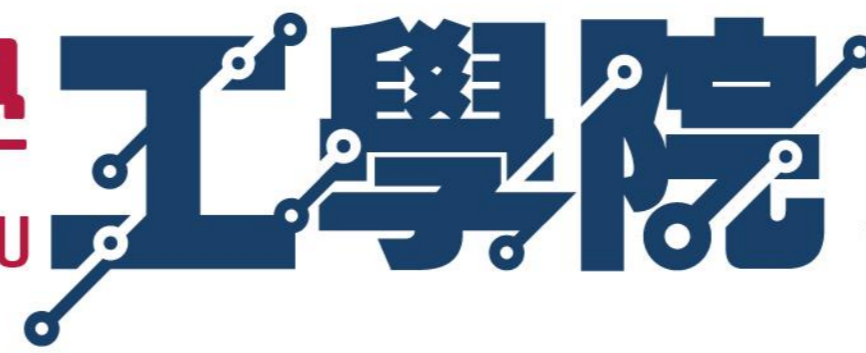


國立中山大學  
COLLEGE OF ENGINEERING, NSYSU



聯合專題競賽與展示

# 資訊工程學系

Department of Computer Science and Engineering

## 第 11 組：花千祐、張浩綸、張睿王 指導老師：張雲南 教授 使用強化學習打造交易策略

### 摘要

一般常見用於分析金融交易的方法有：基本分析(fundamental analysis)、技術分析(technical analysis)以及算法交易(algorithmic trading)，其中算法交易又被稱為自動交易。一個交易系統(Trading System)要最佳化的目標可能是單純的收益抑或是在衡量了風險後的收益，而收益可能取決於單一資產的價值變化或是不同的投資組合產生的價值變化。

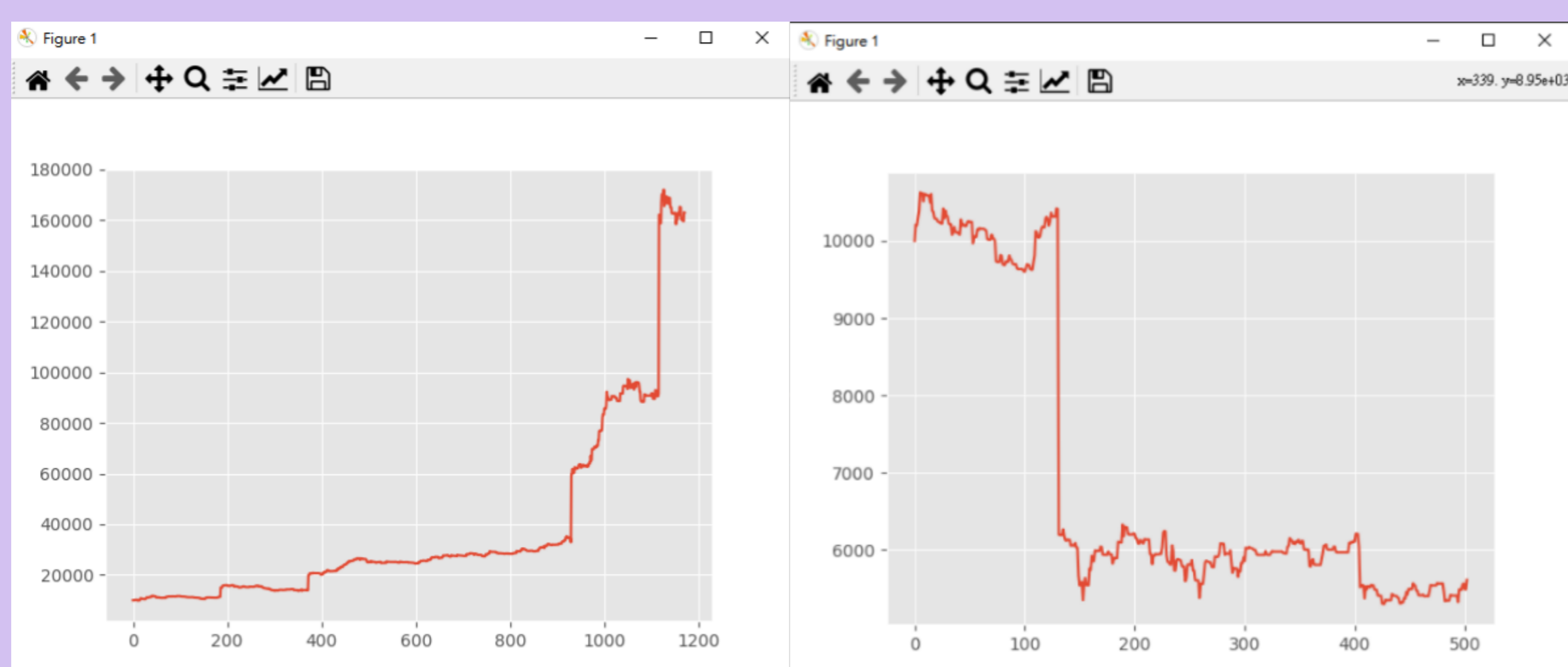
我們的研究方向為最佳化單一資產的收益。並根據以往的論文分析、比較各個方法，包括傳統的監督式學習以及現今常用的強化學習，並基於DQN演算法設計自動交易的環境與架構。

### 動機

我們認為進行金融交易是有趣的，且目前較少研究是將機器學習，尤其是強化學習應用於自動交易中。對我們來說，我們喜歡有挑戰性的題目，因此不論實驗結果如何，我們願意冒險選擇這個主題。

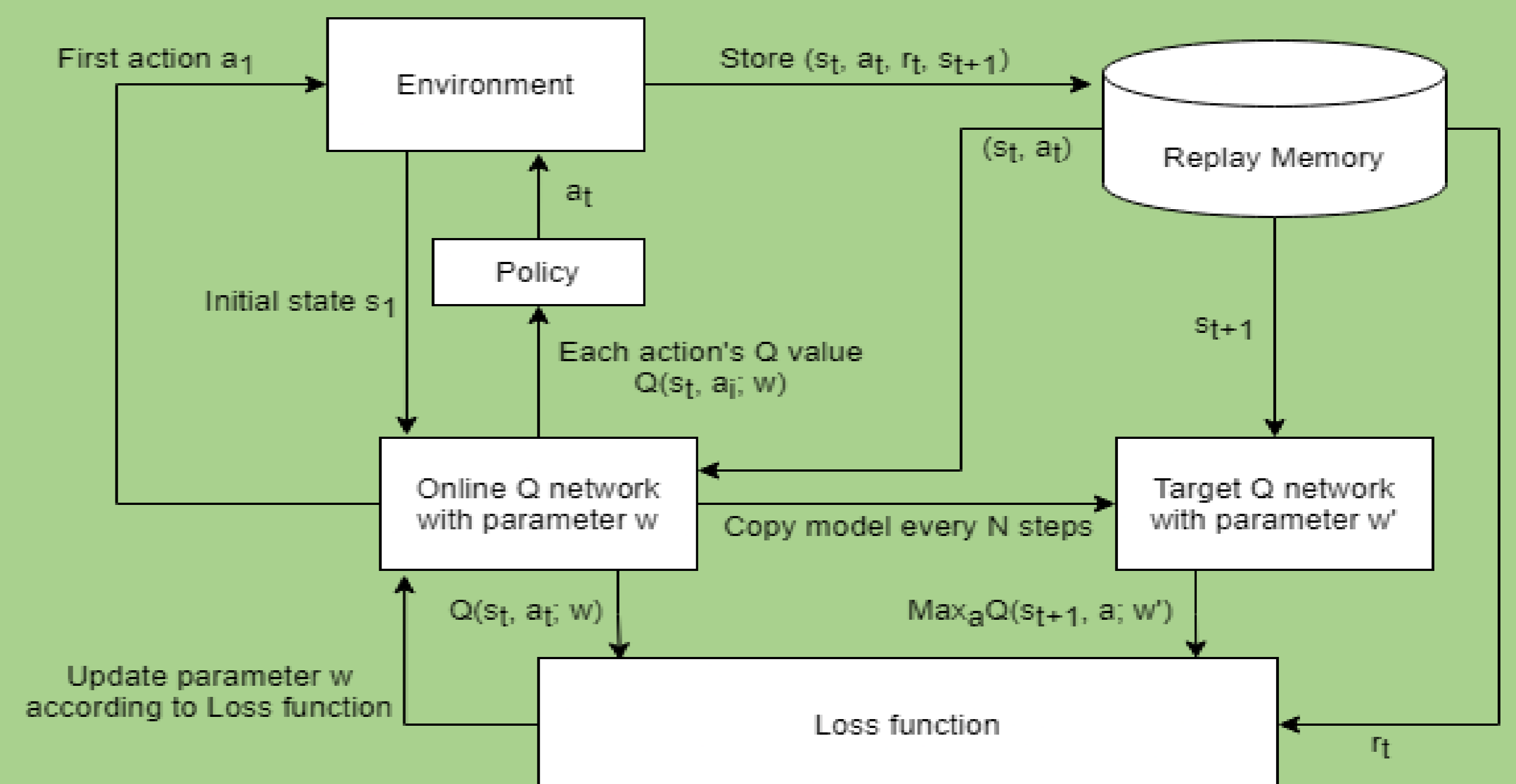
### 成果展示

實驗結果顯示，起始資金我們將其設定為10000美元，交易手續費為0.15%。在Training set上，成效非常的好，帳戶資產約在420天內，成長到1600%，然而在Testing set上，帳戶資產約在250天內，下降到55%，發生了Overfitting的現象，在使用簡單的Drop out機制後依然無法解決。



### 架構

我們採用的演算法DQN為基於Q-learning，使用神經網路逼近Q函數，並加入Freeze Target Network以及Experience Replay等幫助DQN表現更好、更穩定的架構。實驗設計上，我們的環境使用比特幣的歷史數據為資料集，從目前時間點往回看18組資料，每組資料包含每4小時的價格與之前的價差、Volume difference percentage、Long Short User Ratio (LSUR)以及Open Interest difference percentage。



### 未來與展望

我們將短期目標定為參數的調整。在多加了解其他不同的網路架構後，在Layer的種類(1D-Convolution、Residual等等)、深度以及寬度皆可以進行以達最佳化。以及其他超參數，如Learning rate、Optimizer、Batch size、Discount factor、Experience Replay Buffer size等等，在閱讀更多相關文獻後也可以分別作調整，最後，考慮到State的隨機性，我們想將帳戶資產相關數據作為隨機因子增加到環境當中，而資料量的不足也可能是一大關鍵。