КУРСОВ ПРОЕКТ

Обучение с поощрения

в средата на „Акробот“

**Факултет по Математика и Информатика**  
**Студент:** Борислав Стоянов Марков  
**Факултетен номер:** **0MI3400048**  
**Учебен план:** **Изкуствен Интелект (редовно, магистър)**  
Курс: **Курс 1**; Група: **Група 1**  
**Активен период**: 2021/2022 летен, магистри  
**Дисциплина**: Обучение по метода „поощрение/наказание“

Дата: 15.06.2022г.

# 1. Съдържание

[1. Съдържание 2](#_Toc105927127)

[2. Увод 2](#_Toc105927128)

[3. Сапунена криминална случка 3](#_Toc105927129)

[4. Онтология на затворен свят 4](#_Toc105927130)

[4.1 Елементи на онтологията 4](#_Toc105927131)

[4.2. Изводи със SPARQL[4] към базата 8](#_Toc105927132)

[4.3. Анализ на резултатите 16](#_Toc105927133)

[5. Реализация на проекта 16](#_Toc105927134)

[6. Идеи за бъдещо развитие и подобрения 17](#_Toc105927135)

[7. Източници и използвана литература 17](#_Toc105927136)

[Приложения 18](#_Toc105927137)

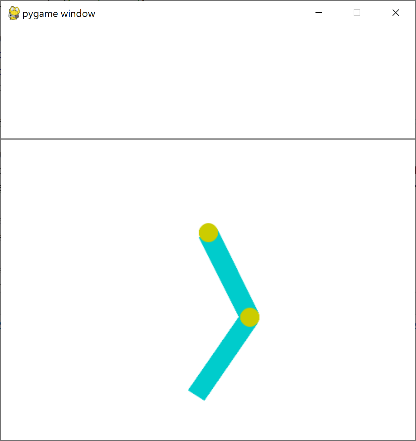
[1. Сорс код (Source code) 18](#_Toc105927138)

# 2. Увод

Идеята за проекта е да се обучи една от игрите предлагани от средата OpenGym [3]. Играта се казва „Акробот“. Имаме мотор и висяща част от две рамена. С импулси подавани на ротора трябва да се премине над определната черта от средата OpenGym. Реализацията е на Python с библиотека Pytorch.

# 3. Средата „Акробот“[3] в OpenGym

Средата Акробот (Acrobot) е част от средите с класически контрол за обучителни цели с Метод на поощрение и наказание (Reinforcement Learning). На следващата фигура е показана картинка от примерно обучение на тази среда.



Фигура 3.1

Основна информация за средата са дадени в следващата таблица.

|  |  |
| --- | --- |
| Пространство на действията | Discrete(3) |
| Вектор на наблюдението | (6) |
| Максимални стойности | [ 1. 1. 1. 1. 12.57 28.27] |
| Минимални стойности | [ -1. -1. -1. -1. -12.57 -28.27] |
| Импортиране в Питон | gym.make("Acrobot-v1") |

Таблица 3.1. Общи параметри за средата

В таблица 3.2 даваме значенията на вектора на състоянието за всеки един компонент.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Номер | Вектор на състоянието | Минимимум | Максимум |
| 0 | cos(theta1) | -1 | 1 |
| 1 | sin(theta1) | -1 | 1 |
| 2 | cos(theta2) | -1 | 1 |
| 3 | sin(theta2) | -1 | 1 |
| 4 | Ъглова скорост theta1 | ~ -12.567 (-4 \* pi) | ~ 12.567 (4 \* pi) |
| 5 | Ъглова скорост theta2 | ~ -28.274 (-9 \* pi) | ~ 28.274 (9 \* pi) |

Таблица 3.2. Вектор на състоянието за средата

Системата се състои от верига с две прави рамена свързани в краищата. Дейстивето е дискретно и се изразява в това как движим взаимно рамената в точката на свързване на рамената. Съответно действието е дискретно и може да бъде 0,1 или 2. Съответно 0 дава въртящ момент -1 [Nm], 1 дава 0 [Nm] и 2 дава 1 [Nm] въртящ момент в точката на свързване на рамената. Поощрението е -1 на всяка стъпка и на последната стъпка е 0, като целта е за под 100 стъпки да бъде пресечена горната черна линия от края на второто рамо. Задачата се счита за решена ако успеем да приключим епизода с награда над -100.

# 4. Алгоритъм Актьор-критика

За алгоритъм считам, че е подходящо да се използва Актьор-Критика, описан в [1], което е епизодичен алгоритъм без запаметяване на повече от две стъпки и попада в графата на TD(0) алгоритмите. Схематично можем да го опишем с псевдокод на следващата таблица.

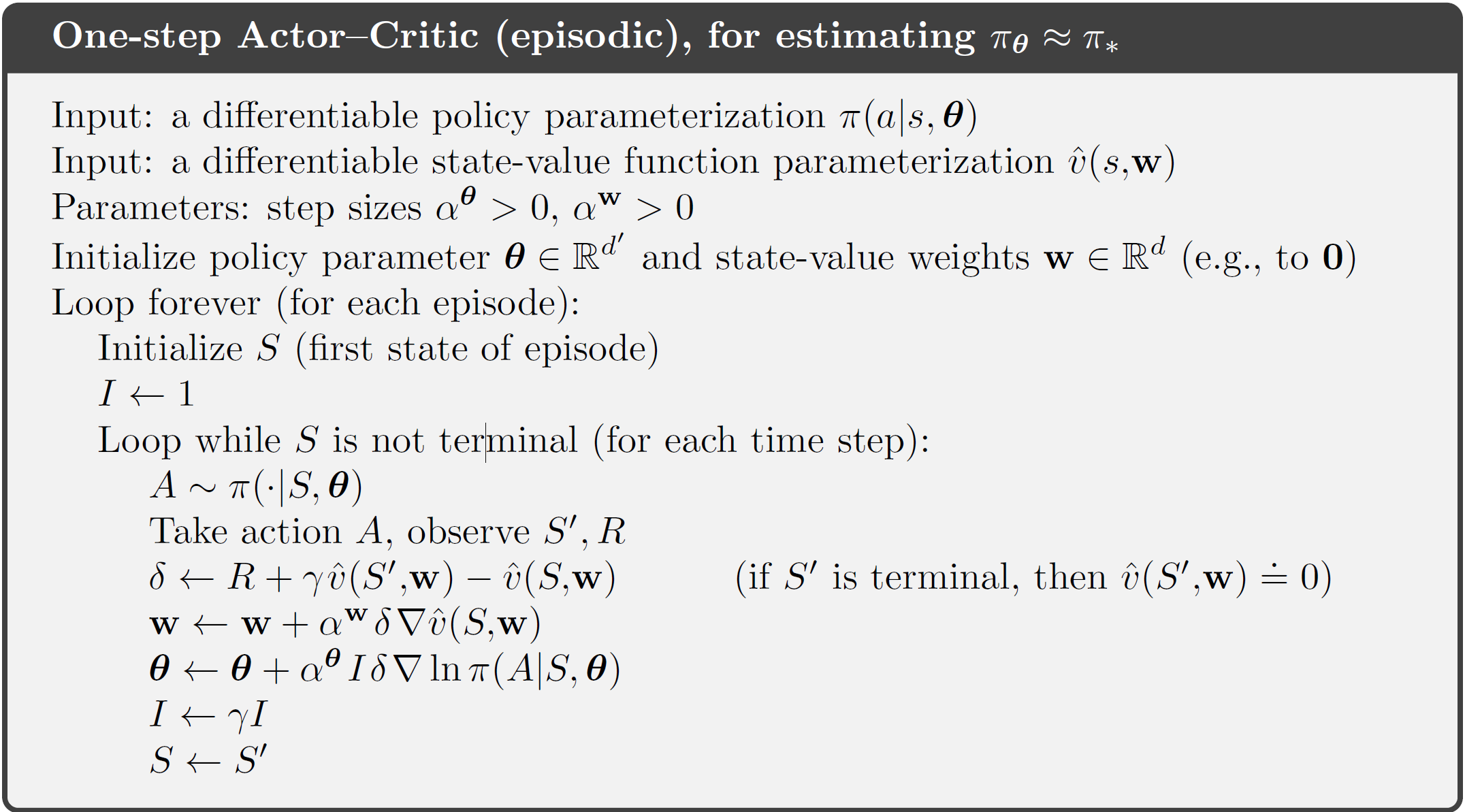


Таблица 4.1

Съответно тук следва да отбележим, че актьора и критиката са реализирани като две отделни невронни мрежи и по този начин те са диференцируеми. В следващата таблица даваме кода за първата невронна мрежа.

|  |
| --- |
| class PolicyNetwork(nn.Module):   *# Takes in observations and outputs actions* def \_\_init\_\_(self, observation\_space, action\_space):  super(PolicyNetwork, self).\_\_init\_\_()  self.input\_layer = nn.Linear(observation\_space, 128)  self.output\_layer = nn.Linear(128, action\_space)   def forward(self, x):  x = self.input\_layer(x)  x = F.relu(x)  actions = self.output\_layer(x)  *# get softmax for a probability distribution* return F.softmax(actions, dim=1)   def save(self, path):  print(f"Saving Policy network in '{path}'")  torch.save(self.state\_dict(), path)   def select\_action(self, state):  *# make torch tensor of shape [BATCH x observation\_size]* state = torch.from\_numpy(state).view(1, -1).to(DEVICE)   *# use network to predict action probabilities* action\_probs = self(state)   *# sample an action using the probability distribution* m = Categorical(action\_probs)  *# action will be a single value tensor: [0] or [1] or [2]* action = m.sample()  *# return action as number and log probability* return action.item(), m.log\_prob(action) |

Таблица 4.2

Последният слой на мрежата за актьора е с активационна функция softmax(). Действието при обучение се взема на базата на вероятности, а не като argmax() от върнатите вероятности за класове. Вземането на действие на базата на вероятност се реализира с обекта torch.distributions.Categorical и неговия метод sample() който ни връща стойност според вероятността върната от softmax().

Невронната мрежа за критиката ще дадем в следващата таблица. Това е двуслойна мрежа със 128 невронаи един изходен, който ни е самата стойност на V(S). За изходящата стойност не се прилага активация, защото това би попречило да се апроксимира правилно функцията. Между първият и вторият слой се прилага RELU активация.

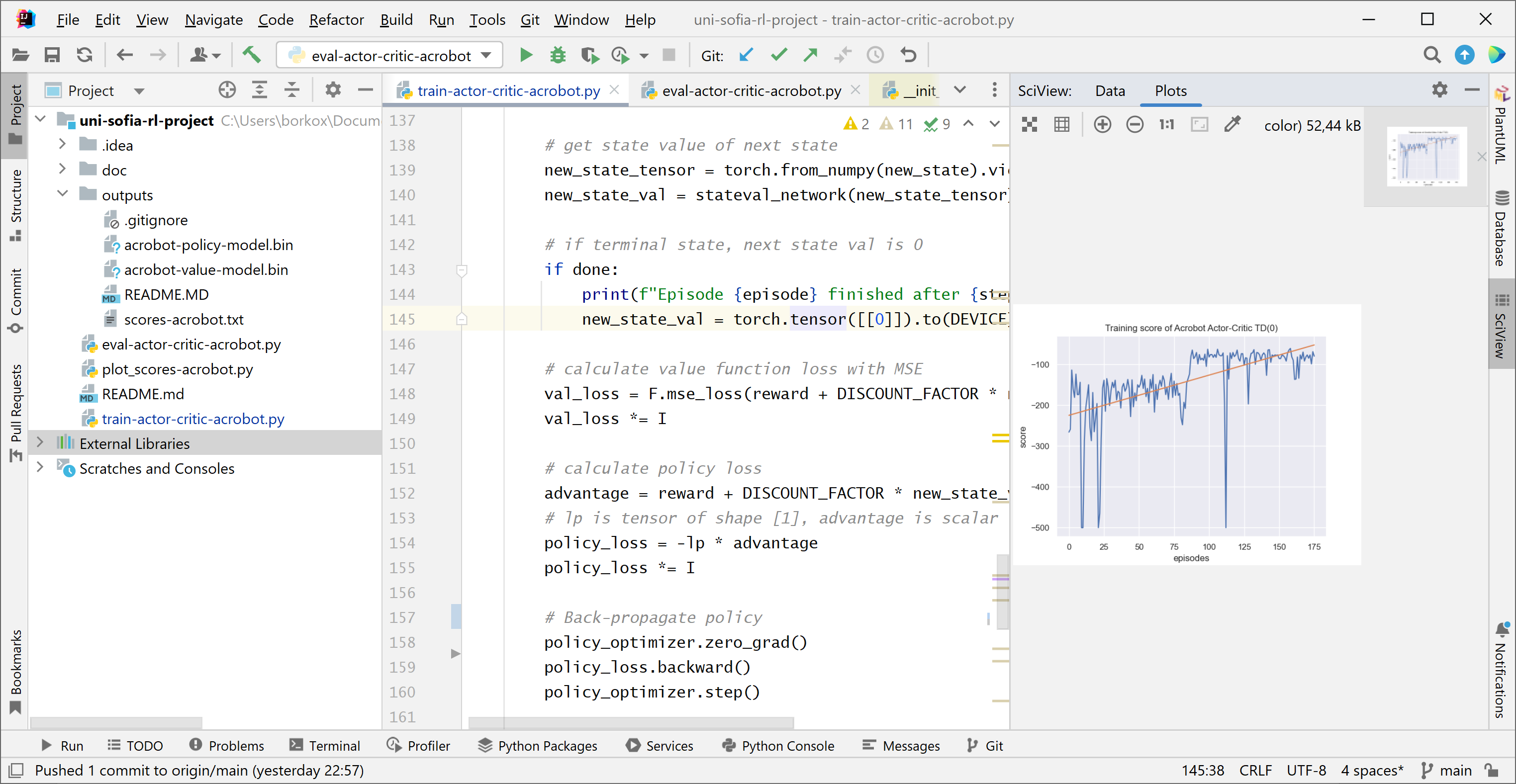
|  |
| --- |
| *# Using a neural network to learn state value* class StateValueNetwork(nn.Module):   *# Takes in state* def \_\_init\_\_(self, observation\_space):  super(StateValueNetwork, self).\_\_init\_\_()   self.input\_layer = nn.Linear(observation\_space, 128)  self.output\_layer = nn.Linear(128, 1)   def save(self, path):  print(f"Saving State-Value network in '{path}'")  torch.save(self.state\_dict(), path)   *# Expects X in shape [BATCH x observation\_space]* def forward(self, x):  x = self.input\_layer(x)  x = F.relu(x)  state\_value = self.output\_layer(x)  return state\_value |

Като оптимизатор се използва Adam с коефициент на обучение α=0.001. За коефициент на отстъпка използваме γ=0.99 . За обучение и смятане на градиента на функциите използваме инструментариума на PyTorch и неговите графове на обратно разпространение на грешката извиквани с метода backward(), даваме пример на седващата таблица.

|  |
| --- |
| *# calculate value function loss with MSE* val\_loss = F.mse\_loss(reward + DISCOUNT\_FACTOR \* new\_state\_val, state\_val) val\_loss \*= I  *# calculate policy loss* advantage = reward + DISCOUNT\_FACTOR \* new\_state\_val.item() - state\_val.item() *# lp is tensor of shape [1], advantage is scalar* policy\_loss = -lp \* advantage policy\_loss \*= I  *# Back-propagate policy* policy\_optimizer.zero\_grad() policy\_loss.**backward**() policy\_optimizer.step()  *# Back-propagate value* stateval\_optimizer.zero\_grad() val\_loss.**backward**() stateval\_optimizer.step() |

# 5. Реализация на проекта

Проекта е реализиран като github публичен проект и може да се види дори и през браузър(виж Приложения). Изисква се инсталация на Python, конкретно 3.9.8 е използван. Линк към сорс кода е качен в гитхъб (Вж. Приложение 1) и е неразделна част от този документ. Структурата на приложението е дадена на фигура 5.1. Използваната среда за текстообработка и работа с git е IntelliJ .



Фигура 5.1

Подробни инструкции на са дадени в README.md файла.

В централната папка има скрипт “train-actor-critic-acrobot.py” на програмния език Python. С него се стартира процеса на обучение. По време на обучение резултатите от точките (поощрението) се записват във файл „outputs/scores-acrobot.txt“ за последваща визуализация. Скриптът „plot\_scores-acrobot.py“ ще ни визуализира картинка с резултатите след текущото обучение. След като сме обучили невронните мрежи можем да пуснем друг скрипт „eval-actor-critic-acrobot.py“, който ще ни визуализира готовото решение и ще проиграе няколко епизода за демонстрация. За край на обучение се приема момента, когато средно аритметичната награда от последните 100 еписода е над -100.

## 5.1 Анализ на резултатите

Като анализ можем да разгледаме графики при различни коефициенти на α и γ. При този тип експерименти точната повторяемост на експериментите е невъзможна, поради случайният характер на актьора π (избора на действие е с вероятности), случайната инициализация на теглата на невронните мрежи, както и поради случйната подредба на параметрите на средата в OpenGym при всяко пускане. Следва таблица с графики за различни стойности на параметрите.

|  |  |
| --- | --- |
| α=0.001, γ=0.99 |  |
| α=0.001, γ=0.95 |  |
|  |  |

Таблица 5.1.1

Оранжевата линия представлява линейна апроксимация на всички точки през епизодите. Тя ни показва тренда на обучение.

# 6. Идеи за бъдещо развитие и подобрения

# 7. Източници и използвана литература

[1] Reinforcement Learning: An Introduction, 2018, Richard S. Sutton and Andrew G. Barto, [PDF] <http://www.incompleteideas.net/book/the-book-2nd.html>

[2] Actor-Critic: Implementing Actor-Critic Methods, Cheng Xi Tsou, 2021, <https://medium.com/geekculture/actor-critic-implementing-actor-critic-methods-82efb998c273>

[3] Acrobot, OpenGym, <https://www.gymlibrary.ml/environments/classic_control/acrobot/>

[4] Pytorch documentation, <https://pytorch.org/docs/stable/torch.html>

# Приложения

## 1. Сорс код (Source code)

<https://github.com/borkox/uni-sofia-rl-project>