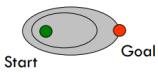
局部搜索算法

- 在某些规模太大的问题状态空间内，A*往往不够用 

  - 问题空间太大了
  - 无法访问 f 小于最优的所有状态
  - 通常，甚至无法储存整个边缘队列
- 解决方案
  - 设计选择更好的启发式函数
  - Greedy hill-climbing (fringe size = 1)
  - Beam search (limited fringe size)

内存限制

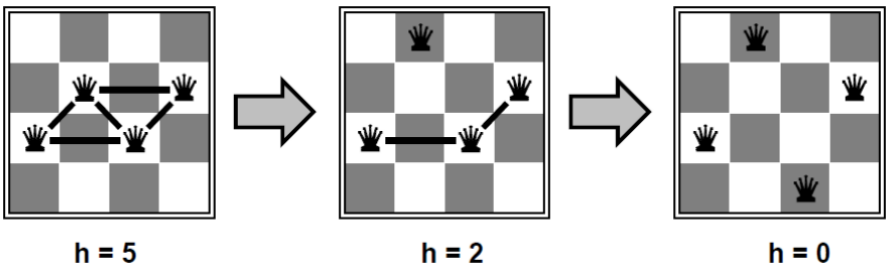
- 瓶颈：内存不足，无法存储整个边缘队列
- 爬山搜索：
  - 只有“最佳”节点保留在周围，没有边缘队列
  - 通常按h优先选择继任者（贪婪的爬山）
  - 与贪婪的回溯相比，它仍然有边缘队列
- 剪枝搜索（有限内存搜索）
  - 介于两者之间：保持边缘中的K个节点
  - 根据需要转储优先级最低的节点
  - 可以单独按h（贪婪剪枝搜索）或h+g（有限内存A*）进行优先级排序

局部搜索算法

- 在许多优化问题中，通往目标的路径是不相关的；目标状态本身就是解决方案
- 状态空间=“完整”配置集(完全状态)
  - 查找满足约束的配置，例如n皇后
- 在这种情况下，我们可以使用本地搜索算法
- 保持一个单一的“当前”状态，尝试改善它
  - 直到你无法让它变得更好
- 恒定空间，适合在线和离线搜索
- 通常效率更高（但不完备）

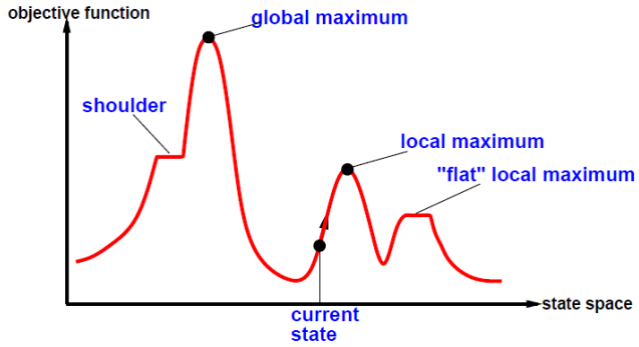
示例：n-皇后

- 将n个皇后区放在n×n板上，同一行、同一列或同一对角线上没有两个皇后区#



爬山算法

- 简单、概括的想法：
  - 从任何地方开始
  - 总是选择最好的邻居
  - 如果没有邻居的分数比当前分数高，退出
- 这在理论上效果很糟糕，因为他不具有完备性(算法不会陷入死循环，即一定能结束)也不保证得到最优解
- 问题：根据初始状态，可能会陷入局部最大值

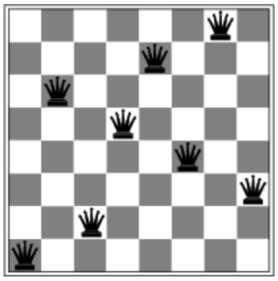


  - 随机重新开始爬山算法一定程度克服了局部最大值
  - 随机侧向移动逃离肩膀
  - 但可能在最大值处循环

随机重启爬山

- 非常简单的修改：
  1. 当被卡住时，随机选择一个新的启动状态，然后从那里重新运行爬山
  2. 重复此操作k次
  3. 返回k个局部最优值中的最佳值
- 可以做到非常高效
- 每当使用爬山时都应该尝试
- 快速、易于实施；对于解决方案空间表面不太“颠簸”（即不太多局部最大值）的许多应用来说，效果很好
- 仍然以8皇后问题为例：

- h=直接或间接相互攻击的成对皇后数量
- 对于上述状态，h=17
- 一个局部最优解如下：h=1



模拟退火算法

- 思想: 通过允许一些"坏"动作，但逐渐降低其频率，来逃避局部最大值

```
function SIMULATED-ANNEALING( problem, schedule) returns a solution state
  inputs: problem, a problem
          schedule, a mapping from time to "temperature"
  local variables: current, a node
                   next, a node
                   T, a "temperature" controlling prob. of downward steps
  current ← MAKE-NODE(INITIAL-STATE[problem])
  for t ← 1 to ∞ do
      T ← schedule[t]
      if T = 0 then return current
      next ← a randomly selected successor of current
      ΔE ← VALUE[next] – VALUE[current]
      if ΔE > 0 then current ← next
      else current ← next only with probability e^(Δ E/T)
```

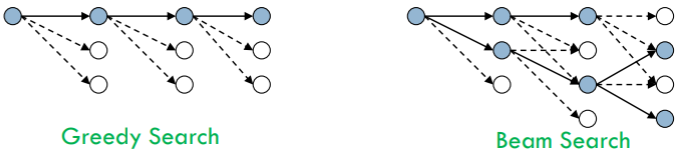
http://staff.ustc.edu.cn/~linlixu/ai2018spring/

- 可以证明：如果T下降得足够慢，那么模拟退火搜索将找到概率接近1的全局最优
- 广泛应用于超大规模集成电路布局、航空公司调度等

局部剪枝搜索

- 跟踪k个状态，而不仅仅是一个。
- 从k个随机生成的状态开始。
- 在每次迭代时，生成所有k个状态的所有后续状态。
- 如果任何一个是目标状态，则停止；否则，从完整列表中选择k个最佳继任者，然后重复。
- 像贪婪搜索一样，但始终保持K状态：

Like greedy search, but keep K states at all times:

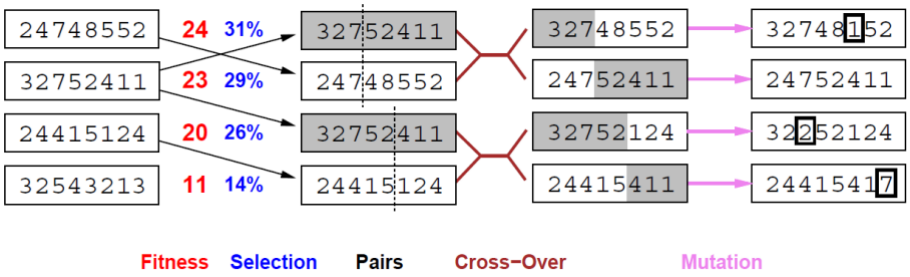


- 多种实用设置中的最佳选择
- 与并行运行的k个搜索不同！
- 找到好状态的搜索，会招募其他搜索加入他们
- 变量：分支大小，鼓励多样性？
- 问题：通常情况下，所有k个状态最终都在同一个局部山丘上
- 思想：随机选择k个继任者，偏向于优秀的继任者

遗传算法

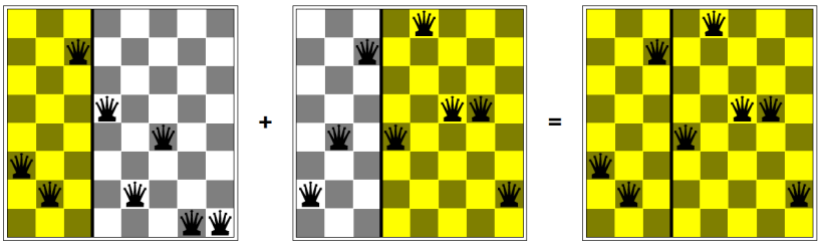
- 遗传算法使用自然选择隐喻
- 通过组合两个父状态生成后续状态
- 从k个随机生成的状态开始（总体种群）
- 状态表示为有限字母表上的字符串（通常是0和1的字符串）

- 评价函数（适应度函数适应度函数). 值越高，状态越好。
- 通过选择、交叉和突变产生下一代状态(选择，杂交，变异)
- 示例：每个状态由8个数字表示，按照概率随机选择两对交叉，适应度就是互不攻击的皇后对数，概率就是适应度的占比



- Fitness function: number of non-attacking pairs of queens 不互相攻击的皇后对的数目 (min = 0, max = 8 × 7/2 = 28)

24/(24+23+20+11) = 31%
23/(24+23+20+11) = 29% etc



小结

- 局部搜索算法——通往目标的路径是不相关的；目标状态本身就是解决方案，保持单一的“当前”状态，并尝试改进它
- 登山搜索
  - 根据初始状态，可能会陷入局部最大值
- 模拟退火搜索
  - 通过允许一些“坏”的移动来逃避局部最大值，但逐渐降低其频率
- 局部剪枝搜索
  - 跟踪k个状态，而不仅仅是一个
- 好的启发式搜索能大大提高搜索性能
- 但由于启发式搜索需要抽取与问题本身有关的特征信息，而这种特征信息的抽取有时会比较困难，因此盲目搜索仍不失为一种有用的搜索策略
- 好的搜索策略应该
  - 引起运动—避免原地踏步
  - 系统—避免兜圈
  - 运用启发函数—缓解组合爆炸
- 搜索树 vs 搜索图
  - 搜索树：结点有重复，但登记过程简单
  - 搜索图：结点无重复，但登记过程复杂（每次都要查重）
  - 省空间，费时间。