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

ФАКУЛЬТЕТ	«Информатики и систем управления»
КАФЕДРА	Системы обработки информации и управления

Дисциплина «Методы машинного обучения»

## РУБЕЖНЫЙ КОНТРОЛЬ №2

Студент	Сахарова Е. К. ИУ5-21М
Преподаватель	Гапанюк Ю. Е.

#### Задание

Для одного из алгоритмов временных различий, реализованных Вами в соответствующей лабораторная работе:

- SARSA
- Q-обучение
- Двойное Q-обучение

осуществите подбор гиперпараметров. Критерием оптимизации должна являться суммарная награда.

#### Выполнение

Для выполнения реализуем алгоритм Q-обучение на примере такси.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import gym
from tqdm import tqdm
import time
<sub>#</sub> ******* БАЗОВЫЙ АГЕНТ
all_reward=[]
parameter=[]
class BasicAgent:
   Базовый агент, от которого наследуются стратегии обучения
   ALGO NAME = '---'
   def __init__(self, env, eps=0.1):
       # Среда
       self.env = env
       # Размерности Q-матрицы
       self.nA = env.action space.n
       self.nS = env.observation_space.n
       #и сама матрица
       self.Q = np.zeros((self.nS, self.nA))
       # Значения коэффициентов
       # Порог выбора случайного действия
       self.eps=eps
       # Награды по эпизодам
       self.episodes_reward = []
```

```
def get_state(self, state):
        Возвращает правильное начальное состояние
        if type(state) is tuple:
            # Если состояние вернулось с виде кортежа, то вернуть только номер
состояния
            return state[0]
       else:
            return state
   def greedy(self, state):
        <<Жадное>> текущее действие
        Возвращает действие, соответствующее максимальному Q-значению
        для состояния state
        return np.argmax(self.Q[state])
   def make_action(self, state):
        Выбор действия агентом
        if np.random.uniform(0,1) < self.eps:</pre>
            # Если вероятность меньше ерѕ
            # то выбирается случайное действие
            return self.env.action_space.sample()
            # иначе действие, соответствующее максимальному Q-значению
            return self.greedy(state)
   def draw episodes reward(self):
        # Построение графика наград по эпизодам
       fig, ax = plt.subplots(figsize = (15,10))
       y = self.episodes_reward
        x = list(range(1, len(y)+1))
        plt.plot(x, y, '-', linewidth=1, color='green')
        plt.title('Награды по эпизодам')
        plt.xlabel('Номер эпизода')
       plt.ylabel('Награда')
        plt.show()
   def learn():
        Реализация алгоритма обучения
```

```
# ******* 0-обучение
class QLearning_Agent(BasicAgent):
   Реализация алгоритма Q-Learning
   # Наименование алгоритма
   ALGO_NAME = 'Q-обучение'
   def __init__(self, env, eps=0.4, lr=0.1, gamma=0.98, num_episodes=100):
       # Вызов конструктора верхнего уровня
       super().__init__(env, eps)
       # Learning rate
       self.lr=lr
       # Коэффициент дисконтирования
       self.gamma = gamma
       # Количество эпизодов
       self.num_episodes=num_episodes
       # Постепенное уменьшение ерѕ
       # self.eps decay=0.00005
       # self.eps_threshold=0.01
   def print_q(self):
       all_reward.append(np.sum(self.Q))
       print('Суммарная награда:',np.sum(self.Q), f"lr = {self.lr:.3f} gamma =
{self.gamma:.3f} eps = {self.eps:.3f}")
   def learn(self):
       Обучение на основе алгоритма Q-Learning
       self.episodes_reward = []
       for ep in list(range(self.num_episodes)):
           # Начальное состояние среды
           state = self.get state(self.env.reset())
           # Флаг штатного завершения эпизода
           done = False
           # Флаг нештатного завершения эпизода
           truncated = False
           # Суммарная награда по эпизоду
           tot rew = 0
           # По мере заполнения Q-матрицы уменьшаем вероятность случайного
выбора действия
```

```
# Проигрывание одного эпизода до финального состояния
            while not (done or truncated):
                # Выбор действия
                # В SARSA следующее действие выбиралось после шага в среде
                action = self.make_action(state)
                # Выполняем шаг в среде
                next_state, rew, done, truncated, _ = self.env.step(action)
                # Правило обновления Q для SARSA (для сравнения)
                # self.Q[state][action] = self.Q[state][action] + self.lr * \
                      (rew + self.gamma * self.Q[next_state][next_action] -
self.Q[state][action])
                # Правило обновления для Q-обучения
                self.Q[state][action] = self.Q[state][action] + self.lr * \
                    (rew + self.gamma * np.max(self.Q[next_state]) -
self.Q[state][action])
                # Следующее состояние считаем текущим
                state = next_state
                # Суммарная награда за эпизод
                tot_rew += rew
                if (done or truncated):
                    self.episodes_reward.append(tot_rew)
def play_agent(agent):
    Проигрывание сессии для обученного агента
    env2 = gym.make('Taxi-v3')
    state = env2.reset()[0]
    done = False
    while not done:
        action = agent.greedy(state)
        next_state, reward, terminated, truncated, _ = env2.step(action)
        env2.render()
        state = next_state
        if terminated or truncated:
            done = True
def run_q_learning():
    env = gym.make('Taxi-v3')
    lr_list = np.linspace(0.0005, 0.005, num=10)
    gamma_list = np.linspace(0.9, 1, num=10)
    eps_list = np.linspace(0.05, 0.9, num=18)
    for 1 in tqdm(lr_list):
        for g in gamma_list:
            for e in eps_list:
```

```
agent = QLearning_Agent(env, lr=1, gamma=g, eps=e)
                agent.learn()
                agent.print_q()
                parameter.append([1,g,e])
def main():
    run_q_learning()
if __name__ == '__main__':
    st = time.time()
   main()
    print(all_reward)
    print('Максимальная награда:',np.max(all_reward),'Значения
гиперпараметров(lr, gamma, eps):',parameter[np.argmax(np.max(all_reward))])
    all_time = time.time() - st
    print(f"Закончено за {all time:.3f} сек")
    parameter = np.asarray(parameter)
    print(parameter.shape)
    fig = plt.figure()
    ax = fig.add_subplot(projection='3d')
    ax.scatter(parameter[:,0], parameter[:,1], parameter[:,2], c=all_reward,
cmap='viridis')
    ax.set_xlabel('lr')
    ax.set_ylabel('gamma')
    ax.set_zlabel('eps')
   plt.show()
```

### Результат

```
Суммарная награда: -228.96934222661564 lr = 0.005 gamma = 1.000 eps = 0.400
Суммарная награда: -239.05364228309617 lr = 0.005 gamma = 1.000 eps = 0.450
Суммарная награда: -253.09809862521902 lr = 0.005 gamma = 1.000 eps = 0.500
Суммарная награда: -262.9567144348629 lr = 0.005 gamma = 1.000 eps = 0.500
Суммарная награда: -262.9567144348629 lr = 0.005 gamma = 1.000 eps = 0.600
Суммарная награда: -291.39466513427624 lr = 0.005 gamma = 1.000 eps = 0.600
Суммарная награда: -298.31852662801555 lr = 0.005 gamma = 1.000 eps = 0.700
Суммарная награда: -303.6991990948701 lr = 0.005 gamma = 1.000 eps = 0.700
Суммарная награда: -336.7691887461088 lr = 0.005 gamma = 1.000 eps = 0.800
Суммарная награда: -338.7621324012641 lr = 0.005 gamma = 1.000 eps = 0.800
Суммарная награда: -351.817314964316 lr = 0.005 gamma = 1.000 eps = 0.900

[-15.356927953938648, -16.186181447039125, -16.709467161823333, -18.320897424063517, -19.203609079467892, -20.720873632264933, -21.33661051356132, -23.19532
4746536148, -24.94849386826697, -25.18533957951994, -26.156204421871646, -27.810635402676084, -29.515975878355768, -29.934158712802294, -31.882105598371066, -33.997199958269476, -34.27616432397967, -35.85813326088808, -15.254046833435211, -16.24671003847819, -17.108731787018215, -18.087064065950642, -19.6252722
```

9.78416357472327, -296.20248933660065, -304.15469322426657, -314.261338173133, -326.049296968045, -338.6859444950968, -358.0325200479904, -154.125779454641 
22, -159.001607671012, -171.18873466138577, -188.598663697384442, -191.9527542440868, -201.060560846442804, -712.02557986952868, -224.15341613042662, -237. 
9546859560292, -251.4235775737367, -262.08844226566566, -281.1857196237859, -284.8649033737944, -300.90273076067876, -316.20966494844373, -333.1247394583338 
, -343.39172600311963, -350.5189325872095, -152.12252802895463, -163.59618952037818, -167.35899825403334, -176.18613797380573, -194.6368978894255, -285.0889 
976863992, -284.6428028667072, -228.9736025731726, -237.91638034022316, -248.10411338557883, -628.867462435417, -277.13448871542664, -295.975236014516327, -3 
97.71614893464664, -317.8131755291738, -326.45972360882297, -345.60629773108343, -353.38292073552185, -151.72527499165162, -163.6825539162258, -169.54032777 
310528, -180.21668598729866, -188.8240441239902, -201.05416060104774, -215.056365670213, -227.81893253135135, -234.66985994896595, -257.6632544417406, -265 
.26980226371455, -276.87635100034043, -295.206358115646, -292.8718544899223, -316.39245817470015, -322.86654884209673, -334.7921144737271, -356.558267484433 
94, -150.8141793824053, -162.68376028791636, -170.23221912154276, -181.088557033344835, -191.93714831045264, -203.5501914212738, -215.30252514617627, -223.87 
7022787702, -234.88342909532736, -253.39168756543108, -256.4349849697537, -272.727142466906004, -291.794392954386, -304.694076193246, -312.9460662853966, 
-328.12603211307294, -342.5376249062772, -352.48570346063843, -152.72545506138937, -162.82647612180855, -168.6553242317743, -185.1071734522309, -189.891381 
80806489, -204.6856440242997, -209.68642249029978, -228.919841993231164, -239.85444047499703, -249.36257662283268, -266.94386739408776, -272.2711156112785883, - 
828.7474017704341264, -299.1870855452217, -390.48980879188159, -324.776642751159, -335.6272288609, -386.78948170440789707, -327.1051901122

Как можно заметить, максимальная награда: -14.93673506669649 со значениями гиперпараметров (lr, gamma, eps): [0.0005, 0.9, 0.05]. Количество комбинаций — 1800.





