# 開發以 MoveNet 協助 KIM-LHC 身體姿勢判斷之手機 APP

郭科顯<sup>1</sup> 詹毓哲<sup>2</sup> 蘇致軒<sup>3</sup> 詹毓偉<sup>4</sup> 陸子強<sup>1</sup>
<sup>1</sup> 靜宜大學資訊工程學系,台中,台灣
<sup>2</sup> 台中榮民總醫院急診科職業醫學科,台中,台灣
<sup>3</sup> 大千綜合醫院家庭醫學科,苗栗,台灣
<sup>4</sup> 靜宜大學資訊管理學系,台中,台灣

Email: tclu@pu.edu.tw

#### 摘要

為了協助人因專家對KIM-LHC風險評測的判斷,本研究開發一個行動版的KIM-LHC評估系統,以快速產生肌肉骨骼傷害的風險值及建議。我們設計了一系列UI介面以供使用者自行輸入各評級設計了一系列UI介面以供使用者自行輸入各評級資訊,其中對於常發生誤判的身體姿勢評級,我們特別透過MoveNet深度模型來產生人體關節座標類的原於一個人類,我們進行了三種不同強度及頻率的工作行為部分,我們進行了三種不同強度及頻率的工作行為部分,我們進行了三種不同強度及頻率的工作行為則試。實驗結果證實,本研究所開發之APP不僅可及時產生風險值結果並給予適度建議,而且計算時不需將資料上傳雲端,僅在手機上即可完成。

關鍵字:MoveNet、KIM-LHC 風險評測、手機 APP

#### 1. 緒論

隨著科技的發展及產業的多元化,職業疾病的傷害已逐年攀升,其中又以肌肉骨骼傷害(Musculoskeletal Disorders, MSD)最為常見。它是一種因長時間過度工作負荷、不當或重複性作業姿勢所造成肌肉骨骼或相關組織的疲勞、壓迫、發炎,進而累積成不可恢復的肌肉骨骼傷害。這不僅影響勞動者的身體健康,同時也會影響服務品質與個人生產績效,甚至危害生命安全,這些都會帶給家庭及社會經濟的損失。

為了評估 MSD 程度,目前除了自我評估、直接測量與觀察評估等傳統方法外[1],隨著機器學習與圖像視覺的發展,基於深度相機(Kinect) [2-5]、深度模型[5-10]等先進技術的人體關節姿態影像識別都已被廣泛應用在 MSD 的風險評估上。然而 Kinect 的硬體規模龐大,且在設置時需具備數據線、電源線與電腦,這對許多受測場域極為不便。深度模型在 MSD 風險評估中具有獨特的優勢,它可從單張影像中預測身體關節點,再透過角度數據協助 MSD 風險的評估。

為了評估肌肉骨骼傷害的風險等級,世界各國已發展許多檢核技術,例如 OWAS (Ovako working posture analysis system)姿勢分析[11]、快速全身評估(REBA)[12]、快速上肢評估(RULA)[13]等。我國勞動部為了協助企業落實職安法相關肌肉骨骼傷害預防計畫,開發了中文單機版 KIM 評估工具(Assessment tools of Key Indicator Method),作為工

作環境相關人因危害風險評估參考,以協助企業快速評估勞工工作環境中的危害因子。KIM 把一個工作特性拆解為姿勢、荷重以及頻率等三類來進行評估,最後總結一個分數,並對應到肌肉骨骼傷害風險的等級。以 KIM-LHC 為例,共有 6 項評級,分別為時間評級(附件表 A1)、負重評級(附件表 A2)、力量傳遞評級(附件表 A3)、身體姿勢評級(附件表 A4)、工作條件評級(附件表 A5)、以及工作協調評級(附件表 A6)等,而風險值則由這 6 項評級計算而得:

風險值=時間評級X(負重評級+力量傳遞評級+身體姿勢評級+工作條件評級+工作協調評級 (I)

- (A) 整個過程僅用一台智慧型手機即可產生風險等 級評估與建議。
- (B) 可對連續動作進行姿勢評測,並可重複評測, 以利不良姿勢的修正。

#### 2. 研究方法

本研究透過智能手機相機來擷取影像,並利用深度模型及時序分析法來實現 KIM-LHC 連續姿勢的判定,步驟如下:首先透過錄影的方式取得一系列工作姿勢,接著利用 MoveNet 深度模型產生每一幀的關節座標,透過這些關節座標來獲取關節角度,最後將這些關節角度依時間及次數進行分析,進而獲得姿勢評級結果。

### 2.1. 利用 AI 模型判斷身體姿勢的姿勢 評級

MoveNet 是 Google 團隊針對手機或沒有 GPU 設備的環境下所開發的一款輕量化姿態估模型,該

模型可偵測人體 17 個關鍵點(如圖 1 所示),並分為 Lightning 與 Thunder 二種版本。為了獲得更準確的 預測結果,本研究使用輸入影像尺寸較大(256×256) 的 Thunder 版本。

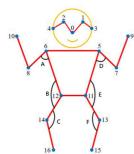


圖 1、MoveNet 中人體 17 個關鍵點

根據附件表 A4 所定義的各種身體姿勢,我們可依膝蓋、腰部與肩膀的關節角度範圍分為 A1~A5 五類,如表 1 所示。以 A1 為例,其膝蓋大於 90 度,腰部大於 160,肩膀則小於等於 90 度。為了取得人體上述的角度,我們利用手機進行錄影,再透過MoveNet 對每一幀影像進行偵測並擷取第  $5 \cdot 6 \cdot 7 \cdot 8 \cdot 11 \cdot 12 \cdot 13 \cdot 14 \cdot 15 \cdot 16 等 10 關節點座標,最後利用餘弦定理求出圖 <math>1 \, \text{中} \angle \text{C}$  與 $\angle \text{F}$  的膝蓋、 $\angle \text{B}$  與 $\angle \text{E}$  的腰部以及 $\angle \text{A}$  與 $\angle \text{D}$  的肩膀等部位角度。有了這些角度,我們可以把每一幀影像的身體姿勢歸納為 A1~A5 的其中一類。

表 1、使用關節角度分類身體姿勢

	2 . 4 . 1514 . 5.1	74 30 37 37 37 32 3	- •	
身體姿勢	角度			
才胆安方	膝蓋	肩膀		
it A1		>160	≦90	
I A2	>90	>100	>90	
		>120 且≦160		
		<b>≦120</b>	-	
<b>♦ ★ ★</b> A5	<b>≦90</b>	-		
AS				

由於 KIM-LHC 的姿勢評級是對連續動作進行評測,因此我們將對蒐集到的姿勢進行時序上的分析。以圖 2 模擬超商補貨員將低處物品放置桌上的動作為例,我們先透過 MoveNet 預測每一幀影像的姿勢類別,接著再依時間順序繪製姿勢變化圖(如圖3左)。由圖中的結果可看出,該動作是從 A4 逐漸變為 A3。為了避免因雜訊而產生誤判,我們將進一步產生如圖 3 右的統計圖,並透過閥值來過濾誤判的姿勢類別。根據附件表 A4 的定義,從 A4 到 A3

的姿勢評級為 10,此值將代入(1)式的身體姿勢評級中。



圖 2、模擬超商補貨員將低處物品放置於桌上

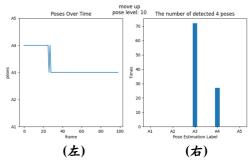


圖 3、(左):隨時間變化的姿勢變化折線圖; (右):姿勢次數統計圖

#### 2.2. 應用程式介面

為了能在智慧型手機上實現KIM-LHC姿勢評 級判斷,我們規劃一系列相關的使用者介面(UI)。在 UI 設計方面,由於 Flutter 具有跨 iOS、Android、 Windows 等多個平台的能力,因此本研究使用 Flutter 來進行 UI 介面的開發。其中介面設計的操 作步驟與說明如下:當開啟應用程式後,手機會打 開相機並進入圖 4(左)的錄影狀態。按下下方"開始 錄影"鍵後手機即立即錄影,直到按下"結束錄影"鍵 後,即停止錄影並將影像儲存至手機中。在錄影期 間,受測者的動作也將顯示在畫面中,以供拍攝者 隨時觀察錄影效果。當按下"結束錄影"鍵後,AI將 立即計算該姿勢評級的評測結果。以圖 4 為例,當 受測者手持物品並保持直立不動(如圖 4(左)中的動 作),AI的評測結果將如圖 4(中)所示,其中包含了 開始與結束姿勢,同時根據附件表 A4 的定義可自 動判定姿勢評級為第 0 級。此外,由於 AI 會受環 境光線的影響,因此除了 AI 判斷外,我們同時設計 一個能讓使用者自行評估姿勢評級的手動模式。當 受測環境惡劣時,除了選擇圖 4 (中)的"重新錄影" 外,也可選擇"手動評估",此時會進入到圖 4(右)的 畫面,配合評級姿勢表讓使用者自行輸入姿勢評級。

除了姿勢評級外,我們同時設計了身體姿勢額外加分、時間評級、負重評級、力量傳遞/負重條件、工作協調/時間分布、以及不良工作條件等介面,分別如圖 5~7 所示。由於這些評級的判定較為簡單,因此可由受測者自行輸入。



圖 4、(左):錄影介面;(中):分析介面;(右):手 動設定介面



圖 5、(左):身體姿勢額外加分介面;(右):時間 評級介面



圖 6、(左):負重評級介面;(中):力量傳遞/負重 條件介面;(右):工作協調/時間分布介面

#### 3. 實驗

實驗部分,我們對三位志願者進行不同的工作 行為評測,並以 40cm×30cm×20 cm 的方形紙箱作為 模擬搬運的物品。三項實驗的數據如表 2 所示,其 中實驗一模擬搬運工將貨物從腳邊搬運到桌面上 (如圖 8 (上)),實驗二模擬商店員工將貨品從櫃檯搬 運至矮架上(如圖 8 (中)),實驗三則模擬送貨員以蹲 姿的方式將包裹從地面搬運到貨架上(如圖 8 (下))。透過圖 4 中的拍攝,內部程式可產生如圖 9 的分析結果,其中實驗一的姿勢評級將被判斷為從 A4 到 A1 的第 7級(如圖 9 (上))、實驗二的姿勢評級將被判斷為從 A4 到 A1 的第 10級(如圖 9 (中))、實驗三則將判斷為從 A5 到 A4 的第 18級(如圖 9 (下))。表 2 中的其它數據可從圖 5~7 的介面中自行輸入,待圖 7 的"不良工作條件"輸入完畢後,程式即可立即產生風險結果值及改善建議,如圖 10 所示。



圖 7、不良工作條件介面

表 2、三項搬運實驗數據

- Attraction						
	實驗一	實驗二	實驗三			
頻率(次)	50	100	150			
男/女	女	男	男			
負重(kg)	10	15	20			
力量傳遞/負重條件	良好	受限	良好			
身體姿勢	7	10	18			
工作協調/時間分布	受限	不良	受限			
不良工作條件	無	無	3			
風險值	36	60	102			

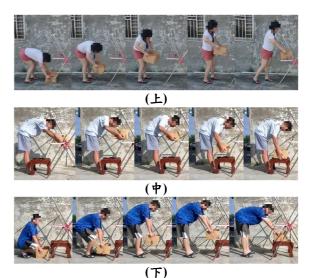


圖 8、(上):實驗一;(中):實驗二;(下):實驗三

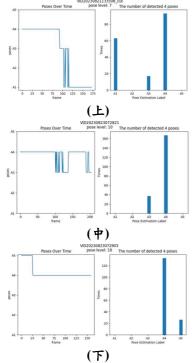


圖 9、(上):實驗一之分析結果;(中):實驗二之 分析結果;(下):實驗三之分析結果



圖 10、(左)實驗一的結果報告;(中)實驗二的結果 報告;(右)實驗三的結果報告

#### 4. 結論

本研究藉由 MoveNet 模型取得人體關鍵點及關節角度,建立自動評測 KIM-LHC 中姿勢評級的功能,以協助人因專家對身體姿勢評級的判斷。此外,我們一併將各評級結果整合於手機中,並於最後產生風險值與建議。這些結果與建議都可透過手機直接分享或上傳雲端,方便與專業醫生進行諮詢共斷身體扭轉的程度與頻率。未來我們將考慮使用三維模型,以整合身體姿勢中的加分項目。

#### 5. 参考文獻

- [1] G. C. David, Ergonomic methods for assessing exposure to risk factors for work-related musculoskeletal disorders, Occupational Medicine, Volume 55, Issue 3, May 2005, Pages 190–199, https://doi.org/10.1093/occmed/kqi082
- [2] González, A.; Hayashibe, M.; Bonnet, V.; Fraisse, P. Whole Body Center of Mass Estimation with Portable Sensors: Using the Statically Equivalent Serial Chain and a Kinect. Sensors 2014, 14, 16955-16971. https://doi.org/10.3390/s140916955
- [3] Vito Modesto Manghisi, Antonio Emmanuele Uva, Michele Fiorentino, Vitoantonio Bevilacqua, Gianpaolo Francesco Trotta, Giuseppe Monno, Real time RULA assessment using Kinect v2 sensor, Applied Ergonomics, Volume 65, 2017, Pages 481-491, ISSN 0003-6870, https://doi.org/10.1016/j.apergo.2017.02.015.
- [4] ZHAO Yuting, NIU Jianwei, ZHANG Renjie, LIU Haixiao, RAN Linghua. Convolutional Neural Network for Joint Angle Recognition and Posture Assessment[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(16): 209-216.
- [5] Jian He, Cheng Zhang, Xinlin He, Ruihai Dong, Visual Recognition of traffic police gestures with convolutional pose machine and handcrafted features, Neurocomputing, Volume 390, 2020, Pages 248-259, ISSN 0925-2312, https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.07.103.
- [6] Li, G.; Liu, Z.; Cai, L.; Yan, J. Standing-Posture Recognition in Human–Robot Collaboration Based on Deep Learning and the Dempster–Shafer Evidence Theory. Sensors 2020, 20, 1158. https://doi.org/10.3390/s20041158
- [7] A. Toshev and C. Szegedy, "DeepPose: Human Pose Estimation via Deep Neural Networks," 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, USA, 2014, pp. 1653-1660, doi: 10.1109/CVPR.2014.214.
- [8] Oberweger, M.; Wohlhart, P.; Lepetit, V. Hands Deep in Deep Learning for Hand Pose Estimation. Comput. Sci. 2015, 24, 21– 30.
- [9] Wei, S.E.; Ramakrishna, V.; Kanade, T.; Sheikh, Y. Convolutional Pose Machines. In Proceedings of the 2016 IEEE Conferenceon Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), LasVegas, NV, USA, 26 June – 1 July 2016; pp. 4724–4732
- [10] Ahmed Abobakr, Darius Nahavandi, Mohammed Hossny, Julie Iskander, Mohammed Attia, Saeid Nahavandi, Marty Smets, RGB-D ergonomic assessment system of adopted working postures, Applied Ergonomics, Volume 80, 2019, Pages 75-88, ISSN 0003-6870, https://doi.org/10.1016/j.apergo.2019.05.004.
- [11] Kuorinka I, Jonsson B, Kilbom A, Vinterberg H, Biering-Sørensen F, Andersson G, Jørgensen K. Standardised Nordic questionnaires for the analysis of musculoskeletal symptoms. Appl Ergon. 1987 Sep;18(3):233-7. doi: 10.1016/0003-6870(87)90010-x. PMID: 15676628.
- [12] Seuser, A., Kurnik, K., & Mahlein, A.-K. (2018). Infrared Thermography as a Non-Invasive Tool to Explore Differences in the Musculoskeletal System of Children with Hemophilia Compared to an Age-Matched Healthy Group. Sensors, 18(2), 518. https://doi.org/10.3390/s18020518
- [13] Moreno, V.; Curto, B.; Garcia-Esteban, J.A.; Hernández Zaballos, F.; Alonso Hernández, P.; Serrano, F.J. HUSP: A Smart Haptic Probe for Reliable Training in Musculoskeletal Evaluation Using Motion Sensors. Sensors 2019, 19, 101. https://doi.org/10.3390/s19010101

#### 附件

#### 表 A1

時間評級													
每天從事本項作業的頻率 [達 次]	5	20	50	100	150	220	300	500	750	1000	1500	2000	2500
時間評級	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4	5	6	7	8	9	10

# 表 A2

實際負重★	負重評級 (男)	負重評級 (女)
3-5公斤	4	6
> 5 - 10 公斤	6	9
> 10 - 15 公斤	8	12
> 15 - 20 公斤	11	25
> 20 - 25 公斤	15	75
> 25 - 30 公斤	25	85
> 30 - 35 公斤	35	
> 35 - 40 公斤	75	100
> 40 公斤	100	

> 40 公斤 100 ★以「實際負重」計算,若兩人一同搬運重物,每人約負荷60%重量(為了控制與協調,應假設超感50%)

### 表 A3

力量傳遞/負重條件	力量傳遞評級
可使用雙手對稱負重	0
暫時性的單手或不對稱負重/雙手重量不平均	2
幾乎以單手負重,或不穩定的負重重心	4

### 表 A4

日轉、側傾 日轉、側傾 馬爾遠離身體 臺常遠離身體 ・・手位於手制與	+1 +3 +1 +3☆
<b>馬爾</b> 遊離身體 臺灣遊離身體 : · 手位於手肘與	+1 +3☆
<b>夏常</b> 遊離身體 ・手位於手肘與	+3☆
· 手位於手肘與	_
局膀之間	+0.5
,手位於手肘與 胸膀之間	+1
手偶爾會高過局勝	
手經常會高過周勝	
額外加分	- 徳共
	高級局勝 會高過局勝 會高過局勝

★★考量通常做的動作,罕見的情形可以忽略。若此賴抬作業為坐姿,也可選用相近的動作,應避免坐姿高負重。 ☆如果選到此項目,建議也使用KIM-ABP來評估

# 表 A5

不良工作條件 未在表中继及的條件也應根據情況納入考量,罕見的情形可以忽略			加總
手/手臂的位置與動作:	<b>偶爾</b> 達到關節活動範圍極限	1	工作條件
<b>トレヘア</b> レ	<b>經</b> 營達到關節活動範圍極限	2	評級
力量傳遞/應用受限: 重物不易抓握/需更大的持握力量/沒有造型的握柄/工作手套			1
力量傳遞/應用受限: 重物幾乎難以抓握/滑、軟、尖銳的邊	2		
不良的無候條件:熱、不舒服的吹風、	1	1	
受限的空間條件: 工作空間 < 1.5 m², 地板中度骯髒、輕!	1	1	
不良的空間條件: 活動的自由度嚴重受限、可活動的高度 小坑洞,傾斜5-10°,穩定度受限,重物	不足,工作空間侷限,地板非常骯髒、不平整或粗糙地面,如碎石、 需放置非常精確	2☆☆	
<b>衣服</b> :由於防護衣物或裝備增加額外身體負荷,例如厚重所衣、全身防護裝、呼吸防護具、裝備腰帶等			1
搬運/握持困難:每次搬運/持握持續5-1	2	1	
搬運/掘持非常困難: 每次搬運/持握持續>10秒,搬運距離>5公尺			1
無:沒有任何不良工作條件			1

☆☆如果在不良的空間條件搬運 or 搬運距離>10公尺,請使用KIM-BF來評估

### 表 A6

工作的	岛調 / 時間分佈	工作協調評級
良好	負荷由於其他活動而頻繁變化 包含多種工作型態,無在一天內集中進行單一種高強度工作負荷	0
受限	負荷鮮少由於其他活動而變化 偶爾在一天內集中進行單一種高強度工作負荷	2
不良	負荷幾乎沒有由於其他活動而變化 經常在一天內集中進行單一種高強度工作負荷,並常達到負荷峰值	4