

參觀者興趣分析系統

Visitor Interest Analysis System

林奕安 林侑恩 張博均 林尚樺

國立聯合大學資訊工程學系

苗栗市恭敬里聯大二號

ianlin@nuu.edu.tw

{U1124032, U1124015, U1124028}@o365.nuu.edu.tw

摘要

本研究以日本大阪萬博的穿戴式手環為啟發，建置一套整合生理訊號、空間位置、姿態數據的參觀者興趣分析系統。系統透過 ESP32 搭配 MAX30102 感測器量測心率與血氧，並以 Wi-Fi 定位模組辨識參觀者在展區的所在點位，及利用攝影機擷取前傾姿態等行為特徵，所有資料即時傳入後端資料庫，在體驗結束後自動產出結果報表。
關鍵字：ESP32、MAX30102、Wi-Fi 定位、前傾姿態。

Abstract

This study, inspired by the wearable wristbands used at the Osaka Expo in Japan, establishes a visitor interest analysis system that integrates physiological signals, spatial location, and posture data. The system measures heart rate and blood oxygen saturation using an ESP32 paired with a MAX30102 sensor, identifies the visitor's location points within the exhibition area using a Wi-Fi positioning module, and captures behavioral features such as forward lean posture using a camera. All data is transmitted in real-time to a back-end database, and a results report is automatically generated after the experience concludes.

Keywords: ESP32, MAX30102, Wi-Fi positioning, forward lean posture.

1. 簡介

1.1 研究背景

過去多仰賴事後問卷調查、訪談或工作人員觀察等方式蒐集展覽回饋，然而這些方法不僅受到記憶限制或迎合心態等主觀因素影響，也難以反映觀眾在體驗過程中的即時反應，導致策展單位缺乏客觀且可量化的指標作為內容優化與決策依據。

1.2 研究目的

為了回應前述在展覽與體驗式展示中缺乏客觀評估工具的問題，本研究的主要目標是設計並開發一套能夠讓策展單位、系統設計者與參與者皆可信賴的系統。

2. 系統架構

可區分為「感測與邊緣運算層」、「後端資料處理與儲存層」及「使用者前端顯示層」，如圖 1 所示。感測與邊緣運算層包含一組搭載 MAX30102 之 ESP32 模組、一台 Raspberry Pi 5 以及一組攝影機。後端資料處理與儲存層以集中式資料庫為核心，負責整合來自生理訊號、空間位置與人體姿態的資料，產出各種分析指標。使用者前端顯示層以網頁介面實作，由伺服器自資料庫擷取整理後的結果產生圖表回傳頁面。

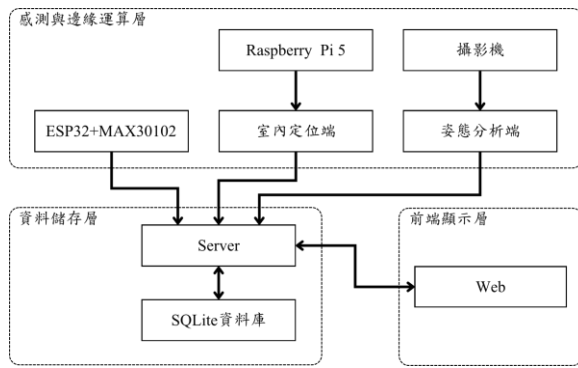


圖 1：系統架構圖

3. 系統功能

3.1 生理訊號端生理訊號記錄與預處理

3.1.1 Session 管理與自動換人機制

伺服器負責維護 Session State.json，記錄目前是否有活動 Session、當前 Person ID、最後一次心跳時間、是否正在等待換人等資訊。當某位受測者的 Session 被結束時，伺服器會：更新 Session 狀態為「未啟動」並標記 pending_advance = True；啟動監控程式與分析程式，分別負責自動換人判定與興趣分析。

監控程式會在資料庫中檢查該受測者近期的心率資料，利用連續無效值數量與距離最後有效值的時間的條件，判斷是否已確定結束。一旦條件成立，監控程式會呼叫後端 /advance_person 介面，使當前 Person Index+1，系統即可自動準備下一位受測者的 Session。

3.1.2 興趣排序與報表輸出

當某位受測者的 Session 結束後，伺服器會呼叫分析程式進行興趣分析。分析程式從 readings 表中讀出對應 Person ID 的心率資料，針對每一個 spot 計算多種特徵，例如，心率變化量：delta_hr_mean、delta_hr_max；HRV 指標：hrv_sdmn、hrv_rmssd；頻域特徵：低頻能量 freq_lf_power 等。

接著，系統會將這些特徵輸入隨機森林排序模型，以 pairwise ranking 方式比較各 spot 間的相對興趣程度，最終得到每一個螢幕的興趣分數與排序。分析結果會整理為表格並輸出為.csv 檔案，內容包

含各 spot 的特徵值與興趣分數。

3.1.3 受測者體驗流程介面

受測者用手指按住來偵測生理訊號並站在指定體驗區域中，觀看三個不同螢幕的內容。當感測器開始送出有效心率資料時，後端系統會自動啟動 Session 並以本位受測者身份開始紀錄，不需要受測者自行操作任何按鈕或介面。

受測者可以依自身興趣在三個螢幕前自由移動與停留，Wi-Fi 定位模組會不斷回報最新位置，系統則在背景自動記錄其在各螢幕前的生理與姿態反應。當受測者取下感測裝置時，因連續收到無效心率，系統會自動判定 Session 結束並啟動後續分析與換人流程。

3.2 姿態分析端

3.2.1 個人基線校準

數據採集階段，提取鼻子、左右耳、左右肩膀的座標。每幀計算鼻子與肩膀中點在 Y 軸的差值，記為 y_diff，同時計算耳朵中點與肩膀中點的 Y 差值作為輔助。

基準計算採用中位數以提升穩健性，若 90 幀有 5 幀檢測出極端 y_diff 值，則中位數較不受影響。耳朵基準同樣使用中位數計算。

3.2.2 前傾角度計算

本系統主要使用 Y 座標來計算角度，原因在於側面拍攝時，觀眾前傾主要表現為向下移動。

鼻子關鍵點選為頭部代表，隨頭部前傾移動幅度大，檢測穩定性高，比耳朵、眼睛更能代表整體頭部位置。另外，肩膀中點選為軀幹代表。

表 1：Y 座標和 Z 座標的變化比較

座標	變化
Y	0.01 ~ 0.02 單位
Z	0.03 ~ 0.05 單位

3.2.3 三個興趣等級

定義三個興趣等級：NORMAL（正常）、INTERESTED（感興趣）、ENGAGED（高度專注）。判定核心如表 2 所示。

表 2：傾斜角度對應的興趣等級

傾斜角度	興趣等級
$< 8.0^\circ$	NORMAL
$8.0^\circ \sim 16.0^\circ$	INTERESTED
$\geq 16.0^\circ$	ENGAGED

3.2.4 多維度興趣評分

前傾角度評分，權重 35%。持續時間評分，權重 25%，前傾時間維持越久，分數越高。穩定性評分，權重 15%，計算最近 30 幀前傾角度的標準差，標準差越小表示姿態越穩定，分數越高。頻率評分，權重 15%，統計進入 INTERESTED 或 ENGAGED 狀態的次數，反覆前傾觀察不同細節，分數越高。趨勢分析評分，權重 10%，評估興趣的變化方向，系統比較最近 3 秒與 3 秒以前的平均前傾角度，若增加表示興趣上升。

3.2.5 HTTP 通信

為了將系統維持 30fps 效能，採用生產者消費者模式與專用執行緒，使通信不阻塞，主迴圈效能因而不受影響。

3.3 室內定位端

3.3.1 路由器

本研究於展場兩端配置兩台 Wi-Fi AP，作為 RSSI 指紋的主要訊號來源。每一台 AP 皆以其唯一 BSSID 供樹莓派辨識，不同位置所量得的 RSSI 組合因此具有區分度。為降低同頻干擾，固定兩台 AP 的頻寬、頻率、功率等，維持穩定的指紋條件。

3.3.2 擷取特徵

Wi-Fi 指紋特徵採 BSSID+時間窗統計 的設計。系統先找到目標 BSSID，針對清單中的 AP 掃描 RSSI。

為抑制瞬時干擾又保留位置差異，本研究離線比較四種 RSSI 平滑策略：簡單平均（mean）、Max-M 平均、卡爾曼濾波（Kalman filter）與粒子濾波（particle filter）。評估指標包含 RSSI 曲線，如圖 2 所示、平滑度與跳點數，如圖 3 所示，以及搭配 KNN 所得到的定位誤差 CDF，如圖 4 所

示。結果顯示，Max-M 平均在曲線平滑度與跳點數皆較佳，且零誤差比例最高，因此在線上系統中採用 Max-M 作為時間窗內 RSSI 的代表值。

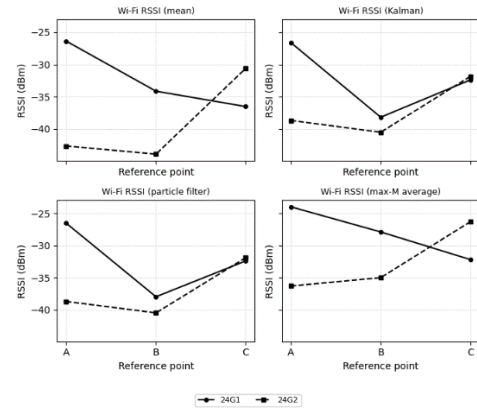


圖 2：RSSI 曲線平滑曲線

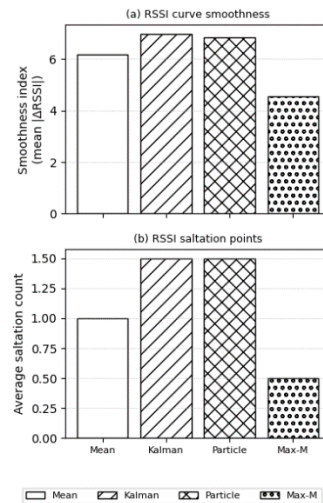


圖 3：RSSI 曲線平滑度與跳點數

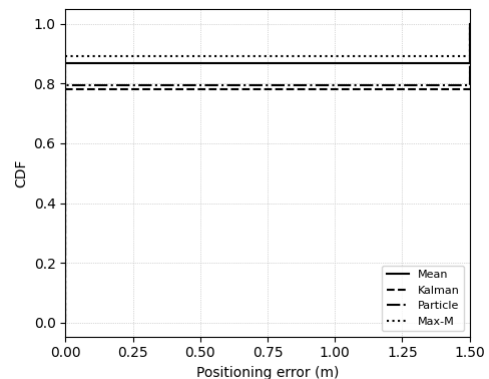


圖 4：四種平滑方法之定位誤差 CDF

對於每一 AP、每一時間窗，系統先將 RSSI 由大到小排序，取前 $M=10$ 筆計算 Max-M 平均，再搭配標準差、第 10 百分位數、第 90 百分位數與

可見樣本數形成五維向量，如圖 5 所示。若某時間窗內未偵測到某 AP，則將其標準差、第 10 百分位數、第 90 百分位數一律補為-95dBm。

$$\mathbf{f}_{AP} = [\bar{r}_{Max-M}, \sigma, p_{10}, p_{90}, n]$$

圖 5：五維特徵

3.3.3 訓練特徵

完成時間窗特徵擷取後，需要將這些 10 維向量轉換為適合 KNN 使用的訓練特徵。由於各維度雖皆為 dBm 或計數值，但變異範圍不同，若直接計算歐氏距離，易造成變異較大的特徵主導距離。為此，本研究對訓練資料採用 z-score 標準化。

在訓練階段，系統以上述標準化後的特徵及對應點位訓練 KNN，並以交叉驗證選擇適當的鄰居數 k。線上推論時，樹莓派每秒產生一筆新時間窗特徵，先套用 z-score，再送入 KNN 進行位置判定，經時間平滑後輸出最終點位結果。

4. 系統實作成果

4.1 使用者體驗流程

當觀眾進場後，拿著樹莓派和 ESP32 + MAX30102 模組，如圖 6 所示，生理訊號系統開始量測心率與血氧，如圖 7 所示，並且啟動定位系統開始判斷點位，如圖 8 所示，接著啟動姿態分析系統，如圖 9 所示。

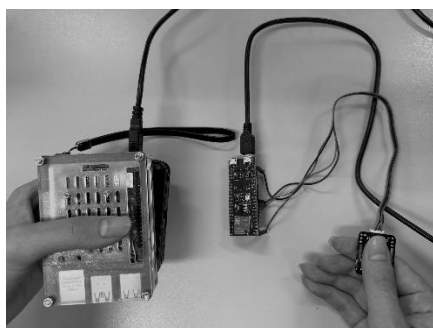


圖 6：使用 MAX30102 示意圖

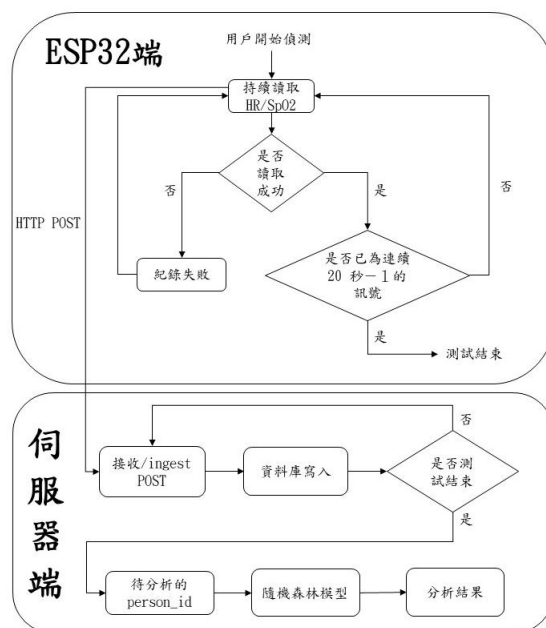


圖 7：量測心率血氧流程圖

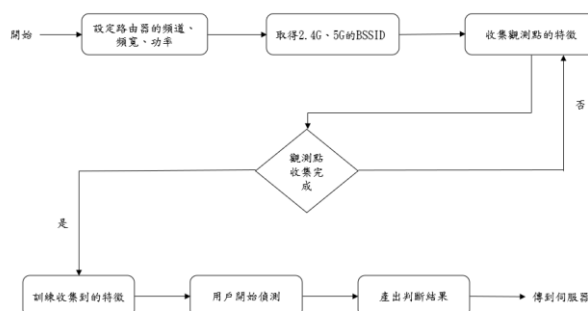


圖 8：定位流程圖

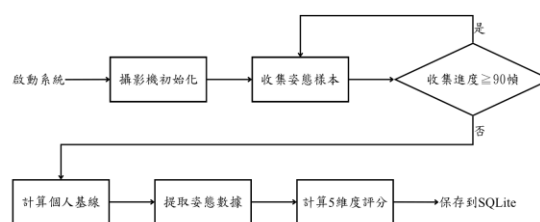


圖 9：姿態分析流程圖

透過 USB 攝影機捕捉觀眾影像，系統會開始進行三秒的個人基線校準，如圖 10 所示，觀眾只需自然站立並直視前方，系統會自動記錄其個人化的姿態基準，解決不同體態觀眾的辨識差異問題。

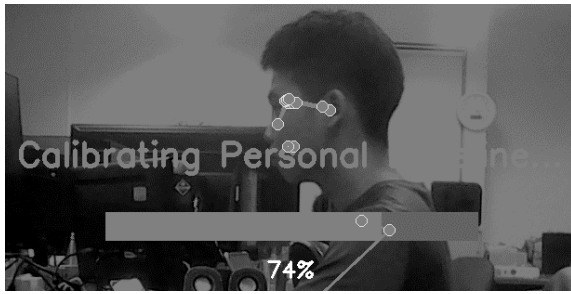


圖 10：個人基線校準

校準完成後，觀眾可自由瀏覽展覽作品，當其對某件作品產生興趣而自然前傾觀看時，姿態系統會以每秒三十幀的速率持續追蹤其前傾角度變化，透過個人基線比對計算相對前傾程度，如圖 11 所示，同時，觀眾配戴的 ESP32 生理訊號裝置會每一秒上傳心率與血氧數據，而展場中的樹莓派透過掃描 AP 的 WiFi 訊號強度(RSSI)也會每一秒即時定位觀眾所在展區位置，如圖 12 所示。



圖 11：三個興趣等級顯示



圖 12：使用樹莓派定位示意圖

所有姿態、心率血氧與 Wi-Fi 定位資料會即時彙整至後端資料庫，由網頁端從資料庫抓取數據並透過網頁式圖表動態呈現停留時間、姿態前傾程度與生理反應等指標變化。

4.2 後端伺服器

這三個獨立系統的數據會透過 HTTP 協定統

一傳送至 Flask 伺服器，伺服器作為唯一的資料庫寫入者，將來自不同感測器的時間戳進行對齊同步，確保一秒內的數據能精準關聯。觀眾在展場的整個參觀過程中，系統持續記錄其姿態興趣等級、生理反應變化與移動軌跡。

4.3 興趣分析報告

4.3.1 資料前處理與多來源對齊

後端以 Flask 搭配 SQLAlchemy 讀取 readings (心率與血氧)、positions (室內定位) 與 postures (姿態) 三張資料表，先將各表時間欄位統一為無時區時間戳記，並以 merge_asof 針對 readings 進行最近一筆位置與姿態匹配，達成秒級多模態對齊。為處理穿戴式裝置產生的遺漏與-1 異常值，系統額外訓練隨機森林迴歸模型，以前一至兩筆心率及展品、區域編碼等特徵預測當下心率，特徵不足時則以前後向填補 (fill/bfill) 補齊。

4.3.2 綜合興趣指標

在指標設計上，本研究分別由心率變化與姿態加權分數推得「心率興趣分數」與「姿態興趣分數」，再依其性質加權整合。考量姿態分數已反映停留時間與行為持續性，綜合指標中賦予心率與姿態權重 0.4 與 0.6，計算出每一展品的綜合興趣分數，作為比較不同展品吸引力的總體量化指標。

4.3.3 圖形呈現

各展品綜合興趣分數，如圖 13 所示：圖中每一展品以四個並列長條呈現：停留時間（秒）、心率分數、姿態分數與綜合分數。此圖可同時比較「受試者待多久」與「生理／姿態反應強度」。

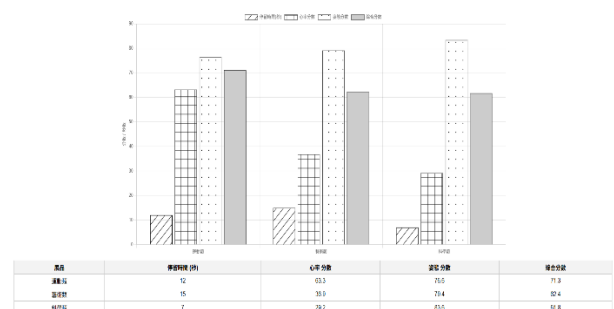


圖 13：各展品綜合興趣分數

5. 結論

本專題成功開發了一套基於多模態感測融合的參觀者興趣分析系統，透過整合電腦視覺姿態分析、生理訊號監測、室內定位技術，實現了對觀眾參展行為的量化評估。然而，系統仍存在改進空間，包括單人檢測限制、光線與距離敏感性，以及缺乏 API 認證與速率限制等生產環境考量，這些將是未來研究的重要方向。本系統成功實現了多模態感測技術應用於文化場域的可行性，具備推廣至博物館、美術館等公共文化空間的潛力。

6. 專題作品影音平台網址

https://youtu.be/IZiB7f_fwUA

參考文獻

- [1] V. Bazarevsky and I. Grishchenko, “On-device, Real-time Body Pose Tracking with MediaPipe BlazePose”, Google Research Blog, 2020.
- [2] F. Roggio, B. Trovato, M. Sortino, and G. Musumeci, “A comprehensive analysis of the machine learning pose estimation models used in human movement and posture analyses: A narrative review”, *Heliyon*, 2024.
- [3] D. H. Kim, C. J. Kim, and S. M. Son, “Neck Pain in Adults with Forward Head Posture: Effects of Craniovertebral Angle and Cervical Range of Motion”, *Osong Public Health and Research Perspectives*, 2018.
- [4] Emerson, N. Henderson, J. Rowe, W. Min, S. Lee, J. Minogue, and J. Lester, “Investigating Visitor Engagement in Interactive Science Museum Exhibits with Multimodal Bayesian Hierarchical Models”, *Proceedings of the Twenty-First International Conference on Artificial Intelligence in Education*, 2020.
- [5] Singh, N., Choe, S., and Punmiya, R., “Machine Learning Based Indoor Localization Using Wi-Fi RSSI Fingerprints: An Overview”, *IEEE Access*, 9, 127150–127174, 2021.
- [6] Chang, K., and Han, D., “Crowdsourcing-Based Radio Map Update Automation for Wi-Fi Positioning Systems”, *Proceedings of the 3rd ACM SIGSPATIAL International Workshop on GeoStreaming (GEOGROWD)*, 24–31, 2014.
- [7] R. Ahmad, H. M. Kaidi, M. N. Nordin, A. F. Ramli, M. A. Abu and Y. Kadase, “Development of Blood Oxygen Level, Heart Rate And Temperature Monitoring System by Using ESP32”, *2022 4th International Conference on Smart Sensors and Application (ICSSA)*, pp. 167-172, 2022.
- [8] M. Bencheikroun, B. Chevallier, H. Beaouiss, D. Istrate, V. Zalc and M. Khalil, “Comparison of Stress Detection through ECG and PPG signals using a Random Forest-based Algorithm”, *2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, pp. 3150-3153, 2022.
- [9] S. H. Kim and D. J. Jang, “Precision Heart Rate Estimation Using a PPG Sensor Patch Equipped with New Algorithms of Pre-Quality Checking and Hankel Decomposition”, *Sensors*, Vol. 23, No. 13, pp. 6180, 2023.
- [10] B. Padmaja, V. V. Rama Prasad and K. V. N. Sunitha, “Stress Detection Using Low-Cost Wearable Sensors and Machine Learning”, *Sensors*, Vol. 21, No. 8, pp. 2862, 2021.