

深空探测器任务规划认知图谱及多属性约束冲突检测

柳景兴¹, 王 彬^{1,2}, 毛维杨¹, 熊 新¹

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500; 2. 昆明理工大学 云南省人工智能重点实验室, 昆明 650500)

摘要: 针对深空探测器任务规划中多子系统协同机制中的多约束问题, 提出一种深空探测任务规划认知图谱构架及多属性约束冲突检测方法。采用图表示方法实现任务规划的知识建模, 将状态转移图解构为三元组实现任务规划过程中的规则匹配, 并基于图模型推理方法提出多属性约束冲突检测算法, 从而实现多子系统任务规划的认知推理和约束冲突检验。使用不同规模的深空探测任务规划算例对本文方法进行了仿真实验, 实验结果显示与遗传算法、传统启发式算法、带约束的启发式算法及进化神经网络算法相比, 本文方法可有效缩短规划的求解时间, 缩小解空间并且降低内存消耗, 有效提升了深空探测任务规划的成功率和可行性。

关键词: 深空探测; 认知图谱; 图模型; 自主任务规划; 多约束检验

中图分类号: V1

文献标识码: A

文章编号: 2096-9287(2023)01-0088-09

DOI: 10.15982/j.issn.2096-9287.2023.20220064

引用格式: 柳景兴, 王彬, 毛维杨, 等. 深空探测器任务规划认知图谱及多属性约束冲突检测[J]. 深空探测学报(中英文), 2023, 10(1): 88-96.

Reference format: LIU J X, WANG B, MAO W Y, et al. Cognitive graph for autonomous deep space mission planning and multi-constraints collision detection[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2023, 10(1): 88-96.

引 言

深空探测是人类航天技术发展的高级阶段, 是对地外天体或空间进行的探测活动, 通过深空探测活动, 可以使人类更深入地了解太阳系与宇宙的起源、演化和现状, 进一步认识地球环境的形成和演变, 也有利于推动地外天体防御技术的发展^[1]。深空探测任务越来越复杂, 控制难度也随之加大, 这对深空探测器的控制任务提出了更高的要求, 智能化和高可靠性逐渐成为深空探测器未来发展的重要方向, 深空探测任务复杂程度高, 难度大, 需要多个子系统协同完成复杂约束下的动作序列, 深空探测器具备自主任务规划能力是实现深空探测器自主运行的关键技术之一。

面对深空探测器自主规划问题的特殊性和挑战性, 近年来很多机构和学者围绕人工智能算法在深空探测器任务规划中的应用展开了理论和仿真研究。赵凡宇等^[2]通过提高基于逻辑约束规划效率的方法提升了深空探测任务规划的效率; 金颖等^[3]针对深空探测领域内多约束的特性大幅减少搜索空间提高针对深空探测任务的规划速度; 王卓等^[4]将多约束组合为单约束问题简化了深空探测任务规划复杂度; Elzbieta等^[5]使用生成的完整性约束方程和非完整性约束方程使得空间机

器人能更有效地完成深空环境的拦截任务; 陈超等^[6]提出一种基于期望状态序列的深空探测器规划修复方法, 根据动作的执行完成情况构成有序的混合期望状态集合, 从而将规划修复问题转化为状态转移路径搜索问题求解; Zhao等^[7]提出了一种基于隐私保护的多智能体任务规划系统, 并提出了分布式多智能体迭代协商任务分配方法, 可实现深空探测器的自主任务规划和资源调度; 王鑫等^[8]通过知识图谱构建了深空探测器任务规划知识表示方法, 将系统设备及其状态和动作关联, 采用知识加工实现对深空探测多智能体之间潜在关系的挖掘。

本文针对深空探测器自主任务规划过程中的主动约束推理及冲突检测问题展开研究, 构建了深空探测自主任务规划认知图谱模型, 实现了深空探测任务规划的知识建模和规则匹配, 并提出了基于认知图谱的自主多约束推理和冲突检测方法。仿真实验结果显示, 与遗传算法和进化神经网络自主任务规划方法相比, 本文方法可实现深空探测任务规划过程中的自动推理和约束冲突的自动检测, 可有效缩短规划求解时间, 减少规划解空间, 降低算法执行过程中的内存消耗。

1 深空探测自主任务规划问题描述

1.1 深空探测任务规划参数定义

为实现深空探测任务规划知识图模型构建以及自动推理机制, 首先根据深空探测器任务规划的领域知识^[9-10]给出相关的参数定义如下。

定义1: 深空探测器一共 m 个子系统中, 第 i 个子系统的 n 个状态构成子系统状态集合

$$\mu_i = \{s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{in}\} \quad (1)$$

其中: $s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{im}, s_{in}$ 表示深空探测器的该子系统在执行深空探测任务中执行动作之前或者之后自身能够达到的状态, 且 $1 \leq i \leq m, m \geq 2, n \geq 2, i, m, n \in N$ 。

定义2: 深空探测器不同子系统能够到达的状态为 m 个子系统的状态集合, 记为

$$S = \begin{bmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{m1} & \cdots & s_{mn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

定义3: 对于 $\forall s_{ij} \in S$, 在到达该状态时都标记一个相对时间戳^[8], 表示深空探测器从起始时间 ξ_0 到达该状态的时刻 ξ'_{ij} 的相对时刻差值, 即

$$\xi_{ij} = \xi'_{ij} - \xi_0 \quad (3)$$

其中, i, j 均为正整数。

定义4: 对于 $\forall s_{ij} \in S$, 都有

$$s_{ij} = (\alpha_{ij}, \mu_{ij}, \xi_{ij}) \quad (4)$$

其中: α_{ij} 是该状态的名称; μ_{ij} 是该状态所属的子系统; ξ_{ij} 是该状态的时间戳, i, j 均为正整数, 满足 $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$ 。

定义5: 定义元动作 ma (meta action) 为深空探测器可执行的最小动作单位, 不可再分解。记第 i 个子系统的第 u 个元动作记为 a_{iu} , 一共 o 个元动作构成集合 $\{a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{io}\}$, i, u, o 均为正整数。其中任意一个元动作 a_{iu} 可以表示为

$$a_{iu} = (\beta_{iu}, \mu_{iu}, r_{iu}, t_{iu}) \quad (5)$$

其中: β_{iu} 是该元动作的名称; μ_{iu} 是该元动作所属的子系统; r_{iu} 是深空探测器执行该元动作时所需资源, 包括可再生资源消耗 rc_{iu} 和不可再生资源消耗 rc_{iu} ; t_{iu} 是完成该元动作所需要的时间; $1 \leq i \leq m, 1 \leq u \leq o, i, u, o$ 均为正整数。

定义6: 资源约束集合 R_a 包含可再生资源约束 R_c 和不可再生资源约束 R_u ; 其中可再生约束包含深空探测器可使用最大存储空间 c_{\max} 、最大电量 e_{\max} 等; 不可再生约束包含深空探测器携带最大燃料 f_{\max} 等; 同时还应

当满足任务最长允许执行时间 t_{\max} , 即

$$\begin{cases} R_c = \{c_{\max}, \dots, e_{\max}\} \\ R_u = \{f_{\max}, \dots\} \\ R_t = \{t_{\max}\} \\ R_a = \{R_c, R_u, R_t\} \end{cases} \quad (6)$$

定义7: 对于 $\forall s_{ij}, s_{i'j'} \in S$, 若 s_{ij} 与 $s_{i'j'}$ 存在元动作 a_{iu} , 使得深空探测器得以从状态 s_{ij} 通过执行元动作 a_{iu} 转到状态 $s_{i'j'}$, 那么 s_{ij} 与 $s_{i'j'}$ 存在状态转换关系, 且元动作 a_{iu} 唯一。即有序二元组 $\langle s_{ij}, s_{i'j'} \rangle$ 可唯一确定一个元动作 a_{iu} 。其中, $1 \leq i, i' \leq m, 1 \leq j, j' \leq n$ 。

深空探测领域中的所有元动作构成元动作矩阵 A , 记为

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1o} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mo} \end{bmatrix} \quad (7)$$

1.2 深空探测任务规划问题求解模型

综合1.1中的定义, 深空探测任务规划问题的解可表示为多个子系统的元动作和状态相间的序列, 如表1所示。

表1 深空探测任务规划问题的解

Table 1 Solution to deep space exploration mission planning

子系统	ξ_1	ξ_2	ξ_3	\cdots	ξ_{z-2}	ξ_{z-1}	ξ_z
μ_1	s_{11}	a_{11}	s_{12}	\cdots			
μ_2		s_{21}	a_{21}	\cdots	$s_{2(n-1)}$	a_{2o}	s_{2n}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
μ_m					$s_{m(n-1)}$	a_{mo}	s_{mn}

其中横向有序集合 $\{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_z\}$ 表示深空探测器在执行任务过程中的时刻, 纵向有序集合 $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m\}$ 表示子系统。其中 z 为正整数且 $z > 2$ 。

若将其分解为状态时间矩阵 S_T 与元动作时间矩阵 A_T , 则有

$$S_T = \begin{bmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{m1} & \cdots & s_{mn} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$A_T = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1o} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mo} \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, $m, n, o \geq 2$, 且 m, n, o 为正整数。

对于矩阵 S_T , 行向量表示不同时间下深空探测器中某一子系统的状态排列, 值为0时代表当前状态与上一状态相同; 列向量表示同一时刻不同子系统所处的不同状态。对于矩阵 A_T , 行向量表示不同时间下深空探测器中某一子系统所执行的元动作; 列向量表示不

同的子系统在同样的时刻正在执行的不同元动作。

综上,对深空探测任务规划问题的求解转化为满足资源约束 R_a 和时序关系的动作时间。矩阵 S_T 与 A_T 的求解,即传统规划结果中各子系统应执行的动作序列集合。

2 深空探测自主任务规划认知图谱建模及多属性约束冲突检测方法

2.1 深空探测自主任务规划认知图谱框架

认知图谱在基于感知的机器学习基础上加入基于认知的符号计算,将数据与知识融合,构建可解释的人工智能用于实现知识的逻辑、推理和决策^[10]。本文在文献[11]的基础上提出了深空探测自主任务规划认知图谱的系统框架。该框架主要分为两大部分:

1) 深空探测任务规划的知识建模与规则匹配

将深空探测器任务规划的多模式异构数据转换为深空探测器领域知识,根据深空探测器任务规划知识构建三元组数据,抽取与深空探测器任务规划问题相关的实体和关系,并扩展节点及边的属性,汇总深空探测任务规划的语义。通过深空探测器状态与动作的属性关联和关系映射实现状态与动作之间的转换规则约束。

2) 深空探测任务规划的认知推理与约束冲突检测

在1)中深空探测领域知识和三元组规则的基础上采用图学习算法展开认知推理,实现深空探测器的自主任务规划探索,生成可行的规划序列解空间,并通过时序分析、约束检验和冲突检测,最终按给定要求

进行决策输出。

由此1.2中规划问题的求解可转化为利用图神经网络在所构建的认知图谱知识集上进行自动推理计算并自动输出所有符合任务规划目标的元动作时间矩阵 A_T ,同时在认知图谱知识集中采用基于边的多重属性权值的算法对资源约束集合 R_a 进行冲突检测,最终决策输出目标规划动作序列。

2.2 深空探测任务规划问题的知识建模与规则匹配

用三元组SPO (Subject Predicate Object)^[13]知识表示方法描述深空探测器各子系统状态与动作之间的转换关系及时序约束,如式(10)所示

$$v = \langle s_{ij}, a_{iu}, s_{i'j'} \rangle \quad (10)$$

其中: $1 \leq i, i' \leq m, 1 \leq j, j' \leq n$; s_{ij} 与 $s_{i'j'}$ 为深空探测器的可达状态; a_{iu} 代表深空探测器可执行的动作,该三元组表示在状态 s_{ij} 下执行某元动作 a_{iu} 可到达状态 $s_{i'j'}$;尖括号表示该三元组具有从 s_{ij} 到 $s_{i'j'}$ 的方向。

在上述结构化的深空探测知识表述基础上,可用有向图模型 $G = (E, R, S)$ ^[12-13]表示深空探测任务规划知识空间,其中 $E = \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_e\}$ 是状态集合,包含 e 种不同状态,深空探测器所有子系统的状态集 S 构成 G 中的点集合; $R = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_r\}$ 是知识库中的动作集合,包含 r 种不同动作,深空探测器所有子系统的动作集 A 构成图谱 G 中的边集合,而 S 则代表深空探测任务规划知识库中的三元组集合。由此,物理系统中的深空探测任务规划问题通过基于矩阵的数学模型转化为图模型,其原理如图1所示。

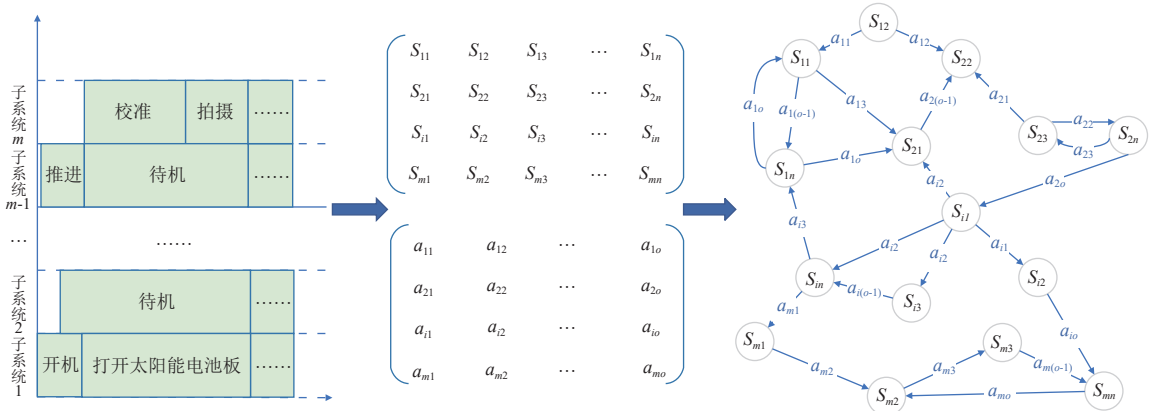


图1 深空探测任务规划问题的知识建模

Fig. 1 Knowledge modeling for deep space exploration mission planning

根据定义4和定义5,可将式(10)中的三元组扩展为如式(11)中所示的多元组

$$v = \langle \alpha_{ij}, \mu_{ij}, \xi_{ij}, \beta_{iu}, \mu_{iu}, r_{iu}, t_{iu}, \alpha_{i'j'}, \mu_{i'j'}, \xi_{i'j'} \rangle \quad (11)$$

将执行动作所受到的资源约束用有向图中两状态节点之间边的多属性权值进行表示,其中,状态节点 s_{ij} 的属性元组表达为 $(\alpha_{ij}, \mu_{ij}, \xi_{ij})$,分别代表节点的名

称、所属子系统以及进入该状态的时间戳。 a_{iu} 的属性元组表达为 $(\beta_{iu}, \mu_{iu}, r_{iu}, t_{iu})$, 分别代表该元动作的名称、深空探测器执行该元动作时所需资源以及完成该元动作所需要的时间。状态节点 $s_{i'j'}$ 的属性元组表达为 $(\alpha_{i'j'}, \mu_{i'j'}, \xi_{i'j'})$, 分别代表节点的名称、所属子系统以及进入该状态的时间戳。得到如图2所示的多属性三元组图模型, 可实现深空探测任务规划过程中的规则匹配与知识表达。例如姿态子系统中的三元组<就绪状态, 转向目标动作, 运行状态>可扩展为多元组<就绪状态, 姿态子系统, 转向目标, 运行状态, 姿态子系统, 转向目标的资源消耗, 转向目标的时间消耗>。

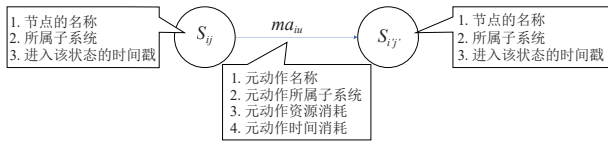


图 2 多属性三元组图模型

Fig. 2 Multi-attribution triple model in cognitive graph

在图数据库neo4j^[14]中采用三元组存储深空探测任务规划中的知识, 由此可得到深空探测自主任务规划认知图谱知识集。用于实现深空探测任务规划问题的知识建模与规则匹配算法的伪代码如表2所示。

表 2 创建深空探测任务规划认知图谱

Table 2 Multi-attributes triple model in cognitive graph

Algorithm 1: Create Mission Planning Cognitive Graph for Deep Space

Input: SPO sheet spos, Cognition Graph cg, Point Sets in cg ps, Edge Sets in cg es;

Output: cg ;

- 1: build $V_1 \leftarrow \phi, V_2 \leftarrow \phi$ for saving points temporarily
- 2: build $V \leftarrow \phi$ for saving points permanently
- 3: build $E \leftarrow \phi$ for saving edges temporarily
- 4: For v in cg do:
 - 5: $V_1 \leftarrow V_1 + \{s_{ij}\}, V_2 \leftarrow V_2 + \{s_{i'j'}\}$
 - 6: End For
 - 7: $V \leftarrow V_1 \cup (V_1 - V_2)$
 - 8: For v_{ij} in V do:
 - 9: draw v_{ij} in cg representing s_{ij}
 - 10: End For
 - 11: For ε_{iu} in E do:
 - 12: build $v_s \leftarrow v_{ij}$ for the start of ma_{iu}
 - 13: build $v_e \leftarrow v_{i'j'}$ for the end of ma_{iu}
 - 14: draw ε_{iu} from v_s to v_e representing ma_{iu}
 - 15: End For

2.3 深空探测任务规划的认知推理与多属性约束冲突检测

在2.2节的基础上, 通过基于关系同构的路径匹配算法^[15], 在深空探测自主任务规划认知图谱中自动生成从待规划任务的初始状态节点到终止状态节点的基

本可行解, 再针对图模型中边的多属性值, 利用邻节点聚合的图学习算法对基本可行解进行资源约束检测, 从而实现深空探测自主任务规划认知图谱的认知推理过程。

考虑到深空探测器在执行实际的深空探测任务时, 不可再生资源约束将无法再次获得, 所以在深空探测任务规划问题的解中, A_T 中的所有元动作构成的集合 A' , 将其中的元动作按照时间顺序记为 $\{a_1, a_2, \dots, a_k\}$, k 为正整数, 则对于 $\forall a_i \in A'$, 由公式6能够将元动作属性扩充为 $a_i = (\beta_i, \mu_i, c_i, e_i, f_i, t_i, \dots)$, 应当满足约束

$$\begin{cases} \sum_i^k f_i \leq f_{\max} \\ \sum_i^k t_i \leq t_{\max} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $1 \leq i \leq k$ 。考虑到时间消耗掉同样不可获得, 在判断过程中与不可再生资源同时判断。

为了使得深空探测器在可再生资源不足以支撑接下来的元动作的进行的情况下有能力启动可再生能源的补充程序, 定义可再生资源安全阈值 $R_{\text{safe}} = \{c_{\text{safe}}, e_{\text{safe}}, f_{\text{safe}}, t_{\text{safe}}, \dots\}$, 对于深空探测任务规划的解, 同理其元动作集合 A' 应当满足约束

$$\begin{cases} \sum_i^k c_i + c_{\text{safe}} \leq c_{\max} \\ \sum_i^k e_i + e_{\text{safe}} \leq e_{\max} \end{cases} \quad (13)$$

为了保证在任何情况下都能够满足约束, 应当满足约束

$$\begin{cases} c_{\text{safe}} \geq \max_k \{c_i\} \\ e_{\text{safe}} \geq \max_k \{e_i\} \end{cases} \quad (14)$$

深空探测任务规划结果中的解中所有元动作构成的解集 A' 在深空探测自主任务规划认知图谱上对应相应的边集合 $E = \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_k\}$, k 为正整数, 即 $\{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_k\} = \{\gamma_{\varepsilon_1}, \gamma_{\varepsilon_2}, \dots, \gamma_{\varepsilon_k}\}$ 。由此, 资源约束检验可以表示为

$$\begin{cases} \sum_i^k rc_i + R_{\text{safe}} = \sum_i^k rc_{\varepsilon_i} + R_{\text{safe}} \leq R_c \\ \sum_i^k ru_i = \sum_i^k ru_{\varepsilon_i} \leq R_u \\ \sum_i^k t_i = \sum_i^k t_{\varepsilon_i} \leq R_t \end{cases} \quad (15)$$

深空探测器任务规划时序约束是指当深空探测器达到某一个状态 s_{ab} 需要优先从状态 s_{xy} 经过元动作 a_{hi} 执行后才能够满足的情况, 即 s_{ab} 的时间戳 ξ_{ab} 、 s_{xy} 的时间戳 ξ_{xy} 以及 a_{hi} 的消耗时间 t_{hi} 满足约束

$$\xi_{xy} + t_{hl} = \xi_{ab} \quad (16)$$

深空探测器任务规划时序约束是指当深空探测器达到某一个状态 s_{ab} 需要执行元动作 a_{hl} 或从状态 s_{xy} 执行元动作 a_{wp} 后能够达到状态 s_{gl} 的情况,则须满足节点的并联约束,即

$$\begin{cases} s_{xy} \cup s_{ab} = s_{gl} \\ (\xi_{xy} + t_{hl} = \xi_{gl}) \cup (\xi_{ab} + t_{wp} = \xi_{gl}) \end{cases} \quad (17)$$

若深空探测器从状态 s_{ab} 经过元动作 a_{hl} 达到状态 s_{qv} ,紧接着经过元动作 a_{wp} 达到状态 s_{xy} ,则应当满足约束为

$$\begin{cases} s_{qv} \cap s_{ab} = s_{xy} \\ \xi_{ab} + t_{hl} + t_{wp} = \xi_{qv} + t_{wp} = \xi_{xy} \end{cases} \quad (18)$$

实现深空探测任务规划的认知推理与多属性权值约束冲突检测算法流程的伪代码如表3所示。

表3 基于认知图谱的任务规划方法中多属性权值约束冲突检测的实现

Table 3 Mission planning in cognitive graph with multi-attribute constraint conflict detection

Algorithm 2: Mission Planning in Cognitive Graph with Multi-attribute Constraint Conflict Detection

Input: solutions S_T and A_T , Cognitive Graph cg , capacity maximum constraint c_{max} , electricity maximum constraint e_{max} , fuel maximum constraint f_{max} , time maximum constraint t_{max} ;

Output: flag of S_T fs , flag of A_T fm ;

- 1: $S_T \leftarrow \phi, A_T \leftarrow \phi$
- 2: build stack $\leftarrow \phi$ checking constraint conflixtions
- 3: For s_{ij} in cg do :
- 4: push s_{ij} into stack
- 5: While stack is not ϕ do :
- 6: build s for saving popped item of stack
- 7: aggregate neighbors of s_{ij} into U
- 8: For u in U do :
- 9: IF $u \notin$ stack do :
- 8: put u into S_T
- 9: locate a_{iu} with u and s
- 10: put a_{iu} into A_T
- 11: End IF
- 12: End For
- 13: End While
- 14: End For

$$15: fm \leftarrow \left(\sum_{a_{iu}} c_{iu} + c_{safe} < c_{max} \right) \cap \left(\sum_{a_{iu}} e_{iu} + e_{safe} < e_{max} \right) \cap$$

$$\left(\sum_{a_{iu}} f_{iu} < f_{max} \right) \cap \left(\sum_{a_{iu}} t_{iu} < t_{max} \right)$$

$$16: fs \leftarrow (s_{ij} \cap s_{i(j+1)} \rightarrow s_{i(j+2)}) \cup (s_{ij} \cup s_{i(j+1)} \rightarrow s_{i(j+2)})$$

3 仿真实验及结果分析

3.1 深空探测自主任务规划实验设计

为验证所提出方法的可行性,针对深空探测器在着陆过程中的环绕探测任务构建测试用例,考虑载荷相机、姿态系统、对地通信和太阳能等4个子系统,采用上文2.2节中的方法构造包含41个状态节点,65个动作以及203条约束条件的深空探测自主任务规划认知图谱,在此基础上构建了10个不同规模的深空探测器规划任务算例。规划目标为满足资源和时序约束且任务执行时间最短,即深空探测任务规划中的最优解在解空间 A' 中应当满足

$$t_{min} = \min_{A'_i} \{t\} \quad (19)$$

10个算例的各项资源约束条件如表2所示。如在算例10中,最大可使用存储空间 c_{max} 为800 G,最大可使用的电量 e_{max} 为650kW·h,最大可使用燃料 f_{max} 为400 kg,最大允许执行时间 t_{max} 为3 000 min。实验算例说明见表4。

表4 实验算例说明

Table 4 Experimental example description

项目	算例1	算例2	算例3	算例4	算例5	算例6	算例7	算例8	算例9	算例10
存储max	850	400	400	400	350	800	350	400	850	800
电量max	900	800	950	1 000	700	850	600	750	700	650
燃料max	300	400	450	500	200	300	300	400	300	400
时间max	2 900	3 000	3 550	3 500	2 500	3 500	2 500	3 000	3 500	3 000

本文的仿真环境中的操作系统为Windows11,编程语言为Python3,处理器为i7-1165G7, RAM16GB。

3.2 算例规划结果分析

以算例10为例,深空探测器将在着陆之前完成对着陆目标点的特定环绕和探测任务,要规划的总任务序列包括载荷相机拍照、姿态系统指向目标、通信子系统传输数据、太阳帆板充电提供能源等动作,各子系统需满足时序要求且存在如表2中所示的资源约束。

采用上文2.2节和2.3节中的算法进行深空探测自主任务规划仿真实验,采用2.2节中的图推理算法可得到包含各子系统状态与动作的可行解集输出结果如图3所示。其中左侧为不同的规划输出解结果,其表达形式是基于深空探测自主任务规划认知图谱的状态/行为序列转换图,右侧是其对应的任务规划结果甘特图。左侧图谱中不同颜色代表不同的子系统,其中橙色部分是深空探测器的太阳帆板子系统,蓝色部分是姿态子系统,红色部分是载荷相机子系统,卡其色部分是对地通信子系统。

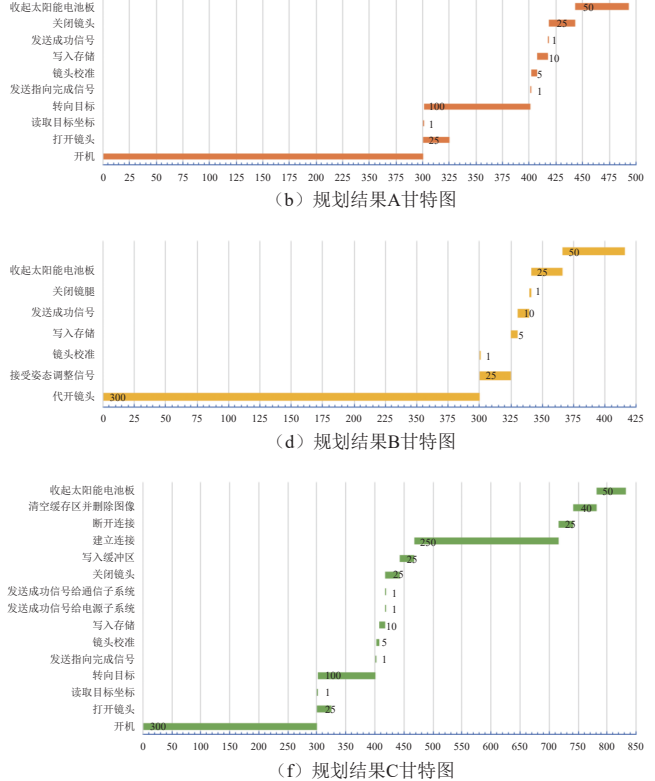
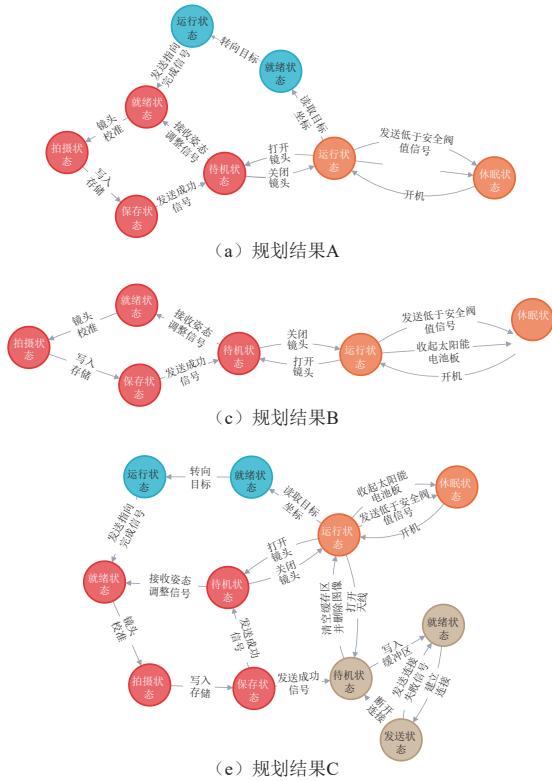


图 3 认知图谱规划结果及对应的甘特图

Fig. 3 Cognitive graph planning results and corresponding Gantt charts

图3中规划结果A中部分深空探测器的动作多元组按照式(11)可以表示为: <就绪状态, 姿态子系统, 深空探测器姿态子系统进入就绪状态的时间, 转向目标, 姿态子系统, 转向目标资源消耗量, 转向目标时间消耗量, 运行状态, 姿态子系统, 深空探测器姿态子系统进入运行状态的时间>。

图4表示单次任务规划实验中算例10的规划解空间结果。其中: 灰色代表检测到约束冲突的不可用规划序列; 蓝色代表没有约束冲突的有效规划结果; 橙色代表所有没有约束冲突的深空探测任务规划结果中的最短任务完成时间, 即第11个深空探测任务规划序列为设定深空探测规划目标下的最终决策输出结果; 红色的线表示当前统计资源种类可以使用的资源最大值。

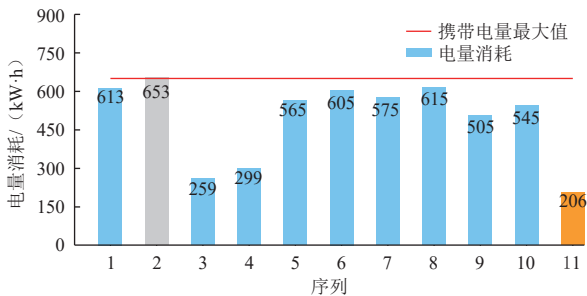


图 4 算例10中不同深空探测任务规划序列中电量消耗统计
 Fig. 4 Statistics of electricity consumption in different deep space exploration mission planning sequences in Example 10

3.3 对比实验结果及分析

1) 规划求解时间对比实验

为测试本文算法的效果, 对表4中所示的10个不同规模的算例分别采用本文算法、启发式算法、带约束的启发式算法、遗传算法和进化神经网络展开了任务规划实验, 对每个算例分别进行多次规划实验, 任取其中的10次实验结果进行分析, 图5是本文算法与对比算法对不同规模规划序列的规划求解时间对比图。

从图中结果可以看出, 由于本文深空探测自主任务规划认知图谱的规则推理和约束冲突检测方法减少了大量的冗余计算, 因此在同等规模的规划任务进行的对比试验结果显示本文方法所需规划求解时间更少, 相对于启发式算法和带约束的启发式算法, 10个算例中在时间上的提升如图6所示。

将图5结果取算术平均值后进行对比, 可以得到如图7所示的平均规划求解时间。

2) 规划算法解空间对比实验

随着规划问题规模的增大, 传统启发式算法的解空间将不可避免地出现组合爆炸现象^[16]。本文对相同规模算例任务规划过程中的解空间变化情况进行了统计与对比。由于进化神经网络及遗传算法均采用编码后寻优求解, 编码后的解空间数量巨大且非原始解空间, 因此没有可对比性。本文算法与启发式算法和带

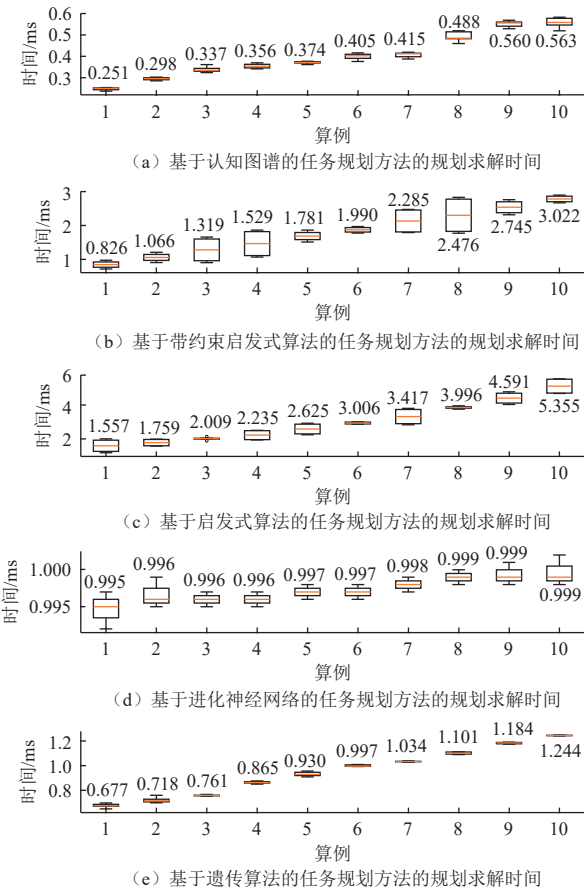


图5 深空探测自主任务规划求解时间箱型图

Fig. 5 Box plot of deep space exploration autonomous mission solver time

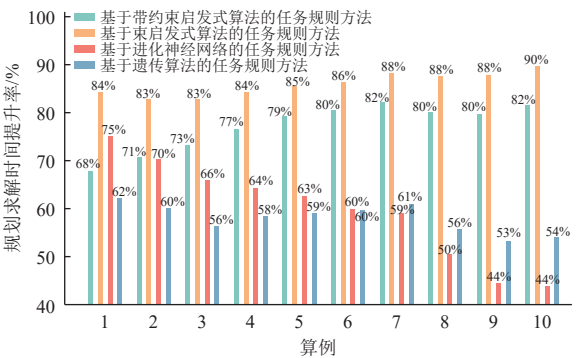


图6 本文算法相较于其他算法在不同算例中的时间提升率

Fig. 6 Time improvement rate of our method compared with others in different examples

约束的启发式算法在解空间上的变化对比如图8所示。

3) 规划算法内存消耗对比实验

由于深空探测器的机载计算资源有限，因此规划算法在运行时需要用到内存空间大小也是衡量规划算法的重要指标之一。本文对不同算法运行过程中的内存消耗情况进行了对比，结果如图9所示。在本文所给出的同等规模算例任务规划实验中，遗传算法的内存消耗最大，但较为平稳；启发式算法所需内存随算例

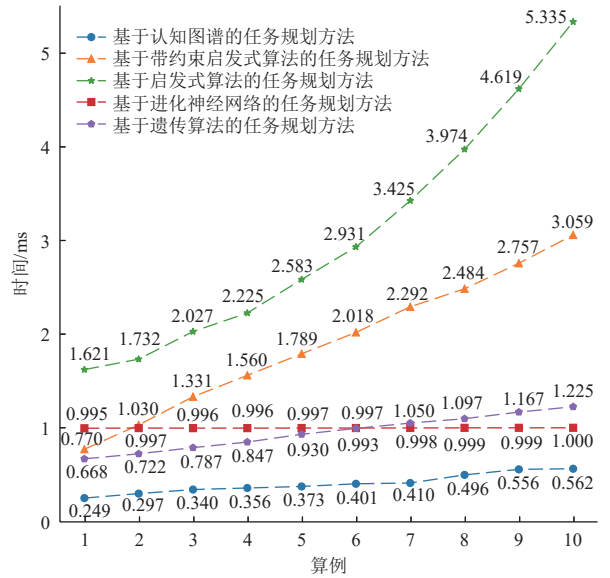


图7 本文算法与其他算法在不同算例中的平均求解时间

Fig. 7 Average solution time of our method and that of others in different examples

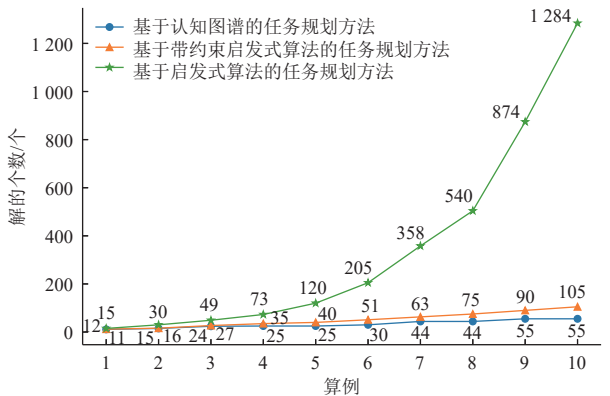


图8 本文算法与其他算法在不同算例中的解空间

Fig. 8 Solution space of our method and that of others in different examples

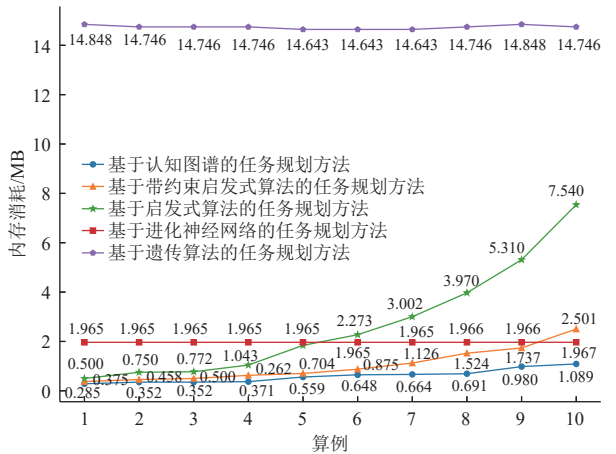


图9 本文算法相较于其他算法在不同算例中的内存消耗

Fig. 9 Memory consumption of our method compared with that of others in different examples

规模的增加呈明显的升高趋势，预估在更大规模算例中将难以满足其内存需求；进化神经网络规划算法的

内存消耗较为平稳且较小;带约束的启发式算法在小规模规划算法中的内存消耗较小,随算例规模的增加其内存需求量与传统启发式算法类似也呈上升趋势,但所需内存消耗量明显小于上述3种算法;本文算法在本文实验算例中的内存需求量最小且较平稳。

在本文的10个实验算例中,分别比遗传算法、传统启发式算法、带约束的启发式算法及进化神经网络算法降低的比率如图10所示。

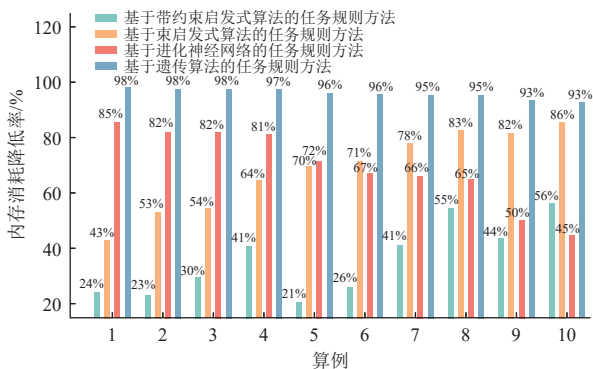


图10 本文算法相较于其他算法在不同算例中的内存消耗降低率

Fig. 10 Memory reduction rate of our method compared with that of others in different examples

此外由于本文方法与遗传算法和进化神经网络算法均为机器学习算法,在求解过程中存在随机性和不确定性,因此对3种方法的规划成功率也进行了对比。对于上述的10个算例,在不考虑规划求解时间的条件下,遗传算法、进化神经网络和本文算法的平均规划成功率分别为78.2%、85.3%和88.1%,在本文实验环境下本文算法的规划成功率虽然略优于其它两种算法,由于前两种算法中的参数与超参数的影响较大且不稳定,算法在规划成功率上的优越性还需进一步展开验证。

4 结论

本文针对深空探测器自主性和智能性的发展需求,构建了深空探测自主任务规划认知图谱,提出了资源约束、时序约束和时间约束等多约束条件的冲突检测算法。仿真实验及测试结果显示,本文方法可自动完成深空探测任务的动作序列规划,多资源约束冲突检验以及时序冲突的检测,与启发式算法、带约束的启发式算法、遗传算法及进化神经网络算法相比,本文方法可减小规划求解时间,缩减解空间规模,降低对内存的需求,并提升规划的成功率。

本文实验验证了在一般规模情况下使用深空探测自主任务规划认知图谱进行图表示与图推理的可行

性。但随着深空探测自主任务规划认知图谱规模的增大,自主任务规划在求解时间、解空间规模以及内存需求方面的效果将会降低,因此下一步拟围绕深空探测自主任务规划认知图谱多约束检测推理算法在大规模任务规划应用以及算法的鲁棒性和完备性等方面展开深入研究。

参 考 文 献

- [1] 崔平远,徐瑞,朱圣英,等. 深空探测器自主技术发展现状与趋势[J]. 航空学报,2014,35(1):13-28.
CUI P Y, XU R, ZHU S Y, et al. State of the art and development trends of on-board autonomy technology for deep space explorer[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(1): 13-28.
- [2] 赵凡宇,徐瑞,崔平远. 启发式深空探测器任务规划方法[J]. 宇航学报,2015,36(5):496-503.
ZHAO F Y, XU R, CUI P Y. Heuristic mission planning approach for deep space explorer[J]. Journal of Astronautics, 2015, 36(5): 496-503.
- [3] 金颢,徐瑞,崔平远,等. 基于扩展状态深空探测器任务规划方法[J]. 深空探测学报(中英文),2018,5(6):569-574.
JIN H, XU R, CUI P Y, et al. Mission planning approach based on extensible states for deep space probes[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2018, 5(6): 569-574.
- [4] 王卓,徐瑞. 基于多目标优化的深空探测器姿态组合规划方法[J]. 深空探测学报(中英文),2021,8(2):147-153.
WANG Z, XU R. Combination planning for attitude maneuver of deep space probes based on multi-objective optimization[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2021, 8(2): 147-153.
- [5] JARZĘBOWSKA E, PILARCZYK B. Design of a tracking controller for object interception in space[J]. Discontinuity, Nonlinearity, and Complexity, 2017, 6(4): 435-443.
- [6] 陈超,徐瑞,李朝玉,等. 期望状态序列导向的深空探测器规划修复方法[J]. 宇航学报,2021,42(11):1385-1395.
CHEN C, XU R, LI Z Y, et al. Plan repair method of deep space probe based on the expected state sequence[J]. Journal of Astronautics, 2021, 42(11): 1385-1395.
- [7] ZHAO Y T, XU R, JIANG H P, et al. Decentralized privacy-preserving onboard mission planning for multi-probe system[J]. Acta Astronautica, 2021, 179: 130-145.
- [8] 王鑫,赵清杰,徐瑞. 基于知识图谱的深空探测器任务规划建模[J]. 深空探测学报(中英文),2021,8(3):315-323.
WANG X, ZHAO Q J, XU R. Modeling of mission planning for deep space probe based on knowledge graph[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2021, 8(3): 315-323.
- [9] 金洋,王日新,徐敏强. 基于状态记忆的航天器自主故障诊断方法[J]. 系统工程与电子技术,2015,37(6):1452-1458.
- [10] JIN Y, WANG R X, XU M Q. Spacecraft autonomous fault diagnosis method based on state memory[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(6): 1452-1458.
- [11] 徐瑞,李朝玉,朱圣英,等. 深空探测器自主规划技术研究进展[J]. 深空探测学报(中英文),2021,8(2):111-123.
XU R, LI Z Y, ZHU S Y, et al. Research progress of autonomous planning technology for deep space probes[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2021, 8(2): 111-123.

- [12] LI Z Y, DING X, LIU T. Constructing narrative event evolutionary graph for script event prediction[C]//27th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'18). AIAA: [s. n.], 2008.
- [13] DING M, ZHOU C, CHEN Q, et al. Cognitive graph for multi-hop reading comprehension at scale [C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. ACL: Italy, 2019.
- [14] 王军平, 张文生, 王勇飞, 等. 面向大数据领域的事理认知图谱构建与推断分析[J]. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50(7): 988-1002.
WANG J P, ZHANG W S, WANG Y F, et al. Constructing and inferring event logic cognitive graph in the field of big data[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2020, 50(7): 988-1002.
- [15] 王鑫, 邹磊, 王朝坤, 等. 知识图谱数据管理研究综述[J]. *软件学报*, 2019, 30(7): 2139-2174.
WANG X, ZOU L, WANG C K. Research on knowledge graph data management: a survey[J]. *Journal of Software*, 2019, 30(7): 2139-2174.
- [16] HOLZSCHUHER F, PEINL R. Performance of graph query languages: comparison of cypher, gremlin and native access in Neo4j[C]//Joint EDBT/ICDT 2013 Workshops (EDBT '13). New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2013.
- [17] HAMILTON W L, YING R, LESKOVEC J. Inductive representation learning on large graphs[C]//31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17). Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc., 2017.

作者简介:

柳景兴(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 人工智能、深空探测器自主任务规划。

通信地址: 云南省昆明市呈贡新区景明南路727号(昆明理工大学信自楼)(650504)

电话: 13667259938

E-mail: 719878756@qq.com

Cognitive Graph for Autonomous Deep Space Mission Planning and Multi-Constraints Collision Detection

LIU Jingxing¹, WANG Bin^{1,2}, MAO Weiyang¹, XIONG Xin¹

(1. Faculty of Information Engineering & Automation, Kunming University of Science & Technology, Kunming 650500, China;

2. Yunnan key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science & Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: To deal with the multi-constraints in multi-subsystems coordination mechanism in deep space exploration mission planning, in this paper a cognitive graph architecture and a multi-attributes constraint conflict detection method were proposed for deep space exploration mission planning. In this paper, the graph representation method was adopted to realize knowledge modeling of task planning, the state transition diagram was constructed into triples to realize rule matching during task planning, and a multi-attributes constraint conflict detection algorithm was proposed based on the graph model inference method, so multi-subsystems cognitive reasoning and constraint conflict testing for task planning were realized. Simulation experiments were carried out with different scales of deep space exploration mission planning examples. The experimental results show that compared with genetic algorithm, traditional heuristic algorithm, constrained heuristic algorithm, and evolutionary neural network algorithm, the method proposed in this paper can effectively shorten planning time, and reduce the solution space and memory consumption, effectively improving the success rate and feasibility of deep space exploration mission planning.

Keywords: deep space exploration; cognitive graph; graph model; mission planning; multi-constraints collision detection

Highlights:

- A system framework of cognitive graph for autonomous mission planning in deep space exploration is proposed.
- Using graph representations learning to implement knowledge modeling for task planning of deep spacecraft.
- Mapping state transition into triples to realize rules matching in the process of task planning.
- A multi-attributes constraint conflict detection algorithm is proposed and realized.

[责任编辑: 高莎, 英文审校: 宋利辉]