Hindsight Experience Replay-hoho

论文试图解决什么问题？

奖励稀疏问题（sparse reward）：回合中长时间奖励不变，直到回合最后的时间步才有明显的奖励变化

这是否是一个新的问题？

不是一个新问题。本论文之前已经有研究次问题的解决方案，譬如奖励塑性方法，但这种方法需要很强的领域知识，不具备通用性。还有一些如基于计数的改善探索的方法，或者bootstrapped DQN，但这些方法没有解决本质问题：真正的问题不在于所探索的状态缺乏多样性，而是探索如此大的状态空间是不切实际的。

这篇文章要验证一个什么科学假设？

是否可以有不依赖领域知识的，改善奖励稀疏问题的强化学习方法。

有哪些相关研究？如何归类？谁是这一课题在领域内值得关注的研究员？

当时的研究工作可以归为：

1. 基于经验回放技术，如优先级经验回放；
2. 同时面向多个任务的策略学习方法，如UVFA(Universal Value Function Approximators)，一种DQN的扩展
3. 课程学习。这也是一种解决奖励稀疏的方法，本文的HER方法可以看作是一种隐式的课程学习方法

论文中提到的解决方案之关键是什么？

本文提出了HER方法（Hindsight Experience Replay），核心思想是：这每个回合设置智能体要达到的多个目标而非只有一个。

具体来说：一般来说一个回合的轨迹只会告诉我们如何达到最后的状态s_T，而不会告诉我们如何达到某个目标（即某个状态g）。可以使用off-policy强化学习方法（因为需要经验回放的支持），在经验回放池中将目标g替换为s_T，另外，我们还可以继续利用经验回放中原有目标g，如此一来，至少一半的经验回放轨迹中的奖励都包含不同于-1的奖励（本文作者用了一个例子：直到回合结束前，每个时间步的奖励都是-1，最后的时间步奖励才不是-1）。

这就要是使用多目标强化学习方法。训练策略和价值函数时，输入要包含状态s和目标g，目标就是智能体要达到的某种状态s，我们可以定义一个映射$f_g(s) = [s == g]$，所以目标g要满足$f_g(s) = 1$，否则为0。那么，训练通用的策略可以基于一些分布通过采样目标和初始状态，让智能体与环境交互，这每个时间步，当智能体不能达到目标时，就设置负的奖励，如$r_g(s, a) = -[f_g(s) = 0]$。

算法如下：

Algorithm 1 Hindsight Experience Replay (HER)

Given:

- an off-policy RL algorithm $\mathbb{A}$, ▷ e.g. DQN, DDPG, NAF, SDQN
- a strategy $\mathbb{S}$ for sampling goals for replay, ▷ e.g. $\mathbb{S}(s_0, \ldots, s_T) = m(s_T)$
- a reward function $r : \mathcal{S} \times \mathcal{A} \times \mathcal{G} \to \mathbb{R}$. ▷ e.g. $r(s, a, g) = -[f_g(s) = 0]$

Initialize $\mathbb{A}$ ▷ e.g. initialize neural networks
Initialize replay buffer R
for episode = 1, M **do**
  Sample a goal g and an initial state s_0.
  for $t = 0, T-1$ **do**
    Sample an action a_t using the behavioral policy from $\mathbb{A}$:
      $a_t \leftarrow \pi_b(s_t||g)$ ▷ $||$ denotes concatenation
    Execute the action a_t and observe a new state s_{t+1}
  end for
  for $t = 0, T-1$ **do**
    $r_t := r(s_t, a_t, g)$
    Store the transition $(s_t||g,\ a_t,\ r_t,\ s_{t+1}||g)$ in R ▷ standard experience replay
    Sample a set of additional goals for replay $G := \mathbb{S}$(**current episode**)
    for $g' \in G$ **do**
      $r' := r(s_t, a_t, g')$
      Store the transition $(s_t||g',\ a_t,\ r',\ s_{t+1}||g')$ in R ▷ HER
    end for
  end for
  for $t = 1, N$ **do**
    Sample a minibatch B from the replay buffer R
    Perform one step of optimization using $\mathbb{A}$ and minibatch B
  end for
end for

论文中的实验是如何设计的？

本文自己搭建了一个机械臂操作环境，分别用机械臂操控进行三个动作：推动物体到目标点（pushing），扫动物体使其滑动到目标点（sliding），抓取物体最终移动到目标点（pick-and-place）

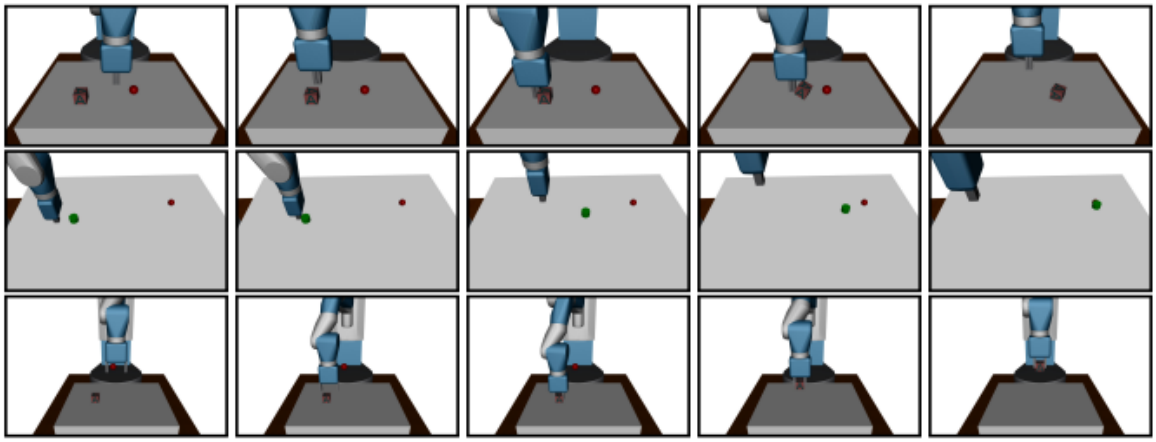


Figure 2: Different tasks: *pushing* (top row), *sliding* (middle row) and *pick-and-place* (bottom row). The red ball denotes the goal position.

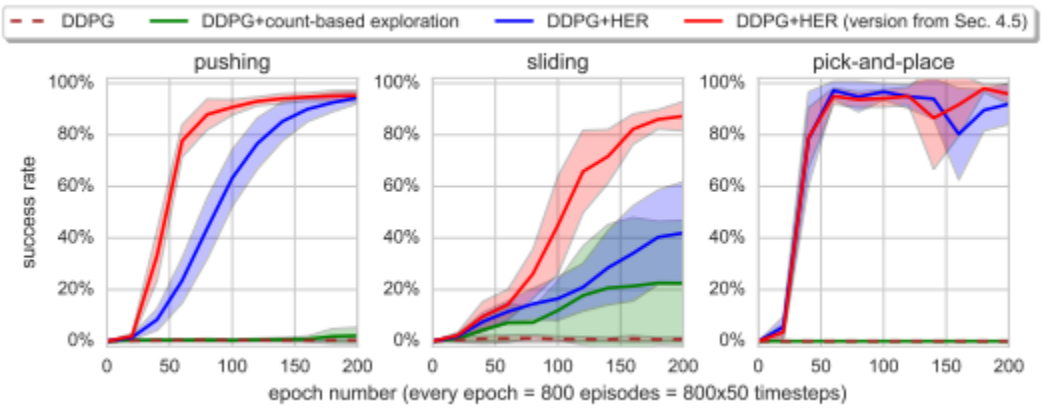
并且用加入HER和不加入HER的DDPG算法作对比。

用于定量评估的数据集是什么？代码有没有开源？

没数据集。没开源代码。

论文中的实验及结果有没有很好地支持需要验证的科学假设？

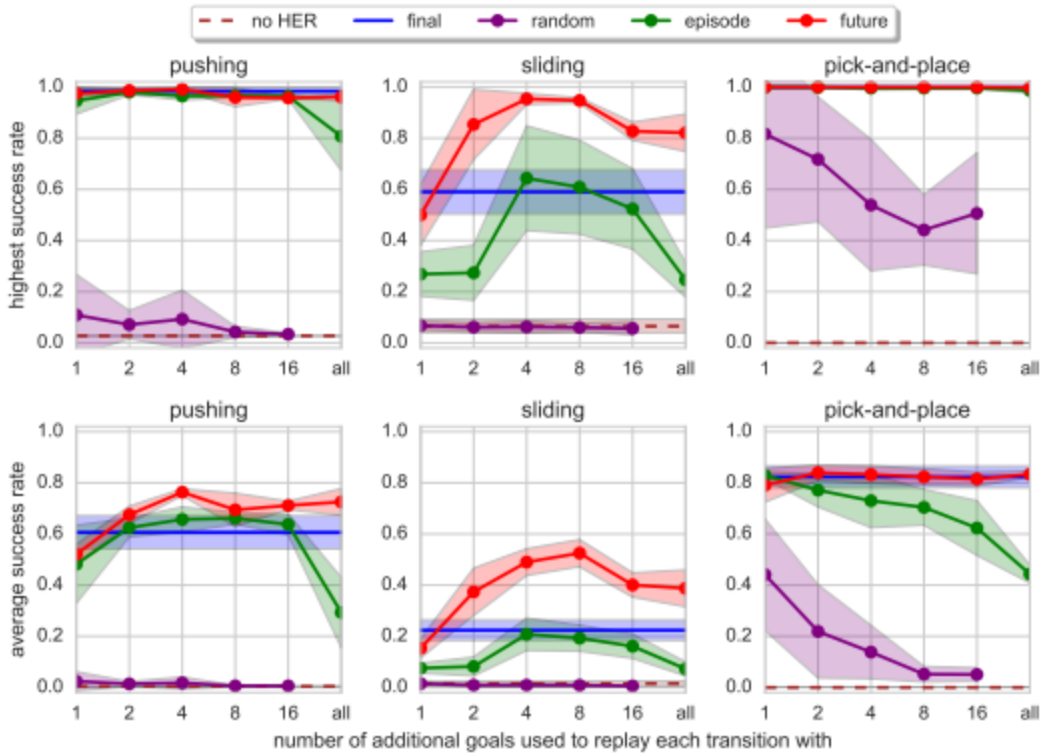
实验证明加入HER的DDPG算法可以持续提升机械臂算法。



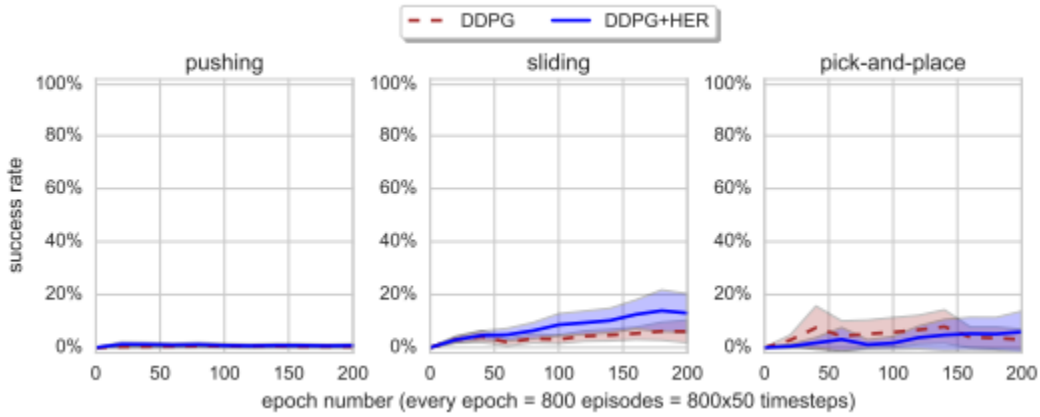
本文所使用的目标是最后的状态（称为final规划，strategy final），实验还对比了其他目标规划：

- future: 在同一个回合中，某个state之后的随机k个state作为goal；
- episode: 在同一个回合中，随机采样k个state作为goal，和future不同的是不需要从某个state之后随机采样；
- random: 在整个训练流程中，从多个回合的数据采样k个state作为goal

实验证明，使用future规划是目前最优的



本文还特别的对奖励塑形方法进行对比，将奖励函数塑形为$r(s,a,g) = -|g - s^{'}_{object}|^2$，其中$s^{'}_{object}$是机械臂实验中物体在状态s下的位置。结果发现即使用HER，效果也是很差：



证明奖励塑形方法的弱点：十分依赖专家领域知识，不通用。

这篇论文到底有什么贡献？

提出了一种全新的解决奖励稀疏的比较通用方法：HER

下一步呢？有什么工作可以继续深入？

1. 如何改进奖励塑形方法（自己提的，非论文作者提）
2. HER只能结合off-policy RL方法，那on-policy呢？（自己提的，非论文作者提）