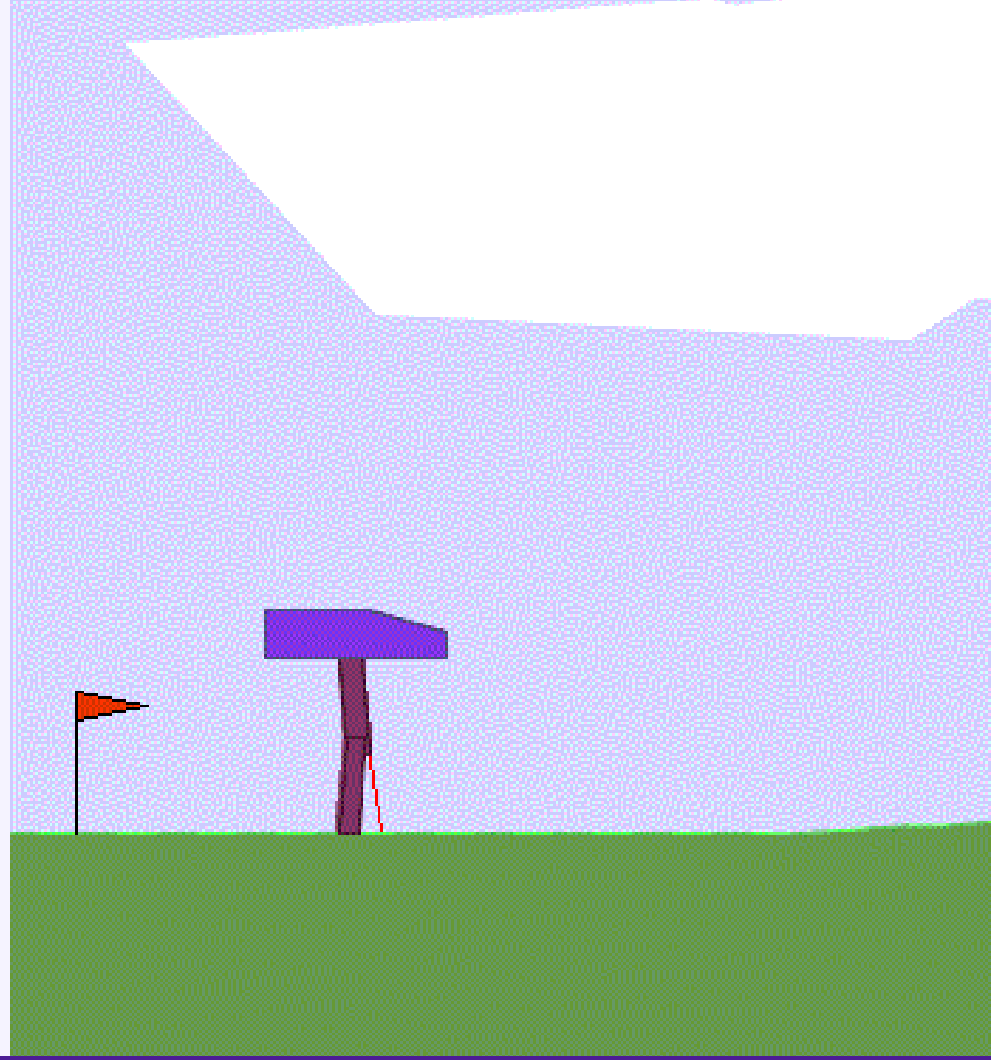
# Aprendizado por Reforço em Simuladores de Física Bidimensionais

INF5021 - Matheus Madeira

# Introdução

- Simulação física é uma área de extrema relevância para a computação, porém são problemas de grande complexidade.
- Esse trabalho busca servir como mais uma referência de como podemos usar inteligência artificial para resolver essa classe de problemas.
- Agente de aprendizado de reforço para um ambiente de simulação física em 2D.
  - Python, Gymnasium



# Objetivos

## Objetivo Geral

Desenvolver um agente por aprendizado por reforço para o ambiente Box2D Bipedal Walker.

## Objetivos Específicos

- Implementar um agente de aprendizado por reforço
- Comparar o agente implementado com um agente aleatório do ambiente

# Trabalhos Relacionados

- Tiago Reck Gambim. *Aprendizado por Reforço em Jogos de Estratégia*

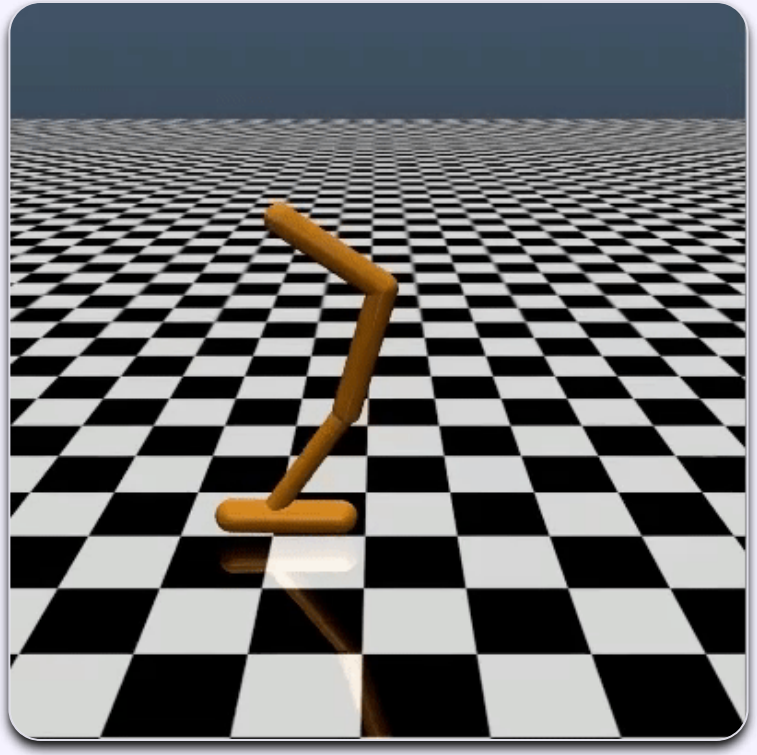
  Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Computação) - PUCRS, 2021.

NOTA: ADICIONAR MAIS 2 TRABALHOS RELACIONADOS

# Fundamentação Teórica

## Aprendizado por reforço

- Aprender através da interação buscando atingir um objetivo.
- Interações entre Agente (tomador de decisões) e o Ambiente.
- Ambiente tem um espaço de ações, e um espaço de observação (estado).
- On-policy, Off-policy
- Q-learning



# Fundamentação Teórica

$$\underbrace{Q(s,a)}_{\text{Novo valor}} = \underbrace{Q(s,a)}_{\text{Valor antigo}} + \underbrace{\alpha}_{\text{Taxa de aprendizado}} [\underbrace{R(s,a)}_{\text{Recompensa}} + \underbrace{\gamma}_{\text{Taxa de desconto}} \overbrace{\max Q'(s',a')}^{\text{Valor máximo esperado, dado o novo estado e todas suas possíveis ações}} - Q(s,a)]$$

# Metodologia

## Gymnasium

- Biblioteca contendo uma diversa coleção de diferentes ambientes para aprendizado por reforço.

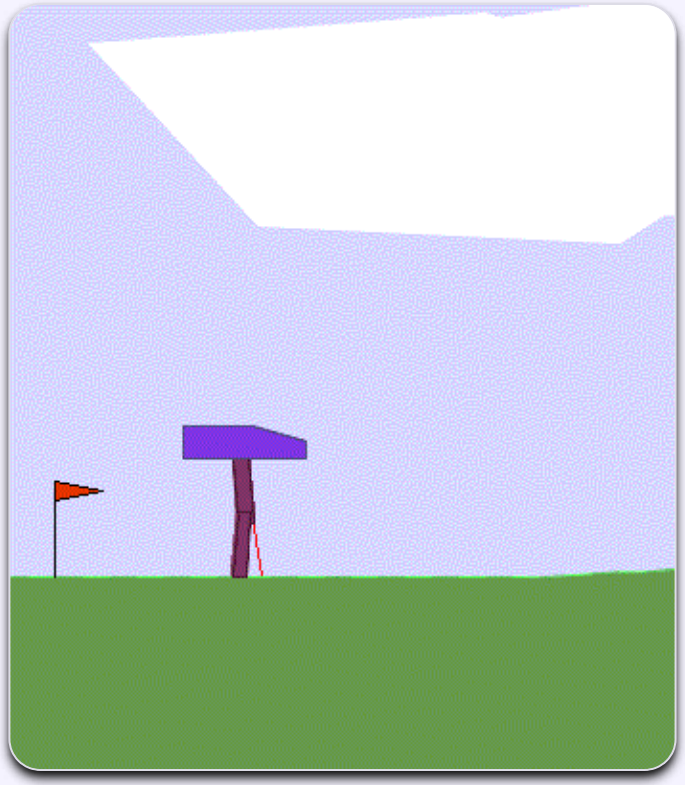
```
import gymnasium as gym
env = gym.make("LunarLander-v2", render_mode="human")
observation, info = env.reset(seed=42)
for _ in range(1000):
   action = env.action_space.sample()  # this is where you would insert your policy
   observation, reward, terminated, truncated, info = env.step(action)

   if terminated or truncated:
      observation, info = env.reset()
env.close()
```

# Metodologia

## Bipedal Walker

- Ambiente com um robô com 4 juntas que caminha num terreno levemente desigual.
- Para resolução é necessário 300 pontos em 1600 passos de tempo.
- Recompensas são obtidas por se mover para frente, totalizando 300 pontos ao final.
  - Se o robô cair, -100 pontos.
  - Aplicar torque ao motor custa uma pequena quantia de pontos.



# Metodologia

## Bipedal Walker

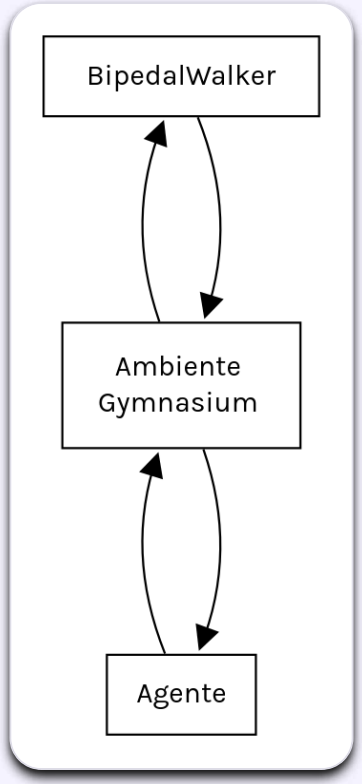
ESTADO CONSISTE DE (I) VELOCIDADE DO ÂNGULO DO CASCO, (II) VELOCIDADE ANGULAR, (III) VELOCIDADE HORIZONTAL, (IV) VELOCIDADE VERTICAL, (V) POSIÇÃO DAS JUNTAS E SUA VELOCIDADE ANGULAR, (VI) PERNAS ESTÃO EM CONTATO COM O CHÃO, E (VII) 10 MEDIÇÕES DE TELÊMETRO.

| | |
|---|---|
| Espaço de ação | Box(-1.0, 1.0, (4,), float32) |
| Forma do espaço de observação | (24,) |
| Espaço de observação Máximo | [3.14, 5, 5, 5, 3.14, 5, 3.14, 5, 5, 3.14, 5, 3.14, 5, 5, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1] |
| Espaço de observação Mínimo | [-3.14, -5, -5, -5, -3.14, -5, -3.14, -5, 0, -3.14, -5, -3.14, -5, -0, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1] |

# Metodologia

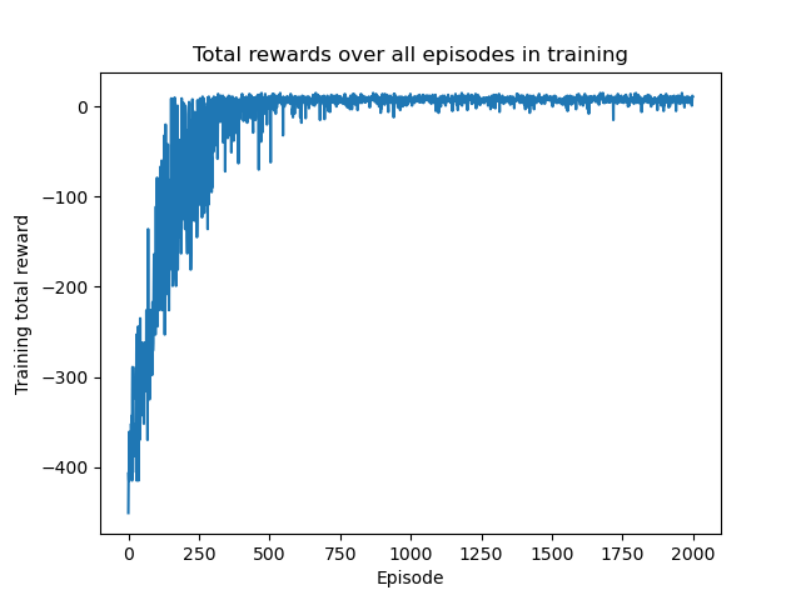
SOLUÇÃO

- Discretização do estado de observação do ambiente
- Definição das variáveis do ambiente necessárias para a solução (NOTA: adicionar assim que terminar)
- Divisão de cada uma dessas variáveis em x (NOTA, ainda em testes) partes iguais
- Etapas:
  - Implementação do Agente (α = X, γ = Y, ε = Z (NOTA))
  - Treinamento
  - Comparação



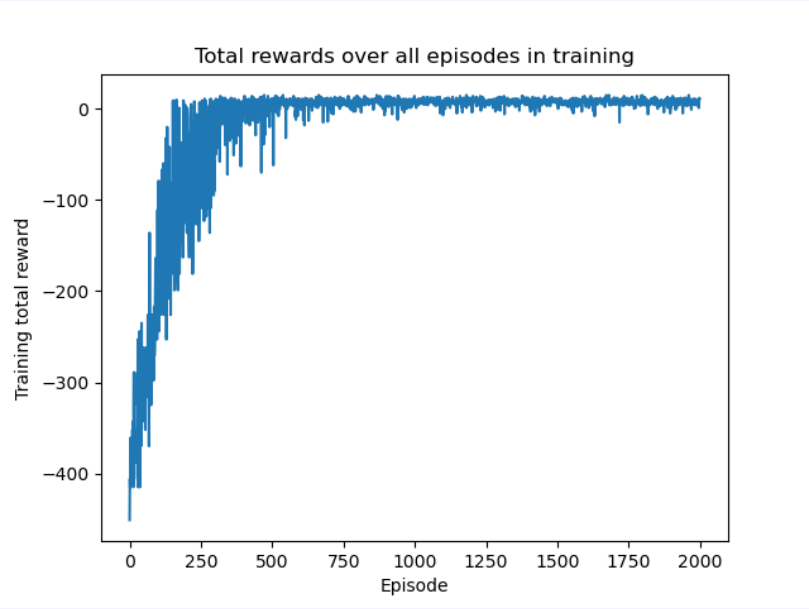

NOTA: SE HOUVER GRANDE MODIFICAÇÃO NA METODOLOGIA DEVIDO A IMPLEMENTAÇÃO, ATUALIZAR NA FUNDAMENTAÇÃO

# Resultados

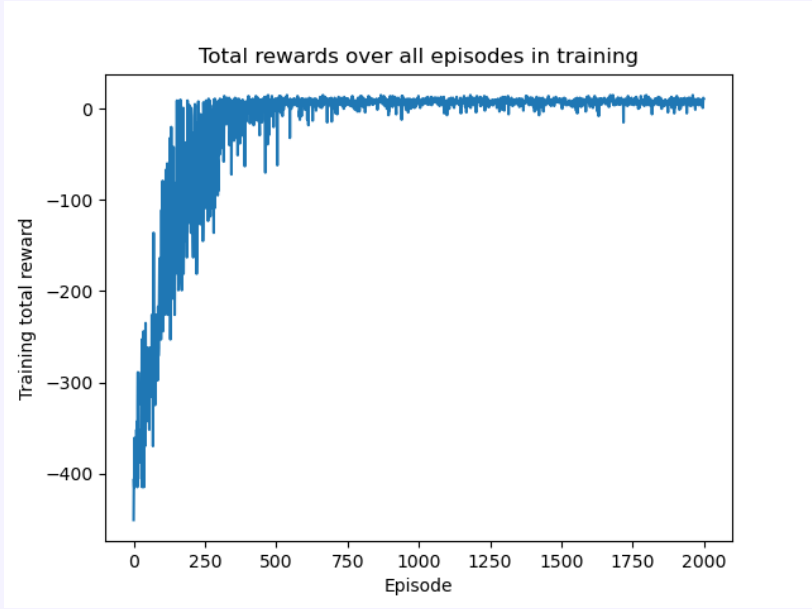



NOTA: Atualizar com resultado concreto médio (Epsilon + recompensa)

# Resultados




NOTA: Atualizar com resultado concreto melhor resultado (Epsilon + recompensa)




NOTA: Atualizar com resultado concreto pior resultado (Epsilon + recompensa)

# DEMO

# Conclusão

- Foi possível obter um maior aprofundamento na área de IA, desenvolvendo habilidades práticas tanto com ferramentas bem utilizadas na área, quanto com a formulação de soluções.
- O resultado do trabalho consegue trazer uma contribuição como mais uma referência de solução para a classe de problemas escolhido.
- Melhorias futuras:
  - Mais implementações para comparação (DQN, PPO, etc)
  - Implementação para ambientes mais complexos

# Referências


- Richard S. Sutton and Andrew G. Barto.

  *Reinforcement Learning: An Introduction.*

  The MIT Press, Cambridge, MA, 2018.
- Alexander Panin.

  *Introduction to Reinforcement Learning: On-policy vs off-policy, Nov, 2020.*
- Gelana Tostaeva.

  *Introduction to Q-learning with OpenAI Gym, Abr, 2020.*
- Costa Huang.

  *CleanRL (Clean Implementation of RL Algorithms), Abr, 2020.*

# Obrigado!

NOTA: UPAR APRESENTAÇÃO FINAL, TIRAR MENSAGEM DE "EM CONSTRUÇÃO DA RAÍZ"

LINK APRESENTAÇÃO: MATHSMADEIRA.COM/UFRGS/INF5021/

GitHub Repo