

多目标规划

1. 多目标规划简介

在前面所述的最优化问题,无论是线性规划、整数规划还是非线性规划,其目标函数都只有一个。但在实际问题中,衡量一个设计方案的好坏往往不止一个标准,常常要考虑多个目标。例如研究生产过程时,人们既要提高生产效率,同时还要考虑产品质量,又要考虑成本以降低生产费用,可能还希望生产过程中的环保问题,即废渣、废水、废气造成的污染小。在设计导弹的过程中,既要射程远,又要燃料省,还要重量轻且打击精度高。在进行投资决策时,既希望回报高的同时又希望降低投资风险,如此等等。这就向我们提出了一个多指标最优化问题。我们把在这样的背景下建立起来的最优化称之为多目标规划问题。

例1 木梁设计问题

用直径为1(单位长)的圆木制成截面为矩形的梁。为使重量最轻面强度最大, 问截面的宽和高应取何尺寸?

例2 工厂采购问题

某工厂需要采购某种生产原料,该原料市场上有 A 和 B 两种,单价分别为 2 元/kg 和 1.5 元/kg。现要求所花的总费用不超过 300 元,购得的原料总重量不少于 120kg,其中 A 原料不得少于 60kg。间如何确定最佳采购方案,花最少的钱,采购最多数量的原料。

1. 多目标规划简介

多目标规划是数学规划的一个分支。

研究多于一个的目标函数在给定区域上的最优化。又称多 目标最优化。通常记为

MOP(multi-objective programming).

在很多实际问题中,例如经济、管理、军事、科学和工程 设计等领域,衡量一个方案的好坏往往难以用一个指标来 判断,而需要用多个目标来比较,而这些目标有时不甚协 调,甚至是矛盾的。因此有许多学者致力于这方面的研究。

1896年法国经济学家 V. 帕雷托最早研究不可比较目标的优化问题,之后,J.冯·诺伊曼、H.W.库恩、A.W.塔克、A.M. 日夫里翁等数学家做了深入的探讨,但是尚未有一个完全令人满意的定义。



2. 多目标规划的常用解法

求解多目标规划的方法大体上有以下几种:

一种是化多为少的方法 , 即把多目标化为比较容易求解的单目标或双目标,如主要目标法、线性加权法、理想点法等;

另一种叫分层序列法,即把目标按其重要性给出一个序列, 每次都在前一目标最优解集内求下一个目标最优解,直到 求出共同的最优解。

对多目标的线性规划除以上方法外还可以适当修正单纯形法来求解;还有一种称为层次分析法,是由美国运筹学家沙旦于70年代提出的,这是一种定性与定量相结合的多目标决策与分析方法,对于目标结构复杂且缺乏必要的数据的情况更为实用。



3. 多目标规划模型

多目标规划模型

- (一) 任何多目标规划问题,都由两个基本部分组成:
 - (1) 两个以上的目标函数;
 - (2) 若干个约束条件。
- (二)对于多目标规划问题,可以将其数学模型一般地描写为如下形式:

$$Z = F(X) = \begin{pmatrix} \max(\min) f_1(X) \\ \max(\min) f_2(X) \\ \vdots \\ \max(\min) f_k(X) \end{pmatrix}$$

s.t.

$$\Phi(X) = \begin{pmatrix} \varphi_1(X) \\ \varphi_2(X) \\ \vdots \\ \varphi_m(X) \end{pmatrix} \le G = \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_m \end{pmatrix}$$

式中: $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 为决策变量向量。

 $\max(\min)Z = F(X)$

缩写

s.t.

 $\Phi(X) \leq G$

有n个决策变量,k个目标函数,m个约束方程,则:

Z=F(X) 是k维函数向量,

 $\Phi(X)$ 是m维函数向量;

G是m维常数向量;

3. 多目标规划模型

对于线性多目标规划问题,可以进一步用矩阵表示:

 $\max(\min)Z = F(X)$

s.t.

$$\Phi(X) \leq G$$

式中:

Z=F(X) 是k维函数向量,

 $\Phi(X)$ 是m维函数向量;

G是m维常数向量;

 $\max(\min)Z = CX$

s.t. $AX \leq b$

式中:

X 为n 维决策变量向量;

C 为 $k \times n$ 矩阵,即目标函数系数矩阵;

A 为 $m \times n$ 矩阵,即约束方程系数矩阵;

b 为m 维的向量, 即约束向量。



4. 多目标规划的非劣解

$$\max(\min)Z = F(X)$$

s.t.
$$\Phi(X) \leq G$$

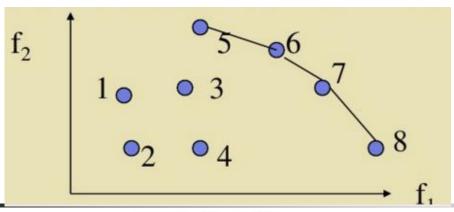
多目标规划问题的求解不能只追求一个目标的最优化 (最大或最小),而不顾其它目标。

对于上述多目标规划问题,求解就意味着需要做出如下的复合选择:

- ▲ 每一个目标函数取什么值,原问题可以得到最满意的解决?
- ▲ 每一个决策变量取什么值,原问题可以得到最满意的解决 ?

4. 多目标规划的劣解与非劣解

在解决单目标问题时,我们的任务是选择一个或一组变量X,使目标函数f(X)取得最大(或最小)。对于任意两方案所对应的解,只要比较它们相应的目标值,就可以判断谁优谁劣。但在多目标情况下,问题却不那么单纯了。例如,有两个目标 $f_1(X)$, $f_2(X)$,希望它们都越大越好。下图列出在这两个目标下共有8个解的方案。其中方案1,2,3,4称为劣解,因为它们在两个目标值上都比方案5差,是可以淘汰的解。而方案5,6,7,8是非劣解(或称为有效解,满意解),因为这些解都不能轻易被淘汰掉,它们中间的一个与其余任何一个相比,总有一个指标更优越,而另一个指标却更差。

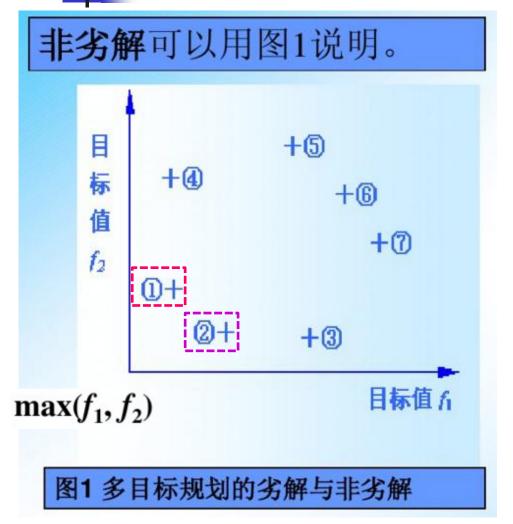


方案1, 2, 3, 4称为劣解

方案5,6,7,8是非劣解 (或称为有效解,满意解)



4. 多目标规划的劣解与非劣解



在图1中, $\max(f_1, f_2)$.就 方案①和②来说,①的 f_2 目标值比②大,但其目 标值 f_1 比②小,因此无 法确定这两个方案的优 与劣。

在各个方案之间,

显然: ④比①好, ⑤比

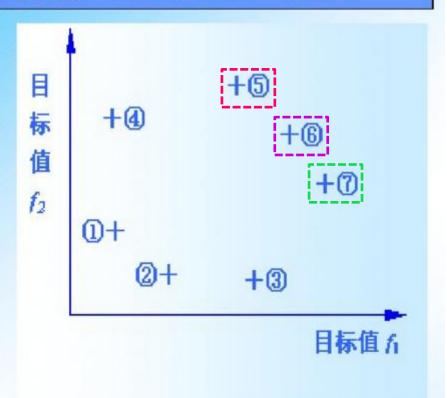
④好, ⑥比②好, ⑦比

③好.....。

4

4. 多目标规划的劣解与非劣解

非劣解可以用图1说明。



合称为非劣解集。

图1多目标规划的劣解与非劣解

当目标函数处于**冲突状态**时,就不会存在使所有目标函数同时达到最大或最小值的最优解,于是我们只能寻求非劣解(又称非支配解或帕累托解)。

4. 多目标规划的求解方法简介

为了求得多目标规划问题的非劣解,常常需要将 多目标规划问题转化为单目标规划问题去处理。实现 这种转化,有如下几种建模方法。

- ✓ 效用最优化模型
- ✓ 罚款模型
- ✓ 约束模型
- ✓ 目标达到法
- ✓ 目标规划模型

4.1. 线性加权法

方法一 效用最优化模型 (线性加权法)

思想:规划问题的各个目标函数可以通过一定的方式 进行求和运算。这种方法将一系列的目标函数与效 用函数建立相关关系,各目标之间通过效用函数协调, 使多目标规划问题转化为传统的单目标规划问题:

$$\max Z = F(X) \qquad \max Z = \psi(X)$$
s.t. $\Phi(X) \le G$

$$s.t. \quad \Phi(X) \le G$$

ψ是与各目标函数相关的<mark>效用函数的和函数。</mark>

4

4.1. 线性加权法

在用效用函数作为规划目标时,需要确定一组权值 λ_i 来反映原问题中各目标函数在总体目标中的权重,即:

$$\max \psi = \sum_{i=1}^k \lambda_i \psi_i$$

$$\Phi_i(x_1, x_2, \dots x_n) \le g_i(i = 1, 2, \dots, m)$$

式中,
$$\lambda_i$$
应满足: $\sum_{i=1}^k \lambda_i = 1$

向量形式:
$$\max \psi = \lambda^T \psi$$

s.t.
$$\Phi(X) \leq G$$

4.2. 理想点法

方法二 罚款模型 (理想点法)

思想: 规划决策者对每一个目标函数都能提出所期望的值 (或称满意值);

通过比较实际值 f_i 与期望值 f_i^* 之间的偏差来选择问题的解,其数学表达式如下:

$$\min Z = \sum_{i=1}^{k} \lambda_i (f_i - f_i^*)^2$$

$$\Phi_i(x_1, x_2, \dots, x_n) \le g_i (i = 1, 2, \dots, m)$$

或写成矩阵形式:

$$\min Z = (F - F^*)^T A (F - F^*)$$

$$\Phi(X) \le G$$

式中 $, \lambda_i$ 是与第i个目标函数相关的<mark>权重;</mark> A 是由 λ_i (i=1,2,...,k)组成的 $m \times m$ 对角矩阵。



4. 3. 极大极小法

方法三 约束模型(极大极小法)

理论依据: 若规划问题的某一目标可以给出一个可供选择的范围,则该目标就可以作为约束条件而被排除出目标组,进入约束条件组中。

假如,除第一个目标外,其余目标都可以提出一个可供选择的范围,则该多目标规划问题就可以转化为单目标规划问题:

$$\max(\min) Z = f_1(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

$$\varphi_i(x_1, x_2, \dots, x_n) \le g_i(i = 1, 2, \dots, m)$$

$$f_j^{\min} \le f_j \le f_j^{\max} (j = 2, 3, \dots, k)$$

4. 4. 目标可达法

方法四 目标达到法

首先将多目标规划模型化为如下标准形式:

$$\min F(x) = \min \begin{bmatrix} f_1(X) \\ f_2(X) \\ \vdots \\ f_k(X) \end{bmatrix}$$

多目标规划问题就转化为:

$$\Phi(X) = \begin{pmatrix} \varphi_{1}(X) \\ \varphi_{2}(X) \\ \vdots \\ \varphi_{m}(X) \end{pmatrix} \leq \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

在求解之前,先设计与目标函数相应的一组目标值理想化的期望目标 f_i^* (i=1,2,...,k),每一个目标对应的权重系数为 ω_i^* (i=1,2,...,k),

再设γ为一松弛因子。

$$\min_{X,y} \gamma$$

$$\varphi_i(X) \le 0 \qquad (i = 1, 2, \dots, m)$$

$$f_i(X) - \omega_i \gamma \le f_i^*, \quad (i = 1, 2, \dots, k)$$

松弛因子

由于流体力学中要求解非线性的方程,在求解过程中,控制变量的变化是很必要的,这就通过松弛因子来实现的.它控制变量在每次迭代中的变化.也就是说,变量的新值为原值加上变化量乘以松弛因子.

如:A1=A0+B*DETA

A1:新值 A0:原值: B:松弛因子 DETA:变化量 松弛因子可控制收敛的速度和改善收敛的状况!

为1,相当于不用松弛因子

大于1,为超松弛因子,加快收敛速度

小于1,欠松弛因子,改善收敛的条件

一般来讲,大家都是在收敛不好的时候,采用一个较小的欠松弛因子。Fluent里面用的是欠松弛,主要防止两次迭代值相差太大引起发散。 松弛因子的值在0~1之间,越小表示两次迭代值之间变化越小, 也就越稳定,但收敛也就越慢。



4.5. 目标规划法

方法五 目标规划模型(目标规划法)

需要预先确定各个目标的期望值 f_i^* ,同时给每一个目标赋予一个优先因子和权系数,假定有K个目标,L个优先级($L \leq K$),目标规划模型的数学形式为:

$$\min Z = \sum_{l=1}^{L} p_{l} \sum_{k=1}^{K} (\omega_{lk}^{-} d_{k}^{-} + \omega_{lk}^{+} d_{k}^{+})$$

$$\varphi_i(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq g_i(i = 1, 2, \dots, m)$$

$$f_i + d_i^- - d_i^+ = f_i^* (i = 1, 2, \dots, K)$$

式中: d_i^+ 和 d_i^- 分别表示与 f_i 相应的与 f_i^* 相比的目标超过值和不足值,即正、负偏差变量;

p₁表示第l个优先级;

 ω_{lk}^+ 、 ω_{lk}^- 表示在同一优先级 p_l 中,不同目标的正、 负偏差变量的权系数。

4.6. 应用例子: 投资的收益与风险

一、问题提出

市场上有 n 种资产 s_i (i=1,2....n)可以选择,现用数额为 M 的相当大的资金作一个时期的投资。这 n 种资产在这一时期内购买 s_i 的平均收益率为 r_i ,风险损失率为 q_i ,投资越分散,总的风险越小,总体风险可用投资的 s_i 中最大的一个风险来度量。

购买 \mathbf{s}_i 时要付交易费,(费率 \mathbf{p}_i),当购买额不超过给定值 \mathbf{u}_i 时,交易费按购买 \mathbf{u}_i 计算。另外,假定同期银行存款利率是 \mathbf{r}_0 ,既无交易费又无风险。(\mathbf{r}_0 =5%)已知 n=4 时相关数据如下:

$\boldsymbol{\mathcal{S}}_{i}$	r, (%)	q, (%)	p, (%)	$u_{i}(\vec{\pi})$
Si	28	2.5	1	103
S ₂	21	1.5	2	198
S ₃	23	5.5	4.5	52
S_4	25	2.6	6.5	40

试给该公司设计一种投资组合方案,即用给定达到资金 M,有选择地购买若干种资产或存银行生息,使净收益尽可能大,使总体风险尽可能小。

请每组认真思考和独立完成



谢谢