

Wi-Fi Indoor Positioning System

電機四 b06502055 許元譯

電機四 b06901057 紀彥仰

一、動機

室內定位的應用廣泛，近年來有許多相關的研究被提出，常見的做法有藍芽、雷射、RFID 和 Wi-Fi，其中 Wi-Fi 室內定位技術雖然早在十多年前就有人研究，但礙於精度不佳、安裝不易和耗電量大等缺點導致其他技術在應用上較為主流，但隨著 5G 技術的發展，現今的 Wi-Fi 訊號覆蓋率已經大大地提升，若能利用現有的大量 Wi-Fi 訊號就能彌補安裝不易和耗電量大的缺點，因此我們希望能夠實作出 Wi-Fi 室內定位系統，並利用機器學習在大量 Wi-Fi 訊號中習進而改善精度不佳的問題。

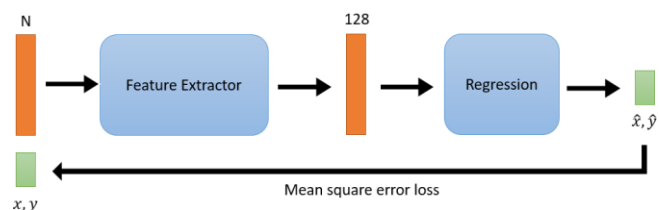
二、作法

我們選定臺灣大學明達館 402 室（見圖一）作為我們實作 Wi-Fi 室內定位的場域，實作分成資料採集與標記、資料處理、資料強化、訓練模型和實際測試五部分。

- （一）資料採集與標記：將室內劃分成 10×6 個格點，每個格子為邊長 120 公分的正方形，在每個格點使用樹莓派掃描 Wi-Fi 位址和對應 Wi-Fi 品質，並且在資料上標記格點座標，最終採集了共三萬多筆資料。
- （二）資料處理：從所有資料中選出最常出現的 N 個 Wi-Fi 位址，並將每一筆資料中對應 N 個 Wi-Fi 位址的 Wi-Fi 品質取出組成 N 維向量，若是沒有出現對應的 Wi-Fi 地址則用 0 作為該維度的數值，我們選擇使用 $N=64$ 。
- （三）資料強化：將資料的 N 維向量加上隨機噪音以及隨機遮蔽，幫助模擬出更多現實可能出現的資料。
- （四）訓練模型：將 N 維向量輸入到模型中預測資料座標，用預測座標與標記座標之間的均方誤差作為損失函數更新模型（見圖二）。
- （五）實際測試：使用 STM32L4 掃描 Wi-Fi 位址和對應 Wi-Fi 品質回傳到伺服器端進行資料處理和預測並將預測結果視覺化。



圖一、明達館 402 室

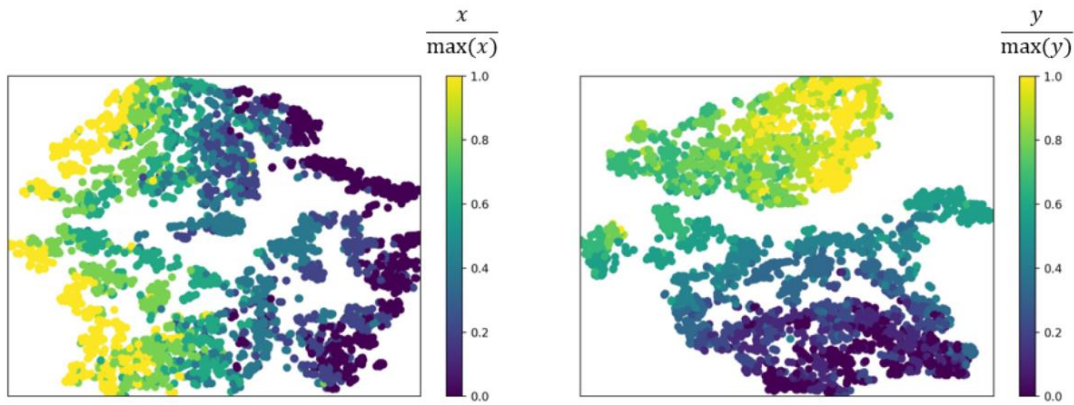


圖二、模型訓練架構

三、成果

我們利用平均距離誤差評估模型的表現並進行實驗。第一個實驗是資料維度 N 對誤差的影響（見表一），我們認為使用太少 Wi-Fi 位址時會導致很多資訊被忽略造成誤差變大；使用太多 Wi-Fi 位址時會導致許多不常見或是偶然經過的 Wi-Fi 位址被模型考慮進去，導致不必要的干擾造成誤差變大。第二個實驗是不同時期的訓練資料對誤差的影響（見表二），我們發現在現實測試時誤差明顯比檢驗資料上的誤差大，懷疑是 Wi-Fi 環境改變導致模型的表現下降，因此將不同時期的資料分成 A、B 兩個資料集，發現利用 B 訓練時在 A 上的誤差非常大，利用少量 A 訓練可以達到比較好的表現，利用 B 預先訓練再用少量 A 進行微調可以達到最佳的表現，因此我們認為實際應用時定期採集少量新的資料微調模型比起定期採集大量資料是更加符合經濟效益的方法。

在有良好數據的狀況下，我們提出的 Wi-Fi 室內定位系統誤差可以到 15 公分以內，並且可以因應 Wi-Fi 環境定期微調維持精度，未來或許可以加入半監督式學習減少採集標記資料的成本。



圖三、模型深層特徵空間的降維視覺化

N	Error(cm)	Pretrain	Train	Valid	Error(cm)
128	18.4	B	B	90% A	528
64	14.2		10% A	90% A	180
32	127.7		10% A	90% A	120

表一、資料維度對誤差的影響

表二、不同時期的訓練資料對誤差的影響

四、參考文獻或資料

Yu, Ho Kyung, et al. “AI Based Location Tracking in WiFi Indoor Positioning Application.” 2020 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC), 2020, doi:10.1109/icaaic48513.2020.9065227.