

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 си	истемь	<u>л управления</u>
КАФЕДРА _	Системы обработки информации и управления		
	Рубежный контроль №2		
	«Методы обучения с подкреплением»		
	ИСПОЛНИТЕЛЬ:		Филатова А. Е.
	группа ИУ5-23М		ФИО
	1,0		подпись
		"_"_	2023 г.
	ПРЕПОДАВАТЕЛЬ:		Гапанюк Ю.Е.
			ФИО
			подпись
		" "	2023 г.

1. Задание

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

- SARSA
- О-обучение
- Двойное Q-обучение осуществите подбор гиперпараметров.

Критерием оптимизации должна являться суммарная награда.

2. Код программы

```
import numpy as np import
matplotlib.pyplot as plt
import gym
from tqdm import tqdm
class BasicAgent:
    1.1.1
   Базовый агент, от которого наследуются стратегии обучения '''
    # Наименование алгоритма
   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
       print q(self): print('Вывод Q-
       матрицы для алгоритма
       self.ALGO NAME) print(self.Q)
   def get state(self, state):
```

```
1 1 1
    Возвращает правильное начальное состояние
    ''' if type(state) is
    tuple:
               # Если состояние вернулось в 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
    111
    return np.argmax(self.Q[state])
def make action(self, state):
    1.1.1
    Выбор действия агентом
    ''' if np.random.uniform(0,1) <</pre>
    self.eps:
        # Если вероятность меньше ерѕ # то
        выбирается случайное действие return
        self.env.action space.sample()
    else:
        # 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
        ''' pass
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=20000):
        # 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 learn(self):
        Обучение на основе алгоритма Q-Learning
        ''' self.episodes reward = [] # Цикл по
        эпизодам for ep in
        tqdm(list(range(self.num episodes))):
            # Начальное состояние среды state =
            self.get state(self.env.reset()) # Флаг
            штатного завершения эпизода done =
            # Флаг нештатного завершения эпизода truncated
            = False
```

```
= 0
                    # По мере заполнения Q-матрицы уменьшаем вероятность
случайного выбора действия
            if self.eps > self.eps threshold:
                self.eps -= self.eps decay
            # 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):
    1.1.1
```

Суммарная награда по эпизоду tot rew

```
Проигрывание сессии для обученного агента
                               gym.make('CliffWalking-v0',
    render mode='human') 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("CliffWalking-v0")
    epsilons = [0.3, 0.4, 0.5]
    learning rates = [0.05, 0.1, 0.2]
    gammas = [0.95, 0.98, 0.99]
    num episodes = 20000
   best reward = float('-inf')
   best hyperparams = None
   best agent = None
   for eps in epsilons:
       for lr in learning rates:
            for gamma in gammas:
                           agent = QLearning Agent(env, eps=eps, lr=lr,
gamma=gamma, num episodes=num episodes)
                agent.learn() total reward =
                sum(agent.episodes reward)
                        print(f'Гиперпараметры: epsilon={eps}, learning
rate={lr}, gamma={gamma}, num episodes={num_episodes}')
                print(f'Суммарная награда: {total reward}\n')
                if total reward > best reward:
                    best reward = total reward best hyperparams =
                    (eps, lr, gamma, num_episodes) best_agent = agent
          print(f'Лучшие гиперпараметры: epsilon={best_hyperparams[0]},
```

```
learning rate={best_hyperparams[1]}, gamma={best_hyperparams[2]}, num
episodes={best_hyperparams[3]}') print(f'Суммарная награда:
{best_reward}\n')

best_agent.print_q() best_agent.draw_episodes_reward()
   play_agent(best_agent)

def main():
   run_q_learning()

if_name_== ' main_': main()
```

3. Результаты подбора гиперпараметров

3.1. Гиперпараметры: epsilon = 0.3, learning rate = 0.05, gamma = 0.95, num episodes = 20000

Суммарная награда: -734106

Суммарная награда: -719783

иперпараметры: epsilon=0.3, learning rate=0.05, gamma=0.95, num episodes=20000

| 20000/20000 [00:11<00:00, 1707.11it/s

Гиперпараметры: epsilon = learning 0.99, num episodes = 20000 Суммарная

gamma =

награда:

silon=0.3. learning rate=0.05. gamma=0.99. num enisodes=20000

[20000/20000 [00:42<00:00, 469.41it/s]

3.3.

0.3,

rate = 0.05,

-724730

опараметры: epsilon=0.3, learning rate=0.1, gamma=0.95, num episodes=20000

20000/20000 [2:00:12<00:00, 2.77it/s]

3.4. Гиперпараметры: epsilon = 0.3, learning rate = 0.1, gamma = 0.95, num episodes = 20000 Суммарная

награда: -738206

.00%| wnepnapaмeтры: epsilon=0.3, learning rate=0.1, gamma=0.98, num episodes=20000 სეტკვიცვი ცვევევა _723003 | 20000/20000 [59:15<00:00, 5.63it/s]

3.5. Гиперпараметры: epsilon = 0.3, learning rate = 0.1, gamma = 0.98, num episodes = 20000 Суммарная

награда: -723993

0%| перпараметры: epsilon=0.3, learning rate=0.1, gamma=0.99, num episodes=20000 | 20000/20000 [2:00:14<00:00, 2.77it/s]

3.6. Гиперпараметры: epsilon = 0.3, learning rate = 0.1, gamma = 0.99, num episodes = 20000 Суммарная

награда: -747135

100%| Гиперпараметры: epsilon=0.3, learning rate=0.2, gamma=0.95, num episodes=20000 Станария, частара, 500361 20000/20000 [1:47:10<00:00, 3.11it/s

3.7. Гиперпараметры: epsilon = 0.3, learning rate = 0.2, gamma = 0.95, num episodes = 20000 Суммарная

награда: -690261

100%| Гиперпараметры: epsilon=0.3, learning rate=0.2, gamma=0.98, num episodes=20000 Сум∙марная награда: -695174 | 20000/20000 [00:11<00:00, 1695.33it/s

Гиперпараметры: epsilon = 0.3, learning 0.99, num episodes = 20000 Суммарная

gamma =

награда:

rnu: ensilon=0.3. learning rate=0.2. gamma=0.99. num enisodes=20000

| 20000/20000 [00:11<00:00, 1747.98it/s]

3.8. Гиперпараметры: epsilon = 0.3, learning rate = 0.2, gamma = 0.98, num episodes = 20000

Суммарная награда: -695174

3.9.

rate = 0.2,

lon=0.4, learning rate=0.05, gamma=0.95, num episodes=20000

| 20000, 20000 [00:13-00:00] 143312012,

-697318

3.10. Гиперпараметры: epsilon = 0.4, learning rate = 0.05, gamma = 0.95, num episodes = 20000 Суммарная

llon=0.4, learning rate=0.05, gamma=0.98, num episodes=20000 -1187912 | 20000/20000 [00:13<00:00, 1502.06it/s]

награда: -1187325

3.11. Гиперпараметры: epsilon = 0.4, learning rate = 0.05, gamma = 0.98, num episodes = 20000 Суммарная

silon=0.4, learning rate=0.05, gamma=0.99, num episo -1187358 | 20000/20000 [00:13<00:00, 1506.70it/s

награда: -1187912

3.12. Гиперпараметры: epsilon = 0.4, learning rate = 0.05, gamma = 0.99, num episodes = 20000 Суммарная

орпараметры: epsilon=0.4, learning rate=0.1, gamma=0.95, num episodes=20000

20000/20000 [00:12<00:00, 1573.96it/s

награда: -1187358

3.13. Гиперпараметры: epsilon = 0.4, learning rate = 0.1, gamma =

Гиперпараметры: epsilon=0.4, learning rate=0.1, gamma=0.98, num episodes=20000 Суммарная награда: −1073649 | 20000/20000 [00:13<00:00, 1537.58it/s]

Гиперпараметры: epsilon = 0.4, learning

0.99, num episodes = 20000

gamma =

Суммарная награда:

org| mepnapameтры: epsilon=0.4, learning rate=0.1, gamma=0.99, num episodes=20000 ммарная награда: -1085515 | 20000/20000 [00:13<00:00, 1532.51it/s]

0.95, num episodes = 20000 Суммарная

награда: -1067977

3.14. Гиперпараметры: epsilon = 0.4, learning rate = 0.1, gamma =

learning rate-0 2 gamma-0 05 num enisodes-20000

20000/20000 [00:12<00:00, 1604.99it/s]

| 20000/20000 [00:12<00:00, 1600.89it/s]

0.98, num episodes = 20000

Суммарная награда: -1073649

3.15.

rate = 0.1,

90%| unepnapameтры: epsilon=0.4, learning rate=0.2, gamma=0.98, num episodes=20000

-1085515

3.16. Гиперпараметры: epsilon = 0.4, learning rate = 0.2, gamma = 0.95, num episodes = 20000 Суммарная

ilon=0.4, learning rate=0.2, gamma=0.99, num episodes=20 _992852 | 20000/20000 [00:12<00:00, 1612.75it/s

награда: -1085515

3.17. Гиперпараметры: epsilon = 0.4, learning rate = 0.2, gamma = 0.98, num episodes = 20000 Суммарная

П рпараметры: epsilon=0.5, learning rate=0.05, gamma=0.95, num episodes=20000 20000/20000 [00:15<00:00, 1275.97it/s]

награда: -1001796

3.18. Гиперпараметры: epsilon = 0.4, learning rate = 0.2, gamma =

кооб применя и применя и

| 20000/20000 [00:15<00:00, 1281.49it/s]

Гиперпараметры: epsilon = 0.5, learning

0.99, num episodes = 20000 Суммарная

награда:

0.99, num episodes = 20000 Суммарная

награда: -992852

gamma =

3.20. Гиперпараметры: epsilon = 0.5, learning rate = 0.05, gamma = 0.98, num episodes = 20000

Суммарная награда: -1753563

3.21. rate = 0.05,

-1767028

Суммарная награда: -1553120

3.23. Гиперпараметры: epsilon = 0.5, learning rate = 0.1, gamma = 0.98, num episodes = 20000

Суммарная награда: -1593516

Гиперпараметры: epsilon = 0.6, learning 0.99, num episodes = 20000

gamma =

Суммарная награда:

ም|| перпараметры: epsilon=0.5, learning rate=0.05, gamma=0.99, num episodes=20000 | 20000/20000 [00:15<00:00, 1265.42it/s]

3.24. Гиперпараметры: epsilon = 0.5, learning rate = 0.1, gamma = 0.99, num episodes = 20000 Суммарная

ilon=0.5, learning rate=0.1, gamma=0.95, num epis –1553120 20000/20000 [00:14<00:00, 1342.04it/s

награда: -1573441

3.25. Гиперпараметры: epsilon = 0.5, learning rate = 0.2, gamma = 0.95, num episodes = 20000 Суммарная

награда: -1419773

20000/20000 [00:14<00:00, 1333.72it/s

3.26. Гиперпараметры: epsilon = 0.5, learning rate = 0.2, gamma = 0.98, num episodes = 20000

параметры: epsilon=0.5, learning rate=0.1, gamma=0.99, num episodes=20000

| 20000/20000 [00:15<00:00, 1330.83it/s

Суммарная награда: -1418196

100%| Гиперпараметры: epsilon=0.5, learning rate=0.2, gamma=0.95, num episodes=20000 | 20000/20000 [00:14<00:00, 1380.07it/s]

иперпараметры: epsilon=0.5, learning rate=0.2, gamma=0.98, num episoo уммарная награда: —1418196 | 20000/20000 [00:14<00:00, 1384.42it/s]

-1418465

100%| Гиперпараметры: epsilon=0.5, learning rate=0.2, gamma=0.99, num episodes=20000

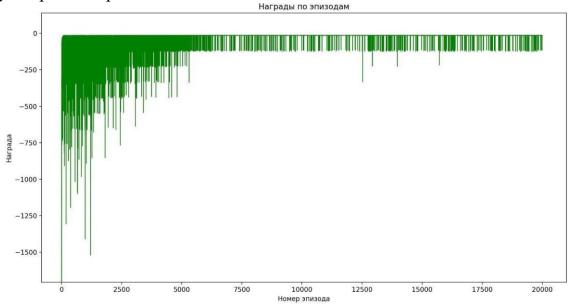
4. Вывод

Лучшие гиперпараметры: epsilon = 0.3, learning rate = 0.2, gamma = 0.95, num episodes = 20000 Суммарная награда: -690261

```
Лучшие гиперпараметры: epsilon=0.3, learning rate=0.2, gamma=0.95, num episodes=20000
Суммарная награда: -690261
                                 Q-обучение
-10.15528908
Вывод Q-матрицы для алгоритма
[[ -10.15122819
                  -10.16080799
                                                 -10.2115043
    -9.78189542
                   -9.72532187
                                  -9.72634666
                                                  -9.92690154]
                   -9.19199606
    -9.52241221
                                  -9.19209058
                                                  -9.70172541]
    -8.78334646
                   -8.62394292
                                  -8.62393363
                                                  -9.44289466
                                                  -9.04865249
    -8.55195742
                   -8.02524897
                                  -8.0252482
                   -7.3950095
                                  -7.39500978
    -7.96616829
                                                  -8.38539217
                   -6.73159123
-6.03325406
    -7.28558023
                                   -6.7315912
                                                  -8.00852816]
                                   -6.03325406
                                                  -7.29529639]
    -6.57247631
    -5.99462608
                   -5.29816219
-4.52438125
                                  -5.29816219
-4.52438125
                                                  -6.69052357
    -5.24931545
                                                  -5.9616897
    -4.52246015
                   -3.709875
                                   -3.709875
                                                  -5.10578582]
                   -3.51325354
                                  -2.8525
                                                  -4.40984427
    -3.64362124
   -10.55568587
                   -9.73315833
                                                 -10.24602962]
                                  -9.73315833
   -10.22844006
                                                 -10.24626327
                   -9.19279825
                                  -9.19279825
    -9.7310139
                   -8.62399815
                                  -8.62399815
                                                  -9.73314855
    -9.19262235
                   -8.02526122
                                  -8.02526122
                                                  -9.19279805
                   -7.39501181
                                  -7.39501181
    -8.62385584
                                                  -8.62399799]
    -8.02524409
                                  -6.73159137
                   -6.73159137
                                                  -8.02526113]
                                  -6.03325408
                                                  -7.39501121]
                   -6.03325408
    -7.39501061
    -6.7315913
                   -5.29816219
                                  -5.29816219
                                                  -6.73159137
    -6.03325406
                   -4.52438125
                                   -4.52438125
                                                  -6.03325408]
                   -3.709875
    -5.29816215
                                  -3.709875
                                                  -5.298162111
    -4.52438118
                                                  -4.5243811
                   -2.8525
                                  -2.8525
                   -2.8525
    -3.709875
                                  -1.95
                                                  -3.70987483]
   -10.24650042
                   -9.19279825
                                 -10.24650042
                                                  -9.73315833]
    -9.73315833
                   -8.62399815 -109.24650042
                                                  -9.73315833]
                   -8.02526122 -109.24650042
    -9.19279825
                                                  -9.19279825]
                   -7.39501181 -109.24650042
                                                  -8.62399815]
    -8.62399815
                                                  -8.02526122]
    -8.02526122
                   -6.73159137 -109.24650042
    -7.39501181
                   -6.03325408
                                -109.24650042
                                                  -7.39501181]
    -6.73159137
                   -5.29816219 -109.24650042
                                                  -6.73159137]
                   -4.52438125 -109.24650042
-3.709875 -109.24650042
                                                  -6.03325408
    -6.03325408
    -5.29816219
                                                  -5.29816219]
    -4.52438125
                   -2.8525
                                -109.24650042
                                                  -4.52438125
    -3.709875
                                 -109.24650042
                                                  -3.709875
                   -1.95
                                                  -2.8525
    -2.8525
                   -1.95
                                                 -10.24650042]
    -9.73315833 -109.24650042 -10.24650042
                                    0.
     0.
                    0.
                                    0.
                                                   0.
                                                   0.
                                   0.
     0.
                    0.
     0.
                    0.
                                    0.
                                                   0.
     0.
                    0.
                                    0.
                                                   0.
     0.
                    0.
                                    0.
                                                   0.
     0.
                    0.
                                   0.
                                                   0.
     0.
                    0.
                                    0.
                                                   0.
     0.
                    0.
```

0.99, num episodes = 20000

Суммарная награда:



Для исходных гиперпараметров epsilon = 0.4, learning rate = 0.1, gamma = 0.98, num episodes = 20000 суммарная награда равнялась -1073649, следовательно подбор гиперпараметров помог улучшить результаты обучения и суммарную награду. Подбор гиперпараметров является важным шагом в обучении моделей и может значительно улучшить качество работы модели.