

# 課堂活動 RNN (2020/0526)

曾宏鈞 06160485

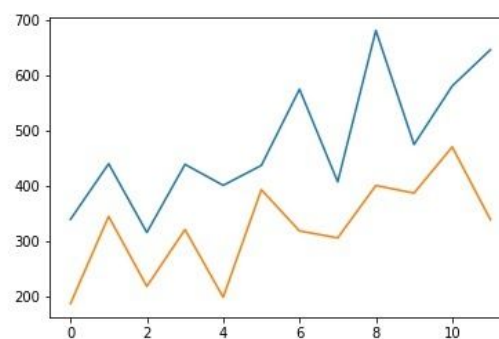
徐友笙 05360365

蔡毓丞 06370136

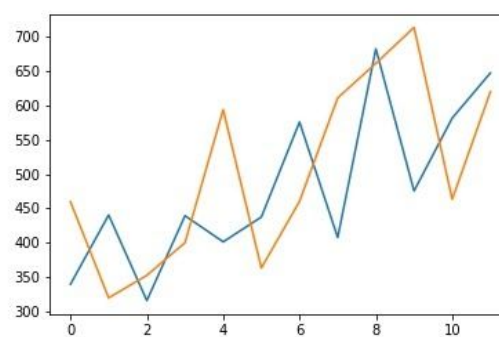
盧君彥 05360153

batch\_size:1、epoch:3000

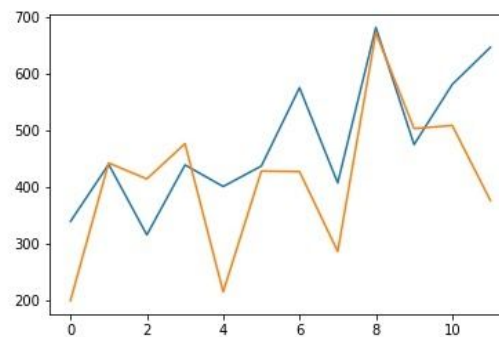
Neurons:4  
RMSE: 175.32



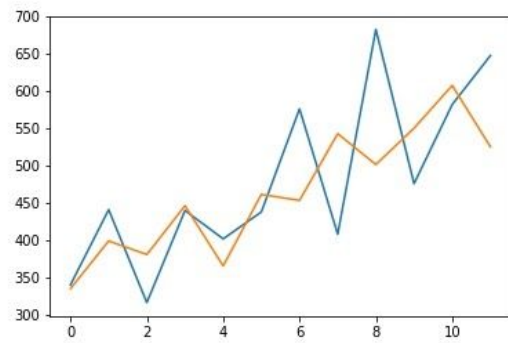
Neurons:8  
RMSE: 129.23



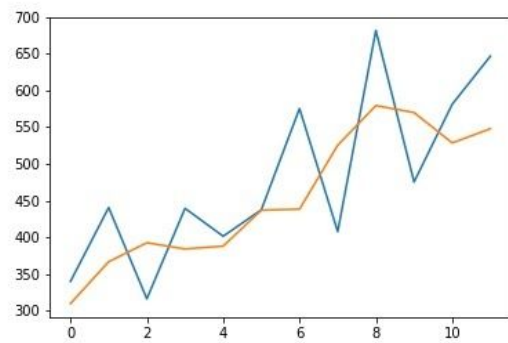
Neurons:16  
RMSE: 122.84



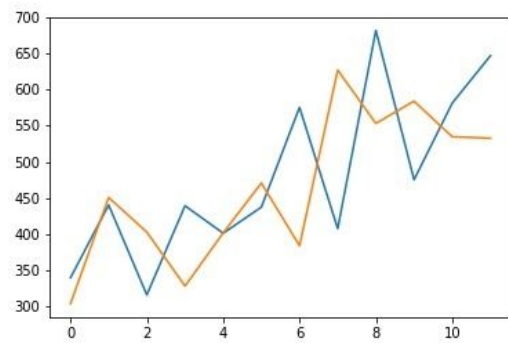
Neurons:32  
RMSE: 88.93



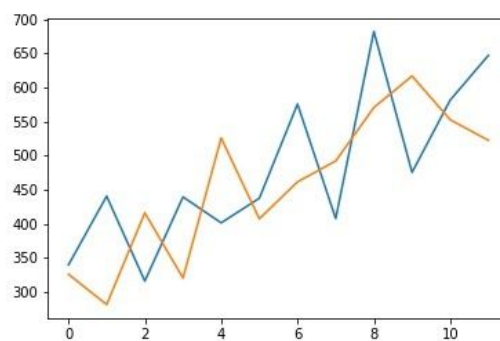
Neurons:64  
RMSE: 81.77



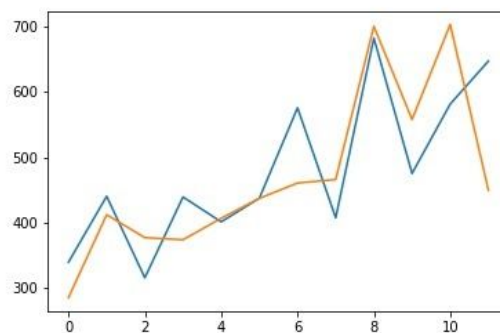
Neurons:128  
RMSE: 112.11



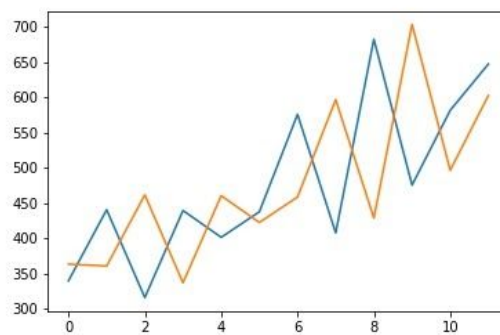
Neurons:256  
RMSE:106.03



Neurons:512  
RMSE: 86.22



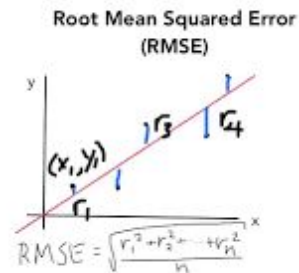
Neurons:1024  
RMSE: 134.45



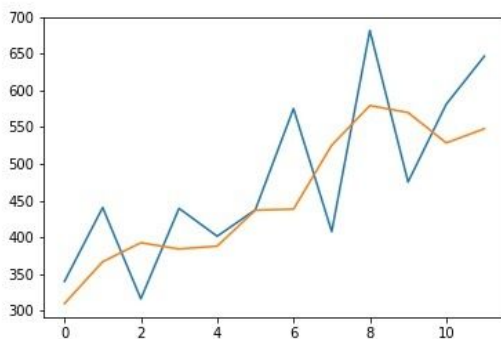
(縱軸)藍色為實際值，橘色為預測值、(橫軸)時間(月)

## 實驗觀察

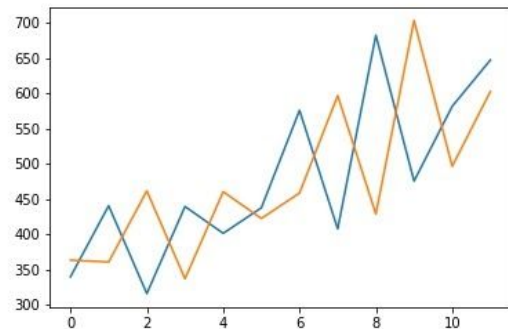
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$



在這次的實驗裡面，我們是使用root-mean-square error(RMSE)均方誤差來做我們預測及指標的衡量，因此程式碼個yhat即  $\hat{y}$ ，在我們的實驗中Neurons的rmse最小，原本以為應該為最佳結果，但其實不然，比較64個Neurons與1024個即可發現，64個的對於資料本身的趨勢較無明顯的學習起來，比較像是取中間值，採去較保守穩健的策略。1024個的預測值趨勢與原始較近，但實際與預測的時間發生產生時間上的差異。



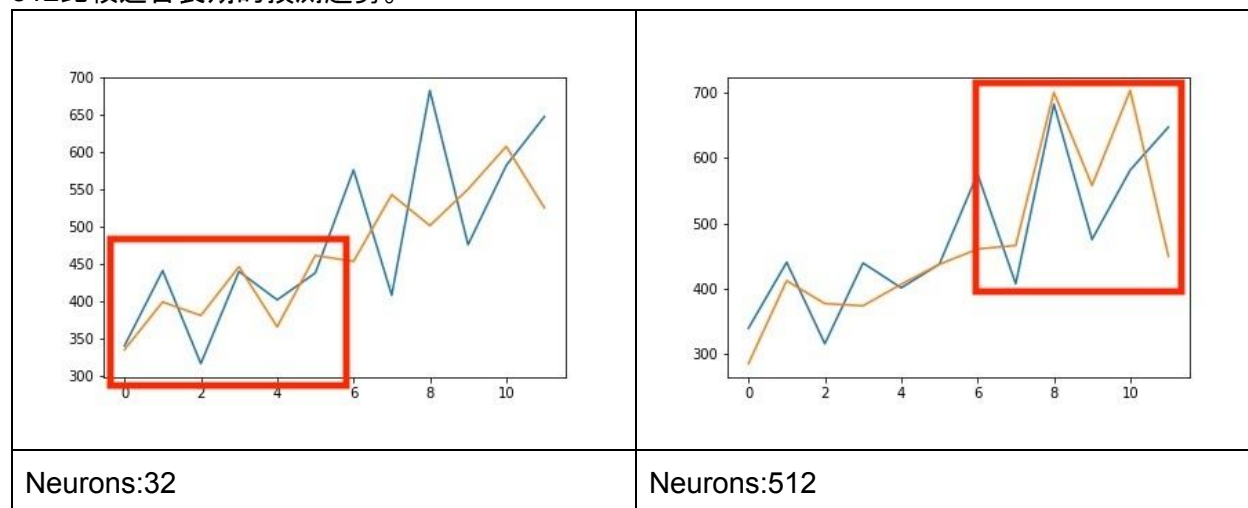
Neurons:64



Neurons:1024

(縱軸)藍色為實際值，橘色為預測值、(橫軸)時間(月)

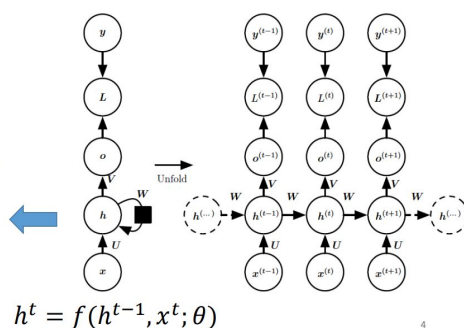
觀察以下兩者6月以前跟之後可以發現， 32個Neurons對於短期之內比較符合短期的預測趨勢，512比較適合長期的預測趨勢。



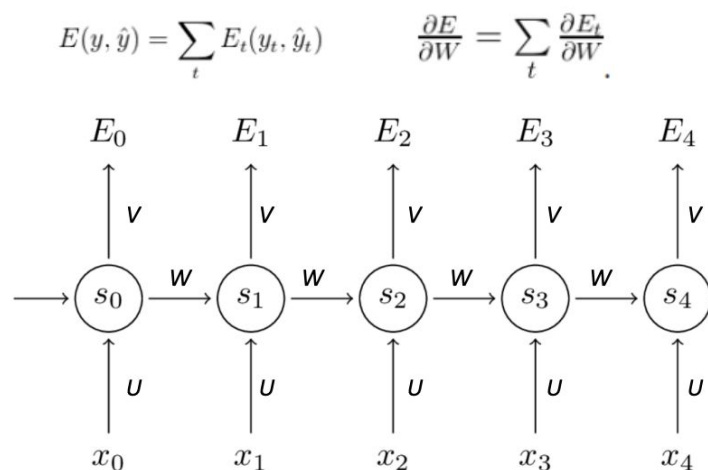
## 心得

- Produce an output at each time step and have recurrent connections between hidden units

$$\begin{aligned}
 a^{(t)} &= b + W h^{(t-1)} + U x^{(t)}, \\
 h^{(t)} &= \tanh(a^{(t)}), \\
 o^{(t)} &= c + V h^{(t)}, \\
 \hat{y}^{(t)} &= \text{softmax}(o^{(t)}),
 \end{aligned}$$



由左圖可知，RNN的倒傳遞網路是分別透過計算 $a$ 、 $h$ 、 $o$ 及 $\hat{y}$ ，其中 $h$ 是隱藏層的節點狀態，由 $U \cdot x^{(t)}$  (輸入)、 $W \cdot h^{(t-1)}$  及bias( $b$ ) 使用tanh為activation function計算隱藏層節點的狀態，在經過 $o^{(t)}$  及softmax函數計算此狀態下節點的輸出 $\hat{y}^{(t)}$ ，我們要訓練的參數是 $W, U, V, b, c$ 。



左圖是RNN所計算倒傳遞演算法的簡化圖， $s_0, s_1 \dots$ 取決於input有幾個input，去做迭代的計算。然而，本次活動是預測股票， $x$ 不是簡單的輸入值，而是本月預測額與前一個月的預測額相減，因在股票處理時，我們注重的是股票的變化率。透過倒傳遞演算法(back propagation)去更新權重。然而此次實驗是藉由改變節點內的Neuron數目去觀察哪一個模型對於時間長短的預測準確程度，我們也找到了數目越少的會愈適合短線的預測，增加Neuron數目適合預測長期，但也不適合短期。

我承諾有參與此次作業 RNN 5/26

曾宏鈞

盧君彥

徐友笙

蘇翰王