

整合 INS/GNSS/3D LiDAR SLAM 技術於定位精度提升之成效評估

Surachet Srinara
Department of Geomatics
National Cheng Kung University
Tainan, Taiwan
surachetsrinara@gmail.com

Guang-Je Tsai
Department of Geomatics
National Cheng Kung University
Tainan, Taiwan
tpp1114@gmail.com

Chi-Ming Lee
Department of Geomatics
National Cheng Kung University
Tainan, Taiwan
js556615@gmail.com

Kai-Wei Chiang
Department of Geomatics
National Cheng Kung University
Tainan, Taiwan
kwchiang@mail.ncku.edu.tw

Syuan Tsai
Department of Geomatics
National Cheng Kung University
Tainan, Taiwan
dino920135@gmail.com
Chung-Yen Kuo
Department of Geomatics
National Cheng Kung University
Tainan, Taiwan
kuo70@mail.ncku.edu.tw

摘要—定位的穩健性和準確性對於自動駕駛及測繪應用至關重要。常見的慣性導航系統 (INS) 和全球導航衛星系統 (GNSS) 的整合方式，位置與姿態估計誤差會隨時間漂移和累積，尤其是在 GNSS 具有挑戰性的環境和尚未建構地圖的未知環境中。本文針對使用多傳感器融合提高定位精度的問題，提出了一種基於 INS/GNSS/SLAM(光達 3D 正態分佈變換 (NDT) 掃描匹配) 的整合定位方法。研究結果顯示，本研究提出的方法能有效地提升定位精度。

關鍵字—自動駕駛, 定位, NDT, INS/GNSS/SLAM

I. 前言

使用傳統的 INS/GNSS 整合方案，有時無法準確地估計位置與姿態，因為在 GNSS 訊號遮蔽或其他具有挑戰的環境中，位置與姿態估計誤差會隨時間漂移和累積。為了解決這個問題，需要考量納入多傳感器融合方案，特別是使用光達感測器，因其可以連續提供穩定和準確測距訊息之點雲資料。為了使用基於光達的方法來估計車輛行走時的位置與姿態，基於特徵的掃描匹配方法於同步定位與製圖技術 (SLAM) 中逐漸發展成為主流，尤其是在有足夠數量的特徵或地標的環境中，更利於執行掃描匹配。最廣泛被應用的基於特徵之演算法為 LiDAR Odometry and mapping (LOAM) [1]，及其改進之演算法 [2]。近年來，[3]，[4] 提出了 GNSS/INS 整合導航系統與基於特徵的 LiDAR-SLAM 的融合。但是，這些方法只能應用於室內而不是缺乏幾何信息的室外環境。在特徵受限的環境中，從點雲資料中提取的特徵進行掃描匹配之方式可能效果不佳。為了獲得更靈活的掃描匹配方法並處理特定的幾何資訊問題。在本研究中，由於 [6]，[7] 文獻中所提及優點，我們建議使用常態分佈變換 (NDT) 演算法 [5]，使用基於分佈或基於數學的掃描匹配作為我們的掃描匹配方法。使用 NDT 掃描匹配之成效比使用點對點迭代最近點 (ICP) [8] 和點對面 ICP 更好。總而言之，我們建議在 GNSS 挑戰性環境中使用 INS/GNSS/3D NDT-SLAM 整合方案用以提升整體定位精度。

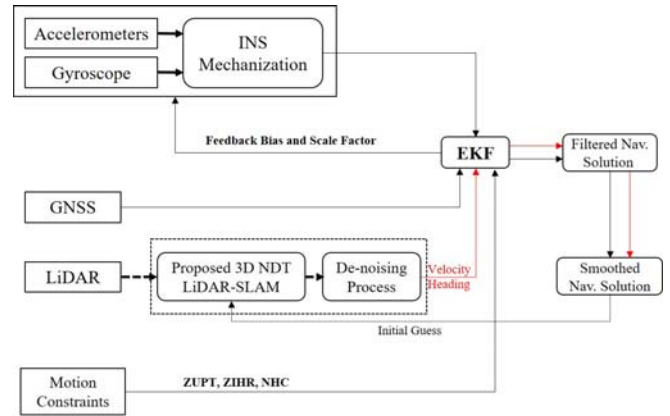


圖 1、整合方案流程圖

II. 方法

在 GNSS 訊號遮蔽或其他具有挑戰性的環境中，要提升位置與姿態估計的精度並降低傳統 INS/GNSS 整合方案累積的誤差。我們使用基於 LiDAR 的 NDT 掃描匹配方法與傳統 INS/GNSS 整合方案進行多傳感器融合。圖 1 為本研究提出的整合方案之流程。

A. INS/GNSS/NDT-SLAM 整合架構

如圖一所示，本研究提出鬆耦合架構並利用卡曼濾波器整合 INS/GNSS/LiDAR SLAM 之觀測量。其中，卡曼濾波器包含兩個模型，分別為系統模型 (System model) 及觀測量模型 (Measurement model)。系統模型估計狀態隨時間變化的行為，而觀測量模型用於描述觀測量如何與系統模型中的狀態之對應關係。INS 系統模型的離散時間形式表示如式 (1)：

$$\mathbf{x}_{k+1} = \Phi_{k,k+1} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

其中下標 k 代表時間戳記， \mathbf{x}_{k+1} 及 \mathbf{x}_k 為 $k+1$ 及 k 時刻之狀態向量。 $\mathbf{x} = [\delta r \quad \delta v \quad \delta \quad b_g \quad b_a \quad s_\theta \quad s_a]^T_{21 \times 1}$ 為狀態向量，包含位置、速度、姿態誤差及陀螺儀和加速度計之偏差 (bias) 及尺度誤差 (scale factor)。 $\Phi_{k,k+1}$ 為轉換矩陣； \mathbf{w}_k 為在時間間隔 (t_k, t_{k+1}) 期間存在輸入白噪聲所引起的過程噪聲。

觀測量模型之離散時間形式表示如式 (2)：

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{\epsilon}_k \quad (2)$$

其中 H_k 為 k 時刻之設計矩陣； z_k 為 k 時刻之觀測量矩陣； ϵ_k 為觀測量噪聲；而 R_k 為觀測量之變方-協變方矩陣。

本研究採用 NDT 所推算得之速度及航向角觀測量，兩者之誤差方程式如式(3) 及式 (4)所示：

$$\delta z_v = \hat{v}_{nav}^n - \hat{v}_{ndt}^n \quad (3)$$

$$\delta z_\phi = \hat{\phi}_{nav}^n - \hat{\phi}_{ndt}^n \quad (4)$$

其中 v 為測試車輛前進速度； ϕ 為航向角。 \hat{v}_{nav}^n 及 \hat{v}_{ndt}^n 分別是 INS/GNSS 和 NDT-SLAM 所估計的前進速度。而 $\hat{\phi}_{nav}^n$ 及 $\hat{\phi}_{ndt}^n$ 分別是 INS/GNSS 和 NDT-SLAM 所估計的航向角。

B. NDT 匹配

NDT 掃描匹配的目標是找到當前掃描的位置與姿態，以使當前掃描的點位於參考掃描上的可能性最大化。第一步是將掃描的空間細分為一個單元網格（在 3D 情況下為立方體）。然後可以將每個單元網格中的機率密度函數解釋為該單元網格內點 \vec{x} 的生成過程。因此，機率密度函數可表示為式 (5)：

$$p(\vec{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} \sqrt{|\Sigma|}} \exp\left(-\frac{(\vec{x} - \vec{\mu})^T \Sigma^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu})}{2}\right) \quad (5)$$

其中 $\vec{\mu}$ 及 Σ 為單元網格內參考掃描點之平均向量及變方矩陣，其計算如式 (6) 及式 (7) 所示：

$$\vec{\mu} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \vec{y}_k \quad (6)$$

$$\Sigma = \frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^m (\vec{y}_k - \vec{\mu})(\vec{y}_k - \vec{\mu})^T \quad (7)$$

其中 $\vec{y}_{k=1..m}$ 為單元網格內掃描點之位置坐標。

為了從當前掃描的位置與姿態估計優化轉換參數 \vec{p} (旋轉及平移)，最佳的轉換參數 \vec{p} 會使式(8)中的似然函數最大化

$$\Psi = \prod_{k=1}^n p(T(\vec{p}, \vec{x})) \quad (8)$$

其中 $T(\vec{p}, \vec{x})$ 為轉換方程式。而當前的轉換參數之適合度可由分數函數 $s(\vec{p})$ 來表示，如式 (9) 所示：

$$s(\vec{p}) = - \sum_{k=1}^n \bar{p}(T(\vec{p}, \vec{x})) \quad (9)$$

為了推求最佳的轉換參數 \vec{p} 將 $s(\vec{p})$ 最大化，實務上通常使用牛頓法進行迭代求解以下函式 $H\Delta\vec{p} = -\vec{g}$ ，其中 H 及 \vec{g} 為 NDT 分數函數之 Hessian 矩陣及梯度矩陣。轉換參數增量 $\Delta\vec{p}$ 會在迭代計算過程中不斷更新，因此 $\vec{p} \leftarrow \Delta\vec{p} + \vec{p}$ 。更多細節請見 [9]。

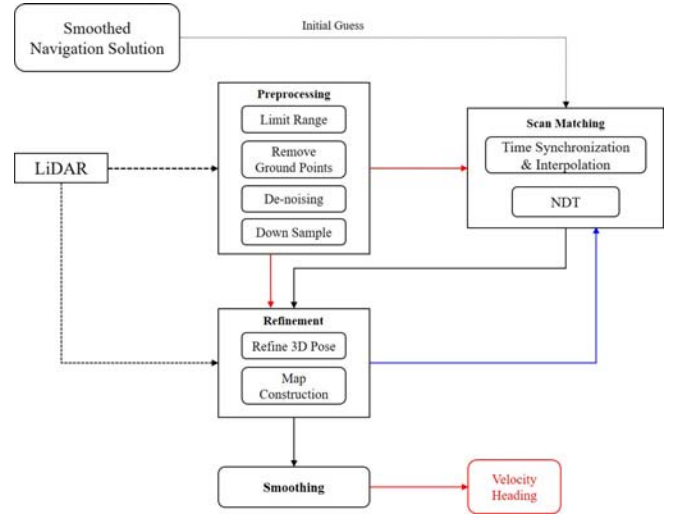


圖 2、光達 SLAM(NDT 法)執行架構

圖 2 所示為本研究基於 3D NDT LiDAR-SLAM 算法的執行架構，該算法基於四個主要處理過程，簡要介紹如下：

- 預處理: 首先，點雲預處理之目的為移除離群值，例如地面點及距離光達較遠之點雲，另一方面可透過預處理縮減點雲容量以減少後續計算時間。預處理一般包含設定極限距離(Limit range)、移除地面點(Remove ground points)、降噪處理(De-noising)及降採樣(Down-sampling)。
- 點雲匹配: 透過匹配連續掃描之光達點雲，可得基底/參考點雲(固定)與目前點雲(移動)間之轉換關係(含平移及旋轉)。而在匹配的過程中需要每個掃描點雲的正確初始資訊，實務執行以內插 GPS Time 之方式取得來自 INS/GNSS 整合解(GNSS 接收良好處)或 INS(GNSS 遮蔽處)的位置與姿態訊息。
- 點雲優化: 輸入為原始點雲、預處理點雲及 ICP/NDT 所求得之點雲間之轉換關係，其目的為透過重新計算 1 Hz 的轉換關係以優化 Pose(含位置及姿態)，並為下一組匹配點雲構建地圖。
- 降噪: 將透過降噪平滑的方式處理 SLAM 原始輸出之速度及航向角觀測量以提供 EKF 穩定的更新值，而在本案中所使用的降噪方法為小波降噪法(Wavelet de-nosing) [10]

III. 實驗說明

A. 測試系統

圖 3 所示為本研究實驗平台上的儀器配置。測試系統的導航傳感器包括 Novatel IMU FSAS 的戰術級 IMU (請參見表 1 中的詳細資訊)，Z+F Profiler 光達掃描儀(點雲用於後續高精度製圖)以及 Novatel ProPak6 GNSS 接收天線。為了測試本研究所提出的方法，我們額外使用 Velodyne VLP-16 光達掃描儀(點雲用於 SLAM 演算法提升整體軌跡定位精度)，VLP-16 安裝於移動製圖系統(MMS)的頂部。

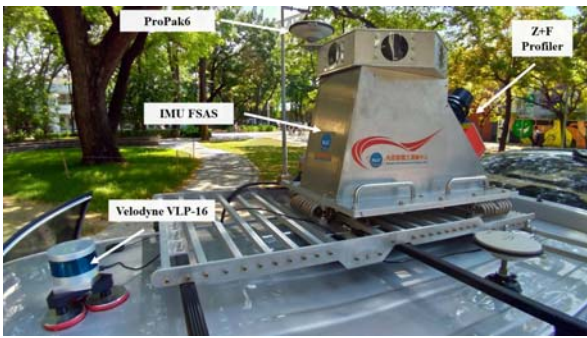


圖 3、實驗儀器配置

表 1、NOVATEL IMU FSAS 規格

Characteristics	加速度計	陀螺儀
Bias Instability	$\leq 1 \mu\text{g}$	$\leq 0.75\%/h$
Random Walk Noise	-	$\leq 0.1\%/h$

B. 參考系統

為了驗證本研究所提之架構的與常規方法(INS/GNSS)相比的準確性，我們使用了來自 iNAV-RQH 的高導航等級 IMU (請參見表 2 中的詳細資訊)，如圖 4 所示，以產生參考地真資料-POS(包含位置及姿態)。其軌跡計算使用商業軟體 Inertial Explore (IE) 版本 8.70。

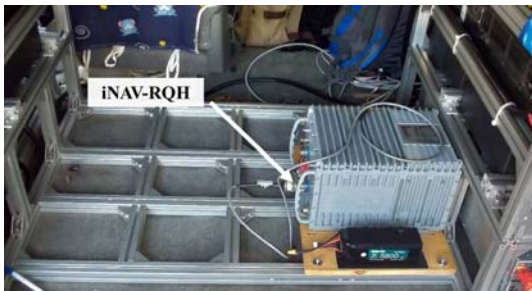


圖 4、參考系統 - iNAV-RQH

表 2、iNAV-RQH 規格

Characteristics	加速度計	陀螺儀
Bias Instability	$< 15 \mu\text{g}$	$< 0.002\%/h$
Random Walk Noise	$3 \mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$	$0.0018\%/h$

C. 實驗施作環境

如圖 3 所示，測試系統 MMS 測繪車於 2020 年 10 月 6 日在台灣台南市進行了兩個實驗。圖 5 和 6 顯示了兩實驗的路線圖，分別位於高鐵沙崙站附近和高鐵站附近。第一個實驗和第二個實驗的總行進距離分別約為 9,410 米和 9,872 米，分別位於弱遮蔽區(GNSS 失鎖率 15%)及都市地區常見的半遮蔽區(GNSS 失鎖率 50%-60%)。兩次實驗的車速均設為 30 km / hr，實驗路線從第一個初始對準開始，然後經過兩趟掃瞄(黃色箭頭)進入測試部分(藍色線)，最後返回第二個初始對準。綜上所述，本研究將以不包括初始對準之軌跡用於評估所提出方法的性能。



圖 5、實驗一路線示意圖



圖 6、實驗二路線示意圖

IV. 成果分析及討論

A. 實驗一

如表 3 所示，根據我們提出的方法，於本實驗無法針對定位精度進行提升。值得一提的是，NDT 掃瞄匹配對初始值和觀測環境非常敏感，尤其是在觀察到的場景包含較密的樹木而不是人造結構的情況下。另外，由於實驗一為弱遮蔽的環境，故使用 NDT 演算法輔助提升定位成效不顯著。

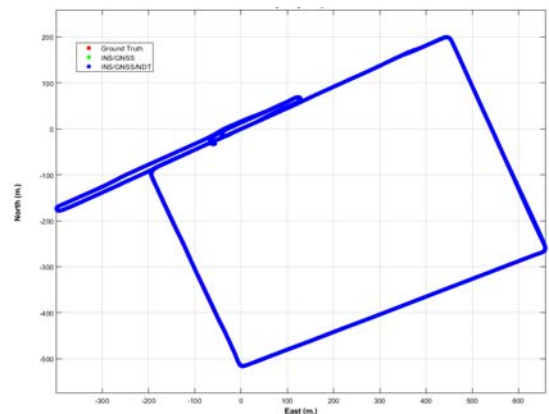


圖 7、二維軌跡比較圖(實驗一)

表 3、定位誤差統計分析(實驗一)

Error (m.)	INS/GNSS			INS/GNSS/NDT		
	E	N	U	E	N	U
Max.	1.25	1.22	3.21	1.25	1.22	3.21

Error (m.)	INS/GNSS			INS/GNSS/NDT		
	Average	0.01	0.08	0.18	0.01	0.08
STD	0.29	0.22	0.68	0.29	0.22	0.68
RMSE	0.29	0.23	0.70	0.29	0.23	0.70
2D & 3D	2D 0.37		3D 0.79	2D 0.37		3D 0.79
Improvement	-		-	0%		0%

B. 實驗二

如表 4 所示，本研究所提出的方法可大幅地提升整體定位精度。從位置均方根誤差(RMSE)可看出在平面及三維分別可達到 0.24m (提升 79%) 和 0.38m (提升 69%)。值得一提的是，此改進的主要關鍵來自觀察到的環境。實驗二與實驗一相比，台南高鐵站站體之人造結構具有更均勻且連續的特徵點。在 NDT 掃瞄匹配中，我們相信這些良好的幾何點雲可以幫助補償較差的初始值(來自 INS/GNSS 整合解)，能改善整體位置與姿態估計並降低傳統方法(INS/GNSS)因 GNSS 訊號失鎖所產生的漂移。

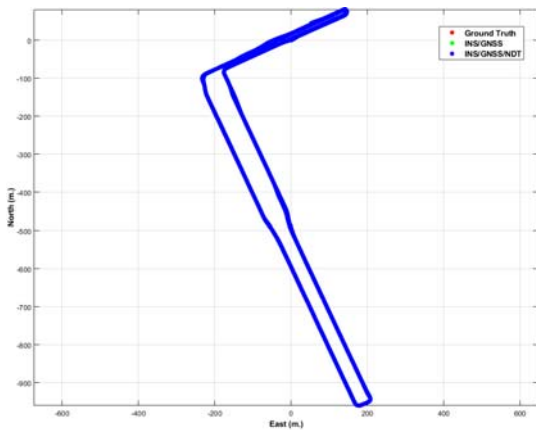


圖 8、二維軌跡比較圖(實驗二)

表 4、定位誤差統計分析 (實驗二)

Error (m.)	INS/GNSS			INS/GNSS/NDT		
	E	N	U	E	N	U
Max.	3.76	0.79	1.81	0.58	0.50	0.89
Average	0.42	0.04	0.06	0.07	-0.04	-0.05
STD	1.00	0.24	0.55	0.16	0.15	0.29
RMSE	1.09	0.25	0.55	0.18	0.16	0.30
2D & 3D	2D 1.12		3D 1.25	2D 0.24		3D 0.38
Improvement	-		-	79%		69%

V. 結論與建議

在 GNSS 遮蔽環境或具有挑戰性的環境中，本研究已經通過 INS/GNSS/NDT-SLAM 整合方案進行了提升定位精度效能測試。實驗結果證明，初始值和觀察環境是基

於 LiDAR 的 NDT 掃瞄匹配成功與否的主要關鍵。特別是在 GNSS 具有挑戰性的環境中，INS/GNSS 提供的初使值相對較差。使用更密集的點雲並在具有更均勻和連續特徵的豐富環境中進行觀察，來自人造結構的點雲可以補償和減輕初始值不良所導致的估計失準。未來可進一步擴展框架以添加更多資訊，例如找到適當數量的掃瞄幀以構建子圖，如[11]所述。另外避免在某些高動態運動中 NDT 掃瞄匹配失敗，應考慮使用更多附有不同方向的光達掃瞄儀，並應解決和研究更多各種情況，如[12]所述。

致謝

本研究獲得台灣國土測繪中心支持，研究案編號為 NLSC-109-13。

參考文獻

- [1] J. Zhang, and S. Singh, "LOAM : Lidar Odometry and Mapping in Real-time," In Robotics: Science and Systems 2014, 1-8.
- [2] T. Shan, and B. Englot, "LeGO-LOAM: Lightweight and Ground-Optimized Lidar Odometry and Mapping on Variable Terrain," 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Madrid, 2018, pp. 4758-4765.
- [3] L. Chang, X. Niu, and T. Liu, "GNSS/IMU/ODO/LiDAR-SLAM Integrated Navigation System Using IMU/ODO Pre-Integration," Sensors 2020, 20, 4702.
- [4] T. Liu, L. Chang, X. Niu, and J. Liu, "Pole-Like Object Extraction and Pole-Aided GNSS/IMU/LiDAR-SLAM System in Urban Area," Sensors 2020, 20, 7145.
- [5] P. Biber, and W. Straßer, "The normal distributions transform: A new approach to laser scan matching," In International Conference on Intelligent Robots and Systems 2003, 2743-2748.
- [6] M. Magnusson, A.J. Lilienthal, and T. Duckett, "Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT," Journal of Field Robotics 2007, 24, 803-827.
- [7] M. Magnusson, A. Nüchter, C. Lörken, A.J. Lilienthal, and J. Hertzberg, "Evaluation of 3D registration reliability and speed - A comparison of ICP and NDT," IEEE International Conference on Robotics and Automation 2009.
- [8] P.J. Besl, and H.D. McKay, "A method for registration of 3-D shapes," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1992, 14(2):239-256.
- [9] M. Magnusson, "The Three-Dimensional Normal-Distributions Transform --- an Efficient Representation for Registration, Surface Analysis, and Loop Detection," PhD Thesis, School of Science and Technology, Örebro University, Örebro, Sweden, 2009.
- [10] Donoho, D. L. De-noising by soft-thresholding. *IEEE transactions on information theory*, 1995, 41(3), 613-627.
- [11] S. Hu, S. Xiao, A. Zhang, Y. Deng, and B. Wang, "Continuous-Time Laser Frames Associating and Mapping via Multilayer Optimization," Sensors 2021, 21, 97.
- [12] W. Wen, L.T. Hsu, and G. Zhang, "Performance Analysis of NDT-based Graph SLAM for Autonomous Vehicle in Diverse Typical Driving Scenarios of Hong Kong," Sensors 2018, 18, 3928.