

國立清華大學 電機工程學系

實作專題研究成果摘要

Hybrid Environment-Resilient  
Multi-sensor Exploration System  
混合式環境適應型多模態感測探索系統

專題領域：系統領域

組 別：B626

指導教授：馬席彬 教授

組員姓名：張皓翔、邱泓斌

研究期間：2025 年 02 月 26 日至 2025 年 11 月 19 日止，共9個月

## 摘要

本研究旨在設計一個低成本、高度可複製且開源的多感測器無人機端到端測試平台 HERMES (Hybrid Environment-Resilient Multi-sensor Exploration System)，以支援韌性探索與搜尋救援等任務，並提供一個易於取得的研究與教育基礎架構。隨著空拍技術普及，高解析度空拍影像可用於模擬衛星觀測，並可搭配 Structure-from-Motion (SfM) 生成粗略三維環境模型，使無人機在無需先驗地圖的情況下亦能進行自主導航與路徑規劃研究。

在系統整合方面，本研究著重於多感測器融合的開發與實作，整合 3D LiDAR、RGB-D 相機 (RealSense)、熱成像模組等，以支援在野火、濃霧、降雨等具挑戰性的環境下進行感知與人員搜尋相關研究。為驗證系統功能與資料流程，本研究亦實作多種感測與偵測方法，包括 LiDAR 3D SLAM、DBSCAN 分群、熱成像光流分析與 YOLO 影像偵測等。

在模擬環境方面，本研究採用 ROS 2 與 PX4，並利用 Pegasus Simulator Framework 於 Isaac Sim 4.5.0 中建立測試環境，使多感測器資料流、導航模組與控制系統得以反覆驗證。相較於傳統以 ROS 為主的 UAV 生態，本研究示範了以 ROS 2 為核心之新世代開發流程。

截至 11 月，本專題已完成無人機硬體平台、感測模組、軟體介面及模擬環境之實作。未來將進一步整合各項模組，朝向完整的自主探索系統發展。

DEMO



# 目錄

摘要 .....	i
目錄 .....	ii
一、 研究目的與動機 .....	1
二、 系統架構 .....	2
三、 平臺設計 .....	3
甲、 CAD 建模模擬 .....	3
乙、 嵌入式輔助系統 .....	4
丙、 系統通訊架構 .....	4
丁、 硬體規格 .....	4
四、 實驗結果 .....	5
甲、 定位技術 .....	5
乙、 物件辨識技術 .....	5
丙、 空照資料建模 .....	12
丁、 模擬環境 .....	12
五、 結論與未來方向 .....	13
六、 參考文獻 .....	14
七、 心得感想 .....	14

## 一、 研究目的與動機

近年來，無人機技術在全球商業、科研與軍事領域迅速發展，台灣亦將無人機視為重要的戰略與產業方向。政府積極推動無人機產業發展計畫，多家企業及研究單位投入研發，使得國內無人機技術與應用蓬勃成長。在調研市場現有的無人機平台後，我們發現市面產品雖然功能完整，但在可擴展性、可重製性與開源性上仍不足，限制研究人員在感測器整合、自主導航、韌性探索等議題上的延展性與系統化研究能力。

因此，本專題的核心動機在於利用手邊容易取得的實驗器材，自行設計並打造一套低成本、高度可複製且開源的無人機實驗平台 HERMES，希望作為學術與教育界在無人機研發上的基礎架構，降低研究門檻、提升自主性，並補足國內缺乏可開發性平台的不足。

為使平台具備「開箱即用」的特性，我們設計了一套完整的開發 pipeline，涵蓋模擬環境建立、硬體設計、機體整合、多感測器配置與軟體開發。硬體部分參考國內外業界主流的多感測器布局，以確保系統的研究效率與擴充性。軟體與模擬部分則採用 ROS 2、PX4 與 Isaac Sim 4.5，並透過 Pegasus Simulator Framework 建立模擬環境，以取代傳統的 ROS + Gazebo，讓我們的研究流程能與國際最新生態接軌。

最終，我們希望將本平台回饋至開源社群，使沒有無人機背景的學生與研究者也能輕鬆上手，促進台灣在無人機自主探索、多感測器融合與搜尋救援領域之發展，並強化國內無人機研發能量。

## 二、 系統架構

本研究所提出的 HERMES 系統架構涵蓋自前端感測、資料處理、地圖建置、導航規劃至災區搜尋救援等完整流程。整體架構可分為四大部分：(1) 多感測器前端、(2) 地圖生成與前處理、(3) 定位與多感測器融合、(4) 自主導航與搜尋救援執行，以下分別說明。

---

### 1. 多感測器前端 (Onboard Sensing & Fusion Front-End)

機載端搭載多種類型之感測器，包含 3D LiDAR、RGB-D (RealSense) 相機、熱成像相機、IMU/GNSS。各感測器資料首先經過：

- 時間同步 (Time Sync)
- 外參校正 (Extrinsic Calibration)

以確保後端融合演算法能以統一座標及時間基準運作。

系統亦可根據任務環境調整感測器權重 (例如：在野火、濃霧、雨天提升熱成像與雷達權重)，以增強惡劣環境下的韌性。

---

### 2. 地圖生成與環境前處理 (Pre-Process & Map Generation)

若目標區域無現成地圖，系統可利用：

1. 空拍影像 / 模擬衛星影像
2. 衛星影像資料

進行：

- 初始 3D 點雲生成 (Initial Point Cloud)
- 結構光重建 (Structure-from-Motion, SfM)

生成粗略全域地圖 (Low-Resolution PCM)，用於後續導航與定位。若通訊可行，地圖可即時上傳至地面站或雲端；若通訊受限，系統將緩存資料並於稍後增量更新。

---

### 3. 定位與多感測器融合 (Localization & Multi-Sensor Fusion)

所有感測器資料送入前端後，系統根據 GNSS 狀態選擇不同模式：

- GNSS 正常：使用 SLAM / 定位模組與已建立地圖對齊，進行穩定定位。
  - GNSS 衰退或受干擾 (GNSS Degraded)：自動切換至 VIO / LIO。
- 

### 4. 自主導航與搜尋救援任務 (Navigation & Search-Rescue Execution)

基於已融合之定位資訊與地圖，系統進行以下任務流程：

1. 地圖配準：將 UAV/Drone 感測到的局部點雲與先前生成的粗略點雲疊合。
2. 無需先驗地圖的路徑規劃：系統可直接規劃從當前位置前往指定災害區位置的路徑。
3. 動態避障與重規劃

4. 人員偵測與熱點定位
5. 抵達：進行任務，如補給投放、廣播定位訊息、或標示受困者座標。

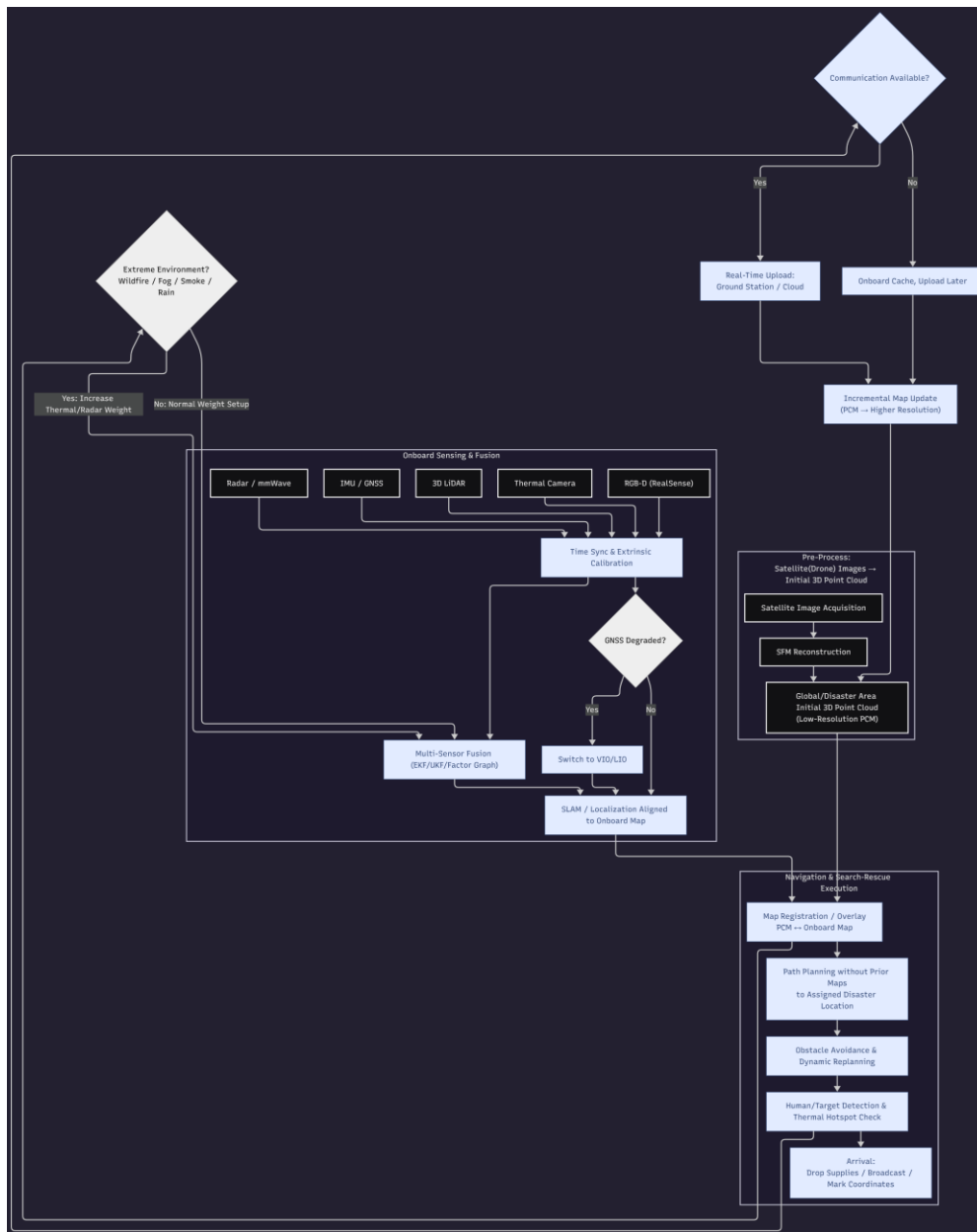


Fig. 1. HERMES system architecture.

### 三、 平臺設計

#### 甲、 CAD 建模模擬

為確保最終硬體配置的可行性與結構完整性，本研究首先於 CAD 中完成 1:1 比例的無人機建模，用以模擬感測器佈局與空間干涉情形。其後依據實驗需求挑選適合的感測器模組，並針對機體外殼與安裝結構進行設計。最終，完成之零件以 3D 列印製作，以快速驗證外殼強度、組裝方式與整體整合效果。

本機採用 410 mm 軸距設計，整備重量約 3 kg，搭載 5400 mAh 鋰電池，機上平均功耗約為 21 W。在感測器配置上，為降低重量與複雜度，本研究僅使用單一

類 3D LiDAR 並採用下置式配置。此佈局在地形掃描方面具有更高的覆蓋率與友善性，但同時也使起落架的結構設計需特別考量，以避免干涉量測光束並確保點雲品質。

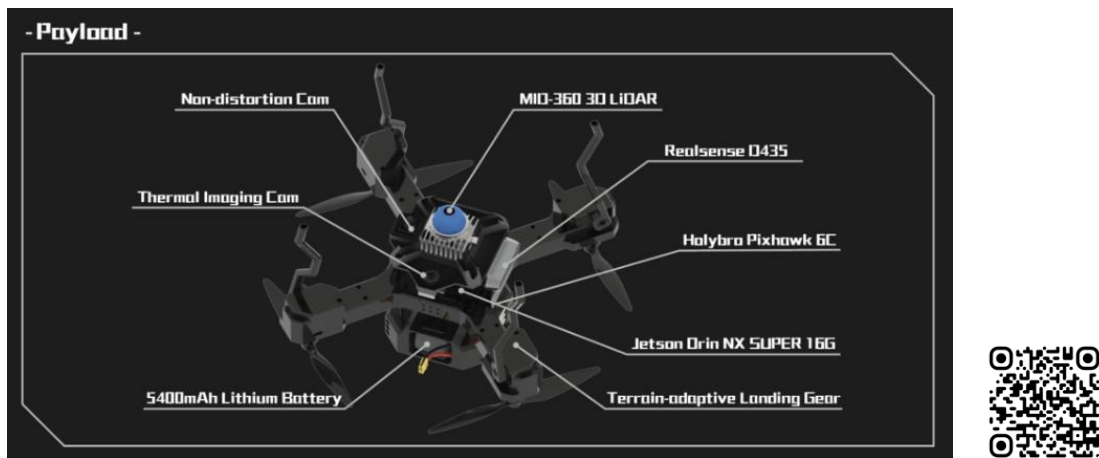


Fig. 2. UAV payload configuration and sensor layout.

為獲得更乾淨的量測資料並提高後續開發的彈性，HERMES 採用可收折式起落架設計，使 LiDAR 在飛行時不受遮擋，並可根據地形狀態進行自適應展開。此設計不僅提升點雲資料的完整性，也強化了平台在多環境下的通用性與可擴充性。

#### 乙、 嵌入式輔助系統

機體內部空間相當緊湊，除核心飛控 Pixhawk 6C 外，本研究另設計一套以 ESP32-C3 為基礎的嵌入式輔助系統。此系統可獨立控制起落架，並負責即時監測電力系統狀態（如電池電壓、電流與健康度），確保飛行過程的安全性。此外，該模組亦具備與 ROS 2 進行通訊的能力，透過 micro-ROS 將機上感測資訊回傳。

#### 丙、 系統通訊架構

本系統的通訊架構整合多種感測來源與飛控模組，並由 Jetson Orin NX 作為主運算平台負責資料同步、推論與導航決策。所有感測器透過 Ethernet、USB UVC、USB Serial (micro-ROS) 與 UART MAVLink 等介面連接至主機，並支援外部地面站 (QGroundControl) 進行狀態監控與遙測。

#### 丁、 硬體規格

類別	元件名稱	規格 / 參數
機體參數	軸距	410 mm
	重量	約 3 kg
	電池	LiPo 5400 mAh
	平均功耗	21 W
上位機	Jetson Orin NX	8-core / GPU / 16GB RAM

<b>3D LiDAR</b>	MID-360	水平 FOV： 360° 垂直 FOV： 59° 量測距離： 20–30 m
<b>RGB-D 深度相機</b>	Intel RealSense D435	RGB： 848×480 / 30 FPS Depth： 848×480 / 30 FPS FOV： 85°×58°
<b>RGB 廣角相機</b>	MT-2602U USB Camera	RES： 1920×1080 / 30 FPS FOV： 90° 無畸變
<b>熱成像相機</b>	JS-MINI256-9 (4 mm)	RES： 256×192 / 25 FPS FOV： 56°×42° 焦距： 4 mm
<b>飛控 PX4</b>	Pixhawk 6C	內建 IMU、Barometer
<b>GPS</b>	Holybro M9N GPS	25 Hz (4 concurrent GNSS)

## 四、 實驗結果

在本研究中，為了達成無人機在不同環境下的自主定位與導航搜救任務，實驗了多模態感測器的融合定位與視覺感測器的物件辨識技術。分為以下幾點技術摘要：

### 甲、 定位技術

#### 1. FAST-LIO2 SLAM

透過 IMU 資訊與三維 Lidar 點雲的緊耦合融合，實現無人機系統在未知環境下的高效定位與建圖。

#### 2. 全域地圖重定位 (SLAM Global Localization)

基於已知環境地圖，透過局部點雲與地圖點雲進行位置重定位，減少無人機長期運行下的累積誤差以提昇定位穩健度。

#### 3. AR Marker 起飛輔助定位

### 乙、 物件辨識技術

#### 1. 基於熱成像以 Lucas-Kanade 光流與 DBSCAN 分群的目標偵測

在低能見度環境下，以熱成像影像為基礎，使用光流場運動向量估計，與密度式聚類 DBSCAN 演算法，針對具溫度特徵的移動物體偵測

#### 2. 基於 RGB 相機以 YOLO 深度學習的目標偵測

在一般環境下，以彩度影像為基礎，結合 YOLO 模型，取得目標分類結果

#### 3. 基於 Lidar 以 DBSCAN 分群的障礙物偵測

在一般與強光環境下，以 Lidar 點雲為基礎，使用密度式聚類 DBSCAN 演算法，針對無人機 360 度靜態與動態物體的障礙物偵測

以下針對各項技術詳細介紹

## 【 FAST-LIO2 SLAM 】

在本實驗中，以 FAST-LIO2 為基礎，實現並搭建了一個無人機系統在未知環境下的高效定位。

FAST-LIO2 採用 **tightly-coupled iterated Kalman filter (IKF)** 做為狀態估計框架 (紅色虛線區域)，將 Lidar 掃描點雲作為輸入，更新並進行無人機的位姿與狀態估計。在每次的更新後，優化後的 Lidar 掃描會整合至全域地圖。

全域地圖以 **incremental k-d Tree(ikd-Tree)** 作為資料結構，搭建一個大範圍的三維地圖結構。當有新的 Lidar 掃描點雲輸入時，根據 IMU 提供的里程計頻率 (odometry frequency)，插入到 ikd-tree 中以合併至全域地圖，並實現動態的樹平衡。而當 Lidar 視野 (FoV) 超出地圖結構範圍時，會將過期的點刪除，以維持運算效率與記憶體管理。

我們將此算法整合進無人機系統中，以 50Hz IMU 與 10Hz Lidar 作為輸入，建立在未知環境下的高效定位與建圖，並發布里程計對無人機當前位姿  $T_{odom \rightarrow base\_link}$

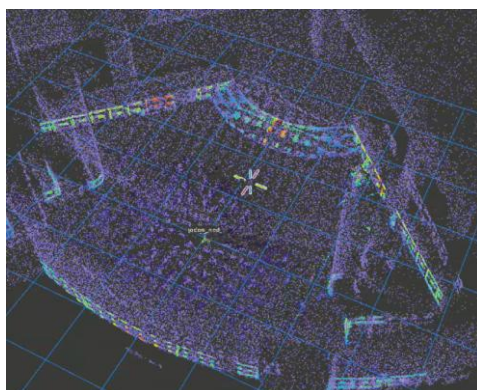


Fig. 3. Global LiDAR map generated using FAST-LIO2.

以上是我們實際在無人機上進行運算並建圖的效果，並列出建圖的相關參數：

FAST-LIO2	SLAM 參數
地圖點雲數量	105,886 點
地圖覆蓋範圍	40.989 m (長), 48.040 m (寬), 9.554 m (高)
地圖體積	18,813.985 m <sup>3</sup>
平均點雲密度	5.628 points/m <sup>3</sup>
感測器頻率	LiDAR 10 Hz + IMU 50 Hz
演算法頻率	里程計 (Odometry) 50 Hz

## 【 全域地圖重定位 SLAM Global Localization 】

本實驗嘗試在已知環境下，結合 FAST-LIO2 建立之全域點雲地圖與里程計 (Odometry) 提供的無人機當前相對位姿變換  $T_{odom \rightarrow base\_link}$ ，實做一套基於全域地圖的重定位方法。

## (1) 算法概述

基於全域點雲地圖，系統將當前無人機視野下的局部點雲（Current Scan）與全域地圖進行配準。我們採用 **迭代最近點演算法（Iterative Closest Point, ICP）**，估計兩個點雲之間的三維剛體變換矩陣  $T \in SE(3)$ ，該矩陣由旋轉矩陣  $R$  與平移向量  $t$  組成：

$$T = \begin{pmatrix} R & t \\ 0^T & 1 \end{pmatrix}$$

以此進行無人機的絕對位姿估計。

## (2) 算法流程

### i. 初始化與子地圖提取

在地圖重定位的架構中，首先給予無人機一個初始位姿。根據此初始位姿，推算出當前無人機里程計座標系相對於地圖座標系的位姿變換猜測  $T_{map \rightarrow odom\_guess}$ 。

隨後，利用此猜測值提取子地圖（Submap），基於當前位姿反推地圖點  $p_{map}$  在無人機機體座標系下的座標  $p_{base}$ ，並進行視場角（FOV）與距離過濾

$$p_{base} = \left( T_{map \rightarrow odom\_guess} \times T_{odom \rightarrow base\_link} \right)^{-1} \times p_{map}$$

僅保留滿足平面距離  $d_{xy} = \sqrt{x^2 + y^2} \leq 30.0(m)$  的點雲作為子地圖。

### ii. ICP 匹配

初始的 Lidar 掃描會與提取出的子地圖執行 ICP 匹配，將初始點雲與地圖對齊。定義匹配度（Fitness）閾值將 Point Cloud Library（PCL）庫計算的均方誤差（MSE）映射至  $(0,1]$  區間：

$$Fitness = \frac{1}{1 + MSE}$$

如果對齊後的匹配度符合 **85%** 以上（即  $Fitness > 0.85$ ）的要求，則接受此位姿轉換，並更新變換  $T_{map \rightarrow odom}$ 。

初始化成功後，進入 **0.5 Hz** 的週期性 ICP 匹配流程，定期消除無人機里程計累積誤差。週期性的匹配會使用 **上次成功的**  $T_{map \rightarrow odom}$  提取新的子地圖並嘗試下一次

匹配。若匹配度符合閾值，即更新變換並發布至變換融合（Transform Fusion）節點。

### iii. 變換融合 (Transform Fusion)

最後，在變換融合節點中，將 FAST-LIO2 提供的里程計相對變換 $T_{odom \rightarrow base\_link}$ 與 ICP 演算法計算出的地圖校正變換 $T_{map \rightarrow odom}$ 結合，計算出無人機在全域地圖下的最終位姿 $T_{map \rightarrow base\_link}$ ：

$$T_{map \rightarrow base\_link} = T_{map \rightarrow odom} \times T_{odom \rightarrow base\_link}$$

### iv. 其他優化

為了提昇系統的運算效率與魯棒性，我們採用了 **體素下採樣（Voxel Grid Downsampling）** 與 **多尺度 ICP（Multi-scale ICP）** 算法。

將輸入的 Lidar 掃描局部點雲與子地圖點雲分別進行體素下採樣，並依序以不同尺度因子的 ICP 匹配進行點雲的粗匹配與細匹配

1. **粗匹配 (Coarse Refinement):** 使用尺度因子  $Scale = 5.0$ 
  - 局部點雲降採樣： $0.1 \times 5.0 = 0.5m$
  - 子地圖降採樣： $0.4 \times 5.0 = 2.0m$
  - 最大對應距離： $5.0m$
2. **細匹配 (Fine Refinement):** 使用尺度因子  $Scale=1.0$ 。
  - 掃描降採樣： $0.1m$
  - 地圖降採樣： $0.4m$
  - 最大對應距離： $1.0m$

透過由粗到細的匹配，系統能在大範圍誤差下快速收斂，並獲得高精度的全域定位結果。

以此全域地圖重定位，我們將無人機在全域地圖下的最終位姿發佈到 PX4 飛控上的擴展卡爾曼濾波器(EKF Filter)並與 IMU 積分路徑進行定位資訊融合，比較無人機最終飛行航線與純 SLAM 全域地圖定位的結果。

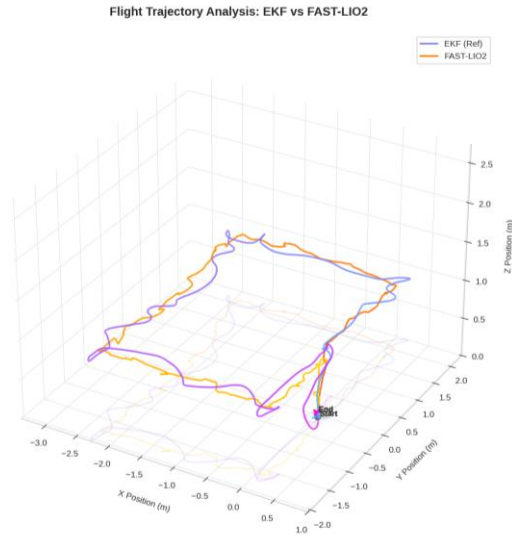


Fig. 4. Flight trajectory comparison of PX4 EKF and FAST-LIO2.

我們將無人機的航線設定為三維已知地圖中一個長 3.5 公尺寬 2.5 公尺的長方形，並比較全局定位的結果，可以發現純 SLAM 定位的結果相較 PX4 上 EKF 定位資訊融合後的結果更穩定，由於 IMU 積分定位的飄移，導致最終 EKF 的路徑有較明顯的晃動。

### 【基於熱成像以 Lucas-Kanade 光流 與 DBSCAN 分群的目標偵測】

在低能見度環境下，一般 RGB 相機無法取得良好的資料品質。為此，我們選用熱成像感測器，整合 **Lucas-Kanade 光流法 與 DBSCAN 分群演算法**，嘗試無人機在此環境下對於有溫度且移動的物體進行目標偵測。

#### (1) 算法概述

將連續的影像幀，以幀差法對於動態區域的篩選，基於此動態區域進行角點檢測提取特徵，對特徵點進行光流估計並以速度及位置資訊構建特徵向量，最後以分群演算法區分出移動物體並框出

#### (2) 算法流程

##### i. 幀差法與預處理

為了辨識移動中的物體，首要目標是排除靜態背景，因此我們首先利用幀差法，對輸入影像流進行預處理。對於兩連續的熱成像影像  $I_{t-1}(x, y)$  與  $I_t(x, y)$  進行幀差，並算出兩幀之間的差異  $D(x, y)$ 。接著設定閾值  $T = 25$  產生二值化遮罩  $M(x, y)$ ，若  $D(x, y) \geq T$  則視為移動區域。最後，對移動區域的像素加入侵蝕與膨脹形態學的操作進行去噪，以獲得更乾淨的移動區域。

##### ii. 特徵提取與光流估計

在特徵提取階段，我們直接採用 **OpenCV** 庫 **Shi-Tomasi 角點偵測算法**。該算法計算影像梯度矩陣  $G$ ，並以其最小特徵值  $R = \lambda_{\min}(G)$  將角點視為特徵點的評分標準。如果  $R$  大於設定的品質閾值，且與其他已為特徵點的角點大於最小距離，則將其納入特徵點，以下是角點偵測的重要參數：

最大角點數量	100
角點品質閾值 (越小會檢測到越多角點)	0.3
最小距離	7

針對提取出的特徵點，我們使用 **Lucas-Kanade 光流法** 進行追蹤。基於亮度守恆假設 (Brightness Constancy)

$$I(x + u, y + v, t + 1) \approx I(x, y, t)$$

進行泰勒展開得出  $I_x u + I_y v + I_t = 0$

對於移動區域  $M(x, y) = 25$  的範圍內，所有像素的線性方程組為：

$$\underbrace{\begin{bmatrix} I_x(\mathbf{p}_1) & I_y(\mathbf{p}_1) \\ I_x(\mathbf{p}_2) & I_y(\mathbf{p}_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(\mathbf{p}_{25}) & I_y(\mathbf{p}_{25}) \end{bmatrix}}_{\substack{A \\ 25 \times 2}} \underbrace{\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}}_{\substack{\vec{v} \\ 2 \times 1}} = - \underbrace{\begin{bmatrix} I_t(\mathbf{p}_1) \\ I_t(\mathbf{p}_2) \\ \vdots \\ I_t(\mathbf{p}_{25}) \end{bmatrix}}_{\substack{b \\ 25 \times 1}}$$

利用最小平方法求解速度向量  $\vec{v} = [u, v]^T = (A^T A)^{-1} A^T b$

為了提升大位移下的追蹤穩定性，我們採用 **Pyramidal LK 光流法**，設定終止條件為 10 次的迭代或位移變化小於 0.03。

### iii. 特徵向量建構與 DBSCAN 分群

為了將篩選出的移動特徵點分群為一個物體，我們對每個追蹤點建立一個 4 維特徵向量  $\mathbf{z}_i$ ，同時包含速度與位置資訊

$$\mathbf{z}_i = \begin{bmatrix} v_x^{(i)} \\ v_y^{(i)} \\ x^{(i)} \\ y^{(i)} \end{bmatrix}$$

接著使用 **DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)** 演算法進行分群。定義兩特徵點間的距離

$$d(\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j) = \|\mathbf{z}_i - \mathbf{z}_j\|_2$$

對於某點  $\mathbf{z}_i$  的鄰域內的點數量  $|N_\varepsilon(\mathbf{z}_i)| \geq \text{minPts}$ ，則將其標記為核。也就是說，如果某個點周圍半徑  $\varepsilon$  內的點數不少於  $\text{minPts}$ ，則視為核。我們設定  $\varepsilon = 18$ 、 $\text{minPts} = 5$ ，對移動物體的角點分群，並排除雜訊點

最後，針對每個分群結果，計算群中的像素座標極值，畫出每個群的 Bounding Box 來標記移動物體

### 【基於 RGB 相機以 YOLO 深度學習的目標偵測】

在一般環境下，RGB 相機能有良好的資料品質，因此我們嘗試以 YOLO 深度學習模型，直接進行目標偵測並分類。目標是獨立分類出人物的類別。利用 Jetson Orin NX 平台的 CUDA 庫進行加速，在影像流輸入為 848x480 像素解析度下，可以達成穩定約 30 fps 的辨識頻率。在圖像進出模型計算的延遲約為 2~3 毫秒。同時，為了提昇辨識精度，我們基於 VisDrone Dataset 自行訓練了 YOLOv11 模型，並與 YOLOv8 模型最終效果比較如下。

YOLOv11 VisDrone Dataset	
<b>mAP@50</b>	<b>0.324</b>
<b>mAP@50-95</b>	<b>0.191</b>
<b>Precision</b>	<b>0.434</b>
<b>Recall</b>	<b>0.325</b>

在 VisDrone 數據集中，模型在 mAP@50 為 32.4%，表示其能在無人機視角這類人物較小的困難場景下進行基本的物體偵測。然而，mAP@50-95 僅為 19.1%，說明預測框與真實物體在位置和形狀上仍存在明顯差距。

根據 Precision 和 Recall，模型預測出的物體中有 43.4% 被正確預測，但真實物體中卻只有 32.5% 被成功偵測到。代表在無人機的視角下，多數的小物體或是被遮擋的人物很難被檢測出來。模型在未來還有持續優化空間。

### 【基於 Lidar 以 DBSCAN 分群的障礙物偵測】

本實驗中，同樣使用 50Hz Lidar，考慮在強光或一般環境下，直接使用三維 Lidar 點雲位置資訊，對空間中的點集進行分群，使無人機能夠偵測當前任何靜動態障礙以進行後續避障。在 DBSCAN 分群中對於特徵點  $\mathbf{p}_i$  定義特徵向量為位置資訊

$$\mathbf{p}_i = \begin{bmatrix} X^{(i)} \\ Y^{(i)} \\ Z^{(i)} \end{bmatrix}$$

我設定  $\varepsilon = 0.05$ 、 $\text{minPts} = 00$ ，代表兩點距離小於 5 cm 才會被視為同一群且一群中至少要有 100 點，以排除雜訊點。

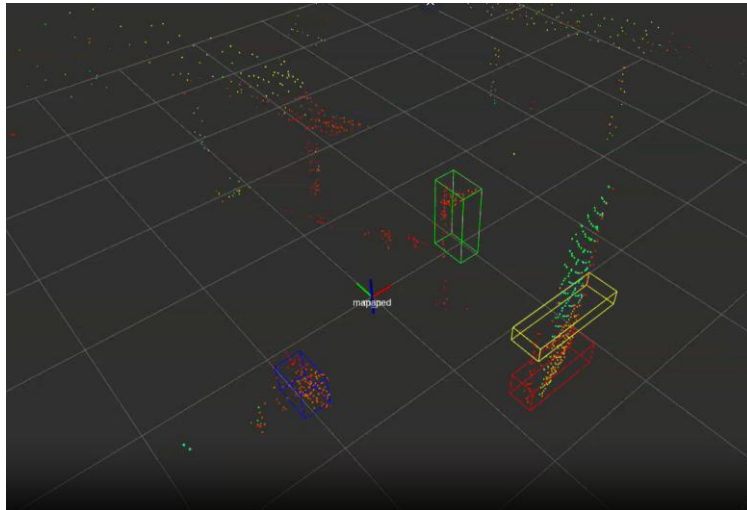


Fig. 5. DBSCAN clustering results on 3D LiDAR point clouds.

### 【AR Marker 起飛輔助定位】

由於無人機在低高度起飛時，LiDAR 可取得的點雲量較少，造成初始姿態估測不穩定。為改善此問題，本研究在起飛區域加入 ArUco Marker，並使用機載 RGB 相機進行偵測，以提供短距離、高精度的起飛初始姿態。ArUco 偵測由 ROS 相機節點與 ArUco 標記辨識模組協同完成，提供穩定、低延遲的位姿資訊，使無人機能更平順地切換至多感測器融合定位。

### 丙、 空照資料建模 (SfM Reconstruction)

為了在模擬環境中建立更貼近真實世界的大尺度 3D 測試場景，本研究額外加入 Structure-from-Motion (SfM) 影像建模流程。除了自製模擬地形外，我們亦使用高解析度空拍影像重建清華校園的大範圍三維點雲模型，使系統能在更真實且複雜的空間進行 SLAM、導航及視覺偵測等測試。

本研究所使用的空照資料由 國立清華大學 資訊工程學系 朱宏國 教授 提供，在此致上誠摯感謝。

空拍影像由工程研究院拍攝團隊依照標準格網方式採集，並以 RealityCapture 完成相機位姿估計、特徵匹配、稠密重建等處理步驟，最終生成高密度 3D 點雲。此模型不僅可匯入 Isaac Sim，也可作為 FAST-LIO2、ICP 全域定位與感知演算法的離線測試環境。

### 丁、 模擬環境

為了提升模擬環境的真實程度，本研究在 Isaac Sim 4.5.0 與 Pegasus Simulator

Framework 當中，除了使用原生場景外，也整合了由空拍影像重建的 SfM 校園地圖。這類大尺度場景使我們能在模擬中測試：

- 多感測器 Lidar + Camera 資料流
- FAST-LIO2 在複雜環境中的表現
- ICP / Global Localization
- YOLO、人員偵測、光流追蹤
- UAV 自主導航與避障行為

研究過程中，我們也反向貢獻社群，協助新增 Pegasus 與 Isaac-Go2-ROS2 架構中的部分功能，相關 PR 如下：

- PegasusSimulator Pull Request #106  
<https://github.com/PegasusSimulator/PegasusSimulator/pull/106>
- isaac-go2-ros2 Pull Request #25  
<https://github.com/Zhefan-Xu/isaac-go2-ros2/pull/25>

此流程不僅提升了我們自身的系統整合能力，也讓整體專題成果能回饋社群。

## 五、 結論與未來方向

本研究完成了 HERMES 多感測器探索平台的硬體架構與多感測器資料流程，並完成整機整合與初步實地飛行測試。系統成功串接 3D LiDAR、RGB-D 相機、熱成像模組、UVC 相機、GNSS/IMU、PX4 航控，以及以 ESP32-C3 為基礎的微控制子系統，形成一個低成本、高可複製且具開源潛力的端到端 UAV 感知平台。目前 CAD 與部分模組程式碼已開源，提供後續研究者與教育場域使用。

初步飛行與感知實驗顯示，本系統可在低光源、遮擋環境中透過 YOLO、光流法與 DBSCAN 進行基礎人員偵測，並驗證多感測器資料在真實環境中的可用性。現階段已建立穩定的測試流程與硬體基礎，為後續完整自主探索奠定基礎。

未來將進一步朝以下方向深化：

1. **提升自主探索能力：**結合 SLAM、定位與路徑規劃模組，建立從感知到決策的完整自主探索流程。
2. **強化韌性感知：**引入更複雜的實地干擾（如煙霧、霧氣、局部遮擋、亮度變化等）以驗證極端場景下的可靠度，並考慮加入 mmWave/Radar 等感測器。
3. **開源平台完善化：**持續釋出更多韌體與 ROS 2 套件，形成可教學、可擴展的 UAV 多感測器研究平台。
4. **更完整的系統整合：**強化多感測器時間同步、融合演算法與資料視覺化界面，提升系統在真實環境部署時的實務可用性。

截至11月，HERMES 已完成多感測 UAV 平台的關鍵基礎建置，下學期將持續深

化自主能力、提升韌性感知並擴大開源內容，使其成為兼具研究價值與教育推廣性的實用測試平台。

## 六、 參考文獻

- [1] Z. Han, J. Jiang, X. Ding, Q. Meng, S. Xu, L. He, and J. Wang, “DenserRadar: A 4D millimeter-wave radar point cloud detector based on dense LiDAR point clouds,” *arXiv:2405.05131*, 2024.
- [2] X. Jia, C. Zhu, M. Li, W. Tang, S. Liu, and W. Zhou, “LLVIP: A Visible-infrared Paired Dataset for Low-light Vision,” 2023.  
(Dataset webpage: <https://bupt-ai-cz.github.io/LLVIP>)
- [3] Scikit-Learn Developers, “DBSCAN: Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise,” *Scikit-Learn Documentation*, version 0.23, 2020.
- [4] VisDrone Team, “VisDrone: Vision Meets Drones Dataset,” 2018.  
(GitHub Repository: <https://github.com/VisDrone/VisDrone-Dataset>)
- [5] Pegasus Simulator Team, *Pegasus Simulator Framework Documentation*, 2023.  
(Website: <https://pegassimulator.github.io/PegasusSimulator/>)
- [6] Z. Xu\*, C. Suzuki\*, X. Zhan, and K. Shimada, “Heuristic-based Incremental Probabilistic Roadmap for Efficient UAV Exploration in Dynamic Environments,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2024.
- [7] W. Xu, Y. Cai, D. He, J. Lin, and F. Zhang, “FAST-LIO2: Fast Direct LiDAR-Inertial Odometry,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 38, no. 4, pp. 2053 – 2073, 2022.
- [8] Santoro, F., Pedro, S., Tan, Z.-H., and Moeslund, T. B., “Crowd Analysis by Using Optical Flow and Density Based Clustering,” *Proc. 18th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, Aalborg, Denmark, Aug. 2010.

## 七、 心得感想

本次專題是我們首次從零開始開發完整的 UAV 系統。雖然過去曾從事 AMR 與 ROS 相關專案，但真正投入無人機領域後，才深刻體會到其複雜度遠超預期：多一維的自由度使定位、控制與導航的難度呈倍數提升，同時還必須兼顧動態環境、載重限制、電源管理與飛行安全性。系統中的每一個模組——從 FAST-LIO2、ICP 重定位、PX4 EKF 融合，到 LiDAR、RGB-D、熱成像與 micro-ROS 副控——都需要在限制條件下穩定運作，這對我們是全新的挑戰。

開發過程中，我們深刻體驗到「Sim-to-Real 落差」的現實。許多在 Isaac Sim 內表現穩定的模組，到了實機後會因時序延遲、振動噪聲、線路干擾、熱成像背景溫度變化等因素而產生差異，迫使我們從工程角度重新調整架構。像 FAST-LIO2

的點雲匹配、起飛時 LiDAR 視野不足造成的姿態不穩定、PX4 EKF 權重配置等，都需要反覆試飛、調參與記錄才能逐步達到可接受的穩定度。每一次實驗，我們都必須以「這可能是最後一次飛行」的心態謹慎面對。

同時，我們也體會到 UAV 系統強調的並非單一技術，而是整合能力：機體結構、電力系統、感測器遮擋、訊號同步、演算法佈署與安全性都缺一不可。能在大學階段完整經歷一套跨硬體、軟體與感知演算法的開發流程，是非常難得的經驗。我們特別感謝馬席彬教授的指導，讓我們在開發過程中不僅能向上吸收知識，還能反向向開源專案貢獻修補碼，這讓我們更有成就感。

回顧整學年，我們也意識到最初設定的專題規模確實過大。兩個人要在短時間內完成 UAV 機體設計、多模態感測整合、SLAM 與感知演算法開發、ROS 2 系統搭建與實飛測試，確實有相當的壓力。然而，逐步克服問題的過程也讓我們更具備工程思維與系統化開發能力。下學期我們將持續深化自主探索能力、改善感測融合與時間同步機制，並完善開源內容，使 HERMES 成為一套真正能被研究與延伸的 UAV 平台。