

基于协同进化遗传算法的多议题谈判

袁 勇, 梁永全

(山东科技大学信息科学与工程学院, 青岛 266510)

摘 要:以协同进化遗传算法模拟自动谈判是目前智能计算和多 Agent 系统等研究领域研究的新课题。针对现有文献仅模拟单议题谈判的情况, 该文提出基于协同进化遗传算法和适应度共享小生境技术的多议题谈判模拟算法, 以轮流出价谈判协议为例进行仿真实验。实验结果表明, 该算法能在策略种群中形成局部小生境, 生成近似 Pareto 最优的策略集。

关键词:多议题谈判; 协同进化遗传算法; 小生境; Pareto 最优策略

Multi-issue Negotiation Based on Co-evolutionary Genetic Algorithm

YUAN Yong, LIANG Yong-quan

(College of Information Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266510)

【Abstract】 Simulating the automated negotiation based on Co-evolutionary Genetic Algorithm(CGA) is a new topic in intelligent computing and multi-Agent system. According to the status that most literatures deal with the single-issue negotiation, this paper puts forward a multi-issue negotiation simulating algorithm based on CGA and fitness sharing Niche technique. Simulation experiment uses the alternating offer protocol as an example to carry out, and validates that the algorithm forms local Niches in strategy populations and produces the set of approximate Pareto optimal strategies set.

【Key words】 multi-issue negotiation; Co-evolutionary Genetic Algorithm(CGA); Niche; Pareto optimal strategies

1 概述

基于协同进化遗传算法(Co-evolutionary Genetic Algorithm, CGA)模拟自治 Agent 间的自动谈判是以 Agent 为中介的智能商务系统实现最优策略自动获取的关键技术, 其基本思想是将自动谈判视为 Agent 在策略空间上的进化学习和搜索寻优过程。CGA 将 Agent 的策略空间编码为策略种群, 通过种群间的相互竞争、协同进化模拟 Agent 的策略交互, 并最终收敛到各自的最优策略。

现有文献仅限于模拟单议题谈判^[1], 如文献[2]基于 CGA 实验模拟了双边单议题轮流出价谈判协议。结论是 CGA 能够收敛于子博弈完美策略组合。然而现实谈判中 Agent 通常就需要就多个议题达成一致, 其本质区别在于:

(1)单议题谈判是完全竞争的常和博弈; 多议题谈判则是变和博弈, Agent 相互合作、各取所需以实现双赢。

(2)多议题谈判是多目标优化问题, 通常不存在与单议题类似的全局最优策略, 而是存在 Pareto 最优策略的集合。

因此, 有必要进一步验证 CGA 在多议题谈判中的模拟性能。

本文在文献[2]的基础上运用 CGA 模拟了轮流出价双边多议题谈判协议, 并借鉴适应度共享小生境技术来抑制遗传漂移, 获得 Pareto 最优策略集。实验采用 Pareto 效率作为衡量 CGA 性能的标准并验证了 CGA 能够生成近似 Pareto 最优的策略集。

2 理论基础

2.1 CGA

CGA 是借鉴生态学种群协同理论发展起来的多种群进化算法, 根据种间关系分为竞争 CGA 与合作 CGA。前者模拟物种间的竞争、捕食和寄生关系, 通过种群间的进化军备

竞赛提高各自的性能和复杂度, 适合模拟自动谈判; 后者模拟物种间的互利共生关系, 通过种群的相互协作分治解决问题。

CGA 将待解决的问题分解为多个模式, 每个模式由一个种群独立进化求解。个体适应度定义为该个体与其他种群的个体交互时的收益。多个种群通过这种耦合适应度的关联相互驱动、协同进化。末代种群的最优个体经过组合就是问题的最优解或近似解^[3]。

2.2 共享小生境

小生境技术旨在抑制标准遗传算法固有的遗传漂移、维持种群多样性和并行搜索解空间的多个峰值, 因此, 适用于多模态问题的优化。常见的小生境技术有共享、排挤和隔离等^[4]。

共享小生境目前应用得最为广泛, 其基本思想是通过定义共享函数度量个体在解空间中的距离(相似度), 并依据共享函数对个体的原始适应度进行非线性尺度变换, 产生共享适应度。共享适应度通过降低相似个体的存活概率实现个体在解空间中的均匀分布, 从而维持种群多样性并找出所有的全局和局部最优解。

3 谈判场景

本文从谈判议题、协议和策略 3 个方面描述谈判场景。

3.1 谈判议题

谈判双方(ag_1 和 ag_2)必须就谈判议题集 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}$ 达成一致, $N \geq 2$ 。简便起见, 假设:

(1) N 个议题彼此独立且取值连续。

作者简介:袁 勇(1980 -), 男, 博士研究生, 主研方向: 人工智能, 进化计算, 电子商务; 梁永全, 教授、博士生导师

收稿日期:2008-07-13 **E-mail:** elisen66@yahoo.com.cn

(2)每个议题的谈判剩余标准化为1。

(3)单议题效用函数简化为 $f(x)=x$ ，即若在某议题上获得份额为 $x \in [0,1]$ 的谈判剩余，则效用值为 x 。

权值向量记为 $W_i=\{w_i^1, w_i^2, \dots, w_i^N\}$, $i=1,2$ 。分量 w_i^j 是 ag_i 赋予议题 I_j 的权值且 $\sum_{j=1}^N w_i^j=1$ ；第 t 期谈判 ag_i 的出价 $O_i^t=\{o_i^t(1), o_i^t(2), \dots, o_i^t(N)\}$ 是议题集 I 上的值向量，其中， $o_i^t(j) \in [0,1]$ 是 ag_i 希望在 I_j 的谈判剩余中获得的份额；双方基于多议题效用函数评估出价的效用。多议题效用函数是单议题效用的加权整合，记为 F_1 和 F_2 。例如对 ag_1 的第 t 期出价 O_1^t 来说，有 $F_1(O_1^t)=\sum_{j=1}^N w_1^j o_1^t(j)$ 和 $F_2(O_1^t)=\sum_{j=1}^N w_2^j (1-o_1^t(j))$ 。

3.2 谈判协议

轮流出价谈判协议^[5]规定谈判双方在离散时期 $t=1,2,\dots,T$ 上轮流出价， T 为截止时间。双方的贴现因子分别记为 α_1 和 α_2 。不失一般性，假设 ag_1 首先出价。若 ag_2 接受，则谈判结束；否则，下期 ag_2 出价， ag_1 选择接受或拒绝。依此类推，直到谈判结束或达成一致。若最终没有达成一致，双方将一无所获。

3.3 谈判策略

基于上述谈判协议，谈判策略可以相应地定义为一组出价与接受阈值的有序序列，其中， ag_1 的策略为 $s_1=\{O_1^1, \alpha_1^1, O_1^2, \alpha_1^2, \dots\}$ ， ag_2 的策略为 $s_2=\{\alpha_2^1, O_2^1, \alpha_2^2, O_2^2, \dots\}$ ， $|s_1|=|s_2|=T$ 。分量 α_i^t 表示第 t 期谈判 ag_i 的接受阈值， $i=1,2$ 且 $t \in [1..T]$ 。接受阈值是谈判者预定义的保留效用值， ag_i 接受对手的第 t 期出价 O^t ，当且仅当 $\alpha_i^{t-1} F_i(O^t) \geq \alpha_i^t$ 。

4 实验原理

4.1 策略编码

策略编码是 Agent 的策略空间向 CGA 的编码空间的映射。实验采用实数编码机制： ag_i 的策略空间编码为策略种群 $P_i=\{s_i^1, s_i^2, \dots, s_i^p\}$ ， p 是种群规模且 $i=1,2$ ；任意策略个体 $s_i^j \in P_i$ 编码为 $T \times N$ 阶实数矩阵(染色体)， $j \in [1..p]$ ；矩阵元素视为策略染色体的基因，编码方法为：若第 t 期谈判由 ag_i 出价，则矩阵的行向量 $s_i^j[t]$ 对应出价 O_i^t ；否则等于接受阈值 α_i^t ， $t \in [1..T]$ 。

初始种群是在策略空间中均匀采样而生成的。为保证有效性，初始策略须遵循如下原则：在任意个体 s_i^j 中，所有出价均通过随机数生成，而接受阈值满足如下理性约束^[5]：

(1)第 t 期($t < T$)谈判 ag_i 的接受阈值 α_i^t 是其下期出价效用的贴现值，即 $\alpha_i^t = \alpha_i F_i(O_i^{t+1})$ ；

(2)第 T 期谈判视为最后通牒博弈，因此， $\alpha_i^T = 0$ 。

4.2 协同进化机制

CGA 通过策略种群的协同进化模拟谈判双方随时间的推移采用试错法学习最优谈判策略的长期过程。CGA 以随机初始策略种群为出发点，通过种群间的策略交互和耦合适应度的关联协同进化，形成“军备竞赛”并逐代改进策略个体的适应度，最终稳定于各自的最优策略。

适应度评估是 CGA 的关键步骤。因为策略种群间存在类似于寄生虫与寄主的竞争性寄生关系，所以待评估策略 s_i 所在种群 P_i 可称为寄主种群，对手种群 P_{-i} 称为寄生种群。如果 $u_i(s_i, s_{-i}^j)$ 表示寄主策略 s_i 与第 j 个寄生策略 $s_{-i}^j \in P_{-i}$ 谈判后的收益，则 s_i 的原始适应度为

$$f(s_i) = [\sum_{j=1}^p u_i(s_i, s_{-i}^j)] / p$$

4.3 小生境形成机制

CGA 的遗传漂移现象将使策略种群收敛于单一最优策

略，因此，有必要引入小生境技术来抑制种群的整体收敛态势，以获得 Pareto 最优策略集。本文借鉴共享小生境的思想，依据策略个体相似度将策略种群分化为不同的小生境。相似度可由共享函数加以度量，而共享函数是策略个体的欧式距离的函数。先定义种群 P_i 中任意策略 s_i^j 和 s_i^k 的距离：

$$d_i^{j,k} = \sum_{t=1}^T \sqrt{\sum_{n=1}^N (s_i^j[t,n] - s_i^k[t,n])^2}$$

其中， $i=1,2$ ； $j,k \in [1..p]$ 。在此基础上定义三角共享函数：

$$sh(d_i^{j,k}) = \begin{cases} 1 - (d_i^{j,k} / \sigma) & \text{if } d_i^{j,k} < \sigma \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

其直观含义是策略 s_i^j 和 s_i^k 的相似度。其中， σ 是实验中预定义的参数，称为小生境半径。 σ 设置得越小，搜索精度越高；当 $d_i^{j,k} < \sigma$ 时，策略 s_i^j 和 s_i^k 隶属同一小生境，并且 $d_i^{j,k}$ 越小，相似度越高。最后定义策略 s_i^j 的共享适应度为

$$f_s(s_i^j) = \frac{f(s_i^j)}{m_i^j}$$

其中， $m_i^j = \sum_{k=1}^p sh(d_i^{j,k})$ ， m_i^j 称为小生境计数。显然，解空间中 s_i^j 附近的相似策略越多， m_i^j 越大， $f_s(s_i^j)$ 则越小。由此可见，共享适应度通过降低解空间密集区策略个体的适应度避免种群收敛于单一的最优解，从而抑制遗传漂移并形成局部小生境。

4.4 遗传操作

遗传操作包括选择、交叉和变异。在协同进化过程中，策略种群的遗传操作彼此独立。实验中的选择算子采用精英保留的锦标赛选择，即首先将父代种群的精英个体直接复制到子代种群，然后重复进行锦标赛，完成个体的选择。需要说明的是，选择操作基于共享适应度实现。交叉算子采用线性交叉，即预定义交叉率 $p_c \in [0,1]$ 和交叉因子 $\alpha \in [0,1]$ ，从父代种群随机选择策略 s_j 和 s_k 以概率 p_c 交叉，生成子代策略 $s_j' = \alpha s_j + (1-\alpha)s_k$ 和 $s_k' = (1-\alpha)s_j + \alpha s_k$ 。变异算子采用均匀变异，即遍历策略矩阵的每个元素并以较小变异率 $p_m \in [0,1]$ 将其变异为区间 $[0,1]$ 上的随机数。

5 多议题谈判模拟算法

基于上述实验原理，本文提出了多议题谈判的模拟算法。具体步骤如下：

Step1 随机生成初始种群 P_1 和 P_2 ，每个种群包含 p 个有效策略；置进化代数 $gen=0$ 。

Step2 评估适应度：对每个种群 P_i 的所有个体 s_i^j 执行如下操作， $i=1,2$ 且 $j,k \in [1..p]$ 。

(1)计算 s_i^j 的原始适应度 $f(s_i^j)$ 。

(2)计算 s_i^j 与每个策略 $s_i^k \in P_i$ 的距离 $d_i^{j,k}$ 和共享值 $sh(d_i^{j,k})$ 。

(3)计算 s_i^j 的小生境计数 m_i^j 并获得共享适应度 $f_s(s_i^j)$ 。

Step3 遗传操作。

(1)基于共享适应度在每个策略种群中执行精英保留的锦标赛选择操作。

(2)遍历每个种群的所有策略 $s_i^j \in P_i$ ，执行操作：生成一个随机数，若不大于 p_c ，则随机选择策略 $s_i^j \neq s_i^k$ 并将两者线性交叉。

(3)同理遍历每个策略 s_i^j ，并依据 p_m 实施均匀变异。

Step4 生成子代种群， $gen=gen+1$ 。

Step5 重复执行 Step 2~Step4。如果满足 $gen > MaxG$ ，则输出双方末代种群中的所有最优个体。参数 $MaxG$ 为最大世代数。

6 实验结果

在 Delphi 环境下实现了该模拟算法。实验中设置的控制参数和谈判参数如表 1 所示。实验结果表明, 这组控制参数具有较好的收敛速度和精度。限于篇幅, 仅就任意选择的一组谈判参数给出实验结果及分析。

表 1 参数设置

控制参数		谈判参数	
参数名称	设置值	参数名称	设置值
种群规模	$p=100$	议题数	$N=6$
最大世代数	$MaxG=200$	谈判期数	$T=6$
小生境半径	$\sigma=0.5$	贴现因子	$\alpha_1=0.2, \alpha_2=0.8$
交叉因子	$\alpha=0.5$	权值向量	$W_1=\{0.3, 0.25, 0.1, 0.15, 0.05, 0.15\}$ $W_2=\{0.15, 0.15, 0.2, 0.2, 0.05, 0.25\}$
交叉率	$p_c=0.6$		
变异率	$p_m=0.02$		

6.1 模拟算法的整体性能

策略种群的平均原始适应度是衡量模拟算法整体性能的主要标准, 并且能够解释和预测谈判结局中 Agent 的收益, 其收敛情况见图 1 和图 2。图 1 是 10 次独立运行模拟算法时双方初始种群和末代种群平均原始适应度的分布, Pareto 前沿通过标准遗传算法生成^[6]。图 2 则是单次运行模拟算法时策略种群的平均原始适应度曲线。

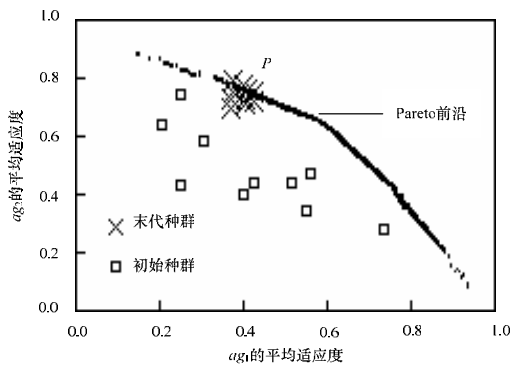


图 1 10 次独立运行实验结果

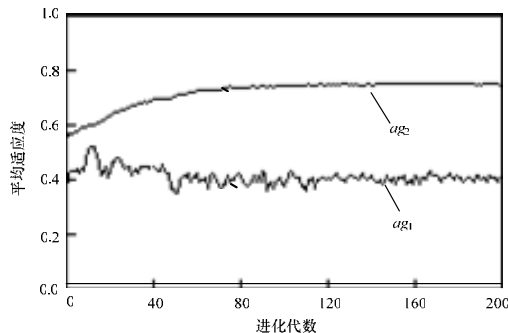


图 2 单次运行实验结果

显然, 图 1 中末代种群全部收敛于 Pareto 前沿上点 P 附近。这说明:

- (1) 谈判双方通过协同进化能够获得 Pareto 最优策略组合。
- (2) 谈判结局中双方的效用必位于点 P 。
- (3) 谈判将在首期结束, 因为双方效用没有贴现损失。

从图 2 可以看出, 模拟算法的收敛性能是均匀和稳定的。

6.2 模拟算法的局部性能

表 2 是末代种群中生成的每个局部小生境上的实验数据。因为谈判在首期结束, 所以这里仅给出首期出价 O_i^1 和接受阈值 α_i^1 的收敛值。

表 2 末代种群小生境的实验结果

小生境 编号	O_i^1 收敛值						双方效用		α_i^1
	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6	$F_1(O_i^1)$	$F_2(O_i^1)$	
1	0.52	0.73	0.11	0.13	0.51	0.07	0.405	0.722	0.718
2	0.59	0.61	0.15	0.10	0.46	0.10	0.398	0.722	0.721
3	0.61	0.67	0.09	0.21	0.07	0.09	0.408	0.722	0.716
4	0.64	0.55	0.11	0.12	0.35	0.15	0.399	0.721	0.717
5	0.69	0.59	0.10	0.06	0.11	0.18	0.406	0.726	0.724
6	0.75	0.46	0.07	0.06	0.25	0.22	0.402	0.725	0.719
7	0.79	0.39	0.18	0.26	0.11	0.04	0.403	0.720	0.715
8	0.82	0.32	0.22	0.03	0.71	0.08	0.400	0.724	0.721
平均值	0.68	0.54	0.13	0.12	0.32	0.12	0.403	0.723	0.719
标准差	0.10	0.13	0.05	0.07	0.21	0.06			

由表 2 可知, 每个小生境都稳定于不同的最优首期出价; 双方在所有小生境上的平均效用就是图 1 中 P 点的效用值, 分别为 $F_1(O_i^1)=0.403$ 和 $F_2(O_i^1)=0.723$ 。这表明模拟算法能够形成局部小生境并获得 Pareto 最优策略集。

需要说明的是, 议题权值参数将会影响小生境在单个议题上抑制收敛的能力。为验证这一点, 分别计算 O_i^1 的收敛值在各议题上的标准差。标准差越大, 小生境特征越明显。可以看出: (1) 在 ag_1 的重要议题 I_1 和 ag_2 的重要议题 I_3, I_4, I_6 上, 双方分别获得大部分谈判剩余。这是由多议题谈判的本质所决定的: Agent 将各取所需以实现双赢。因此, 标准差较小, 抑制收敛的作用较弱。(2) 在次要议题 I_2 和 I_5 上, 抑制收敛的能力明显增强, 标准差较大。特别是在对双方同等重要的议题 I_5 上, 形成了明显的小生境特征。

7 结束语

基于 CGA 模拟自动谈判是多 Agent 系统、协同进化学习机制和谈判研究的交叉点。本文结合 CGA 与适应度共享小生境技术提出了多议题谈判模拟算法, 并通过仿真实验验证了本算法能够生成近似 Pareto 最优的策略集。下一步工作是结合进化博弈论研究策略种群的进化稳定性以及稳定状态的动态可达性。

参考文献

- [1] Oliver J R. A Machine Learning Approach to Automated Negotiation and Prospects for Electronic Commerce[J]. Journal of Management Information Systems, 1997, 13(3): 83-112.
- [2] 袁 勇, 梁永全. 基于协同进化遗传算法的自动谈判[J]. 计算机工程, 2007, 33(20): 190-192.
- [3] Paredis J. Co-evolutionary Computation[J]. Artificial Life, 1995, 2(4): 355-375.
- [4] 郭观七, 喻寿益. 小生态进化技术综述[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(4): 857-861.
- [5] Rubinstein A. Perfect Equilibrium in a Bargaining Model[J]. Econometrica, 1982, 50(1): 97-109.
- [6] Yang Zichen, Meng Bo. A Multi-objective Genetic Algorithms Method for Generating Pareto Solutions in Bilateral Negotiations[C]//Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation. Shanghai, China, 2002: 1385-1389.