

协作机制评价和全局联合最优搜索的通用模型

鄢余武^{1,2}, 刘 鹏², 张金成¹

(1. 空军工程大学导弹学院, 三原 713800; 2. 解放军理工大学军事网格研究中心, 南京 210007)

摘要: 现有协作机制(CM)评价和选择模型存在通用性差、易陷入局部最优、CM库难以建立及评价函数设计困难等缺陷, 不能满足现代复杂协同系统的要求。该文针对CM动态选择系统, 构建CM评价的通用模型, 设计对CM及其参数进行全局联合最优搜索的遗传算法, 对模型和算法进行仿真。仿真结果表明, 该模型能克服原有模型的缺陷, 其算法能搜索到全局联合最优CM库。

关键词: 协作机制评价; 动态选择; 全局联合最优; 遗传算法

Generic Model of Coordination Mechanism Evaluation and Global Joint Optimal Search

YAN Yu-wu^{1,2}, LIU Peng², ZHANG Jin-cheng¹

(1. Institute of Missile, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800;

2. Research Center for Military Grid, PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007)

【Abstract】 The traditional Coordination Mechanism(CM) evaluation and selection models are not generic and prone to fall into local optimal decision. It is hard to establish a CM library and design evaluation function when using these traditional coordination mechanisms. The traditional coordination mechanisms cannot meet the needs of modern complicated cooperation systems. Aiming at the CM dynamic selection system, a generic model of CM evaluation is proposed, and a GA of search for global joint optimal CM and its parameter is designed. The generic model and genetic method are simulated. Simulation results show that this model overcomes the traditional models' drawbacks, and its algorithm can search out the global joint optimal CM.

【Key words】 coordination mechanism evaluation; dynamic selection; global joint optimal; Genetic Algorithm(GA)

1 概述

Agent协作是多Agent系统研究的一个重要方面。为了实现有效协作, 研究者设计了一系列协作机制(Coordination Mechanism, CM), 如 Social Law, Partial Global Planning, Contract Net Protocol等。这些CM各具特色, 适用于不同任务和环境。在静态环境下可以良好运行的CM在动态环境中的效果通常较差, 因此, 目前不存在通用的最佳CM^[1]。

文献[2]提出CM动态选择模型, 目的是使系统始终与当前环境最相称的方式工作, 文献[3-4]对CM动态选择理论做了进一步研究。根据CM动态选择理论, 当系统决定切换CM时, 要根据当前任务和环境信息评价CM库中的各种CM。因此, 每种CM都需要一个评价函数, 用于计算适应度值。文献[5]基于多智能体在网格中寻找并实现任务场景, 建立了 Social Law CM, Pot Luck CM 和 Contract Net CM 等常见CM评价模型, 使用这些评价模型能对上述CM进行正确评价, 但存在以下问题: (1) 这些评价模型都是针对文献[2]中的网格场景提出的, 通用性不强; (2) 未考虑全局性任务、协作成员及环境信息, 所做决策存在短视和局部最优问题; (3) 需要为每种CM提供一个考虑其自身特性的评价函数, 当CM库较大时, 这是无法实现且没有必要的; (4) 只能在各种参数固定的CM中选择最合适的机制, 不能对CM及其参数进行全局联合最优搜索; (5) 由于参数是固定的, 因此很难建立完备的CM库。

上述问题导致搜索到的CM通常不是全局最优的, 而许

多应用需要获得全局(近似)最优的决策。获取全局最优决策通常是一个NP难问题, 传统方法难以有效解决这个问题。

本文提出一种通用CM评价模型, 基于该模型和遗传算法, 设计了对CM及其参数的全局联合最优搜索算法, 并对模型和算法进行仿真。

2 CM评价的通用模型

本文分析文献[5]各种评价函数, 针对CM动态选择系统, 笔者认为CM评价函数至少须考虑以下因素: 协作工作环境, 任务的报酬, CM的开销, 任务成功完成的概率和CM内部参数等。因此, 提出如下模型:

$$V = f(env)[R - g(t, s)]p\phi(\lambda) \quad (1)$$

其中,

(1) $f(env) \in [0, 1]$, $f(env)$ 表示当前协作工作环境对CM评价价值 V 的影响程度, 是CM的特性和环境信息(CM对环境变化的敏感度、任务的进度和网络畅通程度等)的函数;

(2) $R \in [0, +\infty)$, R 为任务的报酬;

(3) $g(t, s) \in (0, +\infty)$, $g(t, s)$ 表示CM的开销, 是已花费时间 t 和空间 s 的函数, t 包括初始化时间、任务执行时间和通信时间等, s 包括存储空间和通信带宽等, g 通常由初始化开

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60403043)

作者简介: 鄢余武(1984-), 男, 博士研究生, 主研方向: 多传感器协同作战; 刘 鹏, 副教授; 张金成, 教授

收稿日期: 2008-01-03 **E-mail:** yyw1_25@163.com

销 g_{init} 和运行开销 g_{run} 组成, 即

$$g = g_{init} + g_{run} \quad g_{run} = \sum_i g_{run_i} \quad (2)$$

并非所有 CM 都有初始化开销, 即 g_{init} 可能为 0, 运行开销 g_{run} 是所有协作参与者的运行开销 g_{run_i} 的总和;

(4) $p \in [0, 1]$, p 为成功完成任务的概率, 因为 $f(env)$ 中已考虑环境因素, 所以此处的 p 仅与 CM 本身的特性有关, 是一个相对值, 必须以一种 CM 的 p 为基准设定其他 CM 的 p 。不确定性越大、协作步骤越复杂的 CM, 其 p 值越小;

(5) $\phi(\lambda) \in [0, +\infty)$, $\phi(\lambda)$ 表示调整 CM 内部参数 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k)$ 对 CM 评价值 V 的影响。CM 存在最佳性能点, 此时 λ 为 CM 的最佳参数配置 λ_{opt} 。

为了更清晰地讨论式(1)的各个组成部分, 本文不考虑它们之间的相互影响。比如未考虑 $\phi(\lambda)$ 和环境因素的结合时, ϕ_{max} 和 λ_{opt} 是固定的, 而在实际中, 计算 $\phi(\lambda)$ 通常要考虑环境因素对 ϕ_{max} 和 λ_{opt} 的影响, 但求解方法相同。

式(1)描述的一般化评价模型抽象了文献[2]描述的网格场景, 抽取了文献[5]各种评价函数的本质, 具有更好的通用性。使用该模型时, 要求 CM 库中的每个 CM 提供自身的 $f(env)$, $g(t, s)$, p 和 $\phi(\lambda)$ 的计算方法或数值。

3 协作机制及其参数的全局联合最优搜索

3.1 算法设计

为验证式(1)的适用性, 将其作为适应度函数, 基于 CM 库中的 CM, 使用遗传算法^[6]搜索最优 CM。算法步骤如下:

- (1)从协作机制库中选择一个 CM。
- (2)初始化。基于所选 CM, 采用十进制编码方式生成大小为 s 的初始种群, 其中每个个体都是所选 CM 的一个变体。
- (3)评价和选择。根据式(1)确定适应度函数

$$f(x) = \begin{cases} C_{max} - V & V < C_{max} \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (3)$$

其中, C_{max} 是一个足够大的常数。

计算每个个体的适应度, 采用随机均匀分布策略选择适应度大的个体进行繁殖, 淘汰适应度小的个体, 形成新种群。

- (4)交叉。按交叉概率 P_c 对种群中的个体进行交叉操作, P_c 的取值范围为 0.5~0.8。
- (5)变异。按变异概率 P_m 对种群中的个体进行变异操作, P_m 的取值范围为 0.001~0.01。
- (6)终止条件判断。若适应度达到目标值或已经运行了预定代数, 则转步骤(7); 否则转步骤(3)。
- (7)保存最优个体, 若未遍历完协作机制库, 则转步骤(1)。
- (8)在所保存的局部最优个体中选择最优个体, 即全局最优个体。

3.2 算例与分析

假设系统正在进行一项任务, 该任务由 $n=3$ 个协作成员协作完成, 且 3 个协作成员运行状态良好。在某个时刻, 系统发现任务的协作质量下降到了一定界限, 需要切换 CM。此时任务剩余工作量的报酬 $R=1\ 000$, 要从 CM 库中选择一个合适的 CM 以便组织协作成员切换到新的 CM 继续协作工作。在全局信息中, 只考虑任务进度 x 和网络畅通程度 y 对 CM 评价值的影响, 且 $x=2, y=3$ 。任务当前的时间开销和空间开销分别为 $t=5, s=5$ 。

假设 CM 库中有 2 个备选 CM, 即 CM1 和 CM2, CM1 具有如下性质:

$$\begin{cases} f(env) = f(x, y) = 1/3e^{-(\cos x^3 + y)} \\ g(t, s) = (n+2)(e^t + s) \\ p = 0.7 \\ \phi(\lambda) = 20e^{-z}, z = 20 + \lambda_1^2 + \lambda_2^2 - 10(\cos 2\pi\lambda_1 + \cos 2\pi\lambda_2) \end{cases} \quad (4)$$

将式(4)代入式(1), 穷举计算得图 1, 其中, V_{CM1} 的最大值为 62.596 0。

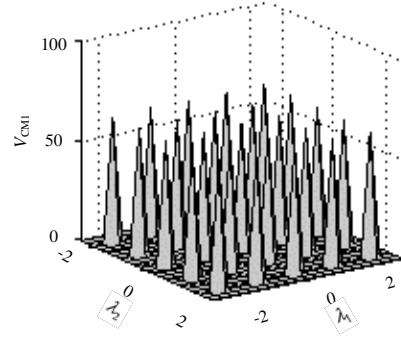


图 1 V_{CM1} 的实际取值分布

CM2 具有如下性质:

$$\begin{cases} f(env) = 1 \\ g(t, s) = (n+2)(e^t + s) \\ p = 0.9 \\ \phi(\lambda, x, y) = e^{-z}, z = e^{x+y-x\sin(\lambda_1)-y\cos(\lambda_2)} \end{cases} \quad (5)$$

将式(5)代入式(1), 穷举计算得图 2, 其中, V_{CM2} 的最大值为 76.736 2。

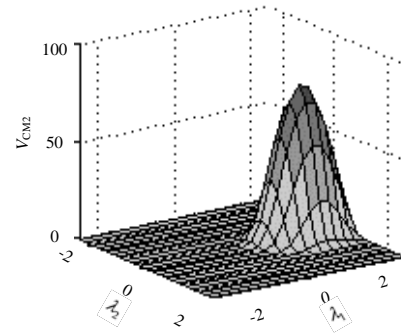


图 2 V_{CM2} 的实际取值分布

采用遗传算法分别对 CM1 和 CM2 进行参数寻优, 本文采用搜索最小值的方法进行遗传寻优, 取 $C_{max} = 0$, 则适应度函数为 $f(x) = -V$, 种群大小取为 20, 运行 200 代终止, 得到的结果如图 3 和图 4 所示。CM1 的最终种群的最优适应度值为 -62.59, 平均适应度值为 -60.558 1; CM2 的最终种群的最优适应度值为 -77.122 5, 平均适应度值为 -77.102 7。

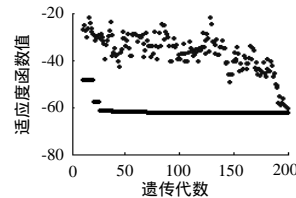


图 3 CM1 的遗传寻优结果

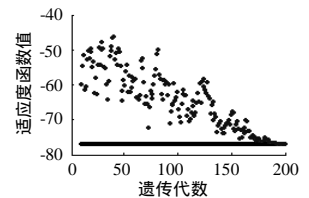


图 4 CM2 的遗传寻优结果

由图 3、图 4 可知, V_{CM2} 的最大值大于 V_{CM1} 的最大值, 与穷举结果吻合, 即 CM2 采用当前最优 λ 时, 比 CM1 更适合于当前任务。系统可以组织协作成员切换到 CM2 继续协作工作。

(下转第 211 页)