

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
им. Н.Э. Баумана

Факультет «Информатика и системы управления»
Кафедра «Систем обработки информации и управления»

ОТЧЕТ

Лабораторная работа № 6
по дисциплине «Методы машинного обучения»

Тема: «Обучение на основе глубоких Q-сетей»

ИСПОЛНИТЕЛЬ:

группа ИУ5-25

Алексеев А С
ФИО

подпись

"__" _____ 2024 г.

ПРЕПОДАВАТЕЛЬ:

Гапанюк Ю Е
ФИО

подпись

"__" _____ 2024 г.

Москва - 2024

Задание

- На основе рассмотренных на лекции примеров реализуйте алгоритм DQN.
- В качестве среды можно использовать классические среды (в этом случае используется полносвязная архитектура нейронной сети).
- В качестве среды можно использовать игры Atari (в этом случае используется сверточная архитектура нейронной сети).

DQN использует нейронную сеть для оценки значений Q-функции. На вход сети подаются текущие кадры игрового поля, а выходом - соответствующее значение Q для каждого возможного действия. Два метода важны для обучения DQN: воспроизведение опыта: поскольку обучающие батчи в типичной настройке ОП(RL) сильно коррелированы и менее эффективны для обработки данных, это приведет к более сложной конвергенции для сети. Одним из способов решения проблемы выборки батчей является воспроизведение опыта. По сути, батчи переходов сохраняются, а затем случайным образом выбираются из «пула переходов» для обновления знаний. Отдельная целевая сеть: целевая сеть Q имеет ту же структуру, что и сеть, которая оценивает значение. Колебания становятся менее сильными, что приводит к более стабильным тренировкам.

```

in [1]:import gym
import math
import random
import matplotlib
import matplotlib.pyplot as plt
from collections import namedtuple, deque
from itertools import count

import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
import torch.nn.functional as F

# Название среды
CONST_ENV_NAME = 'Acrobot-v1'
# Использование GPU
CONST_DEVICE = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")

# Элемент ReplayMemory в форме именованного кортежа
Transition = namedtuple('Transition',
                        ('state', 'action', 'next_state', 'reward'))

# Реализация техники Replay Memory
class ReplayMemory(object):

    def __init__(self, capacity):
        self.memory = deque([], maxlen=capacity)

    def push(self, *args):
        """
        Сохранение данных в ReplayMemory
        """
        self.memory.append(Transition(*args))

    def sample(self, batch_size):
        """
        Выборка случайных элементов размера batch_size
        """
        return random.sample(self.memory, batch_size)

    def __len__(self):
        return len(self.memory)

class DQN_Model(nn.Module):

    def __init__(self, n_observations, n_actions):
        """
        Инициализация топологии нейронной сети
        """
        super(DQN_Model, self).__init__()
        self.layer1 = nn.Linear(n_observations, 128)
        self.layer2 = nn.Linear(128, 128)
        self.layer3 = nn.Linear(128, n_actions)

    def forward(self, x):
        """
        Прямой проход
        Вызывается для одного элемента, чтобы определить следующее действие
        Или для batch'a во время процедуры оптимизации
        """
        x = F.relu(self.layer1(x))
        x = F.relu(self.layer2(x))
        return self.layer3(x)

class DQN_Agent:

    def __init__(self, env,
                 BATCH_SIZE = 128,
                 GAMMA = 0.99,
                 EPS_START = 0.9,
                 EPS_END = 0.05,
                 EPS_DECAY = 1000,
                 TAU = 0.005,
                 LR = 1e-4
                 ):

```

```

# Среда
self.env = env
# Размерности Q-модели
self.n_actions = env.action_space.n
state, _ = self.env.reset()
self.n_observations = len(state)
# Коэффициенты
self.BATCH_SIZE = BATCH_SIZE
self.GAMMA = GAMMA
self.EPS_START = EPS_START
self.EPS_END = EPS_END
self.EPS_DECAY = EPS_DECAY
self.TAU = TAU
self.LR = LR
# Модели
# Основная модель
self.policy_net = DQN_Model(self.n_observations, self.n_actions).to(CONST_DEVICE)
# Вспомогательная модель, используется для стабилизации алгоритма
# Обновление контролируется гиперпараметром TAU
# Используется подход Double DQN
self.target_net = DQN_Model(self.n_observations, self.n_actions).to(CONST_DEVICE)
self.target_net.load_state_dict(self.policy_net.state_dict())
# Оптимизатор
self.optimizer = optim.AdamW(self.policy_net.parameters(), lr=self.LR, amsgrad=True)
# Replay Memory
self.memory = ReplayMemory(10000)
# Количество шагов
self.steps_done = 0
# Длительность эпизодов
self.episode_durations = []

```

```

def select_action(self, state):
    """
    Выбор действия
    """
    sample = random.random()
    eps = self.EPS_END + (self.EPS_START - self.EPS_END) * \
        math.exp(-1. * self.steps_done / self.EPS_DECAY)
    self.steps_done += 1
    if sample > eps:
        with torch.no_grad():
            # Если вероятность больше eps
            # то выбирается действие, соответствующее максимальному Q-значению
            # t.max(1) возвращает максимальное значение колонки для каждой строки
            # [1] возвращает индекс максимального элемента
            return self.policy_net(state).max(1)[1].view(1, 1)
    else:
        # Если вероятность меньше eps
        # то выбирается случайное действие
        return torch.tensor([self.env.action_space.sample()]), device=CONST_DEVICE, dtype=torch.long)

```

```

def plot_durations(self, show_result=False):
    plt.figure(1)
    durations_t = torch.tensor(self.episode_durations, dtype=torch.float)
    if show_result:
        plt.title('Результат')
    else:
        plt.clf()
        plt.title('Обучение...')
    plt.xlabel('Эпизод')
    plt.ylabel('Количество шагов в эпизоде')
    plt.plot(durations_t.numpy())
    plt.pause(0.001) # пауза

```

```

def optimize_model(self):
    """
    Оптимизация модели
    """
    if len(self.memory) < self.BATCH_SIZE:
        return
    transitions = self.memory.sample(self.BATCH_SIZE)
    # Транспонирование batch'a
    # (https://stackoverflow.com/a/19343/3343043)
    # Конвертация batch-массива из Transition
    # в Transition batch-массивов.

```

```

batch = Transition(*zip(*transitions))

# Вычисление маски нефинальных состояний и конкатенация элементов batch'a
non_final_mask = torch.tensor(tuple(map(lambda s: s is not None,
                                         batch.next_state)), device=CONST_DEVICE, dtype=torch.bool)
non_final_next_states = torch.cat([s for s in batch.next_state
                                   if s is not None])
state_batch = torch.cat(batch.state)
action_batch = torch.cat(batch.action)
reward_batch = torch.cat(batch.reward)

# Вычисление Q(s_t, a)
state_action_values = self.policy_net(state_batch).gather(1, action_batch)

# Вычисление V(s_{t+1}) для всех следующих состояний
next_state_values = torch.zeros(self.BATCH_SIZE, device=CONST_DEVICE)
with torch.no_grad():
    next_state_values[non_final_mask] = self.target_net(non_final_next_states).max(1)[0]
# Вычисление ожидаемых значений Q
expected_state_action_values = (next_state_values * self.GAMMA) + reward_batch

# Вычисление Huber loss
criterion = nn.SmoothL1Loss()
loss = criterion(state_action_values, expected_state_action_values.unsqueeze(1))

# Оптимизация модели
self.optimizer.zero_grad()
loss.backward()
# gradient clipping
torch.nn.utils.clip_grad_value_(self.policy_net.parameters(), 100)
self.optimizer.step()

def play_agent(self):
    """
    Проигрывание сессии для обученного агента
    """
    env2 = gym.make(CONST_ENV_NAME, render_mode='human')
    state = env2.reset()[0]
    state = torch.tensor(state, dtype=torch.float32, device=CONST_DEVICE).unsqueeze(0)
    done = False
    res = []
    while not done:

        action = self.select_action(state)
        action = action.item()
        observation, reward, terminated, truncated, _ = env2.step(action)
        env2.render()

        res.append((action, reward))

        if terminated:
            next_state = None
        else:
            next_state = torch.tensor(observation, dtype=torch.float32, device=CONST_DEVICE).unsqueeze(0)

        state = next_state
        if terminated or truncated:
            done = True

    print('Данные об эпизоде: ', res)

def learn(self):
    """
    Обучение агента
    """
    if torch.cuda.is_available():
        num_episodes = 600
    else:
        num_episodes = 50

    for i_episode in range(num_episodes):
        # Инициализация среды
        state, info = self.env.reset()
        state = torch.tensor(state, dtype=torch.float32, device=CONST_DEVICE).unsqueeze(0)
        for t in count():

```

```

action = self.select_action(state)
observation, reward, terminated, truncated, _ = self.env.step(action.item())
reward = torch.tensor([reward], device=CONST_DEVICE)

done = terminated or truncated
if terminated:
    next_state = None
else:
    next_state = torch.tensor(observation, dtype=torch.float32, device=CONST_DEVICE).unsqueeze(0)

# Сохранение данных в Replay Memory
self.memory.push(state, action, next_state, reward)

# Переход к следующему состоянию
state = next_state

# Выполнение одного шага оптимизации модели
self.optimize_model()

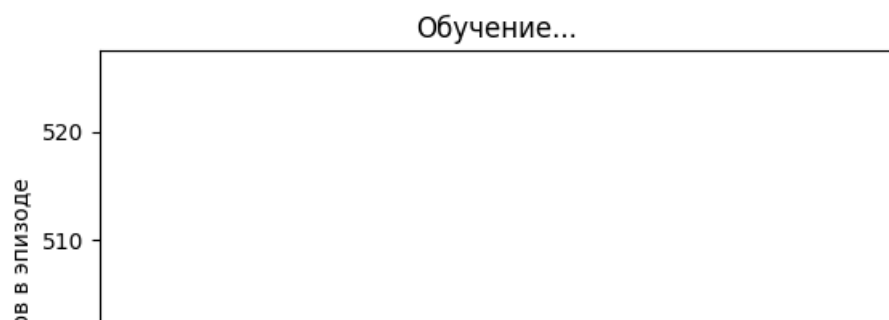
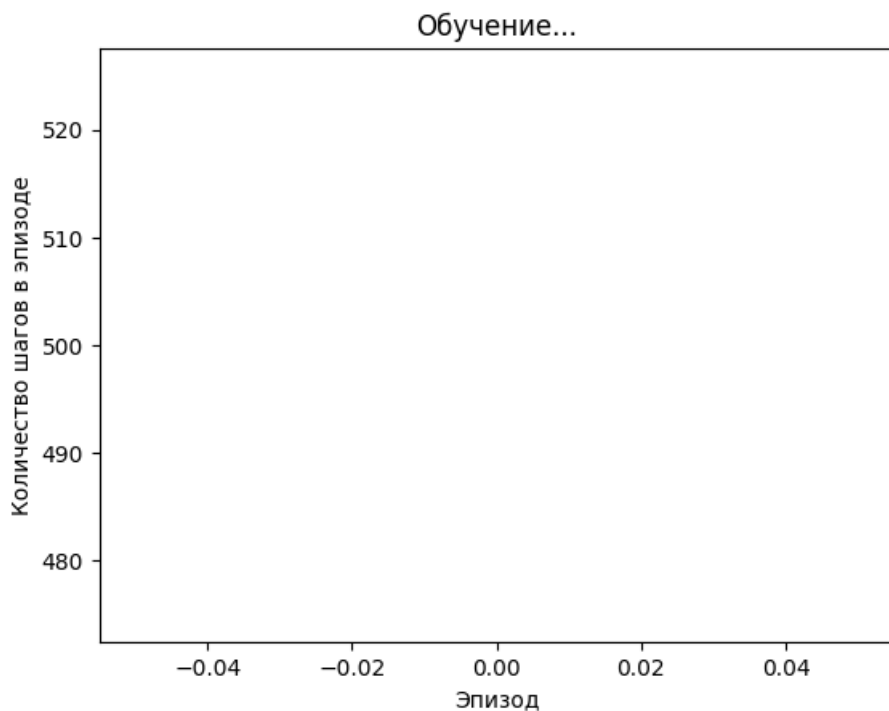
# Обновление весов target-сети
#  $\theta' \leftarrow \tau \theta + (1 - \tau) \theta'$ 
target_net_state_dict = self.target_net.state_dict()
policy_net_state_dict = self.policy_net.state_dict()
for key in policy_net_state_dict:
    target_net_state_dict[key] = policy_net_state_dict[key]*self.TAU + target_net_state_dict[key]*(1-self.TAU)
self.target_net.load_state_dict(target_net_state_dict)

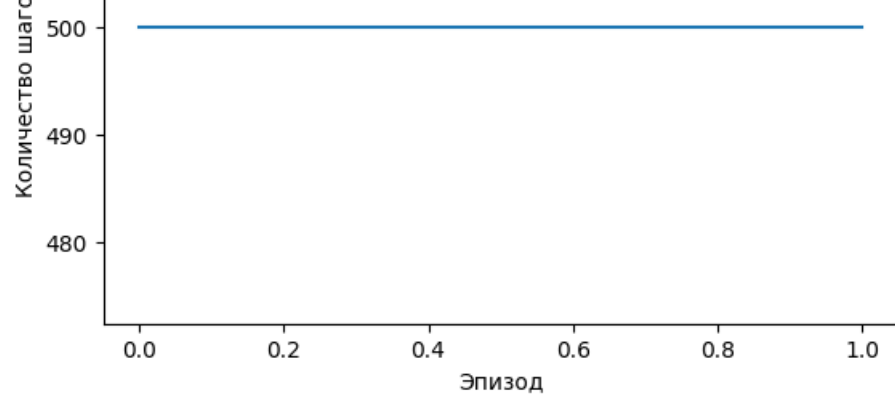
if done:
    self.episode_durations.append(t + 1)
    self.plot_durations()
    break

def main():
    env = gym.make(CONST_ENV_NAME)
    agent = DQN_Agent(env)
    agent.learn()
    agent.play_agent()

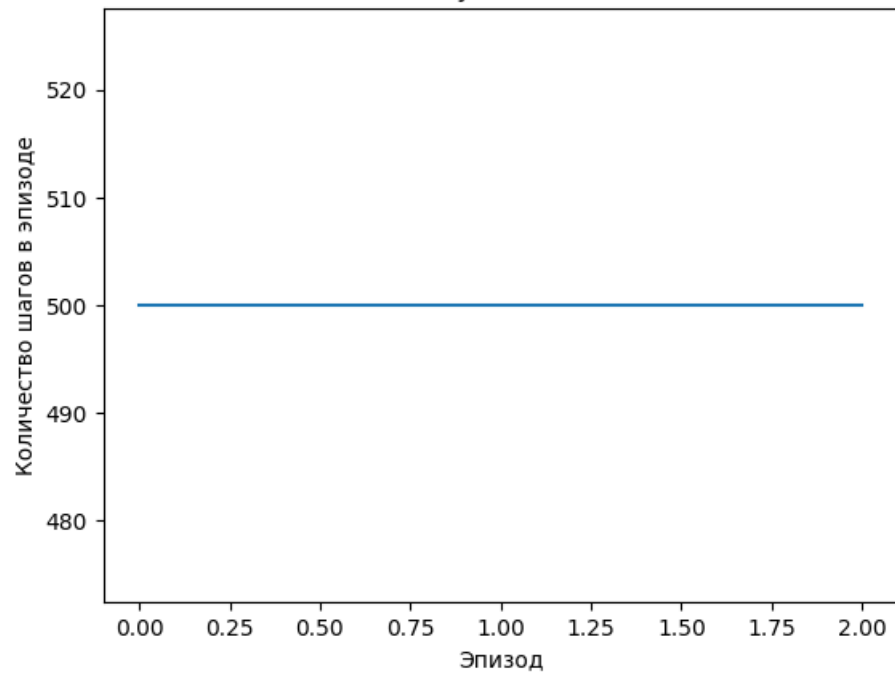
if __name__ == '__main__':
    main()

```

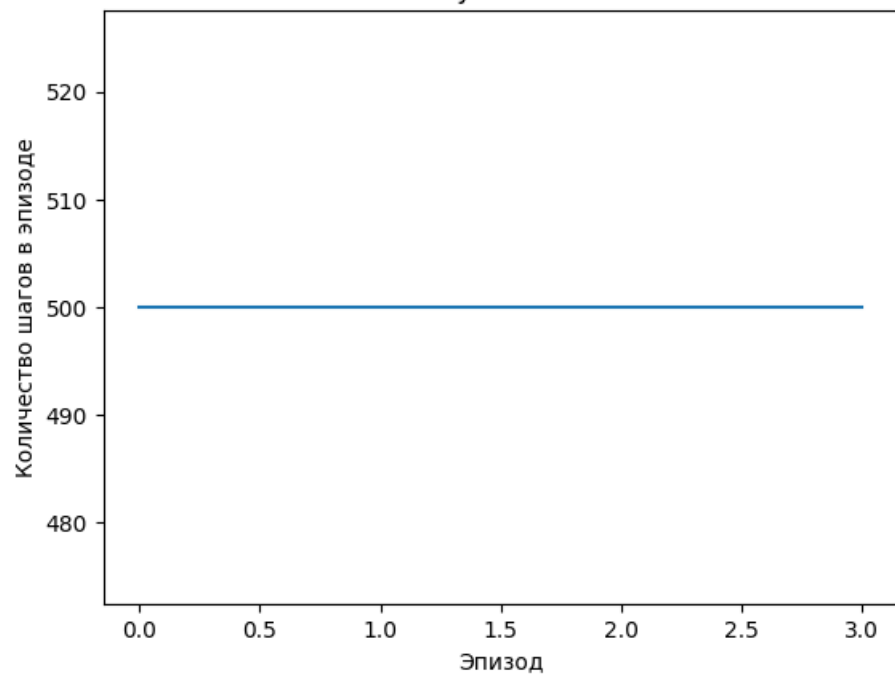




Обучение...

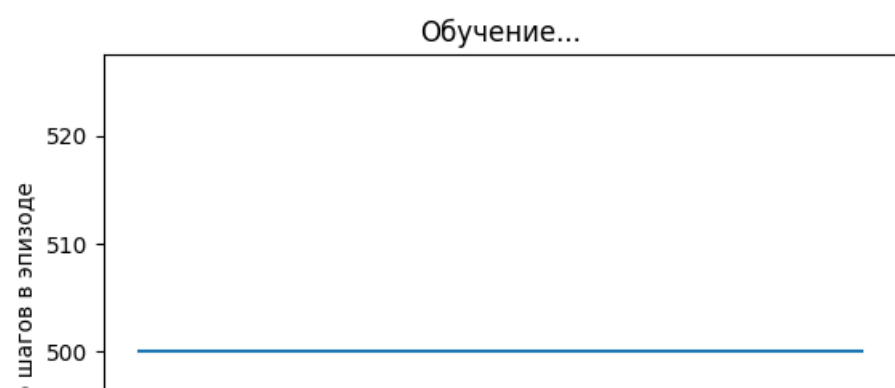
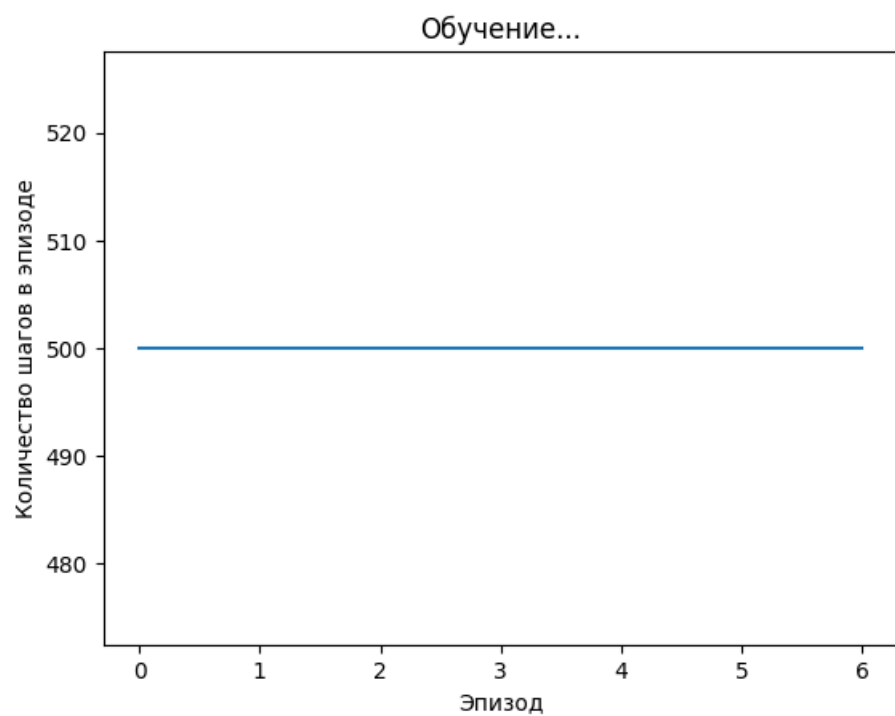
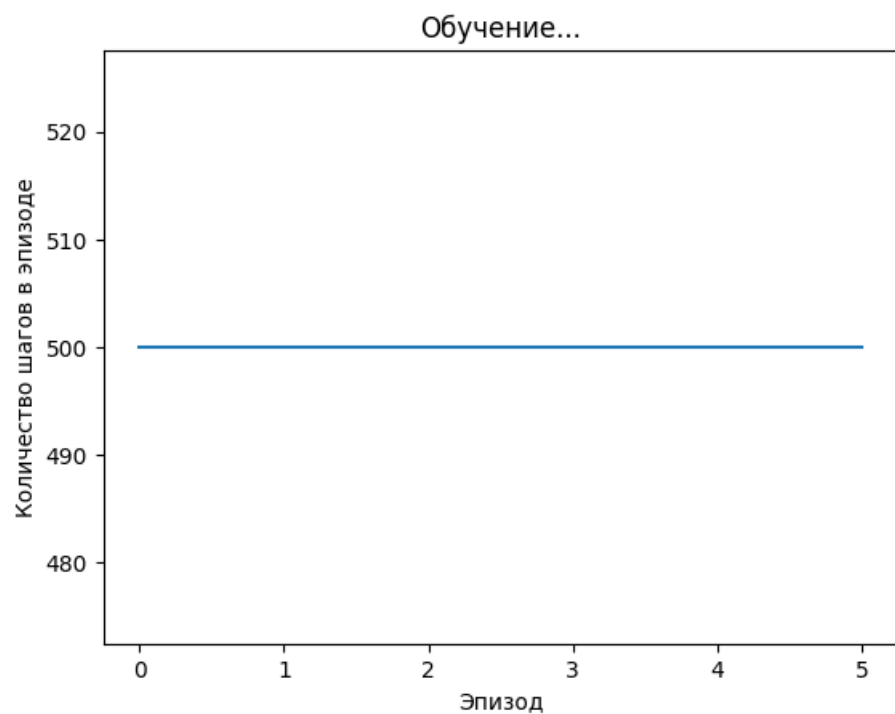
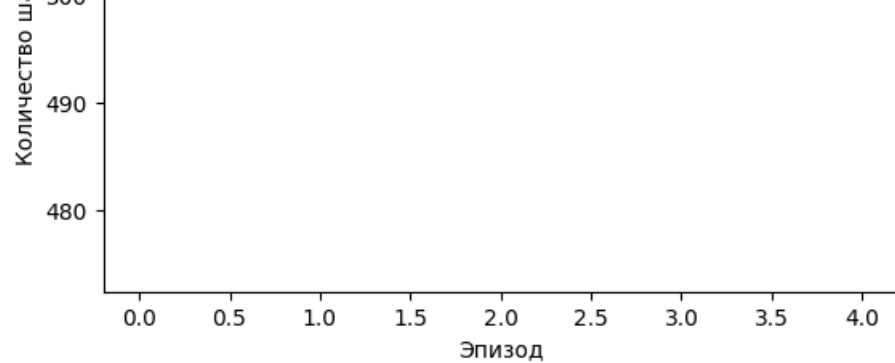


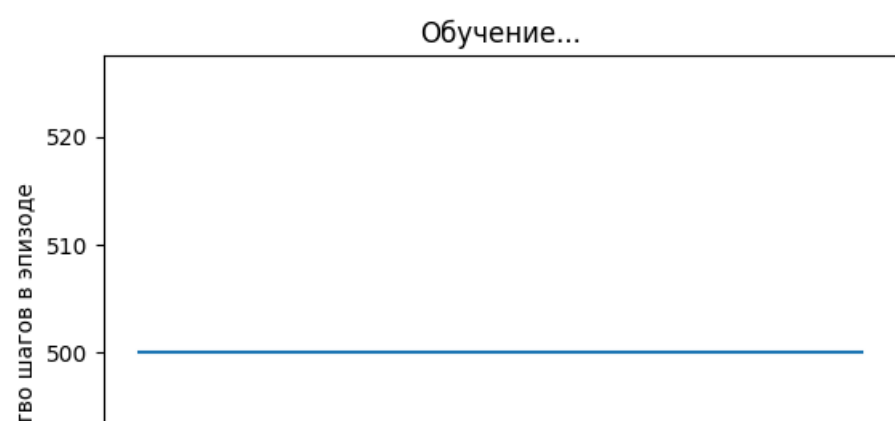
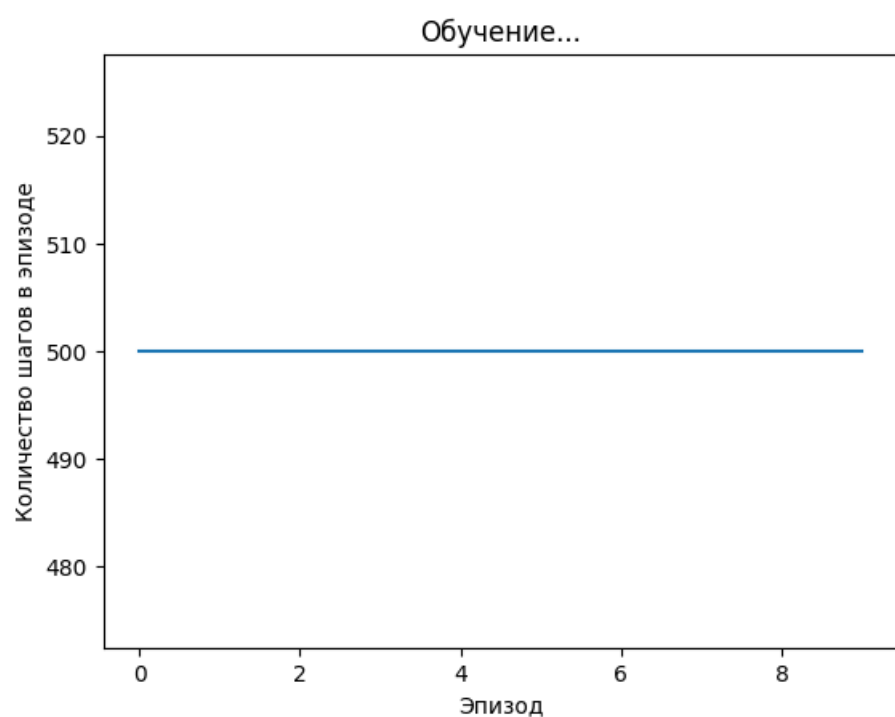
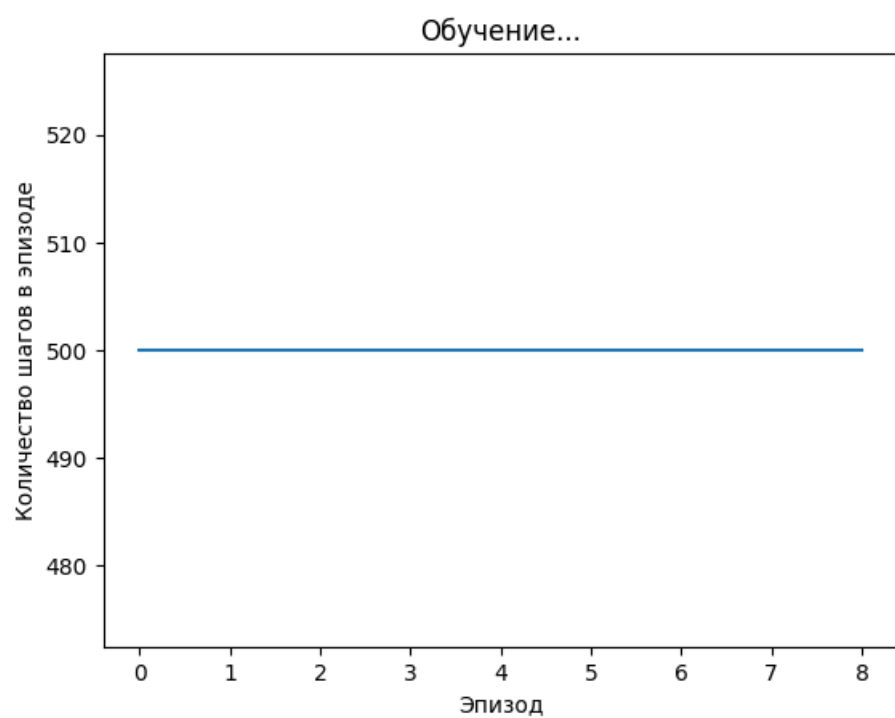
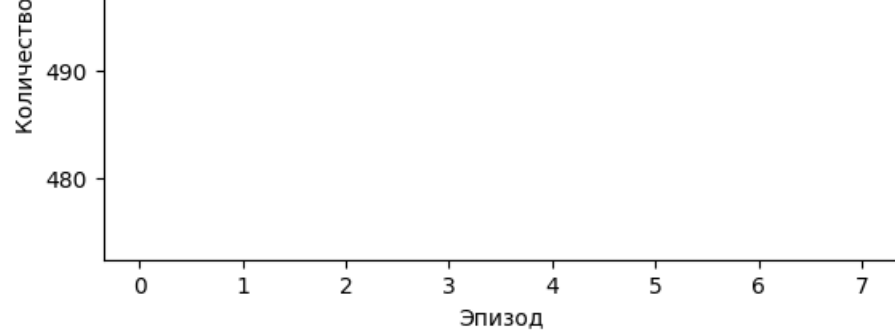
Обучение...

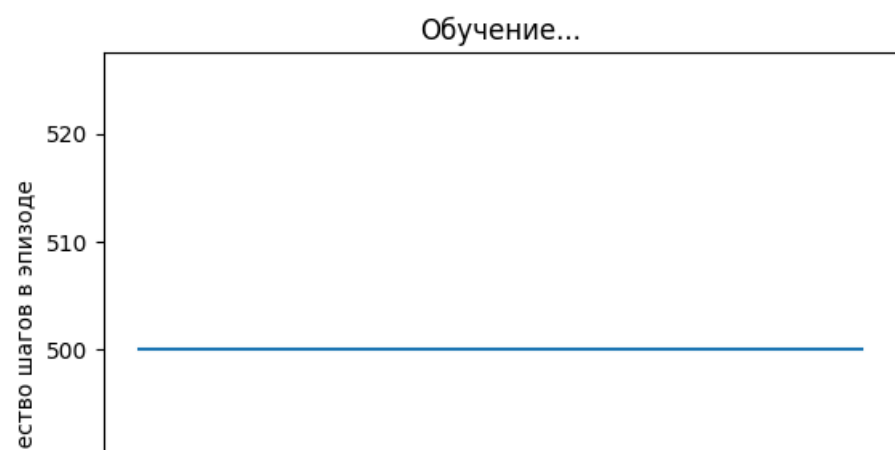
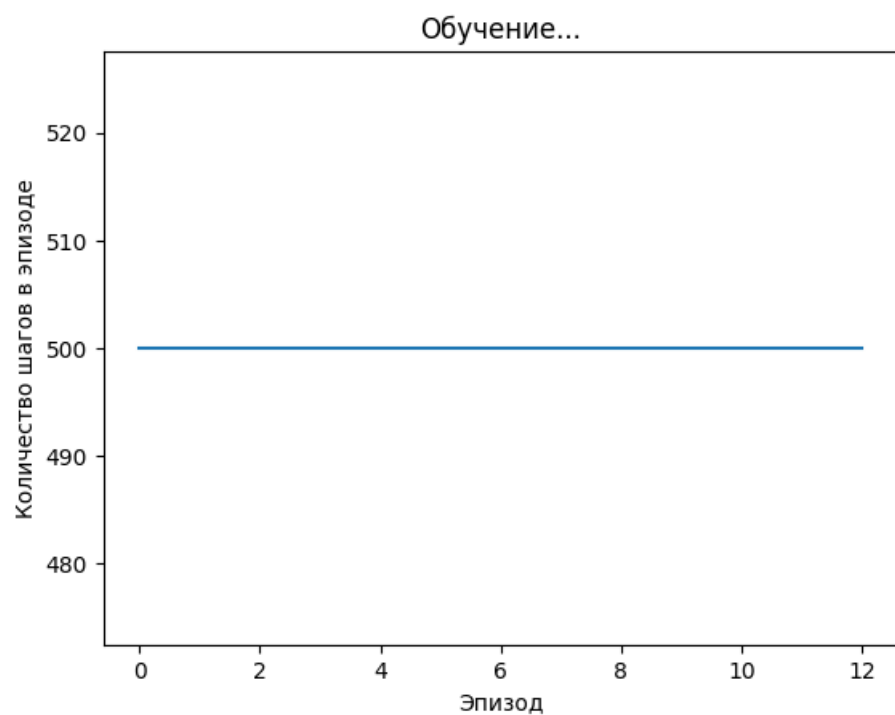
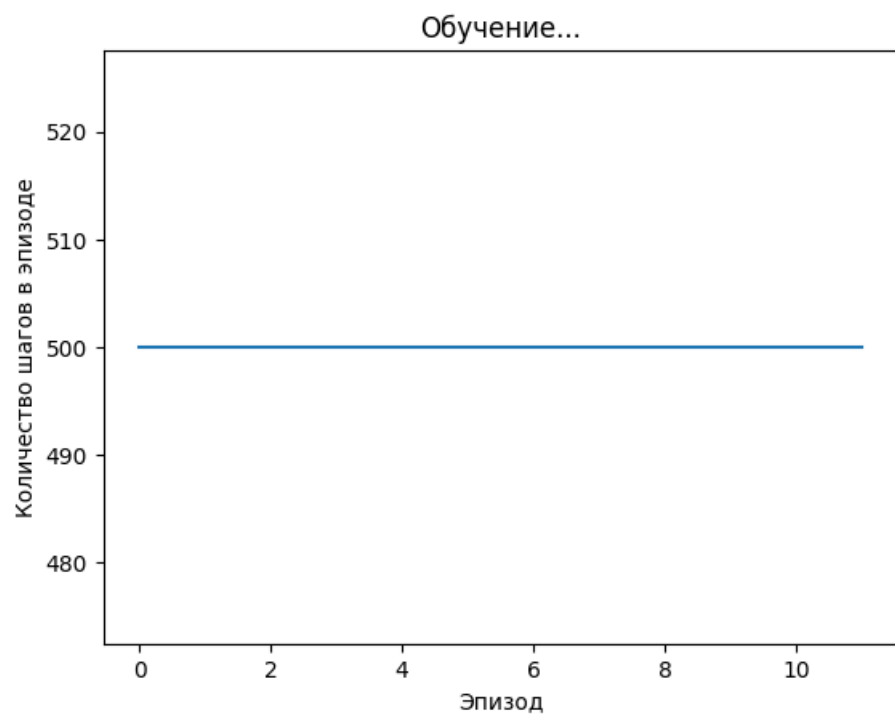
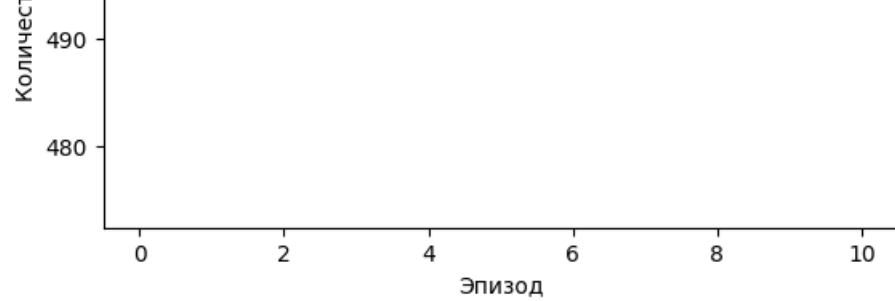


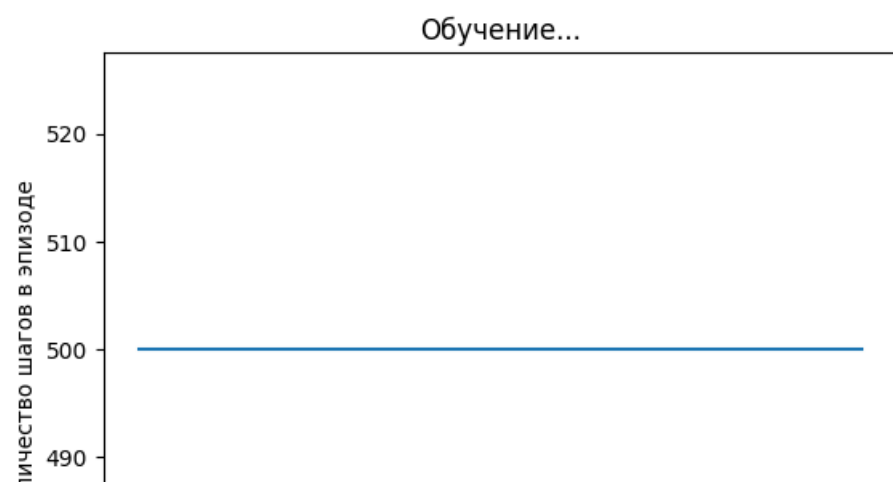
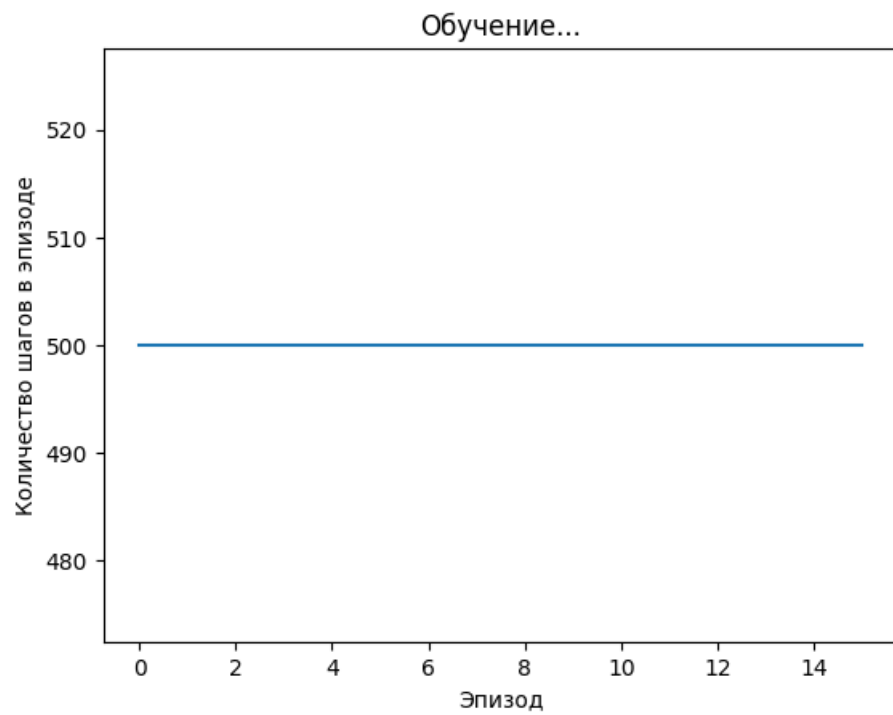
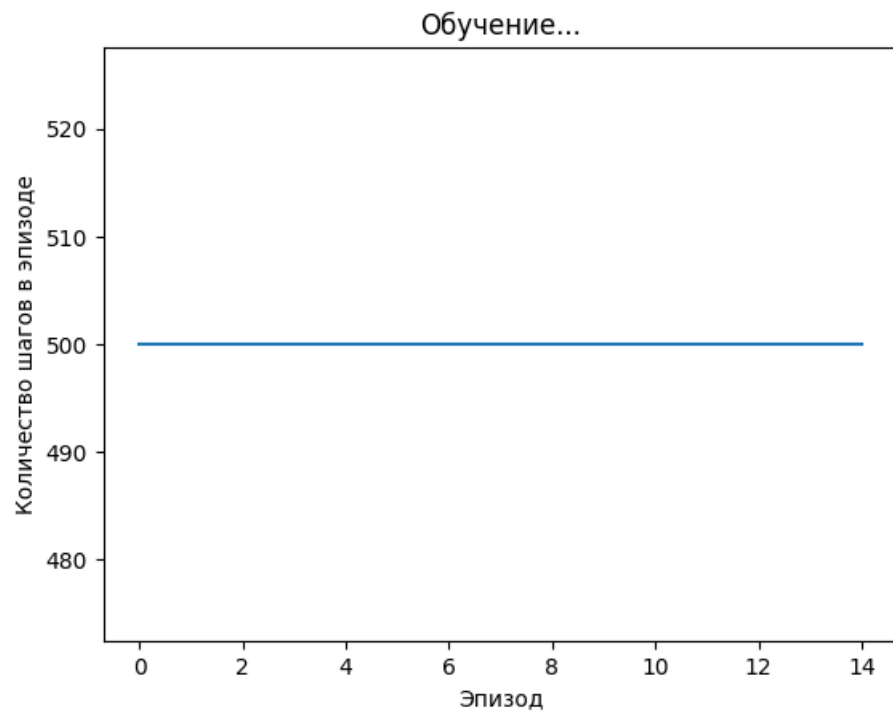
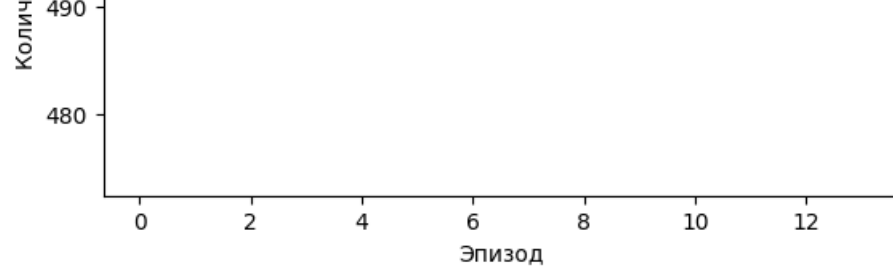
Обучение...

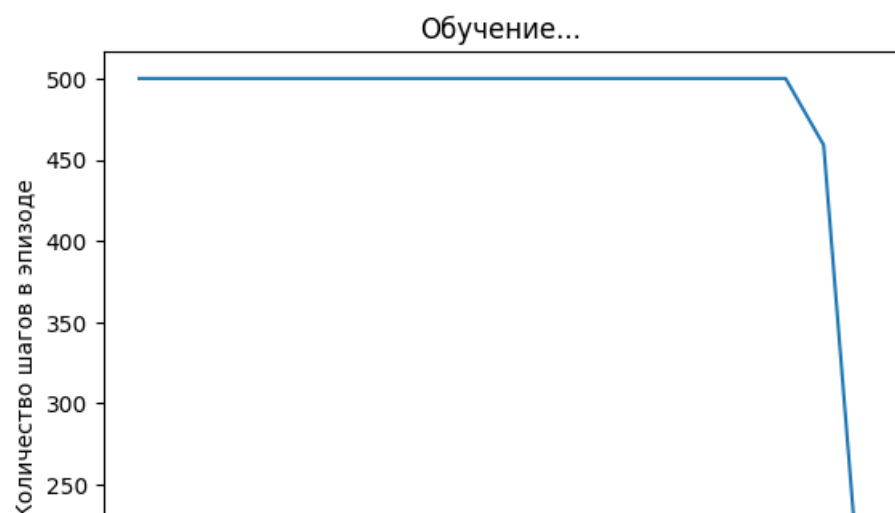
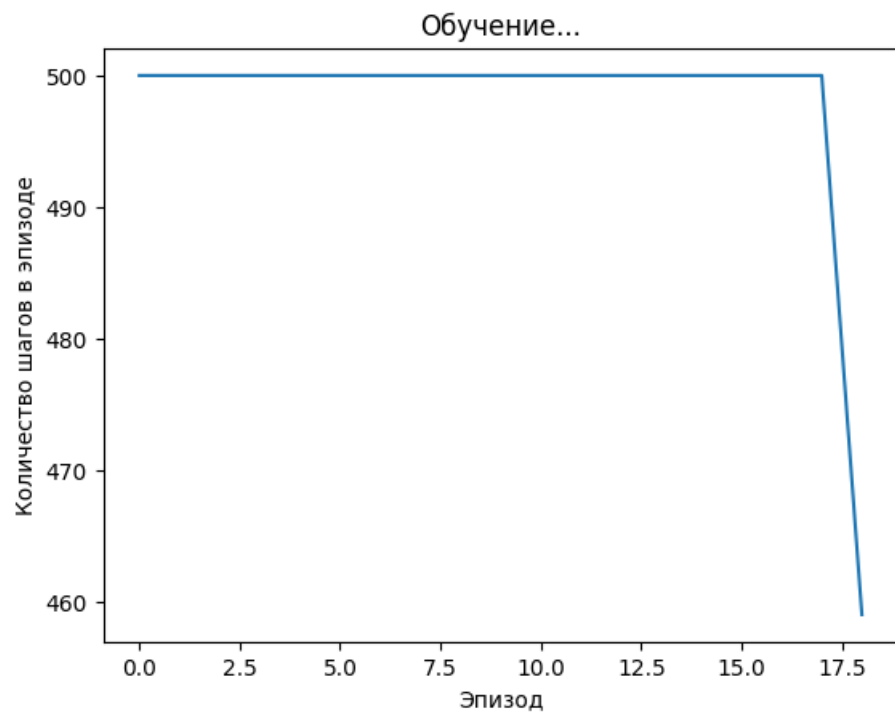
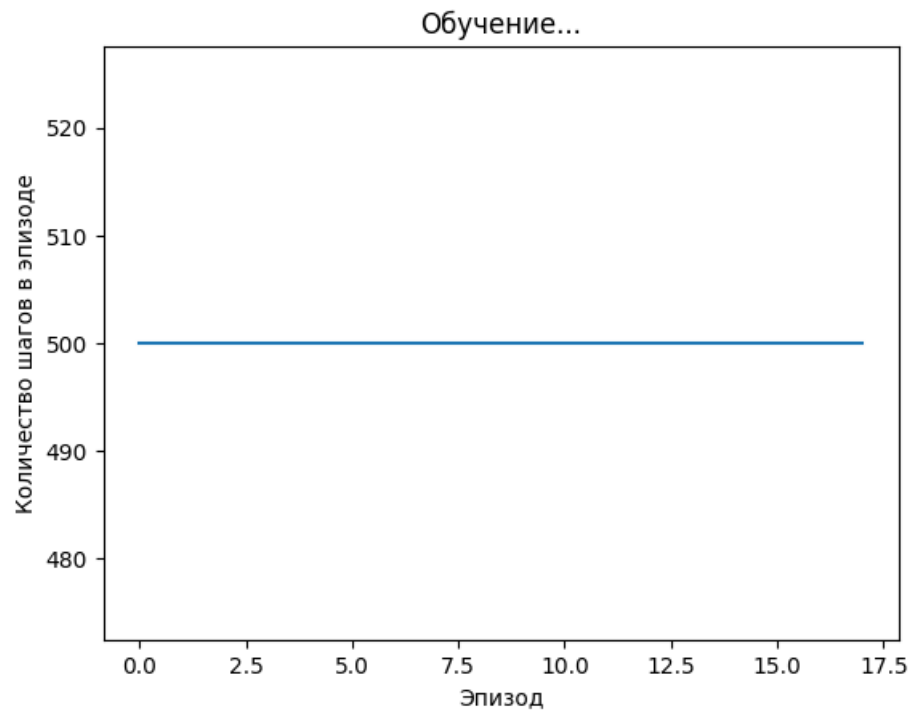
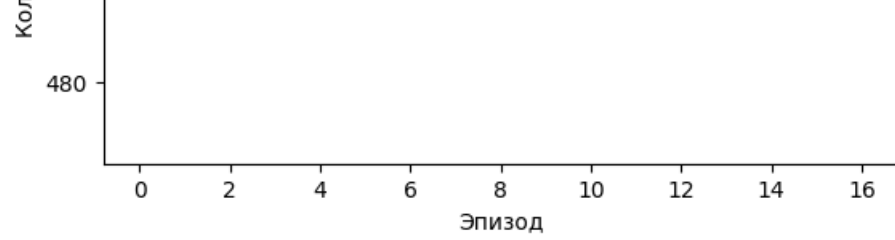


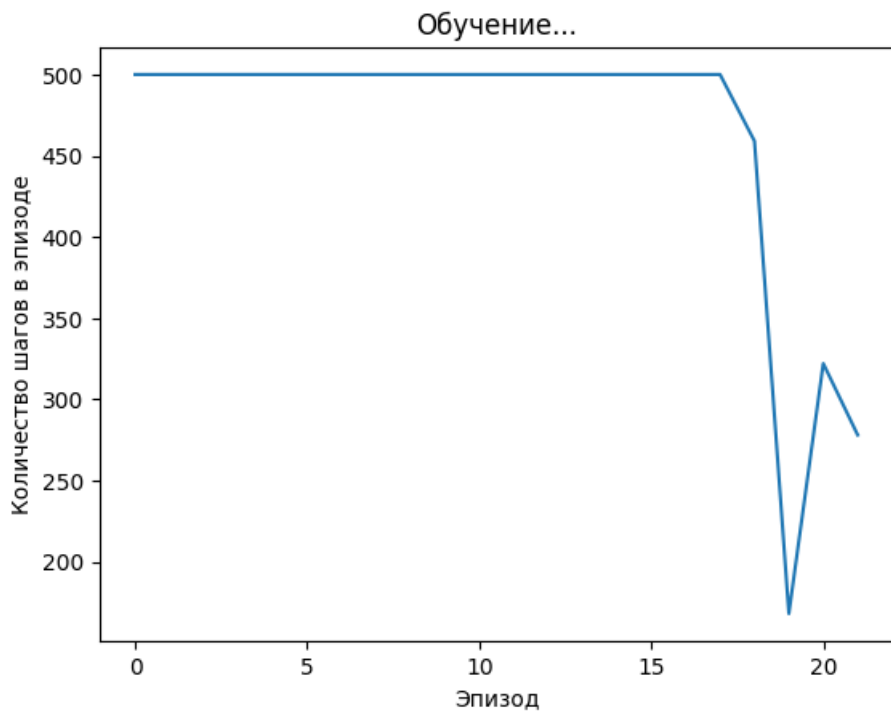
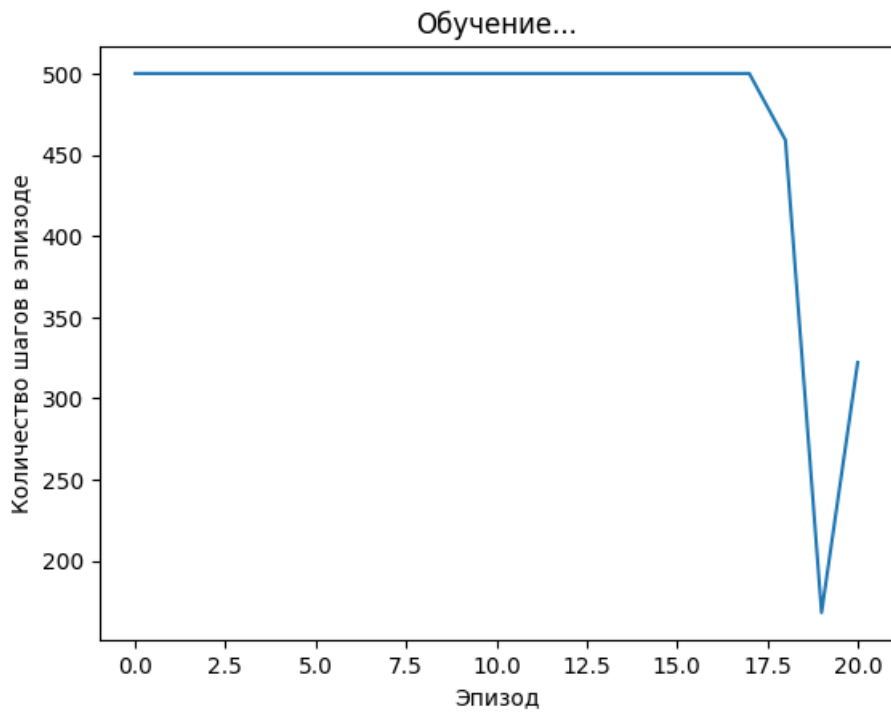
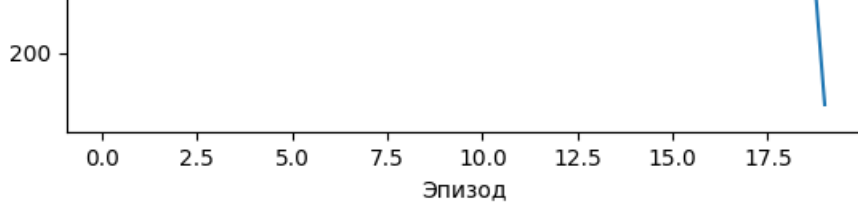


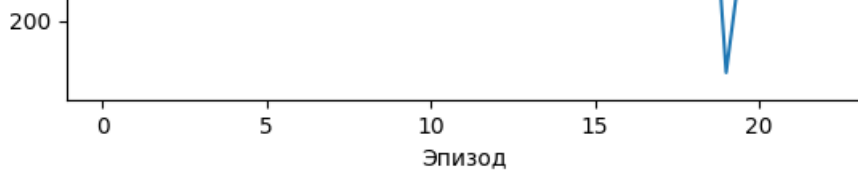




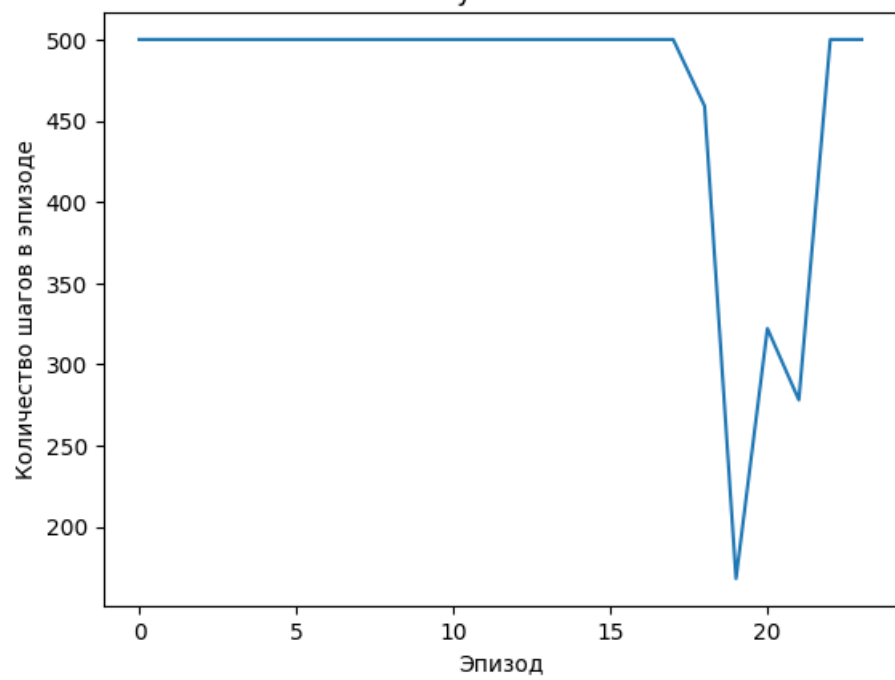




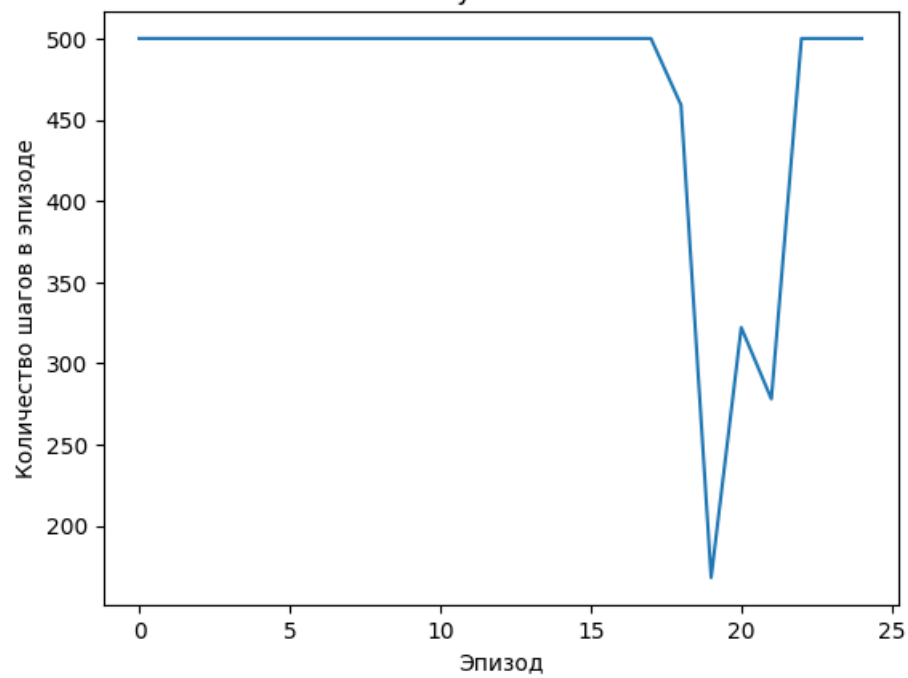




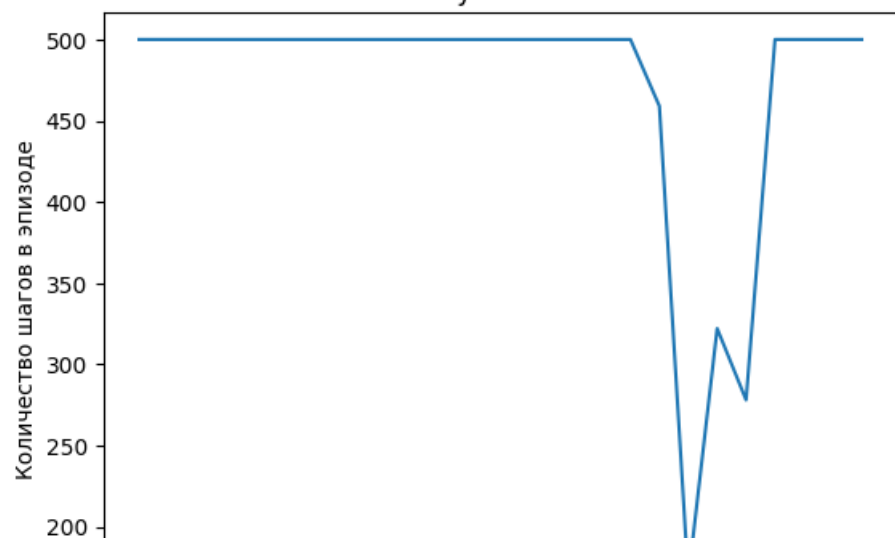
Обучение...

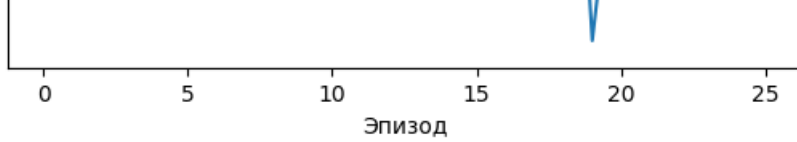


Обучение...

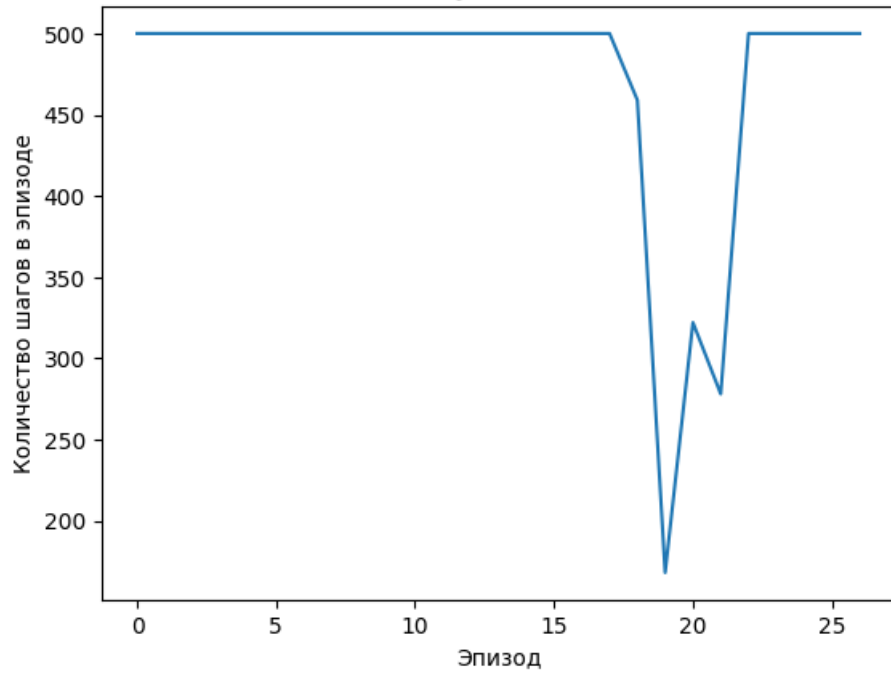


Обучение...

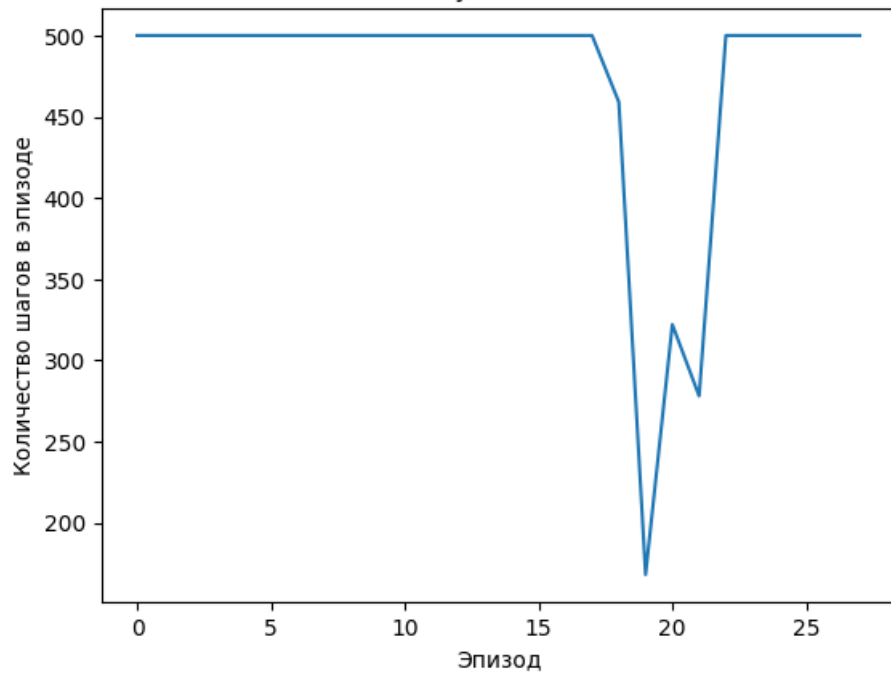




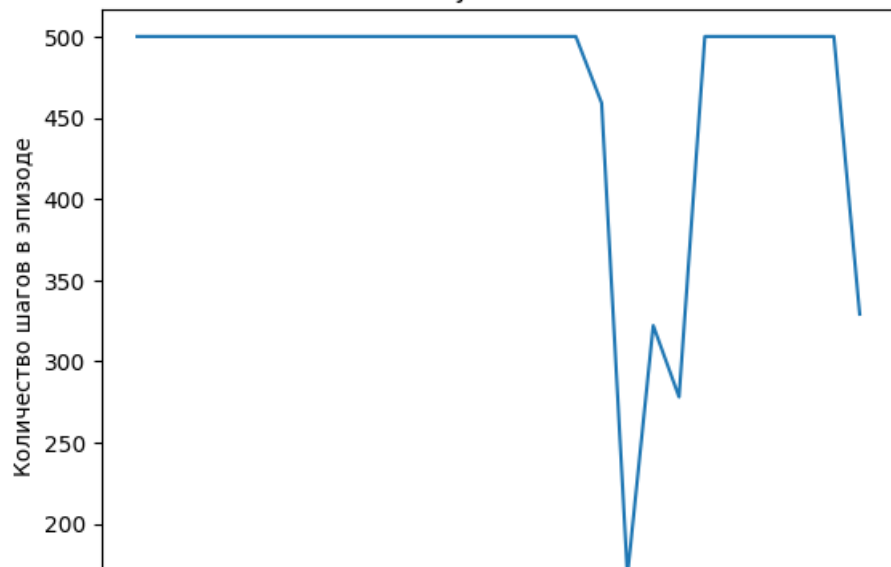
Обучение...

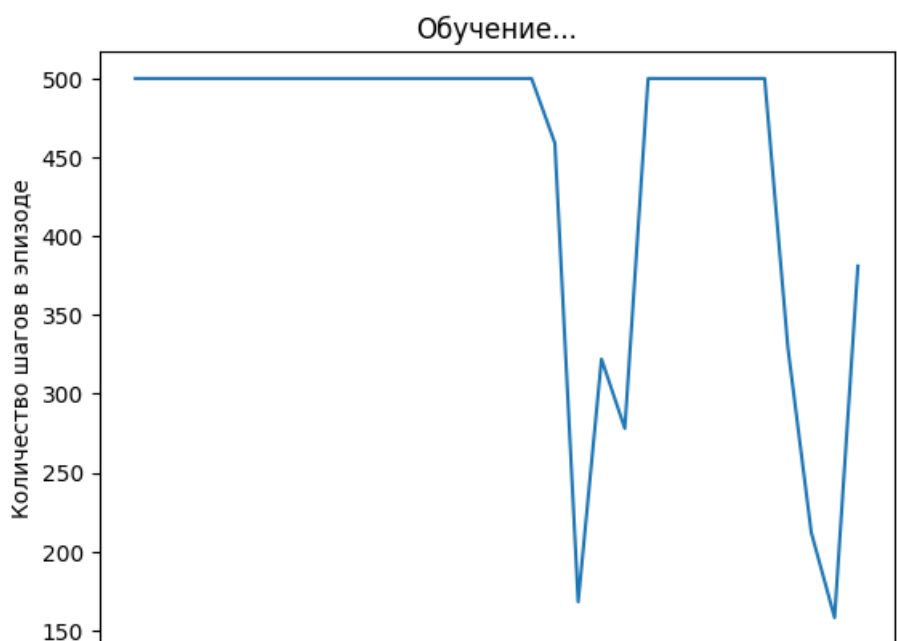
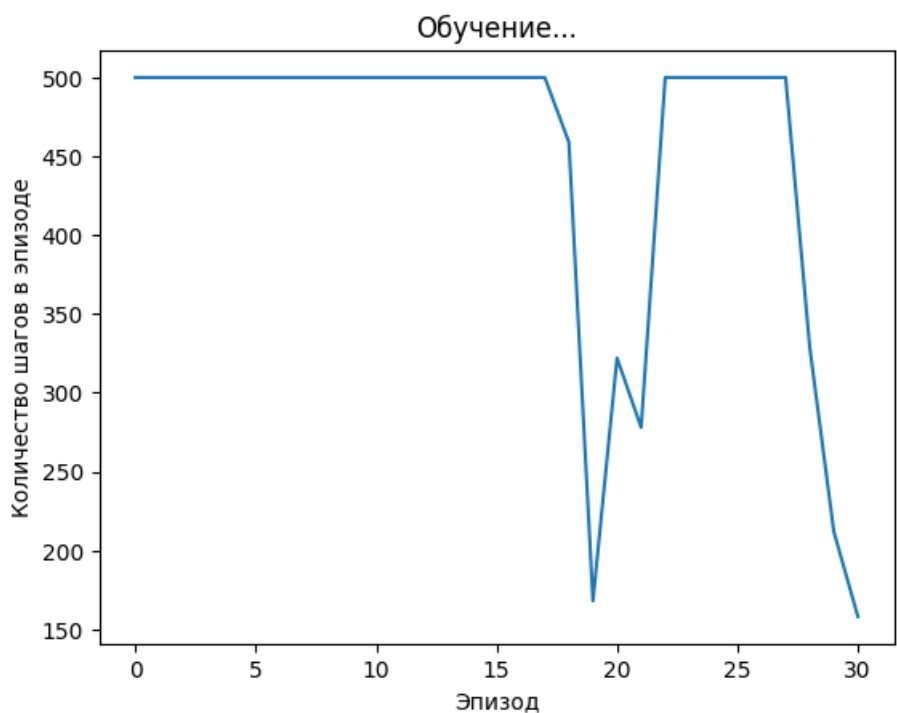
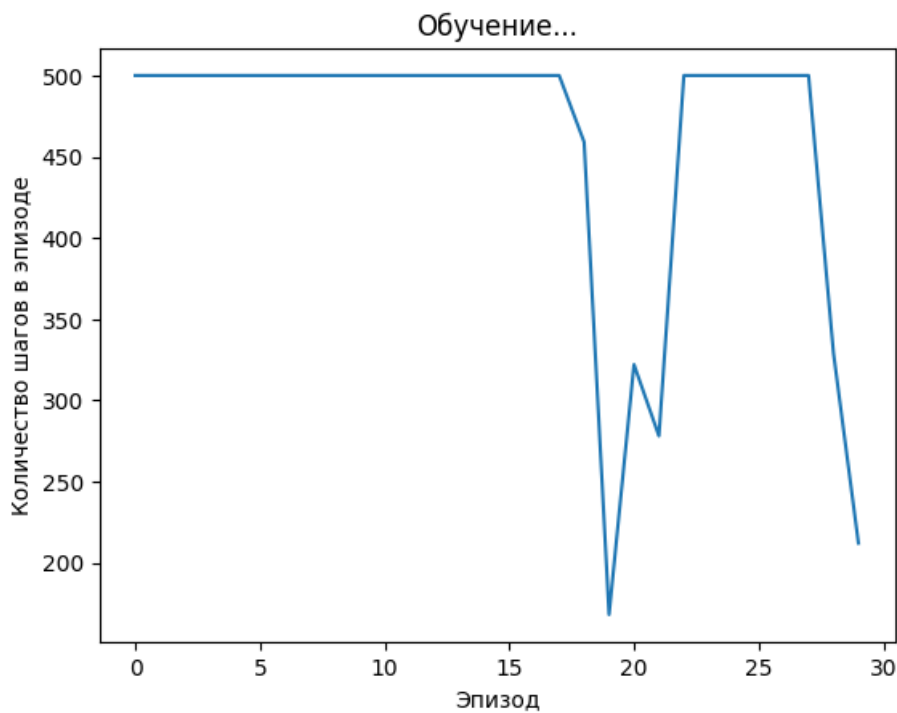
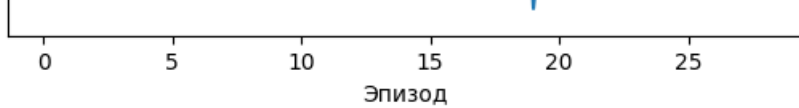


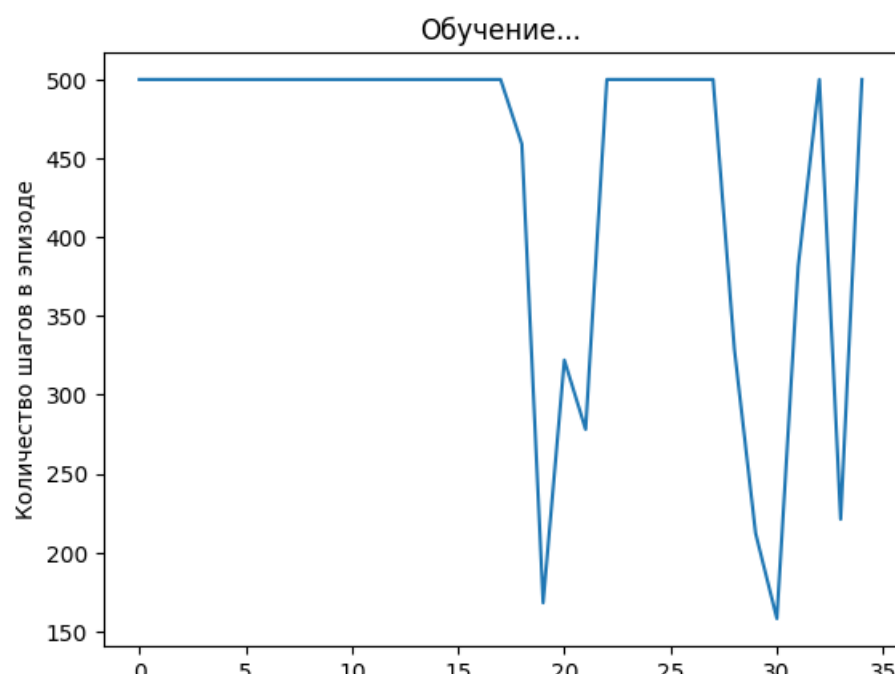
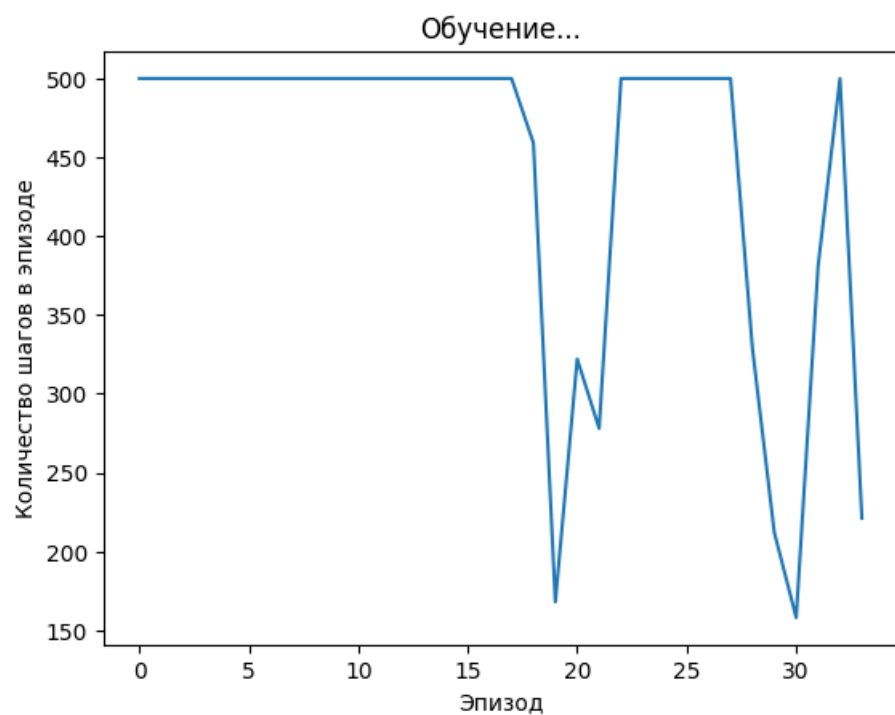
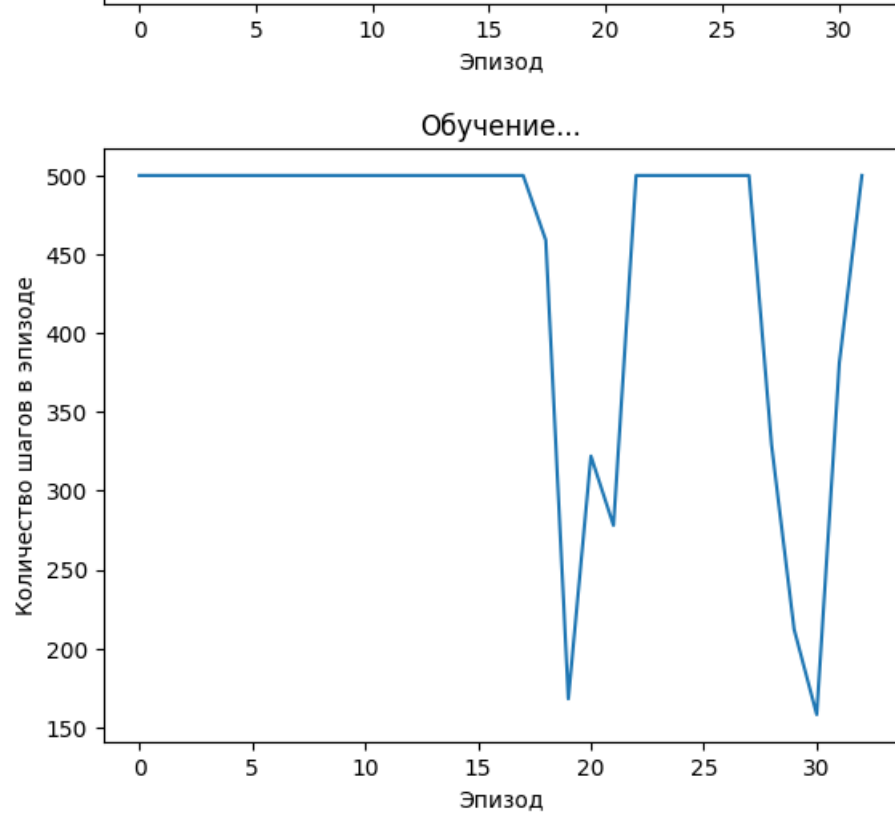
Обучение...

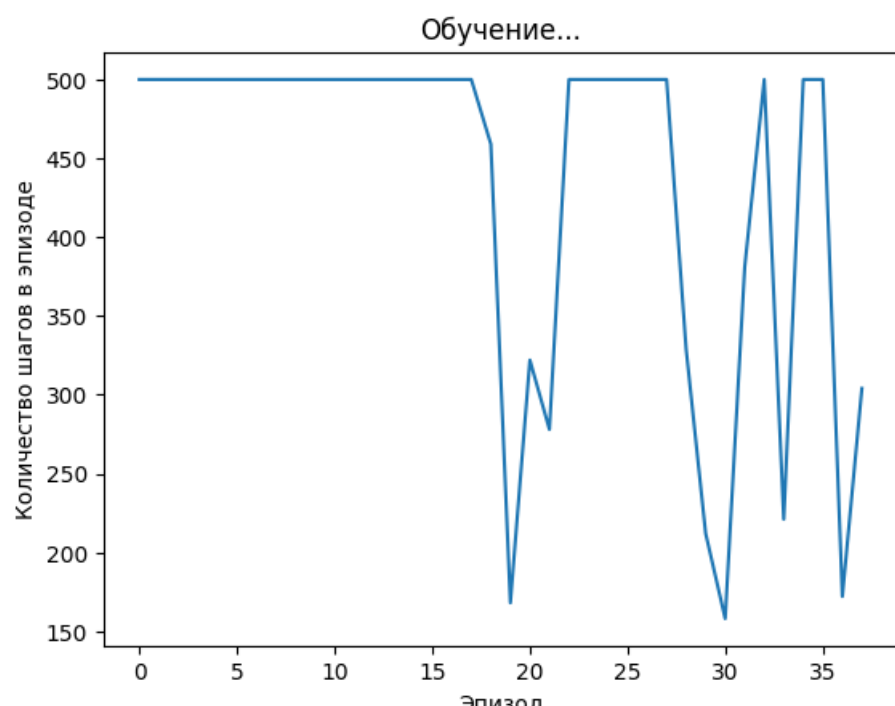
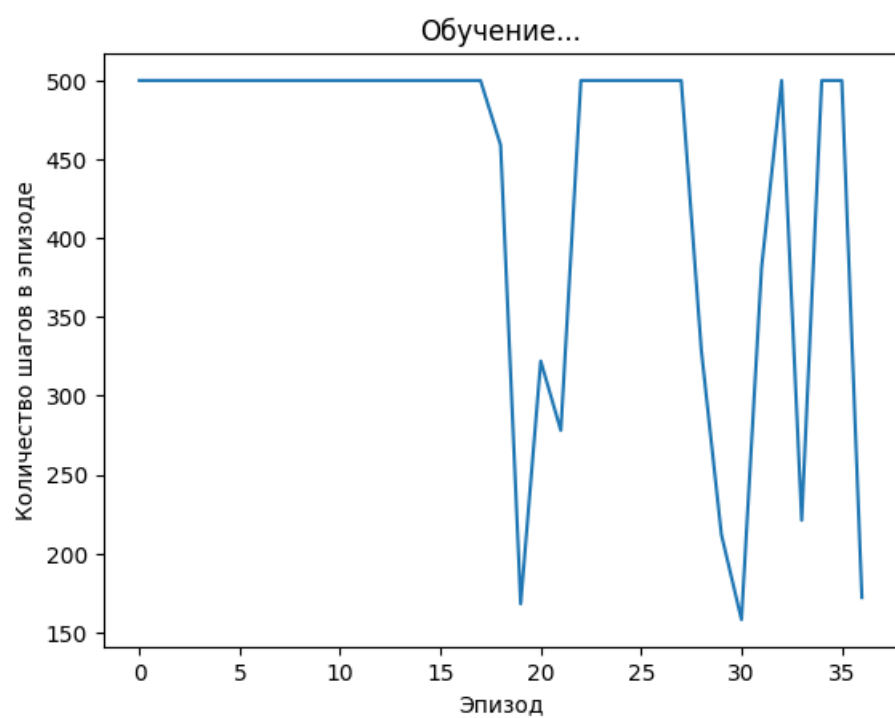
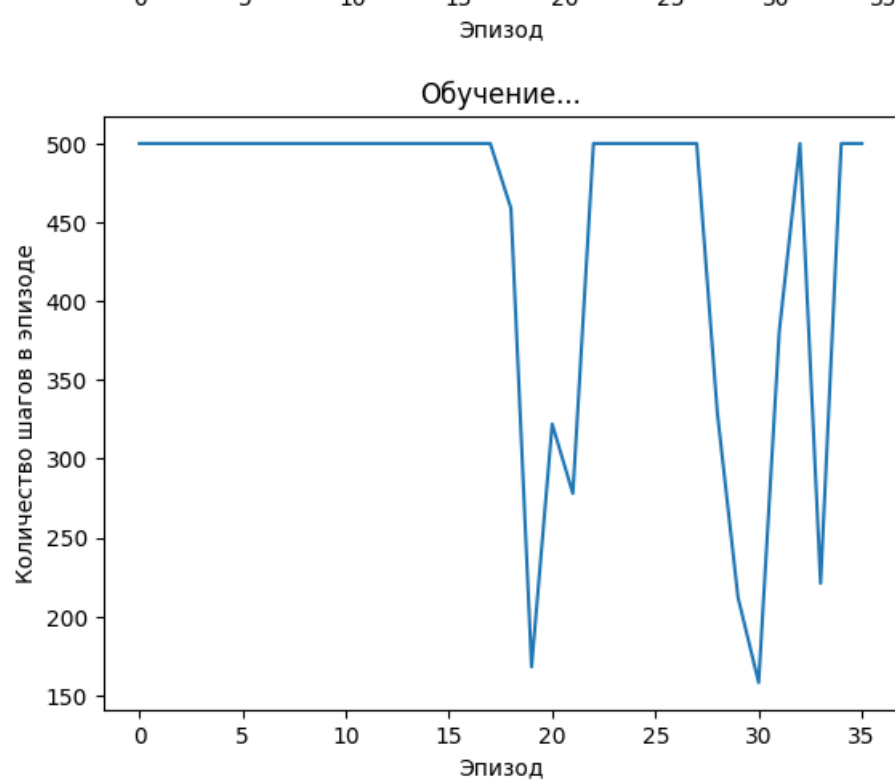


Обучение...

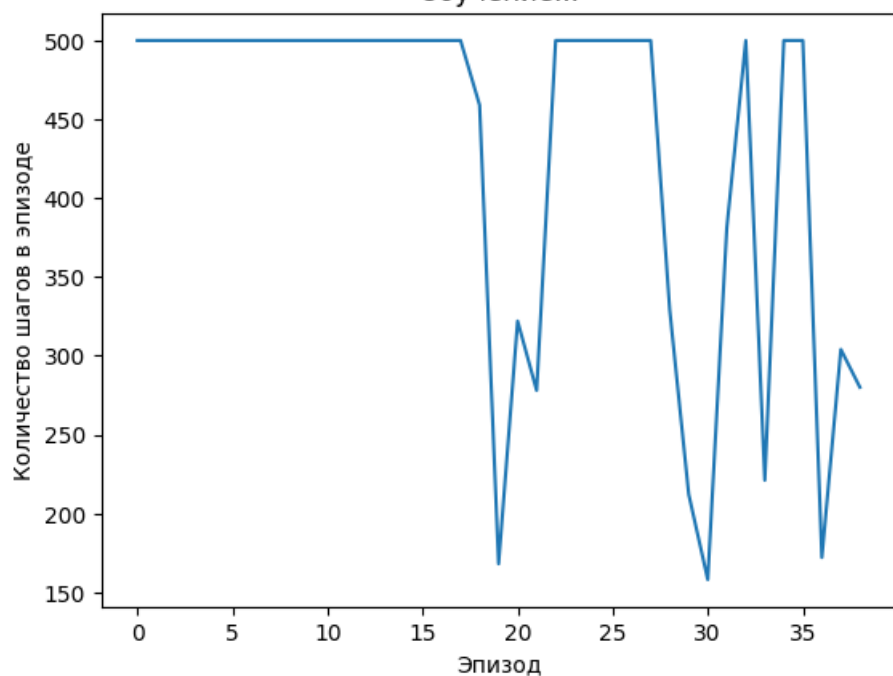




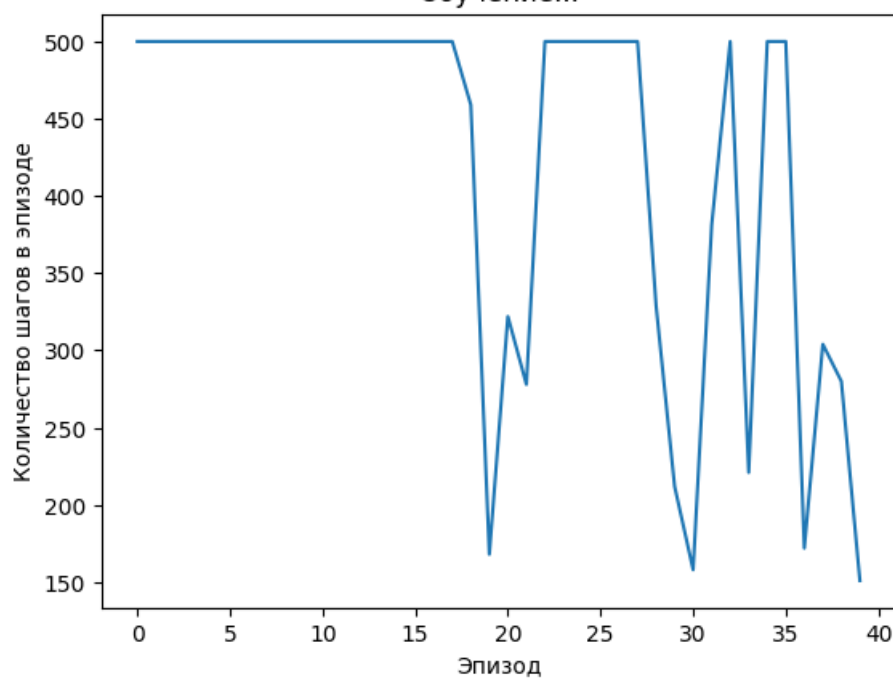




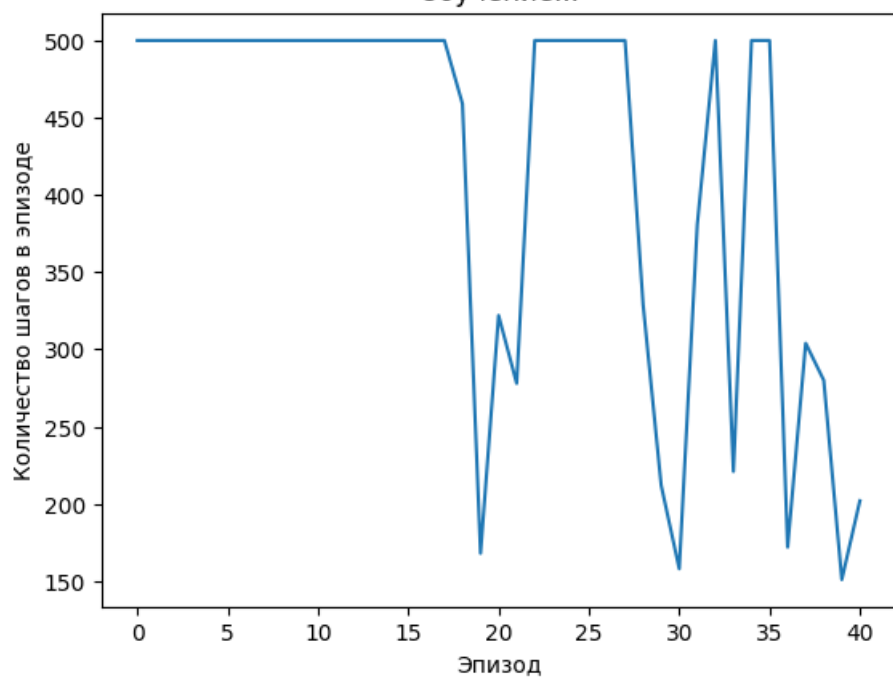
Обучение...



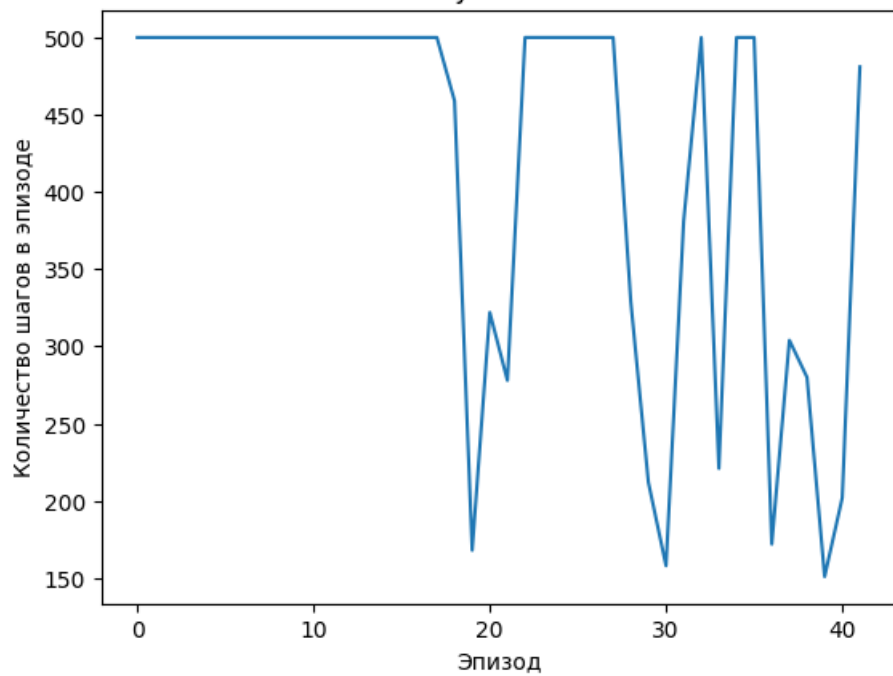
Обучение...



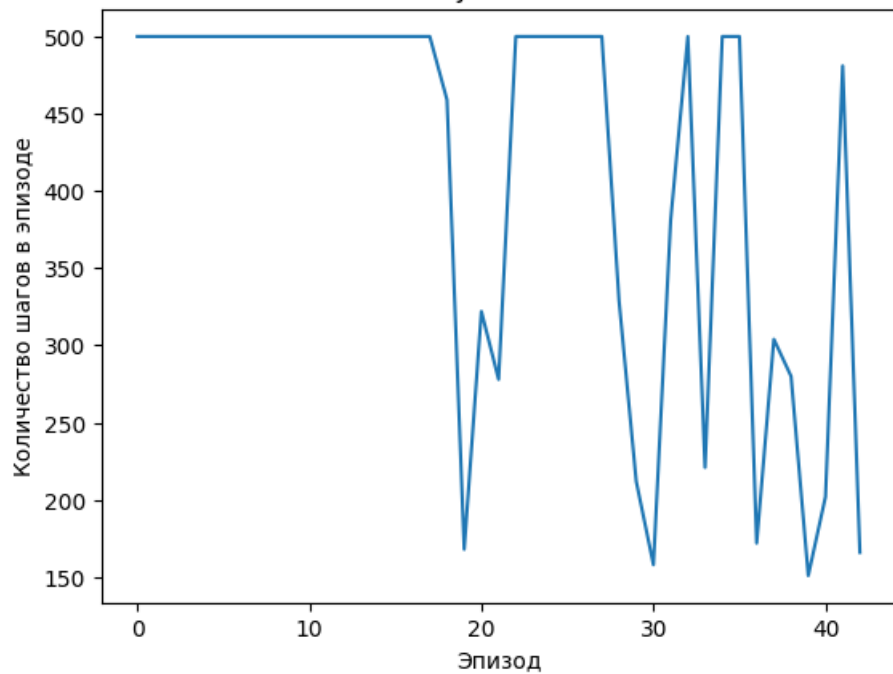
Обучение...



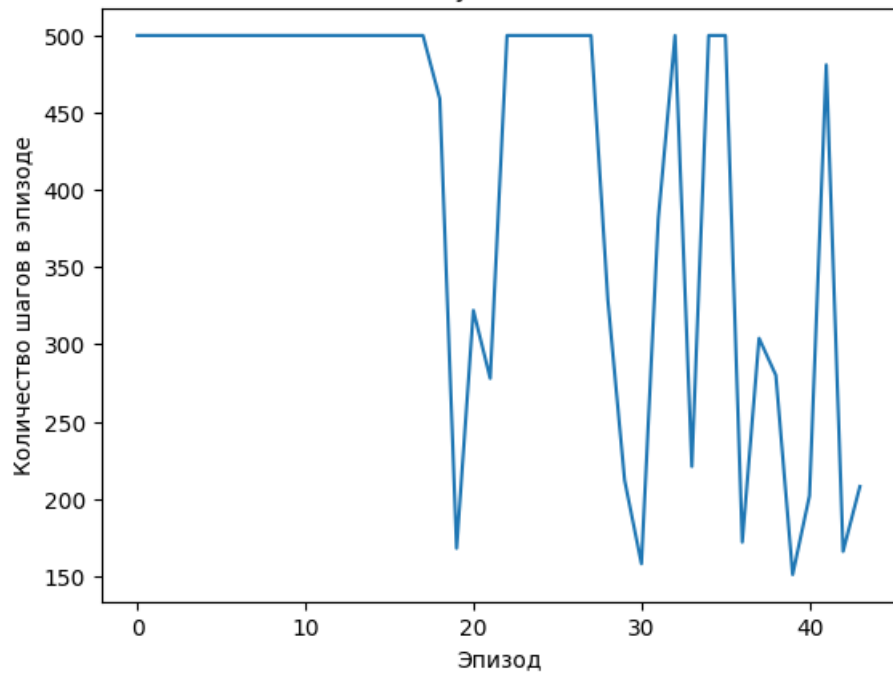
Обучение...



Обучение...

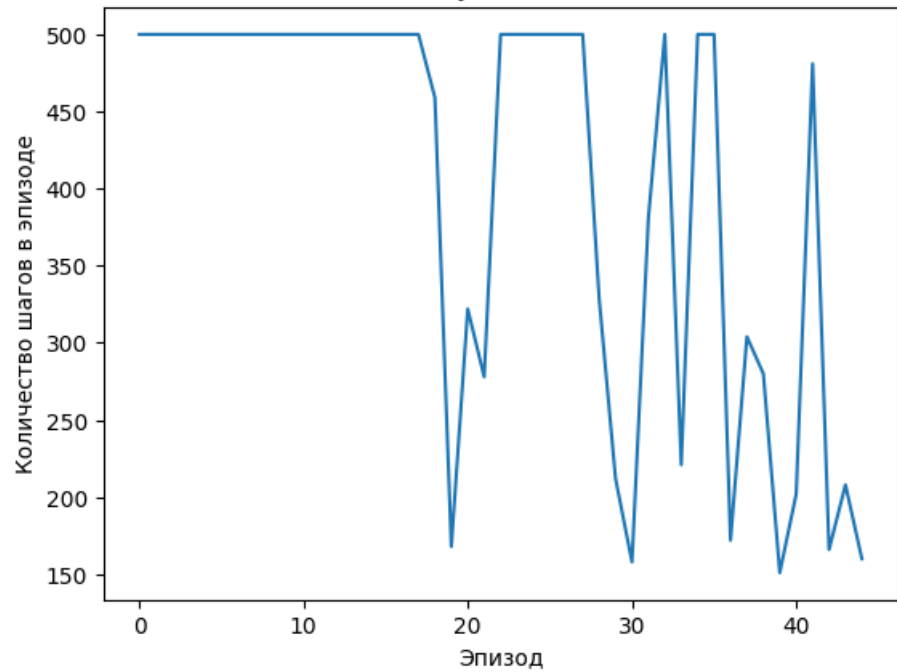


Обучение...

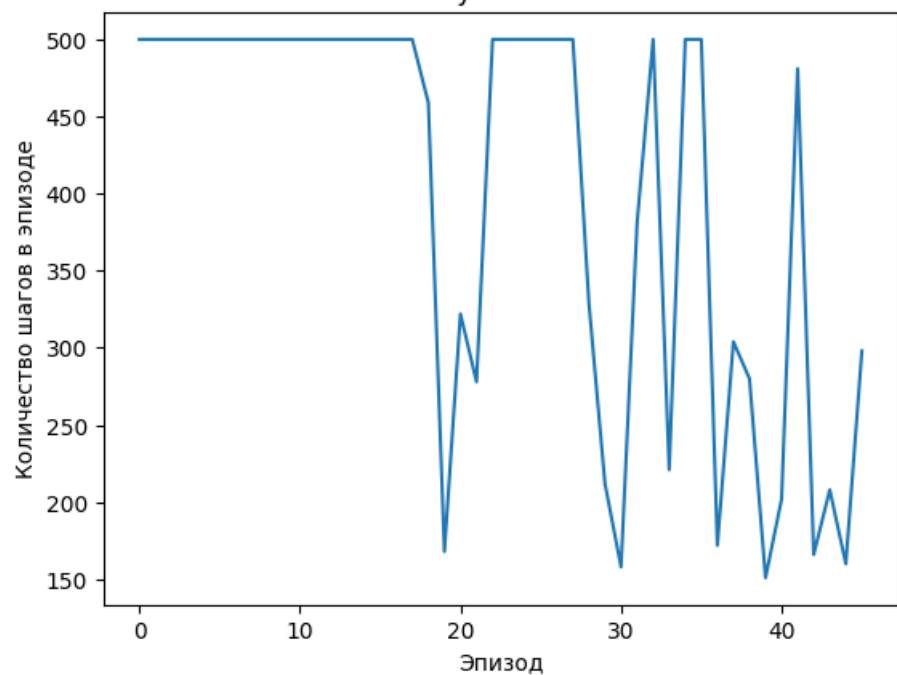


Обучение

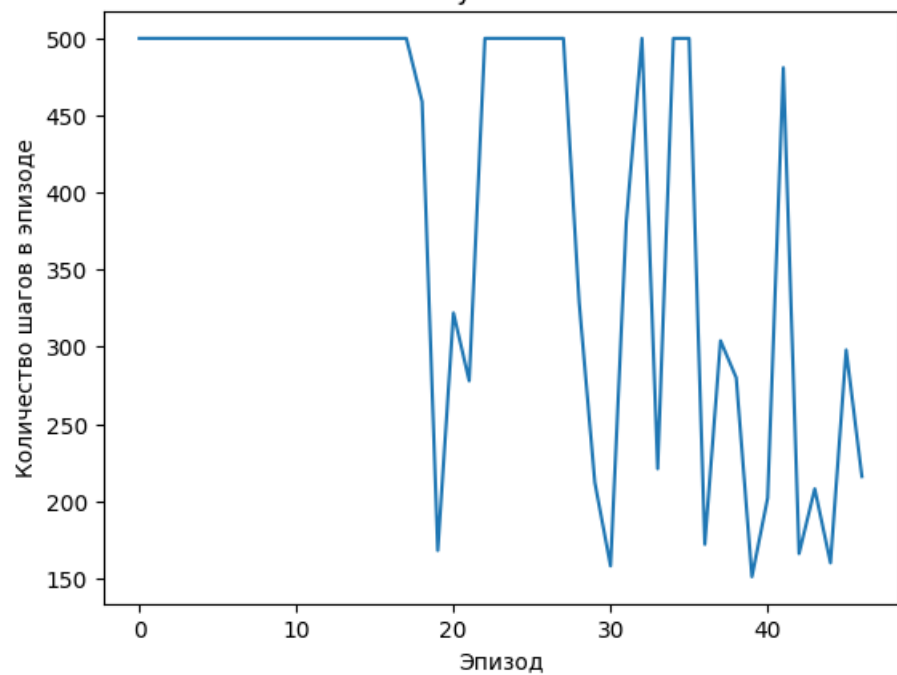
Обучение...



Обучение...



Обучение...



Обучение...

Loading [MathJax]/jax/output/CommonHTML/fonts/TeX/fontdata.js