

2025年臺灣國際科學展覽會

優勝作品專輯

作品編號	190010
參展科別	電腦科學與資訊工程
作品名稱	建構標準舞蹈姿勢評分系統

就讀學校	臺北市立第一女子高級中學
指導教師	丁建均 黃芳蘭
作者姓名	范宸甄

關鍵詞	<u>姿勢辨識、評分系統、模擬人工評分</u>
-----	-------------------------

作者簡介



我是范宸甄，是北一女中數理資優班的學生。我的研究主題是建構標準舞蹈姿勢評分系統。小時候，我就發現自己對科學領域的研究或知識有很大的興趣。除此之外，我也很喜歡跳舞，我發覺如果有個自動系統能在我跳舞時給予我評價，會讓我自學的更有效率，因此我就在高中時做了這個研究。

2025 年臺灣國際科學展覽會

研究報告

區別：

科別：電腦科學與資訊工程科

作品名稱：建構標準舞蹈姿勢評分系統

關鍵詞：姿勢辨識、評分系統、模擬人工評分

編號：

（編號由國立臺灣科學教育館統一填列）

摘要

在現今社會，個人越來越依賴自主學習以提升技能和知識，而舞蹈學習尤其受到關注。然而，在沒有專業指導的情況下，學員往往難以掌握舞蹈動作的細節，也難以清楚地評估自己的表現與標準示範之間的差距。

為了應對這一挑戰，本研究利用人體姿態識別演算法 OpenPose，捕捉舞蹈者的關節點。通過這項技術，針對舞蹈的標準動作、力度、流暢度等方面，成功地開發出一款自動評分系統。

通過人體姿態識別技術，我們能夠深入分析舞蹈動作的細節，讓學員與標準舞蹈動作進行比較，以確認學習上的差異。我們希望通過這項研究，學員能在沒有專業指導的情況下，利用網路平台創建更有效且有趣的自主學習環境。

Abstract

In contemporary society, individuals increasingly rely on self-directed learning to enhance their skills and knowledge, with dance education receiving particular attention. However, without professional guidance, learners often struggle to master the intricacies of dance movements and to accurately assess the gap between their performance and standard demonstrations.

To address this challenge, this study employs the OpenPose human pose estimation algorithm to capture dancers' joint points and compares videos with different background settings. Using this technology, we successfully developed an automated scoring system for dance, focusing on standard movements, strength, and fluidity. This system incorporates principles of manual scoring to ensure that the results align with human aesthetic understanding, thereby preserving the ability to judge dance aesthetics despite reliance on data.

By leveraging human pose estimation technology, we can conduct an in-depth analysis of dance movements, enabling learners to compare their performance with standard dance moves and identify learning discrepancies. This system can dissect individual movements and provide detailed explanations of the execution of various body parts, allowing learners to gain a deeper understanding of each dance element and offering methods for improvement.

When learners use this scoring system in the context of learning standard dance movements, it can evaluate their dance performance and provide clear suggestions for improvement. Through this research, we also hope to enable learners to create more effective and engaging self-directed learning environments using online platforms, even in the absence of professional guidance.

壹、前言

一、研究動機

現代社會對美學和健身的重視，推動了舞蹈的普及化。然而，舞蹈的技術性要求高，缺乏良好的指導可能使學習者難以掌握精湛的舞蹈技巧，導致動作的準確性和即時反饋成為挑戰。

然而隨著電腦影像技術的進步，我們現在已能夠利用深度學習的概念捕捉人體輪廓，並通過各種方法獲取關於人類關節的信息。在自主學習風潮的推動下，舞蹈學習者對能夠自我糾正動作的工具有著迫切的需求，因此，本研究旨在開發一種能夠自動提供舞蹈姿勢調整建議的裝置，不僅可以應用於舞蹈，還可以擴展到其他運動或人體姿勢分析領域，如高爾夫、棒球等。

為了解決上述問題，我們計劃建立一個基於最新人工智能技術的舞蹈自學系統。該系統將利用名為 OpenPose 的人體姿態識別算法，旨在幫助舞者自主學習舞蹈，提供即時反饋和指導。通過這項研究，我們希望能夠根據個人需求，提供必要的舞蹈動作調整建議，並將人工智能技術與人類審美相結合，使評分決策更具技術性和人性化特點。我們期望通過這項研究，在舞蹈教育領域創造出獨特而實用的效益。

該研究的最終目標是利用人體姿態識別技術開發舞蹈學習自評系統。這將不僅使自主學習者的學習更加高效，還將增強他們對舞蹈的熱情。最終，這項研究應該能夠為每一位學習者開啟改善舞蹈技巧的新途徑，期待通過提供個性化的學習路徑和即時反饋，提升學習者在缺乏教師指導時自主學習舞蹈的效果，也期望這項研究將在舞蹈領域開創新的可能性並產生積極的影響。

二、研究目的

給系統一段影片，把影片和其他的影片比對，並且給出姿勢修正的建議。可分為以下幾點：

- 一、以 openpose 捕捉動作
- 二、建構出一個可以比對動作的模型
- 三、建構一個可以自動評分的系統
- 四、可提出具體的姿勢修正建議

三、文獻回顧

(一) 人體姿態辨識 (OpenPose)

OpenPose 是一種基於深度學習的工具，能夠將二維的紅綠藍圖像 (RGB images) 轉換為人類骨架的關鍵點 (keypoints) [1]。首先，它會將輸入圖像透過卷積神經網路 (convolutional neural network, CNN)，生成一個稱為特徵圖 (feature map) 的輸出。然後，這些特徵圖會被輸入到一個雙分支網路 (dual-branched network)，產生關節位置的置信度圖 (confidence maps) 與人體部位之間的親和力場 (Part Affinity Fields, PAFs)[1]。OpenPose 會首先尋找人體的特徵部位並獲取關節位置的置信度圖，然後將這些關鍵點連接成一個完整的人體骨骼 (skeleton)。

OpenPose 使用前十層的 VGG19 模型進行特徵提取，進一步透過分階段的訓練來學習關節在圖像中的位置，一旦關節位置被確認，OpenPose 就可以使用貪心推論算法 (greedy inference algorithm) 將這些關鍵點組合成一個完整的人體姿勢 (pose)。透過這種方式，OpenPose 不僅能準確地識別出人體的各個關鍵點，還能生成精確的骨架結構。

然而，跟許多基於深度學習的工具一樣，OpenPose 對對抗性攻擊 (adversarial attacks) 具有敏感性[3]，這種攻擊方法通過在原始輸入上添加人眼難以察覺的微小變化，試圖誤導機器學習模型產生錯誤的輸出，而在其他論文[4]中也介紹了一種新的運動數據集，該數據集包含許多具有極端姿勢的圖像，可用於改進 OpenPose 的網絡以更好地預測運動姿態。

(二) JUST DANCE 舞蹈評分

這篇文章主要在探討人體姿勢估計的相關技術和應用，文章首先介紹了深度學習在人體姿勢估計中的重要性和應用。接著將人體姿勢估計方法 (Deep Pose Estimation mode) [5] 分為自上而下和自下而上兩種類型，並討論了它們的優缺點。文章提到了一些姿勢估計模型，如 OpenPose[6]、MoveNet[7]、AlphaPose[8]，並解釋了這些模型的特點和適用場景。

這篇論文使用 Openpose 擷取關節點，接著訂出與標準動作差異的扣分角度範圍他們比較玩家和舞者的關節之間的角度 (joint angles)，再使用均方誤差

(MSE) 與 $1 - \tanh(0.0005 * \text{MSE})$ 指標與來進行評分，根據這些角度的比較，他們設置了不同的評分閾值，為玩家的跳舞動作評分。

由於不同的人具有不同的身體尺寸和肢體比例，直接比較像素位置 (pixel locations) 或歐幾里德距離 (Euclidean distance) 並不可行，為了解決這個問題，他們討論了使用向量 (vector) 的概念來量化舞蹈表現，將舞蹈動作視為具有大小和方向的向量，並通過分析這些向量來評分。

而另一篇論文中 [9] 探討的是多人姿勢估計的挑戰性研究。儘管領先的人體檢測器已經展示了良好的性能，但細微的定位和識別誤差仍然無法避免。這些錯誤可能導致單人姿勢估計器 (SPPE) 的失敗，特別是對於完全依賴人體偵測結果的方法。

$$1 - \tanh(0.0005 * \text{MSE})$$

式 (二) 論文中使用分數與角度誤差的公式

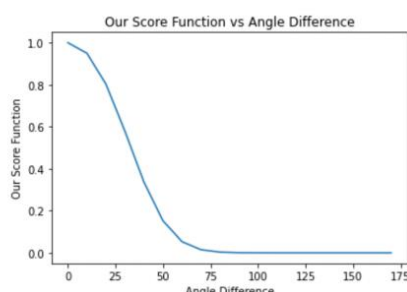


圖 (一) 論文中使用的評分模型的函數圖形

我們參考此論文使用的函數模型，經過改良，我們計算角度分數的模型為：

Ad_i = 實驗影片角度與標準影片角度差距 (角度單位為 $^{\circ}$)

b, c 為我們可調整的參數

$$100 * (0.5 * \{ 1 - \frac{\tanh [b * (Ad_i - c)]}{180} \} + 1)$$

式 (三) 我們的角度分數公式

論文與我們的研究差異：

在我們的研究中，我們不僅僅依靠角度的變化作為評分標準，還比較了兩部影片中動作力度的相似性，並在每個節拍中判斷動作的正確性，通過這

幾個評分標準，並在系統中輸入一些人工評分的數據，有助於我們調整每個評分項目的相依參數，如此，我們的系統能夠優化評分模型，使其得出的分數能更接近人工評分的準則。

貳、研究方法或過程

一、研究設備與器材

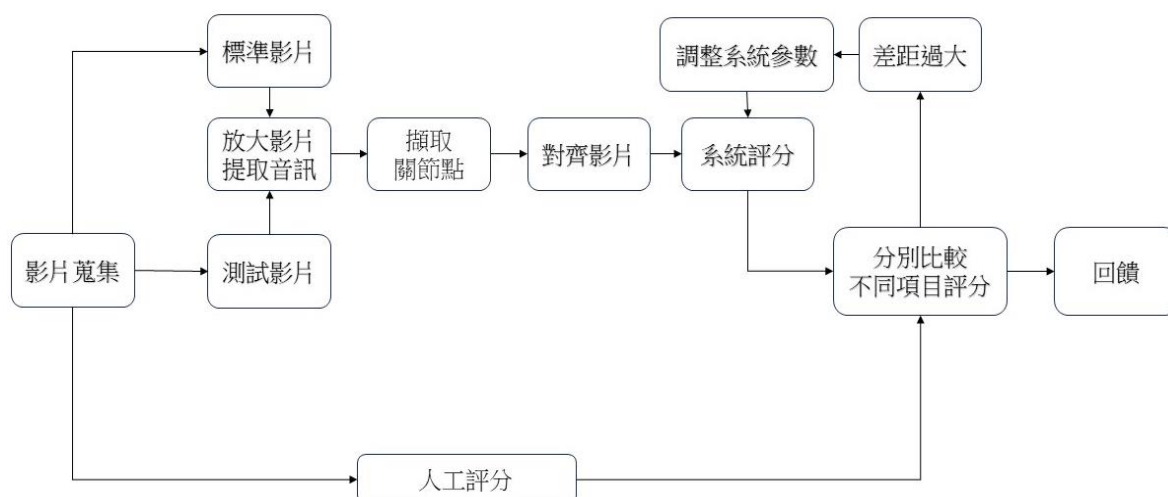
（一）硬體設備：

- 1.筆記型電腦（m3-6Y30 CPU@ 0.90GHz 1.51 GHz、記憶體：4.00 GB）
- 2.手機（容量 128GB）

（二）軟體及工具環境：

- 1.python：是一個高階程式語言，可以用來處理各種計算、開發應用程式、作為機器學習的工具等等。
- 2.numpy：為 python 的擴充程式庫，支援大規模的數學運算，有助於減輕計算的負擔。
- 3.opencv：可以用來讀取影像檔等等。
- 4.matplotlib：其中包含 pylab 和 pyplot 兩個模組，pyplot 可以用來顯示影像。
- 5.OpenPose：Openpose 是一套偵測人體的演算法，可以從影像中找出人物的各個關節點，本研究以此技術計算出跳舞時，人物的姿勢、動作速度等等。
- 6.pandas：pandas 為建構於 numpy 上的軟體庫，它常常用來分析資料、進行機器學習。他可以讀取各種類型檔案，並且作過濾與資料前處理的動作。
- 7.openpyxl：這個模組可以讀取並修改 excel 文件的資料，它可以控制很多詳細的內容，利用 openpyxl 能夠有效率地修改或建立一個 excel 裡的資料。

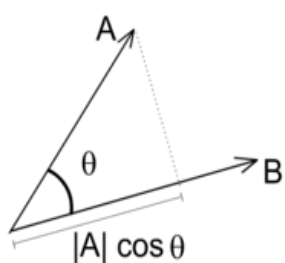
二、研究流程：



圖（二）流程圖

三、影像處理相關理論

（一）角度計算公式：



$$\theta = \arccos \frac{(x_2 - x_1)(x_3 - x_1) + (y_2 - y_1)(y_3 - y_1)}{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \sqrt{(x_3 - x_1)^2 + (y_3 - y_1)^2}}$$

圖（三）角度與向量

式（一）角度與向量的公式

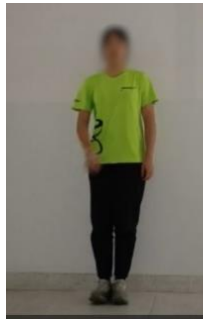
其中圖（一）， $A(x_2 - x_1, y_2 - y_1)$ 代表從肢體一端到中點的向量， $B(x_3 - x_1, y_3 - y_1)$ 代表從肢體另一端到中點的向量，式（一）為計算夾角大小的公式， θ 為向量 A 與向量 B 的夾角。

四五、研究方法設計

（一）資料蒐集

錄製一段影片，總共 24 拍，每個影片長度大約 10 秒，背景盡量簡潔乾淨，拍攝角度與遠近也大致相同，錄影時，我們固定將人物一開始是立正站著，並維持 8 拍，結束時，立正並且雙手貼合在胸口，並維持 4 拍。透過這樣的設定，可以讓我們在做影片對齊的時候，利用找出人物不為站立的那一拍的方法，判斷影

片中人物開始跳舞是在第幾個 frame，另外，我們開始錄影的時間點都固定在那首音樂某一拍，這樣我們後續對齊影片時，可以比較方便，也可以讓影片更統一。



圖（四）開始動作



圖（五）結束動作

（二）資料處理

1. 影像分割

在拍攝影片過程中，我們將所有動作集錄在單一影片內。一旦完成拍攝，我們需將每個特定的動作從總體影片中分割提取出來。

2. 視覺範疇調整

某些影片可能會包含非表演者的其他人，因此我們需要進行視覺範疇的調整，以確保整個影片的畫面只含有舞者。

3. 挑選基準影片

從所有影片中甄選出最佳的一部作為基準影片，所有未來的得分系統將以此影片為標準，使用其特徵來對照評估其他影片的表現水準，以判定他們舞蹈的績效好壞。

4. 視頻預處理

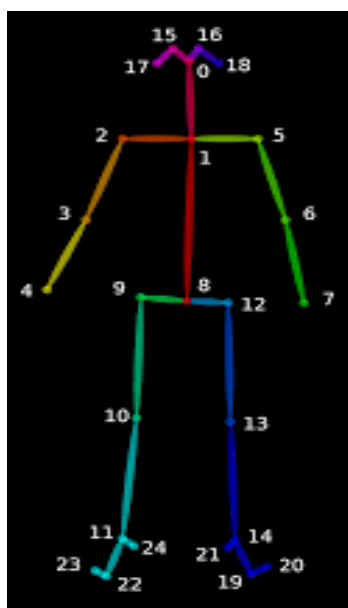
由於不同視頻中的人物比例可能會有所不同，同時單一的關節點可能很小，可能在捕捉關節點時產生誤差，導致後續的計算失準。因此，我們會首先調整視頻的尺寸，使得不同視頻中的人物大小統一，並達到放大關節點的效果。電腦能自動分析一段舞蹈影片，使用人體姿勢識別算法（本實驗使用：openpose）提取影片中的人物關節點位置，然後根據相鄰三個關節點的相對位置，計算出該關節的角度。

（三）關節點擷取

運用 OpenPose 的演算法，擷取人物的關節點，OpenPose 總共可以找出 24 個關節點，不過有些關節點在跳舞的時候，幾乎不會有變化，所以我們只擷取了其中一些關節點（左右腳踝、左右肩、左右手腕、左右膝、左右肘）。

表（一）關節名稱與標號對照表

0-鼻子	1-脖子	2-右肩	3-右肘	4-右手腕
5-左肩	6-左肘	7-左手腕	8-胯中心	9-右臀
10-右膝	11-右踝	12-左胯	13-左膝	14-左踝
15-右眼	16-左眼	17-右耳	18-左耳	19-左腳內
20-左腳外	21-左腳跟	22-右腳內	23-右腳外	24-右腳跟



圖（六）關節點與名稱對照圖

（四）影片對齊

因為兩個影片開始拍攝的時間是手動的，所以實際上開始拍攝的時間所對應到的音樂時間會不一樣，這樣的結果會造成之後再比較兩影片各方面的特徵時，比對的是不同拍，讓整個系統判斷不精準，所以我們需要透過調整其中一個影片開始的 **frame**，讓兩影片實際上的拍子是對齊的。

我們嘗試了兩種方法：

1. 利用音樂對齊影片：

每一部跳舞影片都是撥放同一個音樂，所以用音樂來對齊，會最準確。以下為分析步驟：

(1) 提取兩影片的音訊。

(2) 找出第一個音訊分貝部為 0 的 frame，當作起始基準點。

2. 利用動作對齊影片：

每一部跳舞影片都是撥放同一個音樂，假設動作都正確，只要找出開始跳舞的起始點，就可以對齊。以下為分析步驟：

(1) 使用上文中的開始動作，可找出起始 frame。

(2) 將測試影片中的起始 frame 前後移動 15 frame 對齊標準影片的起始點，每一幀算出一個角度分數後平均，最高分的即是正確的起始 frame。

缺點：如果跳錯誤的舞蹈就會讓執行步驟 (2) 後產出錯誤的結果，或是如果測試影片真的晚開始（沒有對到音樂），也會產出錯的結果。

（五）角度與長度計算

我們可以利用每個 frame（一部影片是由許多張照片組成的，每一拍會有三十張照片，而影片中的其中一張照片稱為 1 個 frame）之間的角度差異，算出跳舞者在經過一個 frame 的時間內，他的某一個關節變化的角度。將關節變化的角度除以兩個 frame 間的時間差，可以得出關節的角速度，可以利用關節角速度的大小得知當下的關節轉動速度。再透過角速度變化得出角加速度，角加速度可視為跳舞者施力的大小，若角加速度越大，力道越大。藉由比對跳舞者和標準動作間的力道、動作速度與姿勢相似度等，可以得出兩者間的相關性。

（六）人工評分

成績的評估包含主觀與客觀兩個維度的分數，人為的評估可以視為主觀的評分，因為主觀評分的標準並未統一，且在實際生活中評定舞蹈的優劣並沒有唯一的準則，因此人工評分的結果可以更接近實際的評估。另一方面，客觀的分數則是將舞蹈劃分為不同的層面以進行評估（例如：動作的準確

性、姿態的標準性、力度的控制程度等），依據事先設定好的評分規則，來分析舞蹈的各項表現，由此計算得出之分數。

判斷跳舞動作的好壞需要考慮很多不同的項目，例如：

1. 姿勢標準度（角度）：

如果一個部位角度有差扣 2，一拍最多扣 4，因為一共有 24 拍，一拍大約 4 分，所以我們訂一個動作 2 分，這樣如果只有一個動作錯就不會因為其他很多動作都對就扣分很少。

2. 力道掌握度（角速度、角加速度）：

因為一共有 24 拍，因此我們訂一拍的總分為四分。

表（二）力道扣分標準

	力道有些差異	力道差異大
扣分	扣一分	扣兩分

3. 動作是否正確

因為一共有 24 拍，因此我們訂一拍的總分為四分。

表（三）動作正確度扣分標準

	動作有些差異	動作差異大
扣分	扣兩分	扣四分

我們找 10 個人分別針對上述三種項目進行評分，再分別進行各項平均。

（七）自動評分

1. 角度分數一

（1）角度總分算法：

con = 關節總數， JW_i = 單一關節權重， JS_i = 單一關節分數。

$$\text{角度總分} = \sum_{i=1}^{con} JW_i * JS_i$$

式（四）角度總分公式

舉例：角度總分 = $90 * 0.1 + 80 * 0.2 + 70 * 0.3 + 60 * 0.4 = 70$ 。

表（四）角度總分算法舉例

關節名稱	左手腕	右手腕	左肩膀	右肩膀
分數	90	80	70	60
權重	0.1	0.2	0.3	0.4

（2）單一關節權重算法：

x, y 為可調整大小以接近人為評分的變數。

L_i = 單一關節可控制的長度比例， $AdRMS_i$ = 單一關節角度變化方均根。

$$JW_i = \frac{L_i^x * AdRMS_i^y}{\sum_{i=1}^{con} L_i^x * AdRMS_i^y}$$

式（五）單一關節權重公式

設計理念：

在進行分析時，我們注意到一個趨勢，那就是手腕和腳踝的角度變動的方均根有時顯著高於肩膀、手肘和膝蓋的對應數值。我們推測，這可能是因為舞者在舞動中趨向於忽視這些小型關節，導致出現一些不必要的旋轉，進而改變整體的結果。另外，我們也發現當需要控制的肢體部位長度增加或重量增加時，實施快速旋轉的難度也會相對提高。為了解決這個問題，我們選擇利用關節角度變動的方均根與關節所控制的長度比例來確定關節的權重分配。

參考的身體比例資料：

大手臂：4/3 個頭

小手臂：1 個頭

手掌：2/3 個頭

大腿：2 個頭

小腿：1.5 個頭

腳踝到腳底：0.5 個頭

各關節長度與頭的比例：

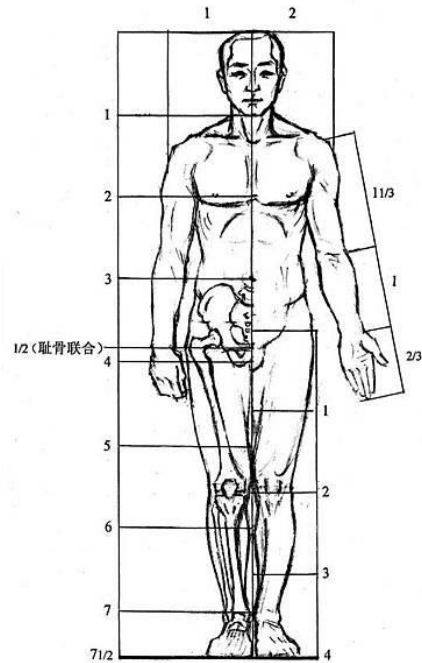
ARMPIT：4/3 + 1 + 2/3 = 3

ELBOW：1 + 2/3 = 1.67

HAND：2/3 = 0.67

KNEE：1.5 + 0.5 = 2

ANKLE：0.5



圖（七）人體各部位的長度比例關係圖

以下例子為 $x = 1, y = 1$ 的情況：

左手腕權重： $(1 * 3) / (1 * 3 + 1 * 4 + 2 * 2.5 + 2 * 2.8) = 0.17$

右手腕權重： $(1 * 4) / 17.6 = 0.23$

左肩膀權重： $(2 * 2.5) / 17.6 = 0.28$

右肩膀權重： $(2 * 2.8) / 17.6 = 0.32$

表（五）單一關節權重算法舉例

關節名稱	左手腕	右手腕	左肩膀	右肩膀
關節長度比例	1	1	2	2
關節角度變化方均根	3	4	2.5	2.8

（3）單一關節分數算法：

n = 影片幀數， FW_i = 單一幀權重， FS_i = 單一幀分數。

$$JS = \sum_{i=1}^n FW_i * FS_i$$

式（六）單一關節分數公式

舉例：單一關節分數 = $90 * 0.2 + 50 * 0.3 + 60 * 0.25 + 40 * 0.25 = 52$ 。

表（六）單一關節分數算法舉例

Frame	分數	權重
1	90	0.2
2	50	0.3
3	60	0.25
4	40	0.25

（4）單一幀權重算法：

a 為可調整之變數， Ad_i = 單一幀的角度變化量。

$maxAd$ = 單一關節在整部影片中，最大的角度變化量。

$$FW_i = \frac{(maxAd - Ad_i)^a}{\sum_{i=1}^n (maxAd - Ad_i)^a}$$

式（七）單一幀權重公式

設計理念：

我們的觀念是，動作在特定角度停留的時間越長，它在我們心中留下的印象就越深刻。因此，我們將評分方式設計為：角度變化大的那一幀影片，其分數佔比會相對降低，這樣的設計可以幫助我們更準確地衡量舞者的表現，並反映出我們在觀賞舞蹈時的真實體驗。

舉例 (以 $a = 1$ 為例)：

最大角度（取正）變化：4

分母 = $(4 - 1) + (4 - 4) + (4 - 3) + (4 - 2) = 6$

第一幀權重： $(4 - 1) * 0.5 / \text{分母} = 0.25$

第二幀權重： $[(4 - 1) * 0.5 + (4 - 4) * 0.5] / \text{分母} = 0.25$

第三幀權重： $[(4 - 4) * 0.5 + (4 - 3) * 0.5] / \text{分母} = 0.08$

第四幀權重： $[(4 - 3) * 0.5 + (4 - 2) * 0.5] / \text{分母} = 0.25$

第五幀權重： $(4 - 2) * 0.5 / \text{分母} = 0.17$ 。

表（七）單一幀權重算法舉例

Frame	角度	角度變化	角度變化(取正)	權重
1	90			0.25
2	91	1	1	0.25
3	95	4	4	0.08
4	92	-3	3	0.25
5	90	-2	2	0.17

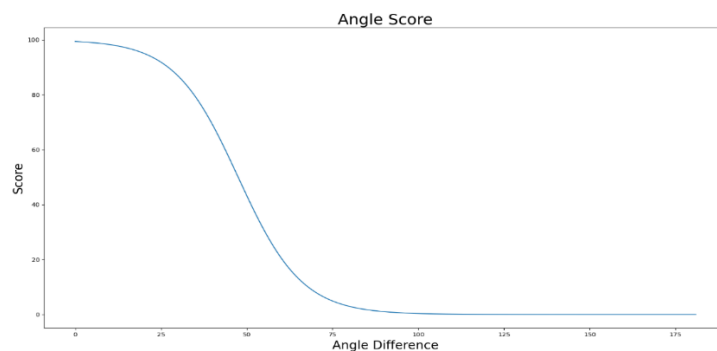
（5）單一幀分數算法：

ad_i = 實驗影片角度與標準影片角度差距（角度單位為°）。

b, c 為可調整的參數， b 可調整降分的速度， c 可調整降分的起始角度

$$FS_i = 100 * (0.5 * \{ 1 - \tanh[\frac{b * (Ad_i - c)}{180}] \})$$

式（八）單一幀分數公式



圖（八）：當 $b=9.7, c=47.5$ ，角度分數與角度差的關係圖（此時角度差在 5 度時約為 99 分，在 90 度時分數為一分）

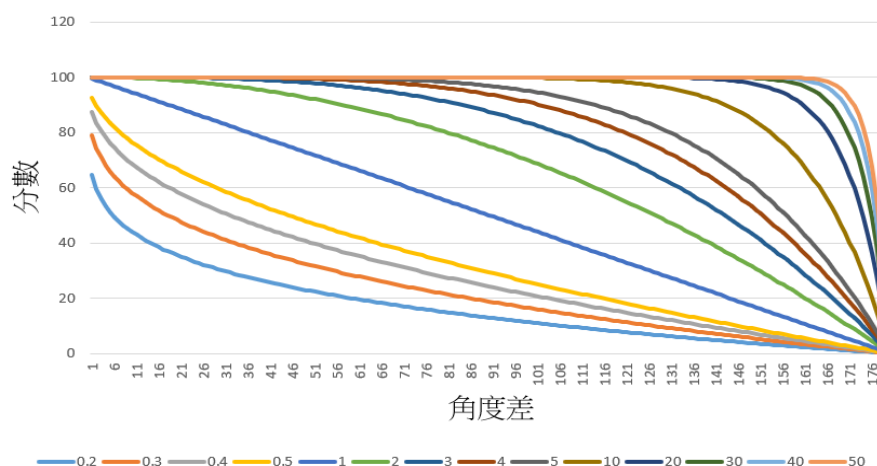
設計理念：

分數控制在 0 至 100 分，差距越大分數越低，但會納入人眼誤差的考量，在小角度差異時不會扣太重的分數，但也不會使角度在 180 度才接近 0 分，比較符合人工評分的機制。

我們在一開始有嘗試其他種單一幀分數算法，有以下三種：

A. 單一幀分數 = $(1 - (ad/180)^b) * 100$ 。(b 可調整)。

分數與角度差的關係圖



圖（九）：不同 b 時，角度差與分數的關係圖

這個方法不適合的地方：

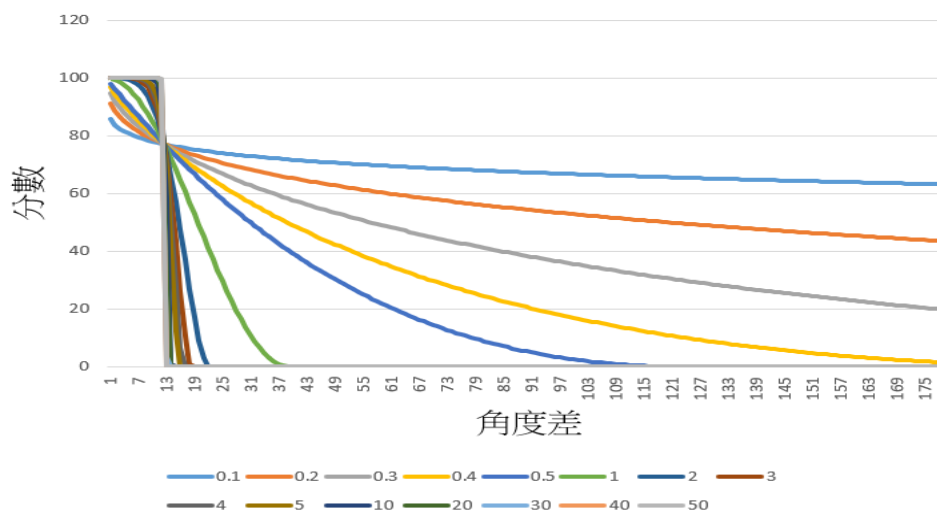
當 $b > 1$ ，整體的分數太高，當角度差為 130 度都還有 50 分。

當 $b < 1$ ，只要角度差不等於 0，分數都離 100 有一段距離，在角度差為小角度時不適用。

B. 單一幀分數 = $0.5 * (\cos(\min(180, ad^b)) + 1) * 100$

(b 為可調整的參數)

分數與角度差的關係圖

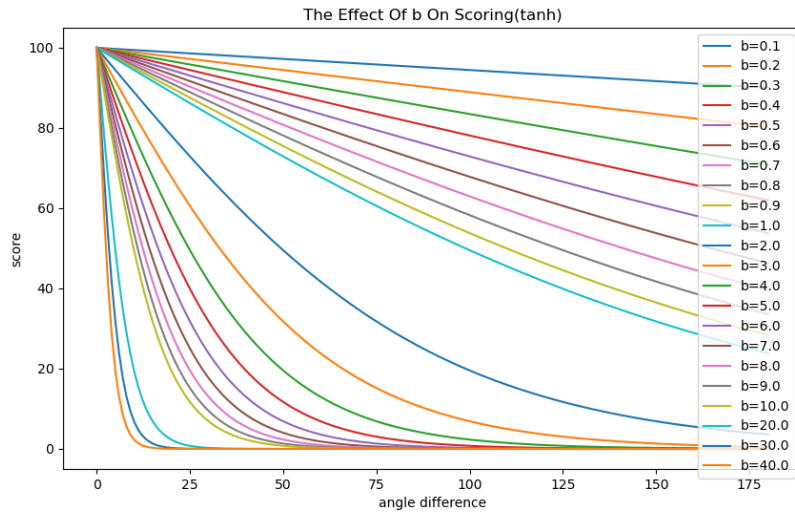


圖（十）：不同 b 時，角度差與分數的關係圖

此方法不適和之處：

在 $b=2$ 時，角度差約在 5-10 度時變化太劇烈，不符合現實。

C. 單一幀分數 = $((\log(1+b) - \log(1+ad*b))/\log(1+b)) * 100$ 。



圖（十一）：不同 b 時，角度差與分數的關係圖

此方法不適用和可用的地方：

當 b 越大，分數會在角度差越小的地方開始接近 0。當 b 越小，角度差小的時候分數會接近 100。不過這兩個特色無法在 b 為某一個定值同時成立，因此相較之下 $\tanh$ 函數比較適合。

2. 力道相似度

力道相似度算法：

我們以每個 frame 的每一個關節角加速度差異計算一次分數。

a_i = 測試影片其中一個關節在某個 frame 的角加速度。

b_i = 標準影片其中一個關節在某個 frame 的角加速度。

$$x_id = |a_i - b_i|$$

α 為可調整的參數，可放大或縮小角速度差異對分數的影響。

一個力道相似度分數 S_i = 單一關節在一個 frame 的分數

$$S_i = \frac{1}{2} \{1 + \cos [\pi (\frac{\min(360, \alpha * x_i d)}{360})]\} \quad , \quad 0 \leq S_i \leq 1。$$

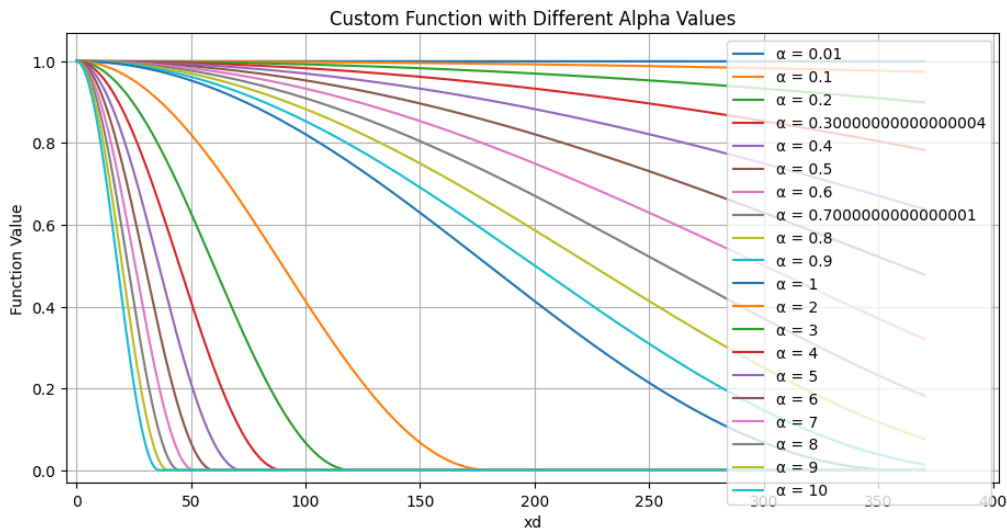
(若 α 越大，會讓同樣的角速度差異的分數越低)

總分 = $100 * (\sum_{i=1}^n S_i / n)$ ，取到小數點後第二位

設計理念：

我們的目標是利用兩影片中角加速度變化的相似程度來判斷動作力度的相似性。為了達成這個目標，我們需要一種可以隨著變化差距增大而變大的扣分比例的計算方法，因此，我們最終選擇了 $\cos$ 函數，由於它擁有特別的數學特性，即當差距 (x) 為零時， $\cos$ 函數的值最大；而差距增大時，斜率也會跟著變化，但需要注意的是，當差距大於 180 度時， $\cos$ 函數的值會再次上升，為了避免這個問題，我們設定差距大於 180 度時，直接取 180 度，這時 $\cos$ 函數有個最小值。

接著，我們藉由一系列的伸縮和移位操作，將結果限制在 0 到 1 的範圍內，所有的分數加總在最大時等於影片的總幀數，而在最小時則為零。最後我們將總分除以總幀數，再乘以 100，就可以得出一個 0 到 100 之間的分數。這個分數能夠準確地反映出兩部影片的動作力度相似性。



圖（十二） α 對單一個力道相似度分數的影響

由圖（十三）可觀察到隨者 α 的值增大，同樣的角加速度差異對於分數的扣分越重，可以利用這個特性，再根據之後分析不同 α 值

下，所有影片得出的分數與人工評分相關係數最高的那一個結果，回推最合適的 alpha 值。

3. 動作正確度

進行評估的基準設在每 30 個影格（相當於一個節拍）進行一次。在這個節拍裡，所有關節的角度數據會被採集並用於分析。

我們會分析每個節拍的角度差異的方均根（RMS），並計算對應的相關係數（ r ）。如果該相關係數超過某個閾值 a ，那麼我們就將該動作視為正確。如果相關係數低於 a ，則認為該動作是錯誤的，所以，這個方法是以關節角度和相關係數為基礎，來判斷動作的準確性。

	$r > a$	$r < a$
$RMS > b$	錯誤	錯誤
$RMS < b$	正確	錯誤

動作正確度計算方法

x = 總正確拍子數。

y = 所有拍子數。

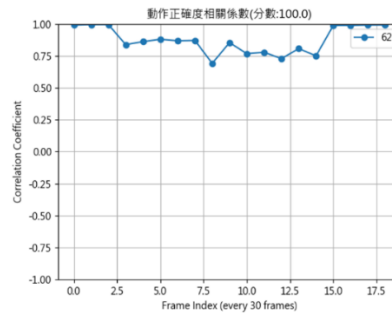
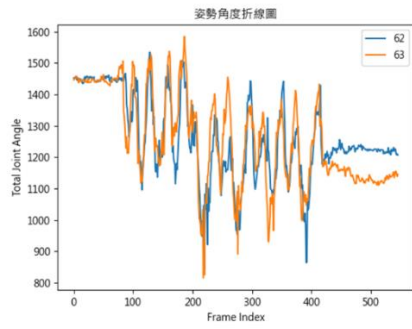
動作正確度分數 = $100 * (\frac{x}{y})$ 。

設計理念：

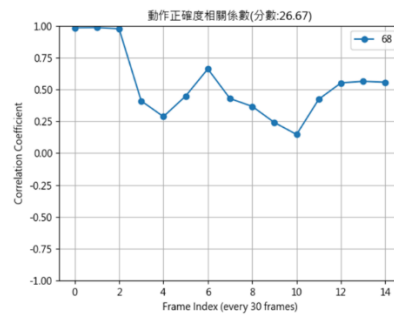
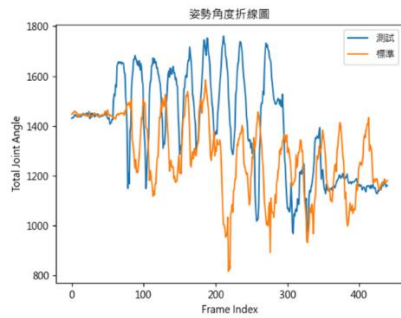
利用相關係數可以求出兩影片動作的相似程度。在經過嘗試後，我們得出若是把判斷的相關係數設為 0.5 的話，最能正確的判斷出一個影片的动作正確程度，而若是將標準提高，會造成對的动作只因和標準影片有些微差異，就被視為錯誤的。若將標準降低，會產生錯誤的动作被視為正確的情況。

（八）將計算出的分數和實際的跳舞情況比對

分別以標準影片（影片 63）和影片 62（動作和標準影片很相近）與和影片 68（跳舞者跳的並非標準影片的舞蹈）對照每拍（每 30 個 frame）的角度差異與相關係數。

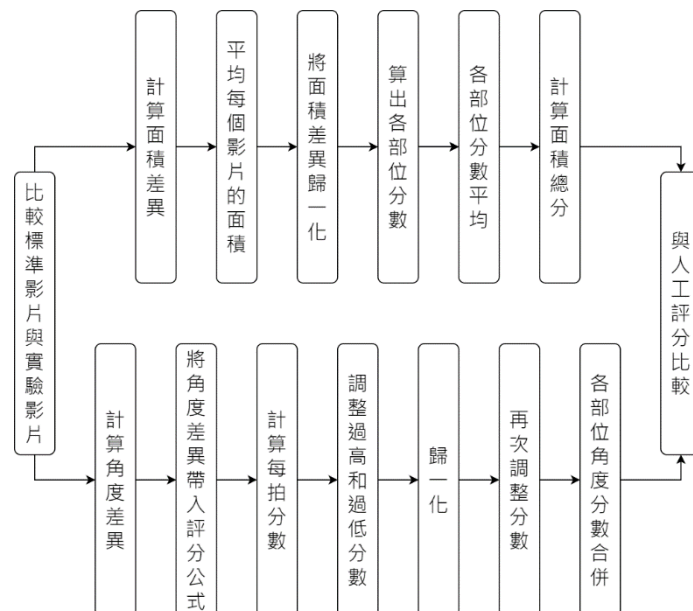


圖（十四）影片 62 和標準影片角度比較 圖（十五）影片 62 和標準影片動作相關係數



圖（十六）影片 68 和標準影片角度比較 圖（十七）影片 68 和標準影片動作相關係數

4. 角度、面積分數



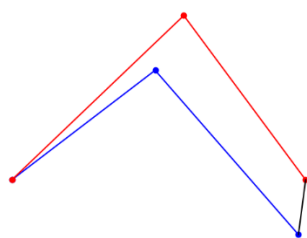
圖（十八）角度、面積分數計算流程圖

(1) 角度分數計算方法：

使用與第一種角度公式的算法，不同之處僅有將過高和過低的分數先調至 100 和 0 分、用歸一化讓所有關節分數算出後落差一致、每個關節的公式使用不同參數，以及調整幀數誤差的範圍。

(2) 面積分數計算方法：

如圖（十七），假設標準影片的手部姿勢為紅色線段，測試影片為藍色線段，所算出的面積為紅色、藍色與黑色連線段所包圍的區域面積。大部分情況下，面積越大代表姿勢落差越大，分數越低。面積的算法會使用凸包演算法，我選擇使用網路上已有的程式來協助計算此部分的數據。



圖（十九）面積算法示意圖

(3) 合併分數方法：

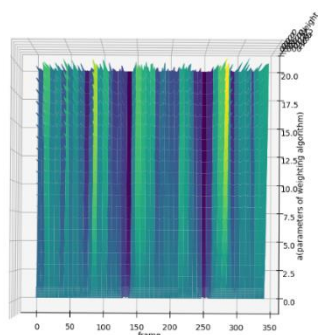
計算出各個關節的面積與角度分數後，我們使用最小平方方法近似來讓我們合併後的分數更趨近於人工評分

(九) 比較人工評分與自動評分之差異，並調整參數

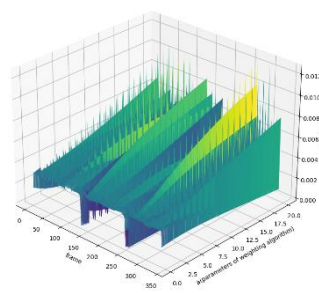
1. 角度分數一

$$(1) FW_i = \frac{(maxAd - Ad_i)^a}{\sum_{i=1}^n (maxAd - Ad_i)^a}$$

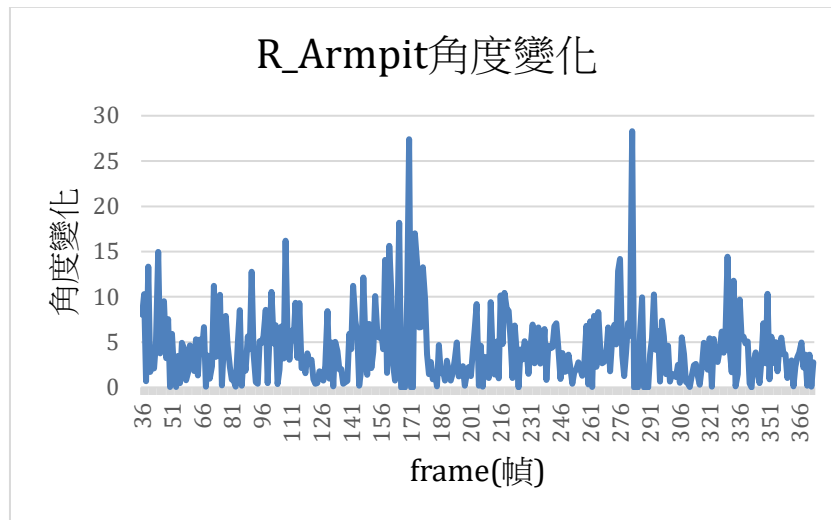
中的 a 對單一幀權重的影響



圖（二十）標準影片不同 a 對每幀的權重大小影響之 3D 側視圖



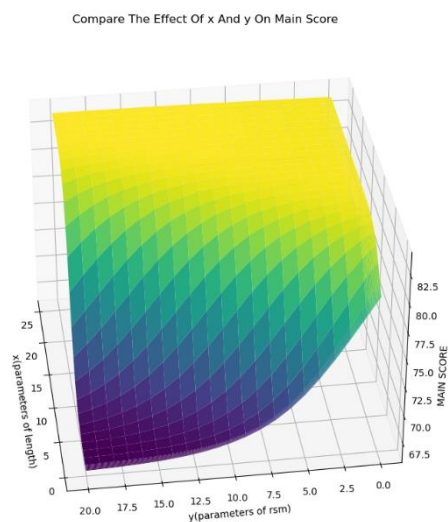
圖（二十一）標準影片不同 a 對每幀的權重大小影響之 3D 俯視圖



圖（二十二）標準影片每幀的右肩角度變化

錯誤! 找不到參照來源。圖（二十）和圖（二十一）中使用標準影片第 36-372 幀(共 337 幀)影像 right armpit(右肩)的數據當作分析對象，x 軸(0-20)代表 a 的大小，y 軸(0-350)為代表的幀數(須再加 36)，顏色代表權種大小。圖（二十二）橫軸為代表的幀數，縱軸為角度變化大小。而從圖（二十）和圖（二十一）顏色可發現，當 b 越大，每一幀關節角度變化大小為對單一幀的權重大小會越大，變化量越大，權重越小。

（2） x 和 y 對於總分造成的影響



圖（二十三） x 和 y 對總分的影響

從圖（二十三）我們能觀察到，隨著 y （表示方均根的平方）的增加，總分有減少的情況。這可能是因為平方根大的關節—通常是較小的體節如手腕或腳踝在跳舞時容易被忽視，所以他們的角度變化會比較大。如此一來，實驗影片和標準影片間的角度差異也會放大，導致單一關節的評分較低，因此，當 y 值較大時，總分就會較低。

相對的， x 值的增加代表著長度比例較大的關節（也就是較大的關節）在評估中的重要性增加。這些較大的關節在舞蹈中往往容易被關注，或者是因為他們的角度變化本身就比較小。結果就是這些大關節的角度差異較小，針對它們的總評分較高，所以，當 x 值較大時，總分就會比較高。

由此，我們察覺到 x 和 y 增加對權重的影響是相反的。為了讓模型更為簡單和直覺，我們決定只保留 x 作為變數。

$$(3) \quad FS_i = 100 * (0.5 * \{ 1 - \frac{\tanh [b*(ad_i - c)]}{180} \} + 1)$$

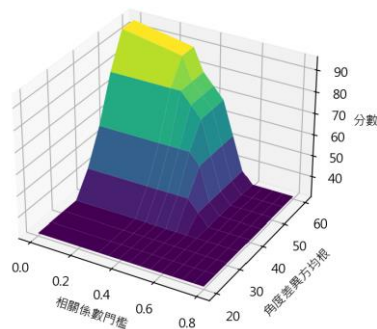
影響：

b 可以改變分數中，分數下降的幅度， b 越大，1 至 99 分對應到的角度差區間會越小， c 可以改變分數中，分數開始低於 99 分對應到的角度差， c 越大，分數開始低於 99 分所對應到的角度差會越大。

2. 動作正確度

（1）列出不同門檻得出的分數

我們將不同的相關係數門檻和角度差異方均根門檻的組合。逐一計算每一部影片的分數，再和人工評分得出的分數比較兩分數的相關性。將得出的結果中，相關性最高的那一組，也就是機器評分最符合人工評分的組合，當作最終的相關係數門檻和角度差異方均根門檻。



圖（二十四）其中一個影片相關係數與角度差異方均根門檻組合的分數結果

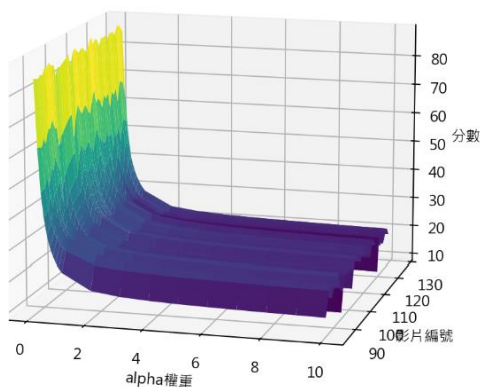
從圖（二十四）可觀察到當相關係數與角度差異方均根的門檻越寬鬆，分數越高，隨著兩者越來越嚴格，分數也愈趨下降，當相關係數門檻為 0.6 以上，分數結果不再變動，為所有組合分數的最小值。

（2）將分數與人工評分的分數比較

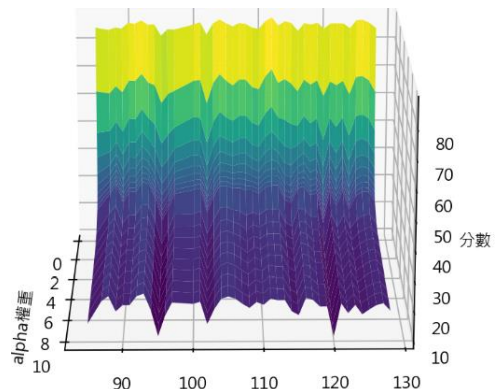
我們以不同門檻組合為基礎，分別算出的所有影片在該門檻組合下的分數，再與人工評分的分數計算兩者的相關係數。利用這些計算得到的相關係數找出最佳的相關係數門檻和角度差異方均根門檻的組合，得出此組合之後，就可以利用電腦自動評分的方式得出貼近人工評分的分數。

3. 力道相似度

（1）列出不同門檻得出的分數



圖（二十五）不同 α 算出來的力道相似度分



圖（二十六）側視圖

由圖（二十五）可發現影片的分數會隨者 α 值的增加，而劇烈的下降。

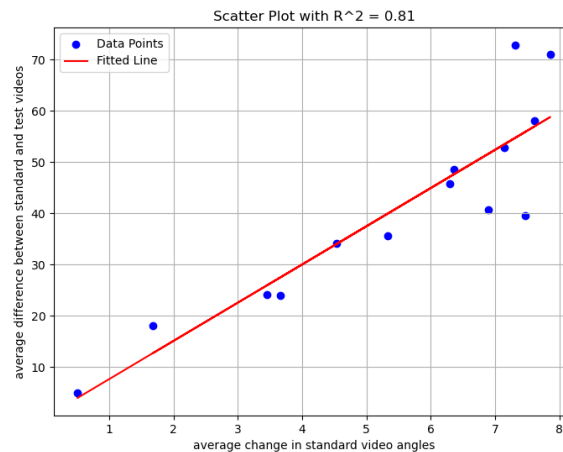
由圖（二十六）可發現在同樣的 α 值下，與其他影片相比，分數較低的影片會呈現於立體圖的凹陷處，而分數較高的影片則位於立體圖的突起處。可從某個影片位於立體圖的位置，得出此影片與標準影片力道與其他影片相對的相似程度。

（2）將分數與人工評分的分數比較

將影片依不同跳舞者、場景、動作正確性分類，將不同類型影片得出的電腦分數與不同評分者、所有分數的平均，計算兩者在某個 α 值下的相關係數。並且分析結果。

4. 角度、面積分數

(1) 關節分數公式的參數



圖（二十七）標準影片關節角度變化與測試影片與標準影片角度差關係圖

由圖（二十七）可知，當標準影片中該關節變化越大，代表在測試影片中該關節的角度會與標準影片相差越多，因此我們將標準影片中變化越大的關節，使用越寬鬆的扣分標準去計算分數。

參、研究結果與討論

一、角度分數一：

1. 分數 1 - 99 的區間設為角度差的區間：

[15, 30, 45, 60, 75, 90] (單位：度)

2. 開始降分的地方：

[2.5, 5, 7.5, 10, 15] (單位：度)

3. 單一幀權重的參數則是設為：

[0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 150]

4. 關節權重的參數設為：

[0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70]

(一) 若全部 54 個影片都列入計算可得出下列結果：

可以計算後的結果會是當單一幀權重的參數 = 0.1, 單一關節權重參數 = 3.0, 角度差的差距設為 90 度, 降分起始點設為 15 度有最高的相關係數(約為 0.68)。其他角度差的差距和降分起始點組合同樣也可以得到最高的相關係數很多都是落在當單一幀權重的參數 = 0.1 且關節權重的參數 = 3.0 的地方。

A = 角度差區間

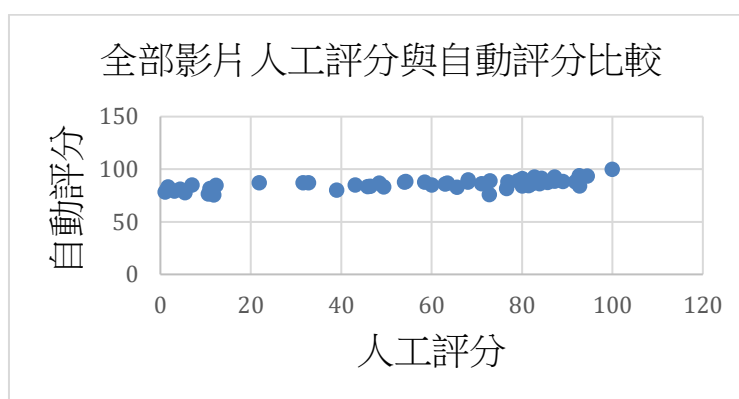
B = 開始降分的角度

表(十)：不同分數算法組合，會產生最高相關性的單一關節權重/單一幀參數

B \ A	15.0	30.0	45.0	60.0	75.0	90.0
0.0	70 / 10.0	10.0 / 9.0	6.0 / 2.0	4.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1
2.5	20 / 10.0	7.0 / 5.0	5.0 / 2.0	4.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1
5.0	20 / 10.0	6.0 / 2.0	4.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1
7.5	9.0 / 8.0	5.0 / 2.0	4.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1
10.0	7.0 / 4.0	5.0 / 2.0	4.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1
15.0	5.0 / 2.0	4.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1

表(十一)：不同分數算法組合，會產生最高相關性係數

B \ A	15.0	30.0	45.0	60.0	75.0	90.0
0.0	0.514316	0.609551	0.622057	0.636002	0.65116	0.664236
2.5	0.573241	0.615673	0.625921	0.641458	0.656552	0.667898
5.0	0.603472	0.619688	0.630078	0.646737	0.661453	0.671014
7.5	0.614507	0.623198	0.635699	0.652732	0.665809	0.673596
10.0	0.616563	0.625872	0.640768	0.658323	0.669638	0.675588
15.0	0.620277	0.633955	0.653019	0.668051	0.675424	0.677871



圖(二十八) 電腦與人工評分之散佈圖

(二) 若只取同背景，同一人跳的舞蹈列入計算可得出下列結果：

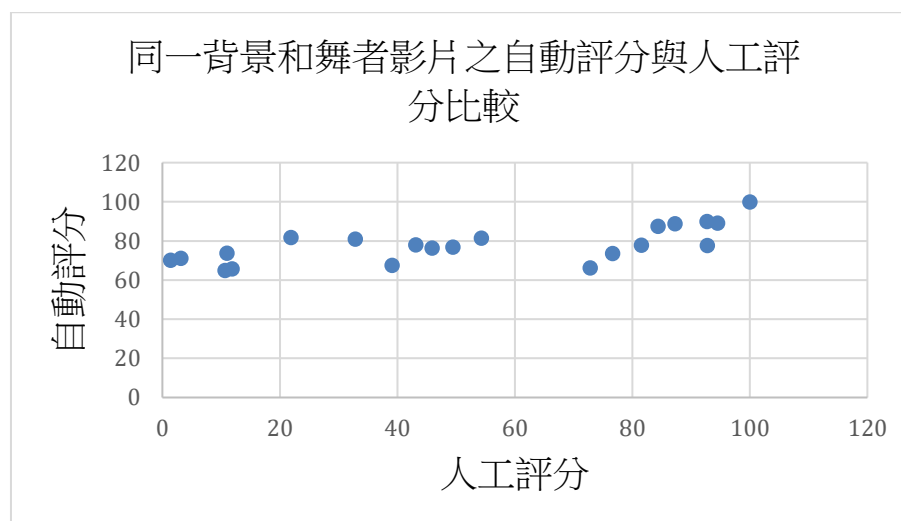
當單一幀權重的參數 = 0.1, 單一關節權重參數 = 3.0, 角度差的差距設為 60 度, 降分起始點設為 15 度有最高的相關係數(約為 0.68)。其他角度差的差距和降分起始點組合同樣也可以得到最高的相關係數很多都是落在當單一幀權重的參數 = 0.1 且關節權重的參數 = 3.0 的地方。

表（十二）：不同分數算法組合，會產生最高相關性的單一關節權重/單一幀參數

B \ A	15.0	30.0	45.0	60.0	75.0	90.0
0.0	70 / 150	70 / 150	0.1 / 0.2	0.1 / 0.1	0.1 / 0.1	3.0 / 0.1
2.5	70 / 150	0.1 / 0.2	0.1 / 0.1	0.1 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1
5.0	70 / 150	0.1 / 0.2	0.1 / 0.1	0.1 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1
7.5	70 / 150	0.1 / 0.2	0.1 / 0.1	0.1 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1
10.0	0.1 / 0.2	0.1 / 0.1	0.1 / 0.1	0.1 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1
15.0	0.1 / 0.1	0.1 / 0.1	0.1 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1	3.0 / 0.1

表（十三）：不同分數算法組合，會產生最高相關係數

B \ A	15.0	30.0	45.0	60.0	75.0	90.0
0.0	0.543226	0.607315	0.633483	0.658483	0.665504	0.670945
2.5	0.598401	0.607196	0.646519	0.664272	0.667707	0.672575
5.0	0.618931	0.627365	0.656719	0.668349	0.671007	0.673431
7.5	0.612921	0.643232	0.664357	0.670892	0.673515	0.673509
10.0	0.610797	0.655489	0.6698	0.672103	0.675231	0.672766
15.0	0.647623	0.668708	0.675404	0.676431	0.676038	0.668829



圖（二十九）電腦與人工評分之散佈圖

(三) 若只取同背景，同一人跳正確的舞蹈列入計算可得出下列結果：

當單一幀權重的參數 = 0.1, 單一關節權重參數 = 3.0, 角度差的差距設為 90 度, 降分起始點設為 15 度有最高的相關係數 (約為 0.68), 其他角度差的差距和降分起始點能有最高相關係數的組合卻多數在單一幀權重的參數 = 150.0 且關節權重的參數 = 0.1 的地方。

表 (十四)：不同分數算法組合，會產生最高相關性的單一關節權重/單一幀參數

B \ A	15.0	30.0	45.0	60.0	75.0	90.0
0.0	70 / 150	70 / 150	70 / 20	1.0 / 150	0.1 / 150	0.1 / 150
2.5	70 / 150	70 / 150	70 / 10	0.1 / 150	0.1 / 150	0.1 / 150
5.0	70 / 150	4.0 / 150	2.0 / 150	0.1 / 150	0.1 / 150	0.1 / 150
7.5	70 / 150	70 / 20	0.1 / 100	0.1 / 150	0.1 / 150	0.1 / 150
10.0	70 / 150	2.0 / 150	0.1 / 150	0.1 / 150	0.1 / 150	0.1 / 150
15.0	70 / 10	0.1 / 100	0.1 / 150	0.1 / 150	0.1 / 150	0.1 / 150

表 (十五)：不同分數算法組合，會產生最高相關性的單一幀權重參數

B \ A	15.0	30.0	45.0	60.0	75.0	90.0
0.0	0.753754	0.883856	0.887097	0.896	0.909608	0.917202
2.5	0.824131	0.890315	0.889033	0.90269	0.913371	0.919007
5.0	0.874499	0.885853	0.892453	0.908544	0.916136	0.920291
7.5	0.899658	0.887242	0.899891	0.912663	0.918108	0.921157
10.0	0.898487	0.889435	0.906649	0.915479	0.919536	0.921649
15.0	0.883481	0.903024	0.914592	0.918706	0.921128	0.921703

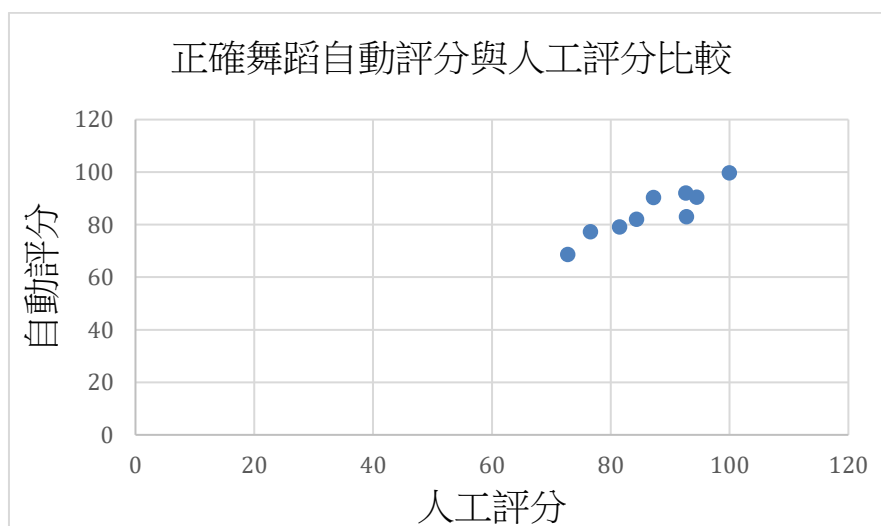


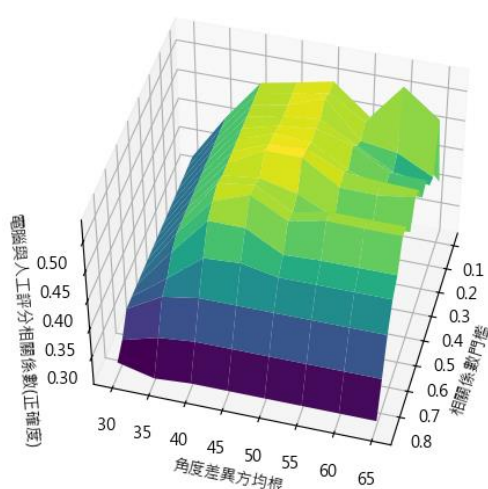
圖 (三十) 電腦與人工評分之散佈圖

二、動作正確度

表（二）為所有角度差異方均根與相關係數門檻組合的電腦與人工分數相關係數：

角度差異方均根\相關係數	0.35	0.4	0.45	0.5	0.55	0.6	0.65
40	0.529	0.529	0.529	0.532	0.535	0.537	0.532
45	0.565	0.567	0.570	0.557	0.565	0.571	0.531
50	0.535	0.541	0.561	0.533	0.531	0.541	0.500

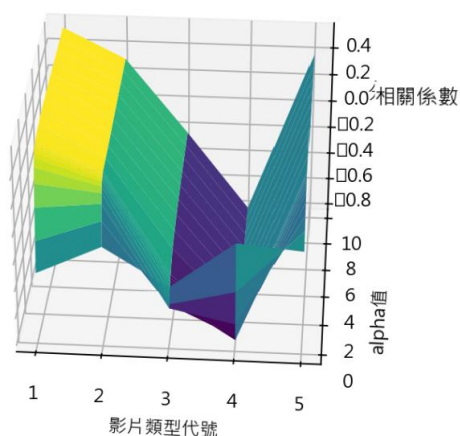
如表（十四）所示，當角度差異方均根門檻設為 45 度，且相關係數門檻設為 0.6 時，我們可以得出最高的相關係數，其值為 0.57，而與此門檻組合差不多的其他組合，他們算出來的相關係數也有大約 0.5。為了讓不同的組合所產生的相關係數值更佳可視化，我們利用圖（二十六）來呈現整個相關係數的結果。



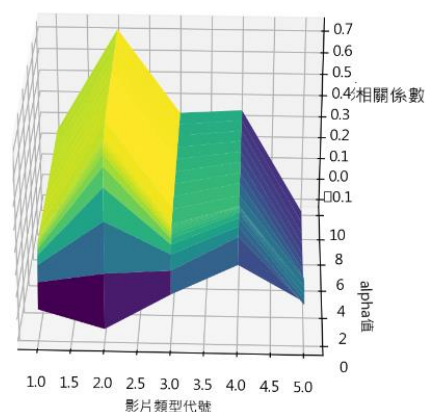
圖（三十一）電腦與人工評分之相關係數圖

此圖表呈現出當角度差異方均根門檻介於 45~50 度之間，且相關係數門檻介於 0.6~0.35 時，電腦與人工評分之相關係數都較高，而且電腦與人工評分之相關係數隨著相關係數門檻降低，幾乎沒有隨之變化。另外，在條件較寬鬆的區域，也就是圖（三十一）的右後方，電腦與人工評分之相關係數也偏高，不過此區的相關係數變動的幅度較大。

三、力道相似度



圖（三十二）人工平均分數與電腦評分之相關係數



圖（三十三）有最佳相關係數人工平均分數與電腦評分

表（十五）影片類型對照表

類型一	類型二	類型三	類型四	類型五
所有影片	跳舞者一	跳舞者二	跳舞者二、正確	跳舞者一、正確

如圖（三十二）當以評分者的平均分數作為人工評分分數時，可得到當分析所有影片時，會有最佳的相關係數結果，為 0.55。在所有的評分者中，出現相關性最高的結果為 0.74，此時出現於以那位評分者與跳舞者一計算相關係數的情況，如圖（三十四）。

表（十六）相關係數為所有類型影片中最高次數

無\類型	一	二	三	四	五
次數	1	5	0	1	1

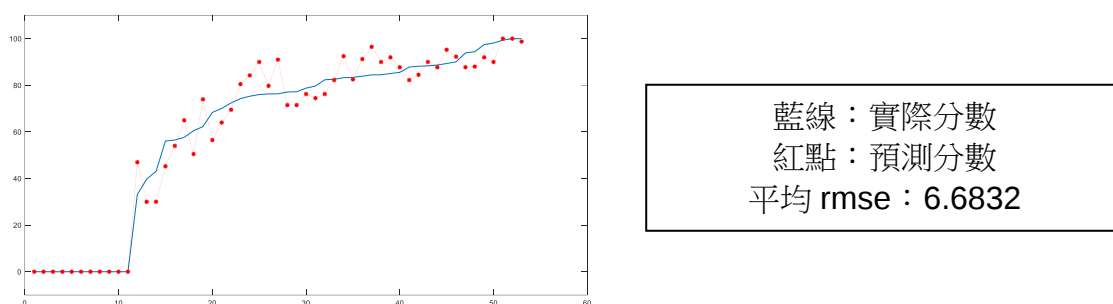
經過歸納後，跳舞者一的力道相似度經常是一位評分者對於所有影片類型的評分中，與電腦結果具有最高度相關的項目。然而，跳舞者一的跳舞動作正確時，反而是評分者在評不同項目中，與電腦相關係數最低的一項。

表（十七）相關性最高時的 α 值

無 \ α 值	3	4	5	10
次數	4	2	1	1

由表（十七）可發現當 α 為 3 時，電腦評分的分數趨勢最接近人工分數。
因此我們找出此方法中最能模擬人類對於力道相似度的計算模型，為此模型與

四、角度、面積分數

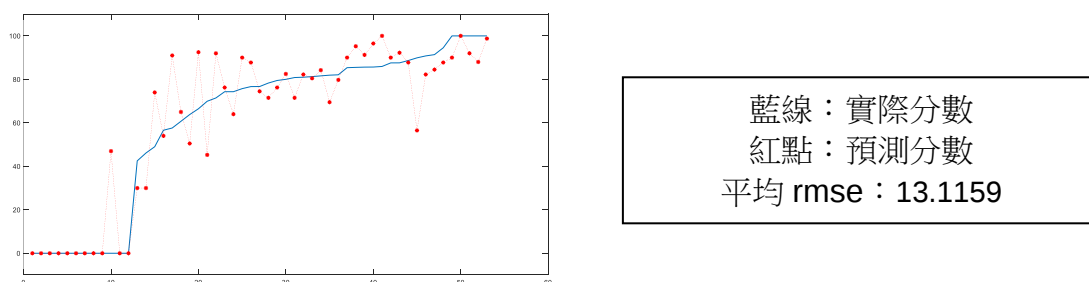


圖（三十五）人工評分與電腦評分之關係圖

由圖（三十五）可看見，跳錯誤舞蹈的影片在電腦自動平分都被評為 0 分，此方法再趨分是否為相同舞蹈有一定的正確性。

表（十八）5-Fold Training 之 rmse

	第一次	第二次	第三次	第四次	第五次
rmse_train	6.7319	5.8717	7.6980	6.5968	7.1241
rmse_test	11.4395	16.9773	7.0558	12.9400	15.2957



圖（三十六）5-Fold Training 之人工評分與電腦評分之關係圖

由圖（三十六）可看見，雖然加入將資料分為 Testing Data 和 Training Data 後，正確率稍微降低，不過依然可以將大部分舞姿錯誤的舞蹈趨分出來。

五、關於角度評分存在的問題：

我們的分析結果表明，在同一人在同一背景下進行正確的舞蹈時，人工評分和自動評分呈現相對較高的相關性。然而，值得注意的是，我們的實驗範例中，只有 9 部影片適合進行評估，這樣的數據量不足，不足以證明這種評估方法是否適用於其他相似的情境。

六、為何不同舞者與標準影片差距大的舞蹈影片，在自動評分和人工評分趨勢上，會有顯著差異？

這或許可以歸因於每一位舞者的舞蹈風格都有所不同。在人類的觀察者看來，只要影片中的舞蹈動作基本正確，即使與標準不一致，仍會被認定為是正確的；但依照角度計算評分的方法，這樣的情況可能就會被扣分了。

七、此角度評分法還存在哪些缺點？

在我們的舞蹈實驗中，有一些動作會讓手臂與攝像頭成垂直角，導致 Openpose 軟體無法精確定位到手肘的實際位置，因而計算出的手肘角度有所偏差，結果導致最後的評分失準。要解決這個問題，我們可能需要增設攝像頭，以三維座標來求取更精準的關節角度。

八、拍攝背景對 Openpose 的分析有何影響？

我們在兩個不同地點搜集了舞蹈影片，儘管兩處的背景都很簡潔，但在進行評分時，我們發現同一人在兩地的舞蹈表現分數差異顯著。這顯示了背景對於評分的影響，因此，如果想得到更精確的數據，我們應該在相同且以白色為主的背景中拍攝。

九、同一影片由不同人評分會有甚麼異同？

即使我們設定了詳細的扣分標準，評分者們對於動作準確性的評分仍然會有所不同，這是因為他們對於動作是否準確的判定標準和著重的關節部位各有不同，例如，

有些評分者認為手臂的姿態對舞蹈表現至關重要，稍有偏差就會視為錯誤。但對於其他部位，他們的容忍度可能就會更高。這可能會導致評分的不一致。

十、影片類型的多樣性對最佳參數結果的影響如何？

我們在早期的影片蒐集中，跳舞正確的影片比例較高，導致人工評分結果中，許多影片的動作精度分數都達到了 100 分，因此，電腦計算出的評分相關性可以達到 0.7。但若在資料中增加更多舞蹈風格不同的影片，可能會導致評分結果出現變化。雖然大部分的評分者會在一定的差距範圍內，視稍有偏差的舞蹈動作為正確，但對於電腦來說，只要兩影片的姿態有所不同，就可能被視為錯誤。

肆、結論與應用

一、實現關節點視覺化：

目前我們的系統可以針對使用者提供的一段舞蹈影片，透過技術分析找出舞者身體的不同部位的關節點位置，並實時在影片上進行視覺化表示。

二、進階資料分析：

我們進一步利用 OpenPose 獲取的數據，計算出各個關節的角度變化及加速度。我們也可以透過偵測影片中的聲音強弱變化，對舞蹈動作的起始時間進行預測。

三、機器自動評分：

我們的系統有能力根據使用者提供的影片，透過機器計算的方法，生成動作的正確性分數、力道大小的相似度分數以及動作姿態的相似度分數。

四、影片對齊：

我們利用影片中聲音的強度、分數的計算方法及動作的性質等因素，來對兩段影片進行準確對齊，以提升我們分析的準確度。

五、節奏與拍子的匹配：

在我們的研究中，我們發現舞者舞動的節奏與音樂的拍子非常吻合，雖然每一幀影片的時間間隔只有 $1 / 30$ 秒，但微小的差異對分析影片的影響可以忽略不計。

六、未來展望

（一）及時反饋修改建議：

我們希望在未來的開發中，能夠使系統在每拍的動作上能及時給出動作需要修正的地方，並提供修正的方法。

（二）降低拍攝規範限制：

未來的系統中，我們期待能夠處理不同角度、不同距離拍攝的影片，讓使用者在拍攝舞蹈影片時有更多的自由度。

（三）創新的評分方法：

我們計劃使用新的方法來讓系統進行評分。首先，確定每一幀中的關節座標，並以此來製作一系列的黑白圖片，其中含有人體骨架的區域將會被標記為較淺的顏色。然後，我們會將連續的 10 幀影片重疊成一張有殘影效果的圖片。最後，我們將會利用這些包含殘影的圖片與標準影片的相同圖片來計算相關係數，得到一系列的分數並取平均值。

伍、參考文獻

- [1] Cao, Z., Simon, T., Wei, S. E., & Sheikh, Y. (2017). Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 7291-7299).
- [2] Fang, H. S., Li, J., Tang, H., Xu, C., Zhu, H., Xiu, Y., ... & Lu, C. (2022). Alphapose: Whole-body regional multi-person pose estimation and tracking in real-time. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.
- [3] Jain, N., Shah, S., Kumar, A., & Jain, A. (2019). On the robustness of human pose estimation. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (pp. 29-38).
- [4] Kitamura, T., Teshima, H., Thomas, D., & Kawasaki, H. (2022). Refining OpenPose with a new sports dataset for robust 2D pose estimation. In Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (pp. 672-681).
- [5] Elisha Odemakinde. (2022). Human pose estimation with deeplearning - ultimate overview in 2022, 2022. Last accessed Feb 28, 2022.

- [6] Z. Cao, G. Hidalgo Martinez, T. Simon, S. Wei, and Y. A. Sheikh.(2019). Openpose: Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.
- [7] Google.(2021). 3d pose detection with mediapipe blazepose ghum and tensorflow.js.
- [8] Yuliang Xiu, Jiefeng Li, Haoyu Wang, Yinghong Fang, and Cewu Lu.(2018). Pose Flow: Efficient online pose tracking. In BMVC.
- [9] Hao-Shu Fang, Shuqin Xie, Yu-Wing Tai, and Cewu Lu.(2017). Rmpe: Regional multi-person pose estimation. In ICCV.
- [10] Odemakinde, E. (n.d.). Just Dance Everywhere: Using Deep Pose Estimation to Get Your Groove On!。取自：http://yunongliu.com/wp-content/uploads/2022/05/MAKY_Final_Report.pdf
- [11] C. Harris and M. Stephens, “A combined corner and edge detector” , Proc. 4th Alvey Vision Conf., 1988, pp. 147-151.
- [12] 王俊諺(民國 106 年)。淺談視力與視力的表示方式。取自：
<https://jim0423.blogspot.com/2017/10/blog-post.html>
- [13] 范宸甄、鄭涵慧 (民國 112 年)。建構舞蹈姿勢評分系統。臺北市 112 年度中等學校學生科學研究獎助計畫。
- 圖（一）來源：Ojha, A., Wang, K., Liu, Y., & Zhao, M. Just Dance Everywhere: Using Deep Pose Estimation to Get Your Groove On!.
- 圖（六）來源：[CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose](https://perceptual-computing-lab.github.io/openpose/)
- 圖（七）來源：彥霖實驗筆記。人體比例 <https://lolikitty.pixnet.net/blog/post/22720115>
- 其餘圖片與表格皆是自行拍攝或繪製。

【評語】190010

本作品利用 openpose 等人體姿態擷取工具，擷取舞者的身體姿態，計算各關節多種角度與力道(加速度)，與舞者舞蹈姿態與標準姿態比對、自動評分，並與人類裁判的評分做對比。

雖然作品問題本身很有創意，但存在一些疑問或建議：

1. 電腦評分的公式靠很多不同關節部位角度的權重，這些權重很主觀沒有討論如何決定這些權重與公式的正確性。（雖然人類裁判也有不同權重）。
2. 電腦評分與人類評分的相關度仍低(5-6 成)，如何自動學習電腦評分公式，使得其與人類裁判評分結果更接近，似乎是可行的方法之一。