

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)»

(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ Информатика, искусственный интеллект и системы управления

КАФЕДРА Системы обработки информации и управления

Отчет по лабораторной работе №6 «Обучение на основе глубоких Q-сетей»

Студент группы ИУ5-25М Зозуля О.А.

Цель работы

Ознакомление с базовыми методами обучения с подкреплением на основе глубоких Q-сетей.

Задание

На основе рассмотренных на лекции примеров реализовать алгоритм DQN. В качестве среды можно использовать классические среды (в этом случае используется полносвязная архитектура нейронной сети) или игры Atari (в этом случае используется сверточная архитектура нейронной сети).

Описание выполнения

```
166 > 🐔 Info.py

import gym
∨ ■ Лаб6 D:\Baumar 1
    🛵 dqn.py
                      from pprint import pprint
    Info.py
    —;
Iab6_3озуля_(
5
> IIII External Libraries
Scratches and Col
                        env = gym.make("Acrobot-v1")
                          pprint(env.observation_space)
                          print()
                          pprint(env.action_space)
                          print()
                          pprint(env.reward_range)
```

Рисунок 1 – Информация о среде

Рисунок 2 – Импорт библиотек и определение начальных параметров

```
# Реализация техники Replay Memory
class ReplayMemory(object):

def __init__(self, capacity):
    self.memory = deque([], maxlen=capacity)

def push(self, *args):
    ...

Coxpaнeние данных в ReplayMemory
    ...

self.memory.append(Transition(*args))

def sample(self, batch_size):
    ...

Bыборка случайных элементов размера batch_size
    ...

return random.sample(self.memory, batch_size)

def __len__(self):
    return len(self.memory)
```

Рисунок 3 – Сохранения опыта на предыдущих шагах

```
def __init__(self, n_observations, n_actions):

def __init__(self, n_observations, n_actions):

Hинциализация топологии нейронной сети

super(DQN_Model, self).__init__()
self.layer1 = nn.Conv2d(n_actions, out_channels=32, kernel_size=8, stride=4)
self.layer2 = nn.Conv2d(in_channels=32, out_channels=64, kernel_size=4, stride=2)
self.layer3 = nn.Linear(128, n_actions)

def forward(self, x):

Прямой проход
Вызывается для одного элемента, чтобы определить следующее действие
или для batch в во время процедуры оптимизации

x = F.relu(self.layer1(x))
x = F.relu(self.layer2(x)),
return self.layer3(x)
```

Рисунок 4 – Модель полносвязной DQN

```
class DQN_Agent:
    def __init__(self, env,
                    BATCH SIZE = 128,
                    GAMMA = 0.99,
EPS_START = 0.9,
                    EPS\_END = 0.05,
                    EPS_DECAY = 1000,
                    TAU = 0.005,
                   LR = 1e-4
        # Размерности Q-модели
self.n_actions = env.action_space.n
        state, _ = self.env.reset()
self.n_observations = len(state)
        self.BATCH_SIZE = BATCH_SIZE
        self.GAMMA = GAMMA
        self.EPS_START = EPS_START
        self.EPS_END = EPS_END
        self.EPS_DECAY = EPS_DECAY
        self.TAU = TAU
        self.LR = LR
        self.policy_net = DQN_Model(self.n_observations, self.n_actions).to(CONST_DEVICE)
        # Вспомогательная модель, используется для стабилизации алгоритма
# Обновление контролируется гиперпараметром TAU
        self.target_net = DON_Model(self.n_observations, self.n_actions).to(CONST_DEVICE)
self.target_net.load_state_dict(self.policy_net.state_dict())
         self.optimizer = optim.AdamW(self.policy_net.parameters(), lr=self.LR, amsgrad=True)
         self.memory = ReplayMemory(10000)
         self.steps_done = 0
         self.episode_durations = []
```

Рисунок 5 – Определение параметров для модели

```
def select_action(self, state):

'''

Bubop gexictbus

'''

sample = random.random()

eps = self.EPS_END + (self.EPS_START - self.EPS_END) * \

math.exp(-1. * self.steps_done / self.EPS_DECAY)

self.steps_done += 1

if sample > eps:

with torch.no_grad():

# ECAN BEDDATHOCTO BOADWE eps

# to BubOppaerca gexictbus, coorBetctByrouge MakcumanьHomy Q-значению

# t.max(1) BO3Bpawgert макcumanьHoro элемента

return self.policy_net(state).max(1)[1].view(1, 1)

else:

# ECAN BEDDATHOCTO MeHBUME eps

# ECAN BEDDATHOCTO MeHBUME eps

# to BubOppaerca cayvaārHoe gexictbuse

return torch.tensor([[self.env.action_space.sample()]], device=CONST_DEVICE, dtype=torch.long)

def plot_durations(self, show_result=False):

plt.figure(1)

durations_t = torch.tensor(self.episode_durations, dtype=torch.float)

if show_result:

plt.title('Desymbtat')

else:

plt.clf()

plt.title('Deyyhehue...')

plt.xlabel('Sanusogi')

plt.xlabel('Sanusogi')

plt.ylabel('Komwectbo waros a snusoge')

plt.plot(durations_t.numpy())

plt.plot(durations_t.numpy())

plt.plot(durations_t.numpy())

plt.plot(durations_t.numpy())

plt.plot(durations_t.numpy())

plt.plot(durations_t.numpy())

plt.plot(durations_t.numpy())

plt.plot(durations_t.numpy())
```

Рисунок 6 – Выбор действия и график шагов по эпизодам

```
def optimize_model(self):
   if len(self.memory) < self.BATCH_SIZE:</pre>
   transitions = self.memory.sample(self.BATCH_SIZE)
   # Транспонирование batch'a
# (https://stackoverflow.com/a/19343/3343043)
   # Конвертация batch-массива из Transition
  batch = Transition(*zip(*transitions))
  non_final_next_states = torch.cat([s for s in batch.next_state
   state_batch = torch.cat(batch.state)
  action_batch = torch.cat(batch.action)
reward_batch = torch.cat(batch.reward)
   state_action_values = self.policy_net(state_batch).gather(1, action_batch)
   next_state_values = torch.zeros(self.BATCH_SIZE, device=CONST_DEVICE)
   with torch.no grad():
      next_state_values[non_final_mask] = self.target_net(non_final_next_states).max(1)[0]
   expected_state_action_values = (next_state_values * self.GAMMA) + reward_batch
   # Вычисление Huber loss
criterion = nn.SmoothL1Loss()
   loss = criterion(state_action_values, expected_state_action_values.unsqueeze(1))
   self.optimizer.zero_grad()
   loss.backward()
   torch.nn.utils.clip_grad_value_(self.policy_net.parameters(), 100)
   self.optimizer.step()
```

Рисунок 7 – Оптимизация модели

```
def play_agent(self):

""
Проигрывание сессии для обученного агента
""
епv2 = gym.make(CONST_ENV_NAME, render_mode='human')
state = env2.reset()[0]
state = torch.tensor(state, dtype=torch.float32, device=CONST_DEVICE).unsqueeze(0)
done = False
res = []
while not done:

action = self.select_action(state)
action = action.item()
observation, reward, terminated, truncated, _ = env2.step(action)
env2.render()

res.append((action, reward))

if terminated:
next_state = None
else:
next_state = torch.tensor(observation, dtype=torch.float32, device=CONST_DEVICE).unsqueeze(0)

state = next_state
if terminated or truncated:
done = True

print('Данные 0 эпизоде: ', res)
```

Рисунок 8 – Проигрывание обученной модели

Рисунок 9 – Обучение модели и запуск среды

Вывод

Таким образом, удалось реализовать алгоритм DQN для среды обучения с подкреплением, таким образом ознакомившись с базовыми методами обучения с подкреплением на основе глубоких Q-сетей.