

元 智 大 學

電機通訊學院英語學士班

畢業專題製作成果報告

高爾夫球揮桿分析
Golf Swing Phenomena Analysis

組 員：1093704 劉彥狄

1093717 陳疊凱

1093739 劉姿妤

指導教授：施皇嘉 教授

中 華 民 國 一一二年九月

一、 目錄

一、	目錄	2
二、	摘要	3
三、	研究動機與目的	3
四、	研究方法及流程	3
(一)	資料集	3
(二)	姿勢預測	3
(三)	拉格朗日力學分析	4
(四)	桿頭分析與追蹤	5
(五)	速度推測	5
五、	研究結果	6
(一)	姿勢預測結果	6
(二)	下桿與擊球時的動量	7
六、	結論與未來發展	8
七、	組員分工方式	8

二、摘要

隨著科技日新月異與 AI 產業越來越蓬勃的發展，加上國人十分熱衷於高爾夫球比賽的觀看。研究中將運用影像處理的技術對高爾夫球員以及球桿做一個姿勢的偵測以及每個揮桿階段的分析，並針對揮桿的影像作處理並將其軌跡圖畫出，然後使用雙擺系統以及拉格朗日運動方程式的方式去解釋揮桿階段的物理現象，而此方法不僅能夠提升球員的訓練品質，讓他們能夠及時的運用影像辨識技術知道自己揮桿的問題在哪裡，藉由球員技術的提升，也能夠間接改善觀眾的觀戰品質。

三、研究動機與目的

高爾夫球不僅是許多政商名流從事社交的運動，也是退休後休閒的娛樂，有的人為了想與朋友們一較高下，每天在球場練習，而有的人則是因為年紀大了無法從事高強度的球類運動，所以來學習高爾夫。而為了解決平常球員自己摸索姿勢的問題，研究中將做一個高爾夫球揮桿路徑的分析以及姿勢偵測，並利用 IdeasLab 提供的高爾夫影像檔當作標準範例，如圖 a 與圖 b，用 OpenCV 讀取後使用 mediapipe 做姿勢估計。所以有時用 mediapipe 將所有的關節點標出，就可以直接看出高爾夫球員現在的姿勢是否與高爾夫擊球不同階段的姿勢相符合。而範例影片被讀取後，會直接使用 matplotlib 提供的 pyplot 模組進行揮桿軌跡的繪製，並把不同揮桿的 8 個階段分成 8 種顏色繪製，最後再從雙擺系統上的物理量進行數據以及姿勢上的分析。

四、研究方法及流程

(一) 資料集

此研究中的資料集是採用 IdeasLab 提供的高爾夫球揮桿影片以及有標註桿頭座標的 annotation，研究中將著重於影片找出手腕、肩膀的座標以及手腕與地面、肩膀與垂直面的角度，最後做遮蔽桿頭座標、擊球力道與速度、高爾夫球位移量的預測。

(二) 姿勢預測

這個研究方法分成三個部分：桿頭分析、身體分析與求得桿頭位置。

首先為桿頭分析。在此研究中所使用的高爾夫球資料，桿頭已經經過 label，亦表示已有相關的座標資料。然後將這些資料運用 pandas 匯入，再定義出高爾夫球揮桿的階段為 Address Position、Early Back Swing、Late Back Swing、Top of Swing、Down Swing、Acceleration、Early Follow Through、Late Follow Through。之後，透過 matplotlib 將高爾夫球揮桿的軌跡圖畫出，並分別將軌跡以八種顏色標示代表著各個不同的揮桿階段。完成後，先將單純軌跡圖匯出。接著，使用 OpenCV 將影片資料匯入，並使用 line 函式在影片中繪製每一段的軌跡。最後，將影片檔匯出。

接著利用 Mediapipe 進行打擊者分析，並進行姿勢偵測，再定義 draw_landmarks 函式，於影像上繪製關鍵點。接著使用 with 語句開啟欲

建立的資料檔案，並對每一幀進行 BGR 到 RGB 的轉換。接著，用 Mediapipe 的 Holistic model 偵測手腕位置，如有偵測到即將位置寫入檔案中。

第三個部分，即要偵測各種角度，包含了手臂與肩膀的角度、手腕與桿子的角度與手腕與地面的角度。前置作業與上一個部分相似，建立 mp_pose 物件進行姿勢偵測，再定義 mp_drawing 函式，於影像上繪製關鍵點。接著使用 with 語句開啟欲建立的資料檔案，並對每一幀進行 BGR 到 RGB 的轉換。接著用 Mediapipe 的 Pose model 偵測肩膀與手腕的位置。透過前項的偵測，匯入 math 套件，並分別將前述的各種角度給計算出來。

最終，由於 Frame 512 至 521 的 Frame，因打擊者遮蔽住桿頭而無法正確得知桿頭的位置。因此，利用前面得到的手腕位置、手臂與肩膀的角度、手腕與桿子的角度與手腕與地面的角度可以去推算出這幾個 Frame 的桿頭位置。

(三) 拉格朗日力學分析

在研究中，高爾夫球員的手臂與高爾夫球桿可以看成一個雙擺的系統，並加以用雙擺耦合運動去分析當上桿、下桿、擊球與釋放時的物理意義，最後，再將每個高爾夫揮桿階段做一個角度與力量上的分析。在拉格朗日力學中，拉格朗日量會等於總動能減去雙擺在均勻重力場的位能，而總動能又可等於平移動能加上轉動動能。我們先假設一個簡單的雙擺(圖 a)，質心的點為(x1,y1)和(x2,y2)，兩個單擺質量均為 m 且擺長均為 l，雙擺的角度為 α 和 β ，所以 x1 會等於 $\frac{l}{2}(\sin \alpha)$,y1 會等於 $-\frac{l}{2}(\cos \alpha)$,x2 會等於 $l(\sin \alpha + \frac{l}{2}\sin \beta)$,y2 會等於 $-l(\cos \alpha + \frac{l}{2}\cos \beta)$ ，接著，我們將這些數值代入至拉格朗日量，拉格朗日量為總動能減去雙擺在均勻重力場下的位能，如(式 8)(式 9)所示，符號上面的點代表著對時間做微分，然後將 x1、x2、y1 與 y2 用 α 與 β 表示，可以得到(式 10)。將拉格朗日量對於 α 與 β 的時間導數做微分，可以求出在 α 與 β 當下的動量，如(式 11)與(式 12)，也可以順便得到 α 與 β 的時間導數，最後，將拉格朗日量對 α 與 β 微分，可以求出目前狀況下，整個雙擺系統隨著時間所進行運動的方程式，如(式 13)與(式 14)。

$$P_\alpha = \frac{1}{6}ml^2(8\dot{\alpha} + 3\dot{\beta}\cos(\alpha - \beta)) \quad (11)$$

$$P_\beta = \frac{1}{6}ml^2(2\dot{\beta} + 3\dot{\alpha}\cos(\alpha - \beta)) \quad (12)$$

$$\dot{P}_\alpha = -\frac{1}{2}ml^2(\dot{\alpha}\dot{\beta}\sin(\alpha - \beta) + 3\frac{g}{l}\sin\alpha) \quad (13)$$

$$\dot{P}_\beta = -\frac{1}{2}ml^2(-\dot{\alpha}\dot{\beta}\sin(\alpha - \beta) + \frac{g}{l}\sin\beta) \quad (14)$$

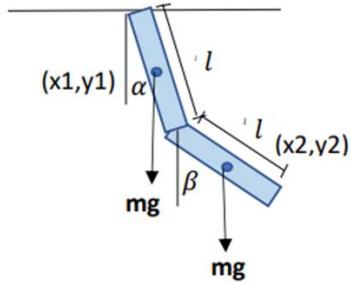


圖 a

(四) 桿頭分析與追蹤

YOLOv7(You Only Look Once Version 7)可以用來訓練一個能夠偵測出高爾夫球桿頭的數據集，YOLO 是一種高效的物件偵測方法，不僅辨識物體的速度快，還可以直接對整張圖像進行分類和位置預測，比其他傳統的影像辨識方法來得精準且精確。Yolo 內部的結構是由 Backbone、Neck 和 Head 三個主要組件所組成，Backbone 是一個卷積神經網路，用於形成圖像特徵，而 Neck 則是一系列混合圖像特徵的網路層，並將特徵傳遞至預測層，第三個組件為 Head，它將圖像特徵與物體類別進行預測並生成邊界框。這三種組件組成的 yolo 內部的架構，又稱為端到端演算法，不僅可以單向傳遞並同時進行偵測與預測，因其簡單且快速，目前被廣泛應用於影像處理的議題上。本文中，我們參考了 Larry's notes (https://www.larrysprognotes.com/YOLOv7_2/)，訓練出一個能夠辨識出桿頭的數據集，首先將 Anaconda Navigator 創建一個 yolo 的環境，然後將影片轉換成 100 張圖片以及將 class.txt 檔的分類名稱改成 golf club，接著用 labelImg 標註每張圖片桿頭後，得到 txt 檔，並用程式將資料做分割，最終得到我們的數據集。訓練的過程中，可以將指令操作在 anaconda prompt 的介面中，並將 batch size 設定成 8，epochs 設定成 100，訓練完後開啟 detect.py 檔測試看看能否成功辨識出高爾夫球桿頭，而雖然此實驗中場景相對較單純，但因為桿頭佔整個圖像的版面很小，所以可能需要在訓練多次一些準確率才會提升。

(五) 速度推測

研究中會著重於下桿與擊球時的瞬間速度，如圖 f 與圖 g，首先，使用 IdeasLab 提供的桿頭座標，將 annotation 所標記的下桿與擊球位置找出來，然後將下桿的最高點與擊球點座標找出，再用影片總長除以 annotation 裡面 frame 的數量，可以得到一格的時間，接著分別假設下桿點前一個 frame、下桿點、下桿點的下一個 frame 的座標為 A、B、C 三點，並假設 D、E、F 分別為擊球點前一個 frame、擊球點、擊球點下一個 frame 的座標點。接著用距離公式算出 A 點到 B 點的距離以及 B 點到 C 點的距離後，先假設三點的間隔因為距離小，所以時間間隔相同，再利用瞬間速度等於兩點之間的距離除以兩點之間時間的公式，可以取平均值得到 B 點的瞬間速度。同理，用距離公式算出 D 點到 E 點的距離以及 E 點到 F 點的距離，最後再用瞬間速度的公式算出 E 點的瞬間速度。此外，為了讓預估更加準確，之後接著算出 A 點與 B 點的

中點座標，還有 B 點與 C 點的中點座標，分別為 A' 點與 C' 點，然後將 A' 與 C' 的距離除以一個 frame 所佔總片長的時間，最後可預估出 B 點的瞬間速度，並與原先預估的值做比較，進而得到下桿點瞬間速度的誤差值。同理，計算出 D 點與 E 點的中點座標，還有 E 點與 F 點的中點座標，分別假設為 D' 點與 F' 點，然後將 D' 與 F' 的距離除以一個 frame 所佔總片長的時間，最後可預估出 E 點的瞬間速度，並與原先預估的值做比較並得到擊球點瞬間速度的誤差值。

五、研究結果

(一) 姿勢預測結果

在研究中，分析了 IdeasLab 提供的 01_dtl_driver_right_top377_impact481 影片，此影片被切成 718 格 Frames 去做分析。並在分析中分別定義出 8 個高爾夫球揮桿的參數。再使用 Matplotlib 畫出揮桿的軌跡，且分別以紅、橙、黃、綠、藍、靛、紫與粉色分別標示出揮桿八階段的軌跡，如圖 c。再將繪製的軌跡存到原本的影片中做對照，如圖 b。而在圖 c 中我們可以看出，在 Y 座標 400 至 600 的地方，桿頭因為受到了人體的遮蔽，而無法偵測產生了斷點。因此，透過下一步，可利用手腕的位置去分析出桿頭的位置。



圖 b

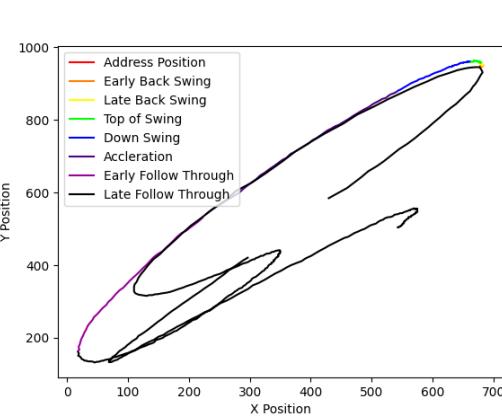


圖 c

接下來，即進行手腕位置的分析。跟上一階段相似，影片被切成 718 格 Frame 去做分析。並使用 Mediapipe 的套件，去分析打擊者的動作並找出各格的手腕位置座標。找出後，再透過 Matplotlib 去繪製手腕的軌跡圖，如圖 j。根據圖 j，手腕的位置並不受到打擊者身體遮蔽的影響，仍可以正確判斷出該打擊者的手腕座標。再來則進行最後一步，將相關的角度找出來，即可推測出桿頭的位置。

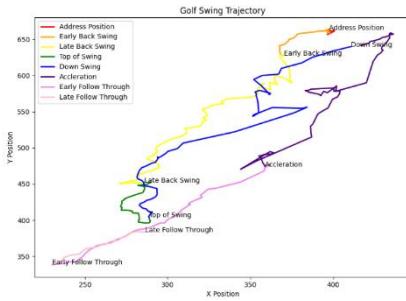


圖 j

最終，打擊者各格手腕與地面、打擊者肩膀與手臂手腕與球桿的角度可用 mediapipe 求得，因而可推算受遮蔽的桿頭位置，如表一中 annotation 的 frame 512 至 521。表當中 x_1 與 y_1 為手腕座標、 α 為手臂與肩膀的角度、 β 為手腕與桿子的角度、 θ 為手腕與地面的角度。而 θ' 、 α' 與 β' 為個別的弧度， γ 則是利用前面所述之弧度算出之桿子與地面的角度。最後，得出推算的桿頭座標 x 與 y 。

	x	y	γ	α'	α	β'	β	θ'	θ	x_1	y_1
512	399.12	568.05	87.50	1.44	82.30	1.06	60.94	0.97	55.47	399.57	567.06
513	397.70	561.39	87.60	1.34	77.00	1.06	60.70	0.90	51.71	398.06	560.41
514	396.72	556.31	87.69	1.29	73.77	1.02	58.40	0.87	50.05	396.99	555.35
515	392.21	550.28	87.74	1.21	69.48	1.04	59.79	0.88	50.56	392.43	549.35
516	391.29	549.14	87.70	1.21	69.41	1.09	62.40	0.85	48.47	391.55	548.20
517	390.33	547.11	87.71	1.22	70.15	1.07	61.31	0.84	48.23	390.58	546.17
518	387.38	533.83	87.64	1.25	71.38	1.12	64.08	0.86	49.01	387.71	532.89
519	385.99	530.71	87.65	1.24	70.87	1.11	63.58	0.86	49.13	386.30	529.77
520	386.34	520.47	87.71	1.18	67.57	1.11	63.77	0.86	49.22	386.59	519.54
521	386.86	515.93	87.76	1.13	64.85	1.11	63.63	0.85	48.94	387.07	515.03

表一

(二) 下桿與擊球時的動量

研究中，整個人加上球桿可被當成是一個雙擺系統，並利用 IdeasLab 提供的桿頭座標，還有另外用 mediapipe 得到的手腕與肩膀座標算出圖 e 中的 x_1 、 y_1 、 x_2 與 y_2 ，除此之外，肩膀與垂直線的角度以及手腕與地面的角度也可用 Mediapipe 找出並分別當作 α 與 β ，然後算出他們的時間導數，最後將這些值代入(式 11)(式 12)以及(式 16)，可以得到當下桿階段的時候，動量為 $0.003(\text{kg}\cdot\text{m/s})$ 、擊球時的動量為 $0.023(\text{kg}\cdot\text{m/s})$ 、而(式 16)為擊球時動量的時間導數，也相當於擊球時的力。

top	x_1	y_1	x_2	y_2	α	β	$\dot{\alpha}$	$\dot{\beta}$	$P(\alpha)$	$P(\beta)$	$F(N)$	$m(\text{kg})$	$l(\text{m})$
	295.923	442.364	305.130	424.534	172.227	58.472	4.164	-11.864	0.034	0.077	40.85	1	1
impact	x_1	y_1	x_2	y_2	α	β	$\dot{\alpha}$	$\dot{\beta}$	$P(\alpha)$	$P(\beta)$	$F(N)$	$m(\text{kg})$	$l(\text{m})$
	379.533	575.513	551.056	800.926	78.185	70.183	-4.134	-39.884	-0.091	-0.151	45.18	1	1

表二

為了使分析更加透徹，另外增加了將利用預估出來的擊球瞬間速度來預測高爾夫球的路徑長，從研究影片可以發現到，高爾夫球大致上都做斜拋運動，所以從運動學的角度切入並假設空氣阻力很小可以被忽略，可以發現到在 x 軸方向是做等速度運動， y 軸方向是做等加速度運動，而因為最高點速度為 0 的關係，可以利用等加速度運動公式得到時間為 $V_0 \sin \beta / 9.8$ ，而利用

上述速度推估的算法可以推估出擊球點瞬間速度 V_0 ，也就是初速度為 $84.47(\text{cm/s})$ ，代入 x 軸方向的等速度運動公式 $V_0\cos\beta t$ ， t 用 $V_0\sin\beta/9.8$ 代入，得到位移，但因為遮蔽的問題，無法確切得知揮桿出去球與地面的角度，所以在研究中也將分析從 30 度到 60 度不同角度下球的位移，最後可以發現到當高爾夫球與地面呈現 45 度時，所移動的距離會最大，然後將最後求得的結果彙成表格，如表三。

degree	displacement(cm)
30	315.268
35	342.086
40	358.509
45	364.040
50	358.509
55	342.086
60	315.268
65	278.871
70	234.000

表三

六、結論與未來發展

本研究使用主要使用 mediapipe 找出肩膀、手腕、手腕及地面和肩膀傾斜角度來推算出因遮蔽問題而不見的座標，接著使用這些角度與座標來用物理上雙擺系統與拉格朗日量的概念去做力與動量的分析，最後再推算出高爾夫球被揮擊出去的位移量。在未來希望能夠運用兩台高速攝影機得到即時的影像並解決遮蔽的問題，然後重建 3D 座標，此外，未來也將著重在運用其他深度學習的模型去做桿頭的深度偵測，並且進階的分析姿勢、揮桿速度以及其他對於此運動有用的物理量。

七、組員分工方式

學號	姓名	主要工作	貢獻比例
1093704	劉彥狄	整理所有實驗資料並彙整成報告	10%
1093717	陳嶽凱	負責主要姿勢偵測、軌跡圖繪製與復原受阻擋之軌跡	45%
1093739	劉姿妤	進行球員揮桿速度與動量等等物理量分析	45%