

先验知识下的不确定作战行动过程设计

马方方¹, 姚佩阳¹, 万路军¹, 刘笑辰²

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 西安 710077; 2. 中国人民解放军93303部队, 沈阳 110015)

摘要: 作战行动过程设计是网络化条件下建立高效指控组织体系中的重要环节, 对组织的高效运行具有重要意义。针对已知先验信息条件下, 如何在动态战场环境下快速寻找最优行动过程问题, 结合动态贝叶斯网和学习型遗传算法(LGA), 构建了基于DBNs的C2组织行动过程问题的数学模型。将先验信息与条件概率表(CPT)相结合, 运用LGA算法寻找最优行动过程。通过仿真实验验证了具有先验知识条件下基于DBNs的行动过程模型以及模型求解方法的可行性和有效性。

关键词: 作战行动过程; 动态贝叶斯网络; 学习型GA算法; 指挥控制系统

中图分类号: V271.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)06-0028-07

Design of Courses of Uncertain Action Based on Prior Knowledge

MA Fang-fang¹, YAO Pei-yang¹, WAN Lu-jun¹, LIU Xiao-chen²

(1. College of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

2. No. 93303 Unit of PLA, Shenyang 110015, China)

Abstract: The design of Course of Action (COA) is an important part for establishing an efficient network command and control system under network conditions, and is of great significance for efficient operation. To solve the problem of finding the optimum COA in a dynamic battlefield environment, a mathematical model of COA was built up by combining Dynamic Bayesian Networks (DBNs) with Learn Genetic Algorithm (LGA) under the known priori information. The prior knowledge was combined with Conditional Probability Table (CPT) to search the optimum COA through LGA. The simulation results verified the feasibility and effectiveness of the DBN based COA model with prior knowledge and the solution method of the model.

Key words: course of action; dynamic Bayesian network; learn genetic algorithm; command and control system

0 引言

作战行动过程(Course of Action, COA)设计是近年来指控组织设计领域研究的热点问题。组织权变理论认为建立一个有效的组织行动过程对组织的高效运作具有重要意义^[1-2]。在网络化战场环境中建立有效的作战行动过程对于资源合理配置、作战行动规划、战场态势分析等方面有着显著的影响。在作战行动过程生成时最常用人工智能规划技术, 基于人工智能的规划为作战行动过程的生成提供了最基础的方法和工具。对人工智能规划中的计划生成方法的研究, 多专注于通用计划, 其间涌现了大量计划生成方法, 如基于命题

逻辑及其扩展的计划生成、基于一阶逻辑及扩展的计划生成、基于约束满足的计划生成、基于图方法的计划生成、基于时态规划的计划生成以及基于不确定规划的计划生成等。从计划生成方法的发展现状来看, 针对的计划生成环境正由确定计划生成逐渐向不确定计划生成转变。

从国外来看, 相当数量的应用使用了基于逻辑的作战行动过程生成方法。如基于案例推理(Case Based Reasoning, CBR)的美国陆军资助的开发与执行联合辅助原型系统^[3], 采用基于案例推理和产生式规划方法, 可提供处理大规模复杂计划的能力; 加拿大国防研究与开发中心开发的协同作战规划原型系统^[4], 在作战规划模块中使用作战行动过程模板, 采用基于案例的推理工具, 用以生成(或更新)计划清单或模板, 以及生成(或更新)基于初始(或更新过的)任务的标准操

作程序;美军中央司令部开发的紧急行动计划原型系统^[5](SOCAP),在单位选择、单位约束和时态约束网络等功能上通过 Tachyon 子系统和基于案例的兵力选择子系统(CAFS),利用 CBR 技术,生成紧急行动计划所需的兵力选择计划;美国海军研究办公室资助的联合海上紧急行动规划原型系统^[6](JMCAP),则将基于案例推理技术和产生式计划生成技术集成,以混合方式进行分布式协同计划生成和执行。从国内来看,采用的方法技术包括基于层次任务网络的规划^[7](HTNP)、Agent 技术^[8]、马尔科夫决策过程^[9](Markov Decision Processes, MDP)、CBR 和基于规则推理(Rule Based Reasoning, RBR)相结合的方法,但多数方法仍停留在研究探索阶段。文献[9]针对多 Agent 系统内外环境变化所产生的不确定性和任务分配序列决策的要求,利用 MDP 模型对 MAS 中的动态任务分配问题进行了分析和建模;CBR 和 RBR 相结合可应用于空中进攻作战计划生成^[10],通过建立作战计划生成的过程模型,详细设计基于 CBR 的空中进攻作战计划案例的表示、检索和调整。概括而言,用于作战行动过程生成的规划技术主要包括:基于规则的技术、基于案例的技术、基于约束的技术、神经网络技术等。基于规则技术进行规划决策要求所有必要知识可用、给定的领域知识稳定以及行动的后果可决定,一旦初步计划生成,规划活动便终止,而当所给定的态势信息不完整时,就不能产生有效的计划,由此得出必要先验知识对 COA 问题求解具有重要意义。

1 COA 问题的描述

作战行动过程是指控组织实现其使命的整体有序行为,是执行使命的任务流程。无论是对 C2 组织呈现的整体行为进行优化控制,还是组织实体进行的自我演化,都需要将作战行动过程(COA)作为基础,即在根据 COA 确定的组织追求的期望效果约束下,C2 组织进行定向的认知演化。

在 C2 组织中,COA 问题的基本概念如下所述。

行动(Action),作战行动中不能再次分解的基本行动单元。用 a 表示单个行动, A 表示由单元行动组成的作战行动集合 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{NA}\}$, $NA = |A|$ 。根据战场态势随时间变化的关系将整个作战过程划分为 $T+1$ 个阶段。如:在 t_0 阶段,战场环境状态 $En(t_0)$ 下,采取行动单元 $a_i \in A$,则 $P\{a_i = 1\} = 1$,否则 $P\{a_i = 1\} = 0$ 。不考虑外部约束的条件下,将产生 2^T 种不同的行动过程。

外部事件(Event),敌方依据所处的战场环境,针对我方行动,为阻止我方目标实现可能出现的反应行

动,记为 $b, B = \{b_1, b_2, \dots, b_{NB}\}$ 表示不可控事件集合。外部事件是战场中不可控的因素,可以通过获取的先验知识对其进行预测。假设战场环境演化到 t_i 时外部事件 b_k 发生,则其概率值为 $P_i(b_k = 1) = p_i(b_k)$ 。

中间效果(Intermediate effects),由于各阶段期望效果与各行动、外部事件之间有多种联系,在运用 DBNs 建模时运算过于复杂,引入中间效果作为桥梁,使环境的演化方式更为清晰,记为 c 。

期望效果(Desired effects),在作战过程中,期望实现的目标所能达到的最佳效果。若目标完全实现概率记为 1,无法实现记为 0, $P(d(t_i)) \in [0, 1]$ 。整个作战行动一般设定多个期望目标,而实现所有期望目标最优化几乎是不可能的,所以寻求 COA 使得在演化的最后阶段所有期望效果联合概率最大。

2 基于 DBNs 的 COA 问题建模

2.1 静态模型

贝叶斯网络^[8]又称信念网络,是一种有向无环图,用以处理知识的不确定性,提供了一种将知识可视化的方法。通过贝叶斯网络将 COA 问题中各变量之间的因果联系进行建模,将行动、外部事件与期望效果通过表示因果联系的链接联系起来。COA 问题的静态模型如图 1 所示。

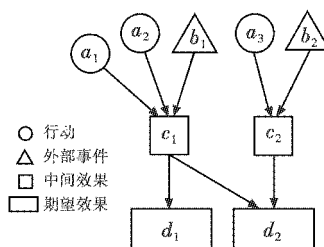


图1 贝叶斯网络 COA 问题的静态模型

Fig. 1 Static model of COA in Bayesian network

静态模型可以用二元组 $G = (V, E, P)$ 。其中: V 表示结点集 $V = \{a, b, c, d\}$; E 表示边集,常用边集包括 $\{(a, c), (b, c), (c, d), (b, d)\}$; P 表示结点的概率函数,若 $v_i \in V$,则 $P(v_i)$ 表示此结点的概率值。

根据贝叶斯网络推理可知,期望效果 d_i 的概率为

$$P(d_i) = \prod_{j=1}^{|p_a(d_i)|} p(v_j | p_a(v_j)), \quad d_i \in E, \quad v \in p_a(d_i) \quad (1)$$

其中, p_a 为网络中 u 的父节点集合。

期望效果的联合概率为

$$P\{D\} = P\{d_1 \wedge d_2 \wedge \dots \wedge d_s\} = \prod_{i=1}^s p\{d_i\} \quad (2)$$

2.2 动态模型

静态贝叶斯网络的主要缺点在于没有描述时间的自然机制^[11],仅能描述 COA 问题的某一时间阶段的

静态因果关系,而 COA 问题是一个动态问题,随着战场态势的改变而改变。为解决这一问题,采用动态贝叶斯网络对 COA 问题进行建模,动态贝叶斯网络^[8]又称时间贝叶斯网络,它是随时间发展的静态贝叶斯网络,相邻两个时间片之间有弧连接,反映相邻时间片的变量之间的依赖关系。但是在 DBNs 建模过程中要求各时间片结构必须相同,这很大程度地限制了新事件的加入、删除。若某一事件突然在 t_1 阶段出现(或消失),在 t_{i+1} 阶段消失(出现),用原有方法解决此问题就需要重建整个 DBNs 模型,过程复杂,极大地消耗了计算资源。

前期的研究中发现,通过观测敌方信息,结合已知数据库知识,可以有效预测出敌方事件可能出现(或消失)的时间,确定不同外部事件产生(或消失)的时间段。若已知外部事件的发生阶段,在引入过程中仅针对特定阶段,改变此阶段条件概率表(Conditional Probability Table, CPT),可在不改变结构的基础上加入新的事件。图 2 所示为外部事件 b_3 在 t_1 阶段出现的 COA 问题模型。

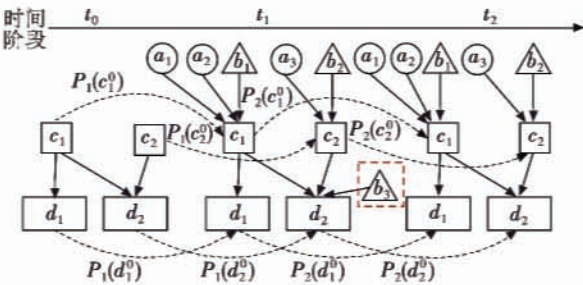


图 2 外部事件 b_3 在 t_1 阶段出现的 COA 模型

Fig. 2 The COA model of the event b_3 occurs at t_1

图中,虚线部分表示该节点上一时刻对下一时刻的影响关系, $P_t(c_i)$ ($t = 1, 2, \dots, T$)、 $P_t(d_i)$ ($t = 1, 2, \dots, T$),表示上一时刻状态对下一时刻该状态的传递概率,本文中取 1。

由于外部事件 b_3 仅在 t_1 阶段出现,则只需改变 t_1 阶段条件概率表,即在原条件概率表中增加 b_3 节点对 d_2 节点的影响关系,就可在不改变网络结构条件下加入新的外部事件。

3 COA 求解过程

3.1 整体结构图

解决 COA 寻优问题方法如图 3 所示。首先生成一组可行的 COA,通过分析行动过程与外部事件的关系建立 DBNs 网,若有外部事件突然出现(或消失),则根据已有的先验知识修改条件概率表,计算出期望效果概率,将期望效果概率值作为适应度函数,运用学习

型 GA 算法搜索出最优行动过程。

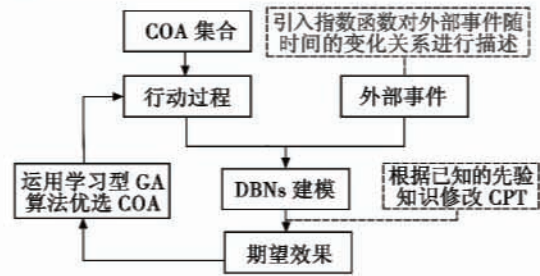


图 3 COA 寻优算法整体流程图

Fig. 3 Flow chart of COA optimization algorithm

3.2 外部事件随时间的变化关系

此前在 COA 问题的研究中,外部事件的产生大多是根据专家的经验所得。由于战场变化快,考虑因素较多,在整个作战过程中,同一外部事件出现的概率不会一直保持不变,更有可能随着我方行动过程的推进产生或增或减的变化趋势,而单一不变的设定往往与实际不符,并可能导致出现较大误差。根据以上知识,引入指数函数反映外部事件随时间的变化趋势。

若外部事件效果随时间的变化递增,则

$$P_t(b_i) = \lambda P(b_i)e^{-t}, \quad t = 0, 1, 2, \dots, T \quad (3)$$

若外部事件效果随时间的变化递减,则

$$P_t(b_i) = \lambda P(b_i)(1 - e^{-t}), \quad t = 0, 1, 2, \dots, T \quad (4)$$

式中: λ 为函数系数,用来调整外部事件发生概率; $P(b_i)$ 为经验所得 b_i 发生的概率。

3.3 学习型遗传算法

遗传算法^[12]在 1975 年由 Michigan 大学的 Holland 教授提出,是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法,由编解码、个体适应度评估和遗传运算 3 部分组成。遗传算法在解决寻优问题时具有收敛性好、计算时间短、鲁棒性强等特点。

为了进一步提高算法的收敛能力,本文采用学习型遗传算法解决 COA 优选问题。学习型遗传算法是将遗传算法前 m 次运算所得的最优解保存为一个解空间,将解空间作为另一组初始解再次代入运算,在之后的每次循环中不断加入优质解,剔除劣质解,使其具有学习能力,从而提高算法性能。

3.3.1 编解码

将一组行动过程 A_i 看作一条染色体。由于 $A_i = \{a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iNA}\}$,将单个行动 $a_{ij}, j = 1, 2, \dots, NA$,进行二进制编码。若行动 a_{ij} 的码长为 $|a_{ij}| = k$,则整条染色体的长度 $L = NA * k$ 。

解码过程是将二进制转化为十进制,其过程与编码过程相反。

3.3.2 个体适应度评估

个体适应度是指个体对自然界的适应能力。适应度越大越有可能存活下来,其染色体越有可能被遗传,其遗传概率与适应度成正比。在文中直接采用期望效果的联合概率检测个体适应度。

3.3.3 算法步骤

运用学习型遗传算法求解最优行动过程步骤如下所述。

- 1) 初始种群。随机选取 N 个行动过程作为初始种群,对行动过程进行二进制编码,将期望效果的联合概率作为适应度函数并算出其总和。
- 2) 复制。对期望效果的联合概率在总和中所占比例大的行动过程进行复制,替换比例小的行动过程,更新种群。
- 3) 交叉。根据交叉概率选取交叉个数,随机选取行动过程进行两两交叉,产生新的行动过程。
- 4) 变异。随机选取种群中基因进行突变,增加种群的多样性,使其更容易产生新的行动过程。
- 5) 学习。保留前 N 个种群的最优解,组成解空间,将解空间作为下个循环的初始种群代入运算,在每次运算过程中,比较单次最优解与解空间中的解,若优于解空间,则对较差解进行替换。
- 6) 终止。达到设定循环次数后终止,输出最优行动过程和其期望效果的联合概率。

4 案例分析

以文献[13]中的登陆战役为例,作战想定为敌方部队计划进行一次占领我方港口和机场的登陆作战行动。其中,作战行动包括对空防御行动、对海防御行动、反潜行动、火炮压制、地面部队进攻、装甲部队进攻、排雷、侦察行动。以上行动分别用 $a_1 \sim a_8$ 表示,可知行动集合 $A = \{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8\}$ 。可能出现的外部事件包括敌机的空中袭击、敌增援部队的阻击行动、敌导弹发射的导弹袭击、敌舰艇部队的阻击行动、敌机动部队的阻击行动。以上外部事件用 $b_1 \sim b_5$ 表示,外部事件集合 $B = \{b_1, b_2, b_3, b_4, b_5\}$ 。通过先验知识得知, b_5 事件仅在 t_4 阶段出现。作战期望效果为完成战役使命 d_1 ,减少战役损失 d_2 。

图4为行动、外部事件、中间效果和期望效果构成的静态贝叶斯网络图。由图4可知,在环境状态演化的阶段,由行动、外部事件、中间效果和期望效果构成的阶段 DBNs 如图5所示。

我方行动 A 与时间 t 的关系如表1所示,外部事件的发生概率如表2所示。

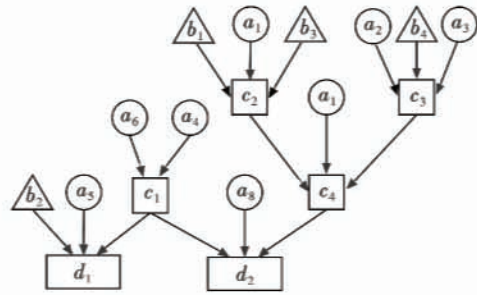


图4 由行动、外部事件、中间效果和期望效果构成的 BNs

Fig.4 BNs constituted by actions, events, intermediate effects and desired effects

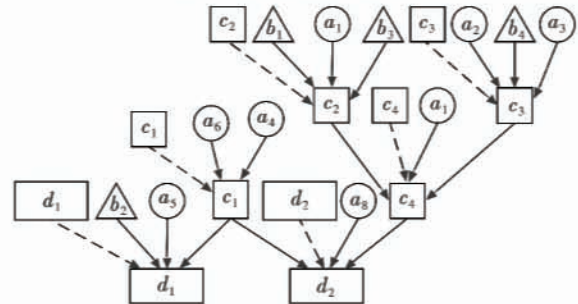


图5 由行动、外部事件、中间效果和期望效果构成的 DBNs

Fig.5 DBNs constituted by actions, events, intermediate effects and desired effects

表1 可行的行动过程列表

Table 1 Possible courses of actions

行动	a_1						a_2	
	a_1^1	a_1^2	a_1^3	a_1^4	a_1^5	a_1^6	a_2^1	a_2^2
t_1	0	1	0	0	0	0	0	1
t_2	0	0	1	0	0	0	0	0
t_3	0	0	0	1	0	0	0	0
t_4	0	0	0	0	1	0	0	0
t_5	0	0	0	0	0	1	0	0
行动	a_2		a_3				a_4	
	a_2^3	a_2^4	a_3^1	a_3^2	a_3^3	a_3^4	a_4^1	a_4^2
t_1	0	0	0	1	0	0	0	0
t_2	1	0	0	0	1	0	0	0
t_3	0	1	0	0	0	1	0	0
t_4	0	0	0	0	0	0	0	1
t_5	0	0	0	0	0	0	0	1
行动	a_4		a_5		a_6		a_7	
	a_4^3	a_4^1	a_5^2	a_5^3	a_6^1	a_6^2	a_6^3	a_7^1
t_1	0	0	0	0	0	0	0	0
t_2	0	0	0	0	0	0	0	0
t_3	0	0	0	0	0	0	0	0
t_4	0	0	1	0	0	1	0	0
t_5	1	0	1	1	0	1	1	0
行动	a_7		a_8					
	a_7^2	a_7^3	a_8^1	a_8^2	a_8^3	a_8^4	a_8^5	a_8^6
t_1	0	0	0	1	1	1	1	1
t_2	0	0	0	0	1	1	1	1
t_3	0	0	0	0	0	1	1	1
t_4	1	0	0	0	0	0	1	1
t_5	1	1	0	0	0	0	0	1

表 2 外部事件的发生概率

Table 2 The probability of an external event occurrence

b	t				
	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5
b_1	0.7	$0.7 \times \lambda_1 \times e^{-1}$	$0.7 \times \lambda_1 \times e^{-2}$	0	0
b_2	0.7	$0.7 \times \lambda_1 \times e^{-1}$	$0.7 \times \lambda_1 \times e^{-2}$	0	0
b_3	0	0	0	0.5	$0.5 \times \lambda_2 \times e^{-1}$
b_4	0.7	$0.7 \times \lambda_1 \times e^{-1}$	$0.7 \times \lambda_1 \times e^{-2}$	0	0

结点 $c_1, c_2, c_3, c_4, d_1, d_2$ 的条件概率表如表 3 ~ 表 9 所示。

表 3 外部事件 b_5 不发生时结点 c_1 的条件概率表

Table 3 Conditional probability table of node c_1 when b_5 doesn't occur

c_1 的叶结点		c_1		c_1 的叶结点		c_1			
c'_1	a_4	a_5	1	0	c'_1	a_4	a_5	1	0
1	1	1	0.3	0.7	1	1	1	0	1
	0	1	0.5	0.5		0	1	0	0
0	1	1	0.3	0.7	0	1	1	0	1
	0	0	1	0		0	0	0	0

表 4 外部事件 b_5 发生时结点 c_1 的条件概率表

Table 4 Conditional probability table of node c_1 when b_5 occurs

c_1 的叶结点		c_1		c_1 的叶结点		c_1					
c'_1	a_4	a_6	b_4	1	0	c'_1	a_4	a_6	b_4	1	0
1	1	1	0.6	0.4	1	1	1	0.5	0.5		
	0	1	0.3	0.7		0	1	0	0	1	
0	1	1	0.7	0.3	0	1	1	0.6	0.4		
	0	0	0.5	0.5		0	0	0	0	1	
1	1	1	0.7	0.3	1	1	1	0.6	0.4		
	0	1	0.3	0.7		0	1	0	0	1	
0	1	1	1	0	0	1	1	0.6	0.4		
	0	0	1	0		0	1	0.9	0.1		
0	1	1	1	0	0	1	1	0.9	0.1		
	0	0	1	0		0	0	1	0		

表 5 结点 c_2 的条件概率表

Table 5 Conditional probability table of node c_2

c_2 的叶结点		c_2		c_2 的叶结点		c_2					
c'_2	a_1	b_1	b_3	1	0	c'_2	a_1	b_1	b_3	1	0
1	1	1	0.8	0.2	1	1	1	0.7	0.3		
	0	0	0.7	0.3		0	1	0.5	0.5		
0	1	1	0.7	0.3	0	1	1	0.5	0.5		
	0	0	0.5	0.5		0	0	0	1		
1	1	1	0.9	0.1	1	1	1	0.8	0.2		
	0	1	0.9	0.1		0	1	0	0.7	0.3	
0	1	1	0.9	0.1	0	1	1	0.7	0.3		
	0	1	0.9	0.1		0	1	0.7	0.3		
0	1	1	1	0	0	1	1	0.7	0.3		
	0	0	1	0		0	0	0	1		

表 6 结点 c_3 的条件概率表

Table 6 Conditional probability table of node c_3

c_3 的叶结点		c_3		c_3 的叶结点		c_3					
c'_3	a_2	a_3	b_4	1	0	c'_3	a_2	a_3	b_4	1	0
1	1	1	0.3	0.7	1	1	1	0.2	0.8		
	0	0	0.1	0.9		0	1	0	0.1	0.9	
0	1	1	0.5	0.5	0	1	1	0.4	0.6		
	0	0	0.2	0.8		0	0	0.1	0.9		
1	1	1	0.6	0.4	1	1	1	0.3	0.7		
	0	0	0.2	0.8		0	1	0	0	1	
0	1	1	1	0	0	1	1	0.9	0.1		
	0	0	0.9	0.1		0	0	0	1		

表 7 结点 c_4 的条件概率表

Table 7 Conditional probability table of node c_4

c_4 的叶结点		c_4		c_4 的叶结点		c_4					
c'_4	a_7	c_2	c_3	1	0	c'_4	a_7	c_2	c_3	1	0
1	1	1	0.9	0.1	1	1	1	0.6	0.4		
	0	0	0.7	0.3		0	1	0.4	0.6		
0	1	1	0.7	0.3	0	1	1	0.4	0.6		
	0	0	0.5	0.5		0	0	0.2	0.8		
1	1	1	1	0	1	1	1	0.7	0.3		
	0	1	0.8	0.2		0	1	0.6	0.4		
0	1	1	0.8	0.2	0	1	1	0.6	0.4		
	0	0	0.9	0.1		0	0	0	1		

表 8 结点 d_1 的条件概率表

Table 8 Conditional probability table of node d_1

d_1 的叶结点		d_1		d_1 的叶结点		d_1					
d'_1	a_5	b_2	c_1	1	0	d'_1	a_5	b_2	c_1	1	0
1	1	1	0.6	0.4	1	1	1	0.3	0.7		
	0	0	0.7	0.3		0	1	0.4	0.6		
0	1	1	0.9	0.1	0	1	1	0.8	0.2		
	0	0	1	0		0	0	0.9	0.1		
1	1	1	0	1	1	1	1	0	1		
	0	1	0	1		0	1	0	1		
0	1	1	0	1	0	1	1	0	1		
	0	1	0	1		0	1	0	1		
0	1	1	0	1	0	1	1	0	1		
	0	0	0	1		0	0	0	1		

表 9 结点 d_2 的条件概率表

Table 9 Conditional probability table of node d_2

d_2 的叶结点		d_2		d_2 的叶结点		d_2					
d'_2	a_8	c_1	c_4	1	0	d'_2	a_8	c_1	c_4	1	0
1	1	1	0.5	0.5	1	1	1	0.6	0.4		
	0	0	0.4	0.6		0	1	0.2	0.8		
0	1	1	0.4	0.6	0	1	1	0.2	0.8		
	0	0	0	1		0	0	0.1	0.9		
1	1	1	0.8	0.2	1	1	1	0.9	0.1		
	0	0	0.7	0.3		0	1	0.8	0.2		
0	1	1	0.7	0.3	0	1	1	0.8	0.2		
	0	0	1	0		0	1	0.8	0.2		
0	1	1	1	0	0	1	1	0.8	0.2		
	0	0	1	0		0	0	0	1		

期望效果 d_1, d_2 分别为完成战役使命和减少战役损失。其中, $P(d_1) = p\{d_1(t_T) = 1 | X(t_0), A\}$, $P(d_2) = p\{d_2(t_T) = 0 | X(t_0), A\}$, 两者期望效果的联合为 $P(D) = p\{d_1(t_T) = 1, d_2(t_T) = 0 | X(t_0), A\}$ 。

仿真实验 1 计算行动过程 $A_1 = (a_1^1, a_2^1, a_3^1, a_4^1, a_5^1, a_6^1, a_7^1, a_8^1)$, $A_2 = (a_1^2, a_2^2, a_3^2, a_4^2, a_5^2, a_6^2, a_7^2, a_8^2)$ 在以上外部条件下的期望效果 d_1, d_2 和联合概率 D 。 A_1, A_2 目标函数随时间的变化情况如图 6、图 7 所示。

由图 6、图 7 可知, 行动过程 A_1 的期望效果 $P(d_1) = 0.8786, P(d_2) = 0.2823, P(D) = 0.7029$; 行动过程 A_2 的期望效果 $P(d_1) = 0.8786, P(d_2) = 0.2343, P(D) = 0.6727$ 。由于 A_1 的联合概率较大, 可知行动过程 A_1 优于 A_2 。由此可得在参数定义合理的条件下, 基于 DBNs 的 COA 建模可以准确区分出行动过程的优劣。

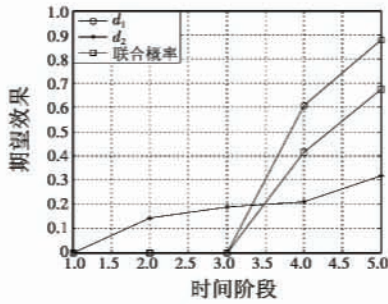


图 6 A_1 目标函数随时间的变化图

Fig. 6 A_1 changes with time

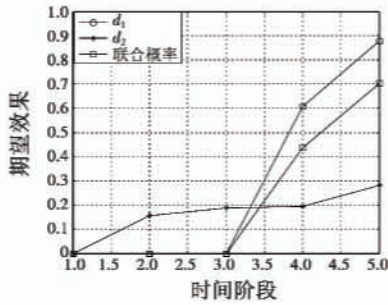


图 7 A_2 目标函数随时间的变化图

Fig. 7 A_2 changes with time

仿真实验 2 运用 GA 和学习型 GA 算法分别搜索最优行动过程。其中,种群数 $N = 10$,循环次数为 30。GA 和学习型 GA 算法的收敛过程如图 8 所示。

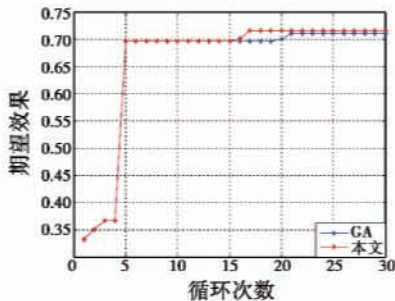


图 8 GA 和学习型 GA 算法的收敛过程

Fig. 8 The convergence processes of GA and LGA

由期望效果的收敛过程可以看出,前 10 次循环得到解空间作为学习型遗传算法的初始种群,在第 15 次循环中学习型 GA 算法收敛,较基本 GA 算法收敛速度更快。

仿真实验 3 指数函数系数在一定区间内随机取值时,由搜索算法求得最优行动过程 $A_{best} = (a_1^4, a_2^4, a_3^2, a_4^2, a_5^2, a_6^2, a_7^2, a_8^6)$,对 A_{best} 的期望效果联合概率进行 1000 次仿真。其中的 λ_1, λ_2 取值范围分别为 $[1.5 \sim 2]$ 、 $[1 \sim 1.5]$ 。仿真结果如图 9 所示。

由仿真结果可得,联合概率的均值为 0.7054,方差为 6.9206×10^{-5} 。由此可知,在外部事件概率发生波动时,此行动过程具有一定的鲁棒性。

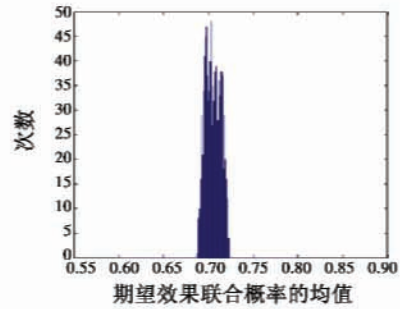


图 9 最优行动过程 1000 次 Monte Carlo 的仿真结果

Fig. 9 Results of the optimum COA by 1000 times of Monte Carlo Simulation

5 结束语

本文提出了一种在具有先验知识的基础上基于动态贝叶斯网络的 COA 过程建模方法,通过对战场环境分析,确定外部事件出现的时间阶段,改变此阶段的条件概率表,并通过学习型遗传算法搜寻出期望效果最高的作战行动过程。实验结果验证了该模型对作战行动建模的有效性和优越性。但是由于动态贝叶斯网络理论所限,过多的节点出现会导致 CPT 成指数形式倍增,使得大量的计算资源被占用,如何解决这一问题将是进一步工作中的研究重点。

参考文献

- [1] ENTIN E E. Optimized command and control architectures for improved process and performance [C] // Proceedings of Command and Control Research and Technology Symposium, Office of Naval Research, Newport, RI, 1999:1-9.
- [2] HOCEVAR S P, KEMPLE W G, KLEINMAN D, et al. Assessments of simulated performance of alternative architectures for command and control: The role of coordination [C] // Proceedings of Command and Control Research and Technology Symposium, Newport, RI, 1999:1-21.
- [3] MULVEHILL A M, CAROLI J A. JADE: A tool for rapid crisis action planning [R]. ADA458570, 1999.
- [4] GUITOUNI A. COPlanS: A collaborative operational planning system [R]. Technical Report DRDC Valcartier, 2005.
- [5] BIENKOWSKI M A, DES JARDINS M E, DESIMONE R V. SOCAP: System for operations crisis action planning [R]. AI Center, SRI International, 1994.
- [6] DESJARDINS M. Joint maritime crisis action planning [R]. AI Center, SRI International, 2002.
- [7] 史延科,高晓光. 分层任务网络在UCAV规划中的应用 [J]. 火力与指挥控制, 2007, 33(1):125-131.

- SHI Y K, GAO X G. Application of hierarchical task network planning to uninhabited combat aerial vehicles planning [J]. *Fire Control and Command Control*, 2007, 33 (1): 125-131.
- [8] 史建国, 高晓光. 动态贝叶斯网络及其在自主智能作战中的应用 [M]. 北京: 兵器工业出版社, 2008.
SHI J G, GAO X G. Dynamic Bayesian network and its application in autoumous intelligence operations [M]. Beijing: The Publishing House of Ordnance Industry, 2008.
- [9] 马巧云, 洪流, 陈学广. 多 Agent 系统中任务分配问题的分析与建模 [J]. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2007, 33(1): 125-131.
MA Q Y, HONG L, CHEN X G. Analysis and modeling of task allocation problem in MAS [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2007, 33(1): 125-131.
- [10] 寇力. 基于案例的空中进攻作战计划生成技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005.
KOU L. Research on case-based planning technology of air offensive campaign [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2005.
- [11] ALIFERIS C F, COOPER G F. A structurally and temporally extended Bayesian belief network model: Definitions, properties and modeling techniques [C] // *Proceedings of the 12th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann, San Francisco, CA, 1996: 28-39.
- [12] 卓金武, 魏永生, 秦健, 等. Matlab 在数字建模中的应用 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011.
ZHUO J W, WEI Y S, QIN J, et al. The application of Matlab in mathematics [M]. Beijing: Beihang University Press, 2011.
- [13] 阳东升, 张维明, 刘忠, 等. 指控组织设计方法 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.
YANG D S, ZHANG W M, LIU Z, et al. Designing of command and control organization [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010.
-
- (上接第 23 页)
- [6] 曾松林, 王文辉, 丁大春, 等. 基于动态博弈的目标分配方法研究 [J]. *电光与控制*, 2011, 18(2): 26-29, 72.
ZENG S L, WANG W Y, DING D C, et al. Target allocation method based on dynamic game [J]. *Electronics Optics & Control*, 2011, 18(2): 26-29, 72.
- [7] GALATI D G. Game theoretic target assignment strategies in competitive multi-team systems [D]. Pittsburgh: University of Pittsburgh, 2004.
- [8] 陈侠, 唐婷. 不确定环境下多无人机动态任务分配方法 [J]. *火力与指挥控制*, 2013, 38(1): 45-49, 53.
CHEN X, TANG T. Study on the dynamic task assignment of multi-UCAV under dynamic uncertain environment [J]. *Fire Control & Command Control*, 2013, 38(1): 45-49, 53.
- [9] 陈侠, 刘敏, 胡永新. 基于不确定信息的无人机攻防博弈策略研究 [J]. *兵工学报*, 2012, 33(12): 1510-1515.
CHEN X, LIU M, HU Y X. Study on UAV offensive/defensive game strategy based on uncertain information [J]. *Acta Armamentarii*, 2012, 33(12): 1510-1515.
- [10] 郭嗣琮. 基于结构元理论的模糊数学分析原理 [M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2004.
GUO S C. Fuzzy structured element theory based on the principle of fuzzy mathematical analysis [M]. Shenyang: Northeastern University Press, 2004.
- [11] 汪贤裕, 肖玉明. 博弈论及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2011.
WANG X Y, XIAO Y M. Game theory and its applications [M]. Beijing: Science Press, 2011.
- [12] EBERHART R C, SHI Y. Particle swarm optimization: Developments, applications and resources [C] // *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*, 2001: 81-86.
- [13] CRUZ J, CHEN G S, LI D X, et al. Particle swarm optimization for resource allocation in UAV cooperative control [C] // *AIAA Guidance Navigation, and Control Conference and Exhibit*, 2004: AIAA2004-5250.
- [14] 贾文生, 向淑文, 杨剑锋, 等. 基于免疫粒子群算法的非合作博弈 Nash 均衡问题求解 [J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(1): 29-31.
JIA W S, XIANG S W, YANG J F, et al. Solving Nash equilibrium for N -persons' non-cooperative game based on immune particle swarm algorithm [J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(1): 29-31.
- [15] 瞿勇, 张建军, 宋业新. 多重纳什均衡解的粒子群优化算法 [J]. *运筹与管理*, 2010, 19(2): 52-55.
QU Y, ZHANG J J, SONG Y X. Particle swarm optimization algorithm for solving multiple Nash equilibrium solutions [J]. *Operations Research and Management Science*, 2010, 19(2): 52-55.