Project 4 Report

學號 : 0716027

姓名 : 柯秉志

在實作MCTS(Monte-Carlo Tree Search)的過程中，我參考了上課投影片(monte-carlo.pdf)的P.38,P.39,P.40，利用這三頁篇幅的pseudo code，我先寫出了一份完整的MCTS，包括Selection、Expansion、Simulation、Backpropagation，在配合著P.29所提到的UCB1做法 :



最後可以得到一份在1000 iteration下對random action choosing的敵人擁有90%勝率的演算法。

接著為了追求更高勝率的我利用了類似negamax tree search概念的，由於NOGO這項遊戲是以兩個人輪流對局為前提設計的，在MCTS中也應該要預設對方應該會以對己方最為不利的做法去進行遊戲動作，因此我預設敵方會選擇在蒙地卡羅法下統計到我方最常失敗的動作，並且在MCTS的每次更新中對於這部分的動作做出更加多次的Selection。藉著這個做法，我可以在1000 iteration下對random action choosing的敵人擁有100%勝率，也確實獲得更好的成果。

在經過幾次的weak agent測試後，我發現在每次做完一輪動作並且獲得新的棋局面後，我都需要重新地去探索並且建立一棵樹，既然如此，我為什麼不把之前的樹給建保存下來。因此我利用嫁接的概念，去判斷當對方下完棋且我方收到一個新的盤面時，這個盤面是否出現在之前建立的樹中，如果存在即可直接將它的那段分枝取出來作為當前的樹，並從這棵樹開始繼續做MCTS，而這個作法也讓我在對weak的過程中獲得了更好的勝率92%。值得一提的是，由於這個作法是針對我方預測對方可能會下的樹做更多的探索，所以如果對方是以random或不同於我方的預測方式進行動作的話，此方法所帶來的效益便會大大的減少。