

多智能体协同任务分配问题研究综述^{*}

李相民^{1,2} 颜 骥¹ 刘 波² 魏 健¹

(1. 海军航空工程学院 烟台 264000)(2. 光电控制技术重点实验室 洛阳 471023)

摘 要 研究了给定通信基础设施和可用计算资源情况下,多智能体系统协同任务分配问题中集中式、分布式和分散式系统结构运用的适应条件及异步、同步交互方式在不同结构中的应用;分析了分布式或分散式的任务规划中诸如决策一致性策略和一致性算法等必须考虑的问题及其面临的挑战;最后,探讨了多智能体协同任务分配问题分布式和集中式的求解算法。

关键词 多智能体;协同任务分配;一致性问题;系统结构;综述

中图分类号 TP18 **DOI**:10.3969/j.issn1672-9722.2014.12.049

A Survey of Multi-Agents Cooperative Task Allocation Research

LI Xiangmin^{1,2} YAN Ji¹ LIU Bo² WEI Jian¹

(1. Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001)

(2. Science and Technology on Electro-optic Control Laboratory, Luoyang 471023)

Abstract This work provided insights on when centralized, distributed, and decentralized architectures can be used in cooperative task allocation given the communication infrastructure and available computational resources of the multi-agent system. Different considerations and challenges associated with distributed planning like coordination techniques and consensus algorithms are discussed, and algorithms that can be utilized within both distributed and centralized planning frameworks are identified.

Key Words multi-agents, cooperative task allocation, consensus, system architectures, survey

Class Number TP18

1 引言

随着诸如无人机、自治地面车辆和自治水下航行器等机器人智能体应用的增长,异构的网络化智能体编队被广泛应用于不同类型的自治使命任务,包括情报、监视、侦察行动,搜索与救援任务,压制敌防空系统或者对地攻击任务等^[1]。确保编队中不同智能体间恰当的协调与合作对有效、成功地完成使命至关重要,异构网络化编队自治的协同任务分配和规划方法则是实现这一目标的基础。规划算法的目的是,将规定的使命任务在智能体之间分配,以优化整个使命效能,并在考虑使命代价、可用

资源和网络约束的同时确保编队在空间和时间上的同步。通信系统、传感器以及嵌入式技术的进步,使得大规模编队的任务规划成为可能。然而,随着系统数目,组成部分以及使命任务的增加,大规模编队的任务规划将变得异常复杂。

多智能体协同任务分配问题的数学本质是一类复杂的组合优化问题^[2],受使命环境、可用资源以及通信基础设施等客观因素,问题模型、目标函数及约束条件等主观因素的影响,问题的求解方式不同。本文从多智能体协同任务分配的系统结构、协同方法、问题模型和求解方法等方面对该问题进行综述。

^{*} 收稿日期:2014 年 6 月 8 日,修回日期:2014 年 7 月 27 日

基金项目:航空科学基金(编号:20135184008)资助。

作者简介:李相民,男,博士,教授,博士生导师,研究方向:武器装备与一体化技术。颜骥,男,博士研究生,研究方向:武器装备与一体化技术。刘波,男,博士,高级工程师,研究方向:协同分布计算。魏健,男,硕士研究生,研究方向:武器装备与一体化技术。

2 协同任务规划结构

给定不同的计算资源和通信环境,有三类规划结构可用于协同任务分配:集中式、分布式和分散式^[3]。这些结构的不同之处主要在分配空间内,智能体如何处理一致性和协作,算法是否要求同步,以及这些选择在各自环境下如何影响算法的性能。

2.1 集中式规划结构

集中式规划结构指多智能体算法能在单台机器上运行,算法不同模块间的信息交互通过共享的存储器进行。快速的集中式算法经常使用并行计算实现,其充分利用了现代计算机系统多处理器的优点。由于算法中所有模块有权快速获取当前全局共享存储状态,模块之间的通信代价可以忽略不计。在某些环境下,智能体应具备更自主的能力,如在规划参数(智能体状态,任务参数,环境变量)变化很快,需传输大量数据给中心处理单元的情况下,集中式的结构并不理想。进一步,集中式处理机的求解速度和质量受到通信精度和信息接收率的限制,给定低速、不可靠,或昂贵的通信信道,通过网络传递大量(或许不相关)的数据是不可取的。若各智能体建立其协作分配所需的大部分信息是局部获得的,在局部进行相关的规划计算而仅与其他智能体共享局部计算的结果,系统能获得更快的反应时间。

2.2 分布式规划结构

分布式规划结构中,分布式算法运行起来像分离的模块,这些分布的算法模块使用其自身的存储分区来保存与规划过程相关的数据,模块间相关的信息通过可靠的通信信道共享。分布式算法信息共享带来的通信代价和延迟,在通信层面引入了比集中式算法复杂的附加层。分布式算法依赖牢固的通信设施,每个分布式节点熟悉能与其通信的所有其他节点,并假设节点之间收、发的消息是可靠、低延迟的。从集中式结构向分布式结构转换主要权衡的问题是,使用多机器计算增加的计算资源是否能补偿因消息通信附加的时间和资源消耗。对大部分多智能体应用而言,分布式算法比集中式算法更加适应,在信息远程获取的情况下,分布式算法表现更优。在这种情况下,智能体观测到一个局部事件,并基于新观测到的信息改变其自身的计划,然后将计划结果可靠地传递给其他分布的模块,而不是将局部事件的原始数据传递给他们。相对集中式结构,在使用相同计算量时,分布式结构的局部处理方式能大幅减少整个系统的通信负载。但分布式算法依赖于稳定的通信信道和信息共享,

若通信链接不够可靠,算法性能将严重退化。

2.3 分散式规划结构

分散式规划结构由通信基础设施不可靠且零星的环境中,自主规划的独立智能体组成。这种环境下,消息延迟、网络连通性、程序执行率或消息到达可靠率方面都没有严格的约束和保证。这种环境下,算法不能依靠模块间恰当的信息共享,从而限制了智能体间可实现的协作和协同量。当实际的通信条件较好时,相对分布式结构,分散式算法可能是保守的,性能亦差于分布式算法,但它们在通信环境激烈变化的情况下比分布式结构稳定。由于不给智能体设置严格的交互规则,完全分散式的算法使得稀疏链接的智能体具有更高的自主程度。在弱通信环境中,分散式算法使得大规模编队能有效地交互,而不会使整个网络陷入限制性的消息传输需求的困境中。

2.4 同步与异步

给定上述三种规划结构,算法设计者可以在不同的模块之间应如何协调并行计算和通信进行选择。此外,还应考虑它们之间的交互方式是同步的还是异步的,以及交互的方式对算法收敛和性能的影响。高度构造的同步算法在计算和通信时间上附加约束,而异步的算法则为各模块执行这些行动提供了很灵活的空间。

在很多迭代算法中,同步是典型的应用,其通过某种事件驱动触发计算的发生,以保证算法在程序执行时有可预知的状态。典型的同步操作中,个体模块执行并行计算,共享状态变量,然后等待某种触发机制才继续算法的下一次迭代。同步规划能对各智能体的状态做出保证,同时允许算法对其他模块的信息状态做出假设。这些信息能提高算法的规划性能和收敛速度,其缺点是,在某些环境中,要为同步行为付出不菲的代价^[3]。在分布式和分散式算法中,计算触发经常不是来自本地,而是必须通过模块间的通信来产生。在集中式方法中,实现同步的机制是轻量级的,但当信息在网络上共享,模块必须为等待来自物理上分离的机器的消息而耗费时间时,同步带来的开销将非常大。当算法模块可以相对独立地执行,便可采用异步计算方式。异步交互方式允许算法不同的模块随时利用获得的信息进行计算,而不需按严格的时间计划进行,从而在通信得不到保证的分散式算法中,异步交互运行良好。因此,在实现同步和采用更灵活的异步结构之间存在基本的权衡:同步允许算法对算法状态做出假设,而异步结构则因损失信息假设和状态保证使算法性能受损。在集中式和分布式环境中,同步开销较小,一般

使用同步计算的方式;而在分散式环境中,同步开销相当高从而异步计算更可取。

3 协同技术

很多情况下,优化问题中的收益函数及约束依赖于整个编队的决策变量,在分布式或分散式的结构中求解该优化问题时,将在智能体之间产生非平凡耦合。由于各智能体的决策依赖于编队中其他智能体的分配计划,为最大化编队性能或者至少确保解满足约束条件,智能体需相互协作并在决策变量上达成一致。有三种实现决策一致性的策略:1)先验的任务空间分割;2)隐式协同;3)协同规划。

3.1 先验的任务空间分割

先验的任务空间分割有效地将任务空间划分为不相交的子集,仅允许每个智能体从整个任务集的一个子集中选择要分配的任务^[4]。在编队规模小、相对静态的环境中使用该方法是比较合理的,尤其是在每个智能体的角色和责任之前已经定义好的情况下,如为特定任务设计的专门智能体。在含有大量相对异构的智能体环境中或动态环境中,任务分割问题将变得异常复杂。尽管该策略能实现各智能体快速的规划计算,并保证无冲突的编队分配,但算法在优化之外建立任务分割是在可行的分配之上人为设置约束,而这将导致算法任意差的性能。

3.2 隐式协同

隐式协同要求智能体在运行规划算法之前完成在态势感知上的一致。态势感知一致指所有智能体对与任务分配问题的初始状态相关的所有变量意见达成一致的过程,如环境变量,智能体状态,任务参数等。一致性过程之后,各智能体独立地运行集中式算法以获得整个编队的任务分配方案,然后选择与其相关的计划部分执行。该方法的基本前提是,在一致的规划参数下,通过运行相同的算法,各智能体将产生相同的分配结果,文献^[5~8]对这种方法进行了广泛的研究。较之任务空间分割,隐式协同不用先验地限制分配空间,算法能应对动态环境中经常面临的局部信息变化的情况,如动态任务,新增的状态信息,更新的模型参数等。任务空间分割方法规划状态中的任何变化通常要求对任务空间完全的重新分割,而隐式协同能通过重规划时的态势感知一致应对信息的变化,生成更切实际的、高效率的分配。进一步,在各智能体上求解完全集中式的规划,隐式协同能很好地处理和利用智能体之间的耦合和协同关系,从而能在高度耦合的环境中获得较好的性能和协同行为。但隐

式协同态势感知一致性过程必须在任务规划之前完成,其要求在所有规划参数上取得一致,这耗时长且需要大量的通信带宽^[8]。在鲁棒的规划环境中,算法不但要达成参数值的一致,还要达成不确定模型(分布)的一致,这更加剧了对计算时间和通信带宽的消耗。隐式协同算法的另一潜在问题是,为保证智能体达成一致的分配,必须精确知道规划参数,这要求一致性过程不断执行直到态势感知误差非常小。事实上,由于规划过程并不明确保证约束满足,若规划参数的最终估计不能收敛到任意的紧界,编队分配的结果将不是无冲突的。

3.3 协同规划

协同规划利用通信和一致性算法,直接将约束可行性合并到规划过程中,从而保证无冲突的解。在协同规划中,通信的努力用于获得智能体任务分配而非态势感知的一致性,从而对带宽要求不高,尤其是智能体之间和任务之间存在较少约束的场景下(任务环境的耦合关系越多,为保证约束可行性所付出的通信努力也就更多)。进一步,若通信环境不可靠,则达到编队范围内的完全态势感知一致是困难的,而协同规划策略即便智能体在态势感知上存在差异,其仍可确保编队分配是无冲突的。在很多分散式应用中,规划的主要目标是获得无冲突的任务分配,而不要求智能体之间紧密的协同以获得最好的可能分配。假定在这些分散式的环境中,通信链接经常是不可靠的,尤其是在要通过远距离通信的环境中,仅广播与分配约束直接相关的信息是更可取的。在隐式协同和协同规划之间协同方式的选择取决于特定的规划问题和通信环境,以及算法是收敛到一致的分配向量容易还是收敛到其他重要的状态变量容易(在任意的紧界内)。

上述的三类协同策略并不是互斥的,给定特定的应用和通信环境,协同规划算法可使用所有三类方法的组合来提高系统性能。

4 一致性算法研究

分布式协同决策的一个关键部分是在智能体之间达成一致。一致性算法指决定智能体之间信息交换的规则集或协议,其用来保证智能体编队能在感兴趣的参数上收敛。

一致性算法被广泛应用于从群集到聚集的分布式决策应用中^[5~6,9],很多一致性算法在大规模、复杂、动态的网络拓扑之上^[7]能保证编队态势感知的收敛且计算开销不大。经典一致性算法通常认为智能体的观测具有相同的权重,但在实际应用

中,某些智能体比其他智能体掌握的信息更精确。考虑到智能体局部信息的不确定性,文献[10]扩展了经典的一致性算法,提出卡尔曼一致性算法,用高斯分布来近似每个智能体观测中固有的不确定性,智能体对观测估计值的协方差越小(因而具有更高的确定性),对算法产生的一致性结果影响越大。卡尔曼一致性算法的不足之处在于,高斯近似并不适于对具有任意噪声特征的系统建模,对其他分布的均值和方差应用基于卡尔曼滤波的一致性算法有时可能产生有偏的稳态估计结果^[11]。

其他一致性算法包括贝叶斯分散式数据融合方法,该方法研究给定一系列观测,如何决定最好的联合贝叶斯参数估计^[12]。分散式的数据融合方法要求设计信道滤波器处理相邻节点间的信息,但信道滤波器对于任意的网络结构而言,设计起来相当困难,除为简单的网络结构(全连通网络和树形网络)外,尚未设计出通用的信道滤波算法,从而限制了分散式数据融合方法的应用。文献[11~16]通过组合传统的基于一致性的通信协议和分散式数据融合信息更新,在无须复杂的信道滤波或者要求特定的网络拓扑情况下,获得了可延展的有代表性的信息融合结果。文献[13]利用动态平均一致性滤波器来得到近似的分布式卡尔曼滤波,文献[14]实现了卡尔曼滤波形式的信息参数线性一致性协议,允许智能体实现正态分布随机变量的贝叶斯融合。文献[15]利用概率分布共轭性的方法能处理一些不同类型的联合分布,包括指数分布系列的成员如 Dirichlet 分布、gamma 分布、及 normal 分布。文献[16]扩展了这类组合滤波和数据融合的方法,使得网络化的智能体在一系列非高斯分布的局部不确定性估计的贝叶斯融合上能达成一致,并被证明在处理一些实际场景中的灵活性,包括不间断测量和无需复杂的信道滤波情况下适应于一系列的网络拓扑。

5 集中式任务分配方法

多智能体任务分配问题模型包括旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)和动态车辆路径问题(Dynamic Vehicle Routing Problem, DVRP)^[1],对时变的多智能体任务分配问题建模的具有时间窗的动态车辆路径问题(DVRP with time-windows, DVRPTW)^[17],文献[18~19]则分别为 DVRPTW 问题建立了 MILP 框架以及混合模型。其他模型包括多维多选择背包问题^[8](Multidimensional Multiple Choice Knapsack Problem, MMKP), UAV 协同多任务分配问题模型(Cooperative Multi-

ple Task Assignment Problem, MMKP)^[22]等。这些是被公认为复杂且计算量大的优化问题,不同的学者从不同的方面对该问题展开研究^[20~23],包括使用来自运筹学和人工智能领域的传统方法求解 TSPs 问题和 VRPs 问题。利用标准求解软件如 CPLEX,精确的优化方法如分支定界法、分支修剪法、约束满足问题(Constraint Satisfaction Problems, CSPs),以及动态规划(Dynamic Programming, DP)已用于寻优该问题。虽然能保证得到最优解,但这些方法是计算密集的,加之伴随着大多数优化问题的复杂性,使得最优求解技术不可行。

由于上述精确方法只是对目标函数和当前系统模型最优,而这些模型往往是近似的,为解决这些复杂问题,提出了大量的近似方法。经典的启发式方法,如推理和两阶段方法被用于相对快速地求解大规模的 VRP 问题^[24],但这些方法产生的解往往去最优解甚远。其他启发式方法如禁忌搜索^[25]、交叉熵^[26~27]、粒子群优化算法^[28~29]、遗传算法^[30~32]、进化算法^[33~34]等近年来亦被用于求解这些复杂的优化问题。尽管这些近似方法相对于精确方法能减少计算时间,但对复杂约束下的实时重规划环境而言,这些算法大部分仍是复杂的。

为进一步减少求解此类问题的计算时间,相关文献采取了很多策略:一种通过限制持续时间来减少问题规模的方法是采用滚动时域规划^[2,8,20]。该方法的难点在于根据计划的终点,设计计算高效的代价函数的近似表示,以避免生成过于短视的计划。其他学者设计了有效的混合整数线性规划模型^[35~36],这些模型能显著减少问题的变量和约束,极大地减轻了计算量。尽管仅针对某些环境下特定的问题和应用,这些模型适用于很多实用的 UAV 任务分配问题。文献[37]考虑运用学习技术来指导 MILP 求解过程,利用机器学习来有效估计 LP 松弛的目标函数值,使其在一定的误差范围内,并利用这些信息在运行时对新出现的但相似的松弛问题完成快速推理。

除混合整数线性规划框架外,求解自主多智能体编队规划问题应用框架还包括马尔科夫决策过程(Markov Decision Process, MDP)。马尔科夫决策过程为多智能体编队提供了一个形式化的架构以描述随机串行的决策问题^[38]。基于 MDPs 的协同规划在多智能体系统建模上展现了显著的多功能性^[39],其求解算法,如动态规划,在很多应用领域能得到近似最优解。与混合整数规划类似,MDPs 及相关的动态规划技术仍存在可扩展性差的问题^[40]。为减轻计算压力,

提出了很多近似算法,包括线性函数近似^[41],Bellman 残差最小化^[42],及其他近似动态规划策略^[38,43~44]。虽然这些方法很多成功地应用于求解难解的大规模多智能体问题,但面临着与混合整数规划方法类似的基本挑战^[42],如难于选择合适的近似架构或缺乏适当的算法参数调节指导方法。有关详细的马尔科夫决策过程及多智能体 MDPs,请参阅文献^[44~45]。

6 分布式任务分配方法

分布式规划的主要问题是如何处理个体智能体之间的耦合关系。因此,设计恰当的一致性协议来确保约束可行性及收益最大化是分布式规划关键的技术挑战。一致性协议必须指明智能体之间必须交流何种信息,并为智能体如何处理接收到的信息定义规则并据此修改其计划。

为解决分布式的混合整数规划问题,很多文献提出了不同的方法。为使智能体在规划之前具备相同的态势感知,这些方法大都假设具有无限通信带宽的完美通信连接,若出现态势感知不一致的情况,这些分布式算法通过增广一致性算法,在执行任务分配之前收敛到一致的状态^[8],如前文所述的隐式协同策略。尽管这些一致性算法能保证信息的收敛,但他们往往耗费大量的时间并要求传输大量的数据^[8]。分布式算法可以通过设计共享智能体分配信息而非态势感知去完成空间的一致性。基于市场机制的算法便采取该策略,有效解决了分布式或分散式环境下的混合整数协同分配问题^[46]。这些基于市场的方法利用拍卖机制^[43],各智能体计算任务或任务集的收益,然后根据收益值向最有利的分配投标。拍卖通过一个拍卖师运行^[47],各智能体将他们的出价传递给中心节点,由拍卖师决定任务的获胜者。因拍卖师仅为每个分配选择一个智能体作为获胜者,这类方法能保证无冲突的解;因标价是在空间上分离的位置上计算的,该算法是分布式的,但该方法需指派一名拍卖师(中心节点或指定的智能体)来解决冲突。更复杂的基于拍卖的方法不需指定单个智能体为拍卖师,而是利用一致性协议,由一系列自洽的规则来决定获胜者^[48~51]。当收益函数满足称之为子模性的性质时^[52],这些方法已表明能生成有效的近似解。

其他分布式多智能体规划框架包括分布式马尔科夫决策过程(Decentralized MDPs, Dec-MDPs)和博弈论(Game Theory)。与混合整数规划方法类似,这类框架也受到如计算易行性和可延展性、智能体建模与描述、通信与一致性设计以及实时动态规划等

很多问题的困扰。

集中式的多智能体 MDP 模型中,所有智能体可获取全局状态,当智能体局部地观测和决策时,这往往是不切实际的假设,因为这要求每个智能体在每个时间步长内以零的通信代价将其观测传输给其他智能体。为解决这个问题,通过扩展集中式多智能体 MDP 问题以明确考虑智能体间的通信,文献^[53]提出了分布式马尔科夫决策过程(Dec-MDPs)的形式化描述,但附加的通信层增加了问题的维数从而增加了计算复杂性。Dec-MDPs 的变体包括对不确定环境建模的 Dec-POMDP,对将消息传递视为引起消耗的行动建模的 Dec-POMDP-COMs,以及多智能体编队决策问题(Agent Team Decision Problems, MTDPs)和 COM-MTDPs。它们与 Dec-POMDP 问题和 Dec-POMDP-COMs 问题类似,是 NEXP-完全的(nondeterministic exponential time),当智能体数目和行动数增加时,算法的可延展性较差^[54]。针对该问题,基于智能体之间独立和通信的假设,相关文献提出了 Dec-MDP 的近似算法来减少计算复杂性。与混合整数规划算法类似,Dec-MDP 近似算法利用领域结构,能就给定场景下(独立性,基于特征的描述等)智能体应做出何种假设做出智能决策,引导算法在最优性和计算易行性之间平衡^[55~57]。尽管这些算法被证明能减少计算复杂性,对大编队协同智能体而言是实时可行的,但算法使用的近似策略是临时的、问题相关的,并不具有普遍性。文献^[58]还讨论了 MDP 在不确定环境下的鲁棒适应性问题。

博弈论为解决多智能体规划问题另辟蹊径,将智能体之间的交互视为博弈。博弈论的基本思想是,智能体是单独的决策实体,基于对环境和其他智能体的知识,采取行动以最大化其局部效益。就其本身而论,博弈论框架与分布式混合整数规划策略相似,利用其以分布或集中的方式解决自主任务分配问题就自然而然^[59~61]。在博弈论中,各智能体单独为其行动决策,因而这一框架适用于非合作环境下的建模。在该框架下,要实现合作是困难的,因其要保证个体智能体的效用函数和激励与全局使命目标相一致。因此,设计恰当的效用函数和协商策略以保证智能体之间合适的协同和协作层次以最大化全局使命性能是基于博弈论的协同规划策略面临的主要挑战^[62]。

7 结语

多智能体协同任务分配是多智能体有效完成

使命任务的基础,针对使命环境选择恰当的任务分配系统结构和协同方式,建立合理的问题描述模型,并据此设计高效的问题求解方法是解决该组合优化问题的基本思路。

参 考 文 献

- [1] 沈成林,牛轶峰,朱华勇. 多无人机自主协同控制理论与方法[M]. 北京:国防工业出版社,2013:15-20.
SHEN Lincheng, NIU Yifeng, ZHU Huayong. Theories and methods of autonomous cooperative control for multiple UAVs[M]. Beijing: National Defense Industry Press,2013:1-20.
- [2] 彭辉. 分布式多无人机协同区域搜索中的关键问题研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2009.
PENG Hui. Research on key problems of distributed Multi-UAVs cooperative searching[D]. Changsha: National University of Defense Technology,2009.
- [3] Johnson L B. Decentralized task allocation for dynamic environments[D]. Massachusetts Institute of Technology,2012.
- [4] Shell L, L D. Large-scale multi-robot task allocation via dynamic partitioning and distribution[J]. Auton Robot,2012,33:291-307.
- [5] Reza Olfati-Saber, A Fax, R M. Murray. Consensus and cooperation in networked multi-agent systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control,2007,95(1):215-233.
- [6] W Ren, R. W. Beard, E. M. Atkins. Information consensus in multivehicle cooperative control[J]. IEEE Control Systems Magazine,2007,27(2):71-82.
- [7] T Shida, H Ohmori. Robustness of Consensus Algorithm for Communication Delays and Switching Topology[C]//SICE Annual Conference 2011, Tokyo, Japan; SICE,2011:1373-1380.
- [8] Alighanbari M, J. P. How. A robust approach to the UAV task assignment problem[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control,2008,18(2):118-134.
- [9] 王晓丽,洪奕光. 多智能体系统分布式控制的研究新进展[J]. 复杂系统与复杂性科学,2010,7(2-3):70-71.
WANG Xiaoli, HONG Yiguang. New progress in the study of distributed control of Multi-Agent system[J]. 2010,7(2-3):70-71.
- [10] M. Alighanbari, J. P. How. An Unbiased Kalman Consensus Algorithm[J]. AIAA Journal of Aerospace Computing, Information, and Communication,2008,5(9):298-311.
- [11] C. S. R. Fraser, L. F. Bertuccelli, J. P. How. Reaching consensus with imprecise probabilities over a network[C]//In AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference(GNC), Chicago, IL,2009.
- [12] A Makarenko, H Durrant-Whyte. Decentralized Bayesian algorithms for active sensor networks[J]. International Conference on Information Fusion,2006,7(4):418-433.
- [13] Reza Olfati-saber. Distributed Kalman filtering and sensor fusion in sensor networks[J]. In Network Embedded Sensing and Control,2006,331:157-167.
- [14] L. Xiao, S. Boyd, S. Lall. A scheme for robust distributed sensor fusion based on average consensus [C]//In International Symposium on Information Processing in Sensor Networks,2005:63-70.
- [15] A. Gelman, J. Carlin, H. Stern, et al. Bayesian Data Analysis[M]. 2nd edition, Chapman and Hall,2004.
- [16] S Cameron, R. Fraser, L Bertuccelli, et al. A hyperparameter consensus method for agreement under uncertainty[J]. Automatica,2012,48(2):374-380.
- [17] M. Pavone, N. Bisnik, E. Frazzoli, et al. A stochastic and dynamic vehicle routing problem with time windows and customer impatience[J]. Mobile Networks and Applications,2009,14(3):350-364.
- [18] R. Dondo, J. Cerd. An MILP framework for dynamic vehicle routing problems with time windows[J]. Latin American Applied Research,2006,36(4):255-261.
- [19] Q. Jun, J. Wang, B. Zheng. A Hybrid Multi-objective Algorithm for Dynamic Vehicle Routing Problems[J]. Lecture Notes in Computer Science,2008,5103:674-681.
- [20] D. A. Castanon, J. M. Wohletz. Model predictive control for stochastic resource allocation [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54 (8): 1739-1750.
- [21] S. Leary, M. Deittert, J. Bookless. Constrained UAV mission planning: A comparison of approaches[C]//2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops),2011:2002-2009.
- [22] T. Shima, S. J. Rasmussen. UAV cooperative decision and control: challenges and practical approaches[J]. Society for Industrial Mathematics,2010,30(2):104-107.
- [23] C Murray, M K. A branch-and-bound-based solution approach for dynamic rerouting of airborne platforms [J]. Naval Research Logistics,2013,60:141-159.
- [24] P. Toth, D. Vigo. The Vehicle Routing Problem [M]. Philadelphia: SIAM,2002.
- [25] F. Glover, R. Marti. Tabu search. Metaheuristic Procedures for Training Neural Networks,2006:53-69.
- [26] N D Manh, L T An, P D Tao. A Cross-Entropy Method for Nonlinear UAV Task Assignment Problem[C]//In IEEE International Conference on Computing and Communication Technologies, Research, Innovation, and Vision for the Future(RIVF),2010:1-5.
- [27] A Undurti, J P. How. A Cross-Entropy Based Ap-

- proach for UAV Task Allocation with Nonlinear Reward[C]//In AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference(GNC),2010.
- [28] 李伟,张伟. 基于粒子群算法的多无人机任务分配方法[J]. 控制与决策,2010,25(9):1359-1362.
LI Wei, ZHANG Wei. Method of tasks allocation of Multi-UAVs based on particles swarm optimization [J]. Control and decision,2010,25(9):1359-1362.
- [29] 杜继永,张凤鸣,杨骥,等. 多UCAV协同任务分配模型及粒子群算法求解[J]. 控制与决策,2012,27(11):1751-1755.
DU Jiyong, ZHANG Fengmin, YANG Ji, et al. Co-operative task assignment for multiple UCAV using particle swarm Optimization[J]. Control and Decision,2012,27(11):1751-1755.
- [30] Y. Eun, H. Bang. Cooperative task assignment/path planning of multiple unmanned aerial vehicles using genetic algorithms[J]. Journal of aircraft,2010,46(1):338.
- [31] Shima T, Rasmussen S J. Multiple task assignments for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. Computers & Operations Research, 2006(33):3252-3269.
- [32] M Darrah, E Fuller. Using Genetic Algorithms for Tasking Teams of Raven UAVs[J]. J Intell Robot Syst,2013,70:361-371.
- [33] I. Nikolos, E. Zografos, A. Brintaki. UAV path planning using evolutionary algorithms[J]. Innovations in Intelligent Machines,2007(1):77-111.
- [34] 田菁. 多无人机协同侦察任务规划问题建模与优化技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2007.
TIAN Jin. Research on modeling and optimization techniques of cooperative reconnaissance mission planning problem of multiple UAVs[D]. Changsha: National University of Defense Technology,2009.
- [35] B. Alidaee, H. Wang, F. Landram. A note on integer programming formulations of the real-time optimal scheduling and flight path selection of UAVs [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2009,17(4):839-843.
- [36] B. Alidaee, H. Wang, F. Landram. On the flexible demand assignment problems: Case of unmanned aerial vehicles[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering,2011,8(8):865-868.
- [37] A. G. Banerjee, M. Ono, N. Roy, et al. Regression-based LP solver for chance-constrained finite horizon optimal control with nonconvex constraints[C]//Proceedings of the American Control Conference, San Francisco, CA,2011.
- [38] L. Busoniu, R. Babuska, B. D Schutter, et al. Reinforcement Learning and Dynamic Programming Using Function Approximators. CRC Press, Boca Raton, Florida,2010.
- [39] B. Bethke, J. P. How, J. Vian. Group health management of UAV teams with applications to persistent surveillance [C]//American Control Conference (ACC), Seattle, WA,2008:3145-3150.
- [40] Richard Bellman. Dynamic Programming[M]. Dover Publications,2003.
- [41] R S Sutton, H R Maei, D Precup, et al. Fast gradient-descent methods for temporal-difference learning with linear function approximation[C]//International Conference on Machine Learning (ICML), ICML'09, New York, NY, USA,2009:993-1000, ACM.
- [42] Brett M. Bethke. Kernel-Based Approximate Dynamic Programming Using Bellman Residual Elimination [D]. Cambridge MA: Massachusetts Institute of Technology,2010.
- [43] D. P. Bertsekas. Dynamic Programming and Optimal Control[M]. 3rd Ed. Belmont, MA: Athena Scientific,2007.
- [44] Alborz Geramifard. Practical Reinforcement Learning Using Representation Learning and Safe Exploration for Large Scale Markov Decision Processes[D]. Cambridge MA: Massachusetts Institute of Technology,2012.
- [45] J D Redding. Approximate Multi-Agent Planning in Dynamic and Uncertain Environments[D]. Cambridge MA: Massachusetts Institute of Technology,2012.
- [46] M. B. Dias, R. Zlot, N. Kalra, et al. Market-based multi-robot coordination: A survey and analysis[J]. Proceedings of the IEEE,2006,94(7):1257-1270.
- [47] 万路军,姚佩阳,孙鹏. 有人_无人作战智能体分布式任务分配方法[J]. 系统工程与电子技术,2013,35(2):310-316.
WAN Lujun, YAO Peiyang, SUN Peng. Distributed task allocation method of manned/unmanned combat agent[J]. Systems Engineering and Electronics,2013,35(2):310-316.
- [48] Han-Lim Choi L B, J P How. Consensus-Based Decentralized Auctions for Robust Task Allocation[J]. IEEE Transactions on Robotics,2009,25(4):912-926.
- [49] A K. Whitten, H L Choi, L B. Decentralized Task Allocation with Coupled Constraints in complex missions[R]. San Francisco, CA: AACC,2011.
- [50] L Johnson, S Ponda, H-Lim Choi. Asynchronous Decentralized Task Allocation for Dynamic Environments [R]. St. Louis, Missouri: AIAA,2011.
- [51] 邱斌,周锐,丁全心. 多无人机分布式协同异构任务分

- 配[J]. 控制与决策, 2013, 28(2): 274-278.
- DI Bin, ZHOU Rui, DING Quanxin. Distributed coordinated heterogeneous task allocation for unmanned aerial vehicles[J]. Control and Decision, 2013, 28(2): 274-278.
- [52] L Johnson, H L Choi, S Ponda. Allowing Non-Submodular Score Functions in distributed task allocation [C]//2012 IEEE 51st Annual Conference on Decision and Control(CDC), 2012: 4702-4708.
- [53] D. S. Bernstein, R. Givan, N. Immerman, et al. The complexity of decentralized control of markov decision processes [J]. Mathematics of operations research, 2002: 819-840.
- [54] S. Seuken, S. Zilberstein. Formal models and algorithms for decentralized decision making under uncertainty[J]. Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2008, 17(2): 190-250.
- [55] F S. Melo, M Veloso. Decentralized mdps with sparse interactions [J]. Artificial Intelligence, 2011, 175: 1757-1789.
- [56] J. D. Redding, N. K Ure, J. P. How. Scalable, MDP-based planning for Multiple, Cooperating Agents [C]//American Control Conference(ACC), 2012.
- [57] J. Capitan, M. T. J. Spaan, L. Merino, et al. Decentralized multi-robot cooperation with auctioned pomdps [C]//2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA), 2012: 3323-3328.
- [58] L F. Bertuccelli, A Wu, J P How. Robust Adaptive Markov Decision Processes Planning with model uncertainty[J]. IEEE Control Systems Magazine, 2012, 32(5): 96-109.
- [59] G. Arslan, J. R. Marden, J. S. Shamma. Autonomous vehicle-target assignment: A game-theoretical formulation[J]. ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2007, 129: 584-596.
- [60] A. C. Chapman, R. A. Micillo, R. Kota, et al. Decentralized Dynamic Task Allocation Using Overlapping Potential Games [J]. The Computer Journal, 2010, 53(9): 1462-1477.
- [61] J. R. Marden, G. Arslan, J. S. Shamma. Cooperative control and potential games [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2009, 39(6): 1393-1407.
- [62] J. R. Marden, A. Wierman. Overcoming Limitations of Game-Theoretic Distributed Control [C]//Joint 48th IEEE Conference on Decision and Control and 28th Chinese Control Conference, 2009.

(上接第 2424 页)

- QIU Haining, XU Dong. Study on Workflow Access Control Model[J]. Journal of Yulin Normal University (Natural Science), 2009, 30(3): 135-137.
- [3] 李端明, 李宇翔. 农机政务智能客户端系统研究与实现 [J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(11): 2487-2490, 2510.
- LI Duanming, LI Yuxiang. Reconstruction and Implementation of E-government for Agricultural Machinery System Based on Smart Client[J]. Computer Engineering and Design, 2010, 31(11): 2487-2490, 2510.
- [4] 李静静. 基于活动网络图的工作流引擎的研究与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2011.
- LI Jingjing. Research and Implementation of Activity Network-based Workflow Engine[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2011.
- [5] 陈中凯. 基于工作流技术的企业工作流程自动化系统的实现与研究[J]. 研究与设计, 2013, 29(12): 19-22.
- CHEN Zhongkai. Implementation and Workflow Technology Research Company Based on Workflow Automation System[J]. Microcomputer Applications, 2013, 29(12): 19-22.
- [6] 邹晓. 基于角色的访问控制模型分析与实现[J]. 微计算机信息, 2006, 22(6-3): 108-111, 224.
- ZOU Xiao. Analysis and Implementation of Role-Based Access Control Model[J]. Microcomputer Information, 2006, 22(6-3): 108-111, 224.
- [7] Xuan Hung Le, Terry Doll, Monica Barbosu, et al. An enhancement of the Role-Based Access Control model to facilitate information access management in context of team collaboration and workflow[J]. Journal of Biomedical Informatics, 2012, 45: 1084-1107.
- [8] Dimosthenis Kyriazisa, Theodora Varvarigoua. Smart, autonomous and reliable Internet of Things[J]. Procedia Computer Science, 2013, 21: 442-448.
- [9] Guanhua Wang. Improving Data Transmission in Web Applications via the Translation between XML and JSON [C]//2011 Third International Conference on Communications and Mobile Computing, 2011.
- [10] Boci Lin, Yan Chen, Xu Chen, et al. Comparision Between Json And XML In Applications On Ajax [C]//2012 International Conference on Computer Science and Service System, 2012.
- [11] G. Martinez, E. Heymann, M. Senar. Integrating scheduling policies into workflow engines[J]. Procedia Computer Science, 2012(1): 2743-2752.
- [12] 刘泽玲, 何斌. 基于工作流的产品信息管理系统的设计[J]. 计算机与现代化, 2012(6): 66-68, 137.
- LIU Zeling, HE Bin. Design of Product Information Management System Based on Workflow[J]. Computer and Modernization, 2012(6): 66-68, 137.