

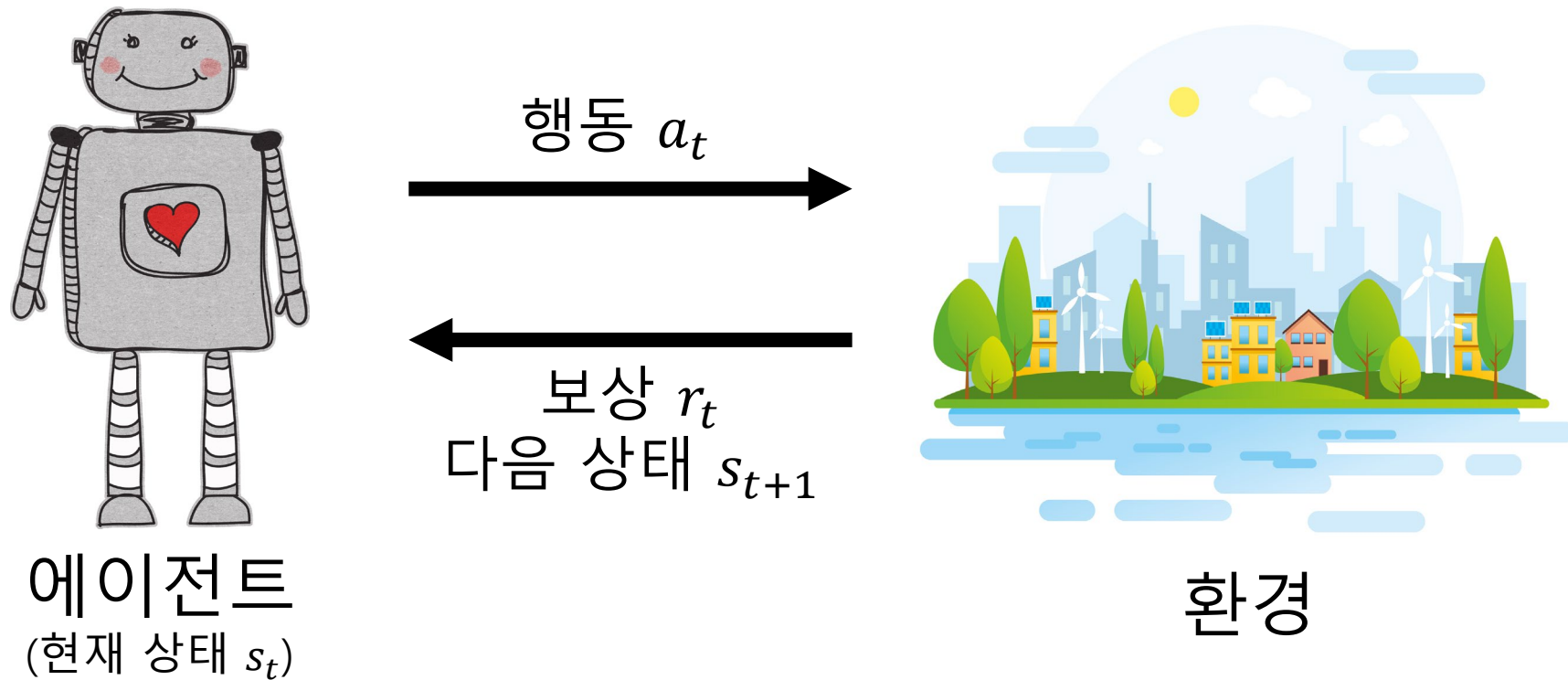
KAIST-Samsung DS AI Expert

딥 강화학습 (Deep Reinforcement Learning)

TA 강민구, 최윤선 (2020. 07. 28)

TA 이종민, 박재영 (2020. 08. 04)

강화학습 (Reinforcement Learning)



- 환경에 대해 전혀 모르는 상태에서 시작하여 환경과의 상호작용을 통해 누적 보상의 기댓값을 최대화하는 행동 정책 (policy) 학습하기!

π : (state \rightarrow action) mapping

오늘 실습 내용

- **딥 강화학습 (Deep Reinforcement Learning) 알고리즘 구현**
 - Deep Q-Network (DQN)
 - Proximal Policy Optimization (PPO)
 - Policy Optimization from Demonstration (POfD)

실습 주제 1:

Deep Q-Network (DQN)

Recap) Finite MDP 환경에서의 강화학습

- 벨만 최적 방정식 (Bellman Optimality Equation)

- Optimal policy π^* 의 Q function이 만족하는 재귀 관계식

$$Q^*(s, a) = R(s, a) + \gamma \mathbb{E}_{s' \sim T(\cdot | s, a)} \left[\max_{a'} Q^*(s', a') \right]$$

- Q-Learning

- 벨만 최적 방정식을 만족하는 Q^* 를 찾으면 $\pi^*(s) = \operatorname{argmax}_a Q^*(s, a)$ 는 항상 optimal policy.
- 현재 상태 s 에서 행동 a 를 선택한 후 보상 r 및 다음 상태 s' 을 관찰할 때 마다 아래와 같은 식으로 **Q 테이블** 업데이트.

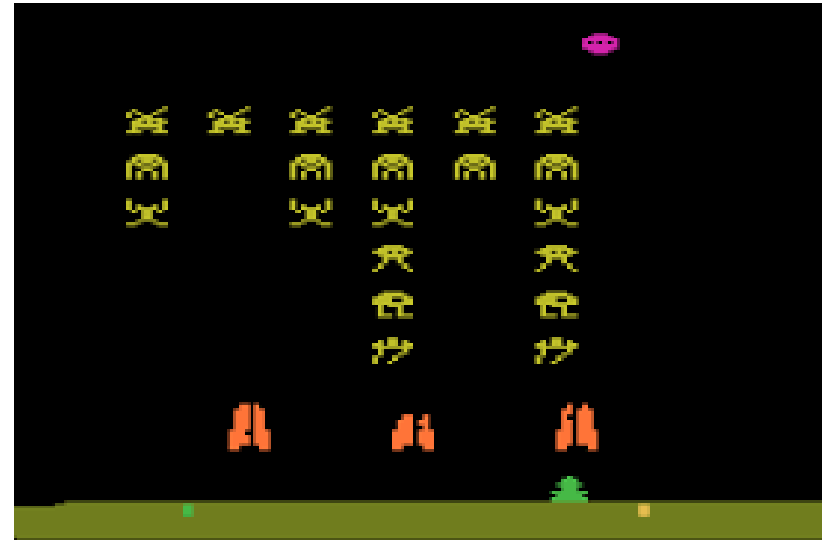
$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha_t \left(r + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a) \right)$$

Deep Q-Network (DQN)

- 만약 MDP 상태의 수가 유한하지 않다면? 혹은 너무 많다면?
 - $|S||A|$ 크기의 Q 테이블을 만들고 업데이트하는 게 거의 불가능

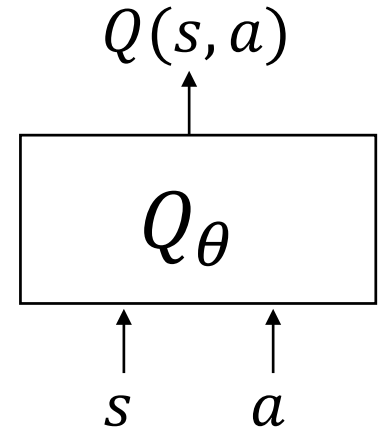


고차원의 연속 상태 공간



이미지: $|S| = W \times H \times 255^3$

DQN의 뼈대: Neural Fitted Q Iteration



- $|S||A|$ 크기의 테이블을 만드는 대신
 - $S \times A \rightarrow \mathbb{R}$ 의 함수를 뉴럴 네트워크 Q_θ 로 표현해보자!
- 파라미터 θ 는 어떻게 학습? 벨만 최적 방정식을 만족시키는 방향으로

$$Q^*(s, a) = R(s, a) + \gamma \mathbb{E}_{s' \sim T(\cdot|s, a)} \left[\max_{a'} Q^*(s', a') \right]$$

좌/우변의 차이를 최소화하는 파라미터 θ 를 찾자: 데이터 $\mathcal{D} = \{(s, a, r, s')\}$ 로부터,

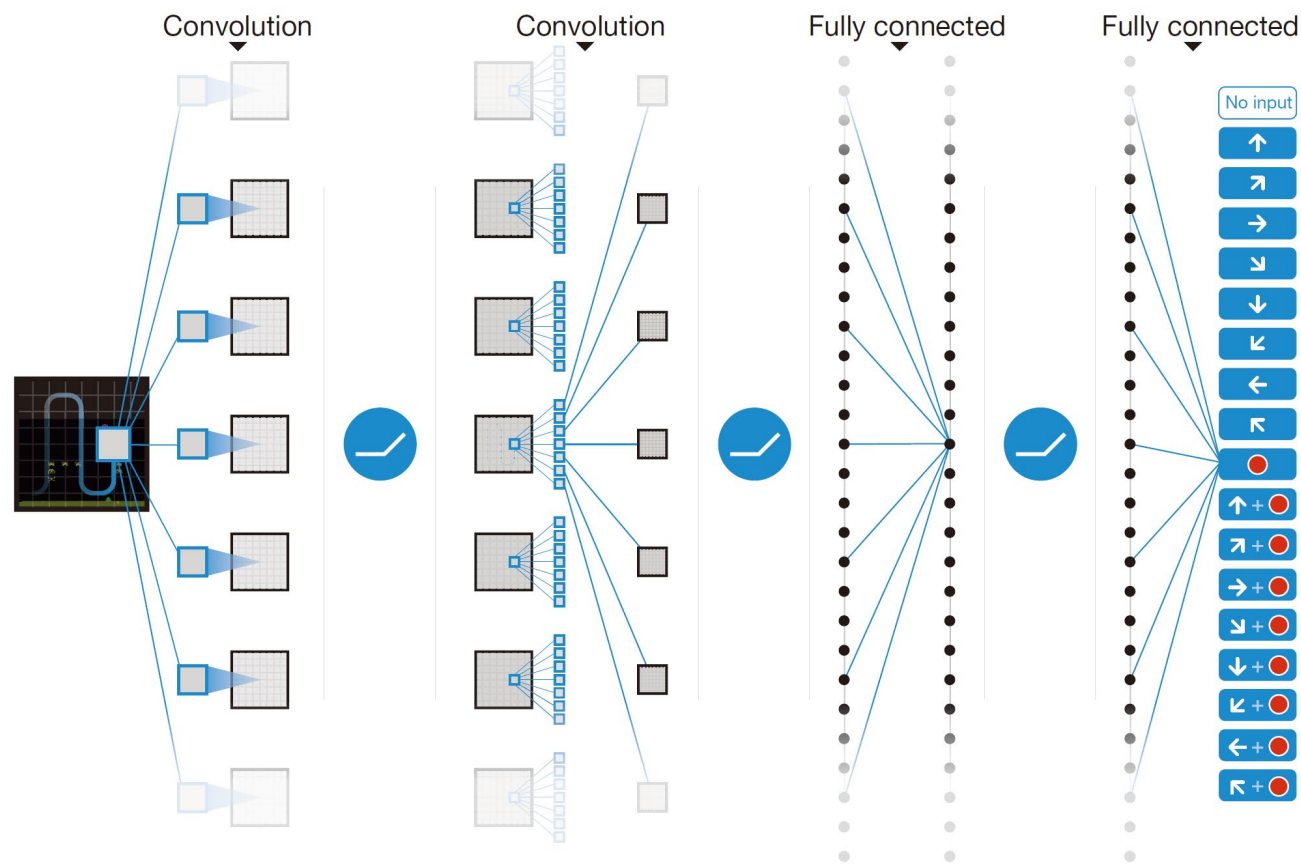
$$\theta_k \leftarrow \arg \min_{\theta_k} \mathbb{E}_{(s, a, r, s') \sim \mathcal{D}} \left[(Q_{\theta_k}(s, a) - y_k)^2 \right] \quad \longrightarrow \text{(단순 회귀문제)}$$

$$\text{where } y_k = \begin{cases} r & \text{if } k = 0 \text{ or } s' \text{ is terminal} \\ r + \gamma \max_{a'} Q_{\theta_{k-1}}(s', a') & \text{otherwise} \end{cases}$$

DQN의 실제 구현 - 뉴럴 네트워크 아키텍처

- $S \times A \rightarrow \mathbb{R}$ 의 함수를 학습하는 대신 $S \rightarrow \mathbb{R}^{|A|}$ 의 함수를 학습.

입력: 현재 상태
(이미지, 센서 관측값)



출력: 각 행동의
Q-value 들

DQN의 핵심 – Experience Replay + Target Q-Network

- 매 스텝마다 얻는 (s, a, r, s') 정보를 Replay buffer \mathcal{D} 에 쌓아둔다.
 - (예: 매 timestep/episode마다) $\{(s, a, r, s')\}$ 의 mini-batch 데이터를 샘플
 - 샘플 된 mini-batch 데이터에 대하여 다음의 식 최적화

$$\min_{\theta} \mathbb{E}_{(s,a,r,s') \sim \mathcal{D}} \left[(Q_{\theta}(s, a) - y)^2 \right] \text{ where } y = \begin{cases} r & \text{if } s' \text{ is terminal} \\ r + \gamma \max_{a'} Q_{\bar{\theta}}(s', a') & \text{otherwise} \end{cases}$$

- θ 를 학습할 때 $\bar{\theta}$ 는 θ 에 대해 상수 취급: 단순한 회귀 문제를 푸는 것과 동등
- Target Q-network의 파라미터 $\bar{\theta}$ 는 주기적으로 θ 와 동기화
 - (예: 10 에피소드마다) $\bar{\theta} \leftarrow \theta$

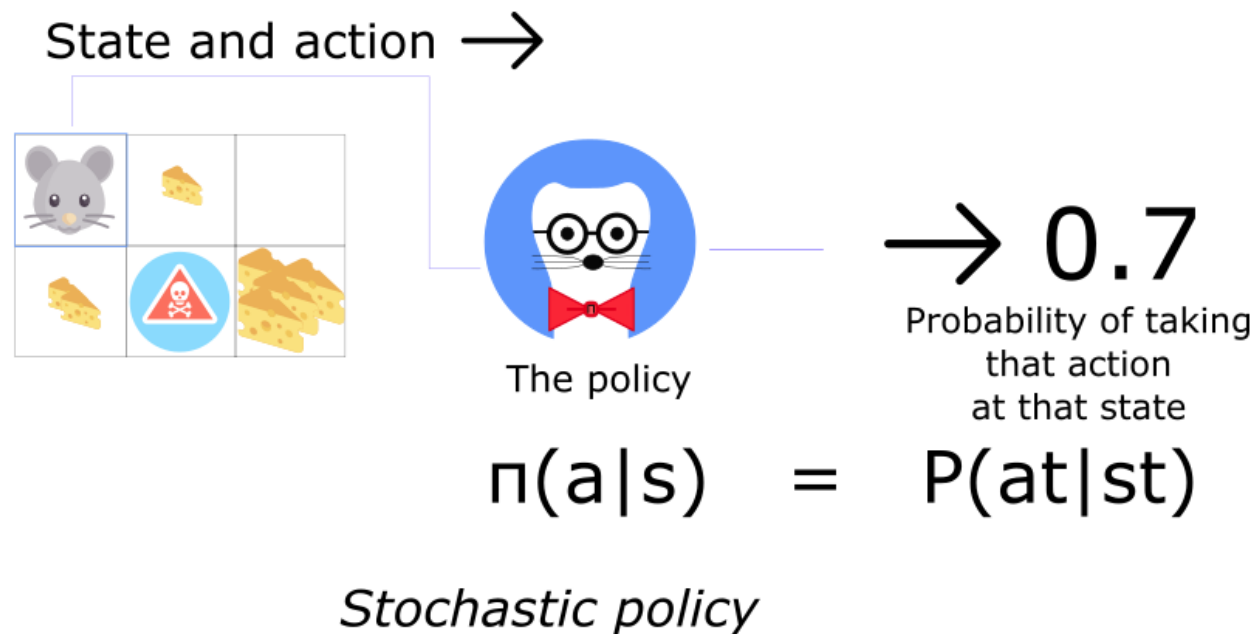
실습 1. Deep Q-Network (DQN)

- DQN 뼈대 코드 이해하기
- 빈칸 채우기
 - `q_model.get_weights`
 - `target_q_model.set_weights`
- 여러 파라미터들을 조절해보며 실험해보기
 - 뉴럴 네트워크 히든 노드 수, `epsilon`, `batch_size` 등

실습 주제 2:

Policy Gradients (PPO)

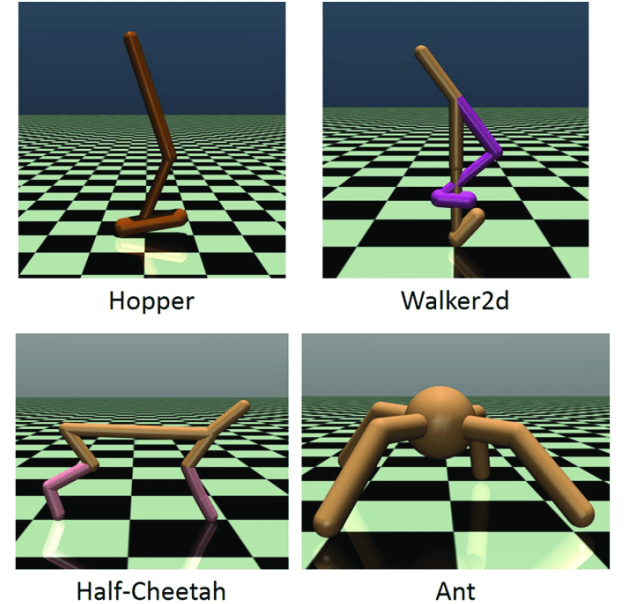
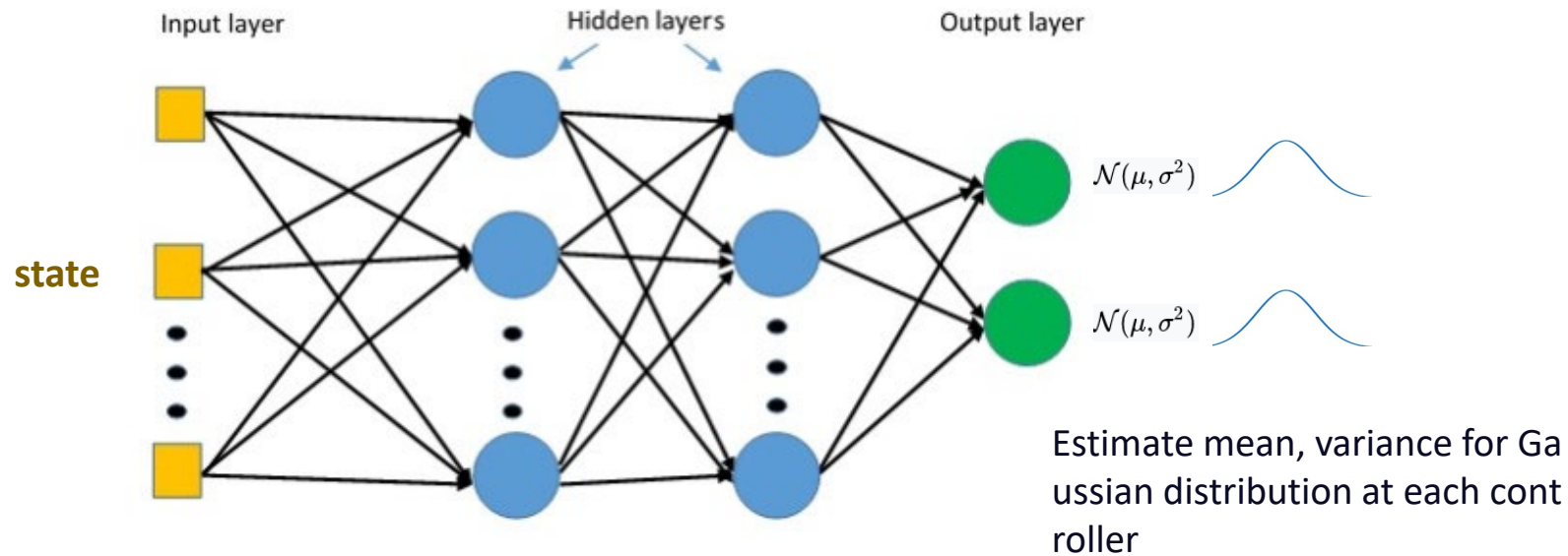
서론 (1) Stochastic policy



- Stochastic policy는 각 행동(actions)에 대한 확률 분포를 결정한다.
- 하나의 행동을 취하기 보다는, stochastic policy는 다른 행동들을 취할 가능성을 항상 가지고 있다.

Stochastic policy를 학습할 때 policy gradient 방법을 주로 사용!

서론 (2) Stochastic policy over continuous action space



Robotics - continuous action

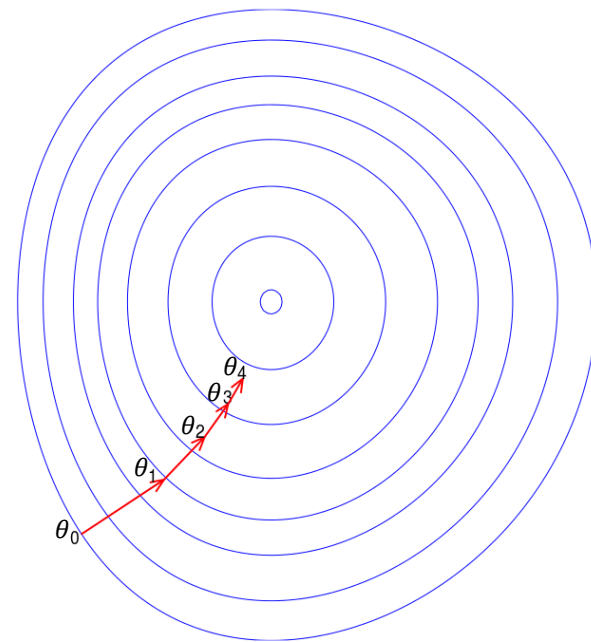
- 로보틱스 분야에서는 continuous action space에서 로봇을 제어해야한다. 이때, Stochastic policy는 각각의 controller가 취해야 하는 행동(actions)에 대한 확률 분포를 결정한다.
- 보통 Gaussian distribution policy를 많이 사용하며 이 policy는 Gaussian 분포의 평균과 분산을 출력하는 neural network로 parameterize될 수 있다.

서론 – Policy Gradient

- Stochastic policy (action에 대한 확률 분포) 에 의한 기대값으로 정의되는 objective function을 gradient 기반으로 최적화 해보자.

$$\max_{\theta} L(\theta) = \mathbb{E}_{x \sim \pi_{\theta}(x)} [f(x)]$$

$$\text{Repeat: } \theta \leftarrow \theta + \alpha \nabla L(\theta)$$



$$\nabla_{\theta} L(\theta) = \nabla_{\theta} \mathbb{E}_{x \sim \pi_{\theta}(x)} [f(x)]$$

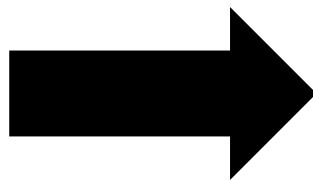
$$= \nabla_{\theta} \int \pi_{\theta}(x) f(x) dx$$

$$= \int \nabla_{\theta} \pi_{\theta}(x) f(x) dx$$

$$= \int \pi_{\theta}(x) \frac{\nabla_{\theta} \pi_{\theta}(x)}{\pi_{\theta}(x)} f(x) dx$$

$$= \int \pi_{\theta}(x) \nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(x) f(x) dx$$

$$= \mathbb{E}_{x \sim \pi_{\theta}(x)} [\nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(x) f(x)]$$



1. 현재 $\pi_{\theta}(x)$ 에서 x 를 N 개 샘플링:

$$\hat{x}_{1:N} \sim \pi_{\theta}(x)$$

2. $\hat{\nabla} L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(\hat{x}_i) f(\hat{x}_i)]$

3. Gradient의 Monte-Carlo estimate인 $\hat{\nabla} L(\theta)$ 를 사용해 θ 업데이트

$$\theta \leftarrow \theta + \alpha \hat{\nabla} L(\theta)$$

4. 1-3 과정 반복

f 의 미분 정보 $\nabla_x f(x)$ 없이도 L 의 gradient 계산 및 최적화 가능!

서론 – Importance Sampling

- $\pi_{\theta_{old}}(x)$ 에서 얻은 샘플을 사용해 $\pi_{\theta}(x)$ 의 기대값으로 표현되는 함수 $L(\theta)$ 의 Gradient를 추정하려면?

$$\begin{aligned}\nabla_{\theta} L(\theta) &= \mathbb{E}_{x \sim \pi_{\theta}(x)} [\nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(x) f(x)] \\ &= \int \pi_{\theta}(x) \nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(x) f(x) dx \\ &= \int \pi_{\theta_{old}}(x) \frac{\pi_{\theta}(x)}{\pi_{\theta_{old}}(x)} \nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(x) f(x) dx \\ &= \mathbb{E}_{x \sim \pi_{\theta_{old}}(x)} \left[\underbrace{\frac{\pi_{\theta}(x)}{\pi_{\theta_{old}}(x)}}_{\text{probability ratio } r(\theta)} \nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(x) f(x) \right]\end{aligned}$$

1. 현재 $\pi_{\theta}(x)$ 에서 x 를 N 개 샘플링:

$$\hat{x}_{1:N} \sim \pi_{\theta}(x)$$

이 때 $\hat{x}_{1:N}$ 을 샘플 했던 θ 를 θ_{old} 라 하자.

a. $\hat{\nabla} L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{\pi_{\theta}(x)}{\pi_{\theta_{old}}(x)} \nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(\hat{x}_i) f(\hat{x}_i) \right]$

b. $\hat{\nabla} L(\theta)$ 를 사용해 θ 업데이트
 $\theta \leftarrow \theta + \alpha \hat{\nabla} L(\theta)$

c. a-b 과정 여러 번 수행

2. 1 과정 반복

실습 2-1. Gaussian Policy network 구성하기

run_traj.py (STEP 1) 가우시안 평균을 output하는 NN Policy 작성하기

```
class Policy(tf.layers.Layer):
    """ NN-based policy approximation """
    def __init__(self, obs_dim, act_dim):
        """
        Args:
            obs_dim: num observation dimensions (int)
            act_dim: num action dimensions (int)
        """
        super(Policy, self).__init__()
        self.obs_ph = tf.keras.layers.Input(obs_dim, name='obs') # [batch_size, obs_dim]
        """
        STEP 1
        Gaussian NN Policy
        using tf.keras.layers.Dense
        """
        #####
        # YOUR IMPLEMENTATION PART

        ### Set hid_size freely,
        hid1_size = 0
        hid2_size = 0
        # 2 hidden layers with tanh activations
        h1 = 0
        h2 = 0
        means = 0
        #####
```

(힌트) tf.keras.layers.Dense 사용

2개의 dense layer를 쌓아보고, 각 layer의 unit 개수는 자유롭게 지정.

Policy network의 최종 아웃풋은 action에 대한 Gaussian 분포의 파라미터: mean, standard deviation.

실습 2-2. 하나의 에피소드 동안 trajectory 뽑아내기

run_traj.py (STEP 2)

- 현재의 observe를 보고, policy로부터 actions을 결정하여 env로 부터 reward를 받을때, 한 에피소드 동안 경험한 observe, action, reward를 각각의 리스트에 저장
- 한 에피소드 동안 받은 총 reward의 합을 계산하여, accumulated reward(또는 return)을 구함

```
obs = env.reset()
observes, actions, rewards= [], [], []
done = False
while not done:
    #####
    # YOUR IMPLEMENTATION PART
    pass
    #####

accumulated_reward = np.sum(rewards)
print("=====")
print(f"During one episodes, The accumulated Rewards: {accumulated_reward}")
print("=====")
```

실습 2-3. 10개의 에피소드 동안 trajectory 뽑아내기

run_traj.py (STEP 3)

- 현재의 observe를 보고, policy로부터 actions을 결정하여 env로부터 reward를 받음
- 한 에피소드 동안 받은 총 reward의 합을 계산하여, accumulated reward(또는 return)을 구함
- 10개의 에피소드 동안 받은 accumulated reward의 평균값을 계산하여 avg_returns을 완성

```
episodes = 10

total_reward = 0
returns = []
for e in range(episodes):
    obs = env.reset()
    done = False
    accumulated_reward = 0
    # For one episode
    for t in range(10000):
        #####
        # YOUR IMPLEMENTATION PART
        accumulated_reward += 0
        #####

    if done:
        break
    returns.append(accumulated_reward)

avg_returns = np.mean(returns)
```

Policy Gradients (1) Objective function

$$\underline{L^{PG}(\theta)} = \underline{E_t}[\log \pi_{\theta}(a_t|s_t) * \underline{A_t}]$$

Expected

log probability of
taking that action at
that state

Advantage if $A > 0$, this action is
better than the other action
possible at that state

- Advantage Function

강화학습에서 어떤 행동이 얼마나 좋은지, 절대적인 수치로 알 필요는 없다. 단지, 모든 행동을 하였을때 평균적으로 얻어지는 리워드보다 얼마나 더 잘 하는지 알면 된다. 상대적인 지표로 어떠한 행동이 더 좋은지 나타낸 것이 advantage function 이다.

$$A_t \simeq A(s_t, a_t) = Q(s_t, a_t) - V(s_t)$$

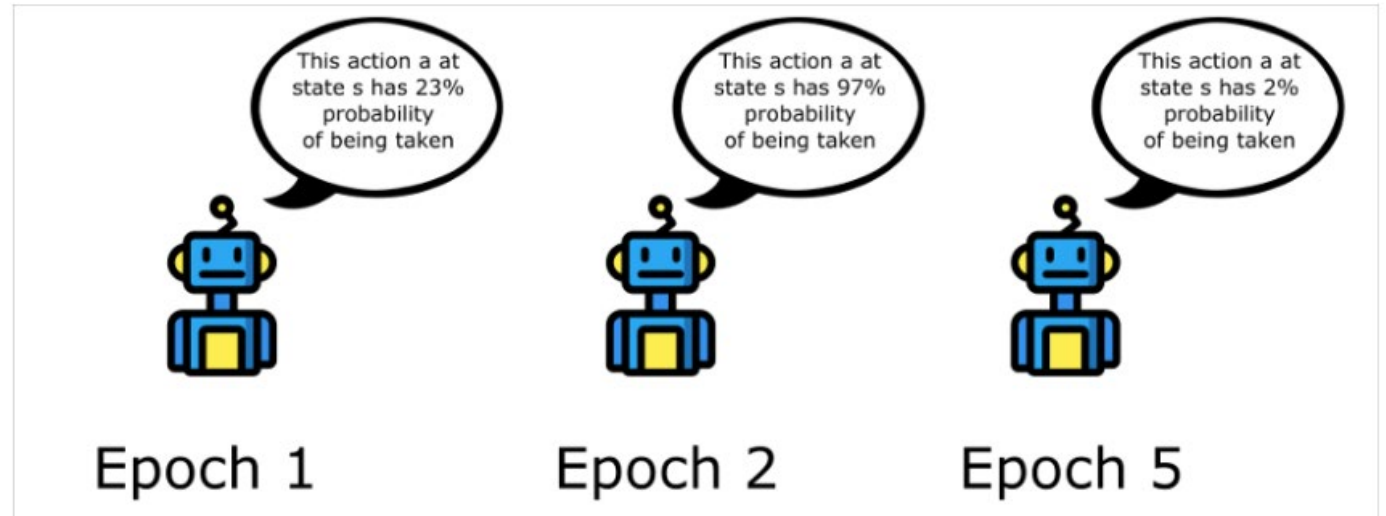
Recap) Policy gradient는 $\nabla L(\theta) = \mathbb{E}_{\pi_{\theta}}[\nabla \log \pi_{\theta}(a|s) Q(s, a)] = \mathbb{E}_{\pi_{\theta}}[\nabla \log \pi_{\theta}(a|s) (Q(s, a) - V(s))]$

- 위 objective function $L^{PG}(\theta)$ 를 미분하면 Policy gradient를 얻을 수 있다.
- 에이전트가 더 많은 reward값을 가지게 되는 행동에 대해서, 더 높은 확률을 가질 수 있도록 학습한다.

Policy Gradients (2) Problem of policy gradients objective

만약, gradient의 step size가

- 너무 작으면, training이 오래 걸린다.
- 너무 크면, 행동의 변화(variability)가 커져 학습이 이루어지지 않는다.



When there is enormous variability in the training (Robot Icons made by Smashicons)

➡ **안정적인 학습을 위해,**

PPO는 각 training 단계에서 업데이트 되는 policy의 변화에 제한을 둔다.

- PPO는 policy의 변화를 제한하기 위해 clip을 사용한 'Clipped surrogate objective function' 을 사용한다.

Policy Gradients (3) Objective function

$r_t(\theta)$ 는 현재 policy와 이전(old) policy가 어떤 상태(s_t)에 그 행동(a_t)을 취할 확률의 비율이다.

$$r_t(\theta) = \frac{\pi_{\theta}(a_t | s_t)}{\pi_{\theta_{\text{old}}}(a_t | s_t)}, \text{ so } r(\theta_{\text{old}}) = 1.$$

따라서 $r_t(\theta)$ 는,

- $r_t(\theta) > 1$ 이면, 그 행동이 현재 policy에서 이전 policy보다 더 취해질 가능성이 높다는 것을 뜻한다.
- $r_t(\theta)$ 이가 0 과 1 사이이면, 현재 policy에서 이전의 policy보다 그 행동이 취해질 가능성이 낮다는 것을 뜻한다.

이전의 policy와 현재의 policy의 비율을 고려한, objective function은 다음과 같다.

$$L^{CPI}(\theta) = \hat{\mathbb{E}}_t \left[\frac{\pi_{\theta}(a_t | s_t)}{\pi_{\theta_{\text{old}}}(a_t | s_t)} \hat{A}_t \right] = \hat{\mathbb{E}}_t [r_t(\theta) \hat{A}_t]$$

Policy Gradients (3) Clipped Surrogate Objective function

$$L^{CPI}(\theta) = \hat{\mathbb{E}}_t \left[\frac{\pi_{\theta}(a_t | s_t)}{\pi_{\theta_{\text{old}}}(a_t | s_t)} \hat{A}_t \right] = \hat{\mathbb{E}}_t \left[r_t(\theta) \hat{A}_t \right]$$

- 위 식에서, 이전의 policy보다 현재의 policy에서 더 높은 확률을 가지게 되는 행동을 한다면 gradient의 step의 크기가 커져, policy에 큰 변화를 야기시킨다.
- 이전의 policy와 많이 다르지 않은 policy로 업데이트 하기 위해, clip을 사용하여 제약을 둔다

$$L^{CLIP}(\theta) = \hat{\mathbb{E}}_t \left[\min(\underbrace{r_t(\theta) \hat{A}_t}_{\text{L CPI}}, \underbrace{\text{clip}(r_t(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon) \hat{A}_t}_{\text{clipped ratio}}) \right]$$

Modifies the surrogate objective by clipping the prob ratio.

--> Which removes the incentive for moving r_t outside of the interval $[1 - \epsilon, 1 + \epsilon]$

The Clipped Surrogate Objective function

PPO는 objective 함수에 변화할수 있는 정도에 제약을 두는 clip을 사용한다.

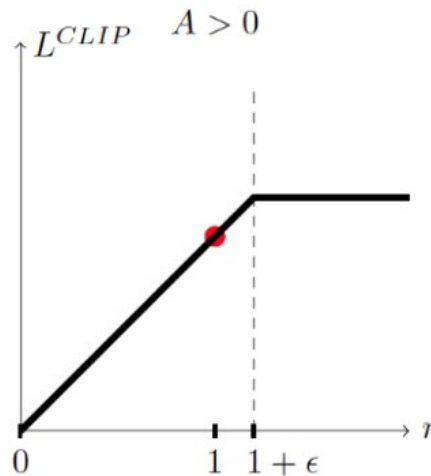
Policy Gradients (3) Clipped Surrogate Objective function

Clipped Objective를 두 가지의 경우에 대해 고려하면, (1) clipped 되지 않은 것과 (2) $[1-\epsilon, 1+\epsilon]$ 사이로 clip 된 것이 있다.

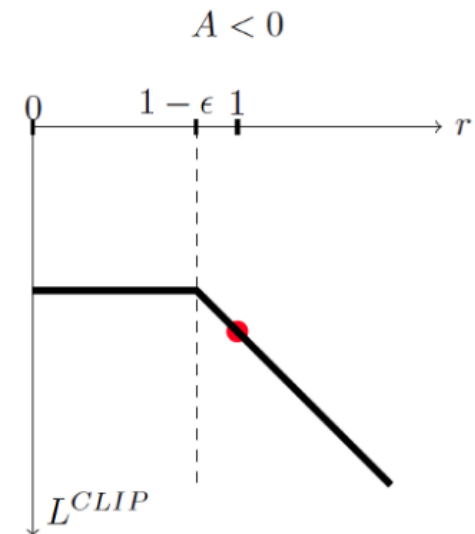
PPO Objective $L^{CLIP}(\theta) = \mathbb{E}_t \left[\min(\underline{r_t(\theta) \hat{A}_t}, \underline{\text{clip}(r_t(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon) \hat{A}_t}) \right]$

(1) clip된 것과 (2) clip 되지 않은 것 중 작은 값에 대해 policy update를 진행한다.

A의 양/음수의 경우에 대해
그래프로 나타내면,



Case 1: When the advantage is > 0



Case 2: When the advantage \hat{A}_t is smaller than 0

Policy Gradients (3) Clipped Surrogate Objective function

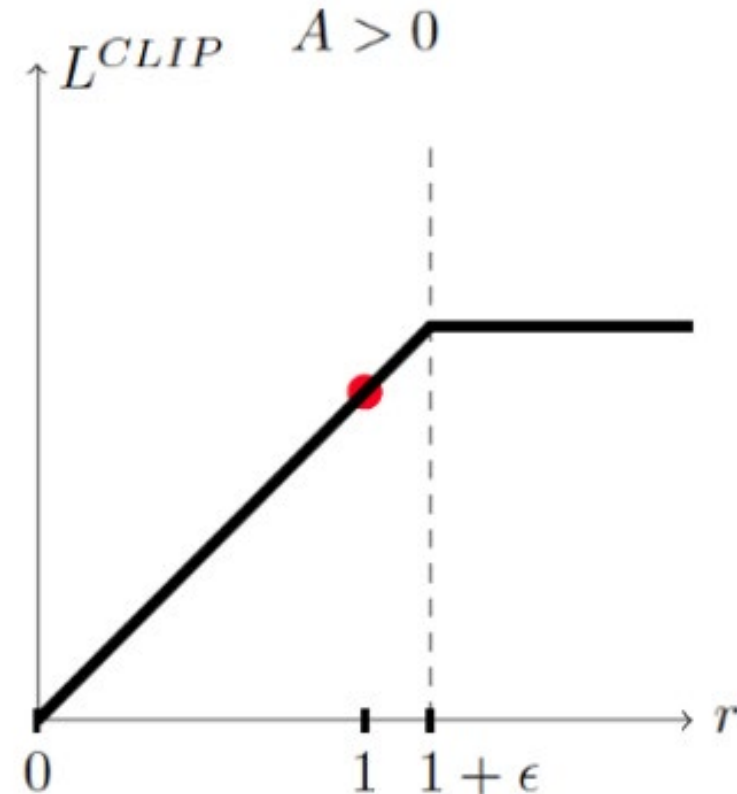
$$L^{CLIP}(\theta) = \mathbb{E}_t \left[\min(\underline{r_t(\theta) \hat{A}_t}, \underline{\text{clip}(r_t(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon) \hat{A}_t}) \right]$$

Case 1: When the advantage is > 0

$\hat{A}_t > 0$ 가 의미하는 것은, 그 행동은 그 상태에서 어떤 행동을 취했을 때 예상되는 보상값보다 더 큰 보상을 가지게 된다는 것을 뜻한다.

따라서, 새로운 policy는 그 상태(state)에 그 행동을 취할 확률을 높이는 방향으로 학습되어야 한다.

하지만, Objective 함수는 clip으로 인해 $r_t(\theta)$ 에 대해서 최대 $1+\epsilon$ 만큼만 증가할 수 있다.



Policy Gradients (3) Clipped Surrogate Objective function

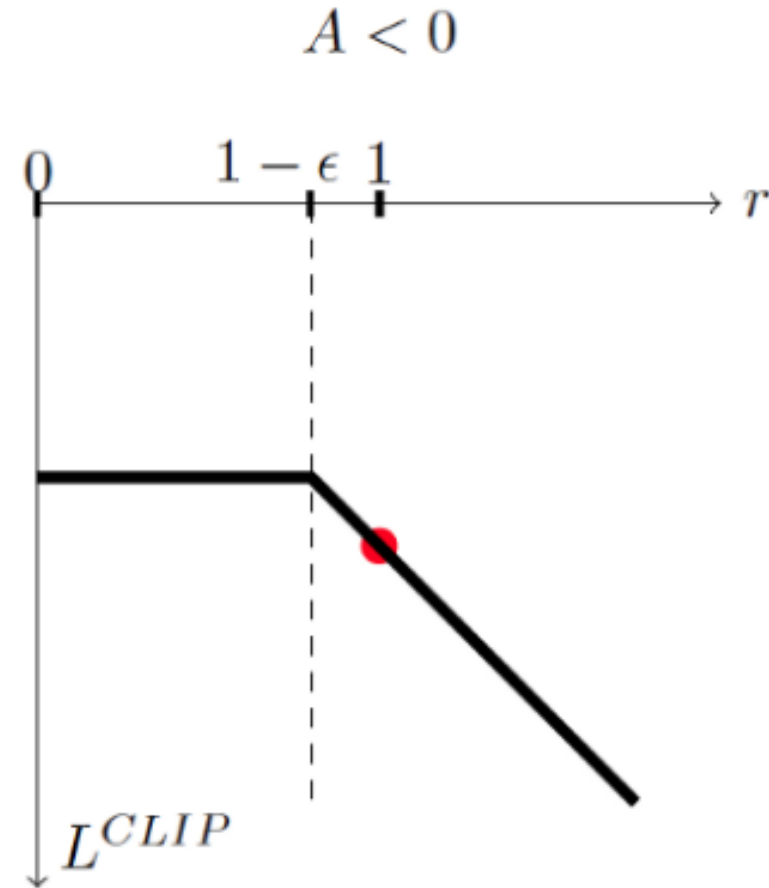
$$L^{CLIP}(\theta) = \mathbb{E}_t \left[\min(\underline{r_t(\theta) \hat{A}_t}, \underline{\text{clip}(r_t(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon) \hat{A}_t}) \right]$$

Case 2: When the advantage \hat{A}_t is smaller than 0

$\hat{A}_t < 0$ 라면, 그 행동은 그 상태에서 어떤 행동을 취했을 때, 기대되는 보상값보다 작기 때문에 지양해야한다.

따라서, $r_t(\theta)$ 가 증가함에 따라 Objective는 감소한다.

Clip으로 인해 $r_t(\theta)$ 는 $1-\epsilon$ 까지 값이 감소할 수 있다.



실습 2-4. Clipped Surrogate Objective Function

train.py (STEP 4) Clipped Surrogate Objective Function 작성하기

(Hint) 함수 사용: tf.exp, tf.clip_by_value, tf.minimum

- 컴퓨터의 소수점 표현 정밀도는 제한되어있음.
numerical stability를 위해 probability 대신 log probability 를 사용하는 것이 좋음.

$$\Rightarrow \frac{p(x)}{q(x)} = \exp(\log p(x) - \log q(x))$$

```
class Policy(object):
    """ NN-based policy approximation """

    def __init__(self, obs_dim, act_dim, clipping=0.2):
        """
        Args:
            obs_dim: num observation dimensions (int)
            act_dim: num action dimensions (int)
        """
        self.means = tf.keras.layers.Dense(act_dim, name="means", activation="linear")(h3)
        self.log_vars = tf.get_variable('logvars', (act_dim), tf.float32,
                                         tf.constant_initializer(-1.0))

        logp = -0.5 * tf.reduce_sum(self.log_vars)
        logp += -0.5 * tf.reduce_sum(tf.square(self.act_ph - self.means) /
                                     tf.exp(self.log_vars), axis=1)

        logp_old = -0.5 * tf.reduce_sum(self.old_log_vars_ph)
        logp_old += -0.5 * tf.reduce_sum(tf.square(self.act_ph - self.old_means_ph) /
                                         tf.exp(self.old_log_vars_ph), axis=1)

        """
        STEP 4
        The Clipped Surrogate Objective Function
        """

        #####
        # YOUR IMPLEMENTATION PART
        pg_ratio = 0
        clipped_pg_ratio = 0
        surrogate_loss = 0
        #####
        self.loss = -tf.reduce_mean(surrogate_loss)
```

실습 주제 3:

**Policy Optimization
from Demonstration (POfD)**

Policy Optimization from Demonstration (POfD)

- 만약 MDP 상태/행동의 수가 너무 많다면?
 - 모든 (s, a) 에 대해 보상함수를 설계하는 것이 매우 어려움
 - 또한 보상함수가 조금만 잘못 주어져도, 학습한 행동이 의도와는 전혀 다르게 동작할 수 있음

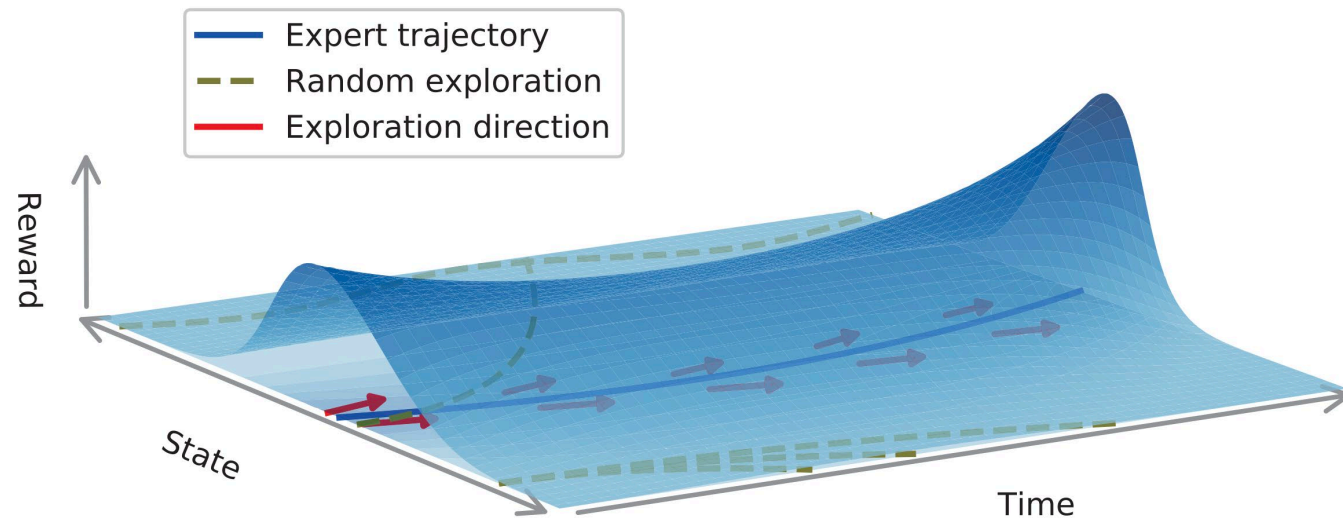


[고차원의 연속 상태 공간]

- 가장 쉽고 정확한 보상함수 설계 방법
 - 에이전트가 특정 작업을 완수하였을 때에만 보상을 제공 (sparse reward 환경)
 - 하지만, 보상을 한번이라도 받기 전까지는 학습에 활용할 학습 신호 자체가 없음
 - 탐색 과정에서 작업을 완수해 본 경험이 필요함을 의미하나 복잡한 문제 상황에서는 불가능
 - ➔ 즉, 학습 자체가 불가능할 수 있음!

Policy Optimization from Demonstration (POfD)

- Sparse reward 환경에서도 학습이 가능하도록 demonstration을 활용
- 최초의 보상을 받을 때 까지 demonstration을 모사하도록 학습이 진행
 - Demonstration의 모사를 통해 에이전트의 탐색 과정을 유도
- 보상을 받는 경우, 해당 보상을 학습에 활용하여 실제 작업 완수를 위한 학습 진행



POfD의 뼈대: Generative Adversarial Network(GAN)의 Discriminator

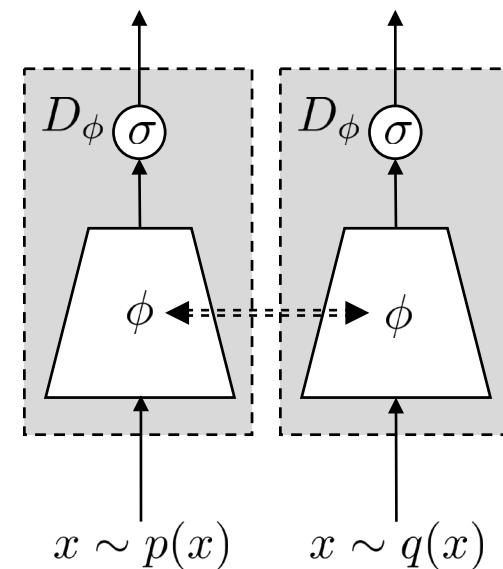
- Generative Adversarial Imitation Learning (GAIL) 모사학습의 목적함수

- $\min_{\theta} D_{JS} [\rho_{\pi_{\theta}}(s, a) \| \rho_{\pi_D}(s, a)]$
 - $\rho_{\pi}(s, a) = \pi(a|s) \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t P(s_t = s | \pi)$: occupancy measure
 - $D_{JS} [p \| q]$: 서로 다른 두 확률 분포 p 와 q 사이의 차이를 측정하는 척도
 - $p = q \Rightarrow D_{JS} [p \| q] = 0$

- $D_{JS} [\cdot \| \cdot]$ 를 어떻게 계산하지? GAN의 **discriminator**를 활용하자!

- $\max_{\phi} \mathbb{E}_{p(x)} [\log D_{\phi}(x)] + \mathbb{E}_{q(x)} [\log (1 - D_{\phi}(x))]$
 - : 최적의 파라미터 ϕ^* 의 경우 $D_{JS} [p(x) \| q(x)]$ 의 값을 estimate 할 수 있음

$$(\because) \mathbb{E}_{p(x)} [\log D_{\phi^*}(x)] + \mathbb{E}_{q(x)} [\log (1 - D_{\phi^*}(x))] = 2 * D_{JS} [p(x) \| q(x)] - \log 4$$



σ : sigmoid 함수

\longleftrightarrow : 파라미터 공유

POfD의 목적함수 및 학습 과정

- POfD의 목적함수

- $$\max_{\theta} \mathbb{E}_{\rho_{\pi_{\theta}}(s,a)} [r(s,a)] - \lambda \cdot D_{JS} [\rho_{\pi_{\theta}}(s,a) \parallel \rho_{\pi_D}(s,a)]$$

- 보상값이 0으로 주어지는 동안

→ $\max_{\theta} -\lambda \cdot D_{JS} [\rho_{\pi_{\theta}}(s,a) \parallel \rho_{\pi_D}(s,a)]$ 로 모사학습 수행

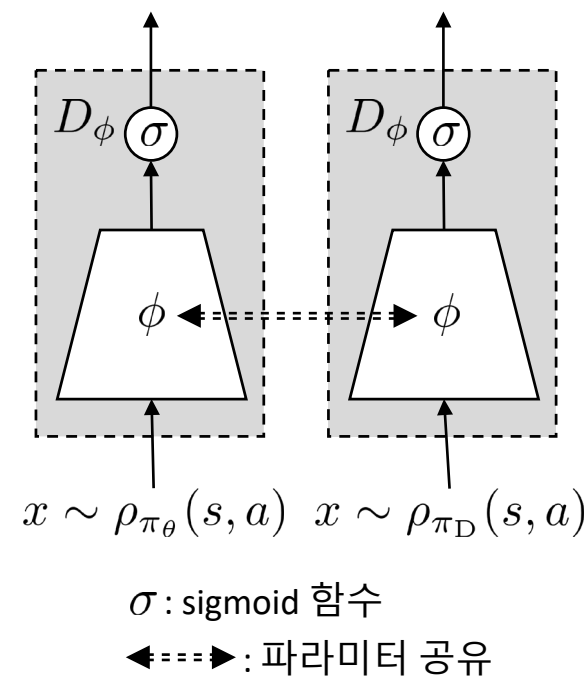
- POfD의 학습과정: 아래의 (1)-(2)를 반복하여 수행

- (1) Discriminator 파라미터 ϕ^* 학습

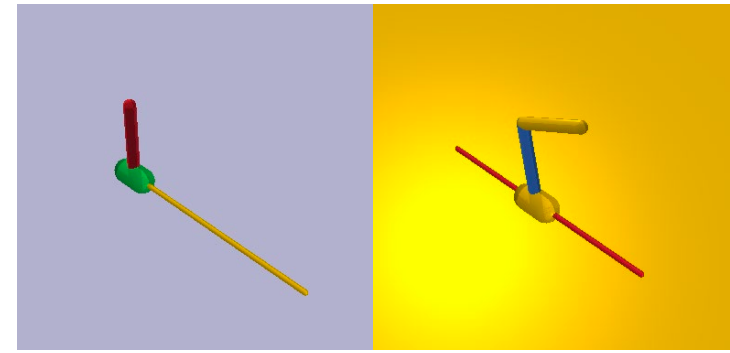
- : $\max_{\phi} \mathbb{E}_{\rho_{\pi_{\theta}}(s,a)} [\log D_{\phi}(s,a)] + \mathbb{E}_{\rho_{\pi_D}(s,a)} [\log (1 - D_{\phi}(s,a))]$

- (2) 학습된 discriminator 파라미터 ϕ^* 를 기반으로 행동 정책 학습

- : $\max_{\theta} \mathbb{E}_{\rho_{\pi_{\theta}}(s,a)} [r(s,a) - \lambda \cdot \log D_{\phi^*}(s,a)] \rightarrow$ 즉, discriminator 출력을 추가 보상값으로 활용



실습 3. POfd



- POfd 뼈대 코드 이해하기
 - PPO와 동일한 코드에서 다음 사항이 추가/수정
 - 모사학습을 위한 보상 함수 생성용 discriminator class가 추가됨
 - 강화학습 에이전트가 discriminator의 보상값을 활용하도록 수정
 - 학습에 활용할 demonstration은 demo 폴더에 존재
- 실습 도메인
 - InvertedPendulumPyBulletSparseEnv-v0
 - 보상함수: 200 step 동안 살아있을 때마다 +100의 보상을 지급
 - InvertedDoublePendulumPyBulletSparseEnv-v0
 - 보상함수: 두번째 폴의 높이가 0.89 이상일 때마다 +1의 보상을 지급

실습 3. POfd

- 빈칸 채우기
- 파라미터들을 조절해보며 실험해보기
 - reward_lambda (λ): discriminator의 보상값 활용 정도
 - 학습에 활용하는 보상값 = 실제 환경에서의 보상값 + λ * discriminator 보상값