Minigrid – Door Key – Uma análise de modelos (DQN x PPO)

Giancarlo Vanoni Ruggiero, Luciano Felix Dias, Tales Ivalque

Engenharia da Computação, INSPER

Prof. Fabrício Barth

Abstract—Neste projeto foi desenvolvido e validado um agente capaz de atuar no ambiente Door Key. O método de treinamento empregado foi ... Os resultados obtidos foram ...

keywords—*Reinforcement Learning, DQN, PPO, Minigrid, Door Key*

1. Introdução

O projeto tem como objetivo comparar o desempenho do ambiente single-agent Minigrid – Doorkey utilizando os algoritmos DQN (*Deep Q-Network*) e PPO (*Proximal Policy Optimization*). Neste ambiente, há uma chave que o agente deve adquirir para destrancar uma porta e chegar ao objetivo no quadrado verde.

2. Ambiente

Table 1. Direções do espaço de observação

ID	Vetor direção
0	$(1, 0)$
1	$(0, 1)$
2	$(-1, 0)$
3	$(0, -1)$

O espaço de observação é descrito por um dicionário contendo a direção do agente *direciton*, a imagem observável *image* e o espaço de missão *mission*. Sendo: *direction* um atributo discreto de valor como descrito na tabela 1; *image* sendo uma matriz RGB quadrada de valores inteiros contidos no intervalo $[0, 255]$ do tamanho do campo de visão do agente, e sendo este parametrizável como numero inteiro ímpar maior que 2 por padrão 7; e *mission* sendo o universo de ação do agente como uma matriz retangular de tamanho arbitrário contendo trincas seguindo a seguinte estrutura, respectivamente:

Table 2. Objetos do espaço de observação

ID	Nome	Objeto
0	*UNSEEN*	Não visível
1	*EMPTY*	Vazio
2	*WALL*	Parede
3	*FLOOR*	Chão
4	*DOOR*	Porta
5	*KEY*	Chave
6	*BALL*	Bola
7	*BOX*	Caixa
8	*GOAL*	Objetivo
9	*LAVA*	Lava
10	*AGENT*	Agente

- **ID do objeto** contido no latrilho atual, descrito como na tabela 2;
- **ID da cor** do latrilho atual, descrito como na tabela 3;
- **ID do estado** do objeto condito no latrilho atual, descrito como na tabela 4.

O espaço de ação é discreto com ações de movimento e poucas interações com elementos do ambiente. O espaço de ação é implementado conforme especificado na tabela 5.

Table 3. Cores do espaço de observação

ID	Nome	Vetor RGB
0	*RED*	$(255, 0, 0)$
1	*GREEN*	$(0, 255, 0)$
2	*BLUE*	$(0, 0, 255)$
3	*PURPLE*	$(112, 39, 195)$
4	*YELLOW*	$(255, 255, 0)$
5	*GREY*	$(100, 100, 100)$

Table 4. Estados do espaço de observação

ID	Nome	Estado
0	*OPEN*	Aberto
1	*CLOSED*	Fechado
2	*LOCKED*	Trancado

A função de recompensa é definida no domínio contínuo do intervalo $[0, 1]$ e proporcional a razão entre o número de passos e o número máximo de passos permitido para o agente atingir o estado final com sucesso, caso contrário a recompensa é anulada. Esta razão é definida com maior rigor na equação 1.

$$\text{RECOMPENSA} = \begin{cases} 1 - 0.9 \cdot \dfrac{\#\text{PASSOS}}{\max(\#\text{PASSOS})}, & \text{se sucesso} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (1)$$

3. Método

Para conseguir comparar bem o desempenho dos dois algoritmos no ambiente, será analiado o crescimento da recompensa de um agente treinado em cada um desses algoritmos, utilizando a MlpPolicy, e 200.000 passos de aprendizado. O ambiente utilizado dentro do Minigrid - Doorkey será o "MiniGrid-DoorKey-6x6-v0", que já oferece uma complexidade razoável para o agente. Mas, para obter uma comparação satisfatória, é necessário primeiramente alterar a função recompensa de modo a ficar mais nítido o aprendizado de cada agente.

Atenção

Para treinamento será utilizado a biblioteca *stable baselines*.

Inicialmente, para conseguir utilizar a biblioteca *stable baselines*, foi necessário utilizar do ImgObsWrapper, que é um Wrapper específico do ambiente, que transforma a observação do enviroment em um

Table 5. Espaço de ação

Número	Nome	Ação
0	*LEFT*	Vira para a esquerd
1	*RIGHT*	Vira para a direita
2	*FORWARD*	Move para a frente
3	*PICKUP*	Pega um objeto
4	*DROP*	Não utilizado
5	*TOGGLE*	Alternar/ativar um objeto
6	*DONE*	Não utilizado

formato de Imagem, próprio para interpretação da biblioteca. Junto a isso, foi necessário utilizar dois outros Wrappers que alterassem a recompensa entregue ao agente para que o treinamento pudesse ser realizado e analisado. Desses, um é o PositionBonusWrapper, que também é específico do ambiente Minigrid e permite a recompensa da exploração do agente, o outro é um Wrapper original feito pela equipe de forma para recompensar as ações intermediárias antes de chegar ao objetivo final.

O Wrapper orignal implementado tem o seguinte funcionamento:

```python
from minigrid.core.world_object import Door, Key, Goal
from gymnasium import Wrapper


class CustomRewardWrapper(Wrapper):
    def __init__(self, env):
        super().__init__(env)
        self.key_was_picked = False
        self.door_was_unlocked = False


    def step(self, action):
        obs, _, terminated, truncated, info = self.env.step(action)

        # Custom reward logic
        # Check if the agent picked up a key
        if action == self.unwrapped.actions.pickup and self.unwrapped.carrying and isinstance(self.unwrapped.carrying, Key) and not self.key_was_picked:
            reward = 0.5  # Assign a reward for picking up the key
            self.key_was_picked = True

        # Check if the agent opened a door
        if action == self.unwrapped.actions.toggle:
            front_cell = self.unwrapped.grid.get(*self.unwrapped.front_pos)
            if front_cell and isinstance(front_cell, Door):
                if front_cell.is_locked and self.unwrapped.carrying and isinstance(self.unwrapped.carrying, Key) and not self.door_was_unlocked:
                    reward = 0.5  # Assign a reward for unlocking a door
                    self.door_was_unlocked =  True
                if not front_cell.is_locked:
                    reward = -0.25

        # Check if the agent reached the goal
        if terminated and self.unwrapped.agent_pos == (self.unwrapped.width - 2, self.unwrapped.height - 2):
            reward = 2  # Assign a reward for reaching the goal
        else:
            reward = -0.1  # Small penalty for each step

        return obs, reward, terminated, truncated, info
```

Code 1. Código do Wrapper

Agora, a função recompensa é definida no domínio contínuo do intevalo [-0.25, 3], levando em conta as ações pegar a chave e destrancar a porta, além de punir o número de passos do agente, isso na sua primeira parcela. O PositionBonusWrapper provê uma segunda parcela inversamente proporcional à raiz do número de vezes que uma determinada posição foi visitada. O cálculo da recompensa final pode ser visto nas esquações 2 e 3.

$$\text{NEW REWARD} = \begin{cases} -0.1, & \text{Por cada step} \\ 0.5, & \text{Pegar a chave ou destrancar a porta} \\ -0.25, & \text{Caso feche uma porta} \\ 2, & \text{Ao chegar ao destino final} \end{cases} \tag{2}$$

$$\text{NEW REWARD} += \frac{1}{\sqrt{\#\text{VISITAS}}} \tag{3}$$

Após a configuração dos rewards, vem a etapa de treinamento dos agentes. O setup é feito da seguinte maneira para o agente DQN:

```python
from minigrid.wrappers import ImgObsWrapper, PositionBonus
from stable_baselines3 import DQN
from stable_baselines3.common.evaluation import evaluate_policy
from stable_baselines3.common.logger import configure
from MinigridFeaturesExtractor import MinigridFeaturesExtractor
import gymnasium as gym

from CustomRewardWrapper import CustomRewardWrapper

results_path = "./results/dqn"

new_logger = configure(results_path, ["stdout", "csv", "tensorboard"])

policy_kwargs = dict(
    features_extractor_class=MinigridFeaturesExtractor,
    features_extractor_kwargs=dict(features_dim=128),
)

env = gym.make("MiniGrid-DoorKey-6x6-v0", render_mode="rgb_array")
env = ImgObsWrapper(env)
env = CustomRewardWrapper(env)
env = PositionBonus(env)

model = DQN("MlpPolicy",
            env,
            policy_kwargs=policy_kwargs,
            verbose=0,
            exploration_fraction=0.001,
            exploration_final_eps=0.5)

model.set_logger(new_logger)
model.learn(500_000, progress_bar=True)
model.save(results_path + "/dqn_minigrid")


mean_reward, std_reward = evaluate_policy(model, model.get_env(), n_eval_episodes=10)
print(f'Mean reward: {mean_reward} +/- {std_reward:.2f}')
```

Code 2. Modelo DQN

E para o modelo PPO:

```python
from minigrid.wrappers import ImgObsWrapper
from stable_baselines3 import PPO
from stable_baselines3.common.evaluation import evaluate_policy
from stable_baselines3.common.logger import configure
from minigrid.wrappers import PositionBonus
from MinigridFeaturesExtractor import MinigridFeaturesExtractor
import gymnasium as gym

from CustomRewardWrapper import CustomRewardWrapper

results_path = "./results/ppo"

new_logger = configure(results_path, ["stdout", "csv", "tensorboard"])

policy_kwargs = dict(
    features_extractor_class=MinigridFeaturesExtractor,
    features_extractor_kwargs=dict(features_dim=128),
)

env = gym.make("MiniGrid-DoorKey-6x6-v0", render_mode="rgb_array")
env = ImgObsWrapper(env)
env = CustomRewardWrapper(env)
env = PositionBonus(env)


model = PPO("MlpPolicy",
            env=env,
            policy_kwargs=policy_kwargs,
            verbose=0,
            )

model.set_logger(new_logger)
model.learn(200_000, progress_bar=True)
```

```
model.save(results_path + "/ppo_minigrid")


mean_reward, std_reward = evaluate_policy(model, model.
    get_env(), n_eval_episodes=10)
print(f'Mean reward: {mean_reward} +/- {std_reward:.2f}
    ')
```

Code 3. Modelo PPO

4. Resultados

Através dos treinamentos foi possível obter a curva de aprendizagem mostrada na Figura 1. Através dela é possível notar que após 100000 episódios o PPO consegue convergir, o DQN não converge em nenhum momento. Também é possível notar que o reward começa alto em ambos e vai decaindo, até se estabilizar.

Outro resultado que encontramos foi que mesmo treinando no ambiente 6x6 o treinamento funcionou no ambiente 8x8. Isso se deve ao fato de que como o ambiente não é totalmente observável o agente aprendeu a procurar os objetos para chegar em seu objetivo.

5. Considerações finais

O objetivo deste trabalho foi explorar o ambiente minigrid-doorkey, que possui características únicas, como o fato de ter um espaço de observação limitado e também depender de aleatoriedade, já que originalmente o agente só iria receber recompensa caso chegasse no final. Ao longo do desenvolvimento foi possível modificar o ambiente para que o agente tenha mais oportunidades de aprendizado, o que permitiu, através do algoritmo PPO, o agente aprender como chegar no objetivo.

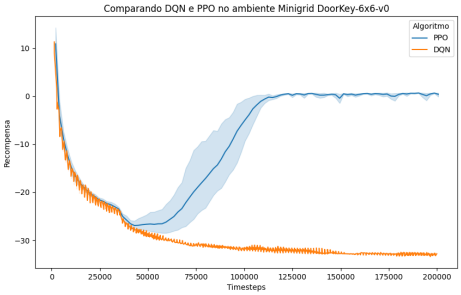

Figure 1. Curva de aprendizado MiniGrid-6x6-v0, comparando DQN e PPO