文章编号: 1001-0920(2002)05-0587-04

含有模糊和随机参数的混合机会约束规划模型

丁晓东[1], 吴让泉[2], 邵世煌[1]
(1. 东华大学 信息科学与技术学院, 上海 200051; 2. 东华大学 数学系, 上海 200051)

摘　要: 提出一类混合机会约束规划模型, 该模型同时含有模糊和随机参数。运用随机模拟与模糊模拟相结合的技术, 给出了求解该机会约束规划模型的遗传算法。通过对生产过程最优化决策的典型问题进行分析建模和数值求解, 说明了该模型和算法的合理性和有效性。

关键词: 模糊随机规划; 模糊模拟; 随机模拟; 遗传算法
中图分类号: O 221.5　　**文献标识码**: A

Hybrid programming model with fuzzy and stochastic parameters

DING Xiao-dong[1], *WU Rang-quan*[2], *SHAO Shi-huang*[1]
(1. College of Information Science and Technology, Donghua University, Shanghai 200051, China; 2. Department of Mathematic, Donghua University, Shanghai 200051, China)

Abstract: A hybrid chance-constrained programming model with fuzzy and stochastic parameters is presented. By using the technique of combining the stochastic simulation with fuzzy simulation, a genetic algorithm is designed for solving this kind of problems. On the basis of modeling and simulating examples of manufacturing decision problem, it is shown that the programming model and algorithm are reasonable and efficient.

Key words: fuzzy stochastic programming; fuzzy simulation; stochastic simulation; genetic algorithm

1 引　言

机会约束规划是由 Charnes 和 Cooper[1] 提出的一类随机规划, 它主要是指约束条件中含有随机参数, 机会表示约束条件成立的概率。Liu 和 Iwamura[2] 在模糊环境下, 将机会理解成约束条件成立的可能性, 提出了所谓模糊机会约束规划。随机机会约束规划和模糊机会约束规划为解决带有随机参数和模糊参数的优化问题提供了有力工具。然而, 一个复杂的决策系统通常具有多维性、多样性、多功能性和多准则性, 并含有不确定因素。不确定决策规划常指含有随机参数的随机规划和含有模糊参数的模糊规划, 但是模糊和随机两类不确定因素在复杂系统中并不一定各自孤立存在, 一个问题中常常同时含有模糊和随机两种因素。

为解决这一问题, 本文提出一种模糊和随机混合机会约束规划模型。模型中同时含有模糊和随机参数, 增加了它的复杂性和非线性程度, 同时也给计

收稿日期: 2001-06-13; **修回日期**: 2001-09-10
基金项目: 国家自然科学基金项目(69874038)

作者简介: 丁晓东(1963—), 男, 安徽芜湖人, 教授, 博士生, 从事模糊控制、随机决策规划等研究; 邵世煌(1938—), 男, 江苏苏州人, 教授, 博士生导师, 从事模糊控制、智能控制等研究。

算求解带来了困难。传统的机会约束规划问题是通过将其转化为确定性数学规划问题来计算求解的[3,4], 但对较复杂的机会约束规划问题, 通常难以做到这一点。近年来, 随着一些革新算法如遗传算法的提出, 使得复杂的机会约束规划可以不必转化为确定性数学规划而直接进行求解计算。本文采用将模糊模拟和随机模拟相结合的方法, 设计了基于这种混合模拟的遗传算法, 利用遗传算法能处理复杂的非线性程度高的规划问题的特点, 为规划模型的求解计算提供了算法。数值举例表明了所提出模型的实际意义和算法的有效性。

2 带有模糊和随机参数的机会约束规划模型

同时带有模糊和随机参数的数学规划模型可写成如下形式

$$\begin{cases} \max\limits_x f(x, \xi, \eta) \\ \text{s.t. } g_j(x, \xi, \eta) \le 0, \quad j = 1, 2, \cdots, m \end{cases} \tag{1}$$

其中, x 是决策向量, ξ 是随机向量参数, η 是模糊向量参数, $f(x, \xi, \eta)$ 是目标函数, $g_j(x, \xi, \eta)$ 是约束函数。

上述模型的数学意义并不明晰, 这是由于模糊参数 η 和随机参数 ξ 的出现, 导致模型(1) 中的符号 max 以及约束缺乏明确意义。为解决这一问题, 我们采用Charnes和Cooper等人[1,2,4,5] 在研究随机规划和模糊规划时采用的做法, 将模型中同时出现的模糊和随机因素看成是模糊机会和随机机会的并存, 进而考虑如下模糊和随机混合机会约束规划模型

$$\begin{cases} \max \bar{f} \\ \text{s.t. } \mathrm{Pos}\{\Pr\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} \ge \beta_1\} \ge \beta_2 \\ \quad \mathrm{Pos}\{\Pr\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0\} \ge \alpha_1\} \ge \alpha_2 \\ \quad j = 1, 2, \cdots, m \end{cases} \tag{2}$$

其中, α 和 β 分别为事先给定的对约束和目标的置信水平, Pos{•}表示{ }中事件的可能性, Pr{•}表示{ }中事件的概率。或考虑如下模型

$$\begin{cases} \max \bar{f} \\ \text{s.t. } \mathrm{Pos}\{\Pr\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} \ge \beta_1\} \ge \beta_2 \\ \quad \mathrm{Pos}\{\Pr\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0\} \ge \alpha_{1j}\} \ge \alpha_{2j} \\ \quad j = 1, 2, \cdots, m \end{cases} \tag{3}$$

其中 α_{1j} 和 α_{2j} 分别为各个约束事先给定的置信水平。

另一种混合形式的机会约束规划模型分别为

$$\begin{cases} \max \bar{f} \\ \text{s.t. } \Pr\{\mathrm{Pos}\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} \ge \beta_2\} \ge \beta_1 \\ \quad \Pr\{\mathrm{Pos}\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0\} \ge \alpha_2\} \ge \alpha_1 \\ \quad j = 1, 2, \cdots, m \end{cases} \tag{4}$$

$$\begin{cases} \max \bar{f} \\ \text{s.t. } \Pr\{\mathrm{Pos}\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} \ge \beta_2\} \ge \beta_1 \\ \quad \Pr\{\mathrm{Pos}\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0\} \ge \alpha_{2j}\} \ge \alpha_{1j} \\ \quad j = 1, 2, \cdots, m \end{cases} \tag{5}$$

定理 1 目标约束 $\mathrm{Pos}\{\Pr\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} \ge \beta_1\} \ge \beta_2$ 等价于 $\Pr\{\mathrm{Pos}\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} \ge \beta_2\} \ge \beta_1$。

证明 用 $\mu(\bullet)$ 表示模糊向量 η 的隶属函数。由模糊数定义及 Zadeh 的可能性理论[3,5], 对任一固定的 x, 有

$$\mathrm{Pos}\{\Pr\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} \ge \beta_1\} = \sup\{\mu(\eta) \mid \eta \in R^n, \Pr\{f(x, \xi, \eta) > \bar{f}\} \ge \beta_1\}$$

由此可知 $\mathrm{Pos}\{\Pr\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} \ge \beta_1\} \ge \beta_2$ 成立, 当且仅当存在一清晰向量 η', 使得

$$\mu(\eta') \ge \beta_2, \quad \Pr\{f(x, \xi, \eta') \ge \bar{f}\} \ge \beta_1 \tag{6}$$

另一方面, 对任一固定的 x 和 ξ, 有

$$\mathrm{Pos}\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} = \sup\{\mu(\eta) \mid \eta \in R^n, f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\}$$

可知 $\mathrm{Pos}\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} \ge \beta_2$ 等价于存在一清晰向量 η', 使得 $\mu(\eta') \ge \beta_2, f(x, \xi, \eta') \ge \bar{f}$, 而

$$\begin{aligned} &\Pr\{\mu(\eta') \ge \beta_2, f(x, \xi, \eta') \ge \bar{f}\} = \\ &\mathrm{E}[I_{\{\mu(\eta') \ge \beta_2\}} I_{\{f(x, \xi, \eta') \ge \bar{f}\}}] = \\ &I_{\{\mu(\eta') \ge \beta_2\}} \mathrm{E}[I_{\{f(x, \xi, \eta') \ge \bar{f}\}}] = \\ &I_{\{\mu(\eta') \ge \beta_2\}} \Pr\{f(x, \xi, \eta') \ge \bar{f}\} \end{aligned} \tag{7}$$

其中 E 是期望值算子。由此可知 $\Pr\{\mathrm{Pos}\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} \ge \beta_2\} \ge \beta_1$ 等价于存在一清晰向量 η', 使得 $I_{\{\mu(\eta') \ge \beta_2\}} \Pr\{f(x, \xi, \eta') \ge \bar{f}\} \ge \beta_1$ 等价于式(6)。因此定理结论成立。□

用同样方法可以证明如下定理:

定理 2 条件约束 $\mathrm{Pos}\{\Pr\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0, j = 1, 2, \cdots, m\} \ge \alpha_1\} \ge \alpha_2$ 等价于 $\Pr\{\mathrm{Pos}\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0, j = 1, 2, \cdots, m\} \ge \alpha_2\} \ge \alpha_1$。

由定理1和定理2可知模型(2) 和模型(4) 是等价的。类似地, 可知模型(3) 和模型(5) 是等价的。

3　模糊随机模拟

3.1　检验模糊随机系统的约束

由模糊数运算知, 对于任意给定的决策向量 x, $\mathrm{Pos}\{\mathrm{Pr}\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0, j = 1, 2, \cdots, m\} \ge \alpha_1\} \ge \alpha_2$ 成立, 当且仅当存在一个清晰向量 η, 使得 $\mathrm{Pr}\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0, j = 1, 2, \cdots, m\} \ge \alpha_1$, $\mu(\eta) \ge \alpha_2$。

为了能用计算机检验这一条件, 由模糊向量 η 均匀地生成一个清晰向量 η, 使得 $\mu(\eta) \ge \alpha_2$。即在模糊数 η 的 α_2 水平截集中抽取一个向量, 若模糊向量 η 的 α_2 水平截集过于复杂而难以确定, 则可从包含 α_2 水平截集的一个超几何体 Ω 中抽取向量 η, 接受与否依赖于 $\mu(\eta) \ge \alpha_2$ 是否成立。对于所选的 η, 运用随机模拟技术检验 $\mathrm{Pr}\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0, j = 1, 2, \cdots, m\} \ge \alpha_1$ 成立与否。即从 ξ 的概率分布 $\Phi(\xi)$ 中产生 N 个独立的随机变量 $\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_N$, 设 N' 是 N 次实验中 $g_j(x, \xi_i, \eta) \le 0$ 对 i 成立的次数, 如果 $N'/N \ge \alpha_1$, 则确信 $\mathrm{Pos}\{\mathrm{Pr}\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0, j = 1, 2, \cdots, m\} \ge \alpha_1\} \ge \alpha_2$; 否则重新抽取清晰向量 η, 并检验约束是否成立。经过给定次数 K 后, 如果没有生成清晰向量 η, 使得 $\mathrm{Pr}\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0, j = 1, 2, \cdots, m\} \ge \alpha_1$ 成立, 则决策向量 x 是不可行的。据此容易设计相应的算法程序。

3.2　计算 $G = \mathbf{Pos}\{F \ge \alpha_1 | F = \mathbf{Pr}\{g_j(x, \xi, \eta) \le \mathbf{0}\}\}$

1) 置 $G = 0$, 并从模糊向量 η 中的 α_0 (α_0 为感兴趣的水平) 水平截集中均匀地生成清晰向量 η;

2) 用随机模拟技术计算 $\mathrm{Pr}\{g_j(x, \xi, \eta) \le 0, j = 1, 2, \cdots, m\} \approx N'/N$;

3) 若 $N'/N \ge \alpha_1$ 且 $G < \mu(\eta)$, 则置 $F = N'/N$, $G = \mu(\eta)$;

4) 重复上述步骤共 K 次(事先设定), 最后返回 F 和 G。

3.3　处理模糊随机目标函数

对目标函数约束 $\mathrm{Pos}\{\mathrm{Pr}\{f(x, \xi, \eta) \ge \bar{f}\} \ge \beta_1\} \ge \beta_2$, 出于极大化 $\bar{f}$ 的目的, 对给定的决策向量 x, 寻找使上面不等式成立的最大的 $\bar{f}$。首先让 $\bar{f} = -\infty$, 由 η 均匀地生成清晰向量 η, 使得 $\mu(\eta) \ge \beta_2$; 然后从 ξ 的概率分布 $\Phi(\xi)$ 中产生 N 个独立的随机变量 $\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_N$。这样可得到序列 $\{f_1, f_2, \cdots, f_N\}$, 其中 $f_i = f(x, \xi_i, \eta)$, $i = 1, 2, \cdots, N$。

设 $N' = \beta_1 N$ 的整数部分, 记序列 $\{f_1, f_2, \cdots, f_N\}$ 中第 N' 个最大的元素为 f_0。由大数定律知, 如果 $f_0 > \bar{f}$, 则可取 $\bar{f} = f_0$。重复以上过程 K 次, 则认为 $\bar{f}$ 是在点 x 处的目标值。据此容易设计相应的算法程序。

4　基于模糊随机模拟的遗传算法

4.1　初始化过程

采用浮点向量表示单个染色体, 并定义染色体个数为整数pop-size。在决策向量 x 的可行域中产生一个随机点, 运用前述模糊随机模拟方法检验其可行性。如果可行, 则作为一个染色体; 否则, 从该可行域中重新生成随机点, 直到得到可行解为止。重复以上过程 pop-size 次, 可得到初始可行的染色体 V_i, $i = 1, 2, \cdots,$ pop-size。

4.2　选择过程

使用模糊随机模拟技术计算所有染色体的目标值, 根据目标值将染色体由好到坏排序。采用基于序的评价函数 $\mathrm{cval}(V_i) = a(1 - a)^{i-1}$, $i = 1, 2, \cdots,$ pop-size。

1) 对于每个序的评价函数 V_i, 计算累计概率

$$q_0 = 0, \quad q_i = \sum_{j=1}^{i} \mathrm{cval}(V_j)$$
$$i = 1, 2, \cdots, \text{pop-size} \tag{8}$$

2) 从区间 $[0, q_{\text{pop-size}}]$ 中产生一随机数 r, 若 $q_{i-1} < r \le q_i$, 则选择第 i 个染色体 V_i, $1 \le i \le$ pop-size;

3) 重复步骤 2) 共 pop-size 次, 这样可得到 pop-size 个复制的染色体。

4.3　交叉操作

1) 设定参数 P_c 作为交叉操作的概率, 为确定交叉操作的父代, 从 $i = 1$～ pop-size 重复以下过程: 从 $[0, 1]$ 中产生随机数 r, 如果 $r < P_c$, 则选择 V_i 作为一个参加交叉的父代;

2) 用 $V_i'(i = 1, 2, \cdots)$ 表示上面选择的父代, 并把它们随机分为两两一对: (V_1', V_2'), (V_3', V_4'), $\cdots$, 如果是奇数, 则去掉一个父代;

3) 从 $(0, 1)$ 中产生随机数 c, 按下列形式对每对父代进行交叉操作

$$X = cV_1' + (1 - c)V_2', \quad Y = cV_2' + (1 - c)V_1'$$

产生两个后代, 并采用模糊随机模拟检验后代的可行性, 如果可行则用它们替换其父代, 否则保留其中可行的后代, 然后产生新的随机数 c, 重新进行交叉操作, 直到得到两个可行后代为止。

4.4　变异操作

1) 设定参数 P_m 为变异概率, 类似于交叉操作

中选择父代的过程, 从 $i=1$～pop-size 重复以下操作: 从区间[0, 1]中产生随机数 r, 如果 $r<P_m$, 则选择染色体 V_i 作为变异的父代;

2) 对每一个选中的父代 $V=(x_1, x_2, \cdots, x_n)$, 在 R^n 中随机选择方向 d, 如果是可行的, 则置 M 为 0～M 之间的随机数(M 为事先给定的一个足够大的数) 直到其可行为止, 并用 $X=V+Md$ 替换 V。

根据 4.1～4.4 节所述, 容易设计基于模糊和随机模拟的遗传算法程序。

5 数值模拟

例 1[4] 某炼油厂冶炼两种原油(分别记为 raw$_1$ 和 raw$_2$), 需提前一周制订生产计划, 以便为天然气公司提供天然气(记为 prod$_1$) 和为火力发电厂提供燃料用油(记为 prod$_2$)。假定由原料 raw$_1$ 生产的天然气产量 $\pi(\text{raw}_1, \text{prod}_1)$ 和由原料 raw$_2$ 生产的燃料用油产量 $\pi(\text{raw}_2, \text{prod}_2)$ 是随机变化的, 而其它产品产量是固定的。这里假定

$$\pi(\text{raw}_1, \text{prod}_1)=2+\xi_1$$
$$\pi(\text{raw}_1, \text{prod}_2)=3$$
$$\pi(\text{raw}_2, \text{prod}_1)=6$$
$$\pi(\text{raw}_2, \text{prod}_2)=3.4-\xi_2$$

其中, ξ_1 为服从均匀分布 $U(-0.8, 0.8)$ 的随机变量, ξ_2 为服从指数分布 $\exp(0.4)$ 的随机变量。

由于决策之初无法进行大量的重复实验来估计用户对天然气需求量 h_1 和 h_2 随机变化的概率分布, 但知道大概的需求情况, 可分别表示为 $h_1=\tilde{\eta}_1$, $h_2=\tilde{\eta}_2$, 这里 $\tilde{\eta}_1$ 和 $\tilde{\eta}_2$ 分别为三角模糊数(176.5, 180, 183.5) 和(159, 162, 165)。

假设 x_1 和 x_2 分别是 raw$_1$ 和 raw$_2$ 的一周使用量。原料 raw$_1$ 的单价为 2, 原料 raw$_2$ 的单价为 3, 生产能力(即原材料的最大消耗量) 为 100。因此, 建立类似于模型(1) 的数学规划模型

$$\begin{aligned}
&\max f=2x_1+3x_2\\
&\text{s.t.}\ (2+\xi_1)x_1+6x_2 \geq \tilde{\eta}_1\\
&\qquad 3x_1+(3.4-\xi_2)x_2 \geq \tilde{\eta}_2\\
&\qquad x_1+x_2 \leq 100\\
&\qquad x_1, x_2 \geq 0
\end{aligned}$$

有别于文献[4, 6], 参照模型(3), 将生产过程问题建为如下的模糊和随机混合机会约束模型

$$\begin{aligned}
&\max f=2x_1+3x_2\\
&\text{s.t.}\ \mathrm{Pos}\{\Pr\{(2+\xi_1)x_1+6x_2 \geq \tilde{\eta}_1\} \geq \alpha_1\} \geq \alpha_2\\
&\qquad \mathrm{Pos}\{\Pr\{3x_1+(3.4-\xi_2)x_2 \geq \tilde{\eta}_2\} \geq \alpha_1\} \geq \alpha_2\\
&\qquad x_1+x_2 \leq 100\\
&\qquad x_1, x_2 \geq 0
\end{aligned}$$

利用 Matlab 编写基于模糊随机模拟的遗传算法程序, 取种群规模 pop-size = 30, 交叉概率 $P_c=0.5$, 变异概率 $P_m=0.05$, 基于序的评价函数中参数 $a=0.05$, 取 $\alpha_1=0.75$, $\alpha_2=0.9$。对本问题进行计算, 运行500代后得最优解 $x^*=(32.9234, 21.8670)$, 最优函数值 $f^*=131.4479$, 并且

$$\mathrm{Pos}\{\Pr\{(2+\xi_1)x_1+6x_2 \geq \tilde{\eta}_1\} \geq 0.7625\}=0.9784$$
$$\mathrm{Pos}\{\Pr\{3x_1+(3.4-\xi_2)x_2 \geq \tilde{\eta}_2\} \geq 0.7625\}=0.9310$$

例 2 考虑混合机会约束规划

$$\begin{aligned}
&\max \bar{f}\\
&\text{s.t.}\ \mathrm{Pos}\{\Pr\{\xi_1x_1+\tilde{\eta}_1x_2+\xi_4x_3 \geq \bar{f}\} \geq 0.75\} \geq 0.95\\
&\qquad \mathrm{Pos}\{\Pr\{\xi_2x_1^2+\tilde{\eta}_2x_2^2+\xi_5x_3^2 \leq 8\} \geq 0.9\} \geq 0.9\\
&\qquad \mathrm{Pos}\{\Pr\{\xi_3x_1^3+\tilde{\eta}_3x_2^3+\xi_6x_3^3 \leq 15\} \geq 0.9\} \geq 0.9\\
&\qquad x_1, x_2, x_3 \geq 0
\end{aligned}$$

其中, 随机变量 ξ_1, ξ_2 和 ξ_3 分别服从均匀分布 $U(1, 2)$, $U(2, 3)$ 和 $U(3, 4)$; ξ_4, ξ_5 和 ξ_6 分别服从指数分布 $\exp(1)$, $\exp(2)$ 和 $\exp(3)$; 模糊变量 $\tilde{\eta}_1$, $\tilde{\eta}_2$ 和 $\tilde{\eta}_3$ 分别为三角模糊数(-1, 0, 1), (0, 1, 2) 和(1, 2, 3)。

利用 Matlab 编写基于模糊随机模拟的遗传算法程序, 取种群规模 pop-size = 30, 交叉概率 $P_c=0.5$, 变异概率 $P_m=0.05$, 基于序的评价函数中参数 $a=0.05$。对本问题进行计算, 运行 500 代后得最优解 $x^*=(1.4808, 0.7281, 0.7113)$, 最优函数值 $\bar{f}^*=2.7036$, 并且

$$\mathrm{Pos}\{\Pr\{\xi_1x_1+\tilde{\eta}_1x_2+\xi_4x_3 \geq \bar{f}\} \geq 0.76\}=0.9948$$
$$\mathrm{Pos}\{\Pr\{\xi_2x_1^2+\tilde{\eta}_2x_2^2+\xi_5x_3^2 \leq 8\} \geq 0.92\}=0.9949$$
$$\mathrm{Pos}\{\Pr\{\xi_3x_1^3+\tilde{\eta}_3x_2^3+\xi_6x_3^3 \leq 15\} \geq 0.9\}=0.9679$$

(下转第 594 页)

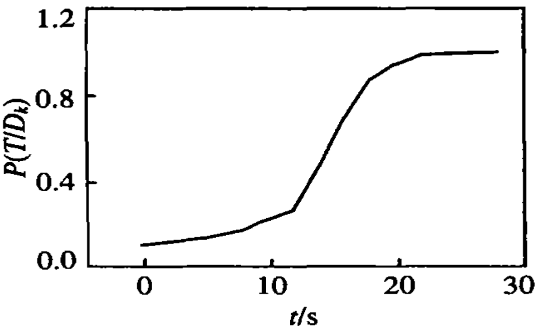

图 1 目标跟踪起始概率 $P(T/D_k)$ 变化曲线

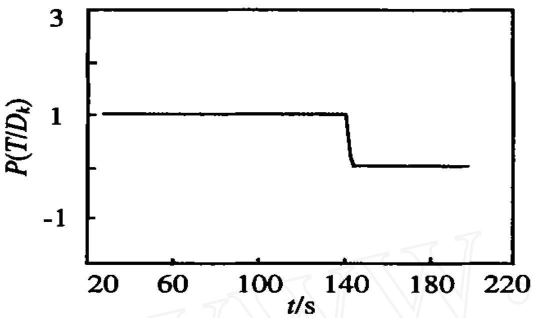

图 2 目标跟踪终结概率 $P(T/D_k)$ 变化曲线

参考文献(References):

[1] Bar Shalom Y, Tse E. Tracking in a cluttered environment with pobabilistic data association[J]. *Automatica*, 1975, 11(9): 451-460.

[2] Singer R A, Stein J J. An optimal tracking filter for processing sensor data of imprecisely determined origin in serveillance systems[A]. *Proc of the 1971 IEEE Conf on Decision and Control*[C]. Miami Beach, 1971. 171-175.

[3] Kachejian K C, Vujcic D. Combat cueing[A]. *Proc of the Int Society for Optical Engineering*[C]. Orlando, 1998. 252-263.

[4] H Leung, Z Hu, M Blanchette. Evaluation of multiple target initiation techniques in real radar tracking environments[J]. *IEE Proc—Radar*, Sonar, Navig, 1996, 143(8): 246-254.

[5] 艾剑良, 钱国红. 攻击性航空综合体作战效能分析的模型构成[J]. 火力与指挥控制, 1999, 24(12): 10-15.

[6] 高尚. 可靠性与维修性指标综合权衡[J]. 系统工程与电子技术, 1998, 28(10): 78-80.

(上接第 590 页)

6 结 语

本文提出并讨论了模糊和随机混合机会约束的规划模型, 该模型是传统优化模型的发展。由于同时含有模糊和随机参数, 传统的计算方法已难以适用, 为此提出了采用基于随机和模糊混合模拟技术的遗传算法进行求解。通过对生产过程决策应用问题的分析建模和数值计算, 说明了该模型和算法的适用性和有效性。经过大量的实验, 证明新的最优解与给出的最优生产计划的误差非常小, 得到最优解的试验概率和可能性可达 95% 以上。

本文工作不仅为在不确定性环境下更切合实际地分析解决实际问题提供了适用的模型和算法, 同时作为随机或模糊规划的一种推广, 丰富了不确定规划的内容。

参考文献(References):

[1] Charnes A, Cooper W W. Chance-constrained programming[J]. *Management Science*, 1959, 6(1): 73-79.

[2] Liu B, Iwamura K. Chance constrained programming with fuzzy parameters[J]. *Fuzzy Sets & Systems*, 1998, 94(2): 227-237.

[3] 方述成, 汪定伟. 模糊数学与模糊优化[M]. 北京: 科学出版社, 1997.

[4] Kall P, Wallace S W. *Stochastic Programming* [M]. New York: John Wiley & Sons, 1994.

[5] 刘宝碇, 赵瑞清. 随机规划与模糊规划[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.

[6] Iwamura K, Liu B. A genetic algorithm for chance constrained programming [J]. *J of Infor & Optim Sci*, 1996, 17(2): 40-47.