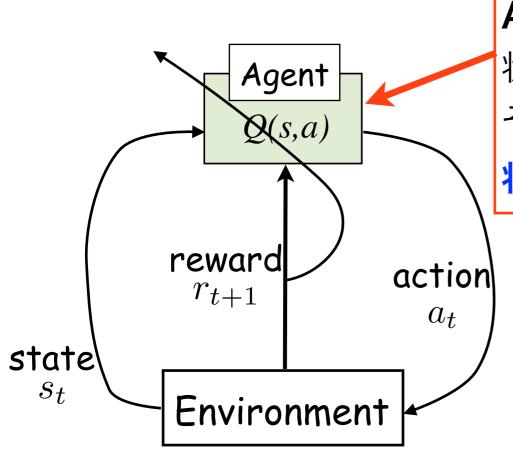
強化学習

Actor-Critic法

Q学習法



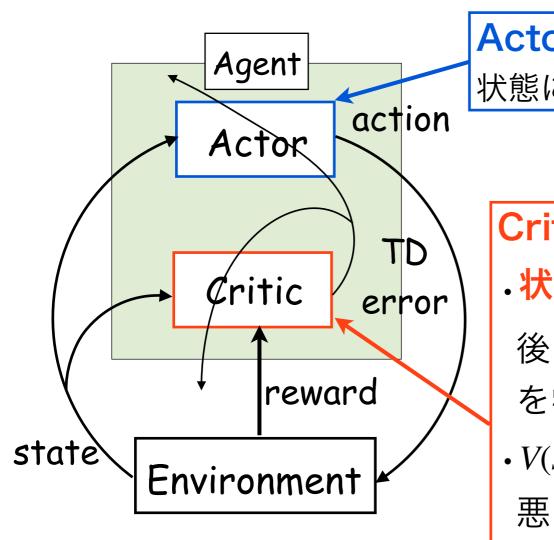
Agent:

状態sで行動aをとったときの、 その後の総報酬の期待値を表す **状態行動価値関数**Q(s,a)を学習

問題点:

状態数や行動の選択肢が多いと 学習時間が非常にかかる

Actor-Critic法



Actor:

状態に応じた行動を学習・選択

Critic.

- ・状態価値関数 V(s) (状態 s の 後に得られる総報酬の期待値) を学習
- •*V*(*s*) により現在の状態の良し 悪しを判断し、Actorのとっ た行動の結果を評価

Criticの学習

Agent action Actor action error state reward Environment

状態価値関数 V(s):

状態 s になった後に得られる総報酬の期待値

$$V(s) = E\{\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | s_t = s\}$$

状態行動価値関数Q(s,a)よりも探索空間が狭いので学習しやすい!

$$V(s_t)$$
 r_{t+1}
 s_t
 s_{t+2}

Criticの学習

状態価値関数 V(s)の学習則:

$$V(s_t) \leftarrow V(s_t) + \alpha \delta_t$$
 (α : 学習定数)

 $\mathsf{TD$ 誤差:V(s)の精度を示す誤差

$$\delta_t = r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)$$
 問: この式の意味は?

Actor-Critic法

TD誤差:
$$\delta_t = r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)$$

Actor: 状態に応じた行動を学習・選択

ex) softmax法をポリシーとする例

p: (s, a)の良さを表す関数

$$\frac{\pi(s,a)}{\sum e^{p(s,a)}} = \frac{e^{p(s,a)}}{\sum e^{p(s,b)}}$$

π: 状態sで行動 aをとる確率

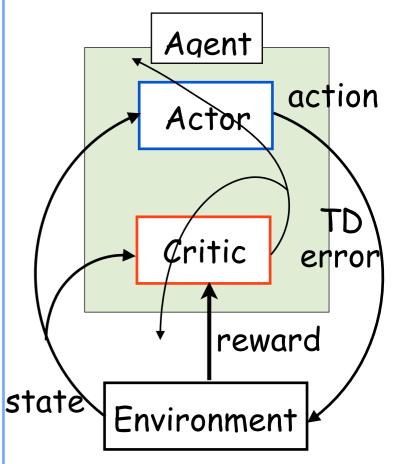
行動の学習

$$p(s_t, a_t) \leftarrow p(s_t, a_t) + \beta \delta_t$$

(β: 学習定数)

★ A: とりうる行動

の集合



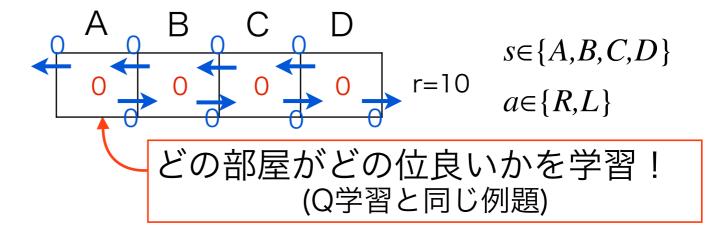
学習則

Critic: $\delta_t = r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)$ … TD誤差

 $V(s_t) \leftarrow V(s_t) + \alpha \delta_t$

… 状態価値関数

Actor: $p(s_t, a_t) \leftarrow p(s_t, a_t) + \beta \delta_t$

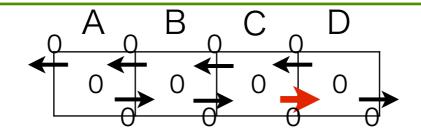


- (i) α , β , γ 決定 ···· ex) $\alpha = 0.5, \beta = 0.5, \gamma = 0.4$
- (ii) V(s)を初期化 … ex) V(s)=0 for all s
- (iii) p(s,a)を初期化 ··· ex) p(s,a)=0 for all s,a

学習則

Critic: $\delta_t = r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)$ … TD誤差

Actor: $p(s_t, a_t) \leftarrow p(s_t, a_t) + \beta \delta_t$ $(\alpha = 0.5, \beta = 0.5, \gamma = 0.4)$



(iv) Actorの決定に従って行動!

問: 以下のsoftmax法に従うとCから右(R方向)に進む確率は?

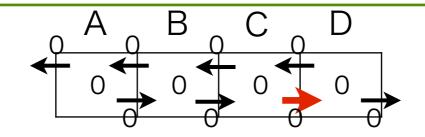
$$\pi(s,a) = \frac{e^{p(s,a)}}{\sum_{b \in A} e^{p(s,b)}}$$

学習則

Critic: $\delta_t = r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)$ … TD誤差

$$V(s_t) \leftarrow V(s_t) + \alpha \delta_t$$
 ··· 状態価値関数

Actor: $p(s_t, a_t) \leftarrow p(s_t, a_t) + \beta \delta_t$ $(\alpha = 0.5, \beta = 0.5, \gamma = 0.4)$



Actorの決定に従って行動! (iv)

① エージェントがCから右(R方向)に進んだとする

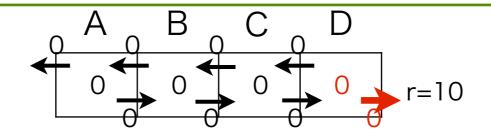
問1:TD誤差を求めなさい

問2: *V(C)*, *p(C,R)*を更新しなさい

学習則

Critic: $\delta_t = r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)$ … TD誤差

Actor: $p(s_t, a_t) \leftarrow p(s_t, a_t) + \beta \delta_t$ $(\alpha = 0.5, \beta = 0.5, \gamma = 0.4)$



② エージェントがDから右(R)に進んで外に出た!

問1: TD誤差を求めなさい

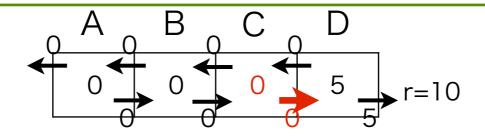
問2: V(D), p(D,R)を更新しなさい

学習則

Critic: $\delta_t = r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)$ … TD誤差

 $V(s_t) \leftarrow V(s_t) + \alpha \delta_t$ ··· 状態価値関数

Actor: $p(s_t, a_t) \leftarrow p(s_t, a_t) + \beta \delta_t$ $(\alpha = 0.5, \beta = 0.5, \gamma = 0.4)$



③ エージェントが再びCからスタートし、右(R方向) に進んだとする

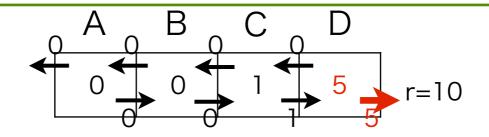
問1: TD誤差を求めなさい

問2: *V(C)*, *p(C,R)*を更新しなさい

学習則

Critic: $\delta_t = r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)$ … TD誤差

Actor: $p(s_t, a_t) \leftarrow p(s_t, a_t) + \beta \delta_t$ $(\alpha = 0.5, \beta = 0.5, \gamma = 0.4)$

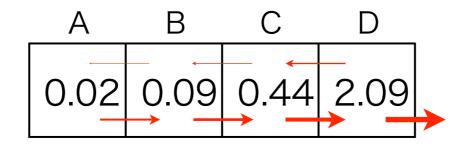


4 エージェントがDから今回も右(R方向)に進んで外に出たとする

問1: TD誤差を求めなさい

問2: V(D), p(D,R)を更新しなさい

学習が進むと...



(数値はV(s)の理論値)

Criticは状態の良さを、Actorは各状態でとるべき行動を獲得