

應用人工智慧及機器學習進行籃球投籃命中辨識

林欣穎¹、蔡旻諺²、林政宏²、張家豪¹

¹ 國立臺灣師範大學體育與運動科學系

² 國立臺灣師範大學電機工程學系

摘 要

緒論：大數據及人工智慧結合籃球影像數據分析的研究已蔚為風潮，反觀國內在數據分析上的應用，多數仍以人工記錄的方式，耗費人力與時間，若能透過機器學習將使數據分析記錄更為快速。因此本研究目的為建構籃球投籃辨識系統，期望運用此系統能以簡易器材達成快速的數據分析，增進球隊訓練及比賽的效率。**方法：**以 YOLOV4 所建構的籃球投籃辨識系統，進行實際投籃影像的分析，拍攝畫面包含籃球半場的角落四點，進行六種不同目標投球數，每一個目標投球數皆有兩名實驗參與者，共有十二個時間介於 1 分 30 秒到 5 分 30 秒的影像片段，讓此系統進行投籃出手及投籃進球的判定，並與人工記錄進行比較。**結果：**對於籃球投籃出手的整體辨識準確率能達到 94%，對於籃球投籃進球的整體辨識準確率能達到 81%，並以視覺化的圖表呈現。**結論：**透過以機器學習為基礎的籃球投籃辨識系統，在不受設備資源及人力資源的限制下，能夠記錄投籃練習時的出手分布及投籃命中情形，並以視覺化圖表呈現。

關鍵詞：機器視覺、籃球自主訓練系統、投籃熱區、投籃命中率

通訊作者：張家豪

通訊地址：116 臺北市文山區汀州路四段 88 號

E-mail：jhchang@ntnu.edu.tw

壹、緒論

伴隨著科技日新月異的發展，大數據及人工智慧結合影像分析運用在籃球場上的研究已蔚為風潮，以美國職業籃球(National Basketball Association,[NBA])為例，所有 NBA 球場都裝設了高速攝影機記錄球員比賽動態，能夠對球員和球隊進行更為深入的分析，提供全面的統計數據。透過數據分析及記錄能夠以客觀的方式評估，幫助教練更快速了解球員狀況，但目前國內常見的數據記錄方法所耗費的人力與時間成本較大，因此若能將影片分析與大數據結合，將能夠協助教練和選手了解球員的成長曲線，以此做為參考依據並制定更有成效的訓練方式及更為精確的戰術。

在籃球賽事中不論球員的角色為何，跳投皆為籃球比賽中最常使用的進攻動作技術(Nunome et al., 2002; Csapo & Raab, 2014)，因此擁有穩定的跳投技巧便是贏得比賽的重要關鍵。過往對於籃球跳投的研究方法大多為是架設攝影機或透過三維動作分析系統來獲取相關數據(覃素莉，2002；李雲光，2007；陳錦偉，2009；葉良志，2010；徐琮瑋等，2012)，然而此方法的分析過程繁複耗時，且難以實際運用在比賽中，因此近年體積微小、方便攜帶的穿戴式科技廣受歡迎(Arogamam et al.,

2019)。

近年來穿戴式科技發展迅速，資訊獲得更加有效率，並且能透過視覺化(visualization)的方式將數據轉化成明瞭易懂的圖像，提供給選手、教練作為參考判斷的依據(科技部，2018)。使用穿戴式科技能夠獲取力量、位移、運動強度等資訊或裝置於運動器材上(相子元等，2012；Vanhelst et al., 2010；李逸驊等，2019；周育晨、李恆儒，2020；謝兆騰、鍾寶弘，2016)。穿戴式科技體積小，具有不影響動作進行且能準確分析的優點，但在籃球賽事中仍然會因為暫停、換人等比賽中斷的因素，出現部分資訊無法獲得的情況(蔡琪揚等，2019)。所測得的數據也多以個人為主，無法分析整體賽事的技戰術運用，因此仍需搭配影像輔助才能讓分析更為精準與全面；另外根據國際籃球總會(Fédération International de Basketball [FIBA], 2020)所頒布最新籃球規則第4.4.2條文所述「球員不得佩戴會對其他球員造成傷害之裝備、物品」(FIBA, 2020)，受限於現行籃球規則，球員仍不可配戴相關器材於正式比賽，所以目前影像分析仍是較有可行性的分析方式。在籃球賽事中透過影片分析可以讓分析團隊能夠更精確掌握球員的動態，傳統的技戰術分析大多使用觀察研究法(observation survey)(蔡保田，1987)，優點為操作方法簡單，缺點

是耗費人力及時間。

因此為補足穿戴式科技的不足，並改善傳統技戰術分析的缺點，近年來透過機器學習、大數據與電腦運算讓數據分析更為快速，並以視覺化圖表呈現，使分析團隊能夠更精確掌握球員的動態，受益於硬體性能的提升與網路的普及，大數據分析以及人工智慧得以應用於多元領域，如文字辨識、人臉辨識等 (李宏毅, 2016)。主要針對較為靜態、變動不大的物體，利用大量的圖片供機器學習，再搭配處理器的高速運算能力，能夠有效地解決問題，並應用在日常生活中，所以若能將同樣的技術移植到運動場域，針對運動場域中的硬體設備如球、棒等物件進行辨識，將能有助於運動場域中數據分析的發展。

目前在運動場域中進行物件辨識及追蹤的相關研究，主要分為兩個部分：球場偵測及物件的辨識追蹤，過往研究對於球場偵測辨識的方法主要有三，第一種方法是過濾掉非球場邊框的物件，針對保留下來的白色區塊進行直線偵測，依直線的相關位置，找出球場邊框用以偵測球場 (張傑閔、張厥煒, 2007)；第二種方法是由 Wen 等 (2016) 利用球場顏色進行辨識，但即使是擁有如 NBA 的球場與攝影器材，也僅能做到單獨辨識 NBA 的帶色球場，一般室外以及體育館的場地則無法變換；第三種方法是標示出球場中固定不變的四

角，並透過旋轉矩陣進行計算 (馬國濂, 2001; Chen et al., 2009; Chen et al., 2012)，此方法能夠快速重建球場，不須考慮室內外光源、標線的完整性，且能夠辨識室內外場地，同時也能轉換到其他球場的辨識。

在物件的辨識與追蹤上多半使用顏色、形狀、線條等特徵，讓機器深度學習並進行後續判斷，物件判斷方式多元，判斷的物件包含人、球、軌跡等資訊 (Chen et al., 2009; Chen et al., 2012; Chen et al., 2017; Yoon, et al., 2019)，能藉由判斷物件將其投影在平面上的相對位置，了解物件在球場中的移動情形。Shah 與 Romijnders (2016) 透過球在空中拋物線運動的運動軌跡判斷籃球投籃位置，以此判斷籃球及球框的關係，預測三分球進球與否；Yoon 等 (2019) 透過球衣號碼的形狀、顏色辨識球員並確定其位置，藉此了解球員在場上的動態並加以分析，但上述研究皆會受限於當場上發生重疊情形時，容易造成機器難以判別，雖然 Yoon 等 (2019) 嘗試利用前後圖像的關聯來校正，但仍舊難以避免此狀況發生。由上述文獻可以得知，物件的辨識追蹤多半使用顏色、形狀等特徵讓機器進行深度學習及後續判斷，並以視覺化的圖表呈現場上球員位置，另外當攝影設備有限時，球員在場上若有重疊的現象，會造成機器難以辨識判斷，這必然是在未來所

需克服的議題之一。

運動科學的快速發展使數據分析不再只是資料的後續處理，而是能夠即時回饋並運用於場上，目前雖然有許多針對物件辨識和場景轉換的文獻，但對於投籃進球與否及投籃動作判別的文獻較少，若要開發技戰術分析相關系統，計分判別為不可或缺的一環，此外過往大多使用不只一台攝影機進行影片收集，但並非所有球隊都能有如此條件，因此本研究目的為建構一個僅使用單一攝影器材即可進行判定的籃球投籃辨識系統。

貳、方法

一、儀器

(一) 籃球投籃辨識系統

用本團隊以 YOLOV4 所建構的籃球

投籃辨識系統，目前此系統的數據集已達 11000 張圖片。系統辨識的第一步為輸入錄製完成的影片，第二部分成兩路並行，分別為球場重建以及物件辨識，球場重建的部分需對當前所使用球場的半場四角進行標記，將球場的範圍標示出來之後進行空間的矩陣運算，得出三維 3D 空間轉二維 2D 平面的轉換公式。同時在另一路，以系統既有的數據集進行物件偵測 (Object Detection)，辨識球員、籃球、籃網、籃板等物件如圖 1，並以籃網與球的重疊像素分布作為判斷球進與否的依據。最後合併兩路的結果，將每一個物件的位置進行三維空間到二維空間的轉換得到平面座標，記錄球員投籃的位置座標、命中率等資訊於資料庫，訓練結束後可以提供視覺化圖表 (蔡旻諺等，2020)。



圖 1. 物件辨識示意圖

(二) 攝影機

使用 IPHONE 11 PRO (60Hz, 1920 x 1080), 架設於實驗場地右後方的觀眾看台, 與圖一中的藍色座椅看台同高, 腳架架設後距離實驗場地的垂直高度約為四公尺,

水平距離為十六公尺, 錄製範圍包含籃球場半場四角的位置, 如圖 2 所示, 錄製完成後將影片匯出至電腦系統中, 進行球場辨識、重建及三維空間轉二維平面的轉換。

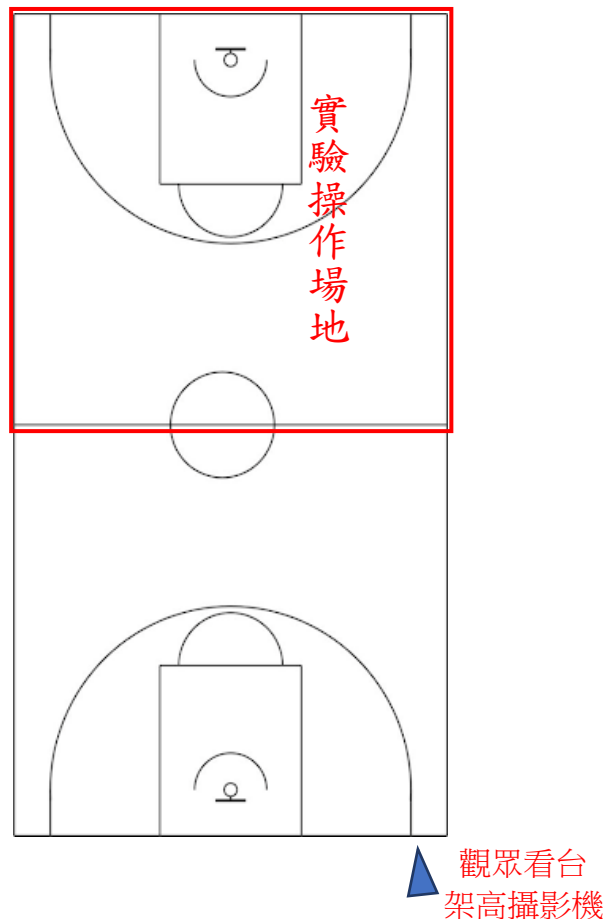


圖 2. 攝影機架設位置圖

二、實驗對象

本研究投籃影像片段的收集, 是 12 名每週從事籃球運動, 且投籃姿勢固定的大專體育相關科系學生 (6 名女性、6 名男性), 慣用手皆為右手, 單手投籃者有 9 位, 雙手投籃者有 3 位。實驗參與者半年內無

影響本次實驗之傷害及疾病, 實驗前告知每位參與者本研究的目的、實驗流程及注意事項, 於瞭解後簽署受試者同意書, 同意參與本實驗。

三、實驗流程

本實驗以常見於籃球投籃訓練的兩種

目標訂定方式為依據，分別為投籃出手數及投籃進球數，並且為了讓機器能符合實際場域狀況，由實驗參與者自行決定投籃位置，為確認機器在不同出手數及進球數的情況下皆能進行判定，因此隨機訂定三種不同數量投球數如下。

(一) 投籃出手數

不限制定點進行投籃 20 球、30 球、50 球，每一目標投球數皆有男性及女性參與者的影像片段，總共 6 個影像片段。

(二) 投籃進球數

不限制定點進球達 10 球、20 球、30 球的數據收集，每一目標投球數皆有男性及女性參與者的影像片段，總共 6 個影像片段。

在實驗前會先進行 10 分鐘熱身，熱身結束後進行各目標投球數的投籃影像收集。影片收集完成後輸入籃球投籃動作辨識系統進行出手次數、進球次數及投籃位置的數據分析，待結果出來後與人工紀錄進行

比對。

四、數據分析

完成 12 個影像片段的收集後，先以人工的方式進行出手次數及進球次數的數據記錄，接著運用籃球投籃動作辨識系統進行判定及輸出投籃數據，系統所輸出的投籃數據如圖 3 所示，圖 3 中的球場及線段為本團隊預先建立於系統內部的場地位置圖，共分為 13 個投籃區域，以球與籃板出現重疊的事件作為投籃的判定依據，並找出球與人出現重疊的位置來判定投籃的出手位置，藍色的圓點表示出手且進球，紅色的 X 符號表示出手但未命中。本次研究將以整體命中情形進行討論，對照此辨識系統及人工記錄在出手次數及進球次數的差異，並計算此系統辨識的準確率，辨識準確率的計算方法為 $(1 - \text{誤差數} / \text{實際數量})$ 。

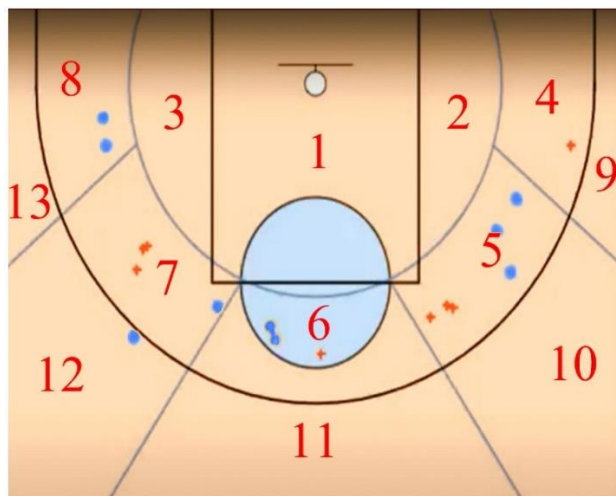


圖 3. 機器辨識投籃命中位置圖 (●：球進 ✕：球不進)

參、結果

在完成共 12 個影像片段的收集，並將其輸入系統進行分析後發現，其中在固定投籃出手數的影片中，有兩個影片因背景中有其他球體以及型似於球的圓形標誌，導致環境過於雜亂，機器無法進行辨識，分別是投籃 20 球及投籃 30 球的影像片段各一，因此以餘下 4 個固定投籃出手數的影像片段，以及 6 個固定投籃進球數的影像片段進行分析。此系統的辨識結果包含三個事件：出手次數、進球次數、投籃位置，系統輸出的結果包含投籃出手的分布，以及球進與否的判斷。本研究以常見於籃

球投籃訓練的兩種目標訂定方式，做為系統驗證的影像資料，符合實際應用於練習時的情況，另外也針對出手次數及進球次數分別進行探討，因此綜合上述情形，以下將分為四個部分進行比較。

一、辨識系統及人工記錄在固定投籃球數中出手次數

在固定投籃球數中此辨識系統對於投籃出手的辨識情形如表 1 所示，整體的辨識準確率達到 90.1%，其中投籃 50 球的辨識準確率分別達到 92%及 100%，在投籃 20 及 30 球的辨識準確率則較低，為 85%及 83.3%。僅有一部影片能達到 95%以上的辨識準確率。

表 1 辨識系統及人工記錄在固定投籃球數中出手次數

目標投球數	人工記錄 (顆)	機器辨識 (顆)	誤差數 (顆)	準確率 (%)
投籃 20 球	20	23	+3	85.0%
投籃 30 球	30	25	-5	83.3%
投籃 50 球-1	50	50	0	100.0%
投籃 50 球-2	50	54	+4	92.0%
總和				90.1%

註：誤差數為“+”表示機器辨識的數量多於實際情形，為“-”表示少於實際情形

二、辨識系統及人工記錄在固定投籃球數中進球次數

在固定投籃球數中此辨識系統對於投籃進球的辨識情形如表 2 所示，整體的辨識準確率比起投籃出手的辨識準確率降低

許多，僅有 79.7%，其中投籃 50 球的辨識準確率分別為 86.4%及 73.9%，在投籃 20 及 30 球的辨識準確率為 75%及 83.3%。所有影片皆無法達到 95%以上。

表 2 辨識系統及人工記錄在固定投籃球數中進球次數

目標投球數	人工記錄 (顆)	機器辨識 (顆)	誤差數 (顆)	準確率 (%)
投籃 20 球	8	10	+2	75.0%
投籃 30 球	12	10	-2	83.3%
投籃 50 球-1	22	25	+3	86.4%
投籃 50 球-2	23	29	+6	73.9%
總和				79.7%

註：誤差數為“+”表示系統辨識的數量多於實際情形，為“-”表示少於實際情形

三、辨識系統及人工記錄在固定進球球數中出手次數

在固定進球球數中此辨識系統對於投籃出手的辨識情形如表 3 所示，整體的辨識準確率能達到 96.9%，其中進球 10 球的辨識準確率皆為 100%，在進球 20 球的辨

識準確率為 96%及 97.5%，在進球 30 球的辨識準確率為 89.7%及 98.1%。除了其中一部進球達 30 球的影片辨識準確率較低之外，其他皆能達到 95%以上的辨識準確率。

表 3 辨識系統及人工記錄在固定進球球數中出手次數

目標投球數	人工記錄 (顆)	機器辨識 (顆)	誤差數 (顆)	準確率 (%)
進球 10 球-1	17	17	0	100.0%
進球 10 球-2	26	26	0	100.0%
進球 20 球-1	50	48	-2	96.0%
進球 20 球-2	40	41	+1	97.5%
進球 30 球-1	68	61	-7	89.7%
進球 30 球-2	52	53	+1	98.1%
總和				96.9%

註：誤差數為“+”表示系統辨識的數量多於實際情形，為“-”表示少於實際情形

四、辨識系統及人工記錄在固定進球球數中進球次數

在固定進球球數中此辨識系統對於投籃進球的辨識情形如表 4 所示，整體的辨識準確率比起投籃出手的辨識準確率同樣

降低許多，僅有 81.9%，其中進球 10 球的辨識準確率為 90%及 80%，在進球 20 球的辨識準確率為 70%及 95%，進球 30 球的辨識準確率為 66.7%及 90%。僅有一部影片能達到 95%以上的辨識準確率。

表 4 辨識系統及人工記錄在固定進球球數中進球次數

目標投球數	人工記錄 (顆)	機器辨識 (顆)	誤差數 (顆)	準確率 (%)
進球 10 球-1	10	9	-1	90.0%
進球 10 球-2	10	8	-2	80.0%
進球 20 球-1	20	26	+6	70.0%
進球 20 球-2	20	19	-1	95.0%
進球 30 球-1	30	20	-10	66.7%
進球 30 球-2	30	27	-3	90.0%
總和				81.9%

註：誤差數為“+”表示系統辨識的數量多於實際情形，為“-”表示少於實際情形

肆、討論

從上述四種情形的比較中可以發現，在投籃出手的事件辨識中，所有影像片段的準確率都能有 83.3%以上，且整體的準確率能夠到達 94%，在進球事件辨識的準確率則差異較大，但所有影像片段仍然能維持在 66.7%以上，且整體的準確率能夠到達 81%。不論是在固定出手次數或是固定進球次數的影片中，投籃出手的辨識準確率都高於投籃進球的辨識準確率，在此次辨識的結果中，固定進球次數的辨識情形略優於固定出手次數，此外所有投籃出手及進球的辨識皆有出現系統辨識數量多於及少於實際數量的狀況。與辨識系統的辨識準確率最為直接相關的就是對於事件的判定，因此以下將針對四種情形進行討論，分別為有投籃出手但系統未成功判別、無投籃出手但系統判別為出手、有進球但系統判別為未進球、未進球但系統判別為進球。

一、有投籃出手但系統未成功判別

此系統判斷投籃事件的條件為先有球

與人在畫面上出現重疊的關係，然後接著出現球和籃板重疊的關係，以這兩個條件作為認定是否為投籃出手的依據，因此若是在球在離手時因身體擋住或是攝影機角度不佳，導致球並未被成功辨識，就可能導致未成功判別的情況；此外若是球投的太輕或太重，導致球並未經過籃板區域，也可能出現相同的情形。

二、無投籃出手但系統判別為出手

同上一點所述，此系統判斷投籃事件的條件需符合球與人重疊的關係，以及球和籃板重疊的關係，所以若是在影片中出現球在出手後，仍然停留在籃板的範圍內時，此時的人恰巧與背景中被誤認為球的物件重疊，這個條件就會成立，因此就會出現投籃出手事件被重複判定的情況。

三、有進球但系統判別為未進球

此系統判斷進球事件的條件除了要符合投籃事件的條件之外，還要透過球在籃網中像素的重疊分布狀況來判定進球是否成立，因此若是球通過籃網的時間太過快速，或是籃網本身有破損，導致球與球網

重疊的情況與系統設定的情形不符，此種連肉眼都有些難以區分的進球，就可能造成辨識上的困難，此情形與過往在車牌辨識的研究中所發生系統判斷錯誤的情形相符，皆為速度過快、像素重疊不明顯難以辨識，導致系統無法順利判定（李建興等，2010；簡宗宏，2019）。

四、未進球但系統判別為進球

同上一點所述，此系統判斷進籃事件的條件除了要符合投籃事件的條件之外，還要透過球在籃網中像素的重疊分布狀況來判定進球是否成立，因此當球沒進但從網子旁邊滾出來的時候，可能因為攝影機角度的關係，導致球與網子有重疊的情形，進而出現在系統的判斷時間中，球在網外的像素分佈剛好等於原先系統判斷進球分佈的情況，所以導致系統判斷錯誤，此情形也與過往在車牌辨識的研究中所發生系統判斷錯誤的情形相符，因為攝影機角度導致畫面中的物件關係難以辨識（李建興等，2010；簡宗宏，2019），因而讓系統無法順利判定。

系統在進行事件判斷之前，需先進行物件辨識，然後再藉由物件之間的關係去進行事件判斷，綜合上述，導致影像片段中誤差主要的原因為辨識系統對於球的判別出現誤差，可能原因為球在辨識過程中被視為較小的物體，加上快速的運動產生殘影，或是與其他畫面中的物體有重疊的

情況發生（李建興等，2010；簡宗宏，2019），亦或者畫面中有形狀、顏色近似於球的物體存在，導致系統在辨識上出現的誤差增加，因此往後在進行系統的驗證時，需盡可能地將環境中的干擾因子移除，確認機器對於球體的實際辨識情形。但除此之外也可能是因為系統內部的數據資料不夠多，所以導致系統對於影片中的球體難以判定，進而影響到對於事件判斷的準確率，導致投籃事件及進籃事件的準確率下降。因此往後在進行系統的建構時，應增加多變、複雜的環境因素，以及多樣化的數據資料如不同顏色球體、不同拍攝角度的影像片段，供系統進行深度學習，提升系統判別的情況，建構數據更加完善的系統。。

五、結論

此籃球投籃辨識系統，在不受設備及人力資源的限制下，能夠解決球場多變的問題，並且訓練出的辨識模型能夠即時的執行辨識任務，雖然目前的辨識效果有限，準確度仍未達到能實際應用的程度，且僅能對於室內木板場地進行單球的偵測，受到背景環境因素影響過大，導致系統在部分情境中無法準確進行辨識；但即使如此，透過此研究可以發現，即便球類在快速移動、與人重疊的情況下仍舊能夠成功被辨識出來，因此未來此系統仍具有實行的可能性，往後若能增加多變、複雜的環境因素，讓此系統持續學習、精進，以減少背

景環境影響系統判別的情況，讓系統能夠進行更精準的分析，就是未來所需努力的方向。

致謝

本研究感謝教育部體育署 109 年度運動科學支援競技運動計畫經費補助。

引用文獻

李宏毅 (2016)。專題-什麼是深度學習。國立交通大學丘成桐中心。

李逸驊、蔡琪揚、陳韋翰、黃冠勛、戴沁琳 (2019)。穿戴加速規測量大專籃球聯賽公開男生組第一級隊伍之運動強度。《大專體育學刊》，21(4)，342-352。
[https://doi.org/10.5297/ser.201912_21\(4\).0004](https://doi.org/10.5297/ser.201912_21(4).0004)

李雲光 (2007)。不同投籃姿勢各關節運動學分析。《大專體育學刊》，9(4)，113-123。
[https://doi.org/10.5297/ser.200712_9\(4\).0009](https://doi.org/10.5297/ser.200712_9(4).0009)

李建興、游凱倫、林應璞 (2010)。即時動態車牌辨識。《技術學刊》，25(2)，151-165。
<https://doi.org/10.29507/JT.201006.0007>

周育晨、李恆儒 (2020)。以穿戴式裝置探討不同專項位置籃球員與訓練情境之運動負荷。《體育學報》，53(3)，315-326。
[https://doi.org/10.6222/pej.202009_53\(3\).0004](https://doi.org/10.6222/pej.202009_53(3).0004)

相子元、石又、何金山 (2012)。感測科技

於運動健康科學之應用。《體育學報》，45(1)，1-12。

<https://doi.org/10.6222/pej.4501.201203.0701>

科技部 (2018)。「精準科研助攻，再創運動巔峰」精準運動科學研究專案計畫啟動。

https://www.most.gov.tw/folksonomy/detail?cv=1&article_uid=ca77e278-b376-46c1-b622-ee3c826cf6d5&l=CH&menu_id=9aa56881-8df0-4eb6-a5a7-32a2f728

馬國濂 (2011)。排球影像分析—運動員軌跡之移動與跳躍的區別〔未出版之碩士論文〕。國立交通大學多媒體工程研究所。

<https://doi.org/10.6842/NCTU.2011.00751>

徐琮瑋、丁美琴、吳正杰 (2012)。新舊三分線投籃之動作分析-以大專籃球選手為例。《輔仁大學體育學刊》，11，138-151。

<https://doi.org/10.29697/JPE.201205.009>

陳錦偉 (2009)。大專男子籃球選手三分線投籃動作之生物力學特性分析。《大專體育學術專刊》，98 年度，601-609。
https://doi.org/10.6695/AUES.200905_98.0080

張傑閔、張厥煒 (2007)。運動視訊場景中

- 動態物件搜尋與追蹤方法。臺北科技大學學報，40(1)，59-73。
<https://doi.org/10.29768/JNTUT.200703.0006>
- 覃素莉 (2002)。不同距離及不同動作投籃分析〔未出版之碩士論文〕。國立體育大學教練研究所。
- 葉良志 (2010)。女子籃球規格改變對投籃動作之影響。運動研究，19(1)，23-33。
[https://doi.org/10.6167/JSR/2010.19\(1\)3](https://doi.org/10.6167/JSR/2010.19(1)3)
- 蔡琪揚、李逸驊、相子元 (2019)。加速規是否能判斷籃球之運動強度？體育學報，52(3)，319-328。
[https://doi.org/10.6222/pej.201909_52\(3\).0004](https://doi.org/10.6222/pej.201909_52(3).0004)
- 蔡保田 (1987)。教育研究方法論。中國教育學會。師大書苑。
- 蔡旻諺、林政宏、林欣穎、張家豪 (2020，11月)。以人工智慧與機器視覺為基礎之籃球自主訓練系統〔摘要〕。臺灣運動生物力學年會暨運動科學研討會海報發表，桃園市，台灣。
- 謝兆騰、鍾寶弘 (2016)。以智慧感應籃球比較罰球入籃角度與出手速度之研究。華人運動生物力學期刊，13(1)，27-32。
<https://doi.org/10.3966/207332672016061301004>
- 簡宗宏 (2019)。基於深度學習之新式車牌影像辨識系統 未出版之碩士論文〕。中原大學機械工程研究所。
<https://doi.org/10.6840/cycu201900042>
- Aroganam, G., Manivannan, N., & Harrison, D. (2019). Review on wearable technology sensors used in consumer sport applications. *Sensors (Basel)*, 19(9).
<https://doi.org/10.3390/s19091983>
- Csapo, P., & Raab, M. (2014). "Hand down, man down." Analysis of defensive adjustments in response to the hot hand in basketball using novel defense metrics. *PLoS One*, 9(12), 1-25.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0114184>
- Chen, L. H., Chang, H. W., & Hsiao, H. A. (2017). Player trajectory reconstruction from broadcast basketball video. *Proceedings of the 2nd International Conference on Biomedical Signal and Image Processing*, 72-76.
<https://doi.org/10.1145/3133793.3133801>
- Chen, H. T., Tien, M. C., Chen, Y. W., Tsai, W. J., & Lee, S. Y. (2009). Physics-based ball tracking and 3D trajectory reconstruction with applications to shooting location estimation in basketball video. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 20(3), 204-216.

- <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2008.11.008>
- Chen, H. T., Chou, C. L., Fu, T. S., Lee, S. Y., & Lin, B-S. (2012). Recognizing tactic patterns in broadcast basketball video using player trajectory. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 23(6), 932-947.
<https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2012.06.003>
- FIBA (2020). FIBA 2020 Official Basketball Rules. Scribbr.
<http://www.fiba.basketball/documents>
- Nunome, H., Doyo, W., Sakurai, S., Ikegami, Y., & Yabe, K. (2002). A kinematic study of the upper-limb motion of wheelchair basketball shooting in tetraplegic adults. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 39, 63–71.
- Shah, R. C. & Romijnders, R. (2016). Applying deep learning to basketball trajectories. KDD 2016, Large Scale Sports Analytic Workshop.
- Vanhelst, J., Theunynck, D., Gottrand, F., & Béghin, L. (2010). Reliability of the RT3 accelerometer for measurement of physical activity in adolescents. *Journal of Sports Sciences*, 28(4), 375-379.
- <https://doi.org/10.1080/02640410903502790>
- Wen, P. C., Cheng, W. C., Wang, Y-S., Chu, H. K., Tang, N. C., & Liao, H. Y. M. (2016). Court Reconstruction for Camera Calibration in Broadcast Basketball Videos. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 22(5), 1517-1526.
<https://doi.org/10.1109/TVCG.2015.2440236>
- Yoon, Y., Hwang, H., Choi, Y., Joo, M., Oh, H., Park, I., Lee, K., & Hwang, J. (2019). Analyzing basketball movements and pass relationships using realtime object tracking techniques based on deep learning. *IEEE Access* 7, 56564–56576.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2913953>
- 投稿日期：2021/11/26
通過日期：2022/04/25

Application of artificial intelligence and machine learning for basketball shooting recognition

Hsin-Ying Lin¹, Min-Yen Tsai², Cheng-Hung Lin², Jia-Hao Chang¹

¹Department of Physical Education and Sport Sciences, National Taiwan Normal University

²Department of Electrical Engineering, National Taiwan Normal University

Abstract

Introduction: The research of big data and artificial intelligence combined with basketball image data analysis has become a trend. Looking at the application of data analysis in Taiwan, most of them are still recorded manually, which consumes manpower and time. If machine learning can be used, data analysis and recording will be faster. Therefore, the purpose of this study is to develop the Basketball Shooting Recognition System. It is expected that this system can achieve rapid data analysis with simple equipment and improve the efficiency of team training and competition. **Methods:** The basketball shooting recognition system constructed by YOLOV4 was used to collect the data of actual shooting images. The images included four corners of the basketball half court. And six different shooting target videos were carried out. Each target had two experimental participants, with a total of 12 video ranging from 1 minute 30 seconds to 5 minute 30 seconds. Let the system judge the shooting and shooting goal, and compare it with the manual record. **Results:** The overall recognition accuracy of basketball shooting shot can reach 94%. And the overall recognition accuracy of basketball shooting goal can reach 81%. All of them can be presented in visual charts. **Conclusion:** Through the basketball shooting recognition system based on machine learning. Without the limitation of equipment resources and human resources. It can record the shooting distribution and shooting goal during shooting practice, and present them in visual charts. However, due to the current technological development, the recognition results are still vulnerable to the background environment. So, accumulate enough data, making machines learn continuously is the direction of efforts in the future.

Key words: machine vision, basketball self-training system, shot chart, field goal percentage

Corresponding Author: Jia-Hao Chang

E-mail: jhchang@ntnu.edu.tw