

一、研究動機

近年來物聯網(IoT)應用快速發展，手勢驅動的自然使用者介面(NUI)需求隨之提升。然而，許多辨識方案常依賴雲端運算，但這類方法不僅有資料上傳的隱私疑慮，系統表現也受網路品質牽制，導致延遲不穩定。為解決此問題，本研究採用邊緣運算(Edge Computing)架構，以 ESP32 微控制器與 ADXL345 三軸加速度計為核心，旨在建構一個可於裝置端(on-device)即時運作的手勢辨識系統。在此架構下，資料無須上傳，系統可在不依賴網路的前提下完成辨識，達成低延遲與隱私友善的目標。本研究最終將此系統整合藍牙低功耗(BLE)技術，用以實現無線滑鼠控制，期望能應用於行動、醫療復健或遊戲互動等需要即時反應的場景。

二、研究架構

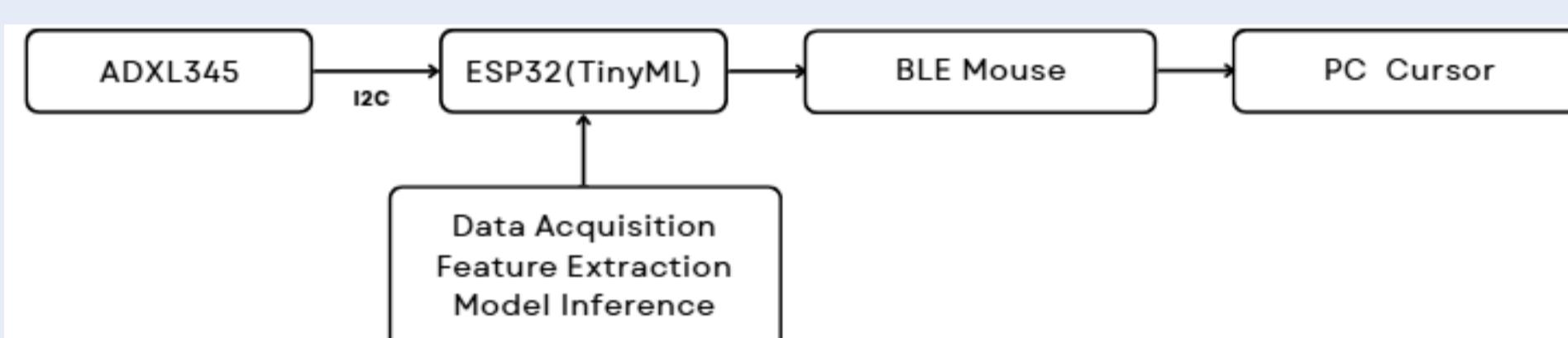
控制器:ESP32-WROOM-32D

感測器:ADXL345

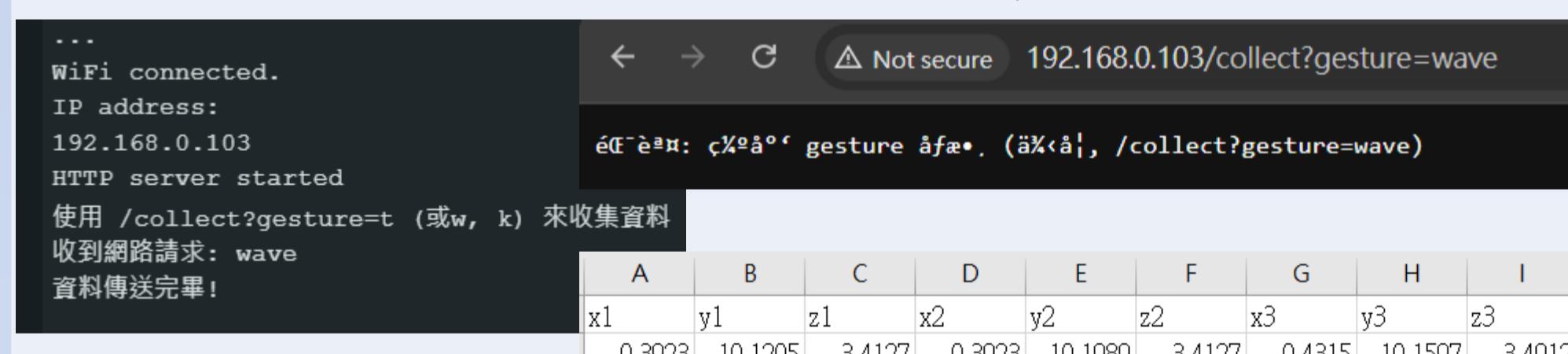
(1)離線訓練



(2)裝置端推論



利用ESP32內建wifi進行資料收集將其設定為Web Server。訓練端可透過HTTP協定，向ESP32的IP位址發出collect請求，即可無線觸發感測器並即時回傳CSV格式的訓練資料



三、研究方法與設計

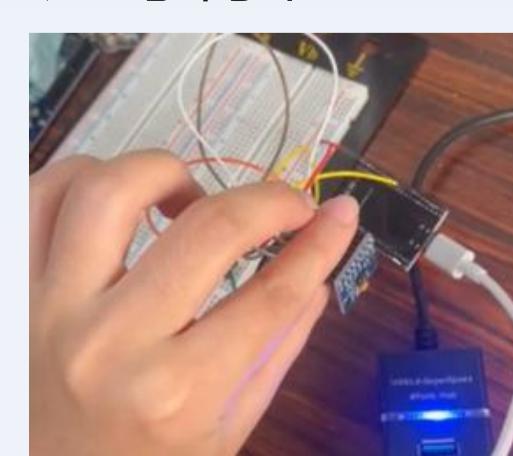
實驗一、靜態方向判定(前導實驗)

為確保ESP32能以內建模型處理即時資料。此實驗收集了加速度計於上、下、左、右四個方向的資料共 200 筆，採用 MLP 模型進行訓練，最終驗證準確率不僅超過 99%，上板推論延遲亦低於 100ms，證實了基礎可行性。

```

X: 0.31 Y: -0.16 Z: 9.02 => Predicted direction: up
X: 0.82 Y: -7.34 Z: 5.69 => Predicted direction: right
X: 1.45 Y: -9.81 Z: 1.22 => Predicted direction: right
X: 1.80 Y: -10.04 Z: 1.18 => Predicted direction: right
X: 1.

```



實驗二、動態手勢辨識

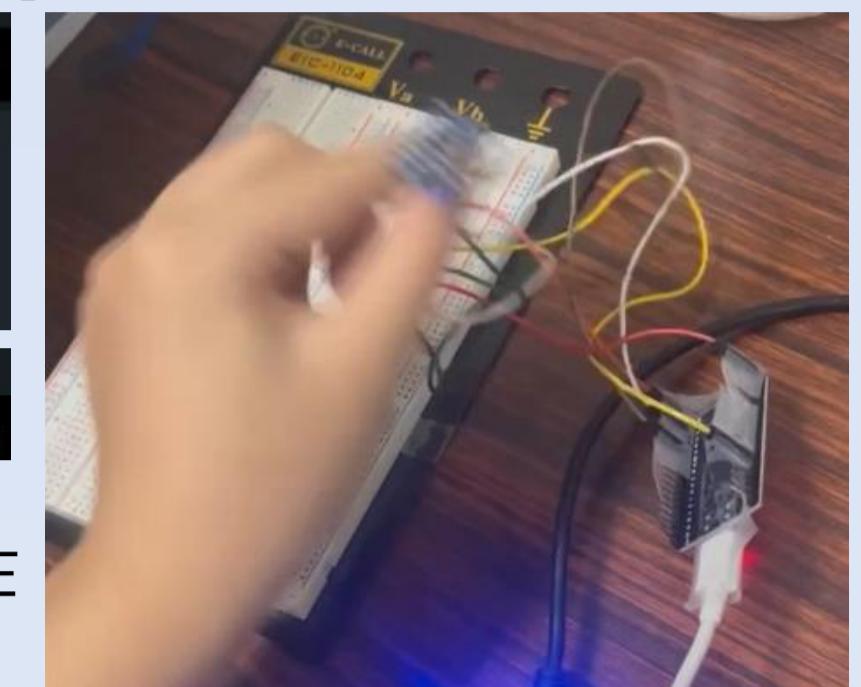
系統收集了 Shake、Wave、Thrust 三種動態手勢，每類約 70 筆。為找出最適模型，本研究比較了兩種架構：第一種是MLP模型，其輸入 18 項人工提取的特徵，準確率可達99%

第二種是LSTM模型，雖可直接輸入 100x3 的原始序列，但準確率僅約 98%。

```

訊息 (按 Enter 鍵將訊息發送到 COM5 上的 ESP32 Dev Module)
-----
Predicted gesture: wave
-----
Predicted gesture: thrust

```



► 此為wave動作

考量到 LSTM 推論所需的記憶體(RAM)與運算延遲遠高於 MLP，不適用於資源受限的 ESP32，因此本研究最終決策採用 MLP 作為核心辨識模型。

四、成果

實驗三:BLE滑鼠系統結合

將「實驗二」的動態手勢判定與BLE藍芽滑鼠系統結合。如程式碼所示，系統將辨識出的手勢結果，即時轉換為滑鼠控制指令，初步實現了透過移動加速度計控制滑鼠的實驗。

```

if (bleMouse.isConnected()) {
    if (prediction == 0) { // shake
        Serial.println("Move Left");
        bleMouse.move(-80, 0);
        delay(700);
    }
    else if (prediction == 2) { // wave
        Serial.println("Move Right");
        bleMouse.move(80, 0);
        delay(700);
    }
    else if (prediction == 1) { // thrust
        Serial.println("Double Click!");
        bleMouse.click(MOUSE_LEFT);
        delay(150);
        bleMouse.click(MOUSE_LEFT);
        delay(700);
    }
}

```

```

Predicted gesture: shake
-----
Move Left
Predicted gesture: thrust
-----
Double Click!

```

手勢對應：
Shake向左移動
Wave向右移動
Thrust點擊

五、系統效能

在 ESP32 有限的記憶體限制下，將機器學習模型部署至裝置端是關鍵挑戰。如圖所示，本研究最終的 MLP 模型(包含感測、推論與 BLE 功能)的程式儲存空間(Sketch)佔用高達 97%，動態記憶體(RAM)則佔 16%。

```

訊息 (按 Enter 鍵將訊息發送到 COM5 上的 ESP32 Dev Module)
-----
Sketch 使用 1279931 位元組 (97%) 的程式儲存空間，最大為 1310720 位元組
全域變數使用 53184 位元組 (16%) 的動態記憶體，保留 274496 位元組給區域變數，最大 327680 位元組

```

這顯示模型已逼近 ESP32-WROOM-32D 的硬體極限，也解釋了為何「實驗二」中更複雜的 LSTM 模型因資源不足而難以被採用。採用此 MLP 模型後，系統效能表現良好：端到端(感測→推論→BLE→PC動作)總延遲約 0.1秒(100ms)，可達到即時反應。在系統穩定性討論方面，測試中觀察到系統運作穩定，惟偶爾會將 Wave(揮手)誤判為 Thrust(前刺)，推測這可能與手勢的動作邊界，或是兩動作間的加速度峰值相似有關。

六、結論

本研究證實，MLP 模型搭配統計特徵，在資源受限的 ESP32 上可以實現即時手勢辨識的。未來可透過擴增資料集、採用量化感知訓練(QAT)或引入狀態機，進一步提升系統的泛化能力與判斷穩定性。