

基於深度學習之心臟超音波導航系統設計

組別 — C3

A Deep Learning-Based Navigation System for Cardiac Ultrasound

指導教授 — 吳明龍

專題成員 — 張昀棠、湯禮謙、劉紜妤、蔡朋峻

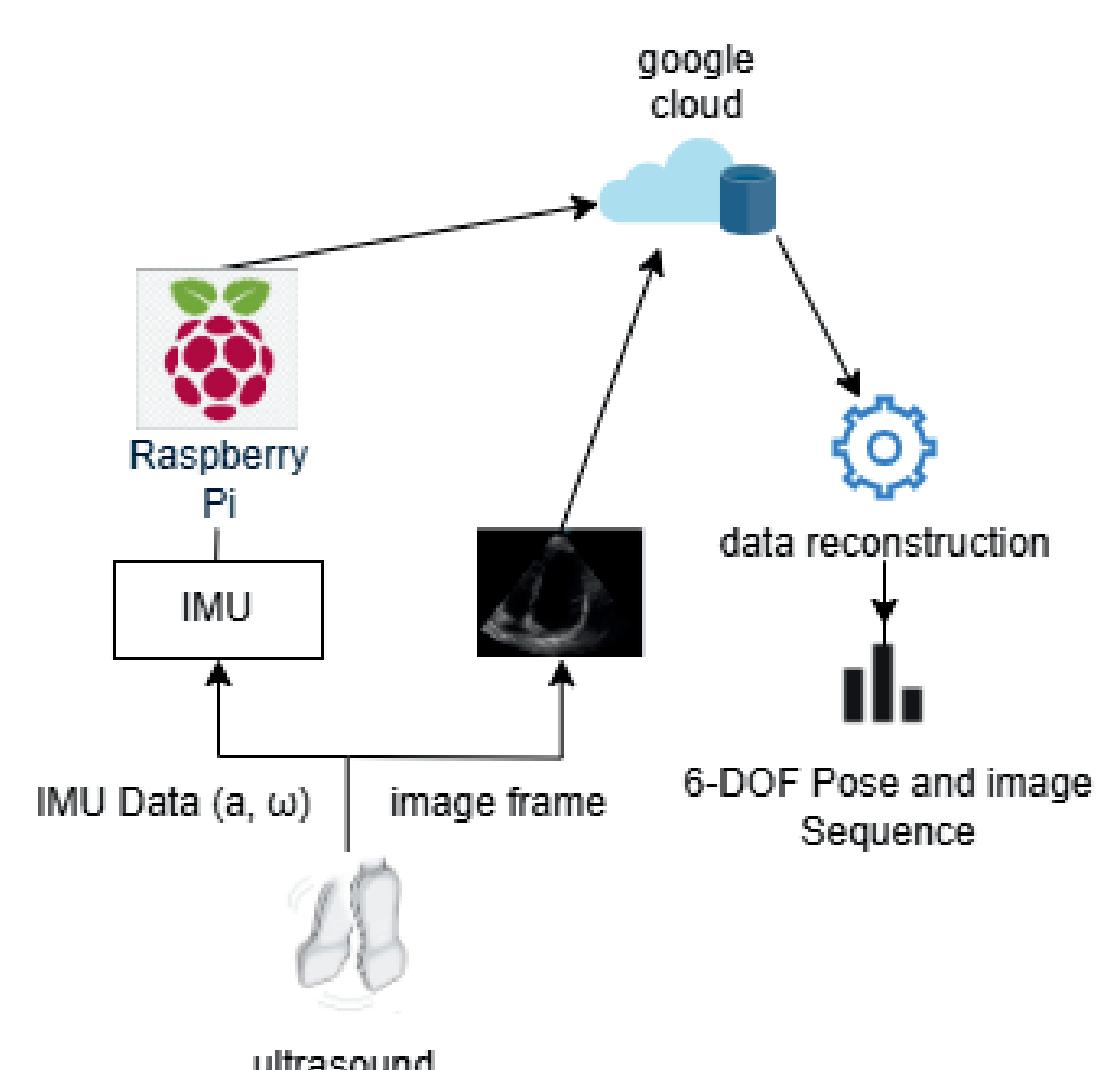
Introduction

- 心臟病為國人十大死因前二，獲取標準心臟切面影像仰賴專業操作。
- 操作門檻高，難以普及至偏鄉與初學者。
- 本研究希望基於深度學習導引探頭定位，可望整合至手持設備完成資料收集到初步診斷的自動化。

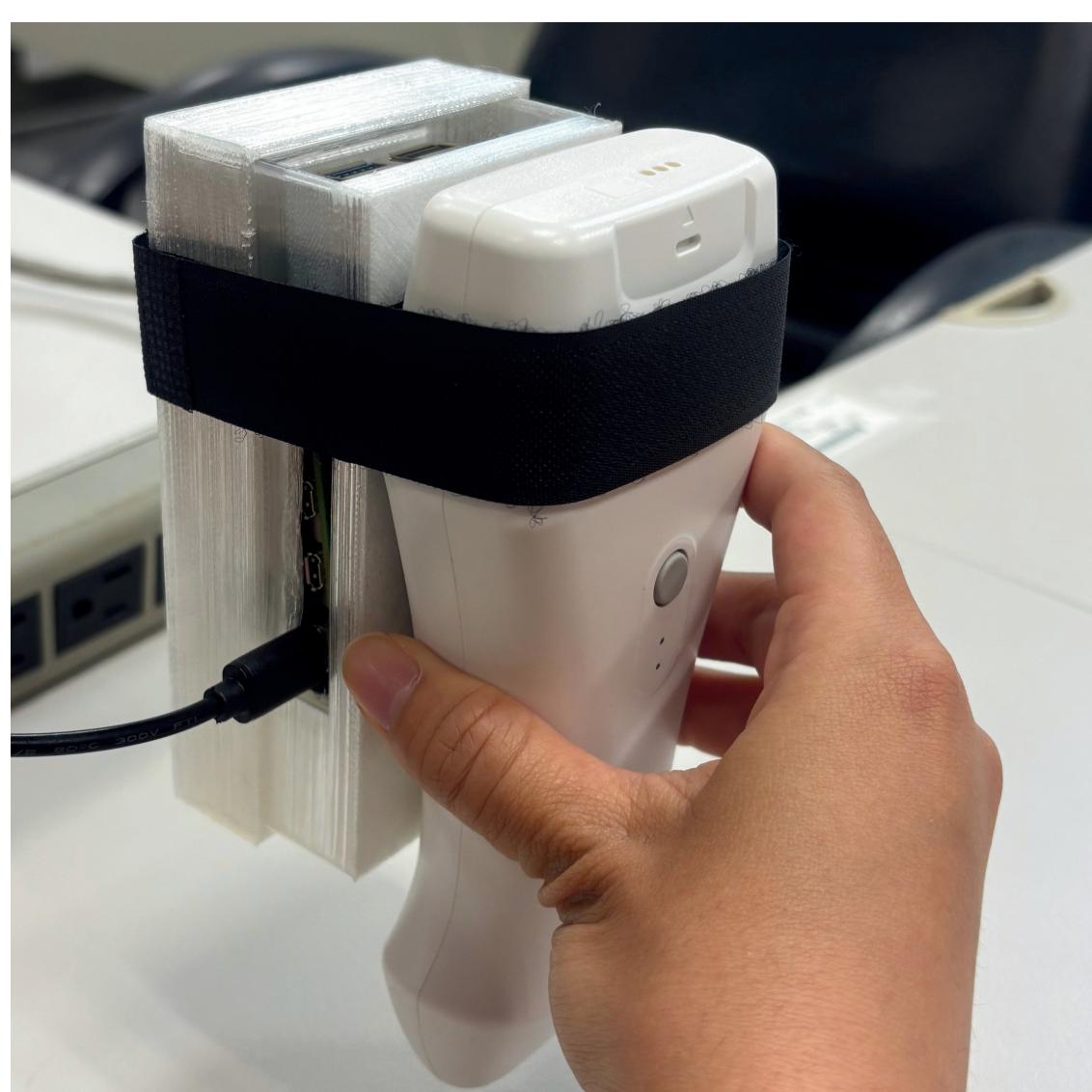
Materials & Method

探頭位姿紀錄

該紀錄系統用於臨床資料同步收集，系統結合 Raspberry Pi 與 IMU，可直接附於探頭上同步記錄掃描期間之 6 軸加速度數值，並改良 Mahony AHRS 演算法還原空間位姿，作為模型訓練標註依據。



圖一、資料收集流程圖



圖二、感測器使用示意圖

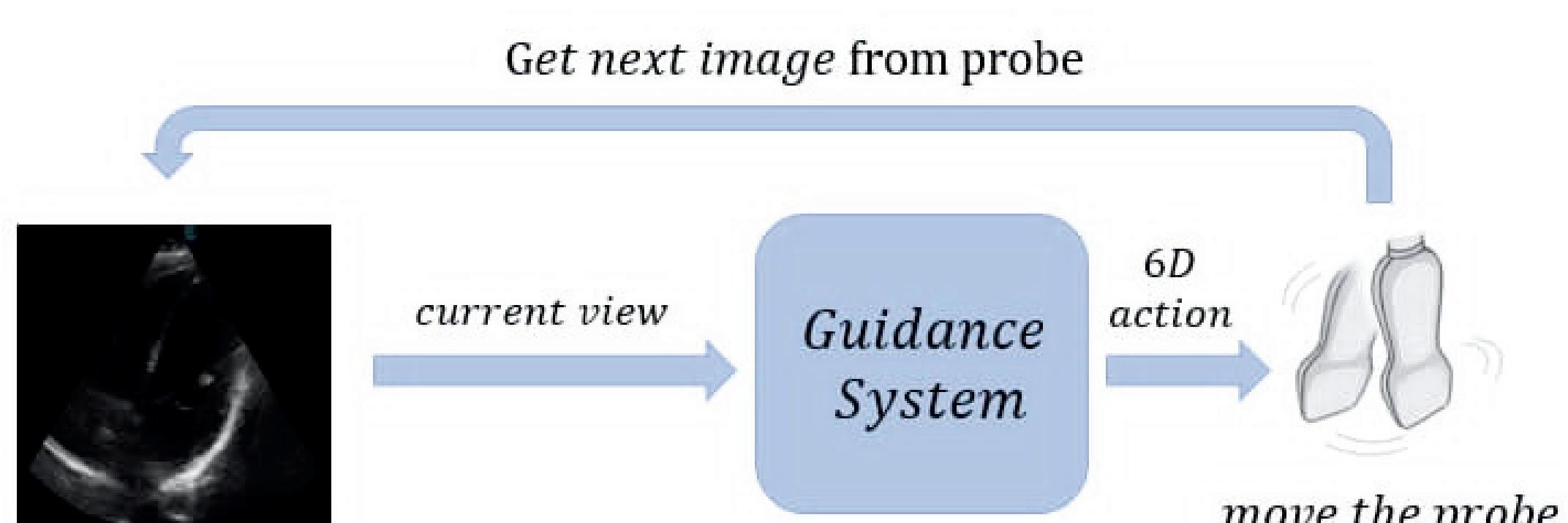
資料概覽

5 位病人、共 24 部專家導航影片，共 9377 帀，皆由專業人員操作，對應真實臨床掃描流程，以下為資料格式：

$$D = \{(I_t, p_t) | I \in R^{H \times W}, p_t \in R^6, t \in T\}$$

任務目標

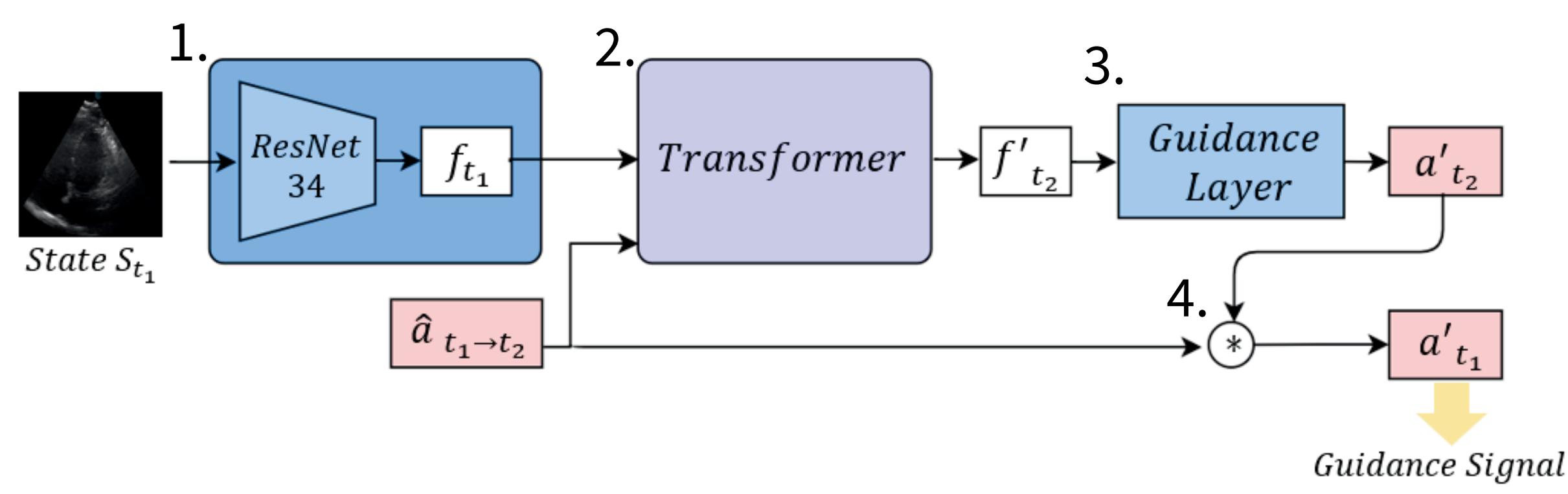
模型接收當前視角影像，預測使探頭對齊目標視角所需的動作。



圖三 任務目標流程圖

Model Architecture

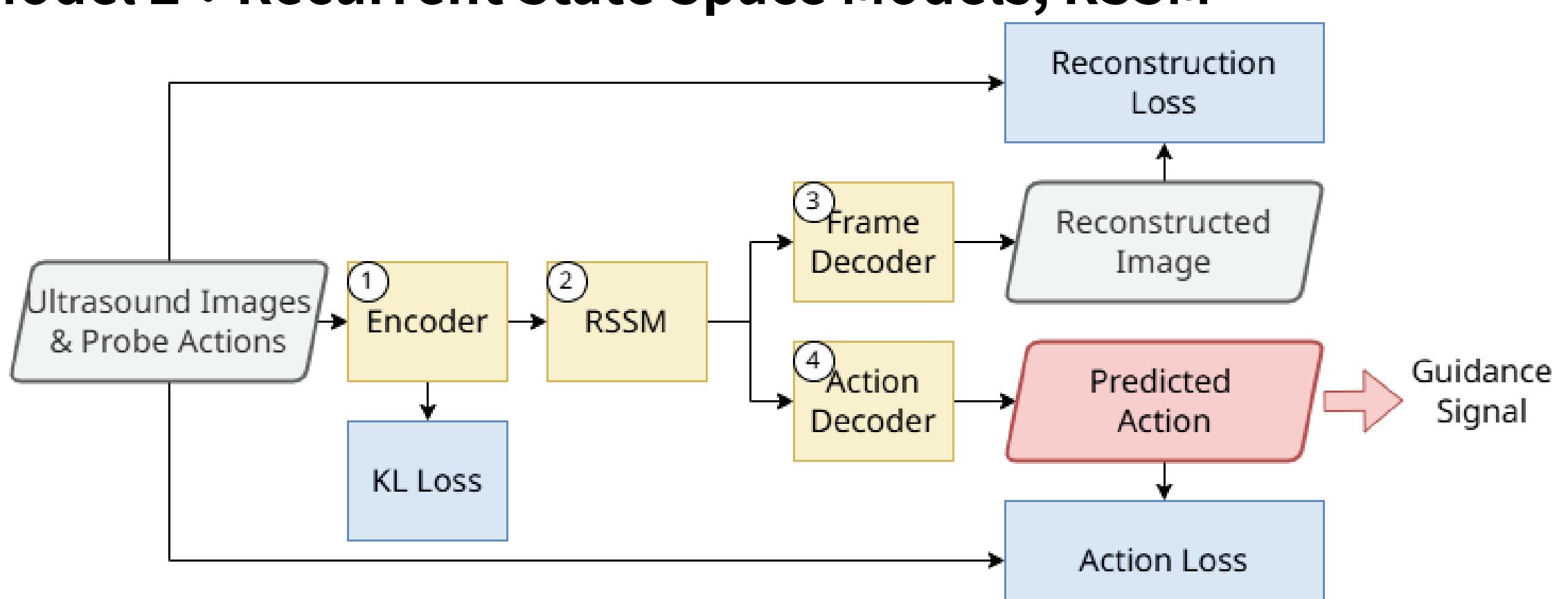
Model 1: Transformer-based model



圖四、Transformer Model Architecture

1. ResNet-34 (特徵擷取)
2. Transformer (預測未來特徵)
3. Guidance Layer (導引動作預測)
4. Action Combination Operator (動作整合與導引輸出)

Model 2 : Recurrent State Space Models, RSSM

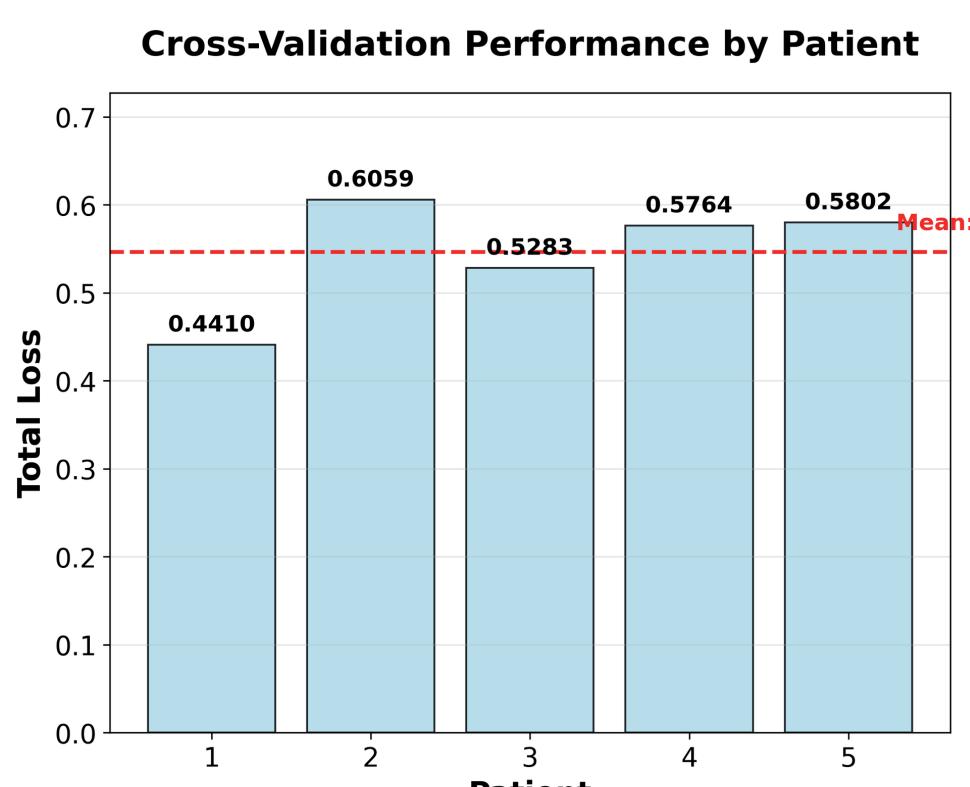


圖五、Recurrent State Space Models, RSSM

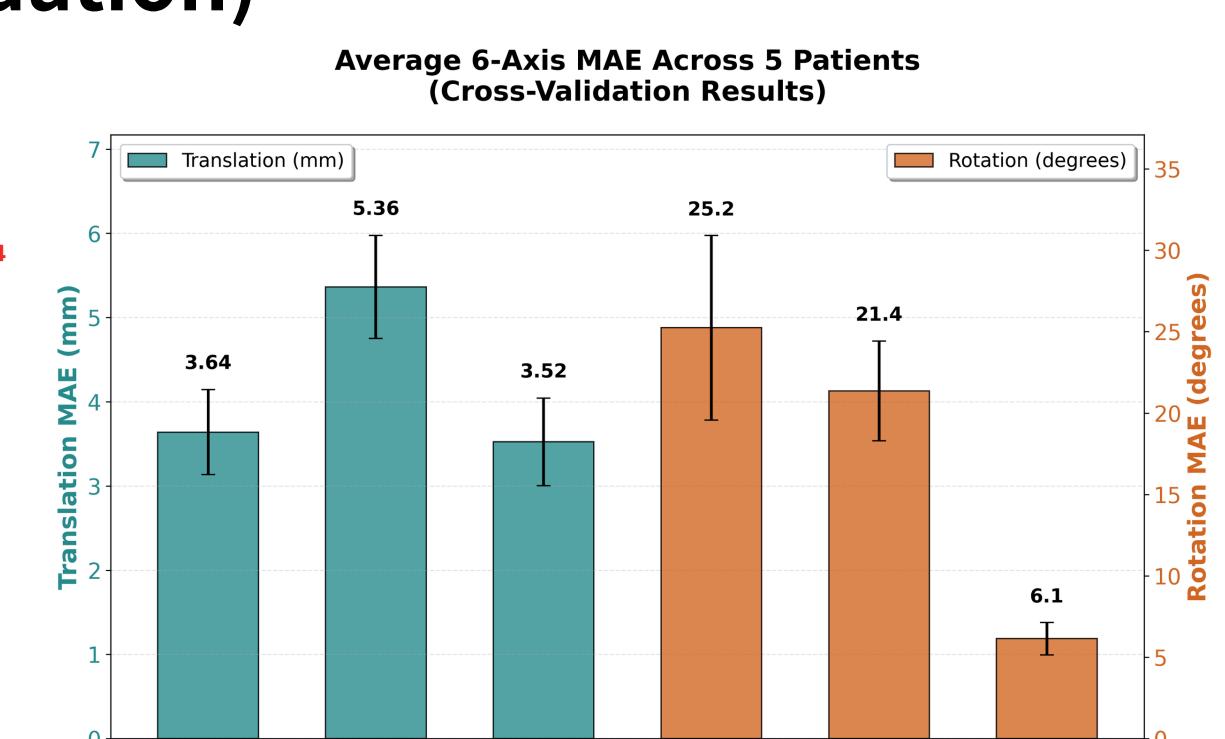
1. Encoder (影像特徵提取)
2. RSSM (結合影像特徵、歷史影像特徵與預測資訊)
3. Frame Decoder (解碼出預測的影像)
4. Action Decoder (解碼出預測的動作)

Result & Analysis

Model 1 模型表現 (Cross-Validation)



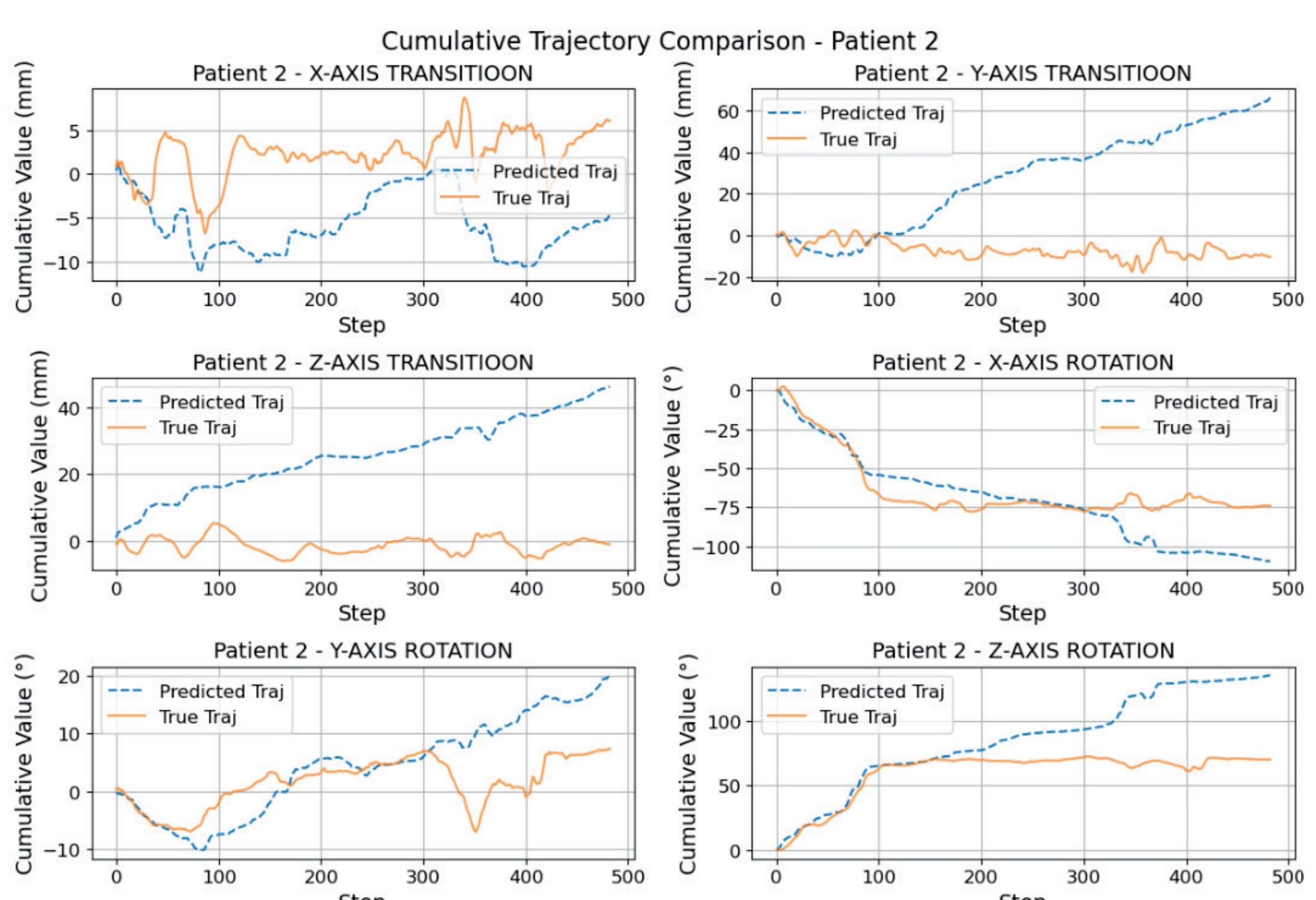
圖六、Cross-Validation Loss



圖七、Average MAE Across 6 Axes

- 模型在五位病人間表現差異大 (0.44 ~ 0.61)，泛化能力有限。
- 平移軸 (x/y/z) MAE 皆 < 6 mm，證明模型具備平面引導能力。
- Roll 與 Yaw 誤差偏高，未來將嘗試引入旋轉專屬損失 (如 geodesic loss)，並參考 US-GuideNet 的旋轉導引策略以強化角度預測。

Model 2 模型表現



圖八、6-DOF 預測軌跡與實際軌跡比較

- 受到多步誤差累積影響，結果偏差較大。
- 容易過擬合，測試集表現不佳。

目前模型基於 DreamerV2 架構簡化，未來可嘗試加入模擬器，將模型擴展成完整強化學習架構，提升精準度與泛化能力。

結論及未來改善方向

目前受限於資料量有限，模型雖能展現出一定預測能力，但表現仍有不少進步空間，以下歸納出幾點改善方向：

- 調整損失函數等參數，加強學習效果。
- 收集更多資料，提高模型泛化能力。