

# 2022 年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

作品編號 100021

參展科別 工程學

作品名稱 壓電-摩擦感測器配合 CNN 進行步態分析及身分識別

得獎獎項

就讀學校 臺北市立第一女子高級中學

指導教師 舒貽忠、杜欣怡

作者姓名 吳翊嘉、吳品諭

關鍵詞 混合壓電-摩擦電、步態辨識、CNN(卷積神經網絡)

## 作者簡介



大家好，我們目前就讀臺北市立第一女子高級中學數理資優班。研究動機是希望藉由監測人體步態，並且進行身分辨識，材料選用新穎且經濟的壓電片及摩擦片。研究過程讓我們學習到跨領域重要性，也充實了相關領域的專業知識，並且學習團隊合作的精神，各種深入學習讓我們不斷突破自我框架。研究期間非常感謝老師、教授及實驗室學長姐的指導，授予我們許多知識，協助解決各種問題。

## 摘要

我們設計了一款透過壓電片與摩擦片收集資料的智慧鞋，壓電片嵌入在鞋底，摩擦片安裝在前腳掌，兩者並聯。當人行走時，感測器會被擠壓變形，藉由 DAQ（數據採集）收集感測器的電壓輸出，可顯示出正常步行、快走、慢跑和漫步等活動的訊息，利用時變電壓形式的輸出數據，與能夠識別時域信號的 CNN 深度學習（卷積神經網絡）進行不同類型步態辨識。

實驗結果顯示此方法可以辨檢測這四種步態，其辨識率高達 95%。訓練好的 CNN 可同時辨識個人身份與步態。結果顯示，識別快走時辨識率極高，識別正常步行和漫步時辨識率為 90%，識別慢跑時辨識率僅達 49%。因此，我們未來預計將提高同時辨識不同受試者與不同步態之辨識率，並透過壓電能量擷取器為藍牙模組供電。

## Abstract

A smart shoe is developed for gait analysis and energy harvesting. It inserts a piezoelectric patch electrically connected to a triboelectric sheet in parallel as a power-free sensor. The former is embedded under the sole and the latter is attached to the forefoot. The hybrid generator is deformed when the shoe is squeezed under the various motions from human walking. The output of the hybrid device is the voltage generation collected by DAQ (Data Acquisition). As the human gait reveals information of activities such as normal walking, brisk walking, jogging and strolling, the output data in the form of timing-varying voltage is utilized for distinguishing these various types of motions. The analysis is based on the deep learning CNN (Convolutional Neural Network) classifier, which is capable of recognizing time-domain signals.

The experimental results show that the proposed approach can detect these four types of gaits with the rate of accuracy up to 95%. The simultaneous recognition of personal identification together with the individual gait is also carried out by the trained CNN. The results show the extremely high rate of accuracy for the case of the brisk walking, 90% for the cases of normal walking and strolling, and 49% for the case of jogging. Therefore, the ongoing works include the improvements of (1) the model for classifying the mixture of user identification with all kinds of gaits, and (2) the capability of energy harvesting for powering the blue tooth for wireless data transmission.

## 壹、 研究動機

在疫情時代，政府要求民眾來往各場所皆須進行實聯制，以清楚掌握民眾足跡，在調查未知感染源時，可藉此追蹤確診者曾接觸對象。然而，許多民眾未能真正落實實聯制，造成疫調困難，再者，配戴口罩亦會增加人臉辨識的難度。於是我們發想是否有不受蒙面影響的身分識別機制。由於在日常生活中每個人走路姿態皆具獨特性，我們便聯想至步態分析的概念。取代傳統需外接電源的身分辨識系統－監視器，以智慧鞋為出發點，藉由人體活動時產生的廢能自供電使感測器運作，進行身分辨識及人體活動狀態監控。未來期望此智慧鞋能和現今智慧手環一樣，達成人體運動狀態及健康監控，或改造為智慧墊，安裝在各場所，以掌握人員動向。

近年來，能源消耗日漸增長，大多數發電機制會消耗大量資源和產生過多污染。許多再生能源，如潮汐發電、太陽能等已有許多團隊在進行研究。曾在報章雜誌上讀到生物力學能量收集，我們認為這是個新穎且環保的發電方式，於是對其產生了興趣。但生物力學能量作為電能輸出並無法超越太陽能等再生能源，所以我們便想先從監測開始著手。人體活動時會產生許多廢能，我們便可以藉由收集這些廢能進行人體運動的監測應用於穿戴式電子產品。

人體運動監測在醫療與運動等各領域已有許多研究在進行。壓力和力傳感器、加速規、陀螺儀、測角儀和超聲波傳感器等，常用來分析人體活動和步態，但這些感測器都需要接外部電源，另外它們的輸出通常取決於初始表面摩擦電，容易受到濕度等環境條件的影響，因此傳感能力較弱。

生物力學能量收集器本身可以作為可穿戴的自供電傳感器，無需接外部電源，可直接以電壓作為判斷依據，即可準確檢測環境觸發的靜態和動態過程。並且，生物力學能量收集是一種環保且經濟的技術，大致有以下幾種機制，例如(1)電磁感應型、(2)磁致伸縮型、(3)靜電型、(4)熱電型、(5)奈米摩擦型和(6)壓電型。在這幾種機制中，(1)電磁感應型結構笨重且低頻輸出、電壓小；(3)靜電型和(4)熱電型在生物力學活動期間的輸出較低；(2)磁致伸縮型在空間上難以微小化；(5)奈米摩擦型水平分離式通常需要兩個摩擦電部件之間有較大的相對位移，而垂直分離式則不需水平方向位移；(6)壓電型具有反應快速、位移小、能量轉換率高、輸出穩定等優點。結合以上考量，(6)壓電型和(5)垂直分離式摩擦發電適合為可穿戴電源收集生物力學能量，特別是植入在人體步行時有小位移的鞋墊。

考量上述人體監測趨勢，我們設計了一款透過並聯壓電片與摩擦片來收集訓練資料的鞋子，它可以通過壓電效應與摩擦發電原理產生的電壓波形分類人體運動模式。壓電片嵌入在鞋底，摩擦片安裝在前腳掌，摩擦片使用軟性材料製作因此不會干擾步態。人行走時，鞋子會產生變形與震動，透過並聯的壓電片以及摩擦片將力量轉為電壓訊號回

傳至電腦。此外，我們利用深度學習 CNN (Convolutional Neural Network) 來進行訓練，對步態做分析。分析結果可識別四種人體動作，包括正常行走、漫步、快走、慢跑。在測試過程中實現了超過 90% 的辨識率，成功實現能量感測器的實際應用。

## 貳、研究目的

本研究的具體目標有三：

### 一、分辨四種步態（運動識別）

改善各種步態的辨識率至 90% 以上，利用 CNN 訓練出最佳模組(model)。

### 二、分辨不同受試者以及步態（運動識別、身份辨識）

將 A、B 兩位受試者和他們的四種步態，共分成八種，利用 CNN 訓練出最佳模組(model)，改善其辨識率至 85% 以上。

### 三、分辨不同受試者（身份辨識）

個別在四種步態中辨識 A、B 受試者。

## 參、研究設備及器材

編號	名稱	規格	數量	用途
1	壓電片		1	利用壓電原理將足部壓力轉為電壓
2	摩擦片		1	利用摩擦電效應和靜電感應輔助壓電片將足部壓力轉為電壓
3	鞋子	25cm、厚底 5cm	1	感測元件置於鞋內
4	碳棒		1	電流輸出
5	電線		1	電流輸出
6	電腦		1	數據收集、深度學習
7	信號轉換器組		1	濾波和轉換電流為信號

表一、硬體部分

名稱	用途
python	進行 CNN 辨識
LabVIEW	收集數據，將波型資料轉為 excel 檔，5000/秒，共 10 秒

表二、軟體部分

## 肆、研究過程或方法

### 第一部分、文獻探討

隨著人們對身體健康狀況的日漸重視，運動監控成為生活中的一部份，也促使穿戴監控設備的技術日漸精進，如智慧手環、手錶，利用加速規運動速度變化的快慢，透過測量在某個軸向的受力情況，可以得知任意方向上的加速度，測量結果既有加速度大小，也有方向，藉由此特性來對進行人體活動情形的監控。然而加速規缺點在於需要額外供電才能對人體活動進行監控，為了克服此問題，已有不少團隊開始研究加速規的自供電技術。

Han 等研究人員[一]先前研究開發了一套，以 PVDF 薄膜為基礎的壓電能量收集鞋墊，透過反覆拉伸薄膜，造成電子積聚在上層和下層膜的表面，通過電極收集能量，可產生大於 20 V 和低於 10  $\mu$ A 的交流電，並將此電流轉為直流電可為一支電子手錶供電。他們利用運動步態波形的峰值數、時間長度和斜率來判斷運動類型，缺點是使用的機器學習需依靠人進行辨識，三個受測者的測試中準確率為 93.33%。

Zhu 等研究人員[二]使用軟性摩擦片(TENG)紡織品及壓電片(PZT)製成襪子，通過收集運動模式、汗水等等的運動感應信號，可以進行運動、醫療保健監測和康復應用，以及帕金森病的評估。此篇研究顯示 TENG 材料會受汗水影響電壓輸出，PZT 材料則不會。另外，此實驗以不同體重受測者進行實驗，結果表明重量差異只會影響振幅大小而已，而步態辨識是以波形為主，振幅並不影響辨識。為我們辨識不同人步態顯現可行性。基於以上考量，並且 PZT 有較強的力電藕和能力，故我們選擇 PZT 為基底材料並搭配摩擦片。

Zhang 等研究人員[三]使用 T-TENG 傳感器，他們將傳感器貼在棉襪底部，並以右腳為檢測腳。通過佩戴單一傳感器襪子，可以檢測到用戶的步態並通過摩擦電輸出電壓進行分析。這個襪子提供了簡單的步行模式識別和追蹤運動信息。利用深度學習技術進行數據分析，智能襪子在辨別五種已知步態的準確率為 96.67%。另外，此實驗比較了單一傳感器、三片傳感器在人員辨識上的準確率。單一傳感器，透過受過訓練的一維 CNN

模型，可以輔助智能襪子在五人身份識別的準確率達到 96%；三片傳感器，經過神經網絡訓練 500 個 epoch 後，在五名參與者的辨識準確率達 100%，十三名參與者準確率也高達 93.54%，結果表明該研究提出的方法具有相當高的精度和可靠性。

Ma 等研究人員[四]利用壓電能量擷取器(PEH)使感測器自供電，收集步態資訊後，使用 Long Short-Term Memory(LSTM) 的神經網路架構，辨別 20 位受試者的步態。此實驗在前腳掌與腳跟處放上壓電片，並將資料收集之電路掛在腳踝上，讓受試者以正常走路 300 秒，將輸入訊號進行預處理後，準確率皆可達到 98% 以上。與傳統加速規相比，此能量擷取器可擷取 127% 的能量，功率消耗減少 38%，有效利用走路產生之能量。

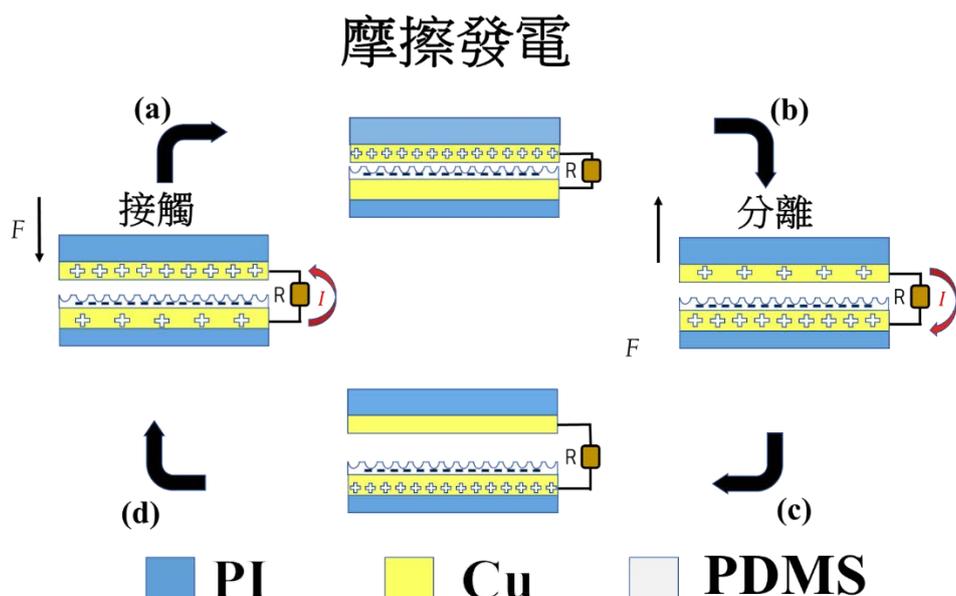
Lan 等研究人員[五]為解決加速規與 GPS 較為耗電的缺點，發表了 EnTrans 系統，利用擷取電壓的波形特徵分辨不同交通運輸方式。該團隊收集了八位受試者共 28 小時的資料辨別五種交通方式:公車、火車、汽車、郵輪、輕軌。EnTrans 分辨五種交通方式的準確率為 92%，與加速規相比能夠省下 34% 的能量，可應用在監控路況並自動計算數據；而在網路數據分析領域為使用者制定出客製化路線。

## 第二部分、原理

### 一、摩擦片原理

摩擦片設計將液態 pdms（聚二甲基矽氧烷）倒在砂紙上，待 pdms 凝固再撕下來，以產生砂紙的粗糙面。研究文獻證實摩擦面愈粗糙，電荷轉移效果愈好，原因是可以增加接觸面積，如果摩擦面做成很多突起，電荷會累積在突起的尖端，在摩擦時有助於電荷的轉移，因此把摩擦面弄成砂紙的紋路就能製造很多小突起。

具體發電原理如下圖所示：



圖一、摩擦發電原理

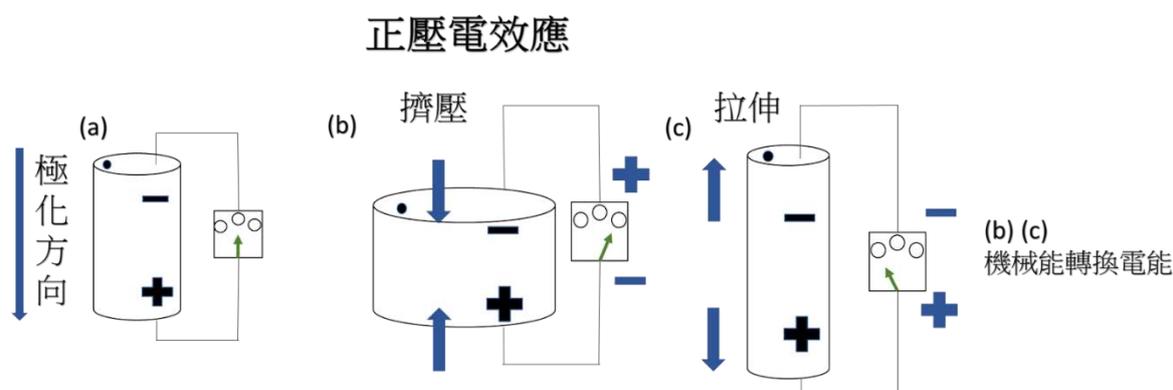
圖一為摩擦片的發片原理：(a)摩擦片受垂直外力，上下兩層摩擦面相互接觸，由於摩擦起電效應，導致金屬銅的電子轉移至 pdms 表面，使銅表面帶正電，pdms 帶負電。(b)當這兩個表面因為外力作用而分離時，中間會形成一個小的空氣間隙，並在兩個電極之間形成電位差，驅使電流從上電極經外部導線流到下電極以中和感應電荷。(c)整個系統達到電中性，因而不再有電輸出。(d)當外力使兩個摩擦面逐漸閉合時，電位差逐漸減小，由於存在於銅表面的電荷並未馬上消失，回流至上電極，形成一個循環。因此我們可以藉由上下踩踏摩擦片，擠壓過程時使下表面電流流向上表面；分離過程時使上表面電流流向下表面，形成交流電輸出。

## 二、壓電原理

壓電效應是一種機械能與電能互換的現象，包含了兩種效應，即正壓電效應及逆壓電效應，以下簡要說明：

正壓電效應（Direct Piezoelectric Effect）：

對壓電材料施加一機械應力，壓電材料會被壓縮變形，而使其正負電荷間距變小，導致電偶極矩變小，故極化強度減少，吸附在電極上的自由電荷將有一部份被釋放，而產生放電現象。可從外接的電流表上觀察到有瞬間電流產生(如(b)所示)。若施加一拉伸力，則會產生反方向的電流 (如(c)所示)。這種由於形變而產生放電的現象稱為「正壓電效應」。

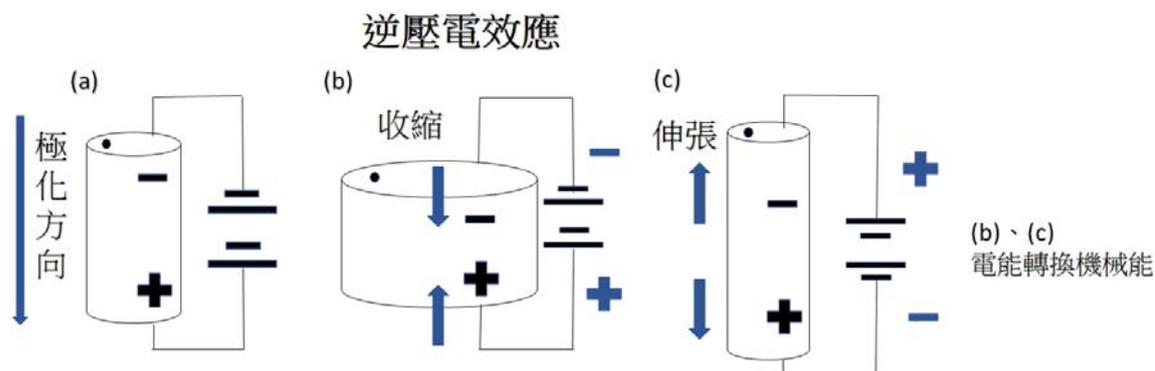


圖二、正壓電效應原理

逆壓電效應（Inverse Piezoelectric Effect）：

對壓電材料施加電場，若在極化後在壓電材料兩端加上與極化方向相反之直流電場，則極化強度會減弱，正負電荷間的距離變小，壓電材料即沿極化方向縮短(如(b)所示)。當對壓電材料施加方向相同電場，壓電材料則會拉伸(如(c)所示)。這種通過電場作用而產生機械形變的過程稱為「逆壓電效應」。

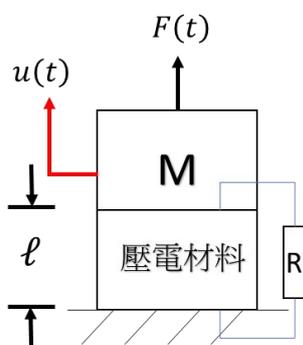
簡而言之，正壓電效應為機械能轉換為電能，而逆壓電效應為電能轉換為機械能。



圖三、壓電效應原理

本實驗涉及正壓電效應，以下為壓電方程式：

Ex :



圖四、壓電振動模型

本實驗涉及正壓電效應，其壓電振動模型如圖四，壓電方程式為：

$$M\ddot{u}(t) + \eta\dot{u}(t) + Ku(t) + \theta V(t) = F(t)$$

$$-\theta\dot{u}(t) + C_p\dot{V}(t) = -\frac{V(t)}{R} = -I(t)$$

其中 $M$ 是等效質量， $\eta$ 是機械阻尼， $K$ 是彈性係數， $\theta$ 跟 $C_p$ 分別是壓電材料的力電耦合係數跟寄生電容， $u(t)$ 是 $M$ 的位移， $F(t)$ 是外部施力， $V(t)$ 是壓電電壓。

當振盪器在與其共振頻相差甚遠的低頻率下振動時，上述方程式可簡化為：

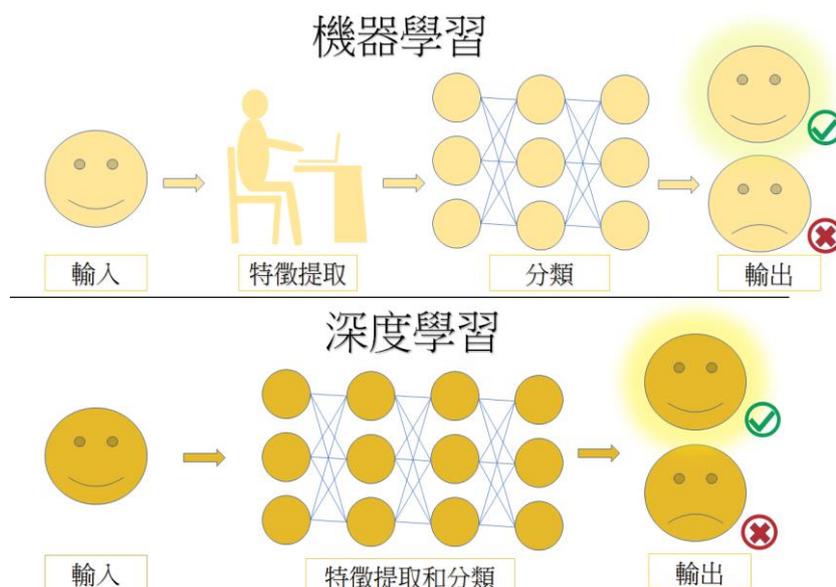
$$Ku(t) + \theta V(t) = F(t)$$

$$-\theta\dot{u}(t) + C_p\dot{V}(t) = -I(t)$$

具體內容請參照參考資料 [六-八]。

### 三、CNN 原理

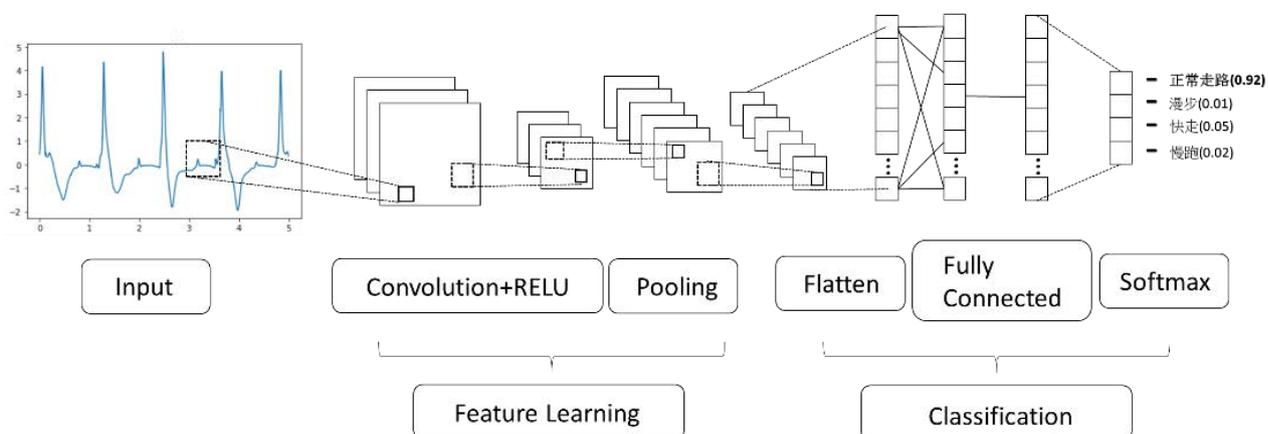
為了建立一套步態辨別系統，本實驗利用深度學習，將壓電感測器的輸出電壓作圖，以波型圖片作為模型之輸入，程式的撰寫則經由 Python 進行，並將量測數據分為訓練集、驗證集和測試集，以找到適合應用於步態辨識之模型。深度學習與機器學習的不同在於輸入端的特徵提取，深度學習利用卷積的方式自行擷取資料特徵，取代了以手動提取特徵的傳統機器學習。



圖五、機器學習與深度學習差異

卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN 或 ConvNet) 為參考人大腦視覺組織而建立的深度學習模型，可以擷取圖像特徵並自行找出明顯特徵並進行分類，不須像傳統機器學習手動提取資料特徵。CNN 能夠應用在辨識物品、人臉、場景，也可以辨識聲音、電壓訊號等資料，大多與影像辨識有關例如自駕車、人臉辨識都需藉由 CNN 才能夠完成。

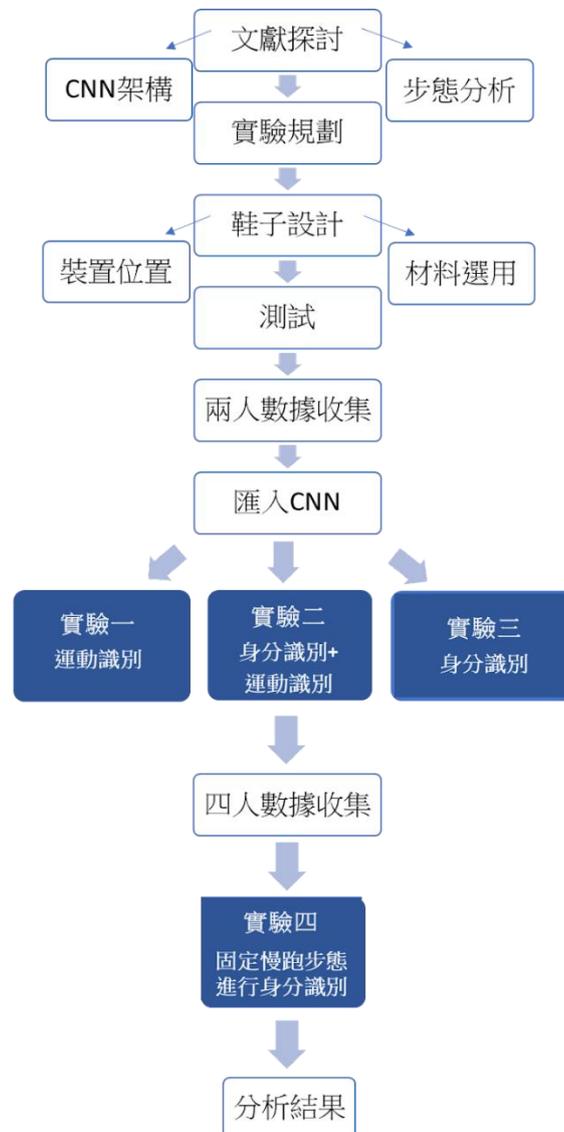
CNN 的主要架構如下[九]:



圖六、CNN 架構

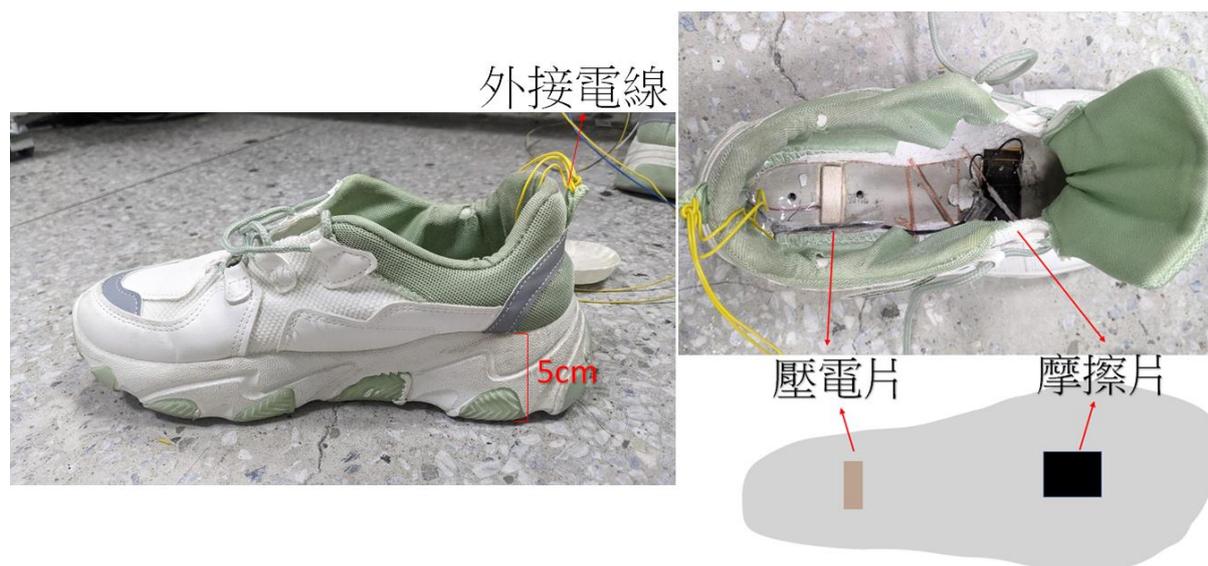
- 卷積層(Convolution Layer):  
將資料輸入至卷積濾波器以活化圖像中的某些特徵 (例如，高峰、低谷、)。
- 線性整流單元(Rectified linear unit ,ReLU):  
將負數資料改為零並保留正數，可更快速、有效的訓練模型並避免運算結果趨近於零或無限大。
- 池化層(Pooling Layer):  
保留圖片必要資訊來簡化輸出，減少不必要的參數加快深度學習速度。
- 不斷重複使每一層都能夠擷取不同特徵，最後透過全連結層 (Fully Connected Layer, FC) 將高階層篩選過的特徵資訊轉化成數值並經過權重的計算後，即可辨識出這個所輸入的圖像到底屬於哪一個分類。

### 第三部分、研究方法



## 一、鞋子設計

我們使用底部厚度約 5cm 的鞋子，分別在足部受壓最大前兩者，腳跟和前腳掌分別放置壓電片及摩擦片。由於腳跟位置鞋子厚度足夠，我們選擇在此位置下挖約 2cm，置入力電耦合能力較強的壓電片，並以木頭夾住壓電片，使受力均勻，並期望未來壓電片的電量輸出可作為能量擷取器。前腳掌為足部受壓第二大部分，由於空間不足，則直接貼上垂直分離式摩擦片，摩擦片電壓輸出較小，為輔助壓電片量測。將以上兩者並聯，連接電線至電腦端，經由 LabVIEW，將電壓輸出轉為 excel 存檔。以不影響受試者運動步態為考量，置入原本的鞋墊。



圖七、本實驗設備構造

## 二、步態分析

步態分析是以電為輔助，有系統的量測、描述和評估人體運動能力的量化參數。在臨床醫學上可做為治療診斷、恢復狀態衡量的參考；掌握長者步態，可以避免跌倒狀況發生，如有不正常步態，則有系統發出警報預警，降低受傷風險；在運動科學上，能更好的掌握運動員的步態，可調整訓練方式，將運動潛能發揮到最大；在智慧運動監測領域，掌握運動模式可以記錄運動時長、消耗卡路里，替用戶制定運動菜單；人員辨識方面，解決大多數可穿戴設備的安全性問題，原本以手動輸入 PIN 碼或指紋辨識，操作於小型介面，較不方便，若以足部人員辨識便可解決此問題。

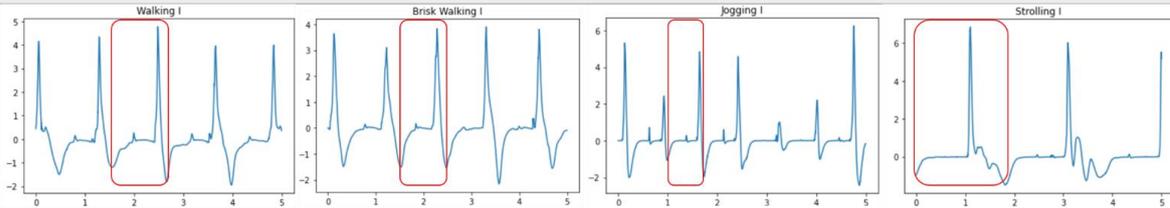
## 三、實驗設計

本實驗由兩名試驗者進行四種步態的測試，分別是正常行走、慢跑、快走與漫步。人行走時，鞋子會產生變形與震動，透過並聯的壓電片以及摩擦片產生電壓訊號回傳至電腦。我們將投入 CNN 的資料分為兩群，分別為訓練集與測試集。

為了增加數據量，我們對每組數據進行分割，故各數據量變為兩倍作為訓練集。將受試者 A、B 的測試集資料放入訓練完成的模型進行辨識。

(一) 四種步態定義

			
<b>正常行走 (Normal walking)</b>	<b>快走 (Brisk walking)</b>	<b>慢跑 (Jogging)</b>	<b>漫步 (Strolling)</b>
步態定義 正常速度為每小時3到4英里，頻率約為1Hz。	快速行走，頻率較正常行走快，約為1.5Hz。	慢跑與其他三種不同的是有雙腳離地的時刻，頻率約為2~3Hz。	輕鬆行走，頻率較正常行走慢，約為0.5~0.7Hz。



圖八、四種典型步態定義示意圖

(二) 實驗一：綜合兩人數據分辨四種步態

	訓練集	測試集
資料數	2 人*4 種步態*160 筆=1280 筆	2 人*4 種步態*5 筆=40 筆

表三、實驗一資料集數目

(三) 實驗二：綜合兩人數據分辨不同人與四種步態

- 將受試者 A、B 的四種步態，分為 1-A 慢跑、2-A 行走、3-A 快走、4-A 漫步、5-A 慢跑、6-B 行走、7-B 快走、8-B 漫步，共 8 種分類。
- 和實驗一使用同一個數據集，一樣將每組數據進行分割，使各數據量變為兩倍。

	訓練集	測試集
資料數	2 人*4 種步態*160 筆=1280 筆	2 人*4 種步態*10 筆=80 筆

表四、實驗二資料集數目

(四) 實驗三：在四種步態中分別辨識兩人  
以相同 CNN 架構，訓練出四種步態模型。

正常走路	漫步	快走	慢跑
分辨 A、B	分辨 A、B	分辨 A、B	分辨 A、B

表五、實驗三實驗內容

	訓練集	測試集
資料數	2 人*4 種步態*100 筆=800 筆	2 人*4 種步態*30 筆=240 筆

表六、實驗三資料集數目

(五) 實驗四：在慢跑此步態中，於四人數據中隨機挑選兩人辨識

	訓練集	測試集
資料數	2 人*1 種步態*100 筆=200 筆	2 人*1 種步態*60 筆=120 筆

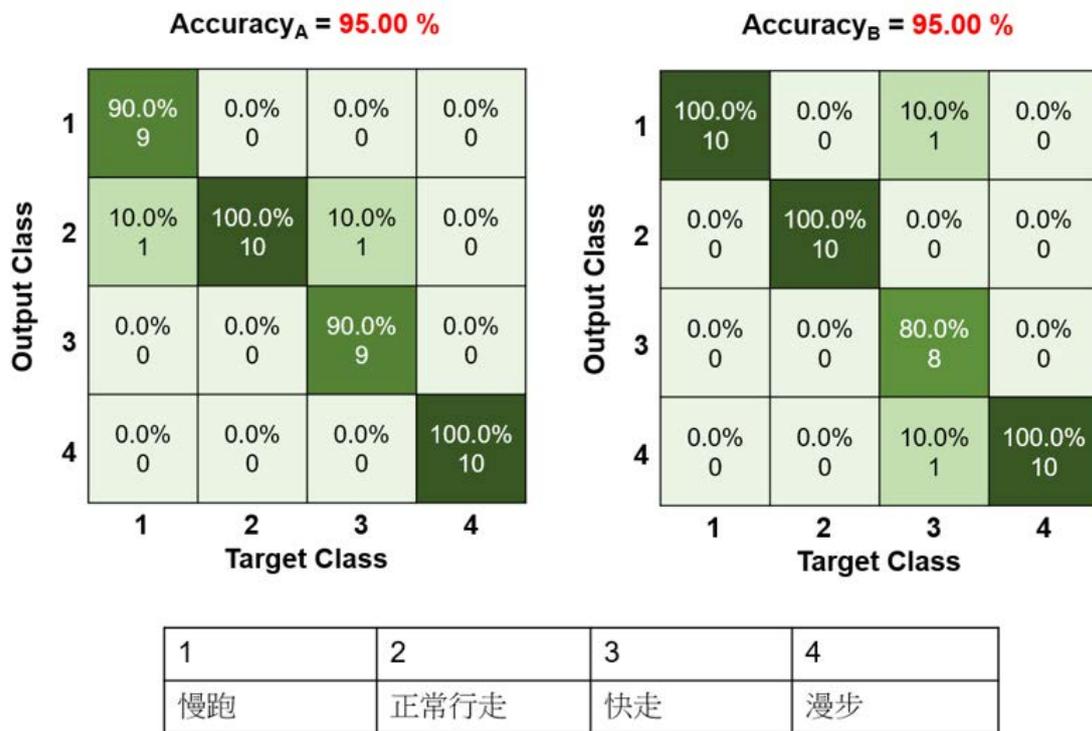
表七、實驗四資料集數目

## 伍、研究結果

### 一、研究結果

#### (一) 實驗一：綜合兩人數據分辨四種步態

利用 CNN 將 1280 筆資料進行訓練，在 40 筆測試資料中，A 受試者辨識率 95%，B 受試者辨識率為 95%。圖十為實驗一辨識結果分布圖，縱軸為 Output Class，代表 CNN 辨識結果；橫軸為 Target Class，代表原始輸入之步態。每格內數值代表其預測結果百分比，見圖十。



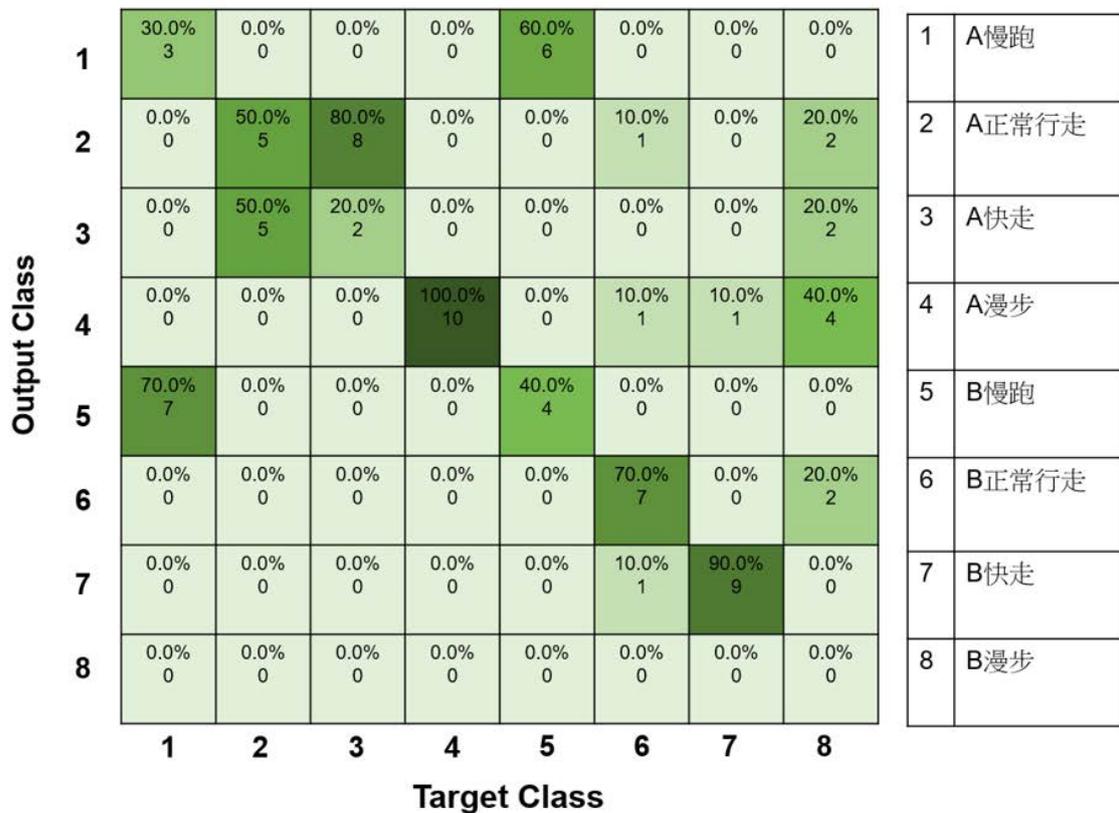
圖九、實驗一辨識結果分布圖

(二) 實驗二：綜合兩人數據分辨不同人與四種步態

利用 CNN 將 1280 筆資料進行訓練，在 80 筆測試資料中，八種分類測試準確率僅 48.75%，八種波形圖請參照圖十五、十六。

由圖十一可見 A 漫步辨識率達 100%，B 漫步辨識率卻為 0%；而 A 慢跑僅 30% 正確，大部分都被辨識成 B 之慢跑；A 正常行走與快走會互相辨識錯誤，A 正常行走有 50% 被辨識成快走，而 A 快走則有 80% 被辨識成正常行走。

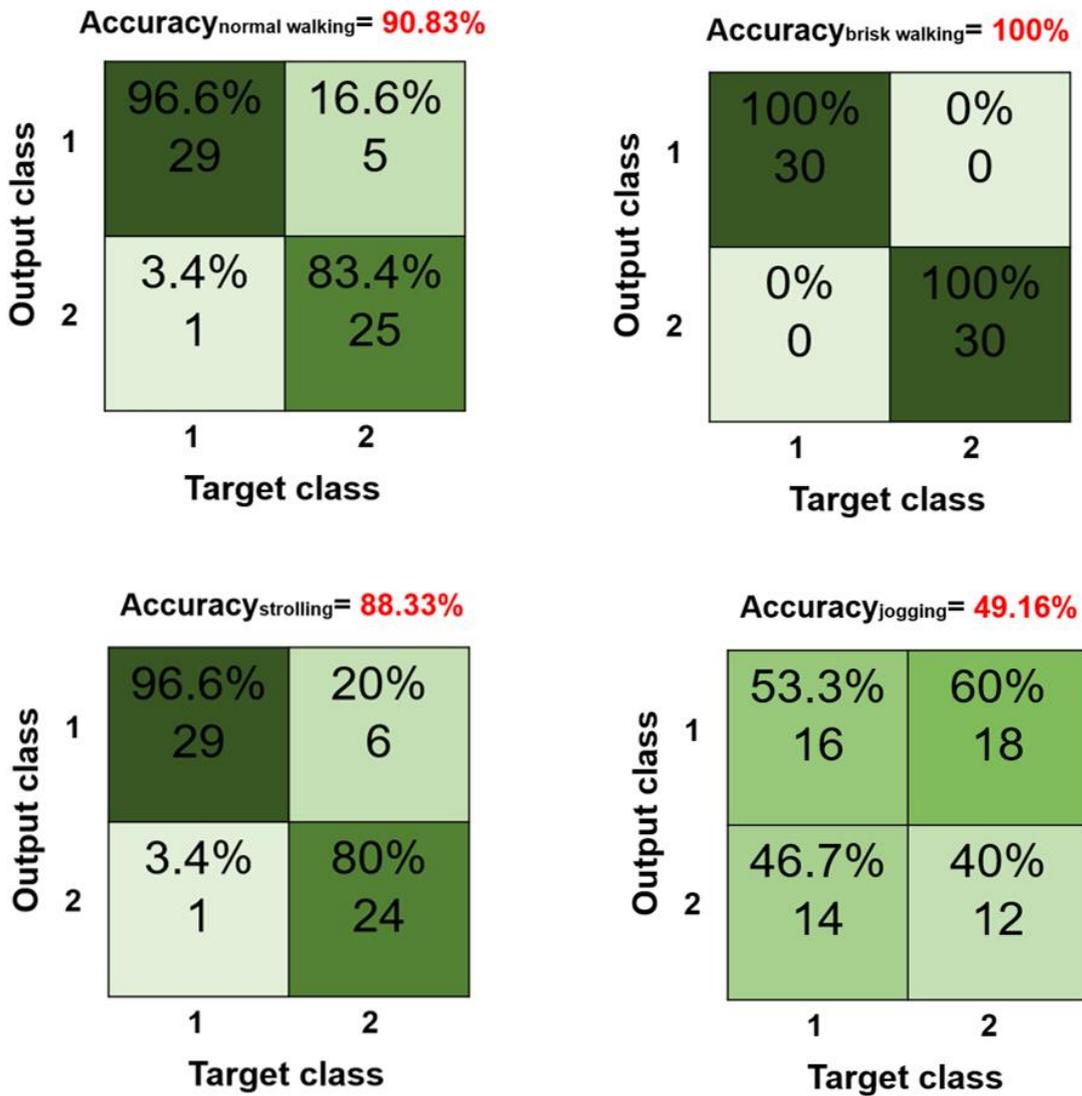
**Accuracy = 48.75 %**



圖十、實驗二辨識結果分布圖

(三) 實驗三：分別在四種步態中辨識兩人

利用 CNN 將 800 筆資料進行訓練，在每種步態各 60 筆測試資料中分辨兩人，正常走路辨識率為 90%，漫步辨識率為 88%，快走辨識率 100%，而慢跑辨識率僅達 49%，辨識結果分布圖請見圖十二，兩人波形圖請見圖十五至二十。



圖十一、實驗三辨識結果分布圖

(四) 實驗四：在慢跑此步態中，於四人數據中隨機挑選兩人辨識

由於實驗三中僅慢跑無法成功辨識，我們多收集了兩人的慢跑步態數據進行分析。利用 CNN 將 400 筆資料進行訓練，在每人各 60 筆測試資料中分辨兩人。實驗結果皆為 50% 左右，辨識結果分布圖請見圖十三。



圖十二、實驗四辨識結果分布圖

## 陸、討論

- 一、由實驗一可得知，四種步態辨識精確度是很高的，對於不同人踩出的相同步態能精準識別，辨識錯誤最多的步態在於快走，如圖十二顯示，快走步態最能反映出兩人差異，難以辨識為相同步態，故容易造成 CNN 判斷錯誤。
- 二、由實驗二將四種步態和兩名受試者分成八種類別，可是辨識率僅達 48.75%。藉由辨識結果我們發現：
  - (一) 受試者 A 與受試者 B 的慢跑辨識錯誤率很高，且都是辨識成另一位受試者的慢跑，這證明了兩者慢跑波形相似使機器無法辨識，而此結果也與實驗三慢跑辨識率僅達 48.75% 相呼應。我們可以透過以下實驗設計改善這樣的情況：
    1. 增加實驗受試者，若第三位受試者的波形也與 A、B 相近，那代表慢跑這項運動本身可能較難辨識；而若不相近則可以改善深度學習模型以提高辨識率。
    2. 若有重新收集步態資料，則可再進行一次深度學習模型訓練，有可能是資料本身出錯導致機器無法辨識。
  - (二) 受試者 A 的正常行走與快走也會互相辨識錯誤，代表兩者波形也十分相似，而使機器無法辨識。然而受試者 A 與 B 的快走並沒有發生辨識成相同步態的狀況，與實驗三快走辨識率 100% 相呼應。
  - (三) 受試者 B 的漫步全數辨識錯誤，而受試者 A 的漫步則全數辨識正確。我們推論可能是受試者 B 的漫步不具備特徵性，未來會再次收集受試者 B 漫步資料以確認是其步態不具備特徵性抑或是設備問題導致低辨識率。
- 三、在實驗三中，快走之準確率為 100%，正常行走和漫步準確率也在 90% 左右，對於辨識使用者都是可行的。然而慢跑的辨識率只有 49%，由實驗二可知是因為兩人此步態波形較為相似，而使機器無法辨識。
- 四、由於實驗三慢跑的低辨識率，我們在實驗四增加了受試者的數量。由每兩人慢跑辨識率的結果來看，辨識度普遍在 50% 左右，無法進行辨識，因此我們推論慢跑的低辨識率非數據問題，而是此步態本身過於相近。其他三種步態無上述問題，我們預計之後將慢跑移除，只將正常行走、快走、漫步三種步態，同時進行人員和步態辨識，期望能夠改善辨識率。

五、除了模型的訓練，資料本身的好壞也可能影響實驗的辨識率，影響因素如下：

- (一) 環境因素：實驗並不是在同一天全數進行完畢，環境濕度、溫度雖然對 PZT 材料並不會造成很大的影響，但對於摩擦片而言，會影響輸出電壓大小。
- (二) 設備問題：實驗裝置實驗過程中，焊接部分有斷掉過幾次，可能對電壓輸出造成影響。
- (二) 身體狀況：因為是不同天施測，受試者的不同身體狀況，可能會影響到數據收集。

六、綜合以上幾項實驗，我們發現於實驗一中快走容易辨識成其他步態，與實驗二中受試者 A 之正常行走與快走易辨識錯誤結果相符；但實驗二中兩受試者快走辨識結果並無任何測試資料相同，與實驗三快走辨識率 100% 結果相符合。在辨識不同人方面，快走有較好的表現；正常行走和漫步則在步態分析和人員辨識都有相當高的精準度；而慢跑能在步態分析中被識別出來，但因為兩人步態波形過於相似，以致於無法精確識別出是哪一位受試者。四種步態中快走和慢跑較無法辨識出步態以及人員，再加上正常行走和漫步偶爾也有辨識錯誤的狀況，造成實驗二辨識率低於 50%。

## 柒、結論與未來展望

### 一、結論

- (一) 利用深度學習分辨四種步態的辨識率達 95%。我們期望在未來增加辨識步態之種類（如上下樓梯、跳躍、滑行），或者模擬足部疾病步態（如帕金森氏症、足底筋膜炎等）與其他特殊步態（如跌倒）進行辨識。
- (二) 利用深度學習綜合兩人數據分辨不同人與四種步態，辨識率僅 48.75%，近乎無法辨識。我們認為可能原因有：
  - 1. 受測時間不一致，導致環境差異影響辨識結果。
  - 2. 慢跑辨識率過低，影響整體辨識率。我們期望在未來一次性收集完全部資料，並將其分為五等分，20% 當作測試集，另 20% 當作驗證集，剩下的 60% 則做為訓練資料，避免不同次測量影響整體辨識率。
- (三) 利用深度學習在每一種步態中分辨兩人，漫步辨識率可達 88%，正常走路可達 90%，快走可達 100%。未來我們會增加受試者與步態種類，建立更大的資料庫。
- (四) 要在慢跑此步態中辨識兩位受試者，其辨識率僅達 50%，因此我們推論低辨識率是因其不太本身不易辨識而致。其他三種步態無上述問題，我們預計之後將慢跑移除，只將正常行走、快走、漫步三種步態，同時進行人員和步態辨識，期望能夠改善辨識率。

(五) 目前我們的實驗裝置是以外接電線的方式進行訊號傳輸，壓電片與摩擦片只是作為感測器使用，無達到自供電效應。在未來期望能夠以藍芽模組進行訊號傳輸以避免電線斷掉影響辨識率並增加機動性，更可讓壓電片同時作為感測器與能量擷取器，使其供電讓藍芽模組運作。

## 二、未來展望

(一) 步態辨識方面，在建立較為龐大的資料庫並提高辨識率後，可以應用於：

1. 運動消耗之卡路里計算
2. 偵測不正常步態以提早治療

(二) 辨識不同人方面，因動態性特徵（如聲紋、步態等等）與靜態性特徵（如指紋、臉部辨識等）相比複雜性較高且較不易被竊取，若發展成熟可以更加廣泛的運用在身分辨識，例如：

1. 定位方面：定位家中失智者、員工動向與出缺席、學生點名
2. 在機場等公共場合以類似於臉部辨識之步態掃描，能夠加速機場安全檢查，對於旅客及機場人員都更加便利
3. 可以更有效的辨識出人，較不會被外來因素（如疫情戴口罩、宗教因素蒙面）等影響辨識度

(三) 我們的期望是能夠發展一套成熟的智慧辨識系統與智慧鞋，能夠如今日智慧手錶一樣用途廣泛，達到以上應用與訴求，邁向「智慧城市」。

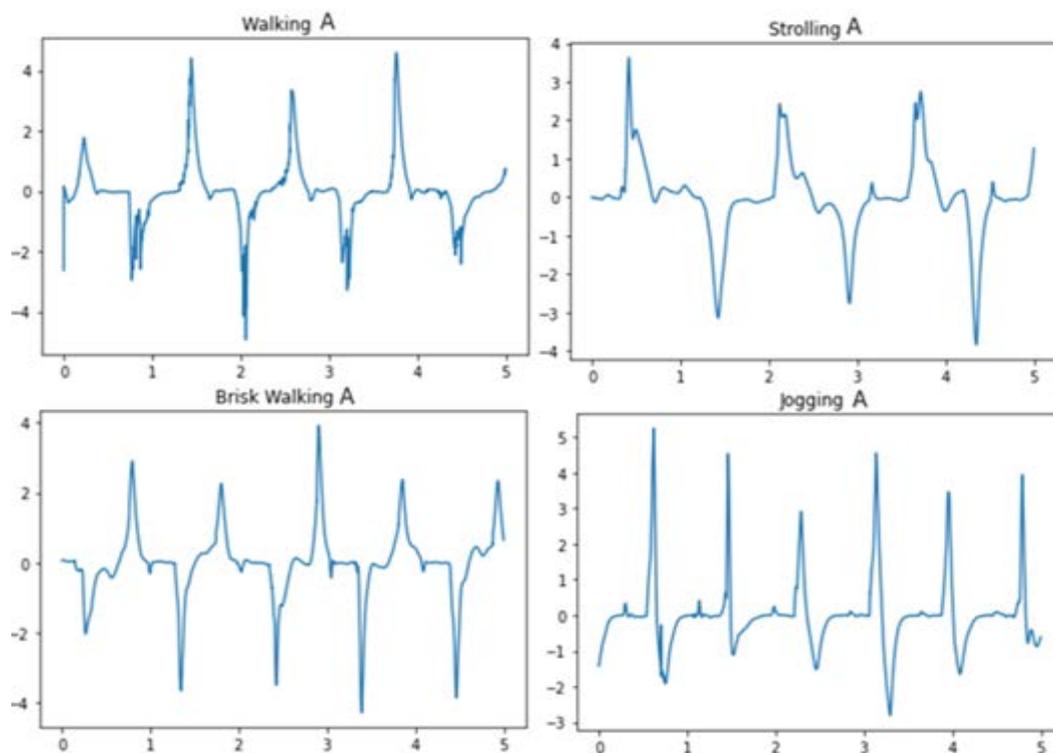


圖十三、未來展望

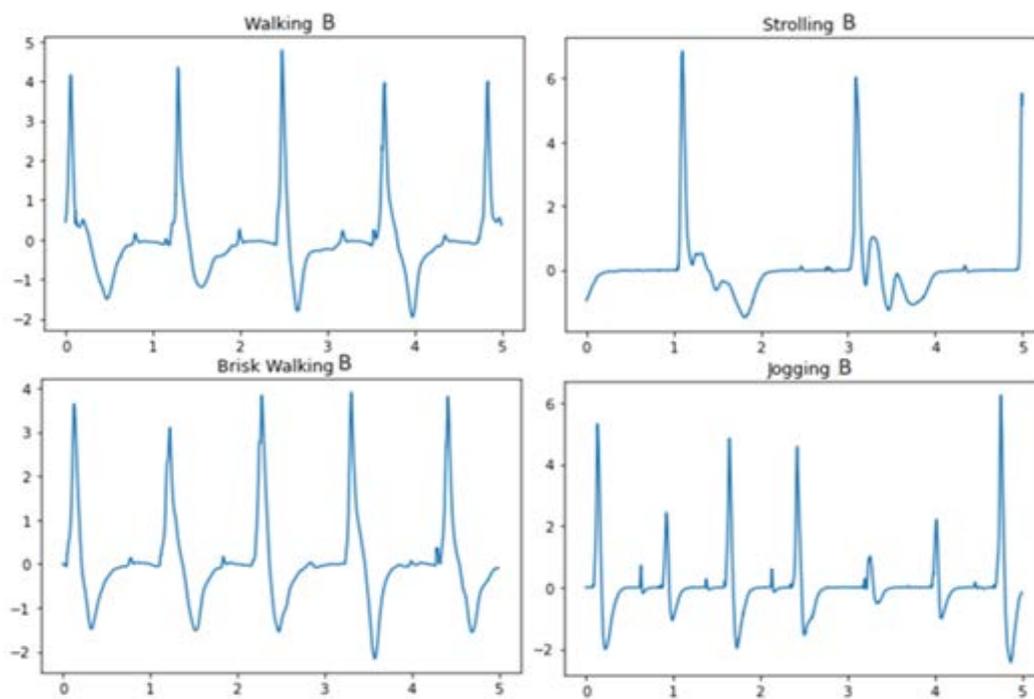
## 捌、參考資料

- 一、Y. Han, Y. Cao, J. Zhao, Y. Yin, L. Ye, X. Wang and Z. You. “A Self-Powered Insole for Human Motion Recognition,” *Sensors*, Vol. 16, 1502, 2016.
- 二、M. Zhu, Q. Shi, T. He, Z. Yi, Y. Ma, B. Yang, T. Chen and C. Lee. “Self-Powered and Self-Functional Cotton Sock Using Piezoelectric and Triboelectric Hybrid Mechanism for Healthcare and Sports Monitoring,” *ACS Nano*, Vol. 13, 1940-1952, 2019.
- 三、Z. Zhang, T. He, M. Zhu, Z. Sun, Q. Shi, J. Zhu, B. Dong, M. R. Yuce and C. Lee. “Deep Learning-Enabled Triboelectric Smart Socks for IoT-Based Gait Analysis and VR Applications,” *npj Flexible Electronics*, Vol. 4, 29, 2020.
- 四、D. Ma, G. Lan, W. Xu, M. Hassan, and W. Hu. “Simultaneous Energy Harvesting and Gait Recognition using Piezoelectric Energy Harvester,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, doi: 10.1109/TMC.2020.3035045, 2020.
- 五、G. Lan, W. Xu, D. Ma, S. Khalifa, M. Hassan, and W. Hu, “EnTrans: Leveraging Kinetic Energy Harvesting Signal for Transportation Mode Detection,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 21, 2816-2827, 2020.
- 六、B. Zhang, H. Liu, D. Li, J. Liang and J. Gao. “Analytical Modeling and Validation of a Preloaded Piezoceramic Current Output,” *Micromachines*, Vol. 12, 353, 2021.
- 七、Y. C. Shu and I. C. Lien. “Analysis of Power Output for Piezoelectric Energy Harvesting Systems,” *Smart Materials and Structures*, Vol. 15, pp. 1499-1512, 2006.
- 八、連益慶、舒貽忠 “壓電振動能量擷取系統介紹”，工業材料雜誌，263期，130-139頁，2008年11月。
- 九、劉威廷，「壓電貼片結合機器學習應用於軸承監測」，國立臺灣大學應用力學所，2021。

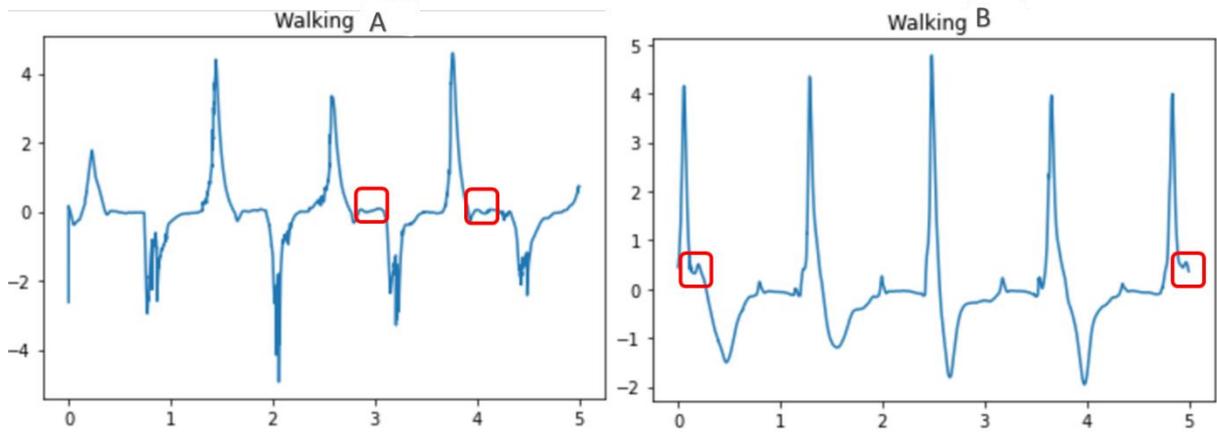
# 附錄



圖十五、受試者 A 之步態波型

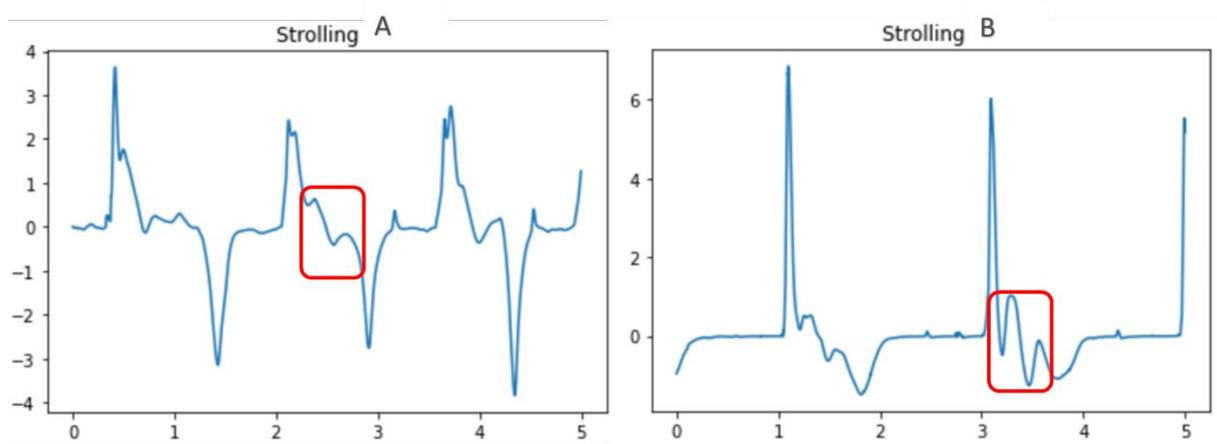


圖十六、受試者 B 之步態波型



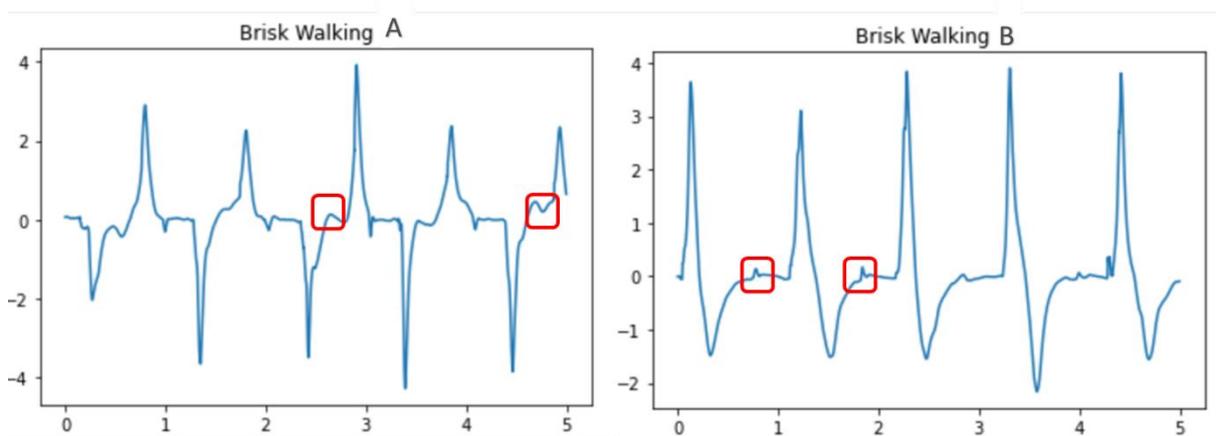
圖十七、正常行走步態

行走：波形尾勢起伏較多。



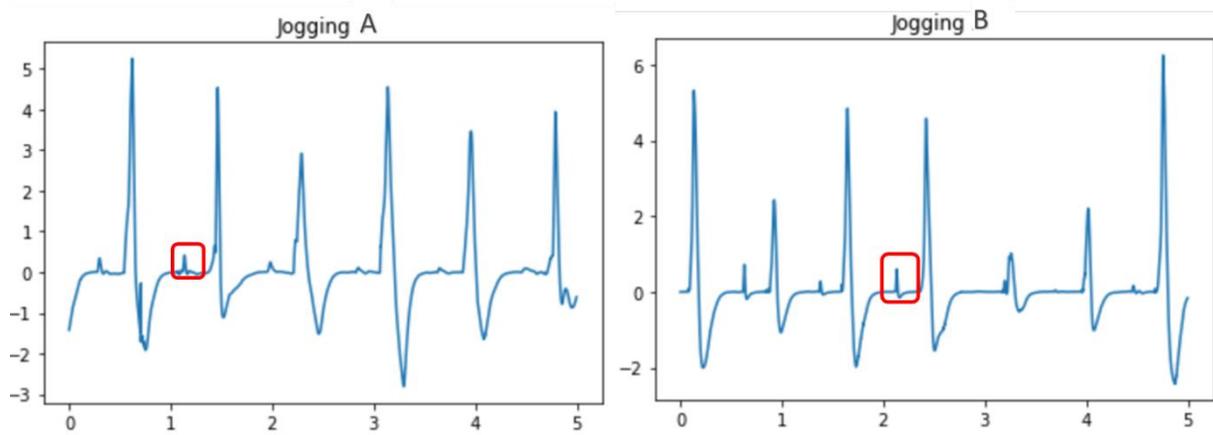
圖十八、漫步步態

漫步：波型尾端有起伏，震盪幅度較行走大。



圖十九、快走步態

快走：前端波形有小起伏，但兩人步態波形差異極大。



圖二十、慢跑步態

慢跑：波形規律、平順，不規則震盪少，前端波形起伏較快走大，但兩人步態波形極為類似。

## 【評語】 100021

本作品採用摩擦感測器與壓電感測器裝於受測者鞋底或地毯上，搭配 CNN 影像辨識，用以分析受測者之步態，並進一步藉由相關資訊進行身分識別，構想具有創新性，研究結果亦有詳實之分析與討論，惟此步態分析與身分識別之應用仍有使用場景與個資相關議題，需作者進一步考量並修正作品之應用方向，勉勵作者再接再厲，持續精進，讓作品在更明確合理的應用方向上有更好的應用價值。