，这对提高钻井速度、降低钻井成本都起到了较大的促进作用，该油田的钻井技术水平不断提高。从1998年至2000年，胜利油田开展了“提高钻井速度配套技术研究”的科技攻关，取得了显著的社会经济效益。

大庆油田在“七五”末期开展了深井、中深井优选钻井参数的研究与试验，“八五”期间在深井、中深井钻井中全面推广，使钻井速度逐年提高。在外围中深井优选钻井参数的研究与试验中，通过分析钻井过程中随机因素对钻井速度的影响规律，建立了多元随机钻速模式，并提出了钻井参数的可靠性优化方法，钻井速度显著提高。

中原油田和中国石油大学合作，对室内实验数据和现场检测资料进行相关分析，绘制了部分区块的地层孔隙压力和破裂压力的曲线图版以及相应的计算模式;初步确定了压差卡钻的临界压力和抽吸压力及激动压力允差，并依此编写了优选井身结构的计算机程序，然后结合中原油田的地质条件，建立了一系列机械参数和水力参数的相关数学模式和计算机优选软件，并在实际应用中取得了较好的效果。

经过多年的研究和试验，国内钻井技术有了较大的提高，从技术到装备，从实验到现场形成了一套包括钻井模式、优选程序、数据库和程序库等软硬件相结合的工艺技术，基本实现了优选参数钻井。

近年来，应用优化算法来有效解决钻井参数优化实时性的需求己成为钻井优化的关键技术之一，学者们开始利用各种优化算法对钻进模型进行求解。陈庭根等提出采用经典的极值法来进行钻井参数优化，但是由于数学推导和计算过程较为复杂，需要人工干预，因而设计周期长、效率低。李士斌等采用模式搜索法，通过群优化搜索实现钻参优化罚函数模型的求解，然而求解时算法搜索效率及精度受限。伊鹏等提出了一种改进自适应遗传算法，并将其应用于基于钻井成本最小的钻井参数优化设计。沙林秀提出了基于斐波那契数列的自适应量子遗传算法，有效解决了参数实时优化问题，获得了最佳转速和钻压配合下的最低单位钻井成本。周春晓等利用粒子群算法来求解PDC钻头钻井参数优选目标函数，所获得的最优解质量较高。李琳等提出了一种多目标粒子群算法，并利用该算法求解基于机械钻速、钻头寿命和钻头比能的多目标钻进参数优化模型，其在建模过程中假设水力净化因素和压差影响均为理想状态，简化了模型。

### 1.2.3 存在问题

当前，钻井工程技术蓬勃发展，也对最优化技术提出了一些新的要求，为钻进参数优化指明了发展方向。

1. 从近年来的国内外钻井技术现状来看，钻井深度不断增加，所钻地层日趋复杂和隐蔽，钻井过程中充满多变性和不确定性，最优化内容正从线性到非线性、从确定到不确定、从局部到系统、从简单到复杂整体转变，原有的钻进参数优化理论和方法尽管仍具有较强的生命力，但是己经不能完全满足新的要求，如以往的钻井工程优化主要以钻速为核心，把降低钻井成本作为目的，忽略了对其它因素的考虑，而目前的钻井工程不仅要考虑机械钻速，更要考虑效益、安全等因素，这就要求系统的综合分析，进行多目标优化。而在机械钻速等钻进模型的建立上，更需要寻找能够综合考虑各种实际因素，通用性较强，参数获取较容易的模型。
2. 应用优化算法来解决钻进参数优化问题时，经典的优化理论和方法虽然比较系统和规范，但是从钻井工程实际来看，其过程非常复杂，不能完全与实际情况相吻合，这些都给传统优化方法提出了不可逾越的挑战，所以在钻井优化中引入新技术、新理论将是不可避免的趋势。

## 1.3 研究内容和技术路线

### 1.3.1 研究内容

本文结合陕西省教育厅科研计划项目“多目标多参量动态优化钻井控制策略的研究”，对钻进参数多目标优化问题进行研究，主要内容如下:

（1）学习并掌握钻压、转速等可调变量对钻进过程的影响及各参数间的基本关系，合理选择目标，建立一定约束条件下，以钻压、转速为决策变量，以机械钻速、钻头寿命和钻头比能为目标的钻进参数多目标优化模型。

（2）学习多目标优化理论相关知识，研究和比较各种智能优化算法的特点，针对收敛性等方面的要求，对标准粒子群算法进行改进，提出一种改进的粒子群算法，并对该算法进行性能检验。

（3）针对某油田井段实例，应用改进的粒子群算法求解建立的钻进参数多目标模型，进行Matlab仿真试验。深入研究算法相关参数对优化结果的影响;比较、分析采用不同算法得到的优化结果，从而验证提出的基于改进算法的钻进参数多目标优化方法的有效性与可行性。

# 2 多目标优化问题概述

最优化问题是科学研究和工程实践中主要的问题形式之一。现实生活中，大多数的工程和科学问题都要考虑在不同的约束条件下，同时处理若干个相互联系、相互影响的目标间的冲突，而如何处理这些冲突，获得最优解以提供给决策者合理有效的方案，是学术界和工程界一直关注的焦点问题。

传统的钻井模型一般都把钻进参数优化归结为单位进尺成本最小的单目标优化问题。但是由于油气井工程的复杂性和不确定性，钻进参数优化问题本质上具有多目标的、影响参数复杂多变等特点，所以在实际工程中，评价钻井方案的优劣需要综合考虑多个评价指标，即钻进参数优化问题是一个多目标优化问题。多目标优化问题是实际优化设计中普遍存在的一类复杂优化问题，解决多目标优化问题是一个具有科研价值和实际意义的课题。

## 2.1 多目标优化问题的基本概念

在多目标优化领域中，被普遍接受、广泛采用的多目标优化问题(Multi-objective Optimization Problem, MOP），其定义如下:

[定义2.1] MOP问题:通常，一个具有n维决策变量、m维子目标的MOP可表述如下(不失一般性，优化问题可假设以求最小化为例):

 （2-1）

 （2-2）

其中，x是n维的决策空间，Y是m维的目标空间，是m维的目标矢量;目标函数F(x)定义了m个由决策空间x向目标空间y的映射函数；定义了多目标优化问题的q个不等式约束条件; 定义了p个等式约束条件; 和是向量搜索的上下限。

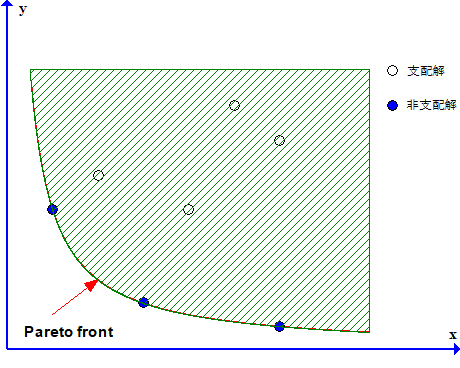
由多目标优化问题引出的几个经常用到的基本概念如下：

【定义2.2】支配:一个决策向量x1支配另一个决策向量x2，当且仅当x，在所有的目标上都不差于x2，也就是说，任意k=1,2,3,…,m;并且x1至少在一个目标上严格好于x2，即存在k=1,2,3,…,m:。同样地，一个目标向量支配另一个目标向量，也就是说在所有的目标值上都不差于，且至少在一个目标值上好于。

【定义2.3】Pareto最优:一个决策向量是Pareto最优，其条件是不存在一个决策向量支配它。也就是说，对于任意k:。如果x是Pareto最优，其目标向量也是Pareto最优。

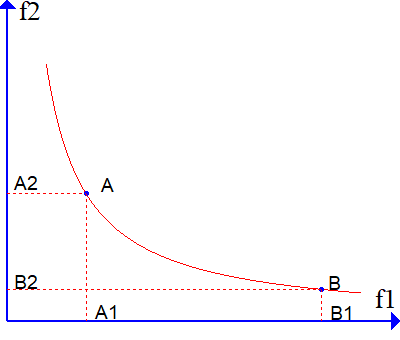
【定义2.4】Pareto最优集:所有的Pareto最优决策向量组成的Pareto最优集合。

【定义2.5】Pareto最优前端:所有的Pareto最优目标向量组成的曲面，如图2-1。



**图2-1 多目标问题（最小化）的相关定义**

多目标优化问题的复杂性在于：通常情况下，各个子目标之间是相互矛盾的(如在图2-2所示的优化问题中，目标函数x和y是相互矛盾的)，某个目标的改善可能会导致其他目标性能的下降，同时使多个目标均达到最优是不可能的，一个解在某个目标上是最优的，但在其他目标上却可能是最差的，所以只能在各个目标之间进行协调权衡，以保证每个目标函数都尽可能达到最优。大多数MOP问题的Pareto最优解并不唯一，而是一组可接受的“不坏”解，数量众多，甚至无穷大。



**图2-2 多目标优化问题**

## 2.2 多目标优化问题的求解方法

多目标优化问题的解决需要提出各种不同的算法来达到最终的求解。自从多目标优化问题引起研究者们的广泛关注后，经过漫长的发展己经出现了种类繁多的多目标优化算法。关于多目标优化算法的分类，最常见的是将其分为基于单目标的多目标优化方法和基于启发式的多目标优化方法。

### 2.3.1基于单目标的多目标优化方法

基于单目标的多目标优化方法也称为传统多目标优化方法，其基本思想就是按照一定的人为方式，把多目标优化问题转换成单目标优化问题，然后利用相对比较成熟的单目标优化方法进行求解。

### 2.2.1 传统多目标优化方法

常用的传统多目标优化方法有评价函数法、约束法、功效系数法和分层序列法等。

a.评价函数法

评价函数法是最常见的一种求解多目标优化的方法。其基本原理是用一个评价函数集中地反映不同目标的重要程度，并极小化该评价函数，最终得到问题的最优解。该类方法中常用的有线性加权和法、极大极小法和理想点法等。

（1）线性加权和法

线性加权和法由Zadeh提出，该方法就是根据目标函数在问题中的重要程度赋予其一个权重值 ，然后把这些带权重的目标函数相加，构造出一个新的目标函数。通过极小化由该评价函数所构成的数值函数，进而可求解得到多目标的一个解。权重值反映了各个目标函数的重要程度，直接影响优化结果，改变权重值，就改变了目标函数的优先权，从而可以获得不同的最优解。

（2）极大极小法

极大极小法的基本原理是:选取各个目标函数f (x)中的最大值来构造评价函数，即取，原来的多目标最小化问题就转化成了数值极小化问题: 。此外，当需要在评价函数中反映各个目标的重要程度时，可引入加

权系数，赋给每个目标相应的权值，即。

（3）理想点法

为了保证各个目标函数都尽可能地极小化，先分别求出各个目标函数的极小值(也就是“理想点”)，然后让各个目标都尽可能接近各自的极小值，从而获得最优解。

b.约束法

约束法由Marglin和Haimes等人于1971年提出，其基本原理是:在多目标优化问题中任意选取其中一个子目标作为新的优化问题的目标函数，并将其他子目标通过某种方法转化为约束条件。

c.功效系数法

功效系数法也称为目标规划法，其基本原理是根据所求问题的具体情况，决策者首先对每个目标函数提出期望的目标水平，再根据每个目标水平得到偏移变量，每个目标函数联合其目标水平构成目标。其实质就是把多目标优化问题转换为目标函数值与事先给出的目标值之间的偏差最小的问题。

d.分层序列法

分层序列法的具体思想是:根据各个目标的重要程度顺序排列，以决定考虑各目标的优先级，先求出第一个目标的解，然后在保证第一目标最优解的前提下求第二个目标的最优解，以此类推，最后求出多目标的解。分层序列法不是将多目标并行地进行求解，而是顺序求解。其缺点是，前一个目标的解集有可能缩小为一个有限集合甚至一点，从而大大限制了后一个目标的优化范围。

基于单目标的多目标优化方法由于操作简单，己在实际中得到广泛应用，但是这些方法也存在明显的局限性与缺点:

（1）采用传统的单目标优化方法解决多目标优化问题时，通常人为地限制某些目标，并将之转换成约束条件，这种人为的转换往往会背离客观实际，导致原本有可行方案的问题变成无可行解，同时也不能充分反映决策者的意愿。

（2）由于实际问题中，目标函数的物理意义和度量单位往往不同，直接对多个目标进行比较或加权比较困难。虽然可以利用目标函数的无量纲化处理来解决这一问题，但这样会增加算法的计算量、计算时间及存储空间等，算法复杂度增加。

（3）这些算法要求决策者提供精确的决策信息，即决策者对所优化问题有很强的先验认识。但是，通常情况下决策者无法提供确定符合实际需要的决策信息，也就无法精确建立优化问题的数学模型，缺乏通用性和灵活性。

（4）上述大多数算法每次运行只能得到一个Pareto最优解，并且所获解的质量与多目标转化为单目标过程中的参数设置有直接关系。而实际应用中可能需要多组Pareto最优解供决策者选择，这就要不断调整参数，多次运行算法以获得更多的Pareto最优解，这种多次运行的方式不仅每次所获结果不一致，并且耗费大量时间，算法的效率较低。

（5）上述多种算法对Pareto前沿面的形状十分敏感，随着变量数目和约束条件的增加，Pareto曲线可能出现非凸性和非连续性等现象，不适合于处理实际问题。因而，基于单目标的多目标优化方法只能运用于解决一些满足特定条件的简单MOP问题。

### 2.2.2 智能多目标优化算法

随着近年出现的一系列随机优化技术，基于启发式的多目标优化方法应运而生。基于启发式的多目标优化算法是通过模拟自然界中的各种现象发展起来的一类优化算法。下面，就几种典型的现代启发式算法进行介绍。

a.模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)

模拟退火算法的基本原理是:从某一较高初温出发，随着温度参数的下降，结合概率突跳特性，在解空间中随机搜索目标函数的全局最优解，概率性地跳出局部最优解并最终趋于全局最优。

SA是一种有效的全局优化算法，该算法的优点是对目标函数的性质不加任何限制，易于实现，并且能求得Pareto边界上多个不同方向的Pareto最优解。但是由于迭代次数较多，因而收敛速度慢、优化效率较低。

b.禁忌搜索(Tabu Search, TS)

禁忌搜索最早是在1986年由Glove:提出，TS是局部领域搜索的一种扩展，是一种全局逐步寻优算法。其核心思想是引入一个灵活的存储结构和相应的禁忌策略(一种确定性的局部极小突跳策略)以避免迂回搜索，并利用藐视准则来赦免一些被禁忌的优良状态，从而保证多样化的有效探索，最终实现全局优化[f2110

c.进化算法(Evolutionary Algorithm, EA)

进化算法是基于群体并行搜索，通过概率来维持代与代之间潜在解组成的群体，进而实现多向性和全局搜索的一类算法，能处理各种类型的目标和约束，适用范围广泛。其发展大致可分为两个阶段，第一阶段主要包括向量评价遗传算法(VEGA)、多目标遗传算法(MOGA、小生境Pareto遗传算法(NPGA、非支配排序遗传算法(NSGA等;第二阶段引入了外部集，包括强Pareto进化算法(SPEA&SPEA2 ), NSGA2等。

（1）VEGA, MOGA, NPGA和NSGA

属于第一代MOEA，这些算法比较简单，执行相对容易，但是存在很多的缺陷，如VEGA无法保证优良个体进入下一代，只能找到最优前端上的极端点;MOGA易受小生境大小的影响;NPGA除了需要设置共享参数外，还要选择一个合适的锦标赛规模，实际应用效果不佳;NSGA由于Pareto排序要多次重复，算法计算效率较低。

（2）SPEA, SPEA2和NSGA2

SPEA是MOEA发展过程中一个非常重要的算法，SPEA2是它的改进版本。SPEA2

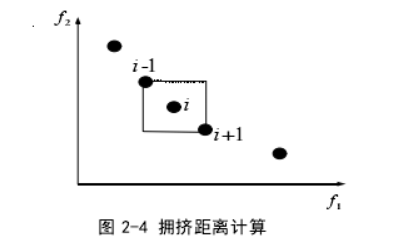
算法把外部档案(或称外部集)结合到MOEA中，其基本步骤是精英保留策略，算法搜索效率得到明显改善。SPEA2的优点是:能够得到一个分布度很好的解集(特别是在高维问题的求解上)，但其聚类过程保持多样性耗时较长，运行效率较低。

NSGA2是对NSGA的改进，被认为是解决多目标优化问题最优秀的进化算法之一。NSGA2引入非支配排序方法来降低计算复杂度;采用精英策略取代指定特殊共享参数策略，使父代种群和子代种群混合，以保证在相同的竞争条件下，父代的优秀个体能够得到保留，从而有更多的机会遗传到下一代;解集有良好的分布性。但其缺点是:在高维问题中，解集的多样性不理想。NSGA2算法的基本流程如图2-3所示。



图2-3 NSGA2的算法流程图

拥挤距离排序是NSGA2的重要步骤。拥挤距离是当前个体与相邻两个个体的目标函数的距离差的绝对值之和，可以估计一个解周围其他解的密集程度，如图2-4所示。



设两目标优化的两个子目标函数分别为和，计算由解i+1和i-1构成的立方体的平均边长，最终的结果就是解i的拥挤距离，其计算方法如式(2-3)所示。拥挤距离的值越大，个体间就越不拥挤，种群的多样性就越好，反之则多样性越差。

 （2-3）

d.粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)

PSO最早于199\_5年由美国社会心理学家Kennedy博士和电气工程师Eberhart教授提出，是一种基于群体智能的并行随机优化算法。它起源于对鸟类觅食行为的模拟，把每只鸟抽象为一个无体积无质量的粒子，采用简单的速度——位移模型，通过粒子间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索。与遗传算法等相比，粒子群优化算法结构简单、可以直接采用实数编码、所需要调整的参数少、容易实现、收敛速度快，既适合科学研究，又特别适合于工程应用。详细的粒子群算法介绍将在第五章中进行，这里不做详述。

现代启发式算法能够有效地避免陷入局部最优，鲁棒性很高，推广性很强。相对于传统的优化算法而言，基于启发式的多目标优化算法不会束缚到一个具体的问题域，如遗传算法、粒子群算法等群体搜索算法是并行搜索可能的解，在一次运行中就能得到潜在的Pareto解集;另外，基于启发式的多目标优化算法对所求问题的Pareto前沿的形状和连续性并不敏感，更适合于处理实际问题。

## 2.3 多目标优化算法的性能评价指标和测试函数

由于当前大多数的多目标优化算法所采用的进化机制没有本质上的差异，很难从理论上判断它们的优劣，只能通过仿真试验来验证算法的性能。进行性能评估时，一般需要考虑以下两方面的内容:

（1）需要选取一组具有代表性的、通用的基准测试函数;

（2）要有一套能够比较客观地反映算法优劣的评价方法，即性能度量指标。

### 2.3.1 测试函数

| 问题 | 决策变量个数 | 定义域 | 目标函数（最小化） |
| --- | --- | --- | --- |
| SCH | 1 | [-5,10] | ， |
| DEB | 2 | [0,1] | ， |
| KUR | 3 | [-5,5] | ， |
| ZDT1 | 30 | [0,1] | ，， |
| ZDT2 | 30 | [0,1] | ，， |
| ZDT3 | 30 | [0,1] | ，， |
| ZDT4 | 10 |  | ，， |
| DTLZ1 |  | [0,1] | **…** |
| DTLZ2 |  | [0,1] | **…** |
| DTLZ3 |  | [0,1] | **…** |
| DTLZ4 |  | [0,1] | **…**      ， |
| DTLZ6 |  | [0,1] | **…** |

### 2.3.2 性能评价指标

多目标优化算法的性能度量是一个相对复杂的问题:一方面，不同算法求得的结果可能不同，为了评估不同算法的优劣程度，就要对这些算法进行性能比较;另一方面，由多目标优化算法求出的解集一般为Pareto最优解集的近似集(称为近似Pareto解集)，如何对近似Pareto解集进行质量的度量也是多目标优化研究领域的一个重要内容。

a.定性度量方法

通过画图(如Pareto前端图等)形象地描述每个解在目标空间中的位置，观察算法求得的非支配解到真实Pareto前端的远近和解分布的均匀性，即如果Pareto前端被均匀地覆盖则说明解的分布性好，可以在视觉上对不同算法求得的非支配解集进行比较。

b.定量性能度量

定量的性能度量主要包括两方面:一是产生结果所需计算资源(如时间、存储空间等)的度量，主要是用算法的运算时间、最大运行代数等进行度量[26];二是对求得的近似解质量的度量，通常至少要考虑以下几方面因素:1)非支配解集与Pareto前端的距离;2)非支配解集的分布情况;3>非支配解集对Pareto前端的覆盖程度[f2}1。当然，任何一种算法都不可能具备十全十美的性能，而是可能在某一性能指标上得到令人满意的结果，因此可以有针对性地选择不同的性能指标进行比较。

（1）逼近性(收敛性)度量指标一一世代距离(Generational Distance, GD)

在理想情况下，多目标优化算法的求解过程是一个不断靠近Pareto最优前端，并最终达到Pareto最优前端的过程。但在实际的应用中，算法却很难找到Pareto最优前端，所以要尽可能地使算法求得的Pareto最优解集不断地逼近真实的Pareto优前端。

GD用于描述算法输出的Pareto前端(PFknown)与MOP真实Pareto最优前端

C PFtrue)之间的距离，是度量解集对Pareto最优集的接近程度。其计算表达式如下: