

《搜索》默认采用树搜索。

广度优先搜索(BFS):

策略: 优先扩展最浅的节点 (FIFO 队列)

目标检测: 生成节点后立即检查是否为解

深度优先搜索(DFS):

策略: 优先扩展最深的节点 (LIFO 栈)

目标检测: 生成节点后立即检查是否为解

迭代加深搜索(IDS/IDDFS):

策略: 结合 DFS 空间优势与 BFS 浅解优势

以深度限制 $d=1,2,3\cdots$ 依次运行 DFS,

若未找到则加深限制重新搜索

目标检测: 生成节点后立即检查是否为解

一致代价搜索(UCS/Dijkstra 算法):

策略: 优先扩展路径代价 $g(n)$ 最小的节点

即 cost, 优先队列。

目标检测: 扩展节点时检查是否为解

贪心搜索/最佳优先搜索:

策略: 优先扩展启发式函数值 $h(n)$ 最小的

节点, 优先队列。

目标检测: 扩展节点时检查是否为解

A*搜索:

策略: 优先扩展 $f(n)=g(n)+h(n)$ 最小的节点

目标检测: 扩展节点时检查是否为解

$h^*(n)$ —一致性→可容许性

可容许性: 对于任意节点 n , 有 $0 \leq h(n) \leq$

$h^*(n)$ 其中 $h^*(n)$ 为从 n 到目标的真实最低

代价, 即启发式函数从不高估代价, 永远

乐观, 保证 A* 树搜索最优 (逐点检验)

一致性: 对于任意节点 n 及其由动作 a 产生的

后续节点 n' , 满足三角不等式: $h(n) \leq$

$c(n, a, n') + h(n')$, 即生成的每一个子节点的

f 值 $\geq$ 其父节点的 f 值, 保证 A* 图搜索最

优 (逐边检验)

树搜索: 可能会重复; **图搜索:** 不会重复

《对抗搜索—— $\alpha\beta$ 剪枝》

① $\alpha\beta$ 由上往下传递, 节点值 v 由下往上传递

② MAX 层取最大节点值, 更新 α 使 α 变大

MIN 层取最小节点值, 更新 β 使 β 变小

③ 剪枝条件: 出现 $\alpha > \beta$ 时发生剪枝

MIN 节点发生 α 剪枝, MAX 节点发生 β 剪枝

④ 步骤: 1. 下传 $\alpha\beta$ 2. 上传节点值 3. 更新 $\alpha\beta$

1. 改节点 2. 改 $\alpha\beta$ 值 3. 判断剪枝

《知识与推理》

① 合取范式 CNF: 析取式子句的合取

② 归结法: 1. 待证: $KB \vdash a$

2. 假设: $KB \wedge \neg a$ 可满足

3. 上式化为 CNF 子句集归结得空集

③ 归结规则: $(A \vee B) \wedge (\neg A \vee C)$ 归结得 $B \vee C$

《约束满足问题 CSP》

① CSP 问题三要素: 变量、域、约束

② 回溯搜索: 深度优先, 一次只考虑一个变量, 失败则回溯。

1. 前向检查: 给一个变量赋值后立即查看未赋值的邻居变量, 并从它们的域中删除冲突的值, 保持弧一致性。

2. 最小剩余值的变量排序(MRV): 选变量时优先选合法值最少的变量

3. 最少约束值的值排序(LSV): 赋值时优先选对其他变量限制少的值

③ AC-3 算法:

1. 弧一致性: 若一条弧 $X \rightarrow Y$ 是一致的, 当且仅当对于 X 中的每一个值 x 都存在 y 可赋值。

2. AC-3 算法: 把所有弧放入队列, 取一条弧并让它弧一致, 若删除了 X 中的一个值, 则 X 的邻居都要被检查, 若最终某个 X 中的值被删光或存在矛盾, 则证得不一致性。

《决策树 ID3》

① 信息熵: $H(D) = -\sum_k P_k \log_2 P_k$

② 信息增益: $G(D, A) = H(D) - H(D|A)$

选择信息增益最大的属性作为划分属性。

ID3 每一步取当前最优属性, 是贪心算法, 不能保证全局最优。

《卷积神经网络》

① 卷积尺寸: $\text{输出尺寸} = \frac{\text{输入尺寸} + 2 \times \text{Padding} - \text{卷积核尺寸}}{\text{步长Stride}} + 1$

② ANN 激活函数与反向传播求偏导:

Sigmoid 函数: $\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$ $\sigma'(t) = \sigma(z)(1 - \sigma(z))$

《贝叶斯网络》

①图结构与独立性 (拓扑语义):

串行: $X \rightarrow Y \rightarrow Z$, 给定 Y 则 X 与 Z 独立
分叉: $X \leftarrow Y \rightarrow Z$, 给定 Y 则 X 与 Z 独立
碰撞: $X \rightarrow Y \leftarrow Z$, 不给定 Y 则 X 与 Z 独立

②链式法则与网络分解 (全变量联合概率)

$$P(\text{所有变量}) = \prod P(\text{节点} | \text{父节点})$$

$$P(B, E, A, J, M) = P(B)P(E)P(A|B, E)P(J|A)P(M|A)$$

③边际独立: $P(X, Y) = P(X)P(Y)$

$$\text{条件独立: } P(X, Y|Z) = P(X|Z)P(Y|Z)$$

④条件概率表 CPT:

列出所有父节点取值组合, 给出子节点概率

《马尔可夫决策过程 MDP》

①价值迭代:

初始化: $V_0(s) = 0$

$$V_{k+1}(s) = R(s) + \gamma \max_a \sum_{s'} T(s, a, s') V_k(s')$$

重复迭代更新直到 $|V_{k+1}(s) - V_k(s)| < \epsilon$

②策略迭代:

策略评估: 固定 π , 求

$$V^\pi(s) = R(s) + \gamma \sum_{s'} T(s, \pi(s), s') V^\pi(s')$$

策略改进: 具体分析, 使得 $V^\pi(s)$ 最大

$$V^\pi(s) = \sum_{s'} T(s, \pi(s), s') [R(s, \pi(s), s') + \gamma V^\pi(s')]$$

约束满足问题解题:

①CSP 问题三要素: 变量、域、约束 (得到初始域)

②回溯搜索: MRV 选变量 LSV 定赋值 前向检查

③前向检查: (某变量赋值后得到初始域) 检查 X 约束 修改 检查 Y 约束 修改 前向检查后得到的域

④AC-3 算法: (某变量赋值后得到初始域) (仅列出导致域变化的步骤)

步骤 处理的弧 约束 推理操作 域变化 重新入队的弧 其他弧

队列最终清空没有变量 s 域变空+AC3 结束后的域 / 域变空证得不一致性

决策树解题:

①数据集 D 的熵: $H(D)$

②各属性信息增益: $G(D, A) = H(D) - H(D|A)$, 选取增益最大的属性 A_i 作为划分属性

③数据集 D' 的熵: $H(D')$

人工神经网络解题:

马尔可夫决策过程参考:

第十题: 深度学习 非线性

感知机: 输入-权重-求和-激活函数-输出

$$\hat{y} = f(w_0 + \sum_{i=1}^n x_i w_i) = f(w_0 + X^T W) \quad X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, W = \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{pmatrix}$$

人工神经网络(ANN):

损失函数 $W^* = \arg \min J(W)$

优化梯度下降

反向传播: 链式法则逐层计算

$$x \xrightarrow{w_1} z_1 \xrightarrow{w_2} y \rightarrow J(W)$$
$$\frac{\partial J(W)}{\partial w_2} = \frac{\partial J(W)}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial w_2}$$
$$\frac{\partial J(W)}{\partial w_1} = \frac{\partial J(W)}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial w_1}$$

例: $(w_0, x_0, w_1, x_1, w_2, x_2) = (-3, 1, 2, -1, 4, 2)$

$$f(x) = \sigma(w^T x) \quad z = w^T x, \sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$
$$\Rightarrow z = 3, \sigma(z) = 0.95, \sigma'(z) = \sigma(z)(1 - \sigma(z)), \sigma'(z) = 0.05$$
$$\frac{\partial f}{\partial w_1} = \frac{\partial f}{\partial z} \cdot \frac{\partial z}{\partial w_1} = \sigma'(z) \cdot x_1 \Rightarrow \frac{\partial f}{\partial w_1} = 0.05 \cdot 1 = 0.05, \frac{\partial f}{\partial w_2} = 0.05 \cdot 2 = 0.1, \frac{\partial f}{\partial w_0} = 0.05$$

第八题: 马尔可夫决策过程(MDP)

MDP要素: 一组状态 $s \in S$, 一组动作 $a \in A$, 状态转移函数 $T(s, a, s')$, 奖励函数 $R(s, a, s')$, 折扣因子 γ

价值函数: 期望奖励 $U = R(s) + \gamma V(s)$, 期望折扣奖励 $V = R(s) + \gamma V(s)$

策略价值函数: $V^\pi(s) = \sum_{s'} T(s, \pi(s), s') [R(s, \pi(s), s') + \gamma V^\pi(s')]$, 反代上式为递归式

最优策略 $\pi^*(s) = \arg \max_a \sum_{s'} T(s, a, s') [R(s, a, s') + \gamma V^*(s')]$, 反代上式为递归式

贝尔曼方程: $U(s) = R(s) + \gamma \max_{a \in A(s)} \sum_{s'} p(s'|s, a) U(s')$

最优回报 = 对第一个动作最大化, 然后最优策略

$$V^*(s) = \arg \max_a \sum_{s'} T(s, a, s') U(s') \quad \arg \max_x f(x): \text{返回 } f(x) \text{ 最大时 } x \text{ 的值}$$

价值迭代: 基于贝尔曼方程迭代更新 $V(s)$

$$V_{k+1}(s) \leftarrow \max_a \sum_{s'} T(s, a, s') [R(s, a, s') + \gamma V_k(s')]$$

策略迭代: 交替进行以下两步使策略不变

1. 策略评估 $V_{k+1}^{\pi}(s) \leftarrow \sum_{s'} T(s, \pi(s), s') [R(s, \pi(s), s') + \gamma V_k^{\pi}(s')]$

2. 策略改进 $\pi_{k+1}(s) = \arg \max_a \sum_{s'} T(s, a, s') [R(s, a, s') + \gamma V_{k+1}^{\pi}(s')]$