

RFID 定位方法之比較

林張群

長庚大學資訊管理系

Email:ccl@mail.cgu.edu.tw

陳昫如

長庚大學資訊管理系

Email: miniqq1123@gmail.com

摘要—無線射頻辨識技術(RFID)的應用日漸廣泛,除了應用於辨識用途外,更進一步發展到可用於物件與人員的室內定位,因此利用 RFID 的設備與特性建構室內定位系統的想法也日漸受到重視。目前較常使用的 RFID 室內定位方法有 SpotON、LANDMARC 和類神經網路。文獻探討發現,目前應用類神經網路的定位研究都是在 IEEE802.11 的環境下進行,並未發現有應用於 RFID 環境者。此外,亦未發現有研究針對不同的 RFID 定位方法進行比較性的研究。因此本研究在相同的環境下,對不同定位方法的效果,進行比較性的研究。結果顯示,SpotON 的定位效果較差,LANDMARC 與類神經網路則不分軒輊,整體而言類神經網路表現較佳。

關鍵詞—行動運算、RFID、室內定位、類神經網路。

一、前言

無線科技、行動運算設備以及網際網路促進了位置偵測系統與服務的發展。許多此類的應用都必須知道服務對象的確切位置。個人化的消費電子產品,如 GSM、PHS 手機、PDA、GPS 導航系統、或者是對某些特定標的物所設計的追蹤系統,都是定位服務概念的延伸與應用。定位服務已成為現代人生活中不可或缺的一部份。其中最典型的當屬全球定位系統 GPS。然而 GPS 必須於戶外才能使用。另外的許多應用則牽涉到物件或使用者於室內的定位問題。目前已有的室內位置感知技術有紅外線[12]、802.11[1]、超音波[6,11]及無線射頻辨識技術 RFID 等。各有各的優點及缺點。近年來,隨著 RFID 技術的逐漸成熟,各式各樣可行的應用也開始蓬勃發展,而利用 RFID 的設備與特性來建構室內定位環境的想法也逐漸受到重視。

無線射頻辨識技術(Radio Frequency Identification) [5],簡稱 RFID。最早使用在第二次世界大戰時,分辨敵我戰機用途上。戰後 RFID 的應用亦被延伸至保全系統,出入口控制及自動開口等方面。RFID 系統是由 RFID 讀取器(Reader)、感應器(Transponder)也就是俗稱的電子標籤(Tag),以及中介軟體互相串聯起來的一套架構。RFID 的基本原理是利用電磁感應與無線訊號傳播進行通訊,以達到非接觸的自動識別技術。當物體位於讀取器可讀取的範圍內,其附載的電子標籤感應到讀取器的訊號時,便主動將標籤內儲存的資訊透過電磁波傳送至讀取器,達到自動識別與自動收集資訊的功能。在讀取資訊的同時,讀取器也可根據訊號的強弱,判斷電子標籤距讀取器的大概距離。若同時整合數個讀取器的訊號強度資料,便可據以判斷電子標籤的位置。

目前較常使用的 RFID 室內定位方法有 SpotON[7]、LANDMARC[10]和類神經網路[2-4,8,9]這些方法皆可達到一定的定位效果。但由於無線訊號於室內較容易因為受到建物的格局與材質、物品的擺設位置或人員的移動等干擾,造成訊號呈現不穩定的現象,導致這些定位方法都存在 1 至數公尺的誤差。其中 LANDMARC 系統需要用到多個參考點標籤,因此設置成本較高。然而在這些方法發表之後,並未有研究針對這些方法的定位效果進行比較。因此本研究的目的是在於利用相同的環境與設備,比較這些方法的定位效能,並探討實際運用的可行性。本文結構如下。第二節介紹 SpotON、LANDMARC、類神經網路等方法的詳細內容。

第三節說明本研究的實驗設計。第四節就所得之實驗結果進行探討。第五節則是結論與建議。

二、RFID 定位方法

RADAR(Radio Detection and Ranging) [1] 是由 Bahl and Padmanabhan 於 2000 年發表的定位技術，它是最早應用於無線區域網路環境下的室內定位方法。RADAR 的核心技術是將訊號傳遞模型 (signal propagation model) 及實測模型 (empirical model) 結合。利用實測模型與訊號傳遞模型的訊號強度，推算未知物件的實際座標。但 RADAR 有其缺點存在，就是被追蹤物件本身必須支援相關的設備，因此，在一些小型或者是電量有限的被追蹤物上面是比較難達成的。

SpotON [7] 利用 RFID 讀取器、與許多的電子感應標籤，建構出一個涵蓋範圍有限的室內無線感測網路環境，是第一個運用 RFID 技術做室內定位的系統。SpotON 假設電子標籤的訊號強度 SS 隨距離 d 越遠而遞減，其關係可以二次方程式表示成

$$SS = ad^2 - bd + c \quad (1)$$

方程式的參數可以根據已知的樣本資料估計而得。對於未知坐標之訊號來源，SpotON 利用聚集演算法 (aggregation algorithm) 推算出未知物件位置。步驟如下：

1. 選擇一個隨機的座標點 s 為起點與一固定距離 ε 。
2. 對沿著 x 、 y 、 z 座標軸方向與 s 相距 ε 單位的 6 個點，根據(1)式估計對各讀取器的訊號強度。
3. 計算每一個點的訊號強度與實際訊號強度的均方根誤差。
4. 選擇誤差最小的點 p ，以 p 取代 s 。
5. 當 s 不再改變時，以 s 為估計的位置，停止搜尋。

LANDMARC (Location Identification based on Dynamic Active RFID Calibration) [10] 是近期以 RFID 技術定位有不錯效果的一個系統。

LANDMARC 系統的環境，是由 n 個 RFID 讀取器、 m 個參考標籤 (reference tag) 和 u 個要追蹤的標籤 (tracking tag) 所構成。此系統最主要的優點在於利用參考標籤的概念，搭配定位演算法，改善定位時的整體精確度。Ni et al. [10] 的實驗是在 $20m^2$ 的空間中，佈置 4 個讀取器與 16 個間距 1~2m 的參考標籤，經過 48 小時持續的資料收集後，定位估測誤差有 50% 約在 1m 左右，而最大的定位誤差則在 2m 以內。

LANDMARC 定位系統將事先規劃的 RFID 讀取器與參考標籤依照一定擺放方式放置室內環境中，藉由 RFID 讀取器收取追蹤標籤與參考標籤的訊號強度向量 s 與 θ ，藉由(2)式計算未知物件訊號與各個參考標籤訊號的相對誤差向量 $e = (e_1, e_2, \dots, e_m)$ 。其中

$$e_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\theta_i - s_i)^2} \quad (2)$$

接著選擇誤差最小的 k 個參考標籤，令其權重為

$$w_j = \frac{\frac{1}{e_j^2}}{\sum_{j=1}^k \frac{1}{e_j^2}} \quad (3)$$

最後利用這 k 個最近參考標籤的座標與權重，估計未知物件的座標為

$$(x, y) = \sum_{j=1}^k w_j (x_j, y_j) \quad (4)$$

類神經網路 (artificial neural network) 是人工智慧重要的一支，近年來在各個領域都常使用到此技術，其基本概念是模仿生物神經網路的資訊處理方式，利用資料不斷的學習及錯誤修正以達到正確的輸出。類神經網路具有學習功能，可透過經驗上的學習來建立模型。目前發展的類神經網路當中，以倒傳遞網路為最具代表性，且應用範圍為最廣泛。已廣泛應用於電機、機械、水利、資訊、醫學、經濟等各個領域。其架構是由

層層並列的運算元所組成，網路中每一層運算元僅接受前一層的輸出做為輸入，圖 1 為倒傳遞網路之架構。

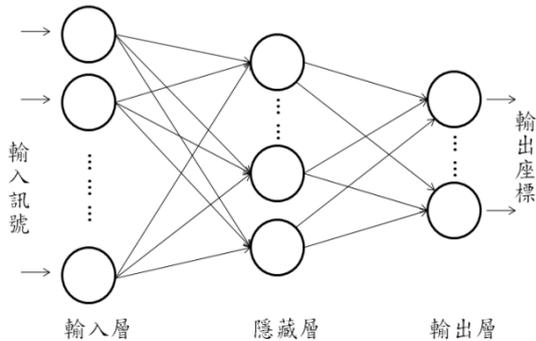


圖 1. 倒傳遞網路之基本架構

Battiti et al. [2]大概是最早使用類神經網路於室內無線網路定位的研究。他們在 IEEE802.11b 的環境下，使用 3 個基地台在一棟面積 25.5m×24.5m 的 3 層樓建築物內進行實驗。所使用的類神經網路有一個隱藏層，分別採用 4、8 及 16 個節點進行學習。其定位誤差依學習樣本數的不同，大約介於 1.5m 至 6m 之間。Martínez et al. [8]同樣也在 IEEE802.11b 的環境下，使用 5 個基地台在面積 40m×20m、有 28 個房間的室內進行實驗。所使用的類神經網路有一個隱藏層，分別採用 8 及 16 個節點進行學習。其定位誤差介於 0m 至 6m 之間。同樣在 IEEE802.11b 的環境下，Castro and Favela [3]的實驗場地為 46.8m×13.3m，共有 10 個房間。其定位誤差介於 0m 至 8m 之間。然而 Ding et al. [4]的實驗卻呈現較差的結果，其實驗環境為一面積 108m×89m 的 2 層樓建築，共使用 30 個基地台。其輸入節點多達 60 個，隱藏層節點數分別為 30、60 及 90。大部份的定位誤差介於 0m 至 20m 之間，最大可達 40m。另外，Nerguizian et al. [9]將類神經網路應用於坑道中的無線定位，或許是因為坑道多為線性結構的關係，其定位誤差縮小至 3m 以內。

由文獻的探討可以發現，目前應用類神經網路的定位研究都是在 IEEE802.11 的環境下進行，並未發現有應用於 RFID 環境者。此外，亦未發現有研究針對不同的 RFID 定位方法在相同的環境下進行比較性的研究。因此本研究的主要目的便是期望在同樣的環境下，對不同定位方法

的效果，進行比較性的研究。

三、實驗設計

首先本研究在簡單的室內空地上設置一 9m×12m 的實驗場地，其間並無任何的障礙物，亦無人員的干擾。每隔一公尺設一個取樣點，總共有 130 個取樣點。圖 2 為測試空間的平面圖。在這個空間中將 RFID 讀取器分別放置於(0,0)、(9,0)、(0,12)、(9,12)等 4 個位置上，並使用主動式標籤以讀取每個點的 RSSI 訊號值。

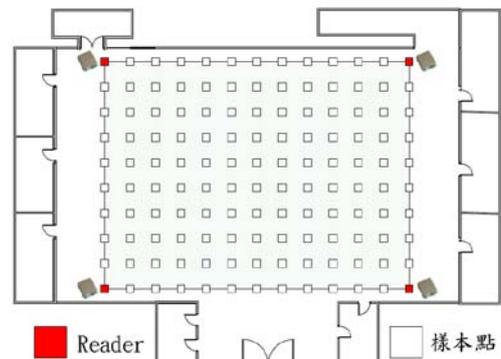


圖 2. 9m×12m 的實驗環境

本研究分別將相距 2、3、4m 的取樣點視為訓練樣本，其餘則為測試樣本，因此產生 3 組實驗數據，2m 間隔產生 35 個訓練樣本與 82 個測試樣本；3m 間隔產生 20 個訓練樣本與 110 個測試樣本；4m 間隔則有 12 個訓練樣本與 105 個測試樣本。圖 3 至 5 分別為間隔 2、3、4m 的訓練樣本配置圖。

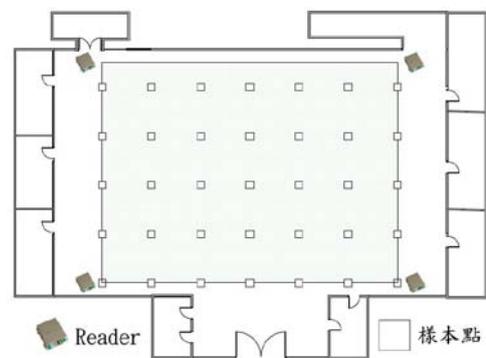


圖 3. 間隔 2m 的取樣點

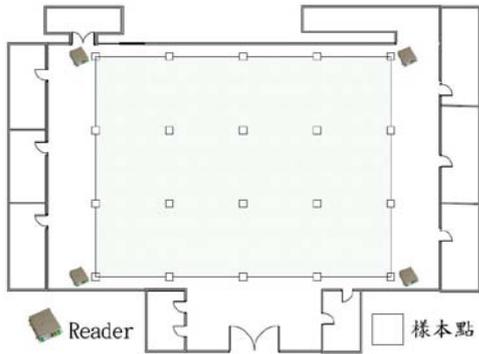


圖 4. 間隔 3m 的取樣點

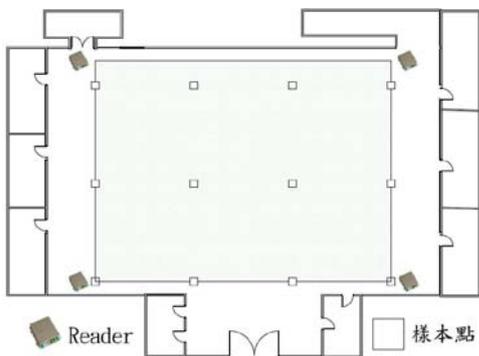


圖 5. 間隔 4m 的取樣點

類神經網路的實驗使用 Super PC Neuron 5.0 Trial 版軟體。輸入與輸出層分別有 4 和 2 個節點，隱藏層節點數分別設為 4、8 及 16。學習次數則為 1000、10000 與 100000 次。每一網路結構在不同的訓練次數下共進行 5 次實驗。

四、結果與討論

(一) SpotON 實驗結果

假設(1)式足以代表訊號的傳遞模式，以間隔 2m 的取樣資料迴歸得到訊號的傳遞模式為

$$SS = 0.1537d^2 - 4.4959d + 153.62。$$

3m 的取樣資料迴歸得到訊號的傳遞模式為

$$SS = 0.1404d^2 - 4.3465d + 154.14。$$

4m 的取樣資料迴歸得到訊號的傳遞模式則是

$$SS = 0.117d^2 - 4.0533d + 153.92。$$

接著根據測試樣本之 RSSI 資料以 SpotON 的聚集演算法估計測試樣本之位置，並計算與實際位置之距離誤差，將誤差累積機率做圖如圖 6 所示。可以發現以 SpotON 定位的誤差，80% 在 5m 以內，6m 以內的機率約為 85%。此外，隨著取樣點間隔的增加，誤差僅有為小幅度的增加，可見取樣間隔的影響不大，至少在 4m 以內沒有太大的差異。

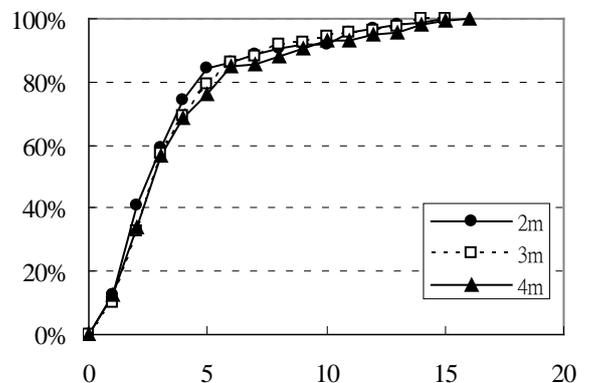


圖 6. SpotON 的誤差累積機率

(二) LANDMARC 實驗結果

在 LANDMARC 方法中必須設置參考標籤，本研究以取樣點的 RSSI 資料代替參考標籤的 RSSI 值進行計算。此外，根據 Ni et al.[10] 的發現，以最近 4 個參考標籤計算的位置誤差最小，因此本研究亦令 $k = 4$ 。

圖 7 顯示，LANDMARC 的定位效果明顯優於 SpotON，99% 的誤差在 6m 以內。Ni et al.[10] 發現 LANDMARC 的誤差都在 2m 以內，但是其參考標籤的間隔也是 1 或 2m。如此密集的參考標籤配置或許有助於提高定位的精確度，但也會增加許多額外的成本。事實上 LANDMARC 與 k -NN (k -Nearest-Neighbors) 並無太大的差別。而本研究發現，LANDMARC 的最大誤差似乎很難低於 6m。但取樣的間隔，也就是參考標籤的間隔幾乎對定位效果不產生任何的影響。因此若欲採用 LANDMARC 為定位方法，參考標籤的配置似乎並不需要太過密集，4m 甚至更大的距離應

不至於造成太大的誤差，如此也可省下大量的參考標籤成本。

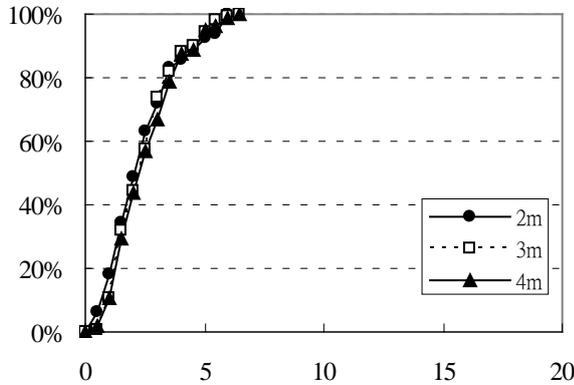


圖 7. LANDMARC 的誤差累積機率

(三) 類神經網路實驗結果

在類神經網路的實驗中，對每一種網路結構，分別設定 1000、10000 及 100000 三種學習次數。在每一種學習次數下以不同亂數種子進行 5 次學習，5 次的平均誤差如表 1 至 3 所示。

表 1. 1000 次學習循環之平均定位誤差

取樣間隔	隱藏層節點數	訓練 MSE	測試 MSE
2m	4	1.842	2.249
	8	1.843	2.235
	16	1.825	2.230
3m	4	1.487	2.485
	8	1.503	2.424
	16	1.558	2.393
4m	4	1.508	2.506
	8	1.549	2.491
	16	1.589	2.468

當學習次數達 10000 次以上時，訓練誤差與測試誤差的差距逐漸增大，代表過度學習的現象開始顯現，因此 10000 次以下應該是比較適當的學習次數。較小的取樣間隔有助於降低定位誤差，但效果並不顯著。在較少的學習次數時，增

加隱藏層的節點數可以降低定位誤差，但效果也不顯著。但是當學習次數增加時，增加隱藏層的節點數將加劇類神經網路系統的記憶效應。

圖 8 至 16 所顯示的測試誤差累積機率分布圖也可以佐證此一現象。隨著學習次數的增加，累積機率分布曲線逐漸向右偏移，代表測試誤差逐漸增加。而當學習次數較少時，幾乎無法察覺隱藏層節點數的影響。但是當學習次數較多時，隱藏層節點數的影響便開始顯現，圖 10 便是一個典型的例子。

表 2. 10000 次學習循環之平均定位誤差

取樣間隔	隱藏層節點數	訓練 MSE	測試 MSE
2m	4	1.486	2.570
	8	1.116	2.670
	16	1.090	2.659
3m	4	1.219	2.891
	8	1.059	2.853
	16	1.123	2.767
4m	4	0.818	2.554
	8	0.563	2.577
	16	0.705	2.476

表 3. 100000 次學習循環之平均定位誤差

取樣間隔	隱藏層節點數	訓練 MSE	測試 MSE
2m	4	1.322	2.839
	8	0.673	3.543
	16	0.222	4.431
3m	4	0.793	3.526
	8	0.082	3.873
	16	0.032	3.660
4m	4	0.298	3.739
	8	0.016	3.211
	16	0.004	3.129

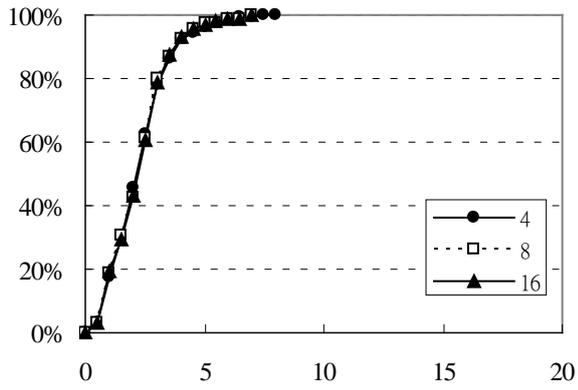


圖 8. 2m 取樣-1000 次學習之誤差累積機率

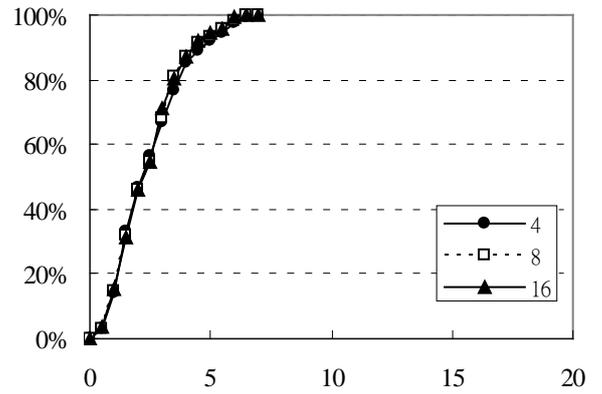


圖 11. 3m 取樣-1000 次學習之誤差累積機率

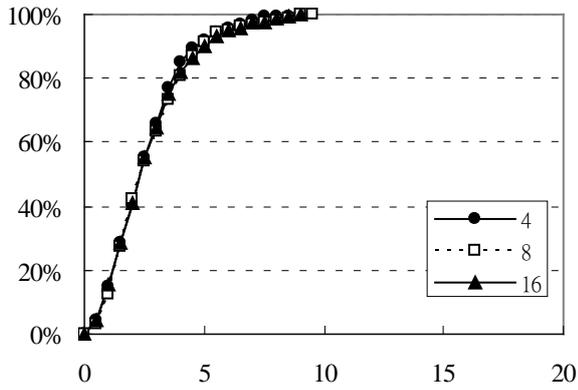


圖 9. 2m 取樣-10000 次學習之誤差累積機率

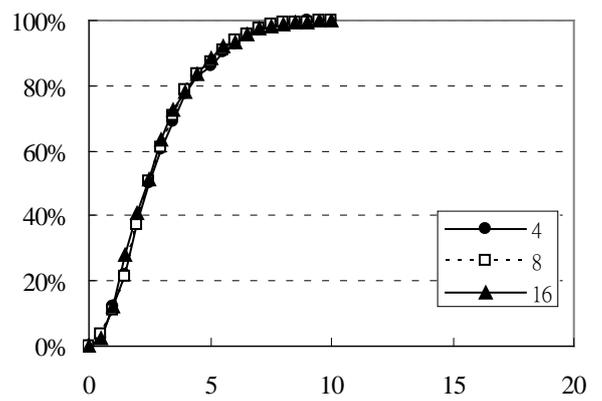


圖 12. 3m 取樣-10000 次學習之誤差累積機率

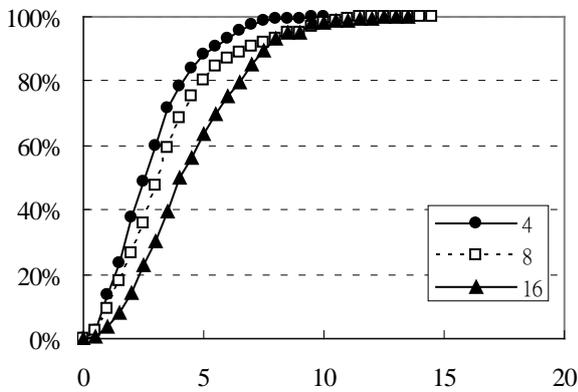


圖 10. 2m 取樣-100000 次學習之誤差累積機率

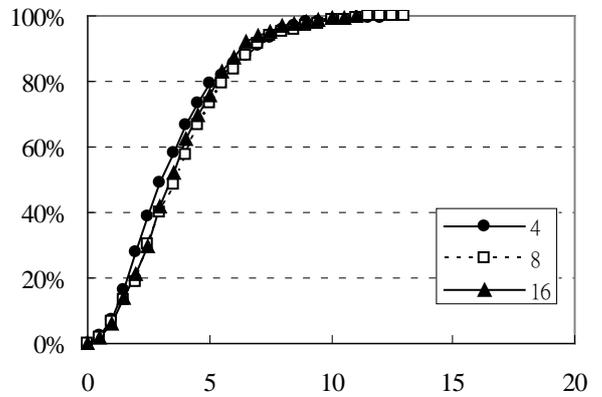


圖 13. 3m 取樣-100000 次學習之誤差累積機率

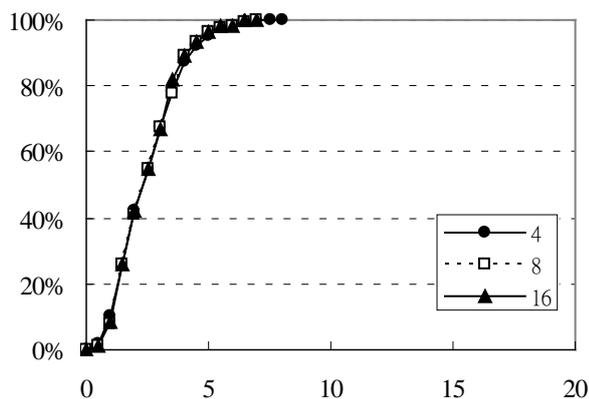


圖 14. 4m 取樣-1000 次學習之誤差累積機率

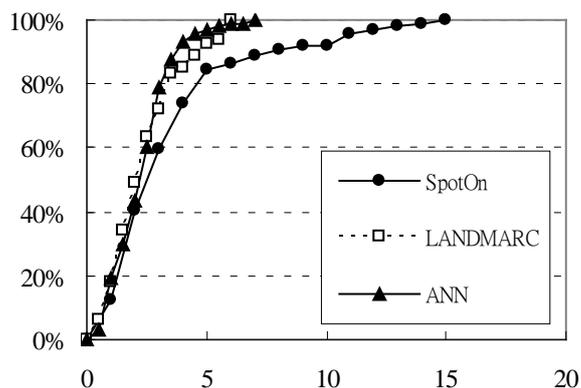


圖 17. 各方法誤差累積機率之比較

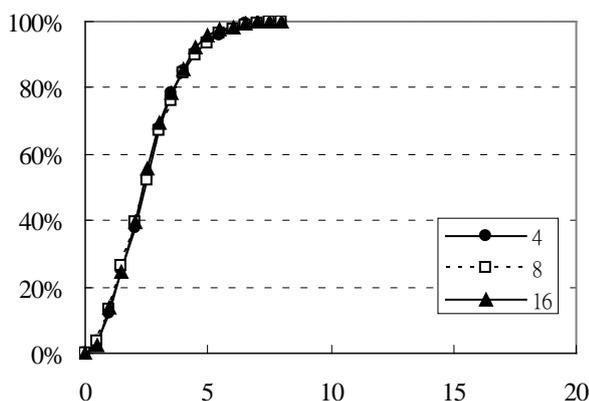


圖 15. 4m 取樣-10000 次學習之誤差累積機率

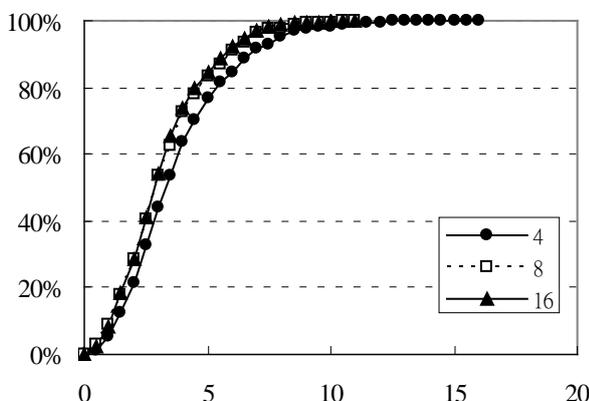


圖 16. 4m 取樣-100000 次學習之誤差累積機率

為了比較 SpotON、LANDMARC 與類神經網路的差異，分別選取各種方法中表現最佳的一組結果，將其誤差累積機率分布繪於圖 17。類神經網路中表現最佳的一組是取樣間隔 2m、隱藏層節點數 16、訓練次數 1000 的結果，SpotON 與 LANDMARC 都是 2m 取樣的結果較佳。

結果顯示，3 種方法中以 SpotON 的定位效果較差，最大誤差可達到 15m。LANDMARC 與類神經網路則不分軒輊，LANDMARC 的最大誤差為 6m，類神經網路則是 7m。但類神經網路的平均誤差為 2.23m，小於 LANDMARC 的平均誤差 2.32，整體而言類神經網路表現較佳。

五、結論與建議

鑑於未曾發現有關 RFID 定位方法之間的比較性研究，本研究針對可用於 RFID 定位的 3 種方法 SpotON、LANDMARC 與類神經網路進行比較性研究。由實驗結果可以發現，類神經網路可以取代 LANDMARC 成為一種有效的 RFID 定位方法。LANDMARC 的主要缺點是設置成本較高，因為如果要達到高準確率，則需要配置大量的參考標籤。標籤與電池的成本以及管理，對管理者而言都是不小的負擔。反觀類神經網路，只要一次取樣與學習即可使用長久的時間，即使需要再學習，也不需經常為之。因此類神經網路應是較理想的 RFID 定位方法。但因為類神經網路是一種隨機過程，因此最佳的網路組態與學習策略，可能需要進一部更詳細地加以探討。

為了降低其他因素的干擾，本研究是在一個空曠、少有人走動的場地進行實驗。若是要在較大範圍的場地進行實驗，牽涉的影響因素可能會更多，其中包括建築物的格局、建材、擺設的物品、其他的電氣設備以及人員的移動等。未來可以考慮在範圍較大、較真實的環境中進行實驗，以探討與比較定位方法的實用效能，進而發展更為實用的定位系統。

六、參考文獻

- [1] P. Bahl and V.N. Padmanabhan, "RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system," In IEEE INFOCOM 2000, pp. 775-784, 2000.
- [2] R. Battiti, A. Villani and T. Le Nhat, "Neural network models for intelligent networks: deriving the location from signal patterns", In Proceedings of the First Annual Symposium on Autonomous Intelligent Networks and Systems, 2002.
- [3] L.A. Castro and J. Favela, "Continuous tracking of user location in WLANs using recurrent neural networks," In Proceedings of the Sixth Mexican International Conference on Computer Science, pp. 174-181, 2005.
- [4] X. Ding, H. Li, F. Li and J. Wu. "A novel infrastructure WLAN locating method based on neural network", In Proceedings of the 4th Asian Conference on Internet Engineering, pp. 47-55, 2008.
- [5] K. Finkenzerler, RFID Handbook: Fundamentals and applications in contactless smart cards and identification, Chichester, England: Wiley, 2003.
- [6] A. Harter, A. Hopper, P. Steggles, A. Ward and P. Webster, "The anatomy of a context-aware application," in: Proceedings of the 5th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, pp. 59-68, 1999.
- [7] J. Hightower, G. Borriello, and R. Want, "SpotON: An indoor 3D location sensing technology based on RF signal strength," The University of Washington, Technical Report: UW-CSE 2000-02-02, February, 000.
- [8] E.A. Martínez, R. Cruz and J. Favela, "Estimating user location in a WLAN using backpropagation neural networks," Lecture Notes in Computer Science, Vol. 3315, pp. 737-746, 2004.
- [9] C. Nerguizian, C. Despins and S. Affès, "Geolocation in mines with an impulse response fingerprinting technique and neural networks," IEEE Transactions on Wireless Communications, Vol. 5, pp. 603-611, 2006.
- [10] L.M. Ni, Y. Liu and Y.C. Lau, "LANDMARC : Indoor location sensing using active RFID," IEEE International Conference in Pervasive Computing and Communications, pp. 701-710, 2003.
- [11] N.B. Priyantha, A. Chakraborty and H. Balakrishnan, "The Cricket location-support system," in: Proceedings of the 6th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, pp. 32-43, 2000.
- [12] R. Want, A. Hopper, V. Falcao and J. Gibbons, "The active badge location system," ACM Transactions on Information Systems, Vol. 10, pp. 91-102, 1992.