

國立台北大學資訊工程學系專題報告

基於深度學習之久坐及多坐姿偵測智慧座椅系統

A Smart Chair System Based on Deep Learning for Prolonged Sitting and Multiple Sitting Posture Detection

專題組員:曾婉璇、劉豈瑞、王筱晴、謝阿可莎

專題編號:PRJ-NTPUCSIE-110-010

執行期間:2021 年 09 月 至 2022 年 06 月

1. 摘要

長期的坐姿不良會導致肌肉痠痛、腰頸疾病等身體傷害。本研究將開發一套智能坐姿判斷系統，利用深度相機(depth camera)和彎曲感測器(flex sensor)裝置在椅子上，透過樹莓派嵌入式板子(Raspberry Pi 4 Model B, RP)收取使用者的坐姿資料，再經由訓練完成的EfficientNetV2人工智慧模型將資料轉為使用者坐姿的判斷資訊，並透過藍芽將結果傳送至使用者的手機應用程式，以達到坐姿的即時偵測。

2. 簡介

長時間坐著是現代人最常見的狀態，而正確的坐姿是指背部挺直、肩膀向後拉，並保持頸部和頭部直立，同時將膝蓋彎曲成 90 度角，腳掌平放於地板上 [1]。根據臨床研究，長時間坐著會增加肥胖和代謝疾病的風險 [2]。不良的坐姿會影響頸部和胸部肌肉的活動，並導致肌肉骨骼疾病，如頸椎位置改變、肌肉和肌腱結締組織的疼痛 [3]。

針對上述長時間坐著，以及坐姿不良的問題，已有許多相關的研究，開發坐姿識別系統，以進行坐姿的分類。這些研究可以根據感測器的類型

主要分為壓力感測器(force sensing resistor, FSR)、視覺感測器，以及加速度感測器。FSR 需要在感測的受力範圍與硬度之間作取捨，並且感測的方式通常是使用大型陣列感測器 [4]，加劇了處理資料上的複雜性和硬體的資源消耗。在視覺影像分析的研究，如使用網路攝影機(webcam) [5] 和 Microsoft Kinect [6]，都會具有隱私外洩的問題。基於加速度感測器所開發的系統，如使用慣性測量單元(inertial measurement unit, IMU) [7]，需將裝置直接黏貼於身上，會造成使用者的不適。並且，以往的研究可判斷的坐姿種類很少，也大多是使用電腦去達到坐姿的偵測，在使用上會有諸多不便。

因此，我們改善以往系統的問題，開發出一種使用四條彎曲感測器和兩台深度相機的多坐姿偵測智慧座椅，可辨別七種背部姿勢和六種腳部姿勢，故總共可辨別多達四十二種坐姿。採用的深度相機是透過色塊去顯示深度的影像資料，具有不易辨識出物品真實樣貌的特性，可避免以往基於視覺影像的研究會拍攝出清晰的臉部及身體特徵，造成個人隱私外洩的問題。並且我們所使用的彎曲感測器具有柔軟的特性，不同於以往研究常

使用的 FSR 會有異物感的狀況，且不需使用大型的感測器陣列。

透過我們開發的手機應用程式，使用藍芽與智慧座椅上的 RP 連接，可將坐姿判斷結果即時傳送至使用者，以達到坐姿的即時偵測。並且在適當時機給予使用者回饋，使其維持良好坐姿，避免因高風險姿勢所帶來的不適及疾病。

3. 專題進行方式

我們開發出的智慧座椅系統，內包含兩台深度相機(Onion Tau LiDAR Camera, Onion, Boston, MA, USA)及黏貼四條彎曲感測器(SparkFun Flex Sensor 4.5", SparkFun Electronics, Niwot, CO, USA)的椅墊，如圖一所示。透過 RP 以 1 Hz 的取樣率擷取使用者的坐姿資料，再經由訓練完成的人工智慧(artificial intelligence, AI)模型將深度相機和彎曲感測器的資料轉為使用者坐姿的判斷資訊，並透過藍芽將結果傳送至使用者的手機應用程式，以達到坐姿的即時偵測。以下我們將說明關於硬體架構、軟體架構及資料收集的方法。

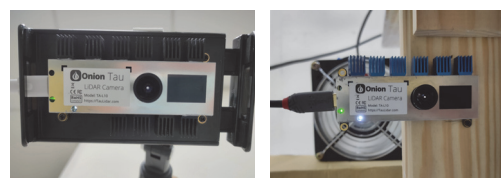


圖一 智慧座椅系統

3.1 硬體架構

智慧座椅系統的製作與設計，我們考量諸多硬體後決定採用深度相機及彎曲感測器，這兩種選擇均擺脫了穿戴式裝置的侵入性和不便，以下將說明兩者的特點。

使用相機拍攝使用者的坐姿，可在不與使用者接觸的情況下達到坐姿的即時偵測。在深度相機的考量上，選擇使用具有飛時測距(time of flight, ToF)技術的相機。該模組具有較小的體積，為 90 mm × 41 mm × 20 mm。在與其他相機的技術比較下，ToF 根據信號發射與返回的時間差，加上已知的光速，以此來測量感測器與物體之間的距離，並同時可以獲取 Z 座標的資訊，進而提高 3D 辨識的準確度。甚至不受場景中光線級別或數量的影響，可以在完全黑暗或陽光直射的情形下使用，使 AI 精準的識別出各個姿勢的不同特徵。並且為了擴增可判斷的姿勢與最小化對使用者的影響，兩台深度相機分別架設在椅子後上方及椅子下方，如圖二所示。深度相機僅拍攝到使用者的背部及腳部後方，降低了使用者對於隱私上的疑慮，以避免拒絕使用此系統。

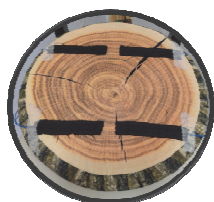


(a) (b)

圖二 椅子的相機 (a)後上方，(b)下方

彎曲感測器主要是由帶有導電顆粒和塑膠薄片的高分子聚合油墨組成。當感測器彎曲成不同形狀時，導電粒子的距離會隨著感測器的形狀而

變化，進而導致電阻的差異，是具有柔軟特性的感測器。在此使用四條彎曲感測器，黏貼於椅墊上，建構低複雜度且舒適的坐姿識別硬體架構，如圖三所示。



圖三 黏貼彎曲感測器之椅墊

在資料的傳輸上，深度相機利用 USB-C 連接 RP 記錄資料。RP 是最常用的嵌入式平台之一，其用途廣泛，並且是一種低成本、小尺寸、功能強大的計算機板，具有支持大量輸入和輸出週邊設備的板載電子裝置[8]。在彎曲感測器的部分，將每條感測器都連接到含有電阻的分壓電路，再將此電壓接到類比數位轉換器的積體電路上，將類比電壓轉換為數字型式，再使用串列週邊設備連接 RP 記錄資料。

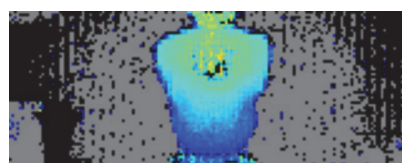
3.2 軟體架構

本研究主要的設計是將深度相機所收集的背部與腳部影像資料和臀部的彎曲感測器數值，傳送至 RP 中，再分成兩個部份去分析。分別是背部影像分析與腳部影像加上彎曲感測器數值的分析。我們先在電腦上訓練模型，在此選用 EfficientNetV2 (EV2) Model，再將訓練完成的模型移植至 RP 中。模型的最終輸出結果為七種背部姿勢中的一種，以及六種腳部姿勢中的一種。最後再將判斷結果以藍芽傳輸到使用者的手機，藉由應用程式提醒使用者的坐姿。以下將針對背部影像的資料處理、腳部影像加上彎曲

感測器數值的資料處理，以及實現邊緣運算與應用程式的使用者操作介面分別進行描述。

3.2.1 背部影像的資料

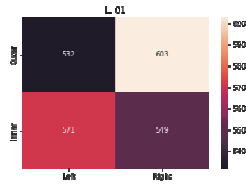
在收集背部的影像上，利用 Python 連接 Onion Tau 的應用程式介面(application programming interface, API)。將會偵測 USB 連接埠以開啟深度相機，並接收影像資料。使用 API 將距離轉為 uint8 的三維陣列數據，再將其轉換成 RGB 影像。再調整深度相機的感測範圍，使影像在感測範圍外的顯示顏色皆轉為黑灰色，如圖四所示。這樣調整的結果，會因為雜訊干擾的減少，進而提升模型的訓練準確度。最後再將影像資料訓練 AI 模型，以判斷七種背部姿勢。



圖四 深度相機的背部影像資料

3.2.2 腳部影像與彎曲感測器數值的資料

在收集腳部影像上，作法同 3.2.1 背部影像的資料。而在彎曲感測器的部分，先收集四個感測器的數值，其為臀部所造成的彎曲情況，數值愈大表示彎曲程度愈大。再以 Python 程式將四個數值轉換為相對位置的熱力圖，如圖五所示。最後會將腳部影像和熱力圖結合，訓練 AI 模型。透過兩項資料的相互輔助，進而增加模型的準確度，以判斷六種腳部姿勢。



圖五 彎曲感測器資料轉換為熱力圖

3.2.3 邊緣運算

許多學者在尋找最有效的卷積神經網路 (convolutional neural network, CNN) 架構方面已經進行了許多實驗。一個高效的架構必須在許多瓶頸之間找到完美的平衡，例如準確性、參數、每秒浮點運算次數(floating-point operations per second, FLOPS)或推斷時間。考量到 RP 可接受之環境，我們在訓練模型的使用上，採用 EV2，這是一種新型態的 CNN。與以往的模型相比，它具有更快的訓練速度和更小的模型架構。此網路採用了訓練感知 (training-aware) 的神經結構搜索(neural architecture search, NAS) 和縮放 (scaling) 技術，對訓練速度和參數數量進行優化。在文獻中的實驗顯示，EV2 Model 的訓練速度比最先進 (state-of-the-art, SOTA) 的模型快，同時體積還縮小了 6.8 倍 [9]，此模型的架構如圖六所示。以下將針對此網路的特點 NAS 和 scaling 的技術做描述。

3.2.3.1 NAS

比起一般的卷積方法，EfficientNetV1 (EV1) Model 使用深度

可分離卷積，具有更少的參數數量和 FLOPS。但在此架構下，需要保存的中間變量較多，並花費大量的時間在讀寫數據上，導致訓練速度變慢。然而 EV2 在訓練前期，會將 MBConv 替換成 Fused-MBConv，使 NAS 的搜索空間擴充以解決此問題，如圖六所示。

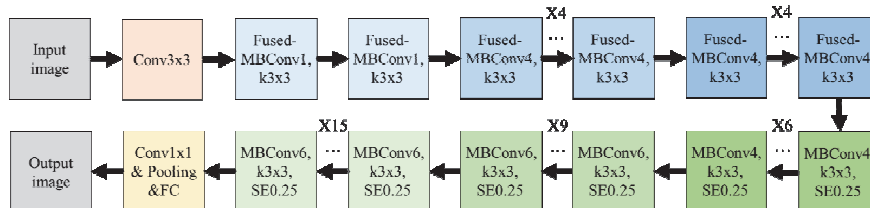
3.2.3.2 scaling

在 EV1 中，會以指數級別縮放輸入的圖像解析度。因此若訓練的圖像尺寸較大時，訓練速度會非常緩慢，甚至會報出記憶體空間不足的錯誤訊息。然而 EV2 雖與 EV1 有著類似的縮放技術，但將最大的圖像大小限制為 480 ppi。並且在後期的訓練階段添加更多層數以增加網路容量，而不會增加太多的運算時間，以改善訓練速度。

3.2.4 應用程式的使用者操作介面

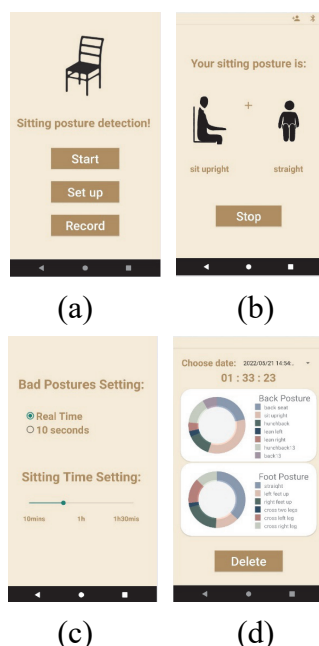
在應用程式介面的部分，我們提供一套圖文形式的簡易操作教學，引導使用者快速熟悉操作流程，如圖七(a)所示。瞭解步驟後，便可按下畫面中的 Start 鍵進行坐姿的偵測。在偵測過程中，RP 會透過藍芽將判斷結果傳送至使用者的手機，程式將會顯示使用者目前的坐姿類別，如圖七(b)所示。

在考量到使用者可能處於變換姿勢的過程，因此可於 Set up 頁面中，設定即時通知或是維持不良姿勢十秒後，再通知使用者。也可於頁面中設



圖六 EfficientNetV2-S Model 架構圖

定久坐的提醒，如三十分鐘或一小時，如圖七(c)所示。若打算結束程式的運作，可按下畫面中的 Stop 鍵停止偵測，如圖七(b)所示，並將此次坐姿記錄於程式中。在 Record 的頁面中，可透過選擇日期及時間查看坐姿偵測的紀錄，也可透過 Delete 鍵將資料刪除，如圖七(d)所示。

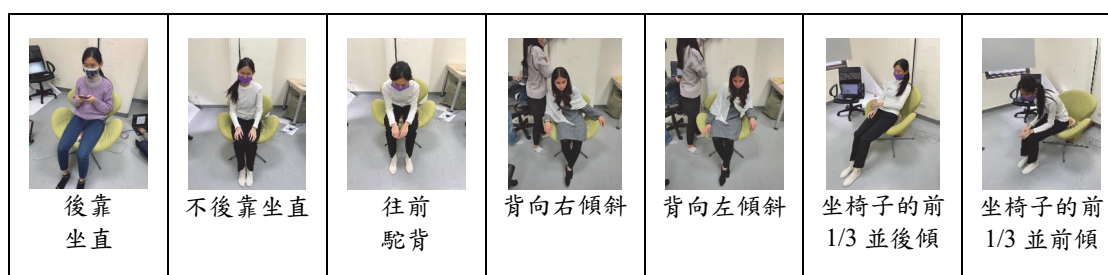


圖七 應用程式的使用者操作介面
(a)應用程式首頁，(b)坐姿偵測頁面，
(c) Set up 頁面，(d) Record 頁面

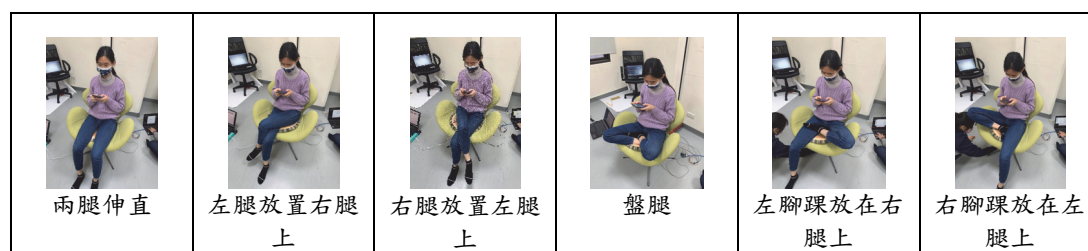
3.3 資料收集

本研究收案人數五十人，並且將考慮差異較大的身高和體重，以增加資料的變異性，提升模型的準確度。受試者需在我們設計的座椅系統上，分別做出七種背部姿勢和六種腳部姿勢，如圖七和圖八所示。為了加強模型的訓練，使最後訓練結果的腳部與背部的資料判斷不相互影響，七種背部姿勢皆會配合六種腳部姿勢去做收取，故共有四十二種坐姿。每種坐姿收取五十份資料，每份資料皆包含受試者的背部、腳部影像資料，以及彎曲感測器的數值。

此外，根據人體研究法的規定，在正式實驗前，已前往恩主公醫院申請人體試驗倫理委員會(institutional review board, IRB)的核准，IRB 通過編號為 ECKIRB1110303。在收取資料時，先徵求受試者簽署受試者同意書的意願，完成簽署的對象才會進行資料的收集。



圖七 七種背部姿勢示意圖



圖八 六種腳部姿勢示意圖

4. 主要成果與評估

在本研究中，坐姿分類的效能透過十折交叉驗證 (10-fold cross-validation) 進行評估。並採用準確度 (accuracy) 作為分類效能的指標。若效能指標不符預期，則會重新調整模型。最後在背部姿勢的準確度達到 99.98%，在腳部姿勢達到 99.95%。

並且使用背部姿勢和腳部姿勢的混淆矩陣 (confusion matrix) 呈現每種姿勢的準確率，如圖九和圖十所示。

	Back Forward	BackForward One Third	Back Left	Back Rest	BackRest One Third	Back Right	Back Straight
Back Forward	682	0	1	0	0	0	0
BackForward One Third	0	639	0	0	0	0	0
Back Left	0	0	690	0	0	0	0
Back Rest	0	0	0	689	0	0	0
BackRest One Third	0	0	0	0	686	0	0
Back Right	0	0	0	0	0	660	0
Back Straight	0	0	0	0	0	0	602

圖九 背部姿勢的混淆矩陣

	Back Forward	BackForward One Third	Back Left	Back Rest	BackRest One Third	Back Right	Back Straight
Back Forward	682	0	1	0	0	0	0
BackForward One Third	0	639	0	0	0	0	0
Back Left	0	0	690	0	0	0	0
Back Rest	0	0	0	689	0	0	0
BackRest One Third	0	0	0	0	686	0	0
Back Right	0	0	0	0	0	660	0
Back Straight	0	0	0	0	0	0	602

圖十 腳部姿勢的混淆矩陣

5. 結語與展望

過往坐姿偵測的研究都有各自的缺點，本研究改善以往的系統問題，使用不接觸使用者的深度相機，和柔軟無異物感的彎曲感測器來即時偵測坐姿。並且可辨別七種背部姿勢和六種腳部姿勢，總共四十二種坐姿。同時在使用者做出不良坐姿或久坐時，即時發出警示提醒使用者，避免因高風險姿勢所帶來的不適及疾病。

6. 銘謝

感謝指導教授和實驗室的學長、

學姊提供各式各樣的資源與幫助，也感謝木工鄭師傅提供協助完成椅子的加工，最後也感謝組員的相互合作使專題能順利完成。

7. 參考文獻

- [1] Proper Sitting Posture at a Computer (According to Experts)-Ergonomic Trends, 2020 (accessed July 18, 2020). [Online]. Available: <http://ergonomictrends.com/proper-sitting-posture-computer-experts>
- [2] B. A. Franklin, "Health implications of low cardiorespiratory fitness, too little exercise, and too much sitting time: Changing paradigms and perceptions," *Amer. J. Health Promotion*, vol. 25, no. 4, pp. xi–xv, Mar. 2011.
- [3] E. Grandjean and W. Hünting, "Ergonomics of posture—Review of various problems of standing and sitting posture," *Appl. Ergonom.*, vol. 8, no. 3, pp. 135–140, 1977.
- [4] M. Huang, I. Gibson, and R. Yang, "Smart chair for monitoring of sitting behavior," *KnE Eng.*, vol. 2, pp. 274–280, Feb. 2017
- [5] J. C. T. Mallare *et al.*, "Sitting posture assessment using computer vision," in *Proc. IEEE 9th Int. Conf. HNICEM*, Pasay City, Manila, Philippines, Dec. 2017, pp. 1–5.
- [6] S. Bei, Z. Xing, L. Taocheng, and L. Qin, "Sitting posture detection using adaptively fused 3D features," in *Proc. IEEE 2nd ITNEC*, Chengdu, China, Dec. 2017, pp. 1073–1077.

- [7] F. Abyarjoo, O.-L. Nonnarit, S. Tangnimitchok, F. Ortega, and A. Barreto, "PostureMonitor: Real-time IMU wearable technology to foster poise and health," in *Proc. Int. Conf. Des. User Experience Usability*, Los Angeles, CA, USA, 2015, pp. 543–552,
- [8] M. O. Ojo, S. Giordano, G. Procissi, and I. N. Seitanidis, "A review of low-end, middle-end, and high-end IoT devices," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 70528–70554, 2018.
- [9] M. Tan and Q. V. Le., "EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training," 2021, arXiv:2104.00298.