

## 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 и системы управления» Кафедра ИУ5 «Системы обработки информации и управления»

Курс «Методы машинного обучения»

Отчет по лабораторной работе №4 «Реализация алгоритма Policy Iteration»

Выполнила: студент группы ИУ5-22М Павловская А.А. 12.05.2023

Проверил: преподаватель каф. ИУ5 Гапанюк Ю.Е.

Цель работы: ознакомление с базовыми методами обучения с подкреплением.

#### Задание:

На основе рассмотренного на лекции примера реализуйте алгоритм Policy Iteration для любой среды обучения с подкреплением (кроме рассмотренной на лекции среды Toy Text / Frozen Lake) из библиотеки Gym (или аналогичной библиотеки).

#### Ход работы

Для реализации алгоритма Policy Iteration была выбрана среда обучения с подкреплением Cliff Walking из библиотеки Gym. Агент может находиться в 48 состояниях и осуществлять 4 действия.

#### Текст программы

```
import gym
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from pprint import pprint
class PolicyIterationAgent:
   Класс, эмулирующий работу агента
   def init (self, env):
        self.env = env
       # Пространство состояний
        self.observation dim = 4*12
       # Массив действий в соответствии с документацией
        self.actions_variants = np.array([0,1,2,3])
       # Задание стратегии (политики)
        # Карта 4х12 и 4 возможных действия
        self.policy_probs = np.full((self.observation_dim,
len(self.actions_variants)), 0.25)
        # Начальные значения для v(s)
        self.state values = np.zeros(shape=(self.observation dim))
        # Начальные значения параметров
        self.maxNumberOfIterations = 1000
        self.theta=1e-6
        self.gamma=0.99
   def print_policy(self):
        Вывод матриц стратегии
        print('Стратегия:')
        pprint(self.policy_probs)
   def policy_evaluation(self):
```

```
Оценивание стратегии
        # Предыдущее значение функции ценности
        valueFunctionVector = self.state_values
        for iterations in range(self.maxNumberOfIterations):
            # Новое значение функции ценности
            valueFunctionVectorNextIteration=np.zeros(shape=(self.observation_dim
))
            # Цикл по состояниям
            for state in range(self.observation_dim):
                # Вероятности действий
                action probabilities = self.policy probs[state]
                # Цикл по действиям
                outerSum=0
                for action, prob in enumerate(action_probabilities):
                    innerSum=0
                    # Цикл по вероятностям действий
                    for probability, next_state, reward, isTerminalState in
self.env.P[state][action]:
                        innerSum=innerSum+probability*(reward+self.gamma*self.sta
te_values[next_state])
                    outerSum=outerSum+self.policy_probs[state][action]*innerSum
                valueFunctionVectorNextIteration[state]=outerSum
            if(np.max(np.abs(valueFunctionVectorNextIteration-
valueFunctionVector))<self.theta):</pre>
                # Проверка сходимости алгоритма
                valueFunctionVector=valueFunctionVectorNextIteration
            valueFunctionVector=valueFunctionVectorNextIteration
        return valueFunctionVector
    def policy improvement(self):
        Улучшение стратегии
        qvaluesMatrix=np.zeros((self.observation_dim,
len(self.actions_variants)))
        improvedPolicy=np.zeros((self.observation dim,
len(self.actions variants)))
        # Цикл по состояниям
        for state in range(self.observation_dim):
            for action in range(len(self.actions variants)):
                for probability, next_state, reward, isTerminalState in
self.env.P[state][action]:
                    qvaluesMatrix[state,action]=qvaluesMatrix[state,action]+proba
bility*(reward+self.gamma*self.state_values[next_state])
            # Находим лучшие индексы
```

```
bestActionIndex=np.where(qvaluesMatrix[state,:]==np.max(qvaluesMatrix
[state,:]))
            # Обновление стратегии
            improvedPolicy[state,bestActionIndex]=1/np.size(bestActionIndex)
        return improvedPolicy
    def policy_iteration(self, cnt):
        Основная реализация алгоритма
        policy_stable = False
        for i in range(1, cnt+1):
            self.state values = self.policy evaluation()
            self.policy_probs = self.policy_improvement()
        print(f'Алгоритм выполнился за {i} шагов.')
def play_agent(agent):
    env2 = gym.make('CliffWalking-v0', render_mode='human')
    state = env2.reset()[0]
    done = False
    while not done:
        p = agent.policy_probs[state]
        if isinstance(p, np.ndarray):
            action = np.random.choice(len(agent.actions_variants), p=p)
        else:
            action = p
        next_state, reward, terminated, truncated, _ = env2.step(action)
        env2.render()
        state = next state
        if terminated or truncated:
            done = True
def main():
    # Создание среды
    env = gym.make('CliffWalking-v0')
    env.reset()
    # Обучение агента
    agent = PolicyIterationAgent(env)
    agent.print policy()
    agent.policy_iteration(1000)
    agent.print_policy()
    # Проигрывание сцены для обученного агента
    play_agent(agent)
if __name__ == '__main__':
   main()
```

#### Результаты выполнения программы

Результаты выполнения программы представлены на рис.1 – рис.3.

```
Стратегия:
array([[0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25]])
Алгоритм выполнился за 1000 шагов.
```

Рис.1. Начальная стратегия

```
Стратегия:
                  , 0.5
                              , 0.5
array([[0.
       [0.33333333, 0.33333333, 0.33333333, 0.
                 , 0.
                            , 1.
       [0.
                                            0.
                                         ,
                  , 0.
                              , 1.
                                          , 0.
       [0.
                              , 1.
       [0.
                  , 0.
                                          , 0.
                              , 1.
       [0.
                  , 0.
                                          , 0.
                              , 1.
       [0.
                              , 1.
                                          , 0.
       [0.
                   0.
                  , 0.
                                          , 0.
                              , 1.
       [0.
                              , 1.
       [0.
                  , 0.
                                          , 0.
                              , 0.33333333, 0.333333333],
       [0.33333333, 0.
                              , 0.5
                 , 0.
                                         , 0.5
       [0.
                                          , 0.
                  , 0.
                              , 1.
       Γ0.
                  , 0.5
       ΓΘ.
                             , 0.5
                                         , 0.
                 , 0.5
                              , 0.5
                                          , 0.
       [0.
       [0.
                  , 0.33333333, 0.33333333, 0.33333333],
                  , 0.33333333, 0.33333333, 0.33333333],
       [0.
                  , 0.33333333, 0.33333333, 0.33333333],
       [0.
                  , 0.33333333, 0.33333333, 0.33333333],
       Γ0.
                  , 0.33333333, 0.33333333, 0.33333333],
       Γ0.
                  , 0.33333333, 0.33333333, 0.33333333],
       [0.
                                        , 0.5
                         , 0.5
       [0.
                 , 0.
                  , 0.
                              , 0.5
                                          , 0.5
       [0.
                  , 0.
       [0.
                              , 1.
                                          , 0.
                  , 0.33333333, 0.33333333, 0.333333333],
       [0.
                  , 0.5
                             , 0.
                                     , 0.5
       Γ0.
       [0.33333333, 0.33333333, 0.
                                          , 0.33333333],
                                          , 0.33333333],
       [0.33333333, 0.333333333, 0.
                                          , 0.33333333],
       [0.33333333, 0.333333333, 0.
                                          , 0.33333333],
       [0.33333333, 0.33333333, 0.
                                          , 0.33333333],
       [0.33333333, 0.33333333, 0.
                                         , 0.33333333],
       [0.33333333, 0.33333333, 0.
       [0.33333333, 0.333333333, 0.
                                          , 0.33333333],
                                          , 0.33333333],
       [0.33333333, 0.333333333, 0.
                 , 0.5
                              , 0.
       [0.
                                          , 0.5
       [0.
                  , 0.33333333, 0.33333333, 0.33333333],
                         , 0.33333333, 0.333333333],
       [0.33333333, 0.
                             , 0.
                                          , 0.5
                 , 0.
       [0.5
                                          , 0.
                  , 0.
                             , 0.
       [1.
                  , 0.
                              , 0.
                                          , 0.
       [1.
       [1.
                  , 0.
                              , 0.
                                          , 0.
                                          , 0.
       [1.
                  , 0.
                              , 0.
                              , 0.
                                          , 0.
                  , 0.
       [1.
                  , 0.
                              , 0.
                                          , 0.
       ſ1.
                                          , 0.
                  , 0.
                              , 0.
       Г1.
                              , 0.
       [1.
                    0.
                                            0.
                  ,
                              , 0.
       [0.5
                  , 0.5
                                            0.
       [0.33333333, 0.33333<u>3</u>33, 0.33333333, 0.
```

Рис.2. Итоговая стратегия

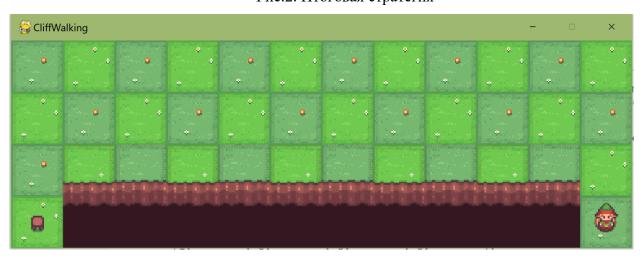


Рис.3. Пример агента в конечном состоянии

**Вывод:** в ходе выполнения лабораторной работы мы ознакомились с базовыми методами обучения с подкреплением.