

# 人工智慧演算法在人工林疏伐林分生長模型建構之應用

湯適謙<sup>1\*</sup>、吳俊霖<sup>2</sup>

自從2016年，Google DeepMind公司所開發之AlphaGO戰勝了圍棋世界冠軍後，人工智慧 (Artificial Intelligence; AI) 的浪潮逐漸席捲世界，並在農業、醫療、交通、金融、製造、語音、影像辨識及生成式技術等各個領域，加速其應用。人工智慧在林業領域之應用亦逐漸發展成型，如森林調查數據之搜集分析、決策管理、航遙測圖像之分類、評估等。

疏伐作業在森林經營撫育措施中扮演重要之角色。其效益包括可獲得中間收入、增加木材產量、提高國內自給率，促進樹木生長及有益於人工林之健康等。適當的疏伐作業可以增加林地碳匯，也有利於因應氣候變遷的調適。

林業經營實務中，正確預測不同疏伐策略的林分蓄積量以降低經營風險是一項重要的工作。與傳統的統計迴歸方法相比，人工智慧方法的前提假設限制較少，且可處理生育地複雜條件的影響，因此在林分生長模擬的應用日益廣泛。其中深度學習方法 (Deep Learning Method) 中的長短期記憶法 (Long Short – Term Memory ; LSTM) 是遞迴式神經網路 (Recurrent Neural Networks ; RNN) 之變形模組，適合於處理和預測時間序列及具順序數據中，間隔和延遲相當長的資料，並可藉由建模學習獲得長期依賴關係，預期可應用於林木生長之時間序列預測模擬。

<sup>1</sup> 林業試驗所林產利用組

<sup>2</sup> 國立中興大學資訊工程學系

\* 通訊作者 (stantang@tfri.gov.tw)

## 發展人工智慧建模所需林木生長資料

在發展人工智慧建立數據模型時，首先須考量數據量夠不夠，以足以對模型進行訓練(Training)。就發展人工林生長模式而言，就必須倚賴具有長期調查資料的森林永久樣區。從永久樣區建立開始，須定期對林木之胸徑、樹高進行量測，逐步記錄其變化之情形。同一樹種，最理想的情況是在不同區域、不同生長條件且橫跨年代越長，其所發展的生長模式越具有代表性。以林業試驗所為例，某些樹種已累積數十年之林木生長調查資料。

## 林分生長之深度學習建模

為了解決資料長時間序列問題，Hochreiter和Schmidhuber提出了長短期記憶法(LSTM)。LSTM 包含四個新元素：記憶單元、遺忘門(Forget Gate)、輸入門(Input Gate)及輸出門(Output Gate)，其結構如圖1。

LSTM利用如圖1之三個控制閥(Gate)，來決定資料之儲存或使用：遺忘門(Forget Gate)可決定將資料檔捨棄或保留，輸入門(Input Gate)決定當前的資料是否加入長期記憶中，輸出門(Output Gate)則決定當前之資料是否輸出。

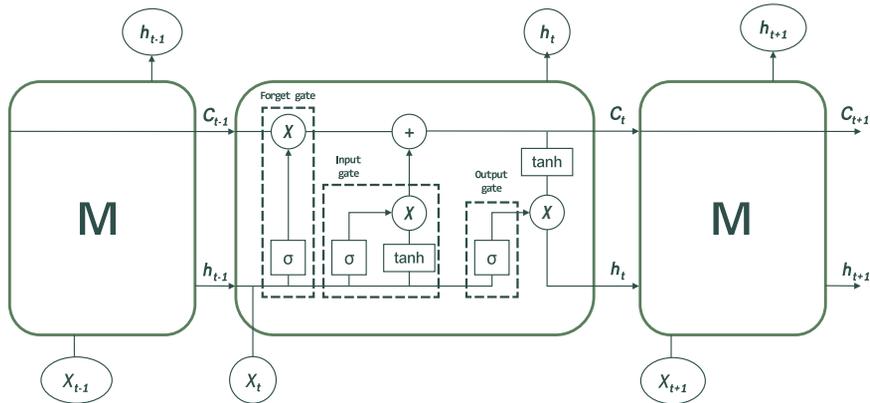


圖1 LSTM(長短期記憶法)之結構圖，修改自Dongfei Yan et al (2021)。(湯適謙 製)

## 人工智慧建模效能評估

用於評估人工智慧模型建模效能的方法是「平均絕對百分比誤差」(Mean Absolute Percentage Error; MAPE)。其計算之基本原理是每一筆之實測值與觀測值之差異百分比平均值。

在原始資料中，約另外取10~20%之資料供驗證集所需，若驗證集之MAPE小於10%，代表所建構之模型具可信之模擬效果。

## 實證結果

以林業試驗所位於退輔會榮民森林保育事業管理處棲蘭山工作區(現農業部林業及自然保育署宜蘭分署太平山事業區)臺灣紅檜人工林永久樣區為例，該人工林始建於1982年，共有4個疏伐策略，包括保留胸高斷面積為8、11、15和21 m<sup>2</sup>/ha及對照區。由於胸徑、樹高、林齡是林木生長建模相當重要之因子，且林分生長模型是人工林生長收穫預測及決策規劃之重要基礎。不同疏伐強

度的訓練數據集包括胸徑與林齡、樹高與林齡、胸徑與樹高之相關性建模。圖2即為樹高生長預測模組與實際調查結果的比較圖。

如圖2各預測模式之紅色曲線為紅檜人工林調查之實際值，藍色曲線為以LSTM方法建模之預測值，從模型的預測結果來看，它相當符合林木生長的特徵。可以得到較好的模擬結果。另可用Python程式語言進行編碼，以模擬不同疏伐策略在不同林齡的胸徑和樹高生長。

在模型驗證方面，對不同LSTM模型以MAPE方法進行了驗證。預先將數據分為訓練數據集和驗證數據集。如果驗證數據集的MAPE值小於10%，則表明構建的模型具有可靠的模擬效果。根據表1的分析結果，驗證集的所有MAPE值都小於10%。因此，預測模型具有模擬疏伐後林分生長的可靠性。

## 結論

如前所述，正確預測林木生長是林學家努力之目標，且以人工智慧進行分析之方法

可避免傳統統計方法需預設前提之侷限性，且可隨著資料量之累積增加預測之準確性。從上述以紅檜人工林永久樣區資料所建構之深度學習LSTM模型的結果來看，它們相當符合樹木的生長特徵。模型由Python語言

編寫，可用於預測不同疏伐策略不同林齡林分之胸徑及樹高，進而可推算林分蓄積量和碳吸存量。可供開發森林經營決策支援系統(Decision Support Systems；DSS)，以供林農和經營單位參考。⊗

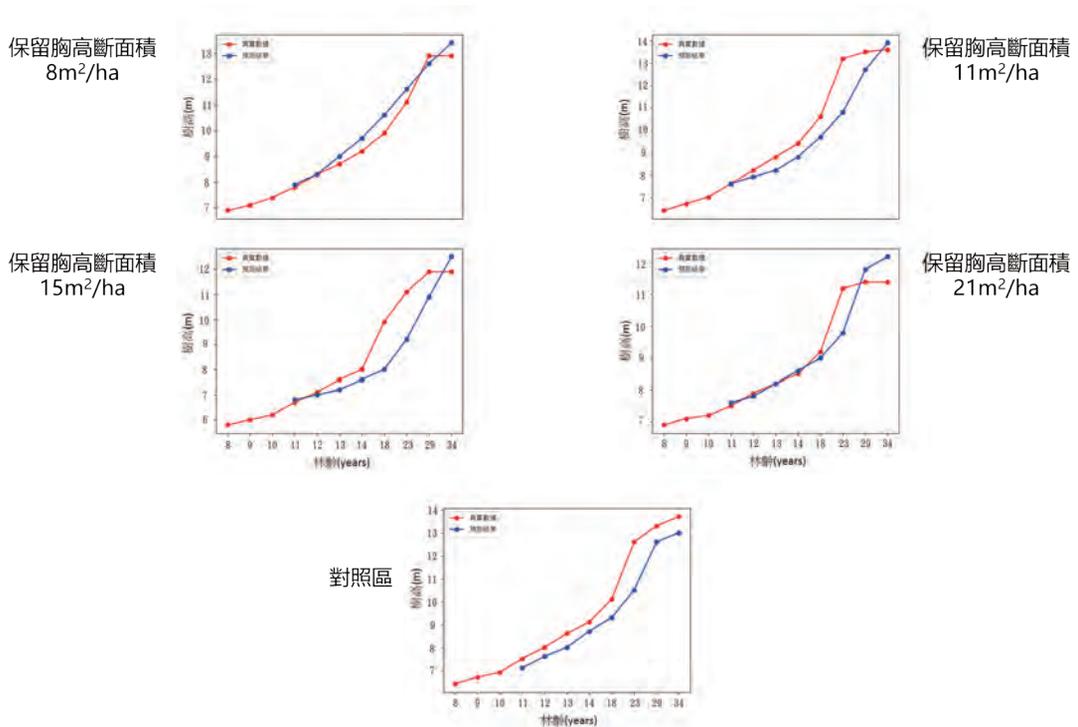


圖2 以LSTM建構不同疏伐強度之紅檜人工林樹高生長預測與實際調查值比較圖。(吳俊霖 製)

表1 紅檜人工林生長預測模型效能評估

	每公頃保留 胸高斷面積 (m <sup>2</sup> /ha)	8		11		15		21		對照區	
		資料型態	訓練集	驗證集	訓練集	驗證集	訓練集	驗證集	訓練集	驗證集	訓練集
胸徑生長 預測模型	MAPE*	14.08	7.98	9.92	3.68	8.70	3.44	8.73	3.46	8.57	3.75
樹高生長 預測模型	MAPE*	10.37	5.09	9.30	4.55	9.81	5.28	9.37	3.82	7.69	3.31
胸徑預測 樹高模型	MAPE*	11.47	5.15	10.14	5.25	9.37	6.30	8.40	5.83	10.74	7.06

註：MAPE\* (Mean Absolute Percentage Error)：平均絕對百分比誤差。(吳俊霖、湯適謙 製)