

人工智能中启发式搜索研究综述

李 鹏¹, 周 海¹, 闵 慧²

(1. 湖南中医药大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410208;

2. 湖南信息职业技术学院 软件学院, 湖南 长沙 410200)

摘 要:启发式搜索(Heuristic Search, HS)是目前解决人工智能领域诸多问题的重要手段之一,在启发式搜索质量和效率评价相关定义的基础上,对目前几种典型启发式搜索算法原理进行分析,指出其优点及不足,并以人机大战为例提出启发式搜索的应用价值及未来研究方向。

关键词:人工智能;启发式搜索;评估函数;可接受启发;A*算法

DOI:10.11907/rjdk.191017

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1672-7800(2020)006-0035-04

A Survey of Heuristic Search in Artificial Intelligence

LI Peng¹, ZHOU Hai¹, MIN Hui²

(1. School of Informatics, Hunan University of Traditional Medicine, Changsha 410208, China;

2. School of Software, Hunan College of Information, Changsha 410200, China)

Abstract: Heuristic search (HS) is one of the most important means to solve many problems in the field of artificial intelligence. Firstly, this paper gives the relevant definitions for evaluating the quality and efficiency of heuristic search. Secondly, several typical heuristic search algorithms are analyzed and their advantages and disadvantages are pointed out. Finally, the application value of heuristic search is illustrated by an example of man-machine war, and the future research direction of heuristic search is pointed out.

Key Words: artificial intelligence; heuristic search; evaluation function; acceptable heuristic; A* algorithm

0 引言

人工智能诞生于20世纪中期,曾经历两起两落的重要历程。人工智能技术作为21世纪最前沿技术之一,其重大突破必将影响新一轮产业革命,目前它已在医学、教育、研究等领域得到了深远应用。

目前,人工智能面临的问题越来越复杂,其中以非结构化问题居多,以往盲目搜索^[1]需要搜索所有节点消耗了大量时间,这种弊病将会严重限制搜索能力,究其原因在于顾及了所有可能性,即一个一个盲目搜索。针对该问题,人们需要运用有知识的生成器^[2]避免走一些明显不可能搜索到正确答案的路径,即启发式搜索。启发式搜索已成为实际中求解智能规划^[3]问题的重要工具,特别是不确定性规划问题。近年来,放松规划^[4]在图规划^[5]问题中的探究、基于单值变量的启发式研究^[6]等均推动着对启发式

搜索的探索。用启发式搜索思维构建问题解成为一种常用的思考方式,比如最大权独立集问题^[7]、普遍共享骑行问题^[8]等。启发式搜索结合模糊逻辑^[9]、频谱频率分配^[10]等领域技术更是加快了众多领域搜索发展的进程。归根究底,人们还是希望搜索路径沿着自己认为有希望的方向前进,这样就可以大大减少搜索时间。本文首先追溯研究起点,再从源头到人机大战应用对启发式搜索及其启发能力等进行探讨。

1 问题描述

启发式搜索^[11],简而言之,即一种运用启发先验知识或者信息引导搜索方向的方法。为了评价启发式搜索的质量和效率,文中给出如下几个定义^[12]:

定义1 搜索代价函数

$$F(p) = G(p) + H(p)$$

收稿日期:2019-10-15

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFC1703306);湖南省自然科学基金青年项目(2019JJ50453)

作者简介:李鹏(1983-),男,博士,湖南中医药大学信息科学与工程学院讲师,研究方向为机器学习、生物信息学、中医药大数据;周海(1995-),男,湖南中医药大学信息科学与工程学院学生,研究方向为人工智能、机器学习;闵慧(1986-),女,硕士,湖南信息职业技术学院软件学院讲师,研究方向为生物信息学、网络优化、机器学习。本文通讯作者:周海。

指算法在一次启发式搜索过程中,从搜索起点 S (Start-point)到达目标点 D (Destination)所耗费的代价(如距离等)。其中, $G(p)$ 表示从 S 出发到达某一中间节点 p (point)的代价; $H(p)$ 表示某一中间节点 p 到达 D 的代价。

其中,当搜索已在节点 p 时,需要决定接下来的搜索路径,然而当前节点不知道接下来路径的真实值 $H(p)$,于是需要评估得到 $H^*(p)$ 。如果 $H^*(p)$ 的值与真实值存在较大偏差,可能引导节点向相对错误的方向搜索。于是给出如下定义:

定义 2 可被接受的启发搜索

在上述定义 1 中,对于所有可能经过的节点 p ,如果满足 $G(p) > 0$, $H^*(p) \leq H(p)$,即中间任意一点 p 到 S 点的距离大于零,中间任意一点 p 到达 D 点的距离评估值 $H^*(p)$ 不大于真实值,则认为 $H^*(p)$ 是可以被接受的估计值,并称满足这种条件的启发搜索是可以被接受的启发搜索。

然而仅仅依据定义 2 的条件判定的启发式搜索并不一定最优,因为从 S 点出发前往某个未知 p 点的距离也同样需要估计。由此继续给出如下定义:

定义 3 搜索算法单调

在满足定义 2 情况下,如果对于任意节点 p ,满足 $G(p)$ 的估计值 $G^*(p)$ 小于 $G(p)$,即从搜索起点 S 到节点 p 的路径是最优路径,称满足上述所有条件的搜索算法是单调的。

算法单调虽然是理想目标,但是现实问题中一般较难达到这样苛刻的条件。以下围绕搜索代价函数阐述几种不同的启发式搜索算法。

2 启发式搜索算法

2.1 分支定界法

首先讨论一种特殊且简单的情况。当 $H^*(p) = H(p) = 0$,即 $F(p) = G(p)$,这就是简单的分支定界法满足的条件。这种方法每次都会优先选择当前距离最短的路径前进,以最少距离为目标进行节点扩展。这种方法也会抛弃一些不可能得到最优解的节点,以此达到缩短搜索路径距离的目标。

如图 1 所示,(a)是待搜索的二叉树,(b)表示从起始节点 A 开始搜索,没有达到目的地,继续往下搜索,扩展 A 节点得到 B 和 C 。图 1(c)发现往 B 方向路径距离短,并且没有达到目的地,继续扩展 B 节点搜索得到 D 和 E 。同理继续扩展到达图 1(e),此时已经搜索到了一条到达目的地的路径,其距离为 16。因为还可能存在其它路径的距离比 16 更小,于是继续扩展当前距离花费最小的 C 点(相等花费条件下遵守从右边开始扩展的规则)。直到距离可能比 16 小的所有路径搜索完为止,如图 1(f),最终找出距离最短的路径。

简单的分支定界法固然满足定义 2 中启发搜索是可接受的条件,但是实际情况中 $H^*(p)$ 往往会有很多变化,更不可能固定为零,因此该方法显然存在较大的局限性。

2.2 两种分支定界法改进方法

2.2.1 使用低估值的分支定界法

易知上述简单纯粹的分支定界法对 $H(p)$ 处理上存在

缺陷,故采用对 $H(p)$ 低估值的方法改进分支定界法,即 $H^*(p) = \text{underestimate}(H(p))$ 。显然,这种启发也是可以接受的,同时比没有启发搜索能力的分支定界更强。

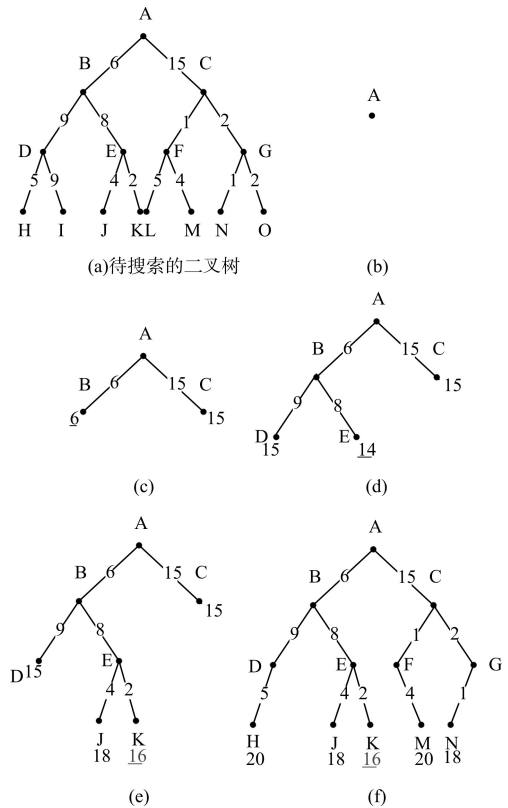


图 1 满足 $H^*(p)=0$ 的分支定界法

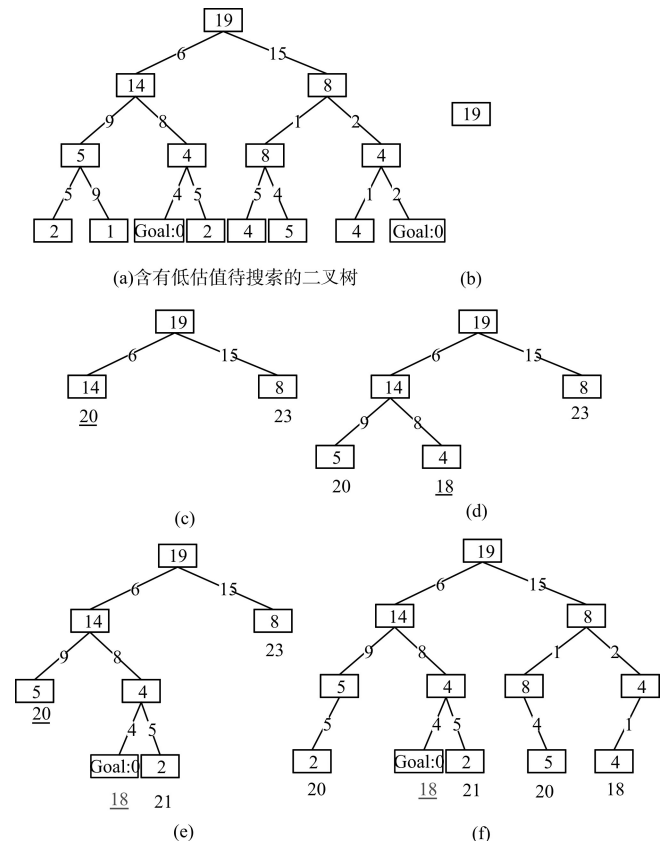


图 2 低估值的分支定界法

如图 2 所示,设矩形内的值表示该节点到目的地 Goal 的低估计值。从根节点开始,发现不是目标节点,则扩展该根节点,如图 2(c)所示,得到两个评估函数的值 $20(6+14)$ 、 $23(15+8)$,选择较小者继续扩展,直到找到了一条到达目标节点的路径,如图 2(e)所示,之后继续搜索其它距离可能更短的路径,如图 2(f)所示,搜索完所有可能达到最短路径的节点。

采用低估值的方法有效提高了搜索质量,更加符合实际情况,但是就其搜索速度而论并没有明显改观。

2.2.2 基于最短路径的分支定界法

由现实生活经验可知,如果两条或多条路径到达同一节点,只需要存储距离消费最小的那条路径的距离即可。通过一个抽象处理后的实例对原理加以说明。若要求从 S 点城市前往 D 点城市,以下说明存储最短路径的分支定界法,如图 3(a)-图 3(f)所示。

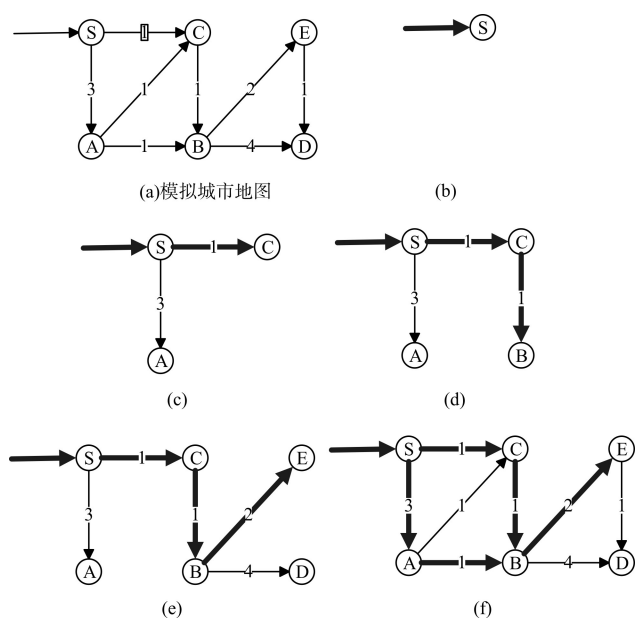


图 3 基于最优路径的分支定界法

从 S 点出发,面临 A、C 两点选择,由于 C 点距离更短则选择 C 点,如图 3(c)所示。到达 C 点后只能前往 B 点,此时距离 S 点距离为 2,如图 3(d)。同理继续前往 E 点,如图 3(e),此时距离 S 点距离为 4。接下来扩展距离比 4 更小的路径,即 $S \rightarrow A \rightarrow B$ (其实还有另一种走法 $S \rightarrow A \rightarrow C$,基于后经过优先级更高的原则选择 B 点),此段距离到达 B 时距离 S 点为 3,此时是第二次访问 B 点,于是依据最短路径原则选择到达 B 点最短的距离 2,即保证存储了最短路径 $S \rightarrow A \rightarrow B$ 。

这类类似于动态规划^[13],要记录下已经访问的节点,下次继续访问相同节点时,只需要在已经被访问的节点中查找到达某点的最小花费取出来使用即可。虽然这种方法仅仅对到达同一节点的情况进行了优化,但也已在许多相关路径问题解决中见到它的缩影,如快递物流优选路径问题、城市路径规划问题等。

3 A*算法

上文对简单的分支定界法提出了两种优化策略,如果将两者优点结合起来就是 A*算法^[14]。下面将用经典的三数码问题^[15]说明 A*算法,假设采用的低估值为曼哈顿距离^[16],其中用到的算子^[17](简单理解,算子就是每一步的操作,具体一点也可理解为每一步的步骤)是空格上下左右 4 种方向的移动,具体实例如图 4 所示。

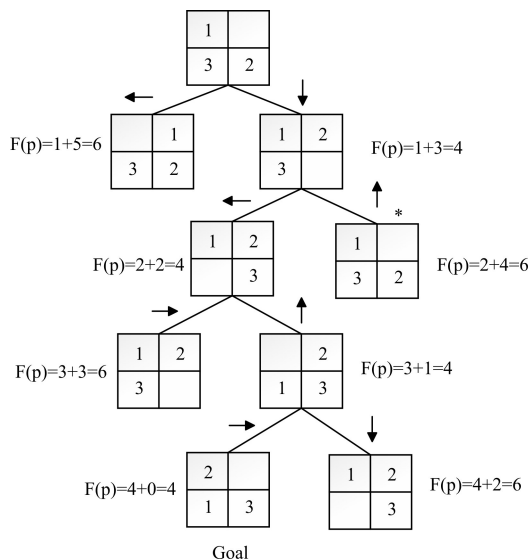


图 4 三数码问题

在图 4 中,标注有*号的三数码块 $F(p)=2+4=6$ 的原因说明:*号三数码块距离起点完成了两个算子操作,由此 $G(p)=2$;与 Goal 相比,数字 1 至少向下移动 1 步可以到达 Goal,同理数字 2、3 分别是 2 步和 1 步,因此步数相加为 4 步,即 $H^*(p)=4$ 。另外,*号数码块与起点数码块状态相同,因此通过比较存储最短距离对路径进行优化。

由此还可以观察到,用曼哈顿距离作为搜索低估值时,有时收敛会更加快速。其实,空格的上下左右移动类似于走弯弯折折似正方胡同的小巷,因此曼哈顿路径又称为出租车路径。尽管 A*算法已然是启发搜索能力较强的一种方法,但是在面对多条最小路径选择时有时也会存在因为搜索范围过大而导致搜索时间过长的缺点。

4 蒙特卡洛树搜索

人和机器在围棋中的较量比拼已是试验机器的试金石,其中核心部分便是蒙特卡洛树搜索。该搜索建立于二人零和博弈^[18]基础上,其搜索基础是最大最小搜索^[18]。最大最小搜索的中心思想是轮到我方搜索扩展时选择最有利于我方的扩展;轮到对方搜索扩展时选择最不利于我方的扩展^[18]。最大最小搜索有两大明显缺点:①搜索树宽度太广,导致该树非常“胖”;②搜索树深度太深,导致该树非常长。

蒙特卡洛树搜索便是一种解决这两个问题的有效方法。蒙特卡洛树中每个节点表示一种棋面,其搜索步骤如下:

(1)选择。从某点 s 向下扩展,根据启发函数选择进入 s 的某一子节点 si 。启发函数:

$$F(si)=Q(si)+C*\sqrt{\frac{\ln s}{si}}, \text{ 其中 } C \text{ 为可调整参数, } Q(si) \text{ 是}$$

节点当前胜率估算,可表示为该节点模拟成功的次数/该节点一共被模拟的次数(第一次扩展 $Q(si)$ 为零)。 $F(si)$ 值越大,说明该子节点 si 被扩展的可能性越大。

(2)扩展。选择启发函数最大值的点 si_{max} 扩展。

(3)模拟。从 si_{max} 开始模拟接下来的输出,一直到零和博弈结束为止。

(4)回溯。也称反向传播,用模拟的结果更新节点参数信息。

以上 4 个步骤反复迭代,一直到结束。列举一次简单的迭代过程^[19],如图 5(a)~图 5(d)所示,圆内 A/B 表示 $Q(s)$ 。

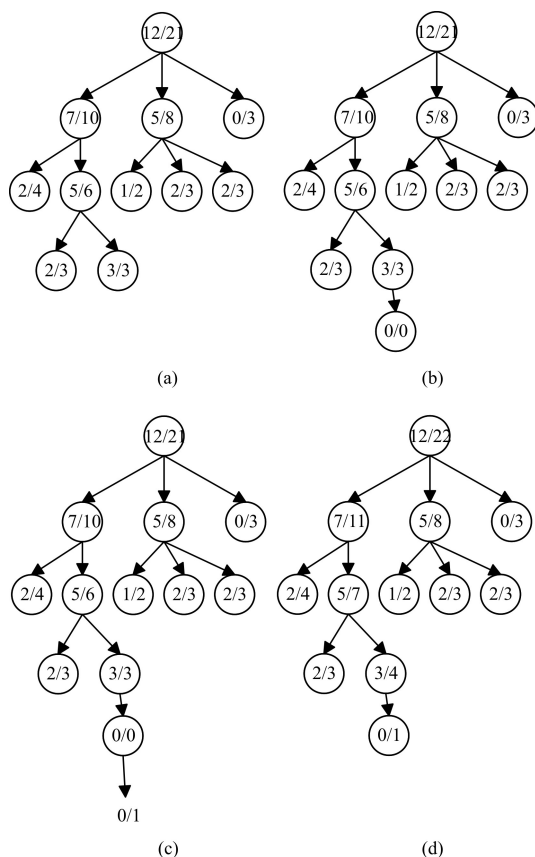


图 5 一次蒙特卡洛树迭代过程

通过计算启发函数选择扩展 Q 为 $3/3$ 节点如图 5(a),然后通过模拟更新沿路经过的所有节点的值,即沿路反向传播的节点模拟次数加 1,结果如图 5(d)所示。

蒙特卡洛树搜索所用的启发知识不是固定的先验知识,而是通过搜索过程中模拟反向传播得到的带有概率的知识,具有及时性特征,非常符合围棋这一类多可能性且实时的特征,然而对于搜索树不是非常庞大的情况,比如象棋路径搜索,其效果就不如围棋好。

5 结语

启发式搜索已在众多领域得到了落实,比如路径规划、智能机器人等^[20],但是在今后智能规划等任务中,仍然需要理论和实践的创新突破,例如更加精确的搜索代价函数、机器及时对当前现状进行动态更新的启发能力^[21]、尽量减少时间或空间消耗等。可以预见,有了更加高效且相对低成本的搜索策略,将对许多领域起到巨大推动作用。

参考文献:

- [1] 陈伟栋,童华刚,郝振华,等.一种改进的多目标人工蜂群算法[J]. 南华大学学报(自然科学版),2017,31(2):56-61.
- [2] FUNAKOSHI T, NOJIMA Y, ISHIBUCHI H. Effects of different implementations of a real random number generator on the search behavior of multiobjective evolutionary algorithms[C]. Sapporo: Joint International Conference on Soft Computing & Intelligent Systems, 2016.
- [3] 林尔敏.基于图规划的智能小车的路径搜索应用研究[D]. 广州: 中山大学, 2015.
- [4] 基于改进 A* 算法的水下航行器自主搜索航迹规划[J]. 电子科技, 2015, 28(4): 17.
- [5] 谷文祥,王改革,殷明浩,等.图规划框架下的启发式搜索的研究与发展[J]. 计算机科学, 2009, 36(11): 1-9.
- [6] 基于单值变量的求解启发式方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2017.
- [7] NOGUEIRA B, PINHEIRO R G S, SUBRAMANIAN A. A hybrid iterated local search heuristic for the maximum weight independent set problem[J]. Optimization Letters, 2017(3): 1-17.
- [8] ZHU D. Humor robot and humor generation method based on big data search through IoT[J]. Cluster Computing, 2018(6): 1-7.
- [9] JIA J T, WONG M L D, MING M W, et al. A tree search algorithm for low multiplicative complexity logic design[J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 83: S0167739X17320010.
- [10] LIU A, LI F, BO L, et al. Spatial polarimetric time-frequency distribution based DOA estimation: combining ESPRIT with MUSIC [J]. Eurasip Journal on Wireless Communications & Networking, 2018(1): 51.
- [11] JIN X, PUKKALA T, LI F. Fine-tuning heuristic methods for combinatorial optimization in forest planning[J]. European Journal of Forest Research, 2016, 135(4): 765-779.
- [12] BROWNE C B, POWLEY E, WHITEHOUSE D, et al. A Survey of Monte Carlo tree search methods[J]. IEEE Transactions on Computational Intelligence & AI in Games, 2012, 4(1): 1-43.
- [13] 张莹. 动态规划算法综述[J]. 科技视界, 2014(28): 126-126.
- [14] QIAN H, WENFENG G E, ZHONG M, et al. Application of improved A* algorithm based on hierarchy for route planning[J]. Computer Engineering & Applications, 2014, 50(7): 225-229.
- [15] 付宏杰,王雪莹,周健,等.八数码问题解法效率比较及改进研究[J]. 软件导, 2016, 15(9): 41-45.
- [16] CRAW S. Manhattan distance[M]. New York: Springer US, 2016: 639-639.
- [17] 谷文祥,王改革,殷明浩,等.图规划框架下的启发式搜索的研究与发展[J]. 计算机科学, 2009, 36(11): 1-9.
- [18] 尚宇红. 极小极大值理论的历史发展[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2003, 33(2): 245-248.
- [19] 李辉,丁泽军. 双人博弈问题中的蒙特卡洛树搜索算法的改进[J]. 计算机科学, 2018, 45(1): 140-143.
- [20] 基于改进粒子群算法的智能机器人路径规划[J]. 计算机应用, 2014, 34(2): 510-513.
- [21] 许精明. 智能搜索中启发函数的选择及启发能力分析[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2007, 32(5): 31-34.

(责任编辑: 孙 娟)