

基于信息融合的多智能体协作方法的研究与应用

张晓勇, 吴 敏, 彭 军

ZHANG Xiao-yong, WU Min, PENG Jun

中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083

School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China

E-mail: zxyong@gmail.com

ZHANG Xiao-yong, WU Min, PENG Jun. Research and application on MAS collaboration mechanism based on information fusion. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(22): 27-30.

Abstract: This paper presents a multi-agent collaboration method based on information fusion. Some agents can make a global situation assessment by applying the information fusion to the local sense information of other agents special distributed in MAS. The global situation assessment can be used for planning and coordinating the collaboration activities of agents. This method has been applied to RoboCup-Rescue simulation system. It is proved that this method can lead to a rational task decomposition and improve the performance of collaboration effectively.

Key words: collaboration; information fusion; multi-agent system

摘 要: 将信息融合技术运用到多智能体系统中, 利用信息融合方法对智能体得到的在空间上分布的其他智能体感知的局部信息进行融合, 得到较完整的态势评估, 以此来规划和协调多智能体系统的协作行为, 提出了一种基于信息融合的多智能体协作方法。将该方法应用在机器人救援仿真系统中, 结果表明该方法能够实现全局上的任务分解策略, 有效提高了智能体协作能力。

关键词: 协作; 信息融合; 多智能体系统

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.22.008 文章编号: 1002-8331(2008)22-0027-04 文献标识码: A 中图分类号: TP301

1 引言

近年来多智能体系统(Multi-Agent System, MAS)已经成为人工智能领域的重要研究方向之一。MAS由多个具有独立的问题求解能力和交互能力的智能体构成, 这些智能体共同合作, 完成团队任务。团队任务在时间或空间上的复杂性超越了个体的能力, 仅仅依靠个体行为的实现是不可能、不经济、不完整或不精确的, 智能体之间必须进行有效协作才能更好地完成任务^[1]。智能体协作的优劣直接影响到整个系统的效率。

针对MAS的协作问题, 目前提出的方法主要有以下几种: 黑板模型、强化学习方法和共享规划方法。主要是通过提供相关资源使得其它智能体调整自己的行为策略来完成协作任务; 信息共享模型中智能体通过对其它智能体能力的不同程度的了解来进行局部决策; 强化学习方法主要是根据单个智能体的局部环境信息进行环境状态到动作决策的映射。以上方法都是根据局部的信息依靠智能体的自治能力进行协作, 难以达到协作的全局最优。共享规划方法将不同心智状态下得期望定义成一个公理集合来指挥群体中成员采取行动去完成分配的任务, 这种方法是从全局视野来进行协作, 但是通信量大, 会给系统带来沉重的负担。

信息融合通过对多类同构或异构传感器数据进行综合(集成或融合)获得比单一信源更可靠、更完全的融合信息。它突破单一传感器信息表达的局限性, 避免单一传感器的信息盲区, 提高了多源信息处理结果的质量, 有利于对事物的判断和决策^[2]。将信息融合技术应用到多智能体系统中, 对智能体的感知数据进行融合将有可能得到全局环境的态势估计, 由此来规划和协调智能体的行为, 势必提高智能体间协作效率。同时, 经过信息融合可将原始信息进行约简, 从而减少了系统的通信量。因此本文提出一种基于信息融合的多智能体协作方法。该方法将MAS中的智能体分为融合智能体和感知智能体, 利用MAS的通信能力, 感知智能体将感知信息发送给融合智能体, 使得融合智能体得到更加全局的信息, 然后融合智能体使用信息融合的常用方法隐马尔可夫模型(HMM)对决策所需的重要事态进行推理, 根据推理结果得到对感知智能体的动作建议, 从全局来指导智能体之间的协作。通过在机器人救援仿真系统中的成功应用, 验证了方法的有效性。

2 基于信息融合的多智能体协作方法

在MAS中每个智能体只能感知其周围有限范围内的环境

基金项目: 国家杰出青年科学基金(No.60425310)。

作者简介: 张晓勇(1980-), 男, 博士生, 主研领域为计算机应用、多智能体系统; 吴敏(1963-), 男, 博士, 博士生导师, 主研领域为智能系统与机器人技术、网络系统与企业管理、先进控制与自动化技术; 彭军(1967-), 女, 博士, 博士生导师, 主研领域为多智能体系统、计算机应用。

收稿日期: 2008-04-07 修回日期: 2008-05-23

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

信息,难以形成对全局态势的认识,因此阻碍了智能体间的有效协作。参与协作的智能体具有**时间分布性、空间分布性和功能分布性(异构)**三大特点,这三者相结合为引入信息融合技术以获得全局态势提供了基础。

信息融合技术有很多方法,其中比较成熟的主要有卡尔曼滤波法、D-S证据推理、HMM等方法。隐马尔可夫模型(HMM)是在Markov链基础之上发展起来的。由于实际问题比Markov链模型所描述的更复杂,观察到的时间并不是与状态一一对应,而是通过一组概率分布相联系,这样的模型就称为HMM。它是一个**双重随机过程**,其中之一是**Markov链**,这是基本随机过程,它描述状态的转移。另一个随机过程描述状态和观察值之间的统计对应关系。在MAS中每个智能体只能感知到其周围有限范围内的环境信息,即观察值,将每个智能体观察到的有用环境信息采用HMM进行信息融合,可得到对MAS协作有指导意义的状态及其转移信息,因此本文采用HMM作为信息融合的主要方法。

2.1 引入信息融合的多智能体系统结构

引入信息融合技术后,多智能体系统中的智能体分为两类:

(1) 管理智能体:收集并处理来自协作智能体的信息,最后利用信息融合结果制定团队规划,包括定义工作任务的分解和次序关系。管理智能体间可直接通信。

(2) 协作智能体:收集观察到的环境信息并发送至管理智能体,并根据管理智能体的规划来协作完成任务。同时,协作智能体具有一定的自主决策能力,在收不到MA指令的情况下,将按照自己的决策动作。协作智能体可以与其对应的管理智能体直接通信。

为了增强系统的容错能力和自适应能力,根据系统规模,可以设置多个管理智能体,每个管理智能体负责一定数量的协作智能体。图1是引入信息融合技术的多智能体系统结构。

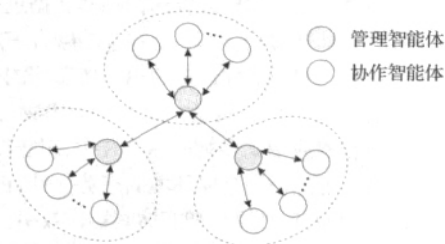


图1 多智能体系统结构

2.2 基于信息融合的多智能体系统协作模型

在多智能体系统中,每个智能体不同于简单的传感器,而是具有一定计算能力的**自治体**,协作智能体可以利用自身的计算资源对原始的感知数据进行预处理,再将提出的特征信息发送至协调智能体,从而实现信息融合,这样做可以在显著减少通信量的同时提高系统的健壮性,在通信受限的系统中尤为重要。图2是基于信息融合的多智能体系统协作模型。

协作智能体的决策算法:

```
function COOPERATING-AGENT( percept, E) returns an action
static: W, a world model; K, the knowledge
integrate percept into W
send some percept to manager agent
if E is not null and Value(E) > Cost(E) then
    return Action(E)
else
    return the best action from W and K
```

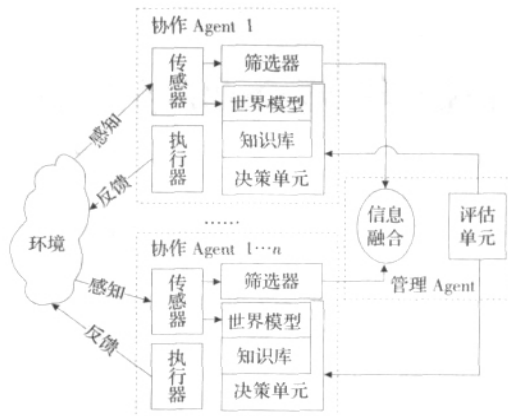


图2 基于信息融合的多智能体系统协作模型

假设Percept为协作Agent的感知信息,E为收到管理Agent的动作建议,W为Agent的世界模型,K为决策知识库。如果E可用,那么比较其代价Cost(E)与价值V(E),如果价值较大,那么采取管理Agent的建议,否则根据W与K决定的最好的行动。

2.3 管理Agent的信息融合算法

在多智能体系统环境中,每个协作智能体都能感知到部分有用的环境信息,这部分环境信息空间可表示为:

$$M \in S, T, E$$

其中S表示协作智能体自身的信息;T表示任务信息;E表示其它场上重要信息。

每个协作智能体将感知到的信息M发送給其管理智能体,然后管理智能体将利用HMM来对这些信息进行融合来得到状态信息D,从而实现观测值M到状态信息D的映射。管理智能体根据状态信息D进行态势评估并制定团队规划,提出任务分解方案及行动序列,这些也将成为协作智能体的行为依据。

定义1 随机序列 X_n ,在任一时刻n,它可以处在状态 q_1, q_2, \dots, q_n ,且它在 $m+k$ 时刻所处的状态为 q_{m+k} 的概率,只与它在m时刻的状态 q_m 有关,而与m时刻以前它所处的状态无关,即有:

$$P(X_{m+k} = q_{m+k} | X_m = q_m, X_{m-1} = q_{m-1}, \dots, X_1 = q_1) = P(X_{m+k} = q_{m+k} | X_m = q_m)$$

其中, $q_1, q_2, \dots, q_m, \dots, q_{m+k} (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N)$,则称 X_n 为马尔可夫链,并且称 $P_{ij}(m, m+k) = P(q_{m+k} = \theta_j | q_m = \theta_i)$ 为k步转移概率,其中 $1 \leq i, j \leq N, m$ 和k为正整数。

HMM是在马尔可夫链的基础之上发展起来的。马尔可夫链是马尔可夫链过程的特殊情况,是状态和时间参数都离散的马尔可夫过程。HMM是一个双重随机过程,其中之一是马尔可夫链,这是基本随机过程,它描述状态的转移。另一个随机过程描述状态和观察值之间的统计对应关系。站在观察者的角度,只能看到观察值,不像马尔可夫链模型中的观察值和状态一一对应,不能直接看到状态,而是通过一个随机过程去感知状态的存在及其特性,因此称之为隐马尔可夫模型,即HMM。

一个HMM可以由下列参数描述:

N:模型中马尔可夫链状态数目。记N个状态为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N$,记t时刻Markov链所处状态为 q_t ,显然有: $q_t (\theta_1, \dots, \theta_N)$ 。

M:每个状态对应的可能的观察值数目。记M个观察值为

V_1, V_2, \dots, V_M , 记 t 时刻观察到的观察值为 O_t , 其中: $O_t = (V_1, \dots, V_M)$ 。

π : 初始状态概率矢量, $\pi = (\pi_1, \dots, \pi_N)$, 其中: $\pi_i = P(q_1 = \theta_i)$, $1 \leq i \leq N$ 。

A: 状态转移概率矩阵, $A = (a_{ij})_{N \times N}$, 其中: $a_{ij} = P(q_{t+1} = \theta_j / q_t = \theta_i)$, $1 \leq i, j \leq N$ 。

B: 观察值概率矩阵, $B = (b_{jk})_{N \times M}$, 其中: $b_{jk} = P(O_t = V_k / q_t = \theta_j)$, $1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M$ 。

这样, 一个 HMM 可以记为: $\lambda = (\pi, A, B)$ 。参数 λ 的学习问题可以依据大量数据应用经典的 EM 算法解决^[3]。

用 x_t 表示 t 时刻隐含变量的值, 即状态信息 D; y_t 表示 t 时刻的观测变量, 可用 X_t, Y_t 表示隐含序列和观测序列。

参数 λ 以及观测序列 Y_t 已知, 要求最有可能的隐含状态序列 X_t , 可应用 Viterbi 解码算法来解决这个问题。隐含序列 X_t 需要满足: $X = \arg \max_x P(X, Y | \lambda)$ 。

Viterbi 算法描述如下:

定义 $\{i\}$ 为 t 时刻沿一条路径 q_1, \dots, q_t , 且 $q_t = \theta_i$, 产生出 (O_1, O_2, \dots, O_t) 的最大概率, 即有: $\{i\} = \max_{q_1, \dots, q_t} P(q_1, \dots, q_t, q_t = \theta_i, O_1, \dots, O_t | \lambda)$ 。

定义 $\{i\}$ 为 $t-1$ 时刻前的隐含序列状态, 则 Viterbi 解码算法描述如下:

(1) 初始化

$$\{i\} = \pi_i b(i, y_1), 1 \leq i \leq n$$

$$\{i\} = 0$$

(2) 递归

$$\{j\} = [\max_{1 \leq i \leq n} \{i\} a_{ij}] b(j, y_t), 2 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq n$$

$$\{j\} = \arg \max_{1 \leq i \leq n} [\{i\} a_{ij}] b(j, y_t)$$

(3) 计算

$$P(X, Y | \lambda) = \max_{1 \leq i \leq n} [\{i\}]$$

(4) 追踪

$$X_T = \arg \max_{1 \leq i \leq n} [\{i\}]$$

$$X_t = \{i\} (X_{t+1}), t = T-1, \dots, 1$$

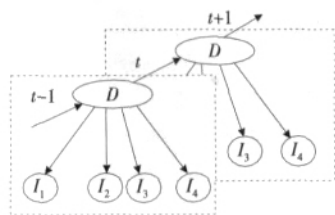


图3 对状态信息预测的 HMM

图3为状态信息D的预测HMM模型, $I_1 \sim I_4$ 代表了一个对状态D有贡献的信息序列, 其中 $I \sim M$ 。

管理 Agent 的决策过程:

算法开始:

步骤1 通过通信单元获得协作智能体的信息, 并将其送至信息融合模块;

步骤2 通信单元送来的信息为观测值 M , 信息融合模块采用 HMM 方法对 M 进行处理, 得出相应的隐含信息即状态信

息 D , 从而将场上态势量化。将状态信息 D 送至规划单元;

步骤3 规划单元根据状态信息 D 准确的对环境态势进行评估, 根据评估结果进行全局规划。将规划结果送至通信单元并由其分发至每个协作智能体;

算法结束。

3 实例应用

为了验证本文提出协作方法的可行性, 将其应用在 RoboCup-Rescue 机器人救援仿真系统中。机器人救援仿真系统是 RoboCup 联盟的新的应用项目, 该项目为多智能体系统研究人员提供了一个理想的仿真平台, 其主要目的是促进多智能体团队协作和搜救实物机器人等相关领域的研究^[4]。一个完整的机器人救援仿真系统由机器人救援仿真器和一支救援队伍组成。仿真器模拟现实生活中的城市发生地震后的灾难场景, 其中包括倒塌的房屋、火灾、受伤的市民、堵塞的道路和避难所等。救援队伍由若干异构救援智能体组成, 是一个典型的异构 MAS 系统。其主要任务是在规定时间内完成灭火和营救市民的任务, 尽量减小灾难带来的损失。RoboCup-Rescue 中智能体主要有以下两种:

(1) 中心智能体: 包括警察中心、消防中心和救护中心。这类智能体不具备移动性。中心智能体间可以直接通信, 负责转发移动智能体发送来的信息, 其通信能力较强。

(2) 移动智能体: 包括警察、消防员和救护员。同类智能体间可以直接通信, 但是要向异类智能体发送信息时, 需经过中心智能体进行转发。

救援系统的目标任务是救助更多伤员、保护更多建筑物免受火灾损毁。救援任务由多个子任务组成: 扑灭多个着火点、救助大量受伤市民和清除大量路障。不同着火点由于所在建筑材料不同, 燃烧速度也不同, 着火点附近的市民数量也不同。由于救援智能体数量有限, 所以需要选择最紧迫的目标去实施救援行动, 而且为了尽快扑灭火灾, 尽快营救受伤市民, 需要多个智能体协作一起行动。由于每个移动智能体由于只能感知局部信息而很难做到最优规划, 所以需要中心智能体进行全局规划来协调移动智能体的行为。因此可将中心智能体看作引入信息融合的多智能体系统结构中的管理智能体, 移动智能体可看作协作智能体。

下面以警察中心智能体为例说明基于信息融合的多智能体协作方法在机器人救援中的应用。

每个警察智能体感知到的信息空间可表示为: $M \in S, T, E$ 。其中 S 表示自身的信息, 包括位置、健康状况; T 代表路障信息; E 表示场上其它重要信息, 包括着火点信息即着火点的位置和火势大小、避难所的信息包括避难所的位置和水量、市民的信息 (包括位置和健康状况等); 警察中心需要根据每个警察发送的信息计算出路障的重要程度然后根据路障的重要度分派警察清除路障, 重要度高的路障将会优先分派警察去清除。

当每个警察智能体将自己的信息发送至警察局后, 可以很容易计算出对路障重要性有影响的变量, 也就是 HMM 的观测值, 包括着火点、避难所、市民与各个路障之间的距离, 通常是距离越近, 路障的重要性越高; 还包括着火点的火势、避难所储水量的大小以及市民的个数及其健康状况。通常避难所储水量越大、市民越多且健康越差, 路障的重要性越高。至于着火点火势大小对路障重要性的贡献要根据救援的策略来决定。

救援中心智能体的规划单元负责得到其下属的移动智能体的动作建议序列。中心智能体经过信息融合的过程得到一个对全局态势的估计,这个全局态势确定了系统中各个子任务的重要程度,决策过程根据融合单元的结果进行任务分解和资源分配。具体决策过程如下:

- (1) 如通信正常,用HMM算法将需要完成的 n 个子任务根据其重要性从大到小排序为 $T_i (i=0, 1, \dots, N)$,转到第3步。
- (2) 如通信出现问题,则每个智能体根据自己能感知到的局部信息完成对 n 个子任务的重要性排序: $T_i (i=0, 1, \dots, N)$ 。
- (3) 根据每个子任务的复杂性计算出每个子任务需要分配的感知智能体个数 $S_i (i=0, 1, \dots, N)$,依次从0到 N 为 T_n 分配相应的 S_n 个感知智能体,如果 $S_m=0 (0 \leq m < n)$,则分配过程结束。
- (4) 根据 S_n 得到每个智能体的行动建议,即每个智能体需要完成的子任务。

在RoboCup-Rescue系统中,同理,救护中心经过信息融合得到了所有市民的救援紧急程度,对其排序确定,然后从最紧急救援的受伤市民开始,根据离该市民的受伤程度分配救护智能体数量,根据与市民的距离进行救护智能体的选择,直到分配完所有的救护智能体或者所有市民都已经分配了相应的救护智能体,这样就得到所有救护智能体的动作建议。

4 实验结果

通过在多个复杂度不同的地图上进行仿真救援实验来测试方法的有效性。

一场救援比赛允许救援队伍在规定300周期内执行救援任务,比赛结束后,根据得分 V 评判救援队的性能,得分越高说明救援任务完成越好。得分 V 的计算公式如下:

$$V \propto (P+S/S_{int}) * \sqrt{B/B_{int}}$$

P :存活市民的个数; S_{int} :初始时所有市民健康度的和; S :存活市民的健康度的和; B_{int} :初始时房屋总面积; B :未被烧毁的房屋总面积。

救援得分 V 直接反应了救护智能体和消防智能体的性能,且由于警察清路障工作的优劣直接影响救护智能体和消防智能体的行动效率,所以得分 V 也间接反应了警察智能体的性能。从每个地图下救助的灭火情况、营救市民数量和总得分三个方面来综合评价基于信息融合的协作方法。

图4是在比赛中消防智能体的灭火情景。在地图中,◇代表消防智能体,图中已有建筑物起火且已有一建筑物起火严重(如图中标识)。图中有5个消防智能体被分配到起火严重处,另外两个不太严重的火点分别有两个消防智能体,实现了消防智能体资源的合理配置。

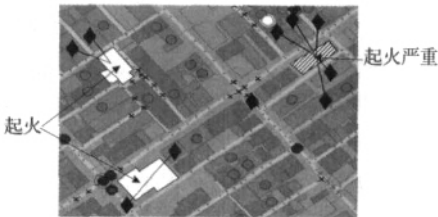


图4 消防智能体灭火情景

图5是比赛开始后300周期内消防员灭火效率的进展情况,对采用方法前后的救援队通过Simulator得到的数据描出了完整建筑物的比例变化曲线,可以看出应用基于信息融合的多智能体协作方法后,由于消防队员分工更为合理,灭火效率显著提高。

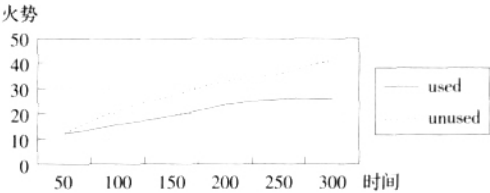


图5 采用新方法前后灭火效果对比图

表1和表2显示了在不同地图下采用新方法前后救护队员的救援市民人数(SC)和比赛得分(Score)对比。可以看出由于对采用新方法后,有限的时间内可以营救更多的市民,得分明显高于采用前。

表1 未采用新方法的结果

	Kobe1	VC2	VC5	Kobe2	VC1	Fligno3	Random1
Score	98.6	83.7	72.1	83.7	73.5	73.2	92.4
SC	99	84	88	104	94	77	93

表2 采用新方法的结果

	Kobe1	VC2	VC5	Kobe2	VC1	Fligno3	Random1
Score	106.9	95.2	80.8	95.9	80.9	93.3	93.1
SC	107	96	95	105	98	94	93

5 结束语

本文提出了一种基于信息融合的多智能体协作方法,该方法将MAS中的智能体分为管理智能体和写作智能体,利用MAS的通信能力,写作智能体将感知信息发送给管理智能体,使管理智能体得到全局场上信息,然后管理智能体使用HMM对决策所需的重要事态进行推理,根据推理结果得到对写作智能体的动作建议,从全局视野指导智能体之间的协作,由此实现更加合理的任务分解和资源分配。通过在RoboCup-Rescue机器人救援仿真系统的应用验证了方法的有效性。

参考文献:

[1] Weiss G.Multi-agent systems: a modern approach to distributed artificial intelligence[M].London, England: The MIT Press, 1999: 121- 122.

[2] Pavlin G, Maris M, Nunnink J.An agent-based approach to distributed data and information fusion[C]//Proceedings of the Intelligent Agent Technology.IEEE/WIC/ACM Joint Conference on Intelligent Agent Technology, Beijing, China, 2004.Washington D C, USA: IEEE Computer Society, 2004: 466- 470.

[3] Boyles R A.On the convergence of the EM algorithm [J].Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological) , 1983, 45 (1) : 47- 50.

[4] Kitano H, Tadokori S, Noda H, et al.RoboCup- rescue: search and rescue for large scale disasters as a domain for multi-agent research[C]//IEEE Conference on Systems, Man and Cybernetics, Tokyo, 1999: 739- 743.