МИНОБРНАУКИ РОССИИ
САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
«ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА)
Кафедра МОЭВМ

ОТЧЕТ

по лабораторной работе №2

по дисциплине «Обучение с подкреплением»

Тема: Реализация PPO для среды MountainCarContinious-v0

Студент гр. 0306 _____ Голубев А.Н.

Преподаватель _____ Глазунов С.А.

Санкт-Петербург
2025 г.

Цель работы.

Реализация PPO для среды MountainCarContinuous-v0. Исследование зависимости результатов от параметров и добавления нормализации преимуществ.

Задание.

1. Реализация PPO
2. Добавление нормализации
3. Изменение длины траектории
4. Подбор оптимального значения clip ratio
5. Сравнение обучения при разных количествах эпох

Выполнение работы.

1. Реализация PPO

Основными созданными сущностями для алгоритма PPO являются нейронные сети Actor и Critic.

Actor рассчитывает потенциальное действие, а Critic оценивает его выгоду (advantage) на основании полученной награды. Таким образом, Critic корректирует дальнейшие действия Actor.

Входными параметрами для Actor, так как он выбирает действие, являются Observation Space среды MountainCarContinuous-v0, описание которых представлено на рисунке 1, а на выходе численный показатель движения влево или вправо в зависимости от знака числа в диапазоне от [-1 до 1]: движение влево (индекс 0) или движения в право (индекс 1).

Observation Space

The observation is a `ndarray` with shape `(2,)` where the elements correspond to the following:

Num	Observation	Min	Max	Unit
0	position of the car along the x-axis	-Inf	Inf	position (m)
1	velocity of the car	-Inf	Inf	position (m)

Рис. 1 – Пространство наблюдений в среде MountainCarContinuous-v0

Данная реализация алгоритма регулируется набором параметров:

- Число итераций (iterations)
- Количество шагов для сбора одного батча (steps)
- Число эпох (epochs)
- Размер батча (mini_batch_size)
- Коэффициент дисконтирования (gamma)
- GAE lambda – параметр, определяющий баланс между немедленным и будущим вознаграждением
- Коэффициент обрезки PPO (clip_ratio)
- Коэффициент потери значения (value_coef)

- Коэффициент энтропийного бонуса (entropy_coef)
- Шаг обучения при градиентном спуске (lr)

2. Добавление нормализации

Нормализация преимуществ в алгоритме PPO позволяет стабилизировать обучение и улучшить эффективность использования данных.

В рамках данной реализации алгоритма нормализация происходит в конце метода __returns_and_advantages() класса PPOAgent.

Сравнение результатов обучения с нормализацией и без представлено на рисунках 2 — 3.

```
Iteration: 24 | Loss: -0.6032 | Mean reward: -206.84904323534352 | Time spent: 1.83 s
Iteration: 25 | Loss: -0.1990 | Mean reward: -201.55297871516186 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 26 | Loss: 0.0818 | Mean reward: -225.044702970878 | Time spent: 1.94 s
Iteration: 27 | Loss: -0.3750 | Mean reward: -206.53539544849446 | Time spent: 1.92 s
Iteration: 28 | Loss: -0.1297 | Mean reward: -226.7285993815664 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 29 | Loss: 0.1472 | Mean reward: -221.2277192950199 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 30 | Loss: -0.6374 | Mean reward: -205.01321696939695 | Time spent: 1.81 s
Iteration: 31 | Loss: -0.5038 | Mean reward: -195.07944347854541 | Time spent: 1.84 s
Iteration: 32 | Loss: 0.2070 | Mean reward: -211.57030372309828 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 33 | Loss: -0.1390 | Mean reward: -220.69147996586221 | Time spent: 1.85 s
Iteration: 34 | Loss: -0.6281 | Mean reward: -208.53779375490478 | Time spent: 1.92 s
Iteration: 35 | Loss: -0.0945 | Mean reward: -228.43166441639605 | Time spent: 1.91 s
Iteration: 36 | Loss: -0.4931 | Mean reward: -224.9224120612757 | Time spent: 1.94 s
Iteration: 37 | Loss: -0.7388 | Mean reward: -203.49495051623396 | Time spent: 2.01 s
Iteration: 38 | Loss: 0.5407 | Mean reward: -232.2865845597906 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 39 | Loss: 39.5945 | Mean reward: -74.72419184781566 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 40 | Loss: 1.5708 | Mean reward: -211.00023618230506 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 41 | Loss: -0.2821 | Mean reward: -199.0323265109626 | Time spent: 1.84 s
Iteration: 42 | Loss: -0.4141 | Mean reward: -219.8329318098902 | Time spent: 1.85 s
Iteration: 43 | Loss: -0.2933 | Mean reward: -210.49961504071172 | Time spent: 1.93 s
Iteration: 44 | Loss: -0.4771 | Mean reward: -211.46279798061136 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 45 | Loss: 0.0881 | Mean reward: -224.96232941436978 | Time spent: 1.93 s
Iteration: 46 | Loss: -0.8895 | Mean reward: -192.50291800668856 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 47 | Loss: 0.4272 | Mean reward: -218.93173085293836 | Time spent: 1.94 s
Iteration: 48 | Loss: -0.5789 | Mean reward: -198.1098188338215 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 49 | Loss: -0.2294 | Mean reward: -207.591478951351 | Time spent: 1.85 s
Iteration: 50 | Loss: -0.1058 | Mean reward: -222.0927500072103 | Time spent: 1.82 s
Iteration: 51 | Loss: 0.4561 | Mean reward: -230.60544772509203 | Time spent: 1.91 s
Iteration: 52 | Loss: -0.7292 | Mean reward: -213.9224534790485 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 53 | Loss: -0.2322 | Mean reward: -219.03042173535255 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 54 | Loss: -0.1184 | Mean reward: -210.75531463603932 | Time spent: 1.91 s
Iteration: 55 | Loss: -0.4462 | Mean reward: -207.4731783512224 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 56 | Loss: -0.4197 | Mean reward: -215.73589199042468 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 57 | Loss: -0.2487 | Mean reward: -215.9163060639307 | Time spent: 1.91 s
Iteration: 58 | Loss: -0.2488 | Mean reward: -204.38983486480402 | Time spent: 1.84 s
Iteration: 59 | Loss: 0.0805 | Mean reward: -218.10703074738603 | Time spent: 1.91 s
Iteration: 60 | Loss: -0.2814 | Mean reward: -210.0339484928812 | Time spent: 1.95 s
Iteration: 61 | Loss: -0.6502 | Mean reward: -189.2170526588036 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 62 | Loss: -0.0195 | Mean reward: -194.75794638469122 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 63 | Loss: -0.2522 | Mean reward: -200.7123251483544 | Time spent: 1.82 s
Iteration: 64 | Loss: 0.1574 | Mean reward: -207.77831166407472 | Time spent: 1.91 s
Iteration: 65 | Loss: -0.4603 | Mean reward: -206.1444484134564 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 66 | Loss: -0.4148 | Mean reward: -207.03866040729142 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 67 | Loss: -0.3760 | Mean reward: -201.68305751882514 | Time spent: 1.91 s
Iteration: 68 | Loss: -0.3586 | Mean reward: -204.73313910211664 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 69 | Loss: -0.4061 | Mean reward: -196.22273018148297 | Time spent: 1.91 s
Iteration: 70 | Loss: 0.2656 | Mean reward: -232.84354391408363 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 71 | Loss: -0.4822 | Mean reward: -198.63516245031687 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 72 | Loss: -0.1150 | Mean reward: -202.8277453388093 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 73 | Loss: -0.1090 | Mean reward: -222.9651534328708 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 74 | Loss: 17.7716 | Mean reward: -51.29217388203041 | Time spent: 1.91 s
Iteration: 75 | Loss: 1.8960 | Mean reward: -228.19657235204429 | Time spent: 1.83 s
Iteration: 76 | Loss: -0.4912 | Mean reward: -207.05258421488253 | Time spent: 1.85 s
Iteration: 77 | Loss: -0.1245 | Mean reward: -221.23448689255602 | Time spent: 1.88 s
```

Рис. 2 — результаты без нормализации

Как можно заметить, в случае отсутствия нормализации средняя награда в среднем принимает значения ниже -200 и со временем не увеличивается (за исключением тех итераций, где машина достигает флага, из-за чего к награде прибавляется 100 очков).

```
Iteration: 129 | Loss: -0.1844 | Mean reward: -41.656723612421004 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 130 | Loss: 0.6035 | Mean reward: -43.74880970850795 | Time spent: 1.93 s
Iteration: 131 | Loss: 0.1430 | Mean reward: -44.5213093193261 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 132 | Loss: 0.2305 | Mean reward: -37.26944666098181 | Time spent: 1.92 s
Iteration: 133 | Loss: -0.0773 | Mean reward: -40.50172107839214 | Time spent: 1.93 s
Iteration: 134 | Loss: -0.0058 | Mean reward: -40.18172271704222 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 135 | Loss: -0.2016 | Mean reward: -39.35499448829528 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 136 | Loss: -0.0348 | Mean reward: -39.898528820465955 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 137 | Loss: 0.2536 | Mean reward: -39.24405599450196 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 138 | Loss: -0.1306 | Mean reward: -37.72214927587655 | Time spent: 1.84 s
Iteration: 139 | Loss: 0.1706 | Mean reward: -36.877363872448235 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 140 | Loss: 0.4025 | Mean reward: -38.798614837432055 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 141 | Loss: 0.0472 | Mean reward: -40.25571020505212 | Time spent: 1.91 s
Iteration: 142 | Loss: 0.1100 | Mean reward: -42.48272393560197 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 143 | Loss: 0.1571 | Mean reward: -37.508349737893624 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 144 | Loss: 0.0517 | Mean reward: -36.55315055077516 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 145 | Loss: 0.1499 | Mean reward: -39.081067700221176 | Time spent: 1.83 s
Iteration: 146 | Loss: 0.1630 | Mean reward: -36.93060275482153 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 147 | Loss: 0.3190 | Mean reward: -39.538370832714534 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 148 | Loss: 0.2812 | Mean reward: -39.520807635545644 | Time spent: 1.85 s
Iteration: 149 | Loss: 0.0213 | Mean reward: -39.043481733432564 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 150 | Loss: 0.0990 | Mean reward: -38.471340699682166 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 151 | Loss: 0.2925 | Mean reward: -37.76221710750576 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 152 | Loss: 0.1943 | Mean reward: -37.49490127529115 | Time spent: 1.95 s
Iteration: 153 | Loss: -0.0950 | Mean reward: -36.09536094569781 | Time spent: 1.82 s
Iteration: 154 | Loss: -0.0431 | Mean reward: -35.535455461187595 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 155 | Loss: -0.3742 | Mean reward: -35.1356721208975 | Time spent: 1.91 s
Iteration: 156 | Loss: -0.2419 | Mean reward: -38.20630394581303 | Time spent: 1.84 s
Iteration: 157 | Loss: 0.0231 | Mean reward: -37.90563318002264 | Time spent: 1.83 s
Iteration: 158 | Loss: 0.0291 | Mean reward: -32.64551632119577 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 159 | Loss: 0.4384 | Mean reward: -34.4084386081409 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 160 | Loss: 0.0565 | Mean reward: -34.35936493457103 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 161 | Loss: 0.3921 | Mean reward: -35.97787320091175 | Time spent: 1.83 s
Iteration: 162 | Loss: 0.0271 | Mean reward: -34.60545349351257 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 163 | Loss: 0.3246 | Mean reward: -31.680321801934394 | Time spent: 1.95 s
Iteration: 164 | Loss: 0.2805 | Mean reward: -32.109831579733275 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 165 | Loss: -0.0093 | Mean reward: -34.54477557828681 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 166 | Loss: 0.6740 | Mean reward: -34.30789467373141 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 167 | Loss: 0.4813 | Mean reward: -34.60191746950138 | Time spent: 1.83 s
Iteration: 168 | Loss: 0.2479 | Mean reward: -34.840420339068196 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 169 | Loss: 0.7217 | Mean reward: -33.5407698701997 | Time spent: 1.96 s
Iteration: 170 | Loss: -0.1477 | Mean reward: -35.23501669177458 | Time spent: 1.84 s
Iteration: 171 | Loss: 0.1211 | Mean reward: -33.03988867932562 | Time spent: 1.84 s
Iteration: 172 | Loss: -0.0522 | Mean reward: -33.46522200439256 | Time spent: 1.85 s
Iteration: 173 | Loss: -0.0624 | Mean reward: -32.83659791299138 | Time spent: 1.85 s
Iteration: 174 | Loss: 0.4164 | Mean reward: -32.652203366604155 | Time spent: 1.92 s
Iteration: 175 | Loss: 0.0664 | Mean reward: -30.72264624877793 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 176 | Loss: 0.1005 | Mean reward: -33.851717391652 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 177 | Loss: 0.3236 | Mean reward: -33.72421855762402 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 178 | Loss: 0.0877 | Mean reward: -32.30954867419753 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 179 | Loss: 0.1450 | Mean reward: -33.558706599746685 | Time spent: 1.85 s
Iteration: 180 | Loss: 0.6046 | Mean reward: -33.27457281487586 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 181 | Loss: -0.3085 | Mean reward: -29.087201450698153 | Time spent: 1.86 s
```

Рис. 3 — результаты при наличии нормализации

В случае наличия нормализации среднее значение награды значительно возросло. Также можно заметить, что в данном случае значения средней награды постепенно растут (на первой итерации средняя награда равнялась -115).

Все следующие эксперименты проводились с наличием нормализации.

3. Изменение длины траектории

Для эксперимента были выбраны следующие длины траекторий: 1024, 2048, 4096.

Результаты обучения представлены на рисунках 4 — 6.

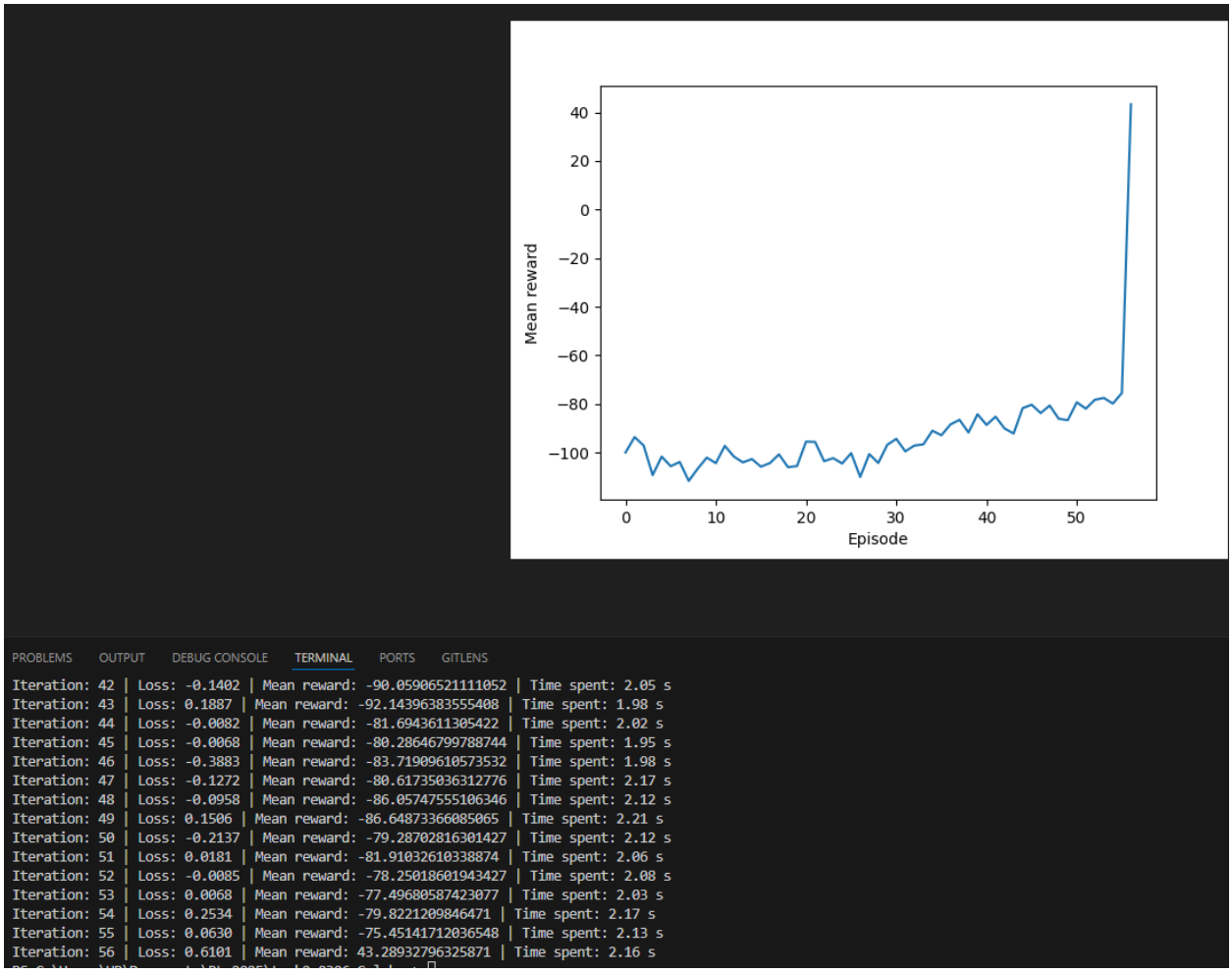
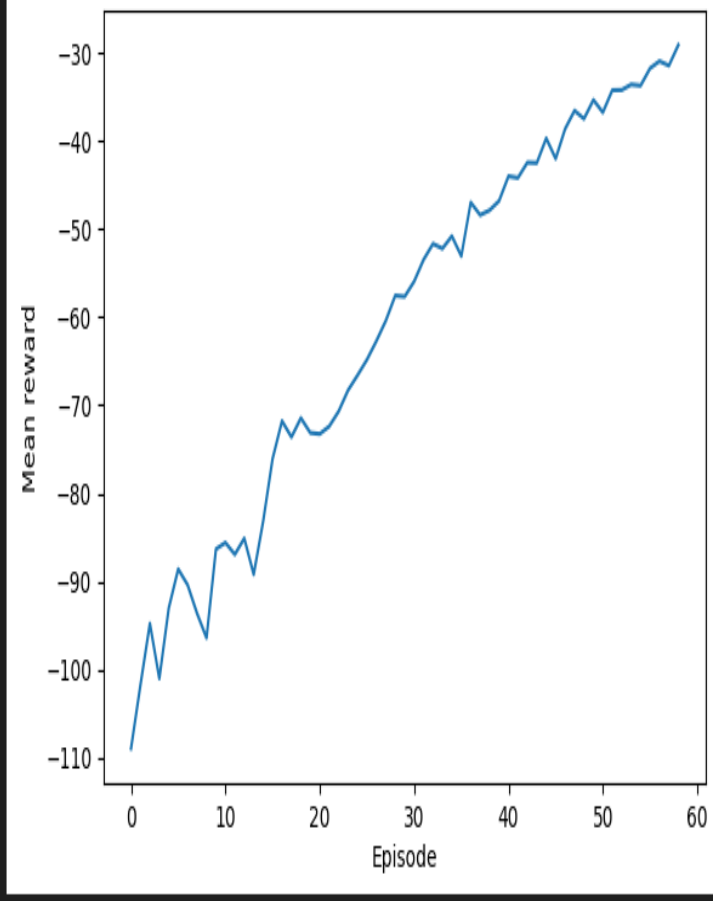


Рис. 4 — результат обучения при steps = 1024



PROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL PORTS GITLENS

```
Iteration: 44 | Loss: -0.1226 | Mean reward: -39.686794342049694 | Time spent: 3.77 s
Iteration: 45 | Loss: 0.1212 | Mean reward: -42.00014612126938 | Time spent: 3.77 s
Iteration: 46 | Loss: -0.1419 | Mean reward: -38.625069447644506 | Time spent: 3.76 s
Iteration: 47 | Loss: 0.0506 | Mean reward: -36.543598165777496 | Time spent: 3.75 s
Iteration: 48 | Loss: -0.1527 | Mean reward: -37.47133827217718 | Time spent: 3.79 s
Iteration: 49 | Loss: 0.7484 | Mean reward: -35.32949031248393 | Time spent: 3.8 s
Iteration: 50 | Loss: -0.0230 | Mean reward: -36.75019609042307 | Time spent: 3.76 s
Iteration: 51 | Loss: -0.1567 | Mean reward: -34.2271059463378 | Time spent: 3.81 s
Iteration: 52 | Loss: 0.0476 | Mean reward: -34.20311948400395 | Time spent: 3.84 s
Iteration: 53 | Loss: -0.0041 | Mean reward: -33.582268133773795 | Time spent: 3.75 s
Iteration: 54 | Loss: 0.4628 | Mean reward: -33.70658442447731 | Time spent: 3.82 s
Iteration: 55 | Loss: 0.0000 | Mean reward: -31.74337224187488 | Time spent: 3.8 s
Iteration: 56 | Loss: 0.6841 | Mean reward: -30.92640067601541 | Time spent: 3.79 s
Iteration: 57 | Loss: 0.0604 | Mean reward: -31.43150308144315 | Time spent: 3.76 s
Iteration: 58 | Loss: 0.0718 | Mean reward: -29.090371526803274 | Time spent: 3.76 s
```

Рис. 5 — результат обучения при steps = 2048

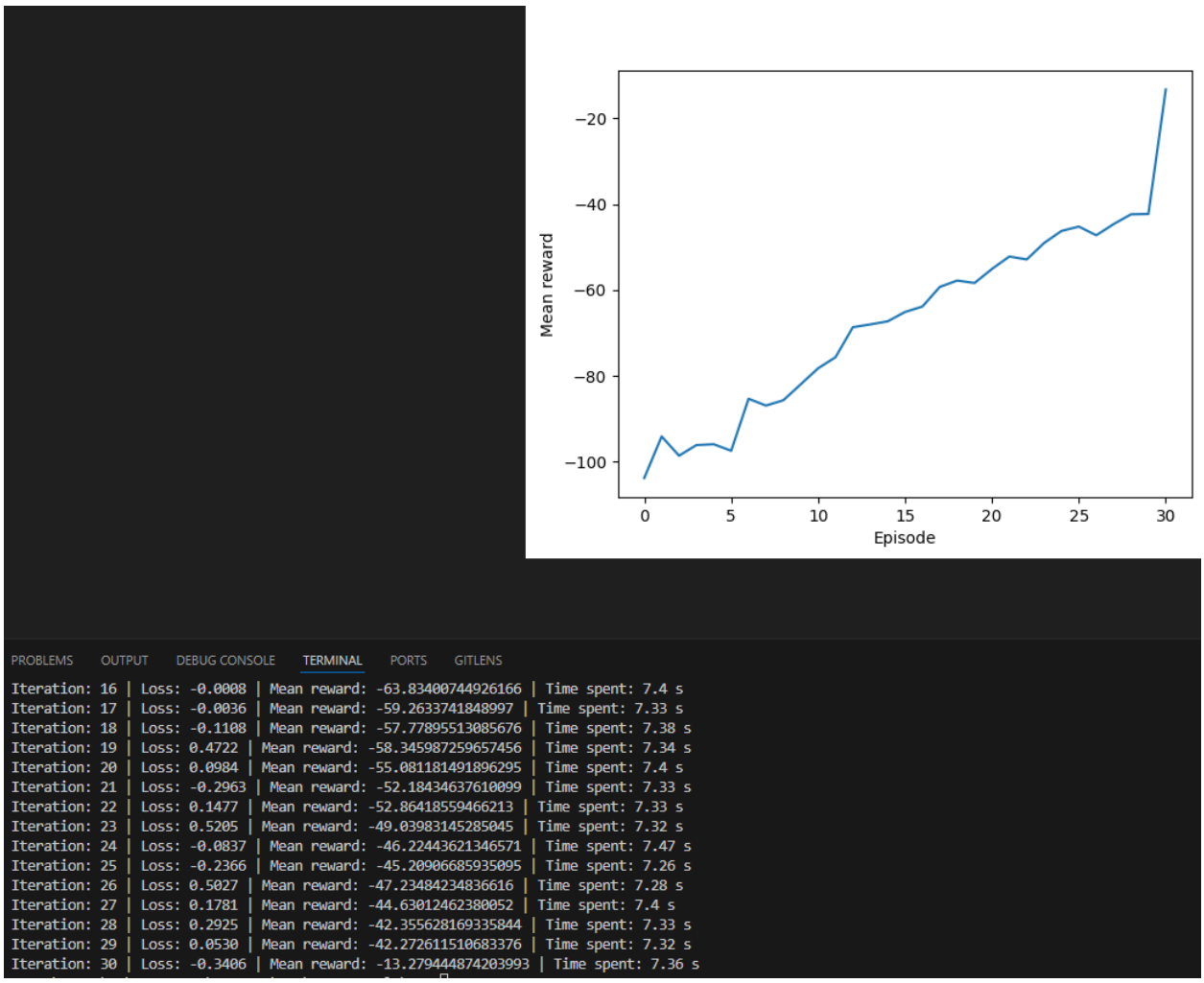


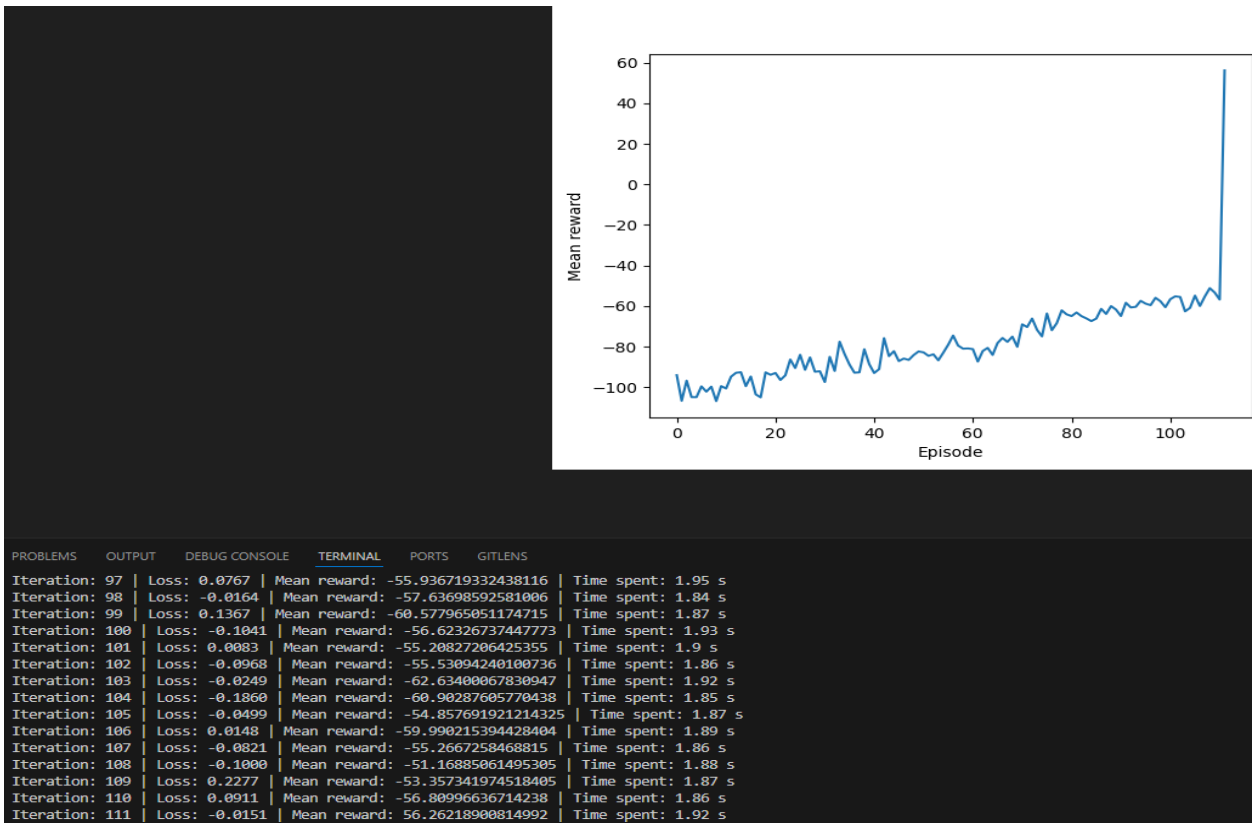
Рис. 6 — результат обучения при steps = 4096

По результатам обучения можно заметить следующее:

- При увеличении steps время, затрачиваемое на одну итерацию, тоже растет
- По мере увеличения steps график роста награды становится более плавным

4. Подбор оптимального значения clip ratio

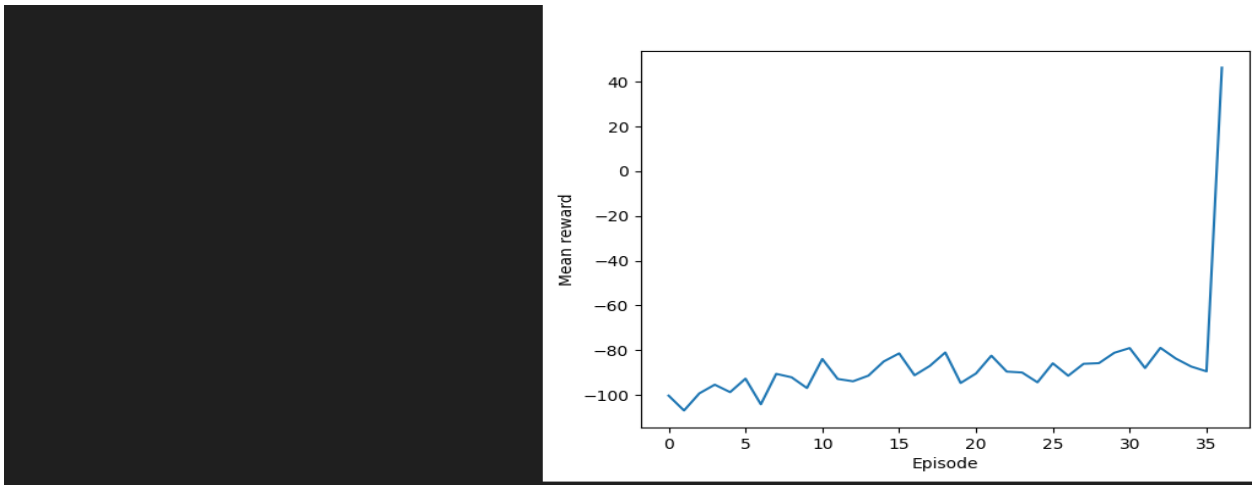
Для данного эксперимента были выбраны следующие значения clip ratio: 0.08, 0.2, 0.5. Результаты продемонстрированы на рисунках 7 — 9.



PROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL PORTS GITLENS

```
Iteration: 97 | Loss: 0.0767 | Mean reward: -55.936719332438116 | Time spent: 1.95 s
Iteration: 98 | Loss: -0.0164 | Mean reward: -57.63698592581006 | Time spent: 1.84 s
Iteration: 99 | Loss: 0.1367 | Mean reward: -60.577965051174715 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 100 | Loss: -0.1041 | Mean reward: -56.62326737447773 | Time spent: 1.93 s
Iteration: 101 | Loss: 0.0083 | Mean reward: -55.20827206425355 | Time spent: 1.9 s
Iteration: 102 | Loss: -0.0968 | Mean reward: -55.53094240100736 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 103 | Loss: -0.0249 | Mean reward: -62.63400067830947 | Time spent: 1.92 s
Iteration: 104 | Loss: -0.1860 | Mean reward: -60.90287605770438 | Time spent: 1.85 s
Iteration: 105 | Loss: -0.0499 | Mean reward: -54.857691921214325 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 106 | Loss: 0.0148 | Mean reward: -59.990215394428404 | Time spent: 1.89 s
Iteration: 107 | Loss: -0.0821 | Mean reward: -55.2667258468815 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 108 | Loss: -0.1000 | Mean reward: -51.16885061495305 | Time spent: 1.88 s
Iteration: 109 | Loss: 0.2277 | Mean reward: -53.357341974518405 | Time spent: 1.87 s
Iteration: 110 | Loss: 0.0911 | Mean reward: -56.80996636714238 | Time spent: 1.86 s
Iteration: 111 | Loss: -0.0151 | Mean reward: 56.26218900814992 | Time spent: 1.92 s
```

Рис. 7 — результат обучения при clip_ratio = 0.08



ROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL PORTS GITLENS

```
teration: 22 | Loss: -0.2096 | Mean reward: -89.58640166146942 | Time spent: 1.92 s
teration: 23 | Loss: -0.2386 | Mean reward: -89.9954988388681 | Time spent: 1.94 s
teration: 24 | Loss: -0.2820 | Mean reward: -94.37999618048657 | Time spent: 1.88 s
teration: 25 | Loss: -0.2048 | Mean reward: -85.88400234730418 | Time spent: 1.88 s
teration: 26 | Loss: -0.4531 | Mean reward: -91.44480761507316 | Time spent: 1.94 s
teration: 27 | Loss: -0.2473 | Mean reward: -86.1082247216509 | Time spent: 1.91 s
teration: 28 | Loss: 0.1690 | Mean reward: -85.82178391583692 | Time spent: 1.98 s
teration: 29 | Loss: 0.2037 | Mean reward: -81.17217876604134 | Time spent: 1.9 s
teration: 30 | Loss: 0.0860 | Mean reward: -79.05675506119952 | Time spent: 1.83 s
teration: 31 | Loss: -0.2835 | Mean reward: -87.9925469972341 | Time spent: 1.91 s
teration: 32 | Loss: -0.2320 | Mean reward: -78.95271771429412 | Time spent: 1.91 s
teration: 33 | Loss: 0.1266 | Mean reward: -83.74347304604112 | Time spent: 1.91 s
teration: 34 | Loss: -0.5634 | Mean reward: -87.32549958528567 | Time spent: 1.94 s
teration: 35 | Loss: -0.2323 | Mean reward: -89.47892473725807 | Time spent: 1.88 s
teration: 36 | Loss: 0.2841 | Mean reward: 46.31141394170353 | Time spent: 1.94 s
```

Рис. 8 — результат обучения при clip_ratio = 0.2

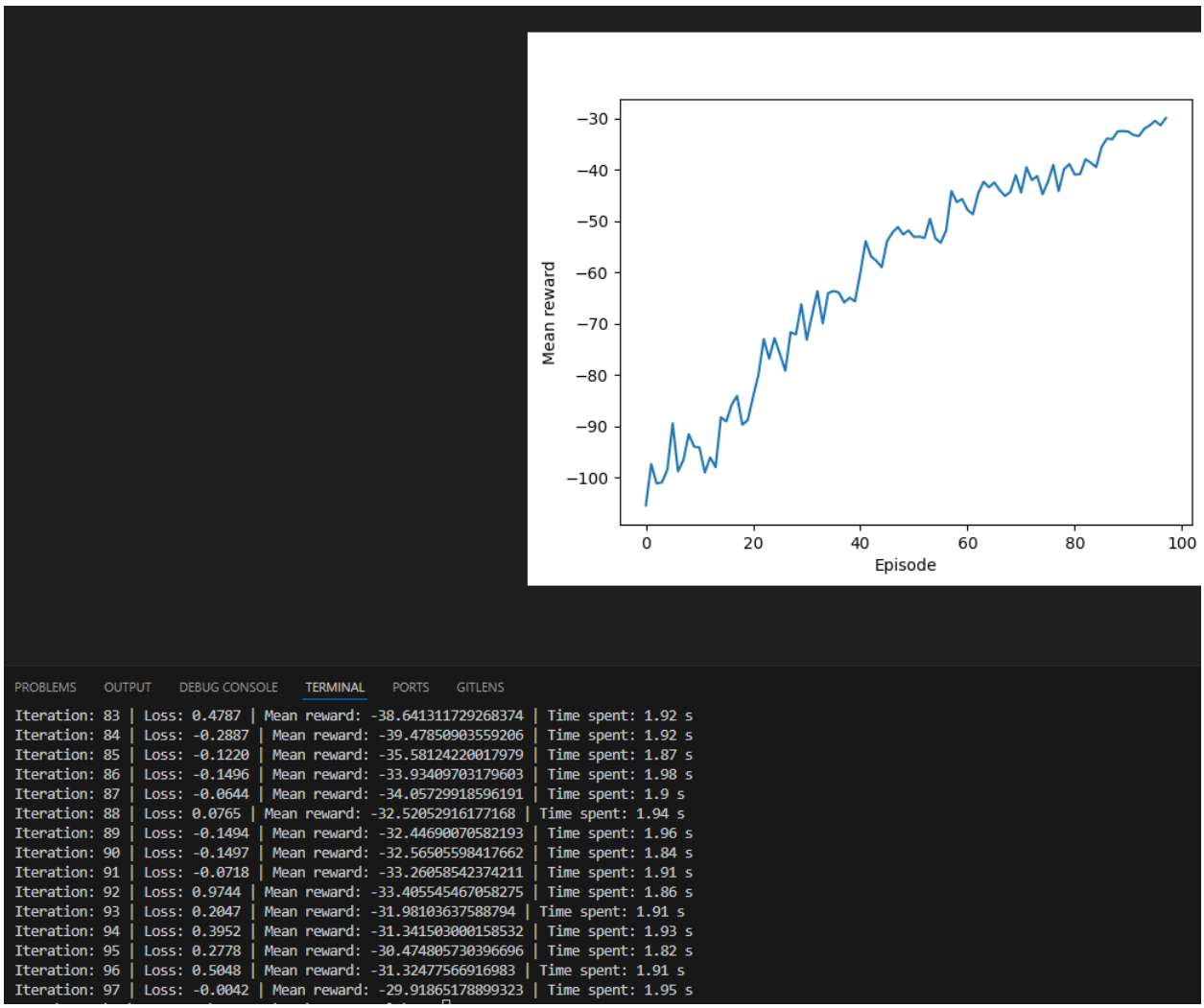


Рис. 9 — результат обучения при clip_ratio = 0.5

Можно сделать следующие выводы:

- Быстрее всего порог для окончания обучения был пройден при clip_ratio = 0.2
- Больше всего итераций потребовалось при clip_ratio = 0.08
- При clip_ratio = 0.5 обучение проходило без сильных скачков в среднем значении награды
- При clip_ratio = 0.2 машина в режиме тестирования чаще достигает цели (флага на холме)
- При clip_ratio = 0.5 машина в режиме тестирования относительно чаще предыдущих случаев находилась в районе дна котлована

Из всего вышеперечисленного можно сделать вывод, что оптимальным является значение clip_ratio = 0.2.

5. Сравнение обучения при разных количествах эпох

Были взяты следующие значения количества эпох: 10, 20, 30. Результаты представлены на рисунках 10 — 12.

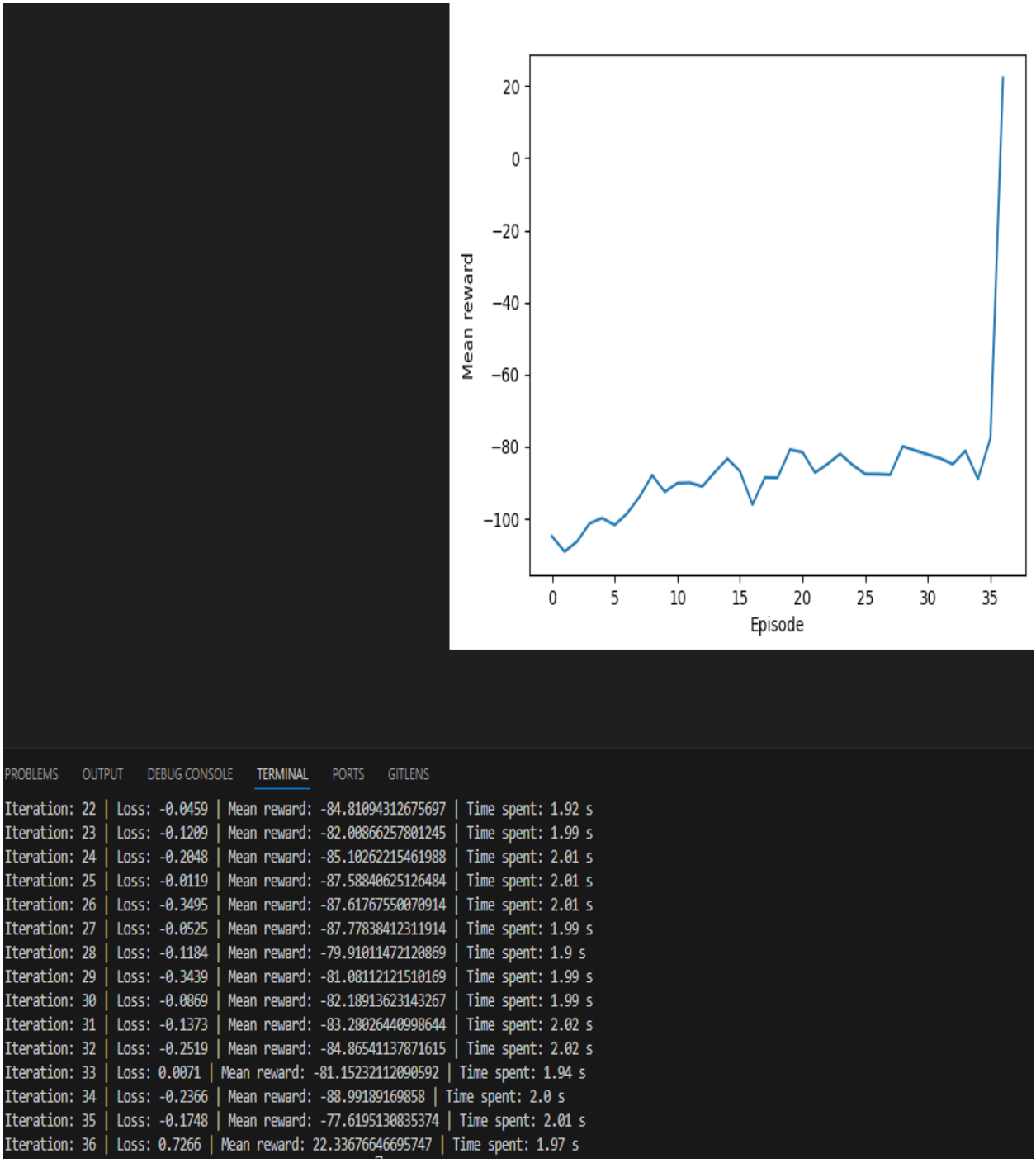


Рис. 10 — результат обучения при epochs = 10

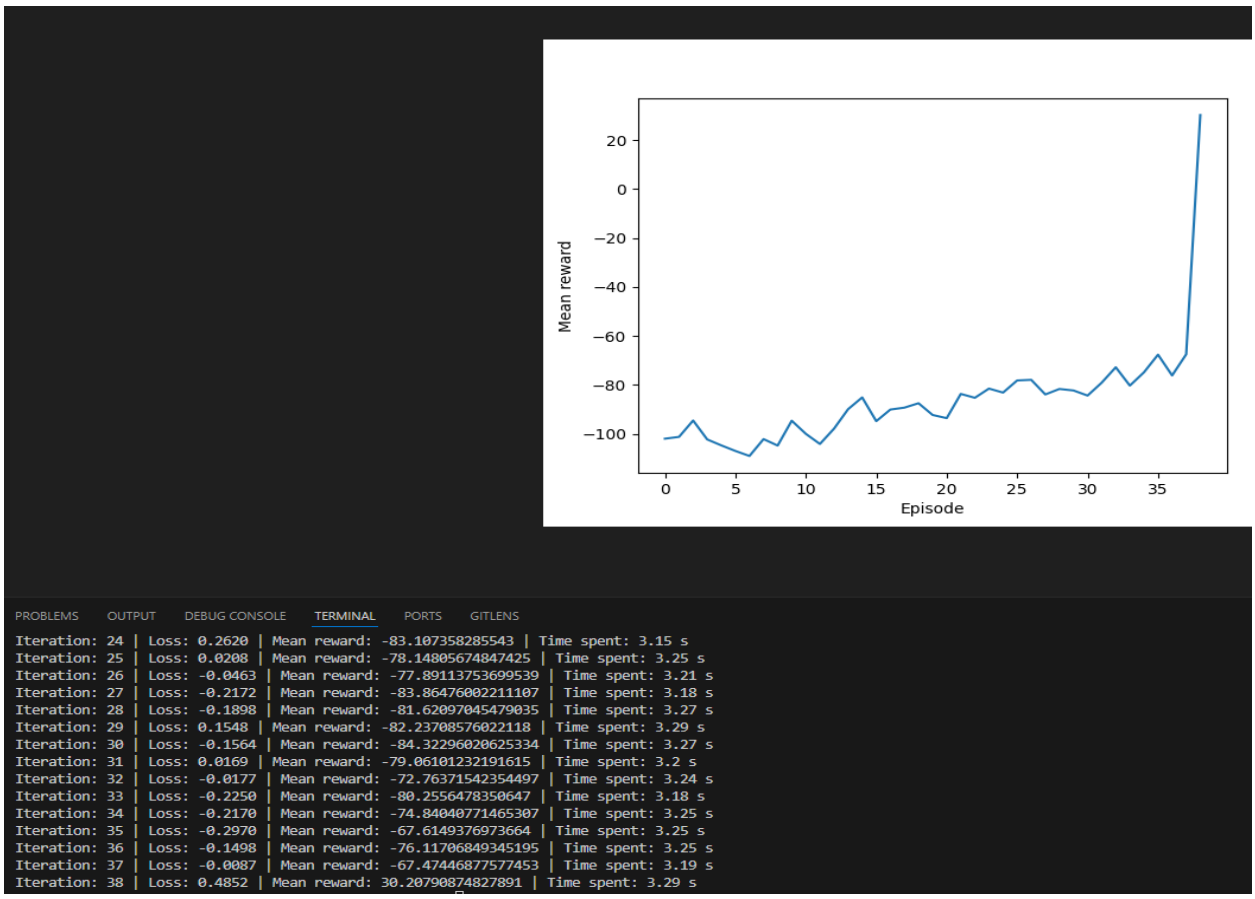


Рис. 11 — результат обучения при epochs = 20

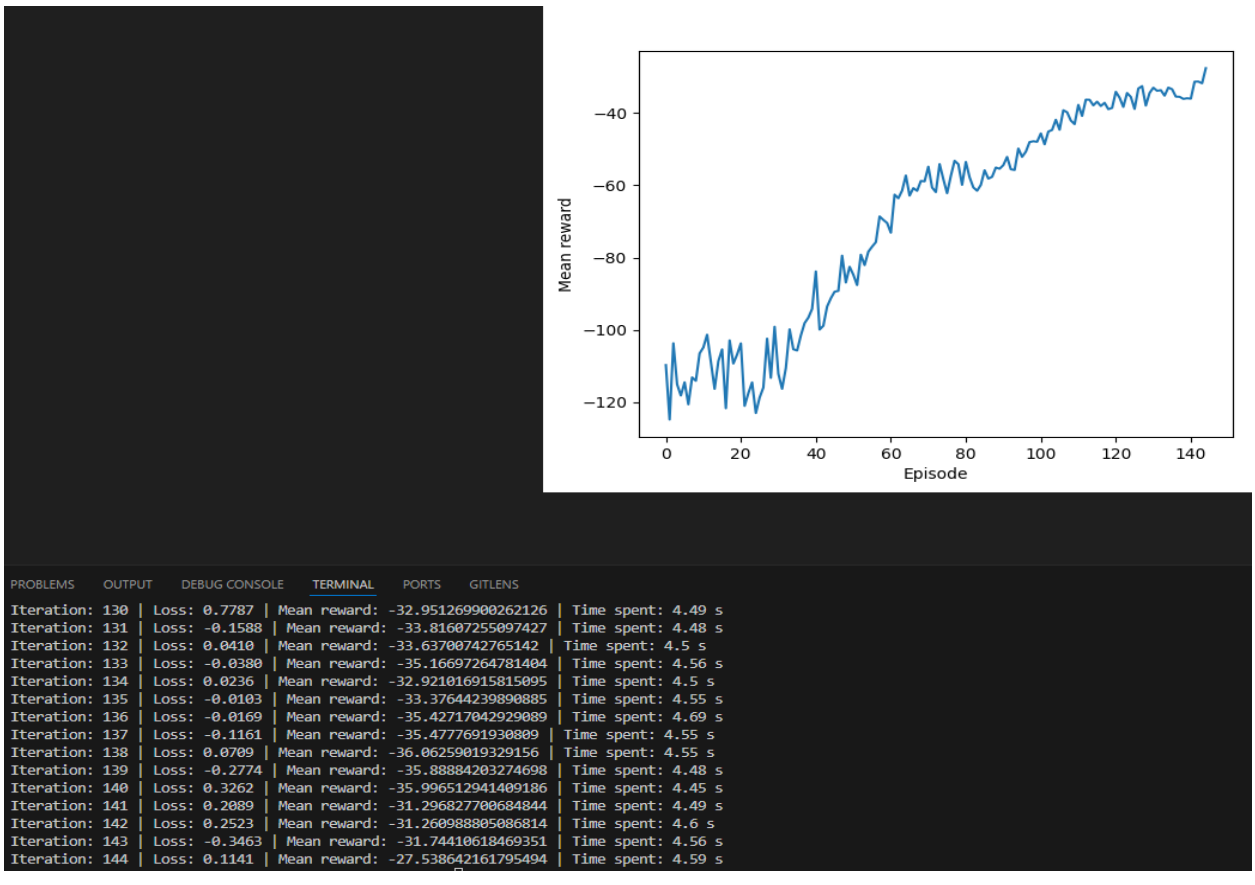


Рис. 12 — результат обучения при epochs = 30

По результатам можно заметить следующее:

- По мере увеличения числа эпох растет среднее время итерации
- При epochs = 30 не было таких же резких скачков значений, как при epochs = 10 и epochs = 20
- По мере возрастания количества эпох возрастает количество итераций до достижения терминального состояния

Выводы.

Была выполнена реализация PPO для среды MountainCarContinuous-v0. Было проведено исследование влияния изменения параметров алгоритма на результаты, а также эффективность применения нормализации к значениям advantages.