

# ⑤ 用于满意寻优的启发式搜索\*

157 155

涂承宇 胡健<sup>✓</sup> 齐林伟 张岳

(北京工业大学电子工程系, 100022)

TP18

**摘要** 首先归纳出了现有搜索方法的典型形式——一维启发式极值搜索, 分析了这种搜索方法的局限性, 进而提出了用于满意寻优的一维启发式截集搜索法和多维启发式截集搜索法。最后, 本文将产生式系统与启发式截集搜索结合起来, 提出了用产生式规则实现启发式截集搜索的方法。

**关键词** 启发式搜索, 实时人工智能, 调度系统

**分类号** TP 18

智能系统  
搜索算法

实时智能系统首先要求推理系统具有足够快的推理速度<sup>[1, 2]</sup>, 而许多智能系统的推理过程可表示为对状态树的搜索过程。因此, 提高状态树的搜索速度, 就成为解决智能系统实时性的关键问题之一。为了提高对状态树的搜索速度, 人们提出了各种各样的搜索算法<sup>[3, 4]</sup>。作者将其中的多数算法归结为一维启发式极值搜索这种典型形式, 并在分析其优缺点的基础上提出了适用于满意寻优的启发式截集搜索。

## 1 一维启发式极值搜索

如果启发式函数为  $\alpha(S_m) = \Theta(S_m) + \Phi(S_m)$

其中:  $\alpha(S_m)$  是  $n$  代第  $i$  个节点  $S_m$  的代价,  $\Theta(S_m)$  是从初始节点  $S_0$  到  $n$  代第  $i$  个节点  $S_m$  的代价,  $\Phi(S_m)$  是从  $n$  代第  $i$  个节点  $S_m$  到目标节点之代价的估计值, 状态树如图 1 所示, 则极值搜索就是优先扩展如下节点的集合  $\bar{S}_m$ :

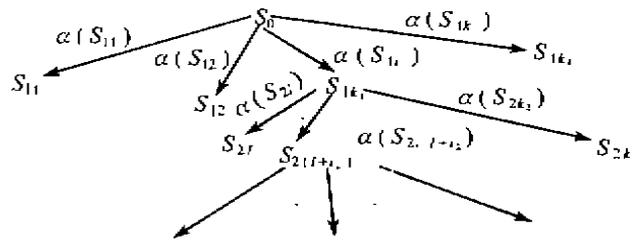


图1 一维代价树

收稿日期: 1995—11—20

\* 北京市科技新星计划资助项目

$$\bar{S}_n = \{S_{n_j} | \alpha(S_{n_j}) = \min(\alpha(S_{n_1}), \alpha(S_{n_2}), \dots, \alpha(S_{n_{kn}}))\} \quad (1)$$

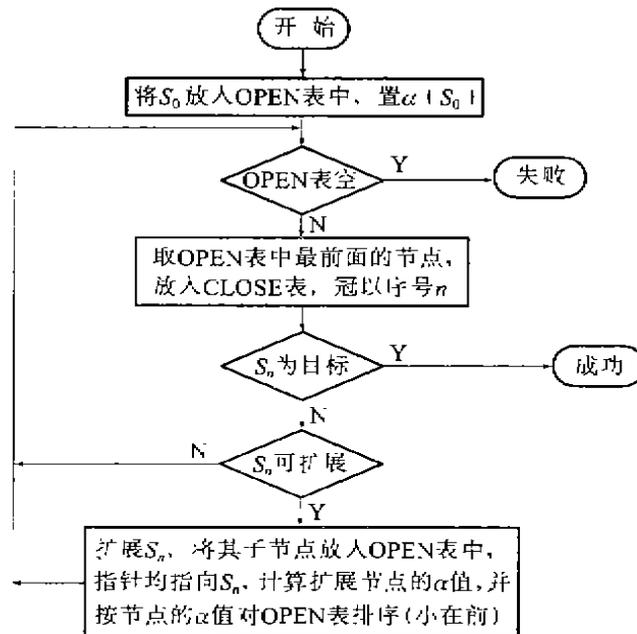


图2 极值搜索流程图

极值搜索流程如图2所示, 其中的 OPEN 表、CLOSE 表均为 FILO 栈。

许多搜索技术是这种典型搜索形式的特例: 令各树枝的  $\alpha$  值相等便得到广度先搜索; 在搜索深度超过一定值后令估计函数  $\Phi$  取极大的数值, 并适当地选取  $\alpha$  值便得到有限深度优先搜索。

一维极值搜索的搜索效率对启发函数极度敏感。如果启发函数构造得很理想, 沿最小代价路径即可搜索到目标节点; 反之, 就要多次回溯父辈节点, 另辟新径, 因而降低搜索效率(搜索效率有时可能无异于广度优先搜索)。对于许多复杂问题, 人们非但难于构造理想的解析式启发函数, 甚至在解析式启发函数中不可避免地要包含一些误导信息, 因此, 极值搜索往往难以取得较高的搜索效率。

为提高搜索效率, 曾提出过取消 OPEN 表的局部择优搜索法。该方法搜索效率高, 占用内存少, 但算法不完备, 搜索路径有时与最优解存在的方向相去甚远, 从而导致搜索的失败。

由于在实际优化问题中, 人们往往只关心优化结果是否令人满意, 而很少计较优化结果是否为最优, 又由于构造具有一定启发效率的满意解启发函数比构造同样启发效率的最优解启发函数来得容易, 因此, 人们转而寻找搜索满意解的方法。

## 2 一维启发式截集搜索

在基于满意准则的寻优过程中, 人们的目标不再是寻找最优解, 而是寻找满意解, 因此, 在满意寻优过程中, 人们不必刻意构造能够指导寻找最优解的启发函数, 而只需构造能指导寻找诸多满意解之一的启发函数, 从而使启发函数的构造相对容易, 启发效率更高。

对于满意寻优,作者提出了一维启发式截集搜索法.利用此法,可以较容易地获得较高的搜索效率.

截集搜索法是极值搜索法的拓展,是仿人智能的进一步实现.其实质是优先扩展下列节点的集合:

$$\bar{S}_{n_1} = \{S_{n_j} | \alpha(S_{n_j}) \leq \lambda_n\} \quad (2)$$

即优先扩展的是 $\{\alpha\}$ 的 $\lambda$ 截集,而其中的节点在OPEN表中是顺序存放的,其搜索流程如图3所示.在某种意义上,截集搜索可以看作是在代价最小方向上的有限广度优先搜索.适当地选择启发函数和 $\lambda_n$ 值可以兼顾搜索的高效率和搜索算法的完备性.

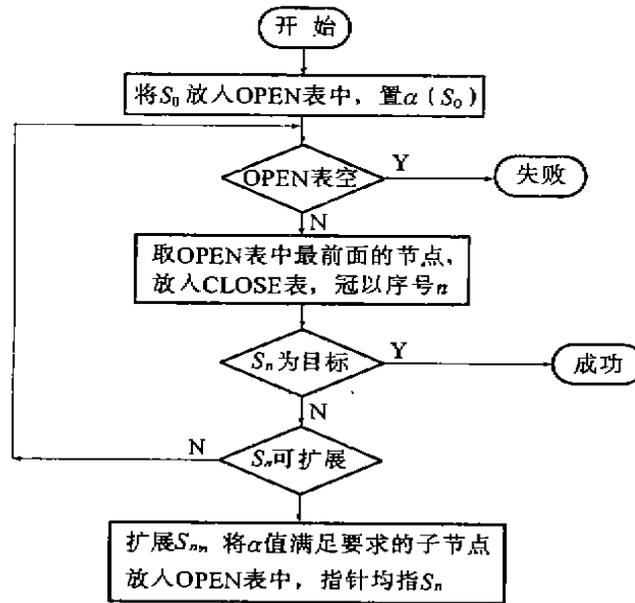


图3 一维截集搜索流程图

### 3 多维启发式截集搜索

在多目标寻优过程中,依不同的优化指标可寻到不同的最优解.因此,状态树中的每

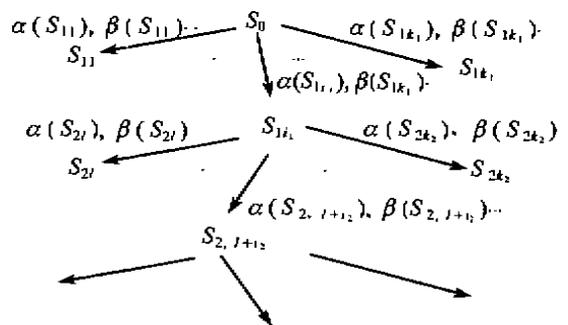


图4 多维代价树

个节点对不同的指标有不同的代价. 这就形成了多维搜索问题(如图4所示). 其中,  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\dots$  表示对不同的优化指标的代价函数.

在多维搜索中, 由于各代价函数取最小值的方向不尽相同, 一般说来不存在各代价函数都取最小值的方向. 因此, 无法进行启发式极值搜索, 只能进行启发式截集搜索.

在多目标寻优中, 一般只能求得 Parrote 最优解(即部分最优解)<sup>[5]</sup>, 而典型的解析寻优方法是松弛变量法<sup>[6]</sup>, 典型的推理寻优模式是分解——综合法<sup>[7]</sup>, 即先按一个或几个优化指标去寻优, 然后再按其他指标进行调整. 与此对应, 作者提出了一种有效的多维启发式搜索方法, 其优先扩展节点集合

$$\bar{S}_{n_i} = \{S_{n_i} \mid \alpha(S_{n_i}) \geq m_\alpha \wedge \alpha(S_{n_i}) \leq \lambda_{\alpha n} \vee \beta(S_{n_i}) \geq m_\beta \wedge \beta(S_{n_i}) \leq \lambda_{\beta n} \vee \dots\} \quad (3)$$

扩展节点在 OPEN 表中是顺序存放的, 程序流程如图3.

#### 4 产生式规则用于启发式截集搜索

许多推理系统的推理过程是不断改变状态空间中的元素组态, 目标集则是组态最优或较优的状态. 人们在处理这类问题时, 总是基于一种信念或经验, 一步步尝试着将初始状态变换成人们期望的优化状态. 这个过程通常可用产生式规则描述. 产生式规则包含了很强的启发信息. 对于推理的每一步(每一个节点), 只有少数(一般不唯一的)规则的前提与之相匹配, 从而产生少数几个新状态(扩展节点), 如此循环. 这些新扩展的节点比用穷举法扩展出来的其他节点所需的代价值更小. 因此, 这种产生式系统可以实现启发式截集搜索. 不过, 此时的启发函数不再是解析函数, 而是规则集. 例如, 在作者研制的地铁列车运行图自动调整系统中, 基本的调整任务是将一个与计划运行图不符的实际运行图(运行状态)调回到计划运行图. 这种不符可能是个别列车晚点造成的, 也可能是其他原因造成的.

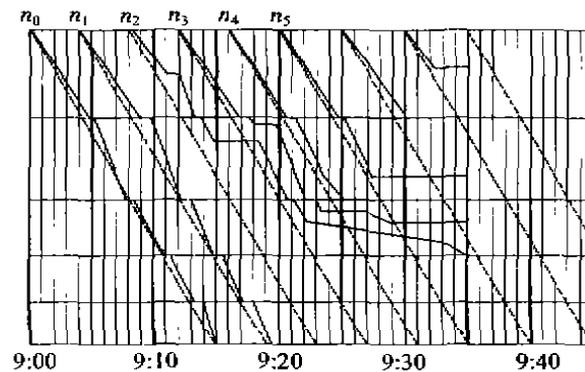


图5 地铁的实际运行和计划运行图

设地铁的计划运行图(虚线)和实际运行图(实线)如图5所示. 计划运行间隔4'~5', 而因 $n_2$ 晚点, 导致后续列车晚点, 列车间隔不均匀. 此时, 可反复调用如下规则进行调整:

```
rule (IF 列车 X 为晚点车 and  $T_{\lambda, X-1} > 4'$  and  $S_1, S_2$  为前方站
      and 列车 (X-1) 不在  $S_1, S_2$  站通过,
      THEN 列车 X 在  $S_1, S_2$  站通过)
```

rule ( IF 列车  $X$  为晚点车 and  $T_{X, X-1} > 2'$  and  $S$  为前方站  
and 列车  $(X-1)$  不在  $S$  站通过,  
THEN 列车  $X$  在  $S$  站通过 )

其中,  $T_{X, X-1}$  为列车  $X$  与列车  $X-1$  之间的间隔. 这样, 每调用一次规则, 可使晚点时间减少  $30'' - 1'$ , 从而按启发式截集搜索方式以较小的代价 (较短的调整时间) 使列车运行秩序恢复正常, 到达目标节点.

提高搜索速度是构造实时智能系统的关键技术之一. 在满意寻优问题中, 可以通过截集搜索来大幅度提高搜索速度. 本文对此作了初步探讨. 由于这是一个新的研究方向, 还有诸如截集构造方法、截集搜索完备性以及其它启发式多维搜索方法之类的问题有待进一步探讨.

### 参 考 文 献

- 1 M A Whelan, Intelligent Real-Time System Architecture Implemented in ADA, AD-A259002, 1992
- 2 Rajendra Dodhiawala, Sridharan N S, Peter Raulefs, et al. Real-Time AI Systems. A Definition and Architecture, Proc 11th Inter Joint Conf Artificial Intelligence, 1989, 256 ~ 261
- 3 Paul R Cohen, Edward A Feigenbaum, The Handbook of Artificial Intelligence, William Kaufmann Inc 1983
- 4 Patrick H Winston. Artificial Intelligence, Addison-Wesley Publishing Company Inc, 1984, 87 ~ 135
- 5 王先甲, 王秋庭, 纪昌明. 决策理论的统一数学描述与特性, 见: 首届全球华人智能控制与智能自动化大会论文集. 北京: 科学出版社, 1993. 1427 ~ 1432
- 6 喻学恒. 系统工程理论与实践 (2). 武汉: 武汉大学出版社, 1986. 439 ~ 450
- 7 涂承宇, 喻学恒. 战略决策专家系统中的“分解—综合”知识表示法. 科学通报, 1989. 659 ~ 661

## Heuristic Search for Finding Satisfied Solutions

Tu Chengyu Hu Jian Qi Linwei Zhang Yue

( Department of Electronic Engineering, Beijing Polytechnic University, 100022 )

**Abstract** One dimension optimal searching, the general form of various searching methods used so far, is given with the observation of its shortages. One dimension and high dimension  $\lambda$ -cut search for finding satisfied solutions is also provided. Besides, an approach to  $\lambda$ -cut search by production rules is discussed, which shows the link between  $\lambda$ -cut search and production systems.

**Keywords** heuristic searching, real-time artificial intelligence, scheduling systems