

結合蘭花辨識、定位追蹤與運輸安全評估之智慧移動溫室系統

An Intelligent Mobile Greenhouse System Integrating Orchid Recognition, Localization Tracking, and Transportation Safety Assessment

林奕安 陳旭承 黃韋翔 李俊霆 張子毅 高宇靖

國立聯合大學 資訊工程學系

苗栗市南勢里聯大2號

{U1224011, U1224012, U1224017, U1224044, U1224046} @nuu.edu.tw

摘要

本專題建構一套結合邊緣 AI 推理、異質通訊控制與多感測器整合之移動式智慧溫室監測系統。透過算子解耦與量化部署策略，實現蘭花辨識模型於嵌入式平台之高效率推論；藉由有線與無線異質通訊架構及防禦性編碼機制，提升實體控制系統之穩定性與可靠性；同時導入差分編碼與狀態判斷演算法，有效降低 GPS 資料冗餘與定位漂移影響。此外，結合雙目攝影機與 IMU 感測器進行環境感知與姿態監測，進一步提升移動式溫室之運行資訊完整性。實驗結果顯示，本系統能在有限硬體資源下兼顧辨識準確度、定位穩定性、通訊效率與即時控制能力，驗證其於智慧農業與邊緣運算應用之可行性與實用價值。

關鍵詞：邊緣 AI、智慧溫室、雙目攝影機、IMU、蘭花辨識

Abstract

This study implements a mobile smart greenhouse monitoring and control system integrating edge AI inference and distributed heterogeneous communication. An operator decoupling strategy is proposed for the orchid identification network to extract non-linear operations from the hardware DPU to the CPU, followed by fixed-point quantization and compilation via Vitis-AI. For distributed communication, the system heterogeneously integrates wired serial and wireless Socket networks

with compact command frames, introducing a defensive coding mechanism to suppress hardware oscillations caused by transient AI fluctuations. Finally, to mitigate data redundancy, differential encoding and a state detection algorithm are deployed to eliminate GPS drift. The proposed system successfully balances high precision and immediacy in closed-loop edge control under extreme hardware limitations.

一、簡介

1.1 研究背景

隨邊緣運算與物聯網技術發展，分佈式邊緣推理已成為智慧農業監測之核心。然而，移動式溫室與巡邏載具於實務部署時仍面臨底層技術瓶頸：首先，輕量化邊緣端晶片常因算力開銷與非線性激活運算，導致 AI 模型部署與硬體編譯受阻；其次，多晶片架構間若缺乏精簡協定，易引發通訊延遲，且實體控制硬體易受 AI 訊號起伏干擾而產生高頻震盪；此外，載具進行即時軌跡追蹤時，連續傳輸不僅加重網路通訊負擔，定位訊號亦易受噪訊干擾而產生數據漂移。因此在資源受限之硬體環境下，實現輕量化、防震盪且低通訊負擔之自動化控制系統，為當前亟待解決之課題。

1.2 研究目的

承接上述研究背景，本系統旨在設計並實作一套結合『邊緣端 AI 推理』與『分佈式異質通訊控制』的移動式智慧溫室監測控制系統，將傳統的單點數據收集轉化為具備高即時性與防禦性穩

定的自動化閉環決策鏈。

二、系統內容

2.1 系統架構

本系統為一個由邊緣 AI 推理到環境控制的端到端架構，如圖 1 所示：前端在 PYNQ-ZU 上由 ARM CPU 進行影像前處理後，交由 DPU 執行並將 Softmax 解耦至 CPU 完成分類；結果透過有線序列埠封包傳送至 Raspberry Pi 5，進行品種 ID 對應與環境控制決策；再將控制指令傳至 ESP32，透過防震盪機制穩定解析後，輸出訊號即時調節溫室環境硬體。

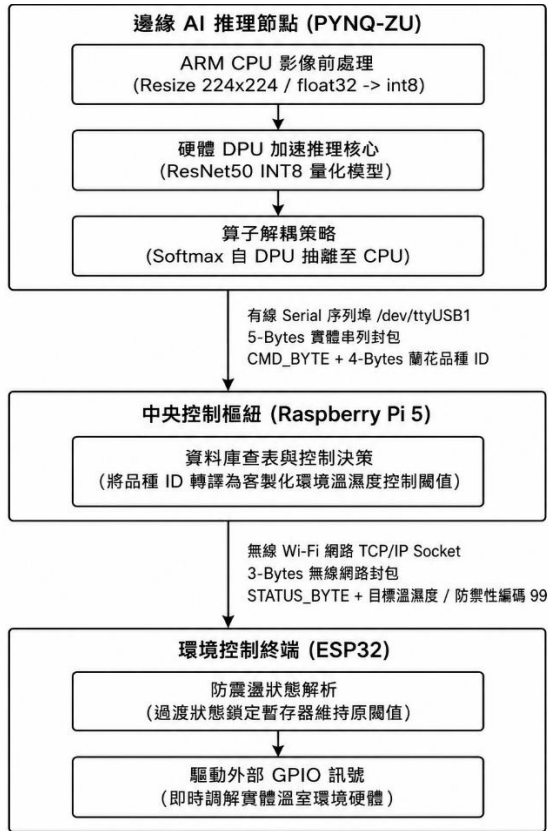


圖 1 智慧移動溫室系統架構圖

三、系統功能

3.1 邊緣端決策與分散式體系

本系統建構於智慧溫室之端到端自動化控制架構，整合邊緣 AI 推理與異質網路通訊，如圖 2 所示：前端以 PYNQ-ZU 執行影像前處理與 DPU 加速之蘭花品種辨識，並將分類結果封裝為指令；中樞由 Raspberry Pi 負責通訊整合與決策，透過資

料庫查表將品種 ID 轉換為對應環境控制閾值並經 TCP/IP 傳輸；最終由 ESP32 接收指令，結合感測回授與防震盪機制進行在地調節，並透過 GPIO 即時驅動溫室設備，形成完整閉環控制流程。

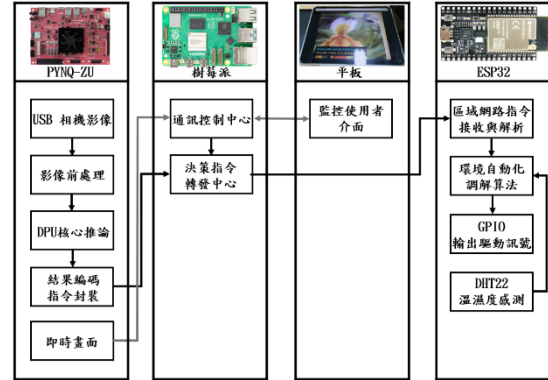


圖 2 邊緣 AI 推理與異質網路通訊子系統架構

3.1.1 PC 端模型與優化策略

本系統針對邊緣端部署設計之模型拓撲與優化策略如圖 3 所示。因應 Xilinx Vitis-AI 編譯規範採取算子解耦策略：將特徵分類層(Dense Layer，命名為 logits)與激活輸出層(Softmax Layer，命名為 predictions)於網絡拓撲中完全拆分，藉此將高複雜度的非線性 Softmax 運算自硬體 DPU 抽離至主控端 CPU 執行，確保硬體編譯順利。訓練階段導入雙優化機制：採用類別權重平衡(Balanced Class Weights)修正損失函數，抑制 52 類蘭花樣本分佈不均引發的預測偏向；並搭載餘弦退火(Cosine Decay)動態學習率，確保模型平滑收斂，利於後續定點化量化。

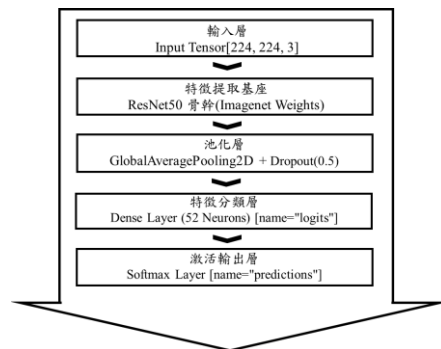


圖 3 面向邊緣部署模型拓撲

3.1.2 PC 端模型量化與編譯

模型部署至邊緣端硬體之量化與編譯管線說

3.1.7 下游節點網路控制協議

本系統於下游端設計之無線網路控制協議如圖 6 所示。系統採用精簡之 3-Bytes 無線網路封包，透過 TCP/IP Socket 進行傳輸。其核心價值在於導入邊緣端防禦性編碼機制：Byte 1(目標溫度)與 Byte 2(目標濕度)為樹莓派資料庫查表決策後之實體數值；當系統處於未辨識目標(0x3F)之過渡狀態時，中央大腦發送特定硬體代表值(99)，強迫終端暫存器保持上一次環境閾值。此 3-Bytes 協議不僅大幅降低了終端微處理器的解析負擔，更有效避免實體硬體因 AI 辨識訊號瞬時起伏而產生高頻震盪，顯著提升了溫室實體控制的系統穩定度。

下游指令表格

樹莓派 → ESP32 (無線 TCP Socket 決策轉發)

欄位順序	資料長度	欄位名稱	資料型態	欄位意義與控制決策
Byte 0		STATUS_BYTE (終端狀態碼)		0x1F：回歸常態閾值 0x2F：成功辨識蘭花品種，切換客製化閾值 0x3F：無辨識到蘭花，保持上次的閾值 0x4F：系統剛開機尚未開始辨識，切換至常態閾值 0x5F：切換至節能維護閾值
Byte 1	1 Byte	TARGET_TEMP (目標溫度)	uint8	樹莓派中央大腦查表後的決策結果： 收到 0x1F (AUTORUN)：帶入 25 (25 °C) 收到 0x2F 且 ID=17：帶入 24 (24 °C) 收到 0x3F (NO TARGET)：帶入 99 (代表維持不變) 收到 0x4f (INIT)：帶入 23 (23 °C) 收到 0x5F (PAUSED)：帶入 20 (20 °C)
Byte 2		TARGET_HUMID (目標濕度)		樹莓派中央大腦查表後的決策結果： 收到 0x1F (AUTORUN)：帶入 65 (65%) 收到 0x2F 且 ID=17：帶入 75 (75%) 收到 0x3F (NO TARGET)：帶入 99 (代表維持不變) 收到 0x4f (INIT)：帶入 62 (62%) 收到 0x5F (PAUSED)：帶入 50 (50%)

Wi-Fi 區域網路 TCP/IP 連線 (固定 IP: 192.168.4.112:8888)
封包固定長度 3 Bytes

圖 6 下游節點網路控制協議決策閾值

3.2 GPS 定位與資料傳輸模組設計

3.2.1 模組功能介紹

本模組負責智慧巡邏系統之定位追蹤與遠端資料傳輸。系統透過 NEO-6M GPS 取得位置資訊，由 ESP32 進行資料處理與狀態判斷，再利用 SIM7080G 透過 NB-IoT 網路將資料傳送至 MQTT Broker。

為提升傳輸效率，本研究採用 BASE/DELTA 差分編碼技術，首次傳送完整座標(BASE)，後續僅傳送座標差值(DELTA)，有效降低資料量與通訊負擔。接收端完成座標還原後，將資料儲存為 CSV 檔案，供後續分析與應用。

3.2.3 差分編碼設計

本研究採用 BASE/DELTA 差分編碼技術，首次傳送完整座標(BASE)：完整經緯度資訊，後續僅傳送座標差值(DELTA)：經緯度差值資訊，由接收端進行還原，以降低資料量並提升傳輸效率。

3.2.4 狀態判斷演算法設計

本研究使用 NEO-6M GPS 模組取得定位資訊，並透過 HDOP 評估定位品質。HDOP 值越小表示定位越精確，系統依此判斷 GPS 訊號品質，作為後續資料處理之依據。為降低 GPS 資料傳輸量，本研究於 ESP32 端設計狀態判斷演算法，根據定位結果、移動距離、速度及定位品質進行分類。系統將資料分為 IDLE、MOVE、FAST、BAD_SIGNAL 與 GPS_JUMP 五種狀態，以辨識靜止、移動、高速移動、訊號不佳及異常跳點等情況。透過此機制，可減少無效資料傳輸，提升定位資料的可靠性與傳輸效率，如表格 3 所示。

表格 3 傳輸效率比較表

地點	舊方法 資料數	新方法 資料數	減少 筆數	資料減少比例
微上坡	361	27	324	92.3%
多遮蔽物 平面	119	19	100	84.2%
空曠平面	233	36	197	85.0%

3.2.5 NB-IoT 與 MQTT 傳輸機制

完成資料處理後，ESP32 透過 SIM7080G 模組利用 NB-IoT 網路將資料傳送至 EMQX MQTT Broker。系統採用 MQTT Publish/Subscribe 架構，由 ESP32 負責發布資料，接收端負責訂閱與接收資料。MQTT 具備低頻寬消耗與低延遲特性，適合應用於物聯網定位追蹤系統。

3.2.6 物理精度限制與演算法選擇

在物聯網系統中，前端硬體精準度往往是後端演算法選擇之依據，在理想條件下，水平定位精度為 2.5 公尺。考量到實體測試範圍在國立聯合

大學八甲校區內進行，且 NEO-6M 硬體隨機飄移特性，確立以半正矢公式來當作本系統空間距離之解算模型，如表格 4 所示。

表格 4 地理距離演算法比較

測試情境	半正矢 (m)	文森特 (m)	Geographic Lib (m)
短距離	196.24	195.87	195.87
中距離	16971.23	16923.69	16923.69
長距離	298465.96	297599.10	297599.10

3.2.6 戶外無線驗證

為滿足本測試階段對微觀數據之嚴格檢驗需求，本研究特製了一組專用於實驗除錯之 gps_map.py 腳本。相較於前述提供全局資訊之常態監控圖台，此特製版本旨在進行單一座標點之數據追溯。如圖 7 所示，

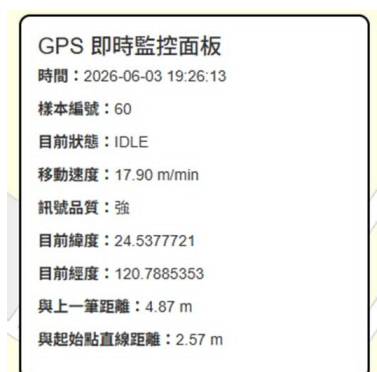


圖 7 資訊面板

3.3 雙目攝影機影像辨識模組

3.3.1 雙目攝影機影像辨識模組功能介紹

本系統利用 Raspberry Pi 5 雙 CSI 通道同步驅動兩組 Sony IMX219 相機，即時擷取雙路影像，並透過 OpenCV StereoSGBM 演算法計算視差圖，結合相機焦距與基線參數轉換為實際深度資訊。為提升量測穩定性，系統採用 ROI 範圍過濾機制，限制左右偵測範圍並依距離分為近端與遠端區域，以降低環境雜訊影響。

3.3.2 核心演算法介紹

根據相機針孔模型，將深度影像轉換為三維

點雲資料，並利用 RANSAC 演算法進行平面擬合，計算各區域之法向量。接著透過法向量夾角分析路面坡度，並計算點雲相對於地面基準面的高度差，以偵測門檻或臺階等高程變化。最後將坡度角與臺階高度輸入狀態決策機制，即時判斷平路、不同等級斜坡、微小門檻及高臺階等路況，提供巡邏車安全通行依據。

3.3.3 路徑姿態量測與資料擷取模組

本系統採用 Yahboom CMP10A 十軸慣性量測單元(IMU)，透過 UART 與 Raspberry Pi 建立即時通訊。系統利用封包解析機制擷取 Pitch、Roll 與 Yaw 等姿態資訊，並進行資料驗證與角度轉換。為建立穩定的時間序列資料，系統每 0.1 秒進行一次取樣與記錄，作為後續地形分析與姿態判斷之依據。斜坡幾何紋理與測量準確度之關聯性分析，如圖 8 所示。

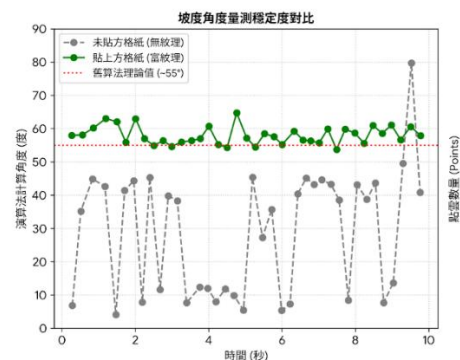


圖 8 紋理對於坡度量測穩定度對比折線圖

3.3.4 坡度特徵擷取與分析

本研究以 Pitch 角作為地形坡度分析的主要參數，透過計算其絕對值取得坡度角度。為降低感測器雜訊造成的波動，系統採用移動平均濾波器對量測資料進行平滑化處理，使坡度變化更能反映實際地形特徵。處理後的坡度序列將作為後續路徑分析與地形辨識之依據。

3.3.5 地形狀態辨識演算法

本研究採用閾值式分類演算法進行地形辨識，根據 Pitch 角度將路徑分為上坡、平面及下坡三種

狀態。為降低震動造成的誤判，系統進一步結合坡度變化率與持續時間進行連續判斷，以提升地形辨識的穩定性與可靠性。

3.3.6 路徑輪廓重建與資料分析

完成地形分類後，系統依據時間序列資料建立路徑坡度模型(Path Slope Model)，並分析各區段之坡度變化。系統輸出的 CSV 紀錄結果，內容包含時間、Pitch、Roll、Yaw、三軸加速度、坡度角度及地形狀態等資訊，作為後續分析依據。透過結構化資料儲存機制，可有效進行資料查詢、統計分析與結果驗證。

3.3.7 坡度曲線視覺化分析

本研究利用 Matplotlib 繪製坡度角度隨時間變化之曲線圖，以時間為 X 軸、坡度角度為 Y 軸，呈現完整路徑之坡度變化情形，如圖 9 所示。結果顯示，0~1.7 秒期間坡度維持於 40° 以上，代表載具位於坡道區域；1.8~2.9 秒間坡度逐漸下降至接近 0°，顯示進入平面區域；3 秒後坡度再次上升，表示載具進入另一側坡道。透過時間序列分析與坡度曲線重建，可有效呈現路徑輪廓與實際地形特徵，實驗亦驗證本系統能穩定完成地形辨識、坡度分析與路徑重建。

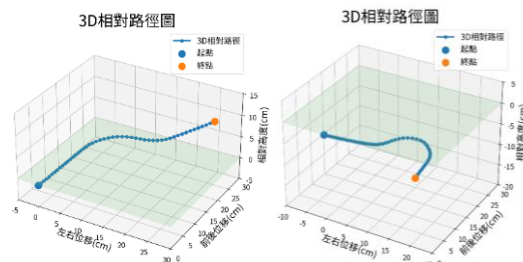


圖 9 3D 相對路徑圖展示

3.3.8 資料儲存與還原

接收端於接收 MQTT 資料後，依據 BASE 與 DELTA 資訊進行座標還原，並將還原後之 GPS 資料儲存為 CSV 檔案。除經緯度外，系統亦同步記錄 Sample 編號、狀態、速度及 HDOP 等資訊，以利後續分析與視覺化應用。透過 CSV 格式，可方便匯入 VSCode 進行軌跡分析與地圖展示，並作

為後續環境監測系統整合之基礎資料來源。

四、 結論

本研究建構一套結合邊緣 AI 推理、異質通訊控制與多感測器整合之移動式智慧溫室監測系統。透過量化部署策略，實現蘭花辨識模型於嵌入式平台之高效率推論；藉由有線與無線異質通訊架構及編碼機制，提升實體控制系統之穩定性與可靠性；同時導入差分編碼與狀態判斷演算法，有效降低 GPS 資料冗餘與定位漂移影響。此外，結合雙目攝影機與 IMU 感測器進行環境感知與監測，可提升移動式溫室之運行資訊完整性。本系統能在有限硬體資源下兼顧辨識準確度、定位穩定性、通訊效率與即時控制能力，驗證其於智慧農業與邊緣運算應用之可行性與實用價值。

參考文獻

- [1] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," 2015.
- [2] facebook, "Massively Multilingual Speech (MMS): Chinese, Min Nan Text-to-Speech," facebook, [線上]. Available: <https://huggingface.co/mms-tts-nan>. [存取日期: 16 11 2025].
- [3] fishaudio, "Bert-VITS2," fishaudio, 2025. [線上]. Available: <https://github.com/fishaudio/Bert-VITS2?tab=readme-ov-file>. [存取日期: 16 11 2025].
- [4] Mozilla, "Common Voice Scripted Speech 23.0 - Taiwanese (Minnan)," Mozilla, 15 9 2025. [線上]. Available: <https://datacollective.mozillafoundation.org/datasets/cmflnuzw6c692o9c40agnyeyf>. [存取日期: 16 11 2025].
- [5] Y. Liu and D. Qu., "Parameter-efficient fine-tuning of Whisper for low-resource speech recognition," 於 2024 5th International Seminar on Artificial Intelligence, Networking and Information Technology (AINIT), Nanjing, China, 2024.
- [6] Ziheng Jiang, Tianqi Chen, Mu Li, "Efficient Deep Learning Inference on Edge Devices," Stanford, CA USA, 2018.