



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 №4 «Алгоритм Policy Iteration»

по курсу «Методы машинного обучения»

ИСПОЛНИТЕЛЬ:

группа ИУ5-21М

Нищук Р.С.

ФИО

подпись

"__" _____ 2023 г.

ПРЕПОДАВАТЕЛЬ:

Гапанюк Ю.Е.

ФИО

подпись

"__" _____ 2023 г.

Цель работы

Ознакомление с базовыми методами обучения с подкреплением.

Задание

1. 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).

Выполнение

Для реализации алгоритма Policy iteration была выбрана среда Taxi из библиотеки Gym. Агент может находиться в 25 позициях, пассажир может находиться в 5 позициях, и 4 позиции для места назначения = $25 \cdot 5 \cdot 4 = 500$ состояний системы.

Текст программы:

Policy_iteration.py

```
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 = 500
        self.actions_variants = np.array([0,1,2,3,4,5])
        # Задание стратегии (политики)
        self.policy_probs = np.full((self.observation_dim,
len(self.actions_variants)), 0.16667)
        # 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):
                # Проверка сходимости алгоритма
                valueFunctionVector=valueFunctionVectorNextIteration
                break
        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]+probability*(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 выполнен за {i} шагов.')

def play_agent(agent):
    env2 = gym.make('Taxi-v3', 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('Taxi-v3', render_mode='human')
    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()

```

Flake.py

```

import gym
import numpy as np
import time
import matplotlib.pyplot as plt
from pprint import pprint

def main():
    state, action = 0, 0
    env = gym.make("Taxi-v3")
    print('Пространство состояний:')
    pprint(env.observation_space)
    print()
    print('Пространство действий:')
    pprint(env.action_space)
    print()
    print('Диапазон наград:')
    pprint(env.reward_range)
    print()
    print('Вероятности для 0 состояния и 0 действия:')
    pprint(env.P[state][action])
    print()
    print('Вероятности для 0 состояния:')
    pprint(env.P[state])

if __name__ == '__main__':
    main()

```

Результат выполнения flake.py

```

Пространство состояний:
Discrete(500)

Пространство действий:
Discrete(6)

Диапазон наград:
(-inf, inf)

Вероятности для 0 состояния и 0 действия:
[(1.0, 100, -1, False)]

Вероятности для 0 состояния:
{0: [(1.0, 100, -1, False)],
 1: [(1.0, 0, -1, False)],
 2: [(1.0, 20, -1, False)],
 3: [(1.0, 0, -1, False)],
 4: [(1.0, 16, -1, False)],
 5: [(1.0, 0, -10, False)]}

```

Результат выполнения policy_iteration.py. Начальная и конечная стратегии:

Стратегия:

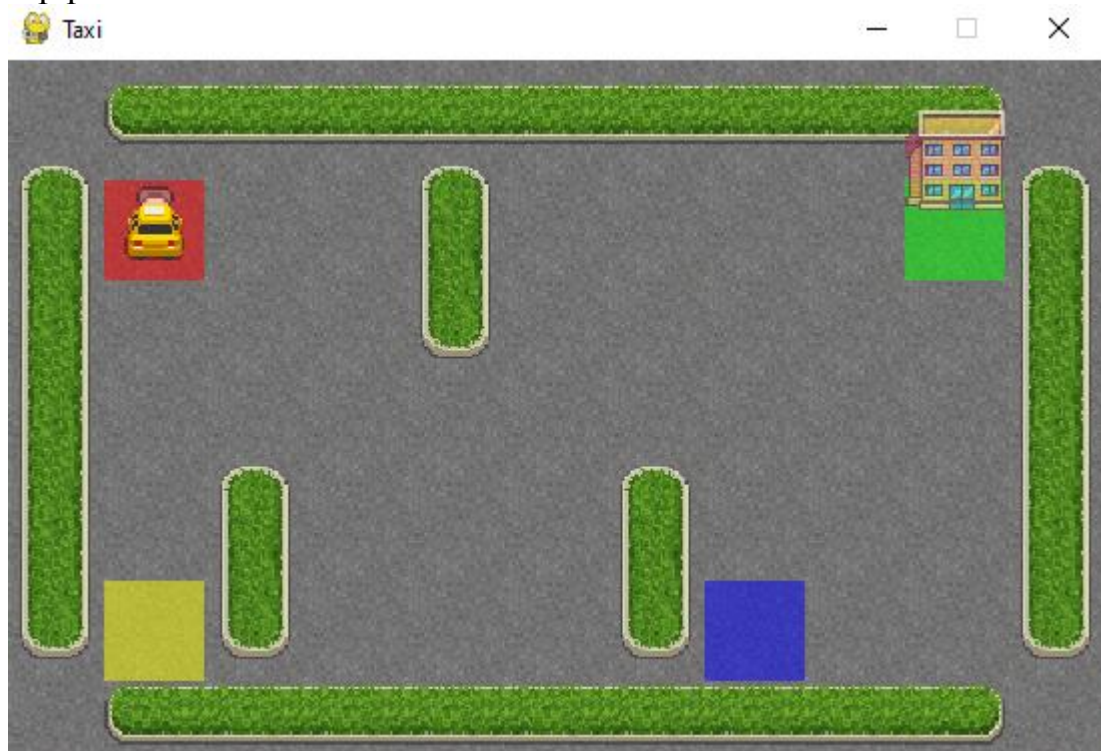
```
array([[0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667],  
       [0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667],  
       [0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667],  
       ...,  
       [0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667],  
       [0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667],  
       [0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667, 0.16667]])
```

Алгоритм выполнен за 1000 шагов.

Стратегия:

```
array([[0. , 0. , 0. , 0. , 1. , 0. ],  
       [0. , 0. , 0. , 0. , 1. , 0. ],  
       [0. , 0. , 0. , 0. , 1. , 0. ],  
       ...,  
       [0. , 1. , 0. , 0. , 0. , 0. ],  
       [0. , 0.5, 0. , 0.5, 0. , 0. ],  
       [0. , 0. , 0. , 1. , 0. , 0. ]])
```

Пример работы агента:



Вывод

В ходе выполнения лабораторной работы мы ознакомились с базовыми методами обучения с подкреплением, а именно алгоритмом policy iteration.