

## Design and Implementation of Intelligent Tire Detection System Based on Esp8266 IoT Platform and Deep Learning Technology

Kuan-Lin Chen<sup>1</sup>, Li-Tzu Yeh<sup>1</sup>, Sheng-Jing Yang<sup>1</sup>, Tian-Yi Chen<sup>1</sup>, Jia-Ming Liang<sup>1\*</sup>, Jen-Jee Chen<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Electrical Engineering, National University of Tainan, Tainan, 70005, Taiwan

<sup>2</sup>College of Artificial Intelligence, National Yang Ming Chiao Tung University, Tainan, 71150, Taiwan

<sup>1\*</sup>E-mail : [jmliang@mail.nutn.edu.tw](mailto:jmliang@mail.nutn.edu.tw)

<sup>2\*</sup>Email : [jenjee@nycu.edu.tw](mailto:jenjee@nycu.edu.tw)

### Abstract

The tire pressure monitoring system (TPMS) sold on the market can only judge the tire status by measuring the tire pressure and tire temperature, and cannot detect such things as: wheel frame deformation, abnormal tread peeling, foreign objects attached to the tire, abnormal vibration and skidding, etc. If the tire is abnormal, if the driver is negligent, it will cause serious harm. Therefore, we design a set of smart tire system, through the measurement of inertial sensing information during tire operation, including: three-axis acceleration, angular velocity, absolute direction, combined with the identification technology of AI algorithm, dynamically detect abnormal tire conditions, and Realize the design of the following IoT platform components: 1. The hardware device installed on the wheel frame can detect abnormal values during tire travel. 2. It has real-time monitoring and abnormal reminders, maintenance suggestions, and a discussion platform for riders, etc. Functional mobile phone application, 3. Based on deep learning neural network technology to identify various tire abnormalities, 4. Establish a cross-platform smart tire web interface for professional fleets to manage parking lots. According to the experimental test results, the AI interpretation accuracy rate of this system is as high as 99.17%.

**Keywords:** Internet of Things, machine learning, smart terminal devices, abnormal tires, wireless networks

---

\* Corresponding author:

[jmliang@mail.nutn.edu.tw](mailto:jmliang@mail.nutn.edu.tw)

[jenjee@nycu.edu.tw](mailto:jenjee@nycu.edu.tw)

DOI : 10.53106/222344892023101302007

## 基於 Esp8266 物聯網平台和深度學習技術的智慧輪胎檢測系統設計與實現

陳冠霖, 陳天禕, 葉力慈, 楊勝景, 梁家銘, 陳建志

國立臺南大學電機工程學系  
國立陽明交通大學智慧計算與科技研究所

### 摘要

傳統上，市售的胎壓偵測系統(TPMS)僅能透過測量胎壓、胎溫來判斷輪胎狀態，無法即時檢測如：輪框變形、胎面異常剝離、輪胎附著異物、異常抖動及打滑等的輪胎異常狀況，若駕駛有所疏忽，將造成嚴重的危害。因此，我們研究設計一套智慧輪胎系統，透過量測輪胎運行間的慣性感測資訊，包含：三軸加速度、角速度、絕對方向，再結合 AI 演算法之辨識技術，動態檢測出輪胎異常狀況，並實作設計下述物聯網平台元件：1.安裝於輪框上之硬體裝置，可偵測輪胎行進間之異常數值，2.具即時監測與異常提醒、維修保養建議、車友討論平台等功能之手機應用程式，3.基於深度學習神經網路技術辨識各式輪胎異常狀況，4.建立跨平台智慧輪胎網頁介面供職業車隊管理停車場。經實驗測試結果，本系統的 AI 判讀準確率高達 99.17%。

**關鍵詞：**物聯網、機器學習、智慧終端裝置、輪胎異常、無線網路

## 1. 緒論

梁晨在《汽車零部件》期刊上發表了一篇論文，《汽車胎壓監測系統在中國未來發展趨勢分析》[1]上面提到，爆胎引發的交通事故概率僅次於酒駕，而傷亡人數更是所有交通事故中最高的。台灣根據車輛安全檢測基準第六十八條規定[2]，自從2016年7月1日起出廠的小客車及小貨車都必須配備胎壓偵測輔助系統，否則不能領牌。各種文獻及報導[3]、[4]都說明輪胎對於行車安全的重要性，然而傳統市售的TPMS僅能透過測量胎壓、胎溫來判斷輪胎狀態，對於安全性方面的異常偵測功能尚未完善，如：輪框變形、胎面異常剝離、輪胎附著異物、異常抖動及打滑等，且一般使用壽命約為5~7年，當TPMS故障需更換時，市面上卻少有TPMS產品是提供更多輪胎安全之異常辨識功能。因此，一套能夠即時判斷輪胎狀態，給予異常提醒之智慧輪胎系統，對於車輛安全性有其必要性。

本計畫研發設計一套智慧輪胎異常偵測系統，基於機器學習及物聯網感測技術提出一套解決方案，在前端裝置的部分，利用慣性感測元件(三軸加速度計、陀螺儀、磁力計)於輪胎上即時獲取行進間的即時數值變化，並利用Esp8266作為物聯網通訊平台，系統後端再結合深度學習(Deep Neural Network)之辨識技術，動態檢測出輪胎異常狀況，並使用Android 9.0撰寫一套智慧即時監測智慧型手機的應用程式，透過藍牙的連結，給予駕駛即時異常提醒，改善傳統汽機車胎壓偵測系統的缺點。此外，本作品更進一步整合設計智慧輪胎管理平台，將目標客群擴大至各式職業車隊(如：公有/私人大型車隊、貨運物流車隊、計程車車隊、客運車隊)，透過感測裝置可知道車輛出車資訊與保養維修建議，另外可透過大數據資料庫的蒐集，將功能延伸至評估輪胎剩餘壽命、異常發生頻率、零件損壞次數、司機事故次數等，方便管理人員實時監控停車場每輛車之資訊。透過場域驗證，本系統的AI判讀準確率高達99.17%。圖1為系統架構圖。

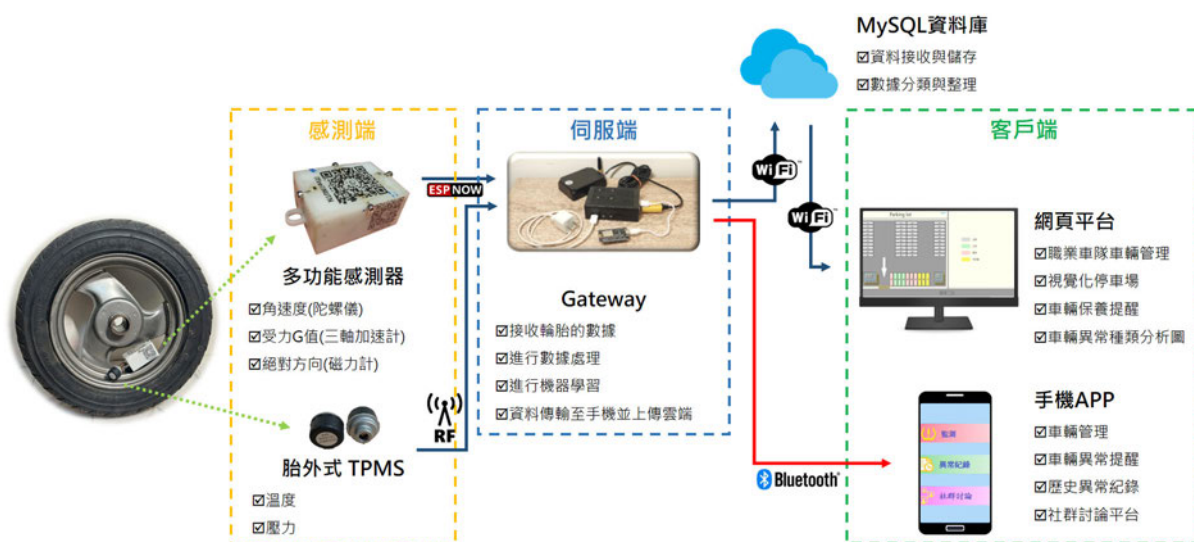


圖 1. 系統架構圖

## 2. 文獻回顧與探討

目前文獻中，智能交通系統廣泛應用於交通安全和駕駛員舒適度，如：道路信息系統 (RIS)[5]、道路交通信息系統(RTIS)[6]和道路天氣信息系統(RWIS)[7]，等系統已被開發用於在行車過程中提供安全和舒適。RIS 是透過道路巡檢將訊息回傳給駕駛人，RTIS 是將其蒐集並處理過的文字及圖片透過廣播的方式向車載設備傳送道路交通訊息的系統，文獻[8]提到將 RWIS 系統更加改進，將觀測路面障礙物的方法，分為接觸式以及非接觸式來取得數據，接觸式就是將感測器裝置於路上，屬於固定式的測量法；非接觸式則是將感測器安裝於車輛上，屬於移動式的測量法。本系統與非接觸式的方法類似，也是安裝於車輛上，與之不同的是，RWIS 是觀測路面的狀況，並針對前方路面的可行走性或發生意外機率進行預測，而本系統是測量車輛本身的狀況，通過即時的數據判斷當前車輛是否有任何異常。因此，本系統的主軸在於使駕駛人對自己的車輛狀態有所了解，並減少誤判的機會，最終使行車的交通安全更有保障。

目前，市售的胎壓偵測器常利用慣性感測元件(Inertial measurement unit, IMU)，例如：透過三軸加速度器判斷輪胎是否滾動而開啟所有偵測功能，以此降低功耗達到省電的目的，而若想量測行進中的輪胎數據，對於感測器的精度以及範圍要求相當高，X 軸方向的加速度值範圍約為  $-70G \sim 80G$ 、Z 軸方向的加速度範圍約為  $-210G \sim 240G$  (G 為加速度的單位)[9]。然而一般市售的三軸加速度器無法完美涵蓋上述範圍，僅能量測  $-16G \sim 16G$ ，這導致測量結果不如預想。因此我們轉而使用 Grove 多功能九軸感測器，若超出加速度測量範圍時，還可藉由磁力計和陀螺儀的測量，提高辨識異常的精確度。陀螺儀測量輪胎的角速度，磁力計根據地球磁場檢測輪胎行進的方位。而陀螺儀有別於加速度器或磁力計，功能相對自主，並非依賴於重力或磁場等外力，因此可以精確測量行進中輪胎的旋轉運動[10]。

機器學習方面，程式需要展現出：利用現有的經驗 (E)，不斷改善其完成既定任務 (T) 的性能 (P) 的特性[11]，如：讀取儲存在資料庫中現有的資料，經過演算法再從這些資料中自動分析規律[12]以及與不同變因之間的相關性[13]。在多類型分類器中，SVM 演算法 (Support Vector Machine, SVM) 是一個最大邊距的分類器：它創建超平面，使超平面和每邊最近的特徵向量之間的距離最大化[14]。然而實作過程中發現 SVM 有兩個問題：1.無法自動生成特徵，故需要人工輸入特徵，2.在實際應用上，由於數據具有非線性、非高斯或其他特性，需要進行大量的預處理及比較。K-近鄰分群法(K-Nearest Neighbor, KNN)是一種透過給予權重判斷與附近資料相似度的演算法，不過在輪胎辨識上因分為正常及各種異常，對於較少出現的異常種類會有樣本數不平均的問題，且內存空間需求較大、預測速度較慢，最終導致 KNN 演算法準確率較低[15]。Weka J48 Decision Tree Classification 就像一棵樹，從樹根到樹幹最後到樹葉系統性的顯示資訊，而每個節點的部分，都是一個特徵，根據這些特徵更進一步的細分，而得到輪胎正常和異常的資訊，但是對於此研究各類型樣本數不一致的數據，在決策樹中訊息增益的結果會偏向於具有更多樣本的特徵[16]。非監督式學習中的自動編碼器(Autoencoder, AE)[17]，藉由將數據經由 encoder 降維後，再經過 decoder 還原出結果，可有效去噪，並從結果中取得其中的 loss 值，可作為調整參數放回 AE 中繼續學習，進而取得辨識準確率高的模型供

此套系統使用，不過因預測的結果並沒有辦法準確的評估的缺點，且蒐集到的資料皆可編號，所以我們仍然選用監督式學習。類神經網路 (Artificial Neural Network, ANN)[18]與深度神經網路 (Deep Neural Network, DNN)[19]，是將數據送至輸入神經元，獲取每個隱藏神經元之權重並使用適當的激活函數，可確保每筆資料是否合理的被計算，最終處理過後的輸入信號到達輸出層，並將輸出神經元之結果與實際結果進行比較[20]。所以神經網路就是在學習一個資料和答案的對應關係，只是他透過人多力量大的道理，匯集許多神經元利用他們貧弱的判斷機制，並讓判斷機制層層相連，最後能夠達到較精確的辨識結果。不過因 ANN 演算法只有一層隱藏層，對於多種不同異常神經元連結上較為困難，因此最終選用 DNN 深度學習演算法，較為複雜的神經結構可更有效的處理多種不同異常結果。

### 3. 研究方法

#### 3.1 系統設計

本計畫提出一種基於多功能感測器的輪胎異常檢測系統，透過即時預測輪胎狀況，降低駕駛人員因疏忽輪胎異常而導致的風險。同時確保駕駛人員能夠於意外發生前獲得通知並即時處理，減少輪胎意外造成的危害。智慧輪胎檢測系統使用機器學習技術進行輪胎異常辨識，並結合物聯網(IoT)和雲端資料庫。此外，智慧輪胎檢測系統可分成三個部分：感測端、伺服端和客戶端。

- (1) 感測端：使用胎外式 TPMS 及多功能感測器實現輪胎各項數據之蒐集，透過 Esp8266 物聯網平台進行資料預處理與傳輸。
- (2) 伺服端：Raspberry Pi 4 作為 gateway 端負責接收資料，再進行機器學習的異常判斷，最後將判讀結果分別透過藍牙與 Wifi，傳輸至手機 APP 與雲端資料庫。
- (3) 客戶端：手機 APP 使用藍牙連接伺服端達到即時傳送辨識結果與即時通報的效果；網頁平台則透過 Wifi 於雲端資料庫下載所有詳細資料。

智慧輪胎檢測系統的應用流程步驟如下：首先，(1)使用手機掃描多功能感測器上的 QR Code 後，會進入網頁平台，於下方下載手機 APP。若是職業車隊的停車場管理人員，則可以使用帳號密碼登入網頁平台。(2)進入手機 APP 後，與智慧輪胎檢測系統連線後，可以立即辨識目前輪胎的狀況為正常或是各種異常，透過手機通知駕駛人員，以確保駕駛人員不會對輪胎狀況進行誤判，特別是在駕駛車輛時的緊急情況下。接著，依照車輛資訊調整設定，並使用藍牙與樹莓派連接，即可開始顯示即時的輪胎資訊，如：胎壓、胎溫、電池電量、有無異常等。此時如果有異常，則手機會震動且出現紅色的文字顯示什麼異常，迅速提醒駕駛人員。點擊此文字可進入歷史異常紀錄表，方便查看目前為止出現的異常狀況次數與種類。(3)當車輛到達停車場後，樹莓派連接到 Wifi 並自動將此次行車的詳細資料傳輸至 MySQL 資料庫供網頁平台接收資料，讓網頁平台更新資料。(4)職業車隊的停車場管理人員透過步驟 1 的方式進入網頁平台，可以依照自己停車場的規模、結構，將視覺化停車場管理畫面設置成相同的規模，並進行相關分析，管理每次車輛的行車狀況與目前輪胎的狀態好壞，提供便利的服務。

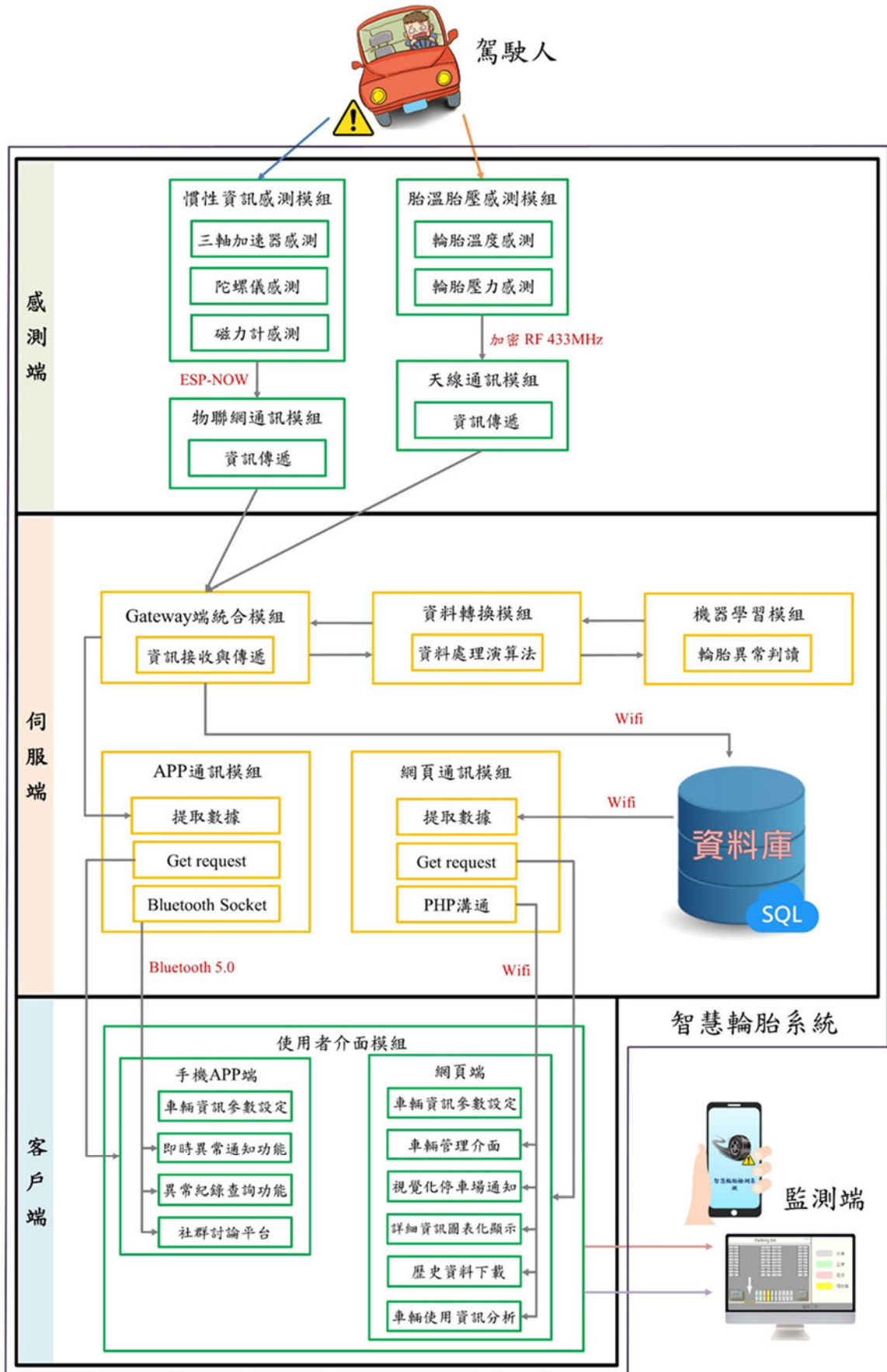


圖 2.系統元件及模組設計

### 3.2 硬體元件設計

- (1) 胎外式 TPMS：胎外式 TPMS 目前使用 NXP Semiconductors 的 FXT870511DT1，透過安裝至輪胎氣嘴感測輪胎壓力、溫度以及電池電量，每隔 32 秒採樣一筆數據，較低的頻率除了能降低功耗，同時也減輕伺服端的壓力。(如圖 3 所示)
- (2) 多功能感測器：多功能感測器目前使用的是 Grove-IMU 10DOF v2.0，主要監測包含三軸加速度計(測量受力 G 值)、陀螺儀(測量角速度)、磁力計(測量絕對方向)，將感測器安裝置輪胎上後即可讀取即時輪胎震動資訊，另外本研究採用 Esp8266 作為物聯網通訊平台，並以 ESP-NOW 協定建立感測器與伺服器之間的溝通。(如圖 4 所示)
- (3) Gateway 端：Gateway 端使用 RF433MHz 接收器讀取胎溫、胎壓數據，使用 Esp8266 接收 9 軸數值，以樹莓派 4 作為基底進行機器學習，實現邊緣運算以減輕頻寬限制並減少數據誤差與傳送延遲。(如圖 5 所示)



圖 3. 胎外式 TPMS

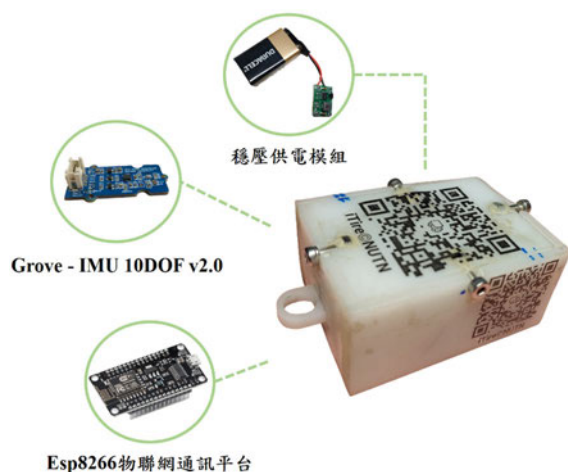


圖 4. 多功能感測器



圖 5. Gateway 端

### 3.3 視覺化之輪胎資訊管理平台

我們將基於 Android 來撰寫一個即時異常通知 APP，透過藍芽連接到 Python 接到常通辨識過後結果，可給予輪胎正常、異常(輪框變形、附著異物、打滑、胎溫異常、胎

壓異常)之即時通知，其中我們使用 Android 9.0 來撰寫，因其穩定性及相容性較高，功能也較為全面，內容包含監控車輛設置、即時訊息顯示、異常紀錄、過去圖表、社群討論等。

### 3.4 即時監測輪胎&異常通報 APP

我們將基於 Android 來撰寫一個即時異常通知 APP，透過藍芽連接到 Python 接到常通辨識過後結果，可給予輪胎正常、異常(輪框變形、附著異物、打滑、胎溫異常、胎壓異常)之即時通知，其中我們使用 Android 9.0 來撰寫，因其穩定性及相容性較高，功能也較為全面，內容包含監控車輛設置、即時訊息顯示、異常紀錄、過去圖表、社群討論等。

### 3.5 機器學習方法

本計畫使用樹莓派(Raspberry Pi)作為 Gateway 裝置，透過數據異常分析與辨識技術來判斷輪胎的狀態。我們使用 Python 做為機器學習的分析器，因其既可開源編程又可連結 Esp8266 即時辨識，每一筆輪胎偵測到的數據都可透過 Python 做分析處理與即時辨識。我們對機器學習模型 Knn、SVM、J48 決策樹、ANN、Autoencoder 及 DNN 進行比較，利用胎溫胎壓感測器和三軸加速度計、陀螺儀、磁力計在固定時間內蒐集資料，並將每一種感測器 X、Y、Z 軸所偵測到的 9 個特徵值分類成數據集，針對各種異常實際模擬輪胎行駛之情形，將訓練數據集丟入不同模型訓練、調整參數，最終進行模型評估後，選用準確率最高之 Deep Neural Network(DNN)作為此套系統之深度學習模型。DNN 會先根據數據的特徵值壓縮編碼，再透過設定好的壓縮層及神經元運算，即可有效辨識結果，也因為 DNN 模型對於非線性、高維度、多分類等問題較有優勢，使得我們在資料分析的結果更易判讀。

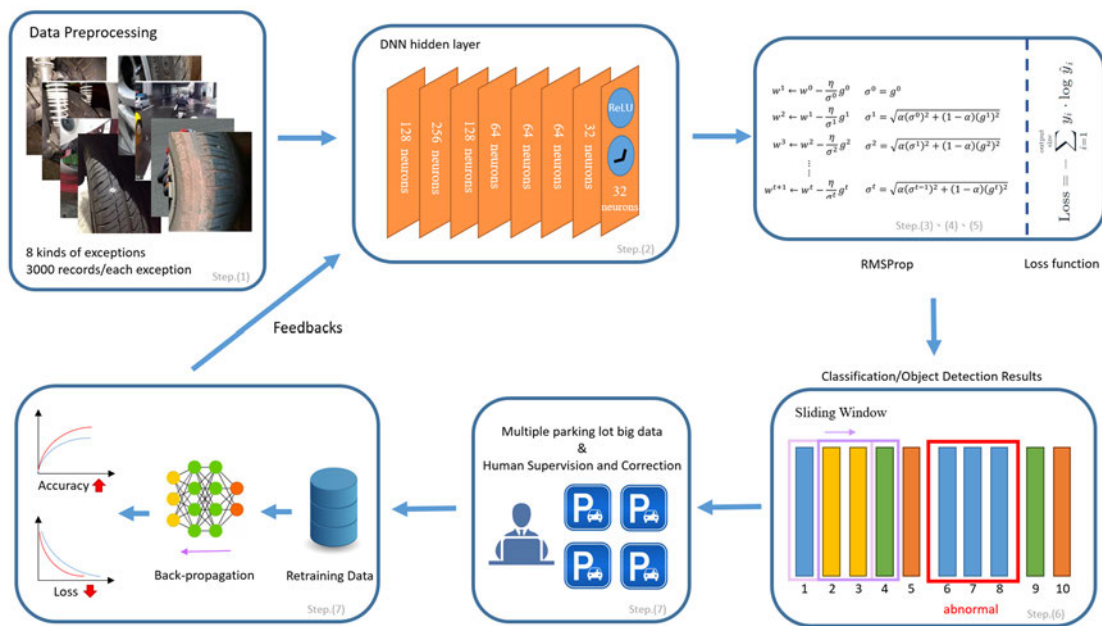


圖 6.機器學習流程

- (1) 首先在 ESP8266 物聯網通訊平台進行資料預處理
  - I. 將多功能感測器初始化後調整至滿量編程範圍
  - II. 計算偏移量並進行數據校正
  - III. 剔除非必要之 Attribute 後提取特徵
  - IV. 傳輸速率調至每 500 毫秒傳輸一筆資訊，使得資料間的連續性更高
- (2) 調整 Sequential model 嘗試不同的 activation、layers、neurons，目前我們設計為 8 層隱藏層，並於每層隱藏層中加入個別數量的神經元(如表 1 所示)，測試過後發現將神經元數量先提高後再慢慢遞減，辨識效果最佳，在此選用” ReLU”作為激活函數，除了訓練過程相對較快且避免了梯度消失的問題，也因其會使部分神經元的輸出為 0，這樣可使神經網路稍較稀疏，並且降低數據間的相依性，可有效避免 overfitting。(如圖 7 所示)

1 layer	128 neurons
2 layer	256 neurons
3 layer	128 neurons
4 layer	64 neurons
5 layer	64 neurons
6 layer	64 neurons
7 layer	32 neurons
8 layer	32 neurons

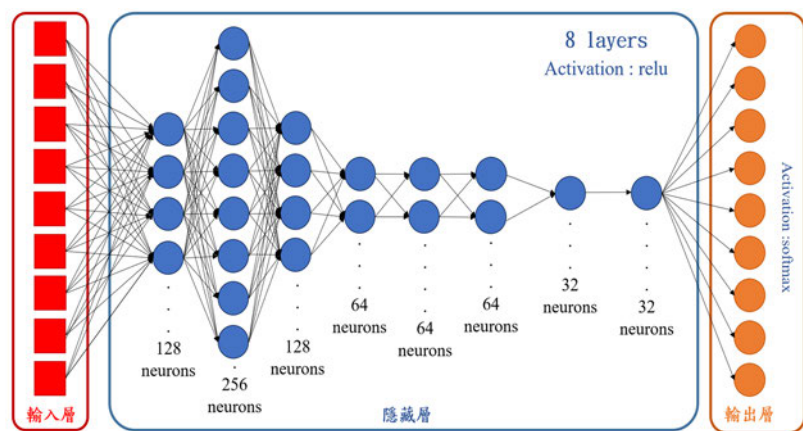


表 1.Layers &amp; Neurons

圖 7. DNN 深度學習模型

- (3) 選擇適合進行多分類的 optimizer、loss function、metrics 再對其進行編譯，測試結果目前選用
  - I. optimizer 為” RMSProp”
 

每次更新 learning rate ( $\eta$ )時，分母所除的  $\sigma$  都與前一次的有關係，調整上面多了一個參數  $\alpha$ ，可以自由調整新舊 gradient 的比重。

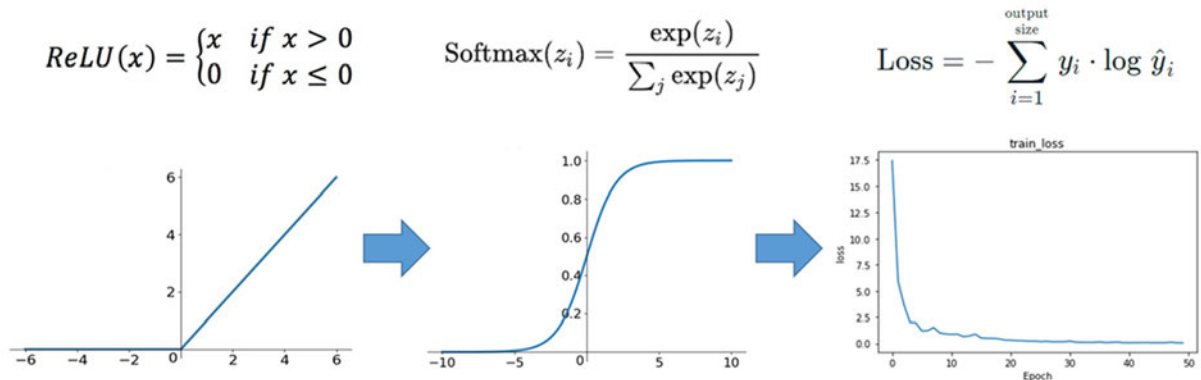
$$w_i^{t+1} \leftarrow w_i^t - \frac{\eta}{\sigma^t} g^t \quad (1)$$

$$g^t = \frac{\partial L}{\partial w_i}(\mathbf{W}^t) \quad (2)$$

$$\sigma^t = \sqrt{\alpha(\sigma^{t-1})^2 + (1 - \alpha)(g^t)^2 + \epsilon} \quad (3)$$

- II. loss function 為” categorical crossentropy”
 

在神經網路的輸出層中選用” softmax” 多分類的函數進行輸出，再選用” categorical crossentropy” 作為 loss function，因當誤差較大時梯度也大，下降的較快，同時也避免了某些情況下激活函數進入飽和區，梯度消失的問題，能衡量細微的差異找到最佳解。



III. metrics 為 accuracy。

- (4) 調整 batch size、epochs，在迭代次數與迭代比例中進行測試，另外在時間與準確率的雙重考量下，我們最終設定 batch size 為 100、epochs 為 50 訓練模型。
- (5) 訓練完畢後，DNN 會將新增的即時數據進行比對，判斷出此筆數據的特徵為何種異常類型，測試結果準確率高達 99.17%，能有效辨識高達 9 種異常。
- (6) 最後輸出時為了避免太過敏感而誤判，再此設計了 Sliding Window，每 3 筆辨識結果進行滑動，需 3 筆結果皆為同樣類型之異常才會報錯，更進一步提高準確性。

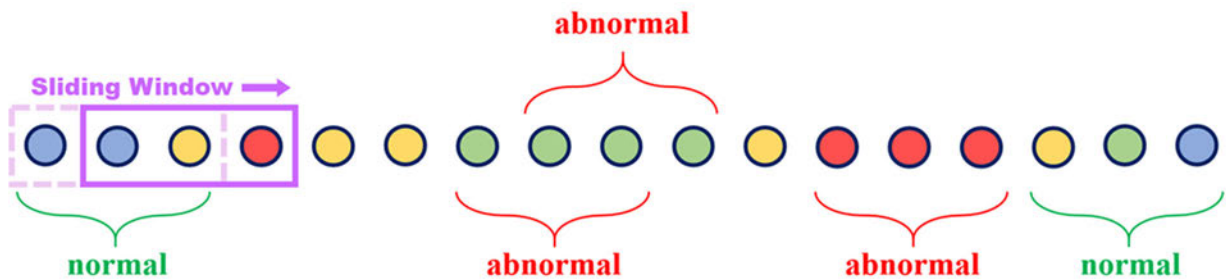


圖 8. Sliding Window

- (7) 蒐集的資料，我們會一併以人為校正的方式，修正辨識錯誤之結果，並且將修正結果儲存下來，作為再訓練數據集，並透過 DNN 反向傳播修正模型，更進一步提高準確性，也將客戶端資料上傳至雲端資料庫，進一步透過大數據比對，增設新功能與建議。

### 3.6 輪胎異常辨識種類

- (1) 輪胎正常狀態：將感測器安裝於輪胎上，記錄車輛行駛時正常狀態的角速度、受力 G 值、決對方向等各項數據，此類數據將會作為訓練標準，以此判定正常狀態。(如圖 9 所示)
- (2) 輪胎異常狀態：目前預計能夠辨識出的異常狀態有八種，分別是以下附著異物、抖動打滑、傾倒提醒、輪框變形、胎溫異常、胎壓異常、胎面異常、輪胎壽命預測。

- I. 附著異物：將各種不同大小的紙板黏貼於輪胎表面，以此模擬附著異物，再實際行駛車輛紀錄下附著異物之角速度、受力 G 值、決對方向等各項數據。(如圖 10 所示)
- II. 打滑、異常抖動：將水潑灑於路面白線、磁磚上，再實際行駛且緊急煞車，造成車輛打滑，紀錄下打滑之角速度、受力 G 值、決對方向等各項數據。(如圖 11 所示)
- III. 輪框變形(輪框鬆脫)：汽車在更換輪胎時，都會進行四輪定位以及動態平衡確保安全，若有角度上的誤差，通常會在輪框上黏貼鉛塊以確保能夠正常滾動，在此計畫透過鉛塊黏貼於輪框一側，給予負重造成輪框不平衡，以此模擬輪框變形，再實際上路行駛紀錄下輪框變形之角速度、受力 G 值、決對方向等各項數據。(如圖 12 所示)
- IV. 傾倒提醒：重機行駛時常會透過側掛壓車以確保能夠穩定過彎，不過許多新手因沒經驗常沒抓好角度而摔車，因此在計畫中透過傾斜車輛去模擬側掛壓車狀態，當車輛過於傾斜時會給予即時提醒。(如圖 13 所示)
- V. 胎溫異常：利用溫度感測器偵測輪胎溫度，若輪胎即將過熱時給予即時提醒。
- VI. 胎壓異常：
  - i. 胎面異常：輪胎鼓包時行進間之胎壓會有高低震盪的情形發生，在此比較鼓包輪胎與正常輪胎運行之變化範圍量，給予即時提醒。(如圖 14 所示)
  - ii. 胎壓降低：當胎壓有異常降低之情形時，預判輪胎是否中釘、漏氣甚至是爆胎，並給予即時提醒。(如圖 15 所示)
- VII. 輪胎壽命：透過陀螺儀可以感測輪胎滾動圈數，進一步可判斷車輛行駛距離，在此以輪胎之大數據庫給定平均使用里程，以此判斷輪胎壽命並給予百分比參考；正常輪胎使用年限為 5 年，將給予新胎、中胎、老胎之顏色區分。(如圖 16 所示)



圖 9.正常狀態



圖 10.附著異物



圖 11.打滑

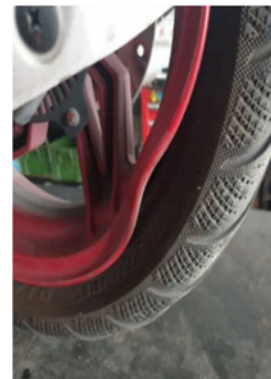


圖 12.輪框變形



圖 13.過度傾倒



圖 14.輪胎鼓包

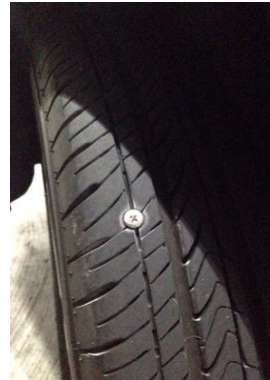


圖 15.輪胎中釘



圖 16.輪胎老化

## 4. 實驗結果

### 4.1 多功能感測器

Grove - IMU 10DOF v2.0 是一款多功能慣性感測器，能有效監測受力 G 值、角速度以及絕對方向，經實測發現因磁力計測量絕對方向，若放入機器學習訓練模型，會造成因方向認路而錯判異常類型，所以在此不把磁力計蒐集到的資料放入機器學習模型中，但磁力計資料可為未來預測輪胎老化、異常分析上做使用，而三軸加速度器及陀螺儀所蒐集到的 9 種正常、異常資料數值如圖 17 所示。

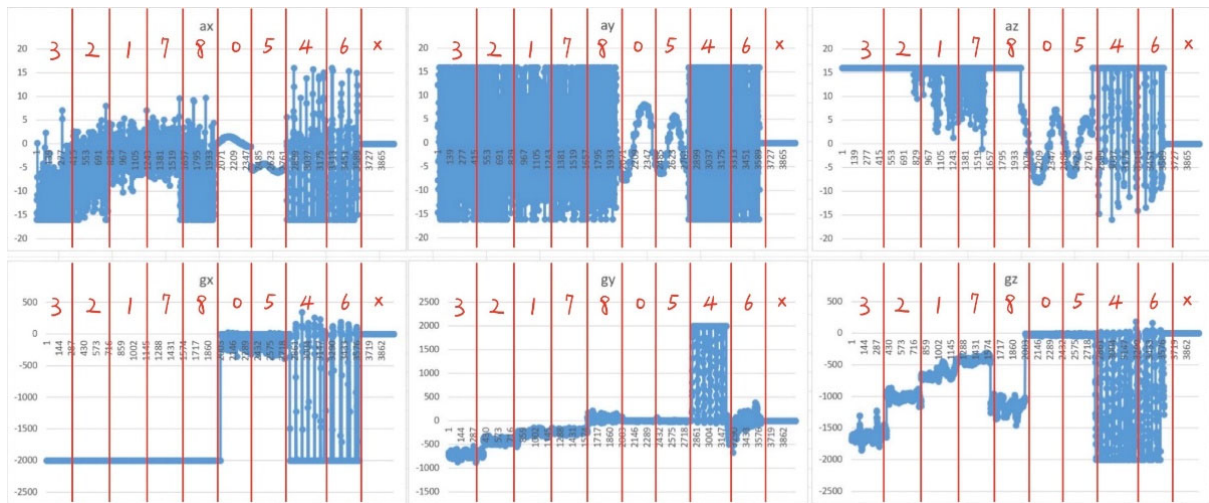


圖 17. 三軸加速度器、陀螺儀原始蒐集資料

### 4.2 胎溫胎壓感測器

透過加密 RF433MHz 進行通訊，實測結果當地址設定好後無雜訊的干擾，且封包穩定性相當高。

傳送格式	Sensor ID	
0x19E00000 0023 027 3 2	胎壓	16 進位 8 位數
0x1FE10000 0023 027 2 2	溫度	10 進位 4 位數
0x0C01BCED 0000 025 3 2	Battery	10 進位 3 位數
		10 進位 1 位數

0x0C01BCF7 0000 025 3 2	Status	10 進位 1 位數	
		0	Sensor in sleep mode
		1	Sensor in Wakeup mode
		2	Sensor in Normal mode
		3	Sensor in Warning mode
	4	Sensor Thermal Shut Down	

### 4.3 電池功耗評測

#### (1) 胎溫胎壓感測模組

CR1632 水銀電池額定容量為 140mAh，而胎溫胎壓感測模組平時處於休眠模式，約消耗  $0.5 \mu A$ ，當超過 17G 的加速度後才開始正常工作，並以 3200ms 為單位傳送數據，約消耗 0.09mA，以每日用車 2 小時作為估算，預計使用壽命可超過 2 年。

#### (2) 輪胎異常偵測模組

Esp8266 開發版在編程上相當開源，可關閉不須使用之功能來減少功耗，目前我們將此開發版設定在 Light-sleep 模式，並關閉其 Wifi 與 System clock，測試結果模組總功耗約為 18mW，長效型 9V 電池額定容量為 1000mAh，輪胎異常偵測模組約消耗 2mA，以每日用車 2 小時作為估算，預計使用壽命可超過 8 個月。(如表 2 所示)

Item	Modem-sleep	Light-sleep	Deep-sleep
Wi-Fi	OFF	OFF	OFF
System clock	ON	OFF	OFF
RTC	ON	ON	ON
CPU	ON	Pending	OFF
Substrate current	15 mA	0.4 mA	~20 uA
Average current (DTIM = 1)	16.2 mA	1.8 mA	-
Average current (DTIM = 3)	15.4 mA	0.9 mA	-
Average current (DTIM = 10)	15.2 mA	0.55 mA	-

表 2. Esp8266 省電模式

### 4.4 機器學習模型比較

因為我們在樹莓派中進行機器學習訓練及異常判斷，因此對於判斷之準確率、訓練時長與系統負擔等多方面考量下，最終選擇 DNN 深度學習演算法。判斷之準確率我們將總共約 3 萬筆之資料隨機分配為 8 成之訓練集與 2 成之驗證集，透過 8 成的資料進行模型訓練，再將剩餘 2 成資料以每 10 筆進行交叉驗證，測試結果準確率高達 99.17%，以 7 種不同車款(包含輕型速克達、普通重型速克達、輕型打檔車、重型打檔車、小轎車、休旅車與小貨車)進行實際場域測試驗證，並且透過 Sliding window 以同樣 3 筆異常類型做為異常判斷，每種異常皆能準確警報，也沒有掉封包、資料之情形出現；訓練

時長則約為 280 秒，不過此作品經過調整，可引用訓練好之模型，直接進行異常辨識，辨識時長約為 0.5 秒，因此可以給予及時的異常提醒(如圖 18、圖 19 所示)。

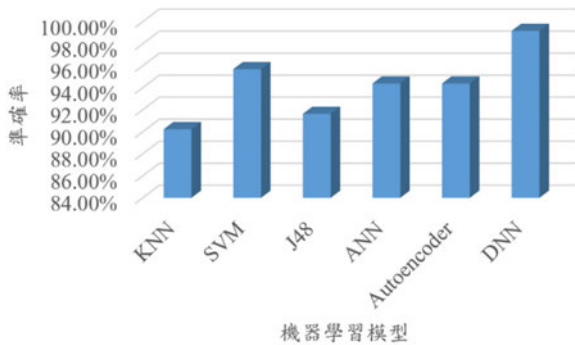


圖 18. 準確率比較

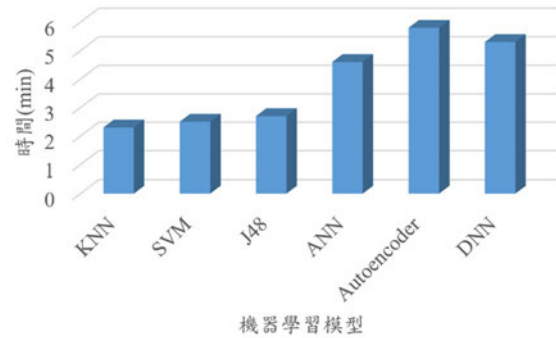


圖 19. 訓練時長比較

#### 4.5 通訊方式比較

##### (1) 感測端

###### I. 胎溫胎壓感測模組

經過不同通訊方式比較，最終選擇加密式 RF433MHz，因其多種特性，包含支持多對一裝置傳輸、封包穩定性高、開源的傳輸格式、無雜訊的干擾、價格划算(如表 5 所示)。

###### II. 輪胎異常偵測模組

經過不同通訊方式比較，最終選擇 ESP-NOW，因其多種特性，包含支持多對多裝置傳輸、封包穩定性高、兼容可設定的傳輸格式、容易的開發環境、無雜訊的干擾、價格划算，都是我們選擇的原因(如表 5 所示)。

	傳統藍芽	藍牙mesh	wifi	RF 433MHz (未加密)	RF 433MHz (加密)	Esp-now
裝置傳輸	僅支持 1對1	支持多對多	支持多對多	支持多對多	支持多對一	支持多對多
封包 穩定性	中 (偶爾掉資料)	中 (偶爾掉資料)	中 (偶爾掉資料)	低 (容易掉資料)	高	高
傳輸格式	兼容可設定	HEX 16進制	兼容可設定	兼容可設定	固定(可設定)	兼容可設定
開發難易度	易	難	中	易	難	易
其他 額外需求	主從模式下 無雜訊干擾	地址設定好後 無雜訊干擾	需行動網路 (無線基地台)	容易接收到 同頻段雜訊	地址設定好後 無雜訊干擾	地址設定好後 無雜訊干擾
價格	NT\$ 300	NT\$ 300	NT\$ 250	NT\$ 80	NT\$ 200	(含開發版) NT\$ 200

表 5. 感測端通訊方式比較

##### (2) 手機 APP 端

因此裝置希望不須透過網路及可達到即時傳輸，又須方便於每位駕駛人，因此我們將即時偵測異常系統設計為一個手機 APP，並且透過藍芽連線，如此一來不僅降低了成本，也更加便於駕駛人使用，測試結果，傳輸穩定。

##### (3) 網頁平台端

於職業停車場內架設基地台，並且透過 Wifi 進行通訊，當車輛回到停車場時會透過 wifi 將出車時記憶卡內之資訊與即時資訊上傳至網頁管理平台，測試結果，通訊品質穩定。

## 5. 成果展示

### 5.1 智慧輪胎檢測硬體之成品

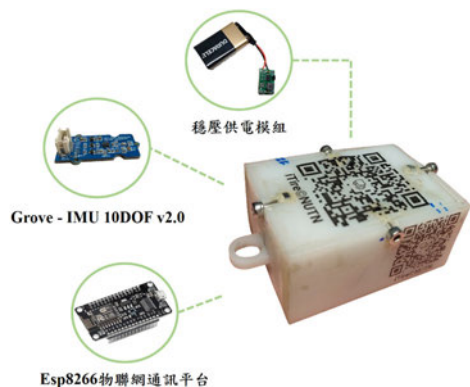


圖 20. 多功能感測硬體成品



圖 21. 胎外式 TPMS 成品



圖 22. Gateway 端裝置成品



圖 23. 實際系統展示

### 5.2 智慧輪胎網頁管理系統

#### (1) 視覺化停車場介面

- I. **客製化場域**：使用者可以根據自己停車場之大小、形狀、出入口等排列出適合的樣式，於首頁新增車輛資訊，輸入車位號碼、車牌號碼、車型、輪胎數量、感測器編號，並可自行編輯與刪除。(如圖 24 所示)
- II. **圖形化介面**：以灰色代表已出車、紅色代表需維修、黃色代表待保養、綠色代表正常，顏色的不同能讓管理人員更快速且方便的管理車廠。(如圖 25 所示)

Vehicle Details

Export All Data

Parking Lot

License No.	Type	No. of Wheels	Action
NBF-0893	Front Truck	4	
J98-300	Truck Trailer	6	
FBX-3388	Truck Trailer	6	
3772-JK	Truck Trailer	8	
ABF-5027	Front Truck	10	
ABC-1234	Front Truck	4	
ODE-9988	Front Truck	6	
ADE-0096	Truck Trailer	4	

+ Add New Vehicle

圖 24.車輛數據資料添加

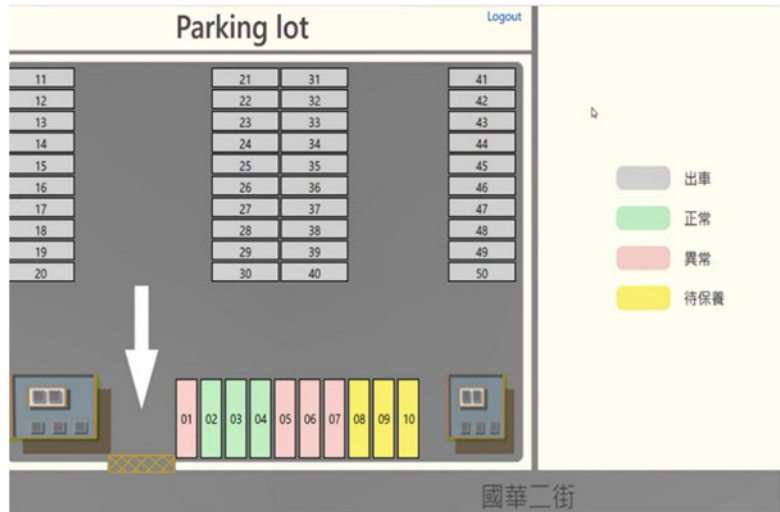


圖 25.視覺化停車場資訊

- (2) 歷史資訊檢視：點選車輛後可顯示其當下輪胎之胎溫、胎壓、電池電量等，並以圖像化的方式清楚標示哪顆輪胎為異常，提供管理者初步確認車輛異常情形，簡易評估車輛狀況。並顯示車輛在停車場停留時間或出車時間，方便掌控停車場當下車輛動向。(如圖 26 所示)

View Record

Space	License No.	Type	No. of Wheels	Status	Time
1	NBF-0893	Front Truck	4	停留	2天5小時22分51秒

Wheel No.	Sensor ID	Pressure (PSI) (30-35)	Temperature (°C) (20-25)	Battery (%)	Data	Chart
1	1	31	25	70	Historic Data	Chart
2	2	31	26	70	Historic Data	Chart
3	3	23	20	70	Historic Data	Chart
4	4	32	24	60	Historic Data	Chart

圖 26.車輛即時資訊

- (3) **車輛異常統計**：統計圖表可顯示每台車每年每月發生的異常次數，以及異常情形的分佈比例，能提供管理者判斷是否為駕駛人不正當駕駛，或是車輛已老舊需汰換。(如圖 27、圖 28 所示)

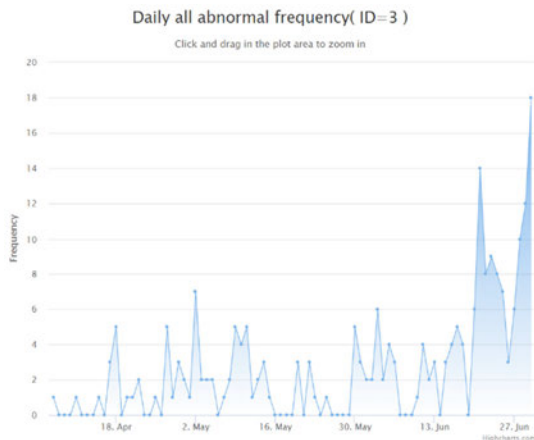


圖 27.歷史異常統計折線圖表

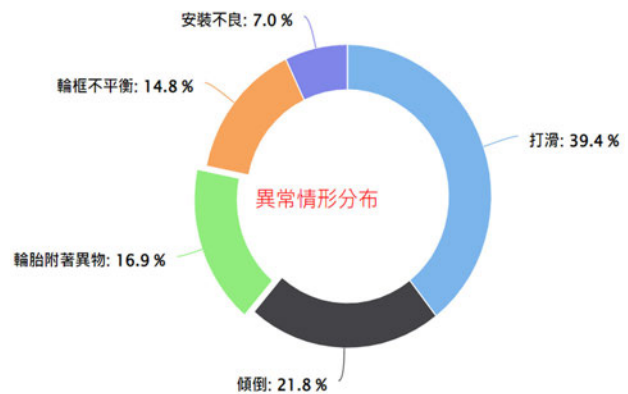


圖 28.異常分布圓餅圖表

- (4) **輪胎老化及事故分析**：將所蒐集之資訊保存於車廠之大數據資料庫，隨時供管理員下載讀取，並可將其用於推估輪胎平均壽命，以及統計發生事故頻率、零件損壞次數、司機事故次數等，以利管理車廠。(如圖 29 所示)

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1	Sensor ID	Pressure (psi)	Temperature (C)	ax	ay	az	gx	gy	gz	mx	my	mz	Battery	Status	Date & Time
2	KD01	38	30	-16	12.29	16	-2000	-672.18	-1650.27	23.44	5.86	8.2	80%	normal	2022-4-20-16:30
3	KD02	36	28	-16	3.41	16	-2000	-729.19	-1692.63	22.85	4.98	-5.86	80%	normal	2022-4-20-16:30
4	KD03	37	32	-16	-14.62	16	-2000	-750.61	-1607.18	24.61	-4.98	-19.04	80%	Skid	2022-4-20-16:30
5	KD04	38	29	-14.58	-7.82	16	-2000	-732.6	-1673.46	11.13	-5.27	-13.77	80%	Wheel frame deformation	2022-4-20-16:30
6	KD01	38	30	-11.8	12.16	16	-2000	-733.03	-1644.04	0.59	0	-9.96	80%	normal	2022-4-20-16:31
7	KD02	36	28	-7.04	4.1	16	-2000	-757.57	-1661.68	8.2	3.22	6.45	80%	normal	2022-4-20-16:31
8	KD03	37	32	-16	12.27	16	-2000	-717.77	-1663.51	21.97	5.27	9.67	80%	normal	2022-4-20-16:31
9	KD04	38	29	-16	-3.87	16	-2000	-746.22	-1695.56	23.73	5.57	-4.39	80%	normal	2022-4-20-16:31
10	KD01	38	30	-10.78	-9.69	16	-2000	-754.21	-1621.22	25.2	-3.52	-17.58	80%	normal	2022-4-20-16:32
11	KD02	36	28	0.18	0.27	16	-2000	-701.05	-1650.45	9.96	-8.2	-15.53	80%	normal	2022-4-20-16:32
12	KD03	37	32	-16	-3.6	16	-2000	-674.38	-1614.56	3.81	-0.29	-16.11	80%	Tilt reminder	2022-4-20-16:32
13	KD04	38	29	-16	14.51	16	-2000	-678.22	-1678.89	2.34	1.76	2.05	70%	normal	2022-4-20-16:32
14	KD01	38	30	-14.99	8.5	16	-2000	-729.31	-1645.63	17.58	4.69	11.43	70%	normal	2022-4-20-16:33
15	KD02	36	28	-16	6.35	16	-2000	-702.21	-1661.99	26.37	6.15	0.29	70%	normal	2022-4-20-16:33
16	KD03	37	32	-16	-13.07	16	-2000	-705.14	-1671.63	22.85	0.88	-11.43	70%	normal	2022-4-20-16:33
17	KD04	38	29	-16	1.29	16	-2000	-784.85	-1617.49	16.7	-8.5	-26.37	70%	normal	2022-4-20-16:33
18	KD01	38	30	-16	6.35	16	-2000	-719.67	-1656.43	9.38	-2.05	-18.16	70%	Tilt reminder	2022-4-20-16:33
19	KD02	36	28	-14.2	-7.57	16	-2000	-703.58	-1645.63	0	1.46	-3.52	70%	Tilt reminder	2022-4-20-16:33

圖 29.歷史資料下載

### 5.3 智慧監測 APP

- (1) **監控車輛設置**：APP 操作介面如圖 30 所示，點選右上方設置按鈕，可進到基礎設定頁面，如圖 31 所示，供使用者選擇合適之顯示方式，在菜單中點選監測選項，會連接至設定監測車輛的介面，如圖 32 所示，進入到監測車輛的介面，可點選畫面中的加號按鈕，即可新增用戶需要監測之車輛設置。新增車輛的介面中可依照用戶需求選擇新增兩輪車輛(見圖 33)或是四輪車輛(見圖 34)二種，用戶可在中間文字框內自行填寫車輛暱稱，之後點選下一步的按鈕後，

連接至輪胎警報參數設置的介面，如圖 35 所示。此介面可由用戶自行設置輪胎的胎溫及胎壓警報之上下限值，設置完成後點選確認的按鈕即可回到車輛新增完成後的監測車輛的介面，如圖 36 所示。



圖 30. 菜單屏幕



圖 31. 基礎設定

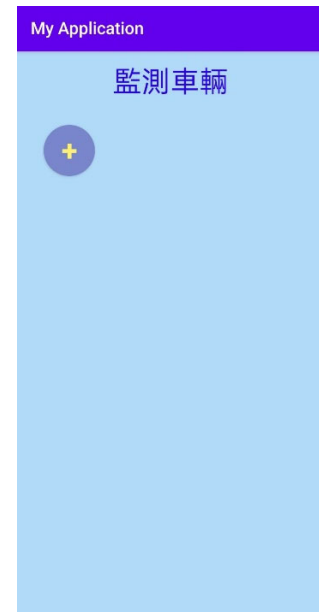


圖 32 監測車輛新增/選擇

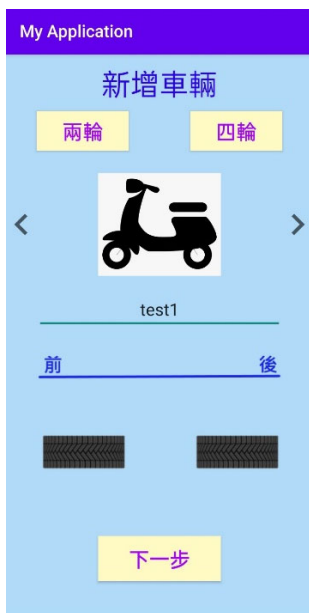


圖 33. 新增車輛(兩輪)

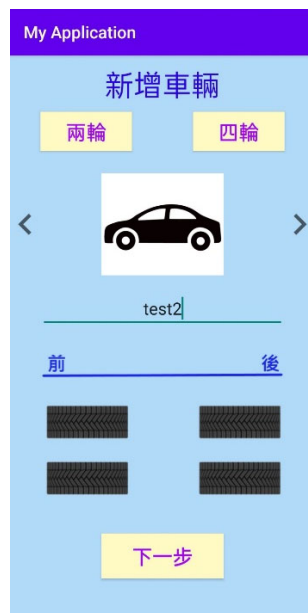


圖 34. 新增車輛(四輪)



圖 35. 異常警報參數設置

- (2) **即時異常通知**：在監測車輛的介面中點選要監測之車輛，連接至藍芽連接的介面，如圖 7 所示，APP 連接到藍牙後，會跳至即時監測異常的介面，如圖 8 所示，判斷結果會回傳到這個界面，常態提供溫度和壓力顯示，若有輪胎異常則會跳出提醒，以提供駕駛人參考，避免危險發生。
- (3) **異常紀錄查詢**：從 APP 菜單介面(見圖 1)點選異常紀錄選項，連接至歷史異常紀錄車輛選擇的介面，如圖 9 所示，點選介面中任意車輛選項即可觀測該車輛歷史異常紀錄(見圖 10)，而從即時監測異常的介面(見圖 8)點選下方顯示異常

紀錄的按鈕，也可直接連接至該車輛歷史異常紀錄的介面(見圖 10)，提供駕駛人後續維修保養參考依據。

- (4) **歷史資訊統計**：從歷史異常紀錄的介面點選圖表按鈕，連接至該車輛歷史異常圖表的介面，如圖 11 所示，可觀測歷史異常紀錄之圖表，提供駕駛人異常高峰資料參考，同時也檢視自己的行車狀況。
- (5) **社群討論平台**：從 APP 菜單介面(見圖 1)點選社群討論選項，會連接至社群討論的介面，如圖 12 所示，提供一個社群討論平台，能和車友分享各項問題討論及解決方法，以利交流學習。

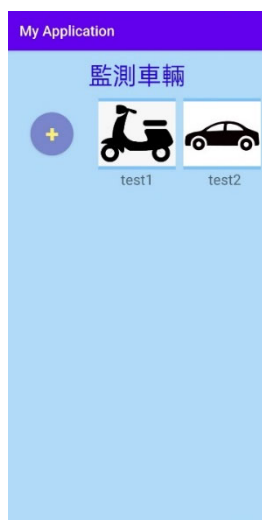


圖 36.車輛新增後介面



圖 37.藍牙連接



圖 38.即時監測異常

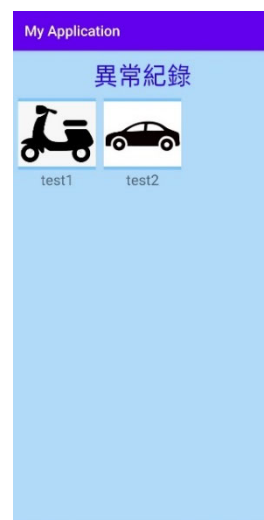


圖 39.異常紀錄車輛



圖 20.歷史異常紀錄

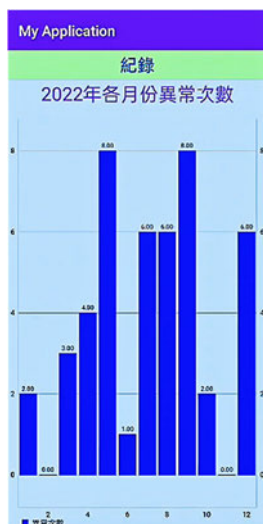


圖 21.歷史異常圖表

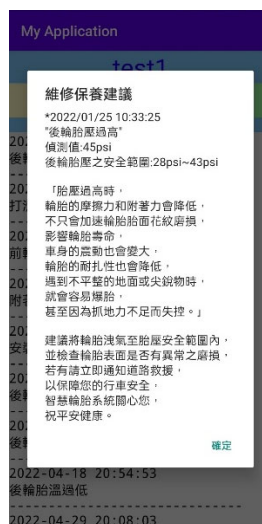


圖 22.維修保養建議



圖 22.社群討論

## 6. 結論與未來展望

本研究的目標是將下游的一般機動車輛、中游的職業車隊、上游的保養廠(輪胎廠)進行整合，建立一套完整的輪胎生態系，推廣應用於每台機動車輛、每個停車場，並且將大部分輪胎異常之情形加入本系統機器學習的辨識範圍。本次研究的成果已經成功地展現出此系統的可能性，不論是在監測硬體的設計、智慧型手機 APP 設計、伺服器架

設及車輛管理網頁設計或是機器學習對輪胎各式異常抖動的判讀，皆已到達到階段性目標的預期。未來，在系統發展更加成熟後，便能更進一步增加對輪胎異常的分析，使得安全性及便利性都大幅提升。

## 7. 參考文獻

- [1] Liang Chen, “Development Trend Analysis for Tire Pressure Monitoring System in Future China”, Brilliance Auto Research & Development Center · Shenyang Liaoning 110141, China, 2016, pp.1-10, doi:10.19466/j.cnki.1674-1986.2017.02.022U463.341 A1674-1986(2017)02-083-03
- [2] 車輛安全檢測基準 第68點 胎壓偵測輔助系統, 2014, pp.1, <https://reurl.cc/jlr2rL>
- [3] Hsiao Chi-Yung, “The Research on the Correlation Between the Flat Tire Accident and Reflective Studs on the Highway”, National Digital Library of Theses and Dissertations In Taiwan, 2014, pp.31-41, <https://hdl.handle.net/11296/z4e375>
- [4] Lin, Sin-Way, “An Analysis of the U.S. Tire Tread Patents of Light Loading Vehicles”, National Digital Library of Theses and Dissertations In Taiwan, 2010, pp.15-26, <https://hdl.handle.net/11296/t2q7j9>
- [5] N.S.T. Lee, H.A. Karimi, E.J. Krakiwsky, “Road information systems; impact of geographic information systems technology to automatic vehicle navigation and guidance”, Conference Record of papers presented at the First Vehicle Navigation and Information Systems Conference (VNIS '89), 1989, pp.51-70, doi:10.1109/VNIS.1989.98788
- [6] Williams Ackaah, “Exploring the use of advanced traffic information system to manage traffic congestion in developing countries”, Scientific African Volume 4, 2019, pp.1-6, <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2019.e00079>
- [7] Tae J. Kwon, Liping Fu, Chaozhe Jiang, “Road weather information system stations — where and how many to install: A cost benefit analysis approach”, Canadian Journal of Civil Engineering 42(1):1-10, 2014, pp.4-9, doi: 10.1139/cjce-2013-0569
- [8] Teke M, Duran F. The design and implementation of road condition warning system for drivers. Measurement and Control.2019;52(7-8):985-994. doi:10.1177/0020294019858088
- [9] Chul Kyun Bae, Seung Gi Kim, Sol Lim and Dae Jin Kim, “TPMS tire position registration algorithm using acceleration and RSSI data,” 2016 Eighth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN), 2016, pp. 745-747, doi: 10.1109/ICUFN.2016.7537137.
- [10] Z. Lin, Y. Xiong, H. Dai and X. Xia, “An Experimental Performance Evaluation of the Orientation Accuracy of Four Nine-Axis MEMS Motion Sensors,” 2017 5th International Conference on Enterprise Systems (ES), 2017, pp. 185-189, doi: 10.1109/ES.2017.37.
- [11] Mitchell, T. M. (1997). Does Machine Learning Really Work?. AI Magazine, 18(3), 11. <https://doi.org/10.1609/aimag.v18i3.1303>
- [12] Arsanjani, R., Xu, Y., Dey, D. et al(2013). Improved accuracy of myocardial perfusion SPECT for detection of coronary artery disease by machine learning in a large population. J. Nucl. Cardiol. 20, 553–562. <https://doi.org/10.1007/s12350-013-9706-2>
- [13] MacKay, D. J. C. (2003). Information Theory, Inference, and Learning Algorithms. Cambridge University Press. ISBN 0-521-64298-1.
- [14] F. -T. Liu, Y. -T. Wang and H. -P. Ma, “Gesture recognition with wearable 9-axis sensors,” 2017 IEEE International Conference on Communications (ICC), 2017, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICC.2017.7997414.
- [15] S. Zhang, X. Li, M. Zong, X. Zhu and R. Wang, “Efficient kNN Classification With Different Numbers of Nearest Neighbors,” in IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 29, no. 5, pp. 1774-1785, May 2018, doi: 10.1109/TNNLS.2017.2673241.

- [16] R. Patil and V. M. Barkade, "Class-Specific Features Using J48 Classifier for Text Classification," 2018 Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA), Pune, India, 2018, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICCUBEA.2018.8697473.
- [17] Y. Han, Y. Ma, J. Wang and J. Wang, "Research on ensemble model of anomaly detection based on autoencoder," 2020 IEEE 20th International Conference on Software Quality, Reliability and Security (QRS), 2020, pp. 414-417, doi: 10.1109/QRS51102.2020.00060.
- [18] M. Malik and R. Kamra, "A Novel PV based ANN Optimized Converter for off grids Locomotives," 2021 International Conference on Technological Advancements and Innovations (ICTAI), Tashkent, Uzbekistan, 2021, pp. 299-302, doi: 10.1109/ICTAI53825.2021.9673410.
- [19] Yi-Chun Hu, "Analysis and Comparison of Convolution Layer in Deep Convolution Neural Network", National Digital Library of Theses and Dissertations In Taiwan, 2018, pp.5-30, <https://hdl.handle.net/11296/686x7u>
- [20] M. A. Haque, J. S. Rani Alex and N. Venkatesan, "Evaluation of Modified Deep Neural Network Architecture Performance for Speech Recognition," 2018 International Conference on Intelligent and Advanced System (ICIAS), 2018, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICIAS.2018.8540636.

