

## 第二章 八皇后问题的局部搜索求解

### 2.1 教学目标

让学生能够应用基于局部搜索的技术来实现一个问题求解智能体。这一类问题关注目标本身，而不是达到目标的路径。学生能够通过本次实验学会应用局部搜索技术解决优化问题。

### 2.2 实验任务

如图2.1所示，要求在国际象棋棋盘上放置8个皇后，使得任何一个皇后都不能攻击其他任意一个皇后。国际象棋的规则为一个皇后可以攻击同一行、同一列、同一对角线上的棋子。2.1中的布置并不满足要求，因为左上角和右下角相互攻击。

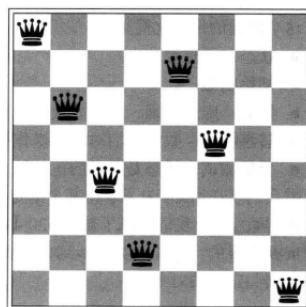


图 2.1: 八皇后问题

## 2.3 模型与方法

根据布局规则，每列只能放一个皇后，因此将问题状态定义为一个布局，用8元组 $S = (s_1, s_2, \dots, s_8)$ 表示，其中 $S_i$ 为第 $i$ 列的那个皇后所在的行数。例如图2.1的布局 $S = (1, 3, 5, 7, 2, 4, 6, 8)$ 。假设函数 $A(S, i, j)$ 判断布局 $S$ 的第 $i$ 列和第 $j$ 列的是否存在攻击行为，

$$A(S, i, j) = \begin{cases} 1 & s_i = s_j \\ 1 & |s_i - s_j| = |i - j| \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2.1)$$

对每个布局 $S$ ，定义一个价值函数 $V(S)$ ，跟 $S$ 中存在攻击的皇后对数有关，

$$V(S) = 100 - \sum_{i=1}^8 \sum_{j=i+1}^8 A(S, i, j) \quad (2.2)$$

实验的目标状态的价值到达最大值100，成为一个求最大值问题

### 2.3.1 爬山法

在解决优化问题时，爬山法只是一个简单的循环。以求最大值问题为例，爬山法不断从邻居(后继状态)中选择一个状态使得目标值增大，在到达一个峰顶时停止。算法只需记录当前状态和目标值，不需要维护搜索树。

```

1 def GreedyHillClimbing(problem):
2     current=Node(problem.InitialState)
3     while True:
4         neighbour=Node(current.HighestSucessor())
5         if neighbour.Value<=current.Value:
6             return current.State
7         current=neighbour

```

其中问题模型为

```

1 class Problem():
2     def __init__(self, start):
3         self.InitialState=start

```

结点定义为



图 2.2: 爬山法示意图

```
1 class Node():
2     def __init__(self, state):
3         self.State=state
4         self.Value=Value(state)
5     def HighestSucessors():
6         return a successor state with highest Value
```

### 2.3.2 爬山法的变形

前述HillClimbing中寻找的最大价值邻居结点，故称为**贪婪爬山法**。贪婪爬山法能到达的峰值，只是周围的邻居都比它小，并不代表是一个全局范围内的最大值，所以称为局部最优状态。如图2.2左侧中，爬山法到达红点时会停止搜索。

HillClimbing中如果发现价值最大的邻结点的价值等于当前结点的价值，也会停止搜索。当这样的邻居很多时，形成一个高原（如图2.2右侧的红色区域）。如果允许继续在高原上连续搜索多次，则称为**侧向移动爬山法**。侧向移动爬山法的价值有可能跳出高原区域继续上升。

如果并不选取最大价值邻居，而是在比当前更大的邻居中随机选取一个，则称为**随机爬山法**。随机爬山法有时候效果会更好。

爬山法能到达的局部最优点跟起点 InitialState有关系，当爬山法到达一个局部最优点时，重启算法随机换一个起始点重新搜索，有可能得到更好的解。随机重启多次的爬山法称为**随机重启爬山法**。

### 2.3.3 模拟退火方法

模拟退火方法可以克服爬山法停在局部最优状态，成为一种可能达

到“全局最优”的局部搜索方法。相对爬山法，其主要不同点在于不再限制于价值比当前点更高的邻居，而是以小概率允许邻居价值相对或者更小。例如在图2.2 左侧情形中，到达红点后，有一定概率往下，从而有可能到达第二个峰值，从而取得全局最优。

接受价值变小的的概率不是常数：如果接受价值更小的状态，则后续继续的概率会以指数级别减少。同时，该概率也会随着迭代的次数增加而减小。

```
1 Def SA(problem, schedule):#schedule 是一个的“温度”表格
2     current=Node(problem.InitialState)
3     for i in range(MAX):
4         T=schedule[i]
5         if T==0:
6             return current.State
7         neighbour= Node(current.RandSuccessor())
8         dE=neighbour.Value-current.Value
9         P=exp(dE/T)
10        if dE>0 or rand()<P:
11            Current=neighbour
```

## 2.4 实验步骤

1. 随机产生1000个起始点；
2. 分别实现贪婪爬山法、侧向移动爬山法、随机爬山法；
3. 对前三个算法实现随机重启；
4. 实现模拟退火方法；
5. 利用1000个起始点，对前述方法分别统计成功求解的次数，成功求解时的迭代步数，失败时的步数；

## 2.5 小结

按实验步骤完成实验后，提供数据和代码，并完成对实验结果的分析 and 总结，撰写实验报告。