Reinforcement Learning

Grundlagen Grundbegriffe Grundübungen

Alfatraining Kurs 2026-06 Dozent: Karsten Flügge

Themen des Tages

Tag 9

Model-Based RL

Kleine Wiederholung

Kleine Wiederholung

p(*s'*, r | s, a) was passiert als nächstes (probability) ausserhalb unser Kontrolle *Umgebung!*

π(a|s) was tun wir als nächstes (probability z.B. via softmax)vom *Agenten bestimmt*

...
Vorhergesagt:
was kriegen wir für Belohnung
q(a)≈∑r erste Idee: direkte Rewards
q(a)≈∑r+G zweite Idee: direkte Rewards plus Gewinne (zukünftige Rewards)
q(a)≈∑p()(r+G) dritte Idee: wir kriegen nicht *alle sondern nur nach Wahrscheinlichkeit*
q(a)≈∑*π**p(r+G) vierte Idee: *nach Wahrscheinlichkeit von Umgebung (p) und von uns π(a)*
q(a)=∑*π*(a|s)*p(s,r|s,a)(r+q(a)) Bellman Gleichung

=>

Model-Based RL

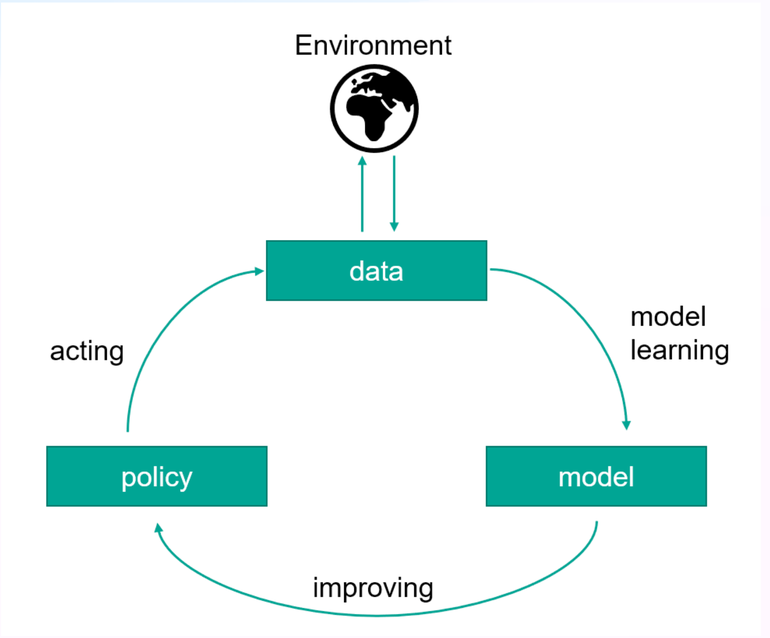
Hilfreich zu wissen was als nächster **state, reward** kommt ;)

Model-Based RL

Beim **Model-Based Reinforcement Learning** *verwendet* oder *erlernt* ein Agent ein **Modell seiner Umgebung,** um **Entscheidungen** zu treffen oder seine **Policy** zu verbessern.

Model-Based:

- **gegeben p** (Bellman / direkte Simulation)
- erlerne **p** (Netz)



Gegebenes Modell

Modell = Funktion, die Übergangs***dynamiken*** **p(*s'*, r | s, a)** beschreibt.

"Was passiert wenn wir eine Aktion ausführen"
"Was wird wohl der neue **State** sein?"

Am Anfang hatten wir in einigen Fällen dieses **p** tatsächlich **gekannt**.

Das ist zum Beispiel der Fall wenn **alle Regeln** und das Verhalten vom "Gegner" bekannt sind. **Dann** kann man das **Modell verwenden ohne es erlernen zu müssen**!

Gegebenes Modell

Modell = Funktion, die Übergangs***dynamik****en* **p(*s'*, r | s, a)** beschreibt.

"Was passiert wenn wir eine Aktion ausführen"

"Was wird wohl der neue **State** sein?"

Nächster **State kann langweilig sein (Winkel …)**

Nächster **State kann spannend sein (nächster Raum, Frame, *Video*!)**

World Model

Modell = Funktion, die Übergangs***dynamiken*** **p(*s'*, r | s, a)** beschreibt.

Nächste **States kann spannend sein (nächster Raum, Frame, *Video*!)**

z.B. Google Genie (3) / Dreamer v4:

'Ertäumtes' Minecraft Video zum Lernen des Agenten

Videos *mit Actions* gekoppelt! 'wasd'

Gegebenes Modell

Modell = Funktion, die Übergangsdynamiken **p(s', r | s, a)** beschreibt.

Model-**based** (Gegebenes Modell):

1. Klassische dynamische Programmierung (DP)
    1. In den meisten **Bellman** Gleichungen!
        1. **policy iteration** …
2. Model Predictive Control (MPC)
3. Linear Programming (LP)
4. Stochastic Optimal Control

a) Policy Evaluation

$$V^{\pi}(s) = \sum_{a} \pi(a|s) \sum_{s'} P(s'|s,a) \left[R(s,a,s') + \gamma V^{\pi}(s') \right]$$

$$\pi'(s) = \arg\max_{a} \sum_{s'} P(s'|s,a) \left[R(s,a,s') + \gamma V^{\pi}(s') \right]$$

Erlerntes Modell

Modell = Funktion, die Übergangsdynamiken **p(s', r | s, a)** beschreibt.

Wenn nicht alle oder gar keine Regeln bekannt sind muss oder kann der Agent dieses **p langsam erlernen.** Man nennt dieses p auch **Dynamik.**

Wir lernen erst mal **p(s'** | s, **a**) ohne rewards!

Vollständiges p(s', **r** | s, a) nennt man *augmented* model (erweitert).

Das kann zu signifikanten Verbesserungen der Lernfähigkeit führen!

Der Agent kann lernen, **langfristig zu planen / simulieren**!

Erlerntes Modell

Modell = Funktion, die Übergangs*dynamiken* **p(s', r | s, a)** beschreibt.

Warum explizit **p(s', r | s, a)** wenn wir es vorher in **q() v**() **π**() *implizit* gemacht haben**??**

- Erlaubt uns neue Algorithmen, aber sind sie besser / fundamental anders?
- Im extrem Fall könn**t**en wir mit **p(s', r | s, a)** die Lösung direkt ausrechnen (mit Bellmann)**.**

Was können wir **mit Modell p** machen?

- **Transfer** learning? (z.B. I. verschiedene Gravitation bei lunar lander II. ganz verschiedene Probleme)
- **Zustandsraum Einschränken**: Wenn wir wissen dass p im Zustand 0 ist oder nicht zielführend können wir ihn schon **vorher ignorieren**. Sparse matrix bei NN hinfällig?
- **Erhöht *Sample-Effizienz* von q** wegen optimierter Trajektorien. (heisst: weniger episoden)

Beispiele erlerntes Modell

Beispiele

Wenn nicht alle oder gar keine Regeln bekannt sind muss oder kann der Agent dieses **p langsam erlernen.**
Man nennt dieses p auch **Dynamik.**

- allgemein: wenn man **planen** und **simulieren** möchte
- allgemein: wenn Experimente (heisst Anfragen der Umgebung) **teuer / gefährlich / unmöglich** sind.
- allgemein: wenn p(s' | s, **a**) unendlich ist
- allgemein: Vorhersagen von p(s' | s, **a**)

- **IMMER verwenden** (zumindest bei library Algorithmen) bei genug CPU
- *all models/predictions are wrong but some are useful*

Model Erlernen

```
# Dynamics Model
model = nn.Sequential(  # p(a,s)=>s' (reward nur bei augmented model)
    nn.Linear(observation_size + n_actions, hidden_size),
    nn.ReLU(), #  << beliebig komplizierbar ;)
    nn.Linear(hidden_size, observation_size) # + 1 für reward optional
)
```

model **training:** ist überschaubar:

```
 true_state = environment.step(state, action)
 predicted_state = model(state, action)
 model_loss = (true_state - predicted_state)²  #MSE
 # minimiere loss => verbessere Vorhersage, standard DL
```

das selbe gegebenenfalls für *reward*

Model als Aspekt

Model basiertes RL kann man in jeden Algorithmus einbauen

Model Erlernen

observation_size kann sehr groß werden (Atari screenshots)
Daher besser *latent vector* modellieren

Erst Welt komprimieren und dann vorhersagen.

```
# Dynamics Model
model = nn.Sequential(  # p(a,s)=>s' (reward nur bei augmented model)
   nn.Linear(observation_size + n_actions, hidden_size),
   nn.ReLU(), #  << beliebig komplizierbar ;)
   nn.Linear(hidden_size, observation_size ) # + 1 für reward optional
)
```

Reward Erlernen

```
Manchmal wird Reward in extra Netz trainiert.
Verschwendung! Meist im model mit ausgeben (Ausgabe = observation_size + 1)

reward_model = nn.Sequential(  # p(a,s)=>r
    nn.Linear(observation_size + n_actions, hidden_size),
    nn.ReLU(),
    nn.Linear(hidden_size, 1)
)
```

```
model training:
  true_state, true_reward = environment.step(state, action)
  predicted_reward = reward_model(state, action)
  reward_loss = (true_reward - predicted_reward)²   #MSE
```

Aufgabe: reward model erlernen

(in pole_PG_model.py 10min selbst, dann 5 min Chatty extra: DONE signal +1)

Zwischenfrage

Welche bisher **kennengelernte**n **Methoden** waren alle **model-based**?

Was hat **p** schon verwendet? (also nicht als neuronales Netz sondern direkt)

Dynamic Programming: **Policy Iteration** / Bellmann Gleichungen $q=\sum p^*(r+G)$

Full Sweep Monte Carlo

Plant **Simulation** wie in Produktionslinie in Fabrik (factory.io) <> planned

Dyna-Q

Dyna-Q: Model based Deep Q-Learning

Wir können den **DQN** Training **Algorithmus** direkt verwenden, zusätzlich mit ***gelerntem* Modell!**

def **simulate**():
  for _ in range(N): # N synthetic updates
    s,a = sample_from_visited_state_actions() # "**ROLL OUT**"
    r,s′ = **model**[s,a] # SIMULATE env.step transition
    update(Q,a,s,r,s′) # für temporal difference nur ein Schritt pro Zeit, *kein echtes Spiel nötig!*

Training Loop:

```
state=game.reset()
While not terminal(state):
  action = policy(state)
  reward, next_state = env.step(action) # Idee: ersetze echte Environment mit model!
  update(Q,action,state,reward,next_state) # oder gesammelt per replay-buffer
  state = next_state
  train_model(action,state,reward, next_state) # NEU! wir speichern wie sich Umgebung verhält
  later: simulate() # "rollout planning" ?? :(
```

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

Aufgabe

Aufgabe:

a) pole_dyna-q.py, pole_PG_model.py code checken. alles verständlich?
b) Epsilon exploration einbauen in pole_PG_model.py ✅
c) reward + done state Vorhersage vom model

Simulation vs Planing

Simulation einfach nächsten Schritt mit model

Planung:

- Spiele verschieden Varianten durch
- Wähle Aktion die in Simulation am erfolgreichsten war

Planung

Environment	Planning useful?	Why
`CartPole-v1`	No	Immediate consequences, dense reward, short horizon.
`MountainCar-v0`	Yes	Must move away from the goal first to gain momentum. Delayed reward.
`Acrobot-v1`	Yes	Requires coordinated swings before reaching the target.
`LunarLander-v3`	Definitely	Long sequences, crashes, fuel management, multiple strategies.
`CarRacing-v3`	Strongly	Must anticipate upcoming curves.
Atari (e.g. `Montezuma's Revenge`)	Essential	Very long-term consequences and sparse rewards.

Planung

Planung:

- Spiele verschieden Varianten durch
- Wähle Aktion die in Simulation am erfolgreichsten war

Modellfreie Methoden

Die meisten Algorithmen welche wir betrachteten, haben zwar von der Umgebung Informationen erhalten: **(s',r) = env.step(s,a)**

"gesampeltes p" Umgebung gibt einen Übergang zu einem Zeitpunkt!

Ein **vollständiges Wissen** des Verhaltens der **Umgebung** war allerdings **unbekannt oder nicht genutzt.**

Solche Methoden nennt man **Modell-frei / model-free**

Stable baselines 3 is essentially **model-free :** PPO/A2C/DQN/SAC/**TD3** nur Grundalgorithmen!

Model Anwenden

Bei der **Simulation** wird schlicht
die **Umgebung** durch das **Modell ersetzt.** (perfect refactored code)

Typischerweise wechseln sich reguläre Schritte und simulierte Schritte ab:

nach dem Training code **identisch** bis auf
env.step(action) => model(current_state, action)
environment merkt sich den state für uns, model braucht state explizit

```
replay=[]
while true:
  play_episode()        # improve policy!
  train_policy(replay)
  train_model(replay)  # oder direkt in episode
  n-times: # rollout
    simulate_episode()   # improve policy via model!
```

Model-Based RL

Die **simulierte Trajektorie** durch das **Dynamics**-Modell dient folgenden Zwecken:

1. **Model-Based Rollouts**: Ergänzung oder Ersatz realer Umwelterfahrungen durch synthetische Daten. Dadurch können mehr Daten pro realer Episode generiert werden („**data augmentation**“), was insbesondere bei teuren Umgebungen sinnvoll ist.
2. **Policy Improvement** mit **Halluzinationen**: Durch Vorwärtssimulation kann die Policy hypothetische Zustände und Belohnungen sehen und daraus **lernen**.
3. Model **Diagnosis**: Falls das Modell instabile oder falsche Zustände erzeugt, lässt sich so die Qualität des gelernten Weltmodells testen.
4. **Exploration**: Man kann alternative Trajektorien generieren und analysieren, ohne die echte Umgebung zu betreten – relevant für curiosity-driven exploration oder planning.
5. Echte und modellierte Daten **gemeinsam** in **Policy-Updates** eingehen (lernen).
   z.B. "Dyna"-artige Algorithmen (Sutton)
6. **Planung**: welche Aktionen wählen wir in Zukunft um **interessante states** zu erreichen

Multi Heads

Erweiterte Modelle:

• dynamic Grundmodell : next state

• reward (+1 in der Ausgabe Dimension)

• terminated: ist Spiel zu Ende? (auch einfach mit trainieren +1)

Aspekte / Heads:

Statt mehrere Einzelnetzwerke: *Ein großes Netzwerk*

simuliert/berechnet alles, in den letzen Schichten holen wir verschiedene 'Aspekte' raus:

•state •reward •terminated •policy •q-values 'branching in verschiedene Zweige'

Statt drei einzelner Netze hat man nur noch ein Netz mit n Ausgaben

Warum? Vereinfachung, Schneller, Synergieeffekte

Aspekte / Heads

Aspekte / Heads:

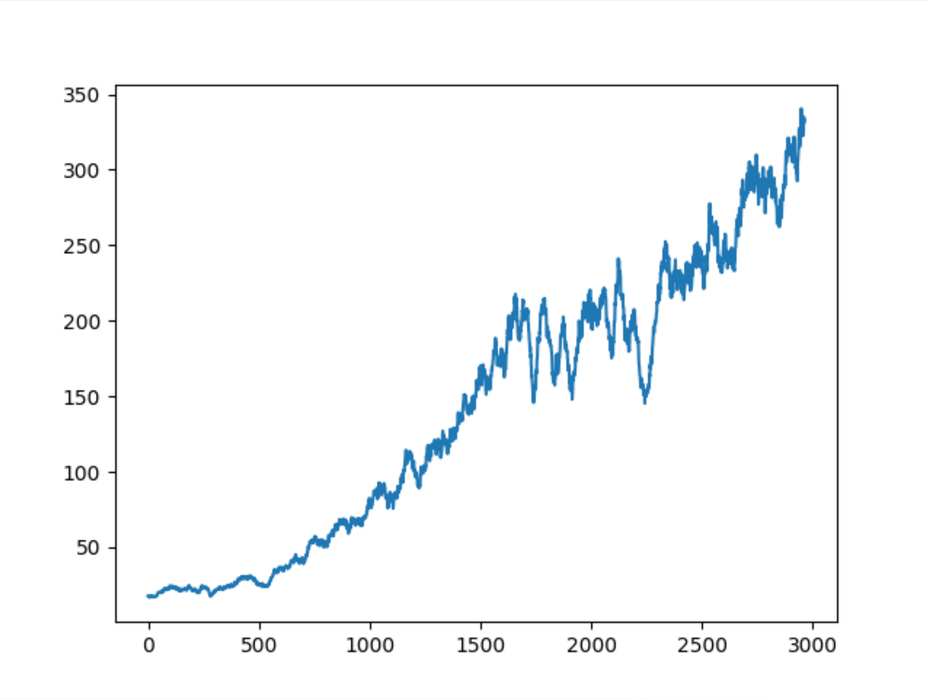
Ein großes Netzwerk simuliert/berechnet alles, in den letzen Schichten holen wir verschiedene 'Aspekte' raus: •state •reward •terminated •policy •q-values

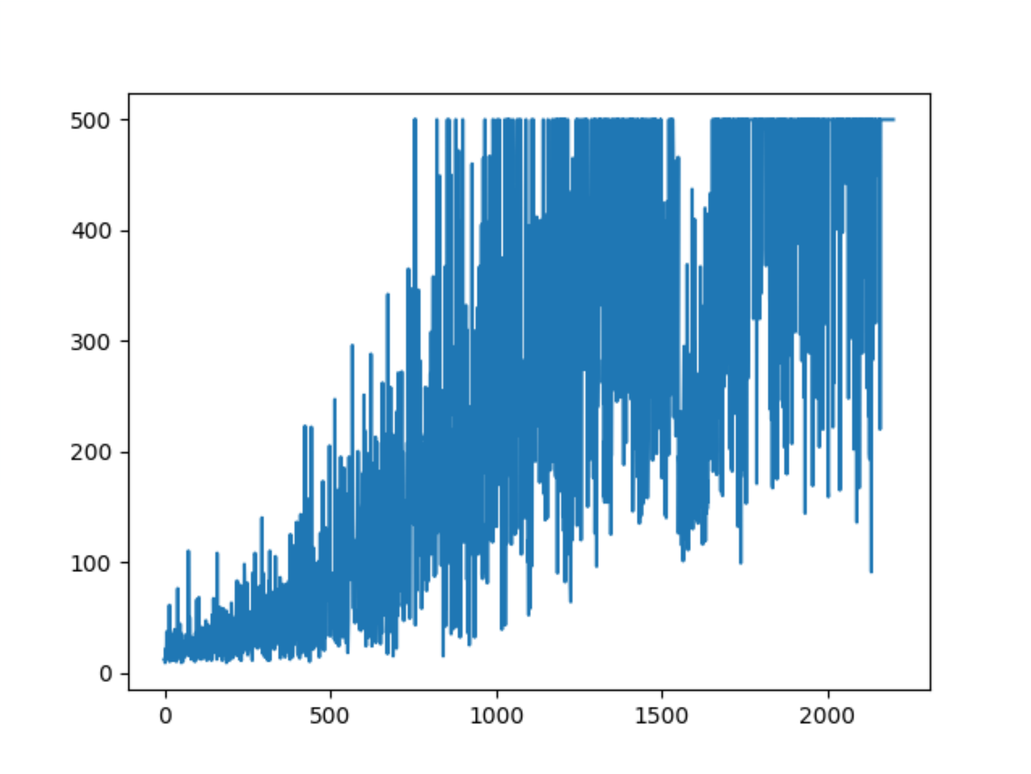
Statt drei einzelner Netze hat man nur noch ein Netz mit n Ausgaben

- **Jeder output hat einen eigenen loss**
- **Lerne gesamtes Netz mit gemeinsamen loss :**
  - **addiere die Fehler (gegebenenfalls mit Faktor)**
  - **austarieren geht mit der Zeit automatisch**
    - (erst wird Aspekt mit höchstem Fehler optimiert, dann die anderen)

Stabileres Lernen

aber: higher **wall time** / time to victory *if* other methods can solve it



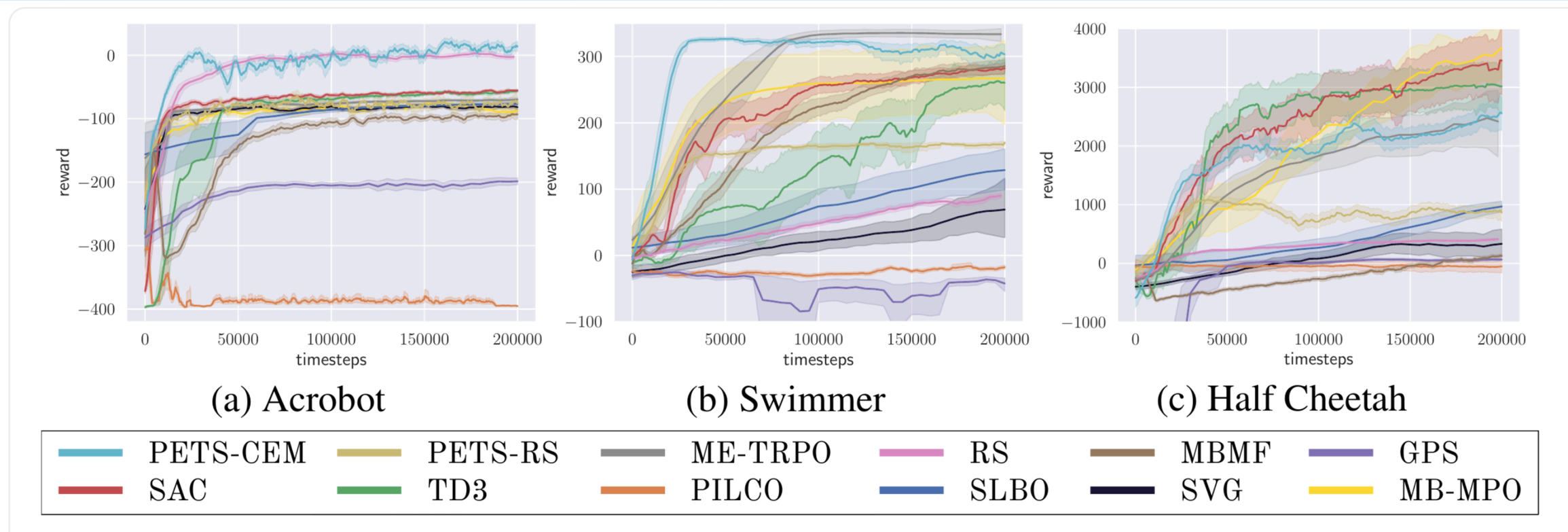


Simulation error: probability tensor contains either `**inf**`, `**nan**` or element < 0
PG+model kann sich wie PG auch 'aufschaukeln' => verwende MC+model!

Benchmarks

Benchmarking Model-Based Reinforcement Learning

https://www.cs.toronto.edu/~tingwuwang/mbrl.html 2019 schon veraltet



Der PETS Algorithmus scheint herausragende Lernfähigkeit zu besitzen!

Stand der Dinge

Empirical Reality (2020–2025)

1. **Asymptotic Performance**:

Model-free methods (S**AC**, PPO, DDPG, TD3) still **dominate** in **asymptotic reward** for complex, high-dimensional, or stochastic environments. MBRL methods often saturate early due to compounding model errors.

2. **Robustness and Generalization**:

Model-free methods remain more **robust** to imperfect dynamics, partial observability, and noise. **Model**-based policies tend to **overfit** to learned models unless uncertainty is carefully handled.

3. **Compute vs. Sample Tradeoff**:

- Model-based methods win in **data-limited** regimes.
- Model-free methods win in **compute-unbounded** regimes.

4. **Scalability to Complex Tasks**:

Model-free methods are still **state of the art** in high-fidelity domains like locomotion in IsaacGym, **real-world robotics**, large-scale **games**, etc.

5. **Recent Trends** (**Dreamer**, PlaNet, MuZero, AbsoluteZero):

- **Hybrid**/latent model-based methods **blur the line**.
- Yet, even these incorporate model-free components (e.g., actor-critic heads, latent value functions).

Stand der Dinge

Empirische Realität (2020–2025)

1. Asymptotische Leistung:

   Modellfreie Methoden (SAC, PPO, DDPG, TD3) **dominieren** weiterhin beim asymptotischen Reward in komplexen, hochdimensionalen oder stochastischen Umgebungen. Modellbasierte Methoden sättigen oft früh aufgrund kumulierender Modellfehler.

2. **Robustheit** und **Generalisierung**:

   Modellfreie Methoden bleiben robuster gegenüber ungenauen Dynamiken, partieller Beobachtbarkeit und Rauschen. Modellbasierte Politiken neigen zur Überanpassung an das gelernte Modell, sofern Unsicherheit nicht gezielt behandelt wird.

3. **Rechenaufwand** vs. Stichprobeneffizienz:
   - Modellbasierte Methoden gewinnen in datenlimitierten Szenarien.
   - Modellfreie Methoden gewinnen bei unbegrenzter Rechenleistung.

4. **Skalierbarkeit** auf komplexe Aufgaben:

   Modellfreie Verfahren bleiben Stand der Technik in hochrealistischen Domänen wie Lokomotion in IsaacGym, Robotik in der realen Welt, großskalige Spiele, etc.

5. **Aktuelle Entwicklungen** (Dreamer, PlaNet, MuZero, AbsoluteZero):
   - Hybride/latente modellbasierte Methoden verwischen die Grenzen.
   - Selbst diese integrieren modelfreie Komponenten (z. B. Actor-Critic-Köpfe, latente Wertfunktionen).

Stand der Dinge

Simulationen ermöglichen uns eine ganz andere policy zu definieren:

Wahrscheinlichkeit einer Aktion ≈ Wie oft (N) hat *erfolgreiche* Simulation die Aktion gewählt

So MuZero defines the improved policy target:

$$\pi(a|s) = \frac{N(s,a)^{1/\tau}}{\sum_b N(s,b)^{1/\tau}}$$

where τ is the temperature.

Reproduction Crisis

"80% der paper nicht reproduzierbar" (in Psychologie?)

in RL: zu hause klappts oft nicht.

Ausweg: Papers with Code

Ziel

Gesucht: Heiliger Gral

"**Transformer** Moment von RL"

Gesucht: Ein *einfacher* Algo der alles besser kann.

Gesucht: Ein **foundation model** von RL.

Heißt: Ein großes vortrainiertes Model zum herunterladen. Zum Anwenden/**fine-tuning** (transfer) auf eigene Probleme.

Keine Lösung: *Dreamer* Komplex, nicht download-bar (klein: 12M-400M params)

Vorhersage: LLM / vision–language model (VLM) **foundation model *für RL "Denken"***

Frage: wie kann man LLM auf spielen 'fine-tunen' LoRa (via latent)

Frage: Gedächtnis: Kurzzeitgedächtnis: context window (1M) genug? ja(?) ideal: nein

Frage: 100ms/Antwort langsam => 'Reflex' Lernen (mit eigenen Gewichten) 'shortcut network' "schnell handeln"

Frage: continuous actions .982% Lenkrad? Extra 'head' für Zahlen direkt statt als Text

Für Roboter: OpenVLA-7B

Stand der Dinge

Dreamer 4 is an AI agent that learns to collect diamonds in Minecraft by training in its own imagination using a world model.
It is the first agent to mine diamonds learning entirely offline, without needing to practice in the actual environment.
Find out more: https://danijar.com/dreamer4

https://www.youtube.com/results?search_query=dreamer+v4

https://www.youtube.com/watch?v=oDlBtTcX0g0

Ausblick in die Zukunft

Transfer Learning und **Foundation Models**

Video **World generation** via Inputs!

Genie 3 **Video** *games*! Interactive Video Generation on the fly!

Mit LLM kombiniert: **SimA** think about its goals, **converse with users,** and improve itself over time.

Mehr als nur die Trainingsdaten

Visual World Model
Unlabeled Videos
Lass Agenten in Simulation herumspielen!

Model-Based RL

Dyna-Q?

```
initialize Q(s, a) and Model(s, a)
loop:
    s = aktueller Zustand
    a = ε-greedy(Q, s)
    führe a aus → beobachte r, s'
    Q(s, a) ← Q(s, a) + α * [r + γ * max Q(s', .) - Q(s, a)]
    Model(s, a) ← (r, s')
    repeat n times:
       (s$, a$) = zufällig beobachtetes (s, a)
       (r, s') = Model(s$, a$)
        Q(s$, a$) ← Q(s$, a$) + α * [r + γ * max Q(s', .) - Q(s$, a$)]
```

Model-Visualisierung

Wenn unser state s Bildinformationen enthält, können wir unsere **Simulation *visualisieren***!

Google Genie / Atari

Prinzipiell kann man auch abstrakte Winkel etc. visualisieren.

Vollständiges Model

- Wann ist man sicher dass ein Modell vollständig gelernt wurde? **nie**
- Wann ist man sicher dass ein Modell "gut" gelernt wurde?
  - Threshold: besser als Zufall? not ambitious enough;)
    - loss gering (aber: keine absolute Metrik)
  - **"Task/Ziel erreicht" maximaler reward (als aussenstehende wissen wir es oft)**
  - **besser als baselines**
  - **Keine (großen) Überraschungen mehr. Heisst vorhersage passt 99.9…% zu Beobachtung.**

Wann warmup beenden?

Paper: Mastering diverse control tasks through world models

Aufgaben

Aufgaben Tag 9

- Wann ist man sicher dass ein Modell vollständig gelernt wurde? **nie**
- Wann ist man sicher dass ein Modell "gut" gelernt wurde?
  - Threshold: besser als Zufall? not ambitious enough;)
    - loss gering (aber: keine absolute Metrik)
  - **"Task/Ziel erreicht" maximaler reward (als aussenstehende wissen wir es oft)**
  - **besser als baselines**
  - **Keine (großen) Überraschungen mehr. Heisst vorhersage passt 99.9…% zu Beobachtung.**

- Füge **model/dynamics** + **simulation** zu einem funktionierenden Beispiel der letzten Tage hinzu.
- **Models in stable_baselines3:**
  - **welcher algo hat/unterstützt model (GPT fragen) KEINER!**

- **MBRL-Lib** (by Facebook AI Research) is the big one — explicitly for model-based RL (PETS, MBPO, etc.), and it can interoperate with SB3 policies.
- **Dreamer / PlaNet (by DeepMind)** are outside SB3 but are the flagship “world model” algorithms.

Paper: Mastering diverse control tasks through world models

Aufgaben

Aufgaben Tag 9

- Füge **reward** zum model Netz hinzu (+1 in output layer)
- Baue modell

Wann ist man sicher dass ein Modell vollständig gelernt wurde?

Theoretisch nur bei unendlich vielen Spielen

Je nach Umgebung kann ein Zustand nur sehr selten vorkommen!

Wann ist man sicher dass ein Modell "gut" gelernt wurde?

Paper: Mastering diverse control tasks through world models

Vokabular

`.detach()` heisst: pytorch tensor wird nicht zum Training verwendet
(kein loss backpropagation) alternativ:
`with torch.no_grad():`
folgender pytorch tensor wird nicht zum Training verwendet

Modell

multi-head / multi-task learning (Verschiedene Aspekte mit einem Netz π,q,v,r,s')

Modell-Funktion **p**

`experience_buffer`
Simulation:

Rollout = eine **Episode/Trajektorie** in Simulation

warmup steps before model is used (auch bei exploration)

Modell Netzwerk:

Dynamik (synonym für modellierte Umgebung)

Dyna-Q = dynamic DQN (algo der model mit DQL verbindet)
^^ pole_model.py
observation = received state (unser state!) vs full_state / internal_state
observation_size = received state_space_dimension
planning ≈ learning Sutton 8.9 ?