

SuperSight
-The Prediction of Sales and Shop Expansion
in Restaurant Business Using Deeping Learning

專題組員：田宜湘、陳學誼、劉宸羽、彭謙

專題編號：PRJ-NTPUCSIE-107-006

執行期間：107 年 9 月至 108 年 5 月

一、 摘要

在餐飲業中，食材的新鮮度佔有舉足輕重的角色，食材的新鮮與否影響著業者經營之狀況，然而消費者在餐飲業中之消費行為常因許多外在因素影響，使得選擇有所不同，也間接影響各個店家之銷售額。此外，一間餐飲店經營的成功與否往往與是否選擇適當的地點有極大的關聯。

因此，本專題研究將整合多元數據集包括歷史銷售數據、外部環境變數以及政府開放資料等，並採用深度學習下的長短期記憶模型建構銷售預測系統，替餐飲業者預測未來店家之銷售額以及推薦店家適合的擴展地點，使店家能精準進貨與備料，保持食材新鮮度，進而得到顧客之喜愛，也能達到不浪費資源之成效。

二、 簡介

本研究主要分為兩大主題，主題一為餐飲店未來銷售額的預測，主題二為推薦餐飲店適合的擴展地點。

(一) 研製背景

正確的需求預測在零售業扮演著關鍵的角色，如果企業銷售預測的能力不佳，數量不足將無法滿足消費者的需求，導致商機稍縱即逝，而數量過多則將造成資金積壓及存貨過多，因此不準確的預測將對企業有顯著的影

響，甚至削弱其在市場的競爭力。另外根據聯合國糧食及農業組織 (Food and Agriculture Organization of the United Nations, 簡稱 FAO) 統計，全世界每年約有 13 億噸食物在整個食品供應鏈中被丟棄或浪費，佔糧食供應給消費者數量的 3 分之 1，全球出現嚴重糧食失衡的狀態，這些被浪費的數量足夠解決 30 億人的飢餓問題。

(二) 研究目標

本研究設計的預測系統主要運用店家使用銷售時點情報系統(Point of sale)的訂單資料，經過統計整理後，搭配政府開放資料，並使用深度學習下的長短期記憶模型，使其能夠預測未來一日的銷售營業額，並搭配迴歸模型，比較不同天氣下對銷售營業額的影響。而在主題二方面，同樣透過深度學習下的時間序列網路以及一套演算法預測哪一區域適合擴展新店家。

(三) 預估成果

1. 多元運用政府開放資料
2. 系統能準確地預測未來一日的銷售營業額
3. 能比較在不同天氣標準下，銷售營業額的變化
4. 設計一套演算法預測適合擴展店家的地點

- ### 三、專題進行方式
- #### (一) 實作平台與技術

本專題使用開發工具如下圖：



本系統可分為三大部分：

使用者端以網頁作呈現，數據結果的圖形化則是分別使用 RStudio 以及 Google Maps API。

利用 Keras 建構長短期記憶模型進行預測，接著再使用 Scikit-learn 提供的迴歸模型加入外在因素進行微調。

利用 Python 函式庫模組中的 Beautiful Soup 進行政府開放資料的抓取，並以 MySQL 進行模型訓練前資料的處理。

模型訓練主要分為兩部分：資料預先處理以及建構訓練神經網路。

當我們將眾多數據載入後，首先要做的就是清洗數據，需要將用不到的數據刪除，還有一些缺失的資料依狀況刪除或是填補上適當的數據。數

(b) 建構訓練神經網路

長短期記憶模型（Long Short-Term Memory, LSTM）使用記憶來加強當前的決策，利用三個控制閥 (Gate) 來決定記憶的儲存與使用。

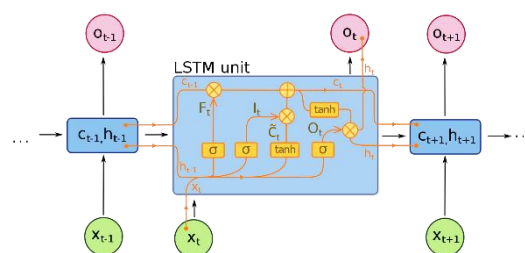


圖 2 LSTM 單元示意圖

LSTM 的關鍵在於細胞狀態，即圖 2 中 C_t 和 C_{t-1} 。在 LSTM 單元中有三個門，分別為 forget gate (F_t)、input gate (I_t)、output gate (O_t)，用來保護和控制細胞狀態。再 LSTM 單元中，第一步是決定要從細胞狀態中丟棄什麼信息，forget gate (F_t) 把 h_{t-1} 和 x_t 拼接起來，傳給一個 sigmoid 函數，該函數輸出 0（完全捨棄）到 1（完全保留）之間的值，這個值再乘到細胞狀態 C_{t-1} 上去，sigmoid 函數的輸出值直接決定了狀態信息保留多少，作用是使 LSTM 的 cell 根據不同的輸入去選擇記憶或者遺忘前一個狀態中的信息。下一步是確定什麼樣的新信息被存放在細胞

狀態中，這裡包含兩個部分，input gate (I_t) 決定什麼值將要更新，然後 tanh 創建一個新的候選值向量 $\tilde{C}_t$ 加入到狀態中， $\tilde{C}_t$ 在 $[-1,1]$ 區間，說明細胞狀態在某些維度上需要加強，在某些維度上需要減弱。接著舊的細胞狀態 C_{t-1} 與 F_t 相乘來丟棄一部分信息，再加上需要更新的部分 $I_t * \tilde{C}_t$ ，就生成了新的細胞狀態 C_t 。最後需要確定輸出什麼值，先運行一個 sigmoid 層來確定細胞狀態的哪個部分將輸出出去，把它和通過 tanh 進行處理的 C_t 相乘，最終僅會輸出確定輸出的那部分。

(二) 系統分析與設計摘要

系統分為餐飲店未來銷售額的預測以及推薦餐飲店適合的擴展地點兩大主題，以下分別介紹其架構。

1. 餐飲店未來銷售額的預測

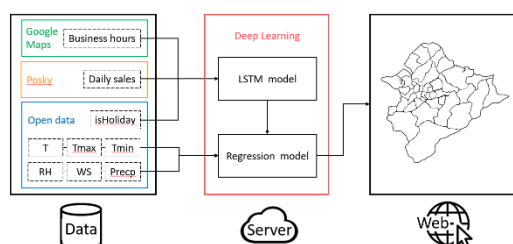


圖 3 主題一系統架構圖

在銷售額預測流程中，本專題將第 n 天的銷售額標為 label，而前 $1 \sim n-1$ 的銷售營業額、營業時間、及國定假日標為 feature，並且將他們輸入至 LSTM 模型訓練，得到預測的銷售營業額。

不過，因為當天的銷售額可能還會受到天氣的影響，因此本專題還利用迴歸模型對預測值作調整，方法為將當天實際銷售額作為 label，而當天的預測值及天氣狀況作為 feature，輸入至迴歸模型裡，找出天氣對銷售額的相關性，並以此依據來為預測的銷售營業額作調整，最後以圖表的方式

呈現在地圖上。

2. 推薦餐飲店適合的擴展地點

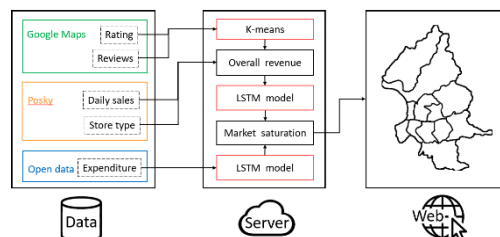


圖 4 主題二系統架構圖

主題二的概念為將分析的區域以經緯度劃分成方格，並依據商家類型的不同，比較方格內每一種類型每月商家的營業額與每月的民眾消費支出。如果現況此類型商家的營業額高於民眾在此類型上的消費支出，則可以推測市場是屬於飽和的狀態，不適合再多開店家。反之，如果民眾的消費支出大於營業額，則代表消費者還有多餘的金錢可以消費，適合在多開新的店家。

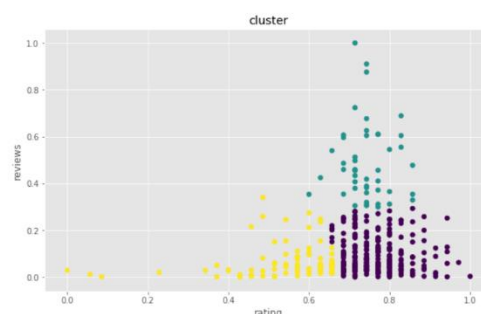


圖 5 K-means 分群結果圖

本專題以台北市為例，由於我們掌握的營業額資訊只有台北市的部分店家，因此我們利用 Google Maps API 抓取台北市所有商家，並將我們掌握

$$\text{方格的平均群數(rate)} = \frac{\sum_{i=1}^5 i \cdot n_i}{\sum_{i=1}^5 n_i}$$

$$\text{消費支出權重} = \frac{rate_i}{\sum_{i=1}^n rate_i}$$

資訊的部分店家以及 Google 上抓取的店家依照地圖上的評論數和星等利用 K-means 進行分群的動作，再利用 LSTM 模型分別預測屬於 1 2 3 群體店家未來一個月的營業額，並計算一個小方格內分別有幾間店家屬於 1 2 3 群體，進而得到在此方格區域內的總體營業額。

而在民眾消費支出方面，本專題透過縣市政府重要指標系統抓取台北市人民每月分別在每一類型餐飲店的消費支出，並沿用上一部份的店家分群結果，計算每一方格的平均群數，並以權重的概念將消費支出分配到每一方格。最後比較營業額與消費支出，以色塊的方式呈現於地圖上。

四、 主要成果與評估

1. 網頁成果

(a) 飲店未來銷售額的預測



圖 6 預測實際值呈現

每一圓圈代表不同的店家，深色圓圈代表預測值，淺色圓圈代表實際值。

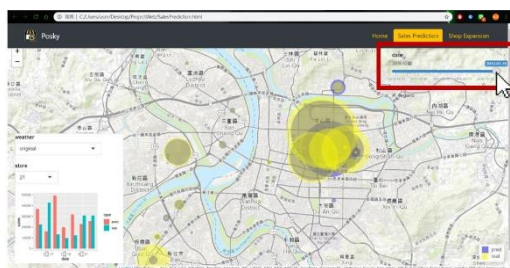


圖 7 時間軸拉取

右上角的時間軸提供使用者選取想觀看的日期。

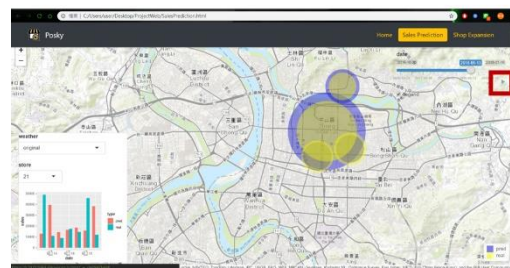


圖 8 播放鍵

時間軸下的播放鍵提供使用者播放選取日期往後每天的數據，以動畫的方式讓使用者明顯看出差別。

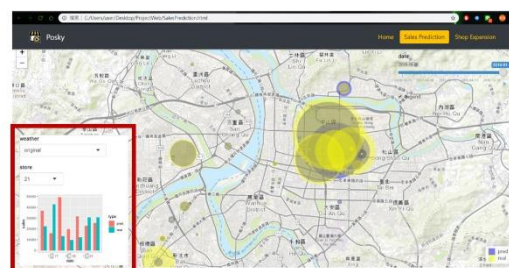


圖 9 選取不同天氣狀況

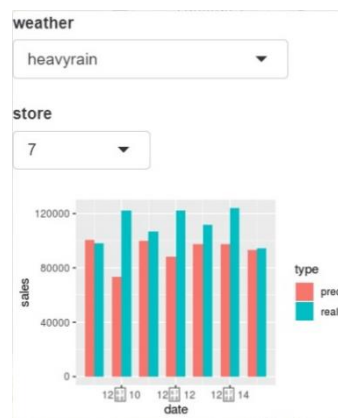


圖 10 浮動視窗

左下角的浮動視窗提供使用者選取想觀看的店家，並可選擇不同的天氣狀況，比較正常天氣與特別天氣狀態下，營業額有什麼不同。

(b) 推薦餐飲店適合的擴展地點

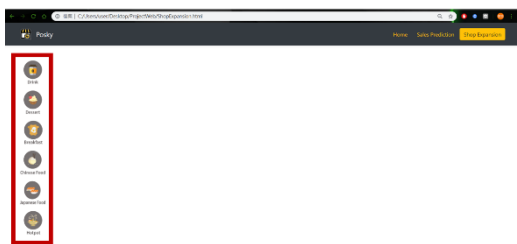


圖 11 店家類型選擇

左邊的按鈕提供使用者選擇不同類型的餐飲店家。分別為飲品類、麵包甜點類、早餐類、中式料理類、日式料理類、火鍋類。

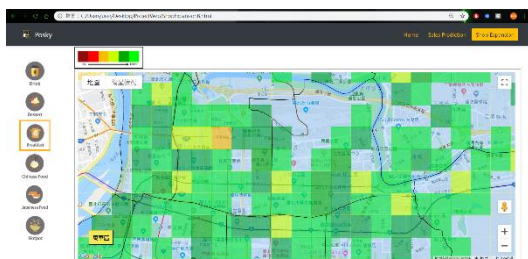


圖 12 色塊顯示飽和度

綠色的區塊代表適合擴展店家，且越深越適合。紅色的則代表不適合擴展店家，且越深越不適合。

2. 準確程度

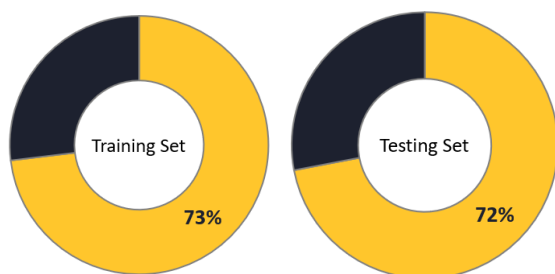


圖 13 訓練集及驗證集準確率

由於手上的訂單資料皆為歷史資料，因此我們將現有最新一個月 2019 年 1 月的資料當作測試集，而剩下 2016 年 6 月到 2018 年 12 月的資料都當作訓練集。在模型訓練完成後，訓練集與測試集的平均準確度都有達到七成。

五、 結語與展望

本次的專題研究中，成功運用了

深度學習的技術進行餐飲店家營業額的預測，使店家能預先知道未來的銷售狀況，進而避免不必要的浪費，造成多餘資金的花費，期望在未來能更進一步地對每一家的每一個商品進行銷售量的預測。此外，在專題製作過程中，也嘗試激盪組員間的想法解決欲知道的問題，並設計一套演算法預測適合擴展店家的地點，使組員們對於如何生成一個產品，有了更多的體悟，也期望未來能運用深度學習的技術解決更多的問題。

六、 銘謝

國立台北大學資訊工程研究所
無線暨行動網路實驗室

國立台北大學 大數據與智慧城市研究中心

七、 參考文獻

- [1] Qiu, X. ; Zhang, L. ; Ren, Y. ; Suganthan, P. N. ; Amaratunga, G. , “Ensemble deep learning for regression and time series forecasting”, In Computational Intelligence in Ensemble Learning (CIEL) , pp.1-6 , 2014.
- [2] 賴明勇、林正龍、孫楓林、蘇哲仁, “商情預測”, 五南圖書出版公司, 1999.
- [3] 陳功興, “便利商店鮮食商品銷售預測模式之研究—探討類神經網路與平假日移動平均法的比較”, 國立高雄第一科技大學碩士論文, 2006.
- [4] 歐宗殷, “資料探勘為基礎之零售業銷售預測模式-以連鎖超商鮮食商品為例”, 國立清華大學工業工程與工程管理學系學位論文, 2010

- [5] 周秉誼,“淺談 Deep Learning 原理及應用”,國立臺灣大學計算機及資訊網路中心電子報,2014.
- [6] S. Hochreiter ; J. Schmidhuber, “Long short-term memory”, Neural Computation, 1997
- [7] 許純菁,“天氣變數對消費者消費行為的影響－以百貨公司為例”,成功大學經營管理碩士學位學程學位論文,2014.
- [8] Andrew Ng ; Jiquan Ngiam ; Chuan Yu Foo ; Yifan Mai ; Caroline Suen, “UFLDLTutorial:ConvolutionalNeuralNetwork”,2014.
- [9] 歐宗殷、洪志洋、林哲瑋,“科技管理學期刊”, 23 卷 3 期, P69-91, 2018.

