

Report

R06922074 吳柏威

- Describe your Policy Gradient & DQN model

- Policy Gradient

- ◆ 前處理

- 首先將每次的 observation 經過 preprocess 處理，將畫面進行灰階化之後並且將影像壓縮，從(210, 160, 3)壓縮成(80, 80, 1)，這樣子可以有效的降低 model 的大小，降低圖片的複雜度，有效提升 training 的速度與品質。
- 接著在 training 或是 testing 時，丟入 model 的 input 都是目前的 state（已經過前處理的畫面）減去上一個 state，讓 model 只關注於那些有移動的地方，像是球以及敵我雙方的位置與軌跡，藉由擷取這些特徵，可以讓 pong 學的更好

- ◆ 紀錄

- 在訓練時我們會有 4 個 array 去記錄每場之中所有的 state（目前 state 與上一個 state 相減的畫面，下同）、決定每次動作時得到的 reward、每一次 state 輸入 model 之後得出每一個動作的機率分佈、以及 gradient。gradient 是在該 state 輸入 model 之後得出每一個動作的機率分佈 prob 輸出之後，並經過該機率分佈隨機選擇出的動作進行 one hot 並且與該機率分佈相檢所獲得的梯度。

- ◆ 訓練

- 接著我們將每次個動作的 reward 進行 discount 以及疊加的動作，讓一個動作當下雖然沒 reward，但是根據之後的移動我們可以計算出一個動作之後到結果預期的 reward 是多少，而 discount 的動作是為了要讓遊戲盡快贏得越快越好，避免鬼打牆情況出現，接著進行 normalize 的動作，避免突然巨大的回饋影響了整個學習的過程。
- 最後我們將 rewards 乘上先前的 gradient 以及 learning rate，這就是我們最後所要算的 loss，之後與 prob 相加之後成為 keras model 的 label，而 input 為每一場的所有 states。

◆ 模型

- Adam(lr=0.0001), gamma=0.99
- 因為在 pong 遊戲中 123 和 045 動作相同，所以只輸出動作 123，可以讓收斂速度大幅增加，訓練更快

```
def getModel(self):  
  
    model = Sequential()  
    model.add(Conv2D(32, (8,8), strides=(4,4), padding="same"  
        , activation='relu', kernel_initializer='truncated_normal', input_shape=(80, 80, 1)))  
    model.add(Conv2D(64, (4,4), strides=(2,2), padding="same"  
        , kernel_initializer='truncated_normal', activation='relu'))  
    model.add(Flatten())  
    model.add(Dense(128, activation='relu', kernel_initializer='he_uniform'))  
    model.add(Dense(self.action_size, activation='softmax', kernel_initializer='he_uniform'))  
  
    opt = Adam(lr=self.learning_rate)  
    model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=opt)  
    return model
```

■ DQN

◆ 前處理

- 助教已經做好前處理了

◆ 紀錄

- 在訓練時不斷的將目前的狀態、移動所獲得的獎勵、model 所 predict 出的移動、以及下一個 state 和遊戲是否結束給記錄至 memory 中，memory 是一個 deque，當塞入的東西超過了，就會將最早塞入的給移除。
- 在遊戲的過程中，我設定經過 4 個 state 就會更新一次 online model，以及每 1000 個 state 更新一次 target model，從 online model 複製參數過去。如果不使用 fix target Q 的技術，會在學習上不能好好的根據 reward 去更新 Q 值，導致整個網路無法訓練。

◆ 訓練

- 在訓練時我們會根據 memory 隨機抽樣產生一組 minibatch，我設定為 32。接著依照 Q learning 的公式進行更新。

$$\text{Sample random minibatch of transitions } (\phi_j, a_j, r_j, \phi_{j+1}) \text{ from } D$$
$$\text{Set } y_j = \begin{cases} r_j & \text{if episode terminates at step } j+1 \\ r_j + \gamma \max_{a'} \hat{Q}(\phi_{j+1}, a'; \theta^-) & \text{otherwise} \end{cases}$$

j 是 minibatch 中的 index

r_j 是 reward、 a' 是選擇的動作、 γ 是 gamma 值、 ϕ 是 state

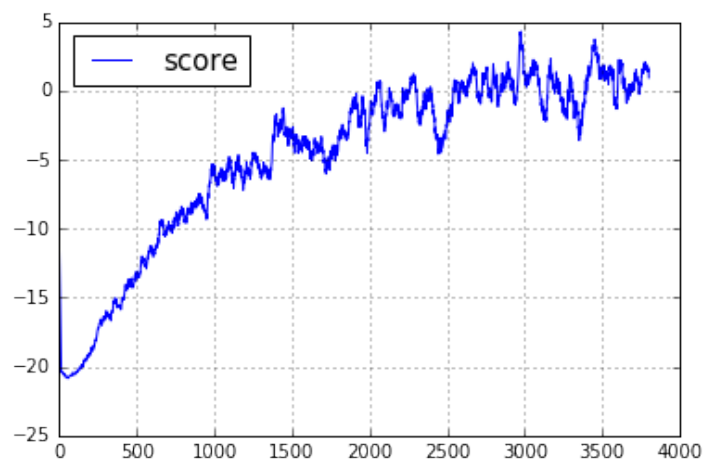
最後算完 y 之後成為 model 的 label，同時 input 為 state 放入 model 訓練

◆ 模型

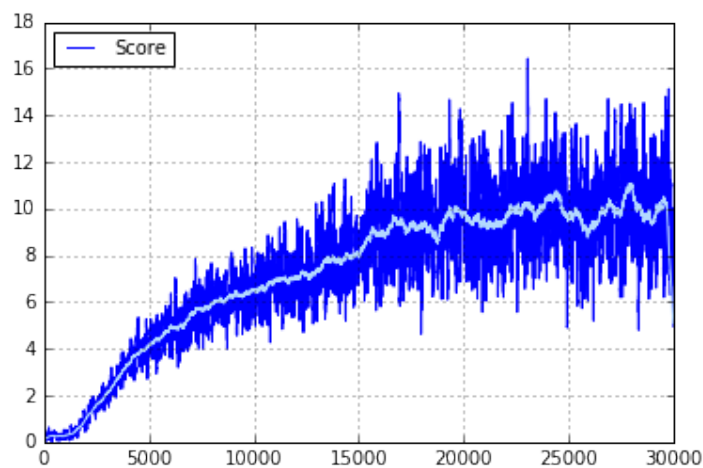
- RMSprop(lr=0.0001), gamma=0.05, epsilon_step=100000

```
def build_model(self):
    # Neural Net for Deep-Q learning Model
    model = Sequential()
    model.add(Conv2D(32, (8, 8), strides=(4, 4), activation='relu', input_shape=(84, 84, 4)))
    model.add(Conv2D(64, (4, 4), strides=(2, 2), activation='relu'))
    model.add(Conv2D(64, (3, 3), strides=(1, 1), activation='relu'))
    model.add(Flatten())
    model.add(Dense(512, activation='relu'))
    if not self.dqn Duel:
        model.add(Dense(self.env.action_space.n))
    else:
        model.add(Dense(self.env.action_space.n + 1))
        model.add(Lambda(lambda a: K.expand_dims(a[:, 0], -1) + a[:, 1:] - K.mean(a[:, 1:], keepdims=True),
            output_shape=(self.action_size,)))
    model.compile(loss="mse", optimizer=RMSprop(lr=self.learning_rate))
    return model
```

- Plot the learning curve to show the performance of your Policy Gradient on Pong



- Plot the learning curve to show the performance of your DQN on Breakout

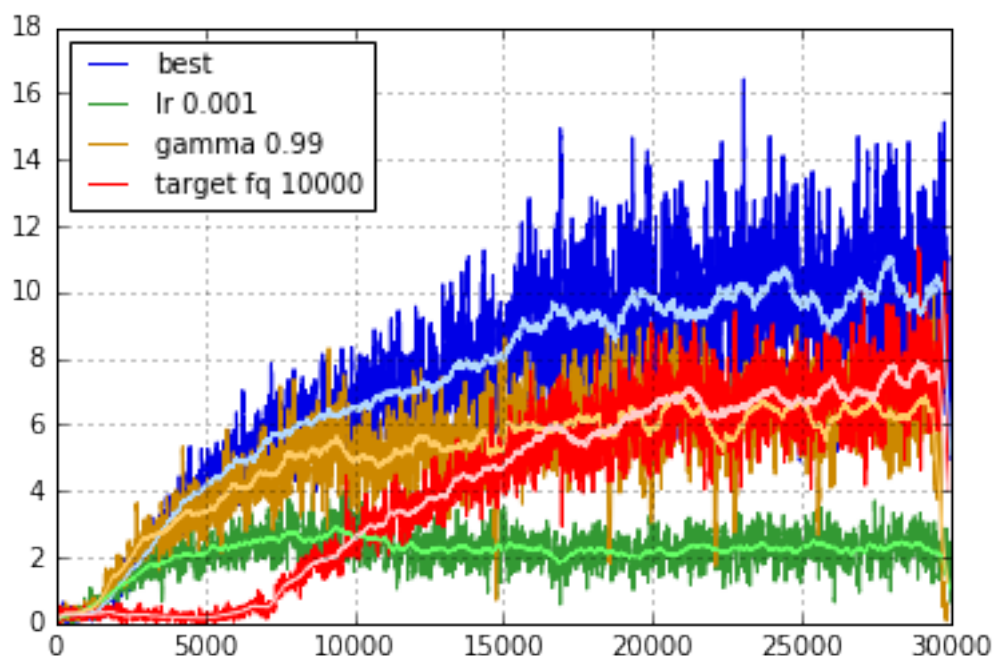


- Plot all four learning curves in the same graph

以下是以 dqn 為例

best 為 $\text{lr} = 0.0001$, $\text{gamma} = 0.95$, $\text{update target frequency} = 10000$

並且以此基礎進行以下更動



- Explain why you choose this hyperparameter and how it effect the results

■ Learning rate 0.001

- ◆ 在 reinforcement learning 中，learning rate 的更動往往佔有非常重要得角色，所以我選擇更動此參數
- ◆ 過大的 learning rate 會使得模型更動幅度太大，無法訓練
- ◆ 適當的 lr 才能讓 model 有緩慢的進步

■ Target Q update frequency 10000

- ◆ 挑選一個好的 Target Q update frequency 也很重要，影響了訓練的速度與品質，所以我選此參數
- ◆ 我發現 Target Q update frequency 調大之後，在約 6000 左右的 episode 才 score 才開始有進步，而且進步的幅度比調成 1000 還慢

■ gamma 0.99

- ◆ 好的 gamma 可以使得模型具有遠見，不會短視近利。同時不容易讓遊戲進入鬼打牆情況發生，所以我選擇此參數
- ◆ 當 gamma 調成 0.99 時，我發現訓練後期分數並不如 gamma 為 0.95 的模型，我認為是因為小的 gamma 可以讓模型能夠在更短的時間內得到更多分數，模型可以訓練得更快更好。

- Implement at least two improvements to DQN (p.9) and describe why they can improve the performance

■ Double DQN

- ◆ 我們將 Q learning 的公式從以上的公式改為

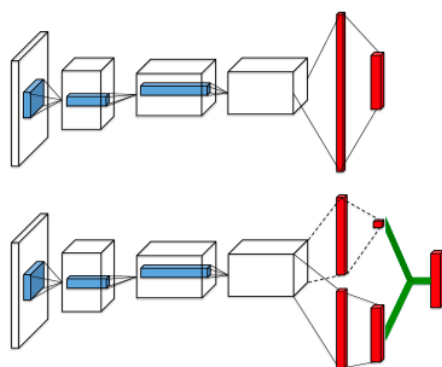
$$Y_t^{\text{DoubleDQN}} \equiv R_{t+1} + \gamma Q(S_{t+1}, \underset{a}{\operatorname{argmax}} Q(S_{t+1}, a; \theta_t), \theta_t^-).$$

也就是我們先把下一個 state 丟入 online Q 中求出分數最好的動作，接著我們在把該動作丟入 target Q 中求出 Q 值

- ◆ 因為我們的神經網絡預測 Qmax 本來就有誤差，每次也向著最大誤差的改進 Q 现实神經網絡，就是因為這個 Qmax 導致了 **overestimate**。所以 Double DQN 的想法就是引入另一個神經網絡來打消一些最大誤差的影響。

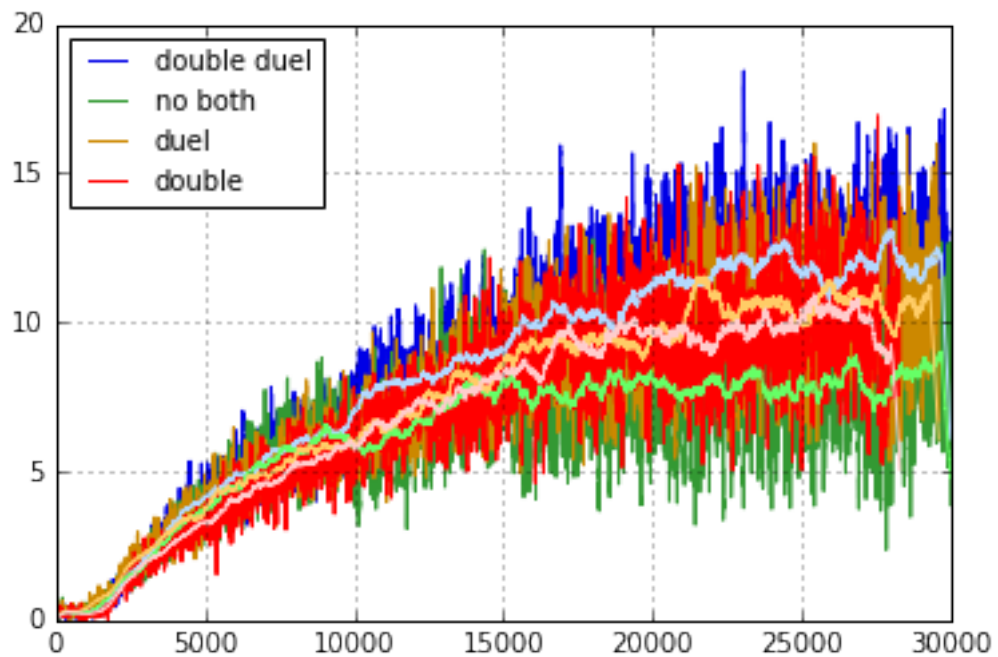
■ Duel DQN

- ◆ 我們將原本的 model 改為以下架構



- ◆ 我們將最後面一層分成兩個部分，一個是 value function 以及 advantage function，value function 是接收 state 之後預期的 Q 值，而 advantage function 是輸出每一種動作可以創造出的價值，分開來之後接著在串接起來並且最後 dense 成每個動作的 Q 值。
- ◆ 利用 Duel DQN 可以大幅提升學習效果以及收斂速度。

- Plot a graph to compare and analyze the results with and without the improvements



當我們 double 還有 duel 都沒有使用時效果最差

使用 double dqn 可以避免 overestimate 情形發生，效果比都沒有好一點

使用 duel dqn 可以有效的收斂 Q value，效果又比加了 double 更好

最後兩個都加效果最好同時也可以通過作業的 baseline