

Soft Actor Critic

Oliver Chmurzynski, Leon Büttinghaus, Thilo Röthemeyer

19. April 2021

Contents

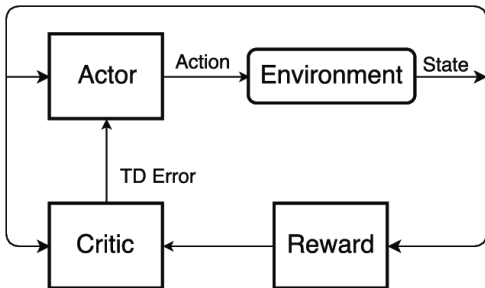
- 1** **Soft Actor-Critic Grundlagen**
 - Grundlegender Aufbau
 - Soft Policy Iteration
- 2** **Soft Actor-Critic im kontinuierlichen Raum**
 - SAC Grundprinzip
 - SAC Update Regeln
 - SAC Algorithmus
- 3** **Ergebnisse**
 - Vergleich mit anderen Algorithmen
 - Zusammenfassung
- 4** **Literaturverzeichnis**

Probleme die bei RL Algorithmen auftreten

- On-Policy Algorithmen haben eine niedrige Sample Effizienz
- Off-Policy Algorithmen sind oft instabil und benötigen eine genaue Anpassung der Hyperparameter
- Soft Actor-Critic nutzt einen Off-Policy Ansatz und verbessert die Stabilität

Actor-Critic

- Soft Actor Critic nutzt einen Actor-Critic Ansatz
- Actor lernt eine Policy
- Critic lernt eine Value Function



Maximierung der Entropie

- Standard Reinforcement Learning maximiert die Belohnung

$$\sum_{t=0}^T \mathbb{E}_{(s_t, a_t) \sim \rho_{\pi}} [r(s_t, a_t)]$$

- Soft Actor-Critic maximiert zusätzlich noch die Entropie

$$\sum_{t=0}^T \mathbb{E}_{(s_t, a_t) \sim \rho_{\pi}} [r(s_t, a_t) + \alpha \mathcal{H}(\pi(\cdot | s_t))]$$

Soft Policy Iteration

- Soft Policy Iteration ist die Basis für Soft Actor-Critic
- Benötigt Problem in tabellarischer Form
- Evaluert und verbessert abwechselnd die Policy

Policy Evaluation

- Q-Values werden iterativ durch die Anwendung eines modifizierten Bellman backup operators \mathcal{T}^π berechnet

$$\mathcal{T}^\pi Q(s_t, a_t) \triangleq r(s_t, a_t) + \gamma \mathbb{E}_{s_{t+1} \sim p}[V(s_{t+1})]$$

$$V(s_t) = \mathbb{E}_{a_t \sim \pi}[Q(s_t, a_t) - \log \pi(a_t | s_t)]$$

Policy Improvement

- Policy wird an die neue Q-Funktion angepasst
- Mit Hilfe der Kullback-Leibler Divergenz wird die Policy auf eine gaußsche Verteilung projiziert

$$\pi_{\text{new}} = \arg \min_{\pi' \in \Pi} D_{\text{KL}} \left(\pi'(\cdot | s_t) \parallel \frac{\exp(Q^{\pi_{\text{old}}}(s_t, \cdot))}{Z^{\pi_{\text{old}}}(s_t)} \right)$$

Kontinuierlicher Aktionsraum

- kontinuierliche Aktionsräume benötigen
 - ⇒ Approximation für Q-Funktion
 - ⇒ Approximation für Strategie
- Schritt von Tabellen zu DNNs
- Optimierung mittels gradient descent

Funktionen und deren Netzwerke

- State Value Funktion:

$V_{\psi}(s_t) \rightarrow$ Skalar als Ausgabe

- Q-Funktion:

$Q_{\theta}(s_t, a_t) \rightarrow$ Skalar als Ausgabe

- Strategie:

$\pi_{\phi}(s_t | a_t) \rightarrow$ Mittelwert und Kovarianz als Ausgabe \Rightarrow Gauss

Mit Parametervektoren ψ , θ und ϕ

State Value Funktion

- eigenes Netzwerk nicht notwendig, aber
 - stabilisiert Training
 - macht simultanes Training aller Netzwerke möglich
- somit: Berechnung des state values über eigenes Netzwerk

Optimierung State Value Funktion

- Minimierung des Fehlers
- Fehler: Residuenquadratsumme aus state-value und Erwartungswert

$$J_V(\psi) = \mathbb{E}_{s_t \sim D} \left[\frac{1}{2} (V_\psi(s_t) - \mathbb{E}_{a_t \sim \pi_\phi} [Q_\theta(s_t, a_t) - \log \pi_\phi(s_t | a_t)])^2 \right]$$

$$\hat{\nabla}_\psi J_V(\psi) = \nabla_\psi V_\psi(s_t) (V_\psi(s_t) - Q_\theta(s_t, a_t) + \log \pi_\phi(s_t | a_t))$$

Optimierung Q-Funktion

- Minimierung des Fehlers

- Fehler: soft Bellman Restwert

$$J_Q(\theta) = \mathbb{E}_{(s_t, a_t) \sim D} \left[\frac{1}{2} (Q_\theta(s_t, a_t) - \hat{Q}_\theta(s_t, a_t))^2 \right]$$

$$\text{mit } \hat{Q}(s_t, a_t) = r(s_t, a_t) + \gamma \mathbb{E}_{s_{t+1} \sim p} [V_{\bar{\psi}}(s_{t+1})]$$

$$\hat{\nabla}_\theta J_Q(\theta) = \nabla_\theta Q_\theta(a_t, s_t) (Q_\theta(s_t, a_t) - r(s_t, a_t) - \gamma V_{\bar{\psi}}(s_{t+1}))$$

Optimierung der Strategie

- Minimierung des Fehlers
- Fehler: KL-Divergenz

$$J_{\pi}(\phi) = \mathbb{E}_{s_t \sim D} \left[D_{KL} \left(\pi_{\phi}(\cdot | s_t) \parallel \frac{\exp(Q_{\theta}(s_t, \cdot))}{Z_{\theta}(s_t)} \right) \right]$$

- zur Berechnung des Gradienten: reparameterization trick

Reparameterization trick (1/2)

- Ziel: neue Parameter des Erwartungswertes
⇒ umschreiben der Zielfunktion und des Gradienten
- f_ϕ : vektorwertige Abbildung auf Aktionsraum, mit Parameter ϕ
- ϵ : Vektor, aus fixer Verteilungsfunktion, z.B. Gauss

$$a_t = f_\phi(\epsilon_t; s_t)$$

neuer Parameter für Erwartungswert: $\mathbb{E}_{s_t \sim D} \Rightarrow \mathbb{E}_{s_t \sim D, \epsilon_t \sim N}$

Reparameterization trick (2/2)

- Zielfunktion kann umgeschrieben werden:

$$J_{\pi}(\phi) = \mathbb{E}_{s_t \sim D, \epsilon_t \sim N} [\log \pi_{\phi}(f_{\phi}(\epsilon_t; s_t) | s_t) - Q_{\theta}(s_t, f_{\phi}(\epsilon_t; s_t))]$$

- Gradient kann geschätzt werden:

$$\hat{\nabla}_{\phi} J_{\pi}(\phi) =$$

$$\nabla_{\phi} \log \pi_{\phi}(a_t | s_t) + (\nabla_{a_t} \log \pi_{\phi}(a_t | s_t) - \nabla_{a_t} Q(s_t, a_t)) \nabla_{\phi} f_{\phi}(\epsilon_t; s_t)$$

Algorithmus

Algorithm 1: Soft Actor-Critic

Initialize parameter vectors $\psi, \bar{\psi}, \theta, \phi$

for *each iteration* **do**

for *each environment step* **do**

$$a_t \sim \pi_\phi(a_t | s_t)$$

$$s_{t+1} \sim p(s_{t+1} | s_t, a_t)$$

$$D \leftarrow D \cup \{(s_t, a_t, r(s_t, a_t), s_{t+1})\}$$

end

for *each gradient step* **do**

$$\psi \leftarrow \psi - \lambda_V \hat{\nabla}_\psi J_V(\psi)$$

$$\theta_i \leftarrow \theta_i - \lambda_Q \hat{\nabla}_{\theta_i} J_Q(\theta_i) \text{ for } i \in \{1, 2\}$$

$$\phi \leftarrow \phi - \lambda_\pi \hat{\nabla}_\phi J_\pi(\phi)$$

$$\bar{\psi} \leftarrow \tau \psi + (1 - \tau) \bar{\psi}$$

end

end

Algorithmus

Algorithm 2: Soft Actor-Critic

Input θ_1, θ_2, ϕ

$\bar{\theta}_1 \leftarrow \theta_1, \bar{\theta}_2 \leftarrow \theta_2, \mathcal{D} \leftarrow \emptyset$

for each iteration do

for each environment step do

$a_t \sim \pi_\phi(a_t | s_t)$

$s_{t+1} \sim p(s_{t+1} | s_t, a_t)$

$\mathcal{D} \leftarrow \mathcal{D} \cup \{(s_t, a_t, r(s_t, a_t), s_{t+1})\}$

end

for each gradient step do

$\psi \leftarrow \psi - \lambda_V \hat{\nabla}_\psi J_V(\psi)$

$\theta_i \leftarrow \theta_i - \lambda_Q \hat{\nabla}_{\theta_i} J_Q(\theta_i)$ for $i \in \{1, 2\}$

$\phi \leftarrow \phi - \lambda_\pi \hat{\nabla}_\phi J_\pi(\phi)$

$\alpha \leftarrow \alpha - \lambda \hat{\nabla}_\alpha J(\alpha)$

$\bar{\theta}_i \leftarrow \tau \theta_i + (1 - \tau) \bar{\theta}_i$ for $i \in \{1, 2\}$

end

Ziel der Experimente

- Stabilität und Sample Komplexität im Vergleich zu anderen Algorithmen
 - Kontinuierliche Aufgaben
 - Verschiedene Schwierigkeitsgrade
- OpenAI gym und rllab

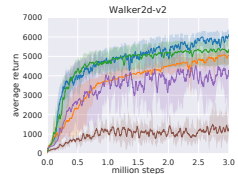
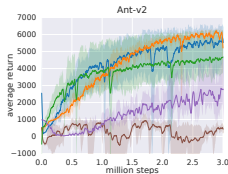
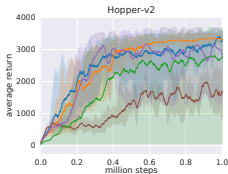
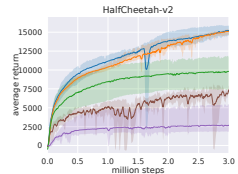
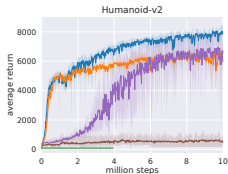
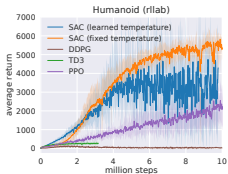
Vergleich zu anderen Algorithmen

- SAC
 - Durchschnittswert (mean action)
 - Feste und variable Temperatur (Anpassung im neuen Paper)
- PPO, DDPG
 - Kein Exploration noise
- TD3
- SQL mit zwei Q Funktionen
 - Evaluation mit Exploration noise

Vergleich zu anderen Algorithmen

- 5 Instanzen mit einer Evaluation alle 1000 Schritte
- Schattierter Verlauf zeigt min und max der fünf Durchläufe

Ergebnisse



[HZH⁺18]

Zusammenfassung

- Soft actor critic vorgestellt
 - Off policy Algorithmus
 - Entropiemaximierung verbessert Stabilität
 - Besser als state-of-the-art Algorithmen
 - Gradientenbasiertes Temperatur Tuning



Soft actor-critic: Off-policy maximum entropy deep reinforcement learning with a stochastic actor.

CoRR, abs/1801.01290, 2018.



Tuomas Haarnoja, Aurick Zhou, Kristian Hartikainen, George Tucker, Sehoon Ha, Jie Tan, Vikash Kumar, Henry Zhu, Abhishek Gupta, Pieter Abbeel, and Sergey Levine.

Soft actor-critic algorithms and applications.

CoRR, abs/1812.05905, 2018.



Diederik P Kingma and Max Welling.

Auto-encoding variational bayes, 2014.