

强化学习

高 阳, 李文斌

<http://cs.nju.edu.cn/rl>, 2023.3.30

大 纲

起源

MDP模型

动态规划

强化学习

其他议题

大 纲

起源

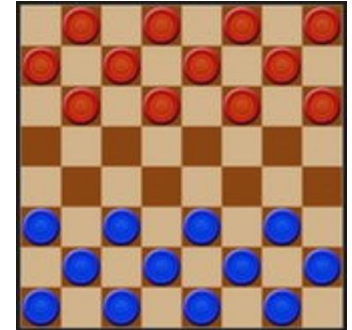
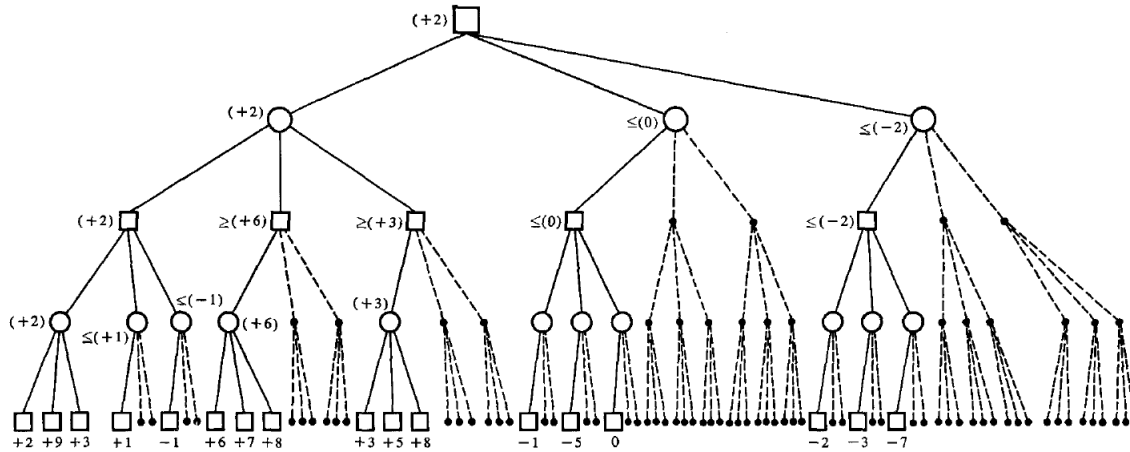
MDP模型

动态规划

强化学习

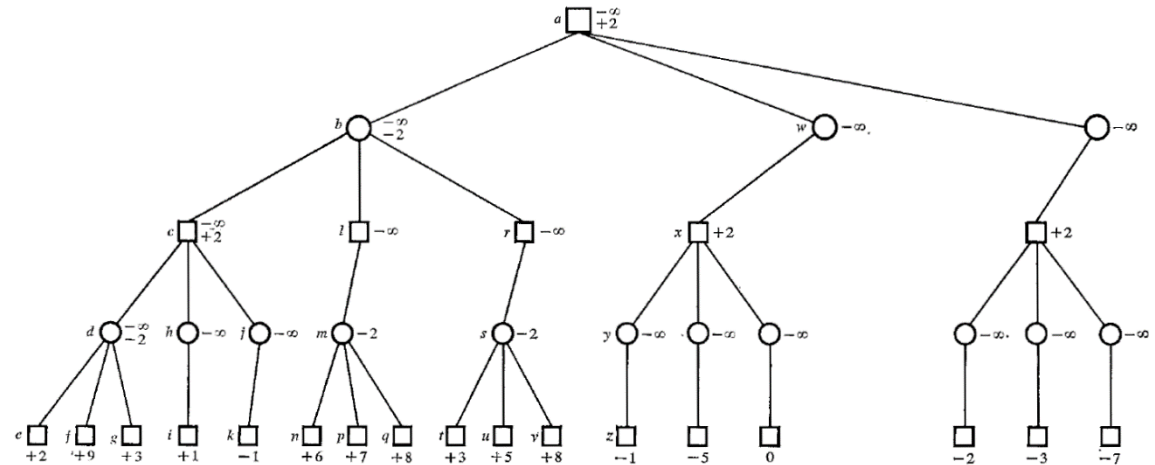
其他议题

最早的“人机大战”

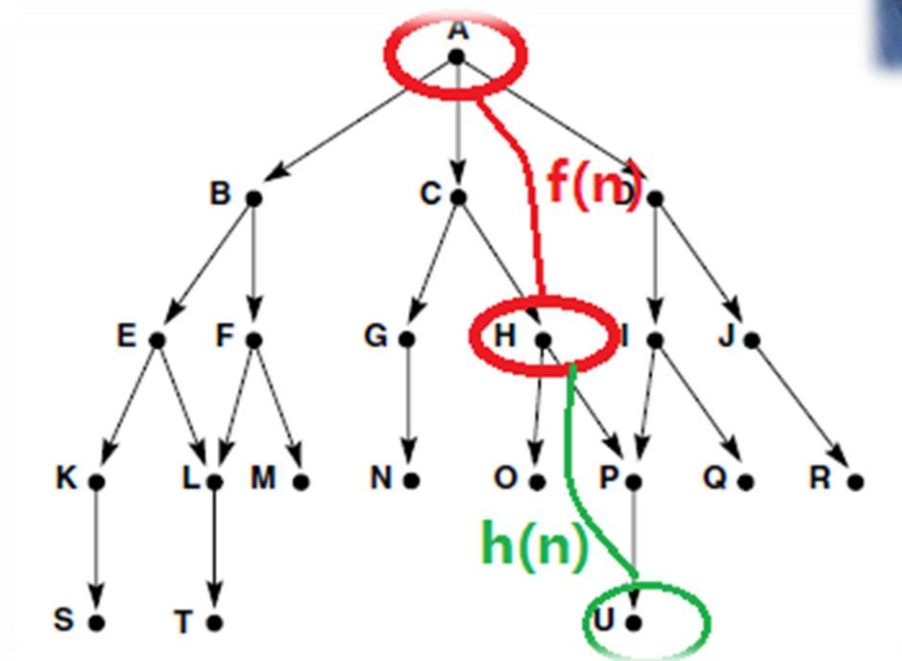


值函数

Alpha-beta剪枝



启发式搜索



启发式估值的定义



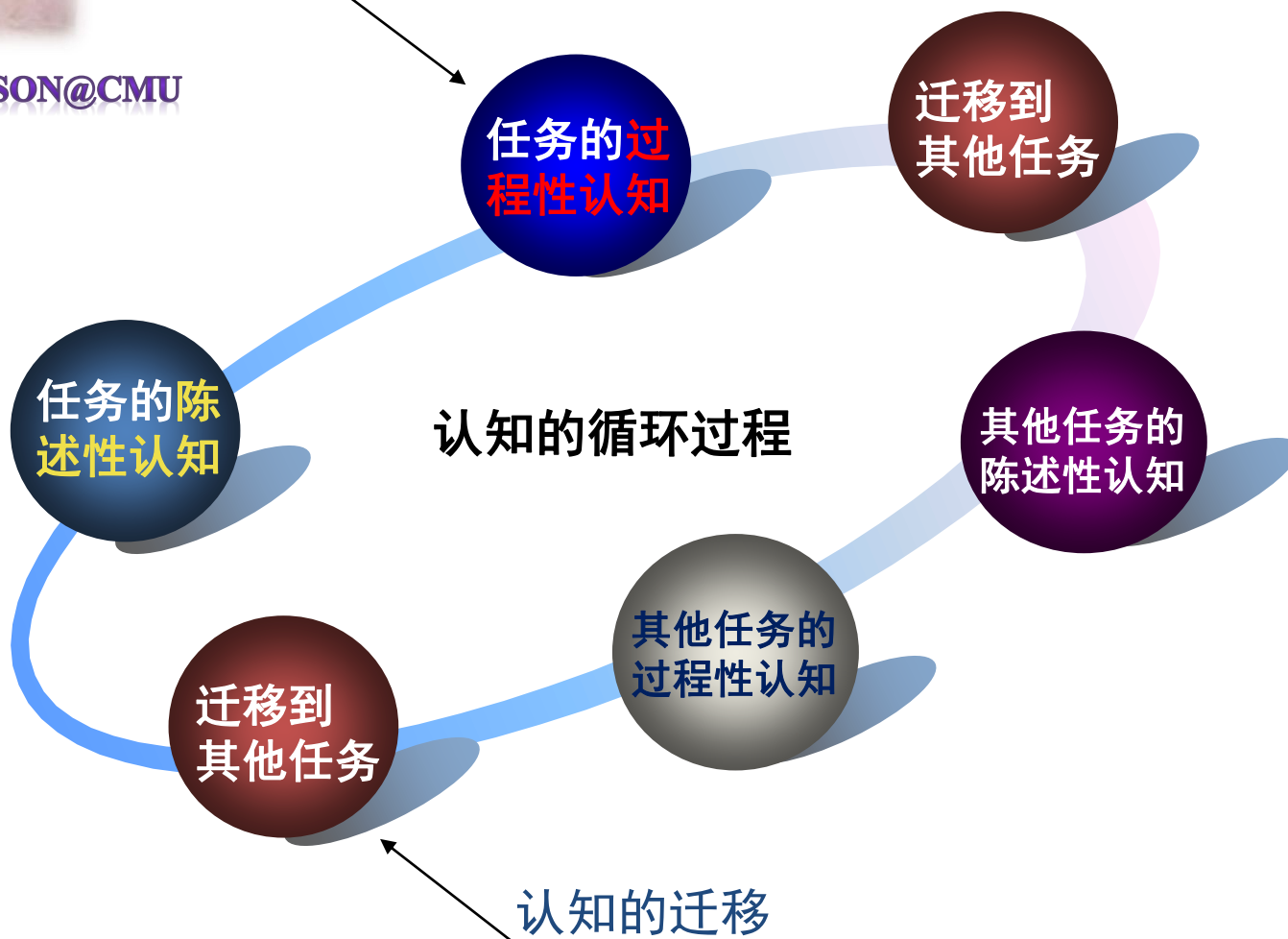
$$f(n) = g(n) + h(n)$$



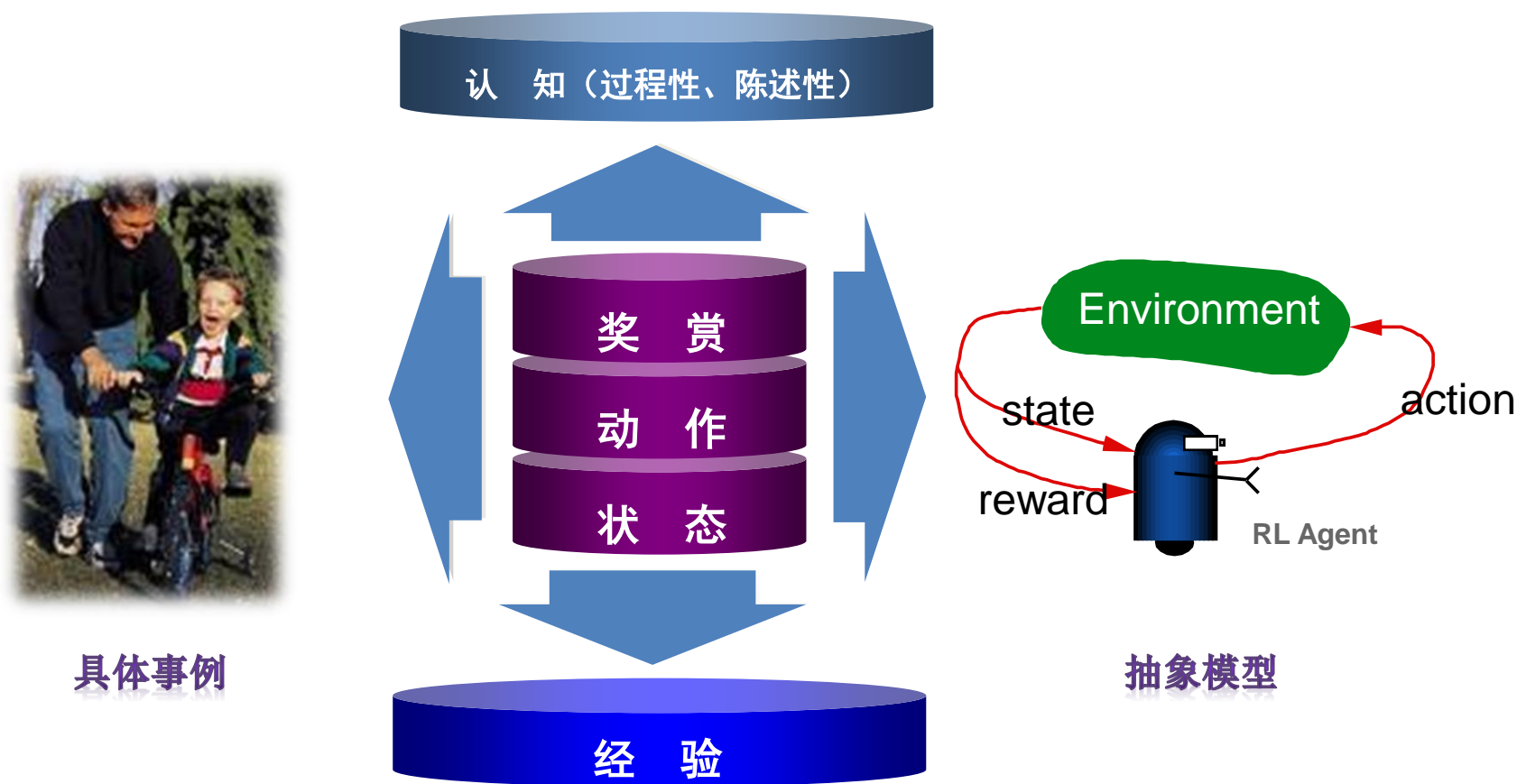
认知的强化

JOHN R. ANDERSON@CMU

从认知的角度



强化学习问题



强化学习的本质：奖惩和试错(Trial and Error)

交互学习 VS 概念学习

□ 概念学习

- ✓ 给定正例/反例，学习目标概念(如监督学习)

□ 交互学习

- ✓ 通过交互学习一个任务(如走出迷宫)
 - ✓ 系统(或外部环境)存在若干个“状态”
 - ✓ 学习算法/动作会影响“状态”的分布
 - ✓ 潜在的Exploration和Exploitation折衷



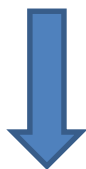
挑 战

□ 不确定性

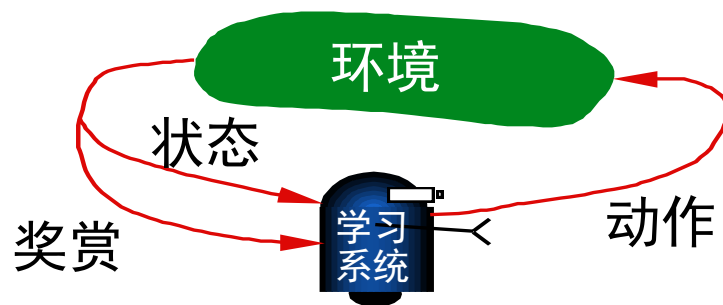
- ✓ 环境、动作、反馈、模型

□ 学习的目标

- ✓ 概念 → 决策
- ✓ 优化目标：最大化长期奖赏



Markov **D**ecision **P**rocess



大 纲

起源

MDP模型

动态规划

强化学习

其他议题

数学模型 - MDP

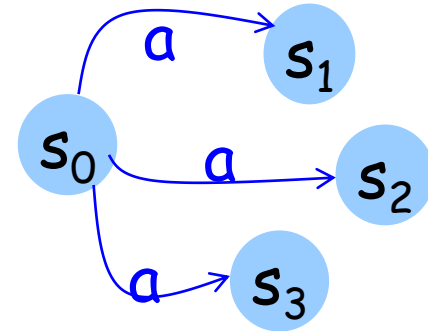
Markov **D**ecision **P**rocess

S- set of **s**tates, 状态集合

A- set of **a**ctions, 动作集合

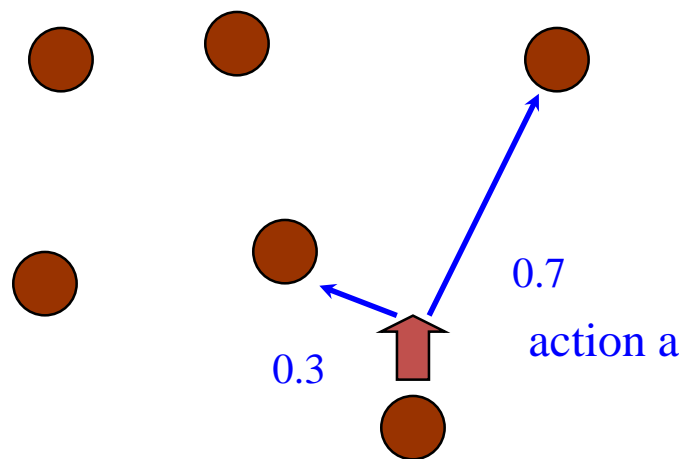
δ - transition **p**robability, 状态转移概率

R – immediate **r**eward function, 即时奖赏函数



MDP模型 – 状态和动作

环境 = 状态集合

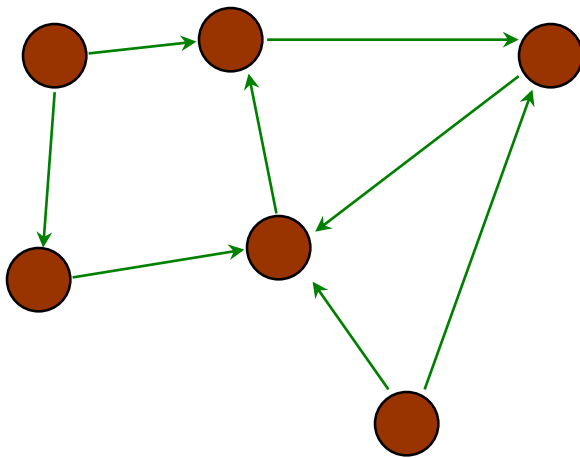


状态之间的转移

$$\delta(s, a, s')$$

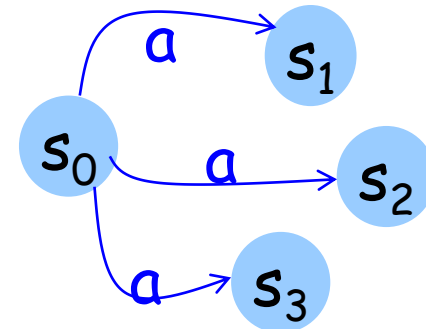
MDP模型 – 奖赏

$R(s,a)$ = 在状态 s ，采用 a 动作获得的奖赏

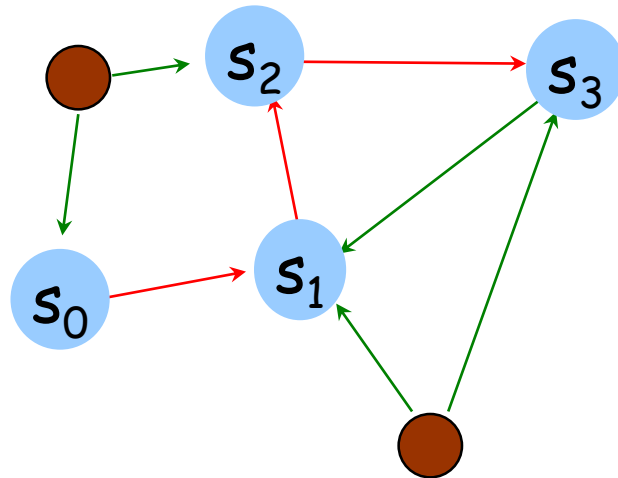


举例:

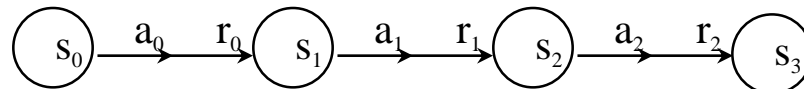
$R(s,a) =$ -1 with probability 0.5
 +10 with probability 0.35
 +20 with probability 0.15



MDP模型 – 轨迹



在一次Episode中，所获得的经验或轨迹(trajecotory)



MDP模型 – 动作选择

□ 目标

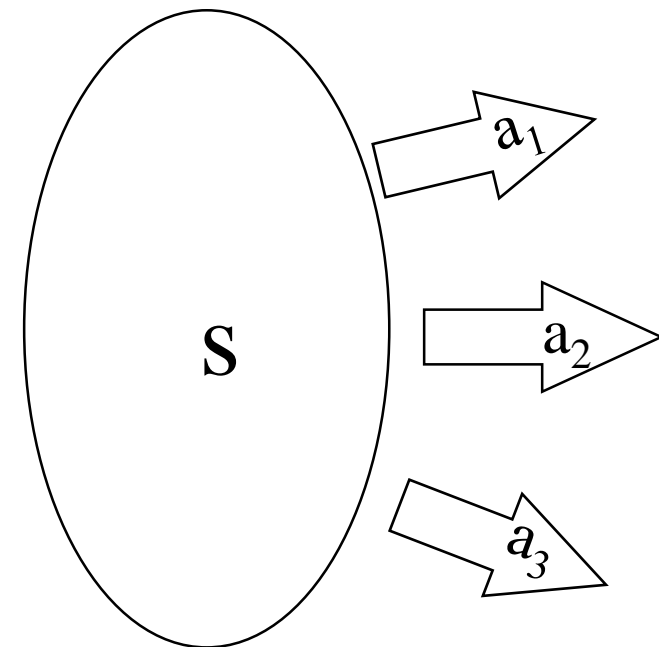
- ✓ 最大化期望奖赏(单状态下)

□ 策略

- ✓ 状态到动作的映射($\pi: S \rightarrow A$)



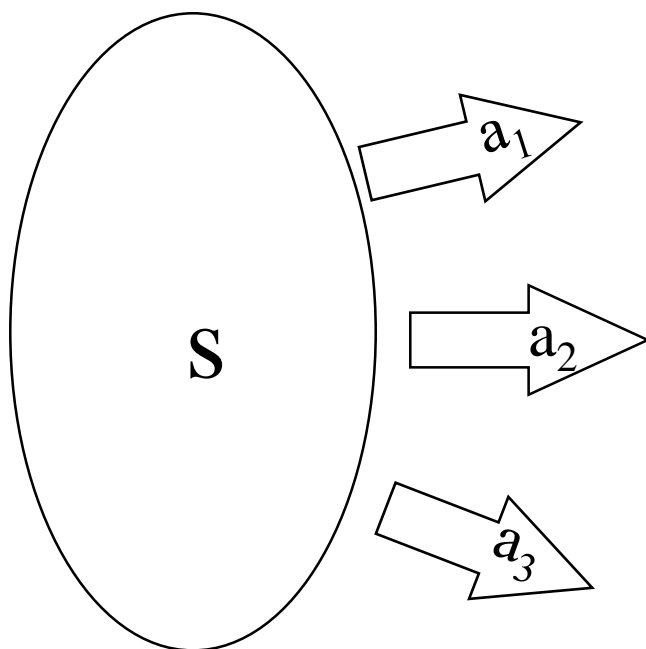
单状态学习问题



例：N-臂老虎机



单状态学习问题



目标：最大化期望即时奖赏

给定模型：采用贪心动作
(Greedy action)



困难：模型未知

MDP模型 – 返回函数

□ 返回函数 (面向多状态学习问题)

- ✓ 将所有的即时奖赏组合成一个单一值

□ Modeling Issues

- ✓ 轨迹中早期的奖赏和晚期的奖赏相比，谁更重要？
- ✓ 系统是持续的？还是有终止状态的？

通常返回函数是即时奖赏值的线性组合

MDP模型 – 返回函数

□ 有限窗口(Finite Horizon)

$$\text{return} = \sum_{1 \leq i \leq H} R(s_i, a_i)$$

□ 无穷窗口(Infinite Horizon)

✓ 有折扣 $\text{return} = \sum_{i=0}^{\infty} \gamma^i R(s_i, a_i)$

✓ 无折扣 $\text{return} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} R(s_i, a_i) \quad N \rightarrow \infty$

通常返回函数是即时奖赏值的线性组合

MDP模型 – 动作选择

□ 学习的目标：期望返回值

- ✓ 最大化期望返回(Return)

□ 学习的对象：策略

- ✓ 状态到动作的映射($\pi: S \rightarrow A$)

□ 潜在的公理：最优策略

- ✓ 如果 π 是最优策略，则其从任一状态出发，均是最优的策略

定理：必然存在着一个确定性的最优策略

监督学习 VS 强化学习

□ 监督学习

✓ (正/反例)在样本上的分布是确定的*。

□ 强化学习

✓ (状态/奖赏)的分布是策略依赖的(Policy Dependent!!!)

✓ 策略上小的变化都会导致返回值的巨大改变.

*目前有迁移学习、元学习在考虑非独立同分布的学习任务

MDP模型 – 小结

状态集合, $|S|=n$. $s \in S$

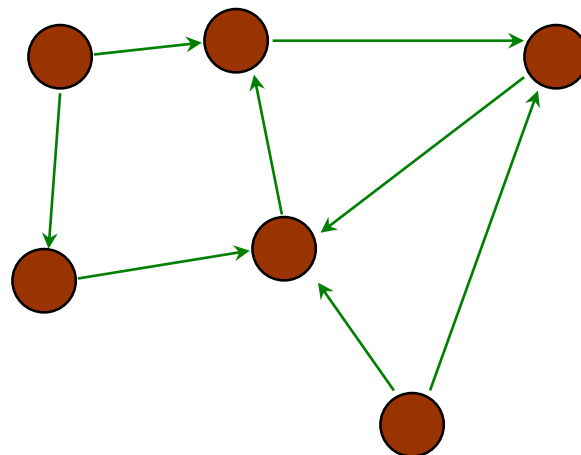
动作集合, $|A|=k$. $a \in A$

转移函数 $\delta(s_1, a, s_2)$

即时奖赏函数 $R(s, a)$

策略 $\pi: S \rightarrow A$

折扣累计返回 $\sum_{i=0}^{\infty} \gamma^i r_i$



大 纲

起源

MDP模型

动态规划

强化学习

其他议题

动态规划

给定一个完全已知的MDP模型

□ 策略评估(Policy Evaluation)

- ✓ 给定一个策略 π , 评估其返回值

□ 最优控制(Optimal Control)

- ✓ 寻找一个最优策略 π^* (从任一状态出发, 其返回值都为最大)

动态规划 – 值函数

- $V^\pi(s)$: 从s状态出发, 采用 π 策略, 所获得的期望返回值
- $Q^\pi(s,a)$: 从s状态出发, 采用a动作, 继而采用 π 策略, 所获得的期望返回值
- 最优值函数 $V^*(s)$ and $Q^*(s,a)$: 采用最优策略 π^* 所获得的期望返回值

定理: 策略 π 为最优策略当且仅当, 在每一个状态s

$$V^*(s) = \max_{\pi} V^\pi(s)$$

$$V^\pi(s) = \max_a Q^\pi(s,a)$$

动态规划 – 策略评估

□ Bellman等式(有折扣无限窗口)

$$\checkmark V^\pi(s) = E_{s' \sim \pi(s)} [R(s, \pi(s)) + \gamma V^\pi(s')]$$

□ 重写

$$\checkmark V^\pi(s) = E[R(s, \pi(s))] + \gamma \sum_{s'} \delta(s, \pi(s), s') V^\pi(s')$$

系统中所有值函数是以上公式
构成的公式组，需要进行线性规划求解

例 - 策略评估

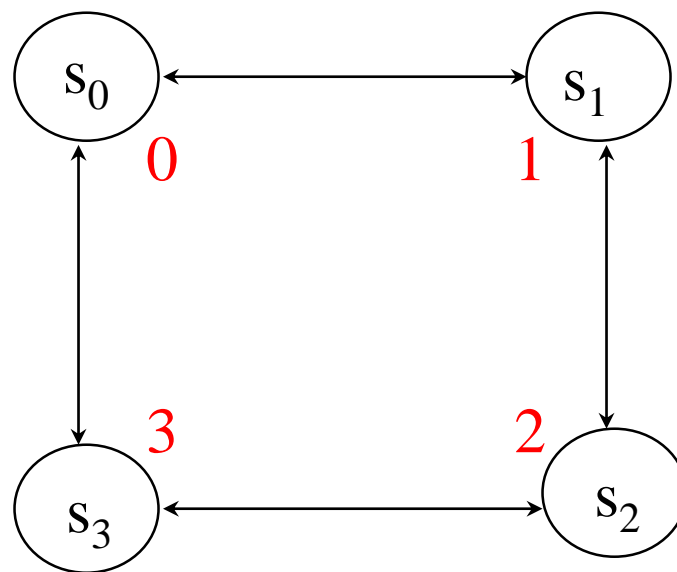
$$A = \{+1, -1\}$$

$$\gamma = 1/2$$

$$\delta(s_i, a) = s_{i+a}$$

π : 随机 (一半概率选择+1或者-1动作)

$$\forall a: R(s_i, a) = i$$



$$V^\pi(s_0) = 0 + \gamma [\pi(s_0, +1) V^\pi(s_1) + \pi(s_0, -1) V^\pi(s_3)]$$

.....

例 - 策略评估

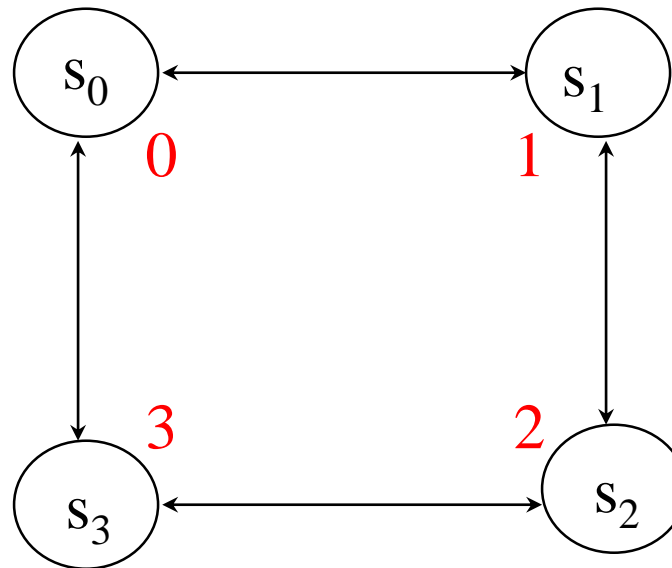
$$A = \{+1, -1\}$$

$$\gamma = 1/2$$

$$\delta(s_i, a) = s_{i+a}$$

π : 随机

$$\forall a: R(s_i, a) = i$$



$$V^\pi(s_0) = 0 + (V^\pi(s_1) + V^\pi(s_3))/4$$

.....

$$V^\pi(s_0) = 5/3$$

$$V^\pi(s_1) = 7/3$$

$$V^\pi(s_2) = 11/3$$

$$V^\pi(s_3) = 13/3$$

动态规划 – 最优控制

□ Bellman等式(有折扣无限窗口)

$$\checkmark V^\pi(s) = E_{s' \sim \pi(s)} [R(s, \pi(s)) + \gamma V^\pi(s')]$$

□ 重写

$$\checkmark V^\pi(s) = E[R(s, \pi(s))] + \gamma \sum_{s'} \delta(s, \pi(s), s') V^\pi(s')$$

□ 状态-动作对值函数(对任意确定策略 π)

$$\checkmark Q^\pi(s, a) = E[R(s, a)] + \gamma \sum_{s'} \delta(s, a, s') V^\pi(s')$$

$$\checkmark \text{其中, } V^\pi(s) = Q^\pi(s, \pi(s, a))$$

例 - 最优控制

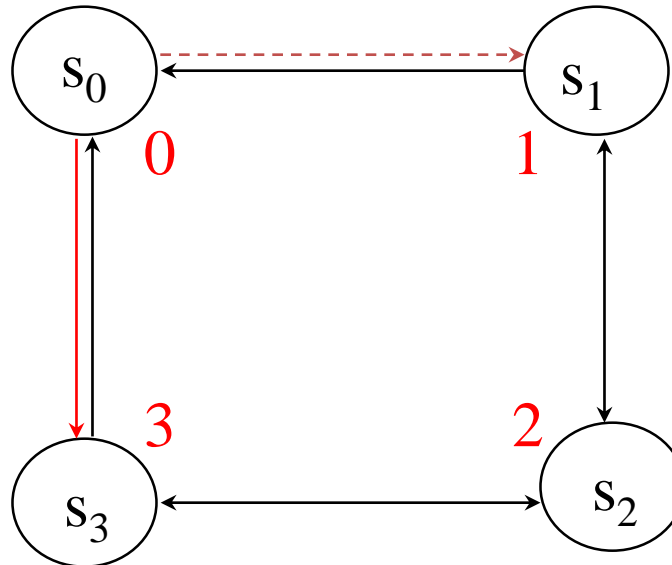
$$A = \{+1, -1\}$$

$$\gamma = 1/2$$

$$\delta(s_i, a) = s_{i+a}$$

π : 随机

$$\forall a: R(s_i, a) = i$$



$$V^\pi(s_0) = 5/3$$

$$V^\pi(s_1) = 7/3$$

$$V^\pi(s_2) = 11/3$$

$$V^\pi(s_3) = 13/3$$

$$Q^\pi(s_0, +1) = 0 + \gamma V^\pi(s_1)$$

$$Q^\pi(s_0, +1) = 7/6$$

$$Q^\pi(s_0, -1) = 13/6$$

$$V^\pi(s_1) = 7/3$$

$$V^\pi(s_2) = 11/3$$

$$V^\pi(s_3) = 13/3$$

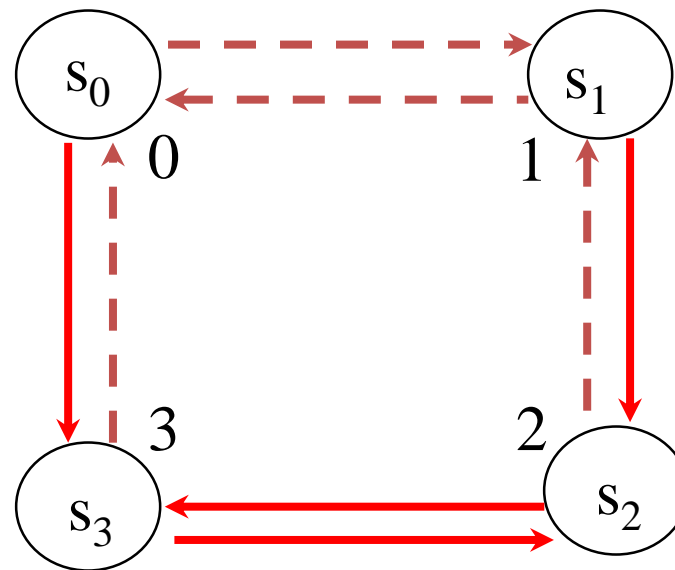
例 - 最优控制

$$A = \{+1, -1\}$$

$$\gamma = 1/2$$

$$\delta(s_i, a) = s_{i+a}$$

$$R(s_i, a) = i$$



π : 根据状态-动作值函数进行修改

动态规划 - 最优控制

□ 贪心策略

✓ $\pi(s) = \operatorname{argmax}_a Q^\pi(s, a)$

□ ε -贪心策略

✓ 以 $1 - \varepsilon$ 概率选择, $\pi(s) = \operatorname{argmax}_a Q^\pi(s, a)$

✓ 以 ε 概率选择其他动作

动态规划 - 计算最优策略

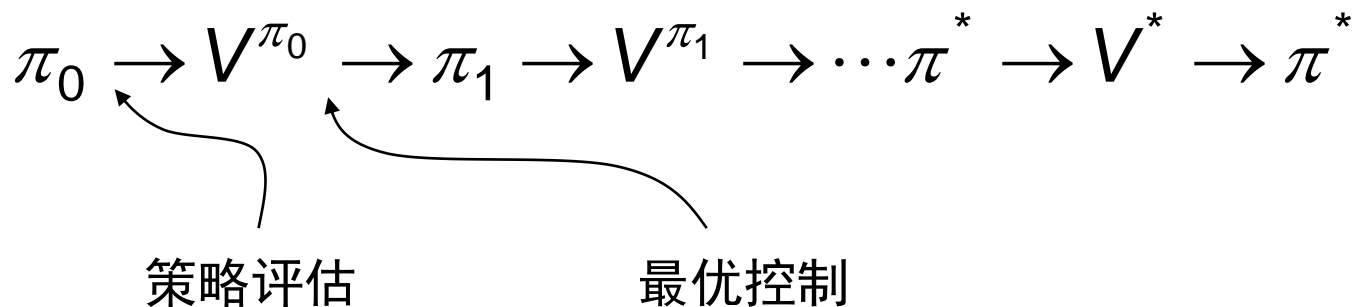
1. 线性规划

2. 值迭代方法

$$V^{i+1}(s) \leftarrow \max_a \{R(s,a) + \gamma \sum_{s'} \delta(s,a,s') V^i(s')\}$$

3. 策略迭代方法

$$\pi_i(s) = \arg \max_a \{Q^{\pi_{i-1}}(s,a)\}$$



大 纲

起源

MDP模型

动态规划

强化学习

其他议题

监督学习 VS 强化学习

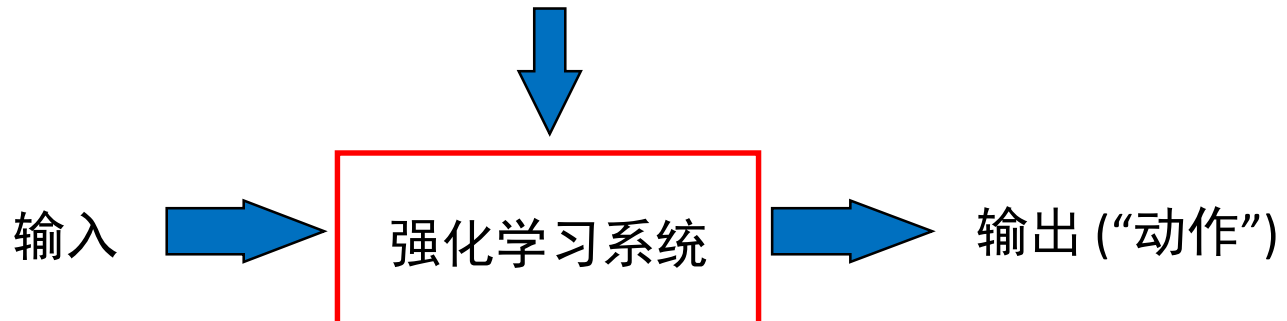
□ 监督学习

- ✓ (正/反例)在样本上的分布是确定的

□ 强化学习

- ✓ (状态/奖赏)的分布是策略依赖的(policy dependent!!!)
- ✓ 策略上小的变化都会导致返回值的巨大改变

训练信息 = 对动作的评估(“奖赏” / “惩罚”)



强化学习要素

□ 策略

- ✓ 选择动作的(确定/不确定)规则

□ 奖赏/返回

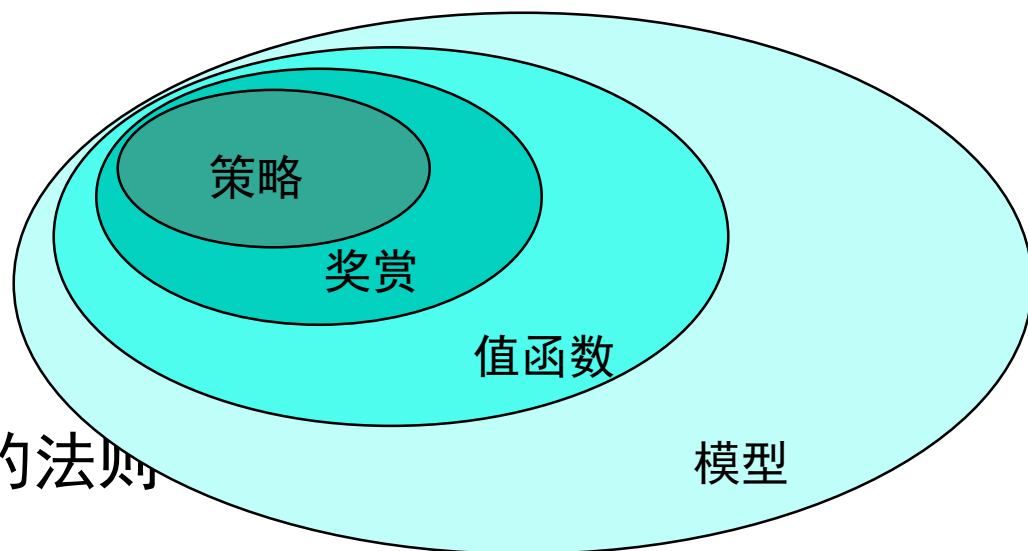
- ✓ 学习系统试图最大化的函数

□ 值函数

- ✓ 评估策略好坏的函数

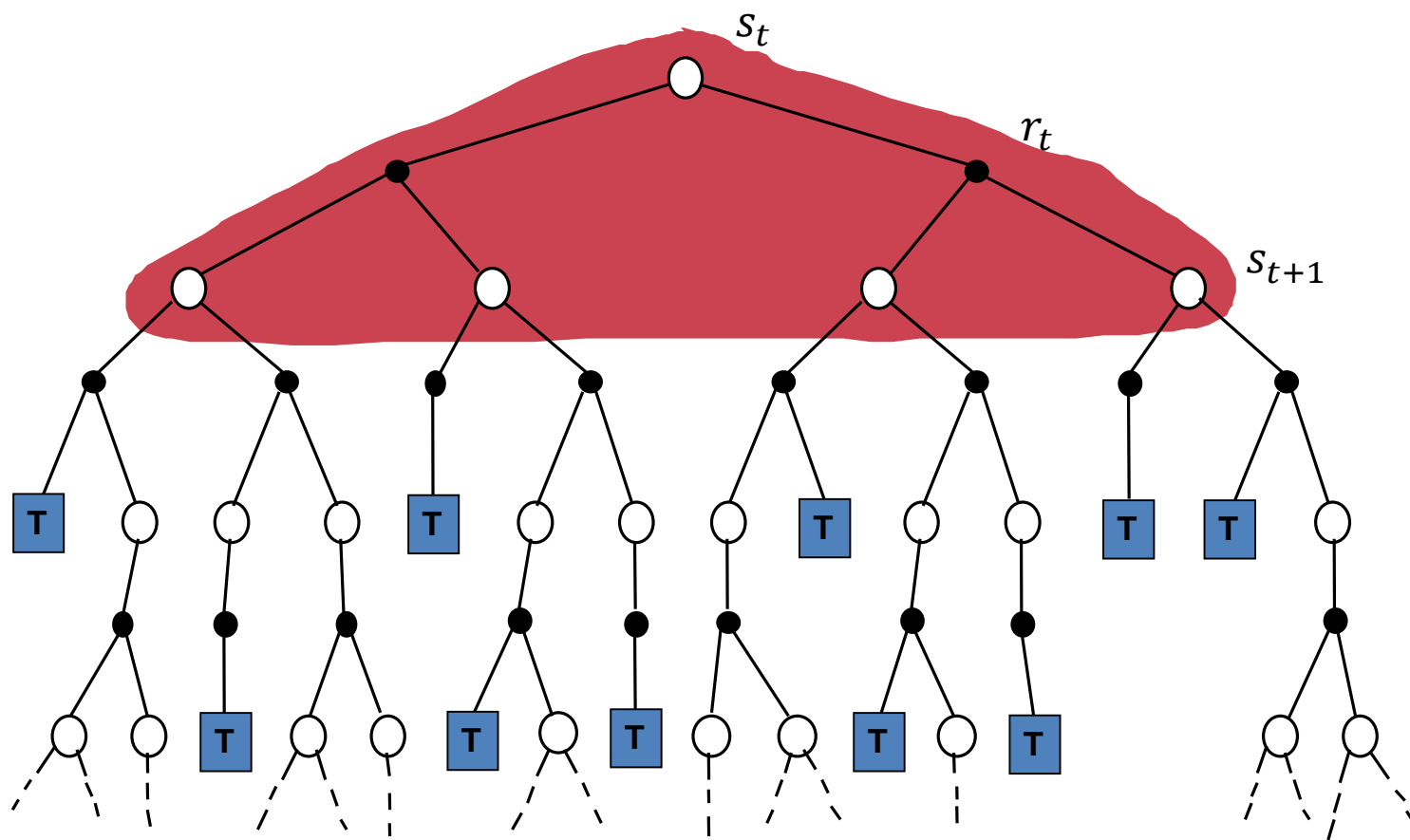
□ 模型

- ✓ 环境(问题)演变遵循的法则



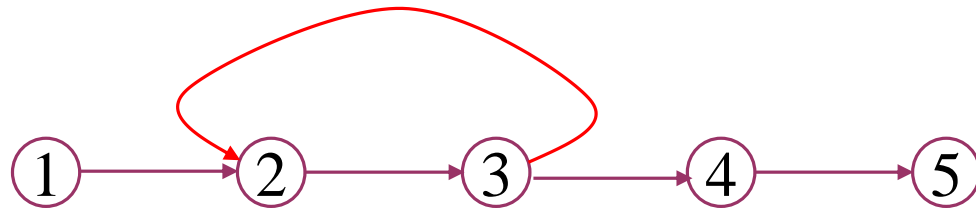
动态规划方法

$$V(s_t) \leftarrow E_{\pi} \{r_t + \gamma V(s_{t+1})\}$$



Monte Carlo策略评价

- ❑ 目标：学习 $V^\pi(s)$;
- ❑ 给定：在访问状态 s ，采用策略 π ，获得的若干经验；
- ❑ 思路：在访问状态 s 后，对所获得的返回，进行平均。



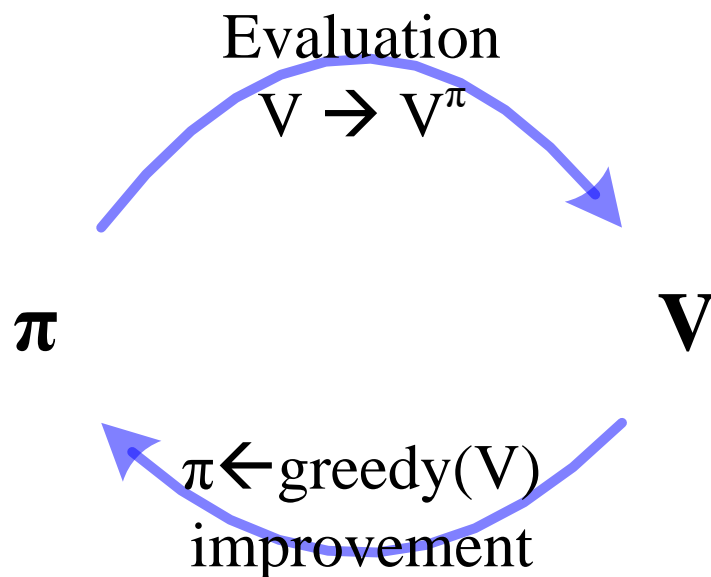
❑ Every-Visit MC:

- ✓ 在一次经验中，对每次访问到的 s 都进行平均

❑ First-visit MC

- ✓ 在一次经验中，只对首次访问到的 s 进行平均

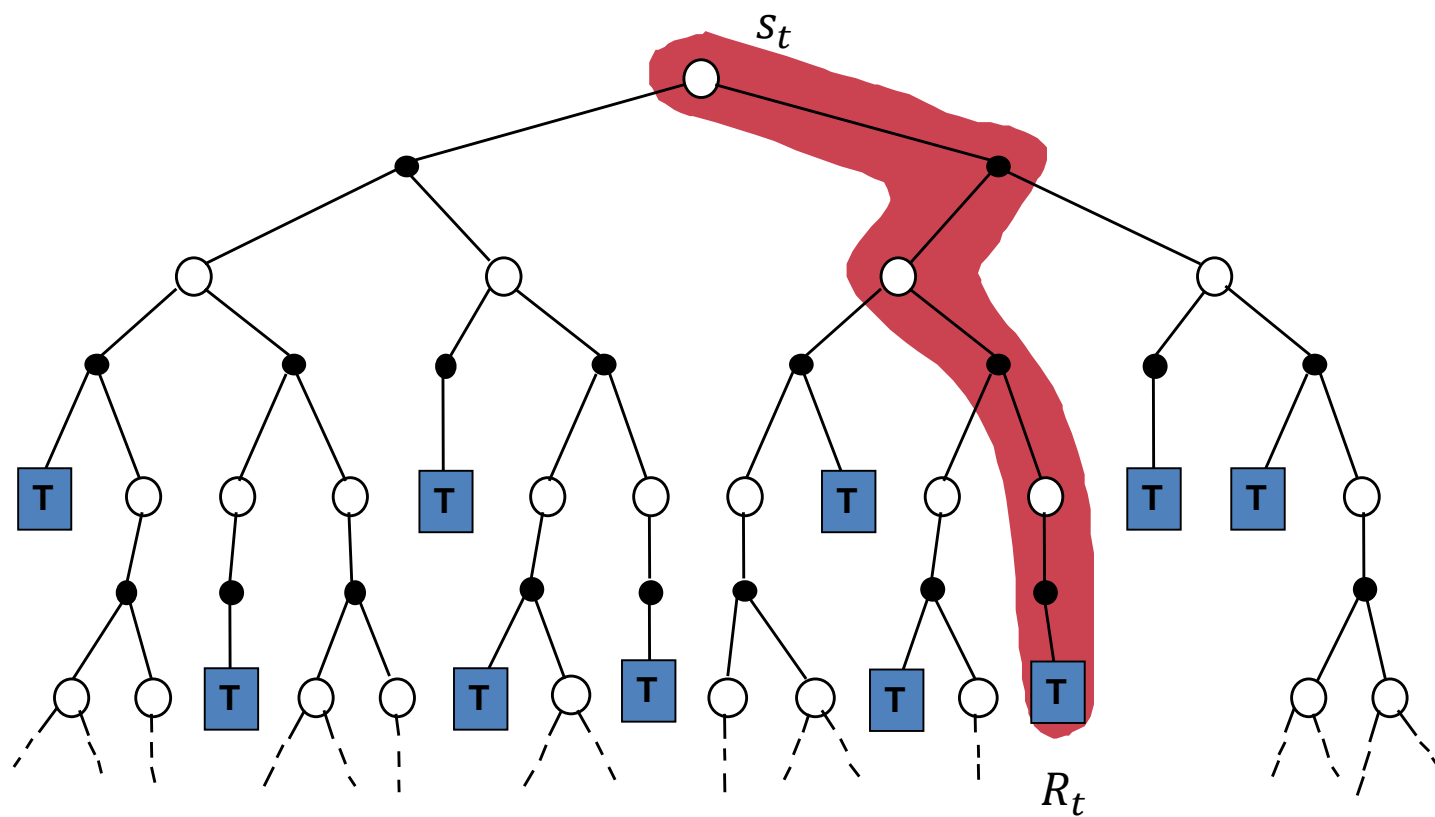
Monte Carlo最优控制



- **MC策略迭代：** 使用MC方法对策略进行评估，计算值函数；
- **MC策略修正：** 根据值函数(或者状态-动作对值函数)，采用贪心策略进行策略修正；

Monte Carlo方法

$$V(s_t) \leftarrow V(s_t) + \alpha[R_t - V(s_t)]$$



时差学习

□ Every-Visit MC:

$$\checkmark V(s_t) = V(s_t) + \alpha [R_t - V(s_t)]$$



✓ 目标：在经过若干次平均后，得到真实的返回值

□ 最简单的时间差分方法(Temporal Difference)

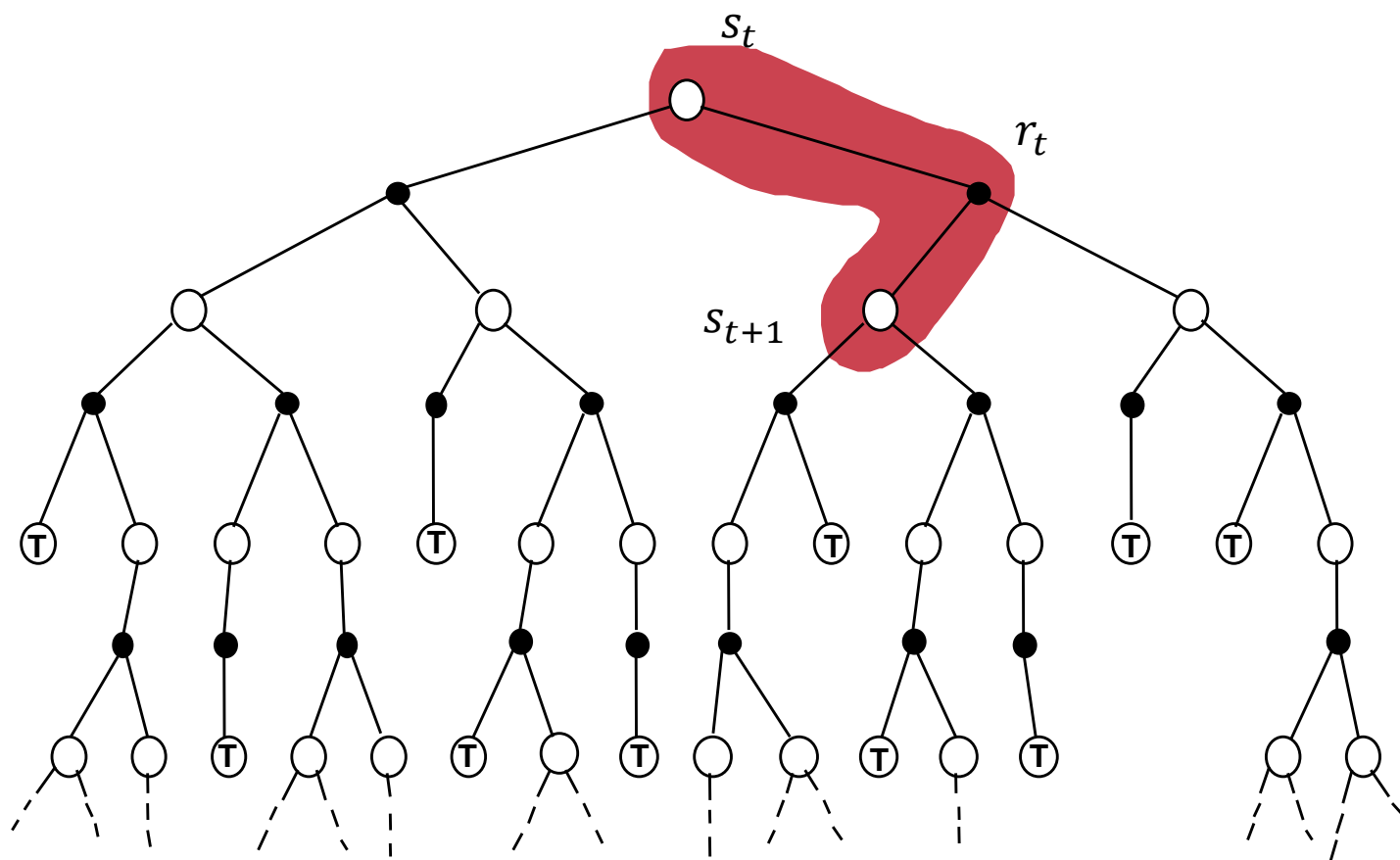
$$\checkmark V(s_t) = V(s_t) + \alpha [r_t + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)]$$



✓ 目标：在每一次经验后，都对返回值进行估计

时差方法

$$V(s_t) \leftarrow V(s_t) + \alpha[r_t + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)]$$



Bootstraps和Sampling

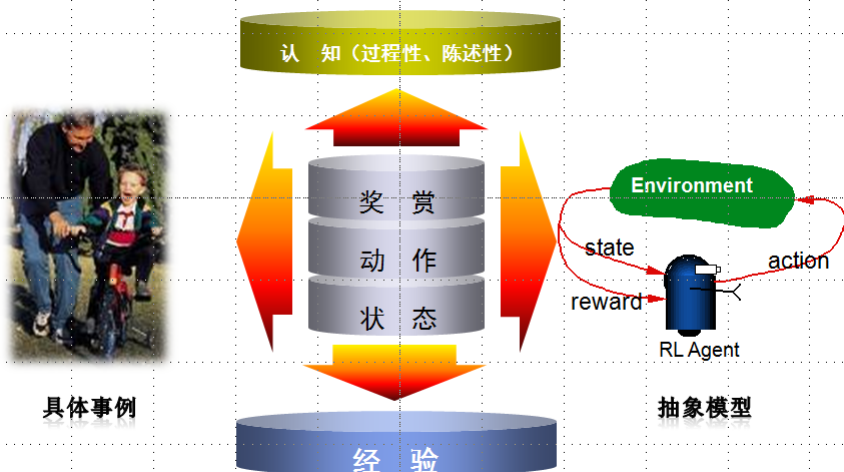
□ Bootstraps

- ✓ 通过一个估计值进行更新
- ✓ 动态规划/时差学习中采用
- ✓ 蒙特卡罗方法不采用

□ 采样

- ✓ 不通过估计值进行更新，而根据经验进行更新
- ✓ 蒙特卡罗方法/时差学习中采用
- ✓ 动态规划中不采用

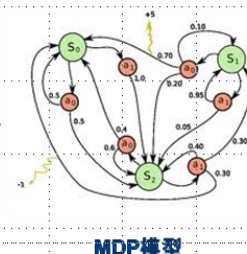
强化学习算法



如何得到MDP模型？

如何选择最优动作?

如何计算状态-动作值函数?



算法构造思路

- ✓ 根据先验得到初始认知(值函数)
- ✓ 根据认知选择动作(伴随一定的随机性)
- ✓ 获得经验
- ✓ 根据反馈, 修改认知
- ✓ 根据延迟的反馈, 回退修改历史认知

离策略 VS. 在策略

离策略(off-policy)和在策略(on-policy)

□ Q-学习算法

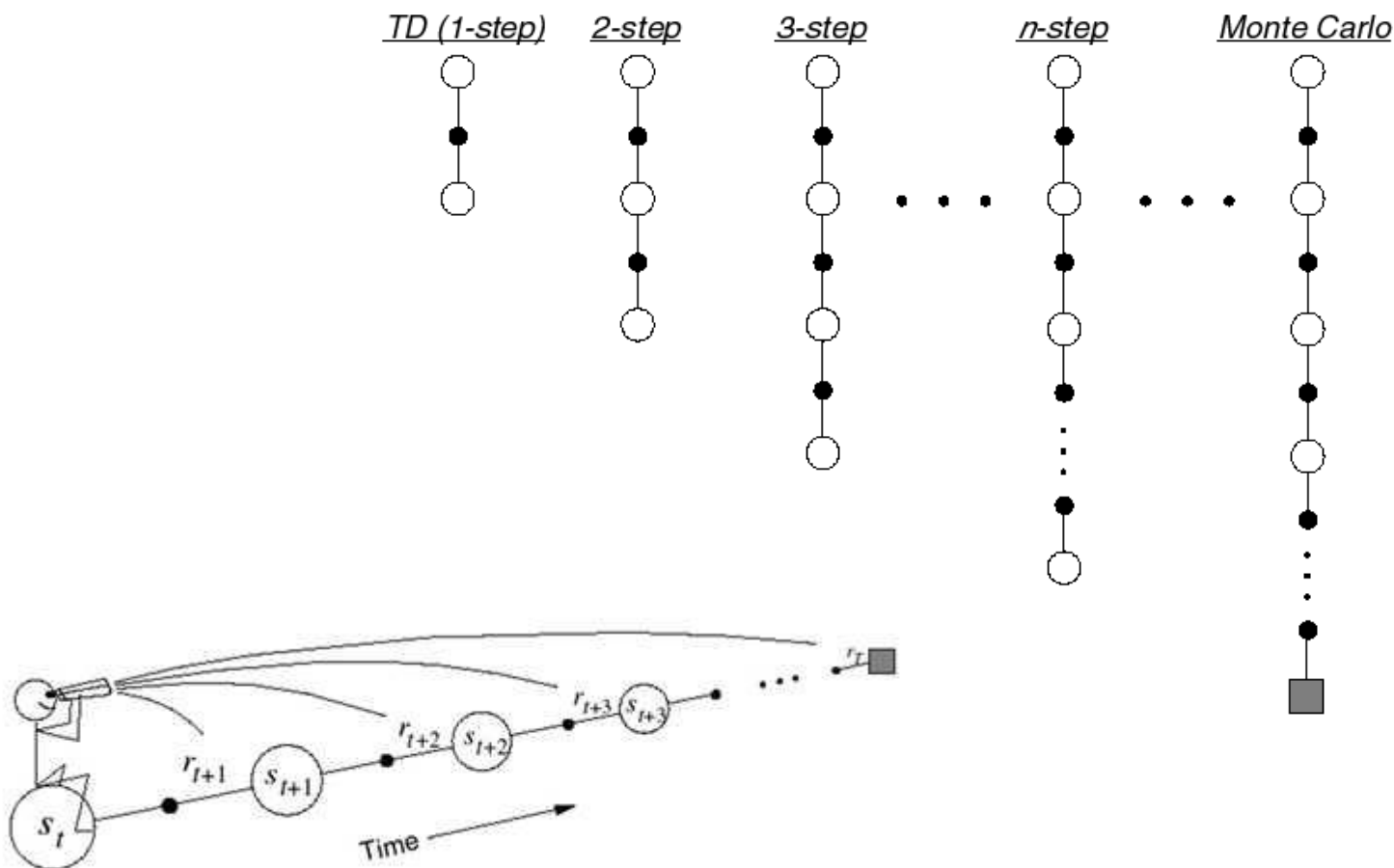
$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \mu \left(r + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a) \right)$$

□ SARSA算法

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \mu \left(r + \gamma Q(s', a') - Q(s, a) \right)$$

N步TD预测

□ 思路：当做TD回退时，可以看到“更远的未来”；



N步TD预测

□ Every-Visit MC:

✓ $V(s_t) = V(s_t) + \alpha[R_t - V(s_t)]$

✓ $R_t = r_t + \gamma r_{t+1} + \gamma^2 r_{t+2} + \cdots + \gamma^T r_{t+T}$

□ TD(0)

✓ $V(s_t) = V(s_t) + \alpha[r_t + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)]$

□ TD(n)

↑
 \widehat{R}_t

✓ 2步: $R_t^{(2)} = r_t + \gamma r_{t+1} + \gamma^2 V(s_{t+2})$

✓ N步: $R_t^{(n)} = r_t + \gamma r_{t+1} + \gamma^2 r_{t+2} + \cdots + \gamma^{n-1} r_{t+n-1} + \gamma^n V(s_{t+n})$

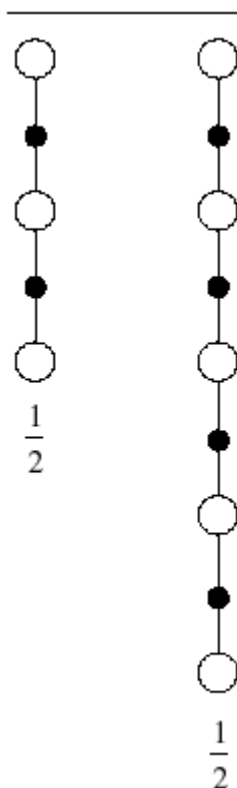
N步回退学习

□ N步回退

$$\checkmark \Delta V(s_t) = \alpha \left[R^{(n)}_t - V(s_t) \right]$$

$$\checkmark R^{avg}_t = \frac{1}{2} R^{(n)}_2 + \frac{1}{2} R^{(n)}_4$$

两次多步回退的平均

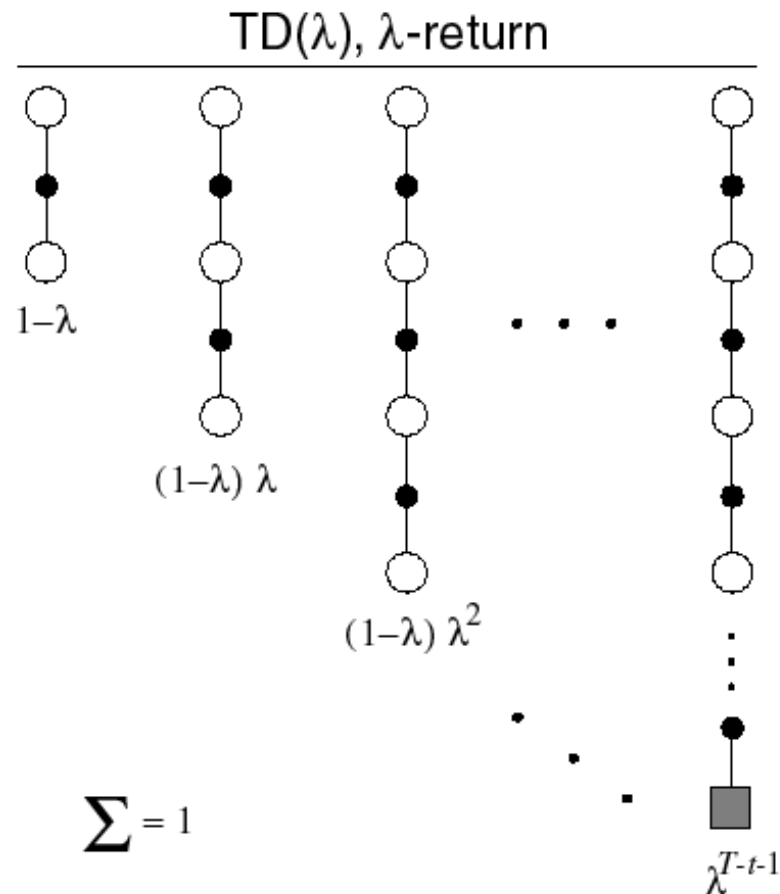
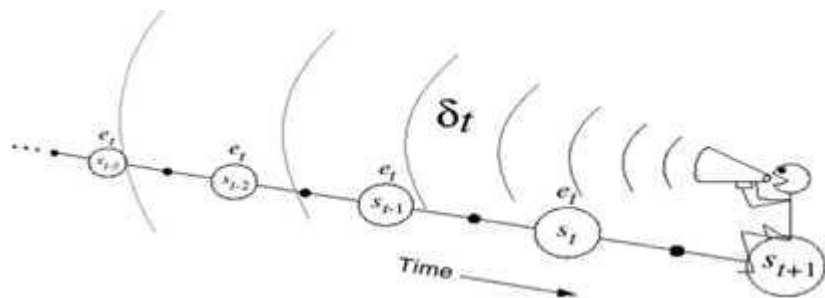


N步回退学习

□ λ -返回

$$\checkmark R_t^\lambda = (1 - \lambda) \sum_{n=1}^{\infty} \lambda^{n-1} R^{(n)}_t$$

$$\checkmark \Delta V(s_t) = \alpha [R_t^{(\lambda)} - V(s_t)]$$



TD(λ)算法

1. 初始化 $V(s)$, $e(s)=0$
2. 对每一个episode, 重复

初始化 s

对episode中的每一步

根据 ϵ -贪心策略选择动作 a

执行动作 a , 获得 r 和 s'

$$\Delta \leftarrow r + \gamma V(s') - V(s)$$

$$e(s) \leftarrow e(s) + 1$$

对于所有 s

$$V(s) \leftarrow V(s) + \alpha \Delta e(s)$$

$$e(s) \leftarrow \gamma \lambda e(s)$$

$$s \leftarrow s'$$

直到 s 为终止状态

大 纲

起源

MDP模型

动态规划

强化学习

其他议题

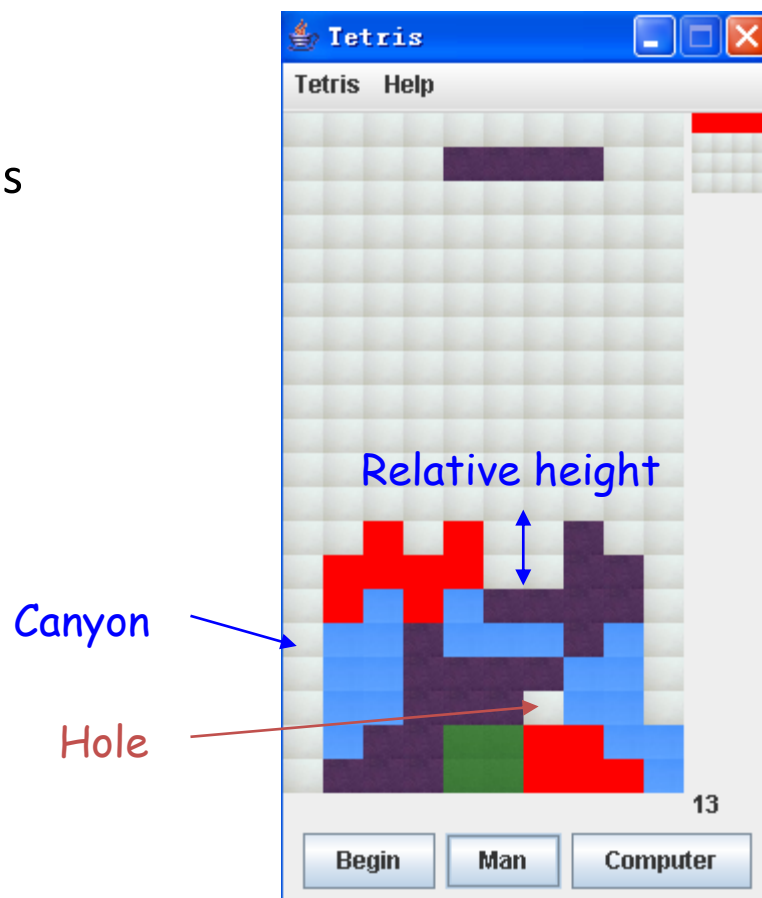
关系强化学习

□ 属性

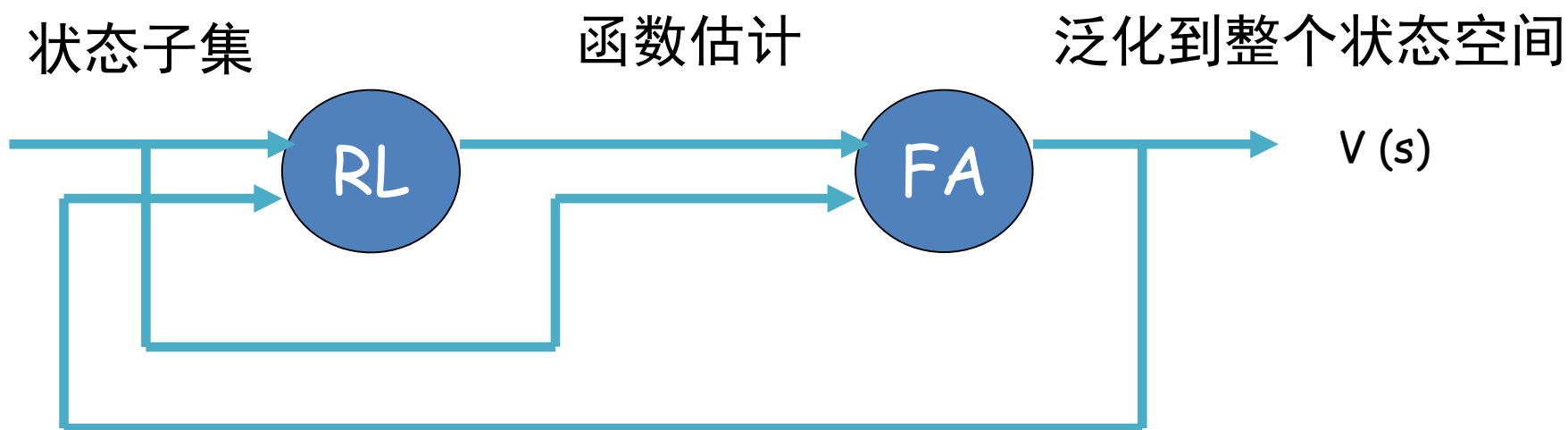
- Height of wall (max, avg, min)
- Number of Holes
- Height difference adjacent cols
- Canyon (width, height)
- ...

□ 宏动作

- Fits
- Increases height, ...
- Number of deleted lines
- ...

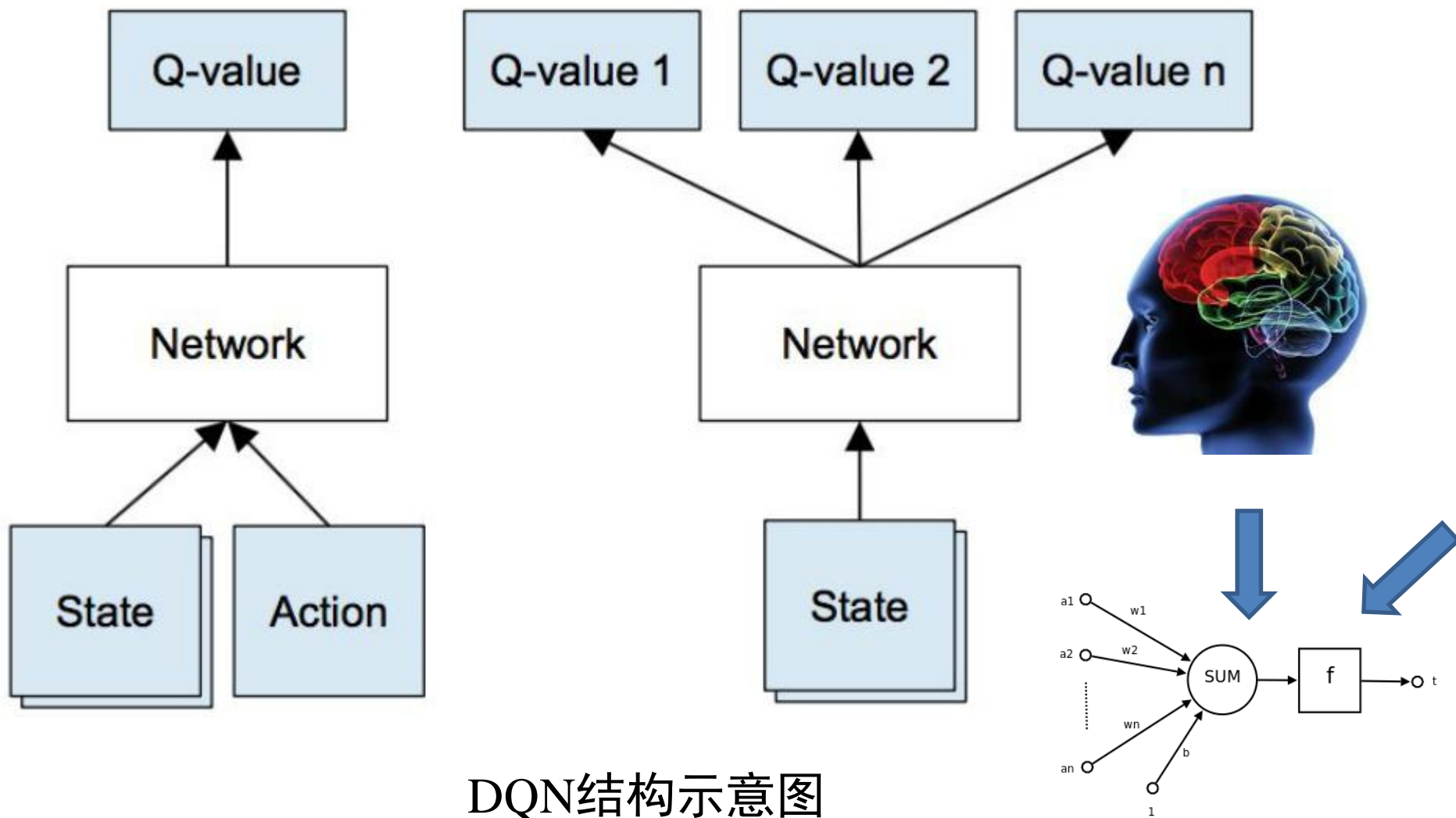


强化学习中的值函数估计

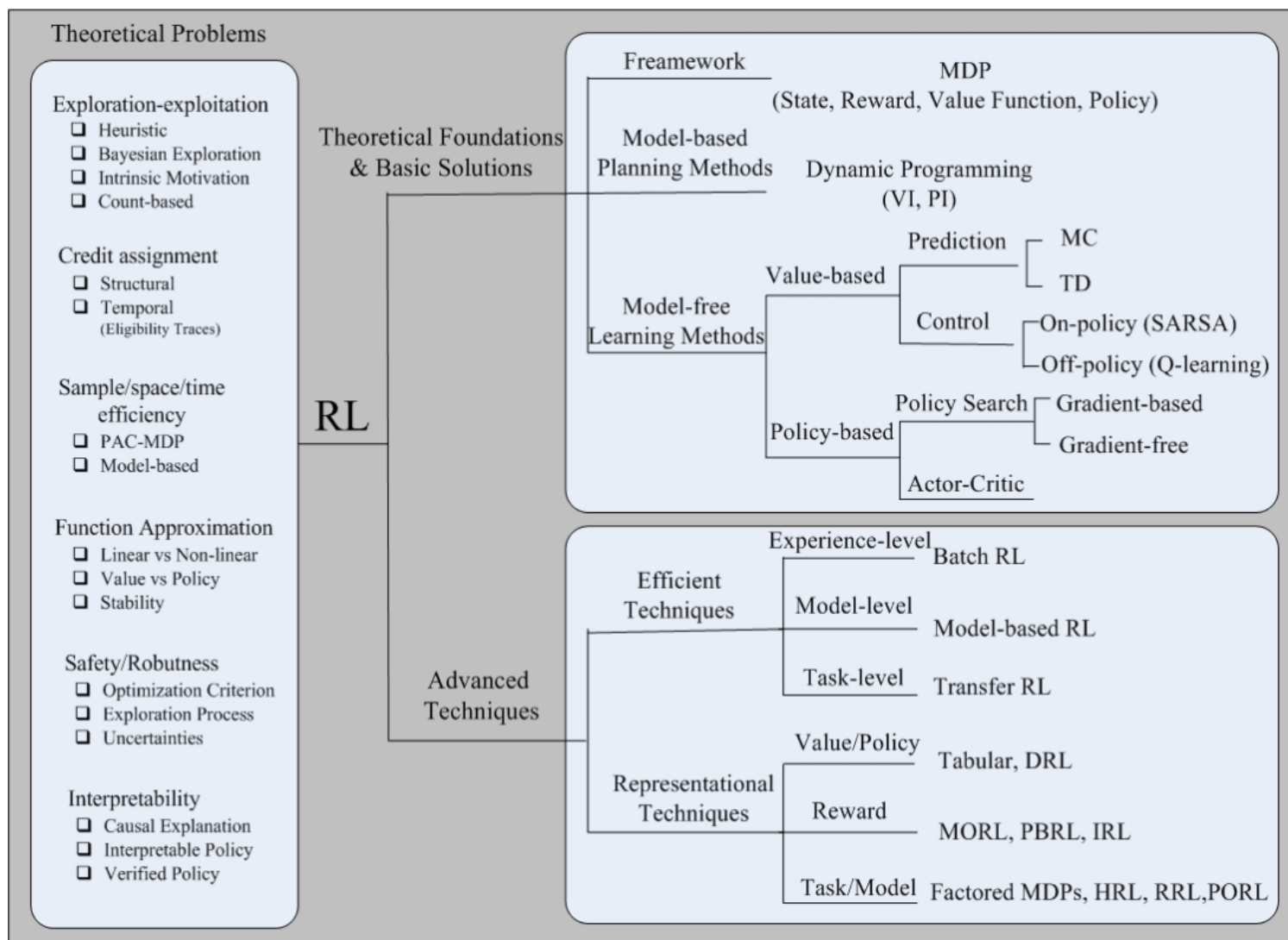


$$V_0, M(V_0), \Gamma(M(V_0)), M(\Gamma(M(V_0))), \Gamma(M(\Gamma(M(V_0)))) , \dots$$

深度强化学习



强化学习总结



思考和讨论

1. 学习Q, SARSA, TD算法
2. 回报函数和值函数
3. 动态规划和蒙特卡罗采样的区别
4. 学习DQN

谢谢！