

# Soft Actor Critic

Oliver, Leon Büttinghaus, Thilo Röthemeyer

19. April 2021

# Contents

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

# Part 1

# 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  $\psi$ ,  $\theta$  und  $\phi$

# State Value Funktion

- eigenes Netzwerk nicht notwendig, aber
  - stabilisiert Training
  - macht simultanes Training aller Netzwerke möglich

# 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

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

- der reparameterization trick wird angewandt

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

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

# 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**

---

## Ziel der Experimente

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

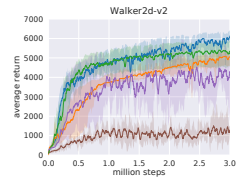
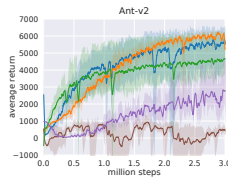
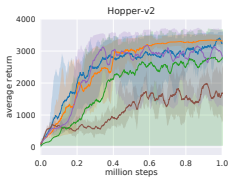
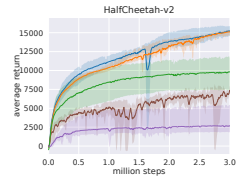
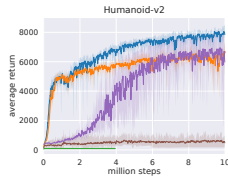
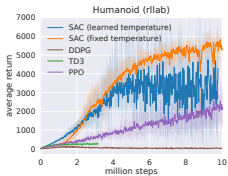
## Vergleich zu anderen Algorithmen

- SAC
  - Durchschnittswert (mean action)
  - feste und variable Temperatur (Anpassung im neuen Paper)
- PPO, DDPG
  - kein Explorationsrauschen
- TD3
- SQL mit zwei Q Funktionen
  - Evaluation mit Explorationsrauschen

## Vergleich zu anderen Algorithmen

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

# Ergebnisse



# Zusammenfassung

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



Tuomas Haarnoja, Aurick Zhou, Pieter Abbeel, and Sergey Levine.

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

*CoRR*, abs/1801.01290, 2018.