

## 多智能体系统分散式通信决策研究

郑延斌, 郭凌云\*, 刘晶晶

(河南师范大学 计算机与信息技术学院, 河南 新乡 453007)

(\*通信作者电子邮箱 yuqian127@126.com)

**摘要:**通信是多智能体系统(MAS)之间协调与协作的最有效和最直接的方法,然而通信的代价却限制了该方法的使用。为了减少 MAS 协调过程中的通信量,提出一种启发式算法,使 Agent 仅选择能够改善团队期望回报的观察信息进行通信。实验结果证明,对通信信息的选择能够高效的利用通信带宽,有助于提高系统的性能。

**关键词:**多智能体系统;协作;分散式通信;马尔可夫决策过程;部分可观察马尔可夫决策过程

**中图分类号:** TP18 **文献标志码:** A

### Research on decentralized communication decision in multi-Agent system

ZHENG Yan-bin, GUO Ling-yun\*, LIU Jing-jing

(College of Computer and Information Technology, Henan Normal University, Xinxiang Henan 453007, China)

**Abstract:** Communication is the most effective and direct method of coordinating and cooperating among multi-Agents, but the cost of communication restricts the use of this method. In order to reduce traffic subject in the coordination of Multi-Agent System (MAS), this paper put forward a heuristic algorithm, which would make Agents choose the observation that is beneficial to team performance to communicate. The experimental results show that choosing beneficial observation to communicate could ensure the efficiency of limited communication bandwidth and improve system performance.

**Key words:** Multi-Agent System (MAS); cooperation; decentralized communication; Markov Decision Process (MDP); Partially Observable Markov Decision Process (POMDP)

## 0 引言

协调与协作问题是多智能体系统(Multi-Agent System, MAS)<sup>[1]</sup>研究的核心问题。MAS中所有个体只有相互协调、协作才能完成复杂的任务。由于环境的复杂性、动态性及个体 Agent 的自治性, Agent 只能通过学习来适应环境及同伴,选择自己最优的行动<sup>[2]</sup>。通信是多智能体之间协调与协作的最有效和最直接的方法, MAS 强化学习中, Agent 通过环境的回报值来选择最优动作, 回报值通过通信的方式反馈给 Agent, 这时的通信代价通常是忽略不计。在 MAS 强化学习中, 学习环境不再符合马尔可夫环境的特点, Agent 不能完全感知环境的所有状态和其他成员的内部状态, Agent 通过通信共享感知信息。在解决相互关联的任务时, 不能简单地用社会规则来约束 Agent 的行为, 最有效的方法就是 Agent 之间通过通信实现协作学习, 但通信是有代价的, 尤其在通信代价昂贵的情况下, 研究多智能体通信策略是非常必要的。本文研究的目的是通过减少 MAS 在协作学习过程中的通信量, 达到降低通信代价的目的。

目前研究者提出的解决多 Agent 部分可观察问题的模型有部分可观测马尔可夫决策过程(Partially Observable Markov Decision Process, POMDP)<sup>[2-4]</sup>、DEC-POMDP (decentralized POMDP)<sup>[4-5]</sup>、POIPSG (Partially Observable Identical Payoff Stochastic Game)<sup>[6]</sup>、MTDP (Multi-Agent Team Decision Problem)<sup>[7]</sup>等。POMDP 近年来已经成为 MAS 在不完全感知环境中产生策略的一种常用的决策理论框架<sup>[2,8]</sup>。多智能体 POMDP 最优策略的计算复杂度是 NEXP-完全的<sup>[9]</sup>, 无通信时

通常利用动态规划或启发式算法获得最优策略来解决多智能体的部分感知问题;在可通信的情况下, 目前最主要的方法是预测模型法<sup>[10]</sup>。预测模型方法把状态转移的历史知识用于构建 Agent 的内部状态, 引入信念状态作为内部状态的置信度<sup>[11]</sup>, 将 POMDP 转化为基于统计的 MDP 进行求解。引入信念状态后, 系统的状态转换函数依赖于各个智能体的联合信念状态和联合动作。智能体共同维护系统可能的联合信念, 各个智能体以分散的方式基于系统的可能联合信念选择动作, 保证在每个时间步上选择同一联合动作。

目前, 研究者提出了许多 POMDP 框架下降低通信代价的方法: Roth 等<sup>[12-13]</sup>提出各智能体共同维持团队的可能联合信念树, 通过通信的观察信息更新可能联合信念树, 各 Agent 基于团队的可能联合信念树制定通信决策, 取代同步通信来降低通信量, 刘海涛等<sup>[14-15]</sup>用有向无环图代替树来表示可能联合信念, 这种方法可去除联合信念树上的重复信息, 以减少系统的通信量。这些方法都是研究何时通信的问题, 未对通信信息进行选择, 每次通信时, Agent 向其他 Agent 广播自上次通信后自身所有的观察信息, 通信过程中可能传递一些无益于系统性能提高的观察信息, 造成通信资源的浪费。

本文的目的是在理性通信的基础上提高系统性能。用联合信念有向无环图表示团队可能的联合信念, 各 Agent 共同维持团队的联合信念, 假设每个观察信息都有一定的通信代价, 各 Agent 利用自身的观察信息基于团队的联合信念有向无环图制定通信决策, 仅当 Agent 自身的观察信息显示共享信息可以使团队期望回报增加时才进行通信, 通过通信的观察信息更新可能联合信念树。在此基础上, 给出一种启发式方

收稿日期: 2012-04-27; 修回日期: 2012-05-30。 基金项目: 河南省重点科技攻关项目(102102210176; 122102210086)。

作者简介: 郑延斌(1964-), 男, 河南内乡人, 教授, 博士, 主要研究方向: 虚拟现实、多智能体系统、对策论; 郭凌云(1987-), 女, 河南林州人, 硕士研究生, 主要研究方向: 虚拟现实; 刘晶晶(1986-), 女, 河南兰考人, 硕士研究生, 主要研究方向: 虚拟现实。

法(DEC-COMM-K),在限制通信带宽的情况下,使 Agent 仅选择最能提高系统期望回报的  $k$  个观察信息进行通信,通过共享自身的部分信息来提高系统的性能。

## 1 MAS 中的 POMDP 模型

MAS 中 Agent 不仅要面对环境的不确定性,还要考虑其他 Agent 的可能行为,每个 Agent 根据自己的观察选择动作,环境状态和信念状态的变化取决于团队的联合动作和联合观察,解决多 Agent 部分可观察问题有几种等效的模型,在用有向无环图来表示团队可能的联合信念时,Agent 以分散式的方式基于团队可能的联合信念选择动作,在标准的 POMDP 框架下就可实现多 Agent 分散式通信,本文在 POMDP 框架下研究多 Agent 的分散式通信策略问题,下面给出多智能体 POMDP 模型,用元组  $M$  表示<sup>[12]</sup>。

$$M = \langle n, S, A, P, \Omega, O, R, \gamma \rangle$$

其中: $n$  表示多智能体系统中智能体的个数; $S$  表示有限环境状态集; $A$  表示有限联合行为集, $a^i$  是各个智能体动作的联合行为  $\langle a_1, a_2, a_3, \dots, a_n \rangle$ 。 $P$  转移概率函数,  $P(s^j | s^i, a^i)$  是状态  $s^i$  下,团队执行联合行为  $a^i$  后状态转移为  $s^j$  的概率。 $\Omega$  为可能的联合观察集,每个联合观察  $\omega^i$  由  $n$  个智能体的局部观察组成。 $O$  为观察函数,执行联合动作  $a^i$  状态转移到  $s^j$  后观察到  $\omega^k$  的概率。 $R$  为全局回报函数,  $R(s^i, a^i, s^j)$  表示系统在状态  $s^i$  下执行联合行为  $a^i$  状态转移为  $s^j$  后所获得的回报。 $\gamma$  是折扣因子。

## 2 选择观察信息的分散式通信策略

各 Agent 根据自身的观察信息基于团队的可能联合信念制定通信决策,当 Agent 自身的观察信息显示共享信息可以使团队期望回报增加时才进行通信。同时认为 Agent 的每个观察信息都有一定的通信代价,本文给出一种观察信息选择算法 Observation\_k,使每个 Agent 能够识别与团队性能相关的观察,Agent 仅选择能够改善团队期望回报的观察进行通信,对无益于系统性能提高的观察信息不进行传递,能够有效地利用有限的通信资源。

### 2.1 基于有向无环图的联合信念表示

本文基于有向无环图表示多智能体系统的可能联合信念,第一个顶点为根顶点,入度为 0,  $L^t$  是第  $t$  个时间步上的可能联合信念集, $t$  是该顶点集内的元素与根顶点之间最短路径,有向边的权表示始点转移到终点时所观察到的环境信息,可能联合信念  $L^t_i$  定义为元组  $\langle b^t, p^t, \omega^t \rangle$ ,  $\omega^t$  表示转移到  $L^t_i$  的过程中所观察到得所有信息,  $b^t$  是该历史信息上的联合信念,  $p^t$  表示系统观察到该改历史信息概率。MAS 的可能联合信念有向无环图如图 1 所示,系统的联合信念为  $b^t$ ,在状态  $s$  下执行联合动作  $a^i$  状态转移到  $s'$  的过程中,观察到环境信息  $\omega^t_i$  的概率为  $p^{t+1}$ ,联合信念更新为  $b^{t+1}$ ,可能联合信念  $L^t_i$  更新时,若观察到的环境信息  $\omega^t$  相同则指向同一个子节点。 $p^{t+1}$  的计算方法和在可能联合信念有向无环图上扩展子节点的算法 NSEARTDAG() 见参考文献[14]。

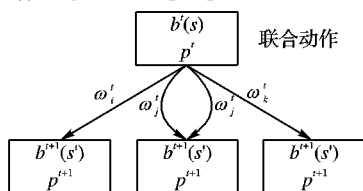


图 1 可能联合信念有向无环图

### 2.2 基于联合信念的推理

每个智能体基于有向无环图计算系统的可能联合信念,利用 Q-POMDP 算法估计多智能体系统的最优联合动作。Q-POMDP 忽略 Agent 实际观察到的局部信息,仅根据团队的可能联合信念有向无环图选择动作,选择动作的策略<sup>[14]</sup>如下:

$$Q\text{-POMDP}(L^t) = \arg\max_a \sum_{L^t_i \in L^t} d(L^t_i) * P(L^t_i) * Q(b(L^t_i), a)$$

Q 函数:

$$Q(b^t, a) = \sum_{s \in S} R(s, a) b^t(s) + \gamma \sum_{\omega \in \Omega} P_r(\omega | a, b^t) V^\pi(b^{t+1})$$

其中: $d$  表示顶点  $L^t_i$  的入度,  $P_r(\omega | a, b^t)$  表示在信念  $b^t$  下执行动作  $a$  时观察到信息  $\omega$  的概率,在信念  $b^t$  下执行动作  $a$ ,观察到信息  $\omega$  后,利用 Bayes 原理进行更新联合信念<sup>[5]</sup>,联合信念更新为  $b^{t+1}$ ,值函数  $V^\pi(b^t)$  是信念为  $b^t$  时所能得到的最大价值。

### 2.3 观察信息选择算法

为使多智能体系统在通信时有效地利用有限的通信资源,本文提出一种启发式算法 Observation\_k。给定一个通信带宽限制,使 Agent 每次只能通信  $k$  个观察信息,目的是找出  $k$  个最有可能增加团队期望回报的观察信息进行通信。

Agent 用 Q-POMDP 算法,基于当前的可能联合信念的有向无环图计算系统的联合动作  $a_{nc}$ ,以该 Agent 的角度看,  $a_{nc}$  是系统可能选择的最优动作,更新有向无环图,删除与该 Agent 所观察到的信息不一致的信念。基于更新后的有向无环图计算团队选择的联合行为  $a_c$ ,若  $a_c = a_{nc}$ ,显然 Agent 并不期待通信。若不相同,则能够通过通信潜在地改进团队的联合行为,而选择能够最大限度增加选择  $a_c$  的可能性的观察信息进行通信是比较合理的。Observation\_k 是一种爬山式启发算法,对这些观察信息进行贪心选择,选择  $k$  个最有可能增加团队期望回报的观察信息,把这些观察信息融入联合信念,产生执行动作  $a_c$  所能获得的最大的期望回报。选择选择观察信息的启发式算法如算法 1。

Observation\_k 算法基于爬山式启发,可能陷入局部最优,并不是最佳的方法,但是它的运行时间是观察历史信息长度的多项式时间。若每次通信的代价相同,即有一个固定的通信代价,而不考虑通信带宽的问题,可以将  $k$  设置为  $t$ ,  $t$  为智能体所有观察历史信息数目,使算法可以选择足够多的信息进行通信,促成团队选择联合动作  $a_c$ 。若有通信带宽的限制,只能选择  $k$  个观察信息,  $\epsilon$  应趋近于 0,即使观察信息对期望回报只有微小的提高,也保证得到  $k$  个观察信息进行通信。

### 2.4 DEC-COMM-K 算法

在本文提出的 DEC-COMM-K 算法中,Agent 基于团队的联合信念选择动作,仅在自身的观察信息能够提高团队的期望回报时才进行通信,在限制通信带宽的情况下,选择最能提高团队期望回报的  $k$  个观察信息进行通信。智能体并行执行 DEC-COMM-K 算法,以 Agent  $j$  为例,先执行观察信息选择算法(算法 1),若 Agent  $j$  选择通信,把选择的  $k$  个最能增加系统期望回报的观察信息广播给其他的 Agent,更新联合信念有向无环图;选择不通信时( $a_{nc} = a_c$ ),若从其他智能体收到广播信息,也更新联合信念有向无环图,与收到的信息保持一致。根据新的联合信念有向无环图选择动作,执行动作后更新观察信息和联合信念有向无环图。以 Agent  $j$  为例的单步 DEC-

COMM-K 算法如算法 2。

算法 1 观察信息选择算法。

```

Observation_k ( $L, \omega_j, \varepsilon, k$ )
 $a_{nc} \leftarrow Q\text{-POMDP}(L)$ 
 $L' \leftarrow$  从  $L$  删除与  $\omega_j$  不一致的顶点和有向边
 $a_c \leftarrow Q\text{-POMDP}(L')$ 
If ( $L', a_c$ ) 的回报期望 - ( $L', a_{nc}$ ) 的回报期望  $\leq \varepsilon$ 
    Return  $\varphi$ 
Else  $\omega_c \leftarrow \varphi$ 
    While  $|\omega_c| < k \wedge (a_{nc} \neq a_c)$ 
         $V_{\max} \leftarrow -\infty$ 
        For each  $\omega \in \omega_j$ 
             $L' \leftarrow$  从  $L$  删除与  $\omega$  不一致的顶点和有向边
             $V \leftarrow (a_c, L')$  的回报期望
            If  $V > V_{\max}$ 
                 $V_{\max} \leftarrow V$ 
             $\omega_{\max} \leftarrow \omega$ 
        将  $\omega_{\max}$  保存在历史信息  $\omega_c$  中
         $L \leftarrow$  从  $L$  删除与  $\omega_{\max}$  不一致的顶点和有向边
         $\omega_j \leftarrow$  把  $\omega_{\max}$  从历史信息  $\omega_j$  中删除
     $a_{nc} \leftarrow Q\text{-POMDP}(L)$ 
    Return  $\omega_c$ 

```

算法 2 DEC-COMM-K 算法

```

 $\omega_c \leftarrow \text{Observation\_k}(L^i, \omega_i^i, \varepsilon, k)$ 
If  $|\omega_c| > 0$ 
    广播  $\omega_c$  给其他智能体
 $L^i \leftarrow$  从  $L^i$  删除与  $\omega_c$  不一致的顶点和有向边
Else
    If 从智能体  $i$  收到通信信息  $\omega_i^i$ 
         $L_i \leftarrow$  从  $L_i$  删除与  $\omega_i^i$  不一致的顶点和有向边
         $a \leftarrow Q\text{-POMDP}(L_i)$ 
        执行动作  $a$ 
        观察到  $\omega_j^{i+1}$ 
        将  $\omega_j^{i+1}$  保存到历史信息  $\omega_j^{i+1}$  中
         $L^{i+1} \leftarrow \varphi$ 
        For each  $L_i^i$  属于  $L^i$ 
            For 该  $L_i^i$  的入度
                 $L^{i+1} \leftarrow L^{i+1} \cup \text{NSEARTDAG}(L_i^i, a)$ 
Return ( $L^{i+1}, \omega_j^{i+1}$ )

```

### 3 仿真实验

#### 3.1 问题描述

以 Roth 介绍的 Colorado/Wyoming 问题来进行实验验证。该问题有两个  $5 \times 5$  的栅格环境, 分别称为 Colorado 和 Wyoming, 两个智能体从其中的一个栅格出发, 必须在预定的目标地点相遇才算完成任务。若两个智能体从 Colorado 出发, 它们的目标相遇地点为 (2, 4), 若两个智能体从 Wyoming 出发, 它们的目标相遇地点为 (5, 5)。智能体通过对环境信息的观察, 判断所处的环境, 进而到达正确的目标地点。环境模型如图 2。图 2(a) 表示两个 Agent 在 Colorado 中的一种可能情况, 两个 Agent 分别从各自的初始地点出发, 目标地点为 (2, 4); 图 2(b) 表示两个 Agent 在 Wyoming 中的一种可能情况, 两个 Agent 分别从各自的初始地点出发, 目标地点为 (5, 5)。

每个智能体可采取 5 个单独动作: 向上、向下、向左、向右或静止不动发送信息, 提供关于环境的观察信息。为方便实现, 对这些动作进行了编码, 静止不动发送信息表示为 Signal, 如图 3 所示。

这些动作可任意组合为团队的联合动作, 联合动作

$\langle \text{signal}, \text{signal} \rangle$  不改变环境状态。关于环境的观察信息, 即智能体的观察集包括: A、B、C、D。在 Colorado 和 Wyoming 都可以观察到 A 和 C, 在 Colorado 观察到 A 的概率稍微高于 Wyoming, 在 Wyoming 观察到 C 的概率稍微高于 Colorado, 除此之外, 在 Colorado 和 Wyoming 都有独特的标识, 在 Colorado 容易观察到标志 B, 而在 Wyoming 容易观察到标志 D, 相反的标志都不易观察到, 因此, 观察信息 B 和 D 更有传播的价值。

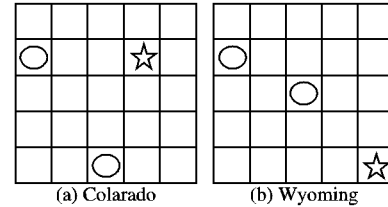


图 2 环境模型

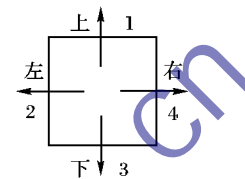


图 3 智能体动作编号

回报函数: 每个智能体可以向 4 个方向移动, 成功移动的概率均为 0.95, 期望回报为 -1, 智能体也可静止不动, 发送信息, 若两个智能体在正确的目的地同时发信息, 获得最高回报 (+20), 两个智能体在一个不正确的位置, 并同时发信号, 回报为 (-50), 最差的情况是两个智能体同时发信息标示它们在不同的目标地点或只有一个智能体发信息 (-100)。折扣因子为 0.9。智能体以同步的联合信念  $B(s_0) = 0.5$  开始。

#### 3.2 实验结果与分析

为验证提出的算法对于智能体协调中减少通信量的效果, 本文在同一实验背景下将 DEC-COMM-K 与完全通信进行比较。为验证观察信息择优通信对系统性能的影响, 将随机选观察信息择优进行通信的随机选择通信算法与 DEC-COMM-K 算法进行比较。利用三个不同算法分别进行 1000 次实验, 每次实验随机初始化初始状态, 允许智能体执行 10 步的动作, 得到每次的完成任务所需的通信量和回报值, 处理后得到实验的平均结果。实验结果如表 1 所示, 图 4 表示完成任务需要的平均通信量, 图 5 表示完成任务所需时间步数的平均数。

表 1 实验结果

方法	平均 回报值	回报值 标准差	平均 通信量	通信量 标准差
DEC-COMM-K	4.2	29.1	2.8	1.1
随机选择通信	1.1	28.2	4.1	1.3
完全通信	5.6	36.5	9.7	0.0

从表 1 可看出, 采用随机选择通信算法和 DEC-COMM-K 算法时, 系统的通信量相比完全通信时大幅减少。回报值的标准差较大, 说明系统性能的变化范围较大, 但随机选择观察信息进行通信时, 系统的平均回报是非常低的, 应用 DEC-COMM-k 算法时, 系统的平均回报是完全通信的 3/4。

如图 4、5 所示, DEC-COMM-k 算法与随机选择通信相比, 系统的通信量有所下降, 但完成任务所需要的时间却明显下降, 平均时间步数的差异说明在限制带宽的情况下, 选择有用信息进行通信可以控制通信量, 并能有效地提高系统性能。



使用 DEC-COMM-k 算法时系统的通信量相比完全通信时大幅减少,而系统的性能也有所下降,但通信代价昂贵时,在保证系统性能的前提下,通过牺牲小部分的系统性能来有效控制系统的通信量是可行的。

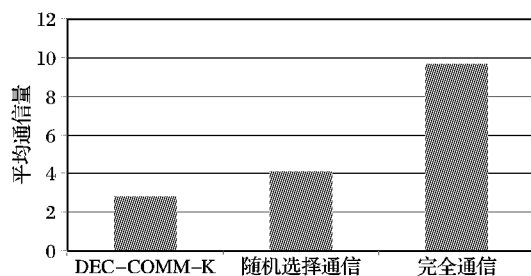


图4 完成任务需要的平均通信量

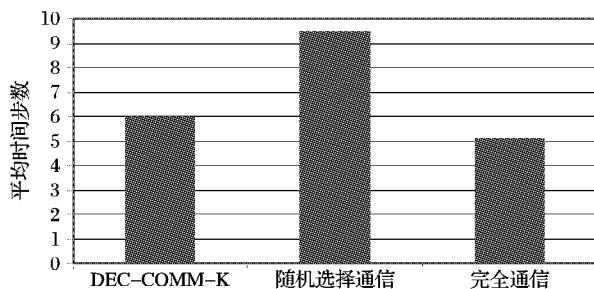


图5 完成任务平均时间步数

#### 4 结语

本文利用基于联合信念有向无环图的方法研究多智能体分散式通信策略问题,Agent 独立执行通信决策,仅在共享观察信息能够提高系统性能时进行通信,提出了一种启发式算法,使智能体选择有利于提高系统性能的观察信息进行通信,这种选择最佳信息进行通信的启发式算法可用于限定通信带宽限制的应用中,通过设置参数该方法也可用于不限定通信带宽的应用中。通过实验表明该算法能够减少多智能体协作时所需的通信量,通过共享 Agent 自身的部分信息提高系统性能。

#### 参考文献:

- [1] 张秋华,薛惠锋,吴介军,等.多智能体系统 MAS 机器应用[J].计算机仿真,2007,24(6):133-137.
- [2] BUSONI L, BABUSKA R, De SCHUTTER B. A comprehensive survey of Multi-Agent reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part C: Applications and Reviews. 2008, 38(2):156-172.
- [3] 孙湧,仵博,冯延蓬.基于策略迭代和值迭代的 POMDP 算法[J].计算机研究与发展,2008,45(10):1763-1768.
- [4] NAIR R, ROTH M, YOKOO M, et al. Communication for improving policy computation in distributed POMDPs [C]// AAMAS'04: Proceedings of the Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004, 3: 1098-1105.
- [5] BERNSTEIN D S, GIVAN R, IMMERMANN N, et al. The complexity of decentralized control of Markov decision processes [J]. Mathematics of Operations Research, 2002, 27(4): 819-840.
- [6] PESHKIN L, KIM K E, MEULEAU N, et al. Learning to cooperate via policy search [C]// Proceedings of the Sixteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2000: 489-496.
- [7] 吴峰.基于决策理论的多智能体系统规划问题研究[D].合肥:中国科学技术大学,2011.
- [8] PYNADATH D V, TAMBE M. The communicative multiagent team decision problem: Analyzing teamwork theories and models [J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2002, 16: 389-423.
- [9] GOLDMAN C V, ZILBERSTEIN S. Decentralized control of cooperative systems: Categorization and complexity analysis [J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2004, 22(1): 143-174.
- [10] 高阳,陈世福,陆鑫.强化学习研究综述[J].自动化学报,2004,30(1):86-100.
- [11] 范长杰.基于马尔可夫决策理论的规划问题的研究[D].合肥:中国科学技术大学,2008.
- [12] ROTH M, SIMMONS R, VELOSO M. Reasoning about joint beliefs for execution-time communication decisions [C]// Proceedings of the 4th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi Agent Systems. Dordrecht, Netherland: Springer, 2005: 786-793.
- [13] ROTH M, SIMMONS R, VELOSO M. Decentralized communication strategies for coordinated multi-Agent policies [C]// Multi-Robot Systems: From Swarms to Intelligent Automata. Dordrecht, Netherland: Springer, 2005, 3: 93-106.
- [14] 刘海涛,洪炳镕,乔立民,等.多智能体机器人系统分散式通信决策研究[J].机器人,2007,29(6):540-545.
- [15] 仵博,吴敏.一种基于信念状态压缩的实时 POMDP 算法[J].控制与决策,2007,22(12):1417-1420.
- [9] ZENG L, BENATALLAH B, NGU A H H, et al. QoS-aware middleware for Web services composition [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2004, 30(5):311-327.
- [10] 李祯,杨放春,苏森,等.一种 QoS 感知的语义 Web 服务组合群决策算法[J].高技术通讯,2009,19(7):693-698.
- [11] MENASCÉ D A. On optimal service selection in service oriented architectures [J]. Performance Evaluation, 2009, 67(8):659-675.
- [12] TAO F, ZHAO D, HU Y, et al. Resource service composition and its optimal-selection based on particle swarm optimization in manufacturing grid system [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2008, 4(4):315-327.
- [13] 孟祥中,杨玉中,邓叶飞,等.安全质量标准化综合评价的基于熵权的灰色关联模型[J].河南科学,2009,27(7):862-865.
- [14] CARDOSO J, SHETH A P, MILLER J A, et al. Quality of service for workflows and Web service processes [J]. Web Semantics, 2004, 1(3):281-308.
- [15] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. New York: IEEE, 1995:1942-1948.
- [16] 吕振肃,侯志荣.自适应变异的粒子群优化算法[J].电子学报,2004,32(3):416-420.
- [17] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer [C]// IEEE International Conference of Evolutionary Computation. Anchorage, Alaska: IEEE Press, 1998:69-73.
- [18] RATNAWEERA A, HALGAMUGE S K, WATSON H C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3):240-255.
- [19] RAJE R R, BRYANT B R, OLSON A M, et al. A quality-of-service-based framework for creating distributed heterogeneous software components [J]. Concurrency and Computation: Practice & Experience, 2002, 14(12):1009-1034.

(上接第 2874 页)