

國立臺南大學資訊工程學系畢業專題

AI人工智慧影片內容分析應用_以羽球競賽對

戰策略分析為例

AI Video Content Analysis Application - Case Study: Badminton Match Strategy Analysis

編 號 : NUTN-CSIE-PRJ-113-016

執行期間 : 112年 01月 17日至 113年 01月 12日

專題參與人員 : 吳定昌、李崇楷、陳柏舟

指導老師 : 林朝興

一、中文摘要

本研究旨在運用AI技術提升羽球比賽選手的技術水平和戰術意識。我們結合運動分析方法，使用TrackNetV2追蹤羽毛球飛行軌跡，以及Yolov7和OpenPose辨識擊球姿態。透過模型訓練，我們能準確辨識球路和擊球姿態，為選手提供預測和策略建議，協助教練做出更明智的比賽決策。期望成果對羽球競技和運動科學領域有實質助益。

關鍵詞：TrackNetV2、Yolov7、OpenPose

Abstract

This research aims to leverage AI technology to enhance the technical proficiency and tactical awareness of badminton players. We integrate sports analytics methodologies, employing TrackNetV2 to track the trajectory of badminton shuttlecocks, along with Yolov7 and OpenPose for recognizing players' striking postures. Through model training, we can accurately identify the shuttlecock's path and players' striking poses, providing predictions and strategic recommendations for players. This assists coaches in making more informed decisions during competitions. We anticipate that the outcomes will offer substantial benefits to the field of badminton competition and sports science.

Keywords: TrackNetV2, Yolov7, Openpose

二、緣由與目的

本研究旨在開發精確的羽毛球飛行軌跡辨識和擊球姿態模型，提升競技水平。透過整合運動分析方法，我們致力於建立準確預測羽毛球飛行軌跡的模型及姿態模型，為選手和教練提供實時的球路預測和策略建議，以促進明智的比賽決策。研究同時設計羽毛球路徑分析系統，結合大量運動數據、機器學習和運動生物力學，提供個性化訓練和戰術建議。此外，我們探索將這種方法應用於其他運動領域，擴展運動表現分析的應用。總體目標是提升選手技術水平和戰術意識，同時推動運動科學的進一步發展。

三、結果與討論

在飛行軌跡的球種辨識模型中，辨識種類有分為發球與回球。發球需要辨別出「A回擊給B的發長球」、「A回擊給B的發短球」、「B回擊給A的發長球」、「B回擊給A的發短球」四種，準確率有88%~94%。另外回球的部分需要辨別出A回擊給B「直短球」、「斜短球」、「直推撲球」、「直長球」、「斜長球」、「直挑球」、「斜挑球」、「直切球」、「斜切球」、「斜推撲球」10種，整體準確率76.15%。B回擊給A回球的部分，更有高達84.10%。

※選手A為靠近camera，另一個為選手B

表1 選手A回擊給選手B直(斜)線回球準確率

Threshold>0.5 precision	標準化+minmax
Straight_short	80.27%
Straight_push	70.64%
Straight_long	85.22%
Straight_lift	72.31%
Straight_cut	61.25%
Total accuracy	73.93%
Cross_short	84.95%
Cross_push	88.12%
Cross_long	59.45%
Cross_lift	85.34%
Cross_cut	62.93%
Total accuracy	76.15%

表2 選手B回擊給選手A直(斜)線回球準確率

Threshold>0.5 precision	標準化+minmax
Straight_short	88.49%
Straight_push	80.31%
Straight_long	84.21%
Straight_lift	82.87%
Straight_cut	84.64%
Total accuracy	84.10%
Cross_short	85.76%
Cross_push	54.23%
Cross_long	83.19%
Cross_lift	74.03%
Cross_cut	82.34%
Total accuracy	75.91%

另外在擊球姿態辨識模型中，需要辨識的種類有1. 「Backhand」、「NetDrop」、「Roundhand」、「Smash」四種。我們嘗試了不同的正規化模式，再將資料丟入模型做測試，包括：「二值圖」、「標準化」、「標準化+minmax」、「標準化+Z-score」、「標準化+Scale to unit」，還有直接將原圖丟進去訓練及判斷。對於A選手來說，利用「標準化+Z-score」的方式準確率是最高的，準確率有66.57%。而對於B選手來說，利用「標準化」及「標準化+Z-score」，準確率皆分別有到68.18%、67.57%。此外我們有在其他論文搜尋到類似的模型，他的模型僅僅落在33.91%與25.79%。額外想補充的是，我們在測試「Smash」時，其準確率使用「二值圖」來測試，可以到達7成到8成，是高於使用「標準化+Z-score」的。

表3 PlayerA Posture Accuracy

Threshold >0.5 precision	Origin picture	二值圖	標準化
Backhand	41.5%	65.22%	73.86%
Netdrop	52.84%	42.62%	39.73%
Roundhand	71%	62.86%	76.31%
Smash	48.64%	59.12%	47.02%
Total accuracy	53.50%	57.45%	59.23%
Threshold >0.5 precision	標準化 +minmax	標準化 +Z-score	標準化 +Scale to unit
Backhand	60.44%	78.84%	81.85%
Netdrop	48.42%	50.88%	34.39%
Roundhand	76.31%	72.72%	81.57%
Smash	40%	63.85%	49.18%
Total accuracy	56.29%	66.57%	61.75%

表4 PlayerB Posture Accuracy

Threshold >0.5 precision	Origin picture	二值圖	標準化
Backhand	50.13%	71.86%	73.3%
Netdrop	59.02%	57.04%	56.42%
Roundhand	66.66%	21.43%	86.36%
Smash	57.14%	79.82%	56.62%
Total accuracy	58.24%	57.53%	68.18%
Threshold >0.5 precision	標準化 +minmax	標準化 +Z-score	標準化 +Scale to unit
Backhand	80.59%	78.84%	70.06%
Netdrop	54.22%	54.88%	62.01%
Roundhand	68.18%	72.72%	63.63%
Smash	56.62%	63.85%	55.41%
Total accuracy	64.90%	67.57%	62.78%

表5 他人的模型

Threshold >0.5 precision	PlayerA	PlayerB
Backhand	5.08%	4.44%
Netdrop	18.07%	2.1%
Roundhand	--	--
Smash	78.59%	70.84%
Total accuracy	33.91%	25.79%

四、專題成果自評

在整個專題的成果與過程中，我們有發現幾件事情。

現階段的TrackNetV2技術，可能會因為場地、球網、選手的白衣、白色鞋子、白色球拍，會產生雜訊，所以在測試影片需要篩選過，準確率會比較高。另外，對於球種的判斷，判斷擊球的時間點現在是以「擊球位置會在每球軌跡的最低點」來判斷，導致像殺球以及平球這類型非拋物線軌跡的球種，就比較無法準確判斷。

目前「選手A回擊給選手B」的切球準確率相較於「選手B回擊給選手A」較低一些，可能是因為照相機是以俯拍的角度去紀錄，導致選手A的身體會去擋住球路，部分球路軌跡可能會因此沒有去擷取到，因此可能要將發力大小也考慮進去向量裡面，未來可以搭配其他硬體設備，在測試選手手上穿戴感測器，去記錄發力大小。

綜合所有擊球動作，應用Z-score標準化後的總體準確率最高，達到66.57%。這顯示了Z-score標準化在整體上對於提高模型識別羽毛球擊球動作的準確性有正面影響，可能因為它能夠有效地將數據歸一化到同一尺度，減少了不同特徵間的變異性，從而幫助模型更好地學習和預測。

五、參考文獻

- [1] Proquest 2023/6/21
- [2] P. O'Donoghue, Research methods for sports performance analysis. London: Routledge, 2010.
- [3] "F1 Commentators: ESPN's Sky Sports commentary team for 2021." <https://us.motorsport.com/fl/news/fl-commentators-sky-sports-and-channel-4-commentary-teams-for-2021/5993011/> (accessed Jun. 03, 2021).
- [4] <https://aidea-web.tw/topic/cbea66cc-a993-4be8-933d-1aa9779001f8>
- [5] Roboflow Universe Dataset. (2023). Retrieved from <https://universe.roboflow.com/>
- [6] Cao, Z., Hidalgo, G., Simon, T., Wei, S. E., & Sheikh, Y. (2019). OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields. GitHub Repository. Retrieved from <https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose>
- [7] Wong, K. Y. (2023). YOLOv7: YOLOv7: Real-Time Object Detection. GitHub Repository. Retrieved from <https://github.com/WongKinYiu/yolov7>
- [8] Aidea. (2023). Topic: Object Detection and Classification on Aidea Platform. Retrieved from <https://aidea-web.tw/topic/cbea66cc-a993-4be8-933d-1aa9779001f8>