

無線區域網路中的動態訊號地圖

Dynamic Radio Map for Indoor Positioning Policy in WLANs

洪啟富

國立台北科技大學
電腦與通訊研究所

t6419003@ntut.edu.tw

俞智豪

國立台北科技大學
電腦與通訊研究所

t101418004@ntut.edu.tw

段裘慶

國立台北科技大學
電腦與通訊研究所

cctuan@ntut.edu.tw

摘要

近年來因智慧型手機普及，行動運算的快速成長，位置感知服務(Location-aware Service)變得越來越熱門。全球衛星定位系統(Global Positioning System, GPS)是最常被使用的術，由於衛星信號無法穿透建築物，導致使用者在室內環境時，GPS 定位的精準度會降低以及其誤差相對變大，為了要使室內定位更加精準，樣式比對室內定位技術是依據訓練點所收到的訊號強度的經驗來判斷目前使用者位置的方法，但其缺點是會發生與過去經驗不相符的情況。本論文提出一種方法，使用群集演算法將資料分類，並將空間分成數個群集，再藉由相同數量的感測器收集訊號與多個訓練點(Reference Point, RP)之間的關係，並利用迴歸分析(Regression Analysis)來訓練定位資料庫，使得資料能隨著環境進行改變。結果顯示本論文所提出的方法可以有效利用將所收集到的資料更新到定位資料庫中。

關鍵詞：位置感知服務、全球衛星定位系統、室內定位、群集演算法。

Abstract

For the past few years, because of the popularity of smart phones, Location-aware service becoming more popular, Global Positioning System is the most commonly used technique, Because signals can't penetrate in the buildings, when users in indoor environments, positioning location produce errors, Wi-Fi fingerprint is an effect method for indoor position, in offline phase the signal-strength will be collect by training locations, but the signal-strength will be change with environmental and time, most of

research focused on the radio map re-construction, radio map re-construction need a lot of human resources to collect the signal-strength for the training locations. To solve this problem, we apply an efficient method using regression analysis in response to the dynamic environment, first we use Cluster Algorithms to clustered the training points to different cluster, the signal-strength will be collected in the cluster and dynamic updated. This study also regression analysis for learning, by the regression analysis for learning, reduces the signal-strength error for radio map, and accuracy of the localization.

Keywords: Location-aware Service、Global Positioning System、Indoor Position、Clustering Algorithm.

1. 前言

近年來，由於通訊科技的快速發展，所以無線區域網路也相對變得普及，其中定位服務可以分成室內與室外，其中最為熱門的 GPS，但容易受到建築物影響，導致定位誤差，所以 GPS 不適用於室內定位的系統。為了要滿足室內定位的需求，許多研究致力於以接收訊號強度(Received Signal Strength, RSS)為基礎的室內定位系統，利用 IEEE 802.11b 無線區域網路利用其覆蓋性來提供有效的定位服務，基本上室內定為可分為兩個種類：以樣式比對系統跟傳輸模型系統。

傳輸模型系統(Propagation Model-based systems)[1-7]是利用無線傳播訊號去表示位置之間的關係，然而在現實生活中傳輸預測是不一定準確的，因為傳播路徑的多樣性與時變性，會造成這些原因是各類地形與地物對傳播訊號所產生的遮蔽效應(Shadowing Effect)，像

是建築物內的牆壁，擺設或是其他在建築物內的障礙，在市內環境中的不同區域在路徑損耗公式中，其路徑損耗指數都是一樣，其結果是不準確的，為了要有更好更精準的定位結果，樣式比對系統是一個較為準確的替代方案。

樣式比對系統(Pattern Matching Systems) [9-13]通常可以分為兩個部分：離線訓練階段跟線上定位階段。在離線訓練的階段，會從各個的 APs 收集其 RSSs 訊號到訓練點，來建立訊號地圖的資料庫。在線上定位階段，各個無線網路基地台(Access Point, AP)的 RSSs 訊號被使用者的行動裝置所收集，並且根據使用者所收集到的訊號跟資料庫中的訊號地圖進行比較就可以找到使用者位置。然而在每個位置所收集到的 RSSs 訊號並不會為定值，訊號通常會隨著時間跟環境進行改變，像是建築物內的擺設，或是開關門的動作，假如要重建訊號地圖，需要消耗資源跟大量時間，故不符合時間跟效益成本，所以更新或校正訊號地圖是有所必要的。

2. 文獻探討

2.1 傳輸模型系統

傳輸模型系統主要是利用傳播路徑損耗模型(Propagation Path Loss Model)，來計算兩個位置間的 RSS 訊號強度，接受訊號功率或是其路徑損耗可將其視為隨機變數，路徑損耗模型是用來說明接收功率或是傳播路徑的損耗，其功率會隨著距離而相對減少，傳播路徑的損耗則會隨著距離增加而增加，所以文獻[5]根據訊號與距離關係提出下列公式：

$$P_R = \alpha + 10 \cdot n \cdot \log(d) \quad (1)$$

在公式(1)中， P_R 表示路徑所造成接收功率的平均損耗， α 代表一個常數， n 是路徑損耗參數，這指數代表路徑損耗率在不同空間中的 n 會有所不同， d 代表傳送端到接收段的距離。在文獻[6]利用不同時間所收集到的訊號，建立訊號間的模型，再利用迴歸分析來建立動態的訊號地圖，但是前提是手機在非定位階段時也能接收訊號，較不符合現實狀況，文獻[7]使用隱藏馬可夫模型建立訊號間的模型，並且使用EM(Expectation-maximization)演算法進行精細化，此方法採用高斯分佈假設，當採集樣本數過多的時候，其計算時間將會較長。

2.2 樣式比對系統

樣式比對系統主要是利用離線的訓練部分和線上定位的兩個部分來進行定位，在文獻[8]中在利用使用者定位時的 RSS 訊號，將使用者所在位置收集 RSS 訊號更新到資料庫，再將所收集到的資料經由類神經網路(Neural Network)進行訓練，可經由訓練後的資料動態更新訓練點與 AP 之間的關係，最後再依照訓練過的資料來進行線上定位，此方法提煉資料的精準度，並可以應用於非線性的資料模型，但是使用類神經網路進行訓練，使用疊代方式進行更新連結與權重，其資料的運算量極為龐大。需要大量的訓練資料，才能確保資料的準確性，因為需要大量資料進行運算，故相當消耗電腦的資源。

除了使用訓練模型進行資料訓練來更新訊號地圖研究外，還有其他學者提出其他的技術。文獻[9]中不採用資料訓練的方式，而是先將訊號地圖中的訓練點進行分群，並且在每個群集的群集中心設置感測器，於每隔一段時間就進行 RSS 訊號收集，假如所收到的 RSS 訊號與資料庫內的訊號不同，則利用傳播路徑損耗模型進行更新，並且同步更新群集內訓練點的 RSS 訊號，此方法可以即時更新訊號地圖且進行定位，而且不需要使用到使用者定位時的資料來進行資料庫的更新。但是此方法未將收到的訊號進行濾波並去雜訊跟資料訓練，所以會造成資料的不準確性，像是有人經過或是開門關門的狀況，未經過資料訓練使得資訊沒辦法達到穩定的值。

另一種方法文獻[10]則是將資料分群跟資料訓練的兩種方法合併在一起使用，然後再使用可以接收跟發送 RSS 訊號的感測器來計算感測器間彼此的關係，並且在離線訓練階段的時候先測量所有感測器間的關係，在上線定位階段利用手機在訓練位置定位時由感測器所發出的訊號跟在離線訓練時所收到的訊號進行比對並且分別使用群集演算法跟迴歸分析進行資料分析，利用離線階段與線上定位階段進行配對，進行資料訓練，在線上定位階段要在訓練的位置收集訊號才能進行訊號更新，此外需要設置大量的感測器進行感測，其成本較高。

2.3 NN 演算法

最近鄰居演算法(The Nearest Neighbor algorithm)，本論文採用採用此演算法進行位置的估計，假設在室內環境我們有 t 個 APs，

$a = (a_1, \dots, a_t)$ ，跟 n 個 RPs， $r = (r_1, \dots, r_n)$ 。在離線訓練階段，將會定期的在每個訓練點接收來自每個 AP 的 RSS 訊號，並以向量的形式 $r_m = (r_1^m, \dots, r_t^m)$ ， $m = 1, \dots, t$ 儲存在資料庫中， r_n^m 代表在第 n 個參考點收到第 m 個 AP 的 RSS 訊號，在線上定位階段藉由行動裝置所量測到的 RSS 向量 $s = (s_1, \dots, s_t)$ ，在最近鄰居演算法中以矩陣方式表示向量間的歐式距離 (Euclidean distance)，藉由距離公式來計算向量間的距離，公式如下：

$$D(n, s) = \sqrt{\sum_{i=1}^t (s_i - r_i)^2} \quad (2)$$

將會選擇與行動裝置所在位置最接近的訓練點並且設定為被估測的位置。

2.4 K-means 演算法

K-mean 演算法[11]是一種群集演算法在 1967 年所提出由 J. B. MacQueen 所提出，其中 K 的值代表在執行分群演算法之前預設要分的群集數量，假設 K 的預設值為 4，那就代表 K -means 演算法會將資料分成 4 個群集，那 K -means 演算法的步驟如下：

- (1) 隨機選取 K 個點做為群集的初始中心點
- (2) 計算每個點到群集點中心位置的距離，每個點加入到距離最近的群集
- (3) 計算每個群集的重心，尋找新的群集中心
- (4) 重覆第二跟第三步驟直到群集中心不再改變

K -means 演算法的優點，簡單而有效率，任一演算法所得之結果，都可透過此方法進行改善。

在[12]中，該篇論文採用 K -means 演算法與支持向量機(Support Vector Machine)兩種方法，配對周圍的測試樣本然後將使用者配對到相對應的群集中進行定位，以降低計算複雜度和刪除偵測的異常值。

3. 整體系統架構

3.1 DRMIP 系統架構

為了使室內定位系統能更準確的進行定位，並且訊號強度能隨著時間改變，有效降低系統定位時誤差的目的。本論文提出隨著環境而動態改變資料庫的參考點位置的方法，稱為

在無線區域網路中的基於迴歸分析的智慧型訊號地圖 (Dynamic Radio Map for WLAN Indoor Location, DRMIP)

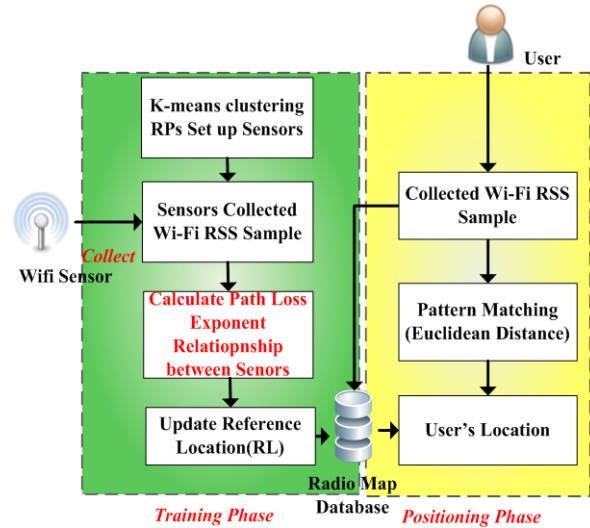


圖 1. DRMIP 系統架構

首先利用在定位場所內所設置的 APs，再用 APs 所發出的 RSS 訊號在市內區域建置訓練點，當訓練點建置完成的時候，此時利用 K -mean 演算法將所有訓練點進行分群，並在每個群集的中心點設置一個感測器用來偵測 RSS 訊號的動態變化，週期的將所偵測的訊號收集到資料庫進行訓練，藉由感測器所收集到的訊號，並利用迴歸分析對群集內的參考點進行更新。

本論文採用迴歸分析進行資料訓練，意即將所收集的資料，建立變數間的因果關係式以便做預測，一種能以一個或多個自變數的數值預測的方法，利用此方法，並能動態改變訊號地圖中訓練點的 RSS 訊號值以達到動態改變訊號地圖之目的。

3.2 K-means 訓練點分群

於訓練階段將已經建置好的訓練點使用 K -means 演算法將訓練點分成固定的群數，由已知的 APs 跟 RPs，假設在室內環境我們有 t 個 APs， $a = (a_1, \dots, a_t)$ ，跟 n 個 RPs， $r = (r_1, \dots, r_n)$ ，當知道兩點之間的訊號時，就可以計算出兩點之間的距離為 $d_{n,t}$ ，並且利用已知項

可以計算出兩之間的路徑損耗指數 $n_{n,l}$ ，並在每個計算每個訓練點對每個 AP 的路徑損耗指數，在經由公式(2)，計算出參考點之間的彼此的相似度並進行分群，並且將群集首的位置設置感測器來用來偵測 RSS 訊號的動態變化。

3.2 利用多元回歸分析預測

回歸分析法是一種定量預測方法。依據事物內部因素變化的因果關係來預測事物未來的發展趨勢，由於它依據的是事物內部的發展規律，故這種方法比較精確。預測工作中常用的是一元線性回歸和多元線性回歸模型。本論文所採用的是多元線性回歸因為能以一個或多個自變數的數值來做為應變數預測的方法，多元回歸分析主要有三個步驟：

- (1) 利用單變項和雙變項分析來檢視各個準備納入多元回歸分析的變項是否符合一般最小平方法(Ordinary Least Squares)線性回歸分析的基本假定
- (2) 選擇回歸模式，並評估所得到的參數估計和適合度檢定
- (3) 在得到的回歸分析結果前，應做殘餘值之殘差分析

在 K-means 演算法將參考點進行分群並且設置感測器之後，假設感測器所收到訊號為 $s_i = (s_1, \dots, s_t)$ ， $1 \leq i \leq t$ ， s_i 代表感測器收到由第 i 個 AP 所發出的 RSS 訊號，假設訓練階段參考點所收到訊號為 $r_j^k = (r_1^1, \dots, r_n^m)$ ， $1 \leq k \leq m$ ， $1 \leq j \leq n$ ， r_n^m 代表在第 n 個參考點收到第 m 個 AP 的 RSS 訊號。

在 K-means 演算法將參考點分群完成並且設置感測器之後，我們會週期的接收 RSS 訊號經由多個感測器，並且經相對應時間對經由多元回歸來學習並且預測感測器與參考點，假設有 m 個 AP， $1 \leq k \leq m$ ，跟 q 個感測器， $1 \leq l \leq q$ ， $rel_{qk}^{t_0}$ 代表在 t_0 的相對時間在群集內的 n 個參考點收到 m 個 AP 的 RSS 訊號，並且利用此關係建立關係公式：

$$s^{t_0} = (rel_{11}^{t_0}, \dots, rel_{qk}^{t_0}), 1 \leq k \leq m, 1 \leq l \leq q \quad (3)$$

基於多元回歸模型，在任意參考點跟所設置 AP 的位置，可以利用 q 個感測器所收集到的訊號跟 n 個參考點的訊號進行線性資料聚合 (Linear Aggregate)，並以下列關係式表示：

$$s_i = \alpha_{0i} rel_{0k} + \dots + \alpha_{qi} rel_{qk} + \varepsilon_k \quad (4)$$

在此關係式中， s_i 代表感測器收到由第 i 個 AP 所發出的 RSS 訊號， rel_{qk} 代表在群集內的 n 個參考點收到 m 個 AP 的 RSS 訊號。 α_{qi} 為回歸係數代表感測器用來預測每個參考點的訊號強度值。當所有的 rel 為零的時候， α_{0i} 稱為截距(intercept)， ε_k 代表隨機誤差項其分配的平均數為零且變異數為固定數 σ^2 ，且隨機項為常態分佈，任何事件間皆為互相獨立。

在學習階段，本論文採用最小平方法估計式 (Ordinary Least Squares Estimator) 來計算迴歸係數 α_i ，將會收集 q 個由感測器所收到的訊號樣本跟 n 個由傳播路徑損耗模型所推測的參考點進行學習。

多元回歸演算法是一個簡單而且直覺的方法，並且根據感測器與跟參考點之間的訊號關係，來估計推測一個線性模型，但是在室內定位的環境是相當複雜且不可以預測的，此方法為在理想化的狀況下成立。

4. 效能評估

本研究效能評估環境，預計以台北科技大學綜合科館六樓為範圍，先進行感測器的佈點，藉由所設置的感測器，進行 RSS 訊號的採樣，再經由 android 程式進行撰寫，進行資料訓練比對，並對各部分進行驗證與討論，為了證明本論文所提出之方法，我們將會與其他的論文的定位準確率，定位失誤率進行比較並且驗證，模擬參數表如下如所示：

參數名稱	數值
模擬範圍	40m × 25 m
佈署 AP 總數量	6 (個)
佈署 RP 總數量	350 (個)
佈署感測器數量	10 (個)
AP 有效範圍	50 m
RP 間距	1 m
MAC 協定	802.11b
模擬時間	1000 (s)

5. 結論

為了增加在定位時的準確度，以及減少在重新建置訊號地圖所需要花費的大量成本，本文提出了在無線區域網路中基於迴歸分析的智慧型訊號地圖，先運用分群演算法將參考點進行分群，然後利用多元迴歸分析進行資料訓練的智慧型訊號地圖，再利用感測器偵測到的 RSS 訊號進行的參考點更新，以達到動態更新訊號地圖之目的。

本系統接下來會進入模擬研究，並將感測器所收集到的訊號進行濾波去除雜訊，且希望更進一步採用 iOS 及 Android 系統平台進行整合或是開發，以期透過使用者在定位時的真實環境下之實際操作，來驗證系統之完整性，並對系統不足之加以改進，以期未來能實際應用於室內定位環境之中。

參考文獻

- [1] Xinrong, X. Li., “RSS-based Location Estimation with Unknown Path Loss Model,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 5, Issue 12, pp. 3626 – 3633, 2006.
- [2] Moraes, L. F. M., Nunes, B. A. A., “Calibration-Free WLAN Location System Based on Dynamic Mapping of Signal Strength,” *Proceedings of ACM International Symposium on Mobility Management and Wireless Access*, pp. 92 – 99, 2006.
- [3] Deasy, T. P., Scanlone, W. G., “The Effect of Radio Map Creation on Indoor WLAN-Based Localisation Accuracy,” *Springer Wireless Personal Communications*, pp. 563–573, 2006.
- [4] Yiming, Y. Ji., Saâd, S. Biaz., Santosh, S. Pandey., Prathima, P. Agrawal., “ARIADNE: A Dynamic Indoor Signal Map Construction and Localization System,” in Proc. *IEEE MobiSys Conf.*, vol. 2, pp. 151–164, 2006.
- [5] Bahl, P., Padmanabhan, V. N., “Radar : An In-Building RF-Based User-Location and Tracking System”, Proc. *IEEE INFOCOM 2000*, vol. 2, pp. 775–784, 2000.
- [6] Chintalapudi, K., Iyer, A. P., and Padmanabhan, V. N., “Indoor Localization Without the Pain,” in 16th *ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*, 2010 , pp. 173–184.
- [7] Xiaoyong, X. Chai., Qiang, Yang, Q., “Reducing the Calibration Effort for Probabilistic Indoor Location Estimation”, *IEEE Tran. Mobile Comput.*, vol. 6, No. 6, pp. 649 –662, 2007.
- [8] Lin. Ma., Yubin Xu., Zhian, Deng., “Dynamic Radio Map Construction for WLAN Indoor Location,” *Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, 2011 International Conference on* vol. 6, pp. 162–165, 2011.
- [9] Shih, C. Y., Chen, L.H., Chen, G. H. E., Wu, H.K., M.-H. Jin, “Intelligent Radio Map Management for Future WLAN Indoor Location Fingerprinting,” in *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, 2012 IEEE, pp. 2769–2773, 2012.
- [10] Yin, Y. J., Yang, Y. Q., Ni, L. M., “Learning Adaptive Temporal Radio Maps for Signal Strength-Based Location Estimation,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 7, Issue 7, pp. 869 – 883, 2008.
- [11] MacQueen, J., “Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations,” in *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, pp. 2469–2773, 1976.
- [12] Lee, C. W., Lee , T. N., Fang, S .H., Chou , Y.C. , “A Novel Clustering-based Approach of Indoor Location Fingerprinting,” *Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, 2013 IEEE 24th International Symposium, pp. 3191–3196, Sept. 2013
- [13] Yin, Y. J., Yang, Y. Q., Ni, L. M., “Adaptive Temporal Radio Maps for Location Estimation,” Proc. *Third IEEE Int'l Conf. Pervasive Computing and Comm.* (PerCom '05), pp. 85–94, Mar. 2005.