

多層式短中長期記憶模型之即時計程車需求預測

徐志榮
資訊工程學系
中央大學
桃園, 台灣

106525009@ncu.edu.tw

陳弘軒
資訊工程學系
中央大學
桃園, 台灣

hhchen@ncu.edu.tw

摘要— 智慧交通儼然成為智慧城市的重要一環，運用人工智慧科技進行計程車需求預測是其中一項課題。有效地預測下個時間點載客需求的分布可以減少司機空車時間、降低乘客等待時間及增加獲利載客次數，將計程車產業獲利最大化並解決車輛巡迴攬客所造成的能源消耗及汙染。

本文利用計程車行車紀錄資料結合深度學習的架構提出有效的計程車載客需求預測模型，使用善於處理時間序列架構的短中長期記憶模型(LSTM)為基礎，並設計多層的深度學習網路架構來提高預測準確率。

本文將會說明設計的深度學習結構以及損失函數，使用紐約市計程車的行車紀錄資料進行實驗。為了驗證模型的一般性，我們另外使用台灣台北的計程車業者資料進行驗證。在實驗中我們比較傳統與深度學習方式進行預測計程車需求分佈之間差別，並在實驗結果說明我們提出的多層式 LSTM 架構是可行且能更有效的提高預測的準確度。

關鍵字— 計程車需求預測、遞歸神經網路、長短期記憶模型、深度學習

I. 簡介

交通和人們日常生活息息相關，同時也是智慧城市的重要骨幹，然而城市的交通建設規劃牽涉到人口數量的分布以及龐大數量的通勤族搭乘不同運輸交通工具習慣，如何將複雜且龐大的資訊結合整合出有效的預測需求模型是一個很複雜的問題。在交通上，計程車產業扮演重要的一環，當計程車企業進行車輛調度依據時，關鍵點在於如何得知下個時間的交通需求分佈，才能做到有效的派遣以達到獲利最佳化。此時建立精準的計程車即時預測模型儼然是十分重要的課題。

即時的計程車需求預測是個連續時間上的交通問題，關鍵在於如何保留連續時間的資訊。在傳統上整合移動平均自回歸模型 (ARIMA) 的方式被廣泛運用於交通預測問題上。然而近期深度學習在處理複雜非線性的問題有更好的效果，因此很多交通問題研究也嘗試以深度學習框架進行解決 [10], [11]。

本論文目的是建立一個精準的即時計程車需求模型，我們將一個地區的圖層資訊切成數個小網格，並將載客的座標資料結合分佈於網格之中，利用深度學習的方式進行預測。在此我們選擇適合處理時間序列的短中長期記憶模型(LSTM) [3]，將當前的需求分佈的圖層資訊結

合相關的資訊(天氣、日期...等)整合後輸入模型，藉由深度學習的運算後輸出下個時間點的預測需求分佈及數量。

在深層的 LSTMs 通常會得到比單層的 LSTM 更佳的準確度[9]，在本篇論文中提出多層 LSTMs 的網路架構計程車需求數量預測模型，由全連結層來包含完整的需求資訊，LSTM 則處理時間資訊，最後實驗證明其 LSTM 層數數量的預測結果精準度影響。

接下來第二章會提到同樣處理計程車需求預測的相關研究，第三章描述我們設計的類神經網路架構及方法，第四章比較不同模型間的實驗結果，第五章總結預測模型的成效以及討論未來研究可進行方向。

II. 相關研究

交通的需求預測一直以來對於市場上是很有價值的，人們總希望知道下個時間的叫車需求在哪裡。過去很多研究處理交通時間序列上問題，其中整合移動平均自回歸模型 (ARIMA) [5] 是最具代表性的預測時間序列問題的模型之一。

近幾年來深度學習進行預測的方式日益成熟，常見模型之一短中長期記憶模型 (LSTM)，可以保留時間序列中持續長時間的資訊，其 LSTM 區塊中有一個閘道可以決定輸入內容重要性，常用於使用處理時間序列上的問題。同樣為常見模型之一的卷積神經網路(CNN)，由數個卷積層、池化層及全連階層組成，能保留輸入數據的二維結構資訊，在圖像處理上可以得到很好的效果 [6]。

因此近年來研究嘗試利用交通資料結合深度學習進行預測，開始有人利用深度學習網路開發計乘車需求預測模型。有人提出使用 LSTM 處理空間及時間資訊的 LSTM-MDN-Conditional [10]，以及使用 LSTM 處理時間資訊及 CNN 處理空間資訊的 DMVST-Net [11]，兩者模型上皆獲得比傳統方式更好的結果，說明深度學習的框架在處理交通問題上是十分的適用。

然而上段提到的模型中，前者模型 LSTM-MDN-Conditional 將處理空間資訊使用 LSTM，會導致同一時間上的地理區塊被視為不同時間點。後者模型 DMVST-Net 在處理空間資訊使用 CNN，會導致一部分的地理區塊資訊消失。因此在接下來的章節中我們提出更有效方法解決計程車預測結果。

III. 模型及方法

在這章節中，說明座標資料如何處理、我們提出的 Residual-LSTMs 需求預測模型架構、保留連結的內容以及所使用的損失函數。

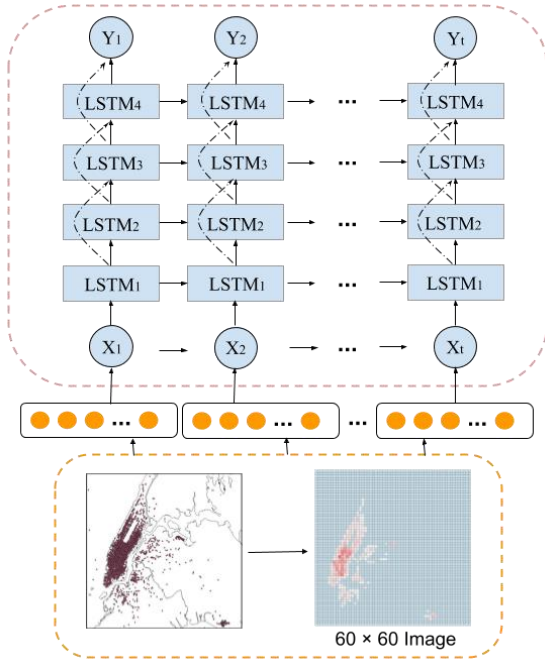


圖 1 Residual-LSTMs 架構

A. Residual-LSTMs 預測模型

計程車的需求預測中，交通議題上必需要考量的主要關鍵點為空間及時間的資訊處理。近幾年使用深度學習進行預測的常見使用 LSTM 模型進行時間處理，在時間上的處理都可以得到極佳的結果。考量到空間資訊時，有人提出使用 LSTM 方式 [10] 以及 CNN 方式 [11] 進行處理，然而前者的方式會有同一個時間上的空間被視為連續時空處理，且空間的關聯並非單純連續的地理區塊的資訊整合，現實中往往需要同時間完整城市地理區塊資訊；後者的方式會使很多空間資訊消失，尤其交通問題上牽涉整個城市地理區塊，有時而非單看鄰近地理區塊就能得知。

我們提出的模型(圖 1)使用處理時間序列的 LSTM 架構，將層數堆疊 4 層，其中 X_t, Y_t 分別為真實載客需求及預測的下個時段載客需求。利用足夠深層的類神經網路架構使模型能有效地學習地理區塊間的相對應空間關聯關係。然而在建構深層的 LSTMs 時，常會發生資訊無法傳遞到最後一層(梯度瀰散或梯度爆炸)，因此我們在 LSTM 之間加入保留連結(圖 2)，使得梯度流動順利進行。

原始座標資料處理後成地理區塊資料後透過全連接層的方式輸入 LSTMs 層。經由網路後輸出將預測需求數量與真實資料進行損失函數計算。

B. 原始座標資料編碼

我們使用地理資訊系統(GIS)將原始計程車資料中全球定位系統(GPS)座標進行地理資訊處理，將資料從世界大地測量系統(WGS84)座標編碼轉換成不同地區合適

的投影系統，透過這種方式轉換後的位置可以得到較高的精準度，使得計程車需求分佈分析得到更佳符合真實位置的結果。

利用 GIS 的系統建立於紐約市曼哈頓區域 0.5km × 0.5km 大小地理區塊(共 3600 格)，將原始計程車需求座標資料轉換後的位置根據其分布的數量匹配進相對應的地理區塊位置中。

C. 保留連結 (Residual Connections)

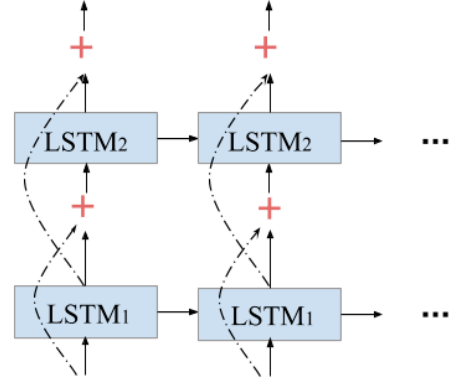


圖 2 保留連結 (Residual Connections) 架構

多層的 LSTMs 模型比單層可以學習到更多且相對關係的資料特性，然而多層的 LSTMs 資料容易在訓練的過程中發生梯度爆炸或瀰散的問題 [8]。在我們第四節實驗中結果會發現如果使用一般堆疊方式達到 4 層時，得到的預測結果不佳。

因此我們設計模型時加入保留連結部分，和一般堆疊的 LSTMs 差別於當其中一層($LSTM_i$)輸出到下一層($LSTM_{i+1}$)資訊時會結合當層($LSTM_i$)輸入資料進行傳遞，這樣可以有效改善後向傳遞時的梯度變化(圖 2)。在過去研究中說明在深層 LSTMs 中使用保留連結會得到很好的效果 [2]。其定義如下：

$$\begin{aligned} c_t^i, m_t^i &= LSTM_i(c_{t-1}^i, m_{t-1}^i, x_t^{i-1}; W^i) \\ x_t^i &= m_t^i + x_t^{i-1}, \\ c_t^{i+1}, m_t^{i+1} &= LSTM_{i+1}(c_{t-1}^{i+1}, m_{t-1}^{i+1}, x_t^i; W^{i+1}) \end{aligned} \quad (1)$$

其中， x_t^i 為在 t 時間於 $LSTM_{i+1}$ 輸入的資訊。 c_t^i, m_t^i 分別為 $LSTM_i$ 隱藏狀態及記憶狀態。 W^i 為在 $LSTM_i$ 的權重。

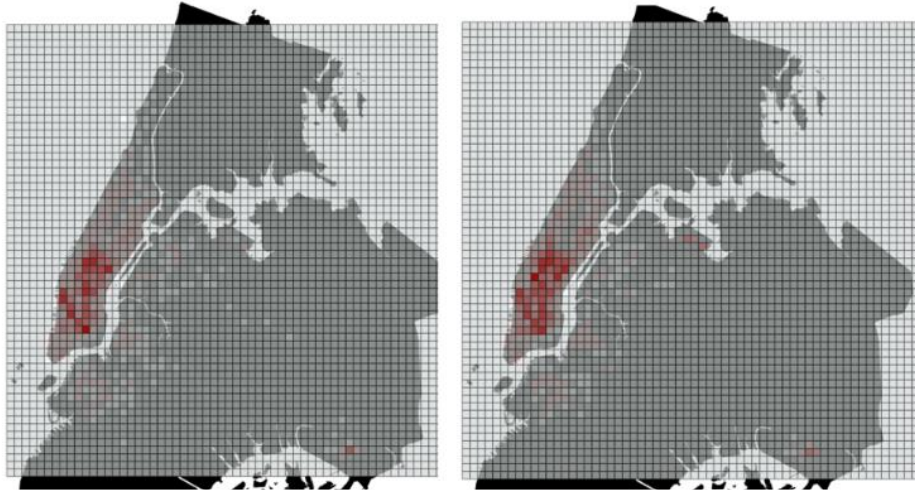
D. 損失函數

我們使用的損失函數定義如下：

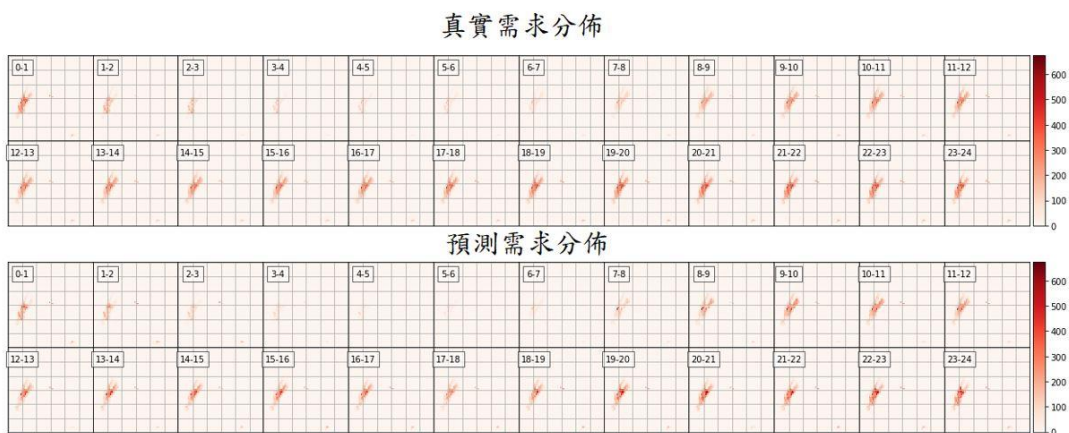
$$Loss = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^R ((Y_t^i - \hat{Y}_t^i)^2 + \gamma (\frac{Y_t^i - \hat{Y}_t^i}{Y_t^i})), \quad (2)$$

其中， Y_t^i 和 \hat{Y}_t^i 分別代表實際分布於 t 時間時 i 地理區塊的真實與預測之載客需求，T 代表 LSTM 時間單位數量，R 代表所有地理網格數量。

本論文使用的損失函數包含均方損失誤差及平均百分比誤差，在模型學習的過程中均方誤差會偏向預測保留大的值部分，為了避免損失掉長時間有載客需求地區但數量較小的區塊，加入平均百分比誤差來適當處理其部分 [11]。



圖片 3 紐約市曼哈頓區 2016/6/29 00:00-01:00, 真實(左圖)預測(右圖)叫車需求熱點圖。



圖片 4 紐約市曼哈頓區 2016/6/30 00:00-24:00, 真實(上圖)預測(下圖)叫車需求熱點圖。

IV. 實驗

在這章節，我們會評估不同的模型，說明預測下個時間的精準度。會進一步比較其他基準模型。本論文所使用的資料集、實驗設定及結果會依序說明。

A. 資料集說明

本篇論文中使用的兩組資料集以驗證模型的一般性。以下說明兩組資料集的來源及特性。

第一組資料集來自紐約市的計程車行車紀錄資料 [7]，紀錄時間從 2009 年至 2017 年，資料數量每月約有千萬筆的紀錄資料。其中資料分為多數分布於曼哈頓市區的黃色計程車以及多數分布於郊區的綠色計程車。

第二組資料集使用台灣計程車領導品牌—台灣大車隊的資料 [1]，此資料為台灣台北市內湖區矩形地理範圍內之計程車載客時間、地點 GPS 資料。資料涵蓋時間為 2016 年 2 月至 2017 年 1 月，共計 4,118,812 筆，平台無公開 2017 年 2 月份資料其部分提供預測競賽評比使用。

B. 實驗設定

我們第一組資料集紐約市曼哈頓地區的需求預測，選用從 2017 年 1 月至 6 月的黃色計程車行車紀錄資料，每

筆資料包含乘客上車地點及時間的資訊，共有六千多萬筆資料。我們將曼哈頓區矩形地理範圍切分為 60×60 的地理區塊，每個地理區塊大小為 $0.5\text{km} \times 0.5\text{km}$ ，將資料以時段為區隔，根據該時段所有 GPS 座標資料分布於何者地理區塊位置處理。

第二組資料集我們選用平台公開的 2016 年 2 月至 2017 年 1 月的行車紀錄資料，平台提供的資料格式為內湖區矩形地理範圍切分為 5×5 地理區塊，每格大小約為 $1.5\text{km} \times 1.5\text{km}$ ，每個時段為 1 小時。此資料集中我們有額外加入時間及星期的資料。

兩組資料集皆取其中約 60% 為訓練資料、15% 為驗證資料及最後保留 25% 為測試資料。我們給當前一天 (24 time steps) 資料，預測下一天的需求分佈。訓練模型使用 Adam 優化器 [4]，能有較好的處理稀疏梯度及噪音樣本的效果。損失函數(2)式中 γ 經實驗結果給定 $1e-2$ 得出很好效果。

C. 評量指標

我們使用 Mean Absolute Percentage Error(MAPE) 和 Root Mean Square Error(RMSE) 作為評量指標。

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Y_t^i - \hat{Y}_t^i|}{Y_t^i + c}, \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_t^i - \hat{Y}_t^i)^2}, \quad (4)$$

其中， Y_t^i 和 \hat{Y}_t^i 分別代表實際分布於當 t 時間時 i 地理區塊的真實與預測之載客需求，N 代表所有資料的筆數。(3)式中的分母加上微小的常數避免當分母為零的情況。

D. 實驗結果

表 1 不同模型間的效能(第一組資料集)

模型	RMSE	MAPE
DMVST-Net [2]	14.69	0.1424
LSTMs (2 層)	9.54	0.0705
LSTMs (4 層)	14.36	0.1386
Residual-LSTMs (4 層)	8.25	0.0594

表 2 不同模型間的效能(第二組資料集)

模型	RMSE	MAPE
DMVST-Net [2]	8.86	0.2272
LSTMs (2 層)	9.31	0.2341
LSTMs (4 層)	9.00	0.2335
Residual-LSTMs (4 層)	8.40	0.2219

我們比較同樣使用深度學習方式進行預測且在叫車需求預測上優於傳統預測模型的 DMVST-Net [2]，從表 1 中說明多層式 LSTMs 在 RMSE 及 MAPE 上有很好的結果。然而當層數從 2 層堆疊至 4 層時可以發現兩項評估數值都呈現下降，從此觀察得知發生於第三節提及的梯度流向問題。我們提出的 Residual-LSTMs (4 層) 預測模型，比較同層數的 LSTMs (4 層)，觀察實驗結果發現有效解決深層深度學習上的問題，同時相較於其他模型有極佳的預測結果。

第二組資料地理網格數較少，各模型的結果相較於前者資料集顯得更接近。但由表 2 說明說我們的模型仍具領先。且訓練時我們的模型與其他三者深度學習模型 (DMVST-Net、LSTMs (2 層) 及 LSTMs (4 層)) 進行比較，觀察到我們模型收斂速度最快，減少約 45~70% 迴圈數，時間約快 25~45%，驗證我們模型在效率上的優勢。透過兩組資料集測試說明我們模型不侷限於單一的資料集，可以被計程車產業廣泛運用。

觀察實際預測的呈現，圖 3 中顯示真實與預測的需求分布及數量，可以發現兩者不論分佈位置形況及數量都很接近，證明我們提出的預測模型是可運行於現實。

進一步確認深層 LSTMs 是否能有效的學習到時間資訊及空間分佈資訊，觀察圖 4 中發現預測結果和真實狀況的時間以及地理區塊上數量消漲趨勢十分相近，證明我們提出的預測模型的確能學習到時間與空間上的變化。

V. 討論

我們提出的模型已經能在訓練過程中學習真實載客需求的分布，並能有效的預測下個時間點的載客需求情況。在實驗結果中也證明在深層的 LSTMs 通常會得到比單層的 LSTM 更加的準確度的論述，我們提出的多層式 LSTMs 預測模型結果得到較佳的結果。

不過在實驗結果中也發現，圖層中少量的叫車需求容易在模型學習的過程中消失，導致預測的結果會偏向熱門的需求地點，是否要保留少數的載客位置，現實市場中是值得探討的議題，未來研究的方向可以朝向如何去保留一些少量載客的地點資訊，以達到預測的位置更為精確目標。

參考文獻

- [1] 工研院 A Idea 平台台灣大車隊，載客熱點預測資料集。2017.
- [2] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. Deep residual learning for image recognition. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015.
- [3] Hochreiter, S., and Schmidhuber, J. Long short-term memory. Neural computation 9(8):1735–1780. 1997.
- [4] Kingma, D., and Ba, J. Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.69. 2014.
- [5] Moreira-Matias, L., Gama, J., Ferreira, M., Mendes-Moreira, J., and Damas, L. Predicting taxi-passenger demand using streaming data. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems 14(3):1393–1402. 2013.
- [6] M Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In Advances in neural information processing systems, 1097–1105. 2012.
- [7] NYC Taxi & Limousine Commission. Taxi and Limousine Commission (TLC) Trip Record Data. Accessed: Dec. 2016.
- [8] Pascanu, R., Mikolov, T., and Bengio, Y. Understanding the exploding gradient problem. CoRRabs/1211.5063. 2012.
- [9] Wu, Yonghui., Schuster, Mike., Chen, Zhifeng., Le, Quoc V., Norouzi, Mohammad., et al., Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation. 26 Sep 2016.
- [10] Xu, Jun., Rahmatizadeh, Rouhollah., Bölöni, Ladislau., Member, Senior., IEEE, and Damla Turgut, Member, IEEE, Real-Time Prediction of Taxi Demand Using Recurrent Neural Networks. Transactions on Intelligent Transportation Systems 19(8), August 2017.
- [11] Yao, Huaxiu., Wu, Fei., Ke, Jintao., Tang, Xianfeng., Jia, Yitian., Lu, Siyu., et al., Deep Multi-View Spatial-Temporal Network for Taxi Demand Prediction. arXiv:1802.08714v2 [cs.LG] 27 Feb 2018.