

國立清華大學
智慧化企業整合
期末報告

以 LSTM 建立番石榴價格之預測模型

指導教授：邱銘傳博士

學生：楊怡芳 109034508

摘要

本研究議題在於「以 LSTM 建立番石榴價格之預測模型」，除蒐集番石榴的資料，本研究也將其他五種水果納入模型考量，分別為香蕉、木瓜、鳳梨、芒果及葡萄。全台共有 8 個批發市場：台北二、台北一、三重、台中、嘉義、高雄、鳳山、台東，因時間有限，僅針對台北二來建立番石榴平均價的預測模型，並以 2005 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 31 日之日資料作為模型輸入集，以 2019 年 1 月 1 日到 2019 年 9 月 30 日之日資料作為模型驗證集。

關鍵字：水果、深度學習、LSTM、相關性分析、政府公開資料

一、緒論

長期以來，台灣農產品常有供需失衡的情況，因農產品具季節性、易腐性等不可控特性，易造成產量及品質不穩的現象。此外，以市場供給面來說，農產品產量對價格反映有時間落遲性，加上農產易腐的特性，常使收穫後產生固定且單向的供給，而小農生產缺乏價格彈性意識，導致當期作的價格會影響下期作之農民生產意願，故希望能透過建立水果價格預測模型，藉此減少產銷失衡的狀況發生，然台灣農產眾多，在此將以「番石榴」為主要預測目標。

1. 問題定義

根據農情報告資源網及農產品批發市場交易行情站的公開資料，可知番石榴的年產量有劇烈變化，價格也因此呈現上下的變動，以下透過 5W1H 手法進行問題定義分析：

What?	番石榴批發價預測
When?	欲購買、販賣番石榴時
Who?	農民、消費者
Where?	台北二批發市場
Why?	降低價格波動、改善產銷失衡
How?	資料預處理/視覺化、機器學習、深度學習

二、 資料來源與處理

本研究資料取自：(一)「農產品批發市場交易行情站」之水果產品日交易行情資料，起自 2005 年 1 月 1 日至 2019 年 9 月 30 日，共蒐集台北二果菜批發市場之交易日資料。(二)「農情報告資源網」之水果盛產地產量年資料，起自 2005 年至 2019 年，作為天氣之加權資料。(三)「氣象局觀測資料查詢系統」之水果盛產地天氣日資料，起自 2010 年 1 月 1 日至 2019 年 9 月 30 日，共蒐集苗栗、台中、彰化、南投、雲林、嘉義、台南、高雄、屏東及台東等 10 個縣市之氣象測站日資料。

(一) 水果產品日交易行情資料

各批發市場資料皆包含「上價、中價、下價、平均價、交易量」共 5 個欄位。為使各果菜批發市場日資料欄位數一致，依據各果菜批發市場公布之每年休市日及因颱風假造成休市之情形，補上休市日之欄位，若該日係因表定休市日或發生颱風假時，除休市日欄位為 1 之外，其餘欄位之值皆為 0；而若該日既非休市日卻無交易資料，則該當日資料之值全為 0，雖此情形屬缺值情況，但為使各果菜批發市場之欄位一致，故不刪除該資料。另因資料數量龐大，有些許日資料發生誤植或某欄位缺值之情形，包括休市日卻有交易資料或有上中下價，平均價卻是 0 元等情形，已透過農委會提供之正確資料更正；而上中下價皆缺值之欄位均以平均價替代上中下價。全部資料包含休市日共計 6 個欄位、5388 個日觀測值。

(二) 水果盛產地產量年資料

根據經濟學上的供需法則，價格會受到供給量影響而改變，故本研究也從政府公開平台蒐集各水果相關的產量資料，但因政府僅提供年資料，不符模型訓練所需的日資料，然為求提高模型準確度，本研究以下表水果盛產縣市列表為基準，將各水果產量年資料依據各盛產地產量以平均加權的方式，加權至天氣日資料，藉此保留產量年資料的特徵。

	番石榴	香蕉	木瓜	鳳梨	芒果	葡萄
盛產地	彰化 台南 高雄	南投、嘉義 高雄、屏東	台南、屏東 高雄、南投 雲林、嘉義	高雄、屏東 嘉義、台南 彰化、南投 雲林、台東	台南 屏東 高雄	苗栗、台中 彰化、南投

(三) 水果盛產地之氣象測站日資料

氣象因子影響台灣農產市場甚鉅，因此將溫度、氣壓相對濕度、風速及降雨量等基本天氣因子納入考量，也將天然災害發生日、颱風等級做 one-hot encoding 編碼轉換，藉此增加訓練資料之特徵值，提高模型準確度。全部資料包含風警報、大雨、低溫特報共計有 9 個欄位、3287 個日觀測值。而下表是本研究蒐集天氣之測站資料，其中多個測站在 2015 年以前有嚴重缺值，全部欄位

皆沒有資料，但為保留資料完整性，即使用鄰近測站資料進行補值。此外，相對濕度的缺失情況最為嚴重，21 個測站中，有 10 天以上連續缺值的測站，多達 15 個，總缺值天數為 22994 天，平均一個測站有約三年的缺值。關於此部分，本研究也取鄰近大測站之相對濕度補上，或是取前後幾天的平均值進行補值。

縣市	測站名稱(測站編號)
苗栗	三義(C0E530)
台中	台中(467490)
彰化	員林(C0G650)
南投	竹山(C0I110)、鳳凰(C0I090)
雲林	虎尾(C0K330)
嘉義	嘉義(467480)
台南	玉井(C0O930)、佳里(C0X080)、善化(C0O900)
高雄	古亭坑(C0V370)、甲仙(C0V250)、美濃(C0V310)、高雄(467440)
屏東	三地門(C0R150)、牡丹池山(C0R420)、楓港(C0R400)、潮州(C0R220)
台東	大武(467540)、台東(467660)、成功(467610)

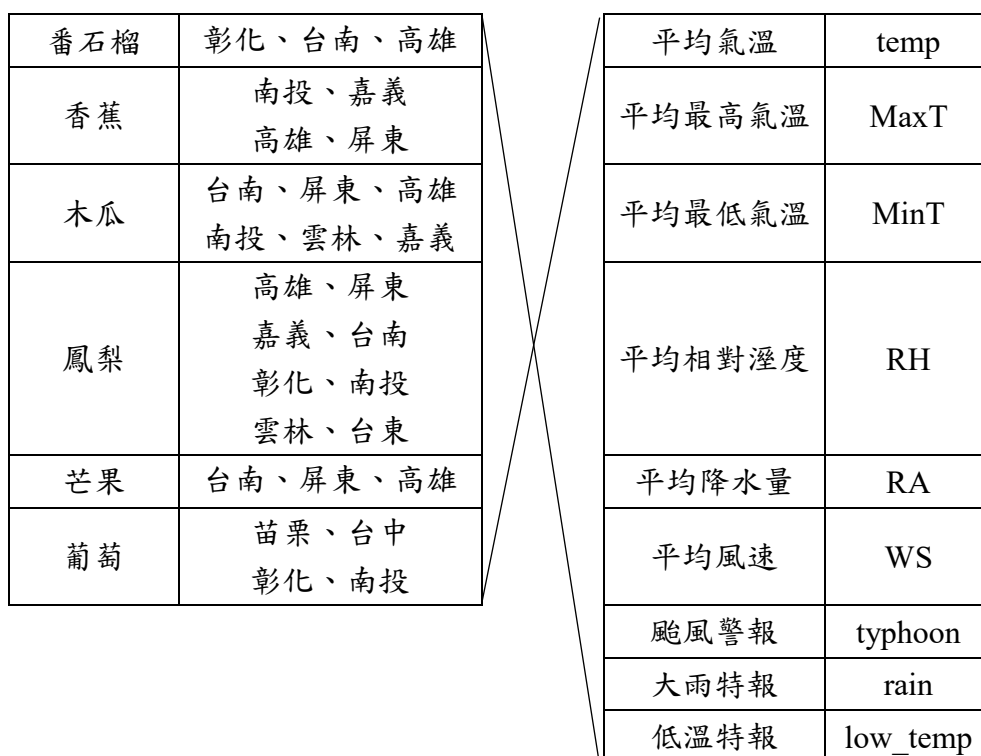
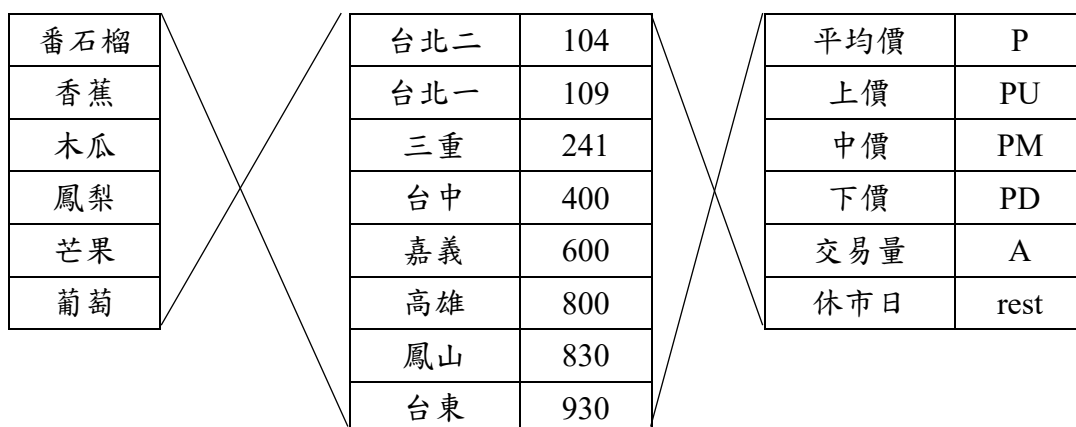
三、 特徵挑選(相關性分析)

本研究所蒐集之資料特徵如下頁表一，6 種水果都有 8 個批發市場的交易資料，而每個批發市場內又有 6 個欄位特徵，再加上依據水果盛產地產量加權之天氣資料的 9 個欄位(見下頁表二)，每種水果共 57 個欄位特徵。而本研究以預測「番石榴之 8 個批發市場平均價(P)」為主要目標，為使模型訓練更有效率，以下即利用皮爾遜積差矩相關係數法，針對各個資料特徵與番石榴各批發市場之平均價做相關性分析，藉此篩選出高度相關的特徵。

皮爾遜積差矩相關係數法(Pearson's Simple Correlation Coefficient, 簡記為 r)，其定義如下：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

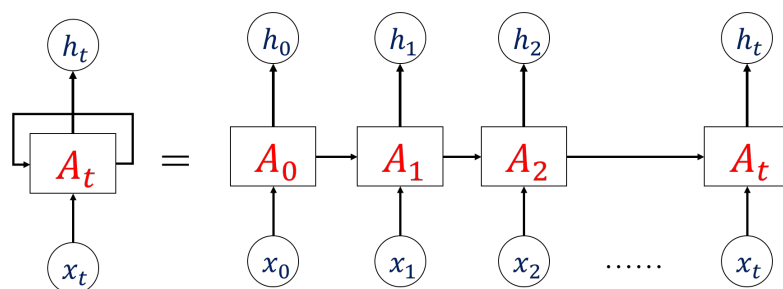
其中 \bar{X} 及 \bar{Y} 分別為樣本平均數。



根據相關性分析的結果(參見附錄一)，本研究發現「天氣相關」的欄位特徵與目標值相關係數的絕對值皆不足 0.1，屬「低度線性相關」，故本研究模型將不列入天氣資料之特徵欄位，以確保模型預測之準確性。而剩下的「市場相關」特徵，多數與目標值相關係數的絕對值皆大於等於 0.4，符合「中度線性相關」的準則，僅少數超過 0.7 有達到「高度線性相關」之門檻，兩者數量差異懸殊，為避免模型忽略太多特徵，本研究將採中度相關的標準，作為篩選訓練特徵的依據。

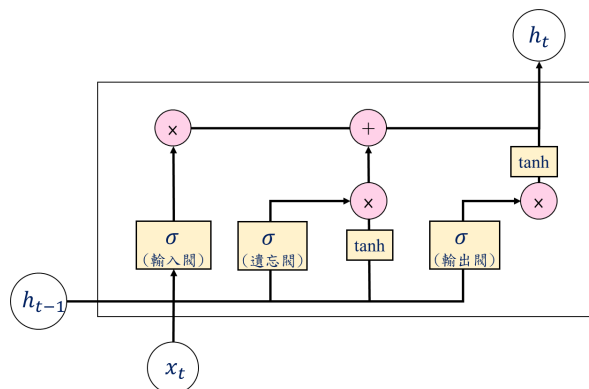
四、 模型介紹

本研究議題在於建立「番石榴價格之預測模型」，前人所做的相關研究多以複迴歸方式進行分析研究，然近年人工智慧與深度學習蓬勃發展，在預測模型的建置上多有良好表現，其中循環神經網路(Recurrent Neural Network, RNN)將前後關係列入模型考量，下圖為 RNN 架構圖，每個神經元在一個時間步中接受來自前一個神經元的輸出，使得在過往的歷史資料可以透過多次傳遞，影響最後的預測結果。



RNN 架構圖

然而具關聯性的長時間資料會導致 RNN 出現梯度爆炸及消失的問題，因此在 1997 年，學者 Sepp Hochreiter 和 Jürgen Schmidhuber 提出長短期記憶模型(Long Short-Term Memory, LSTM)，透過梯度下降法將模型中的誤差不斷傳回神經元中，並在每個神經元中加入閥的設計來加強當前的決策，LSTM 共有三種閥，分別為輸入閥(Input Gate)、遺忘閥(Forget Gate)及輸出閥(Output Gate)，透過運算決定哪些資訊該被遺忘，哪些數據該被輸出至下一個神經元，模型紀錄每個神經元的狀態，以達到長期記憶的效果，架構詳見下圖。

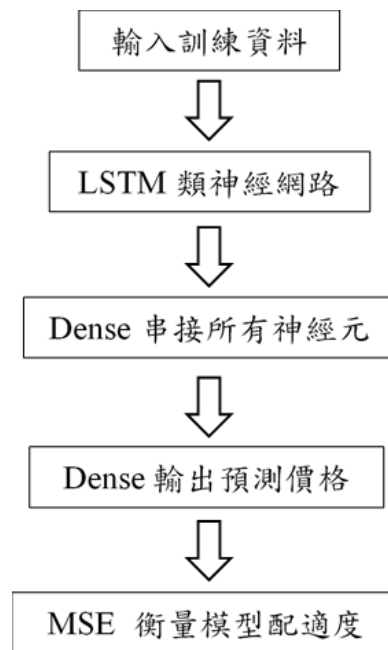


LSTM 單一神經元架構圖

LSTM 在處理時間序列相關的資料時，優於一般的循環式類神經網路，其具有學習能力高、可以反饋錯誤及訓練誤差的特性，能夠處理非線性的函數問題，此模型相當適合處理易受外界因素影響的資料運行，其數學公式如下：

$$\begin{aligned}
f_t &= \sigma_g(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \downarrow \\
i_t &= \sigma_g(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \downarrow \\
o_t &= \sigma_g(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \downarrow \\
c_t &= f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \sigma_c(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \\
h_t &= o_t \cdot \sigma_h(c_t) \downarrow
\end{aligned}$$

其中， f_t 、 i_t 、 o_t 分別代表第 t 個時間，遺忘閥、輸入閥及輸出閥的向量值，而這三個閥的激活函數 σ_g 都由 Sigmoid 控制，1 表示開啟、0 表示關閉。 c_t 、 h_t 則為該 LSTM 細胞狀態及單元輸出之向量值，此兩值之激活函數為 tanh 函數，將輸出向量值控制在 ± 1 間，可加快模型收斂速度。



上圖為本研究實證模型之架構，以日資料做輸入預測模型，並將資料分成兩個部分：2005 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 31 日之 13 年資料為第一部分之訓練資料，以 7:3 的方式分成預測模型的訓練集及驗證集；2019 年 1 月 1 日至 2019 年 9 月 30 日之 3 季資料則為第二部分之預測資料，作為預測模型的測試集，以確保預測模型的準確性，模型建構完成後，將以均方誤差(Mean Square Error, MSE)作為損失函數，衡量模型之配適度。

五、 超參數調整

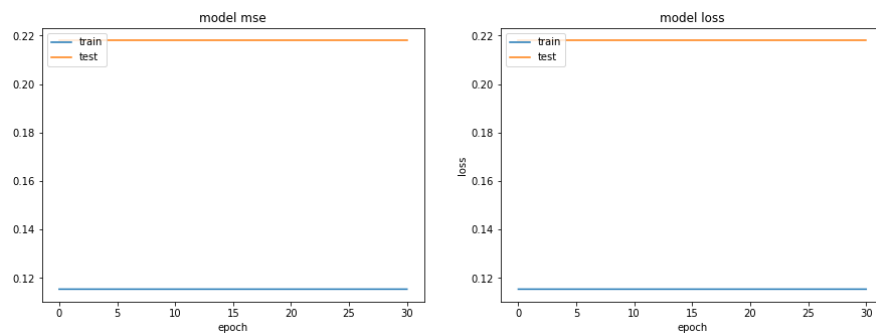
在多次實驗中，我們分別調整了 epochs、Adam learning rate、dense layer 層數等參數，以下調整前後的說明。

1. epochs 迭代次數 (100 vs. 500)

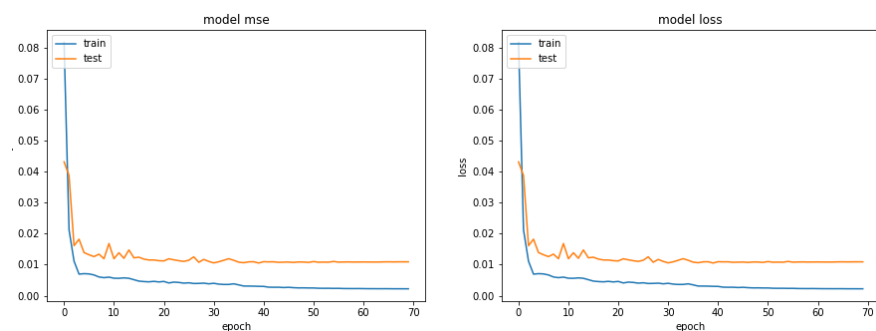
```
# 增加callbacks
from keras.callbacks import ReduceLRonPlateau
from keras.callbacks import EarlyStopping
reduce_lr = ReduceLRonPlateau(monitor='val_Loss', factor=0.5, patience=5,
                             mode='auto', min_delta=0.0001, cooldown=0, min_lr=0)
es=EarlyStopping(monitor='val_Loss', patience=30,mode='auto')
```

因本模型有設定 earlystopping 的機制，當 validation loss 超過 30 個 epochs 都沒有下降的話，即停止訓練以節省時間，而經多次實驗後，本模型幾乎都在 80 個 epoch 內完成最佳收斂，故最後以 100 作為本研究最終設定。

2. Adam learning rate (0.01 vs. 0.005)



lr = 0.01



lr = 0.005

上圖分別是以 0.01 及 0.005 的學習率訓練表現，可發現 0.01 的根本沒有學習到，判斷可能是學習率過大，所以找不到 local minimum，導致模型沒有收斂，故最後模型學習率是以 0.005 作為最終設定。

3. Dense layer 層數 (1 vs. 2)

```
48/48 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.0129 - mse: 0.0129
Test loss: 0.0128784766420722
Test mse: 0.0128784766420722
```

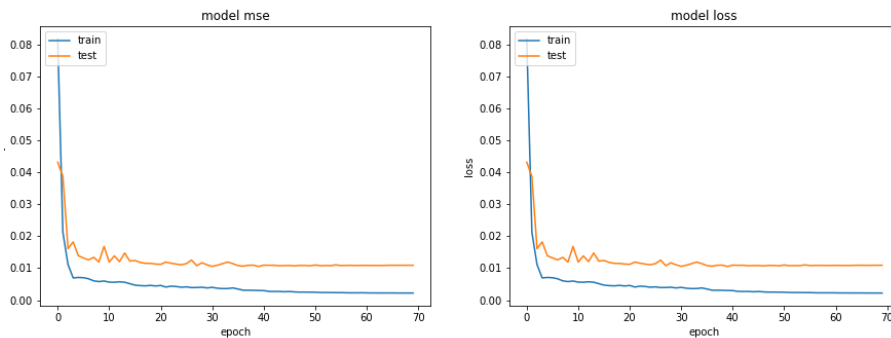
1 層 dense layer


```
48/48 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0145 - mse: 0.0145
Test loss: 0.014507105574011803
Test mse: 0.014507105574011803
```

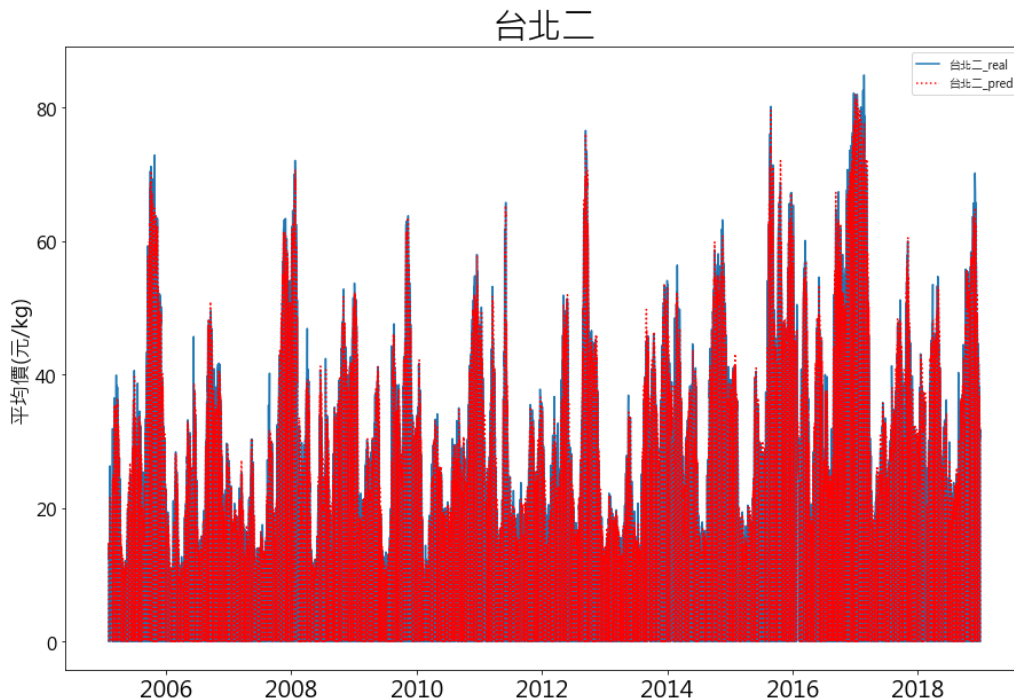
2 層 dense layer

由上圖可知，模型的 loss 分數不會隨著 dense 層數增加而遞減，故最終以 1 層 dense layer 作為模型最終設定。

六、 結論

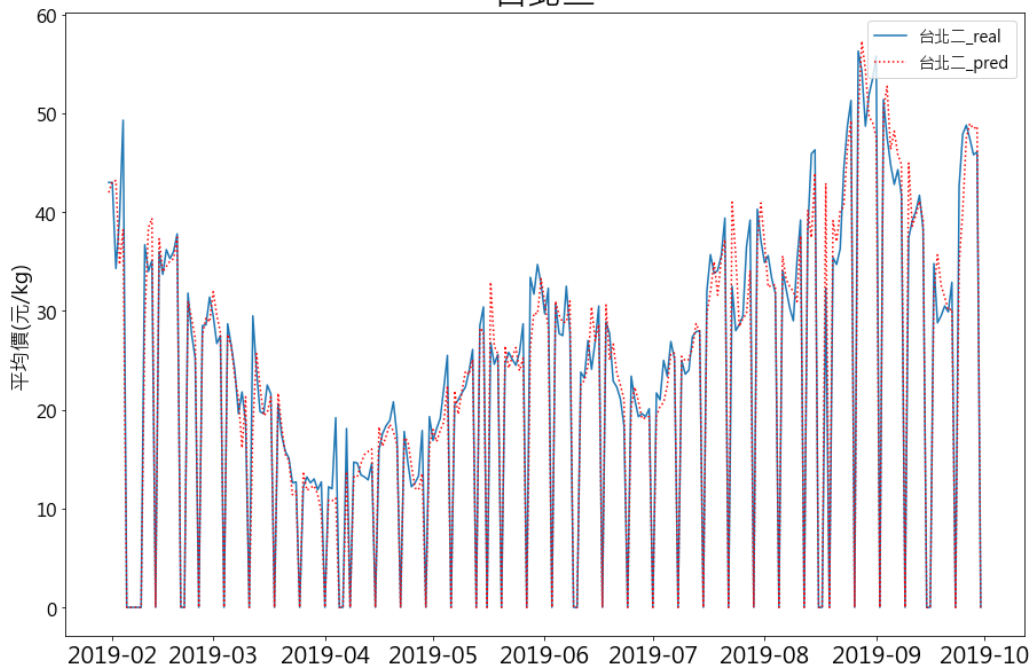


上圖為本研究目前訓練出的最佳模型結果，可看出模型 mse、loss 皆有隨著訓練迭代次數(epoch)增加而下降，雖偶有小幅震盪但訓練集(train)的表現始終優於驗證集(test)，表示模型有成功收斂且無出現過擬合(overfitting)的情況。



上圖則是台北二市場 2005-2018 年之詳細訓練結果，藍線代表實際值，紅線則是模型之預測值，可發現多數預測皆與實際值吻合，MSE 與 R-squared 值分別為 6.36 及 0.98，顯見模型有一定的預測能力。

台北二



上圖是以 2019 年 1 月 1 日到 2019 年 9 月 30 日共 243 個日資料來做預測驗證之結果，預測之 MSE 為 8.32、RMSE 為 2.88，誤差大約落在 3 塊錢上下，表示此模型應屬可應用的範圍內。

七、 未來展望

本研究僅以前人研究所及和台灣生產量較大之 6 種水果價格作為預測訓練資料，然現今市場狀況已不同以往，科技進步和全球化同樣影響著水果交易市場，以往為季節性生產之水果，近幾年已有全年性的產品，如西瓜；又進口水果的數量相較於往年有增加的趨勢，因此建議將所有大宗水果價格做關聯性分析，以找出符合現今社會之真正互補品及替代品，再投入模型訓練，並可將模型擴大為預測所有大宗水果價格以供更全面的價格預測及示警。

而在實際應用調整的部分，現在的預測模型僅能預測隔一天之平均價格，因此若能取得逐筆交易資料和水果分級，便能預測更詳細的分類與更準確的價格；而若將時間線拉長至 5 天或 7 天，或許能將預測實際價格轉換為預測漲跌幅度，可以在維持預測準確率的狀況下提供政府更早的示警以做因應。

八、 參考資料

1. 行政院農業委員會(2018)。農業統計年報。
<http://bit.ly/2MOEj68>
2. 農產品批發市場交易行情站(2018)。水果行情。
<http://bit.ly/2MPb7Mb>

附錄一 番石榴平均價之相關性分析數據

以下各表為番石榴平均價與各特徵之分析表，淺紅色填滿及深紅色文字表中度相關($0.4 \leq r < 0.7$)，綠色填滿及深綠色文字則表高度相關($r \geq 0.7$)，而各特徵縮寫說明如下：

縮寫	說明	縮寫	說明	縮寫	說明
芭	番石榴	104	台北二	low_temp	低溫特報
木	木瓜	109	台北一	MaxT	平均最高氣溫
芒	芒果	241	三重	MinT	平均最低氣溫
蕉	香蕉	400	台中	RA	降水量
鳳	鳳梨	600	嘉義	rain	大雨特報
葡	葡萄	800	高雄	RH	相對濕度
		830	鳳山	temp	平均氣溫
		930	台東	typhoon	颱風警報

對交易量(A)相關特徵分析表

	104_P_芭	600_A_蕉	109_A_鳳	830_A_芒
104_A_芭	0.13453	0.0887	0.11799	-0.0991
109_A_芭	0.21671	0.26376	0.06605	-0.06088
241_A_芭	0.24782	0.13506	0.11697	0.04234
400_A_芭	0.27445	930_A_蕉 0.46026	600_A_鳳 -0.0063	109_A_葡 0.1631
600_A_芭	-0.01319	104_A_木 0.34752	800_A_鳳 0.13283	241_A_葡 0.23247
800_A_芭	0.22085	109_A_木 0.32819	830_A_鳳 0.14399	400_A_葡 0.24394
830_A_芭	0.0105	241_A_木 0.32578	930_A_鳳 0.40878	600_A_葡 0.04505
930_A_芭	0.41864	400_A_木 0.26326	104_A_芒 -0.05377	800_A_葡 0.12638
104_A_蕉	0.4234	600_A_木 0.0409	109_A_芒 -0.06509	830_A_葡 0.26192
109_A_蕉	0.4961	800_A_木 0.25991	241_A_芒 -0.06705	930_A_葡 0.30904
241_A_蕉	0.46062	830_A_木 0.20452	400_A_芒 -0.08232	
400_A_蕉	0.37927	930_A_木 0.43735	600_A_芒 -0.1715	
		104_A_鳳 0.10486	800_A_芒 -0.08508	

對平均價(P)相關特徵分析表

	104_P_芭	600_P_蕉	109_P_鳳	830_P_芒
104_P_芭	1	0.30219	0.64787	-0.06338
109_P_芭	0.98877	800_P_蕉 0.65316	241_P_鳳 0.59771	930_P_芒 -0.02964
241_P_芭	0.97754	830_P_蕉 0.62655	400_P_鳳 0.70334	104_P_葡 0.59113
400_P_芭	0.96596	930_P_蕉 0.57115	600_P_鳳 0.12286	109_P_葡 0.59977
600_P_芭	0.51273	104_P_木 0.68453	800_P_鳳 0.61454	241_P_葡 0.64877
800_P_芭	0.83518	109_P_木 0.67943	830_P_鳳 0.47313	400_P_葡 0.75086
830_P_芭	0.56518	241_P_木 0.67101	930_P_鳳 0.45528	600_P_葡 0.16101
930_P_芭	0.61566	400_P_木 0.67737	104_P_芒 0.18474	800_P_葡 0.59519
104_P_蕉	0.69974	600_P_木 0.25651	109_P_芒 0.20016	830_P_葡 0.34619
109_P_蕉	0.68979	800_P_木 0.62518	241_P_芒 0.09118	930_P_葡 0.39574
241_P_蕉	0.71003	830_P_木 0.56941	400_P_芒 0.01026	
400_P_蕉	0.69446	930_P_木 0.49102	600_P_芒 -0.15943	
		104_P_鳳 0.62818	800_P_芒 -0.0316	

對交易下價(PD)相關特徵分析表

	104_P_芭	600_PD_蕉	0.28781	109_PD_鳳	0.63889	830_PD_芒	-0.05628
104_PD_芭	0.97919	800_PD_蕉	0.62432	241_PD_鳳	0.6014	930_PD_芒	-0.02006
109_PD_芭	0.95664	830_PD_蕉	0.59261	400_PD_鳳	0.59023	104_PD_葡	0.5204
241_PD_芭	0.96509	930_PD_蕉	0.53477	600_PD_鳳	0.12597	109_PD_葡	0.60777
400_PD_芭	0.91758	104_PD_木	0.6804	800_PD_鳳	0.59664	241_PD_葡	0.64949
600_PD_芭	0.49764	109_PD_木	0.69082	830_PD_鳳	0.49734	400_PD_葡	0.70714
800_PD_芭	0.81126	241_PD_木	0.65947	930_PD_鳳	0.43298	600_PD_葡	0.16426
830_PD_芭	0.55503	400_PD_木	0.63034	104_PD_芒	0.18237	800_PD_葡	0.49835
930_PD_芭	0.57456	600_PD_木	0.2611	109_PD_芒	0.18993	830_PD_葡	0.32725
104_PD_蕉	0.64068	800_PD_木	0.61376	241_PD_芒	0.0806	930_PD_葡	0.35471
109_PD_蕉	0.60531	830_PD_木	0.5656	400_PD_芒	0.01731		
241_PD_蕉	0.67832	930_PD_木	0.45101	600_PD_芒	-0.15361		
400_PD_蕉	0.62602	104_PD_鳳	0.57809	800_PD_芒	-0.01833		

對交易中價(PM)相關特徵分析表

	104_P_芭	104_PM_木	0.68233	109_PM_芒	0.2008
104_PM_芭	0.99912	109_PM_木	0.67625	241_PM_芒	0.09348
109_PM_芭	0.98503	241_PM_木	0.66623	400_PM_芒	0.00633
241_PM_芭	0.96842	400_PM_木	0.66698	600_PM_芒	-0.15943
400_PM_芭	0.96061	600_PM_木	0.25651	800_PM_芒	-0.03114
600_PM_芭	0.51273	800_PM_木	0.61827	830_PM_芒	-0.06334
800_PM_芭	0.8302	830_PM_木	0.5694	930_PM_芒	-0.02802
830_PM_芭	0.56517	930_PM_木	0.47616	104_PM_葡	0.58207
930_PM_芭	0.60394	104_PM_鳳	0.63285	109_PM_葡	0.58755
104_PM_蕉	0.70189	109_PM_鳳	0.65274	241_PM_葡	0.64468
109_PM_蕉	0.68705	241_PM_鳳	0.60124	400_PM_葡	0.72211
241_PM_蕉	0.71651	400_PM_鳳	0.6467	600_PM_葡	0.16101
400_PM_蕉	0.67395	600_PM_鳳	0.12286	800_PM_葡	0.58577
600_PM_蕉	0.30219	800_PM_鳳	0.60947	830_PM_葡	0.34619
800_PM_蕉	0.64962	830_PM_鳳	0.47316	930_PM_葡	0.39007
830_PM_蕉	0.62663	930_PM_鳳	0.44103		
930_PM_蕉	0.56109	104_PM_芒	0.18772		

對交易上價(PU)相關特徵分析表

	104_P_芭	600_PU_蕉	0.31491	109_PU_鳳	0.61665	830_PU_芒	-0.06646
104_PU_芭	0.99132	800_PU_蕉	0.67091	241_PU_鳳	0.567	930_PU_芒	-0.03179
109_PU_芭	0.98584	830_PU_蕉	0.19537	400_PU_鳳	0.66101	104_PU_葡	0.59539
241_PU_芭	0.97907	930_PU_蕉	0.55559	600_PU_鳳	0.10729	109_PU_葡	0.57769
400_PU_芭	0.96349	104_PU_木	0.67739	800_PU_鳳	0.60387	241_PU_葡	0.63687
600_PU_芭	0.50018	109_PU_木	0.66797	830_PU_鳳	0.44764	400_PU_葡	0.67854
800_PU_芭	0.8222	241_PU_木	0.67558	930_PU_鳳	0.45203	600_PU_葡	0.15411
830_PU_芭	0.57969	400_PU_木	0.67836	104_PU_芒	0.16816	800_PU_葡	0.64173
930_PU_芭	0.62193	600_PU_木	0.26729	109_PU_芒	0.18826	830_PU_葡	0.38691
104_PU_蕉	0.72003	800_PU_木	0.63244	241_PU_芒	0.08828	930_PU_葡	0.43296
109_PU_蕉	0.71757	830_PU_木	0.55622	400_PU_芒	0.00621		
241_PU_蕉	0.6944	930_PU_木	0.50635	600_PU_芒	-0.16432		
400_PU_蕉	0.69207	104_PU_鳳	0.60863	800_PU_芒	-0.03883		

對市場休市(rest)特徵分析表

	104_P_芭
104_rest	-0.66458
109_rest	-0.66458
241_rest	-0.66488
400_rest	-0.66343
600_rest	-0.07212
800_rest	-0.60966
830_rest	-0.6054
930_rest	-0.51429

對天氣相關特徵分析表

	104_P_芭	rain_蕉	-0.07166	MaxT_芒	-0.08141	temp_鳳	-0.10083
low_temp_芭	-0.00089	RH_蕉	-0.00168	MinT_芒	-0.09819	typhoon_鳳	-0.01001
MaxT_芭	-0.06591	temp_蕉	-0.09653	RA_芒	-0.05526	low_temp_葡	-0.00292
MinT_芭	-0.09539	typhoon_蕉	-0.01001	rain_芒	-0.0657	MaxT_葡	-0.07861
RA_芭	-0.0608	low_temp_木	0.00189	RH_芒	0.05207	MinT_葡	-0.09484
rain_芭	-0.06482	MaxT_木	-0.08758	temp_芒	-0.10167	RA_葡	-0.06816
RH_芭	0.06037	MinT_木	-0.10104	typhoon_芒	-0.01001	rain_葡	-0.07055
temp_芭	-0.09732	RA_木	-0.06278	low_temp_鳳	-0.0066	RH_葡	0.01044
typhoon_芭	-0.01001	rain_木	-0.07262	MaxT_鳳	-0.08872	temp_葡	-0.09515
low_temp_蕉	0.00189	RH_木	0.0494	MinT_鳳	-0.09648	typhoon_葡	-0.01001
MaxT_蕉	-0.08923	temp_木	-0.10346	RA_鳳	-0.06745		
MinT_蕉	-0.09153	typhoon_木	-0.01001	rain_鳳	-0.08639		
RA_蕉	-0.07156	low_temp_芒	-0.00364	RH_鳳	0.01717		