

國立交通大學

資訊科學與工程研究所

碩士論文

實 作 整 合 式 室 內 定 位



Implement an Integrated Indoor Positioning System

研 究 生：邱柏蓉

指 導 教 授：易志偉 教授

中 華 民 國 102 年 8 月

實作整合式室內定位

Implement an Integrated Indoor Positioning System

研究生：邱柏蓉

Student：Po-Jung Chiu

指導教授：易志偉

Advisor：Chih-Wei Yi

國立交通大學
資訊科學與工程研究所
碩士論文



A Thesis

Submitted to Institute of Computer Science and Engineering

College of Computer Science

National Chiao Tung University

in partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master

in

Computer Science

Aug 2013

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國 102 年 8 月

實作整合式室內定位

學生：邱柏蓉

指導教授：易志偉 教授

國立交通大學

資訊科學與工程研究所

摘要

近年來，智慧型手機最熱門的服務不外乎是適時地服務(Location-Based Service, LBS)，利用位置資訊給於相關服務，如導航、定位...等，於是要如何達到精準又快速的定位是 LBS 的最大要求。GPS 室外定位的技術發展趨於成熟、穩定，若將該技術應用到室內，則容易因為環境問題導致訊號衰退，發生位置誤差。i-Loc 是一套整合式室內定位系統，結合了行人軌跡系統(Pedestrian Trajectory System, PTS)、Wi-Fi 定位系統以及相片定位系統，三個不同系統互相抵消誤差，達到即時又準確的位置回報。Wi-Fi 定位容易受到環境遮蔽影響導致訊號衰退，產生定位結果發生飄移誤差。行人軌跡系統可藉由手機內建的感測器來偵測行人的步行資料，彌補掉 Wi-Fi 訊號所造成的定位問題，然而在長期使用下，感測器容易發生累積誤差，導致定位效果變差。i-Loc 使用 Kalman Filter 結合行人軌跡系統和 Wi-Fi 定位系統，不僅降低 PTS 的累積誤差，也可減少因為訊號飄移導致的誤差。在部分區域，Wi-Fi 訊號薄弱甚至完全收不到，以及磁力影響較大的地方，可以建置 PoI 環境來進行相片定位，校正當下的位置誤差。

關鍵字：行人軌跡系統、Wi-Fi 定位、Kalman Filter、相片定位



Implement an Integrated Indoor Positioning System

Student: Po-Jung Chiu

Advisor: Prof. Chih-Wei Yi

Institute of Computer Science and Engineering

National Chiao Tung University

Abstract

A great variety of indoor positioning systems for mobile devices have different advantages and limitations. In this work, we propose an integrated indoor positioning system to integrate Wi-Fi positioning, Pedestrian Tracking System (PTS) and Photo positioning with one Kalman filter. By using our single intuitive positioning UI, the median positioning error of PTS+Wi-Fi positioning and Photo positioning are as low as 2.82m and 0.74m respectively. The Photo positioning can provide a high accuracy positioning service by investigating the geometric relations between the images of points of interest (POI) in the photo and their location in the real world based on the principle of photo imaging. A Photo positioning algorithm based on the geometric similarity in photo imaging is presented in this work, and an integrated indoor positioning system is developed for Android smartphone platforms.

Keyword: Pedestrian Trajectory System, Wi-Fi Positioning System, Kalman Filter, Photo Positioning



誌 謝

我要感謝我的指導教授，易志偉教授，在我碩士生涯這兩年給我很多的指導跟鼓勵，並且提供了我良好的實驗室環境，讓我得以順利完成此篇論文。再來，我由衷的感謝我的指導學長林巨益，在研究上提供很多建議與指導。

當然，也感謝NOL的全體同學給我的鼓勵和幫助，尤其是同組學姊Angela幫了許多忙。

最後，我要感謝我的父母以及所有關心我的人對我付出的關懷與期許，使我在挫折的時候可以再度站起來，度過最困難的時光。真的謝謝大家，因為有你們的幫忙跟鼓勵，讓我可以再在碩士兩年的生涯學到很多也經歷很多，留下許多美好的回憶。謝謝!

邱柏蓉 於

國立交通大學資訊科學與工程研究所碩士班

中華民國 102 年 8 月



Contents

1 緒論.....	1
2 系統架構	4
3 Wi-Fi 定位系統	7
3-1 Simplified-RADAR 定位系統.....	8
3-2 Simplified-Horus 定位系統.....	11
4 行人軌跡系統(Pedestrian Trajectory System)	14
4-1 計步模組	15
4-2 步距模組	19
4-3 方向模組	22
4-4 行人軌跡系統實作	23
5 卡爾曼濾波器(Kalman Filter)	25
5-1 介紹 Kalman Filter	25
5-2 i-Loc 設計之 Kalman Filter	27
6 Photo 定位系統	31
6-1 照片成像原理	31
6-2 相片定位	32
6-3 相片定位實測	34

7 系統實作	38
7-1 使用者需求	38
7-2 系統設計	39
7-3 實作流程	42
8 相關文獻	44
9 結論	46



List of Figures

圖一 系統架構圖	4
圖二 Wi-Fi 訊號實測環境	9
圖三 Simplified-RADAR 的 CDF 圖	10
圖四 AP 訊號模組	11
圖五 Simplified-Horus 的 CDF 圖	13
圖六 行人軌跡系統	14
圖七 行走產生的垂直加速度波形圖	15
圖八 A_1 、 A_2 、 A 的累積分佈函數圖	17
圖九 T_1 、 T_2 、 T 的累積分佈函數圖	17
圖十 X_1 的累積分佈函數圖	17
圖十一 I 的累積分佈函數圖	18
圖十二 SAM 判別測試者行走一百步的預測結果	19
圖十三 SLM 的迴歸方程式分析	21
圖十四 實驗步距長度的誤差框	21
圖十五 SLM 判別測試者行走二十公尺的預測結果	22
圖十六 WDM 實測每步的行進方向	23
圖十七 PTS 實驗結果	24

圖十八	誤差距離的累積分布函數圖	24
圖十九	卡爾曼濾波器模組	25
圖二十	Kalman Filter 運算	27
圖二十一	i-Loc 設計的 Kalman Filter	27
圖二十二	KF 整合 PTS+Wi-Fi 實作畫面	30
圖二十三	KF 整合 PTS+Wi-Fi 實作結果	30
圖二十四	照片成像原理	31
圖二十五	相片定位之使用者介面	32
圖二十六	使用者和實際物品之間的幾何關係	33
圖二十七	測試點和 PoI 位置地圖	34
圖二十八	相片定位實驗環境	34
圖二十九	不同測試點的平均定位誤差	35
圖三十	PoI 組合數對三種演算法的距離誤差	36
圖三十一	不同 PoI 組合的定位誤差	37
圖三十二	組合位置導致誤差結果差	37
圖三十三	使用者需求	38
圖三十四	系統關係圖	39
圖三十五	資料流程圖(Level 0)	39
圖三十六	資料流程圖(Level 1)	40

圖三十七 資料流程圖(Level 2)40

圖三十八 實作流程圖42



List of Tables

表一 特徵參數值	18
表二 步距長度與特徵參數的相關係數值	19
表三 二元一次迴歸方程式和二元二次迴歸方程式的係數值	20
表四 步距長度和其誤差的變異數	29
表五 測試點位置和 Wi-Fi 定位估計的位置兩者間誤差的變異數	29



Chapter 1

緒論

近年來，隨著智慧型手機普及化，行動網路快速演進和全球定位系統(GPS)的穩定成長，科技的進步讓人們生活機能越來越方便，甚至朝更多元化發展。智慧型手機以位置為基礎的行動感知服務(Location-Based Service, LBS)發展趨於成熟，大大改善使用者因為移動所造成的不便，熱門應用服務可見於導航定位或是社群網路。舉個例子來說，當我們到一個陌生的環境，如賣場或是展覽會，定位系統可以快速找出使用者所在位置，結合導航還可以提供路線給使用者抵達目的地，甚至透過打卡的行為，可以將個人訊息搭配地理位置傳到網路，以達到社群互動發展。這些應用都點出 LBS 的必備條件：快速精準的定位。

現在的定位系統，主要是以 GPS 訊號[1]來提供位置資訊應用服務，GPS 訊號接收器根據和衛星的距離關係來判定所在位置，定位的準確範圍大約十公尺到三十公尺。有人提出其他加強系統來增加 GPS 準確度，如輔助全球衛星定位系統(Assisted GPS, A-GPS)、差分全球定位系統(Differential GPS, DGPS)[2]、廣域增強系統(the Wide Area Augmentation System, WAAS)。GPS 能提供廣泛的搜尋範圍，但其訊號易受到天氣和建築物遮蔽等不同因素影響，使得 GPS 訊號薄弱而產生定位誤差，尤其是在室內環境。即便訊號在最佳狀態，也無法正確地訂定位。因此，發展室內定位技術就顯得相當重要，該如何低成本又精準地定出使用者位置，則是研究的主要焦點。

目前室內定位技術可分為：RFID、Wi-Fi、藍芽、Zigbee、紅外線等技術，最常應用的是

Wi-Fi 定位，經由訊號強度分析，判斷使用者和 Wi-Fi 熱點的相對位置。然而 Wi-Fi 技術容易受到環境限制因素導致訊號衰退，產生定位結果飄移之狀況，降低定位準確度，其他定位技術則需要高建置成本和維護成本。

無論是室外 GPS 定位還是室內 Wi-Fi 定位，容易因為訊號衰退而影響其準確性。為了解決此問題，有一解是利用慣性感測元件(Inertial Measurement Unit, IMU) [3][4][5][6][7]偵測行人的步行資訊，在行走或休息狀態時可以減緩訊號飄移問題，以及其行走軌跡能夠提升定位準確度。不過，以 IMU 為基底的定位方式存在著一個問題：感測器本身易有累積誤差。

除了導航、定位等應用之外，LBS 發展的多元行動應用，如社群服務的拍照打卡，也能反推使用者的拍攝位置，即便只有一張照片。利用相片中隱藏的相片資訊，如景物擺置地點、相對位置，便能夠定位，此方法稱為相片定位。舉例來說，一張 101 層摩天大樓照片，會讓人直覺猜測拍攝點在台北而非紐約；若能知道相片中是哪個出口，還能推測使用者是在哪個方位、距離大樓多遠拍攝。根據這項觀察，使用者可以藉由相片中的興趣點(Point of Interest, PoI)與實際景物的幾何關係計算位置。

相片定位需要三種模組來計算該位置，分別是建立 PoI 資料庫、辨識 PoI 位置以及定位演算法。系統透過擴增實境(Augmented Reality, AR)使用介面[8][9][10]來辨識照片中的 PoI 景物，再和 PoI 資料庫中資料做比對，使用相似三角形演算法來呈現相片定位概念，計算出相對位置。此演算法不受天氣影響，可以在最低成本下達到最高準確度。

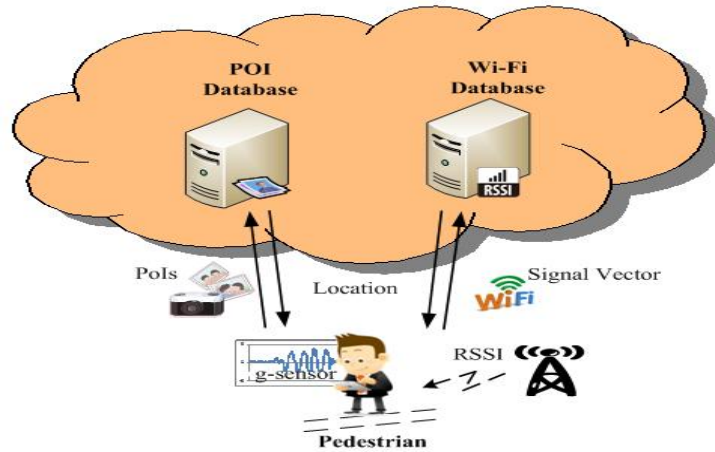
本文實作一套整合式室內定位系統，包含行人軌跡系統、Wi-Fi 定位以及相片定位，結合多種技術的優點，降低不同系統的限制條件。此系統只需要使用者隨身攜帶的智慧型手機，

透過內建的加速度計和磁力計，不需額外配戴設備，便能夠有效定位。在第二節中，我們將介紹更詳細的系統架構，各別的定位系統則會在下幾節中介紹。第三節，介紹兩種 Wi-Fi 定位系統。第四節，介紹我們所提出的行人軌跡系統。第五節，利用卡爾曼濾波(Kalman Filter, KF)整合 Wi-Fi 定位系統和行人軌跡系統。第六節，介紹照片成像概念和其座標系，提出相片定位演算法。第七節，系統設計理念。最後兩節，分別是相關文獻和整合系統的結論。



Chapter 2

系統架構



圖一 系統架構圖

i-Loc 是一套整合式室內定位系統，結合了行人軌跡系統(Pedestrian Trajectory System, PTS)、Wi-Fi 定位系統以及相片定位系統，三個不同系統互相抵消誤差，達到即時又準確的位置回報。Wi-Fi 定位容易受到環境遮蔽影響導致訊號衰退，產生定位結果發生飄移誤差。行人軌跡系統可藉由手機內建的感測器來偵測行人的步行資料，彌補掉 Wi-Fi 訊號所造成的定位問題，然而在長期使用下，感測器容易發生累積誤差，導致定位效果變差。i-Loc 使用 Kalman Filter 結合行人軌跡系統和 Wi-Fi 定位系統，不僅降低 PTS 的累積誤差，也可減少因為訊號飄移導致的誤差。在部分區域，Wi-Fi 訊號薄弱甚至完全收不到，以及磁力影響較大的地方，可以建置 PoI 環境來進行相片定位，校正當下的位置誤差。

i-Loc 內的三個系統，都須歷經兩種階段，分別是訓練階段和定位階段。首先，在訓練階段蒐集各系統所需的訓練資料，以便建立相關的資料庫。如行人軌跡系統需要蒐集不同體型

行人步行的特徵參數值，Wi-Fi 定位系統需要在不同訓練點位置建置各自的訊號模組，以及多種 PoI 擺放位置資訊提供給相片定位使用。接下來，使用者就可以透過不同定位提供當下資訊進行各自定位演算法，找出即時定位位置。

i-Loc 主軸在於行人軌跡系統，再搭配 Wi-Fi 定位和相片定位去校正誤差，達到準確的定位。首先，使用者行走時，智慧型手機內建的加速度計讀值可勾勒出波形圖，系統利用該波形分析行人行走行為，偵測行人完成一步的動態和步長，再搭配內建的磁力計推測行人的行走向量，畫出相對軌跡圖，估算出下一步的位置。只要給予初始位置，行人軌跡系統便可估算出使用者行進軌跡，做出即時性定位服務。但是，該如何在室內獲得初始位置呢？使用者除了可以自行設定位置外，也可經由 Wi-Fi 訊號模組的變化偵測所在位置。目前，在多數的建築大樓裡，Wi-Fi 訊號四處可見，i-Loc 利用這個特性發展出 Wi-Fi 室內定位系統。

使用者使用手機蒐集來自各方的無線基地台訊號值，集結成訊號向量，定時上傳至伺服器運算。首先，伺服器要找出資料庫中滿足該筆訊號向量的位置，再經由 Simplified-Horus 演算法計算不同位置的訊號模組，找出最接近的位置回傳給使用者設定初始位置。i-Loc 使用 Kalman Filter 結合行人軌跡系統和 Wi-Fi 定位系統，根據每一步的步行長度和行走方向代入預測模組得到預測位置後，再搭配 Wi-Fi 定位得到的觀測位置，更新得到最準確的位置。經由 Kalman Filter 可將感測器產生的累積誤差和訊號衰退導致的誤差降到最低，定位效果達到最好。

在部分區域收不到 Wi-Fi 訊號或是磁性影響較大時，使用者利用智慧型手機內建的相機拍攝已佈建好 PoI 的特定區塊，先上傳已知的粗略位置給伺服器，獲得該位置的 PoI 資訊後，

進行相片中的 PoI 拖曳配對，藉由相似三角形演算法計算實際 PoI 和成像幾何關係，回推出使用者的拍攝位置。i-Loc 藉由 Wi-Fi 定位和相片定位的即時位置校正，可隨時更新最新位置和軌跡。適時地應用三種定位方式的優點，避掉各自的缺點，提供最準確的定位服務。



Chapter 3

Wi-Fi 定位系統

現今，多數的建築物都佈滿無線基地台(Access Point, AP)來提供網路服務，而無線網路感測器在智慧型手機等行動裝置上更是標準配備，因此，利用 Wi-Fi 偵測位置將是一種低成本的技术。Wi-Fi 定位可透過訓練點和 AP 的接收訊號強度 (Received Signal Strength Indication, RSSI)關係，計算當前位置。此優點是大樓分布多個 AP，在同一個位置可以收到多個 AP 訊號，使用者只需要手機便能定位，無需攜帶額外設備，Wi-Fi 定位強調的不單是方便，還是一種即時性。系統將複雜的定位運算及龐大的訊號資料庫放置於 Wi-Fi 定位伺服器上，手機端不須負擔複雜的運算。

Wi-Fi 定位可分成兩個階段，訓練階段以及定位階段：

1. 訓練階段(Training Stage)：訓練目的為在資料庫中建置各個位置的訊號模組，每一訊號模組包含了不同時間點收集來自多方的訊號向量，分別是 AP 的 BSSID 以及 RSSI 訊號值。
2. 定位階段(Positioning Stage)：建置訊號模組後，利用演算法將當下收到的訊號向量與資料庫中的訊號模組做配對，根據所比對的結果，判斷所在的位置。

在本文中，會實作兩種 Wi-Fi 定位演算法，第一個是 Simplified -RADAR，改自 RADAR[11] 的決定性演算法(determinism-based)找出估算位置；另一個是 Simplified-Horus，改自 Horus[12]，藉由機率演算法(probability-based)找出所在位置，兩種演算法簡化了訓練階段所需要的訓練點密度和資料量，不僅降低訓練成本，也能夠找出最接近的位置，達到準確定位。

3.1 Simplified-RADAR 定位系統

變數設定

AP_1, AP_2, \dots, AP_M 收集的 AP

P_1, P_2, \dots, P_M 測量位置

$\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_M)$ RSSI 訊號強度向量

$\mathbf{s}^{jk} = (s_1^{jk}, s_2^{jk}, \dots, s_M^{jk})$ 在 P_j 位置量測到第 K 筆訊號強度向量， s_i^{jk} 收到 AP_i 的訊號強度

$SAP_K(S) = \{AP_i | AP_i \text{ 在 } \mathbf{s} \text{ 向量中，前 } K \text{ 個收到最強訊號強的 } AP\}$

Simplified-RADAR Algorithm

$$dist(\mathbf{s}, \mathbf{s}') = \left(\sum_{AP_i \in SAP_K(\mathbf{s}) \cup SAP_K(\mathbf{s}')} (s_i - s'_i)^2 \right)^{1/2} \quad (1)$$

$$w_j = \frac{1/dist(\mathbf{s}, \mathbf{s}')^2}{\sum_{i=1}^k 1/dist(\mathbf{s}, \mathbf{s}')^2} \quad (2)$$

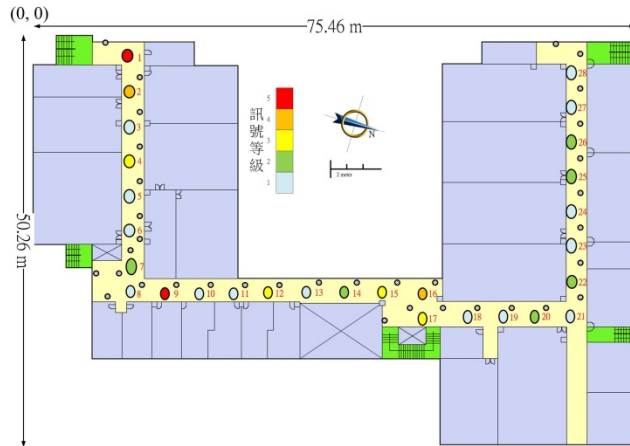
$$(x, y) = \sum_{i=1}^k w_i (x_i, y_i) \quad (3)$$

Simplified-RADAR 資料庫記錄每一訓練點不同時間收集到的每筆訊號向量，包含 AP 的 BSSID 以及 RSSI 值，建立各點的訊號模組。當使用者上傳一筆即時訊號向量(\mathbf{s})，資料庫利用 NNSS 演算法(nearest neighbor in signal space)，計算當下位置與 N 個最強訊號基地台的訊號距離($MinD_{NNSS}$ ，公式(4))，再根據權重比例來找出所在位置。

$$MinD_{NNSS} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (s_i - s'_i)^2} \quad (4)。$$

首先，取出 \mathbf{s} 中的前 k 強 AP 訊號值與資料庫中每筆訓練點的訊號向量(\mathbf{s}')進行歐幾里得距離計算(公式(1))，找出最接近的 N 個訓練點($N=3$)[11]，如果不足 k 個，則會依序遞減測試。

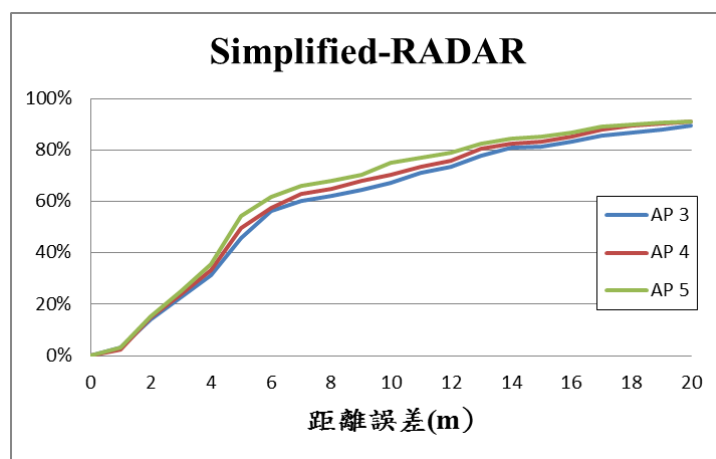
利用所得的距離值計算該訓練點的權重值(公式(2))，增加 N 個訓練點的可信度，找出最接近的位置(公式(3))。



圖二 Wi-Fi 訊號實測環境

Simplified-RADAR 系統的實測環境位於工程三館的二樓，如圖二，樓層大小是長 75.46 公尺、寬 50.26 公尺，總面積是 3292.62 平方公尺。Wi-Fi 定位有兩種資料執行階段，第一階段，俗稱離線階段，系統收集來自多方無線基地台的 RSSI 訊號值，建立 RSSI 訊號地圖，此地圖也可應用於 Simplified -Horus 演算法上。地圖上分別有 63 個距離 2 公尺的訓練點，每一位置總共在不同時間點收集了 300 筆不等的 RSSI 訊號來建立訊號模組，每筆訊號向量包含 4~18 個 AP 數。為了測試 Simplified-RADAR 系統準確性，我們規劃了一條測試路徑，包含 28 個測試點，同時也是訓練點。Wi-Fi 本身訊號易受環境影響而有飄移現象，導致不同位置的準確度產生差異性。在圖二中的 28 個測試點，利用顏色來區分各自的訊號特性，訊號等級越高代表著訊號飄移的越嚴重，像是靠近窗戶或轉角處的訊號等級高，其可信度相對較低。

在定位時，系統必須先確認比較的 AP 數目(k 值)，再來進行測試。根據圖三可得知，k 為 5 的準確度較高，利用 Simplified-RADAR 得到的中位位置誤差值大約為 4.5 公尺相似於原始 RADAR 的中位誤差值 3 公尺，而 80% 以下誤差值在 14 公尺內。由於原始 RADAR 本身需要龐大的訓練資料來進行準確的定位運算，而 i-Loc 希望定位方式在低密度的訓練點分布之下，以最少的代價建立訓練點的訊號模組，所以結果有稍許差異。



圖三 Simplified-RADAR 的 CDF 圖

3.2 Simplified-Horus 定位系統

變數設定

$\Pr(\mathbf{s})$ 訊號強度的機率分布

$\Pr(\mathbf{s}|P_j)$ 訊號向量(\mathbf{s})在 P_j 測量到的條件機率分布

$\Pr(s_i|P_j)$ 訊號強度(AP_i)在 P_j 測量到的條件機率分布

Simplified-Horus Algorithm

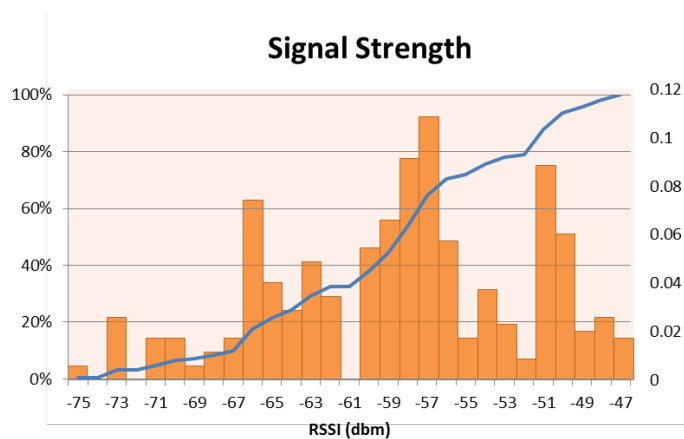
$$\Pr(\mathbf{s}|P_j) = \prod_{i=1}^M \Pr(s_i|P_j) \quad (5)$$

$$\Pr(P_j|\mathbf{s}) = \frac{\Pr(\mathbf{s}|P_j) \Pr(P_j)}{\Pr(\mathbf{s})}$$

$$= \frac{\Pr(P_j)}{\Pr(\mathbf{s})} \prod_{i=1}^M \Pr(s_i|P_j)$$

$$\propto \prod_{i=1}^M \Pr(s_i|P_j) \quad (6)$$

$$Loc(\mathbf{s}) = \arg_{P_j} \max \Pr(P_j|\mathbf{s}) \quad (7)$$



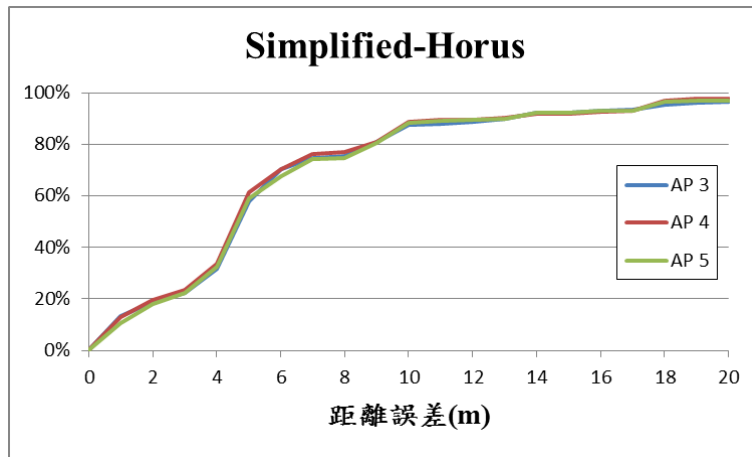
圖四 AP 訊號模組

在訓練階段，資料庫針對每一訓練點收集到的訊號向量進行運算。首先，根據每筆訊號向量的位置，所蒐集到 AP 的 BSSID 以及 RSSI 訊號值建立表格，並累積每一筆 AP 的訊號值分布，建立每點位置出現過的 AP 的累積分布函數(Cumulative Distribution Function, CDF)，以便找出該位置的訊號模組，計算其訊號機率值，如圖四，曲線為 CDF 圖(數值於圖表左側)以及長方圖為每個訊號量出現的機率值(圖表右側)。

實際定位時，系統會根據使用者上傳的即時訊號向量(\mathbf{s})，選擇訊號強度由強排到弱的前 k 個 AP 訊號值進行訊號機率模組配對。一開始，尋找資料庫中同時存在這 k 個 AP 訊號值的機率大小，如果不足 k 個，則會依序遞減訊號比對數。藉由 k 個 AP 訊號值的機率相乘，找出最大乘積值的訓練點位置，即為系統推算的位置。事實上，我們需要考慮兩種狀況會造成機率值為零，第一種是在訓練階段，訓練點的收集到的訊號資料不曾出現某一 AP 訊號值，卻在 \mathbf{s} 向量中出現，系統可增加訓練資料或是忽略不存在 AP 集合中的新 AP 來排除該情況。另一種是 \mathbf{s} 向量收集不到該位置資料庫中的 AP，系統會比較 \mathbf{s} 向量中訊號強度，由強到弱排序後前 k 個出現於資料庫中的訊號值 AP 來解決問題。

Simplified-Horus 系統實作環境(如圖二)和 Simplified-RADAR 系統環境一樣，圖五為實驗結果，利用 Simplified-Horus 得到的中位位置誤差值大約為 4.5 公尺以及其 80% 以下誤差值在 9 公尺內。由於 Simplified-Horus 本身的訓練點數量少於原始 Horus，以及訓練點分布比較稀疏，所以和 Horus 本身中位誤差值 1.38 公尺有所出路。

i-Loc 使用 Simplified-Horus 為 Wi-Fi 定位的演算法，除了準度高於 Simplified-RADAR，時間複雜度也低於 Simplified-RADAR。



圖五 Simplified-Horus 的 CDF 圖

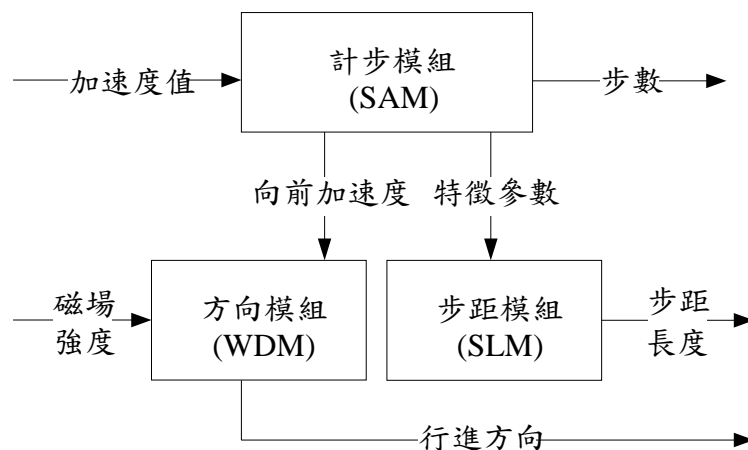


Chapter 4

行人軌跡系統

(Pedestrian Trajectory System)

目前室內定位技術最常使用的是 Wi-Fi 定位，然而 Wi-Fi 本身存在著訊號衰退導致位置飄移問題，主要是因為訊號傳遞與接收的時間差，以及不同擺設的訊號吸收率不同而產生干擾因素。因此，利用智慧型手機內建的兩種感測器，加速度計(g-sensor)和磁力計(m-sensor)，設計行人軌跡系統(Pedestrian Trajectory System, PTS)，可以減少訊號產生的位置飄移問題，並根據使用者的移動行為推算所在位置。圖六為 PTS 的架構[13]，包含計步模組(Stepping Aware Module, SAM)、步距模組(Stride Length Module, SLM)和方向模組(Walking Direction Module, WDM)，三個模組可用來判斷使用者是否有走路行為、估算該步行相對的步距長度，以及計算該步的行進方向，由此可以繪製出行人運動軌跡，計算出行人的相對位置。

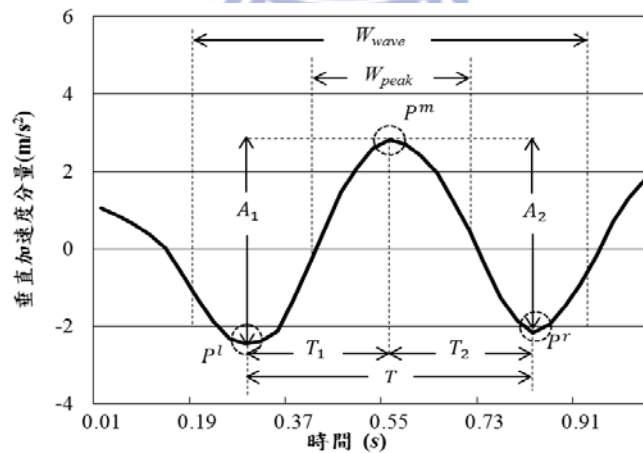


圖六 行人軌跡系統架構圖

4.1 計步模組(Stepping Aware Module, SAM)

\mathbf{g}_i 為加速度計在第 i 次的重力值， $i=1、2、\dots$ ，以及 \mathbf{g}_0 代表靜止狀態時，加速度計的重力值。系統透過固定手機方向計算重力值，可得到行進時的加速度值 $\mathbf{a}_i = \mathbf{g}_i - \mathbf{g}_0$ 。 \mathbf{g}_i^\perp 為 \mathbf{g}_i 投影在重力向量上的垂直方向值， \mathbf{g}_i^\parallel 為水平方向值，也就是 $\mathbf{g}_i^\parallel = \mathbf{g}_0 - \mathbf{g}_i$ 。 a_i^\perp 為垂直方向的加速度值大小，計算方式為 $a_i^\perp = \|\mathbf{g}_0\| - \mathbf{g}_i \cdot \mathbf{g}_0 / \|\mathbf{g}_0\|$ 。於是，行走時，根據垂直加速度值可勾勒出每步步行，圖七為行走一步產生的波形。

首先，系統要找出波峰 $P^m = (t^m, a^m)$ ， a^m 為一個波形的局部垂直加速度分量的最大值， t^m 為波峰到達的時間，接著檢查波峰前後的 $1/2$ 窗格時間(W_{peak})內是否存在另一個更大值波峰。確定波峰後，前後檢查其 $1/2$ 窗格時間(W_{wave})內包含的完整波形，並找出左右區間內的最小值，分別為左波谷 $P^l = (t^l, a^l)$ 和右波谷 $P^r = (t^r, a^r)$ ， a^l 和 a^r 分別為 t^m 往 $W_{wave}/2$ 前後找到的最小值。一般走路情況，包含跑步或上下樓梯，行人平均每秒可行走兩步。因此， W_{wave} 設為 0.5 秒以及 W_{peak} 為 0.25 秒，且 $N = \left\lfloor \frac{1}{2} W_{wave} * f \right\rfloor - 1$ ， f 為取樣頻率。



圖七 行走產生的垂直加速度波形圖

一個完整波形包含左波谷、波峰和右波谷，系統可以找到八種步行特徵參數(公式 8~15)

去決定此波形是否為一個步行所產生的，參數包含如下：

$$T_1 = t^m - t^l \quad (8)$$

$$T_2 = t^r - t^m \quad (9)$$

$$T = T_1 + T_2 \quad (10)$$

$$A_1 = a^m - a^l \quad (11)$$

$$A_2 = a^m - a^r \quad (12)$$

$$A = A_1 + A_2 \quad (13)$$

$$I = \frac{1}{2N+1} \left(\sum_{n=i_0-N}^{i_0+N} \|g_n\| \right) \quad (14)$$

$$X_1 = \left| \sum_{n=0}^{2N} a_{n+(i_0-N)}^{\pm} e^{-i \frac{2\pi}{2N+1} n} \right| \quad (15)$$

T_1 和 T_2 分別為波峰到左右波谷的時間間隔， T 為整個波形的時間間隔， A_1 和 A_2 分別為波形的左右垂直加速度的振幅大小， I 為水平加速度分量的平均強度， X_1 為離散傅立葉變換振幅，頻率 1， i_0 為 P^m 的時間序號。行進中的行走波形，都可分析出以下步行特徵參數

$$A_2 \in [A_2^{min}, A_2^{max}] ,$$

$$A \in [A^{min}, A^{max}] ,$$

$$T_1 \in [T_1^{min}, T_1^{max}] ,$$

$$T_2 \in [T_2^{min}, T_2^{max}] ,$$

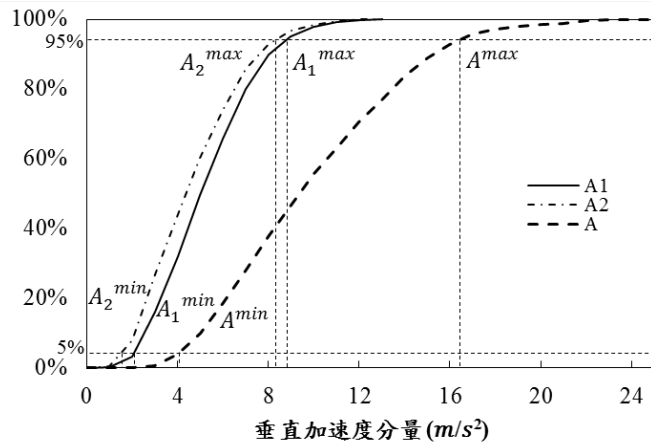
$$T \in [T^{min}, T^{max}] ,$$

$$X_1 \in [X_1^{min}, X_1^{max}] ,$$

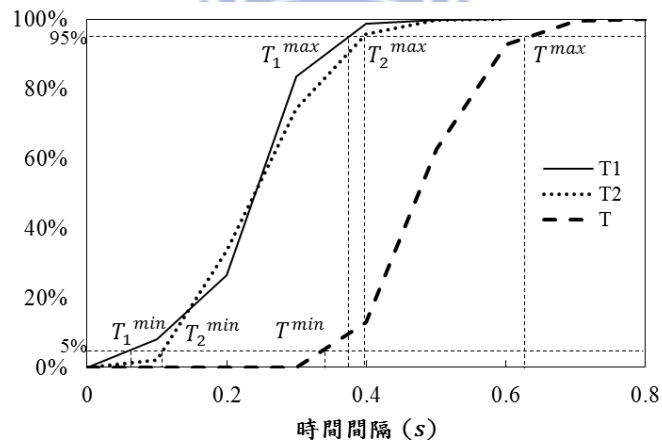
$$I \in [I^{min}, I^{max}] ,$$

這些參數值都會介於一個合理範圍值，最小和最大值分別為各個特徵參數所得到的累積分布函數圖中的 5%和 95%。於是，我們設計實驗來獲得不同特徵參數的數據分布，藉由多名不同體型的行人行走各十五步固定步距長度(40 公分，50 公分，...，80 公分)，擷取每一步的波

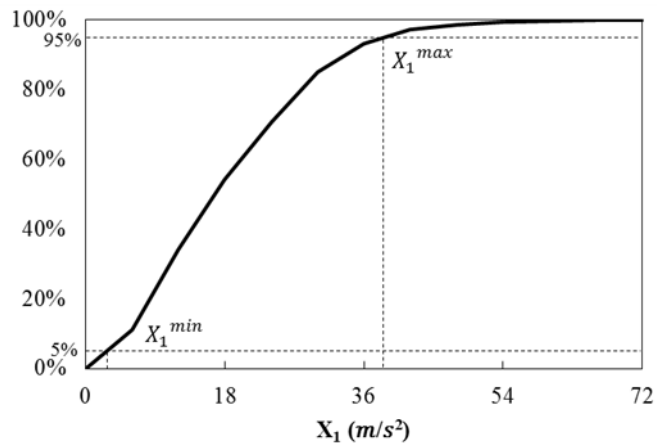
行分析其中的特徵參數，特徵參數 A 、 T 、 X_1 、 I 的累積分佈函數圖（分別為圖八、圖九、圖十和圖十一）中的最小值和最大值，列於表一。



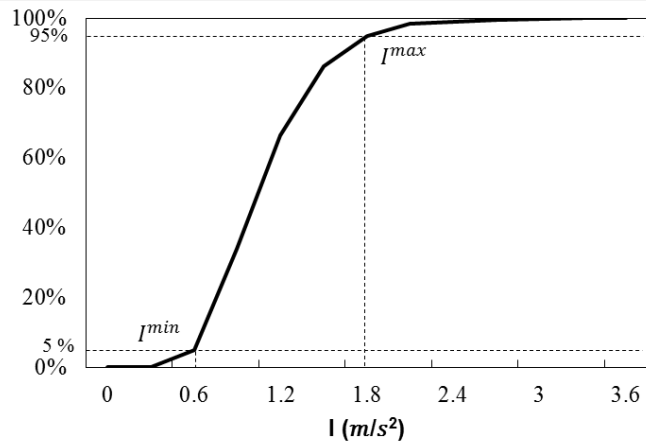
圖八 A_1 、 A_2 、 A 的累積分佈函數圖



圖九 T_1 、 T_2 、 T 的累積分佈函數圖



圖十 X_1 的累積分佈函數圖

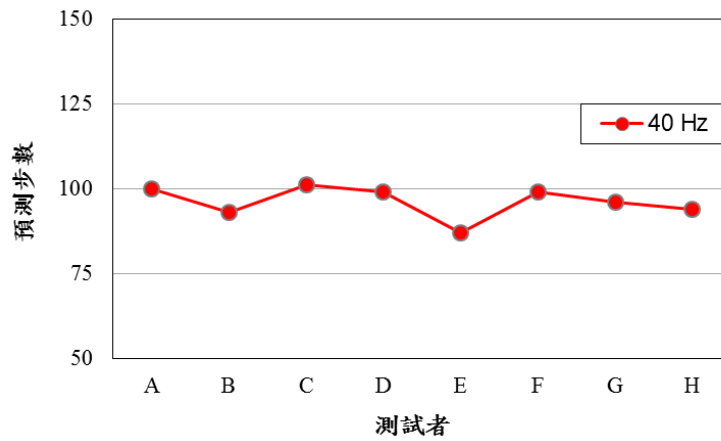


圖十一 I 的累積分佈函數圖

表一 特徵參數值

	最小值	最大值
$A_1(m/s^2)$	2.15	8.98
$A_2(m/s^2)$	1.72	8.37
$A(m/s^2)$	4.24	16.77
$T_1(s)$	0.08	0.35
$T_2(s)$	0.10	0.4
$T(s)$	0.36	0.62
$X_1(m/s^2)$	3.79	38
$I(m/s^2)$	0.6	1.8

為了驗證 SAM 的準確性，我們邀請八名測試者手拿行動裝置實測，每名測試者分別行走一百步，數據結果如圖十二，此模組誤差值為 4.13%。



圖十二 SAM 判別測試者行走一百步的預測結果

4.2 步距模組(Stride Length Module, SLM)

表二 步距長度與特徵參數的相關係數值

相關係數	步距長度
A_1	0.53
A_2	0.5
A	0.55
T_1	0.25
T_2	0.06
T	0.32
X_1	0.37
I	0.61

SAM 得到的步行特徵參數值可以代入 SLM 中，藉由線性迴歸方程式推算出步距長度。

表二為步距長度與八個特徵參數 A_1 、 A_2 、 A 、 T_1 、 T_2 、 T 、 X_1 、 I 的相關係數值，根據數據可知， A 和 X_1 與步距長度的相關性最大，於是將這兩種特徵參數值代入線性迴歸方程式，可推估該步步距長度。SLM 設計二元一次迴歸方程式和二元二次迴歸方程式估算步距長度， D^L 和 D^Q 分別為估算步距長度。

二元一次迴歸方程式為

$$D^L = p_1^L + p_2^L A + p_3^L X_1 \quad (16),$$

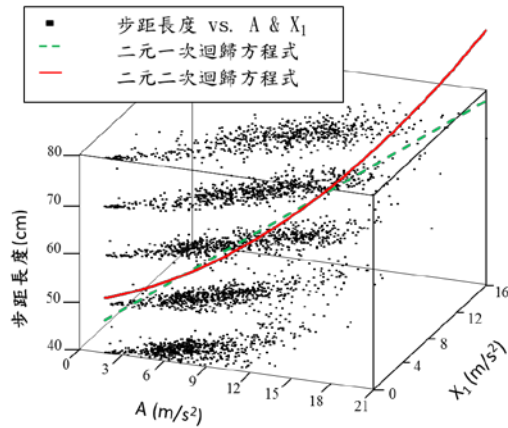
二元二次迴歸方程式為

$$D^Q = p_1^Q + p_2^Q A + p_3^Q X_1 + p_4^Q AX_1 + p_5^Q A^2 + p_6^Q X_1^2 \quad (17),$$

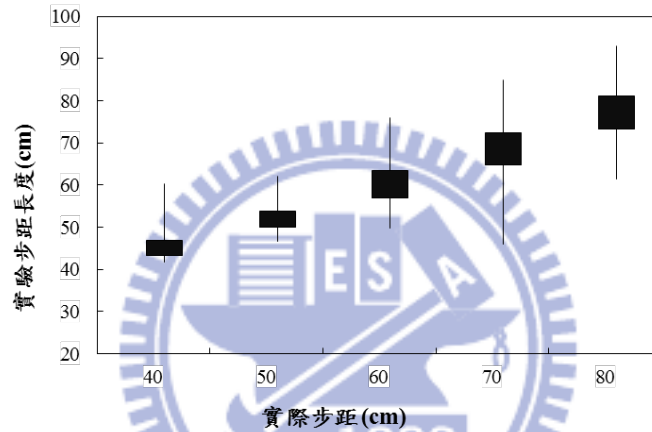
表三為實驗數據得到的線性迴歸方程式係數值。圖十三為利用主要的特徵參數 A 和 X_1 與實際步距長度的分佈情況，分別為圖中的 x 軸、y 軸和 z 軸。中空圓形表示每一筆實驗數據，虛線代表二元一次迴歸方程式，以及曲線代表二元二次迴歸方程式。SLM 根據均方根誤差值計算二元一次和二元二次迴歸方程式，分別是 12.32 和 12.15，於是利用二元二次迴歸方程式計算步距長度。

表三 二元一次迴歸方程式和二元二次迴歸方程式的係數值

p_1^L	p_2^L	p_3^L			
50.66	-0.42	0.75			
p_1^Q	p_2^Q	p_3^Q	p_4^Q	p_5^Q	p_6^Q
54.49	-2.90	1.50	-0.02	0.15	-0.01

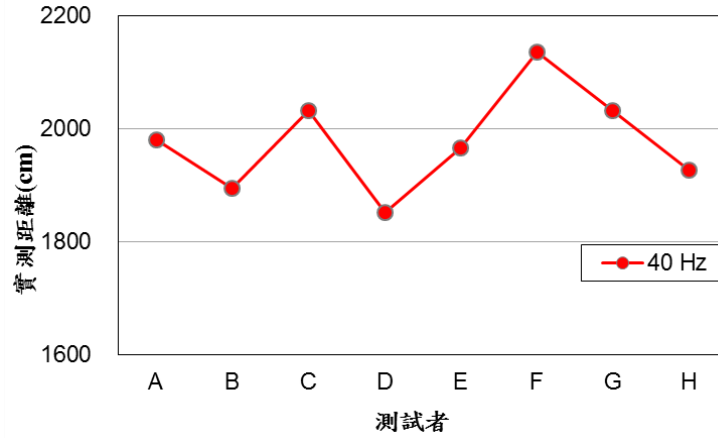


圖十三 SLM 的迴歸方程式分析



圖十四 實驗步距長度的誤差框

為了驗證 SLM 的效能，我們要求八名測試者行走固定步距長度，分別為 40 公分、50 公分、60 公分、70 公分以及 80 公分。圖十四為實測結果數據，x 軸為實際步距長度，y 軸為 SLM 推算的實驗步距長度。方塊為實驗步距長度的四分差，連接直線為實驗值分布的範圍。從結果得知，平均誤差在 18.43%。此外，由八名測試者手拿智慧型手機隨意行走 20 公尺來驗證 SLM，推算結果如圖十五，準確度可達 96.41%



圖十五 SLM 判別測試者行走二十公尺的預測結果

4.3 方向模組(Walking Direction Module, WDM)

根據智慧型手機規格，智慧型手機可以透過右手定則定義出本身的感測器座標系(sensor frame, s-frame)。另一地球座標系(earth frame, e-frame)可用來追蹤物體的移動軌跡以及描述行人軌跡，它的 x 軸、y 軸和 z 軸分別指向北方、東方以及地球正中心。行人行進時，可透過智慧型手機偵測其行走方向，行走角度則為 e-frame 轉到 s-frame 的偏向角，又稱手持角。

\mathbf{g} 和 \mathbf{m} 代表在靜止狀態下加速度值與磁力值， $\mathbf{T}_{S \rightarrow E}$ 則為感測器讀值從s-frame轉成e-frame的轉換座標矩陣，也就是說當 \mathbf{v} 是向量， $[\mathbf{v}]_S$ 和 $[\mathbf{v}]_E$ 為 \mathbf{v} 在s-frame以及e-frame時的觀測座標，

$$[\mathbf{v}]_E = \mathbf{T}_{S \rightarrow E} [\mathbf{v}]_S,$$

假設重力指向地球中心，磁力則指向北方，或許會有些微的偏差。

$$\mathbf{I} = \mathbf{T}_{S \rightarrow E} \begin{bmatrix} \frac{\mathbf{g} \times (\mathbf{m} \times \mathbf{g})}{\|\mathbf{g} \times (\mathbf{m} \times \mathbf{g})\|} & \frac{\mathbf{m} \times \mathbf{g}}{\|\mathbf{m} \times \mathbf{g}\|} & \frac{-\mathbf{g}}{\|\mathbf{g}\|} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{T}_{S \rightarrow E} = \begin{bmatrix} \frac{\mathbf{g} \times (\mathbf{m} \times \mathbf{g})}{\|\mathbf{g} \times (\mathbf{m} \times \mathbf{g})\|} & \frac{\mathbf{m} \times \mathbf{g}}{\|\mathbf{m} \times \mathbf{g}\|} & \frac{-\mathbf{g}}{\|\mathbf{g}\|} \end{bmatrix}^{-1}$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{\mathbf{g} \times (\mathbf{m} \times \mathbf{g})}{\|\mathbf{g} \times (\mathbf{m} \times \mathbf{g})\|} & \frac{\mathbf{m} \times \mathbf{g}}{\|\mathbf{m} \times \mathbf{g}\|} & \frac{-\mathbf{g}}{\|\mathbf{g}\|} \end{bmatrix}^T$$

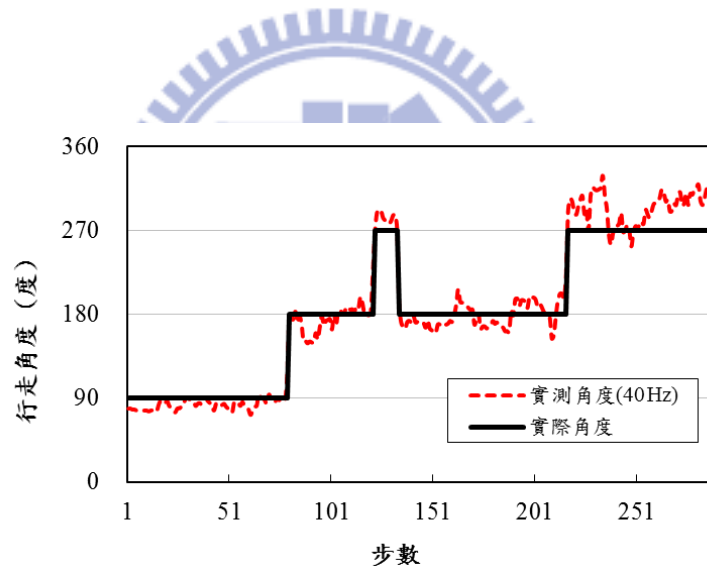
系統根據Pitch- Yaw-Roll旋轉矩陣公式(公式18)，計算行動裝置的pitch角(θ)、yaw角(ψ)和roll角(φ)，

$$\mathbf{T}_{S \rightarrow E} = \begin{bmatrix} c\psi c\theta & -s\psi c\theta + c\psi s\theta s\varphi & s\psi s\theta + c\psi s\theta c\varphi \\ s\psi c\theta & c\psi c\theta + s\psi s\theta s\varphi & -c\psi s\theta + s\psi s\theta c\varphi \\ -s\theta & c\theta s\varphi & c\theta c\varphi \end{bmatrix} \quad (18),$$

這裡 c 代表的是 \cos 的縮寫， s 代表的是 \sin 的縮寫。因此，行人的行進方向，可經由智慧型手機的 yaw 角獲得，

$$\psi = \tan^{-1} \frac{[\mathbf{T}_{S \rightarrow E}]_{2,1}}{[\mathbf{T}_{S \rightarrow E}]_{1,1}} \quad (19)。$$

行人行走時，實際觀察 PTS 每步的行進方向，表現結果如圖十六。x 軸代表依序的步行，y 軸代表每步的方向角。實線表示實際行進方向，虛線則為推算的行進方向。從結果得知，WDM 的平均誤差為 13.87 度。

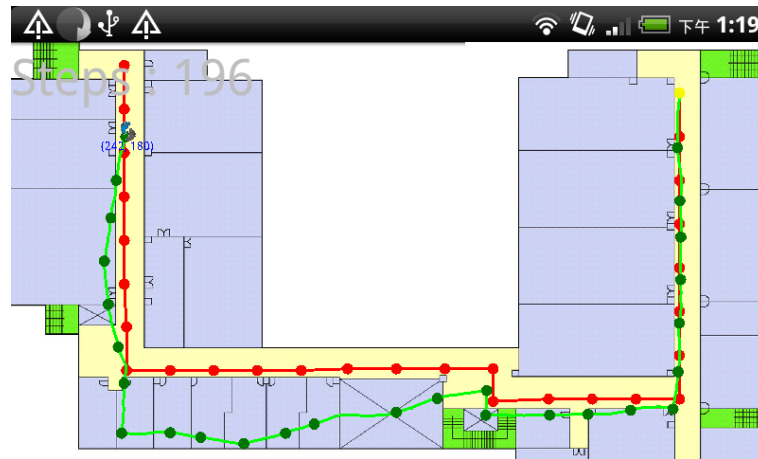


圖十六 WDM 實測每步的行進方向

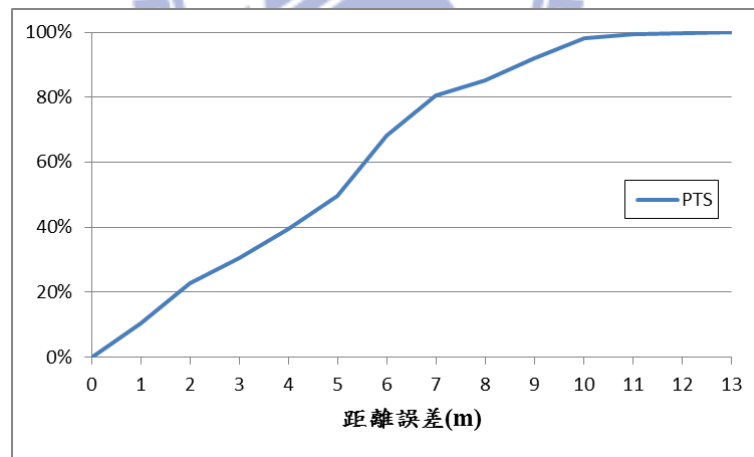
4.4 行人軌跡系統實作

我們利用智慧型手機其圖形化操作介面將 PTS 實作於 Android 系統上，並在交通大學工程三館二樓佈建 PTS 實驗環境，如圖二，並將 28 個測試點標記於地面上，兩點間距離 4.11 公尺。使用者行走時，每走到測試點上，便會計算 PTS 推算出的測試點與實際測試點之位置誤差，如圖十七，為 PTS 在實驗環境下畫出的軌跡圖，紅色線為實際軌跡、紅色點為測試點、

綠色線為估算軌跡和綠色點為推算的測試點，左上角數字為 SAM 所偵測出的步數。透過圖十七，我們可去計算實際軌跡和實測軌跡的誤差距離，如圖十八所示，該圖為誤差距離的累積分布函數圖，從實驗結果可得知行人軌跡系統平均誤差為 5.2 公尺。



圖十七 PTS 實驗結果

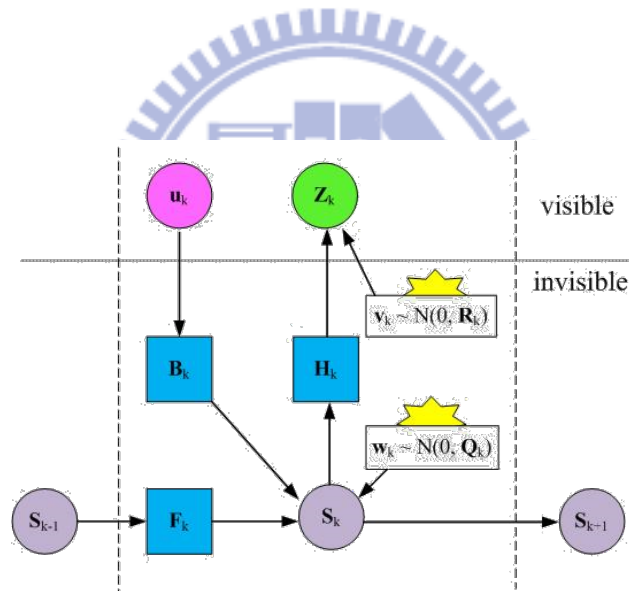


圖十八 誤差距離的累積分布函數圖

Chapter 5

卡爾曼濾波器(Kalman Filter)

卡爾曼濾波器(Kalman Filter, KF)[14]是一個高效率的遞歸濾波器，能夠從一系列包含雜訊的測量值中估計動態系統的狀態。藉由預測值以及預測值的不確定性估計來產生系統的狀態估計，再計算估計值和實際觀測值的加權平均。當不確定性越高，加權值比重越低，減少估計值的共變異數。透過這個方式，系統產生的估計值會比原始實測值更趨近於真實值，因為有加權平均可調整其不確定性。



圖十九 卡爾曼濾波器模組

5.1 介紹 Kalman Filter

卡爾曼濾波器建立在離散時間的線性動態系統上，受高斯雜訊影響產生的線性模型(圖十九)。 s_k 代表一個實數向量在時間 t_k 的系統狀態，經由線性算子 F_k 作用在上一個狀態 s_{k-1} ，同時會有雜訊 w_k 加入，以及系統也會產生可選擇性的資訊來控制系統狀態。此狀態方程式為：

$$s_k = \mathbf{F}_k s_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \quad (20)。$$

\mathbf{F}_k 是狀態變換模型，作用在讓系統狀態產生新的狀態； \mathbf{B}_k 是控制模型，作用在控制與系統相依的控制向量 \mathbf{u}_k 輸入； \mathbf{w}_k 是高斯白雜訊，並假設其符合均值為零，共變異數為 \mathbf{Q}_k 的多元常態分布，

$$\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)。$$

在時間 t_k ，屬於真實狀態 s_k 的測量值 z_k 滿足下式：

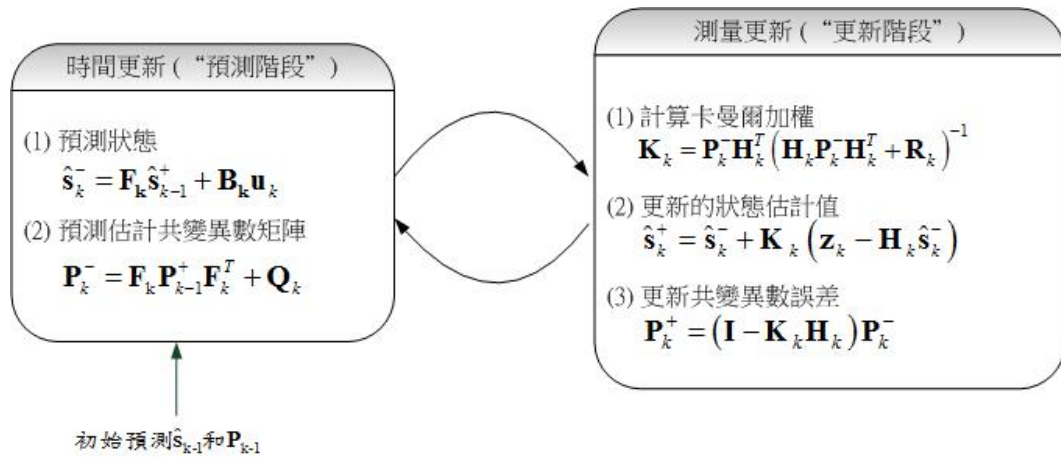
$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (21)，$$

\mathbf{H}_k 是觀測模型，利用雜訊 \mathbf{v}_k 將真實狀態映射到觀測狀態； \mathbf{v}_k 是觀測雜訊，並假設其符合均值為零，共變異數為 \mathbf{R}_k 的高斯白雜訊。

$$\mathbf{v}_{k+1} \sim N(0, \mathbf{R}_{k+1})。$$

卡曼爾濾波器會反覆地預測系統狀態，每一次的運作可分成兩種階段，預測階段和更新階段。預測階段是利用上一時間點的狀態來推算目前時間的狀態，更新階段則是藉由目前時間點的測量值來改善預測值的準確性，得到更準確的狀態估計值。相關的運算如圖二十所示，

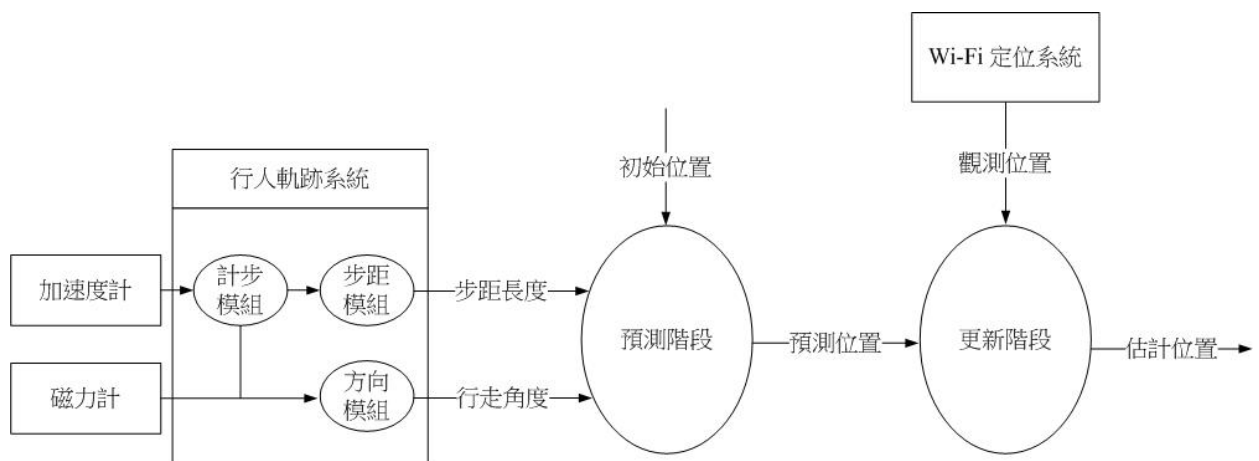
$\hat{\mathbf{s}}_k^-$ 和 $\hat{\mathbf{s}}_k^+$ 分別代表預測和更新狀態， \mathbf{P}_k^- 和 \mathbf{P}_k^+ 則是在預測和更新狀態中的共變異數， \mathbf{K}_k 為卡爾曼加權。



圖二十 Kalman Filter 運算

5.2 i-Loc 設計之 Kalman Filter

i_Loc 系統設計了一套 Kalman Filter(圖二十一)結合行人軌跡系統以及 Wi-Fi 定位系統，用來降低兩者的誤差，提升整體的準確度。此設計模型以行人軌跡系統的計步模組偵測的步數為時間序，每發生一步便會去觸發 Kalman Filter 執行預測和更新位置，將步距長度和行走方向當作當下狀態的預測值，而 Wi-Fi 定位會在更新階段提供當下觀測位置來更新預測值。



圖二十一 i-Loc 設計的 Kalman Filter

在我們的設計模型中，狀態向量 $\mathbf{s}_k = [x_k \ y_k]^T$ 為行人第 k 步的位置(單位：公尺)， θ_k 和 d_k 代表第 k 步的行走方向和步距長度。系統中的轉換狀態方程式為

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \theta_k \\ \sin \theta_k \end{bmatrix} D_k + \begin{bmatrix} \omega_{x,k} \\ \omega_{y,k} \end{bmatrix} \quad (22)。$$

此模型中， $\mathbf{F}_k = \mathbf{I}_{2 \times 2}$ 為單位矩陣， $\mathbf{B}_k = [\cos \theta_k \ \sin \theta_k]^T$ 為行走方向的單位向量， $\mathbf{u}_k = [D_k]$ 為步行長度，以及根據實驗統計結果產生的系統誤差值 $\mathbf{w}_k = [\omega_{x,k} \ \omega_{y,k}]^T$ 。假設 \mathbf{w}_k 主要來自於行人軌跡系統中的步距模組所產生的誤差， $\delta_{SL,k}$ 為第 k 步步距長度的均值誤差，而 \mathbf{w}_k 的共變異數矩陣為

$$\mathbf{Q}_k = \delta_{SL,k}^2 \begin{bmatrix} \cos^2 \theta_k & \sin \theta_k \cos \theta_k \\ \sin \theta_k \cos \theta_k & \sin^2 \theta_k \end{bmatrix}，$$

表四為實驗步距長度和其誤差結果所得到的變異數。

Wi-Fi 定位系統在 KF 中扮演觀測角色，觀測向量 $\mathbf{z}_k = [z_{x,k} \ z_{y,k}]^T$ ，此觀測方程式為

$$\begin{bmatrix} z_{x,k} \\ z_{y,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{x,k} \\ v_{y,k} \end{bmatrix} \quad (23)，$$

在此模型中， $\mathbf{H}_k = \mathbf{I}_{2 \times 2}$ 為單位矩陣，觀測誤差 $\mathbf{v}_k = [v_{x,k} \ v_{y,k}]^T$ 表示為 Wi-Fi 定位的位置誤差。我們假設 $v_{x,k}$ 和 $v_{y,k}$ 是均值 $\delta_{SL,k}$ 的線性獨立高斯雜訊，以及 \mathbf{v}_k 的共變異數矩陣為

$$\mathbf{R}_k = \delta_{RF,k}^2 \mathbf{I}_{2 \times 2}，$$

表五為根據實驗 Wi-Fi 定位中 28 個測試點位置(圖二)和其點誤差結果所得到的變異數。更新模組被定義為

$$\hat{\mathbf{s}}_k^+ = \hat{\mathbf{s}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{s}}_k^-) \quad (24)，$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (25)，$$

$$\begin{aligned}
\mathbf{P}_k &= E[(\mathbf{s}_k - \hat{\mathbf{s}}_k^-)^2] \\
&= E\left[(\mathbf{s}_k - \hat{\mathbf{s}}_k^- - \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{s}}_k^-))^2\right] \\
&= E\left[(\mathbf{s}_k - \hat{\mathbf{s}}_k^- - \mathbf{K}_k(\mathbf{H}_k \mathbf{s}_k + \mathbf{v}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{s}}_k^-))^2\right] \\
&= E[(\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)(\mathbf{s}_k - \hat{\mathbf{s}}_k^-) - \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k] \\
&= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T \quad (26)
\end{aligned}$$

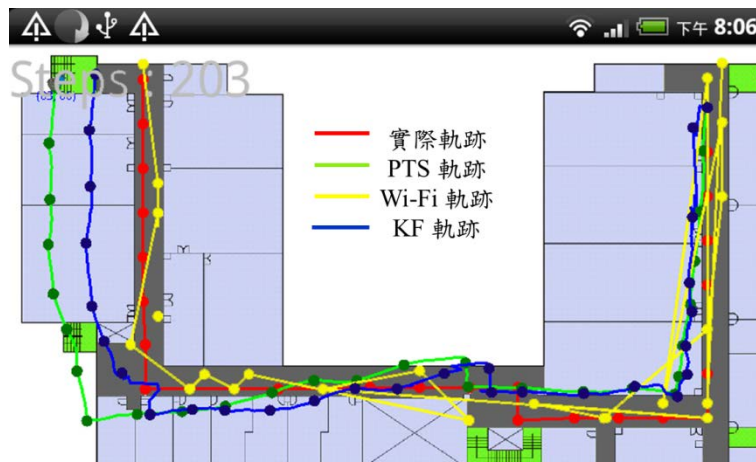
表四 步距長度和其誤差的變異數

步距長度(公分)	40	50	60	70	80
$\sigma_{SL,k}^2$	0.054	0.054	0.036	0.053	0.065

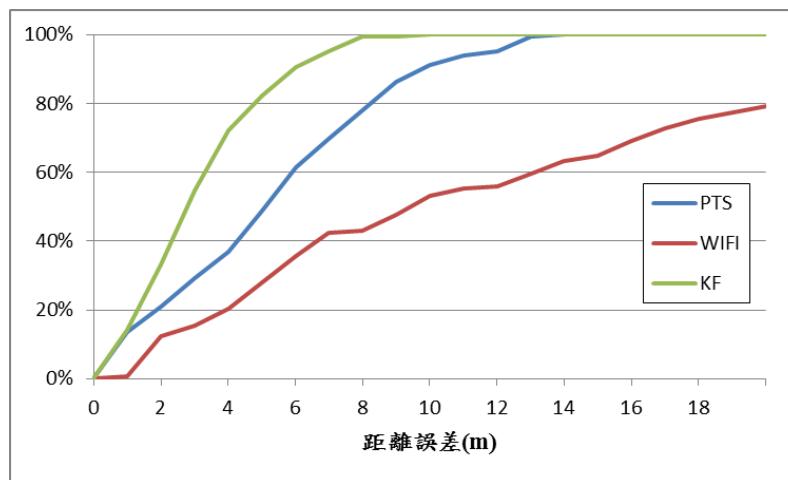
表五 測試點位置和 Wi-Fi 定位估計的位置兩者間誤差的變異數

測試點位置	1	2	3	4	5	6	7
$\sigma_{RF,k}^2$	15.072	8.184	0.523	5.995	2.853	0.899	4.305
測試點位置	8	9	10	11	12	13	14
$\sigma_{RF,k}^2$	0.171	11.219	1.616	1.891	7.055	1.960	3.365
測試點位置	15	16	17	18	19	20	21
$\sigma_{RF,k}^2$	6.400	8.238	5.533	2.054	1.929	2.883	1.985
測試點位置	22	23	24	25	26	27	28
$\sigma_{RF,k}^2$	3.250	1.789	2.255	3.453	2.985	1.145	2.596

圖二十二為實測結果，軌跡線分別有實際路線(紅色線)、行人軌跡(綠色線)、Wi-Fi 軌跡(黃色線)、KF 軌跡(藍線)，每種顏色點代表著不同定位方式所得到的預測點，由圖二十二可知，經過校正後的路線(KF 軌跡)是最接近實際路線，因此，卡爾曼濾波器整合行人軌跡系統和 Wi-Fi 系統可以有效的降低 PTS 本身的累積誤差和 Wi-Fi 系統的飄移問題，並將平均誤差值從 5.15 公尺降到 2.82 公尺，如圖二十三實驗結果，獲得最準確的位置。



圖二十二 KF 整合 PTS+Wi-Fi 實作畫面



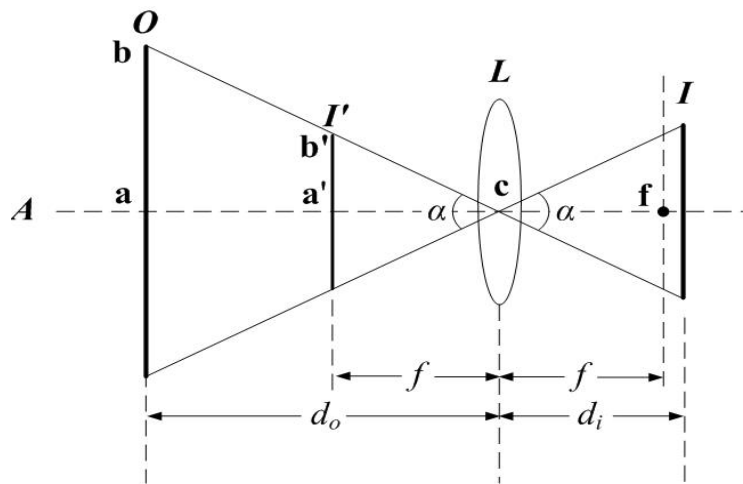
圖二十三 KF 整合 PTS+Wi-Fi 實作結果

Chapter 6

Photo 相片定位

相片定位透過照片成像原理計算實際興趣點(PoIs)位置和拍攝照片的相對位置關係，提供高準確度定位服務。此定位系統分成三種主要架構，PoI 資料庫、辨認 PoI 以及定位演算法。

6.1 照片成像原理



圖二十四 照片成像原理

要了解相片定位演算法前，必須先知道照片成像原理(圖二十四)。L 為一片焦距 f 的凸透鏡，點 c 是 L 的中心點，點 f 為 L 的焦點， \overline{cf} 為焦距長，通過點 c 和點 f 的垂線 A 為 L 的光軸。物件 O 在透鏡 L 左邊， I 為 O 在 L 右邊的成像。 d_o 和 d_i 分別是 L 到 O 和 I 的距離， O 的視角為 α 度，透鏡成像公式見公式(27)，

$$\frac{1}{d_o} + \frac{1}{d_i} = \frac{1}{f} \quad (27),$$

$$d_i = \frac{1}{1 - \frac{f}{d_o}} f \quad (28)。$$

根據公式(28)，當 $d_o \gg f$ ， d_i 可近似於 f ，於是在接下來的討論，將會以 $f \approx d_i$ 表示。

6.2 相片定位

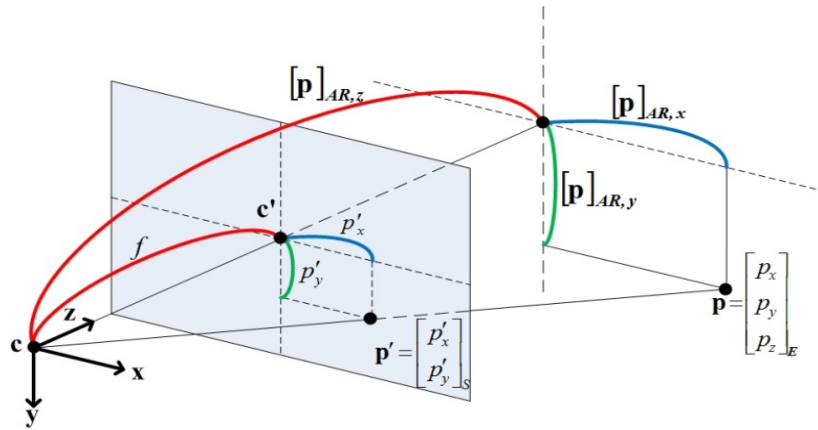
相片定位，顧名思義就是透過拍攝照片找出所在位置。不過，單靠一張照片所能提供的資料有限，必須搭配 PoI 資料庫、辨識 PoI 技術、定位演算法，才能更有效的定位。我們設計簡易 AR 畫面讓使用者與定位系統互動，提供定位所需資訊。

首先，使用者要給予粗略位置，讓資料庫提供位置附近的 PoI 資訊，包含影像和名稱。接著，使用者拖拉 PoI 物件去配對影像，獲得 PoI 配對的相對位置後，進行運算可回推出使用者的拍攝位置。



圖二十五 相片定位之使用者介面

PoI 環境建置如圖二十五所示，牆上共分布有七個黑色 PoI，分別標記 1~7。當拍攝完照片後，系統會展現相關的紅色 PoI 物件於螢幕上。使用者可拖拉 PoI 到正確位置，按定位鍵後可計算出使用者拍攝位置。



圖二十六 使用者和實際物品之間的幾何關係

圖二十六為使用者和實際物體位置之間的幾何關係圖，假設 $d_i = f$ ，螢幕畫面垂直放置在鏡頭延伸到物品間的中軸上，並與鏡頭距離 f 。 c' 為螢幕的中心點通過鏡頭的中軸，以及螢幕的 x 、 y 軸和 AR 框架的 x 、 y 軸平行。令 $\mathbf{p} = [p_x \ p_y \ p_z]^T_E$ 代表物品位置， $\mathbf{p}' = [p'_x \ p'_y]^T_S$ 代表物品成像位置，由相似三角形可得到物品和其成像的投射關係為

$$p'_x : p'_y : f = [p]_{AR,x} : [p]_{AR,y} : [p]_{AR,z} \quad (29)。$$

利用相似三角形(Similar Triangle, ST)演算法，可得到相片定位問題，如下

問題：相片定位
輸入：給予焦距 f 和 PoI 的點位置 $(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}'_i)$ ， $i = 1, 2, \dots, n$ ，當 $\mathbf{p}_i = [p_x \ p_y \ p_z]^T_E$ 是第 i 個 PoI 在地球三維座標系上，而 $\mathbf{p}'_i = [p'_x \ p'_y]^T_S$ 是第 i 個 PoI 成像圖在螢幕的二維座標系上。
輸出：找出 $\mathbf{c} = [c_x \ c_y \ c_z]^T_E$ ，當 $p'_x : p'_y : f = [p]_{AR,x} : [p]_{AR,y} : [p]_{AR,z}$ 。

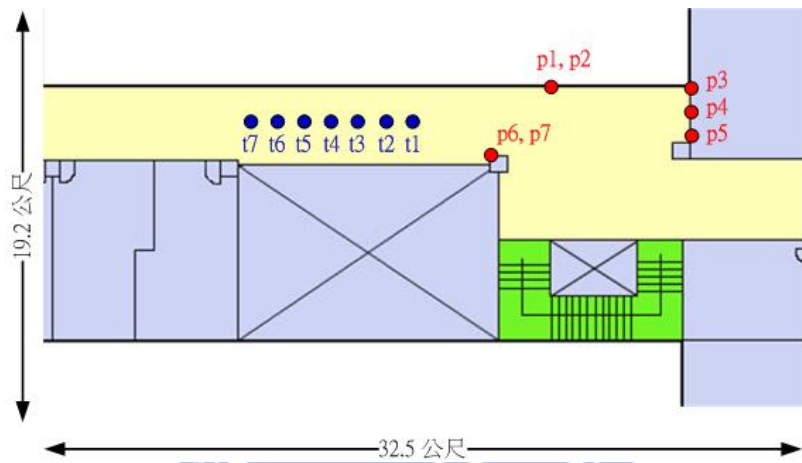
從上述問題發現， \mathbf{p} 點須在地球座標系上和上述的 AR 座標系不同，於是利用座標轉換將方程式的座標系轉成問題中的座標系

$$[\mathbf{p}]_{AR} = \mathbf{T}_{E \rightarrow AR}([\mathbf{p}]_E - [\mathbf{c}]_E) \quad (30)，$$

$\mathbf{T}_{E \rightarrow AR}$ 可以從加速度計和磁力計獲得。

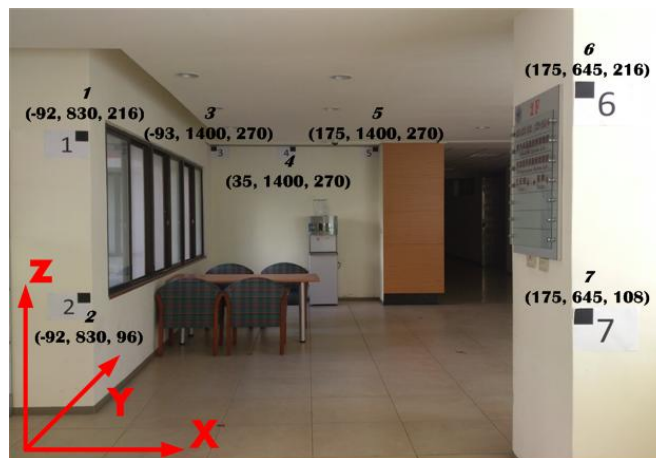
一般情況下，只要有兩個 PoI 提供的資訊，就足夠找到 **c** 點位置，而越多 PoI 越可能降低誤差率。當發生與實驗結果相互矛盾時，可藉由最小平方法(Least Square Method, LSM)解決此近似系統。

6.3 相片定位實測



圖二十七 測試點和 PoI 位置地圖

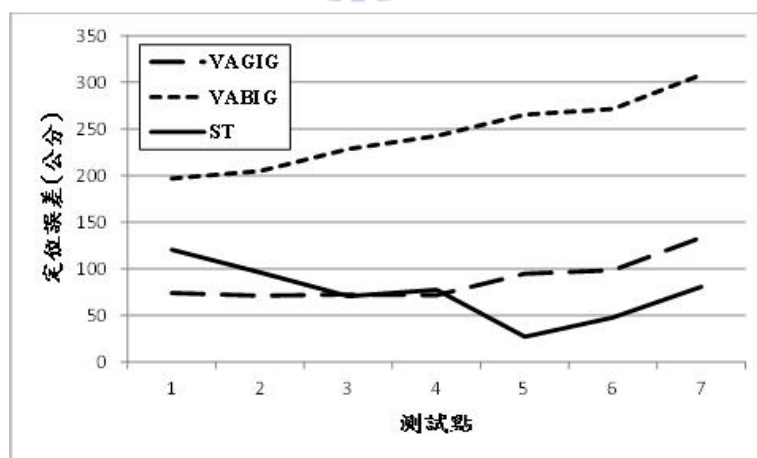
此實驗實作於交通大學工程三館二樓，PoI 環境擺設如圖二十七所示，總共有七個 PoI 位置，七個測試點拍攝位置。紅色點為 PoI 位置，分別標記成 p_1, p_2, \dots, p_7 ，各個點的實際座標如圖二十八；藍色點為拍攝位置，分別標記成 t_1, t_2, \dots, t_7 ，各個測試位置彼此間距離一公尺。



圖二十八 相片定位實驗環境

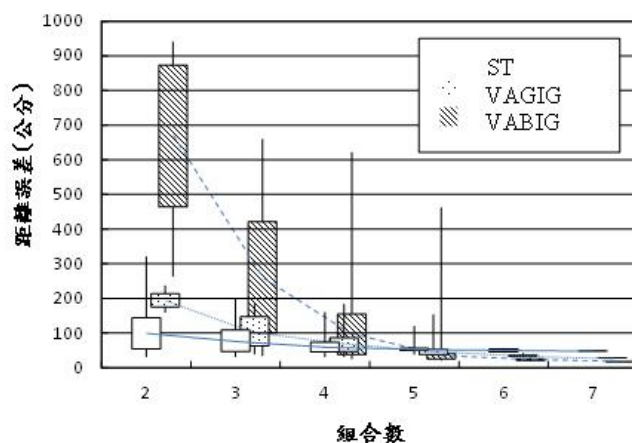
為了驗證相片定位準確性，我們將系統中的相似三角形定位演算法(similar triangle based positioning algorithm, ST)和視角定位演算法(view angle based positioning algorithm, VA)相互比較。VA 是一種梯度演算法，會因為不同初始值而有差異，於是此實驗針對兩種不同視角的初始位置來做評估，分別是”好的初始視角”(View Angle with Good Initial Guess, VAGIG)和”不好的初始視角”(View Angle with Bad Initial Guess, VABIG)。

圖二十九為不同測試點的平均定位誤差值，x 軸和 y 軸分別代表測試點位置和定位誤差值(單位：公分)，利用定位演算法實測測試點對七個 PoI 的組合關係。對點 p_4 而言，點 t_1 和點 t_7 分別為最近和最遠的點位置，最小視角為 $\angle p_3 t_7 p_4$ 和 $\angle p_4 t_7 p_5$ ，這兩種視角容易受到使用者的誤觸產生誤差。如果以點 p_4 和測試點 t_1, t_2, \dots, t_7 之間的距離，會發現和兩種 VA 演算法造成的定位誤差成正比關係。因此，ST 演算法的準確度優於 VA 演算法，而 VABIG 演算法是誤差最大的定位法。



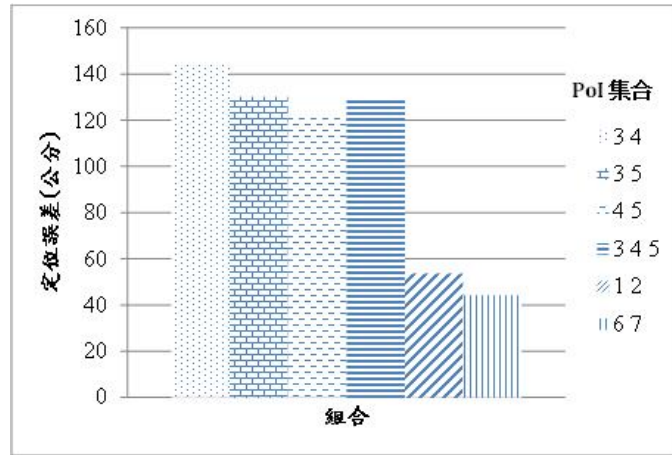
圖二十九 不同測試點的平均定位誤差

圖三十要驗證 PoI 的組合數量對定位的誤差程度，將組合數從兩個逐漸增加到七個，發現 VABIG 演算法的定位誤差距離會從 870 公分降低到 50 公分，ST 演算法會從 112 公分降到 48 公分。由實驗數據看來，ST 演算法優於 VAGIG 演算法和 VABIG 演算法，平均誤差分別為 74.3 公分、88.9 公分、246.0 公分。造成這樣結果，主要是因為 VA 演算法的局部最小值問題，影響到定位準確性。

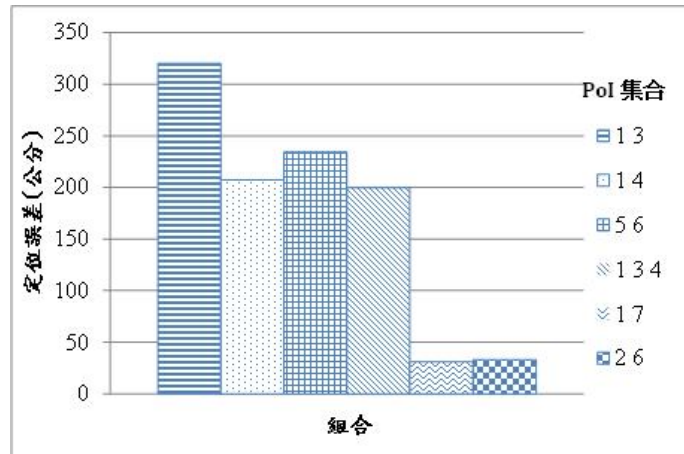


圖三十 PoI 組合數對三種演算法的距離誤差

上述實驗，可得知不同組合數和不同測試位置造成的距離誤差後，於是，我們將更深入去找出不同的 PoI 組合對定位誤差的關係。PoI 組合關係列於圖三十一中，PoI 組合若為 p_1 和 p_3 ，則表示成 $\{1,3\}$ 。當 PoI 組合越接近測試位置時，定位結果越準確，所以 $\{1,2\}$ 、 $\{6,7\}$ 比 $\{3,4\}$ 、 $\{3,5\}$ 、 $\{4,5\}$ 、 $\{3,4,5\}$ 擁有準確的定位結果。ST 演算法是利用相似關係定位，假若 PoI 組合太接近於同一直線上，會影響其定位誤差度。如圖二十八， p_1 、 p_3 、 p_4 、 p_5 和 p_6 PoI 位置恰似在同一水平線上，這些點的組合定位結果，可發現 $\{1,3\}$ 、 $\{1,4\}$ 、 $\{5,6\}$ 和 $\{1,3,4\}$ 的定位誤差差於其他組合(圖三十二)。



圖三十一 不同 PoI 組合的定位誤差



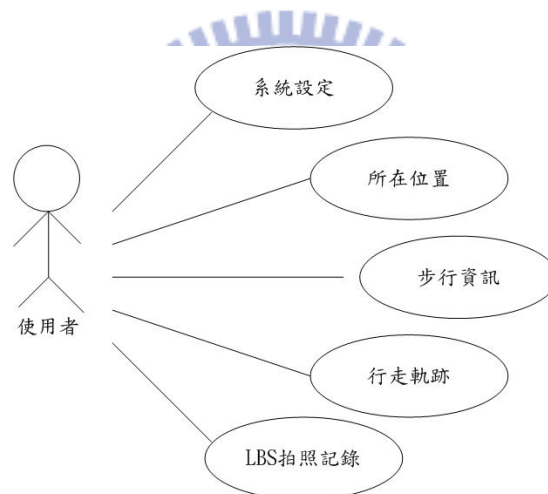
圖三十二 組合位置導致誤差結果差

Chapter 7

系統實作

7.1 使用者需求(user requirements)

本系統將針對使用者進入一棟陌生的環境，可以需要的系統功能，並依照情境說明(圖三十三)。使用者可透過智慧型手機使用各種功能，包含系統設定、所在位置、步行資訊、軌跡路線、LBS 拍照記錄等等。



圖三十三 使用者需求

系統設定：

判定是否開啟網路功能，以便使用 Wi-Fi 定位，甚至讓他人偵測到你的位置。

所在位置：

經由 Wi-Fi 定位或手動設定給於初始位置後，可選擇由何種定位方式運算出位置。

步行資訊：

藉由行人軌跡系統可偵測出使用者每一步的步行資訊，像是步長距離以及方向。

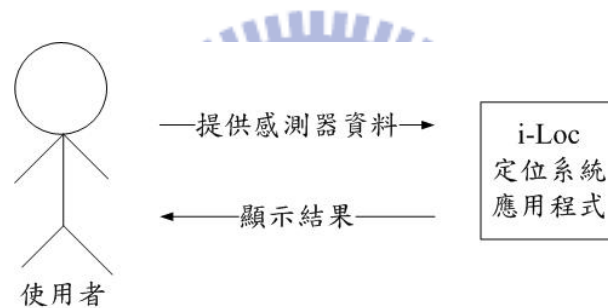
行走軌跡：

呈現軌跡於螢幕上，可以知道使用者的移動行為。經由行人軌跡、Wi-Fi 定位軌跡、KF 修正軌跡，可看出本身軌跡的變化程度。

LBS 拍照記錄：

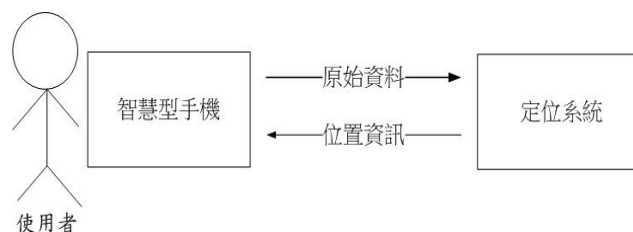
當靠近 PoI 的同時，可以點選該位置，獲得該位置資訊。並且透過相片定位的定出位置時，可以順便將照片以及所在位置上傳。

7.2 系統設計



圖三十四 系統關係圖

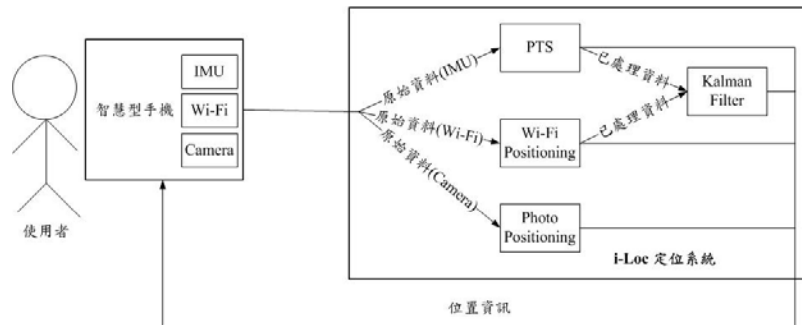
圖三十四為系統關係圖(System Context Diagram, SCD)，使用者提供加速度計、磁力計、無線網路感測器等感測資料給定位系統，系統經過運算整合後，回傳推算位置給使用者。



圖三十五 資料流程圖(Level 0)

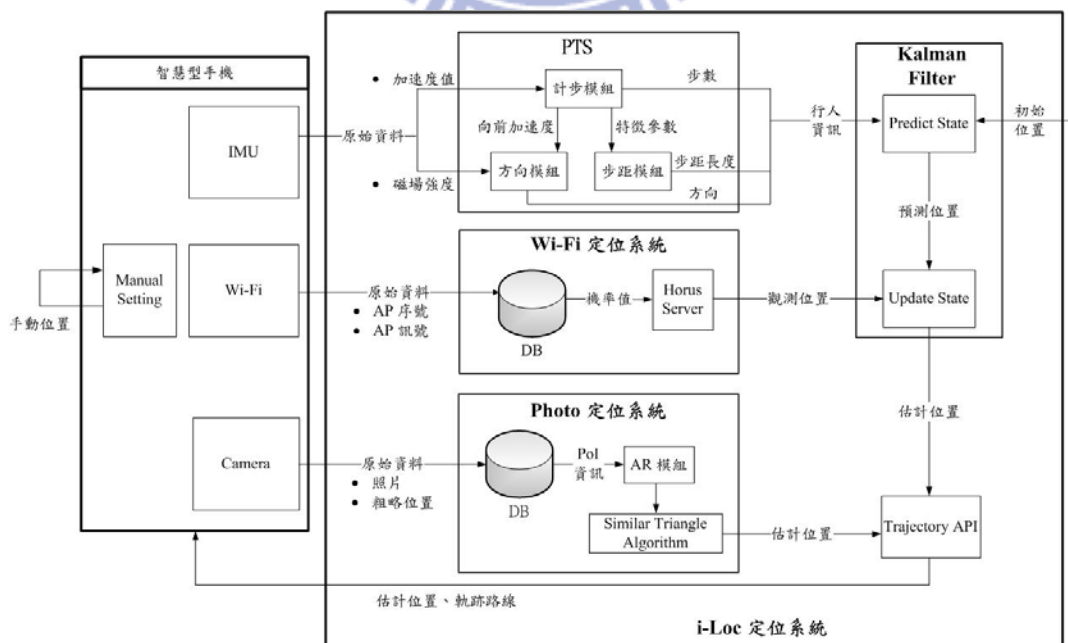
圖三十五為承接三十四的 SCD 概念之資料流程圖(Data Flow Diagram, DFD)第零階段，分

成兩個部分：智慧型手機和定位系統。使用者在手機端收集資料後，將資料輸入到定位系統中，運算完結果後呈現到手機端。



圖三十六 資料流程圖(Level 1)

上圖為第一階段的 DFD，手機端會偵測三種資料，分別傳入各自系統，像是 IMU 值傳入 PTS、Wi-Fi 訊號值傳入 Wi-Fi 定位系統，以及相片傳入相片定位系統。甚至，經由 PTS 和 Wi-Fi 運算，所得到的資料也可傳至 KF 運算，得到更準確的位置資訊。



圖三十七 資料流程圖(Level 2)

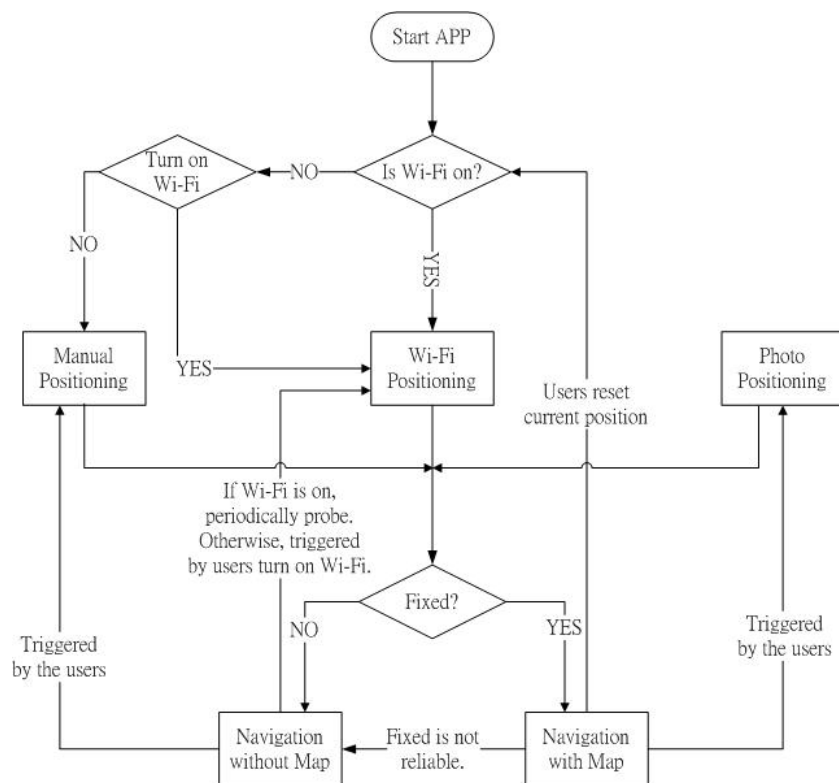
在圖三十七中，第二階段的 DFD 會更詳細的介紹每個子系統。手機週期性偵測 IMU 中的加速度值和磁力值給 PTS，並根據數值分析出每一步行人資訊，如步行長度和行走方向。

同時，使用者也能執行 Wi-Fi 定位系統，手機定期的偵測同一時間點出現的 Wi-Fi 訊號和 AP 的 BSSID，上傳到 Database 中找尋滿足該項 AP 訊號值中的機率值。Horus 將每個可能位置的機率值相乘後，找出最大值，輸出該初步估算位置。當然，上述兩項子系統都可找出粗略位置，只是，KF 的重新運算可以將位置定的更加精確。

KF 會根據偵測的步數，週期性的更新本身狀態。在預測狀態時，KF 需輸入 PTS 輸出的步距長度和行走方向，計算出該狀態的預估位置。接著，在更新狀態中，利用權重關係，將 Wi-Fi 輸入的初估位置以及預測狀態中的預估位置，重新運算得到新的估算位置。

使用者只要知道當下的粗略位置或是上次位置，便可隨時利用手機鏡頭拍攝照片，上傳至 Database，找尋相關 PoI 資訊，進行相似三角形演算法計算，便可得到估算位置。無論是何種定位得到的估算位置，連續輸入到 Trajectory API 中，便可以畫出相對的軌跡圖。

7.3 實作流程



圖三十八 實作流程圖

i-Loc 的實作流程如圖三十八所示，將分成下列幾項步驟執行。

1. 打開程式，系統會檢查是否開啟 Wi-Fi，並且開始讀取感測器數值。
- 2-1. 如果 Wi-Fi 已開啟，則使用 Wi-Fi 定位獲得平面圖以及初始位置，以便之後與 PTS 結合定位。
- 2-2. 如果 Wi-Fi 無開啟，系統會詢問是否使用 Wi-Fi 定位，「是」會跳到網路設置，設定 Wi-Fi 偵測，「否」則會呈現白色畫面，並且設定位置於螢幕中心執行 PTS。
3. 若發現所在位置不符合實際環境，可點選「MENU: Reset」，重新選擇使用「手動設定」、「Wi-Fi 定位」、「相片定位」。
- 3-1. 手動設定：自行拖曳人物，或是利用方向按鈕進行微調處理。確定新位置取代舊位置，

便開始執行 PTS。

3-2. Wi-Fi 定位：重新掃描四周 AP 訊號，上傳到伺服器，進行 Horus 運算，獲得新位置取代舊位置。

3-3. 相片定位：拍攝所在位置設置的 PoI 圖像，拖曳圖像配對後，進行定位運算獲得新位置取代舊位置。

4. 確認位置後，開始畫軌跡。「MENU: Trajectory」可以選擇三種不同形式的軌跡路線，「PTS」可了解本身行走的真實路徑，「Wi-Fi」可知道 Wi-Fi 定出位置後的軌跡，「KF」校正 PTS 和 Wi-Fi 的誤差值，定出更精確的位置，畫出軌跡路線。

5. 「MENU: Information」可得知使用者本身的步行資訊，像是步距長度以及行走角度。



Chapter 8

相關文獻

從二十世紀發展到現今，定位技術應用於室外或室內的準確度越來越高。在室外環境，最常使用 GPS 訊號定位，其準確度範圍為十到三十公尺。GPS 訊號覆蓋範圍廣泛，卻無法用在室內環境或是惡劣環境下。行動裝置設備越來越完善，越來越方便。為了達到全面化定位，開始利用無線網路來解決 GPS 無法在室內定位方法，使用 Wi-Fi 定位是最方便的方法。RADAR[11]利用經驗法則來建立訊號強度地圖，Horus[12]使用位置聚集技術，減少複雜的定位演算法，EZ[15]不需事先建置訊號模組，減少了RADAR和Horus所需的定位成本。PinLoc[16]在 Intel 5300 wireless NIC 實作正交分頻多工(Orthogonal Frequency-Division Multiplexing, OFDM)的波道頻率效應(Channel Frequency Response, CFR)，用來修正 Horus 演算法，此套方法無法應用在智慧型手機和平板電腦。

GPS 訊號或 Wi-Fi 訊號兩種定位方法雖然取材容易，但兩者都存在有訊號飄移的問題。在本系統中，利用行人軌跡系統來整合訊號定位方法，降低訊號衰弱而導致位置飄移，產生定位誤差。行人軌跡系統藉由行人的行走行為找出移動軌跡，像是 NavShoe [17]軟體偵測站立週期，利用零速校正(zero-velocity updates, ZUPTs)進入擴展式卡爾曼濾波[18](Extended Kalman Filter, EKF)達到錯誤校正。EKF 可校正每步的速度誤差，降低誤差率，並改善每步的累積誤差。NavShoe 把慣性感測元件安裝於腳上，並收集感測器資料，整合 GPS 接收的衛星訊號判定使用者所在位置，最後透過筆記型電腦做資訊傳輸處理；ZUPTs[19]搭配外部慣性感測元件實作個人位置推測系統，此系統最特殊的例子為繞著螺旋形樓梯走，發現陀螺儀高度

飄移率會導致較大的誤差；在[20]中，提出以 GPS 初始位置後，透過感測器校正應用於戶外環境的個人導航系統，該系統擷取步行特徵去推算使用者步距長度和行走方向。從[17][19][20]可知，本系統提出的行人軌跡系統可以提供行動裝置，更多元化的便利性和使用性。

智慧型手機奠定了定位技術在社群行為中的重要性，Escort[21]將行人的軌跡行為應用在社群服務上，指引使用者到另一使用者位置。近年來，社群服務中發展快速，特別是打卡行為，利用所在位置將相片上傳分享給大家。在 [22]、[23]中，使用者拍攝照片，辨識照片中的景物，再搭配 GPS 定位所提供的粗略位置，判定確切的地理位置。不同技術各自擁有各自的優點和缺點，像是訊號定位會有飄移問題、IMU 感測器會有累積誤差等等，適時地利用各自優點，整合不同定位技術，可以改善彼此間的缺點，降低誤差程度以及提高準確性。



Chapter 9

結論

LBS，利用地理位置附加的應用服務，包含尋找附近資訊、導航、社群交友、地區廣告和折價卷推播等等，都是需要精準的定位來執行此應用服務。無論在室外或是室內，都容易有訊號飄移，導致定位發生誤差，發生位置偏移。

i-Loc 應用程式，讓使用者在室內可藉由行人軌跡系統的三種模組：計步模組、步距模組以及方向模組，偵測本身的行走行為。由於行人軌跡系統中的感測器會有累積誤差問題，之後可藉由 HHT[24]來改善此情況。透過 Wi-Fi 定位或是手動設定給於初始值後，再利用卡爾曼濾波器整合行人軌跡系統和 Wi-Fi 定位，計算出最準確的位置，使得精準度從 5.15 公尺降到 2.82 公尺。使用 i-Loc 時，若發現錯誤位置，可隨時藉由手動設定、Wi-Fi 定位或是相片定位，重新訂定位置，畫出軌跡。

i-Loc 的應用環境不限於室內，若搭配 GPS 定位，便可發展室外定位系統，達到一個無空間限制以及高準確的即時定位系統[25]。

參考文獻

- [1] N. F. Krasner, S. Carlos, and Calif, “GPS receiver utilizing a communication link,” U.S. Patent US005 841 396A, 1998.
- [2] D. Pozar and S. Duffy, “A dual-band circularly polarized aperture-coupled stacked microstrip antenna for global positioning satellite,” *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 45, no. 11, pp. 1618–1625, November 1997.
- [3] E. Foxlin, “Pedestrian tracking with shoe-mounted inertial sensors,” *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 25, no. 6, pp. 38–46, November 2005.
- [4] L. Ojeda and J. Borenstein, “Personal dead-reckoning system for GPS-denied environments,” in *Proceedings of the 2007 IEEE International Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics (SSRR 2007)*, 27-29 September 2007, pp. 1–6. 34.
- [5] C.-C. Lo, C.-P. Chiu, Y.-C. Tseng, S.-A. Chang, and L.-C. Kuo, “A walking velocity update technique for pedestrian dead-reckoning applications,” in *Proceeding of the 22nd Annual IEEE International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC 2011)*, 11-14 September 2011, pp. 1249–1253.
- [6] I. Constandache, R. Choudhury, and I. Rhee, “Towards mobile phone localization without war-driving,” in *Proceedings of the 29th Conference on Computer Communications (IEEE INFOCOM 2010)*, 14-19 March 2010, pp. 1–9.
- [7] C.-W. Yi, C.-M. Su, W.-T. Chai, J.-L. Huang, and T.-C. Chiang, “G-constellations: G-sensor motion tracking systems,” in *Vehicular Technology Conference (VTC 2010-Spring)*, 2010 IEEE 71st, May 2010, pp. 1–5.

- [8] J. Kim and H. Jun, "Vision-based location positioning using augmented reality for indoor navigation," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 54, no. 3, pp. 954–962, August 2008.
- [9] L. C. Huey, P. Sebastian, and M. Driberg, "Augmented reality based indoor positioning navigation tool," in *Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Open Systems (ICOS 2011)*, 25-28 September 2011, pp. 256–260.
- [10] Y.-C. Cheng, J.-Y. Lin, C.-W. Yi, Y.-C. Tseng, L.-C. Kuo, Y.-J. Yeh, and C.-W. Lin, "AR-based positioning for mobile devices," in *Proceeding of the 40th International Conference on Parallel Processing Workshops (ICPPW 2011)*, 13-16 September 2011, pp. 63–70.
- [11] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, "RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system," in *Proceedings of the 19th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (IEEE INFOCOM 2000)*, vol. 2, 26-30 March 2000, pp. 775–784.
- [12] M. Youssef and A. Agrawala, "The Horus WLAN location determination system," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Mobile Systems, Applications and Services (ACM MobiSys 2005)*, 6-8 June 2005, pp. 205–218.
- [13] P.-L. Shih, P.-J. Chiu, Y.-C. Cheng, J.-Y. Lin, and C.-W. Yi, "Energy-aware pedestrian trajectory system," in *Proceeding of the 41th International Conference on Parallel Processing Workshops (ICPPW 2012)*, 10-13 September 2012, pp. 514–523.
- [14] G., Welch, and G. Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter, " UNC-Chapel Hill, TR 95-041, July 24, 2006.
- [15] K. Chintalapudi, A. P. Iyer, and V. N. Padmanabhan, "Indoor Localization Without the Pain," in *Proceedings of the 16th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (ACM MobiCom 2010)*, 20-24 September 2010, pp. 173–184.

- [16] S. Sen, R. R. Choudhury, B. Radunovi'c, and T. Minka, "You are Facing the Mona Lisa: Spot Localization using PHY Layer Information," in *Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications and Services (ACM MobiSys 2012)*, 25-29 June 2012, pp. 183-196.
- [17] E. Foxlin, "Pedestrian tracking with shoe-mounted inertial sensors," *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 25, no. 6, pp. 38–46, November-December 2005.
- [18] Terejanu, "Extended kalman filter tutorial." <http://users.ices.utexas.edu/terejanu/files/tutorialEKF.pdf>, University at Buffalo: Buffalo, NY, USA, Tech. Rep., 2003, accessed on 21 May 2012.
- [19] L. Ojeda and J. Borenstein, "Personal dead-reckoning system for GPS-denied environments," in *Proceedings of the 2007 IEEE International Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics (SSRR 2007)*, 27-29 September 2007, pp. 1–6.
- [20] C.-M. Su, J.-W. Chou, C.-W. Yi, Y.-C. Tseng, and C.-H. Tsai, "Sensor-aided personal navigation systems for handheld devices," in *Proceedings of the 39th International Conference on Parallel Processing Workshops (ICPPW 2010)*, 13-16 September 2010, pp. 533–541.
- [21] I. Constandache, X. Bao, M. Azizyan, and R. R. Choudhury, "Did you see Bob?: human localization using mobile phones." In *Proc. ACM MOBICOM*, 2010.
- [22] Y. Avrithis, Y. Kalantidis, G. Toliás, and E. Spyrou. "Retrieving landmark and non-landmark images from community photo collections." In *ACM Multimedia*, 2010.
- [23] J. Kosecka. "Image based localization in urban environments." In *3DPVT '06*, 2006.

- [24] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C. C. Tung, and H. H. Liu, “The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis,” in *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, no. 1971, 8 March 2008, pp. 903–995.
- [25] J.-Y. Lin, Y.-C. Tseng, and C.-W. Yi, “PEAR: personal evacuation and rescue system,” in *Proceedings of the 6th ACM workshop on Wireless multimedia networking and computing (WMuNeP 2011)*, 31 October - 4 November 2011.

