

# 界标知识及其应用研究进展

蔡敦波<sup>1,2</sup>, 徐 胜<sup>1</sup>, 赵彤洲<sup>3\*</sup>

(1. 武汉工程大学智能机器人湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430205;

2. 吉林大学符号计算与知识工程教育部重点实验室, 吉林 长春 130012;

3. 华中科技大学自动化学院, 湖北 武汉 430074)

**摘 要:**国内外相关研究表明界标知识的三种应用角度为:设计问题分解方法、设计启发函数和设计约束传播机制。利用界标知识设计的可纳启发函数与最优松弛估计的相对误差能降低到 2.5%;利用界标知识设计的经典规划启发函数对搜索算法的引导能力优于之前的启发函数;利用界标知识设计的时态规划启发函数能使规划系统得到更高质量的规划解;将界标知识转化为命题逻辑子句能在大规模困难问题上提高可满足性判定算法的求解效率。因此,界标知识在时态规划启发函数设计和基于动作序列空间的规划方法上的应用值得深入研究。

**关键词:**智能规划;界标知识;问题结构;启发函数;领域约束

**中图分类号:**TP181

**文献标识码:**A

**doi:**10.3969/j.issn.1674-2869.2013.10.015

## 0 引 言

“问题的结构”是人工智能研究者面对复杂问题时希望发现并利用的一类信息。这些信息通常有助于研究者设计更高效的问题求解方法。如,在命题可满足(SAT)研究领域,研究者发现了 Backbone 和 Backdoor 这两种问题结构信息<sup>[1]</sup>并设计了由该类信息引导的 SAT 求解算法<sup>[2]</sup>;最近,北京大学苏开乐教授和蔡少伟博士等人利用命题变量的邻域信息(Neighborhood),提出了 Configuration Checking(CC)策略,并开发了基于 CC 策略的一系列高效算法<sup>[3-5]</sup>,在国际上将 SAT 求解器的效率推到了更高的层次。

智能规划研究者近年来发现了对应于 SAT 中“Backbone”的问题结构信息:界标命题(Landmark Facts)和界标动作(Landmark Actions)<sup>[6-7]</sup>,统称为界标知识(Landmark)。Landmark 不仅包含一系列命题和动作,而且包含它们之间的先后顺序,它对于寻找“动作序列”的智能规划问题具有重要的研究价值,激发了研究者的深入研究。在基于搜索思想的规划方法方面, Hoffmann 等人首先利用 Landmark 进行规划问题的子目标分解,用以提高规划算法的求解效率<sup>[7]</sup>。Helmert 等人利用 Landmark 设计 STRIPS

规划问题的启发函数,开发了相应的规划系统 LAMA<sup>[8]</sup>,获得了 2008 年“智能规划系统国际竞赛”(International Planning Competition, IPC)的冠军,随后, LAMA 的改进版本 LAMA-2011 又获得了 2011 年 IPC 竞赛的冠军。在基于 SAT 技术的规划方法方面,将 Landmark 编码为子句形式的约束,加速冲突信息的传播,在较大规模的问题实例上表现出了效率优势<sup>[9]</sup>。随着 Landmark 计算方法的不断涌现<sup>[10]</sup>,它在“动作代价不等的规划”、“时态规划”和“Conformant 规划”等建模能力强于 STRIPS 规划的问题上产生了研究成果<sup>[11-13]</sup>,涌现了一批求解效率更高的规划系统,值得国内外学者继续深入地研究与应用。

首先介绍 Landmark 的相关概念及其计算方法,之后分别介绍此类信息在 STRIPS 规划、动作代价不等的规划和时态规划上的应用研究成果,最后进行总结与展望。

## 1 Landmark 及其计算方法

首先介绍智能规划基本概念,之后介绍 Landmark 及其顺序的概念,最后介绍 Landmark 的基本计算方法。

### 1.1 智能规划的基本概念

本文将依次介绍 STRIPS 规划、动作代价不

收稿日期:2013-09-17

基金项目:国家自然科学基金(61103136);武汉工程大学青年科学研究基金(12106022)

作者简介:蔡敦波(1981-),男,内蒙古通辽人,讲师,博士,研究方向:智能规划、自动推理。\*通信联系人

等的规划和时态规划的基本概念。

**定义 1.** 规划任务 (Planning Task) 为四元组  $\Pi = \langle V, O, I, G \rangle$ , 其中,  $V$  是命题变量的有限集,  $O$  是动作的有限集,  $I$  是  $V$  的子集、表示初始状态,  $G$  是  $V$  的子集、表示目标条件.  $O$  中每个动作  $o$  为三元组  $\langle pre(o), add(o), del(o), cost(o) \rangle$ , 其中  $pre(o), add(o), del(o)$  均为  $V$  的子集, 分别表示动作  $o$  的前提、添加效果和删除效果,  $cost(o)$  为实数, 表示  $o$  的代价。

状态  $s$  为  $V$  的子集, 因此, 状态空间为  $S = \{s | s \subseteq V\}$ . 对于给定的  $s$  和  $o$ , 如果动作  $o$  满足  $pre(o) \subseteq s$  则称  $o$  在  $s$  上“可用”。

**定义 2.** 如果  $o$  在  $s$  上可用, 则  $o$  在  $s$  上的执行结果为  $s / del(o) \cup add(o)$ , 记为  $o(s)$ 。

动作序列  $\pi$  的形式为  $\langle o_1, \dots, o_n \rangle$ , 该序列在动作  $s$  上的执行结果为  $o_n(\dots o_1(s) \dots)$ , 记为  $\pi(s)$ 。

**定义 3.** 对于规划任务  $\Pi = \langle V, O, I, G \rangle$ , 如果动作序列  $\pi$  满足  $\pi(I) \subseteq G$  则称  $\pi$  为  $\Pi$  的规划解 (Plan)。

为了方便论述后续内容, 定义“相对于状态的规划解”。

**定义 4.** 对于规划任务  $\Pi = \langle V, O, I, G \rangle$ , 状态  $s \subseteq V$ , 如果动作序列  $\pi$  满足  $\pi(s) \subseteq G$  则称  $\pi$  为“ $s$  的规划解” ( $s$ -plan),  $I$ -plan 即为  $\Pi$  的规划解。

**定义 5.** 动作序列  $\langle o_1, \dots, o_n \rangle$  的代价为  $\sum_{i=1}^n cost(o_i)$ 。

**定义 6.** 意规划问题 (Satisfactory Planning) 要求对于给定的规划任务  $\Pi$ , 找到一个  $I$ -plan, 或者证明不存在  $I$ -plan。

**定义 7.** 最优规划问题 (Optimal Planning) 要求为规划任务  $\Pi$  找到代价最小的  $I$ -plan, 或者证明  $I$ -plan 不存在。

如果在规划任务中, 动作的代价都为 1, 则称该类规划问题为 STRIPS 规划问题, 否则, 称之为“动作代价不等的规划问题”。

## 1.2 Landmark 与 Landmark 顺序的基本定义

Landmark 由“Landmark 命题”和“Landmark 动作”组成<sup>[6-7]</sup>。

**定义 8.** 在  $\Pi = \langle V, O, I, G \rangle$  中, 若命题  $f \in V$  在每个  $I$ -plan 执行过程中的某个时刻上为真, 则称  $f$  为“Landmark 命题”; 如果动作  $o \in O$  存在于每个  $I$ -plan 中, 则称  $o$  为“Landmark 动作”。

根据定义, 规划任务中  $I$  和  $G$  中的命题都是 Landmark 命题. 此外, 还存在其他的 Landmark 命题。

例 1. 设规划任务  $\Pi = \langle V, O, I, G \rangle$  仅有两个

$I$ -plan:  $\pi_1 = \langle o_1, o_2 \rangle, \pi_2 = \langle o_1, o_3 \rangle$ , 则  $add(o_1)$  中的命题都是 Landmark 命题, 因为这些命题在两个规划执行过程中都有成立的时刻.  $o_1$  为 Landmark 动作. 此外, 假如存在  $f \in (add(o_2) \cap add(o_3))$  则  $f$  也是 Landmark 命题。

除了单个命题 (动作) 符合 Landmark 的含义外, 命题集 (动作集) 也符合 Landmark 的含义, 这些集称之为“析取型 Landmark” (Disjunctive Landmark)<sup>[7]</sup>。

**定义 9.** 在  $\Pi = \langle V, O, I, G \rangle$  中, 如果命题集  $V' \subset V$  在每个  $I$ -plan 执行过程中的某个时刻都使  $V'$  中的某个命题为真, 则称  $V'$  为“析取型 Landmark”命题集; 如果每个  $I$ -plan 均包含动作集  $O' \subset O$  中的至少一个动作, 则称  $O'$  为“析取型 Landmark”动作集。

Landmark 命题和 Landmark 动作之间存在着一些顺序关系. 下面首先介绍几个基本概念, 之后介绍“Landmark 命题”之间的三种顺序关系<sup>[8]</sup>。

**定义 10.** 对于  $\Pi = \langle V, O, I, G \rangle, i \in \{0, \dots, n\}$ , 给定动作序列  $\pi = \langle o_1, \dots, o_n \rangle$ , 如果命题则  $f \in (\langle o_1, \dots, o_i \rangle(I))$  称  $f$  在  $\pi$  的第  $i$  步为真; 如果  $f$  在  $\pi$  的第  $i-1$  步为假, 但“在  $\pi$  第  $i$  步为真”, 则称“ $f$  在  $\pi$  的第  $i$  步被添加”; 如果对于  $j \leq i-1$ :  $f$  在  $\pi$  的第  $j$  步均为假, 但  $f$  在第  $i$  步为真, 则称“ $f$  在  $\pi$  的第  $i$  步被首次添加”。

**定义 11.** 设  $f$  和  $f'$  为  $\Pi = \langle V, O, I, G \rangle$  中两个命题, 称  $f$  与  $f'$  具有“自然顺序” (Natural Ordering), 记为  $f \rightarrow f'$ , 当且仅当: 对于每个在  $I$  上“可用”的动作序列  $\pi$ , 当“ $f'$  在  $\pi$  的第  $i$  步为真”时均有“ $f$  在  $\pi$  的某个第  $j$  ( $j < i$ ) 步为真”; 称  $f$  与  $f'$  具有“必然顺序” (Necessary Ordering), 记为  $f \rightarrow_n f'$ , 当且仅当: 对于每个在  $I$  上“可用”的动作序列  $\pi$ , 当“ $f'$  在  $\pi$  的第  $i$  步被添加”时均有“ $f$  在  $\pi$  的第  $i-1$  步为真”; 称  $f$  与  $f'$  具有“首次必然顺序” (Greedy-necessary Ordering), 记为  $f \rightarrow_{gn} f'$ , 当且仅当: 对于每个在  $I$  上“可用”的动作序列  $\pi$ , 当“ $f'$  在  $\pi$  的第  $i$  步被首次添加”时均有“ $f$  在  $\pi$  的第  $i-1$  步为真”。

根据定义 10, 若两个命题具有“必然顺序”或者“首次必然顺序”, 则它们具有“自然顺序”; 如果两个命题具有“必然顺序”, 则它们具有“首次必然顺序”. 但反过来则不然, 因此, “必然顺序”是最严格的顺序. 此外, 对于 Landmark 顺序的理解, 应避免将其理解为数学中的“关系”, 主要原因在于 Landmark 顺序不具有传递性。

例 2. 设规划  $\Pi = \langle V, O, I, G \rangle$  中,  $O = \{o_1,$

$o_2\}$ ,  $o_1$  的具体形式为  $\langle\{f\}, \{f'\}, \{f\}\rangle$ ,  $o_2$  的具体形式为  $\langle\{f'\}, \{f''\}, \emptyset\rangle$ ,  $I=\{f\}$ ,  $G=\{f''\}$ . 显然, 在  $I$  上“可用”的动作序列为  $\pi_1=\langle o_1\rangle$  和  $\pi_2=\langle o_1, o_2\rangle$ , 因此,  $f\rightarrow_n f'$  和  $f'\rightarrow_n f''$  这两个顺序均存在. 但是,  $f\rightarrow_n f''$  不存在, 因为, 当“ $f''$  在  $\pi_2$  的第 2 步被添加”时“ $f$  在  $\pi_2$  的第 1 步为真”不成立.

### 1.3 Landmark 的计算方法

Landmark 命题的计算问题为: 给定规划任务  $\Pi=\langle V, O, I, G\rangle$ , 判定  $f\in V$  是否为“Landmark 命题”. Porteous 等人证明了该问题为 PSPACE-hard 难题<sup>[6-7]</sup>. 因此, 计算 Landmark 命题的实用算法均为近似算法. 总体上, 计算 Landmark 的方法主要有两种思想, 一种是根据已知的 Landmark 通过逆向分析发现新的 Landmark; 另一种是基于反驳的方法: 将某个命题(动作)从规划任务中暂时移除, 如果该规划任务无解, 则该命题(动作)必然是 Landmark. 下面分别介绍计算 Landmark 命题和 Landmark 动作的基本方法.

**1.3.1 Landmark 命题的计算方法** Porteous 等人最早提出了通过构建“松弛规划图”(Relaxed Planning Graph, RPG) 和“Landmark 生成树”(Landmark Generation Tree, LGT) 来计算 Landmark 命题的方法<sup>[6]</sup>. 针对具体的规划任务  $\Pi=\langle V, O, I, G\rangle$ , 该方法首先构造松弛规划图, 直到目标集  $G$  中的命题均在该图中出现, 然后通过 LGT 记录得到“候选 Landmark”. LGT 中的节点为“候选 Landmark 命题”, 节点之间有向弧表示它们的“首次必然顺序”关系. “候选 Landmark 命题”通过如下的命题进行判定, 该判定过程能由规划图算法在以动作和命题数量为参数的多项式时间内完成<sup>[6]</sup>. 称此方法为  $LM^{RPG}$ , 它本质上根据命题 1 计算 Landmark 命题.

**命题 1<sup>[6]</sup>** 对于规划任务  $\Pi$ , 对于  $f\in V$ , 定义松弛规划问题  $\Pi_f=\langle V, O_f, I, G\rangle$ , 其中  $O_f=\{\langle pre(o), add(o), \emptyset\rangle \mid o\in O, f\notin add(o)\}$ ; 如果  $\Pi_f$  无解, 则  $f$  为 Landmark 命题.

但是,  $LM^{RPG}$  在某一层考察的动作集可能是全部可能动作的某个子集, 因而该算法可能计算出一部分错误的 Landmark 顺序. Porteous 等人随后提出了“首次必然顺序”的一种正确计算方法<sup>[14]</sup>. 该方法的主要思想是: 为了收集所有在命题  $f'$  之前可能执行的动作, 将任务中以  $f'$  为添加效果的动作全部移除, 之后构造规划图  $G$  直到  $G$  不发生变化. 显然,  $G$  的最后一层包含所有在  $f'$  之前能成立的命题, 将该集记为  $pb(f')$ ; 在  $pb(f')$  上

“可用”的动作集  $pba(f)=\{o \mid pre(o)\in pb(f')\}$ ,  $o\in O$  必然为在  $f'$  之前实际上“可用”的动作的超集. 因此,  $pba(f')$  中动作前提的交集为正确的 Landmark 命题, 它们与  $f'$  之间的“首次必然顺序”也正确.

为了发现更多的 Landmark 命题, Richter 等人根据“域转移图”(Domain Transition Graph) 的结构特征, 提出了一种能够计算更多 Landmark 的方法<sup>[8]</sup>. 其主要思想为: 对于变量  $v$  的域转移图  $DTG_v$ , 如果从  $v$  在初始状态中的取值  $d_0$  到 Landmark 命题  $v=d$  的所有路径都经过  $d'$ , 则  $v=d'$  是 Landmark 命题. 为进行此判断, 该方法在  $DTG_v$  中依次去除  $d'$ , 之后判断从  $d_0$  到  $d'$  的连通性, 如果不连通, 则判定  $v=d'$  为 Landmark 命题, 并且  $v=d'$  与  $v=d$  存在“自然顺序”.

#### 1.3.2 Landmark 动作的计算方法

Landmark 动作的计算方法通常是受启发函数设计思想的引导. 根据“析取型 Landmark 动作集”设计的启发函数的思想为<sup>[15]</sup>: 假设规划任务  $\Pi$  有  $m$  个“析取型 Landmark 动作集” $LA=\{LA_1, \dots, LA_m\}$ , 其中  $LA_1\subseteq O$ , 则根据 Landmark 的定义, 每个  $I$ -plan  $\pi$  都至少包含  $LA_i$  中的动作, 即, 必然有  $\bigwedge_{la\in LA} (\pi\cap la\neq\emptyset)$ , 换句话说,  $\pi$  是  $LA$  的碰集 (Hitting Set). 因此, 当每个动作均具有不等代价时,  $LA$  的代价最小的碰集即为初始状态  $I$  与目标的距离的可纳估计 (Admissible Estimation)<sup>[15]</sup>. 为计算此类启发函数, Haslum 等人提出了计算“析取型 Landmark 动作集”的方法<sup>[15]</sup>.

## 2 Landmark 在 STRIPS 规划上的应用

由于 Landmark 及其顺序刻画了规划问题实例的结构, 研究者最初利用 Landmark 命题顺序对规划任务的目标进行分解来降低规划问题的求解难度; 近来的研究主要集中于利用 Landmark 设计启发函数; 本文作者探索了在基于 SAT 的规划框架下使用 Landmark 的方法.

### 2.1 基于 Landmark 的任务分解

Hoffmann 等人研究了基于 Landmark 将规划任务分解为规模较小的规划任务的方法<sup>[7]</sup>, 用该方法引导 FF 规划系统<sup>[16]</sup> 和 LPG 规划系统进行规划求解. 在测试的 Blocksworld 域、Grid 域、Logistics 域和 Rovers 域实现了较大的效率提升, 但是在 FreeCell 域和 Depots 域的性能相比 FF 和 LPG 均有下降<sup>[7]</sup>.

该分解方法的主要思想为: 用 LGT 存储 Landmark 及其顺序, 不断迭代地调用“底层规划

器”(FF 或者 LPG)来实现 LGT 的叶子节点,直到 LGT 为空.在每次迭代中,首先将 LGT 中叶子节点对应的命题以析取目标(Disjunctive Goal)的形式输入“底层规划器”,将“底层规划器”输出的规划与上一次迭代产生的规划拼接,根据拼接后实现的命题集  $s'$  去除 LGT 的叶子节点,并将  $s'$  作为下一次迭代的初始状态.

在该方法中,由于每次求解的问题相当于仅包含一个目标命题的规划问题,而且上一次迭代的初始状态通常需要较少的动作即可实现 LGT 的叶子节点,因此“底层规划器”每次求解的规划任务较小,求解的速度较快.使用该方法后,出现整体性能下降的原因主要有两方面:1) LGT 中存在不正确的 Landmark 顺序;2) 对于结构复杂的问题,如 FreeCell 域, Landmark 不足以反映出问题的全部结构信息.

## 2.2 基于 Landmark 计数的启发函数

Richter 和 Helmert 等人使用从状态  $s$  到目标  $G$  的过程中所需要实现的 Landmark 的数目估计状态  $s$  与目标的距离<sup>[8]</sup>,该启发函数通常记为  $h^{LM}$ .具体而言,对于规划任务  $\Pi$  中的状态  $s$ ,有  $h^{LM}(s, \pi) = |L(s, \pi)| = |(L \setminus Accepted(s, \pi)) \cup ReqAgain(s, \pi)|$  (1)

其中  $\pi$  为从初始状态  $I$  到当前状态  $s$  的动作序列,  $L$  为该规划任务的 Landmark 命题集.  $Accepted(s, \pi)$  为从  $I$  到  $s$  过程中“已接受”的 Landmark 命题集,  $ReqAgain(s, \pi)$  为从  $s$  向目标前进过程中“仍需要”的 Landmark 命题集.

启发函数  $h^{LM}$  将  $L(s, \pi)$  中包含的 Landmark 命题的数目作为状态  $s$  的目标距离估计.与以往的启发函数根据“动作数目”估计目标距离的思想不同,  $h^{LM}$  首次使用了“命题数目”来估计目标距离.在设计思路,  $h^{LM}$  不仅考虑了“未接受”的 Landmark 命题,而且考虑了“已接受”但“还需要”的 Landmark 命题,包含了较丰富的信息量.在实际性能方面,以  $h^{LM}$  为关键技术的规划系统 LAMA 获得了 2008 年 IPC 竞赛“满意规划”竞赛组的冠军.  $h^{LM}$  的成功引起了智能规划领域研究者的广泛关注,随之出现了多个根据 Landmark 提高启发函数精度的新方法.

## 2.3 基于 Landmark 顺序的启发函数

在分析 Landmark 及其顺序与规划问题结构的基础上,改进了 Helmert 和 Geffner 等人提出的“上下文信息增强的和代价启发函数”(Context-enhanced Additive Heuristic)  $h^{ea}$ ,提出了考虑动作前提“优先顺序约束”(Precedence Constraints)

和上下文信息的启发函数  $h^{pcc}$ <sup>[12]</sup>.

启发函数  $h^{ea}$  是建立在“因果图”(Causal Graph)和“域转移图”(Domain Transition Graph)上的启发函数<sup>[12]</sup>.  $h^{ea}$  在评估状态的目标距离过程中,将动作前提中的一个前提假定为“核心前提”(Pivot Condition).动作的代价估计由“核心前提”的代价估计和其他前提相对于“核心前提”的代价估计组成.可见,对于任一动作,  $h^{ea}$  假定“核心前提”优先于其他前提成立、其他前提之间无优先顺序.显然,  $h^{ea}$  的假定与实际不符.在实际问题中,一个动作可以包含多个前提,其中每两个前提之间都可能存在优先顺序.但是,“如何确定这些优先顺序”是一个难题.

根据 Landmark 命题的顺序以及对 Landmark 命题的支持动作的分析,探索了“确定动作前提优先顺序”的方法.如方法中的一个规则为:对于动作  $o$  的两个前提  $p$  和  $q$ ,如果  $q$  和  $p$  之间不存在 Landmark 顺序,但是,存在 Landmark 顺序  $f \rightarrow_{gm} q$ ,并且添加  $f$  的所有动作都使  $p$  为假,则“先计算实现  $q$  的代价再根据该计算过程结束时变量的取值情况计算  $p$  的代价”.根据此类规则,我们为每个动作前提的代价评估确定计算顺序,定义了启发函数  $h^{pcc}$ .实验结果表明,在许多问题上由  $h^{pcc}$  引导的搜索算法的求解效率明显优于  $h^{ea}$ .

## 2.4 基于 Landmark 顺序改进 SatPlan

探索了 Landmark 在基于 SAT 的规划方法中的应用.将 Landmark 命题和 Landmark 顺序转化为子句的形式,称这些子句为“Landmark 子句”.分析并证明了“Landmark 子句”不能全部由常用的预处理推理过程,如“单元传播”(Unit Propagation)、“二元归结”(Binary Resolution)、或者“超归结”(Hyper Resolution)推导出,说明了“Landmark 子句”相对于常用的预处理过程在逻辑上“不是”冗余的子句,进而表明了“Landmark 子句”对 SAT 求解器的有用性<sup>[9]</sup>.根据 Landmark 命题及其顺序生成“Landmark 子句”的方法见文献<sup>[9]</sup>.如,其中的一条规则为:若 Landmark 命题  $p$  和  $q$  存在顺序  $p \rightarrow q$ ,则对于每个时间步  $i \in \{1 \dots k\}$  生成子句:  $\neg q_i \vee p_{i-1} \vee \dots \vee p_1$ .

“Landmark 子句”对 SAT 求解算法的主要影响包括以下两点:1) 相对于其他命题, Landmark 命题受到的约束较多,在变量选择过程中或许被更早选择;2) 由于“Landmark 子句”的加入,约束传播的深度增加,使求解器在约束传播过程中发现冲突的频率增加,进而减少进入无用搜索区域

的次数. 我们在 SatPlan、MiniSat 和 LAMA 等推理工具的基础上, 实现了使用 Landmark 子句的规划系统 SatPlan<sup>LM</sup>. 实验结果表明, SatPlan<sup>LM</sup> 在 Blocks 域、OpenStacks 域、Pipesworld-notankage 域、Pipesworld-tankage 域和 TPP 域的困难问题上, 相对 SatPlan 有成倍的效率提高.

### 3 Landmark 在动作代价不等规划上的应用

针对动作代价不等的规划问题, Karpas 等人首先在 2009 年的“人工智能国际联合会”(IJCAI)上发表了使用 Landmark 设计可纳启发函数(Admissible Heuristic Function)的工作<sup>[11]</sup>. 他们将动作  $a$  的代价“划分”到  $a$  能添加的 Landmark 命题上, 使用类似 LAMA 的方法记录从当前状态  $s$  到目标的路径上所需要成立的 Landmark 命题, 定义了如下的启发函数:

$$h_L(s, \pi) = \text{cost}(L(s, \pi)) = \sum_{p \in L(s, \pi)} \text{cost}(p) \quad (2)$$

将动作代价“划分”给 Landmark 命题的思想如下: 设动作  $a$  的代价为  $\text{cost}(a)$ , 记 Landmark 命题  $p$  的代价为  $\text{cost}(p)$ , 用  $\text{cost}(a, p)$  表示  $a$ “划分”给  $p$  的代价; Landmark 命题的代价通过满足如下约束条件的动作代价划分得出:

$$\forall a \in O: \left\{ \sum_{p \in L(a|s, \pi)} \text{cost}(a, p) \right\} \leq \text{cost}(a) \quad (3)$$

$$\forall p \in L(s, \pi): \text{cost}(p) \leq \min_{a \in \text{ach}(p|s, \pi)} \text{cost}(a, p) \quad (4)$$

其中,  $\text{ach}(p|s, \pi)$  是在从  $I$  执行  $\pi$  后的结果状态上能添加  $p$  的动作集.  $L(a|s, \pi) = \{p | p \in L(s, \pi), a \in \text{ach}(p|s, \pi)\}$  表示在  $\pi$  的基础上执行  $a$  后能添加的 Landmark 命题集.  $h_L$  函数通过多个代价划分函数  $\text{cost}(a, p)$  将动作的代价传播给动作可能添加的 Landmark 命题, 从而得出 Landmark 命题的代价. 在满足约束(3)和(4)的情况下,  $h_L$  是可纳的<sup>[11]</sup>. 制定代价划分函数的最简单方法是“代价均分”(Uniform Cost Sharing), 令  $\text{cost}(a, p) = \text{cost}(a) / |L(a|s, \pi)|$ . 在此基础上, 使每个 Landmark 命题  $p$  的  $\text{cost}(p)$  取值为  $\min_{a \in \text{ach}(p|s, \pi)} \text{cost}(a, p)$ . 除了“代价均分”方法, Karpas 等人也探讨了“最优的代价划分”(Optimal Cost Sharing)以及基于“Landmark 动作”信息提高划分精度所形成的  $h^{LA}$  启发函数. 实验结果表明,  $h^{LA}$  在 Logistics 域、Satellite 域、Blocks 域、Depot 域上对初始状态目标距离的估计明显优于当时精确度最好的可纳启发函数“Flexible Abstraction”; 在  $h^{LA}$  引导下, 搜索算法在限定时间内成功求解的问题数目增加了 22 个.

在  $h^{LA}$  提出之后, 出现了许多基于 Landmark 设计可纳启发函数的工作. Helmert 等人提出了结合图论中“切”概念和 Landmark 的启发函数  $h^{LM-cut}$ <sup>[17-18]</sup>, Helmert 和 Haslum 等人提出了结合图论中“碰集”概念和 Landmark 的启发函数. 这些工作极大缩小了当前的启发函数与理想的启发函数  $h^+$  的差距, Bonet 等人在总结可纳启发函数相对误差时指出: 未利用 Landmark 的可纳启发函数  $h^{max}$  和  $additive h^{max}$  相对  $h^+$  的误差分别为 68.5% 和 25.2%, 而结合了 Landmark 的可纳启发函数  $h^{LA}$  和  $h^{LM-cut}$  相对  $h^+$  的误差分别提高到 9.5% 和 2.5%. 可见, Landmark 对于提高可纳启发函数信息量的重要作用.

### 4 Landmark 在时态规划上的应用

在时态规划问题上, 探索了使用 Landmark 设计启发函数的方法<sup>[12]</sup>, 通过扩展 STRIPS 规划上的启发函数  $h^{pcc}$ , 定义了适用于时态规划的启发函数  $h^{tpcc}$ . 该函数在估算动作前提的实现代价过程中使用 Landmark 顺序预测动作前提的合理实现顺序.  $h^{tpcc}$  的计算不仅涉及预测布尔变量的合理顺序, 而且需要预测布尔变量和数值变量的合理实现顺序. 使用  $h^{tpcc}$  扩展了时态规划系统 Temporal FastDownward(TFD), 实现了“LMTD”的时态规划系统. 在 IPC 竞赛的时态规划标准测试用例上比较了 LMTD 和 TFD 的性能, 结果表明 LMTD 比 TFD 能多求解 11 个问题实例<sup>[19]</sup>.

### 5 总结与展望

国内研究者已经重视了对界标知识的研究, 取得了一些成果. 如, 北京大学金芝教授指导的研究组开发了计算界标命题顺序的新方法<sup>[20]</sup>, 中山大学姜云飞教授指导的课题组提出了基于目标顺序设计信息量较大启发函数的新方法<sup>[21]</sup>.

介绍了界标知识的基本概念与成果. 然而, 随着界标知识的相关概念与方法的发展, 将能对规划问题进行更丰富的刻画, 从而激发更多的视角. 如, 界标命题间在时态上的距离可用于设计时态规划问题上的启发函数; 界标动作的顺序结构可在基于动作序列空间的规划方法上用于构造初始节点、引导相邻节点的选择; 界标知识在机器人规划<sup>[22-23]</sup>中的应用. 目前, 还未发现此类方面的工作.

鉴于界标知识在“STRIPS 规划”、“动作代价不等的规划”和“时态规划”上的研究成果, 随着界标知识计算方法的发展、应用领域和应用角度不

断扩展,其应用将取得更多、更大的成功。

## 致 谢

衷心感谢国家自然科学基金委的资助!

## 参考文献:

- [1] Kilby P, Slaney J, Thiébaux S, et al. Backbones and backdoors in satisfiability[C]//Proceedings of the Twentieth National Conference on Artificial Intelligence and the Seventeenth Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference. Pittsburgh, Pennsylvania, USA: AAAI, 2005(5): 1368-1373.
- [2] Zhang W. Configuration landscape analysis and backbone guided local search: Part I: Satisfiability and maximum satisfiability[J]. Artificial Intelligence, 2004, 158(1): 1-26.
- [3] Cai S, Su K, Chen Q. Ewls: A new local search for minimum vertex cover [C]//Proceedings of the Twenty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Atlanta, Georgia, USA : AAAI, 2010: 45-50.
- [4] Cai S, Su K, Sattar A. Local search with edge weighting and configuration checking heuristics for minimum vertex cover[J]. Artificial Intelligence, 2011, 175(9): 1672-1696.
- [5] Cai S, Su K. Configuration checking with aspiration in local search for SAT[C]// Proceedings of the Twenty-Sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Toronto, Ontario, Canada : AAAI, 2012: 434-440.
- [6] Porteous J, Sebastia L, Hoffmann J. On the extraction, ordering, and usage of landmarks in planning [C]//Proceedings of 6th European Conference on Planning. Toledo, Spain: Springer-Verlag. 2001: 109-120.
- [7] Hoffmann J, Porteous J, Sebastia L. Ordered landmarks in planning[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2004(22): 215-278.
- [8] Richter S, Helmert M, Westphal M. Landmarks revisited[C]//Proceedings of the Twenty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence. Chicago, Illinois, USA: AAAI, 2008(8): 975-982.
- [9] Cai D, Yin M. On the utility of landmarks in SAT based planning[J]. Knowledge-Based Systems, 2012 (36): 146-154.
- [10] Bonet B, Castillo J. A complete algorithm for generating landmarks[C]//Proceedings of 21st International Conference on Automated Planning and Scheduling. Freiburg, Germany : AAAI, 2011: 315-318.
- [11] Karpas E, Domshlak C. Cost-optimal planning with landmarks[C]//Proceedings of the 21st International Joint Conference on Artificial Intelligence, Pasadena, California, USA: AAAI, 2009: 1728-1733.
- [12] Hu Y, Yin M, Cai D. On the Discovery and Utility of Precedence Constraints in Temporal Planning [C]//Proceedings of the Twenty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, California, USA : AAAI, 2011: 1788-1789.
- [13] Nguyen H K, Tran D V, Son T C, et al. On improving conformant planners by analyzing domain-structures [C]//Proceedings of the Twenty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, California, USA: AAAI, 2011: 998-1003.
- [14] Porteous J, Cresswell S. Extending landmarks analysis to reason about resources and repetition [C]//Proceedings of the 21st Workshop of the UK Planning and Scheduling Special Interest Group. Delft The Netherlands, 2002: 45-54.
- [15] Haslum P, Slaney J, Thiébaux S. Minimal landmarks for optimal delete-free planning [C]//Proceedings of the Twenty-Second International Conference on Automated Planning and Scheduling. Atibaia, São Paulo, Brazil: AAAI, 2012: 353-357.
- [16] Nebel B. The FF Planning System: Fast Plan Generation Through Heuristic Search[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2001 ( 14 ): 253-302.
- [17] Helmert M, Domshlak C. Landmarks, Critical Paths and Abstractions: What's the Difference Anyway [C]//Proceedings of the 19th International Conference on Automated Planning and Scheduling. Thessaloniki, Greece: AAAI, 2009: 162-169.
- [18] Pommerening F, Helmert M. Optimal Planning for Delete-Free Tasks with Incremental LM-Cut[C]//Proceedings of the Twenty-Second International Conference on Automated Planning and Scheduling. Atibaia, São Paulo, Brazil: AAAI, 2012: 363-367.
- [19] 胡艳梅. 时序规划问题中带优先约束的启发式方法研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2012.  
Hu Yan-mei. Research on Heuristics with Precedence Constraints for Temporal Planning[D]. Changchun: Northeast Normal University, 2012. (in Chinese)
- [20] 李颖, 金芝. 目标间顺序关系的提取及其抽象方法[J]. 软件学报, 2006, 17(3): 349-355.  
Li Y, Jin Z. Goal ordering extraction and abstract method. Journal of Software, 2006, 17 (3): 349?

355. (in Chinese)
- [21] 梁瑞仕, 姜云飞, 边芮, 等. 智能规划中的可纳子目标排序[J]. 软件学报, 2011, 22(5): 914-928.  
Liang R S, Jiang Y F, Bian R, et al. Admissible subgoal ordering for automated planning[J]. Journal of Software, 2011, 22(5): 914-928. (in Chinese)
- [22] 张彦铎, 李哲靖, 鲁统伟. 机器人世界杯足球锦标赛中多机器人对目标协同定位算法的改进[J]. 武汉工程大学学报, 2013, 35(2): 69-73.  
ZHANG Yan-duo, LI Zhe-jing, LU Tong-wei. Improvements of collaborative localization algorithm of multi-robot on target in ROBOCUP[J]. Journal of Wuhan Institute of Technology, 2013, 35(2): 69-73. (in Chinese)
- [23] 鲁统伟, 林芹, 李熹, 等. 记忆运动方向的机器人避障算法[J]. 武汉工程大学学报, 2013, 35(4): 66-70.  
LU Tong-wei, LIN Qin, LI Xi, et al. Obstacle avoidance algorithm of robot based on recording move direction[J]. Journal of Wuhan Institute of Technology, 2013, 35(4): 66-70. (in Chinese)

## Survey of recent progress of landmark and its application

CAI Dun-bo<sup>1,2</sup>, XU Sheng<sup>1</sup>, ZHAO Tong-zhou<sup>3\*</sup>

(1. Hubei Key Laboratory of Intelligent Robot, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China;  
2. Key Laboratory of Symbolic Computation and Knowledge Engineering of Ministry of Education, Jilin University, Changchun 130012, China; 3. School of Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** Related studies show that there are mainly three aspects to exploit landmarks, including designing problem partition strategies, designing heuristic functions and designing constraint propagation strategies. For classical planning, landmarks based admissible heuristics are first ones that can make the relative error to the optimal relaxed plan heuristic decrease to 2.5%, and landmarks based non-admissible heuristics can lead to better efficiency. For temporal planning, landmarks based heuristics can lead to better plan quality. Encoded as propositional clauses, landmarks can make a propositional satisfiability testing algorithm more efficient on many large scale problems. These results indicate the hopeful exploitations of landmarks in the design of new heuristic functions for temporal planning and search strategies for plan space based planning methods.

**Key words:** artificial intelligence planning; landmark; problem structure; heuristic function; domain constraints

本文编辑: 陈小平