



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 (ИУ5)_____

ОТЧЕТ

Лабораторная работа №6

«Обучение на основе глубоких Q-сетей»

по курсу «Методы машинного обучения»

ИСПОЛНИТЕЛЬ:

группа ИУ5-23М

Гаврилов Л.Я.

ФИО

подпись

"__" _____ 2023 г.

ПРЕПОДАВАТЕЛЬ:

Гапанюк Ю.Е.

ФИО

подпись

"__" _____ 2023 г.

Цель работы

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

Задание

- На основе рассмотренных на лекции примеров реализуйте алгоритм DQN.
- В качестве среды можно использовать классические среды (в этом случае используется полносвязная архитектура нейронной сети).
- В качестве среды можно использовать игры Atari (в этом случае используется сверточная архитектура нейронной сети).
- **В случае реализации среды на основе сверточной архитектуры нейронной сети +1 балл за экзамен.**

Выполнение

Для реализации алгоритмов была выбрана среда Acrobot из библиотеки Gym. Система состоит из двух звеньев, соединенных линейно в цепь, один конец которой закреплен. Соединение между двумя звеньями приводится в действие. Цель состоит в том, чтобы приложить крутящий момент к приводимому в действие соединению, чтобы повернуть свободный конец линейной цепи выше заданной высоты, начиная с начального состояния свисания вниз.

Соединение между двумя звеньями приводится в действие. Цель состоит в том, чтобы повернуть свободный конец внешнего звена, чтобы достичь заданной высоты (черная горизонтальная линия над системой), прикладывая крутящий момент к приводу.

Текст программы:

```
import gym
import math
import random
import matplotlib
import matplotlib.pyplot as plt
from collections import namedtuple, deque
from itertools import count

import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
import torch.nn.functional as F

# Название среды
CONST_ENV_NAME = 'Acrobot-v1'
# Использование GPU
CONST_DEVICE = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")

# Элемент ReplayMemory в форме именованного кортежа
Transition = namedtuple('Transition',
                        ('state', 'action', 'next_state', 'reward'))

# Реализация техники Replay Memory
class ReplayMemory(object):

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

    def push(self, *args):
        """
        Сохранение данных в ReplayMemory
        """
        self.memory.append(Transition(*args))

    def sample(self, batch_size):
        """
        Выборка случайных элементов размера batch_size
        """
        return random.sample(self.memory, batch_size)

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

class DQN_Model(nn.Module):

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

```

'''
Инициализация топологии нейронной сети
'''
super(DQN_Model, self).__init__()
self.layer1 = nn.Linear(n_observations, 128)
self.layer2 = nn.Linear(128, 64)
self.layer3 = nn.Linear(64, 64)
self.layer4 = nn.Linear(64, n_actions)

def forward(self, x):
'''
Прямой проход
Вызывается для одного элемента, чтобы определить следующее действие
Или для batch'a во время процедуры оптимизации
'''
x = F.relu(self.layer1(x))
x = F.relu(self.layer2(x))
x = F.relu(self.layer3(x))
return self.layer4(x)

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
                  ):
        # Среда
        self.env = env
        # Размерности Q-модели
        self.n_actions = env.action_space.n
        state, _ = self.env.reset()
        self.n_observations = len(state)
        # Коэффициенты
        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
        # Модели
        # Основная модель
        self.policy_net = DQN_Model(self.n_observations,
self.n_actions).to(CONST_DEVICE)
        # Вспомогательная модель, используется для стабилизации алгоритма

```

```

        # Обновление контролируется гиперпараметром TAU
        # Используется подход Double DQN
        self.target_net = DQN_Model(self.n_observations,
self.n_actions).to(CONST_DEVICE)
        self.target_net.load_state_dict(self.policy_net.state_dict())
        # Оптимизатор
        self.optimizer = optim.AdamW(self.policy_net.parameters(), lr=self.LR,
amsgrad=True)
        # Replay Memory
        self.memory = ReplayMemory(10000)
        # Количество шагов
        self.steps_done = 0
        # Длительность эпизодов
        self.episode_durations = []

def select_action(self, state):
    """
    Выбор действия
    """
    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():
            # Если вероятность больше eps
            # то выбирается действие, соответствующее максимальному Q-
значению
            # t.max(1) возвращает максимальное значение колонки для каждой
строки
            # [1] возвращает индекс максимального элемента
            return self.policy_net(state).max(1)[1].view(1, 1)
    else:
        # Если вероятность меньше eps
        # то выбирается случайное действие
        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('Результат')
    else:
        plt.clf()
        plt.title('Обучение...')
    plt.xlabel('Эпизод')
    plt.ylabel('Количество шагов в эпизоде')
    plt.plot(durations_t.numpy())

```

```

plt.pause(0.001) # пауза

def optimize_model(self):
    """
    Оптимизация модели
    """
    if len(self.memory) < self.BATCH_SIZE:
        return
    transitions = self.memory.sample(self.BATCH_SIZE)
    # Транспонирование batch'a
    # (https://stackoverflow.com/a/19343/3343043)
    # Конвертация batch-массива из Transition
    # в Transition batch-массивов.
    batch = Transition(*zip(*transitions))

    # Вычисление маски нефинальных состояний и конкатенация элементов batch'a
    non_final_mask = torch.tensor(tuple(map(lambda s: s is not None,
                                             batch.next_state)),
                                   device=CONST_DEVICE, dtype=torch.bool)

    non_final_next_states = torch.cat([s for s in batch.next_state
                                       if s is not None])

    state_batch = torch.cat(batch.state)
    action_batch = torch.cat(batch.action)
    reward_batch = torch.cat(batch.reward)

    # Вычисление Q(s_t, a)
    state_action_values = self.policy_net(state_batch).gather(1,
action_batch)

    # Вычисление V(s_{t+1}) для всех следующих состояний
    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]
    # Вычисление ожидаемых значений Q
    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))

    # Оптимизация модели
    self.optimizer.zero_grad()
    loss.backward()
    # gradient clipping
    torch.nn.utils.clip_grad_value_(self.policy_net.parameters(), 100)
    self.optimizer.step()

```

```

def play_agent(self):
    """
    Проигрывание сессии для обученного агента
    """
    env2 = 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 об эпизоде: ', res)

def learn(self):
    """
    Обучение агента
    """
    if torch.cuda.is_available():
        num_episodes = 600
    else:
        num_episodes = 50

    for i_episode in range(num_episodes):
        # Инициализация среды
        state, info = self.env.reset()
        state = torch.tensor(state, dtype=torch.float32,
device=CONST_DEVICE).unsqueeze(0)
        for t in count():
            action = self.select_action(state)
            observation, reward, terminated, truncated, _ =
self.env.step(action.item())
            reward = torch.tensor([reward], device=CONST_DEVICE)

```

```

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

        # Сохранение данных в Replay Memory
        self.memory.push(state, action, next_state, reward)

        # Переход к следующему состоянию
        state = next_state

        # Выполнение одного шага оптимизации модели
        self.optimize_model()

        # Обновление весов target-сети
        #  $\theta' \leftarrow \tau \theta + (1 - \tau) \theta'$ 
        target_net_state_dict = self.target_net.state_dict()
        policy_net_state_dict = self.policy_net.state_dict()
        for key in policy_net_state_dict:
            target_net_state_dict[key] =
policy_net_state_dict[key]*self.TAU + target_net_state_dict[key]*(1-self.TAU)
        self.target_net.load_state_dict(target_net_state_dict)

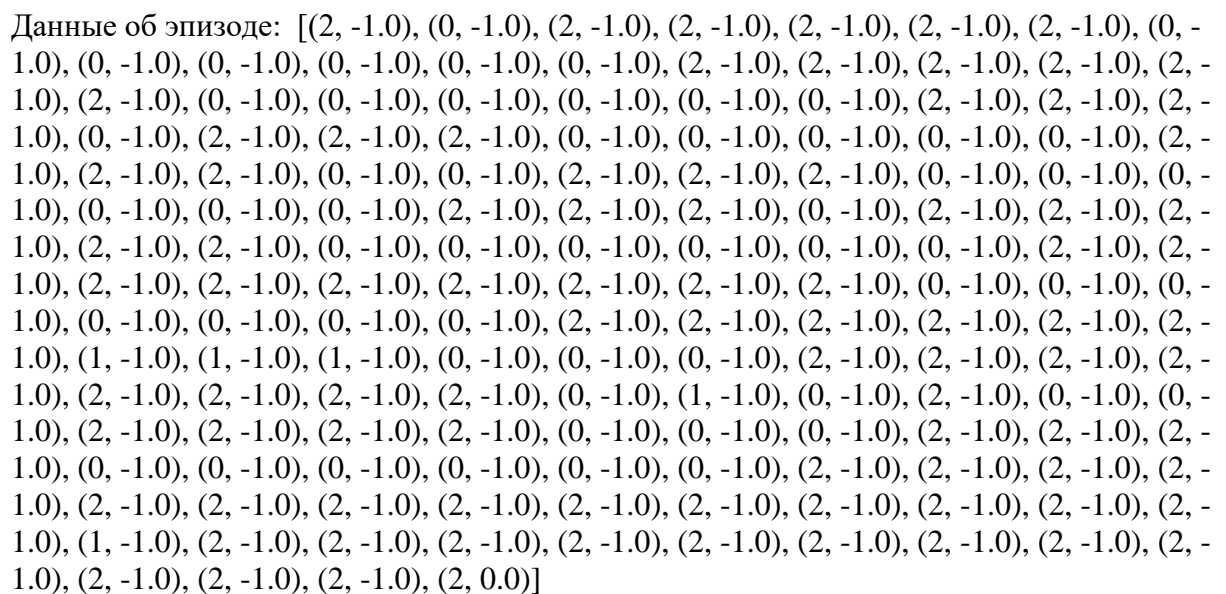
        if done:
            self.episode_durations.append(t + 1)
            self.plot_durations()
            break

def main():
    env = gym.make(CONST_ENV_NAME)
    agent = DQN_Agent(env)
    agent.learn()
    agent.play_agent()


if __name__ == '__main__':
    main()

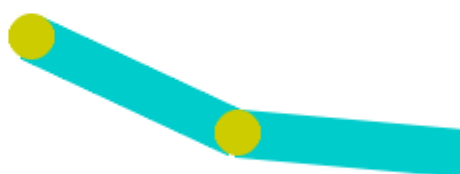
```


Figure 1 is a circular diagram illustrating the relationship between various factors and the 'Effect of the environment'. The diagram is divided into several segments, each representing a different factor. The segments are arranged in a circle, with the 'Effect of the environment' at the center. The segments are labeled as follows: 'Effect of the environment', 'Social factors', 'Economic factors', 'Cultural factors', 'Political factors', 'Environmental factors', 'Technological factors', and 'Biological factors'. The diagram shows how these factors interact and influence the environment.



Пример работы агента:

 pygame window



Вывод

В ходе выполнения лабораторной работы мы ознакомились с базовыми методами обучения с подкреплением на основе глубоких Q-сетей, а именно алгоритмом DDQN.