

不确定竞争及合作环境影响下的动态协商模型

成照乾^{1,2} 王洪国¹ 邵增珍^{1,2} 杨怡³

(山东师范大学信息科学与工程学院 济南 250014)¹

(山东省分布式计算机软件新技术重点实验室 济南 250014)²

(山东师范大学管理与经济学院 济南 250014)³

摘要 提出一种动态多议题协商模型(DMNM),该模型由环境分析模型(PCCM)和协商决策模型(NDM)两部分组成。PCCM利用生态学中的种群自生长原理,结合种群密度变化情况对竞争及合作环境进行有效分析。NDM通过引入个体战略特征提高决策模型的灵活性,并利用一种基于协同进化的混合优化算法(CE-HOA)实现多议题让步平衡,以保证决策者的利益。实验结果表明,提出的协商模型(DMNM)不仅能够有效平衡决策者对当前利益和长远利益的选择,而且最大化地保证了决策者的收益。CE-HOA算法在保证解质量的前提下提高了搜索效率,使得决策过程更为高效。

关键词 协商,竞争,合作,生态学,协同进化,粒子群优化

中图分类号 TP15 **文献标识码** A

Dynamic Negotiation Model under the Influence of Uncertain Competition and Cooperation Environment

CHENG Zhao-qian^{1,2} WANG Hong-guo¹ SHAO Zeng-zhen^{1,2} YANG Yi³

(Institute of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)¹

(Shandong Provincial Key Laboratory for Distributed Computer Software Novel Technology, Jinan 250014, China)²

(Institute of Management and Economics, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)³

Abstract This paper presented a dynamic multi-issue negotiation model (DMNM), the model is composed of two parts: the environment model (PCCM) and decision-making model (NDM). PCCM uses the population growth theory of the ecology, combines with changes in population density to effectively analyse the competition and collaborative environment. By introducing the characteristics of individual decision-making, NDM improves flexibility, and applies a hybrid optimization algorithm (CE-HOA) based on co-evolution to achieve concessions balance on the multiple issues, to ensure that the interests of decision makers. Experiment the results show that the negotiation model (DMNM) not only can effectively balance the selection of short-term interests and long-term interests, but ensure makers to obtain maximum benefits. In additional, CE-HOA algorithm improves the efficiency of search under the premise of ensuring the result quality, so that decision-making process is more efficient.

Keywords Negotiation, Competition, Cooperation, Ecology, Coevolution, Particle swarm optimization

现实中的市场环境往往是开放的、动态变化的,从企业间关系的角度考虑,市场环境的动态特性是由动态变化的竞争及合作关系引发的。研究不确定竞争及合作环境下的协商问题,能够为开放市场环境下企业如何灵活有效地进行协商提供一定的决策建议。

目前,针对不确定的竞争与合作环境下的协商问题,一些学者提出了相应的协商模型。Preist等^[1]提出一种协商模型,使得Agent可以同时参与多个购买相同商品的并发拍卖活动,但是该模型仅仅考虑了外部合作的影响;在Preist研究的基础上,Byde等^[2]提出了一种协商模型框架,但是该模型

也未考虑竞争环境变化带来的影响;Nguyen和Jennings^[3]提出了一种启发式协商模型,但它仅仅考虑了当前的外部合作形势,没有考虑未来可能的外部合作;Cui Hong等^[4]提出了不确定动态外部合作下的双边协商决策模型,考虑了当前及未来的外部合作,但却未考虑现存和未来的外部竞争对协商的影响。Sim等人^[5]提出了一个基本的交易驱动模型(MDAS),考虑了现有的竞争及合作环境影响下的协商,但是未考虑未来可能出现的不确定的竞争及合作环境的变化;随后Sim与Wang在文献^[6]中,利用模糊规则提高了协商Agent的灵活性,并进一步扩展了交易驱动模型,但仍然没有考

收稿日期:2010-11-15 返修日期:2011-06-28 本文受山东省科技攻关项目(2009GG10001008),济南市高校院所自主创新项目(200906001),山东省软科学研究计划项目(2009RKA285)资助。

成照乾(1987-),男,硕士生,主要研究方向为计算智能等,E-mail:czq_6688@163.com;王洪国(1966-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为数据挖掘、电子政务、组合优化算法等;邵增珍(1976-),男,博士生,讲师,主要研究方向为计算智能、人工社会等;杨怡(1985-),女,硕士生,主要研究方向为计算智能等。

虑未来可能出现的环境的影响。

刘文俊、王天江等^[7]提出的协商模型,不但考虑了现有的外部竞争及合作环境的影响,而且考虑了未来竞争及合作环境的影响;Ren Fenghui 等^[8]提出一种 E-MDAS 模型,该模型基于开放的动态环境,分别扩展了基本 MDAS 模型中的 4 个要素,考虑了几种不同合作及竞争环境对每回合让步概率变化的影响。

但是,以上研究仍存在以下不足:1)对环境的分析中没有考虑能力对环境的影响;2)决策时,没有考虑当前利益与长远利益的有效平衡,决策不够灵活;3)确定最优让步时,没有权衡多个议题的让步,无法保证决策者的最佳收益。

针对现有方法中存在的不足,本文提出一种动态多议题协商模型(DMNM),模型由环境分析模型(PCCM)和协商决策模型(NDM)两部分组成。本文的创新点如下。

(1) 提出一种竞争及合作环境分析模型 PCCM

利用生态学中的种群自生长理论^[9],基于竞争及合作机制,构建了适用于协商问题的动态竞争与合作环境分析模型——PCCM。在 PCCM 中基于个体的能力计算种群密度,有效地考虑了个体的能力对环境的影响。

(2) 提出一种新的协商决策模型 NDM

在 NDM 中,通过引入个体战略特征,有效地平衡决策者对当前利益与长远利益的选择,提高了决策模型的灵活性;同时,结合 PCCM 中环境变化的分析,权衡多议题最优让步值,有效地保证了决策者的利益。

(3) 提出一种新的智能优化算法 CE-HOA

该算法基于协同进化^[15]的思想,利用极值变异粒子群算法单独进化各种群;采用分级抽样的方法选取代表个体;在邻域空间中引入一种进化机制,使其能够对组合解做进一步的优化操作,从而对多议题让步进行有效权衡。

1 DMNM 协商框架描述

在本文中,将 DMNM 定义为一个六元组: $\langle A, C, P, Thr, PCCM, NDM \rangle$ 。

A :参与协商 Agent 集合, $A=[A_b, A_s]$ 。 A_b 表示买方 Agent 集, A_s 表示卖方 Agent 集。

C :协商内容集合, $C=[S, w, R, RU, Pro]$ 。其中, $S=[s_1, s_2, \dots, s_{sw}]$ 表示协商议题集合, sw 为协商议题数量, $w=[w_1, w_2, \dots, w_{sw}]$ 表示对议题的偏好权重; R 表示议题的保留值; Pro 表示协商发送的提议类型, $Pro=[Accept, Reject, O]$ 。Accept 表示接受提议,Reject 表示拒绝提议, O 为提议值, $O_{i \rightarrow s}^j$ 表示 A_b 提交给 A_s 的第 j 个议题上的提议值。

P :协商协议,本文采用双方轮流出价协议^[1]。

Thr :协商线程集,表示某一时刻环境当中所有活动的协商过程集合, $Thr=[Thr_1, Thr_2, \dots, Thr_m]$ 。 Thr_j 为单个线程,表示一个协商过程,由买方和卖方交替发送的提议构成, $Thr_j=[pro_{i \rightarrow s}^1(1), pro_{s \rightarrow i}^{1 \rightarrow i}(1), pro_{i \rightarrow s}^{1 \rightarrow 2}(2), \dots | t < T, bi \in A_b, si \in A_s]$,其中 $pro_{i \rightarrow s}^r(t)$ 表示 A_b 在“ r 回合”的 t 时刻向 A_s 发送的消息。

TS :线程状态集合, $TS=[ts_S, ts_F, ts_C]$,分别为成功、失败和进行中 3 种状态。

PCCM:种群竞争合作模型, $PCCM=[pop_{buy}, pop_{sale}, F_{\alpha}, F_{\alpha}]$ 。其中 pop_{buy} 和 pop_{sale} 分别为 t 时刻的购买、销售种群;

$F_{\alpha}(\cdot)$ 为种群自生长模块; $F_{\alpha}(\cdot)$ 表示群间关系影响下的生长模块。

NDM:协商决策模型, $NDM=[HRC, E, SU, OU, NFM, CE-HOA, SF_i]$ 。 HRC 为协商历史记录集; $E(\cdot)$ 为决策目标函数; $SU(\cdot)$ 为自身效用评估函数; $OU(\cdot)$ 为预测的对方效用评估函数; NFM 为预测函数; $CE-HOA$ 是基于协同进化的混合优化算法; SF_i 为个体 i 所具有的战略特性。

2 种群竞争合作分析模型 PCCM

目前,生态学在其它领域的成功应用^[10,11],已经证明了利用生态学的相关知识解决其它领域相关问题是可行的。基于生态学中的种群生长原理,本文构建了适合于协商问题的种群竞争及合作环境分析模型 PCCM,使其能够根据协商情况动态分析个体所处的竞争及合作形势。

2.1 PCCM 结构描述

本文根据协商特点,定义 A_b 对应 pop_{buy} 购买种群; A_s 对应 pop_{sale} 销售种群;群内和群间分别为竞争和合作关系。

传统的生态计算模型中,利用 Logistic 函数描述单个种群增长与环境之间的动力学特征,利用 Lotka-Volterra 函数描述种群之间的关系^[9]。基于以上两个函数,结合协商问题的特点,定义 PCCM 由种群自生长模块、基于群间关系的生长模块和环境分析模块构成。

2.2 PCCM 具体实现

2.2.1 种群自生长模块

种群自生长模块 $F_{\alpha}(\cdot)$ 是在基本 Logistic 函数基础上构建的,该模块由式(1)、式(2)构成。

(1) Logistic 函数

基本 Logistic 增长函数定义如下:

$$\frac{dN}{dt} = \frac{r_b N (K - N)}{K} \quad (1)$$

式中, r_b 为种群内部的自然增长率, $r_b = \text{出生率} - \text{死亡率}$; K 为环境容量; N 为种群密度; $(K - N)/K$ 为 Logistic 系数。

(2) 种群密度

在协商当中,种群密度与群内个体数目和个体能力密切相关。本文定义初始种群密度为:

$$N = \sum_{i=1}^n AC_i^1 \quad (2)$$

式中, n 为初始种群个体数目; AC_i^1 为种群中第 i 个个体的初始能力值。

(3) 种群自然增长率

种群的自然增长率由出生率和死亡率组成,即 $r_b = rm_b - rd_b$ 。其中 rm_b 为出生率, $rm_b = \text{rand}(0, 0.5)$; rd_b 为死亡率,在此每次选取 2 个最差个体,从种群中自然死亡。

2.2.2 基于群间关系的生长模块

生长模块 $F_{\alpha}(\cdot)$ 是在 Lotka-Volterra 基础上构建的,由式(3)、式(4)构成,则群间关系影响下种群的增长情况如下:

$$\begin{cases} \frac{dN_1}{dt} = r_1 N_1 \left(\frac{K_1 - N_1 + \alpha_{12} N_2}{K_1} \right) \\ \frac{dN_2}{dt} = r_2 N_2 \left(\frac{K_2 - N_2 + \alpha_{21} N_1}{K_2} \right) \end{cases} \quad (3)$$

式中, K_1 和 K_2 分别表示 pop_{buy} 和 pop_{sale} 的负载容量; r_1 和 r_2 表示两个种群的最大瞬时增长率; $0 < \alpha_{12} < 1$ 和 $0 < \alpha_{21} < 1$ 是各个种群对对方种群的影响因子。 $\alpha_{ij} = d_{ij} - e_{ij}$, d_{ij} 为种群的

生的收益,即 $MU_k^i = OU(R_k)$ 。由于 R_k 已知,则计算 MU_k^{i+1} 就转化为计算 G^i 。下面根据式(16)一式(18)计算 G^i 。

1)当前竞争及合作环境:根据 PCCM 的分析,可知当前 A_k 竞争强度为 $ACRP_p^i$,合作机会为 $ACOP_p^i$,则 C 计算如下:

$$C = 1 / (1 + e^{(ACRP_p^i - ACOP_p^i)}) \quad (16)$$

2)未来竞争及合作环境:根据 PCCM 中的分析,可以得到 A_k 的未来竞争强度为 $ACRP_p^i$,未来合作机会为 $ACOP_p^i$ 。 F 的计算如下:

$$F = (1 + e^{ACRP_p^i - ACOP_p^i}) \quad (17)$$

3)协商时刻影响:对于买卖双方,其最大期望效用是不断变化的。定义时间变化因子 T 为:

$$TF = (t/T_i)^{1/\rho_t} \quad (18)$$

式中, T_i 为卖方定义的最大协商时刻; ρ_t 为时间影响因子。

3.5.2 最大收益及其概率预测

(1) 最大收益预测

在协商中,下一时刻可获取的最大收益,即按照自己的保留值设置提议时的收益值。假设 $t+1$ 时刻的保留值为 R_k^{t+1} ,则 $t+1$ 时刻获取的最大收益为:

$$MPU_k = SU(R_k^{t+1}) \quad (19)$$

(2) 自身保留值预测

自身的保留值是不断变化的。假设 $t+1$ 时刻自身保留收益为 R_k^{t+1} , t 时刻保留值为 R_k^t ,定义:

$$R_k^{t+1} = (TF \cdot C \cdot F) \cdot R_k^t \quad (20)$$

则与最大期望效用预测类似,将式(20)改写为:

$$R_k^{t+1} = G^{t+1} \cdot R_k^t = G^{t+1} \cdot (G^t \cdot R_k^{t-1}) = G^{t+1} \cdot (G^t \cdot (\dots)) = R_k^t \prod_{u=1}^{t+1} G^u \quad (21)$$

式中, G^{t+1} 利用式(16)一式(18)得到; R_k^t 为自身初始保留值,即 $R_k^t = SU(R_k)$ 。

(3) 获取最大收益概率预测

由于当前协商者受益的变化幅度对手接受提议的概率影响较大,因此根据收益变化率预测获取最大收益的概率。定义个体 i 的收益变化率为:

$$\frac{dU^i}{dt} = \Delta / \sum_{j=1}^{t-1} \Delta \quad (22)$$

$$\Delta = \begin{cases} \alpha - \beta, & \text{if } \alpha \cdot \beta > 0 \\ 2 \times |\alpha - \beta|, & \text{if } \alpha \cdot \beta < 0 \end{cases} \quad (23)$$

式中, $\alpha = U_i^{t+1} - U_i^t$, $\beta = U_i^t - U_i^{t-1}$ 。假设 $t+1$ 时刻的提议为 O^{t+1} ,则对应效用为 $U_i^{t+1} = SU(O^{t+1})$, $1 \sim t+1$ 时刻效用变化率为:

$$\frac{dU_i^{t+1}}{dt} = \Delta / \sum_{j=1}^t \Delta \quad (24)$$

式中, Δ 的计算见式(23)。则由式(22)一式(24)得到获取最大收益的概率为:

$$P_k^{\max} = 1 / (1 + \exp(-(1/|dU_i^{t+1}/dt - dU^i/dt|))) \quad (25)$$

4 基于协同的混合优化算法 CE-HOA

本文提出一种基于协同进化的混合优化算法(CE-HOA)。在 CE-HOA 中,利用极值变异的粒子群算法(PSO)作为子群优化方法,有效地避免了已有算法易早熟的不足。同时采用分级抽样技术和邻域空间进化方法,克服了传统协同进化算法在采样和全局搜索方面的不足。

4.1 算法描述

4.1.1 极值变异粒子群算法

在传统 PSO 中,粒子分别从个体极值 $pbest$ 和全局极值 $gbest$ 处获取相应的认知能力,从而影响自身的飞行。而当 $pbest$ 和不再进化时,整个算法会陷入早熟。在本文算法中,采用极值变异方法,避免早熟并提高全局搜索能力。

具体思路如下:当算法寻优停滞时,引入变异操作,对 $pbest$ 和 $gbest$ 分别变异,以保证种群多样性。速度与位置更新公式更改为:

$$v_{ij}^{t+1} = wv_{ij}^t + c_1 r_1 (Cpbest_{ij}^t - x_{ij}^t) + c_2 r_2 (Cgbest_j^t - x_{ij}^t) \quad (26)$$

$$x_{ij}^{t+1} = v_{ij}^{t+1} + x_{ij}^t \quad (27)$$

$$Cpbest_{ij}^t = \begin{cases} pbest_{ij}^t, & \text{if } t_s^t < T_s \\ Vpbest_{ij}^t, & \text{if } t_s^t > T_s \end{cases} \quad (28)$$

$$Cgbest_j^t = \begin{cases} gbest_j^t, & \text{if } t_s^t < T_s \\ Vgbest_j^t, & \text{if } t_s^t > T_s \end{cases} \quad (29)$$

式中, $Vpbest$ 和 $Vgbest$ 分别为变异后的极值。

4.1.2 分级抽样方法

CE-HOA 算法采用分级抽样,具体过程如下。

Step1 计算种群中个体平均适应值 Fit_{avg} ,选择所有大于 Fit_{avg} 的组成集合 FM_u ,小于 Fit_{avg} 的组成集合 FM_d ;

Step2 计算 FM_u 和 FM_d 的平均适应值 FM_u^{avg} 和 FM_d^{avg} ,从 FM_u 中转移大于 FM_u^{avg} 的个体到 FB 中,从 FM_d 中转移小于 FM_d^{avg} 的个体到 FL 中;

Step3 根据以上两步,种群分为精英集 FB 、普通集 $FM_u \cup FM_d$ 、较差集 FL ;从 3 个集合个体中,选择最优的作为各自代表 $xbest_j$,组成集合 $[xbest_1, xbest_2, xbest_3]$ 。

4.1.3 邻域空间进化

为提高算法性能,本文令传统邻域空间具有进化功能,详细描述如下。

Step1 以邻域空间中保留的 n 个精英个体作为初始集 $el(u)$,对个体进行编码;

Step2 计算适应值并进行交叉操作;对交叉后的个体进行变异,利用变异后的个体更新集合 $el(u)$;

Step3 $u = u + 1$,若满足结束条件,退出;否则,转 Step2。

4.2 CE-HOA 算法收敛性分析

CE-HOA 算法中邻域空间的进化仅仅是一种优化操作,不会影响算法的收敛性。所以,CE-HOA 算法的收敛分析就变成对极值变异粒子群算法的收敛性分析。

假设 1 问题 P 的定义域 Ω 为 R^n 中的有界闭区域;目标函数 $f(x)$ 是区域 Ω 上的连续函数; f 在 Ω 内的最优解集 $F^* \neq \emptyset$ [18]。

定理 1 对于有界约束优化问题,引入变异操作的粒子群算法是收敛的,且以概率 1 收敛于全局最优解。

证明:由假设 1 可知,有界约束优化问题的最优解集存在。由于文献[14]已经证明基本粒子群是以概率 1 全局收敛的,因此本文按照添加操作逐步证明。当极值停滞代数 $t_s < T_s$ 时,为基本粒子群算法,能够以概率 1 收敛到全局最优。当 $t_s = T_s$ 时,需要对极值进行变异,则变异前后的位置变化值为 $\Delta x_{ij}^t = c_1 \cdot r_1 \cdot (Cpbest_{ij}^t - pbest_{ij}^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (Cgbest_j^t - gbest_j^t) \sim C$,其中 C 为常数,算法最终还是会以概率 1 收敛到全局最优。

4.3 求解最优让步向量

由上文中的式(10)一式(25),可以得到一个时间约束下的优化问题,该问题中的未知量即为多个议题的让步值,利用CE-HOA求解让步值的过程如下。

```

1 Begin CE-HOA
2 Create:  $p_1, p_2, \dots, p_{sw}$ ; /*  $p_i$  is the population */
3 Init ( $p_i$ ): Num, X, V, fitness, pbest, gbest ...;
4 For  $m=1$  to NC /* NC is the iterations */
5   For  $i=1$  to sw /* sw is the number of issue */
6     For  $j=1$  to  $|p_i|$  /*  $|p_i|$  is the number of  $p_i$  */
7       Update pbest and gbest;
8       Update V and X used equation (26)–(29);
9     End For
10    Rating and Sampling;
11  End For
12  Combination and Fitness Evaluate;
13  Select n Elite add to el (1);
14  For  $u=1$  to 10
15    Coding el (u);
16    Select best individual of el (u);
17    Crossover and Variation;
18  End For
19 End For
20 End CE-HOA

```

5 仿真实验和结果分析

5.1 实验设计

假设在开放市场环境下,仅仅考虑不同的竞争及合作环境的影响。买方和卖方针对产品 p 的交易进行协商,协商涉及价格、质量、交货周期和售后服务水平 4 个议题。

相关参数设置如下: 1) $\max pop_{buy} = 20, \min pop_{buy} > 0$; 2) $\max pop_{sale} = 20, \min pop_{sale} > 0$; 3) 双方时间约束 $T = 30$; 4) 外部个体进入 pop_{buy} 和 pop_{sale} 的时机是 $[0, T]$ 区间的随机值; 5) 个体能力 AC 是 $[0, 10]$ 区间的随机值; 6) 个体战略特征是 $[0, 1]$ 区间内的随机值。

5.2 实验一:环境分析效果实验

为了验证 PCCM 对环境分析的有效性,与 COBN^[7] 和 E-MDAs^[8] 中的方法进行了比较。

5.2.1 当前竞争环境分析

如图 2 所示,在协商初始阶段,PCCM 方法是与真实竞争形势误差最小的方法,这主要是由于在 PCCM 中考虑了个体能力对竞争强度的影响。随着协商的进行,环境发生了变化,不同能力的个体退出/进入买卖双方集合。COBN 和 E-MDAs 由于仅仅考虑了个体数量的影响,因此其对环境的分析明显不足。在第 11~27 协商时刻,COBN 和 E-MDAs 与实际情况的误差明显增加,而 PCCM 则一直保持较小的误差。

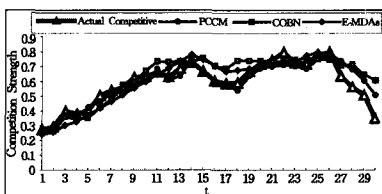


图 2 当前环境对比

经过以上分析,可以发现在 PCCM 中,由于考虑了个体

能力,因此对当前环境的分析更为准确。

5.2.2 竞争环境变化感知情况分析

令 A_i 所处竞争环境在 $t=4, t=9, t=15$ 和 $t=25$ 时发生变化,得到如图 3 所示的对比分析结果。

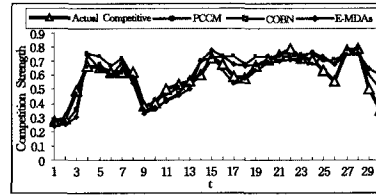


图 3 未来环境变化感知

在 $t=4, 9, 15, 25$ 时,竞争环境发生变化,但是 COBN 和 E-MDAs 中的方法并未能够有效感知这种环境的变化,仍然停留在上一时刻的环境状态下;而 PCCM 在这几个时刻都能够很好地感知环境的变化,且感知误差较小。这主要是由于 PCCM 基于生态学中的自生长原理对环境进行分析,使得当环境变化后,能够自适应进行感知。

5.3 实验二:NDM 决策效果分析实验

5.3.1 战略特征对决策的影响

在此对比采用不同决策模型时协商成功耗费时间(ST)、成功率(S)和自身收益(U)的平均值。3 种决策模型分别为: 1)仅考虑当前利益的 CDM; 2)仅考虑长远利益的 LDM; 3)采用本文带有权衡因子的 NDM。对比结果如表 1 所列。

表 1 3 种决策模型效果对比

NDM Type	Avg-ST	Avg-S	Avg-U
CDM	29.7	41.4%	36.2
LDM	25.5	93.2%	53.5
NDM s. t. sf ∈ [0.1, 0.3]	28.2	62.5%	45.6
NDM s. t. sf ∈ [0.4, 0.7]	23.4	92.3%	72.4
NDM s. t. sf ∈ [0.8, 1)	25.8	92.6%	57.2

由表 1 可知,在 CDM 中,决策者只注重自身利益,效果不好。在 LDM 中,决策者只注重长远利益,虽然 Avg-ST 明显减少,并显著提高了成功率,但并未获得好的收益效果。

在 NDM 中,根据战略特征取值进行分析。当 $sf \in [0.1, 0.3]$ 时,战略特征偏向近利型,取得的效果与 CDM 类似。当 $sf \in [0.4, 0.7]$ 时,战略特征能够集合近利型和长远型的优点,其与 CDM 相比不仅提高了协商成功率,而且显著提高了决策者的收益;与 LDM 相比,在维持成功率的前提下,有效提高了决策者的收益。当 $sf \in [0.8, 1)$ 时,由于战略特征偏向于长远型,因此取得效果与 LDM 类似,且决策者收益有一定提高。

经过以上分析,在 NDM 中决策者可以有效地平衡当前利益和长远利益间的选择,提高了决策的灵活性。

5.3.2 平衡多议题让步对决策的影响

(1) CE-HOA 寻优效果分析对比实验

将 CE-HOA 和文献[13, 15, 16]中的算法分别用于多议题让步搜索。通过对比寻到最优解时间和适应值两个指标,衡量 CE-HOA 的性能。实验参数设置如下:邻域空间进化代数=10; NC=50; NDM 中 $sf \in [0.4, 0.7]$ 。实验结果如表 2 所列。

(下转第 251 页)

与常用的分块映射模型 PBM 和 CBM 比较,本文算法在 TourismA 和 TourismB 中查全率有较大提高,查准率有小幅下降;而在 MedicalA 和 MedicalB 中查准率和查全率都有小幅提升,这是由于本文算法通过对相同或相近本体概念元素的聚合,使得本体间用于进行匹配比较的概念对数目增加,从而能有效提高查找的准确率。

结束语 在大规模本体中,为更好地实现分块映射,本文提出了一种基于模块抽取的方法。本文方法能抽取独立性高的本体模块,有效实现大本体的分块映射。但目前对于分块质量的衡量还缺少一个统一的评价体系,无法对提出的分块算法进行精确地度量。下一步,本文将把研究重点放在抽取模块的质量好坏的评价上,如模块内部纯语义的评价等,同时将该评价方法和其它通用方法相结合,建立一个比较完备的评价体系。

参 考 文 献

[1] 方俊,郭雷,王晓东. 基于推理信息的本体模块化方法[J]. 计算

机科学,2008,35(7):177-180

- [2] Seidenberg J, Rector A. Web ontology segmentation; analysis, classification and use[C]//Proceedings of the 15th International Conference on World Wide Web. 2006;13-22
- [3] Grau B C, Horrocks I, Kazakov Y, et al. Extracting Modules from Ontologies: A Logic-based Approach[J]. Modular Ontologies, 2009, 5445:159-186
- [4] Hu Wei, Qu Yu-zhong, Cheng Gong. Matching large ontologies: A divide-and-conquer approach[J]. Data & Knowledge Engineering, 2008, 67:140-160
- [5] Grau B, Parsia B, Sirin E, et al. Automatic Partitioning of OWL Ontologies Using ϵ -connection[C]//Proc of the International Workshop on Description Logics. 2005;231-238
- [6] Jin Long-fei, Liu Lei. An Ontology Slicing Method Based on Ontology Definition Metamodel[J]. Business Information Systems, 2007, 4439:209-219
- [7] 罗景,赵伟,秦涛,等. 基于有向带权图迭代的面向对象系统分解方法[J]. 软件学报,2004,15(9):1292-1300

(上接第 235 页)

表 2 最优解对比

Algorithm	Avg-BestFitness	Avg-SpendTime
CE1	49.3	43.4
CE2	62.7	35.1
CE3	62.4	34.8
CE-HOA	71.9	21.4

由表 2 可知,利用 CE-HOA 算法不仅适应值高,而且能够有效缩短寻优时间,提高算法效率,使协商更为高效。

(2)多议题让步对收益影响实验

分别对比多议题与单议题让步时的收益情况。选取指标为平均收益(Avg-U)和平均协商成功率(Avg-S)。

由表 3 可见,两种方法的协商成功率差别不大,但是获得的收益差别明显。这是由于考虑多议题让步后,决策者对偏好小议题采取较大让步,而偏好大议题采取较小让步。这样既能保证协商成功率,又能够尽可能提高自身利益。

表 3 对比结果

Issue Type	Avg-U	Avg-S
Single-issue	62.3	89%
Multi-issue	81.5	92%

结束语 本文提出一种竞争及合作环境影响下的动态协商模型,并基于种群自生长原理构建了环境分析模型;为提高决策灵活性,提出一种引入战略特征的决策模型;为平衡各议题的让步值,利用一种混合优化算法进行最优组合的搜索。仿真实验结果表明,本文提出的模型达到了较好的效果。

在未来工作中,将针对其它影响因素进行研究,以进一步提高协商模型的实际应用效果。

参 考 文 献

[1] Byde P A, Bartolini C. Economic dynamics of agents in multiple auctions[C]//The 4th Int'l Conf on Autonomous Agents. Montreal, Canada, 2001

[2] Byde C P, Jennings N R. Decision procedures for multiple auctions[C]//Proc. of the 1st Int'l Joint Conf on Autonomous Agents and Multi agent Systems (AAMAS'02). New York: ACM Press, 2002

[3] Nguyen T D, Jennings N. A heuristic model for concurrent bila-

teral negotiations in incomplete information settings[C]//Int'l Joint Conf on Artificial Intelligence. Mexico, 2003

- [4] Li C, Giampapa J A, Sycara K. Bilateral negotiation decisions with uncertain dynamic outside options[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Special Issue on Game-theoretic Analysis and Stochastic Simulation of Negotiation Agents, 2006, 36(1):31-44
- [5] Sim K M, Choi C Y. Agents that react to changing market situations [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2003, 33(2):188-201
- [6] Sim K M, Wang S Y. Flexible negotiation agent with relaxed decision rules [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(3):1602-08
- [7] 刘文俊,王天江,等. 不确定外部竞争和选择下的动态双边协商决策模型[J]. 计算机研究与发展, 2006, 43(suppl):89-95
- [8] Ren Feng-hui, et al. Adaptive conceding strategies for automated trading agents in dynamic, open markets [J]. Decision Support Systems, 2009, 704-716
- [9] Meckenzie A, Ball A S, Vire-dd S R. 生态学[M]. 北京: 科学出版社, 2000
- [10] Miozzo M, Sgorbissa A, Zaccaria R. The Artificial Ecosystem: A Multi-agent Architecture[C]//DEAL. Lecture Notes in Computer Science, 2003, Vol. 2690. 2003;52-59
- [11] Friedrich R. Simulation of aquatic food Web and species interactions by adaptive agents embodied with evolutionary computation: a conceptual framework[J]. Ecological Modeling, 2003, 170
- [12] 程昱,等. 基于机器学习的自动协商决策模型[J]. 软件学报, 2009, 20(8):2160-2169
- [13] Potter M, de Jong K. Cooperative Coevolution: An architecture for evolving coadapted subcomponents[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(1):1-29
- [14] 吕艳萍,等. 自适应扩散混合变异机制微粒群算法[J]. 软件学报, 2007, 18(11):2740-2751
- [15] Garcia-Pedrajas N, et al. A cooperative coevolutionary algorithm for instance selection for instance based learning[J]. Mach Learn, 2010, 78:381-420
- [16] Rajagopalan P, et al. Emergence of Competitive and Cooperative Behavior using Coevolution[C]//Proceedings of the 12th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation(GECCO'10). 2010