ايليا نورانى 9931092

# گزارش پروژه سوم مبانی هوش مصنوعی

برای محاسبه ارزش ها باید از روابط زیر استفاده کنیم ::

$$\begin{split} V^*(s) &= \max_{a} Q^*(s,a) \\ Q^*(s,a) &= \sum_{s'} T(s,a,s') \left[ R(s,a,s') + \gamma V^*(s') \right] \\ V^*(s) &= \max_{a} \sum_{s'} T(s,a,s') \left[ R(s,a,s') + \gamma V^*(s') \right] \end{split}$$

اما روابط فوق محاسبه ارزش را تا عمق بی نهایت ادامه می دهند. برای جلوگیری از این کار از رابطه زیر استفاده می کنیم که محاسبه را تا عمق مشخص انجام می دهد:

$$V_{k+1}(s) \leftarrow \max_{a} \sum_{s'} T(s, a, s') \left[ R(s, a, s') + \gamma V_k(s') \right]$$

# توضيح كد:

در تابع computeQvalueFromValue مقادیر Q را با استفاده از فرمول فوق محاسبه می کند(در واقع تمام کد این قسمت فقط پیاده سازی فرمول محاسبه (s,a) می باشد). تابع computeActionFromValue در واقع ragmax رااز طریق مقادیر محاسبه شده در تابع قبلی حساب می کند و به عنوان خروجی بر می گرداند.. تابع value iteration , runValueIteration را پیاده سازی می کند(طبق فرمول بالا). کد این قسمت تماما فرمول مربوطه را نشان می دهد و تنها نکته آن این است که برای terminal state هیچ کاری انجام نمی دهد (داخل حلقه).

```
def computeQValueFromValues(self, state, action):
                Compute the Q-value of action in state from the
               value function stored in self.values.
              q value = 0
              transitions = self.mdp.getTransitionStatesAndProbs(state, action)
              for next_state, probability in transitions:
                  reward = self.mdp.getReward(state, action, next_state)
                  q value += probability * (reward + (self.discount * self.values[next state]))
              return q_value
              util.raiseNotDefined()
          def computeActionFromValues(self, state):
104
105
                The policy is the best action in the given state
                according to the values currently stored in self.values.
                there are no legal actions, which is the case at the
112
              actions = self.mdp.getPossibleActions(state)
113
              q_values = util.Counter()
              if self.mdp.isTerminal(state):
114
                  return
              for action in actions:
                  q_values[action] = self.computeQValueFromValues(state, action)
118
              return q_values.argMax()
                                      --done----- ***"
119
               "*** YOUR CODE HERE ---
              util.raiseNotDefined()
120
121
```

```
def runValueIteration(self):
    # Write value iteration code here

states = self.mdp.getStates()
iterations = self.iterations
for it in range(iterations):
    values = util.Counter() # before each iteration, copy values to not work with real one.
for state in states:
    if self.mdp.isTerminal(state):
        continue
    compute_value = util.Counter() # make a dictionary for all possible values for each action
for action in self.mdp.getPossibleActions(state):
    each_action_value = self.computeQValueFromValues(state, action)
    compute_value[action] = each_action_value
    values[state] = max(compute_value.values())

self.values = values

"*** YOUR CODE HERE -----done-----***"
```

خروجی های این قسمت به شکل زیر است:



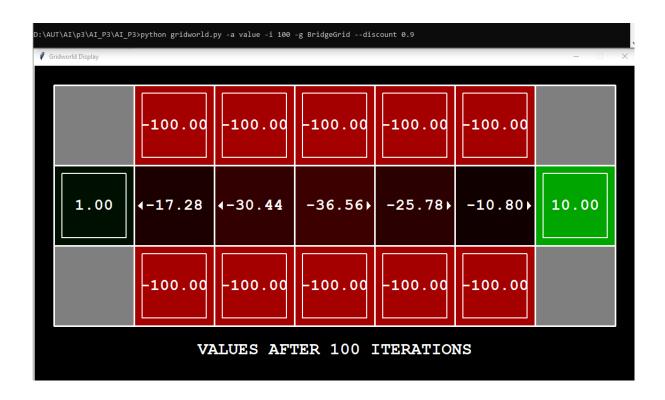


### :Q2

برای این که عامل بخواهد از پل عبور کند باید مقدار نزدیک به یک باشد تا موقع رسیدن به هدف های با ارزش تر امتیاز نهایی خیلی کم نشود . همچنین باید نویز طوری انتخاب شود که عامل تقریبا مطمِن باشد درون هدف های بد نمی افتد(امتیاز منفی).با توجه به این توضیحات ازا ونجایی که تخفیف مان 0.9 است فقط کافی است نویز را برابر 0.0 قرار دهیم .

کد به همراه خروجی به شکل زیر است:

```
22
        def question2():
23
             answerDiscount = 0.9
24
             answerNoise = 0.0
25
              return answerDiscount, answerNoise
26
D:\AUT\AI\p3\AI_P3\AI_P3>python autograder.py -q q2
Starting on 1-19 at 16:38:28
Question q2
*** PASS: test_cases\q2\1-bridge-grid.test
### Question q2: 1/1 ###
Finished at 16:38:28
Provisional grades
Question q2: 1/1
Total: 1/1
```



### :Q3

a: تخفیف را کم می گذاریم تا خروجی نزدیک را ترجیح دهد.نویز را صفر می گذاریم تا عامل کنار صخره حرکت کند و به جانشین دلخواه برسیم(ریسک کند). همچنین پاداش را نزدیک مقدار نزدیکترین خروجی می گذاریم تا عامل حتی اگر در خروجی نامناسب رفت امتیازی قابل قبولی کسب کرده باشد.

B: تخفیف را کم می گذاریم تا خروجی نزدیک انتخاب شود. همچنین برای اینکه از کنار صخره عبور نکند مقدار امتیاز زنده
 بودن را کم می گذاریم و نویز را کمی بیشتر می کنیم تا قطعی پیش نرود.

 تخفیف را زیاد می گذاریم تا عامل خروجی دور را ترجیح دهد . همچنین برای این که عامل ریسک کند و مسیر های کنار صخره را انتخاب کند باید مقدار امتیاز زنده بودن را زیاد کنیم و برای قطعی بودن حرکت ها نویز را کم می کنیم.

D: تخفیف را زیاد می گذاریم تا خروجی دور انتخاب شود . همچنین نویز را زیاد و امتیاز زنده بودن را کم می گذاریم تا عامل مسیر های صخره را انتخاب نکند.

E :در این حالت تخفیف را زیاد در نظر می گیریم تا عامل نگران رسیدن به هدف نباشد. همچنین امتیاز زنده ماندن را زیاد در نظر می گیریم تا عامل نخواهد به بازی پایان دهد . نویز را هم کمی زیاد می کنیم تا حرکات عامل قطعی نباشد.

کد به همراه خروجی در ادامه آمده است:

```
def question3a():
         answerDiscount = 0.1
         answerNoise = 0.0
30
         answerLivingReward = 0.7
         return answerDiscount, answerNoise, answerLivingReward
     def question3b():
         answerDiscount = 0.1
         answerNoise = 0.1
         answerLivingReward = 0.2
         return answerDiscount, answerNoise, answerLivingReward
     def question3c():
         answerDiscount = 0.8
         answerNoise = 0.0
         answerLivingReward = 0.4
         return answerDiscount, answerNoise, answerLivingReward
     def question3d():
         answerDiscount = 0.9
         answerNoise = 0.5
         answerLivingReward = 0.7
         return answerDiscount, answerNoise, answerLivingReward
         # If not possible, return 'NOT POSSIBLE'
     def question3e():
         answerDiscount = 1.0
         answerNoise = 0.2
         answerLivingReward = 15
         return answerDiscount, answerNoise, answerLivingReward
```

بله- value iteration همیشه به همگرایی می رسد. یعنی پیمایش را تا جایی ادامه می دهد که تغییرات بسیار ناچیز باشد(همگرایی).

## :Q4

تنها تفاوت این قسمت با value iteration بخش قبل این است که برخلاف بخش قبل که در هر پیمایش تمام ادزش ها آپدیت می شدند در اینجا در هر پیمایش فقط یک ارزش تغییر می کند.یعنی در کد این بخش تنها یک حالت (state) انتخاب می شود و مقدار آن آپدیت می شود و برای حالت خروجی تغییری صورت نمی گیرد(خط 163 تا 170).

کد و خروجی در ادامه آمده است:



```
def runValueIteration(self):

states = self.mdp.getStates()
for iteration in range(self.iterations):
    state = states[iteration % len(states)]
    if self.mdp.isTerminal(state):
        continue
    specific_state = util.Counter()
    for action in self.mdp.getPossibleActions(state):
        specific_state[action] = self.computeQValueFromValues(state, action)
    self.values[state] = max(specific_state.values())

"*** YOUR CODE HERE ------done------ ***"
```

پاسخ سوال این بخش: در بخش قبل به ازای هر بروز رسانی همه حالت ها بررسی می شدند که این کار باعث می شود در نهایت ما iteration های کمتری دانن یک ارزش لازم نیست همه ی ارزش ها را آیدیت کنیم.

:Q5

توضيح كد:

در خط 191 تا 194 یک صف اولویت و یک مجموعه (set) برای جانشین ها ساخته می شود . در خط 197 چک می شود اگر در حالت خروجی بود کاری انجام نشود. در خط 203 تا 206 همه جانشین ها بررسی می شود (همجنینن یک مجموعه تعریف می شود تا از به وجود آمدن حالت های تکراری جلوگیری شود). سپس مقدار تفاوت را حساب می کند (diff). از آنجایی که صف به صورت ها به صورت منفی در صف اضافه می شوند(خط 209). پس از آن بررسی می کند اگر اگر صف خالی است کار ما تمام است . در غیر این صورت یک حالت را از صف خارج می کنیم(s) و اگر حالت خروجی نبود آن را آپدیت می کنیم . سپس مقدار diff را محاسبه می کنیم و اگر فاشخه می کنیم.

کد و خروجی به شکل زیر است:

```
def runValueIteration(self):
    states = self.mdp.getStates()
    priority_queue = util.PriorityQueue()
    predecessor = {}
         if self.mdp.isTerminal(state):
         q_values = {}
         for action in self.mdp.getPossibleActions(state):
             for next_state, prob in self.mdp.getTransitionStatesAndProbs(state, action):
                  if next_state not in predecessor:
                    predecessor[next_state] = set()
             predecessor[next_state].add(state)
q_values[action] = self.getQValue(state, action)
        diff = abs(self.values[state] - max(q_values.values()))
priority_queue.update(state, -diff)
    for iteration in range(self.iterations):
         if priority_queue.isEmpty():
        state = priority_queue.pop()
if self.mdp.isTerminal(state):
             continue
        update_values = {}
for action in self.mdp.getPossibleActions(state):
         update_values[action] = self.getQValue(state, action)
self.values[state] = max(update_values.values())
         for p in predecessor[state]:
             q_values = {}
              for action in self.mdp.getPossibleActions(p):
                  q_values[action] = self.getQValue(p, action)
             diff = abs(self.values[p] - max(q_values.values()))
             if diff > self.theta:
                  priority_queue.update(p, -diff)
```

X Gridworld Display 0.64 → 0.74 → 0.85 1.00 ▶ 0.57 0.57 -1.00 **4** 0.43 **4** 0.28 0.49 0.48 VALUES AFTER 1000 ITERATIONS D:\AUT\AI\p3\AI\_P3\AI\_P3>python autograder.py -q q5 Starting on 1-19 at 20:44:48 Question q5 \*\*\* PASS: test\_cases\q5\1-tinygrid.test

\*\*\* PASS: test\_cases\q5\2-tinygrid-noisy.test

\*\*\* PASS: test\_cases\q5\3-bridge.test

\*\*\* PASS: test\_cases\q5\4-discountgrid.test ### Question q5: 3/3 ### Finished at 20:44:49

Provisional grades Question q5: 3/3

Total: 3/3

فرمول های مورد نیاز برای این بخش:

$$Q_{k+1}(s, a) \leftarrow \sum_{s'} T(s, a, s') \left[ R(s, a, s') + \gamma \max_{a'} Q_k(s', a') \right]$$

$$sample = R(s, a, s') + \gamma \max_{a'} Q(s', a')$$

$$Q(s, a) \leftarrow (1 - \alpha)Q(s, a) + (\alpha) [sample]$$

# توضيح كد:

getQvalue : مقدار (s,a) را با توجه به ورودی بر می گرداند.

computeValueFromQvalue : یک پیمایش بر روی Qvalues انجام می دهد و مقدار ماکسیمم را بر میگرداند(در حالت خروجی 0.0 برمی گرداند)

computeActionFromQValues روی QValues یک پیمایش انجام می دهد و بهترین حرکت را برمی گرداند.

Update : در این تابع فرمول آخر (در بالا آمده است) محاسبه می شود و qvalue را آبدیت می کند.

در حرکاتی که عامل تا به حال مشاهده نکرده مقدار q برابر صفر است و بعد از آن با کسب تجربه مقادیر تغییر می کنند.

کد به همراه خروجی در ادامه آمده است:

```
def update(self, state, action, nextState, reward):

"""

The parent class calls this to observe a state = action => nextState and reward transition.

You should do your Q-Value update here

NOTE: You should never call this function, it will be called on your behalf

"""

self.q_values[(state, action)] = (1 - self.alpha) * self.getQValue(state, action) + self.alpha * (reward + self.discount * self.getValue(nextState))

"*** YOUR CODE HERE ------done----- ***"

#util.raiseNotDefined()
```

```
def getQValue(self, state, action):
               Returns Q(state,action)
               Should return 0.0 if we have never seen a state
               or the Q node value otherwise
             return self.q_values[(state, action)]
             "*** YOUR CODE HERE ---done---***
             util.raiseNotDefined()
         def computeValueFromQValues(self, state):
               Returns max_action Q(state,action)
               where the max is over legal actions. Note that if
               there are no legal actions, which is the case at the
              terminal state, you should return a value of 0.0.
             if self.getLegalActions(state):
                q_values = util.Counter()
                 for action in self.getLegalActions(state):
                     q_values[action] = self.getQValue(state, action)
                 return max(q_values.values())
             return 0.0
             util.raiseNotDefined()
         def computeActionFromQValues(self, state):
               Compute the best action to take in a state. Note that if there
               are no legal actions, which is the case at the terminal state,
              you should return None.
             if self.getLegalActions(state):
                 best val = self.computeValueFromQValues(state)
                 max_q_val = []
                 for action in self.getLegalActions(state):
                     if best_val == self.getQValue(state, action):
                         max_q_val.append(action)
                 return random.choice(max_q_val)
             return None
             "*** YOUR CODE HERE -----done----- ***"
90
             util.raiseNotDefined()
```

```
def getAction(self, state):
                Compute the action to take in the current state. With
                probability self.epsilon, we should take a random action and
                take the best policy action otherwise. Note that if there are
                no legal actions, which is the case at the terminal state, you
                should choose None as the action.
                HINT: You might want to use util.flipCoin(prob)
               HINT: To pick randomly from a list, use random.choice(list)
              # Pick Action
              legalActions = self.getLegalActions(state)
              action = None
              if legalActions:
                  if util.flipCoin(self.epsilon):
110
                      return random.choice(legalActions)
                  return self.computeActionFromQValues(state)
112
              return action
114
              util.raiseNotDefined()
```

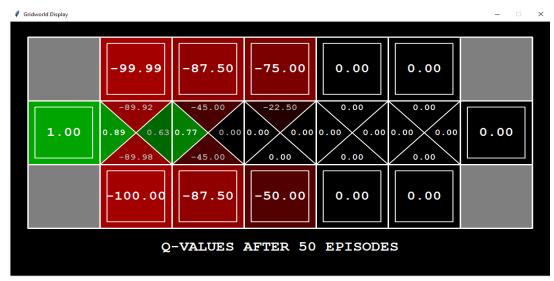


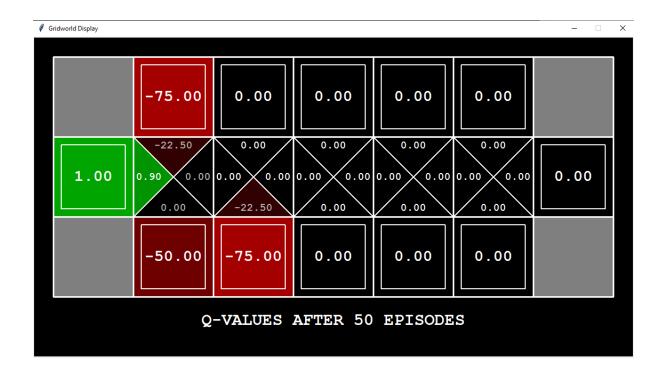
: Q8

با ابسیلون یک عامل در تمام مراحل در حال یادگیری است که باعث می شود به سیسات بهینه دست بیدا نکند.

با اپسیلون صفر نیز عامل یادگیری امجام نمی دهد و از معلومات خود استفاده می کند که باعث می شود عامل به سیاست بهینه نرسد.

در نتیجه به ازای هیچ اپسیلونی به سیسات بهینه نمی رسیم.





```
def question8():
    answerEpsilon = None
    answerLearningRate = None

#return answerEpsilon, answerLearningRate
# If not possible, return 'NOT POSSIBLE'

return 'NOT POSSIBLE'
```

: Q9

```
Completed 1500 out of 2000 training episodes
   Average Rewards over all training: -181.59
   Average Rewards for last 100 episodes: 256.73
   Episode took 1.34 seconds
Reinforcement Learning Status:
   Completed 1600 out of 2000 training episodes
   Average Rewards over all training: -156.10
   Average Rewards for last 100 episodes: 226.23
   Episode took 1.36 seconds
Reinforcement Learning Status:
   Completed 1700 out of 2000 training episodes
   Average Rewards over all training: -136.58
   Average Rewards over all training: -136.58
   Average Rewards for last 100 episodes: 175.74
   Episode took 1.35 seconds
Reinforcement Learning Status:
   Completed 1800 out of 2000 training episodes
   Average Rewards over all training: -113.08
   Average Rewards over all training: -113.08
   Reinforcement Learning Status:
   Completed 1900 out of 2000 training episodes
   Average Rewards over all training: -94.18
   Average Rewards over all training: -94.18
   Average Rewards for last 100 episodes: 245.93
   Episode took 1.36 seconds
Reinforcement Learning Status:
   Completed 2000 out of 2000 training episodes
   Average Rewards for last 100 episodes: 245.93
   Episode took 1.36 seconds
Reinforcement Learning Status:
   Completed 2000 out of 2000 training episodes
   Average Rewards for last 100 episodes: 235.71
   Episode took 1.38 seconds
Training Done (turning off epsilon and alpha)
```

```
Pacman emerges victorious! Score: 495
Pacman emerges victorious! Score: 499
Pacman emerges victorious! Score: 495
Pacman emerges victorious! Score: 503
Pacman emerges victorious! Score: 498
Pacman emerges victorious! Score: 495
Average Score: 498.1
Scores:
             495.0, 499.0, 499.0, 499.0, 499.0, 495.0, 503.0, 498.0, 495.0
             10/10 (1.00)
Win Rate:
Record:
```

:Q10

در پیاده سازی این قسمت از فرمول های زیر استفاده می کنیم:

$$Q(s,a) = \sum_{i=1}^{n} f_{i}(s,a)w_{i}$$

 $w_i \leftarrow w_i + \alpha \cdot difference \cdot f_i(s, a)$ 

 $difference = (r + \gamma \max_{a'} Q(s', a')) - Q(s, a)$ 

از آنجایی که محاسبه Q ها در واقعیت غیرممکن است از Approximate Q-learning استفاده می کنیم و مقدار را به صورت تقریبی محاسبه می کنیم. یعنی مقدار Q را ابتدا با استفاده از فرمول بالا بدست می آوریم و مقدار تقریبی آن را از مقدار واقعی کم می کنیم و سپس مقدار تفاوت (difference) را محاسبه می کنیم و بر اساس آن مقادیر وزن ها را آپدیت می کنیم.

کد و خروجی به صورت زیر است:

```
def getQValue(self, state, action):
    """

should return Q(state, action) = w * featureVector
    where * is the dotProduct operator

"""

feats = self.featExtractor.getFeatures(state, action)
    return sum([feats[feature] * self.weights[feature] for feature in feats])

**** YOUR CODE HERE ----done---- ***"

util.raiseNotDefined()

def update(self, state, action, nextState, reward):

"""

Should update your weights based on transition

"""

difference = (reward + (self.discount * self.getValue(nextState))) - self.getQValue(state, action)
    feats = self.featExtractor.getFeatures(state, action)

for feature in feats:
    self.weights[feature] = self.weights[feature] + (self.alpha * difference * feats[feature])

"*** YOUR CODE HERE ----done---- ***"

#util.raiseNotDefined()
```

getQValue : مقدار Q را طبق فرمول بالا محاسبه مي كند(تقريبي).

Update : مقدار تفاوت (difference) را حساب مي كند و با استفاده از آن طبق فرمول مقادري وزن ها را آپديت مي كند.