







4.1约束满足问题

•标准搜索问题:

• 状态是一个黑盒,通过后续函数,启发式函数和目标测试来访问。

• CSP:

- 状态由多个变量 X_i 定义,变量 X_i 的值域为 D_i
- 目标测试是由约束集来确定,约束指定变量子集允许的 赋值组合。



约束满足问题表示

- · CSP形式化:
 - 有限变量集: {X₁, X₂, ..., X_n}
 - •有限约束集: {C₁, C₂, ..., C_m}
 - 每个变量有非空可能值域: D_{x1}, D_{x2}, ... D_{xn}
 - 每个约束 C_i 的值可以用变量来表示: 例如 $X_1 \neq X_2$
- 一个状态被定义为所有变量的赋值
 - 一个相容的赋值: 所有赋值均满足所有约束



例子: 地图着色问题

• 变量: WA, NT, Q, NSW, V, SA, T

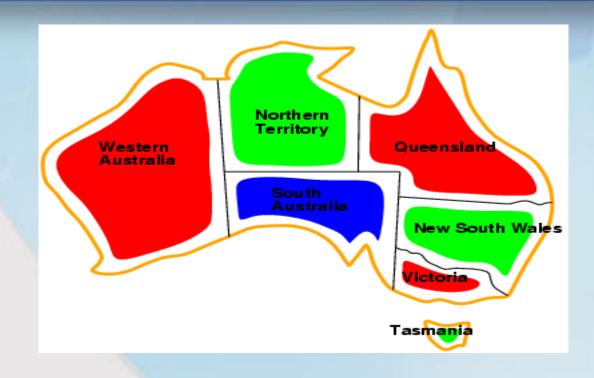
• 域: $D_i = \{\text{red,green,blue}\}$

• 约束: 相邻区域不能着相同的颜色





例子: 地图着色问题



• 解是完整而且符合约束的赋值,

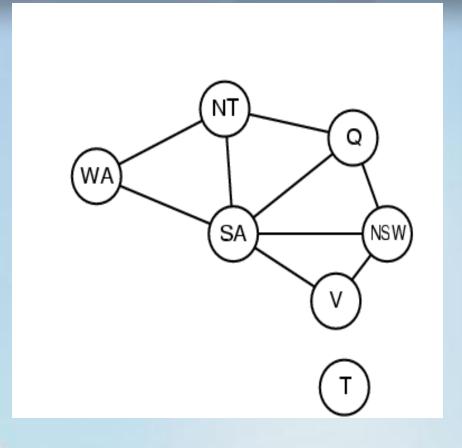
如: WA = red, NT = green, Q = red, NSW = green, V = red, SA = blue, T = green

· 一些CSP问题要求一个目标函数的最佳解。



约束图:

- ·二元 CSP:每个约束都关联两个变量
- 约束图:结点表示变量,边表示约束
- · CSP的特点(优势)
 - 呈现出标准的模式
 - 通用的目标和后继函数
 - 通用的启发函数(无域的特别技术)

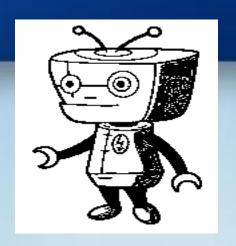




CSP的变量类型

• 离散变量

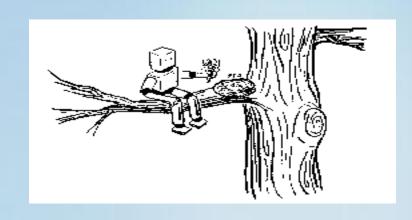
- 有限域:
 - n 个变量, 域大小为d → O(dⁿ)
- 无限域:
 - 作业调度,变量是工序的起始和结束日期
 - •约束: StartJob₁ + 5 ≤ StartJob₃
- 连续变量
 - •哈勃太空望远镜观测的起始和结束时间





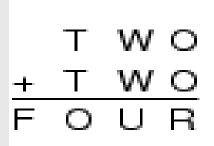
变量约束类型

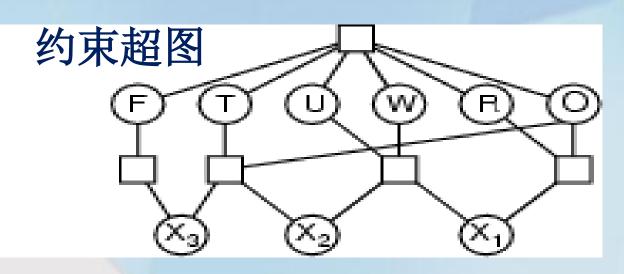
- 一元约束只涉及到一个变量
 - e.g., SA ≠ green
- 二元约束涉及到两个变量
 - e.g., SA ≠ WA
- 高阶约束涉及到3个以个的变量
 - e.g.,密码算术约束
- 偏好约束





例子:密码算术





• 变量:

FTUWROX₁X₂X₃

• 域:

{0,1,2,3,4,5,6,7,8,9}

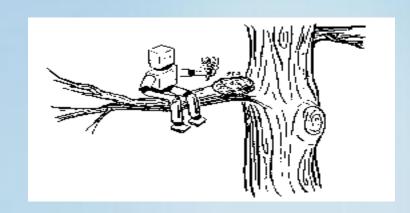
• 约東:
$$Alldiff(F,T,U,W,R,O)$$

 $O + O = R + 10 \cdot X_1$
 $X_1 + W + W = U + 10 \cdot X_2$
 $X_2 + T + T = O + 10 \cdot X_3$, $T \neq 0$
 $X_3 = F, F \neq 0$



变量约束类型

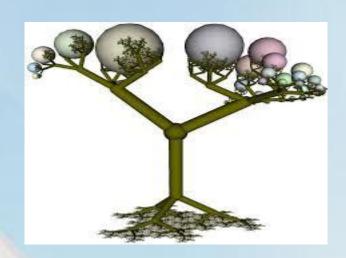
- 一元约束只涉及到一个变量
 - e.g., SA ≠ green
- 二元约束涉及到两个变量
 - e.g., SA ≠ WA
- 高阶约束涉及到3个以个的变量
 - e.g.,密码算术约束
- 偏好约束(软约束)
 - e.g., 用一个代价值代表红色比绿色好





真实世界 CSPs

- 分配问题
- 排课问题
- •运输调度
- 生产调度





4.2 标准搜索形式化CSP(增量形式化)

CSP的特点(优势)

- 呈现出标准的模

式

- 通用的目标和后

继函数

- 通用的启发函数

(无域的特别技术)

状态用已经给变量赋的值来表示



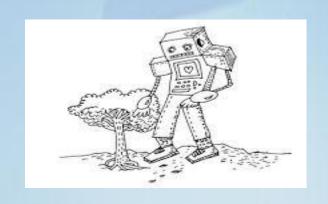
- 初始状态: 空{}
- 后续函数: 给一个没有赋值的变量赋值, 此值与已经赋的值不能与约束冲突。
- 目标测试: 当前赋值是完整赋值,即所有变量都有值。



标准搜索形式化CSP(增量形式化)

- 有n个变量的问题,解都在深度为n的层
 - → 可以使用深度优先搜索

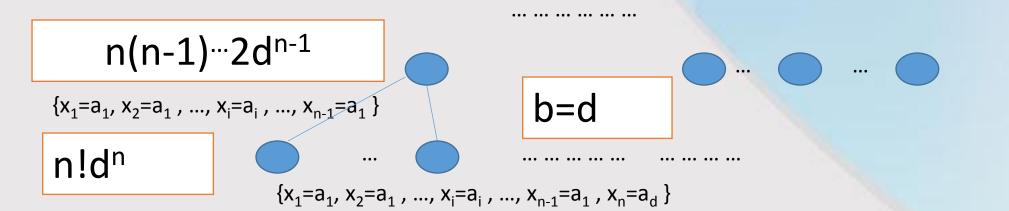
• 在深度为 ℓ 时,分支数 $b = (n - \ell)d$,所以搜索树有 $n! \cdot d^n$ 个叶子结点





标准搜索形式化(增量形式化)

状态表示: x₁, x₂, ..., x_n
 最大|D_i|=d
 nd
 {x₁=a₁}
 {x₁=a₂}
 {x₁=a₁, x₁=a₂}
 {x₁=a₁, x₁=a₁, x₁=a₁}
 (x₁=a₁, x₁=a₂)
 (x₁=a₁, x₁=a₂)
 (x₁=a₁, x₁=a₁)







4.3 回溯搜索

•变量赋值是可交换的, i.e.,

[WA = red then NT = green] 等同于[NT = green then WA = red]

- 每个结点只需要考虑给一个变量赋值
 - → b = d 所以dⁿ片叶子
- 采用单变量赋值的深度优先搜索称为回溯搜索





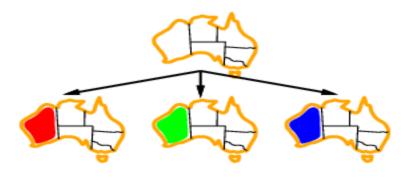
回溯搜索算法

```
function Backtracking-Search (csp) returns a solution, or failure
  return Recursive-Backtracking(\{\}, csp)
function Recursive-Backtracking (assignment, csp) returns a solution, or
failure
  if assignment is complete then return assignment
  var \leftarrow \text{Select-Unassigned-Variables}(Variables/csp), assignment, csp)
  for each value in Order-Domain-Values(var, assignment, csp) do
     if value is consistent with assignment according to Constraints[csp] then
        add { var = value } to assignment
        result \leftarrow Recursive-Backtracking(assignment, csp)
        if result \neq failue then return result
        remove { var = value } from assignment
  return failure
```

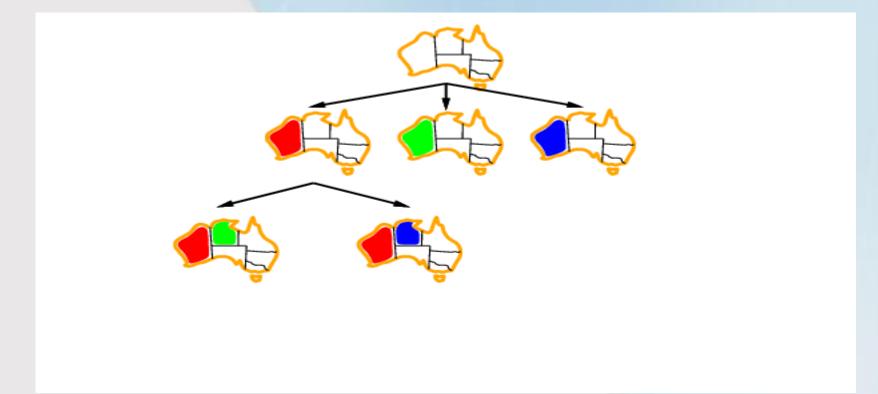




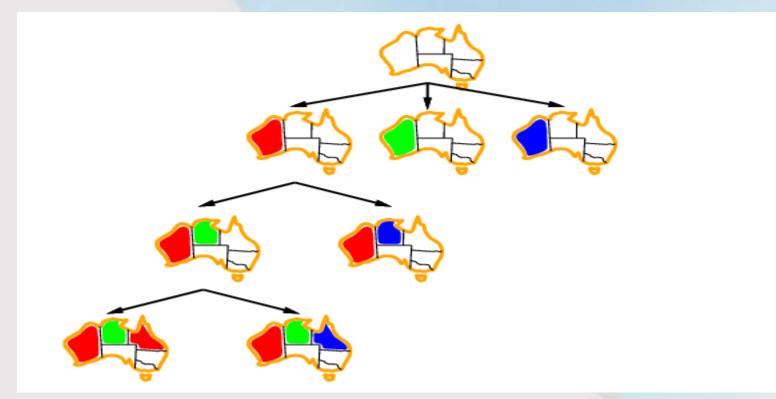














提高回溯搜索的效率

- 通用方法就能巨大提高效率:
 - 下一步应该给哪个变量赋值?
 - 应该以一种什么顺序来试着给变量赋值?
 - 能不能早些检测到不可避免的失败?

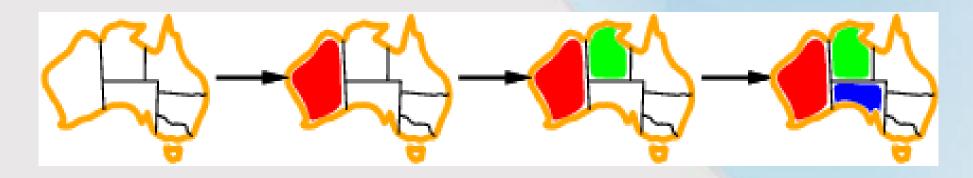
如何较早探测到不可避免的失败,并且避免它

```
if assignment is complete then return assignment
var \leftarrow \text{Select-Unassigned-Variables}(Variables[csp], assignment, csp)
for each value in Order-Domain-Values(var, assignment, csp) do
  if value is consistent with assignment according to Constraints [csp] then
     add { var = value } to assignment
```



回溯改进——最大受限变量

• 最大受限变量(most constrained variables): 具有最少合法赋值的变量

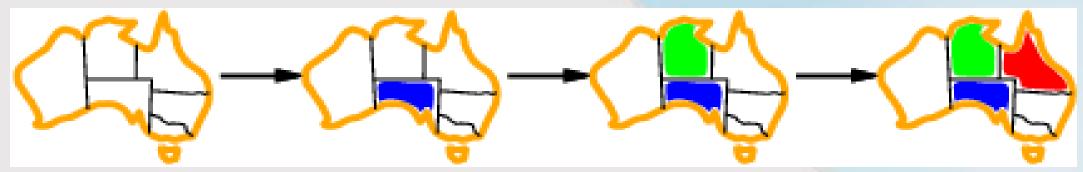


• 也称为最少剩余值启发式 (minimum remaining values ,MRV)



回溯改进——最大约束变量

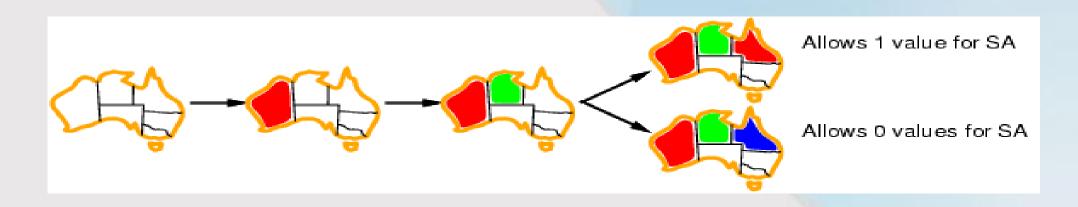
- 当多个变量的MRV值相同时,采用最大约束准则Most constraining variable)从中选择
- 选择约束其他未赋值变量最多的变量





回溯改进——最少约束值

- 选择好了变量后,选择一个最少约束值来尝试赋值
- 即选择一个对其他未赋值变量的合法赋值影响最少的值

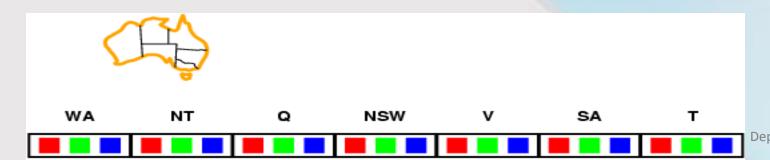




- •我们如何较早探测到不可避免的失败?
 - ——并且在后面避免它。
- •向前检查的思想: 只保留未赋值的变量的合法值。
- •当任何变量出现没有合法可赋值的情况终止搜索。

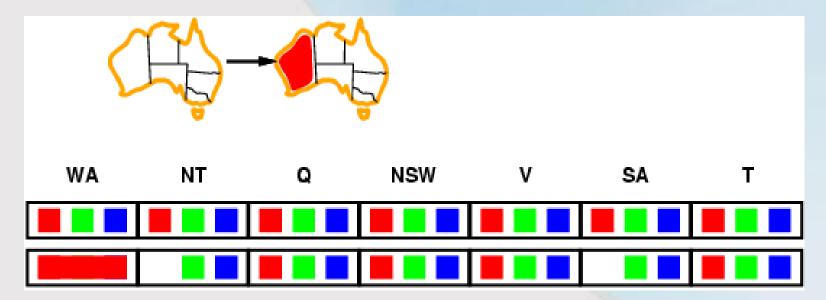
跟踪未赋值变量的合法赋值, 当发现有变量没有合法赋值时就停

止搜索





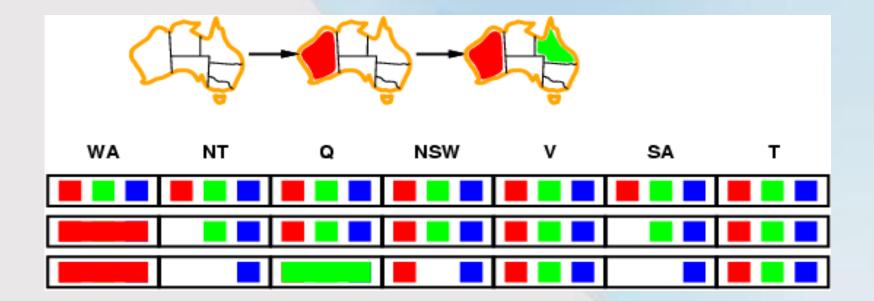
跟踪未赋值变量的合法赋值,当发现有变量没有合法赋值时就停止搜索





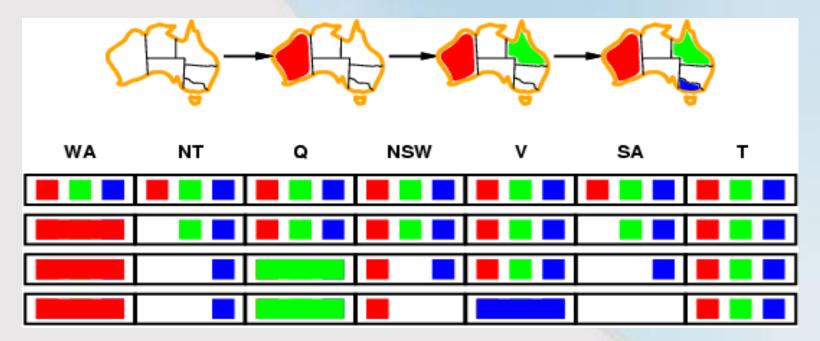
• 跟踪未赋值变量的合法赋值, 当发现有变量没有合法赋值时就停

止搜索

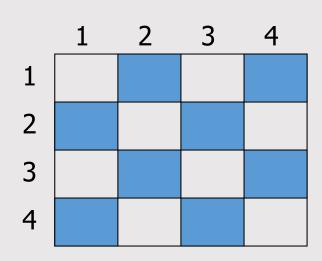


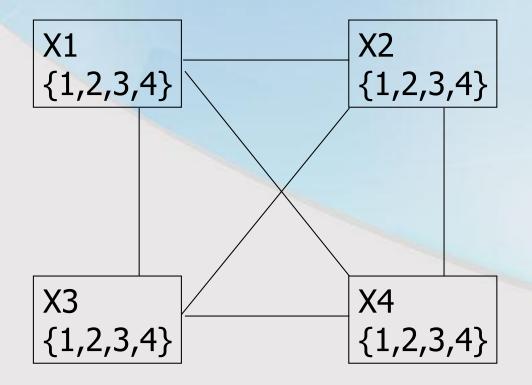


• 跟踪未赋值变量的合法赋值, 当发现有变量没有合法赋值时就停止搜索

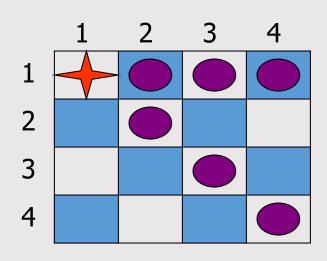


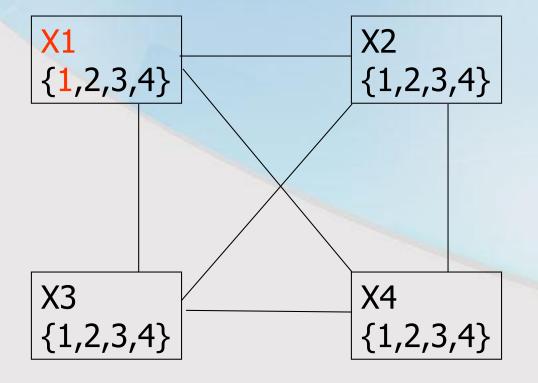




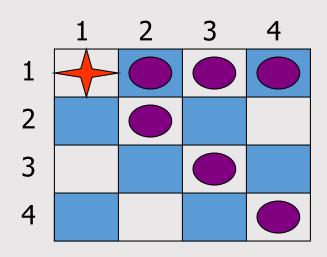


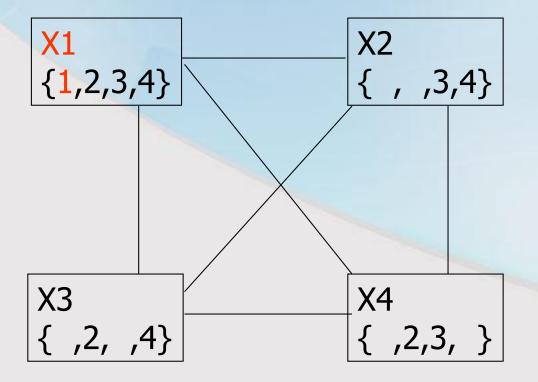




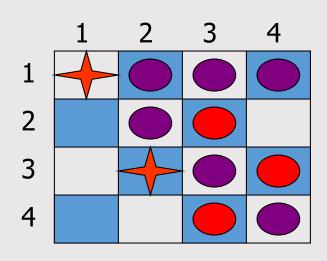


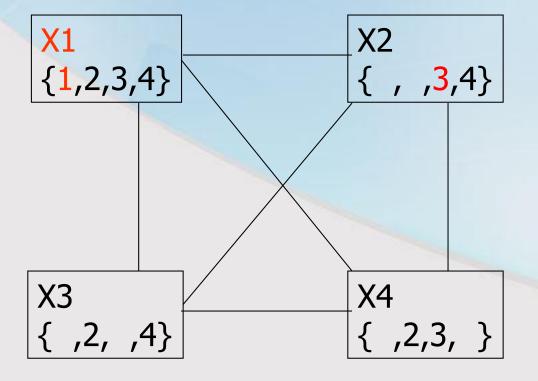




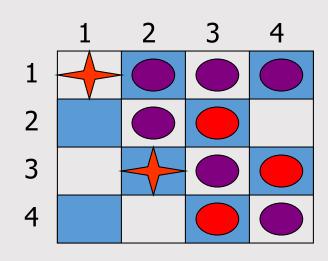


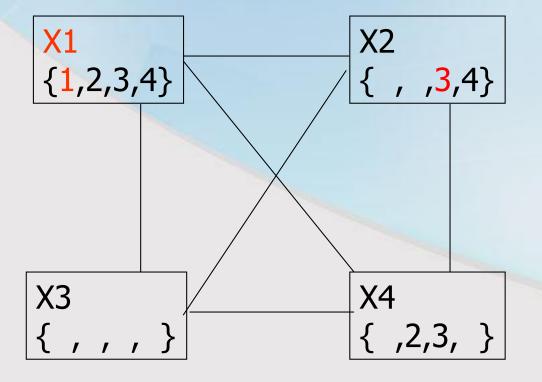




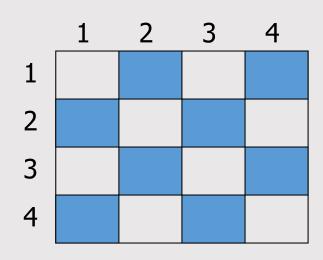


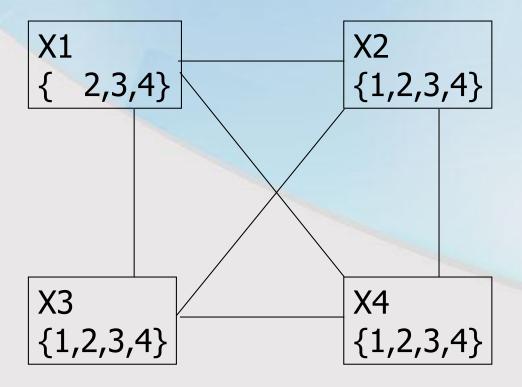




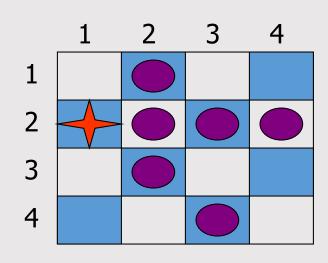


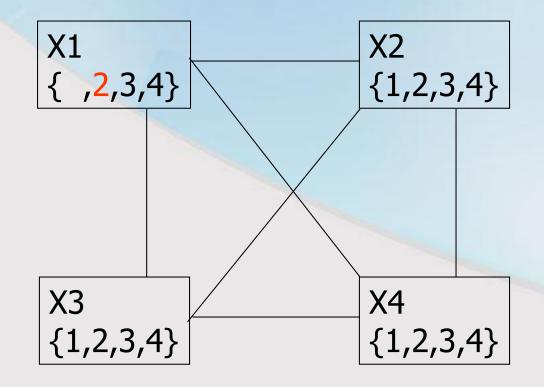




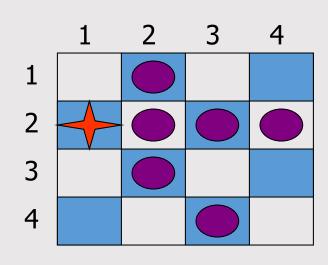


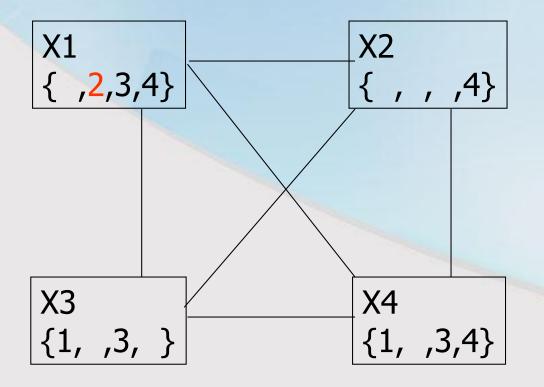




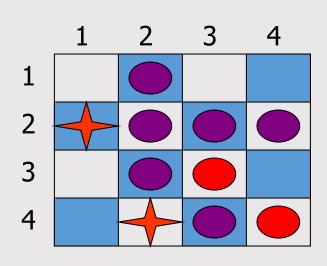


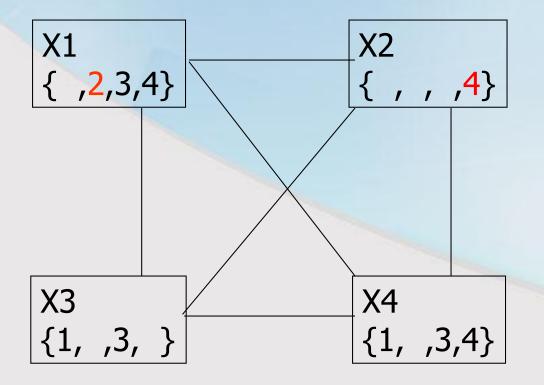




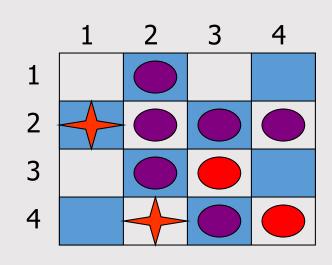


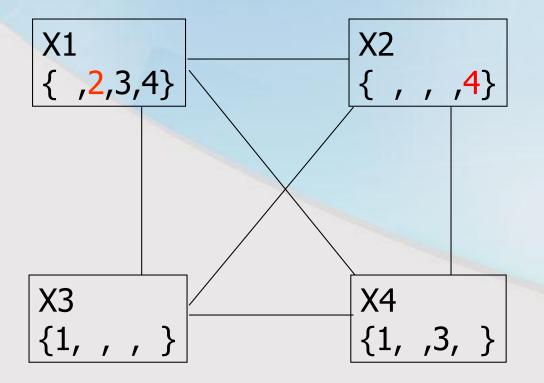




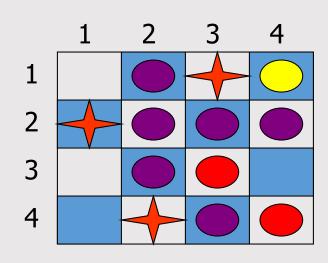


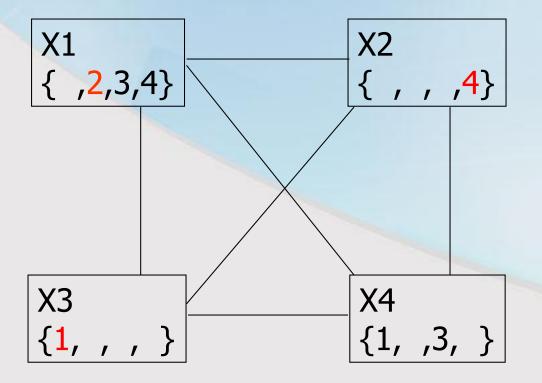




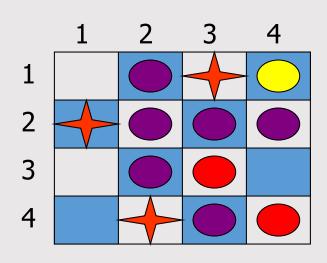


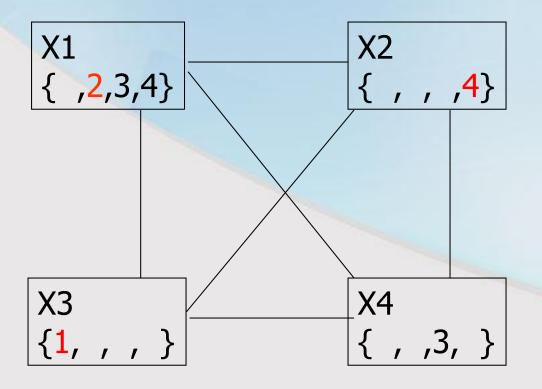




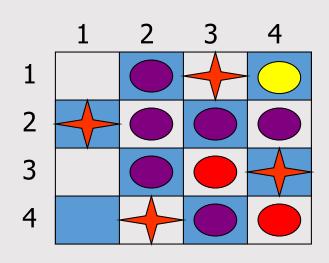


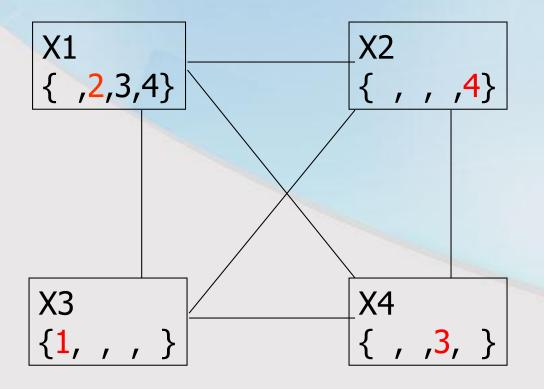








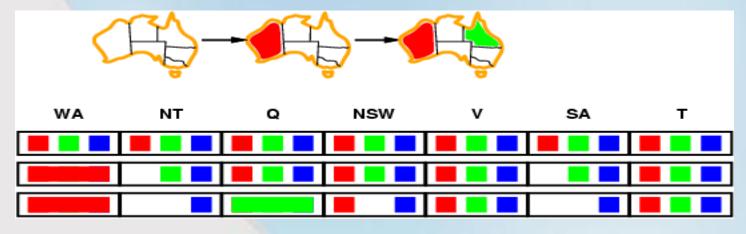






约束传播

• 前向检查把已经赋值变量的信息传播给未赋值变量,但不能提早检测到所有失败。



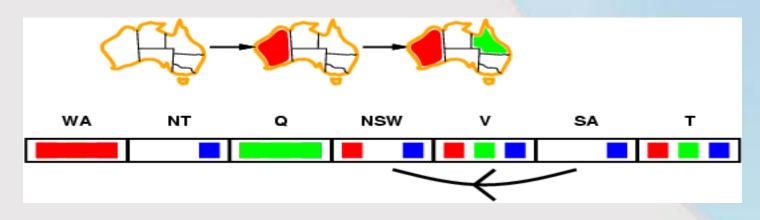
• NT和 SA不能同时为蓝色

向前检验不能检测出该类矛盾,因为它看得不够远。

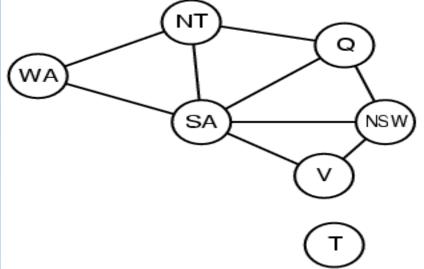
约束传播是将一个变量的约束内容传播到其它变量上的方法。



• 弧 $X \rightarrow Y$ 是相容的当且仅当对于变量X的每一种赋值,变量Y都存在一个合法赋值。

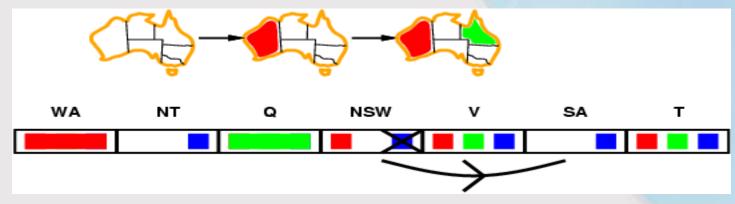


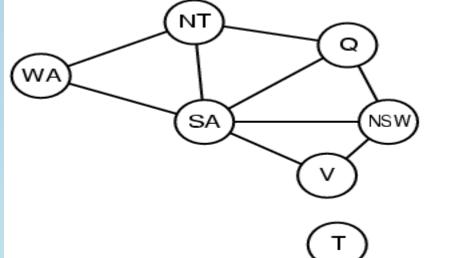






• 弧 $X \rightarrow Y$ 是相容的当且仅当对于变量X的每一种赋值,变量Y都存在一个合法赋值。





■ NSW → SA是相容的当且仅当

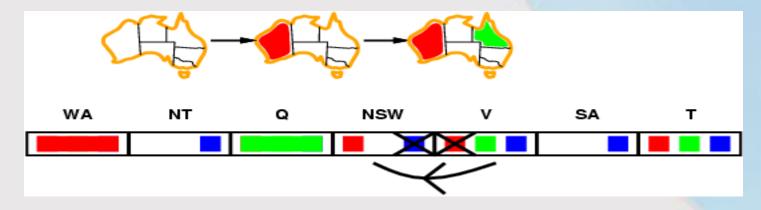
NSW=red and SA=blue

NSW=blue and SA=???

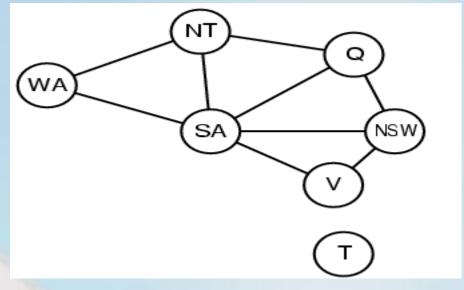
没有对应的值,因此,从NSW中移出蓝色,使弧相容。



• 如果变量X删除了一个合法赋值,则它的邻居变量需要重新检查

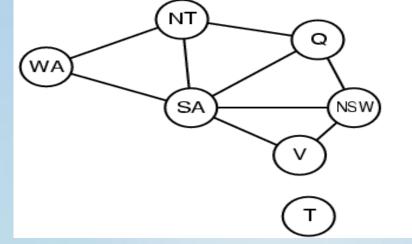


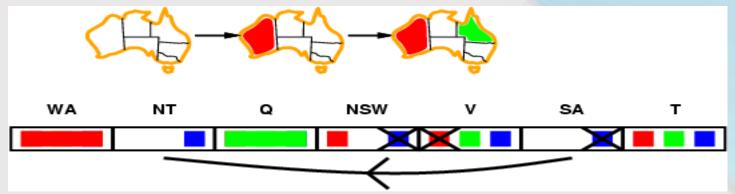
- 由于弧相容的问题从NSW中移除了蓝色
- 检查它所有的邻居!!
 - 把红色从V中移出。





- 弧相容原则能比前向检查更早检测到失败
- 可以在变量赋值前或后进行弧相容检查
 - ✓ 重复执行直到没有不相容存在







弧相容算法AC-3

```
function AC-3(csp) returns the CSP, possibly with reduced domains inputs: csp, a binary CSP with variables \{X_1, X_2, \ldots, X_n\} local variables: queue, a queue of arcs, initially all the arcs in csp while queue is not empty do (X_i, X_j) \leftarrow \text{Remove-First}(queue) if RM-Inconsistent-Values(X_i, X_j) then for each X_k in Neighbors[X_i] do add (X_k, X_i) to queue
```

```
function RM-Inconsistent-Values (X_i, X_j) returns true iff remove a value removed \leftarrow false for each x in Domain[X_i] do

if no value y in Domain[X_j] allows (x,y) to satisfy constraint (X_i, X_j) then delete x from Domain[X_i]; removed \leftarrow true return removed
```



K-相容算法AC-3

- 弧相容依然不能探测出所有的不相容
- 一种K-相容的概念可以定义更强的约束传播方式
 - 如果对于任何k-1个变量的相容赋值,第k个变量总能被赋予一个和前k-1个变量相容的值,那么这个csp就是一个k相容的。
 例如: 1-相容是指每个单独的变量,自己是不矛盾的,也称为节点相容。
 - 2-相容就是弧相容。
 - 3-相容是指任何一对相邻的变量总可以扩展到第三个邻居变量,也称为路径相容。
 - K-相容的只有当它是K-相容,也是(K-1)-相容, (K-2)-相容,…,直到1-相容



- 弧相容算法AC-3时间复杂度: O(n²d³)
- 对这样的K-相容是理想化的(完美的)。 因为,一个解可以在*O(nd)*内找到,而不是*O(n²d³)。*
- ·但是世界上没有免费的午餐:在最坏的情况下建立任何一个n-相容算法需要花费n的指数级时间。



进一步的改进

•检查特别的约束(以下2种代表)

Alldif(...)约束: 在要求涉及的全部变元都必须取不同的值时

• 如果约束涉及m个变元,它们共有n个不同的取值,如果有m>n,那么这个约束不可满足,要及早停止。

算法思想:

首先,删除约束中只有一个取值的变元;

然后,将这个值也从值域中删除;

循环执行上的步骤,直到得到一个空值域或者剩下的变量数比可取值的个数多,则产生矛盾。

Atmost(...)至多约束:对于每个变量X和它的取值的上、下界,每个变量Y都存在某个取值满足X和Y之间的约束,我们称该CSP为边界相容的。

这种边界传播广泛地应用于实际的约束问题中。



局部搜索算法解决CSPs

- · 局部搜索应用到约束满足问题CSPs:
 - 采用完全形式化表示(即允许状态不符合约束)
 - 动作定义为:给变量重新赋值(对不满足约束的变量)
- 变量选择: 随机选择一个违反约束的变量重新赋值
- 赋值方案采用最少冲突启发式原则,
 - 即选择违反最少约束的值进行赋值操作



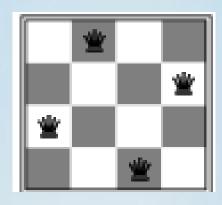
局部搜索算法解决CSPs

```
function MIN-CONFLICTS(csp, max steps) return solution or failure
inputs: csp, a constraint satisfaction problem
      max_steps, the number of steps allowed before giving up
 current ← an initial complete assignment for csp
 for i = 1 to max\_steps do
 if current is a solution for csp then return current
 var \leftarrow a randomly chosen, conflicted variable from VARIABLES[csp]
 value \leftarrow the value v for var that minimize CONFLICTS(var, v, current, csp)
 set var = value in current
 return failure
```



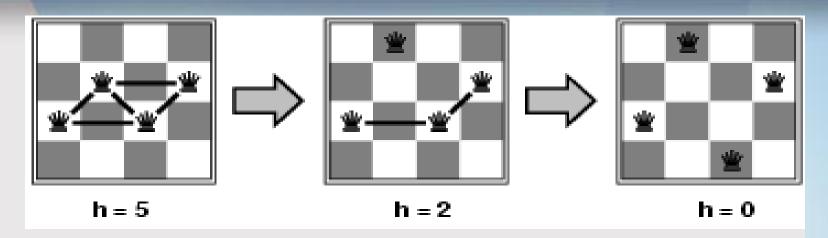
例子: 4皇后问题

- 状态: 每列摆放一个皇后 (44 = 256 个不同状态)
- 动作: 将皇后在同一列内移动
- 目标测试: 互相攻击不到
- 评估函数: h(n) = 攻击到的皇后对数





例子: 4皇后问题



•任意给定一个初始状态,局部搜索算法能以很高的概率在常数时间内解决大规模n皇后问题 (e.g., n = 10,000,000)

效果:最小冲突法几乎是独立于问题的规模的。 可以在大约50步以内解决百万皇后的问题。 局部搜索可以应用于联机问题的求解,因为回溯需要更多的时间。





联机 (Online) 搜索问题

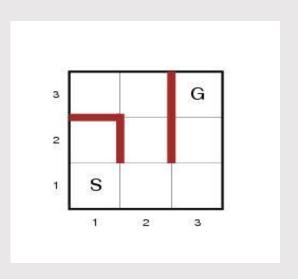
- 到如今为止,我们探讨的都是非实时的,或称为脱机问题。
 - · 脱机问题 (offline) =它们在执行前就可以计算出解决方案
 - 联机问题 (online) =它们在执行时,需要计算和行动交叉进行
 - 联机搜索对于动态和半动态环境的搜索问题是必须的;
 - 现实, 在搜索过程中考虑所有的可能的偶发事情是不可能的。
- •常见的探究问题:
 - 智能体在未知的状态以及行为。
 - e.g. 一个新生儿,

机器人在一个新环境,...



联机搜索

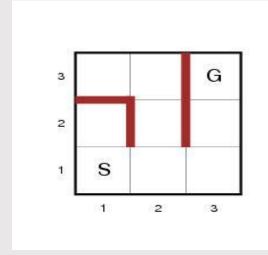
- 假设智能体有以下的知识:
 - · ACTION(s): 状态s下可能的行动列表函数
 - · C(s,a,s'): 单步耗散(直到智能体s知道行动的结果s'时才能得到!)
 - GOAL-TEST(s): 目标测试
- 事实:智能体能够记住先前的状态,不能访问下个状态。
- 行动是确定的。
- 可以使用可采纳的**启发函数** h(s) e.g. 曼哈顿距离





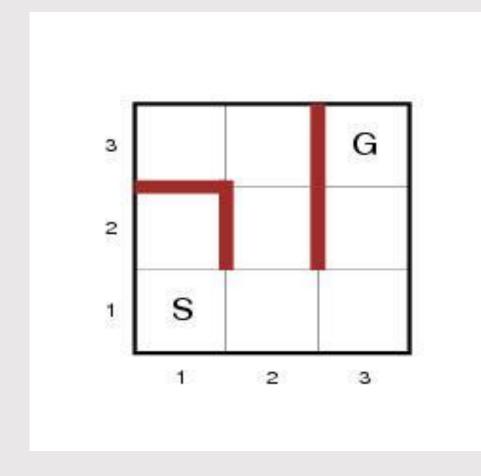
联机搜索

- 目标: 用最小耗散达到目标
- 耗散:整个路径的总耗散
 - ✓竞争率=实际代价同如果已知搜索空间的解路径代价的比值。
 - ✓当智能体偶然达到死路径可能造成无限循环。
- •一个联机智能体具有维护环境地图能力
 - ✓随着输入的感知更新地图
 - ✓并应用它确定下一个行动
- 同A*算法的区别
 - ✓一个联机版的智能体只能扩展它在当前状态中的实际结点(物理结点)。



```
//联机深度优先搜索
function ONLINE_DFS-AGENT(s') return an action
  input: s', a percept identifying current state
  static: result, a table indexed by action and state, initially empty
         unexplored (UX), a table that lists for each visited state, the action not yet tried
         unbacktracked (UB), a table that lists for each visited state, the backtrack not yet tried
          s, \alpha, the previous state and action (of s'), initially null
  if GOAL-TEST(s') then return stop
  if s' is a new state then unexplored[s'] \leftarrow ACTIONS(s')
  if s is not null then do
       result[a,s] \leftarrow s'
       add s to the front of unbackedtracked[s']
  if unexplored[s'] is empty then
    if unbacktracked[s'] is empty then return stop
    else \alpha \leftarrow an action b such that result[b, s']=POP(unbacktracked[s'])
  else a \leftarrow POP(unexplored[s'])
  s \leftarrow s'
   return a
```





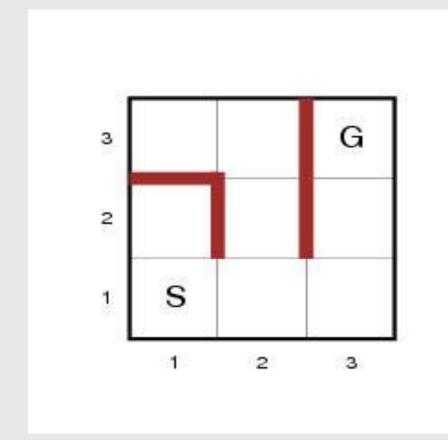
迷宫问题: 3x3 grid.

s' = (1,1) is initial state
result,
unexplored (UX),
unbacktracked (UB),

s, a are also empty

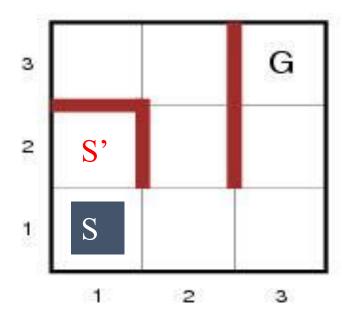
are empty





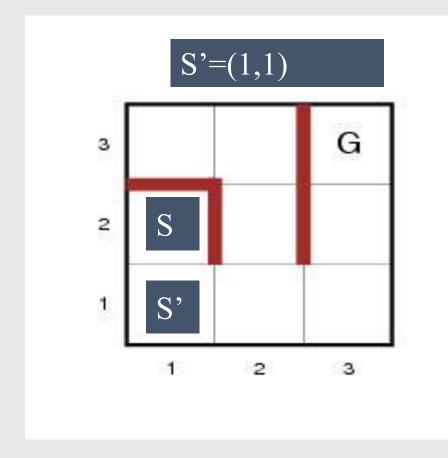
- GOAL-TEST((1,1))?
 - S' not = G thus false
- (1,1) a new state?
 - true
 - ACTION((1,1)) -> UX[(1,1)]
 - {RIGHT,UP}
- s is null?
 - true (initially)
- UX[(1,1)] empty?
 - false
- POP(UX[(1,1)])->a
 - a=UP
- s = (1,1)
- Return a





- GOAL-TEST((2,1))?
 - S' not = G thus false
- (2,1) a new state?
 - true
 - ACTION((2,1)) -> UX[(2,1)]
 - {DOWN}
- s is null?
 - false (s=(1,1))
 - result[UP,(1,1)] <- (2,1)
 - UB[(2,1)]={(1,1)}
- UX[(2,1)] empty?
 - false
- a=DOWN, s=(2,1)
- return a





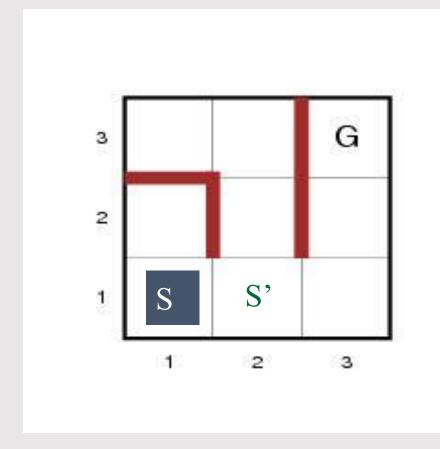
- GOAL-TEST((1,1))?
 - S not = G thus false
- (1,1) a new state?
 - false
- s is null?
 - false (s=(2,1))
 - result[DOWN,(2,1)] <- (1,1)
 - UB[(1,1)]={(2,1)}
- UX[(1,1)] empty?
 - false

//{RIGHT,UP}

• a=RIGHT, s=(1,1)

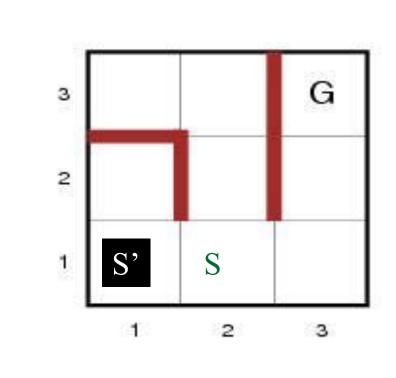
return a





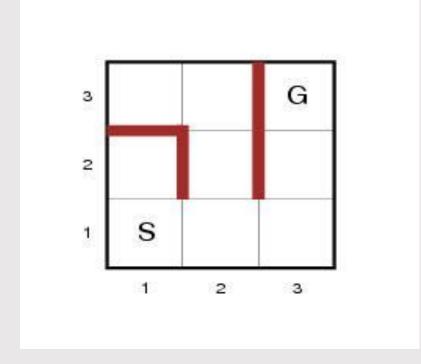
- GOAL-TEST((1,2))?
 - S' not = G thus false
- (1,2) a new state?
 - True, UX[(1,2)]={RIGHT,UP,LEFT}
- s is null?
 - false (s=(1,1))
 - result[RIGHT,(1,1)] <- (1,2)
 - UB[(1,2)]={(1,1)}
- UX[(1,2)] empty?
 - False
- a=LEFT, s=(1,2) return a





- GOAL-TEST((1,1))?
 - S not = G thus false
- (1,1) a new state?
 - false
- s is null?
 - false (s=(1,2))
 - result[LEFT,(1,2)] <- (1,1)
 - UB[(1,1)]={(2,1),(1,2)}
- UX[(1,1)] empty?
 - true
 - UB[(1,1)] empty? False
- a= b for b in result[b,(1,1)]=(1,2)
 - b=RIGHT
- a=RIGHT, s=(1,1) ...





算法分析:

- 最坏的情形是每个节点被访问2次.
- 即使某节点已经很接近目标它还需走很远.
- •一个联机迭代加深的方法可以解决这个问题.
- 联机深度优先只有当行为是可逆的才能进行.







5 小结

- 局部搜索: 爬山法在完整状态形式化上进行操作; 局部 束搜索法保持k个状态的轨迹; 禁忌搜索采用一种带约束 的邻域搜索。
- 优化算法:模拟退火在大搜索空间逼近全局最优解;遗传算法模仿自然选择的进化过程。
- CSP问题: 是一类特别的问题: 状态是通过对变量集的赋值, 目标测试是通过变量值的约束定义。
- 联机问题:







来自网络:

为了找出地球上最高的山,一群有志气的兔子们开始想办法。

- (1) 兔子朝着比现在高的地方跳去。他们找到了不远处的最高山峰。但是这座山不一定是珠穆朗玛峰。这就是爬山法,它不能保证局部最优值就是全局最优值。
- (2) 兔子喝醉了。他随机地跳了很长时间。这期间,它可能走向高处,也可能踏入平地。但是,他渐渐清醒了并朝他踏过的最高方向跳去。这就是模拟退火。
- (3) 兔子们知道一个兔的力量是渺小的。他们互相转告着,哪里的山已经找过,并且找过的每一座山他们都留下一只兔子做记号。他们制定了下一步去哪里寻找的策略。这就是禁忌搜索。
- (4) 兔子们吃了失忆药片,并被发射到太空,然后随机落到了地球上的某些地方。他们不知道自己的使命是什么。但是,如果你过几年就杀死一部分海拔低的兔子,多产的兔子们自己就会找到珠穆朗玛峰。这就是遗传算法。

版权声明:本文为CSDN博主「StevenSun2014」的原创文章,遵循 CC 4.0 BY-SA 版权协议,转载请附上原文出处链接及本声明。

原文链接: https://blog.csdn.net/tyhj_sf/article/details/54235550



实习题二:

- 1、用爬山法求解n皇后问题
- 2、选择一个问题采用CSP方法求解
 - a. 推箱子游戏
 - b. 扫雷游戏

3、使用联机搜索求解Wumpus怪兽

世界

Breeze

Breeze

Breeze

Breeze

Breeze

Breeze

Breeze

Breeze

Breeze

Wumpus World PEAS 描述:

性能度量:

gold +1000, death -1000

-1 per step, -10 for using the arrow

环境描述:

Squares adjacent to wumpus are smelly

Squares adjacent to pit are breezy

Glitter iff gold is in the same square

Shooting kills wumpus if you are facing it

Shooting uses up the only arrow

Grabbing picks up gold if in same square

Releasing drops the gold in same square

传感器: Stench, Breeze, Glitter, Bump, Scream

执行器:

Left turn, Right turn, Forward, Grab, Release, Shoot