# Reinforcement Learning Basic

Week6. Actor Critic

박준영

Hanyang University
Department of Computer Science

# 지난 시간

- 정책을 근사하는 방법(Policy Gradient)
- REINFORCE 알고리즘

Reinforcement Learning Basic

1 REINFORCE Issues

2 Actor Critic

# REINFORCE 문제점: Full episode required

$$\mathcal{L} = G_t \log \pi_{\theta}(a|s)$$

- 손실 함수의 계산에  $G_t$ 가 필요하다.
- $G_t$ 는 에피소드가 끝나야만 계산할 수 있다.
- 에피소드가 길어지면  $G_t$ 의 계산이 무거워진다.

#### Solution

lue 가치 함수를 만들어  $G_t$  대신 사용한다.  $\longleftarrow$  오늘의 주제

■ 벨만 방정식을 이용해 계산을 중간에 끊는다.

### REINFORCE 문제점: High gradient variance

$$\mathcal{L} = G_t \log \pi_{\theta}(a|s)$$

- $lacksymbol{\bullet}$   $G_t$ 의 값은 환경에 따라 매우 천차만별이다.
- $lue{G}_t$ 의 값이 매우 커지면 gradient가 매우 커진다.
- 학습이 불안정해진다.

#### Solution

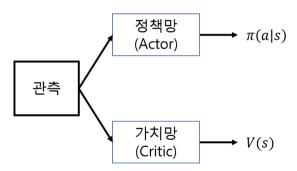
다음과 같이 기준값(baseline)을 손실 함수에 도입한다.

$$\mathcal{L} = (q_{\pi}(s, a) - b(s)) \, \pi_{\theta}(a|s)$$

Baseline이 될 수 있는 값들:

- $lacksymbol{\blacksquare}$  표준화  $\left(Z=rac{X-\mu}{\sigma}
  ight)$
- 이동 평균(Moving Mean)
- $lackbox{\bullet}V(s) \longleftarrow$  오늘의 주제

### Actor Critic



### DP 관점에서의 Actor Critic

Actor Critic은 정책 반복의 구조를 사용해 학습한다.

$$\pi_0 \to v_{\pi_0} \to \pi_1 \to v_{\pi_1} \to \pi_2 \to \cdots \to \pi_* \to v_*$$

- 정책 발전 → 정책망의 업데이트.
- 정책 평가 → 가치망을 이용해 정책을 평가.

### Actor Critic 알고리즘

- 인공 신경망을 랜덤하게 초기화한다.
- 2 환경과 상호작용 하여 학습 데이터를 만듦.
- 3 예상 반환값을 계산.
- 4 Actor와 Critic의 손실 함수를 계산.
- 5 SGD로 각 인공 신경망을 갱신함.
- 6 수렴할 때까지 2로 돌아감.

#### **Actor Loss Function**

REINFORCE 알고리즘에서의  $G_t$ 를 큐함수로 대체한다.

$$\mathcal{L} = q_{\pi}(s, a) \log \pi_{\theta}(a|s)$$

■ 그런데, REINFORCE의 문제점 중 높은 분산은 해결되지 않았다.  $\longrightarrow$  baseline으로 상태 가치 함수 v(s)를 사용한다.

$$\mathcal{L} = (q_{\pi}(s, a) - v(s)) \log \pi_{\theta}(a|s)$$

#### **Actor Loss Function**

- 하지만 큐함수와 상태 가치 함수를 모두 알고 있어야 하는 번거로움이 있다.
- 큐함수는 상태 가치 함수로 표현할 수 있다.

$$q_{\pi}(s, a) = R + \gamma v_{\pi}(s')$$

따라서 최종적인 정책망의 손실 함수는

$$\mathcal{L}_{actor} = (R + \gamma v(s') - v(s)) \log \pi_{\theta}(a|s)$$

#### Critic Loss Function

시간차(TD) 학습을 이용해 가치망을 갱신한다.

$$\mathcal{L}_{\text{critic}} = \left[R + \gamma v(s') - v(s)\right]^2$$

```
class ActorNet(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(ActorNet, self).__init__()
    self.net = nn.Sequential(
        nn.Linear(4, 64),
        nn.ReLU(inplace=True),
        nn.Linear(64, 2),
        nn.Softmax(dim=0)
    )
    def forward(self, x):
        return self.net(x)
```

```
class CriticNet(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(CriticNet, self).__init__()
    self.net = nn.Sequential(
        nn.Linear(4, 64),
        nn.RetU(inplace=True),
        nn.Linear(64, 1)
    )
    def forward(self, x):
        return self.net(x)
```

```
class Agent:
    def __init__(self, device):
        self.device = device

    self.actor = ActorNet().to(device)
        self.actor_opt = optim.Adam(self.actor.parameters(), lr=LEARNING_RATE)

    self.critic = CriticNet().to(device)
    self.critic_opt = optim.Adam(self.critic.parameters(), lr=LEARNING_RATE)
```

```
def get_action(self, state):
    policy = self.actor(state.to(self.device))

m = Categorical(policy)
    action = m.sample()

return action.item(), m.log_prob(action)
```

```
• • •
  def train(self, state, log prob, next state, reward, done):
    state, next state = state.to(self.device), next state.to(self.device)
    value, next value = self.critic(state), self.critic(next state)
    if done:
      target = torch.tensor(reward).to(device)
      target = reward + DISCOUNT FACTOR * next value
    adv = target - value
    self.actor_opt.zero_grad()
    actor loss = -log_prob * adv.detach()
    actor loss.backward()
    self.actor opt.step()
    self.critic opt.zero grad()
    critic loss = (target.detach() - value) ** 2
    critic loss.backward()
    self.critic opt.step()
```

```
• • •
while True:
  obs = env.reset()
  obs = torch.FloatTensor(obs)
  while True:
    action, log_prob = agent.get_action(obs)
    next_obs, reward, done, _ = env.step(action)
    agent.train(obs, log prob, next obs, reward, done)
    if done:
```