

文章编号: 0253-2697(2008)03-0427-04

# 油气田开发产能建设项目的收益—风险目标优化模型

李 丰 常毓文 杨仕敏 陈新彬 曲德斌

(中国石油勘探开发研究院 北京 100083)

**摘要:**针对油气田开发中产能建设项目高投资、高风险的特点,以项目组合的收益和风险为优化目标,建立了多约束条件下的项目组合收益—风险目标优化模型。在此基础上,研究了基于多目标优化最优解集的混合遗传算法,该算法成功收敛于模型的最优解集。实际应用表明:所建立的模型及其求解方法具有很好的实用性和可操作性,能从风险和收益两方面为油气田开发投资决策提供有力的依据。

**关键词:**油气田开发;产能建设;收益—风险目标优化模型;混合遗传算法;最优解

中图分类号: TE313.2

文献标识码: A

## Research on income-risk objective optimization model for oil-gas productivity investment projects

LI Feng CHANG Yuwen YANG Shimin CHEN Xinbin QU Debin

(PetroChina Exploration and Development Research Institute, Beijing 100083, China)

**Abstract:** The characteristics of high investment and high risk in oil-gas productivity investment projects were discussed. A mathematical model, taking income and risk as optimization target under the multiple restriction conditions was built. A mixed genetic algorithm based on multi-target optimum solution was presented. This algorithm could solve the mathematical model effectively by presenting its solution front. Application case shows that this model and its solving method are easily operated and can provide decision basis in the fields of risk and income for oil-gas productivity investment projects.

**Key words:** oil-gas production; productivity investment project; income-risk objective optimization model; mixed genetic algorithm; optimization solution

根据油气开发产能建设项目特点<sup>[1-3]</sup>,建立了项目优选的收益—风险目标优化模型,并针对模型提出了基于 Pareto 最优解集的多目标混合遗传算法,求解了模型的 Pareto 最优解集。计算实例和实际应用表明,所提出的模型及求解方法实用性强,从风险和收益两个角度为产能建设投资决策提供依据。

### 1 收益—风险目标优化模型的建立

假设:油气开发产能建设决策中有  $n$  个待优选项目,受各种实际因素影响, $n$  个项目中第  $1, 2, \dots, l (l < n)$  个项目为必选项目,第  $l+1, l+2, \dots, l+m (m \leq n-1)$  个项目为淘汰项目。在考虑收益、总资金投入限额、生产需求和项目收益率 4 个约束条件下,对剩余的  $n-l-m$  个项目进行了优选,优选的目标是项目组合的收益最大,风险最小。

### 1.1 目标函数

以项目组合的收益和风险为优化目标,分别建立了目标函数:根据油气开发项目评价的特点,针对相对收益均值出现负向偏离的项目会给组合带来不利影响<sup>[4]</sup>,以净现值作为收益指标,以项目组合的净现值半标准差作为风险指标 ( $F$ ),分别建立目标函数  $f_1$  和  $f_2$ :

$$F = [f_1(x_1, x_2, \dots, x_n), f_2(x_1, x_2, \dots, x_n)] \quad (1)$$

$$f_1 = \max \sum_{i=n-l-m}^n x_i NPV_i \quad (2)$$

$$f_2 = \min \sqrt{\sum_{i=n-l-m}^n [x_i NPV_i - \overline{NPV}]^2} \quad (3)$$

式中: $x_i$  是决策变量,表示项目的取舍情况; $NPV_i$  为项目  $i$  的净现值; $\overline{NPV}$  表示项目组合收益均值,其计算式为

基金项目:中国石油天然气集团公司“十一五”科技攻关项目(06-06D-01-06-04)资助。

作者简介:李 丰,女,1978 年 10 月生,2005 年获北京航空航天大学硕士学位,现为中国石油勘探开发研究院工程师,主要从事石油生产规划计划研究工作。E-mail: lifeng1027@petrochina.com.cn

$$x_i = \begin{cases} 1, & \text{如果项目 } i \text{ 被选取} \\ 0, & \text{如果项目 } i \text{ 未被选取} \end{cases}$$

$$\overline{NPV} = \frac{1}{n-m-l} \sum_{i=n-l-m}^n NPV_i \quad (4)$$

$$(x_i NPV_i - \overline{NPV}) = \min\{x_i NPV_i - \overline{NPV}, 0\} \quad (5)$$

## 1.2 约束条件

油气开发产能建设项目优选过程中,考虑以下制约因素:①收益水平;②资金费用限度;③生产要求;④预期收益目标。采用收益率、投资、产能和净现值4个指标量化上述制约因素,其约束条件为

$$ROR_i \geq ROR \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n x_i c_i \leq C \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n x_i NPV_i \geq NPV \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^n x_i q_i \geq Q \quad (9)$$

式中: $i = n-l-m+1, n-l-m+2, \dots, n$ ;  $ROR_i$  为项目  $i$  的收益率,  $ROR$  为项目组合的收益率约束下限;  $c_i$  为项目  $i$  投资金额,  $C$  为项目组合总投资约束上限;  $NPV$  为项目投资组合总收益额约束下限;  $q_i$  为项目  $i$  产能;  $Q$  为项目组合总产能约束下限。

目标函数式(1)、式(2)、式(3)和约束条件式(6)、式(7)、式(8)、式(9)构成油气开发项目优选的收益—风险目标优化模型。该模型表示风险水平相同、收益最大或者收益水平相同及风险最小的那些项目组合。同时,这些项目组合满足预定的收益水平、总投资投入限额、生产要求和预期收益4个约束条件。

上述模型是一个多变量、多约束、多目标的非线性0-1规划模型,具有规模大、解空间形状不确定、离散变量等特点,可以用混合遗传算法求解。

## 2 收益—风险目标优化模型的求解

将贪婪算法融合到遗传算法中,通过对遗传算法适当改进,在求解模型的最优解集(Pareto前沿)方面获得了满意的效果<sup>[5-8]</sup>。

### 2.1 多目标问题求解的相关概念<sup>[5]</sup>

#### 定义1 (Pareto 占优)

对于问题  $\min F(x)$ , 向量  $u = (u_1, u_2, \dots, u_k)$  和  $v = (v_1, v_2, \dots, v_k)$ , 如果下列条件成立:

$$F(u_i) \leq F(v_i), \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}$$

$$F(u_i) < F(v_i), \exists i \in \{1, 2, \dots, k\}$$

则称向量  $u$  优于向量  $v$  (表示为  $u \prec v$ )。

#### 定义2 (Pareto 最优集和 Pareto 前沿)

对于给定的多目标优化问题, Pareto 最优集  $P$  定

义为

$$P = \{x \in X \mid \text{不存在 } x' \in X, \text{使得 } F(x') \prec F(x)\}$$

相应的目标函数集合

$$F(P) = \{u = F(x) \mid x \in P\}$$

被称为 Pareto 前沿。

有2个优化目标问题的 Pareto 解集如图1所示:绿色部分是所有可行解的集合,红色曲线所代表的点组成的集合为 Pareto 最优解集,即 Pareto 前沿。图1中  $A$  点是不可行解,  $B$  点是可行解,但不是 Pareto 最优解;  $C$ 、 $D$ 、 $E$  点是 Pareto 最优解,位于 Pareto 前沿。

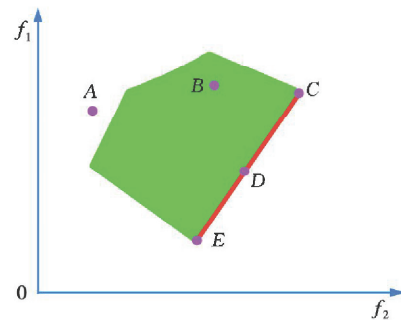


图1 两目标优化问题的 Pareto 解集的概念

Fig.1 The Pareto set of double-objective optimization

### 2.2 求解收益—风险模型 Pareto 前沿的混合遗传算法

传统遗传算法在求解过程中存在易早熟、局部搜索能力较差等问题,采用基于 Pareto 最优集的混合遗传算法,有效地处理了模型给出的优化问题。

#### 2.2.1 基于贪婪算法的解码方法与约束条件的处理

采用二进制编码,解码过程引入贪婪算法思想,即:优先考虑单位投资收益大的项目。为实现这一目标,首先计算每个项目的收益投资比  $\eta_i$ 。其计算式为

$$\eta_i = \frac{NPV_i}{c_i} \quad (10)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n$ 。

考察随机产生或者由交叉、变异产生的二进制编码串  $\{x_i (i = n-m-l+1, \dots, n)\}$  中  $x_i = 1$  的项目,按照  $\eta_i$  排序,优先选择  $\eta_i$  最大且满足约束条件式(6)的项目。其次,计算当前累计投资  $\sum x_i c_i$ 。当  $\sum x_i c_i \geq C$ , 即违反约束条件式(7)时,如果染色体编码中仍存在  $x_i = 1$  的项目,强行修改其染色体编码,使  $x_i = 0$ 。通过以上解码步骤产生了改进的染色体编码串,这些编码串满足收益率和投资约束,总体质量相对较优。

#### 2.2.2 基于 Pareto 排序的改进适应度分配方法

Goldberg 提出的基于 Pareto 排序的适应值分配方法目的是使所有 Pareto 个体得到相同的复制概率<sup>[5]</sup>,但容易陷入局部最优。对其进行如下改进:

(1) 建立等级适应度值  $F_g$ 。按照 Pareto 排序方法,对当前种群中所有个体按照目标函数  $f_1$ 、 $f_2$  的值进行分级,同一 Pareto 等级内的个体获得的等级适应度值  $F_g$  相同。等级适应度反映了个体在种群中的位置。

(2) 建立约束适应度  $F_c$ 。考虑净现值和产能两项约束条件,约束适应度反映了个体对约束条件的满足程度。即

$$F_c = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^n x_i NPV_i \geq NPV; \sum_{i=1}^n x_i q_i \geq Q \\ \frac{\sum_{i=1}^n x_i NPV_i}{NPV}, & \sum_{i=1}^n x_i NPV_i < NPV; \sum_{i=1}^n x_i q_i \geq Q \\ \frac{\sum_{i=1}^n x_i q_i}{Q}, & \sum_{i=1}^n x_i NPV_i \geq NPV; \sum_{i=1}^n x_i q_i < Q \\ \frac{\sum_{i=1}^n x_i NPV_i}{NPV} \times \frac{\sum_{i=1}^n x_i q_i}{Q}, & \sum_{i=1}^n x_i NPV_i < NPV; \sum_{i=1}^n x_i q_i < Q \end{cases} \quad (11)$$

(3) 建立相对适应度  $F_r$  (反映目标函数  $f_1$ 、 $f_2$  的相对大小),其表达式为

$$F_r = f_1 / f_2 \quad (12)$$

最终建立基于 Pareto 排序的改进适应度  $F_r'$  分配方法,即

$$F_r' = \frac{F_c \times F_r}{F_g} \quad (13)$$

### 2.2.3 基于 Pareto 概念的选择算子

上述解码过程产生了新的质量较优的编码串,但仍不能完全满足约束条件。为了进一步处理约束条件,设计了基于 Pareto 概念的选择机制<sup>[7-8]</sup>,提出下面4条关系准则对编码串进行选择:

- (1) 可行解优于不可行解。
- (2) 对于可行解,离 Pareto 前沿较近的解优于离 Pareto 前沿较远的解。
- (3) 对于不可行解,离可行域较近(即违反约束程度较小)的解优于离可行域较远(即违反约束程度较大)的解。
- (4) 对于不可行解,第(2)条关系准则优于第(3)条关系准则。

按照上述4条规则,采用锦标赛的方法选择。交叉算子和变异算子分别采用单点交叉和基本位随机变异<sup>[6]</sup>。

### 2.2.4 算法终止条件

遗传算法的终止条件有3种:①给定一个最大的遗传代数  $m$ ,当遗传代数到达  $m$  时算法停止;②如果种群中的最优解连续  $n$  代得不到更新,则算法终止;③前两种条件的组合。本文将条件②作为算法终止条件。

## 3 计算实例

选取中国石油股份公司在2007年年度计划编制时对某油区30个项目的优选论证实例。表1给出项目优选评价参数。按照要求,30个项目中的第1、2、3个项目为必选项目,第4个项目为淘汰项目。决策约束条件为:油区开发建设总投资不大于10亿元;总净现值收入不小于1.6亿元;总产能不低于40万t;各项目收益率不小于12.5%。

表1 某油区开发项目经济评价参数

Table 1 Data of economic evaluation of an oilfield

项目序号	投资金额/万元	净现值/万元	产能/10 <sup>4</sup> t	收益率/%	参选情况
1	20706.74	1924.46	8.10	14.12	必选
2	1844.89	856.45	1.20	29.85	必选
3	634.00	0.00	0.00	0.00	必选
4	1517.00	705.56	0.10	27.80	淘汰
5	12380.16	942.00	5.10	14.63	待定
6	2811.10	733.13	1.35	19.93	待定
7	3407.48	179.47	1.68	13.65	待定
8	4997.82	626.99	2.10	16.15	待定
9	3550.16	125.29	1.50	13.27	待定
10	4738.50	526.26	2.16	15.88	待定
11	3276.19	402.74	1.50	16.39	待定
12	4895.90	32.56	2.00	12.24	待定
13	13242.24	384.30	6.00	12.99	待定
14	2718.31	917.34	1.50	23.76	待定
15	1202.39	499.80	0.72	25.70	待定
16	1937.51	983.38	1.20	28.22	待定
17	12077.87	2103.14	5.87	18.11	待定
18	460.47	227.25	0.30	29.16	待定
19	905.40	360.88	0.60	25.96	待定
20	5937.93	1037.34	2.70	18.37	待定
21	3286.41	180.02	1.50	13.93	待定
22	2654.16	354.89	1.20	16.65	待定
23	1729.13	265.98	0.90	17.41	待定
24	5810.80	694.52	2.64	16.33	待定
25	2295.96	301.33	1.20	16.71	待定
26	4065.14	284.52	1.68	14.66	待定
27	1737.83	771.27	1.08	26.96	待定
28	1245.04	104.26	0.60	14.95	待定
29	1484.60	39.74	0.60	13.01	待定
30	2949.00	2673.85	0.20	41.28	待定

根据收益—风险目标优化模型,用混合遗传算法求解,得到7个最优组合(表2)。这7个组合的各项

指标都符合约束条件,决策者可以根据对风险的偏好程度,在这7个组合中选择投资。

表2 某油区开发项目收益—风险目标优选结果

Table 2 Income-risk objective optimized results of an oilfield

组合 序号	组合含 项目数	净现值/ 万元	净现值 半标准差/ 万元	产能/ 10 <sup>4</sup> t	投资/ 万元
1	23	17 591.78	942.49	43.90	99 116.34
2	22	17 487.52	797.93	43.30	97 871.30
3	21	17 260.27	702.39	43.00	97 410.83
4	20	16 994.29	614.68	42.10	95 681.70
5	19	16 692.96	533.94	40.90	93 385.74
6	18	16 437.85	409.80	44.02	99 908.68
7	17	16 076.97	328.52	43.42	99 003.28

计算结果显示,通过混合遗传算法可以有效地求解模型 Pareto 前沿,提供出7个最优组合供决策者选择,比采用其他算法更具灵活性。

## 4 结 论

(1) 在油气开发规划计划项目优选中引入项目组合的风险因素,以项目组合的收益和风险为优化目标,建立了油气开发产能建设项目模型。

(2) 基于 Pareto 最优集的混合遗传算法,通过融合贪婪算法,有效地求解了模型的 Pareto 最优解集。这种方法突破了传统油气开发项目多目标优选的求解思想,直接对模型给出的两个目标求解,降低了目标权重对最终结果的影响。

(3) 收益—风险目标优化模型与求解方法已作为一个重要模块,成功集成到 PDPsys V1.0 系统中。计算实例与软件平台的实际应用表明,该模型和算法操作性强,具有很好的应用前景。

## 参 考 文 献

[1] 张广杰,常毓文,曲德斌,等. 油田开发五年(滚动)规划的逐年实

施方法研究[J]. 石油学报,2007,28(2):79-82.

Zhang Guangjie, Chang Yuwen, Qu Debin, et al. Study on the year-by-year solution of planning models for oilfield development [J]. Acta Petrolei Sinica, 2007, 28(2):79-82.

[2] Tyler P A, Mcvean J R. Significance of project risking methods on portfolio optimization models[R]. SPE 69594, 2001:1-6.

[3] 郭秋麟,米石云. 油气勘探目标评价与决策分析[M]. 北京:石油工业出版社,2004:200-217.

Guo Qiulin, Mi Shiyun. Assessment of petroleum exploration target and exploration decisions [M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2004:200-217.

[4] 张金清. 偏好的风险度量及其在投资组合中的应用[J]. 山东财政学院学报,2004,(3):3-8.

Zhang Jinqing. Measuring method of risk return and its applications to portfolio selection[J]. Journal of Shandong Finance Institute, 2004, (3):3-8.

[5] 玄光男,程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 于歆杰,周根贵,译. 北京:清华大学出版社,2004:76-106.

Xuan Guangnan, Cheng Runwei. Genetic algorithms and engineering optimization[M]. Translated by Yu Xinjie, Zhou Gengui. Beijing: Tsinghua University Press, 2004:76-106.

[6] 关晓晶,魏立新,杨建军. 基于混合遗传算法的油田注水系统运行方案优化模型[J]. 石油学报,2005,26(3):114-117.

Guan Xiaojing, Wei Lixin, Yang Jianjun. Optimization of operation plan for water injection system in oilfield using hybrid genetic algorithm[J]. Acta Petrolei Sinica, 2005, 26(3):114-117.

[7] 王跃宣,刘连臣,牟盛静,等. 处理带约束的多目标优化进化算法[J]. 清华大学学报:自然科学版,2005,45(1):103-106.

Wang Yuexuan, Liu Lianchen, Mu Shengjing, et al. Constrained multi-objective optimization evolutionary algorithm[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2005, 45(1):103-106.

[8] 敖友云,迟洪钦. 基于遗传算法的多目标0-1背包问题优化模型[J]. 计算机工程与应用,2006,42(25):44-45.

Ao Youyun, Chi Hongqin. Optimization model based on genetic algorithm for multi-objective 0-1 knapsack problems[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(25):44-45.

(收稿日期 2007-07-22 改回日期 2007-09-23 编辑 孟伟铭)