

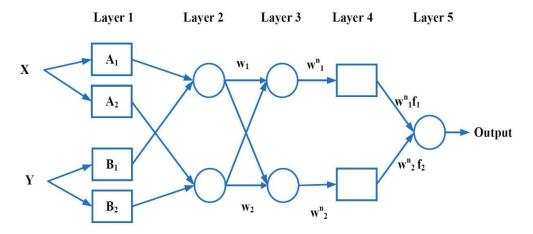
تمرین سری ششم درس شبکه های عصبی مصنوعی

پوریا محمدی نسب

(*****YTT1*X**)

۱- مقاله زیر را با دقت مطالعه کنید و قسمت Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) در روش پیشنهادی را به صورت کامل و با ذکر جزئیات توضیح دهید. (۱۵ امتیاز)

در این مقاله با ترکیب Discrete Wavelet Transform)DWT و Discrete Wavelet Transform)DWT یک متد جدید برای پیشبینی میزان آب مصرفی ماهانه شهری بر اساس تاریخچه مصرف آب و چندین پارامتر دیگر پیشنهاد شده است. تکنیک ANFIS توانایی این را دارد که time series غیرخطی را مدلسازی کند که در بسیاری از کاربردها با اهمیت است. ANFIS در اصل یک شبکه عصبی مصنوعی است که با یک سیستم Back propagation فازی ترکیب شده است. قسمت ANN از تکنیک ANN و Back propagation و عصبی مصنوعی است که با یک سیستم های فازی رایج هستند. ANFIS به دلیل estimation استفاده میکند و قسمت FIS ، شامل تعدادی قانون if-then است که در همه سیستم های فازی رایج هستند. ANFIS به دلیل ترکیب این دو موضوع قابلیت بهره بردن از هر مزایای هر دو قسمت را داراست و همینطور با انتخات تابع عضویت های مناسب میتوان عملکرد آن را بهبود داد. ANFIS یک معماری ۵ لایه شامل توابع عضویت، قوانین، نرمالیزیشن دیتا، توابع و خروجی است که در شکل زیر مشاهده میکنید:



در لایه اول هر نود شامل adaptive node ها هست که با دو رابطه ی زیر محاسبه میشود. که در واقع این دو مقدار، مقادیر تابع عضویت برای هر نود هستند.

$$O_{1,i} = \mu A_i(x)$$

$$O_{1i} = \mu B_i(y)$$

لايه دوم ضرب مقادير لايه قبل ميباشد.

$$O_{2,i} = W_i = \mu A_i(x) \mu B_i(y), \quad i = 1,2$$

در لایه ی سوم، خروجی لایه قبل نرمالایز میشود.

$$O_{3,i} = \overline{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2}$$
, $i = 1,2$

لایه ی چهارم، از یک تابع استفاده میکنیم برای هر نود که ۳ پارامتر دارد و کار لینک کردن نود ها را انجام میدهد.

$$O_{4,i} = \overline{\omega}_i f_i = \overline{\omega}_i (p_i x + q_i y + r_i)$$

و لایه ی آخر مجموع تمام سیگنال های خروجی را محاسبه میکند.

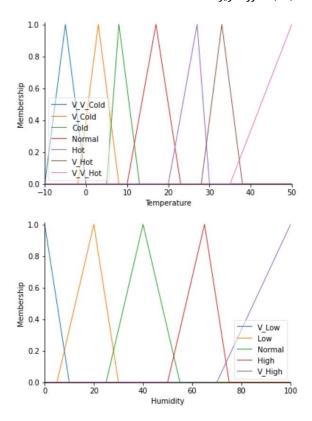
$$O_{5,i} = \sum_{i} \overline{\omega}_i f_i$$
 , $i = 1,2$

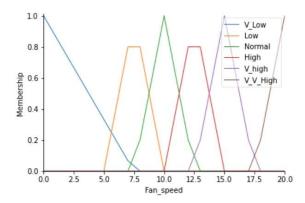
۲- در این سوال هدف پیادهسازی یک سیستم کنترلی فازی ساده با استفاده از پایتون است. برای این سوال از کتابخانه scikit-fuzzy استفاده خواهیم کرد. در لینک زیر یک مثال ساده از این کتابخانه برای مسئله انعام دادن آورد ه شده است. لطفا لینک زیر را با دقت بررسی بفرمایید و سپس یک سیستم کنترلی فازی برای مسئله ای که در ادامه آورده شده است، طراحی بفرمایید. لازم است که برای این سوال گزارش طراحی کنید و قسمتهای مختلف کد خود را شرح دهید .

برای حل این سوال ۲ متغیر ورودی و ۱ متغیر خروجی را با دامنه ی هر کدام معرفی میکنیم و سپس برای descriptor های هر متغیر از تابع trimf که حالت مثلثی دارد استفاده میکنیم. در این تابه ۳ پارامتر ورودی داریم که دو تا از آنها نقاط شروع و پایان بازه هستند و یکی از پارامتر ها مرکز را نشان میدهد.

```
Temperature = ctrl.Antecedent(np.arange(-10, 51, 1), 'Temperature')
Humidity = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 101, 1), 'Humidity')
Fan_speed = ctrl.Consequent(np.arange(0, 21, 1), 'Fan_speed')
# Custom membership functions can be built interactively with a familiar, pythonic API
Temperature['V_V_Cold'] = fuzz.trimf(Temperature.universe, [-10, -5, 0])
Temperature['V_Cold'] = fuzz.trimf(Temperature.universe, [-2, 3, 8])
Temperature['Cold']
                      = fuzz.trimf(Temperature.universe, [5, 8, 13])
Temperature['Normal'] = fuzz.trimf(Temperature.universe, [10, 17, 23])
                     = fuzz.trimf(Temperature.universe, [20, 27, 30])
Temperature['Hot']
Temperature['V_Hot']
                        = fuzz.trimf(Temperature.universe, [28, 33, 38])
Temperature['V_V_Hot'] = fuzz.trimf(Temperature.universe, [35, 50, 50])
Humidity['V_Low'] = fuzz.trimf(Humidity.universe, [0, 0, 10])
Humidity['Low']
                      = fuzz.trimf(Humidity.universe, [5, 20, 30])
Humidity['Normal']
                           = fuzz.trimf(Humidity.universe, [25, 40, 55])
Humidity['High']
                       = fuzz.trimf(Humidity.universe, [50, 65 , 75])
Humidity['V_High']
                         = fuzz.trimf(Humidity.universe, [70, 100, 100])
Fan_speed['V_Low']
                           = fuzz.trimf(Fan_speed.universe, [0, 0, 7.5])
Fan_speed['Low']
                       = fuzz.trimf(Fan_speed.universe, [5, 7.5, 10])
Fan_speed['Normal']
                     = fuzz.trimf(Fan_speed.universe, [7.5, 10, 12.5])
Fan_speed['High']
                          = fuzz.trimf(Fan_speed.universe, [10, 12.5, 15])
Fan_speed['V_high']
                          = fuzz.trimf(Fan_speed.universe, [12.5, 15, 17.5])
Fan speed['V V High'] = fuzz.trimf(Fan speed.universe, [17.5, 20, 20])
```

خروجی بازه های تعریف شده در قطعه کد بالا به صورت زیر است:





در طراحی یک کنترلر فازی، مرحله پس از ایجاد توابع عضویت، تعریف قوانین است. قوانین تعریف شده در صورت مسئله به شکل زیر پیاده سازی میشوند و سپس این قوانین سیستم فازی ما رو خواهند ساخت.

```
# rules
rule1 = ctrl.Rule(Temperature['V_V_Cold'] , Fan_speed['V_Low'])
rule2 = ctrl.Rule(Temperature['V_Cold'] , Fan_speed['V_Low'])
rule3 = ctrl.Rule((Temperature['Cold'] | Temperature['Normal']) & Humidity['V_Low'], Fan_speed['Low'])
rule4 = ctrl.Rule((Temperature['Normal'] | Temperature['Hot']) & (Humidity['Normal'] | Humidity['High']), Fan_speed['Normal'])
rule5 = ctrl.Rule(Temperature['Hot'] & Humidity['V_High'], Fan_speed['High'])
rule6 = ctrl.Rule(Temperature['V_Hot'] , Fan_speed['V_Nigh'])
rule7 = ctrl.Rule(Temperature['V_Hot'] , Fan_speed['V_N_High'])
Fan_Ctrl = ctrl.ControlSystem([rule1, rule2, rule3, rule4, rule5, rule6, rule7])
Fan = ctrl.ControlSystemSimulation(Fan_Ctrl)
```

در نهایت پس از ایجاد سیستم فازی و اعمال rules به آن میتوان ورودی های crisp به سیستم داد و خروجی crisp نیز دریافت کرد. در مثال زیر مشاهده میکنیم که با دادن مقادیر 0 و 02 به عنوان دما و رطوبت دور موتور حدود 3.1 میشود و خط آخر کد نیز شبیه سازی را روی شکل نمایش میدهد که کدام قسمت از بازه توان Fan به کار افتاده است.

```
# run inputs:
Fan.input['Temperature'] = 0
Fan.input['Humidity'] = 200
Fan.compute()
print('Fan Speed: ',Fan.output['Fan_speed'])
Fan_speed.view(sim=Fan)
             3.0931034482758624
C:\ProgramData\Anaconda3\lib\site-packages\skfuzzy\control\fuzzyvariable.py:122: UserWarning: Matplotlib is currently using module://ipykernel.pylab.backend_inline, which is a non-GUI backend, so cannot show the figure.
fig.show()
   1.0
                                                      V Low
                                                     Low
   0.8
                                                     Normal
                                                     High
                                                  V_high
를 0.6
                                                     V_V_High
  0.4
   0.2
   0.0
                                 10.0
                                        12.5
```

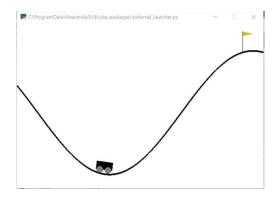
MountainCarContinuous- حر این سوال قصد داریم که با پیادهسازی یک سیستم کنترلی پیچیدهتر آشنا شویم. برای این مسئله از محیط بیادهسازی یک سیستم کنترلی پیچیدهتر آشنا vاستفاده خواهی مکرد. برای آشنایی بیشتر با این محیط به لینک زیر مراجعه کنید:

https://gym.openai.com/envs/MountainCarContinuous-v0

برای حل این سوال ابتدا باید با محیط و State ها و Action های محیط آشنا شد. این مسئله ۲ ورودی به عنوان موقعیت واگن و یک ورودی به عنوان سرعت دارد و اکشنی که انجام میدهد اعمال نیرویی به واگن است.

```
env = gym.make('MountainCarContinuous-v0')
env.seed(101)
np.random.seed(101)
print('observation space:', env.observation_space)
print('action space:', env.action_space)
print(' - low:', env.action_space.low)
print(' - high:', env.action_space.high)
observation space: Box([-1.2 -0.07], [0.6 0.07], (2,), float32)
action space: Box([-1.], [1.], (1,), float32)
  - low: [-1.]
  - high: [1.]
env.reset()
for _ in range(200):
    env.render()
    a = env.action_space.sample()
    o,r,d,p = env.step([a]) # take a random action
env.close()
```

دو قطعه کد بالا نمایشی از ویژگی های محیط و اجرای گرافیکی محیط به ما میدهد.



در ابتدا شروع به تعریف توابع عضویت میکنیم:

E 0.4

0.2

— Middle

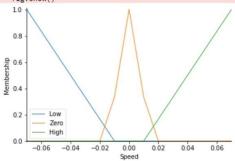
-0.75

Position

```
Speed['Low'] = fuzz.trimf(Speed.universe, [-0.07, -0.01])
Speed['Zero'] = fuzz.trimf(Speed.universe, [-0.015, 0.0, 0.015])
Speed['High'] = fuzz.trimf(Speed.universe, [0.01, 0.07, 0.07])
Speed.view()
```

C:\ProgramData\Anaconda3\lib\site-packages\skfuzzy\control\fuzzyvariable.py:122: UserWarning: Matplotlib is currently using module://ipykernel.pylab.backend_inline, which is a non-GUI backend, so cannot show the figure.

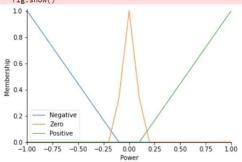
fig.show()



```
Power['Negative'] = fuzz.trimf(Power.universe, [-1, -1, -0.1])
Power['Zero'] = fuzz.trimf(Power.universe, [-0.15, 0.0, 0.15])
Power['Positive'] = fuzz.trimf(Power.universe, [0.1, 1, 1])
Power.view()
```

C:\ProgramData\Anaconda3\lib\site-packages\skfuzzy\control\fuzzyvariable.py:122: UserWarning: Matplotlib is currently using module://ipykernel.pylab.backend_inline, which is a non-GUI backend, so cannot show the figure.

fig.show()



پس از تعریف و رسم توابع membership نوبت به تعریف قوانین میرسد که با توجه به سادگی مسئله با ۵ قانون مسئله حل میشود:

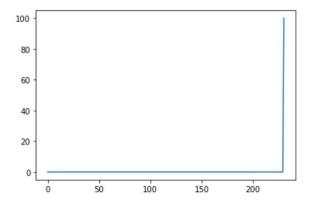
- ۱) اگر واگن در قعر دره است و سرعتش کم است با نیروی منفی به سمت چپ هل داده شود.
- ۲) اگر واگن در قعر دره است و سرعت صفر است با نیروی منفی به سمت چپ هل داده شود.
 - ۳) اگر واگن در سمت چپ داره قرار دارد با نیروی مثبت به سمت راست هل داده شود.
- ۴) اگر واگن در قعر دره است و سرعتش زیاد است با نیروی مثبت به سمت راست هل داده شود.
 - ۵) اگر واگن در سمت راست دره است با نیروی مثبت به سمت راست هل داده شود.

```
rule1 = ctrl.Rule(Position['Middle'] & Speed['Low'] , Power['Negative'])
rule2 = ctrl.Rule(Position['Middle'] & Speed['Zero'], Power['Negative'])
rule3 = ctrl.Rule(Position['Far'] , Power['Positive'])
rule4 = ctrl.Rule(Position['Middle'] & Speed['High'], Power['Positive'])
rule5 = ctrl.Rule(Position['Near'], Power['Positive'])

Car_Ctrl = ctrl.ControlSystem([rule1, rule2, rule3, rule4, rule5])
Car = ctrl.ControlSystemSimulation(Car_Ctrl)
```

قطعه کد بالا پیاده سازی قوانین و ایجاد سیستم کنترل فازی را نمایش میدهد. پس از این مرحله نوبت به تست سیستم میرسد که در حلقه ای که انیمیشن را render میکنیم به جای انتخاب یک عمل تصادفی با توجه به State واگن مقدار نیروی مورد نظر را محاسبه میکنیم.

پس از رسم نمودار reward ها به شکل زیر میرسیم که نشان میدهد در طول مسیر واگن reward ای دریافت نکرده است ولی در انتها که به بالای تپه ی سمت راست و به پرچم رسیده است یک reward زیاد دریافت کرده است.



۴- در این سوال میخواهیم هم هی مراحل اجرا شده در سوال قبل را برای یک محیط دیگر اجرا کنیم. در این سوال هدف اجرا و کنترل محیط ۱۹- در این سوال میخواهیم هم هی مراحل اجرا شده در سوال قبل و کنترل محیط به لینک زیر مراجعه فرمایید:

https://gym.openai.com/envs/Pendulum-v0/

[1]: import gym

این محیط یک محیط پیچیده تر با ویژگیهای بیشتر نسبت به سوال قبل است. برای این سوال دقیقا باید مراحل سوال قبل طی شود. یعنی شما باید محیط مورد نظر را اجرا کنید و با استفاده از یک سیستم کنترل فازی تلاش کنید به هدف و خواسته تعریف شده در محیط برسید. برای این سوال باید مراحل سوال قبل طی شود و گزارش هم نوشته شود. در صورت پیاده سازی این محیط با استفاده از سیستم کنترل فازی ۵۰ امتیاز مثبت دریافت خواهید کرد. همچنین می توانی د از یادگیری تقویتی برای حل این سوال استفاده کردید باید در گزارش خود به صورت کامل تقویتی ۳۰ امتیاز مثبت دریافت خواهید کرد. اگر از یادگیری تقویتی برای حل این سوال استفاده کردید باید در گزارش خود به صورت کامل الگوریتم پیاده سازی شده و مراحل مختلف آن را شرح دهید .

برای حل این سوال ما از یادگیری تقویتی استفاده میکنیم. در صورت سوال ذکر شده است که از Pendulum-v0 استفاده شود اما در نسخه ی جدید کتابخانه gym تنها ورژن 1 این $ext{environment}$ وجود دارد و با فراخوانی ورژن $ext{o}$ به ارور زیر برخورد میکنیم:

یس برای ساخت محیط شبیه سازی و تنظیم یارامترها از کد زیر استفاده میکنیم:

```
import random
import numpy as np
import time
import matplotlib.pyplot as plt

[2]: # paramters and environments
env = gym.make("Pendulum-v1")

discrete_os_size = (13, 11, 12)
discrete_os_win_size = (env.observation_space.high - env.observation_space.low)/discrete_os_size
discrete_os_nsize = (14, 12, 13)
discrete_action size = (2)
```

با توجه به پیوستگی فضای محیط نیاز است که تابعی تعریف کنیم تا state های پیوسته را به یک state گسسته تبدیل کند. و در سپس میتوانیم شروع به تعریف کلاسی برای agent کنیم.

discrete_action_win_size = (env.action_space.high - env.action_space.low)/discrete_action_size

q_table = np.random.random(discrete_os_nsize + (discrete_action_size,))

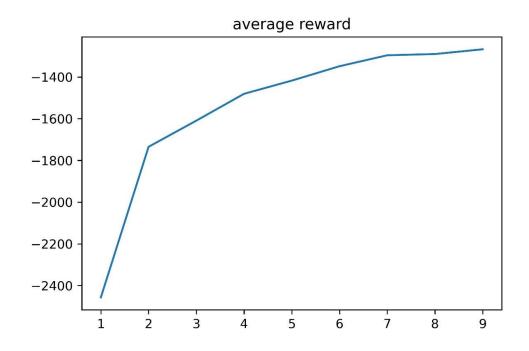
```
[3]: def get discrete state(state):
         discrete_state = (state - env.observation_space.low)/discrete_os_win_size
         return tuple(discrete_state.astype(int))
     class QAgent():
         def __init__(self, env):
             self.action_low = env.action_space.low
             self.action_high = env.action_space.high
             self.eps = 0.01
             self.discount = 0.91
             self.lr = 0.06
         def get_action(self, state, env):
             d_state = get_discrete_state(state)
             action = [-2.0 + (np.argmax(q_table[d_state]))*4.0]
             if(random.random() < self.eps):</pre>
                 return env.action_space.sample()
             else:
                  return action
         def train(self, state, action, next_state, reward, done):
             d_state = get_discrete_state(state)
              next_d_state = get_discrete_state(next_state)
             if(done==True):
                 future_q = np.zeros(discrete_action_size)
             else:
```

```
else:
    future_q = q_table[next_d_state]
current_q = q_table[d_state + (np.argmax(q_table[d_state]),)]
target_q = reward + self.discount*np.max(future_q)
update = target_q - current_q
q_table[d_state + (np.argmax(q_table[d_state]),)] += self.lr*update
if(done=True):
    self.eps = self.eps*0.98
```

در کلاس agent تابع __init__ با گرفتن مشخصات محیط پارامترهای کمینه و بیشینه action را مشخص میکند. همینطور پارامترهای مهم در الگوریتم get_action شامل مقداز epsilon و discount و learning rate مشخص میشوند. در تابع Q-learning مهم در الگوریتم action شامل مقداز agent انجام میدهد را مشخص کرد. و در نهایت مهم ترین تابع این کلاس، تابع agent است که در واقع عمل ارتباط و اپدیت q-table ، تنظیم پارامتر le epsilon با این تابع است.

در آخرین قدم کافیت object عامل در محیط را بسازیم و عملکرد آن در محیط را مشاهده کنیم. برای بررسی دقیق نحوه عملکرد عامل ما ۱۰ episode مختلف را در نظر میگیریم و reward میانگین عامل در هر episode را ذخیره و رسم میکنیم تا مشخص شود آیا حرکتی بهبودی دارد یا خیر.

```
[4]: agent = QAgent(env)
     t_reward = 0 info = 0
     aggr_rewards = {'avg': []}
     ep_len = 0
     avg_reward = 0
     state = env.reset()
     done = False
     for ep in range(10):
         for i in range(200):
             ep len += 1
             action = agent.get_action(state, env)
             next_state, reward, done, info = env.step(action)
             agent.train(state, action, next_state, reward, done)
             state = next_state
             t_reward += reward
             avg_reward += reward
             env.render()
         aggr_rewards['avg'].append(avg_reward/ep)
     env.close()
     plt.title('average reward')
     plt.plot(aggr_rewards['avg'])
```



 $^{\circ}$ در این پیاده سازی از سیستم ANFIS برای حل مسائل Regression و Regression استفاده شده است. در لینک داده شده از چهار مجموعه داده برای حل مسئله استفاده شده است. در این پیاده سازی نیاز است که شما سیستم مورد نظر را بر روی یکی از مجموعه دادهها پیاده سازی کنی د و نتایج را به دست آورید و گزارش کنید. در صورت حل این سوال یک ارائه از شما گرفته خواهد شد که باید کد پیاده سازی شده را توضیح دهید. حل این سوال $^{\circ}$ امتیاز مثبت خواهد داشت.

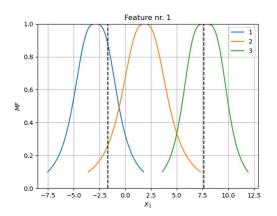
ما برای ایم سوال حل دیتاست معروف wine-EW را انجام دادیم که یک task کلاسبندی multi class در آن نهفته است. با مطالعه Documentation کد متوجه شدیم که با دادن آرگومان نام دیتا ست بعد از نام فایل test.py مثال اجرا میشود. نکته ی مهم این است که کد طوری نوشته شده است که برای هر مثال انتخابی بهترین پارامتر ها را از لحاظ عملکردی در کد تنظیم میکند تا نتیجه بهتری بدست آید.

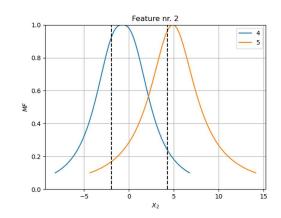
پس از اجرای اسکریپت زیر الگوریتم اجرا شد:

python.exe .\test.py wine

در ابتدا مشخصات دیتاست را بررسی میکنیم. این دیتاست 1599 عدد example دارد که هر example از دو ورودی و یه شماره کلاس خروجی binary در ابتدا مشخصات دیتاست را بررسی میکنیم. این دیتاست این کد متوجه میشویم که با تبدیل شماره کلاس ها با روش one-hot مسلئه را به چند مسئله کلاسبندی training شامل training تبدیل کرده است. برای حل این مثال dataset به دو بخش training data و test data تقسیم میشود. قسمت training شامل 1119 مثال و مابقی example ها (شامل 480 مثال) برای test کردن هستند.

بعد از قسمت کار با دیتا الگوریتم به سراغ پارامترهای تنظیم شده ی خود رفته و حل را آغاز میکند. در واقع همانطور که در سوال ۱ نیز توضیح داده شد این الگوریتم با یافتن توابع عضویت آن ها را برای داده شد این الگوریتم با یافتن توابع عضویت آن ها را برای درک بهتر برای کاربر چاپ میکند که در ادامه شکل خروجی آن ها را مشاهده میکنید.





با این توابع عضویتی که بدست آمده، کار classification انجام میشود و دقتی که روی داده ی training و test بدست آمده به ترتیب classification انجام میشود و دقتی که روی داده ی classification و classification این مدل هر گز classification نشده است و classification میباشد. این نتایج نشان میدهد با تغییر بعضی پارامتر ها ممکن است عملکرد بهتری داشته باشیم اما این مدل هر گز classification نشده است classification نیرا خطای آموزش و خطای تعمیم در یک حد هستند.

References

- 1) www.youtube.com/watch?v=1XRahNzA5bE
- 2) codecrucks.com/designing-fuzzy-controller-step-by-step-guide/
- 3) towardsdatascience.com/real-world-applications-of-markov-decision-process-mdp-a39685546026
- 4) Arzate, Christian & Igarashi, Takeo. (2021). MarioMix: Creating Aligned Playstyles for Bots with Interactive Reinforcement Learning.
- 5) www.comp.nus.edu.sg/~rishav1/blog/2016/mario-bros-RL/
- 6) https://towardsdatascience.com/a-beginners-guide-to-q-learning-c3e2a30a653c
- 7) <u>https://people.revoledu.com/kardi/tutorial/ReinforcementLearning/Q-Learning-Example.htm</u>
- 8) https://blog.floydhub.com/an-introduction-to-q-learning-reinforcement-learning/
- 9) https://pythonhosted.org/scikit-fuzzy/auto_examples/plot_tipping_problem_newapi.html
- 10) https://towardsdatascience.com/fuzzy-inference-system-implementation-in-python-8af88d1f0a6e