



東南大學
SOUTHEAST UNIVERSITY

强化学习与规划 强化学习在游戏中的应用

刘翔 吴江恒 张舒韬 赵倩隆

东南大学 计算机科学与工程学院 第 4 组

2018 年 5 月 15 日

第1部分 强化学习与规划（张舒韬）

第2部分 事后经验回放（刘翔）

第3部分 Deep Q-Networks（赵倩隆）

第4部分 DRQN 与 FPS 游戏（吴江恒）



東南大學
SOUTHEAST UNIVERSITY

第 I 部分

强化学习与规划

背景知识回顾

马尔科夫决策过程
Q-Learning

两种规划与学习结合的方法

一个马尔科夫决策过程是一个五元组 $D = \langle S, A, P, r, \gamma \rangle$, 其中

S 过程中的状态 (state) 集合

A 过程中的动作 (action) 集合

P 转移函数 (transition function) $P(s, a, s')$ 定义为

$S \times A \times S \rightarrow [0, 1]$, 表示在状态 s 时选择动作 a 达到状态 s' 的概率

r 奖励函数 (reward function) $r(s, a, s')$ 定义为

$S \times A \times S \rightarrow \mathbb{R}$, 表示在状态 s 时选择动作 a 达到状态 s' 时得到的奖励

γ 折扣因子 (discount factor) $\gamma \in [0, 1]$

一个马尔科夫决策过程是一个五元组 $D = \langle S, A, P, r, \gamma \rangle$, 其中

S 过程中的状态 (state) 集合

A 过程中的动作 (action) 集合

P 转移函数 (transition function) $P(s, a, s')$ 定义为

$S \times A \times S \rightarrow [0, 1]$, 表示在状态 s 时选择动作 a 达到状态 s' 的概率

r 奖励函数 (reward function) $r(s, a, s')$ 定义为

$S \times A \times S \rightarrow \mathbb{R}$, 表示在状态 s 时选择动作 a 达到状态 s' 时得到的奖励

γ 折扣因子 (discount factor) $\gamma \in [0, 1]$

累积奖励的定义

$$\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r(s_t, a_t, s_{t+1})$$





预测问题 (Predicting) 已知起始状态、转移函数和决策策略，求在此情况下能够得到的累积奖励的期望；

预测问题 (Predicting) 已知起始状态、转移函数和决策策略，求在此情况下能够得到的累积奖励的期望；

规划问题 (Planning) 已知起始状态和转移函数，求使累积奖励的期望值最大的决策策略；

预测问题 (Predicting) 已知起始状态、转移函数和决策策略，求在此情况下能够得到的累积奖励的期望；

规划问题 (Planning) 已知起始状态和转移函数，求使累积奖励的期望值最大的决策策略；

强化学习 (Reinforcement Learning) 转移函数或奖励函数未知，求使累积奖励的期望值最大的决策策略。

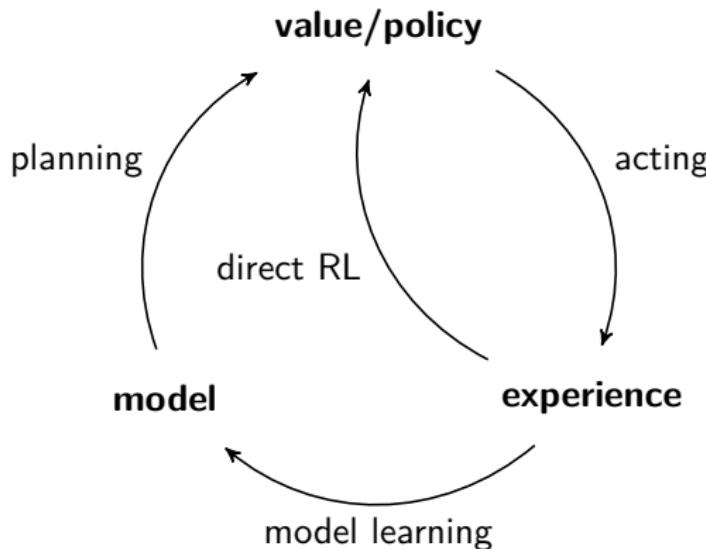
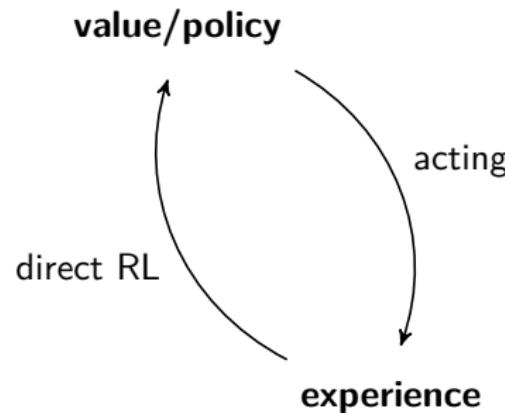


图 1: 学习、规划和执行之间的关系 [Sutton and Barto, 1998]



Model-Free RL

图 1: 学习、规划和执行之间的关系 [Sutton and Barto, 1998]

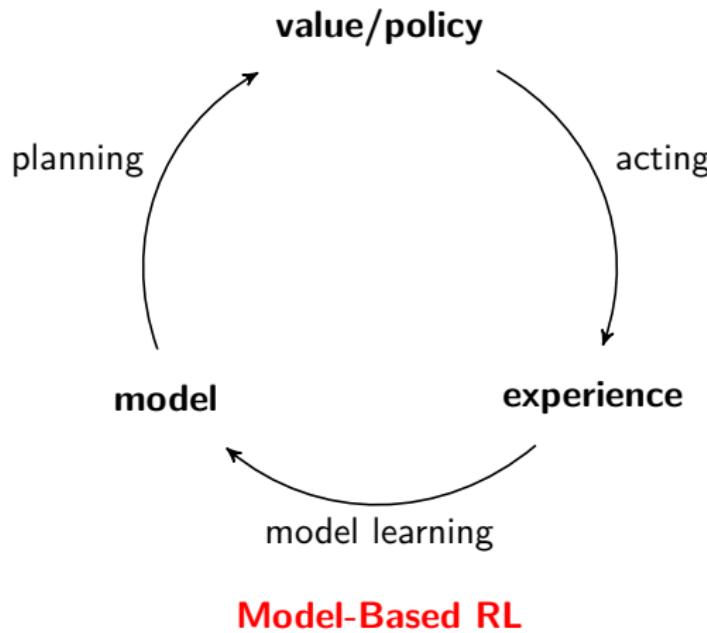


图 1: 学习、规划和执行之间的关系 [Sutton and Barto, 1998]

- ▶ Q-Learning 是一种 off-policy 的时序差分学习方法

- ▶ Q-Learning 是一种 off-policy 的时序差分学习方法
- ▶ Q-Learning 的目标是得到 Q^* 函数的估计，即

$$Q^*(s, a) = \max_{\pi} \mathbb{E}(R_t | s_t = t, a_t = a, \pi)$$

$$Q^*(s, a) = \mathbb{E} \left[r_{t+1} + \gamma \max_{a' \in A(s)} Q^*(s_{t+1}, a') | s_t = s, a_t = a \right]$$

- ▶ Q-Learning 是一种 off-policy 的时序差分学习方法
- ▶ Q-Learning 的目标是得到 Q^* 函数的估计，即

$$Q^*(s, a) = \max_{\pi} \mathbb{E}(R_t | s_t = t, a_t = a, \pi)$$

$$Q^*(s, a) = \mathbb{E} \left[r_{t+1} + \gamma \max_{a' \in A(s)} Q^*(s_{t+1}, a') | s_t = s, a_t = a \right]$$

- ▶ Q-learning 的定义为

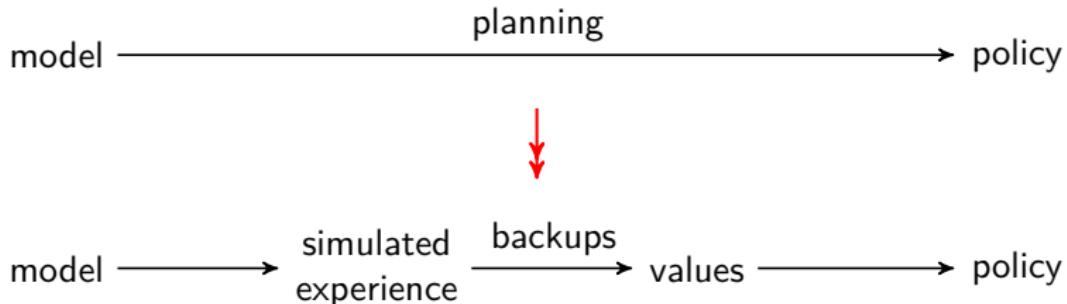
$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha \left[r_{t+1} + \gamma \max_{a \in A(s_{t+1})} Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t) \right]$$

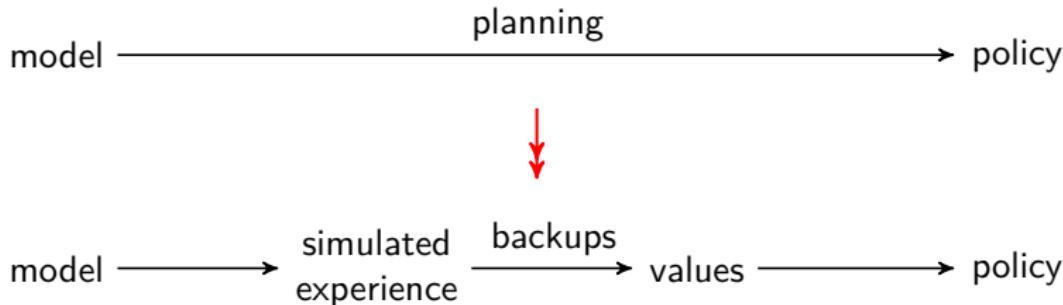
Algorithm: Q-Learning

- 1 随机初始化 $Q(s, a)$;
 - 2 **foreach** 每个周期 (*episode*) **do**
 - 3 **初始化** s ;
 - 4 **foreach** 周期内的每一步, 直到 s 为终止状态 **do**
 - 5 利用 Q 函数中获得的策略 (例如 ϵ -greedy) 选择状态 s 时采取
 的策略;
 - 6 执行 a , 观察 s' 和 r' ;
 - 7
$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha[r_{t+1} + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t)]$$
-









Algorithm: 随机 Q-Planning

- 1 repeat
 - 2 随机选择 $s \in S, a \in A(s)$;
 - 3 根据模型模拟出下一状态 s' 和奖励 r ;
 - 4 更新 $Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)]$;
 - 5 until stop;
-



Model-Based RL 优点：

- ▶ 有时直接从环境中学到值函数较难，而模型的 $P(s'|s, a)$ 和 $R(r|s, a)$ 很容易就能用监督学习去学；

缺点：

- ▶ 误差来源多了模型拟合的误差；

Model-Based RL 优点：

- ▶ 有时直接从环境中学到值函数较难，而模型的 $P(s'|s, a)$ 和 $R(r|s, a)$ 很容易就能用监督学习去学；

缺点：

- ▶ 误差来源多了模型拟合的误差；

Model-Free RL 优点：

- ▶ 不需要具体的环境模型；
- ▶ 使用时做出决策的时间快；

缺点：

- ▶ 优化过程可能不稳定且不收敛；
- ▶ 比较难适应变化的环境；

All models are wrong, but some are useful.

—George E.P. Box, Robustness in the strategy of scientific model building

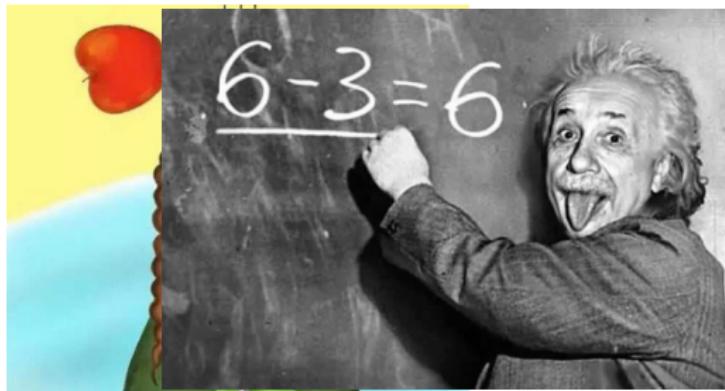
All models are wrong, but some are useful.

—George E.P. Box, Robustness in the strategy of scientific model building



All models are wrong, but some are useful.

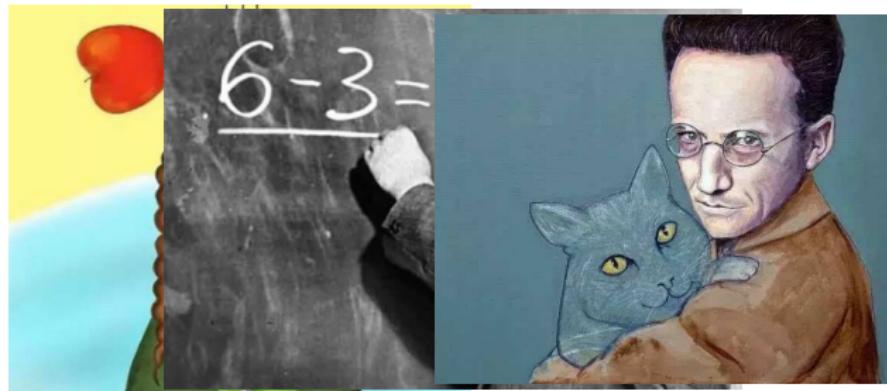
—George E.P. Box, Robustness in the strategy of scientific model building





All models are wrong, but some are useful.

—George E.P. Box, Robustness in the strategy of scientific model building



背景知识回顾

两种规划与学习结合的方法

Dyna
DARLING

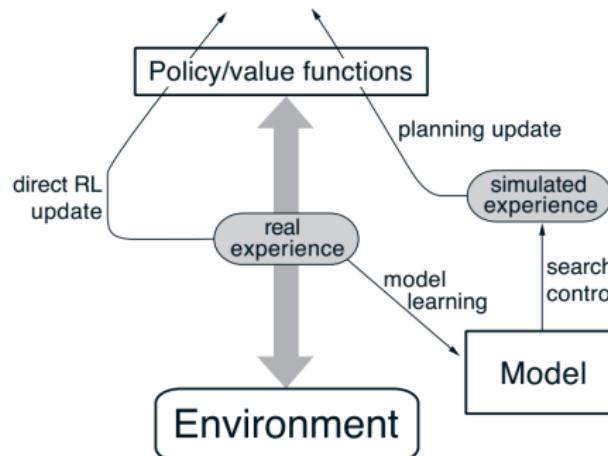


图 2: Dyna agent 的一般结构

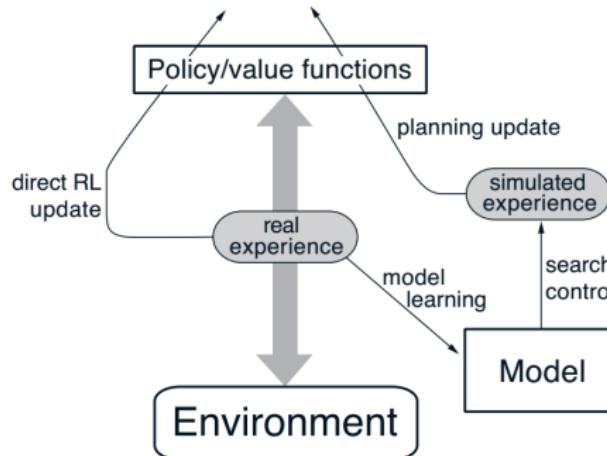


图 2: Dyna agent 的一般结构

- ▶ Dyna[Sutton, 1990] 包括了图1中的所有过程，即**规划、执行、模型学习和值函数学习**

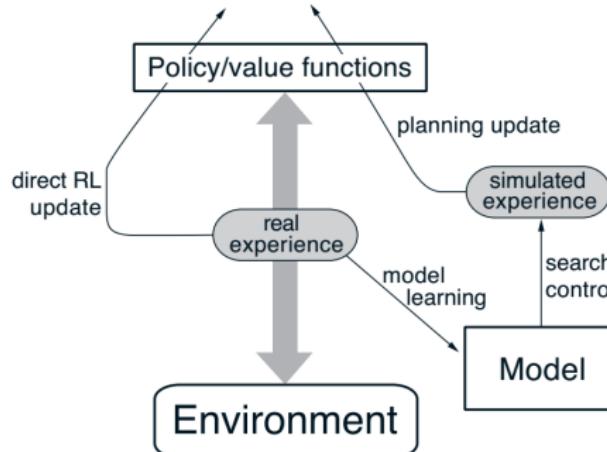


图 2: Dyna agent 的一般结构

- ▶ Dyna[Sutton, 1990] 包括了图1中的所有过程，即**规划、执行、模型学习和值函数学习**
- ▶ 规划时使用一个确定的模型（即 $P(s, a, s') \rightarrow \{0, 1\}$ ），该模型在；执行过程中不断更新；

Algorithm: Dyna-Q 算法

- 1 对任意的 $s \in S$, $a \in A(s)$, 初始化 $Q(s, a)$ 和 $Model(s, a)$;
- 2 **repeat**
- 3 对当前状态 s , 根据 Q 表选择 $a \in A(s)$ 并执行, 得 s' 和 r ;
- 4 更新 $Q(s, a)$;
- 5 用 s', r 更新 $Model(s, a)$;
- 6 **repeat** // 在 $Model$ 上规划并更新 Q
- 7 s 为任意观察到的状态, a 为 s 上进行过的任意操作;
- 8 $s', r \leftarrow Model(s, a)$;
- 9 $Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)]$;
- 10 **until** N 次循环;
- 11 **until** stop;

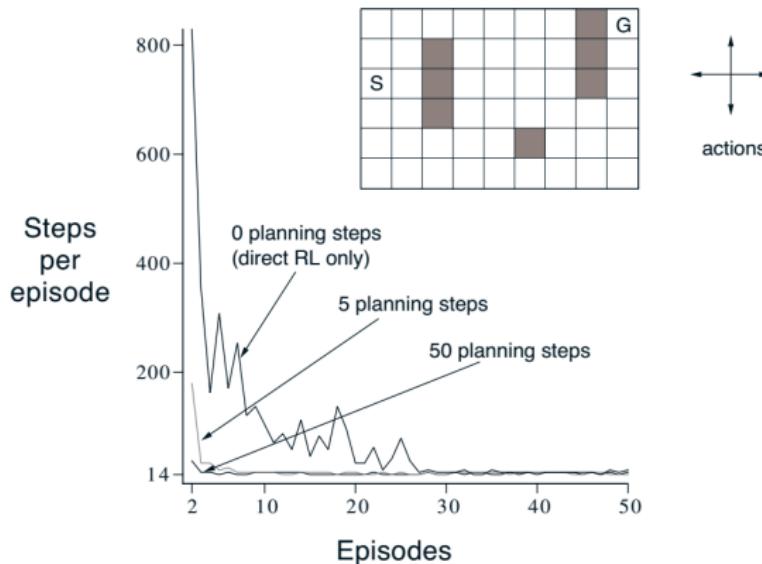


图 3: Dyna-Q 在一个迷宫问题上的实验, agent 需要从 S 走到 G, $r \rightarrow \{0, 1\}$ 。对于所有的 N , 第一次探索是一样的, 都是大约 1700 步; 之后, Dyna-Q 和 Q-Learning 的差别开始显现

- ▶ 模型出错的原因：
 - ▶ 先验知识存在错误
 - ▶ 随机环境难以用模型描述或估计
 - ▶ 环境出现变化
- ▶ 处理方法：
 - ▶ 学习过程中不断使用从环境中获得的数据对模型进行更新和纠正

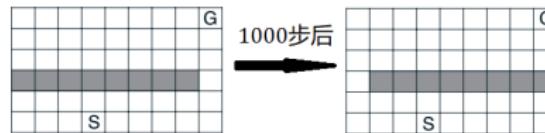


图 4: 1000 步之后, 迷宫出现变化, 左侧墙壁打开, 右侧通路封闭

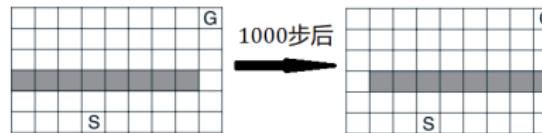


图 4: 1000 步之后, 迷宫出现变化, 左侧墙壁打开, 右侧通路封闭

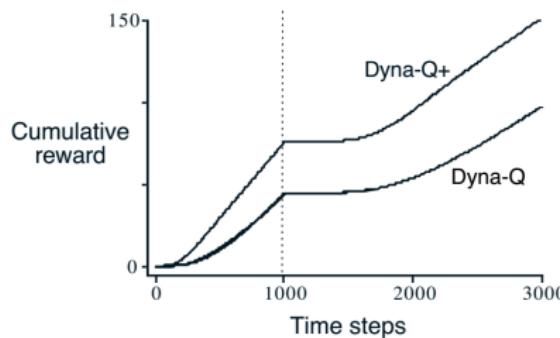


图 5: 由于 Dyna 算法包括了对模型的更新, agent 在一段时间后完成了对环境的重新建模并找到了正确的路径。图中 Q+ 是加强了探索能力的 Q-Learning, 用 $r + \kappa\sqrt{n}$ 为奖励函数, n 为 s 状态下 a 连续未被选中的次数

DARLING 方法 [Leonetti et al., 2016] 的求解步骤：

DARLING 方法 [Leonetti et al., 2016] 的求解步骤：

1. 根据预设的模型，用规划求解器（例如 ASP 推理机）求解某个度量值（例如规划的步骤数量）在阈值内的规划方案；

DARLING 方法 [Leonetti et al., 2016] 的求解步骤：

1. 根据预设的模型，用规划求解器（例如 ASP 推理机）求解某个度量值（例如规划的步骤数量）在阈值内的规划方案；
2. 筛选合并求得的规划方案，删除包含冗余步骤的方案，融合后得到部分策略，即在各个状态下可选的行动集合；

DARLING 方法 [Leonetti et al., 2016] 的求解步骤：

1. 根据预设的模型，用规划求解器（例如 ASP 推理机）求解某个度量值（例如规划的步骤数量）在阈值内的规划方案；
2. 筛选合并求得的规划方案，删除包含冗余步骤的方案，融合后得到部分策略，即在各个状态下可选的行动集合；
3. 执行和学习，在执行中仅选择部分策略中的行为，学习它们的累积奖励的期望并优化策略。

建模（Modeling） 对环境 $D = \langle S, A, P, r, \gamma \rangle$ 进行建模，建立从环境状态到模型状态的函数 $o : S \rightarrow S_m$ ，得 $D_m = \langle S_m, A, P_m \rangle$ ，
其中

建模（Modeling） 对环境 $D = \langle S, A, P, r, \gamma \rangle$ 进行建模，建立从环境状态到模型状态的函数 $o : S \rightarrow S_m$ ，得 $D_m = \langle S_m, A, P_m \rangle$ ，
其中

规划（Planning） 利用规划工具，以一定的冗余度计算可行的方案。
规划是在一个假设的模型上执行的，因此不能保证所得的方案是最优甚至可行的；

建模（Modeling） 对环境 $D = \langle S, A, P, r, \gamma \rangle$ 进行建模，建立从环境状态到模型状态的函数 $o : S \rightarrow S_m$ ，得 $D_m = \langle S_m, A, P_m \rangle$ ，其中

规划（Planning） 利用规划工具，以一定的冗余度计算可行的方案。
规划是在一个假设的模型上执行的，因此不能保证所得的方案是最优甚至可行的；

筛选（Filtering） 如果规划方案中存在重复出现的状态和动作（例如存在环），则认为方案是冗余的，可以被更短的方案代替；

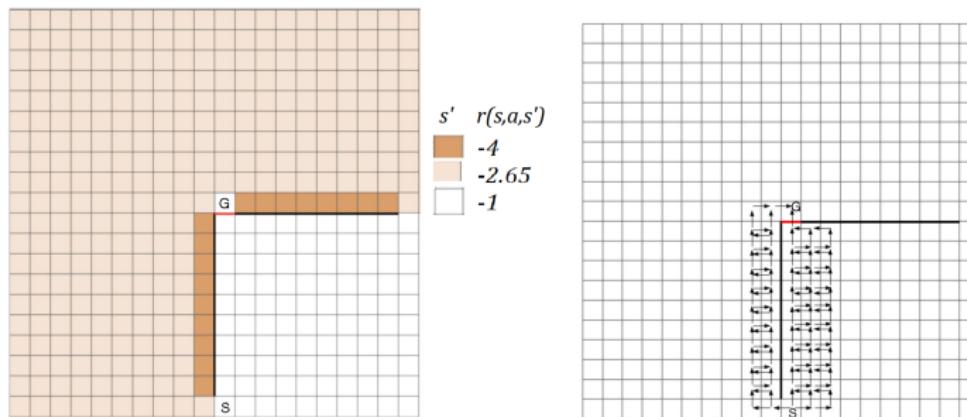
建模 (Modeling) 对环境 $D = \langle S, A, P, r, \gamma \rangle$ 进行建模，建立从环境状态到模型状态的函数 $o : S \rightarrow S_m$ ，得 $D_m = \langle S_m, A, P_m \rangle$ ，
其中

规划 (Planning) 利用规划工具，以一定的冗余度计算可行的方案。
规划是在一个假设的模型上执行的，因此不能保证所得的方案是最优甚至可行的；

筛选 (Filtering) 如果规划方案中存在重复出现的状态和动作（例如存在环），则认为方案是冗余的，可以被更短的方案代替；

合并 (Merging) 合并筛选过的方案，得到可达状态和这些状态下可选择的动作的集合，即一个简化的模型 D_r ；

从 Planning 到 Merging 的过程其实是将假设中的模型 D_m 做了进一步的化简和压缩。



(a) 迷宫问题，要求机器人从 S 走到 G , (b) 部分策略，由筛选后的 non-redundant 方案融合而成
 Planning 步骤求长度小于最短方案的 1.5 倍的方案

图 6: 左图实验环境描述, 右图为经过建模、规划、筛选、合并后得到的部分策略

- ▶ 实际的转移函数和模型中设想的转移函数并不一致。这会导致 agent 在执行和学习的过程中进入了模型中没有的状态。此时应该以新出现的状态为初始状态，重新进行规划，并将所得的部分策略添加到已有的部分策略中；
- ▶ 在所得模型上的 RL 与其他的强化学习并无太大差别，任意的强化学习方法都可以实现。

- ▶ 实验采用的环境如图6所示。仅在 agent 到达门口时才获知门是否打开 (Partial Observed MDP, POMDP)，在周期 e 时门打开的概率为

$$p(e) = \begin{cases} 1 - \frac{e}{E-1} & 0 \leq e < E \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

- ▶ 实验采用的环境如图6所示。仅在 agent 到达门口时才获知门是否打开 (Partial Observed MDP, POMDP)，在周期 e 时门打开的概率为

$$p(e) = \begin{cases} 1 - \frac{e}{E-1} & 0 \leq e < E \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

- ▶ 实验中用到了以下几种 agent:

- ▶ 实验采用的环境如图6所示。仅在 agent 到达门口时才获知门是否打开 (Partial Observed MDP, POMDP)，在周期 e 时门打开的概率为

$$p(e) = \begin{cases} 1 - \frac{e}{E-1} & 0 \leq e < E \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

- ▶ 实验中用到了以下几种 agent:
 P agent 仅在 D_m 上进行规划；

- ▶ 实验采用的环境如图6所示。仅在 agent 到达门口时才获知门是否打开 (Partial Observed MDP, POMDP)，在周期 e 时门打开的概率为

$$p(e) = \begin{cases} 1 - \frac{e}{E-1} & 0 \leq e < E \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

- ▶ 实验中用到了以下几种 agent:
 - P agent 仅在 D_m 上进行规划；
 - RL agent 仅在 D 上进行强化学习；

- ▶ 实验采用的环境如图6所示。仅在 agent 到达门口时才获知门是否打开 (Partial Observed MDP, POMDP)，在周期 e 时门打开的概率为

$$p(e) = \begin{cases} 1 - \frac{e}{E-1} & 0 \leq e < E \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

- ▶ 实验中用到了以下几种 agent:

P agent 仅在 D_m 上进行规划；

RL agent 仅在 D 上进行强化学习；

PRL agent 采用 DARLING 方法，在 D_m 上计算部分策略，并将强化学习的探索限制在 D_r 上；

- ▶ 实验采用的环境如图6所示。仅在 agent 到达门口时才获知门是否打开 (Partial Observed MDP, POMDP)，在周期 e 时门打开的概率为

$$p(e) = \begin{cases} 1 - \frac{e}{E-1} & 0 \leq e < E \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

- ▶ 实验中用到了以下几种 agent:

P agent 仅在 D_m 上进行规划；

RL agent 仅在 D 上进行强化学习；

PRL agent 采用 DARLING 方法，在 D_m 上计算部分策略，并将强化学习的探索限制在 D_r 上；

Pmem-n agent 采用 DARLING 方法，有前 n 个周期内观察门是否打开的记忆，并以此估计当前门是否打开；

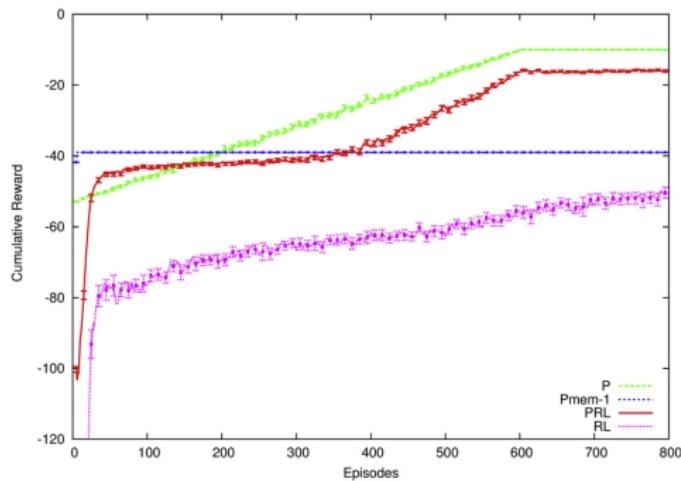


图 7: 实验结果

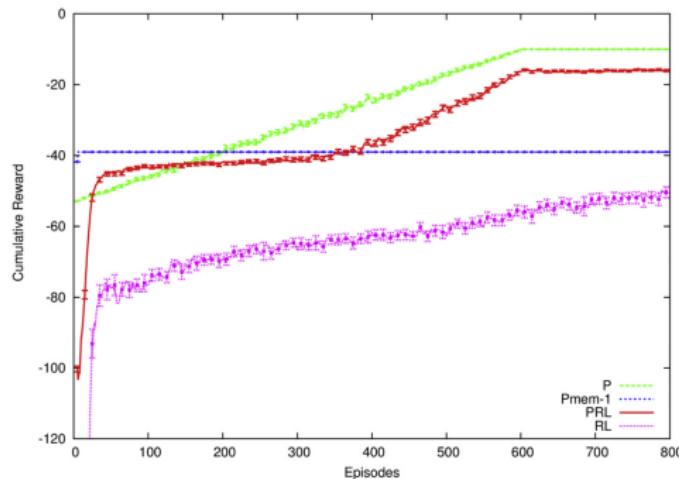


图 7: 实验结果

P agent 的累积奖励变化与 $p(e)$ 的概率保持一致。但由于实际应用中, D_m 和 D 差距较大, 因此直接使用规划方法不可能取得如此良好的结果。

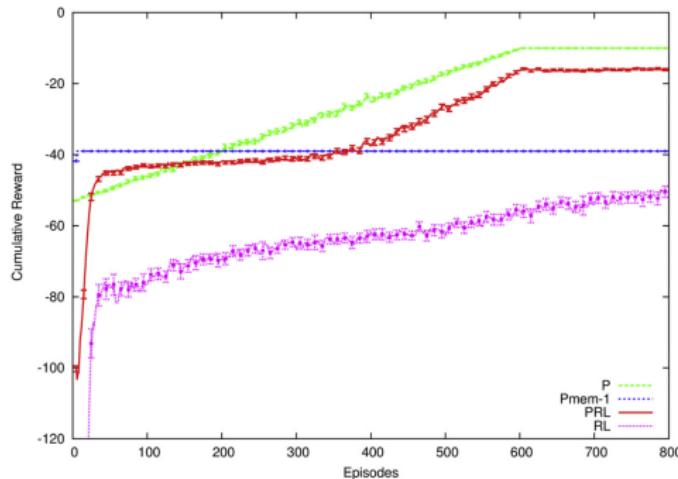


图 7: 实验结果

RL agent 很快学到了最优策略，但环境变化后没有能发现更优的策略。

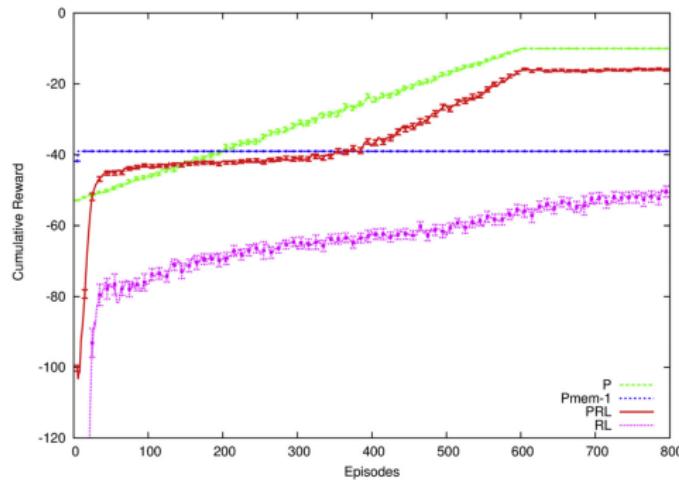


图 7: 实验结果

PRL agent 学到了最优策略，并在环境变化后选择了更优的策略。

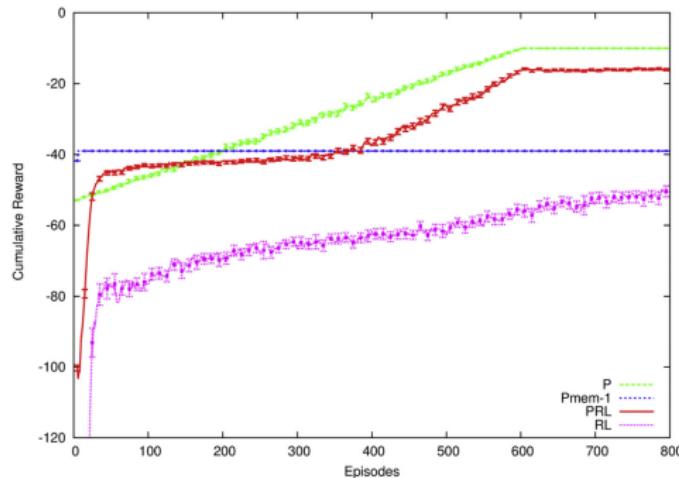


图 7: 实验结果

Pmem-1 agent 被起初的观察限制，没有发现环境的变化，因此没有发现更优的策略。实际上，无论 n 的取值如何，agent 在不稳定的环境中都没有获得最优策略。



第 II 部分

事后经验回放

相关背景

简介

涉及的算法

事后经验回放

实验

结论



- ▶ 强化学习 (RL) 与神经网络的结合被广泛应用于序列决策问题中；

- ▶ 强化学习 (RL) 与神经网络的结合被广泛应用于序列决策问题中；
- ▶ 一个必须要面对的问题（尤其对于机器人设计来说）：通常需要设计一个回报函数 (reward function)，它不仅要体现目标任务，而且还要能够指导 agent 优化决策策略 (policy optimization)；

- ▶ 强化学习 (RL) 与神经网络的结合被广泛应用于序列决策问题中；
- ▶ 一个必须要面对的问题（尤其对于机器人设计来说）：通常需要设计一个回报函数 (reward function)，它不仅要体现目标任务，而且还要能够指导 agent 优化决策策略 (policy optimization)；
- ▶ 由此带来的问题是：这不仅需要 RL 专业知识，还需要领域特定的知识 (domain-specific knowledge)；

- ▶ 强化学习 (RL) 与神经网络的结合被广泛应用于序列决策问题中；
- ▶ 一个必须要面对的问题（尤其对于机器人设计来说）：通常需要设计一个回报函数 (reward function)，它不仅要体现目标任务，而且还要能够指导 agent 优化决策策略 (policy optimization)；
- ▶ 由此带来的问题是：这不仅需要 RL 专业知识，还需要领域特定的知识 (domain-specific knowledge)；

Problem：能否设计一个算法，能够从 unshaped reward signals (e.g. 一个 0-1 reward 表明任务是否成功完成) 中学习？

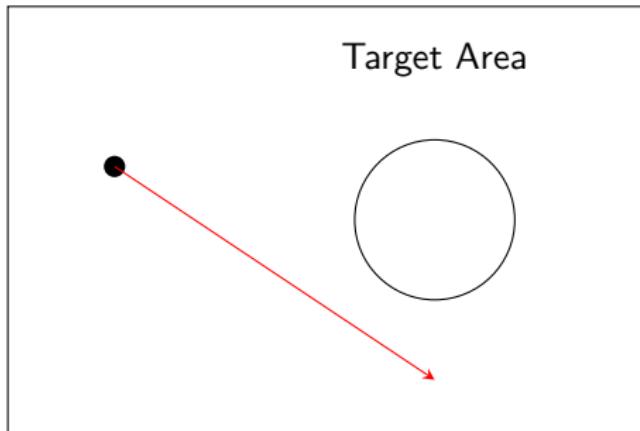


图 8：人类拥有的一种能力是从未达到预期的结果那里获得与希望获得的结果几乎一样的知识。

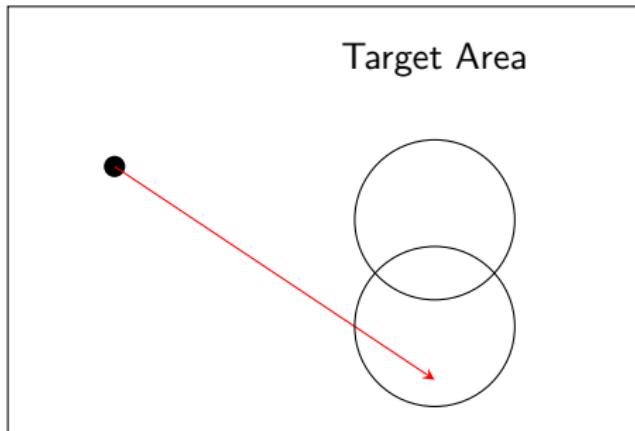


图 8：人类拥有的一种能力是从未达到预期的结果那里获得与希望获得的结果几乎一样的知识。

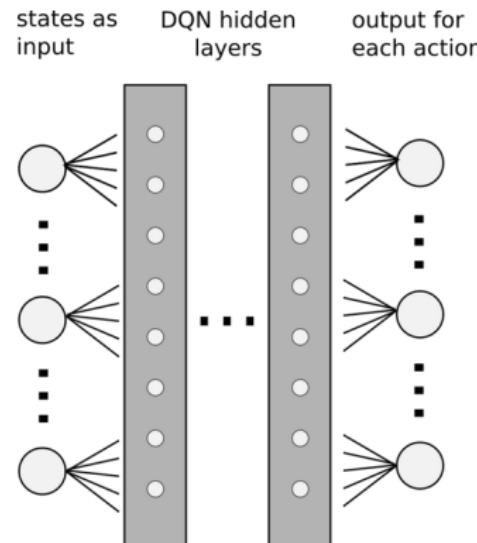


图 9: 使用神经网络来近似 Q 函数。该网络将一个状态 s 作为输入，并为每个动作 a 输出 Q 函数的估计值。



- ▶ 对于不可枚举状态的环境（如连续的状态空间），一般采用值函数逼近（Value Function Approximation）来拟合和泛化 Q 函数。

- ▶ 对于不可枚举状态的环境（如连续的状态空间），一般采用值函数逼近（Value Function Approximation）来拟合和泛化 Q 函数。
- ▶ 经验回放是从一个经验池（memory pool）中随机选取经验更新网络。

- ▶ 对于不可枚举状态的环境（如连续的状态空间），一般采用值函数逼近（Value Function Approximation）来拟合和泛化 Q 函数。
- ▶ 经验回放是从一个经验池（memory pool）中随机选取经验更新网络。
- ▶ Deep Q-Networks[van Hasselt et al., 2016] 是基于监督学习的框架，而 loss function 基于 RL，因此会有这样的问题：监督学习需要假设样本是独立同分布，而 RL 中的强序列关联性不符合这个假设。如果没有经验回放，可能会出现不收敛的情况；

- ▶ 对于不可枚举状态的环境（如连续的状态空间），一般采用值函数逼近（Value Function Approximation）来拟合和泛化 Q 函数。
- ▶ 经验回放是从一个经验池（memory pool）中随机选取经验更新网络。
- ▶ Deep Q-Networks[van Hasselt et al., 2016] 是基于监督学习的框架，而 loss function 基于 RL，因此会有这样的问题：监督学习需要假设样本是独立同分布，而 RL 中的强序列关联性不符合这个假设。如果没有经验回放，可能会出现不收敛的情况；
- ▶ 采用经验回放，会缓和样本的关联性。其优点包括：
 1. 算法收敛；
 2. 提高泛化能力；

- ▶ DQN 是一个面向离散控制的算法，即输出的动作是离散的；

- ▶ DQN 是一个面向离散控制的算法，即输出的动作是离散的；
- ▶ 深度确定性策略梯度（Deep Deterministic Policy Gradient, DDPG）算法 [Chou et al., 2017] 是利用 DQN 扩展 Q 学习算法的思路对确定性策略梯度（Deterministic Policy Gradient, DPG）方法进行改造，提出的一种基于行动者-评论家（Actor-Critic, AC）框架的算法，该算法可用于解决连续动作空间上的 DRL 问题。

- ▶ DQN 是一个面向离散控制的算法，即输出的动作是离散的；
- ▶ 深度确定性策略梯度（Deep Deterministic Policy Gradient, DDPG）算法 [Chou et al., 2017] 是利用 DQN 扩展 Q 学习算法的思路对确定性策略梯度（Deterministic Policy Gradient, DPG）方法进行改造，提出的一种基于行动者-评论家（Actor-Critic, AC）框架的算法，该算法可用于解决连续动作空间上的 DRL 问题。
- ▶ 随机性策略和确定性策略：

- ▶ DQN 是一个面向离散控制的算法，即输出的动作是离散的；
- ▶ 深度确定性策略梯度（Deep Deterministic Policy Gradient, DDPG）算法 [Chou et al., 2017] 是利用 DQN 扩展 Q 学习算法的思路对确定性策略梯度（Deterministic Policy Gradient, DPG）方法进行改造，提出的一种基于行动者-评论家（Actor-Critic, AC）框架的算法，该算法可用于解决连续动作空间上的 DRL 问题。
- ▶ 随机性策略和确定性策略：

随机性策略 策略输出的是动作的概率，比如连续动作控制，使用的是一个正态分布对动作进行采样选择，即每个动作都有概率被选到；

优点 将探索和改进集成到一个策略中；
缺点 需要大量训练数据；

- ▶ DQN 是一个面向离散控制的算法，即输出的动作是离散的；
- ▶ 深度确定性策略梯度（Deep Deterministic Policy Gradient, DDPG）算法 [Chou et al., 2017] 是利用 DQN 扩展 Q 学习算法的思路对确定性策略梯度（Deterministic Policy Gradient, DPG）方法进行改造，提出的一种基于行动者-评论家（Actor-Critic, AC）框架的算法，该算法可用于解决连续动作空间上的 DRL 问题。
- ▶ 随机性策略和确定性策略：

随机性策略 策略输出的是动作的概率，比如连续动作控制，使用的是一个正态分布对动作进行采样选择，即每个动作都有概率被选到；

优点 将探索和改进集成到一个策略中；
缺点 需要大量训练数据；

确定性策略 策略输出即是动作

优点 需要采样的数据少，算法效率高；
缺点 无法探索环境；

相关背景

事后经验回放

实验

结论

例 (比特转换)

► 环境描述:

状态空间 $S = \{0, 1\}^n$

动作空间 $\{0, 1, \dots, n - 1\}$

奖励函数 $r(s, a) =$
 $-sgn(s \neq g)$

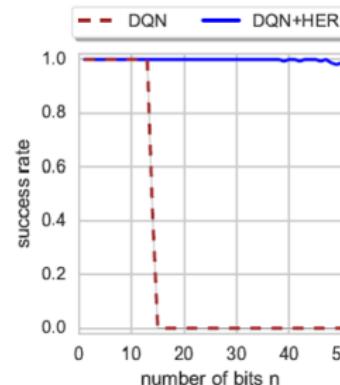


图 10: Bit Flipping 实验结果

$s: 0100101010$

$g: 1101010100$

例 (比特转换)

► 环境描述:

状态空间 $S = \{0, 1\}^n$

动作空间 $\{0, 1, \dots, n - 1\}$

奖励函数 $r(s, a) =$
 $-sgn(s \neq g)$

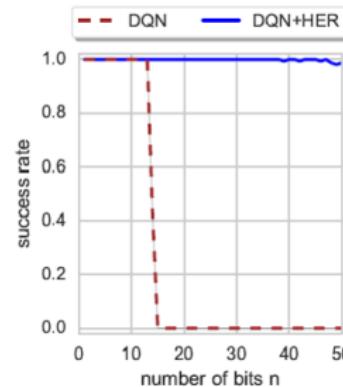


图 10: Bit Flipping 实验结果

$s: 0100101010$ Action: 0

$g: 1101010100$

例 (比特转换)

► 环境描述:

状态空间 $S = \{0, 1\}^n$

动作空间 $\{0, 1, \dots, n - 1\}$

奖励函数 $r(s, a) = -\text{sgn}(s \neq g)$

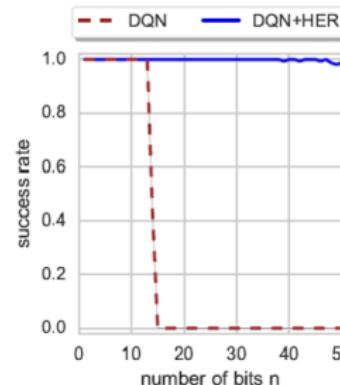


图 10: Bit Flipping 实验结果

$s: 0100101010 \xrightarrow{\text{Action:0}} 1100101010$
 $g: 1101010100$

例 (比特转换)

► 环境描述:

状态空间 $S = \{0, 1\}^n$

动作空间 $\{0, 1, \dots, n - 1\}$

奖励函数 $r(s, a) =$
 $-sgn(s \neq g)$

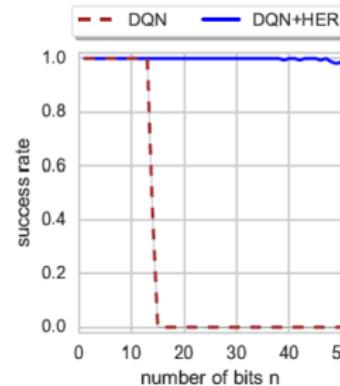


图 10: Bit Flipping 实验结果

$$\begin{array}{l} s: 0100101010 \\ g: 1101010100 \end{array} \xrightarrow{\begin{array}{c} Action: 0 \\ Reward: -1 \end{array}} \begin{array}{l} \textcolor{red}{1}100101010 \end{array}$$

例 (比特转换)

► 环境描述:

状态空间 $S = \{0, 1\}^n$

动作空间 $\{0, 1, \dots, n - 1\}$

奖励函数 $r(s, a) =$
 $-sgn(s \neq g)$

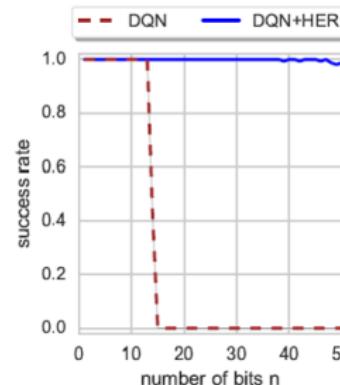


图 10: Bit Flipping 实验结果

$s:0100101010 \xrightarrow[\text{Reward:-1}]{\text{Action:0}} \textcolor{red}{1}100101010 \xrightarrow{\dots} g:1101010100$

- ▶ 在这样的环境下，尤其是比特位数 $n > 40$ 时，经典的强化学习算法如 DQN 很难学习到从起始状态到终点状态的路径；因为它探索到的 reward 值基本都是 -1；

- ▶ 在这样的环境下，尤其是比特位数 $n > 40$ 时，经典的强化学习算法如 DQN 很难学习到从起始状态到终点状态的路径；因为它探索到的 reward 值基本都是 -1；
- ▶ 在这样的环境中，一个比较好的解决方法是用一个 shaped reward function，以此来给予 agent 更多到达终点的信息；如：
$$r_g(s, a) = -\|s - g\|^2;$$

- ▶ 在这样的环境下，尤其是比特位数 $n > 40$ 时，经典的强化学习算法如 DQN 很难学习到从起始状态到终点状态的路径；因为它探索到的 reward 值基本都是 -1；
- ▶ 在这样的环境中，一个比较好的解决方法是用一个 shaped reward function，以此来给予 agent 更多到达终点的信息；如：
$$r_g(s, a) = -\|s - g\|^2;$$
- ▶ 在更为复杂的环境中，设置一个有效的合适的回报函数有时会比较困难；因此本文目的是设计一个更为普遍的通用于多种环境中的方法，而不要有针对环境的特定领域知识。

- ▶ 在这样的环境下，尤其是比特位数 $n > 40$ 时，经典的强化学习算法如 DQN 很难学习到从起始状态到终点状态的路径；因为它探索到的 reward 值基本都是 -1；
- ▶ 在这样的环境中，一个比较好的解决方法是用一个 shaped reward function，以此来给予 agent 更多到达终点的信息；如：
$$r_g(s, a) = -\|s - g\|^2;$$
- ▶ 在更为复杂的环境中，设置一个有效的合适的回报函数有时会比较困难；因此本文目的是设计一个更为普遍的通用于多种环境中的方法，而不要有针对环境的特定领域知识。

事后经验回放 (Hindsight Experience Replay, HER)

[Andrychowicz et al., 2017]





- ▶ 训练 agent 能够学会到达多个目标点；

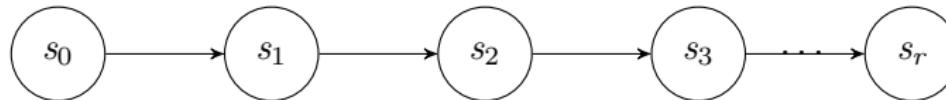
$$f_g((x, y)) = \text{sgn}(s = g)$$



- ▶ 训练 agent 能够学会到达多个目标点；

$$f_g((x, y)) = \text{sgn}(s = g)$$

- ▶ 使用 Universal Value Function Approximators, 在训练 policy 和 value function 的过程中, 将 state s 和目标 g 作为输入；



Algorithm: 事后经验回放算法

Input: 周期 $s_0, s_1, s_2, \dots, s_T$

- 1 **for** $t = 0$ to $T - 1$ **do**
 - 2 使用现有的策略 A, 从中选取一个 action a_t , 即 $a_t \leftarrow \pi_b(s_t || g)$;
 - 3 执行动作 a_t , 观测下一个状态;
 - 4 **for** $t = 0$ to $T - 1$ **do**
 - 5 计算 reward 值: $r_t = r(s_t, a_t, g)$;
 - 6 Experience Replay: 将状态转移 $s_t \rightarrow s_{t+1}$ 以 $(s_t || g, a_t, r_t, s_{t+1} || g)$ 形式保存到 replay buffer 中;
 - 7 利用 replay buffer 进行更新已有策略 A;
-

相关背景

事后经验回放

实验

实验任务、环境与模型

实验结果

算法改进

结论

- ▶ 采用在现有的硬件机器人的基础上的控制环境
- ▶ 可用一个物理引擎模拟机器人的控制和反馈

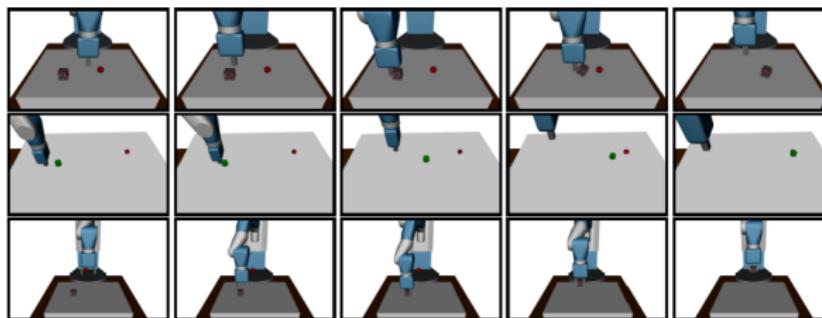


图 11: 三种不同的任务: pushing (第一行), sliding (第二行), pick and place (第三行)



Pushing 一个盒子置于平台上，任务是让机械臂将它推到平台的目标区域；在此过程中，机械臂的手指会被锁住不允许抓取盒子；学习到的行为可以视为推和翻转的混合动作；

Pushing 一个盒子置于平台上，任务是让机械臂将它推到平台的目标区域；在此过程中，机械臂的手指会被锁住不允许抓取盒子；学习到的行为可以视为推和翻转的混合动作；

Sliding 一个冰球置于一个长而光滑的平台上，目标位置在机械臂所能到达的位置之外，所以需要它以某种程度的力量击打冰球让它最终到达目标点；

Pushing 一个盒子置于平台上，任务是让机械臂将它推到平台的目标区域；在此过程中，机械臂的手指会被锁住不允许抓取盒子；学习到的行为可以视为推和翻转的混合动作；

Sliding 一个冰球置于一个长而光滑的平台上，目标位置在机械臂所能到达的位置之外，所以需要它以某种程度的力量击打冰球让它最终到达目标点；

Pick-and-place 类似 pushing 任务，不同的是目标点是在空中某个位置并且机械臂收不会被锁住可以抓取物体；

States 状态空间会由模拟实验中的物理引擎来表示，主要包括机械臂的角度、速度以及物体的位置、旋转和速度（线性速度和角速度）等；

Goals 目标是指想要物体（根据实验任务，可以是盒子或者是冰球）到达的位置，容许有一定的误差 ϵ ，即

$$f_g(s) = \text{sgn}(g - s_{object} \leq \epsilon).$$

Rewards 使用二进制和稀疏回报 $\{-1, 0\}$ ：到达目标状态则为 0，否则均为-1；

State-goal 对于所有的任务，机械臂的初始位置是固定的，需要移动物体的初始位置以及终点位置是随机选取；

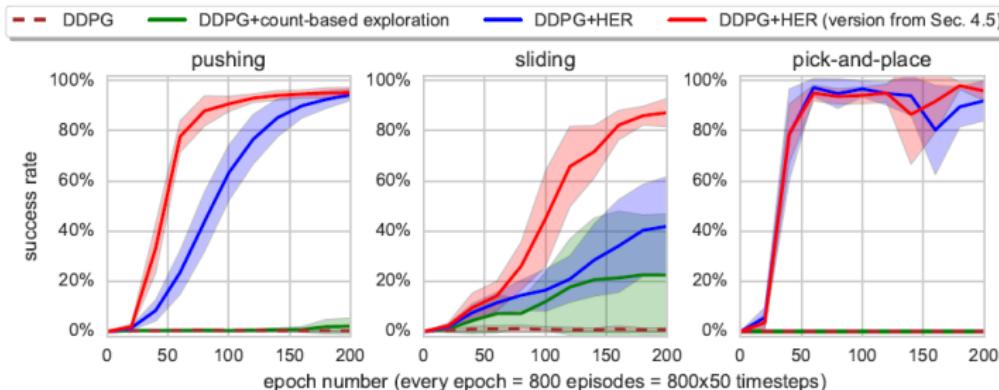


图 12: 多目标学习曲线

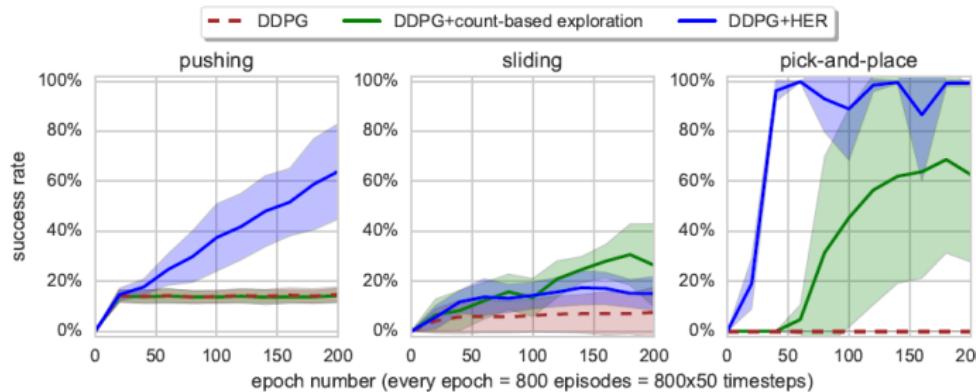


图 13: 单目标学习曲线

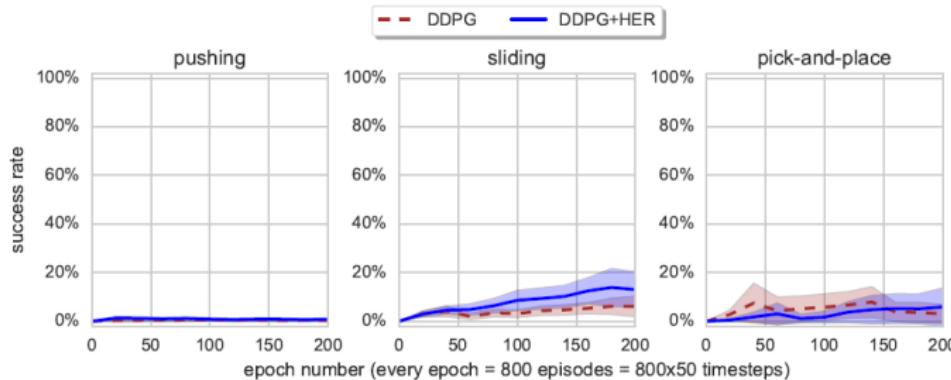


图 14: 变更奖励函数后的学习曲线, 其中 $r(s, a, g) = -|g - s'_{object}|^2$

Algorithm: 改进的事后经验回放算法

Input: 周期 $s_0, s_1, s_2, \dots, s_T$

- 1 **for** $t = 0$ to $T - 1$ **do**
 - 2 使用现有的策略 A , 从中选取一个 action a_t , 即 $a_t \leftarrow \pi_b(s_t || g)$;
 - 3 执行动作 a_t , 观测下一个状态;
 - 4 **for** $t = 0$ to $T - 1$ **do**
 - 5 计算 reward 值: $r_t = r(s_t, a_t, g)$;
 - 6 Experience Replay: 将状态转移 $s_t \rightarrow s_{t+1}$ 以 $(s_t || g, a_t, r_t, s_{t+1} || g)$ 形式保存到 replay buffer 中;
 - 7 按照策略 $S(s_0, s_1, \dots, s_t)$, 从中选取额外的目标, 记为集合 G ;
 - 8 **for** $g' \in G$ **do**
 - 9 $r' \leftarrow r(s_t, a_t, g')$;
 - 10 将 $(s_t || g', a_t, r', s_{t+1} || g')$ 保存到 replay buffer;
 - 11 利用 replay buffer 进行更新已有策略 A ;
-

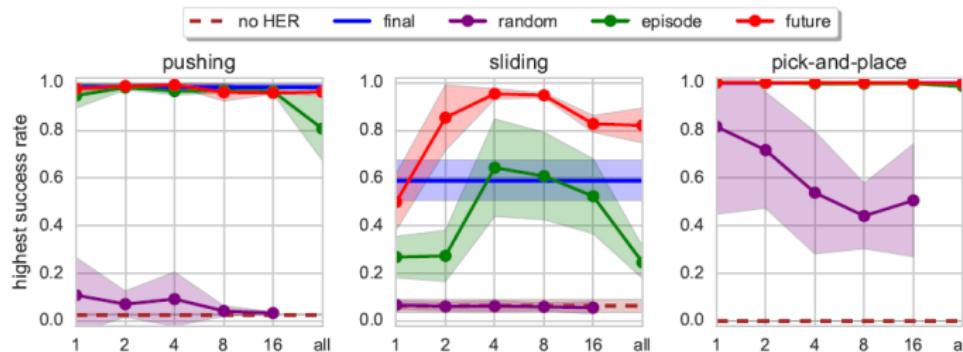


图 15: 横轴为回放时使用的额外目标的数量

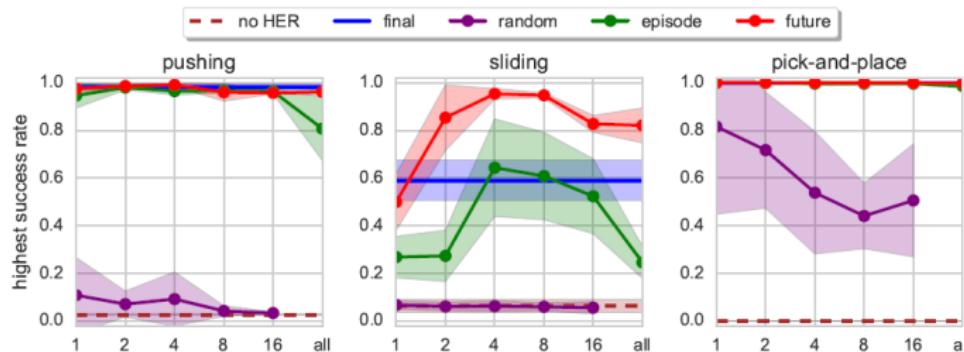


图 16: 横轴为回放时使用的额外目标的数量

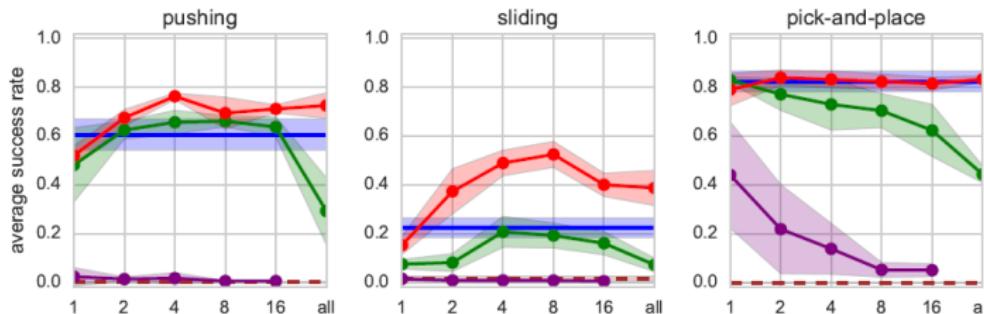


图 17: 横轴为回放时使用的额外目标的数量



图 18: 在硬件机器人上执行 pick-and-place 策略

相关背景

事后经验回放

实验

结论



本文的工作包括：

本文的工作包括：

1. 提出了 HER 算法，能够将强化学习方法应用到稀疏回报值的问题中；

本文的工作包括：

1. 提出了 HER 算法，能够将强化学习方法应用到稀疏回报值的问题中；
2. HER 算法具有很强的通用性，能够结合任意的 off-policy RL 算法，在实验中结合的是 DQN 和 DDPG 方法；

本文的工作包括：

1. 提出了 HER 算法，能够将强化学习方法应用到稀疏回报值的问题中；
2. HER 算法具有很强的通用性，能够结合任意的 off-policy RL 算法，在实验中结合的是 DQN 和 DDPG 方法；
3. 在实验中，将 HER 算法应用到让机器臂完成不同的移动物品的任务上，展示了突出的效果。



第 III 部分

Deep Q Network

背景知识

Deep Q-Neworks

DQN 与经验回放

- ▶ 雅达利 (1972, 美国)
- ▶ 主要产品为 Atari 2600 游戏主机
- ▶ 游戏环境 ε
 - ▶ 屏幕输出 x_t
 - ▶ agent 执行的动作 a_t
 - ▶ 游戏分数的变化 r_t
 - ▶ 屏幕输出与动作序列表示状态 s_t

$$s_t = x_1, a_1, x_2, a_2, \dots, a_{t-1}, x_t$$

- ▶ 期望累积奖励

$$R_t = \sum_{t=t'}^T \gamma^{t-t'} r_{t'}$$



图 19: Atari 2600



图 20: Atari 2600 上的五个游戏，分别是 Pong, Breakout, Space Invader, Seaquest, Beam Rider

背景知识

Deep Q-Neworks

研究 DQN 的动机和挑战
DQN 的主要思想

DQN 与经验回放

- ▶ 游戏中的状态数量太多，无法遍历和存储所有的值函数

- ▶ 游戏中的状态数量太多，无法遍历和存储所有的值函数
- ▶ 通常使用一个含参函数来估计值函数

- ▶ 游戏中的状态数量太多，无法遍历和存储所有的值函数
- ▶ 通常使用一个含参函数来估计值函数
- ▶ 强化学习很难从高维数据（例如视频、声音）中直接学习控制策略。许多应用于视频和声音领域的强化学习策略都是基于手工指定的特征

- ▶ 游戏中的状态数量太多，无法遍历和存储所有的值函数
- ▶ 通常使用一个含参函数来估计值函数
- ▶ 强化学习很难从高维数据（例如视频、声音）中直接学习控制策略。许多应用于视频和声音领域的强化学习策略都是基于手工指定的特征
- ▶ 深度卷积神经网络可以直接从视频等高维信息中学习抽象的高层特征

- ▶ 深度学习方法要求大量人工标记的训练数据。强化学习算法通常是从数值奖励中学习的，这些奖励反馈通常是稀疏的、有噪声、有延迟的。

- ▶ 深度学习方法要求大量人工标记的训练数据。强化学习算法通常是从数值奖励中学习的，这些奖励反馈通常是稀疏的、有噪声、有延迟的。
- ▶ 大多数深度学习方法假定数据样本是独立的，然而强化学习算法的数据样本通常是具有高度相关性的。

- ▶ 深度学习方法要求大量人工标记的训练数据。强化学习算法通常是从数值奖励中学习的，这些奖励反馈通常是稀疏的、有噪声、有延迟的。
- ▶ 大多数深度学习方法假定数据样本是独立的，然而强化学习算法的数据样本通常是具有高度相关性的。
- ▶ 在强化学习中，数据样本的分布随着学习到的策略的改变而改变，而深度学习中假定数据样本的分布是固定的

Deep Q-Networks[van Hasselt et al., 2016] 的主要思想如下：

Deep Q-Networks[van Hasselt et al., 2016] 的主要思想如下：

- ▶ 训练一个参数为 θ 的卷积神经网络来估计值函数

Deep Q-Networks[van Hasselt et al., 2016] 的主要思想如下：

- ▶ 训练一个参数为 θ 的卷积神经网络来估计值函数
- ▶ 使用经验回放来减少数据间的相关性，平缓数据分布的变化

Deep Q-Networks[van Hasselt et al., 2016] 的主要思想如下：

- ▶ 训练一个参数为 θ 的卷积神经网络来估计值函数
- ▶ 使用经验回放来减少数据间的相关性，平缓数据分布的变化
- ▶ 使用两个网络 target Q 以及 Q 网络，两个网络结构一样，参数不同。target Q 网络的参数 θ_i^- ，是 Q 网络的参数 θ_i 的历史版本。Q 网络的作用是在每次迭代 i 中改变参数 θ_i ，估计值函数。target Q 网络的作用是给出每次迭代 i 中的估计目标

$$y_i = E(s' \in \epsilon)[r + \gamma \max_{a'} \text{target_} Q(s', a', \theta_i^-)]$$

Deep Q-Networks[van Hasselt et al., 2016] 的主要思想如下：

- ▶ 训练一个参数为 θ 的卷积神经网络来估计值函数
- ▶ 使用经验回放来减少数据间的相关性，平缓数据分布的变化
- ▶ 使用两个网络 target Q 以及 Q 网络，两个网络结构一样，参数不同。target Q 网络的参数 θ_i^- ，是 Q 网络的参数 θ_i 的历史版本。Q 网络的作用是在每次迭代 i 中改变参数 θ_i ，估计值函数。target Q 网络的作用是给出每次迭代 i 中的估计目标

$$y_i = E_{(s' \in \epsilon)}[r + \gamma \max_{a'} \text{target_} Q(s', a', \theta_i^-)]$$

- ▶ 每次迭代 i 的损失函数可以表示为

$$L_i(\theta_i) = E_{s, a, r, s'}[(y_i - Q(s, a | \theta_i))^2]$$

- ▶ target Q 网络使用 Q 网络的参数 θ_i 的历史版本能够平缓数据分布的变化

- ▶ target Q 网络使用 Q 网络的参数 θ_i 的历史版本能够平缓数据分布的变化
- ▶ 第 i 次迭代的损失函数为

$$L_i(\theta_i) = E_{s,a,r,s'}[(r + \gamma \max_{a'} \text{target_}Q(s', a', \theta_i^-) - Q(s, a, \theta_i))^2]$$

- ▶ target Q 网络使用 Q 网络的参数 θ_i 的历史版本能够平缓数据分布的变化
- ▶ 第 i 次迭代的损失函数为

$$L_i(\theta_i) = E_{s,a,r,s'}[(r + \gamma \max_{a'} \text{target_}Q(s', a', \theta_i^-) - Q(s, a, \theta_i))^2]$$

- ▶ 更新梯度为

$$\nabla_{\theta_i} L_i(\theta_I) = E_{s,a,r,s'}[(r + \gamma \max_{a'} \text{target_}Q(s', a' | \theta_i^-) - Q(s, a | \theta_i)) \nabla_{\theta_i} Q(s, a | \theta_i)]$$

- ▶ target Q 网络使用 Q 网络的参数 θ_i 的历史版本能够平缓数据分布的变化
- ▶ 第 i 次迭代的损失函数为

$$L_i(\theta_i) = E_{s,a,r,s'}[(r + \gamma \max_{a'} \text{target_}Q(s', a', \theta_i^-) - Q(s, a, \theta_i))^2]$$

- ▶ 更新梯度为

$$\nabla_{\theta_i} L_i(\theta_I) = E_{s,a,r,s'}[(r + \gamma \max_{a'} \text{target_}Q(s', a' | \theta_i^-) - Q(s, a | \theta_i)) \nabla_{\theta_i} Q(s, a | \theta_i)]$$

- ▶ 与 Q-learning 相比

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

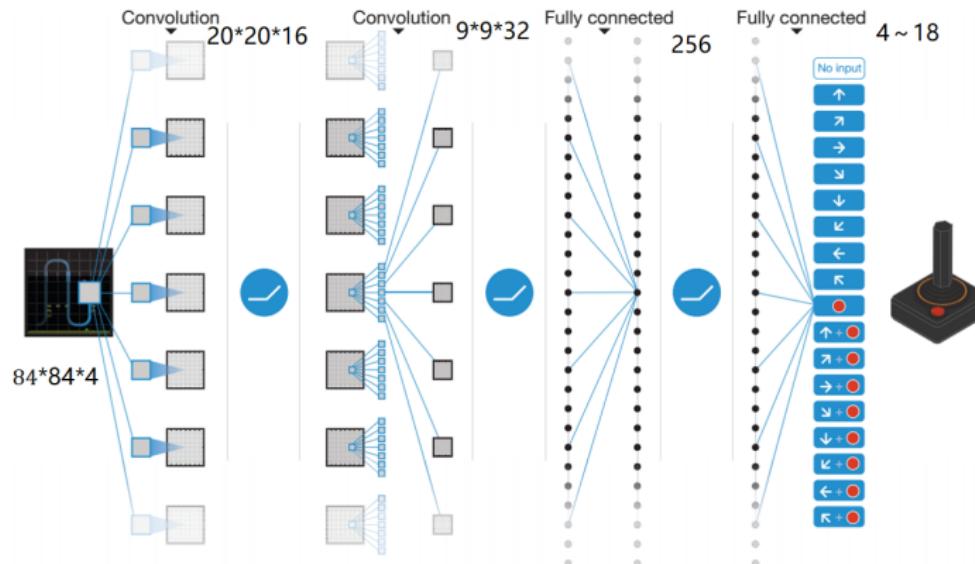


图 21: DQN 网络的结构

背景知识

Deep Q-Neworks

DQN 与经验回放

- ▶ 维持一个容量有限的经验池 $D = e_1, \dots, e_t$

- ▶ 维持一个容量有限的经验池 $D = e_1, \dots, e_t$
- ▶ 每次 agent 在时间 t 行动后获得的经验 $e_t = (s_t, a_t, r_t, s_{t+1})$ 存入经验池 D 中

- ▶ 维持一个容量有限的经验池 $D = e_1, \dots, e_t$
- ▶ 每次 agent 在时间 t 行动后获得的经验 $e_t = (s_t, a_t, r_t, s_{t+1})$ 存入经验池 D 中
- ▶ 在训练时，随机地从经验池 D 中选择经验 e_t 来训练网络

Algorithm 1: deep Q-learning with experience replay.

Initialize replay memory D to capacity N

Initialize action-value function Q with random weights θ

Initialize target action-value function \hat{Q} with weights $\theta^- = \theta$

For episode = 1, M **do**

 Initialize sequence $s_1 = \{x_1\}$ and preprocessed sequence $\phi_1 = \phi(s_1)$

For $t = 1, T$ **do**

 With probability ε select a random action a_t

 otherwise select $a_t = \operatorname{argmax}_a Q(\phi(s_t), a; \theta)$

 Execute action a_t in emulator and observe reward r_t and image x_{t+1}

 Set $s_{t+1} = s_t, a_t, x_{t+1}$ and preprocess $\phi_{t+1} = \phi(s_{t+1})$

 Store transition $(\phi_t, a_t, r_t, \phi_{t+1})$ in D

 Sample random minibatch of transitions $(\phi_j, a_j, r_j, \phi_{j+1})$ from D

 Set $y_j = \begin{cases} r_j & \text{if episode terminates at step } j+1 \\ r_j + \gamma \max_{a'} \hat{Q}(\phi_{j+1}, a'; \theta^-) & \text{otherwise} \end{cases}$

 Perform a gradient descent step on $(y_j - Q(\phi_j, a_j; \theta))^2$ with respect to the network parameters θ

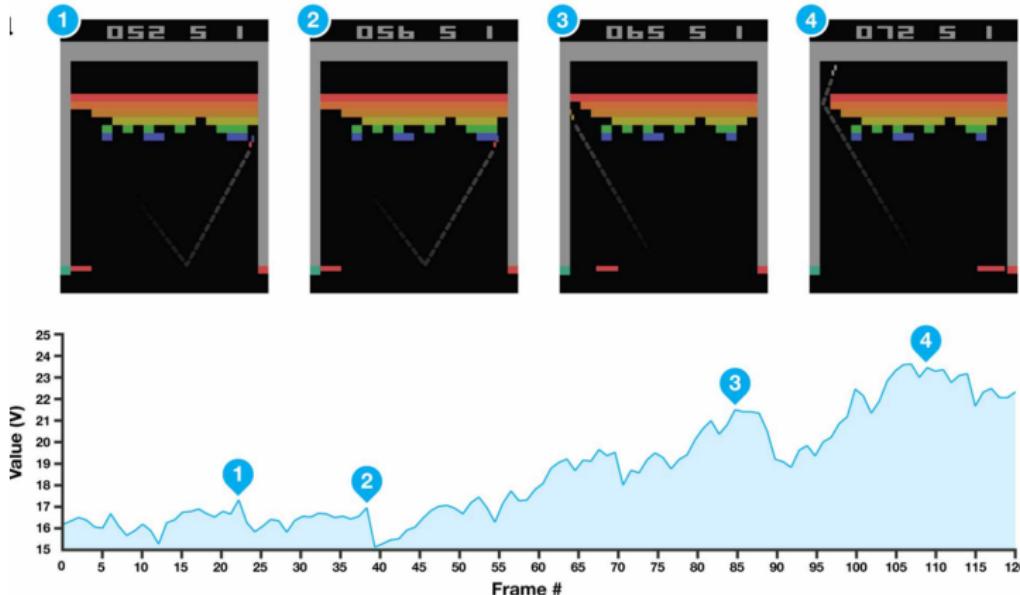
 Every C steps reset $\hat{Q} = Q$

End For

End For

	B. Rider	Breakout	Enduro	Pong	Q*bert	Seaquest	S. Invaders
Random	354	1.2	0	-20.4	157	110	179
Sarsa [3]	996	5.2	129	-19	614	665	271
Contingency [4]	1743	6	159	-17	960	723	268
DQN	4092	168	470	20	1952	1705	581
Human	7456	31	368	-3	18900	28010	3690
HNeat Best [8]	3616	52	106	19	1800	920	1720
HNeat Pixel [8]	1332	4	91	-16	1325	800	1145
DQN Best	5184	225	661	21	4500	1740	1075

Table 1: The upper table compares average total reward for various learning methods by running an ϵ -greedy policy with $\epsilon = 0.05$ for a fixed number of steps. The lower table reports results of the single best performing episode for HNeat and DQN. HNeat produces deterministic policies that always get the same score while DQN used an ϵ -greedy policy with $\epsilon = 0.05$.





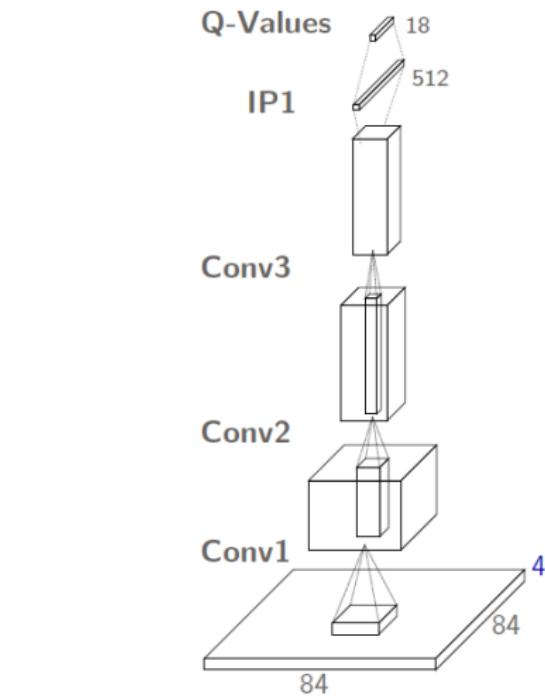
第 IV 部分

DRQN 与 FPS 游戏

DRQN

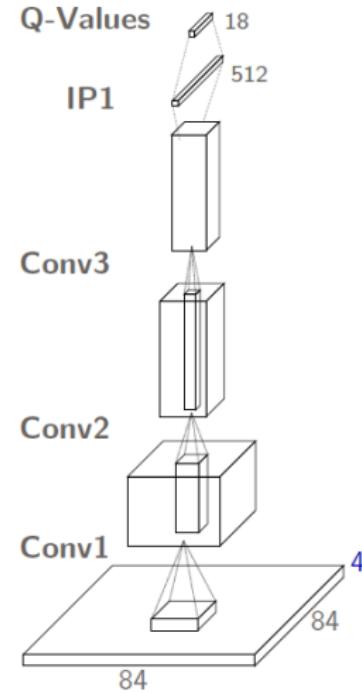
DRQN 结构介绍
DRQN vs. DQN

用 DRQN 玩 FPS 游戏



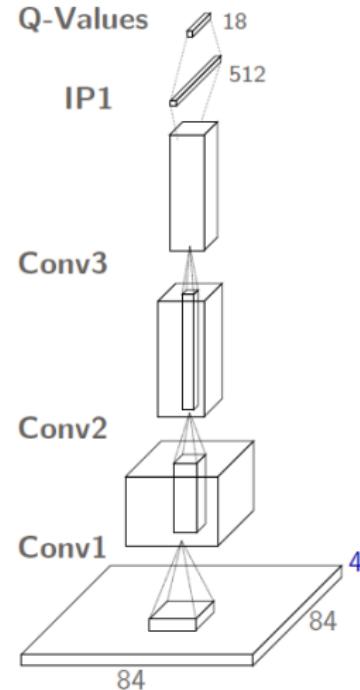


- ▶ 前面提到，DQN 在 Atari 游戏中，有能力学习到不输人类的控制策略。



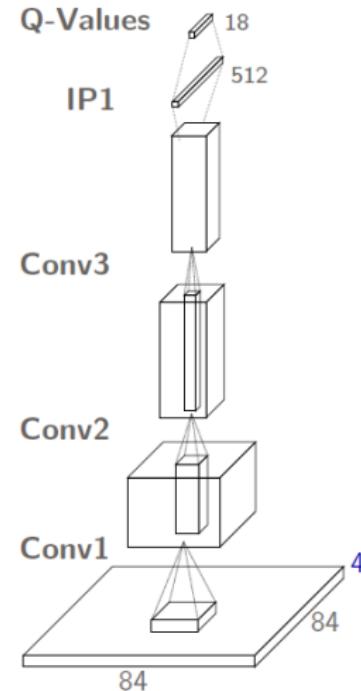


- ▶ 前面提到，DQN 在 Atari 游戏中，有能力学习到不输人类的控制策略。
- ▶ 它仅仅将游戏最近 4 帧的原始画面作为输入，就使 agent 在 Atari 游戏中有了能与人类相抗衡的表现。

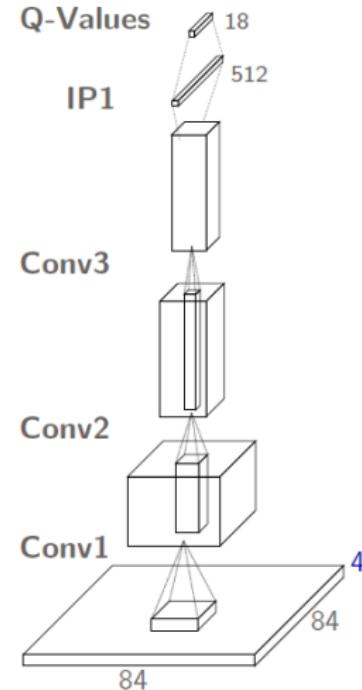




- ▶ 前面提到，DQN 在 Atari 游戏中，有能力学习到不输人类的控制策略。
- ▶ 它仅仅将游戏最近 4 帧的原始画面作为输入，就使 agent 在 Atari 游戏中有了能与人类相抗衡的表现。
- ▶ 但是，DQN 在需要记忆**超过最近 4 帧**画面的游戏中表现不佳，这类游戏未来的 state 和 reward 不仅依赖于当前输入的画面，还依赖于更早画面中的信息。

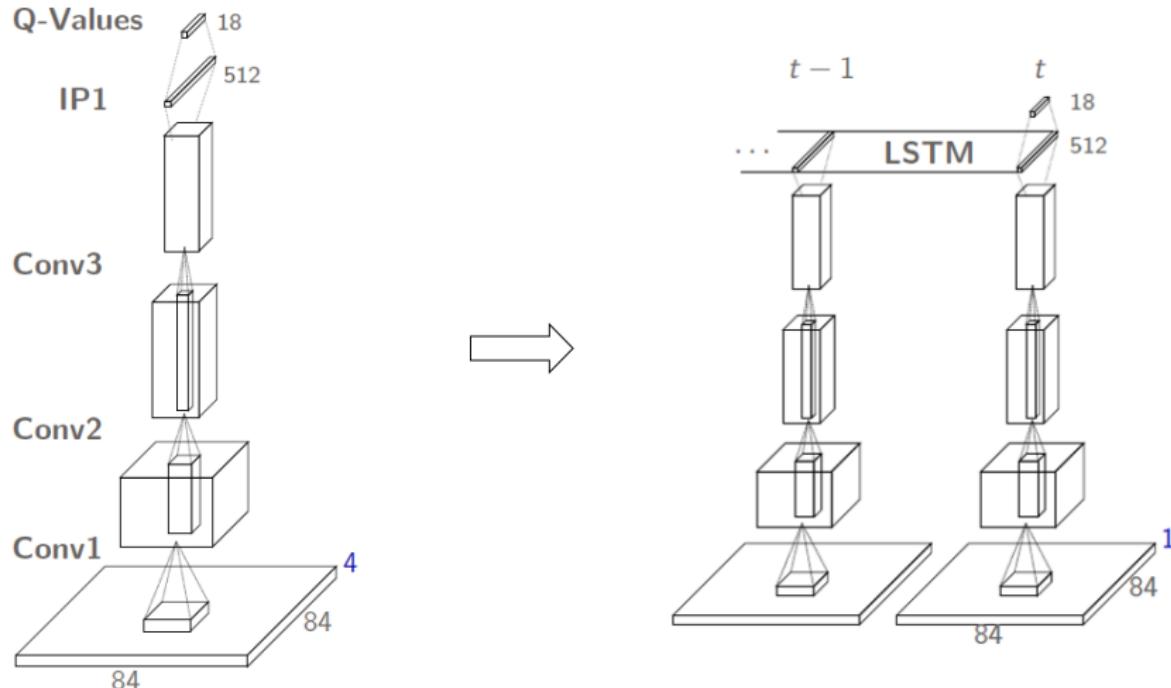


- ▶ 前面提到，DQN 在 Atari 游戏中，有能力学习到不输人类的控制策略。
- ▶ 它仅仅将游戏最近 4 帧的原始画面作为输入，就使 agent 在 Atari 游戏中有了能与人类相抗衡的表现。
- ▶ 但是，DQN 在需要记忆**超过最近 4 帧**画面的游戏中表现不佳，这类游戏未来的 state 和 reward 不仅依赖于当前输入的画面，还依赖于更早画面中的信息。
- ▶ 上述现象是一种 Partially-Observable Markov Decision Process (POMDP)。

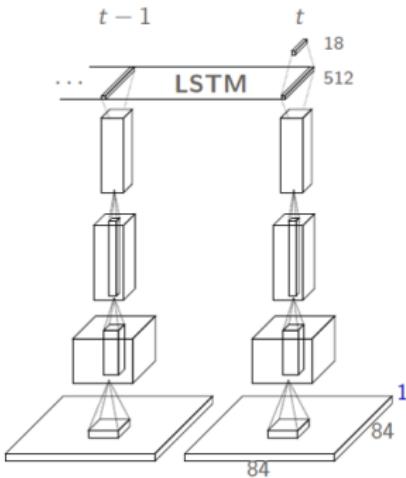




为解决前述 POMDP 问题，我们需要对原始的 DQN 加以改进，Deep Recurrent Q-Network 应运而生。

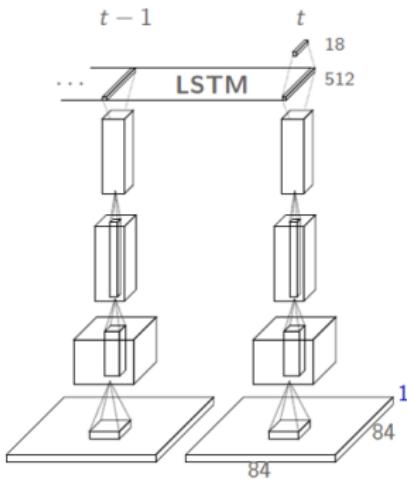


与 DQN 相比，DRQN:



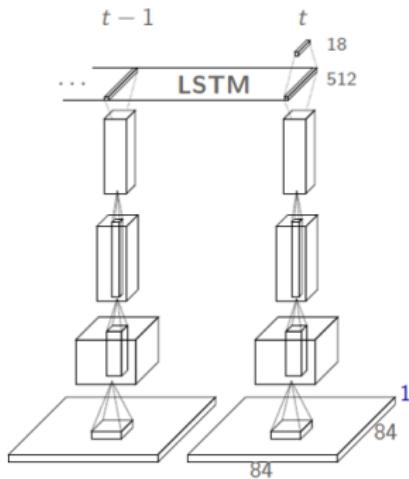
与 DQN 相比，DRQN:

- ▶ 将原本的全连接层替换为相同维度的 Long-Short Term Memory (LSTM).



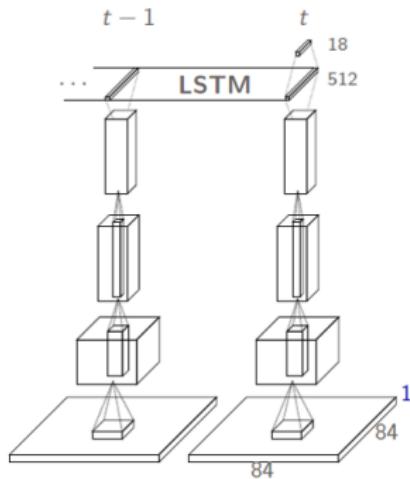
与 DQN 相比，DRQN:

- ▶ 将原本的全连接层替换为相同维度的 Long-Short Term Memory (LSTM).
- ▶ 每一个 timestep 只接受一帧画面作为输入。



与 DQN 相比，DRQN：

- ▶ 将原本的全连接层替换为相同维度的 Long-Short Term Memory (LSTM)。
- ▶ 每一个 timestep 只接受一帧画面作为输入。
- ▶ LSTM 为过去的状态提供记忆能力。



- ▶ Intelligent decision making is the heart of AI.
- ▶ Desire agents capable of learning to act intelligently in diverse environments.
- ▶ Reinforcement learning provides a general learning framework.
- ▶ RL + deep neural networks yields robust controllers that learn from pixels. (DQN)
- ▶ DQN lacks mechanisms for handling partial observability.
- ▶ Extend DQN to handle Partially Observable Markov Decision Processes (POMDPs).

▶ 比较对象：

- ▶ DRQN;
- ▶ 扩展 DQN (将普通 DQN 的输入扩展到 10 张图片);
- ▶ DQN.

- ▶ 比较对象：
 - ▶ DRQN;
 - ▶ 扩展 DQN (将普通 DQN 的输入扩展到 10 张图片);
 - ▶ DQN.
- ▶ 实验目标：
 - ▶ Standard Atari games
 - ▶ Flickering Atari games

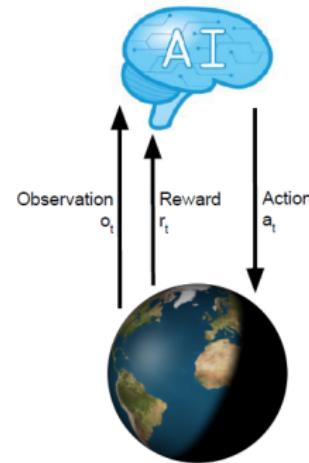
Game	DRQN $\pm std$	Ours	DQN $\pm std$
	Mnih et al.		
Asteroids	1020 (± 312)	1070 (± 345)	1629 (± 542)
Beam Rider	3269 (± 1167)	6923 (± 1027)	6846 (± 1619)
Bowling	62 (± 5.9)	72 (± 11)	42 (± 88)
Centipede	3534 (± 1601)	3653 (± 1903)	8309 (± 5237)
Chopper Cmd	2070 (± 875)	1460 (± 976)	6687 (± 2916)
Double Dunk	-2 (± 7.8)	-10 (± 3.5)	-18.1 (± 2.6)
Frostbite	2875 (± 535)	519 (± 363)	328.3 (± 250.5)
Ice Hockey	-4.4 (± 1.6)	-3.5 (± 3.5)	-1.6 (± 2.5)
Ms. Pacman	2048 (± 653)	2363 (± 735)	2311 (± 525)

图 22: DRQN 的表现勉强达到 DQN 的水平

以一个随机概率遮蔽屏幕，使游戏呈现
partially observability.

$$o_t \begin{cases} s_t & \text{with } p = \frac{1}{2} \\ \langle 0, \dots, 0 \rangle & \text{otherwise} \end{cases}$$

现在，当前的游戏状态只能够从历史状态
中获取到了。



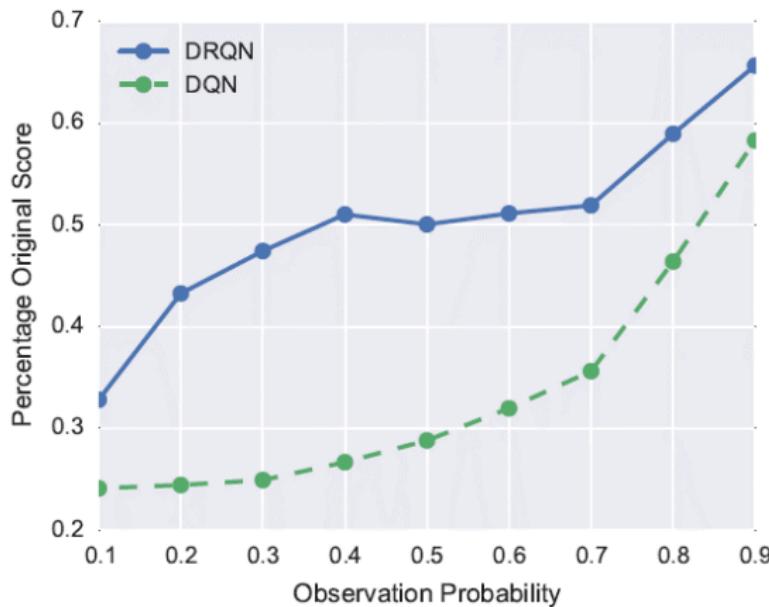


图 23: 横轴: 某时间步能够观测到游戏画面的概率; 纵轴: 各模型与自己 Standard Atari games 得分的比值

- ▶ 在 Standard Atari games 中，DRQN 的表现勉强比上 DQN
- ▶ 在 Flickering Atari games 中，DRQN 表现下降的幅度比 DQN 小得多

- ▶ 在 Standard Atari games 中，DRQN 的表现勉强比上 DQN
- ▶ 在 Flickering Atari games 中，DRQN 表现下降的幅度比 DQN 小得多

但这样的结果远远不能让人满意……

DRQN

用 DRQN 玩 FPS 游戏

添加游戏特征

分治

视频

FPS 即第一人称射击游戏 (First person shooting games)，与 Atari 2600 相比，FPS 游戏具有以下特点 [Lample and Chaplot, 2017]：

FPS 即第一人称射击游戏 (First person shooting games)，与 Atari 2600 相比，FPS 游戏具有以下特点 [Lample and Chaplot, 2017]：

- ▶ 操作更加复杂，行为更加丰富（搜索地图，收集道具，识别并打败敌人…）；

FPS 即第一人称射击游戏 (First person shooting games)，与 Atari 2600 相比，FPS 游戏具有以下特点 [Lample and Chaplot, 2017]：

- ▶ 操作更加复杂，行为更加丰富 (搜索地图，收集道具，识别并打败敌人…);
- ▶ 画面只能观测到部分游戏状态 (partially observable);

FPS 即第一人称射击游戏 (First person shooting games)，与 Atari 2600 相比，FPS 游戏具有以下特点 [Lample and Chaplot, 2017]：

- ▶ 操作更加复杂，行为更加丰富 (搜索地图，收集道具，识别并打败敌人…);
- ▶ 画面只能观测到部分游戏状态 (partially observable);
- ▶ FPS 与现实场景相似，相关技术适合在机器人开发中得到应用。

VizDoom 是一个基于 Doom 的 AI 研究平台，主要针对面向原始视觉信息输入的增强学习。

Doom Deathmatch 规则介绍：<http://vizdoom.cs.put.edu.pl/>



首先，直接利用原始的 DRQN 运用在 ViZDoom 上，效果并不好。

首先，直接利用原始的 DRQN 运用在 ViZDoom 上，效果并不好。

- ▶ 训练出的 agent 会随意开火；

首先，直接利用原始的 DRQN 运用在 ViZDoom 上，效果并不好。

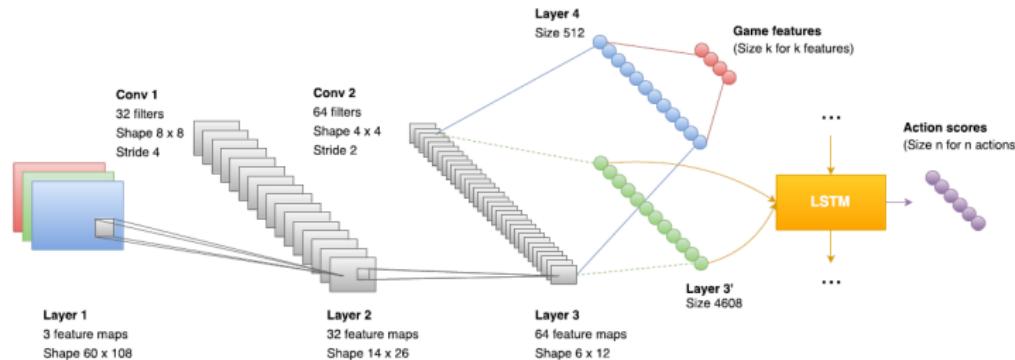
- ▶ 训练出的 agent 会随意开火；
- ▶ 对使用弹药加以惩罚：如果惩罚过重，agent 就不会开火；过轻，agent 依然会随意开火。

首先，直接利用原始的 DRQN 运用在 ViZDoom 上，效果并不好。

- ▶ 训练出的 agent 会随意开火；
- ▶ 对使用弹药加以惩罚：如果惩罚过重，agent 就不会开火；过轻，agent 依然会随意开火。
- ▶ agent 不能够准确地探测敌人

DRQN augmented with game features 使用了一个增加游戏信息 (game features) 的 DRQN 模型来提升性能。

Divide and conquer 将游戏过程分为两个阶段分别训练，提升性能并加快了训练速度。







- ▶ 训练时加入了当前画面的游戏状态信息作为输入;

- ▶ 训练时加入了当前画面的游戏状态信息作为输入；
- ▶ 网络的损失函数是 DRQN 的损失函数合并上交叉熵损失 (cross-entropy loss)，同时训练 DRQN 和游戏状态信息的侦测，使卷积层也能够捕捉到与游戏相关的信息；

- ▶ 训练时加入了当前画面的游戏状态信息作为输入；
- ▶ 网络的损失函数是 DRQN 的损失函数合并上交叉熵损失 (cross-entropy loss)，同时训练 DRQN 和游戏状态信息的侦测，使卷积层也能够捕捉到与游戏相关的信息；
- ▶ 虽然可以获得许多游戏信息，但仅考虑画面中是否有敌人的信息，就能使模型的表现有显著的改进。

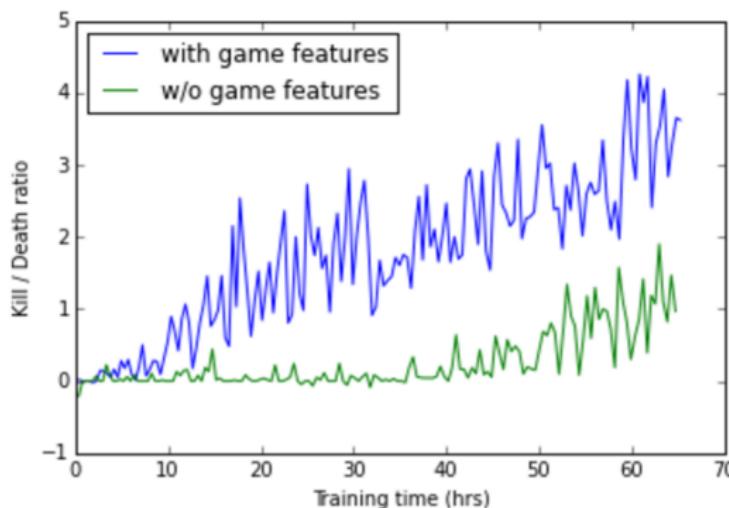


图 24: 横轴: 训练时间; 纵轴: 击杀死亡比

Doom Deathmatch 游戏过程被分成两个阶段：导航阶段和行动阶段

导航阶段 (the navigation) 探索地图，收集，发现敌人

行动阶段 (the action) : 攻击敌人

Doom Deathmatch 游戏过程被分成两个阶段：导航阶段和行动阶段

导航阶段 (the navigation) 探索地图，收集，发现敌人

行动阶段 (the action) : 攻击敌人

当前游戏过程处何阶段由画面中是否有敌人来决定 (game feature)。



图 25: 导航阶段



图 26: 行动阶段

对不同的阶段，使用了不同的模型进行训练：

导航阶段 DQN

行动阶段 DRQN with game features

对不同的阶段，使用了不同的模型进行训练：

导航阶段 DQN

行动阶段 DRQN with game features

目前，DQN 并不支持结合多个网络来优化不同的目标，但当前的游戏信息可以由改进的 DRQN 进行侦测。



这样的分治策略带来许多优点：

这样的分治策略带来许多优点：

- ▶ 两个网络可以并行训练，大大加快了模型训练速度。

这样的分治策略带来许多优点：

- ▶ 两个网络可以并行训练，大大加快了模型训练速度。
- ▶ 导航阶段只包含了三种操作：向左、向右和前进，大大减少了模型中 state-action pairs 的数量，进一步提高效率。

这样的分治策略带来许多优点：

- ▶ 两个网络可以并行训练，大大加快了模型训练速度。
- ▶ 导航阶段只包含了三种操作：向左、向右和前进，大大减少了模型中 state-action pairs 的数量，进一步提高效率。
- ▶ 相比使用单个网络训练，分治有效避免了 agent 的“蹲点”行为。

在 Doom deathmatch 中，游戏分数通过击杀数/死亡数 (K/D ratio) 进行计算。如果回馈只通过计算分数得到，那么 DRQN 训练时的 replay table 会非常稀疏，导致模型在训练时难以收敛。
作者们采取了回馈共享 (Reward shaping) 的思路，修改回报函数，包含一些小的中间回报来加速学习过程。

基于击杀给予正回馈，死亡给予负回馈的基础上，增加了以下中间回馈

基于击杀给予正回馈，死亡给予负回馈的基础上，增加了以下中间回馈

行动网络

- ▶ 拾取物品，正回馈
- ▶ 失去生命值，负回馈
- ▶ 开枪射击导致弹药减少，负回馈

基于击杀给予正回馈，死亡给予负回馈的基础上，增加了以下中间回馈

行动网络

- ▶ 拾取物品，正回馈
- ▶ 失去生命值，负回馈
- ▶ 开枪射击导致弹药减少，负回馈

导航网络

- ▶ 拾取物品，正回馈
- ▶ 在岩浆上行走，负回馈
- ▶ 移动距离，正回馈——有利于让 agent 更快速地探索地图

赛制分两种：

- ▶ 已知地图上的受限制死亡竞赛 (Limited Deathmatch)：武器只有火箭炮，agent 可以捡血包和弹药；
- ▶ 未知地图上的的无限制死亡竞赛 (Limited Deathmatch)：agent 初始只有手枪，可以捡各种武器弹药和血包。提供了两张地图用于训练，3 张未知地图用于测试。



Evaluation Metric	Limited Deathmatch		Full Deathmatch			
	Known Map		Train maps		Test maps	
	Without navigation	With navigation	Without navigation	With navigation	Without navigation	With navigation
Number of objects	14	46	52.9	92.2	62.3	94.7
Number of kills	167	138	43.0	66.8	32.0	43.0
Number of deaths	36	25	15.2	14.6	10.0	6.0
Number of suicides	15	10	1.7	3.1	0.3	1.3
Kill to Death Ratio	4.64	5.52	2.83	4.58	3.12	6.94



Place	Team	Bot	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Total frags
1	F1	F1	56	62	n/a	54	47	43	47	55	50	48	50	47	559
2	The Terminators	Arnold	36	34	42	36	36	45	36	39	n/a	33	36	40	413
3	CLYDE	CLYDE	37	n/a	38	32	37	30	46	42	33	24	44	30	393

Place	Team	Bot	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Total frags
1	IntelAct	IntelAct	29	21	23	21	6	11	9	6	30	32	33	35	256
2	The Terminators	Arnold	22	17	21	15	13	12	6	5	14	13	13	13	164
3	TUHO	TUHO	8	11	13	12	0	-1	-1	-4	2	2	6	3	51

Single player 人类和 agent 分别在独立的游戏中与机器人较量

Multiplayer 人类与 agent 相互切磋

Evaluation Metric	Single Player		Multiplayer	
	Human	Agent	Human	Agent
Number of objects	5.2	9.2	6.1	10.5
Number of kills	12.6	27.6	5.5	8.0
Number of deaths	8.3	5.0	11.2	6.0
Number of suicides	3.6	2.0	3.2	0.5
K/D Ratio	1.52	5.12	0.49	1.33

Track 1: Limited Deatchmatch

Team	Bot	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Total:
Marvin	Marvin	23	23	22	23	28	29	26	21	32	21	248
Terminators	Arnold2	24	19	23	33	24	22	19	33	22	26	245
Axon	Axon	29	22	13	22	28	21	24	22	16	18	215

Track 2: Full Deatchmatch

Team	Bot	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Total:
Terminators	Arnold4	15	20	25	24	18	32	42	42	32	25	275
TSAIL	YanShi	24	31	31	35	34	21	28	28	21	20	273
IntelAct	IntelAct	17	26	21	24	24	22	27	24	15	21	221



- [Andrychowicz et al., 2017] Andrychowicz, M., Crow, D., Ray, A., Schneider, J., Fong, R., Welinder, P., McGrew, B., Tobin, J., Abbeel, P., and Zaremba, W. (2017).
Hindsight experience replay.
In *Advances in Neural Information Processing Systems 30: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2017, 4-9 December 2017, Long Beach, CA, USA*, pages 5055–5065.
- [Chou et al., 2017] Chou, P., Maturana, D., and Scherer, S. (2017).
Improving stochastic policy gradients in continuous control with deep reinforcement learning using the beta distribution.
In *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, ICML 2017, Sydney, NSW, Australia, 6-11 August 2017*, pages 834–843.

[Lample and Chaplot, 2017] Lample, G. and Chaplot, D. S. (2017).

Playing FPS games with deep reinforcement learning.

In *Proceedings of the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence, February 4-9, 2017, San Francisco, California, USA.*, pages 2140–2146.

[Leonetti et al., 2016] Leonetti, M., locchi, L., and Stone, P. (2016).

A synthesis of automated planning and reinforcement learning for efficient, robust decision-making.

Artificial Intelligence, 241:103–130.

[Sutton, 1990] Sutton, R. S. (1990).

Integrated architectures for learning, planning, and reacting based on approximating dynamic programming.

In *Machine Learning, Proceedings of the Seventh International Conference on Machine Learning, Austin, Texas, USA, June 21-23, 1990*, pages 216–224. Morgan Kaufmann.

[Sutton and Barto, 1998] Sutton, R. S. and Barto, A. G. (1998).

Reinforcement learning: an introduction.

Adaptive computation and machine learning. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, 2 edition.

[van Hasselt et al., 2016] van Hasselt, H., Guez, A., and Silver, D. (2016).

Deep reinforcement learning with double q-learning.

In *Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence, February 12-17, 2016, Phoenix, Arizona, USA.*, pages 2094–2100.



東南大學
SOUTHEAST UNIVERSITY

感谢观看!
Q & A