

私立東海大學資訊工程研究所

碩士論文

指導教授：蔡清欉 教授

以粒子群演算法為基礎的步行導航
研究

研究生：趙士賢



中華民國 九十七年一月

摘要

導航系統(Navigation System)其目的在於幫助使用者出門在外時不至於迷失方向，並且能夠提供正確的資訊給使用者，指引使用者到達正確的目的地。

目前被廣泛使用的定位系統是由美國所發展的全球衛星定位系統(Global Positioning System, GPS)。利用人造衛星發出訊號，而由接收器接收其所發出的信號來定出接收器目前所在的位置及所行進的速度及方向。

藉由 GPS 的輔助，可以進行全球性的定位及導航。目前 GPS 已被廣泛用於土地測量、飛行器導航，尤其是在汽車導航方面。雖說目前 GPS 已足夠供一般汽車導航所使用，但對於個人導航而言，GPS 目前仍有幾項限制。例如，在靜止時或低速航行時，GPS 所測得的航向會有誤差，尤其是無法得知原地迴轉之變化；所測得的方向角會有偏差以及飄動之狀況發生，使得 GPS 造成導航誤差而無法精確的用於個人徒步行進間的導航。

為了克服 GPS 的限制，可藉由其他的感測元件來輔助 GPS 的定位，使之能夠應用在個人方面的導航。電子羅盤 (Electronic Compass) 可以量測行進間的航向角度，而加速儀(Accelerometer)可以偵測行進步伐的頻率及加速度並分別加以積分轉換成速度及距離並應用方位推估法(Dead Reckoning, DR)來進行導航。

基本上電子羅盤可以指出行進的方向，此輸出值為一固定值，不會因人而異，所以步行導航問題的癥結就在步伐頻率及步距。然而每個人行走的自然頻率及步伐習慣皆不相同，如果可以用人工智慧演算法來學習個人行走步伐頻率及步行距離之間的關係，讓導航系統有學習的能力，則有機會將 GPS 導入個人步行導航的應用。

有些學者將人工智慧常使用到的演算法，例如：類神經網路 (Neural Network) 導入導航系統中，但是卻有計算繁雜且耗時的問題，並不適用於即時的個人導航應用。而現今對於此方面的研究與探討並不多，所以我們希望能在此方面嘗試新的演算方法。

而針對個人導航系統人工智慧的應用，我們需要運算上速度快且穩定的演算法。而粒子群最佳化演算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是人工智慧領域中有相當不錯評價且新興的最佳化學習技術，其特點即是運算與收斂速度較快且穩定，所以我們試著將此演算法應用於個人步行導航的學習。

綜觀本研究，我們應用了 PSO 的學習方法於個人步行導航系統中。當 GPS 訊號良好時，我們以 GPS 訊號為學習對象，實作 PSO 演算法進行學習；當 GPS 訊號微弱不足以定位時，我們將 PSO 所學習的參數進行方位推估演算。由本研究的實驗結果顯示，其誤差範圍在可接受的範圍內，更證明了智慧型個人步行導航系統的可行性。而應用 PSO 人工智慧演算法，將 GPS 之應用擴展至行人的應用層面為本文所作出之最大貢獻。

關鍵詞：全球衛星定位系統 (Global Positioning System)，慣性導航系統 (Inertial Navigation System)，步行導航系統 (Pedestrian Navigation System)，方位推估 (Dead Reckoning)，粒子群最佳化 (Particle Swarm Optimization)。

Abstract

The main purpose of navigation system is helping the people not to get a lost when they are outdoors, and can provide the precise and sufficient information and guide them to their destination exactly.

Nowadays, the most popular and in widespread use navigation system is the “Global Positioning System, GPS”, that developed by U.S.A. Utilizes the artificial satellites for broadcasting radio signal and the receiver to obtain the satellite signal, then positioning the location and determining the moving velocity and the course.

Because of the GPS, we can do the global positioning and navigating. The GPS has been widespread use in the fields of land measurements, aircraft navigation, and especially for car navigation. Although the GPS is sufficient to do the car navigation, but it still has some constraints on the field of pedestrian navigating. For example, while GPS is static or moving in low velocity, it is inaccuracy with positioning and course, especially it cannot detect the declination when make a U-turn. This makes the GPS inaccuracy with pedestrian navigation.

To conquer the limitations of GPS, some electronic sensors can be auxiliaries. The electronic compass can measure the magnetic declination, detect the moving direction. The accelerometer can detect the moving acceleration, that can be transform to moving velocity or distance and take advantage of dead reckoning (DR) algorithm, make the pedestrian navigation possible.

Basically, the electronic compass detecting the moving course, it always is a constant value. So how to measure the step length and the stride is the main issue of utilizing DR for pedestrian navigation. However, everyone their walking frequency and their stride in single step's behavior are different. If we can make use of some kind of artificial

intelligent algorithm for learning such a walking model, and make the navigation system has an ability to learn, then we can accomplish the GPS for pedestrian navigation.

Regarding the artificial intelligent algorithm, there is a research about the neural network for pedestrian navigation system (PNS). But the disadvantage of neural network algorithm is that the calculation is too complicated. It cannot meet the requirements of real-time navigation system. So we try to implement another new algorithm for PNS.

For applying a new method to PNS, we need a rapid and stable algorithm. The Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is one of state-of-the-art artificial intelligent technology, and got a good appraisal. So, our topic is implementing the PSO for pedestrian navigation.

To make a comprehensive survey of our research, we apply the PSO algorithm to PNS. While the GPS signal is good, it is the target of PSO algorithm and learning the parameters from GPS signal. While the GPS signal is weak or it cannot be used for positioning, we use the result that comes out from PSO algorithm, and make use of DR for navigating.

According to the result of our experiments, it shows a good consequence, and makes the GPS application expands to the PNS using the PSO, is the contribution that we have made.

Keywords: Global Positioning System(GPS), Inertial Navigation System(INS), Pedestrian Navigation System(PNS), Dead Reckoning(DR), Particle Swarm Optimization(PSO)

目錄

第一章	緒論	1
1.1	前言	1
1.2	研究動機及目的	3
1.3	論文架構	5
第二章	相關研究	6
2.1	慣性感測元件整合	7
2.2	步行導航系統	9
2.2.1	以數值地圖資料庫為基礎的系統	9
2.2.2	以計算步距為基礎的系統	11
2.2.3	以智慧學習為基礎的系統	12
第三章	相關技術探討	13
3.1	全球衛星定位系統	14
3.1.1	GPS 定位原理	16
3.1.2	GPS 通訊介面	17
3.2	慣性導航系統	18
3.2.1	定位原理	18
3.3	感測元件校準	19
3.3.1	靜態校準	20
3.3.2	動態校準	20
3.4	步行運動模式分析	22
3.4.1	步伐偵測	22
3.4.2	步幅計算	23
3.4.3	智慧學習	24
第四章	粒子群演算法	25

4.1 演算法公式.....	26
4.2 演算法流程.....	27
4.3 適應函式	29
第五章 實驗及結果.....	30
5.1 實驗設備	30
5.1.1 Client 端實驗設備	30
5.1.2 Server 端實驗設備.....	31
5.1.3 Client 靜態校準實驗	32
5.2 實驗過程	35
5.2.1 實驗目的.....	35
5.2.2 實驗方法.....	36
5.2.1 實驗環境.....	37
5.3 實驗結果	37
第六章 結論	48
參考文獻.....	49

表目錄

表 2-1 電子羅盤與陀螺儀優缺點比較	8
表 2-2 慣性感測元件安裝位置誤差比較	9
表 2-3 K 值與腿長之關係值	12
表 3-1 GPS 通訊介面參數	18
表 3-2 Savitzky-Golay 多項式加權系數	21
表 5-1 實驗環境及人員分組	37
表 5-2 PSO 實驗結果	46

圖目錄

圖 1.1 最古老的導航系統.....	1
圖 2.1 MEMS 慣性感測裝置.....	7
圖 2.2 Dead Reckoning Module(DRM).....	8
圖 2.3 GPS/INS 系統整合方塊圖.....	10
圖 2.4 NavMote 系統架構.....	10
圖 2.5 PNS 系統整合架構.....	12
圖 2.6 用於步距計算的類神經網路.....	13
圖 3.1 GPS 衛星軌道示意圖.....	15
圖 3.2 GPS 地面管制站示意圖.....	15
圖 3.3 GPS 的定位原理.....	17
圖 3.4 方位推估法.....	19
圖 3.5 未平滑處理之原始訊號.....	21
圖 3.6 平滑處理後之訊號($m=4, nL=nR=16$).....	21
圖 3.7 平滑處理後之訊號($m=6, nL=nR=32$).....	21
圖 3.8 人行走時之物理模式模擬.....	22
圖 3.9 步伐偵測演算法.....	23
圖 4.1 粒子群最佳化演算法流程圖.....	28
圖 4.2 PSO 演算法虛擬代碼.....	29
圖 5.1 實驗裝置實體圖.....	30
圖 5.2 硬體架構方塊圖.....	31
圖 5.3 電子羅盤靜態實驗分析-原始訊號.....	32
圖 5.4 電子羅盤靜態實驗分析- $MA(nR=nL=2)$ 濾波.....	33
圖 5.5 電子羅盤靜態實驗分析- $SG(m=2, nR=nL=2)$ 濾波.....	33
圖 5.6 加速儀在 $0g$ 時經過 $MA(nR=nL=2)$ 濾波後的訊號.....	34

圖 5.7 加速儀在 1g 時經過 MA(nR=nL=2)濾波後的訊號.....	34
圖 5.8 加速儀在 1g 時經過 MA(nR=nL=2)濾波後的加速度值.....	34
圖 5.9 GPS 定位精準度實驗.....	35
圖 5.10 A1 步伐偵測結果	38
圖 5.11 A1 PSO 疊代過程	39
圖 5.12 A1 第一階段實驗 PSO 演算	40
圖 5.13 A1 第一階段實驗結果	40
圖 5.14 A1 第二階段實驗 PSO 路徑演算	42
圖 5.15 A1 第二階段實驗結果	42
圖 5.16 A2 第一階段實驗結果	44
圖 5.17 A2 第二階段實驗結果	44
圖 5.18 A3 第二階段實驗結果	45
圖 5.19 B1 第二階段實驗結果	45
圖 5.20 B2 第二階段實驗結果	46
圖 5.21 C 第二階段實驗結果	46

第一章 緒論

1.1 前言

自古以來，「我在哪裡？從哪裡來？往哪裡去？」一直是人類生活在地球上不斷遭遇到的問題，而人們也一直在找尋這個問題的答案。

遠古的人類利用星星，太陽，月亮來辨別方向及位置。指南車及計里鼓車是中國人老祖先的發明，用來指示方向及記錄軌跡之工具，可說是最古老且傳統的導航系統[1]。

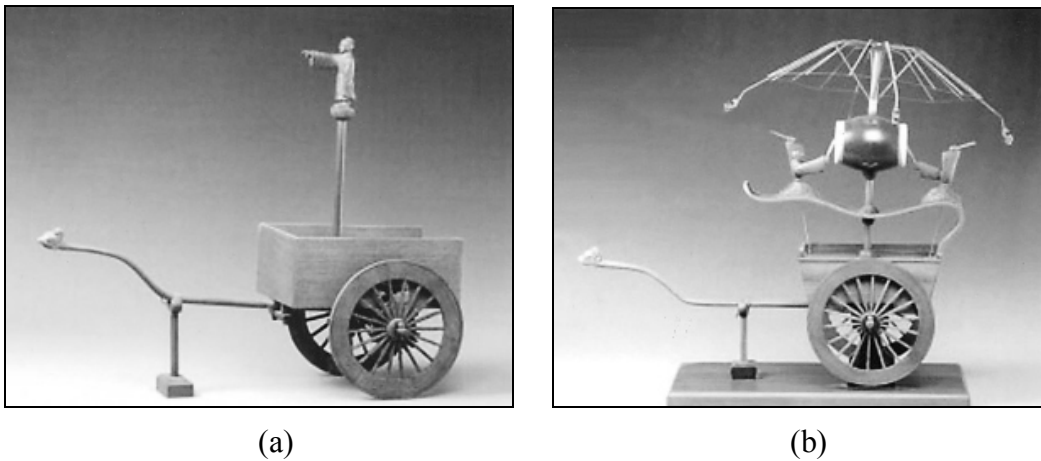


圖 1.1 最古老的導航系統 (a)指南車 (b)計里鼓車[1]

時至二十世紀末，全球衛星定位系統(Global Positioning System,GPS)的發明及建置完成，是現代科技在導航系統領域發展的極致，是人類首次利用人造衛星進行自身位置的定位，進而發展出的衛星導航科技。

全球衛星定位系統是由美國國防部所開發，利用人造衛星發出訊號，而由接收器接收其所發出的信號來定出接收器目前所在的位置及所行進的速度及方向。藉由 GPS 的輔助，可以很精確的進行全球性的定位及導航。然而基於國防機密及安全的考量，美國並非完全開放此一項資源，其保留了精確度較高的電碼以供其國防上的應用，而開

放了精準度較差的電碼給民間使用。在西元 2000 年 5 月之前，GPS 仍有選擇性可靠度(Selective Availability,SA)的誤差效應。此 SA 效應，簡單的說就是干擾亂碼，此碼由美國國防部控制，可以限制非軍事用途的 GPS 定位精準度，所以定位精準度僅達 100 公尺左右。然而在美國國防部關閉此效應並開放給民間使用之後，目前定位精準度可在 10 公尺以內[2,3]。

目前 GPS 已被廣泛用於土地測量、飛行器導航、汽車導航等等方面。對於需要高精度的定位，如土地測量及飛航導引，雖然 GPS 有精確度高的電碼可以使用，但此仍限於美國軍方以及一些特殊單位或需要提出申請才能使用，目前並沒有開放給民間使用。雖說以目前 GPS 電碼的精確度已足夠供一般汽車導航所使用，但對於汽車導航方面 GPS 目前仍有幾項限制：

- (1) 在靜止或低速航行時，GPS 所測得的航向方向角會有偏差以及飄動之狀況發生，尤其是無法得知原地迴轉之變化，此限制將造成 GPS 無法用於個人徒步行進間的導航。
- (2) GPS 在高聳的建築街道中、高架橋下、隧道中以及在有嚴重的多路徑效應(Multi-path Effect)環境中或信號微弱的地方或是在建築物內無法提供準確的定位甚至無法定位。

由於以上所述的限制，GPS 在實際應用上並無法完全適用於各種狀況，尤其是無法全面應用於個人的導航。

另一方面，傳統的導航技術是一種慣性導航系統(Inertial Navigation System,INS)。其利用本身的資訊，例如以目前所在的位置及行進的速度值和方向角度值推算出下一點的位置，進而達到導航的目的。一般說來大多使用陀螺儀(Gyroscope) 量測行進間的角速度或使用加速儀(Accelerometer) 量測行進間的速度並分別加以積分轉換

成速度、角度及位置來進行導航。其特點是不需要外界的輔助工具及外界的任何資訊，僅憑藉著本身感測元件的資訊即可進行導航。然而所用來量測角速度及加速度之感測元件本身即會產生誤差，再加上資料數值轉換期間亦有些許的誤差，所以在短時間之內，慣性導航可以有不錯的精準度，且在某些狀況下可以彌補 GPS 的限制及不足，然而隨著時間一長，感測元件的累計誤差會越來越大，所以如何準確的校正感測元件並維持其定位的精準度對慣性導航來說是相當重要的課題。

對於需要高精準度的導航應用，一般皆採用 GPS 定位並以慣性導航裝置(陀螺儀和加速儀)來加以輔助，以解決 GPS 在某些狀況下的限制。然而傳統的慣性導航裝置對一般性消費電子產品而言過於昂貴且體積過於龐大，對於一般的汽車導航而言，並不符合經濟效益，更不適用於一般可攜式的個人導航。

1.2 研究動機及目的

全球衛星定位系統(GPS)從 1980 年代被發明並發展至今已經被廣泛的使用在許多方面，其中以汽車導航最為熱門。雖然 GPS 最大的誤差來源 SA 效應已於西元 2000 年 5 月時被關閉，且 GPS 定位的精準度已在 10 公尺以內，然而由於 GPS 定位有其限制，所以目前多用於汽車方面的導航，而應用於個人方面的導航卻很少。

近年來由於科技的進步及 GPS 應用的蓬勃發展，使得 GPS 相關應用的裝置不但體積越來越小，其價格也越來越平民化，其應用層面也越來越普及，個人化的可攜式導航裝置不再是遙不可及的夢想而是可以預期的未來發展趨勢。

然而以目前現階段的科技而言，要做到個人化的導航裝置仍有諸

多問題待被解決。GPS 在汽車導航方面的應用與在個人者不同，其最大的不同處在於一般汽車大部分時間皆處於高速行駛狀態且行駛於空曠處，在此情況下這對目前的 GPS 技術而言可以有不錯的精準度。而人的活動方式絕大部分的時間皆處於極低速的行走狀態下，且人所活動的範圍大多在有遮蔽物之處。在此情況下 GPS 會常常發生信號太微弱而無法定位的狀況。

為了克服 GPS 的限制，一般皆藉由其他的感測元件來輔助 GPS 的定位，以及使用慣性導航的演算法來提高 GPS 定位精準度。如何應用其他的感測元件來輔助 GPS 的定位，使之能夠應用在個人方面的導航，此正是本論文的研究動機。

以 GPS 為主的導航系統，其優點為在長時間的導航工作下有相當不錯的準確性及穩定性。然其缺點是容易受外在的干擾而失去精準度甚至無法定位。而以 INS 為主的導航系統，其優點是不易受外在環境所影響，但其缺點是僅在短時間內有較高的精準度，隨著時間的增長，會有嚴重的累計誤差，因此不適用於長時間的導航工作。然而此兩種系統可為互補，可以利用 GPS 系統來修正 INS 系統的誤差值，而應用 INS 系統以補償 GPS 系統之限制。藉由感測元件的輔助而達到改進 GPS 定位的精準度，並且能夠應用在個人步行導航方面，正是本論文的研究目的。

在本文之前，國內外已有許多關於 GPS/INS 整合的研究，有的只專注在汽車導航方面的應用，有的則只是專注在步行導航系統 (Pedestrian Navigation System, PNS) 方面的研究，其所使用的慣性感測元件模組不但昂貴且體積龐大，且大多不是即時資料處理的架構。本文利用低價的感測元件，整合全球衛星定位系統，並導入新的智慧演算法來學習個人的步行習慣，藉此將 GPS 的應用層面擴展至行人步

行導航應用，此為本文所做出的最大貢獻也是本文最大的價值所在。

1.3 論文架構

本論文共分六章，其內容章節概述如下：

第一章緒論

本章包括前言、研究動機、研究目的以及本論文的架構。

第二章相關研究

本章包括有關此方面相關的研究論文及文獻回顧。

第三章相關技術探討

本章詳述 GPS 的基本原理、相關理論、感測元件的相關技術及方法的推導。

第四章粒子群演算法

本章詳述本論文應用 PSO 的演算方法及流程，並加以實驗。

第五章實驗結果與分析

本章詳述所使用的 GPS 接收器及感測元件的軟、硬體裝置以及所做的實驗過程，並對所實驗的結果加以分析比較。

第六章結論

本章是對本論文做一個總結，並指出本文所做出的貢獻。

第二章 相關研究

當 GPS 在 1980 年代陸續建置完成之後，人類首次能精確的定出自己所在的位置。當時 GPS 僅用於美國軍方，基於安全考量故有 SA 效應。當時定位的精準度大約在 100 公尺左右[3]。為了提高精準度，於是差分 GPS(Differential GPS,DGPS)[5-10]的觀念及架構先後被提出。而美國方面在西元 2000 年時為因應廣大的民間使用需求而取消了 SA 效應，雖然目前定位精度已提高到 10 公尺之內，但隨著科技的突飛猛進，再加上都市的道路越來越稠密，交通越來越發達，人們越來越重視休閒旅遊且 GPS 的應用已廣泛的被應用在汽車導航系統上，為了求得更快速且精確的定位，於是 AGPS(Assisted GPS)、E911(Enhanced 911)、LBS(Location Based Service) 等等與 GPS 整合的構想及研究也陸續的被提出[5,6,7]。

由於 GPS 的信號微弱，常受到地形地物的干擾而收不到信號，且 DGPS、AGPS、E911、LBS 等系統建置成本非常龐大，目前尚未普及。而精確的導航需求日益殷切，且 INS 感測元件技術越來越成熟，其體積也越來越小，價格也越來越便宜，所以早期所使用的 INS 系統與 GPS 系統結合的相關技術又被許多學者們熱烈的討論及研究中[11,12,13]。

在 GPS 與 INS 系統整合方面，有三個基本且重要的數值需要量測：(1)載具目前所在的位置，(2) 載具行進中的方向，(3) 載具行進中的速度或所行進的距離。目前可用以偵測行進方向的感測元件的有陀螺儀(Gyroscope)、磁力計(Magnetometer)、電子羅盤(Electronic Compass)等等。而可用以偵測行進的速度的感測元件則有、加速儀(Accelerometer)、計步器(Pedometer)等等。而欲精確的偵測所在的位置座標，目前只有 GPS 可以利用。

2.1 慣性感測元件整合

在硬體元件方面的整合已有諸多的架構被提出，有的結合陀螺儀及加速儀；有的結合電子羅盤、磁力計及加速儀；有的則是結合電子羅盤及計步器；有的架構適用於汽車導航方面；有的則適用於個人徒步方面的導航；有的適用於戶外；有的則適用於室內的追蹤導引。

Allison Kealy[14]等學者的研究，他們認為使用低價的電子羅盤、加速儀無法很準確的校正其誤差，而使用較昂貴的微機電製程 (Micro-Electrical Mechanical Systems, MEMS) 技術的慣性裝置。此裝置包含了包括 MEMS 陀螺儀、MEMS 加速儀。雖然由其實驗結果顯示，其裝置確實可以增加 GPS 定位的精準度，但缺點是造價仍偏高且體積過於龐大(圖 2.1)，並不能用於一般個人可攜式的導航裝置上。

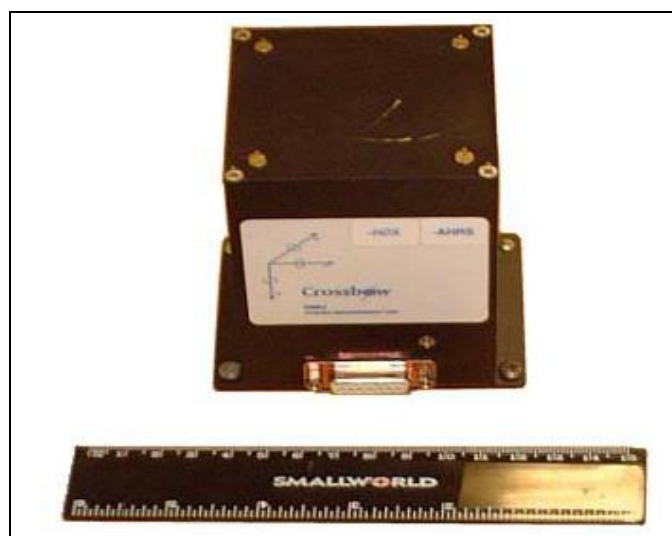


圖 2.1 MEMS 慣性感測裝置[14]

對於步行導航應用而言，Allison Kealy 等人所提出的硬體架構並不符合低價格也不符合可攜式裝置之需求。所以 Quentin Ladetto[15] 等人比較了電子羅盤及數位陀螺儀對於角度測量的精準度及其優缺點(表 2-1)。

表 2-1 電子羅盤與陀螺儀優缺點比較[15]

	Advantages	Disadvantages
Magnetic compass	- absolute azimuth - long term accuracy - repeatability	- unpredictable external disturbance
Gyroscopes	- no external disturbance - short term accuracy	- drift - relative azimuth

Dr. Tom Judd[16] 也利用三軸電子羅盤整合電子計步器 (Electronic Pedometer) 及氣壓高度計 (Barometric Altimeter) 而提出一個針對應用於步行導航的模組 (Dead Reckoning Module, DRM) (圖 2.2)。此模組可以單獨使用或配合 GPS 接收器，但仍需要 GPS 信號做初始校正。

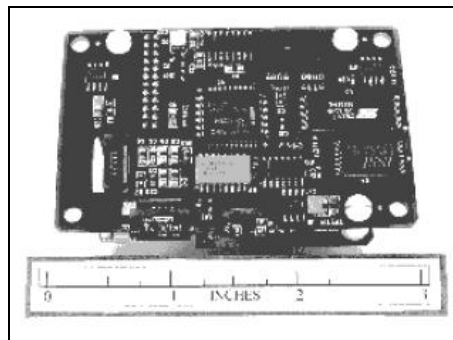


圖 2.2 Dead Reckoning Module(DRM)[16]

除此之外，慣性感測元件安裝的位置亦會影響到其量測之準確度，所以 Cliff Randell[17] 等學者針對一些可應用於 INS 的感測元件作一比較，並將之置放於手中、肩膀上及背包中作實驗分析，嘗試找出適合的感測元件以及其最佳的安裝位置。Cliff Randell 等人比較了速率陀螺儀 (Rate Gyro)、兩軸及三軸電子羅盤、運動感測器 (Motion Sensor)、計步器 (Pedometer) 以及加速儀等等的感測元件，並實驗這些感測元件使用在城市街道、濃密樹林、觀光廣場、花園小徑中之誤差表現。他們的實驗結果顯示，應用三軸向的電子羅盤及加速儀，並將

裝置於肩膀上其精確度高於其他者，其次是手拿者(表 2-2)。

表 2-2 慣性感測元件安裝位置誤差比較[17]

	Compass mount	Speed sensor	Dist.	Error m	σ m
1	Handheld trained user	Pedometer	279m	27	14.8
2	Backpack	Accel'mtr peak sensing	131m	39	22.7
3	Shoulder taped	Accel'mtr full analysis	126m	4	2.2
4	Shoulder fixed angle	Accel'mtr step sensing	4km	52	19.9

根據以上學者們的研究，我們認為應用三軸向的電子羅盤及加速儀足以建構一個可用於步行導航系統的模組，以偵測個人的運動狀態。

2.2 步行導航系統

除了硬體感測元件之外，另一個重要的部份是如何應用慣性感測元件，整合 GPS 或其他系統進行步行導航。關於此方面也有很多的討論及研究。

2.2.1 以數值地圖資料庫為基礎的系統

Allison Kealy 等學者以連結 LBS(Location Based Service)及數位地圖資料庫的方式，同時配合其所提出的智慧導航(Intelligent Navigation)方法來增進 GPS/INS 系統的準確度(圖 2.3)。此方法其實就是以地圖資料來校正 GPS 的誤差[14,18]。

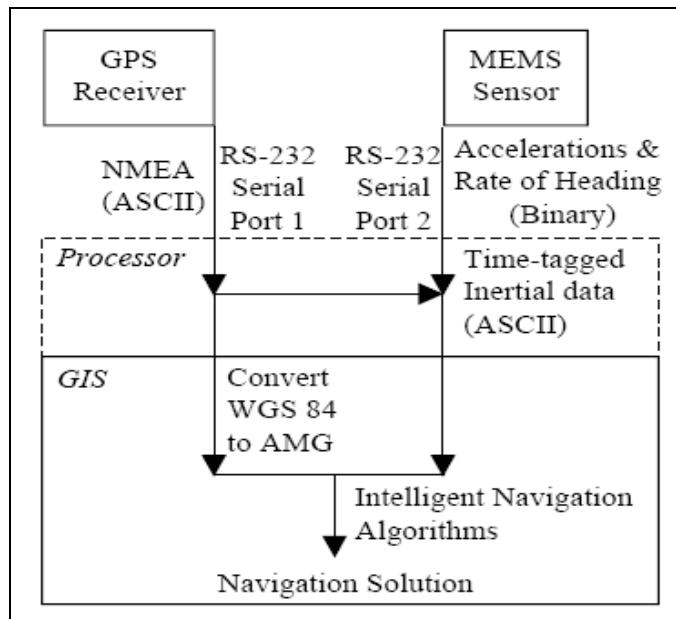


圖 2.3 GPS/INS 系統整合方塊圖[14]

此種系統必須隨時隨地與資料庫作連結，而步行導航系統使用時機絕大部分是在室外，因此必須是以無線的方式作連結。所以 Lei Fang[18]等學者所建構的 PNS(被稱之為 NavMote)包含了慣性感測裝置(電子羅盤及加速儀)、無線感測網路(Sensor Network)以及地圖資料庫(Map Database)。

在 NavMote 系統中，由慣性感測裝置進行步行者步伐的偵測、步幅距離的計算以及步行者方向角的量測，之後將所計算得出之資料透過無線傳輸方式傳給無線感測網路，由伺服器配合地圖資料庫計算出步行者的軌跡。

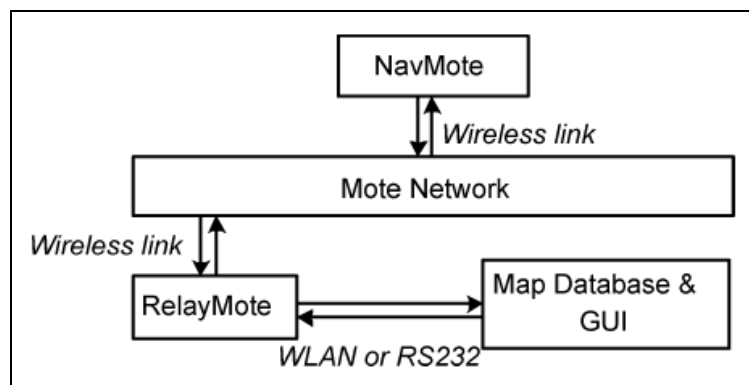


圖 2.4 NavMote 系統架構[18]

然而此系統最大的缺點是必須先建置一個龐大的無線網路及功能強大的伺服器。其經濟效益有待討論。

2.2.2 以計算步距為基礎的系統

應用 INS 於步行導行方面，有三個基本且重要的數值需要量測：(1)目前所在的位置，(2) 行進中的方向，(3) 行進中的速度或所行進的距離。所以關鍵點就在於步行中方向角的量測及行進步距的計算。方向角可由數位羅盤測得，此可視為一固定值，所以整個系統的重點在於步伐的偵測及步幅的量測計算[18,19,35,36]。

在 Jeng Won Kim[19,36]等學者的研究中，基於將加速儀裝置在腳部，可以偵測腳步的運動狀態，而經由實際的步行測試實驗而得出可以計算步距的公式：

$$stride(m) = 0.98 \times \sqrt[3]{\frac{\sum_{k=1}^n |A_k|}{n}} \quad \text{。} \dots\dots\dots 2.1$$

$$steplength = \alpha \cdot f_k + \beta \cdot v_k + \gamma \quad \text{。} \dots\dots\dots 2.2$$

$$f_k = 1/(t_k - t_{k-1}) \quad \text{。} \dots\dots\dots 2.3$$

$$v_k = \sum_{t=t_{k-1}}^{t_k} \frac{(A_t - \bar{A}_k)^2}{n} \quad \text{。} \dots\dots\dots 2.4$$

其中， A_k 是在走一步中加速儀所測得之值，而 n 則為在走一步中對加速儀的取樣數。

然而欲偵測腳步擺動的狀態必須將加速儀裝置在腳上或鞋上，此舉對實用性來說有點困難及繁瑣。所以在 Lei Fang [18]等人的研究中

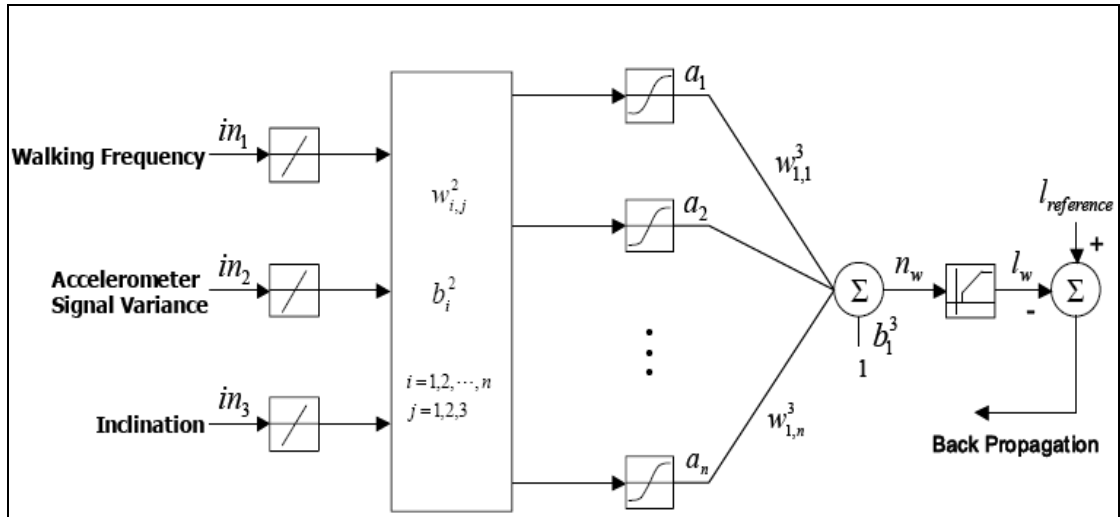


圖 2.6 用於步距計算的類神經網路[21]

而 Seong Yun Cho[20,21]等學者提出一個新的計算方式。在此研究中，Seong Yun Cho 等人使用 MEMS 加速儀及兩軸磁力計的模組；而加速儀偵測步行者的行走頻率及速度，兩軸磁力計則是偵測步行者行走的方向。同時接收 GPS 的衛星訊號並導入類神經網路(Neural Network)的學習機制以計算步距。由其實驗的結果，每行進 100 步，大約 160 公尺其定位誤差範圍保持在 10 公尺以內，有相當不錯的精確度(圖 2.5，圖 2.6)。

第三章 相關技術探討

就現今的導航技術而言，大致上可分為兩大類：一是以全球衛星定位系統(Global Positioning System,GPS)為主的衛星定位系統。另一則是以慣性感測元件為主的慣性導航系統(Inertial Navigation System,INS)。

GPS 的定位精準度比較高，但也常常受到天候及地形地物的干擾而發生定位不準確甚至無法定位的情況。而 INS 其優點則是不受天候及地形地物的影響但有累積誤差的效應。

INS 系統中常用的感測元件有加速儀(Accelerometer)，可以感測載具的加速度及速度向量；電子羅盤(Electric Compass)、陀螺儀(Gyroscope)則可以感測載具的角速度及方向的變化。

不論是 GPS 定位或是 INS 定位，其各有優缺點。然若能整合此兩種定位方式，相信一定能提高導航系統的精準度。本章就這些相關的技術逐一探討。

3.1 全球衛星定位系統

全球衛星定位系統[1-4]為美國空軍為軍事上定位及導航目的而發展，後經美國國防部接管並擴計畫使其應用於民間定位測量。此系統於西元 1978 年開始進行研發，於西元 1994 年全面建成。

整個系統約分成下列三個部份：

(1) 太空衛星部份：

其架構是在地球上方空間劃分為六個立體面，與赤道成垂直 55 度角，共由 24 顆繞極衛星所組成，分成六個軌道，運行於約 20200 公里的高空，繞行地球一周約 12 小時。每個衛星均持

續著發射載有衛星軌道資料及時間的無線電波，提供地球上的各種 GPS 接收器接收衛星信號，並利用這些資料來計算出目前的位置。

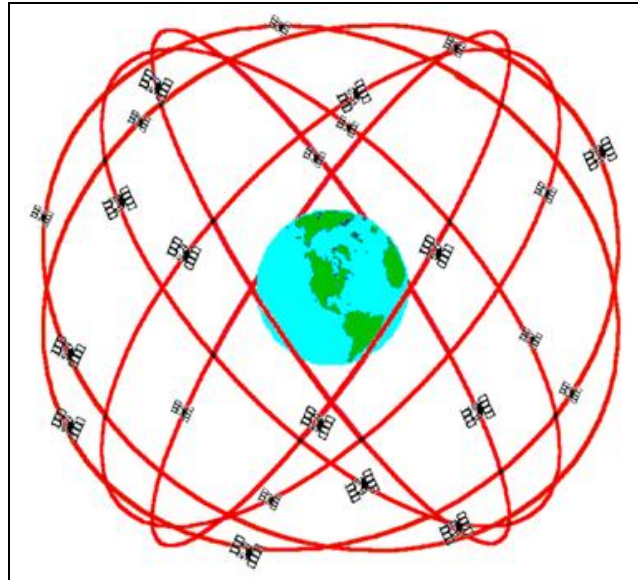


圖 3.1 GPS 衛星軌道示意圖[4]

(2) 地面管制部分:

這是為了追蹤及控制衛星運轉所設置的地面管制站，其主要工作為負責修正與維護每個衛星運轉的各項參數資料，以確保每個衛星都能提供正確的訊息給 GPS 接收器來接收。



圖 3.2 GPS 地面管制站示意圖[4]

(3) 使用者接收器

衛星於 1575.42 Mhz 頻率，不斷的發射含軌道資訊的星曆 (Ephemeris)及年曆(Almanac)的信號，而 GPS 接收器接收衛星所發出的信號，可即時地計算出接收機所在位置的座標、移動速度、方向及時間。

3.1.1 GPS 定位原理

GPS 的定位主要是利用空間中的三點定位原理。從地球表面來看，以一個衛星發射的信號，可以計算出來該衛星與 GPS 接收器所在位置的距離，假設衛星的位置為 C_1 ，衛星與 GPS 接收器所在位置的距離為 R_1 ，則 GPS 接收器的位置可能是在以 C_1 為圓心，以 R_1 為半徑，所形成球面上的任何一點上。

當測量到第二顆 GPS 衛星的位置及距離時，假設為 C_2 和 R_2 ，則 GPS 接收器的位置將在以 C_2 為圓心，以 R_2 為半徑的球面上。

當量測到第三顆 GPS 衛星的位置及距離時，假設分別為 C_3 和 R_3 ，則 GPS 接收器的位置又將是在以 C_3 為圓心， R_3 為半徑的第三個球面上。

如果 GPS 接收器的位置要符合同時在這三個球面上的條件，則其位置就一定在這個三個球面相交的兩個點上。這兩個點，一個是 GPS 接收器的位置，另一點可能在太空或地球內部的某一個虛擬位置，而 GPS 接收器的位置一定是位於地球表面，所以理論上當知道三顆衛星的位置及距離，就可以定出 GPS 接收器在地球表面的位置，此即為 GPS 的定位原理[3]。

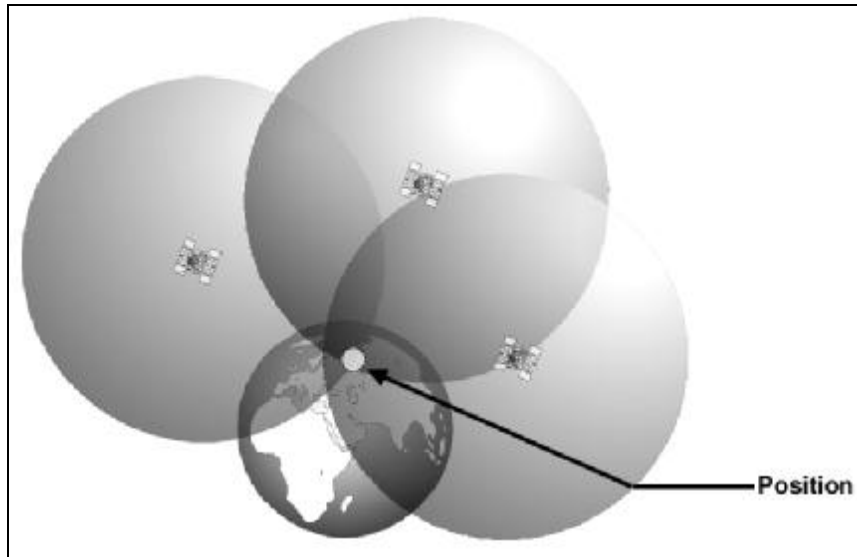


圖 3.3 GPS 的定位原理[3]

3.1.2 GPS 通訊介面

大部分的 GPS 接收器其輸出資料皆使用 NMEA 標準規格。此一標準規格由美國國家海洋電子協會(National Marine Electronics Association, NMEA)所制定[22,23]。其訂定了所有航海電子儀器間的通訊標準，包含傳輸資料的格式以及傳輸資料的通訊協定。NMEA 規格有 0180、0182 及 0183 等三種，前兩種已快被第三種取代，因為第三種規格 (NMEA-0183) 在電子傳輸的實體界面上，包含了 NMEA-0180 與 NMEA-0182 所訂定的 RS-232 界面規格，而且又多加了 EIA-422 的工業標準界面。在所傳輸的資料內容方面，也比 NMEA-0180、NMEA-0182 多。

NMEA 格式所傳的資料是架構在美國國家標準資訊交換碼 (American Standard Code for Information Interchange, ASCII) 之上，它是以傳輸句子(Sentence)的方式傳輸資料，每一個句子以「\$」當作開頭，而以十進位控制碼「10」、「13」為結束(即 ASCII 中的 Line Feed 碼和 Carriage Return 碼)。而詳細的格式可參照[21]。

表 3-1 GPS 通訊介面參數

參數	數值
通訊協定(Protocol)	RS232 NMEA-0813
通訊鮑率(Baud Rate)	4800(bps)
資料位元(Data Bits)	8
同位檢查(Parity Check)	none
停止位元(Stop Bits)	1

3.2 慣性導航系統

慣性導航系統(Inertial Navigation System,INS)主要是利用慣性元件構成一個慣性框架 (inertial frame)，藉由測量載具的加速度和旋轉角度來判斷其方位和位置的系統。系統在進行定位演算時完全以其慣性元件運作，不需外來的資料，所以是一個自主性的導航系統。

典型的慣性導航系統由加速儀或陀螺儀組成，以牛頓力學微分方程式解算載具從初始點出發後的位置與姿態，並對時間積分進而求出載具的軌跡。然慣性元件本身就有些許的誤差，這些在速度與位置上的小誤差會漸進累積成大誤差，這是所有慣性系統的既有問題，也是必須克服的課題。

3.2.1 定位原理

(1) 方位推估法

慣性導航系統的定位原理是利用力學運動方程式並量測載具目前的行進方向及行進速度，從已知位置推測載具下一個位置點，此方法是為方位推估法(Dead Reckoning,DR)。

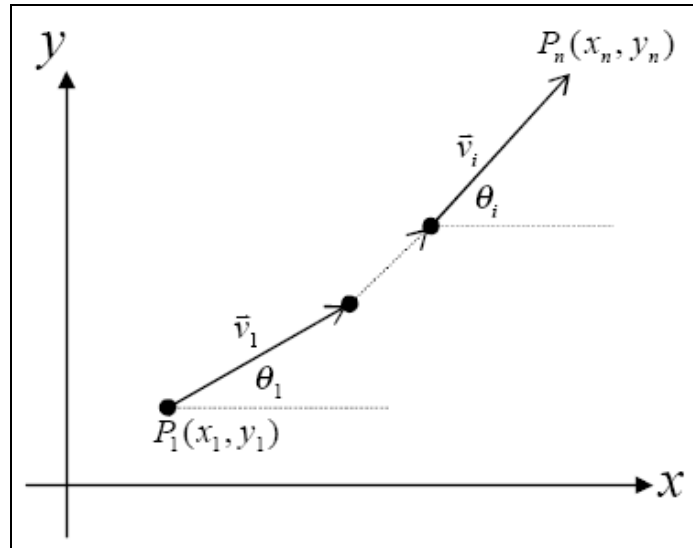


圖 3.4 方位推估法

如圖 3.4 所示， P_1 為載具目前的位置點， \bar{v}_1 為載具目前的行進速度向量。若 \bar{v}_1 為已知，則由運動方程式可推估載具在時間 t 之後的座標位置點，進而推估出整個路徑軌跡。所以，若已知第一點 (φ_1, λ_1) 的經緯度位置及行進的方向 θ 及行進速度或距離 d ，則下一點的經緯度位置 (φ_2, λ_2) 可由以下的公式[25]推估而得。

$$\varphi_2 = \sin^{-1}(\sin \varphi_1 \cos d + \cos \varphi_1 \sin d \cos \theta) \text{。} \dots\dots\dots 3.1$$

$$\Delta \lambda = \tan^{-1}\left(\frac{\sin \theta \sin d \cos \varphi_1}{\cos d - \sin \varphi_1 \sin \varphi}\right) \text{。} \dots\dots\dots 3.2$$

$$\lambda_2 = \text{mod}\left(\frac{\lambda_1 - \Delta \lambda + \pi}{2\pi}\right) - \pi \text{。} \dots\dots\dots 3.3$$

3.3 感測元件校準

慣性感測元件本身即是電子零件，比較容易受到電子電路的電磁效應或工作溫度所干擾。尤其是電子羅盤，因它可以感應磁場，所以特別容易受到周圍環境的電磁干擾，而產生雜訊。且所有的慣性感測元件在長時間運作下也會產生漂移誤差，因此，如何消除或減少雜訊

的產生，及如何正確估算誤差漂移量或抑制誤差的產生，以及如何校準感測元件，是本節所討論的重點[26-29]。

3.3.1 靜態校準

對於靜態校準，一般常用均方根(Root Mean Square,RMS)法量測其靜態的誤差變異量。其計算公式如下：

$$\rho_{rms} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}} \quad \dots\dots\dots 3.4$$

其中， ρ_{rms} 為誤差變異量； x_i 為每一筆資料； \bar{x} 為資料總平均值。而 n 則是資料總筆數。

3.3.2 動態校準

由於慣性感測元件在運動狀態(時間連續)下，所量測到的導航物理量一定是一組呈現連續變化的數值(連續遞增或連續遞減)。若是測量到不是連續之數值，則該數值可能是因受干擾或是感測元件本身產生的雜訊。在此前提下，對於信號雜訊的處理，可以用低通濾波器(Low-Pass Filter)將雜訊過濾，以得到比較平滑的信號。

在信號平滑處理的低通濾波器中，最常用的是 Savitzky-Golay(SG) Filter[27]。其數學表示式可以如下式：

$$\bar{g}(t) = \sum_{i=-n_L}^{n_R} c_i \times f(t+i) \quad \dots\dots\dots 3.5$$

其中， $\bar{g}(t)$ 是在時間 t 時訊號的平滑值； i 是時間 t 索引值； n_L 為在時間 t 之前的時間索引值； n_R 為在時間 t 之後的時間索引值； c_i 是加權係數矩陣；而 $f(t)$ 則是在時間 t 時訊號的實際值。

上式本質上是以加權平均的運算作為訊號平滑的處理，

Savitzky-Golay Filter 的概念是找出一組加權係數 c_i 並藉由對 $f(-n_L), \dots, f(n_R)$ 值運算後之值能被一個 m 階的多項式所描述，而由此多項式所描述出的數值比原始值更連續且平滑。如表 3-5 及圖 3.5, 3.6 所示：

表 3-2 Savitzky-Golay 多項式加權係數[26]

m	n_L	n_R	Sample Savitzky-Golay Coefficients										
2	2	2	-0.086	0.343	0.486	0.343	-0.086						
2	4	0	0.886	-0.143	-0.886	0.257	0.886						
2	5	5	-0.084	0.021	0.103	0.161	0.196	0.207	0.196	0.161	0.103	0.021	-0.084
4	4	4	0.035	-0.128	0.070	0.315	0.417	0.315	0.070	-0.128	0.035		
4	5	5	0.042	-0.105	-0.023	0.140	0.280	0.333	0.280	0.140	-0.023	-0.105	0.042

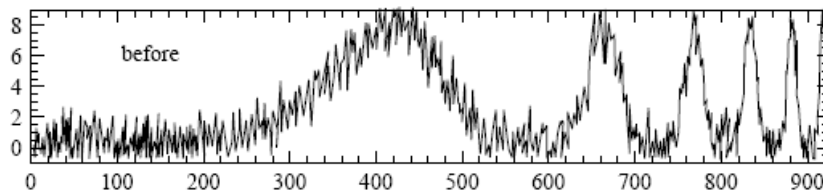


圖 3.5 未平滑處理之原始訊號[26]

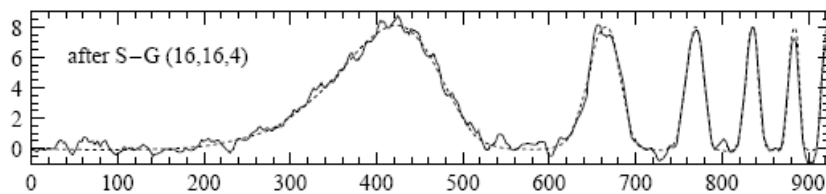


圖 3.6 平滑處理後之訊號($m=4, n_L=n_R=16$) [26]

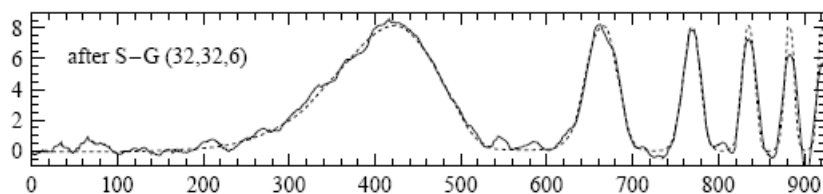


圖 3.7 平滑處理後之訊號($m=6, n_L=n_R=32$) [26]

由上圖可知，當 m, n_L, n_R 值越大時，訊號平滑程度越好，但計算越複雜。為簡化運算過程，考慮簡單的狀況：

當 $n_L = n_R$ ，且令 $c_i = 1/(n_L + n_R + 1)$ ， $n_L = n = n_R$ 時，則式 可簡化為：

$$\bar{g}(t) = \frac{\sum_{i=-n}^n f(t+i)}{2n+1} \quad \text{。} \dots\dots\dots 3.6$$

由上式可知， $\bar{g}(t)$ 實為 $f(t-n_L)$ 至 $f(t+n_R)$ 之算術平均值。而上式稱之為移動平均濾波器(Moving Average Filter, MA Filter)。

3.4 步行導航運動模式分析

PNS 應用方位推估法的關鍵點在於行進步距的計算。而步距計算的關鍵又在於步伐頻率的偵測及步幅的量測[24]。

3.4.1 步伐偵測(Step Detection)

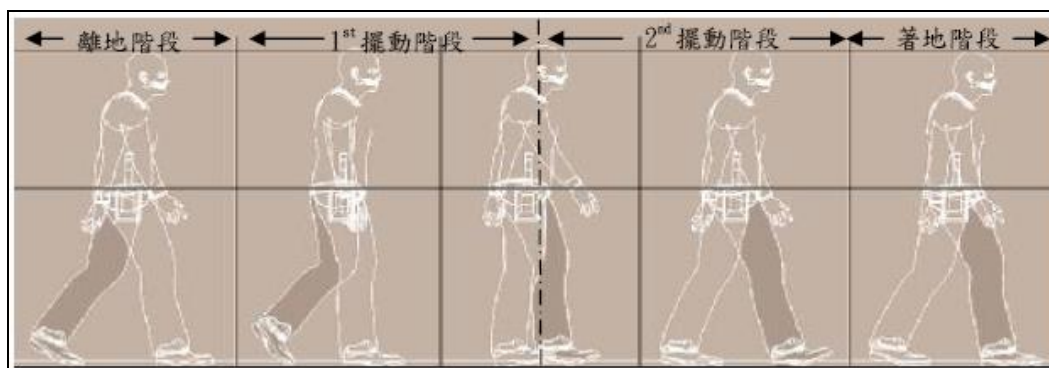


圖 3.8 人行走時之物理模式模擬

觀察人行走的物理模式，可知人在行走的時候，人體重心會自然的移動。在站立時，人體重心自然放在兩腳之上，而隨著走路動作的開始，人體的重心也跟在兩腳間互換且上下移動著。

人行走的模式可以分成三階段：離地階段，擺動階段及著地階

段，而擺動階段又可細分為 1st 階段及 2nd 階段。當此三階段連續被偵測到時，吾人可確定是處於行走的狀態中。再仔細觀察，當在離地階段結束而 1st 擺動階段開始時，人體的重心開始往上移動；當 2nd 擺動階段結束而著地階段開始時，人體的重心開始往下移動，如此完成走一步的動作，而此一步的距離即為步幅。如圖 3.8 所示。

由以上的觀察及分析，步伐的偵測可以有兩種方法，(1) 偵測腳部擺動的狀態[19,35]，(2) 偵測整個人體重心的變化[18]。而此兩種方法皆可以利用三軸加速儀來加以偵測。而本研究採用方法(2)，以三軸加速儀偵測行走時人體重心(z 軸重力加速度)值的變化。當人靜止時 z 軸幾乎沒有變化，此時所測得之值為重力加速度值。當人行走時 z 軸加速度值會產生變化。當完成走一步的動作時，由加速儀之 z 軸可以測得兩個變化，一個是極大值另一個是極小值。藉此可決定行走步伐的頻率。因此本文應用以下的演算法來偵測步伐(圖 3.9)。

```
Step Detect Algorithm :  
A. step detection:  
1. if the sign of {gz(t) - gz(t-1)} is changed ,then  
   if the sign changed form + to - ,then  
     gz(t-1) is the local maximum  
  
   if the sign changed form - to + ,then  
     gz(t-1) is the local minimum  
  
B. false detection:  
1. if the sign is no changed(changed for - to - ,or changed form + to +) ,then  
  
2. if the max/min acceleration value are between the [-RMS ,+RMS] ,then  

```

圖 3.9 步伐偵測演算法[18]

3.4.2 步幅計算(Stride Determination)

步幅因人而異，每個人的平均行走頻率及每次所行走的步距皆不

相同。所以步幅的估測相對的比較困難，但並不表示無法估測。Jeng Won Kim 等學者的研究正是基於上述的方法(1)，經由實際的步行測試實驗而得出可以計算步距的公式(2.1, 2.2, 2.3, 2.4 式)。

然而欲偵測腳步擺動的狀態必須將加速儀裝置在腳上或鞋上，此舉對實用性來說有點困難及繁瑣。而 Lei Fang 等人則將加速儀裝置固定在腰際，使用上述的方法(2)，利用公式 4.4 計算步距：

在 4.4 式中的 K 值其實並非真的是常數，而是因人而異。在 Lei Fang 等人的研究中顯示，K 值對於每個人的變化不大，對於特定的個人而言，此值可視為常數(表 2-3)。

3.4.3 智慧學習(Intelligent Learning)

由以上之研究得知，步行頻率與速率及行進距離有關，行走的速度影響著加速儀之震幅。在一般自然的狀況下，不論行走或是跑步，身體皆會自然的上下震動，且步距也會隨著變化；在慢走時，身體上下震動幅度小，步距小；在快走時，身體上下震動幅度較大，步距也較大；在跑步時，身體上下震動幅度最大，步距也最大。期間有某種關係存在，且每個人行走的自然模式都不相同，正可用智慧演算法來學習此關係。

第四章 粒子群演算法

人工智慧的實現一直是人類的夢想，而在自然界中，許多生物展現令人不可思議的高度智慧與行為，例如蟻群覓食、候鳥遷徙與覓食等等。這些由個體所組成的群落中，只靠個體與環境以及與其他個體間簡單的互動規則，卻能展現出高度的群體智慧 (Swarm Intelligence)。粒子群最佳化演算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) [30-32] 是一種具有群體智慧的概念方法，利用粒子族群在問題空間中搜尋全域的最佳解。每一個粒子都代表在最佳化問題中的解，各自負責區域中的最佳搜尋，再藉由族群間的記憶及分享，最後完成最佳化問題的搜尋。

PSO 是由 Kennedy 與 Eberhart [30] 所提出的隨機性的最佳化演算法，是一種模仿生物群體智慧演化計算的一種方法。其起源是來自於鳥類群體捕食的行為研究，而對於一個最佳化問題的解，就像是一隻在解空間中覓食的鳥一樣，稱作“粒子(Particle)”，在空間中移動的所有粒子都有一個由適應函數所映射的適應值。並有一個速度值來決定其移動的方向與距離。每個粒子獨立搜尋，當個體遇到函數最佳值時，其最佳搜尋變數將被記錄在個體記憶中，亦即每個粒子都擁有本身最佳的搜尋變數記憶，依照此個體最佳搜尋變數記憶去修正下一次的搜尋方向。每次搜尋均以這些個體最佳搜尋變數與群體中最佳搜尋變數的最佳化程度做比較，修正群體最佳函數值的變數記憶，同時每個粒子也依照群體最佳變數記憶來修正下一次粒子的搜尋速度，經過如此疊代計算後，PSO 根據粒子群中最佳適應值計算出問題的最佳解。

PSO 具有以下之特點：

- 分散式搜尋。

- 具記憶性。
- 元件較少，容易實現。
- 適合在連續性的範圍內搜尋。

4.1 演算法公式

在初始階段，PSO 會隨機產生一組粒子並定義其位置與速度值，速度值決定了粒子在解空間中移動的距離與方向，而在每次的疊代過程中，其速度值會根據適應函式值作調整，而每個粒子則是利用兩個“最佳值”來調整自己的速度，一個是粒子本身所找到的最佳解，稱為“個體最佳值 (pbest)”，另一個最佳值是由 PSO 所記錄與更新，為全體粒子所找到的最佳解，稱為“全體最佳值 (gbest)”。在找到這兩個最佳化的參數 gbest 與 pbest 時，粒子根據以下之公式來調整其速度值及更新位置，並於多次的疊代後逼近最佳解。

$$v_i(k+1) = wv_i(k) + c_1 \times rand_1(pbest_i(k) - S_i(k)) + c_2 \times rand_2(gbest(k) - S_i(k)) \quad \dots 4.1$$

$$S_i(k+1) = S_i(k) + v_i(k+1) \quad \dots 4.2$$

其中， $v_i(k+1)$ 為粒子 i 在第 $k+1$ 次疊代中的速度， w 為權重函式， c_1, c_2 為學習因子， $rand_1, rand_2$ 為介於 0~1 之間的隨機值函式， $pbest_i$ 為粒子 i 的最佳值， $gbest$ 為全體的最佳值，而 $S_i(k+1)$ 為粒子 i 在第 $k+1$ 次疊代中的最佳位置。

而權重函式在本文實驗中則重新定義如下：

$$w_i = \frac{A}{iters + 1} + B, A = \frac{(w_{init} - w_{final})(iters + 1)}{iters}, B = w_{init} - A \quad \dots 4.3$$

其中， w_{init} 是初始權重， w_{final} 是最終權重， $iters$ 是最大的疊代數目， i 是目前的疊代次數。

w_i 的值將會隨疊代次數的增加而越來越小，使得在最佳化過程中的粒子更積極地搜尋更佳的問題解。

4.2 演算法流程

粒子群最佳化演算法之步驟與流程如下：

1. Initial :

將粒子群初始化，以隨機方式求出每粒子的初始位置與速度。

2. Evaluation :

依據適應函式計算每個粒子的適應值以作為其判斷值。

3. Fine the pbest :

找出每粒子到目前為止的搜尋過程中最佳解，亦即為pbest。

4. Fine the gbest :

找出所有粒子到目前為止所搜尋到的整體最佳解，亦即為gbest。

5. Update the Velocity :

依據式(4.1) 與式(4.2) 更新每一粒子之速度與位置。

6. 回到步驟2.繼續執行，直到獲得一個令人滿意的結果或符合終止條件為止。

粒子群最佳化演算法之流程如圖 4.1 所示，而整個演算法的虛擬代碼則如圖 4.2 所示：

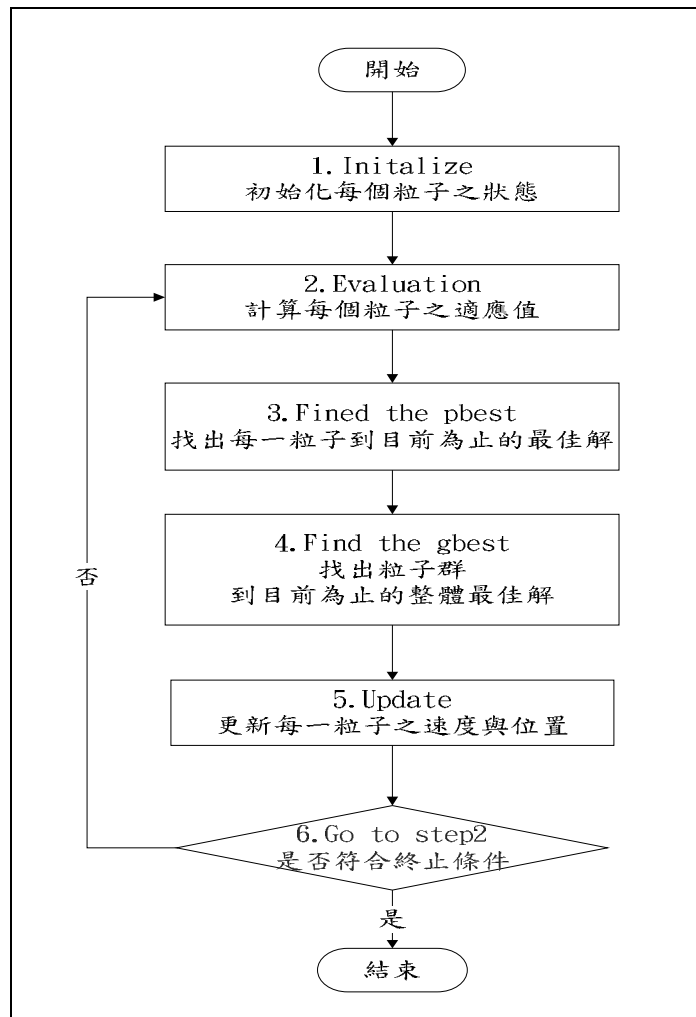


圖 4.1 粒子群最佳化演算法流程圖

```

For each particle
  Do { initialize particle}

Do
{
  For each particle
  {
    Calculate fitness value
    If the fitness value is better than the pbest then
      set current value as the new pbest
  }

  Choose the particle with the best fitness value of all the
  particles as gbest
  For each particle
  {
    Calculate particle velocity according equation (4.1)
    Update particle position according equation (4.2)
  }
}While maximum iterations or minimum criteria is not attained
  
```

圖 4.2 PSO 演算法虛擬代碼

4.3 適應函式(Fitness Function)

適應函數是控制粒子朝最佳解移動的速度及方向的函式，因此如何定義適應函式在 PSO 中甚為重要。在本研究中，我們應用三軸加速儀進行步伐的偵測及應用 2.5 式作步距的估算，並配合數位羅盤及導入 PSO，以 GPS 的訊號作為學習對象，並進行 DR 演算，而推估出整的行進路徑。因此我們將適應函式定義如下：

$$f(k) = |S_{gps} - S_{ins}|, S_{ins} = \sqrt[4]{|A_{max} - A_{min}|} \times k \quad \text{。} \dots\dots\dots 4.4$$

其中， S_{gps} 是由 GPS 計算出之步距， S_{ins} 是由慣性導航所估計之步距值，而 k 則是全體最佳解。

我們先以 GPS 之訊號來做學習對象，由 PSO 演算法求 4.4 式之最小值。所以當 k 學習出結果並得到最佳解之後，再帶回 4.4 式，以求得步距之值。

第五章 實驗及結果

5.1 實驗設備

本文實驗所需要用到的設備主要可分為client端及server端。Client 端的裝置主要是收集實驗者所接收到GPS訊號及DRM的資料，而 server端則是作為分析及PSO演算法實作以及路徑之推估並將之與地圖對應。

5.1.1 Client 端實驗設備

(1) 硬體：

1. GPS 接收模組。
2. DRM 模組(Dead Reckoning Module)。
3. 嵌入式平台。

本實驗所用的實驗裝置主要是架構在以 wince 5.0 為作業系統的 GPS 嵌入式平台(圖 5.1)，並搭載由電子羅盤三軸加速儀所組成的慣性感測模組進行實驗[33,34]。

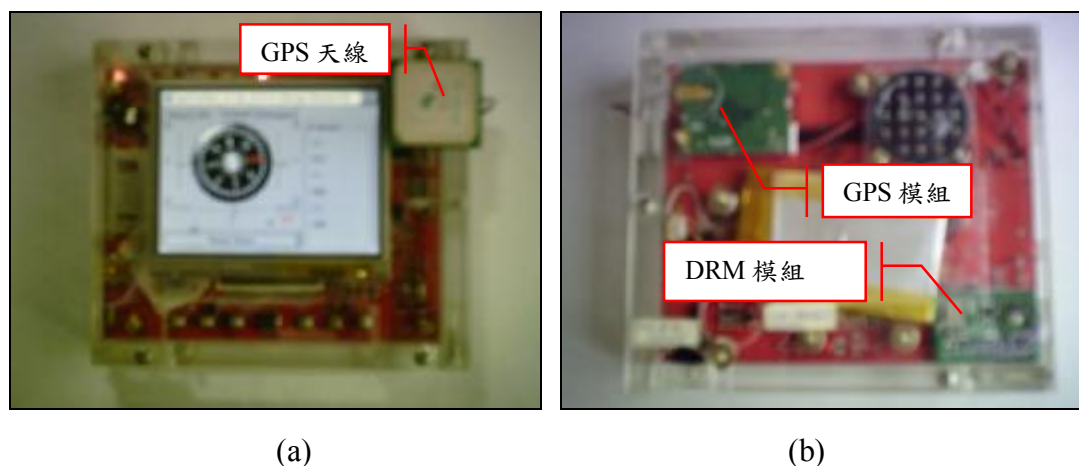


圖 5.1 實驗裝置實體圖 (a)正面圖 (b)背面圖

硬體架構如圖 5.2 所示，由加速儀及電子羅盤所組成的慣性感測模組以 I²C 之介面連接至 GPS 平台，而 GPS 接收模組則以串列埠與 GPS 平台連接。

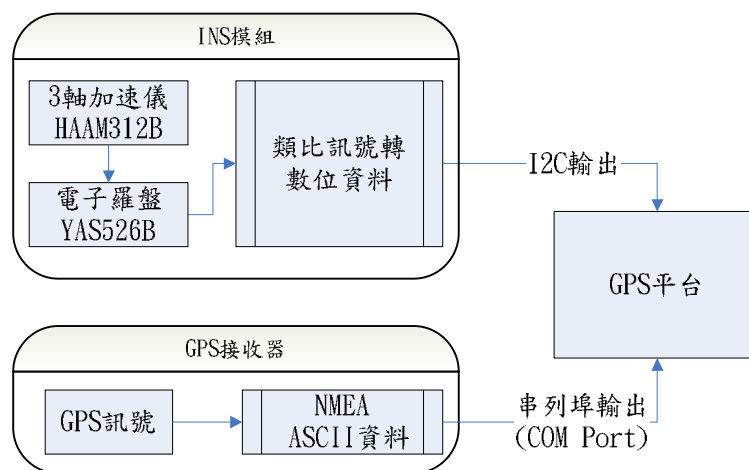


圖 5.2 硬體架構方塊圖

(2) 軟體：

1. 程式開發工具：Microsoft Visual Studio .NET 2005。

2. 資料收集模組：

- DRM Driver：以 I²C protocol 讀取 DRM 的資料。
- GPS Driver：以 serial port protocol 讀取GPS的資料。
- Logger Program：紀錄DRM 及GPS的資料成檔案。

由於 GPS 接收模組的取樣頻率被為 1Hz，亦即每秒送出資料一次。而為了提高精確度，我們對慣性模組的取樣頻率為 8Hz，亦即每 125 ms 讀取資料一次。

5.1.2 Server 端實驗設備

(1) 硬體：

1. 個人電腦 PC。

(2) 軟體：

1. 程式開發工具：Microsoft Visual Studio .NET 2005。
2. 分析工具：
 - Gps Analysis Program(自行開發)。
 - uBlox Program。
 - Google Earth Program。
3. 演算法實作：
 - 訊號校正及濾波(MA Signal Filter)。
 - Step Detection Algorithm。
 - PSO Algorithm。
 - Dead Reckoning Algorithm。

5.1.3 靜態校準實驗

如 2.2 節所述，誤差對於系統的精度影響相當大，我們必須了解系統的誤差來源及特性，方能加以校正。而本實驗的主要目的即是要

了解元件之基本參數以作為 5.1 式 g 值轉換之依據及其誤差範圍以作為 4.4 式誤差的校正。

(1) DRM 校準實驗

將實驗裝置朝某方向靜置於桌面 60 秒左右，並記錄所有資料，並依 2.2.1 節所述的均方根方法來測量其誤差變異量。

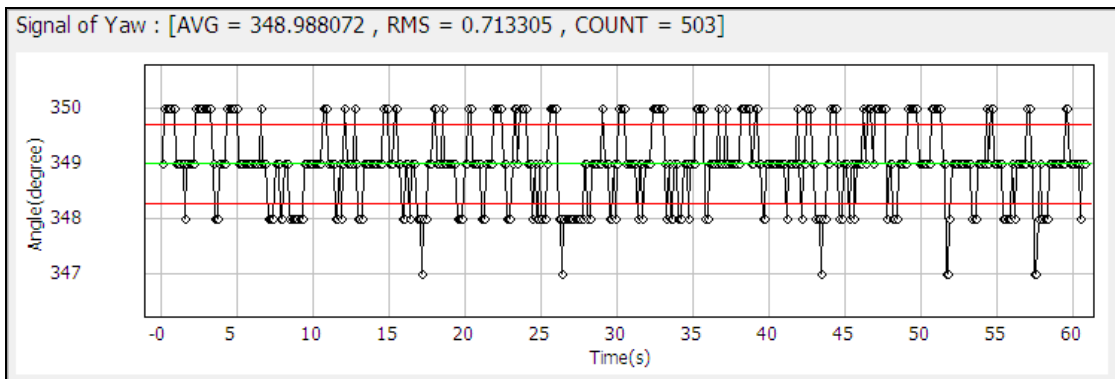


圖 5.3 電子羅盤靜態實驗分析-原始訊號

圖 5.3 為電子羅盤靜態時的原始訊號。電子羅盤元件其在靜態時本身即會產生上下的震盪，偶而有突波發生。為了使其訊號更平滑穩定，我們對其進行濾波。其結果如下：

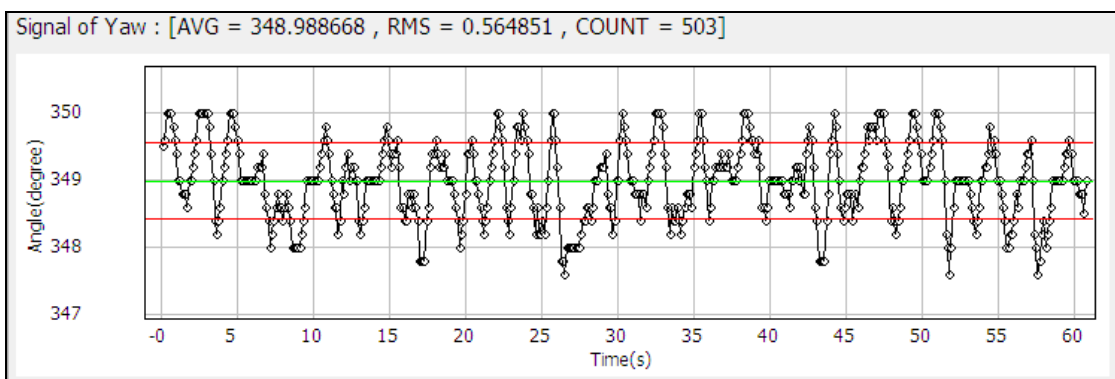


圖 5.4 電子羅盤靜態實驗分析-MA(nR=nL=2)濾波

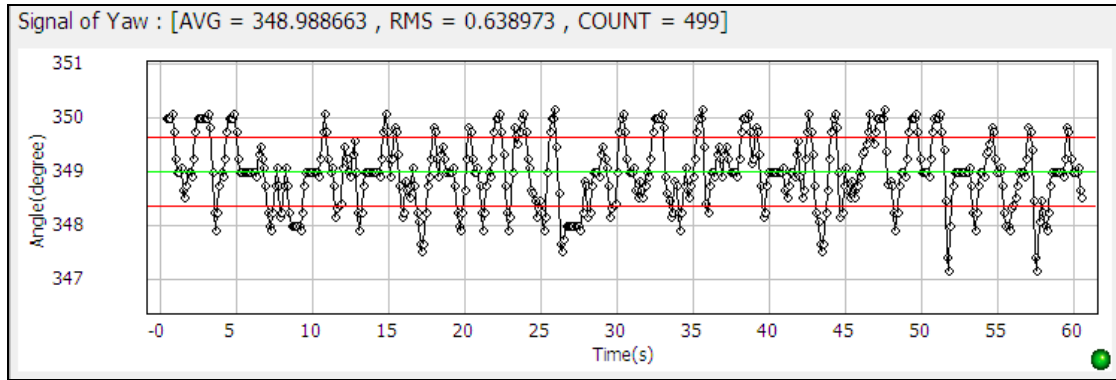


圖 5.5 電子羅盤靜態實驗分析-SG(m=2,nR=nL=2)濾波

由以上的實驗得知，經過 MA 濾波之後，誤差變異量(RMS)由 0.716 變為 0.563；而經過 SG 濾波後，誤差變異量(RMS)則變為 0.638。因此經過訊號濾波之後可以使誤差變異量變小，可以減少誤差。而 MA 濾波法的結果(圖 5.4)則優於 SG 濾波法的結果(圖 5.5)，且 MA 濾波法的計算較 SG 者簡單，故本文採用 MA 濾波方式進行實驗。

對於三軸加速儀而言，雖然我們已經將其類比訊號轉換成數位訊號，但然仍必須將之轉換成真實的加速度物理量，方能應用公式 4.6 式。而加速儀轉換成加速度物理量的公式如下：

$$a_{xyz} = \frac{v_{xyz} - v_{xyz0}}{v_{xyz1} - v_{xyz0}} \times g \quad \text{。} \dots\dots\dots 5.1$$

其中：

a_{xyz} :真實的加速度值(m/s^2)。

v_{xyz} :加速儀所量測的輸出電壓值(*volt*)。

v_{xyz0} :加速儀在 0g 時所量測的輸出電壓值(*volt*)。

v_{xyz1} :加速儀在 1g 時所量測的輸出電壓值(*volt*)。

g :重力加速度值($9.81m/s^2$)。

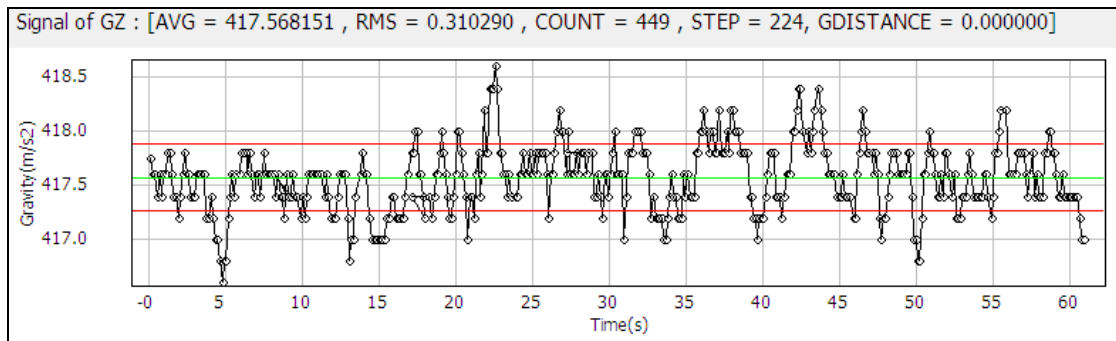


圖 5.6 加速度儀在 0g 時，經過 MA(nL=nR=2)濾波後的訊號

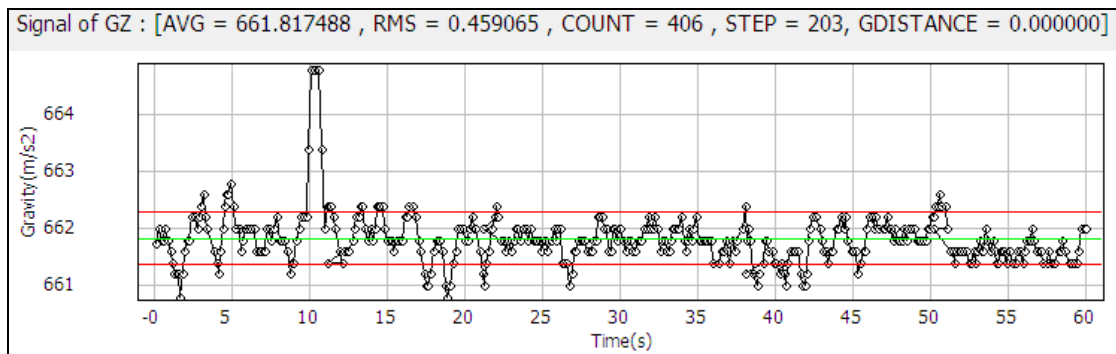


圖 5.7 加速度儀在 1g 時，經過 MA(nL=nR=2)濾波後的訊號

由圖測得在 0g 時其平均數值 417.57，而在 1g 時其平均數值為 661.82，因此由 5.1 式所轉換之後的加速度訊號如下圖所示：

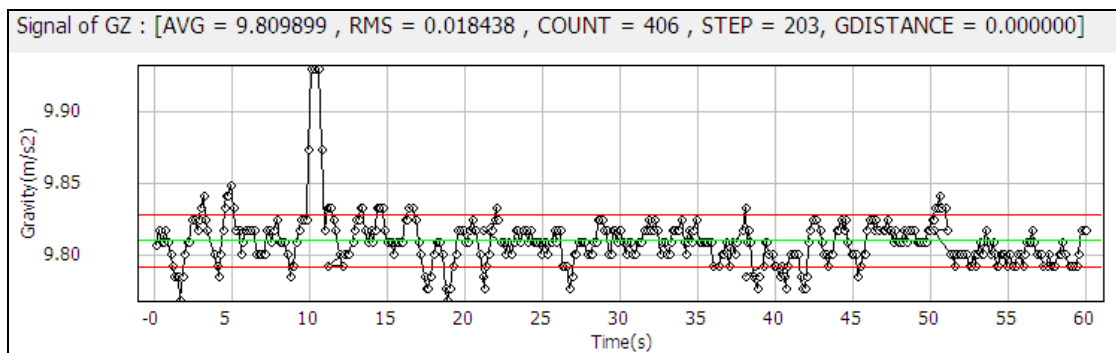


圖 5.8 加速度儀在 1g 時，且經過 MA(nL=nR=2)濾波後的加速度值

(2) GPS 校準實驗

將實驗裝置置於 GPS 訊號良好的地方，靜止不動約 30 秒，進行 GPS 精準度實驗。由圖 5.9 可知，本實驗裝置的定位精準度小於 1.5

公尺，精準度良好。

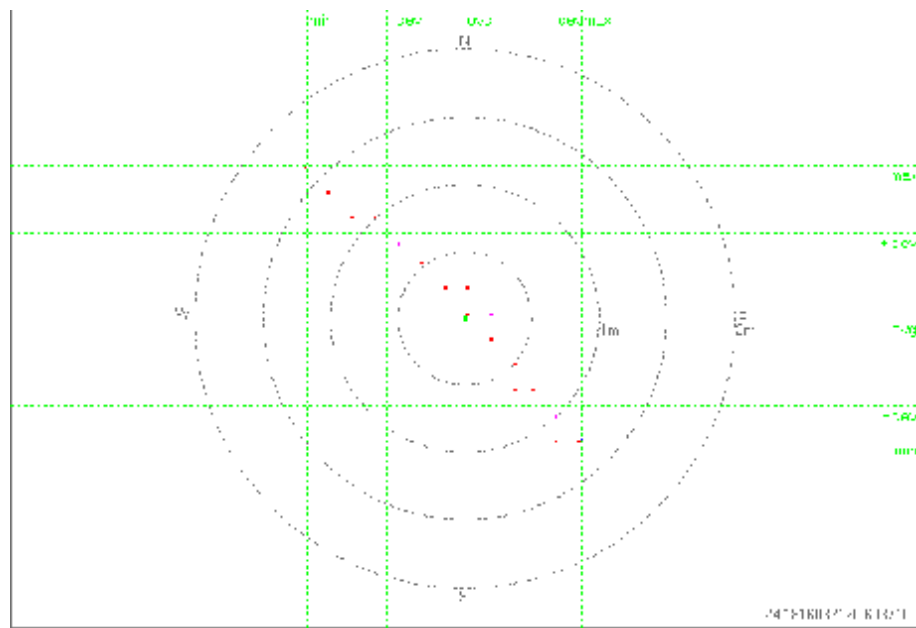


圖 5.9 GPS 定位精準度實驗

5.2 實驗過程

5.2.1 實驗目的

本文認為 Lei Fang 等人的研究需架構在有無線網路通訊的環境中方能進行個人的步行導航，並不符合經濟效益。而其所提出計算步距的方法必須知道步行者的腿長，但腿長的量測標準不一，且在表 2-3 中只看到三種腿長的 K 值。根據實際量測的結果，腿長 94 公分的人，其身高大約 170 公分；腿長 108 公分的人，其身高大約 185 公分。至於腿長不在表 2-3 所列者，則應用 Lei Fang 等人所提出的方法進行步行導航是必造成極大的誤差。

所以本文實驗的目的就是驗證本文所提出的 PSO 方法在不用量測步行者的腿長之下且不需在有線網路通訊的環境中亦能進行步行導航。

5.2.2 實驗方法

本實驗採離線方法進行，亦即實驗者帶著實驗裝置進行步行，同時實驗裝置先將所有資料儲存於其中，待步行結束之後再取出資料進行 PSO 演算及路徑的推估演算。

本實驗分兩階段進行，第一階段步行資料是進行 PSO 學習之用，此階段步行路徑以直線為宜；第二階段步行資料是進行路徑推估演算之用，此階段步行路徑不限定直線而可以是曲線，並依照下列步驟進行資料的收集及實驗：

1. 打開實驗裝置的電源並等待 GPS 定位完成。
2. 手持實驗裝置 360 度旋轉數圈進行電子羅盤校正，並確定校正確實完成。
3. 沿特定路線前進一段距離，並計算步伐。兩腳著地時各算一步。
4. 行走時以正常的速度前進，速度盡量保持一定，步伐也盡量一致，不要忽快或忽慢，盡量保持平穩。
5. 取出資料，以自行研發的軟體進行離線分析並實作 PSO 演算法進行離線學習。
6. 學習完成後，將 PSO 所學習得的參數進行 DR 路徑推估。
7. 將所得的路徑載入 Google Earth 程式中，比較 PSO 與 GPS 及由 2.5 式直接所推估的路徑，三者路徑的差異。
8. 計算 PSO 所推估出的路徑其起點與終點的距離差及準確度。

5.2.3 實驗環境

第一階段的實驗地點需要在良好的 GPS 訊號下進行。衛星訊號良好，不易被遮蔽，可使得定位的精準度相對的提高，儘量選在有廣闊的空間及良好的天空視野的地方。而第在二階段的實驗中，需要初

始點的 GPS 定位點，故實驗地點可選擇在有部分遮蔽的地區。而實驗環境及人員如表 5-1 所示：

表 5-1 實驗環境及人員分組

實驗者	腿長(cm)	第一階段實驗地點	第二階段實驗地點
A1	94	台北文湖國小操場	1. 台北內湖小公園 2. 東海大學中正堂
A2	94	東海大學停車場	東海大學管理學院
A3	94	東海大學停車場	東海大學管理學院
B1	100	東海大學停車場	東海大學管理學院
B2	100	東海大學停車場	東海大學管理學院
C	108	東海大學停車場	東海大學管理學院

5.3 實驗結果

本節中以實驗者 A1(筆者)為例，詳細說明整個實驗的結果。而其他實驗者的結果則稍後說明。

依照 5.2.2 節中所述的步驟，筆者帶著實驗裝置實地走了操場一圈，同時記錄下所有原始資料。

筆者共走了 217 步繞行一圈回到原點，而由加速儀所測得的數值並經過步伐偵測演算法所估計的步數為 216 步，非常接近實際狀況者，如圖 5.10 所示：

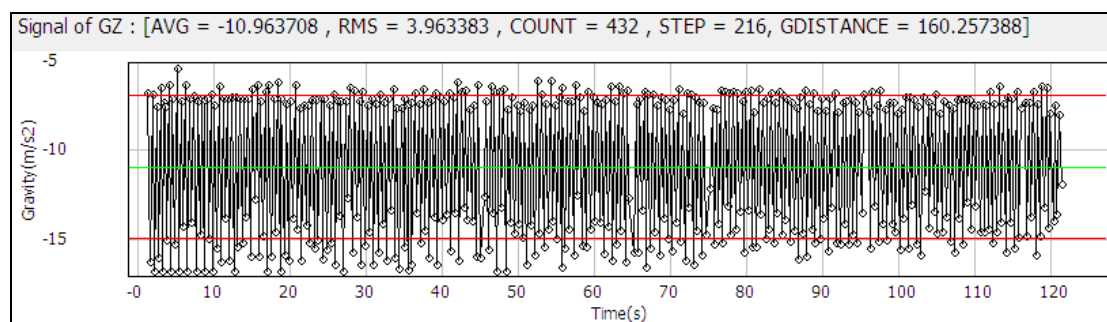


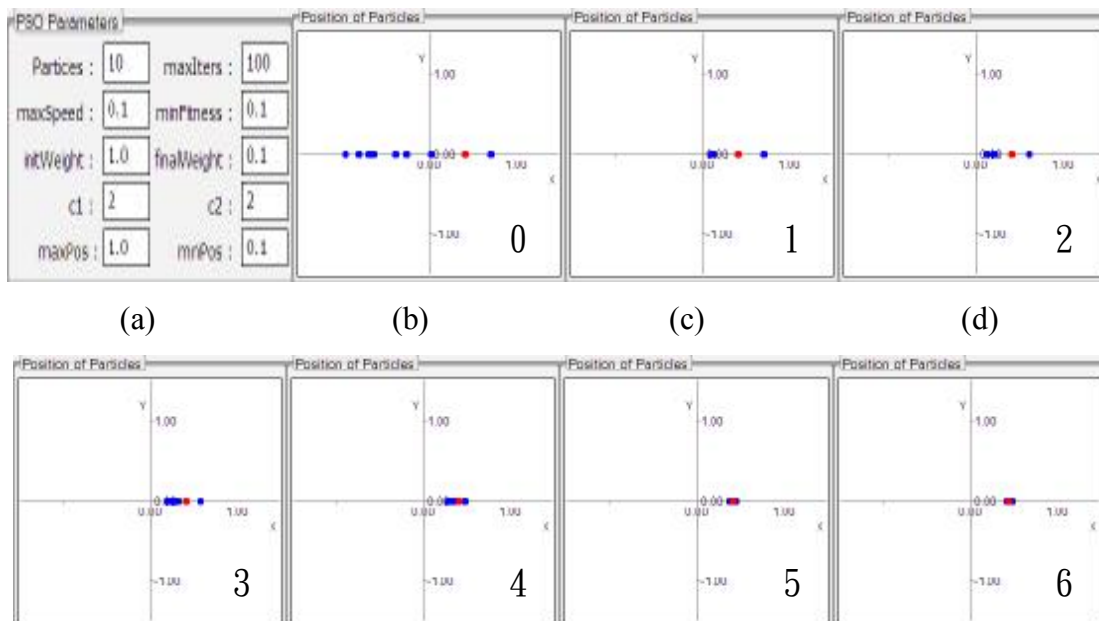
圖 5.10 A1 步伐偵測結果

接著，以 GPS 訊號為學習對象，進行 PSO 演算，求 4.4 式的 x 、 y 最佳解。在得出最佳解之後，再將之帶回 4.4 式中，只對數位羅盤及加速儀訊號(不再參考 GPS 訊號)，進行步距計算。

本例中所用的 PSO 參數如下：

- 最大疊代數(maxIters)：設為 100 代，當疊代數超過此值時即結束演算。
- 粒子群數目(particles)：依據一般文獻建議，對於不是很複雜的 PSO 演算，可設為 10 個粒子進行演算。
- 粒子移動的最大範圍(initWeight, finalWeight)：粒子的移動範圍設定，此為行為權重之大小，在 0.1~1.0 之間。
- 粒子移動的最大速度(maxSpeed)：粒子的最大速度則設定為在 0.1，是為了要讓粒子更具有穩定學習的能力。
- 適應值的最小值(minFitness)：設為 0.1，當適應函式值小於此值時，即結束演算。
- 學習因子(c_1 , c_2)：依據一般文獻的建議，設為 $c_1=c_2=2.0$ 。

而整個 PSO 演算的疊代過程及其結果則如下圖所示：



(a)

(b)

(c)

(d)

3

4

5

6

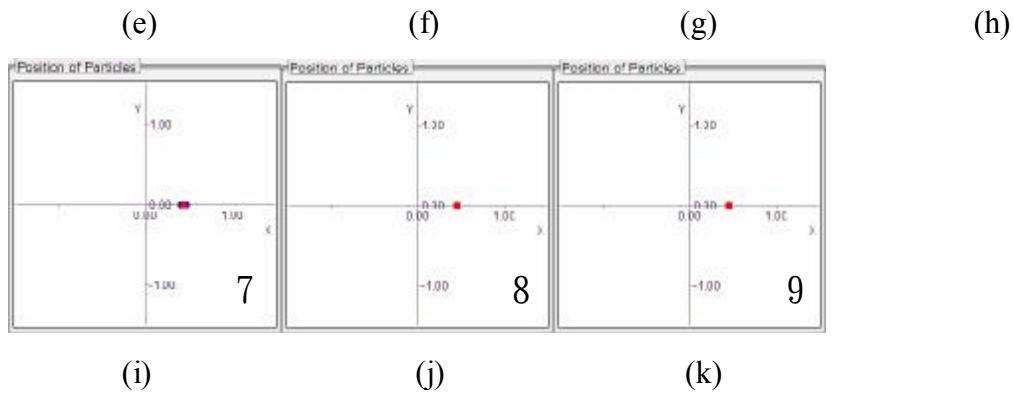


圖 5.11 A1 PSO 疊代過程 (a)PSO 的參數值 (b)第 0 代初始值 (c~l)第 1~9 代

如圖 5.11，紅色的點表示當時全體粒子的最佳解，亦即 gbest 的粒子。由觀察可知，當疊代至第 5 代時，整體的最佳解漸趨穩定，而疊代至第 9 代時始求得全體粒子的最佳解，結果如下圖所示：

```

D:\MyData\pedestrian\94士賢\221007_文湖國小操場-217.gps
Particle's Parameters:
particles=10
maxSpeed=0.100000
minFitness=0.100000
initWeight=1.000000
finalWeight=0.100000
c1=2.000000
c2=2.000000
PSO Result:
Iters=9
Fitnss=0.093934
Index=7
BestPos=0.444448
PSO's Sigma Dist(m)=158.157835
PSO's Start-End Dist(m)=2.066320
GPS's Sigma Dist(m)=160.257388
PSO's Diff(GPS)=2.099552(0.013101)

```

圖 5.12 A1 第一階段實驗 PSO 演算

由圖 5.12 的實驗結果，將 PSO 所學習到的全體粒子最佳解之值 0.444，實際應用於步行導航之計算，所得累計之行走距離其結果約為 158.16 公尺。而由 GPS 所計算的行走距離約為 160.26 公尺，誤差為 2.1 公尺，而準確度為 98.6%。如圖 5-13 所示：



圖 5-13 A1 第一階段實驗結果(藍色為 GPS 路徑，紅色為 PSO 路徑)

然後再將第一階段實驗所得到的最佳解值 0.444 套用於第二階段的實驗資料中，所得結果，如圖 5.14 所示：

```

D:\MyData\pedestrian\94士賢A1\201207-內湖小公園-250.gps
PSO Applying result :
gBestPos = 0.444448
PSO's Sigma Dist(m)=180.518522
PSO's Start-End Dist(m)=2.807418
TAR's Sigma Dist(m)=203.182840
TAR's Start-End Dist(m)=3.106687
GPS's Dist(m)=277.408257
PSO's Diff(GPS)=96.889735(0.604588)
TAR's Diff(GPS)=74.225416(0.463164)

```

(a)

```

D:\MyData\pedestrian\94士賢\060108-東海中正堂408.gps
PSO Applying result :
gBestPos = 0.444448
PSO's Sigma Dist(m)=298.915925
PSO's Start-End Dist(m)=5.791956
TAR's Sigma Dist(m)=336.096833
TAR's Start-End Dist(m)=6.569617
GPS's Dist(m)=423.554008
PSO's Diff(GPS)=124.638083(0.777737)
TAR's Diff(GPS)=87.457176(0.545729)

```

(b)

圖 5.14 A1 第二階段實驗 PSO 路徑演算 (a)台北內湖小公園 (b)東海大學中正堂

而由 PSO 演算並應用 DR 及 1.4、1.5 式及 1.3 式所推估出來的路徑與 GPS 定位所得之路徑及直接應用 2.5 式所推估出的路徑之比較則如圖 5.15 所示：



(a)



(b)

圖 5.15 A1 第二階段實驗結果 (a)台北內湖小公園 (b)東海大學中正堂

由圖 5.15 之路徑比較，藍色者為 GPS 信號的行走路徑，可看出 GPS 在慢速時方向已有極大的偏差且已發生很嚴重的定位不準確現象；綠色者為應用 2.5 式且 $k=0.5$ 並應用 DR 所推估的路徑；紅色者為經由 PSO 學習所得的 k 值及應用 DR 所推估出的路徑，其幾乎是繞著實際的路線走且起點與終點的距離差各為 2.8 公尺，誤差率為 1.6%(圖 5.15a)及 5.79 公尺，誤差率為 1.9%(圖 5-15b)，幾乎是回到起始點。

除了實驗者 A1 之外，其餘的實驗者，第一階段的實驗地點在東海大學的校園停車場內，而第二階段的實驗地點則在東海大學的管理學院內。其結果如入下所述：



圖 5.16 A2 第一階段實驗結果(東海大學停車場)



圖 5.17 A2 第二階段實驗結果(東海大學管理學院)



圖 5.18 A3 第二階段實驗結果(東海大學管理學院)



圖 5.19 B1 第二階段實驗結果(東海大學管理學院)



圖 5.20 B2 第二階段實驗結果(東海大學管理學院)



圖 5.21 C 第二階段實驗結果(東海大學管理學院)

表 5-2 PSO 演算結果

實驗者(腿長)	K 值(PSO)	實際(偵測)步數	GPS(PSO)距離(m)	準確度(%)
A1(94)	0.444	217(216)	160.25(158.28)	98.7
A2(94)	0.489	116(115)	93.26(90.15)	96.7
A3(94)	0.477	128(123)	96.65(91.07)	94.2
B1(100)	0.554	108(110)	92.71(89.53)	96.6
B2(100)	0.494	118(116)	95.96(91.84)	95.7
C(108)	0.522	106(107)	93.73(96.13)	97.5

綜合以上的實驗結果(表 5-2)得知，每個人行走習慣的 K 值皆不同，而相同腿長的人其自身的 K 值亦不同，且並非如 Lei Fang 等人研究中所述，相同腿長的人具有相同的 K 值。然而以本文的方法所得的實驗結果卻是最佳的。

第六章 結論

目前全球衛星定位系統(GPS)已被廣泛的用於土地測量、飛行器導航、汽車導航等方面。但在實際應用上並無法完全適用於各種狀況，尤其是無法全面應用於個人的步行導航。

步行導航問題的癥結在於步伐偵測及步距計算。然而每個人行走的自然頻率及步伐大小皆不相同。在本文中，我們引用在演化計算領域中新興的一項計算技術—粒子群最佳化演算法(PSO)，藉由 GPS 訊號定位所得的初始位置及所量測的距離來學習個人的行走行為模式，包括步伐的偵測及步距的計算，進而將其應用在步行的導航方面；當 GPS 訊號良好時，我們以 GPS 訊號為學習對象，以 PSO 演算法進行學習；當 GPS 訊號微弱不足以定位或完全沒有 GPS 訊號時，我們將 PSO 所學習的參數進行方位推估演算，且得到不錯的結果。

綜觀本研究，將 PSO 的學習方法應用於個人步行導航系統中，且由本研究的實驗結果證明了智慧型個人步行導航系統的可行性，亦證明了本文所提出的 PSO 方法在不用量測步行者的腿長之下且不需在有線網路通訊的環境中亦能進行步行導航。藉由本文的研究將 GPS 的應用擴展至步行導航的應用層面，此為本文所作出之最大貢獻。



參考文獻

- [1] http://news.xinhuanet.com/collection/2006-07/24/content_4870508.htm
- [2] <http://zh.wikipedia.org/wiki/全球定位系統>
- [3] Jean-Marie_Zogg,"GPS Basics", u-blox ag, October 2001.
- [4] http://newsletter.ascc.sinica.edu.tw/news/read_news.php?nid=1136
- [5] Steven L. Stockton, P.E.," USING DIFFERENTIAL GPS POSITIONING FOR ELEVATION DETERMINATION", U.S. Army Corps of Engineers Washington, DC 20314-1000, 1 April 1998.
- [6] Jock Christie, Richard Fuller, Jonathan Nichols, Aubrey Chen, Roger Hayward, Konstantin Gromov, Timothy Pfafman, "DEVELOPMENT AND DEPLOYMENT OF GPS WIRELESS DEVICE FOR E911 AND LOCATION BASED SERVICE", IEEE Position, location and Navigation Symposium, 2002.
- [7] Evangelos Kotsakis, Alain Caignault, Wolfram Woehler, Michalis Ketselidis, "Integrating Differential GPS data into an Embedded GIS and its Application to Informobility and Navigation", Joint Research Center(CCR),TP261,I-21020 Ispra (VA), Italy, 2000.
- [8] Dr.Frank van Diggelen, "Indoor GPS theory & implementation", IEEE Position,Location & Navigation Symposium, 2002.
- [9] Alexander Zipf, Rainer Malaka," Developing Location Based Services for Tourism", European Media Laboratory - EML - 69118 Heidelberg, Germany , 2001.
- [10]Richard Fuller, Jock Christie, Jonathan Nichols, Aubrey Chen, Roger Hayward, Konstantin Gromov, Timothy Pfafman, "A HIGHLY FLEXIBLE AND SCALABLE SYSTEM FOR LOCATION DETERMINATION OF WIRELESS DEVICES",IEEE 2002.

- [11] 曾庭鴻, “利用 GPS 鑑別加速儀誤差模式”, 國立成功大學航空太空研究所, 碩士論文, 2002.
- [12] 沈葦倫, “GPS/INS 整合系統於即時車輛導航之應用”, 國立交通大學電機與控制工程研究所, 碩士論文, 2003.
- [13] 黃良吉, “GPS 與感測器整合於三維地面車輛定位之應用”, 國立台灣科技大學機械工程系, 碩士論文, 2006.
- [14] Allison Kealy, Stephen Scott-Young, Frank Leahy, ”Improving the Performance of Satellite Navigation System for Land Mobile Application Through the Integration of MEMS Inertial Sensor”, Department of Geomatics, The University of Melbourne, 2001.
- [15] Quentin Ladetto, Vincent Gabaglio, Bertrand Merminod, ”Combining Gyroscopes, Magnetic Compass and GPS for Pedestrian Navigation”, Gerdetic Engineering Laboratory, Institute of Geomatics, Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne, Switzerland, Symposium on Kinematic Systems in Geody, Geomatics and Navigation (KIS 2001) , Banff, Canada, June 5-8, pp. 205-212, 2001.
- [16] Dr. Tom Judd, “ A Personal Dead Reckoning Module”, Point Research Corporation, Presented at Institute of Navigation ION GPS ,September,1997.
- [17] Cliff Randell, Chris Djiallis, Henk Muller, “Personal Position Measurement Using Dead Reckoning”, Department of Computer Science, University of Bristol.
- [18] Lei Fang, Panos J. Antsaklis, Fellow, IEEE, Luis A. Montestrucque, Member, IEEE, M. Brett McMickell, Michael Lemmon, Yashan Sun, Hui Fang, Ioannis Koutroulis, Martin Haenggi, Senior Member, IEEE, Min Xie, Xiaojuan Xie, “Design of a Wireless Assisted Pedestrian Dead Reckoning System—The NavMote Experience”, IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, VOL. 54, NO. 6, DECEMBER 2005.
- [19] Jeong Won Kim, Han Jin Jang, Dong-Hwan Hwang, Chansik Park, “A Step, Stride and Heading Determination for the Pedestrian Navigation System”, Journal of Global Positioning Systems ,2004

- [20]Seong Yun Cho, Ki Won Lee, Chan Gook Park, Jang Gyu Lee,” A Personal Navigation System Using Low-Cost MEMS/GPS/Fluxgate”, Seoul National University, Korea, 23-25 June 2003.
- [21]Seong Yun Cho, Chan Gook Park,” MEMS Based Pedestrian Navigation System”, Seoul National University, Korea, THE JOURNAL OF NAVIGATION 2006 .
- [22]Klaus Betke,“The NMEA 0183 Protocol”, May 2000. Revised August 2001.
- [23]WGS84 IMPLEMENTATION MANUAL Version 2.4”, February 12 1998.
- [24]Michael Dippold, “Personal Dead Reckoning with Accelerometers”, University of Bermen, March 15-26, 2006.
- [25]<http://williams.best.vwh.net/avform.htm>
- [26]NUMERICAL RECIPES INC, “THE ART OF SCIENTIFIC COMPUTING(ISBN 0-521-43108-5)”, chapter 14, Statistical Description of Data, p 650~655, 1992.
- [27]http://www.vias.org/tmdatanaleng/cc_filter_savgolay.html
- [28]http://www.vias.org/tmdatanaleng/cc_moving_average.html
- [29]http://www.vias.org/tmdatanaleng/cc_filter_math.html
- [30]J. Kennedy and R. Eberhart,“Particle Swarm Optimization,” Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. IV, pp 1942-1948, 1995.
- [31]郭信川,張建仁,劉清祥,“粒子群演算法於最佳化問題之研究”, 國立台灣海洋大學系統工程暨造船系, 第一屆台灣作業研究學會學術研討會暨2004年科技與管理學術研討會.
- [32]陳柏仲, 蔡清欉,“以粒子群最佳化為基礎之電腦遊戲團隊人工智慧研究”,東海大學資訊工程與科學系碩士論文, 2006.
- [33]“YAS526 Application Menu”,YAMAHA CORPORATION,12 2005.

- [34]“Product Specification 3-Axis Acceleration Sensor:HAAM-325B”, HOKURIKU ELECTRIC INDUSTRY CO.,LTD , 2006.
- [35]H.-J Jang, J.W Kim, D.-H. Hwang, “Robust step detection method for pedestrian navigation systems”, ELECTRONIC LETTERS Vol.43 No.14, 5th July 2007.
- [36]J. W. Kim, H. S. Hong, J. M. Lee, “Adaptive Step Length Estimation Algorithm Using Low-Cost MEMS Inertial Sensors”, IEEE Sensors Applications Symposium San Diego, California USA, 6-8 February 2007.