

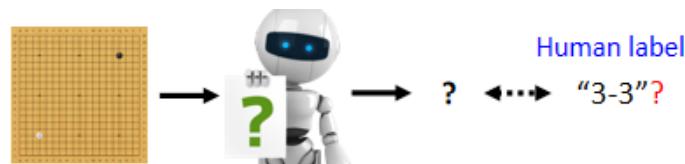
Reinforcement Learning

1. 什么是RL?

应用场景：

- 给机器一个输入，但我们不知道最佳输出为何
- 收集有标注的资料有难度

例如叫机器学习下围棋，最好的下一步可能人类根本不知道。在不知道正确答案是什么的情况下，就可以使用RL

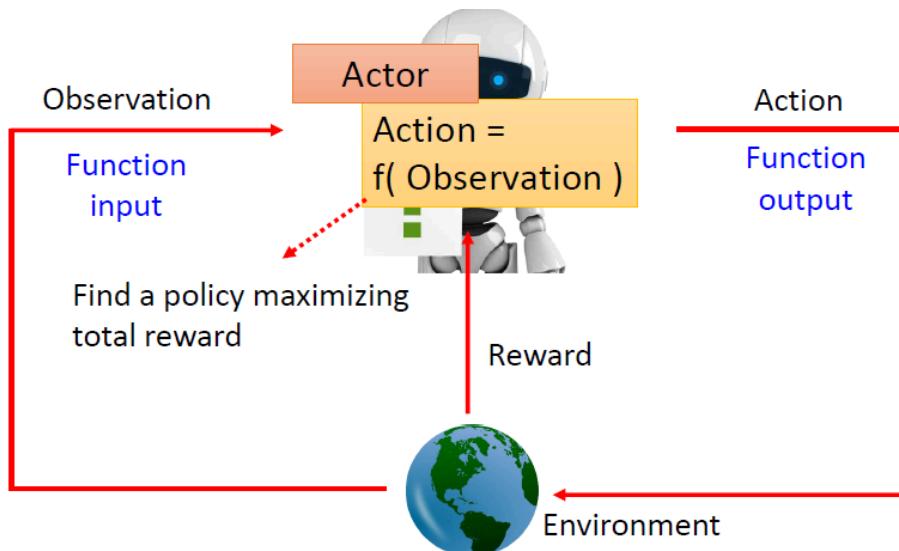


It is challenging to label data in some tasks.

..... machine can know the results are good or not.

1.1 Actor

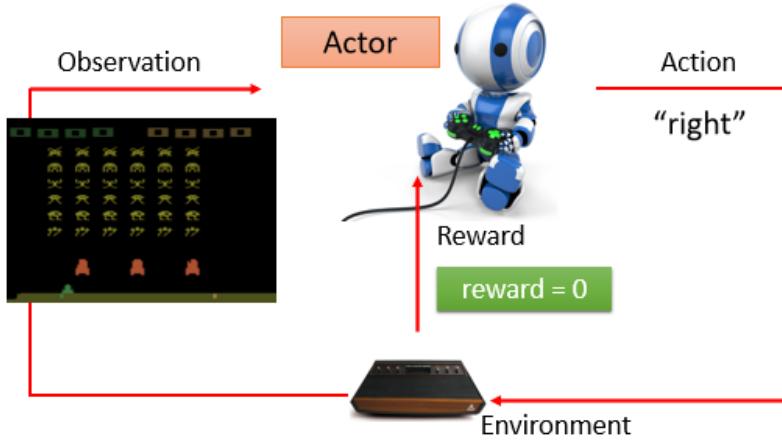
Reinforcement Learning 中有Actor及Environment，Actor 跟Environment 会进行互动。Actor 就是RL中要找的function，输入为observation，输出为action，function 的目标是最大化从environment 得的reward总和



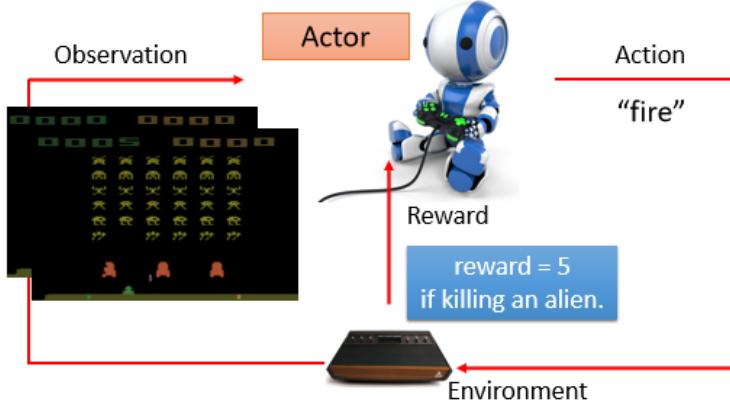
actor 以environment 提供的**observation** 作为输入，而actor 收到observation 后，会输出**action**影响environment，environment 受到action 的影响产生新的**observation**，

environment 会不断地给actor 一些reward, 告诉采取的action好不好

Example 1: Space Invader



Find an actor maximizing expected reward.

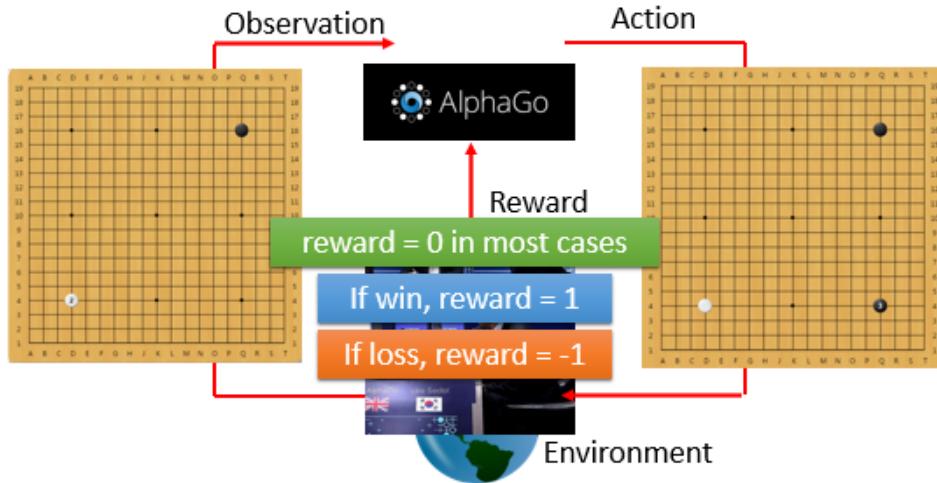


- actor: 摆杆操控者
- environment: 游戏主机
- observation: 游戏画面
- action: 母舰向左、向右及开火
- reward: 获得的分数

要找一个actor (function), 可以使得到的reward 的总和最大

Example 2: 围棋

Find an actor maximizing expected reward.



- actor : AlphaGo
- environment: 人类对手
- observation: 棋盘
- action: 在 19×19 棋盘上的落子
- reward: 整局结束以后, 赢得1分, 输得0分。过程中不会得到reward

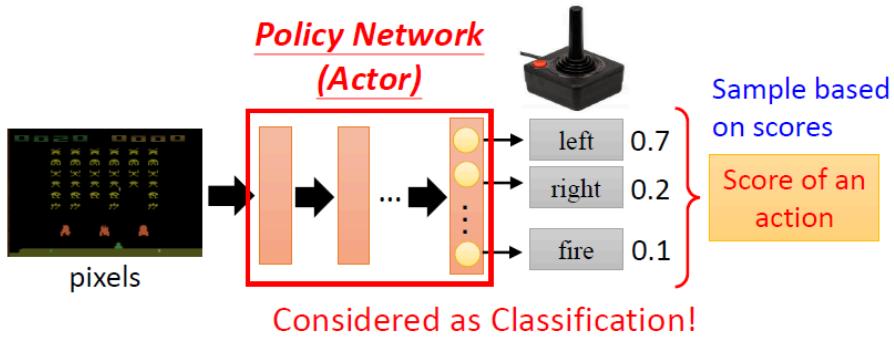
要找一个actor (function), 可以使得到的reward 的总和最大

1.2 训练三步骤

Step 1: Function with Unknown

actor 就是一个network, 称为**Policy Network**

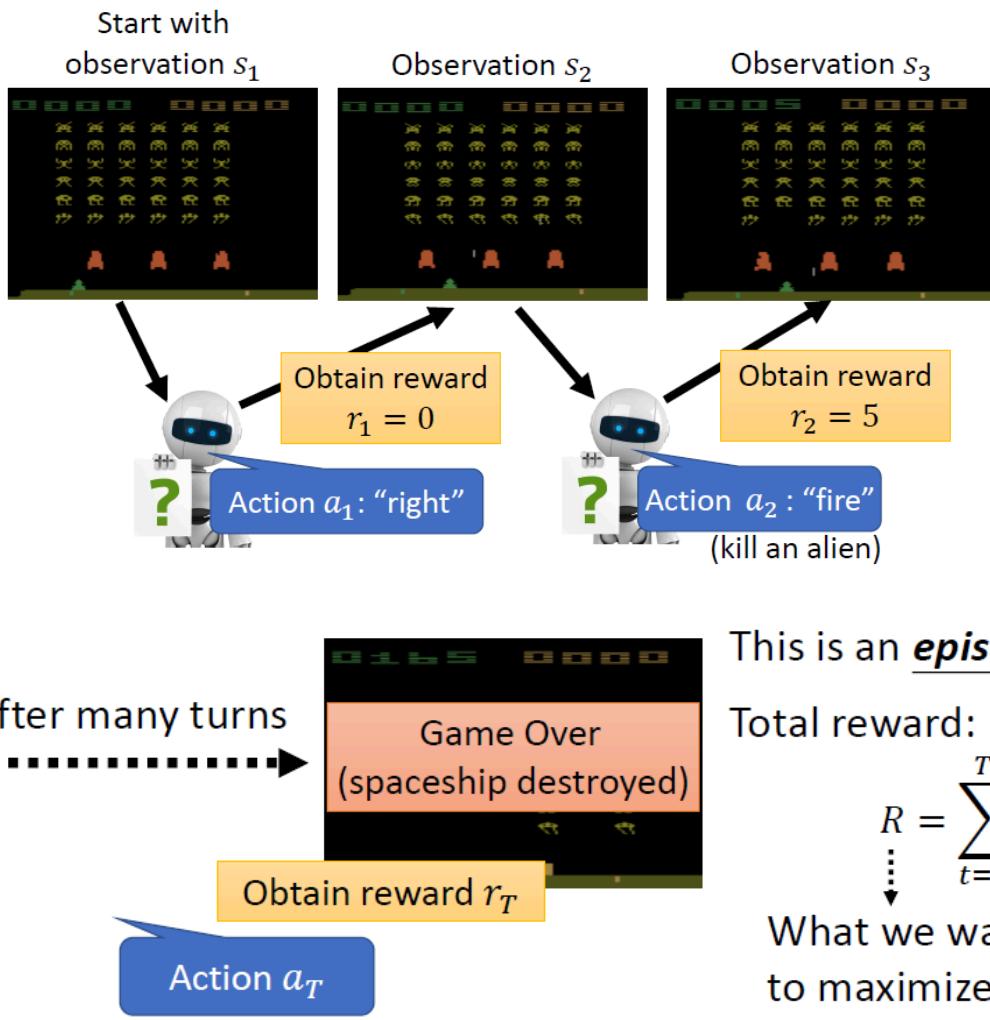
Step 1: Function with Unknown



- Input of neural network: the observation of machine represented as a vector or a matrix
 - Output neural network : each action corresponds to a neuron in output layer
-
- 架构: FC、CNN、Transformer、.....
 - 输入: 游戏的画面pixels
 - 输出: 每个可采取行为的分数 (向左0.7分、向右0.2分、开火0.1分, 相加为1)

把输出的分数当做概率, 依照这些概率sample出一个action

Step 2: Define "Loss"



一整局游戏称为一个 **episode**, 游戏中每个行为都可能得到 reward, 把所有的 reward 相加得到整场游戏的 **total reward**, 又称为 **return**

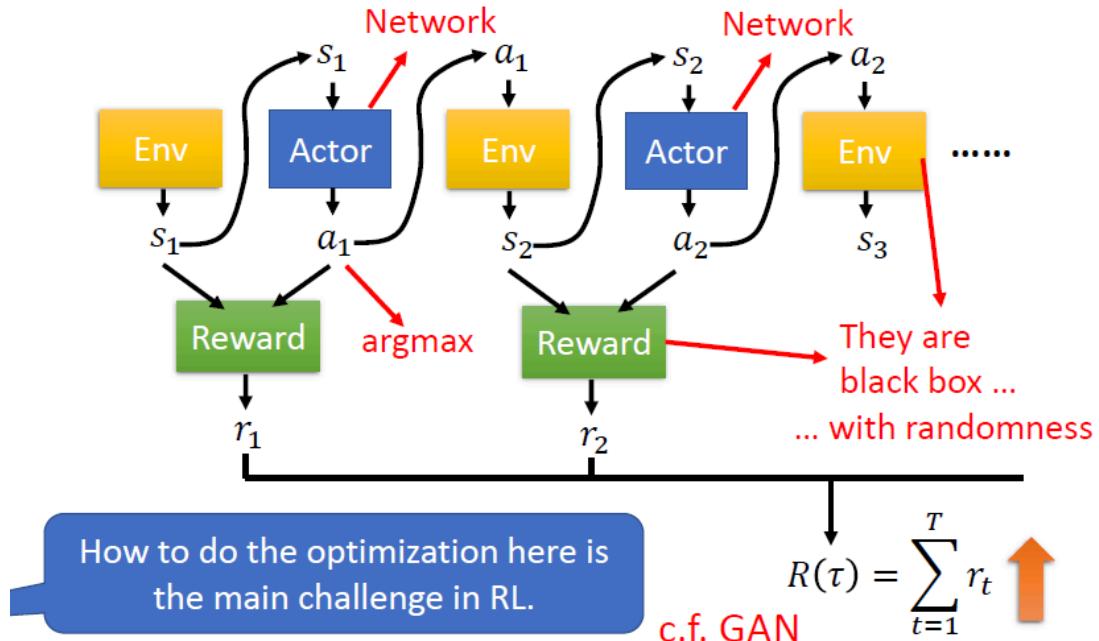
- **Reward**: 每个行为得到的反馈
- **Return**: 整场游戏得到的 reward 之和, 目标是最大化 return, 所以 loss 即为 $-R$

Step 3: Optimization

对环境的 observation s_1 , 会变成 actor 的输入, actor 依此输出 action a_1 , a_1 又作为环境的输入, 根据 a_1 输出 s_2 , 以此类推, 直至满足游戏终止条件

Step 3: Optimization

Trajectory
 $\tau = \{s_1, a_1, s_2, a_2, \dots\}$



ss跟aa所形成的sequence{ s1,a1,s2,a2,... }称作Trajectory，以 τ 表示

定义reward function 会考虑action 和observation 两者，把所有的r相加得到RR，即是要去最大化的对象

目标：

找到actor 的一组参数，使得 $R(\tau)$ 越大越好

问题：

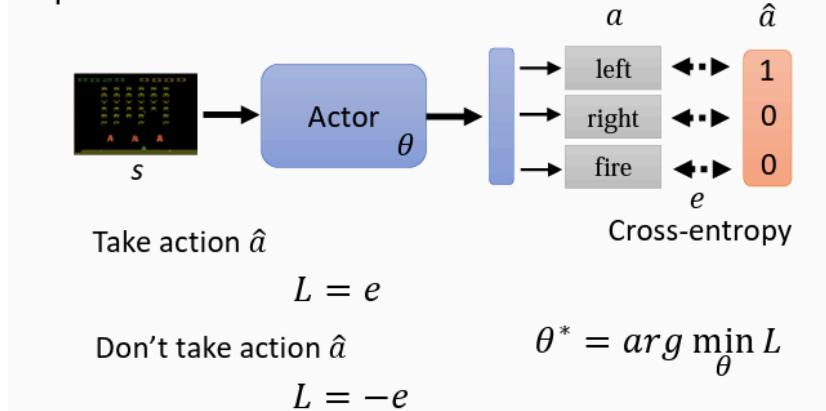
1. **actor 具有随机性：**由于action 是sample 产生的，给定相同的s，产生的a可能不一样
2. **environment 和reward 是黑盒子：** environment和reward 都不是network，也都具有随机性

总之，还是可以把RL看成三个阶段，只是在optimization时，如何最小化loss（最大化return）跟之前学到的方法是不太一样的

2. Optimization: Policy Gradient

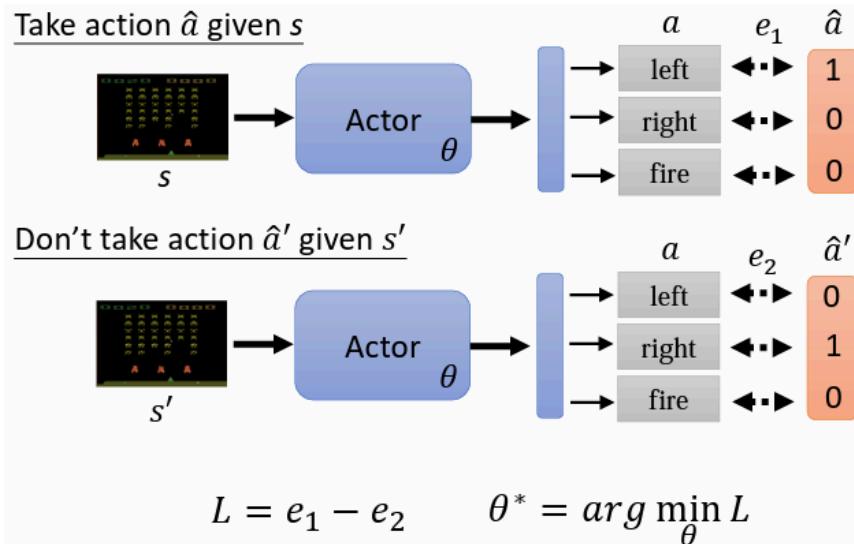
2.1 如何控制Actor

- Make it take (or don't take) a specific action \hat{a} given specific observation s .



- 若希望actor在看到某个s时采取某一action，只需将其看做一般的分类问题即可，为其设定 ground truth a^a , loss e 采用cross-entropy
- 若希望actor在看到某个ss时不采取某一action，只需将cross-entropy乘一个负号，最小化 L 等同于最大化 e ，以使actor的action离label更远

综合以上两种情况，可将L定义为 $e_1 - e_2$ ，找到一组参数最小化 e_1 ，同时最大化 e_2 ，即可最小化 loss L

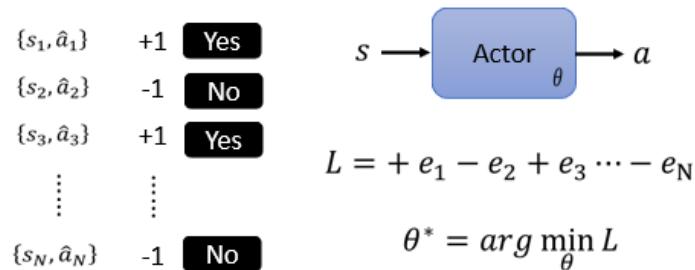


2.2 收集训练资料

方法：

1. 为每个行为标注为"好"或"不好" (+1、 -1)

Training Data

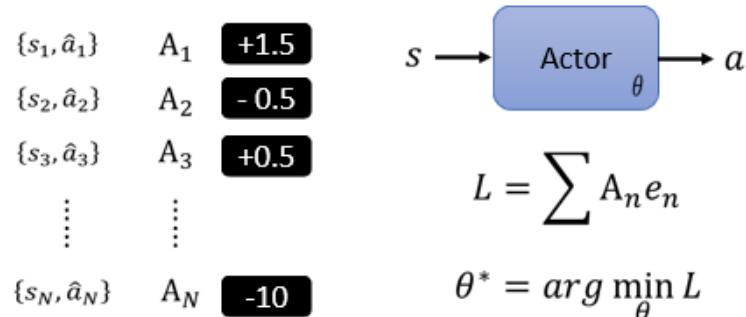


- 收集一堆某一observation 下应该采取或不采取某一action 的资料

| 定义loss: $L = +e_1 - e_2 + e_3 - \dots - e_N$

- 每个行为给定一个分数An

Training Data



系数不再是只有正负1

定义loss: $L = \sum A_n$

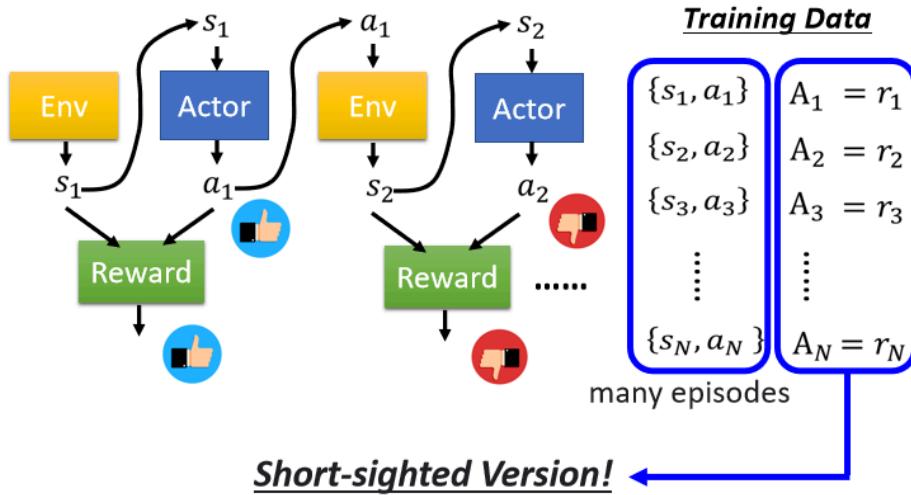
问题:

- 如何定义 A_i (by Version 0 ~ Version 4)
- 如何产生s与a的pair

2.3 如何定义Ai

版本	核心逻辑	优缺点分析
V0	动作后立刻拿到的 Reward	太短视。比如下围棋，吃掉对方一颗子（即时奖励）可能导致满盘皆输。
V1	动作后后面所有 Reward 的总和	考虑长远。但有个毛病：100步之前的动作和现在的得分可能没啥关系了。
V2	加上折扣因子 γ	逻辑更通顺。越远的奖励权重越低，就像“远水救不了近火”。
V3	减去一个基准值 b	防止盲目自信。如果所有动作都是正分，不减去平均值，机器就分不清哪个是“更好”，哪个是“普通好”。
V4	Actor-Critic (用预测减预测)	最精准。用当前的实际表现 $r_t + V(s_{t+1})$ 减去原本的预期 $V(s_t)$ 。这叫 Advantage （优势）。

Version 0 (不正确)



- 首先定义一个随机的actor，记录若干个episodes中actor与环境互动时，面对每一个observation产生的action a
- 对记录下来的每个action 计算reward
- 将reward作为A用于定义loss

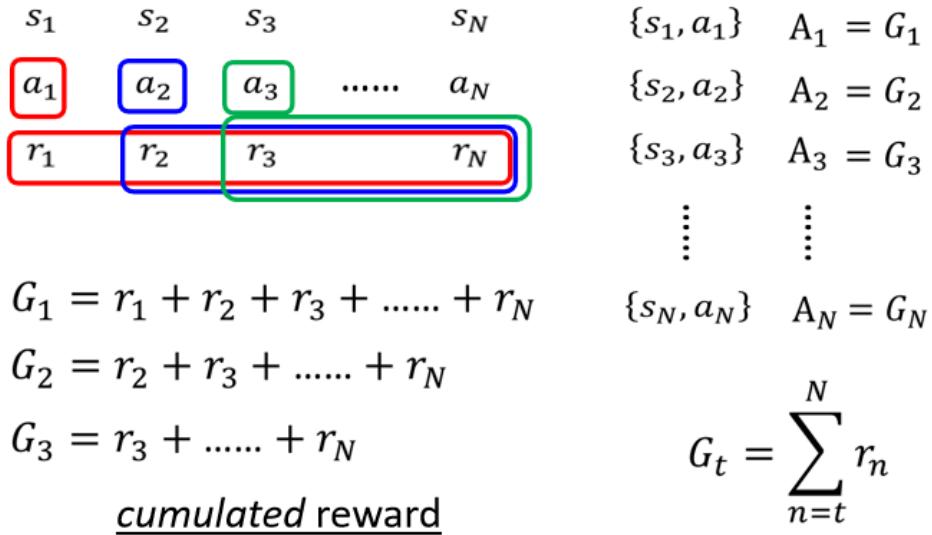
问题：

- 短视近利，没有长程规划的概念
 - 使用Version 0，只要采取向左跟向右，得到的reward会是0；只有开火时得到的reward是正的，导致机器会学到只有疯狂开火才是对的，会一直倾向于射击
- 每一个行为并不是独立的，每一个行为都会影响到接下来发生的事情
- Reward Delay**: 需要牺牲短期的利益，以换取更长程的目标

Version 1 (Cumulated Reward)

Version 1 中，at有多好，不仅取决于 r_t ，也取决于at之后所有的reward，也就是把at当下及之后的所有action得到的reward 通通加起来，得到 G_t (**cumulated reward**)

Training Data



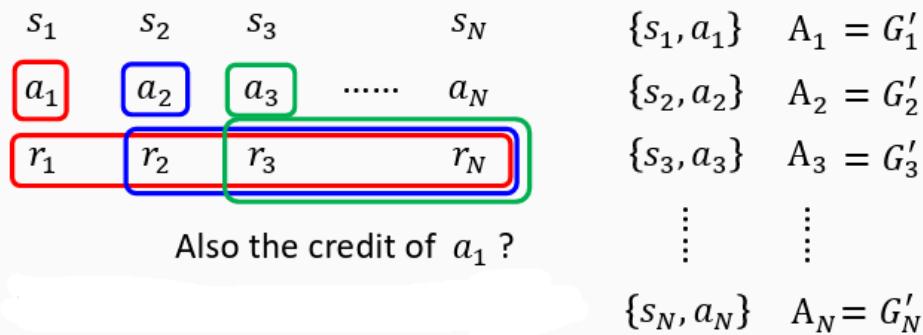
问题：

- 假设游戏非常长，把rN归功于a1也不合适

Version 2 (Discounted Cumulated Reward)

改良Version 1的问题，新增**discount factor** γ ($\gamma < 1$)，离at比较近的reward 给予较大的权重，较远的reward给予较小的权重，使较远的reward影响较小

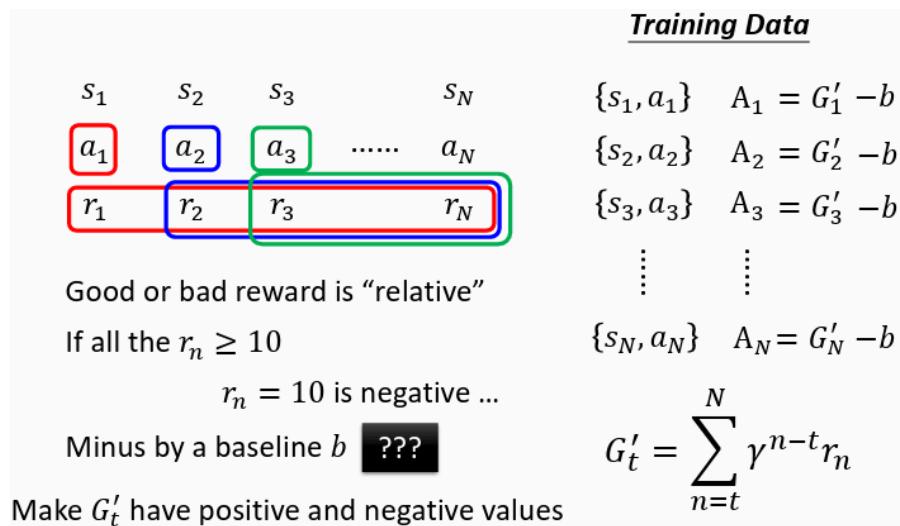
Training Data



Version 3 (标准化: -b)

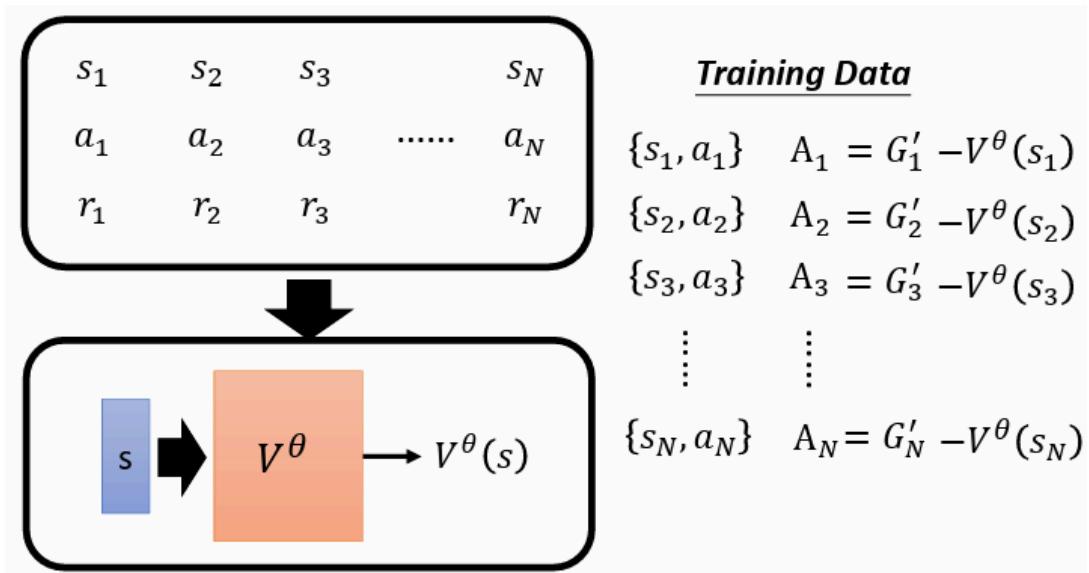
假设某一游戏得到的reward永远都是正的，只是有大有小不同，因此每个G都会是正的，就算某些行为是不好的，还是会鼓励机器采取某些行为，所以需要做标准化，改良Version 2，把所有G'

减一个baseline b

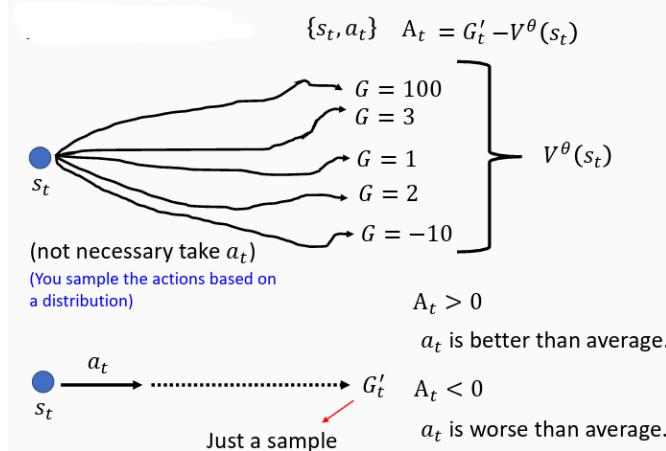


Version 3.5 (b = value function)

训练一个**critic**, 给一个observationss, 输出 $V^\theta(s)$, 让Version3的b= $V^\theta(s)$



解释:



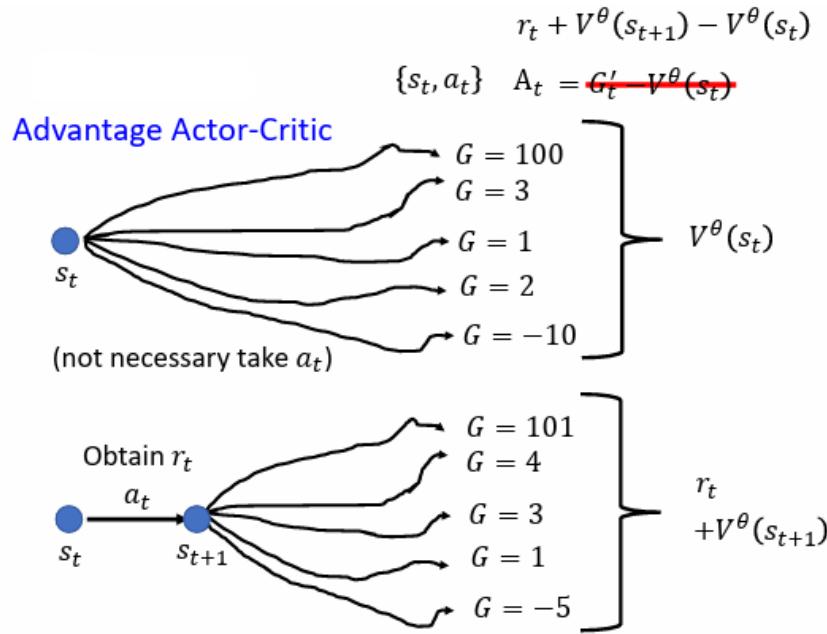
- $V^\theta(st)$ 可以视为在 observation st 下, actor 采取各种可能的 action 后得到的 G_t' 期望值
- G_t' 则是真正结束一个 episode 后, 得到的 discounted cumulated reward
- A_t 是对 actor 在 observation st 下, 采取 action a_t 的评价:
 - 若 $A_t > 0$, 表示 $G_t' > V^\theta(st)$, 意义为采取特定 action a_t 得到的 G_t' 比随机选择一个 action 的期望值 $V^\theta(st)$ 好, 所以给予正的评价 A_t
 - 若 $A_t < 0$, 表示 $G_t' < V^\theta(st)$, 意义为采取特定 action a_t 得到的 G_t' 比随机选择一个 action 的期望值 $V^\theta(st)$ 不好, 所以给予负的评价 A_t

问题:

- $A_t = G_t' - V^\theta(st)$ 表示用一次 sample 的结果减去所有的“平均”, 似乎不够准确

Version 4 (Advantage Actor-Critic)

在 observation s_t 下, 采取 action a_t 到 s_{t+1} , 考虑在 s_{t+1} 下采取各种 action a_{t+1} 的情况, 并求所有 G'_{t+1} 的平均值 (期望值)



因为value function 意义上可以代表各种action 的平均discounted cumulated reward

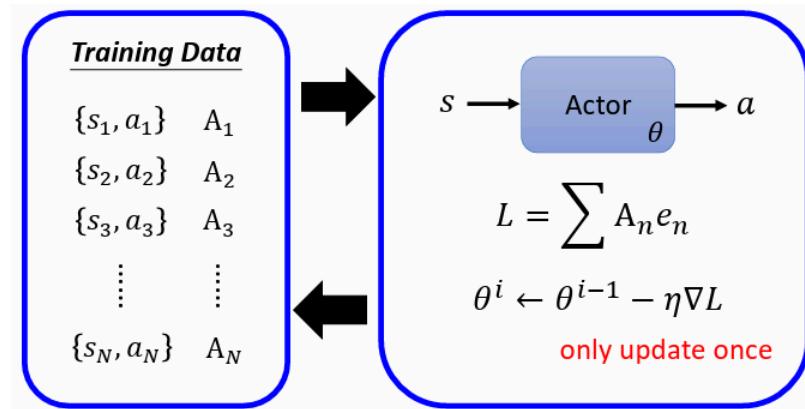
因此直接使用 $V^\theta(s_{t+1})$ 表示 s_{t+1} 下各种 a_{t+1} 得到的 G'_{t+1} 的平均值（期望值），所以将 G'_t 替换为 $r_t + V^\theta(S_{t+1})$

$$\Rightarrow A_t = r_t + V^\theta(S_{t+1})$$

2.4 训练过程

- Initialize actor network parameters θ^0
 - For training iteration $i = 1$ to T
 - Using actor θ^{i-1} to interact
 - Obtain data $\{s_1, a_1\}, \{s_2, a_2\}, \dots, \{s_N, a_N\}$
 - Compute A_1, A_2, \dots, A_N
 - Compute loss L
 - $\theta^i \leftarrow \theta^{i-1} - \eta \nabla L$
- Data collection is in the “for loop” of training iterations.*

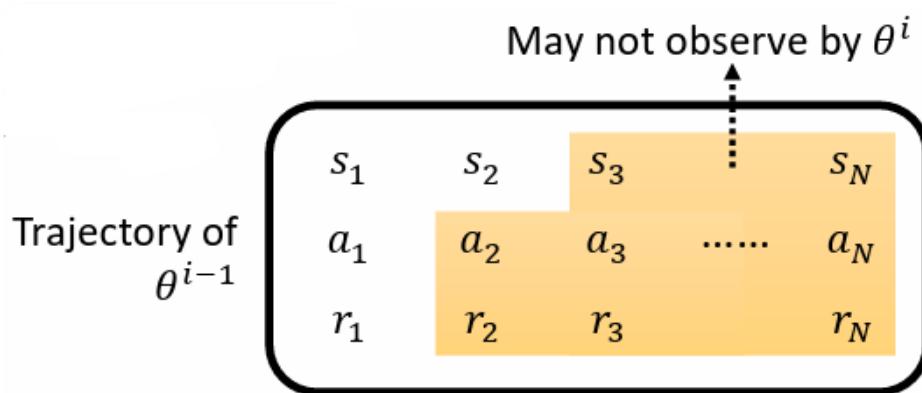
1. 随机初始化actor，参数为 θ
2. 迭代更新actor用参数为 θ^{i-1} 的actor 搜集资料，并以此资料计A，再计算loss L，做gradient descent 更新参数



Each time you update the model parameters, you need to collect the whole training set again.

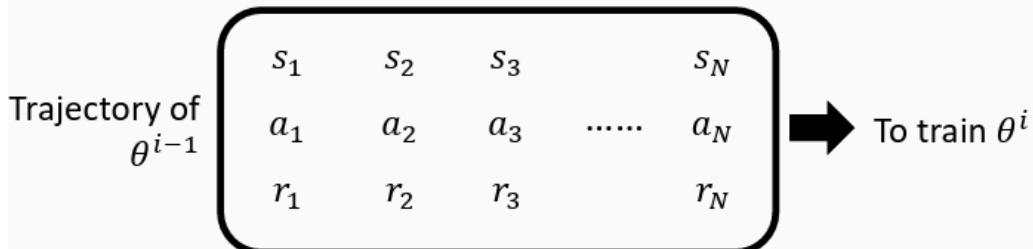
每次更新完一次参数以后，资料就要重新再收集一次，此举非常花时间。而这么做的目的是因为带 θ^{i-1} 参数的actor收集到的资料，不一定适合拿来做为更新 θ^i 的资料

带 θ^i 参数的actor与带 θ^{i-1} 参数的actor采取的action不会一样，因而参考过去的trajectory没有意义



2.4.1 On-policy vs Off-policy

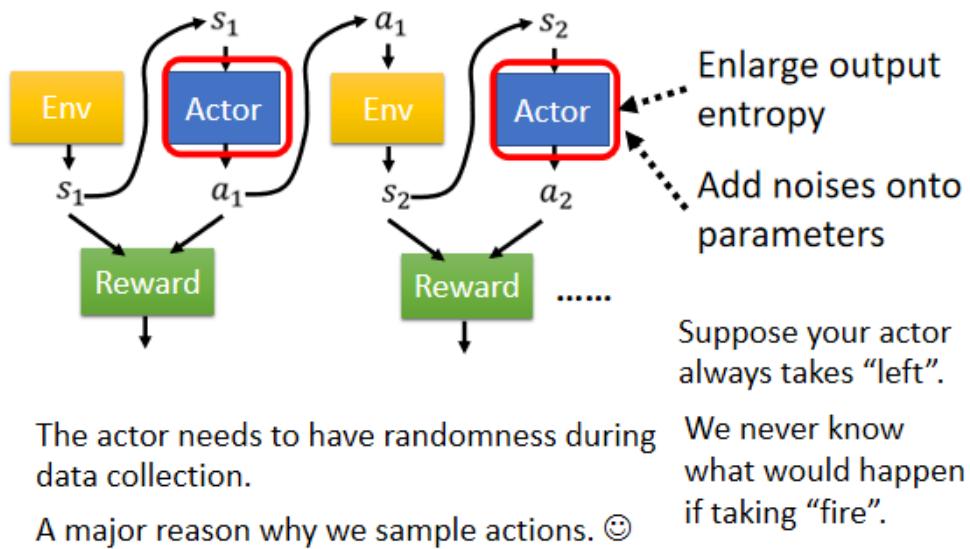
- The **actor to train** and the **actor for interacting** is the same. → On-policy
- Can the **actor to train** and the **actor for interacting** be different? → Off-policy



In this way, we do not have to collection data after each update.

- **On-policy Learning:** 训练的actor 跟与环境互动的actor 是同一个
- **Off-policy Learning:** 训练的actor 跟与环境互动的actor 是不同的, 好处是不用一直收集资料, 可以用一次收集到的资料, 更新多次actor **Proximal Policy Optimization (PPO)** 即是采用off-policy learning

2.4.2 Exploration (增加actor 做action 的随机性)



问题:

- actor 所采取的action 是sample 而来的, 因此actor 采取的action 具有随机性, 若一个 actor 采取行为的随机性不够, 则一个episode结束后, 所搜集到的资料中有些actions根本 没有被sample到, 会导致无从知道这些actions 的好坏

解决:

期望跟环境互动的actor 采取actions 的随机性要够大, 如此才能收集到比较丰富的资料因此在训练时, 可由以下方式解决:

1. 刻意加大actor输出的distribution的entropy (比较容易sample到机率较低的action)
2. 在actor 参数上加noise
3. ...

Exploration 是RL 训练过程中重要的技巧

3. Critic

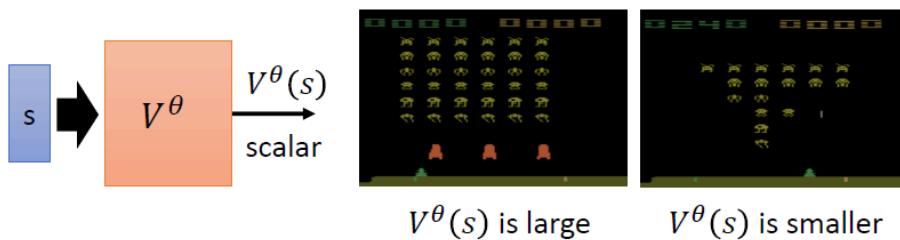
3.1 Value Function

有一actor参数为 θ , 当前的observation为 s , value function $V^\theta(s)$ 为基于参数为 θ 的actor 及 observation s , 所期望的discounted cumulated reward (期望值的概念)

Critic

The output values of a critic depend on the actor evaluated.

- A critic does not directly determine the action.
- Given an actor θ , it evaluates how good the actor is
- Value function $V^\theta(s)$
 - When using actor θ , the discounted *cumulated reward* expects to be obtained after seeing s



critic 做的事就是在只看到当前 s 而尚未完成这局游戏前, 就得到对参数为 θ 的actor的评价 $V^\theta(s)$

3.2 How to train critic

两种方法训练critic: Monte Carlo及Temporal-Difference

3.2.1 Monte Carlo (MC) Based Approach

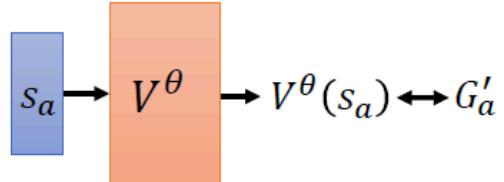
将actor拿去跟环境互动很多轮 (episodes), 得到一些游戏的记录 (训练资料)

- Monte-Carlo (MC) based approach

The critic watches actor θ to interact with the environment.

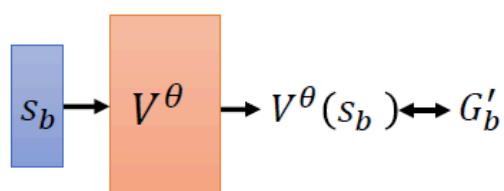
After seeing s_a ,

Until the end of the episode,
the cumulated reward is G'_a



After seeing s_b ,

Until the end of the episode,
the cumulated reward is G'_b



针对某一训练资料，其observation为sa， $V^\theta(s_a)$ 要与discounted cumulated reward G'_a 越接近越好。利用这些训练资料，训练critic以输出期待的 $V^\theta(s)$

需要运行完整场的游戏才能得到收益

3.2.2 Temporal-Difference (TD) Approach

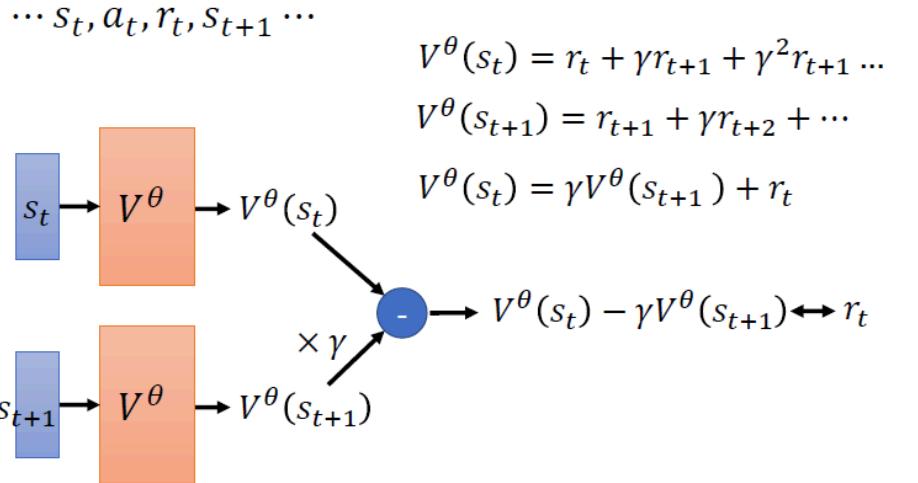
不需玩完整场游戏（一个episode）得到训练资料。只要在看到observation s_t , actor执行action a_t , 得到reward r_t , 接下来再看到observation s_{t+1} , 就能够更新一次critic参数。此方法对于很长的游戏或玩不完的游戏非常合适

观察：

$V^\theta(s_t)$ 和 $V^\theta(s_{t+1})$ 间有着代数关系: $V(s_t) = r_t + \gamma V(s_{t+1})$

移项: $V_\theta(s_t) - \gamma V_\theta(s_{t+1}) = r_t$

- Temporal-difference (TD) approach

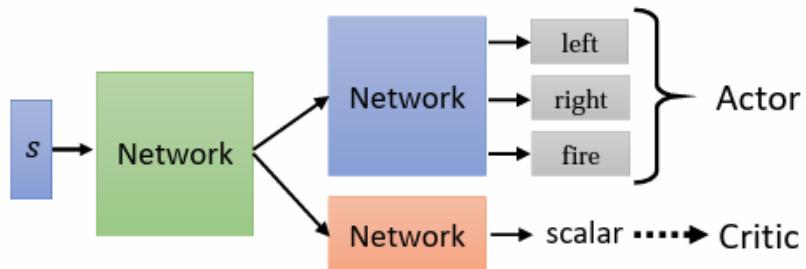


拥有 s_t, a_t, r_t, s_{t+1} 训练资料，即可计算 $V_\theta(s_t) - \gamma V_\theta(s_{t+1})$ ，目标希望与 r_t 越接近越好

4. Tip of Actor-Critic

actor 与 critic 都是一个 network，两者皆以 observation s 作为输入，actor 输出每一个 action 的机率分布；critic 输出一个数值 $V^\theta(s)$

- The parameters of actor and critic can be shared.



可将 actor 及 critic 两个 network，共用部分的 network

5. To Learn More: DQN

直接使用 critic 决定要采取什么 action，最知名的做法就是 Deep Q Network (DQN)，细节可参考：https://youtu.be/o_g9JUMw1Oc、https://youtu.be/2zGCx4iv_k

DQN 的变形：[Rainbow: Combining Improvements in Deep Reinforcement Learning \(Rainbow\)](#)

6. Reward Shaping

6.1 Sparse Reward

问题：

Sparse Reward 就是**reward** 大多数情况都是**0**，只有在少数情况是一个非常大的数值。意味着很多actions 无从判断是好是坏。例如围棋到游戏结束才会有**reward**，过程中都没有**reward**

Sparse Reward

$$A_t = r_t + V^\theta(s_{t+1}) - V^\theta(s_t)$$

s_1	s_2	s_3	s_N
a_1	a_2	a_3	a_N
r_1	r_2	r_3		r_N

Training Data

$\{s_1, a_1\}$	A_1
$\{s_2, a_2\}$	A_2
$\{s_3, a_3\}$	A_3
\vdots	\vdots
$\{s_N, a_N\}$	A_N

If $r_t = 0$ in most cases → We don't know actions are good or bad.

e.g., robot arm to bolt on the screws

The developers define extra rewards to guide agents. → **reward shaping**

解决：

Reward Shaping: 定义一些额外的**reward**来帮助actor 学习

举例：

如射击类游戏，除赢得胜利得到+reward 及输掉游戏得到- reward 外，额外定义了其他行为可以得到正的或负的reward，如捡到补血包 (+)、待在原地 (+)、存活 (-) 等等

因此**reward shaping** 都要倚靠人类的**domain knowledge** 来定义

6.2 Curiosity

reward shaping 的其中一种做法：**Curiosity based reward shaping**

Reward Shaping - Curiosity

<https://arxiv.org/abs/1705.05363>

Obtaining extra reward when the agent sees something new (but meaningful).

Curiosity Driven Exploration by Self-Supervised Prediction

ICML 2017

Deepak Pathak, Pulkit Agrawal, Alexei Efros, Trevor Darrell
UC Berkeley

7. No Reward: Imitation Learning

问题:

- 游戏中虽然容易定义reward, 但在其他任务要定义reward 很困难
- 人工设置一些reward (reward shaping) 教机器学时, 若reward 没设定好, 机器可能会产生奇怪、无法预期的行为

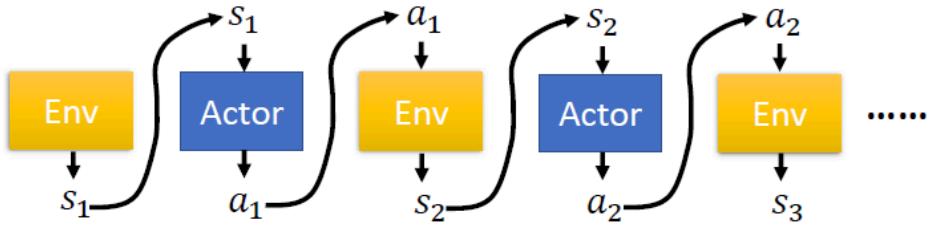
解决:

没有reward 的状况下, 可使用Imitation learning

7.1 Imitation Learning

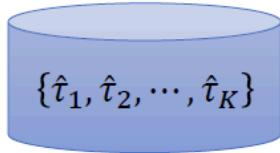
在没有reward 的情况下训练actor

Imitation Learning



Actor can interact with the environment, but reward function is not available

We have demonstration of the expert.



Each \hat{t} is a trajectory of the expert.

Self driving: record human drivers

Robot: grab the arm of robot

引入expert (通常为人类) 的示范。找很多experts 跟环境互动，记录互动的结果 τ^i ，每个 τ^i 代表一个trajectory

举例：

- 自动驾驶：记录人类的驾驶行为
- 机械手臂：拉着机器的手臂示范

7.1.1 Behavior Cloning

类似于监督式学习，让机器做出的action 跟expert 做出的action 越接近越好，又称作**Behavior Cloning**

Isn't it Supervised Learning?

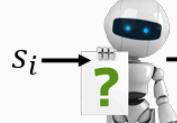
- Self-driving cars as example

Yes, also known as
Behavior Cloning

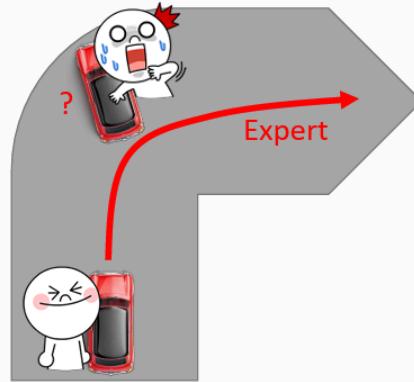
$$\hat{\tau} = \{s_1, \hat{a}_1, s_2, \hat{a}_2, \dots\}$$



forward



Problem: The experts only sample limited observation.



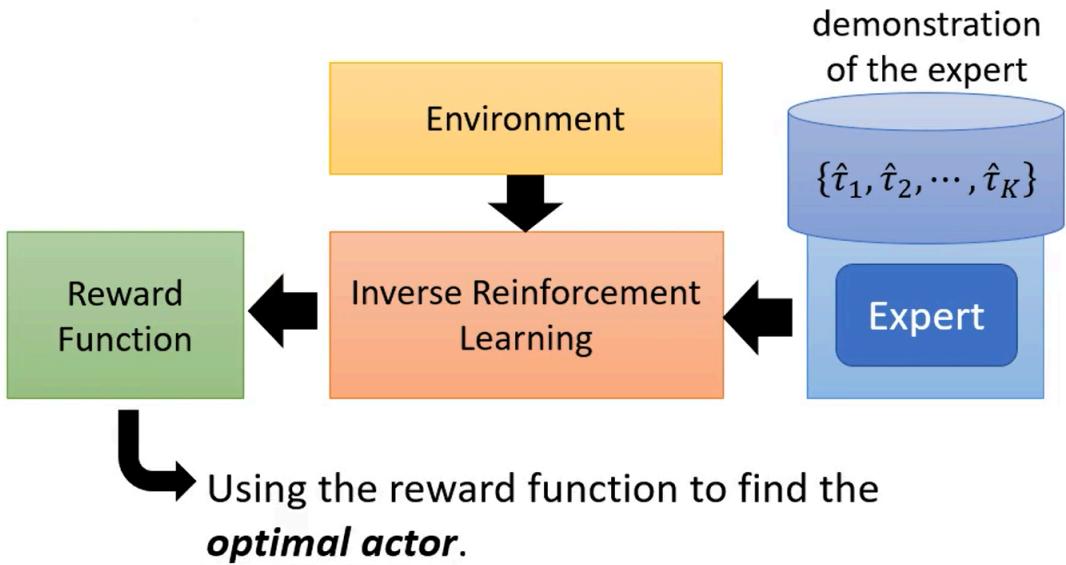
问题：

- experts 的记录有限，若actor 遇到从没见过的情境，可能会做出无法预期的action
- experts 做出的一些actions actor 并不一定需要学习模仿，模仿的行为可能不会带来好的结果

7.1.2 Inverse Reinforcement Learning

从expert 的demonstration, 还有environment 去反推reward function, 学出一个reward function 后, 再用一般的RL来训练actor

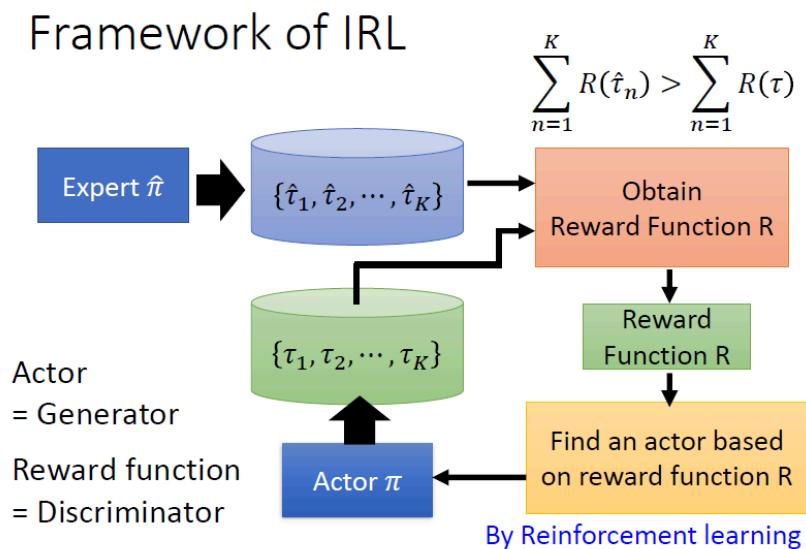
Inverse Reinforcement Learning



如何找出reward function?

原则: teacher 的行为总是最好的

- Principle: ***The teacher is always the best.***
- Basic idea:
 - Initialize an **actor**
 - In each iteration
 - The **actor** interacts with the **environments** to obtain some trajectories.
 - Define a **reward function**, which makes the trajectories of the teacher better than the **actor**.
 - The **actor** learns to maximize the **reward** based on the new **reward function**.
 - Output the **reward function** and the **actor** learned from the reward function



步骤:

1. 初始化一个actor
2. 迭代训练
 1. actor 与环境互动获得多个trajectory $\tau\tau$
 2. 定义 (更新) 一个reward function, 能够使老师的reward 总和 $\Sigma R(\tau)$ 比actor 的reward 总和 $\Sigma R(\tau)$ 更高

3. 利用定义的reward function 进行训练，更新actor 的参数，使actor 能够最大化reward
3. 输出reward function 以及训练得到的actor