

数学

灰色博弈网决策模型研究

周兴旺 从福仲 庞世春

(空军航空大学, 长春 130000)

摘要 针对超博弈决策问题中存在的“灰色”的“贫信息”问题,提出一种基于信息缺失下的灰色博弈网模型;并给出了灰色博弈网的建模思路及其纳什均衡求解算法,解决了博弈网决策模型中的灰色不确定性问题。通过宏观信念建模,生成全局灰场景和优化典型灰场景。通过微观信念均衡建模,利用可能度分析和粒子群算法求解纳什均衡。最后实例仿真,验证了该灰色博弈网模型的可行性和有效性,真实性好,有较高的应用研究价值。

关键词 超博弈 灰色博弈网 纳什均衡 可能度分析 粒子群算法

中图分类号 O225; **文献标志码** A

博弈网(network of games, NOG)^[1,2]是将博弈论和图论相结合用于解决超博弈问题的一种新的理论。所谓超博弈问题^[3,4],就是现实冲突中,博弈局中人对博弈信息或局势的掌握程度是不完全的,且难以确定敌方具体的战略集,即博弈局中人是有限理性的。基于博弈网的理论,突破了经典博弈理论中共同知识失效和对局中人完全理性硬性限制的困境。然而面对实际生活中的博弈问题,特别是军事博弈问题,博弈不仅是不确定信息下的有限理性博弈,更可能存在信息缺失的情况,即信息不是“白色”的,而是具有“灰色”的“贫信息”。对此,基于博弈网的逻辑框架提出一种在信息缺失下的“灰色博弈网”模型并给出均衡解的求解算法。

1 GNOG 建模基本思想

由于客观世界具有复杂性、不确定性以及信息的不完全性,尤其是决策主体判断能力、思维能力、记忆和抽象能力的灰性,使博弈决策中的收益函数具有不确定性,而这种“灰的”不确定性往往以区间灰数的形式表现^[5],即收益矩阵为一区间灰矩阵。

定义1 若在博弈网中,博弈局中人某一博弈场景的收益矩阵为灰矩阵 $U(\otimes)$,则称该博弈网为灰色博弈网(gray network of games, GNOG),可表示为 $\tilde{G} = [N, S, U(\otimes)]$, N 为博弈局中人集合,策略集为: $S = \prod_{1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J} (r_i, b_j)$, 双方灰色收益矩阵为

$$U(\otimes) = [U_{ij}(\otimes)]_{I \times J}。$$

定义2 灰矩阵 $[U_{ij}(\otimes)]_{I \times J}$ 是由区间灰数构成,若灰矩阵中某些元素是白化数,便于算法处理,根据同质性原则,可默认该白化数为左右端点相等的区间灰数^[6],即 $u_{ij} = 5 \Leftrightarrow u_{ij}(\otimes) = [5 \quad 5]$ 。

下面提出几个基本概念

灰场景:不确定性环境下具有“灰色”信息的二人零和博弈局势。

典型灰场景:领域专家的理解信念中认为对方可能采用的某一(些)灰场景。

全局灰场景:能真实反映博弈双方局势的灰场景,是由所有典型灰场景综合融合而来。

等价灰场景:行、列策略集中对应元素分别等价的某些灰场景。

2 GNOG 宏观信念建模

2.1 全局灰场景生成

现假设超博弈问题 G ,有局中人 R 和 B ,为二人有限零和博弈,下文统一假定 R 是我方博弈局中人, B 为敌方博弈局中人,且该超博弈问题是研究局中人 R 视角下的决策问题。

设有 K 个领域专家认为 G 的典型灰场景集合为 $\{\tilde{g}^1, \tilde{g}^2, \dots, \tilde{g}^K\}$, 这里 $\tilde{g}^k = [(R, B), S_R^k, S_B^k, U^k(\otimes)]$; $1 \leq k \leq K (k \in Z^+)$ 。由于不同领域专家根据各自的经验、阅历等方面去理解、分析并判断灰场景,专家理解程度不同,典型灰场景就有差异,生成的全局灰场景就不能简单的叠加,而应对不同专家赋予相应的权值进行加权融合集成全局灰场景 $\tilde{G}$,即令权值为 $\alpha^k \in [0, 1]$; $\sum_{k=1}^K \alpha^k = 1$ 。

全局灰场景包括全局战略集和全局灰收益矩阵。假设第 K 个典型灰场景 $\tilde{g}^K$ 的战略集分别为 $\{r_{i(k)}^k \mid i(k)=1; [1 \leq i(k) \leq I(k)] \cup \{b_{j(k)}^k \mid j(k)=1; [1 \leq j(k) \leq J(k)]\}$ 。在综合集成全局战略集时,借鉴博弈网生成全局策略集的遍历算法思路,其实现伪代码(局中人 R)如下:

```

Global strategy (Gray network of games macro faith modeling, int  $k$ ,
strategy  $i(k)$ , Strategic collection  $R$ )
{
  If ( $k=1$ )
  {
     $r_{i(1)} = r_{i(1)}^k, 1 \leq i(1) \leq I(1);$ 
    For ( $k=2; k \leq K; k++$ )
    {
      While ( $\forall 1 \leq i(k) \leq I(k), \exists i(k-1)$ )
      {
        If ( $r_{i(k)}^k \sim r_{i(k-1)}$ )
        {
           $r_{i(k)} = r_{i(k-1)} \cup r_{i(k)}^k;$ 
        }
        Else  $r_{i(k-1)+1} = r_{i(k)}^k;$ 
      }
    }
    Return  $R = \{r_i \mid i=1$ 

```

假设第 K 个典型灰场景 $\tilde{g}^K$ 的灰收益矩阵为 $u_{i(k)j(k)}^k(\otimes)$, 全局灰收益矩阵 $[U_{ij}(\otimes)]_{I \times J}$ 可用式(1)确定

$$u_{ij}(\otimes) = \sum_k \frac{\alpha_k}{\sum_k \alpha_k} u_{i(k)j(k)}^k(\otimes); k \in \{k \mid r_{i(k)}^k \in r_i, b_{j(k)}^k \in b_j\} \quad (1)$$

从而全局灰场景 $\tilde{G} = [(R, B), S, U(\otimes)]$, 这里 $U(\otimes) = [U_{ij}(\otimes)]_{I \times J}$, $S = \prod_{1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J} (r_i, b_j)$ 。

2.2 典型灰场景优化

领域专家在理解典型灰场景时,受其经验的影响,对典型灰场景有不同的认识,当然也存在认识相同或等价的灰场景,典型灰场景优化就是针对相同或等价的灰场景,将其合并并从全局灰场景中提取对应灰收益,为下文中的微观信念均衡优化分析做准备。

设从全局灰场景 $\tilde{G}$ 中提取优化的典型灰场景为 $\{\tilde{G}^1, \tilde{G}^2, \dots, \tilde{G}^H\}$, 其中 $1 \leq H \leq K+1 (K \in \mathbb{Z}^+)$, 这里 $\tilde{G}^h = [(R, B), S^h, U^h(\otimes)]$, $\tilde{G}^H = \tilde{G}; 1 \leq h \leq H$, 由于 $\{\tilde{G}^1, \tilde{G}^2, \dots, \tilde{G}^H\}$ 是由 $\tilde{G} \cup \{\tilde{g}^1, \tilde{g}^2, \dots, \tilde{g}^K\}$ 合并而来, 则 $U^h(\otimes)$ 的取值为全局灰收益矩阵 $U(\otimes) = [U_{ij}(\otimes)]_{I \times J}$ 对应部分的灰收益。此时优化后的典型灰场景发生变化, 即 $\sum_{h=1}^H \alpha^h \neq 1$, 优化前 K 个领域专家的权值失去意义, 需要重新对优化后的典型灰场景可能发生的概率赋值, 经过领域专家再次研讨, 记概率为 $p_h \in [0, 1]$, 且 $\sum_{h=1}^H p_h = 1$ 。

3 GNOG 微观信念均衡建模

NOG 的纳什均衡解是基于收益值为白化数的

均衡解, 对于收益值中有区间灰数或全部为区间灰数且区间灰数大小不能直接判定下的均衡解, 就难以使用简单的纳什均衡的求解方法^[7]。文献[8]给出了两个区间灰数可能度比较的方法, 文献[9—12]给出使用粒子群算法求解均衡解的方法, 本文借鉴这两种思路求解区间灰数的“纳什均衡”, 主要是针对优化后典型灰场景中的博弈三要素进行均衡分析, 实现 GNOG 的微观信念均衡建模。

定义 3 设 $x_h = (x_{h1}, x_{h2}, \dots, x_{hI})$ 为战略 $S_r^h = \{r_{i(h)}^h \mid i(h)=1; [1 \leq i(h) \leq I(h)]$ 的一个混合战略, $y_h = (y_{h1}, y_{h2}, \dots, y_{hJ})$ 为战略 $S_b^h = \{b_{j(h)}^h \mid j(h)=1; [1 \leq j(h) \leq J(h)]$ 的一个混合战略, 由于纯战略为混合战略的特例, 这里不再单独介绍。记 v_R, v_B 分别为局中人 R 和 B 的期望效用。此时:

$$v_R(x_h, y_h) = \sum_{i=1}^I x_{hi} \sum_{j=1}^J y_{hj} u_{i(h)j(h)}^h(\otimes) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J x_{hi} y_{hj} u_{i(h)j(h)}^h(\otimes) \quad (2)$$

$$v_B(x_h, y_h) = \sum_{j=1}^J y_{hj} \sum_{i=1}^I x_{hi} u_{i(h)j(h)}^h(\otimes) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J x_{hi} y_{hj} u_{i(h)j(h)}^h(\otimes) \quad (3)$$

3.1 区间灰数的可能度分析

设 $u^{h11}(\otimes) = (u_{\min}^{h11}, u_{\max}^{h11}), u^{h12}(\otimes) = (u_{\min}^{h12}, u_{\max}^{h12})$, 根据文献[9], 则 $u^{h12}(\otimes)$ 优于 $u^{h11}(\otimes)$ 的可能度公式对应如下:

$$p_{u^{h12}(\otimes) > u^{h11}(\otimes)} = \begin{cases} 0, & u_{\max}^{h12} \leq u_{\min}^{h11}; \\ 0.5 \frac{u_{\max}^{h12} - u_{\min}^{h11}}{u_{\max}^{h11} - u_{\min}^{h11}} \times \frac{u_{\max}^{h12} - u_{\min}^{h11}}{u_{\max}^{h12} - u_{\min}^{h12}}, & u_{\min}^{h12} < u_{\min}^{h11} < u_{\max}^{h12}; \\ \frac{u_{\max}^{h12} - u_{\min}^{h11}}{u_{\max}^{h11} - u_{\min}^{h11}} + 0.5 \frac{u_{\max}^{h12} - u_{\min}^{h11}}{u_{\max}^{h11} - u_{\min}^{h11}}, & u_{\min}^{h11} \leq u_{\min}^{h12} < u_{\max}^{h12} \leq u_{\max}^{h11} \end{cases}$$

设 $v_R^{hi1}(\otimes) = (u_{\min}^{hi1}, u_{\max}^{hi1}), \dots, v_R^{hiJ}(\otimes) = (u_{\min}^{hiJ}, u_{\max}^{hiJ})$ 表示第 h 个优化典型灰场景中局中人 R 采取第 i 个战略 $r_{i(h)}^h$, 局中人 B 分别采取战略 $b_{j(h)}^h, b_{j(h)}^h, \dots, b_{j(h)}^h$ 时局中人 R 的区间灰收益。则区间灰收益通过两两比较, 可得可能度 p_{km} , 其中 p_{km} 称为 $\tilde{v}_R^{hik}(\otimes) > \tilde{v}_R^{him}(\otimes)$ 的可能度, 表示的是区间灰收益 $\tilde{v}_R^{hik}(\otimes)$ 优于 $\tilde{v}_R^{him}(\otimes)$ 的程度, 这里 $k, m \in \{1, \dots, m\}, k \neq m$, 且有 $p_{km} = 1 - p_{mk}$, 矩阵中 $p_{km} = (-)$ 无任何意义, 仅仅表示区间灰收益自身的比较。如果 $p_{km} = 0$, 表示 $\tilde{v}_R^{hik}(\otimes)$ 绝对劣于 $\tilde{v}_R^{him}(\otimes)$, 也就是 $\tilde{v}_R^{him}(\otimes)$ 绝对优于 $\tilde{v}_R^{hik}(\otimes)$; 反之, 如果 $p_{km} = 1$, 表示 $\tilde{v}_R^{hik}(\otimes)$ 绝对优于 $\tilde{v}_R^{him}(\otimes)$ 。

3.2 区间灰数的纳什均衡求解

结合式(2)和式(3),局中人 R 的混合纳什均衡可以用线性规划问题来求解即:

$$v_R = \max \min_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n u_{i(h)j(h)}^h (\otimes) x_i$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^n u_{i(h)j(h)}^h (\otimes) x_i > \min_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n u_{i(h)j(h)}^h (\otimes) x_i \\ x_1 + x_2 + \cdots + x_n = 1 \\ x_i > 0 \end{cases}$$

求解线性规划问题的传统方法有 Lagrange 乘子法,制约函数法和可行方向法等,但这些方法很难求解收益值为区间灰数的混合纳什均衡解。本文采用粒子群优化算法对该区间灰收益矩阵博弈问题进行优化求解。

粒子群优化算法 (particle swarm optimization) 是源于鸟群捕食行为而启发出的一种新的进化算法,它从随机解出发,通过迭代寻找最优解,通过适应度来评价解的品质,具有易于实现,精度高和收敛快等优点。文献[9—12]给出使用粒子群算法求解均衡解的方法,本文结合可能度公式,将其作为适应度函数的参考函数寻优均衡解,具体的算法求解流程图见图 1。

设适应度函数为 $f(x)$, 记上一代个体最优粒子为 $P^i(d)$, 当前个体最优粒子为 $P^i(d+1)$, 产生的新粒子为 $X^i(d+1)$, 根据可能度公式,若满足 $P_{f[X^i(d+1)] > f[P^i(d+1)]} > 0.5$, 则令 $P^i(d+1) = X^i(d+1)$, 反之,则有 $P^i(d+1) = P^i(d)$ 。

利用粒子群算法分别计算 $\tilde{G}^h (1 \leq h \leq H)$ 下的纳什均衡 $(\tilde{N}\tilde{R}^h, \tilde{N}\tilde{B}^h)$, 对于均衡向量 $\tilde{N}\tilde{R}^h$ 在全球战略集上经过扩充后得到 $\widehat{\tilde{N}\tilde{R}^h}$ (当 $j \in \{j\}_{j=1}^J - \{j\}_{j=1}^{J(h)}$ 时,令对应 r_i 的元素取零即可),进而可以得到局中人 R 的综合均衡策略:

$$\hat{R} = \sum_{h=1}^H p_h \cdot \widehat{\tilde{N}\tilde{R}^h}.$$

同理可得到局中人 B 的综合均衡策略 $\hat{B}$ 。故战略组合 $(\hat{R}, \hat{B})$ 形成了局中人 R 的单方 GNOG 的综合均衡,该均衡是局中人 R 面临风险最小收益最大的战略。

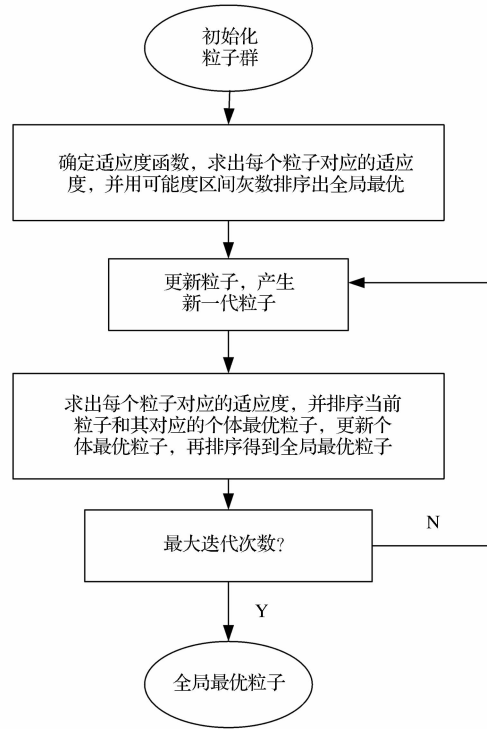


图 1 算法流程图

Fig. 1 The algorithm flow chart

4 实例分析

假设根据战争的发展阶段,我方需要对敌方进行一次空袭作战,本次任务是摧毁、削弱敌方继续发动战争的潜力和意志。根据各种情报来源和战场态势,发现总共有五个任务空袭目标(目标 1、2、3、4 和 5)可供打击,考虑到武器弹药有限,我方需要选择两个高价值打击目标进行空袭以结束本次任务。局中人有两个,我空袭方 (R) 和敌防御方 (B),其中 R 中三个军事专家认为 B 通过典型灰场景 $\tilde{g}^1$ 、 $\tilde{g}^2$ 和 $\tilde{g}^3$ 防御,权重依次为 0.3、0.2 和 0.5,其中 $\tilde{g}^1$ 和 $\tilde{g}^2$ 是等价的。具体双方战略和灰收益见表 1 和表 2。

采用 GNOG 的建模方法和步骤,求解空袭任务目标的过程如下。

步骤一 宏观信念分析

(1) 确定典型灰场景,见表 1 和表 2,并建立空袭方单方 GNOG,见图 2。

表 1 典型灰场景 $\tilde{g}^1$ 、 $\tilde{g}^2$ 的收益灰矩阵

Table 1 The benefit grey matrix of the typical grey scene $\tilde{g}^1$ 、 $\tilde{g}^2$

	重点防 1,2 辅助 3	重点防 1,3 辅助 2	重点防 2,3 辅助 1	重点防 1,2 辅助 4	重点防 1,4 辅助 2	重点防 2,4 辅助 1
攻击目标 1	(4.7 6.8)	(3.5 5.3)	(2.7 3.8)	4	(2.8 5.6)	(3.1 6.2)
攻击目标 2	(1.5 2.8)	1	(2.7 5.1)	(0.6 0.8)	(2.1 2.8)	(1.9 3.8)
攻击目标 3	(2.7 5.4)	(1.9 3.3)	(2.4 5.5)	(2.6 5.4)	(2.6 5.4)	(2.6 5.4)
攻击目标 4	(3.5 5.2)	(2.4 4.9)	(3.1 5.3)	(0.7 2.1)	(-1.7 0)	(-1.7 0)

表 2 典型灰场景 $\tilde{g}^3$ 的收益灰矩阵
Table 2 The benefit grey matrix of the typical grey sceneg³

	重点防御 1、3 辅助 5	重点防御 1、5 辅助 3	重点防御 3、5 辅助 1
攻击目标 1	(3.7 5.8)	(3.2 5.3)	(4.2 6.3)
攻击目标 3	4.1	(2.8 3.6)	(1.3 3.2)
攻击目标 5	(3.2 5.6)	(3.9 4.8)	4.6

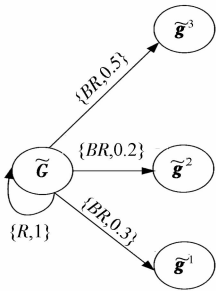


图 2 局中人 R 的单方 GNOG
Fig. 2 The unilateral GNOG of players R

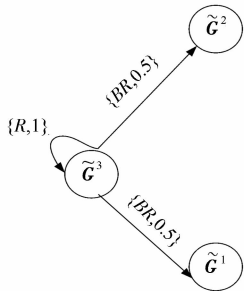


图 3 单方 GNOG 优化
Fig. 3 The majorization of the unilateral GNOG

- (2) 生成全局灰场景, 其收益灰矩阵是一个 5 行 9 列的矩阵。
- (3) 典型灰场景优化, 权重分别调为 0.5、0.5, 见图 3。

步骤二 微观信念均衡分析

- (1) “白化”数同质化, 统一到区间灰数。
- (2) 纳什均衡求解。

利用可能度公式建立适应度函数, 针对 $\tilde{G}^1$ 采用粒子群算法通过 MATLAB 编程得到我空袭方的适应度值变化灰区间, 见图 4。

同理可得 $\tilde{G}^2$ 的适应度值变化区间。从 MATLAB 仿真结果可以分别得到 (NR^h, NB^h) ($h = 1, 2$), 见表 3。

再经过全局战略扩充得到 $(\hat{R}, \hat{B})$ 。我空袭方的目标选择战略为 $(0.37, 0.075, 0.13, 0.05, 0.375)$, 相应的敌防御方战略为 $(0.085, 0.24, 0.075, 0.05, 0.04, 0.045, 0.415, 0.05)$ 。空袭作战中, 混合战略仅仅代表了为取得最大的作战收益经过多次空袭演习或者多次空袭作战模拟实验每个战略的平均选择

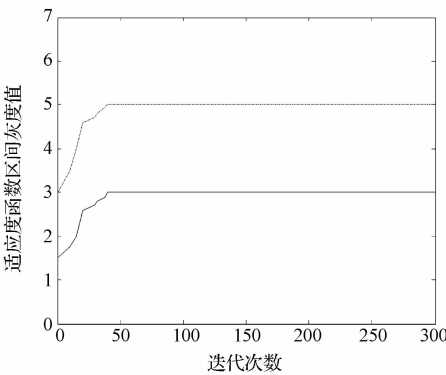


图 4 我空袭方适应度变化灰区间
Fig. 4 The R fitness change grey intervals

次数, 然而实际的战场环境并不允许多次重复作战。根据混合战略, 当我空袭方选择攻击目标 1 和目标 5 时, 概率分别为 0.37、0.375, 当敌防御方选择重点防御目标 1 和 5 辅助防御目标 3 时, 概率为 0.415, 此时敌我双方的收益达到最大。由不可重复性空袭作战选择原则^[13], 我方的最终战略为攻击目标 1 和目标 5, 敌方的最终战略为重点防御目标 1 和 5 辅助防御目标 3。

表 3 均衡战略表
Table 3 The equilibrium strategy table

NR^1	(0.52, 0.15, 0.23, 0.1)
NB^1	(0.17, 0.48, 0.15, 0.1, 0.08, 0.02)
NR^2	(0.22, 0.03, 0.75)
NB^2	(0.07, 0.83, 0.1)
R	(0.37, 0.075, 0.13, 0.05, 0.375)
B	(0.085, 0.24, 0.075, 0.05, 0.04, 0.045, 0.415, 0.05)

5 结论

从信息缺失的角度入手, 针对现有 NOG 模型在处理灰色信息博弈问题方面存在的空白, 提出了一种新的处理方法。这种决策建模方法符合真实的博弈环境, 克服了收益矩阵必须是白化数的硬性约束。在求解灰色 NOG 均衡解时, 引入可能度公式, 使用了粒子群算法, 仿真结果表明: 该 GNOG 建模算法的具有现实可行性和有效性, 在军事对抗决策及目标优选等方面有较高的研究意义。

参 考 文 献

1 姜 鑫. 面向人因复杂性的军事对抗决策分析, 建模与应用研

- 究. 长沙:国防科学技术大学, 2011
- Jiang X. Research on analyzing, modeling and applications of military conflict decision-making oriented to human-caused complexity. Chongsha: National University of Defense Technology, 2011
- 2 罗小明, 姚宏林, 刘一. 基于博弈网的武器装备论证多方案分析与评估方法. 装备学院学报, 2013; 24(2): 116—120
Luo X M, Yao H L, Liu Y. Analysis and evaluation method of weapon demonstration alternatives based on games network. Journal of Academy of Equipment, 2013; 24(2): 116—120
 - 3 Russell R V, Paul E L. Using hypergames to increase planned payoff and reduce risk. Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, 2002; 5(3): 365—380
 - 4 Bryant J. Systemic pathologies of confrontation: diagnosing security disruption. Journal of Systems Science and Systems Engineering, 2009; 18(4): 423—436
 - 5 罗党, 吴顺祥. 带有灰色约束的二人有限零和博弈研究. 厦门大学学报: 自然科学版, 2006; 45(1): 29—32
Luo D, Wu S X. Research on person zero-sum in finite with grey uncertain restriction. Journal of Xiamen University (Natural Science), 2006; 45(1): 29—32
 - 6 方志耕, 刘思峰. 基于纯策略的灰矩阵二人有限零和博弈模型研究. 南京航空航天大学学报, 2003; 35(4): 441—445
Fang Z G, Liu S F. Grey matrix game based on pure strategy. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2003; 35(4): 441—445
 - 7 米传民, 方志耕. 基于区间数大小不能直接判定的灰矩阵博弈的策略优越及其最优解研究. 中国管理科学, 2005; 13(6): 81—85
Mi C M, Fang Z G. Study on strategy dominance and pure strategies solution of grey matrix game based on interval grey number not to be determined directly. Chinese Journal of Management Science, 2005; 13(6): 81—85
 - 8 张全, 樊治平. 不确定性多属性决策中区间数的一种排序方法. 系统工程理论与实践, 1999; (5): 129—133
Zhang Q, Fan Z P. A ranking approach for interval numbers in uncertain multiple attribute decision making problems. Systems Engineering-Theory and Practice, 1999; (5): 129—133
 - 9 瞿勇, 张建军, 宋业新. 多重纳什均衡解的粒子群优化算法. 运筹与管理, 2010; 19(2): 52—55
Zhai Y, Zhang J J, Song Y X. Particle swarm optimization algorithm for solving multiple nash equilibrium solutions. Operations Research and Management Science, 2010; 19(2): 52—55
 - 10 贾文生, 向淑文, 杨剑锋, 等. 基于免疫粒子群算法的非合作博弈 Nash 均衡问题求解. 计算机应用研究, 2012; 29(1): 2637—2640
Jia W S, Xiang S W, Yang J F, et al. Solving nash equilibrium for N-persons' non-cooperative game based on immune particle swarm algorithm. Application Research of Computers, 2012; 29(1): 2637—2640
 - 11 Kennedy J. Particle swarm optimization. Encyclopedia of Machine Learning, Springer US, 2010: 760—766
 - 12 Robinson J, Sinton S, Rahmat-Samii Y. Particle swarm, genetic algorithm, and their hybrids: optimization of a profiled corrugated horn antenna. Antennas and Propagation Society International Symposium, IEEE, 2002; 1: 314—317
 - 13 朱东升. 世界经典战例(空袭与反空袭作战卷). 北京: 解放军出版社, 2010
Zhu D S. Classic examples in the world (air with the against air combat). Beijing: The People's Liberation army Press, 2010

Decision-making Research of Gray Network of Games

ZHOU Xing-wang, CONG Fu-zhong, PANG Shi-chun

(Aviation university of air force, Changchun Jilin 130000)

[Abstract] Aiming at super game problem that there may be the “gray” and “poor information” problem, a model based on grey network of games under the lack of information network was put forward, and put forward the modeling ideas of grey network of games and its Nash equilibrium solution algorithm, and solved the grey uncertainty problems in network of games modeling. Through macroscopic faith modeling, global grey scene and typical optimization scene were generated, through micro belief equilibrium modeling, using possible degree analysis and particle swarm optimization to solve the Nash equilibrium. The feasibility and effectiveness of the grey game network algorithm was finally instanced simulation to verify, its authenticity is good, and there is a high application value.

[Key words] super game grey network of games Nash equilibrium possible degree analysis particle swarm optimization