AI HW5

洪郡辰 R11944050

May 25, 2024

Q1

介紹

深度 Q 網絡(Deep Q-Network, DQN)是一種結合了深度學習和強化學習的算法,用於解決具有高維度狀態空間的強化學習問題。 DQN 通過使用深度神經網絡來近似 Q 值函數,從而使得算法能夠在複雜的環境中進行有效的決策。以下是 DQN 的主要概念和工作流程:

核心概念

- Q 值函數:Q 值函數 Q(s,a) 表示在給定狀態 s 下選擇動作 a 所能獲得的預期回報。 DQN 通過學習 Q 值函數來讓 agent 選擇最優動作,在作業中是實作 CNN 作為 Q 值函數。
- 經驗回放(Experience Replay):agent 在與環境交互過程中會生成大量的狀態-動作-獎勵-下一狀態-終止狀態(s,a,r,s',t)的五元組,這些五元組存儲在經驗回放緩衝區中。在訓練時,從緩衝區中隨機抽取小批量樣本進行訓練,從而打破樣本之間的時間相關性,提升訓練的穩定性和效率。
- 目標網絡(Target Network):DQN 引入了一個目標網絡,該網絡的參數每隔一定步數才更新一次。這一技巧能夠緩解 Q 值估計的不穩定性,因為訓練過程中使用的目標值不會頻繁變化。

工作流程

- 1. 初始化:初始化 Q 網絡的參數和目標網絡的參數,並初始化經驗回放緩衝區。
- 2. 交互 (act):agent 根據當前狀態通過 ϵ -貪婪 (epsilon-greedy) 策略選擇動作,即以概率 ϵ 隨機 選擇動作,以概率 $1-\epsilon$ 選擇當前 Q 網絡輸出 Q 值最大的動作。
- 3. 儲存:將執行動作後得到的新的五元組 (s, a, r, s', t) 存儲到經驗回放緩衝區中。

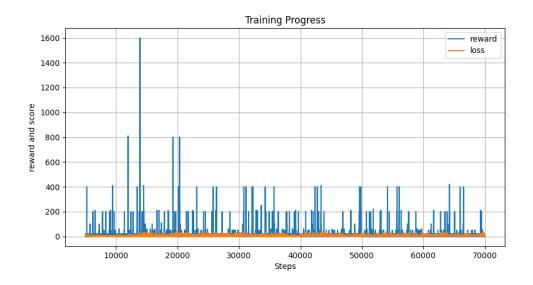
4. 採樣與訓練:

- 從經驗回放緩衝區中隨機抽取一個小批量的五元組。
- 計算給定 action 及 state 的當前網絡 Q 值和 next state 的目標網路 Q 值,目標 Q 值通過目標網絡計算得到。
- 計算 td target,它是用於更新 Q 值函數的目標值。在 DQN 中,td target 是用來計算當前狀態-動作對的預期回報,從而指導神經網絡的學習過程。
- 使用損失函數(smooth l1 loss)計算當前網絡 Q 值及 td target 的誤差,並通過反向傳播 算法更新 Q 網絡的參數。
- 5. 更新目標網絡及參數:每隔固定的步數將 Q 網絡的參數複製到目標網絡中以及將網路超參數進行更新。

$\mathbf{Q2}$

```
class PacmanActionCNN(nn.Module):
def __init__(self, state_dim, action_dim):
    super(PacmanActionCNN, self).__init__()
    self.conv1 = nn.Conv2d(state_dim, 8, kernel_size=3, stride=1)
    self.conv2 = nn.Conv2d(8, 16, kernel_size=3, stride=1)
    self.conv3 = nn.Conv2d(16, 32, kernel_size-4, stride-1)
    self.fc1 = nn.Linear(
        32 * 77 * 77, 512
    self.fc2 = nn.Linear(512, action_dim)
def forward(self, x):
    x = F.relu(self.conv1(x))
    x = F.relu(self.conv2(x))
    x = F.relu(self.conv3(x))
    x = x.view(x.size(0), -1)
    x = F.relu(self.fc1(x))
    x = self.fc2(x)
```

我使用三層 Convolution 以及兩層 linear 建構 PacmanActionCNN,各層細節如上圖所示。經過三層卷積層後,會變成 32*77*77,透過 x.view() 將其 flatten,再接上 linear 轉成 512 維,再轉成 action dim。



在出現 avg score 大於 1500 時,就畫出當下的 reward and loss 圖。

Q4

