

# 人工智慧運用於羽球教學之探討

林國欽 / 國立中山大學運動與健康教育中心教授

## 壹、前言

英國數學家艾倫·麥席森·圖靈 (Alan Mathison Turing) 在二次世界大戰中發明破解德軍密碼的圖靈機 (Turing Machine)，並成功取得二戰勝利，圖靈的成就被後人譽為人工智慧 (artificial intelligence, AI) 之父 (林國欽, 2022)，此事蹟也被拍攝成電影《模仿遊戲》。人工智慧具備可以感知環境的能力 (Bini, 2018)，許多應用亦已深入在我們生活當中，例如：停車場車牌辨識、行動裝置的語音助理、影音的推薦系統、聊天機器人、即時翻譯軟體等。當中有些人工智慧技術又可分為大家所熟知的機器學習與深度學習，以及近年相當熱門的生成式人工智慧 (Generative artificial intelligence, Generative AI)，簡稱生成式 AI。大家所熟知的 ChatGPT，即是生成式 AI 中專門生成文字的大語言模型 (Large Language Models, LLMs) 技術所發展出來的，可以做為人類與大語言模型對話之介面。本文為讓讀者了解人工智慧如何運用於羽球教學，將先從人工智慧目前在體育運動領域運用之現況介紹，再進一步說明人工智慧於羽球教學之應用實例，最後

再以目前最熱門的議題生成式 AI，說明其有哪些運用的可能性。

## 貳、人工智慧目前在體育運動領域運用之現況

人工智慧包含機器學習與深度學習，機器學習是使用大數據來解析數據，也透過給予特徵來建立模型；深度學習則是不用給予特徵，透過類似人類神經元概念，將訊息一層一層傳遞，自行從數據中發現特徵（林國欽，2022；Copeland, 2016；Intel, 2021）。無論是機器學習或深度學習，目前已有相當多於體育運動領域的運用，以下研究者就人工智慧目前在體育運動領域運用之現況進行介紹。

在機器學習部分，其運用領域相當多元，運動傷害預防、步態偵測、教學系統開發等都是其運用的範圍。如 Whiteside 等人 (2016) 運用兩個機器學習模型 (Naïve Bayes and support vector machine classifier)，以美國職業棒球大聯盟 (Major League Baseball, MLB) 投手為研究對象，分析了年齡和位置相匹配的 104 名接受和另外 104 名未接受尺側副韌帶 (Ulnar collateral ligament, UCL) 重建手術( 俗稱 Tommy John 手術 ) 的投手，比較其基本資料、投球表現、比賽數據、投球速度和釋放球位置等，分析結果找到 6 個關鍵性預測因子，分別為比賽間隔時間較短、投球種類較少、水平釋放位置不明顯、身高較矮、投球速度較快和單場投球數較多。

除了運動傷害預防，運動員健康監測也是一項重要議題。Huifeng 等人 (2020) 有鑑於運動員健康監測在過去有數據收集困難、延遲，

以及準確性不足之問題，提出了一項物聯網 (Internet of Things, IoT) 可穿戴技術方法。研究者在運動員胸部、腳踝和手腕配置感測器，收集站立、跑步、行走等 12 種運動狀態的數據，並採用了集成貝葉斯深度分類器 (Ensemble Bayesian Deep Classifier, EBDC) 技術，針對數據進行分類。研究結果顯示，相較於傳統神經網絡 (Neural Networks, NN)、遞歸神經網絡 (Recurrent Neural Networks, RNN) 和長短期記憶網絡 (Long short term neural network, LSTM)，EBDC 在錯誤率、精確率、召回率均有更好的表現，該研究所提出結合物聯網可穿戴設備與 EBDC 機器學習技術，能顯著提升運動員健康監測的準確度。

步態辨識也是多數研究會嘗試的議題。Wang (2021) 提出了一種基於機器學習和光譜特徵的改進步態辨識方法 (TAOTA)，可有效解決先前設備複雜、成本高和準確率不足之問題。研究者使用陀螺儀 (Gyroscope) 作為主要感測器，收集腿部和腰部的角速度訊號。研究人員針對 100 位田徑運動員進行測試，透過小腿角速度訊號即時偵測腿部運動，並選擇 20 種波形特徵和行為特徵。實驗結果顯示，本研究所提之步態辨識方法，在步態辨識準確率達 90%，優於傳統影像辨識技術 (Item Response Theory, IRT) 和神經網絡技術 (Neural Network Toolbox, NNT)，可應用於實際運動員監測與步態分析。

Lin 等人 (2021) 以穿戴式手環 Myo armband 可偵測手臂前臂表面積電流訊號的功能，採用一套專門用於機器學習的軟體 WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis)，透過反向傳播神



經網路 (Back-Propagation Neural Network, BPNN) 分析受試者的手臂前臂肌電圖 (Electromyography, EMG) 信號，藉此建立羽球專家模型，發展一套可以偵測動作與手臂前臂力量使用之羽球教學系統。此系統具備自動評分功能，可以量化學習者的表現。研究團隊讓研究參與者在手臂前臂穿戴 Myo armband 進行學習表現評估，透過系統的自動評分與影像回顧功能輔助教學的學習成效，研究結果顯示，在羽球反拍平球與正拍殺球的學習表現顯著優於傳統教學方法。

在深度學習部分，同樣也運用在非常多領域，影像處理、數據分析，以及動作辨識都是常見的運用範圍。Hu 等人 (2017) 提出了一種基於深度學習的智能代理—Deep 360 Pilot，目的在解決觀看 360 度運動影像時，使用者需頻繁調整視角導致的疲勞問題，透過物件偵測器與遞歸神經網絡 (RNN) 辨識重要運動對象，並運用策略梯度 (Policy Gradient) 強化學習預測最佳視角，搭配回歸與平滑損失函數讓使用者有更好的觀看視角，提升觀看舒適度。研究結果顯示，在 Sports-360 數據集上，Deep 360 Pilot 視角選擇準確率顯著高於其他方法，視角轉換更為平滑，使用者也驗證其觀看效果接近人工選擇視角。

數據分析上，Zhang 等人 (2020) 著眼於未來健康監測深具潛在應用價值，開發了一種內建摩擦電壓感測器，透過摩擦電技術開發一款低成本的摩擦電智慧襪 (triboelectric smart socks)。研究者採用一維卷積神經網絡 (one-dimensional convolutional neural network, 1D CNN) 進行步態辨識，收集了 13 個個體步態模式的數

據，結果顯示可達 93.54%的個人識別準確率，且可辨識 5 種步態，研究者認為此技術未來在醫療復健、運動監測，以及智能家居等領域具有廣泛應用價值與潛力。

另外，動作辨識也是深度學習大量被運用的領域。Jain 等人 (2021) 採用三維卷積神經網絡 (three-dimensional convolutional neural network, 3D CNN) 的深度學習架構，建立了包含 10 種瑜伽姿勢、261 段影片的大規模資料集，包含 8 位男性與 19 位女性參與者，透過提取影片中的空間和時間特徵進行姿態辨識，以提升複雜環境下瑜伽姿勢辨識之準確性。研究結果顯示，模型在內部資料集上的準確率達 91.15%，在公開資料集上高達 99.39%，實際應用場景也能維持 90.5%的準確率。相較於 OpenPose 關鍵點偵測技術 (Cao et al., 2017)，本研究所發展的 3D CNN 模型，可應用於實際複雜場景，並具有高準確率。

## 參、人工智慧於羽球教學之應用實例

研究者與研究團隊運用了一款可以偵測人體動作與手臂前臂表面積電流的穿戴式手環 Myo armband，以機器學習方式開發一套羽球教學系統，研究者透過系統的自動評分與影片回顧功能，再透過研究者對每位學習者給予一對一即時回饋，相較於沒有使用系統的學習者，在後測的學習成效上，有使用教學系統的學習者在學習成效上顯著優於沒有使用系統的學習者 (Lin et al., 2021)。以下研究者就整個

開發系統的過程與相關功能，以及教師如何運用教學系統調整學習者的動作技能進行詳細介紹。

## 一、資料收集

為建立精準的專家模型，研究者邀請了四位曾代表台灣參加國際賽之羽球專家，收集他們在操作羽球殺球與反拍平球時的肌電圖(EMG) 訊號與陀螺儀數據 (gyroscope data)。收集四位羽球專家的目的在於擴大專家動作特徵的涵蓋範圍，避免教學系統過度依賴單一選手的動作模式。每位選手在每項動作技能需重複收集 15 次的擊球數據，以提升教學系統的準確度。

## 二、訊號處理

(一) 數據分割與動作識別：透過 Myo armband 收集的陀螺儀數據(X、Y、Z 軸角速度)來分割完整的揮拍動作，並將動作分成四個子動作。

(二) 特徵值提取與肌電訊號處理：利用黎曼和積分 (Riemann Sum) 計算三軸角速度的向量總和，建立揮拍動作的特徵值；透過平均絕對值 (Mean Absolute Value, MAV) 計算 EMG 訊號的絕對總和，以評估肌肉收縮程度，可辨識動作特徵。

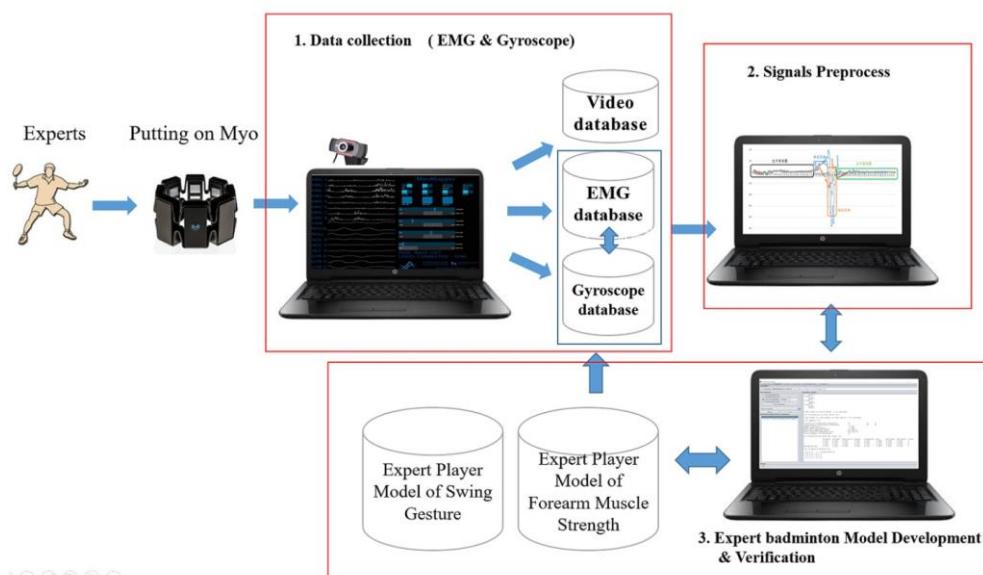
## 三、模型驗證

為驗證基於專家肌電圖平均絕對值數據訓練的反向傳播神經網路 (BPNN) 黑盒子模型，研究團隊將自羽球專家所收集的 80%

數據用於模型訓練，透過誤差反向傳播優化權重，並使用剩餘 20% 的數據進行驗證。結果顯示，在肌電與動作模型的預測準確率分別為 91.88% 和 91.66%，Kappa 統計值均為 0.89，研究結果顯示肌電與動作模型具有高度一致性和良好的預測能力。上述資料收集、訊號處理與模型驗證的開發過程如圖 1 所示。

圖 1

羽球教學系統專家模型開發流程

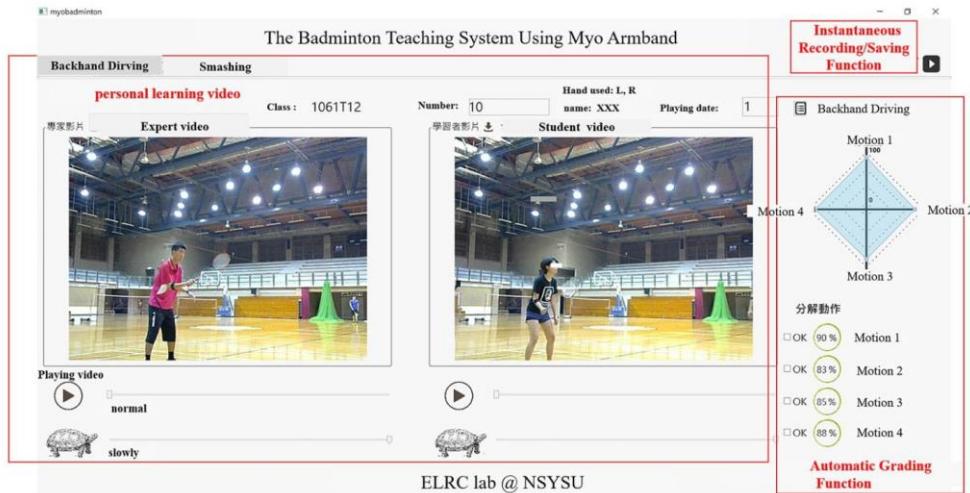


註：圖為作者提供。修改自 Development of a badminton teaching system with wearable technology for improving students' badminton doubles skills, by Lin, K. C., Wei, C. W., Lai, C. L., Cheng, I. L., & Chen, N. S., 2021. *Educational Technology Research and Development*, 69(2), p. 945-969.  
<https://doi.org/10.1007/s11423-020-09935-6>

## 四、羽球教學系統介面

系統介面包含羽球專家的動作示範影片、學習者練習影片、學習表現雷達圖，以及各動作技能之子動作自動評分。羽球教學系統介面如圖 2 所示。

**圖 2**  
羽球教學系統介面



註：圖為作者提供。修改自 Development of a badminton teaching system with wearable technology for improving students' badminton doubles skills, by Lin, K. C., Wei, C. W., Lai, C. L., Cheng, I. L., & Chen, N. S., 2021. *Educational Technology Research and Development*, 69(2), p. 945-969.  
<https://doi.org/10.1007/s11423-020-09935-6>

## 五、教學應用

此套以機器學習技術所開發之羽球教學系統，是以學習者為出發點進行開發，學習者可以透過自動評分功能了解剛剛所錄製的練習動作，其各項子動作與專家模型的動作相似度差異，初步了解最新的動作學習表現。當學習者想要進一步了解其在各項子動作的分數為何與專家模型有很大差異時，研究者可透過回顧學習者的練習影片，讓學習者了解在哪個動作環節表現需要改進。若學習者對其動作仍有疑惑時，研究者可進一步輔以羽球專家的動作示範影片給予學習者進行動作比對，並透過一對一即時回饋給予學習者改善動作之具體建議。

## 肆、生成式 AI 於羽球教學之應用

生成式 AI 是一種能自動生成文字、圖片、音樂、影像的人工智慧技術，其中專門處理語言理解與生成的技術為大語言模型，它是基於大量的文字訓練，可以自動生成人類對話的語言，舉凡翻譯、提問相關問題等，目前有許多廠商紛紛開發出使用端所需的應用程式提供大家免費使用，例如 ChatGPT、Gemini 等。

然而，若要實際運用於羽球教學上，是否大語言模型能真正回應學習者的問題？爰此，研究者實際從 ChatGPT 詢問有關羽球技能的問題，其回應的截圖如下圖所示。

圖 3

## 詢問 ChatGPT 有關羽球殺球技能問題截圖-1

請問羽球的殺球技術如何操作？

羽毛球的殺球是一種進攻性極強的技術，目的是快速將球打向對手場地，使對方難以回擊。以下是殺球的基本操作方法：

### 1. 準備姿勢

- 站位：保持側身站位，非持拍腳在前，持拍腳在後，以利發力。
- 握拍：使用正手握拍法（類似握手的方式），確保靈活控制拍面角度。
- 引拍：將拍子舉高，手肘彎曲，拍頭朝下，形成類似「揮棒」的姿勢。

### 2. 發力與擊球

- 轉體發力：啟動時從後腳蹬地，帶動腰部、肩膀轉動，最後傳遞力量到手臂。
- 手腕爆發力：在擊球瞬間手腕快速內旋，增加殺球速度與角度。
- 擊球點：選擇在最高點或稍微前方擊球，使球有最大下墜角度與速度。

註：圖為作者提供。

圖 4

## 詢問 ChatGPT 有關羽球殺球技能問題截圖-2

我覺得您說的很好，但握拍以類似握手的方式，我有點不太清楚。  
另外，在擊球瞬間手腕快速內旋，我也不太清楚。能否請您再說明一下，謝謝。

### 1. 握拍方式（類似握手的方式）

這裡指的是正手握拍 (Forehand Grip)，因為殺球通常是用正手來打的。

正手握拍步驟：

1. 想像與球拍「握手」
  - 用非持拍手拿住球拍的拍框，讓拍面垂直於地面（像是一面牆）。
  - 然後用持拍手自然地握住拍柄，感覺就像和別人握手一樣。
2. 拇指與食指形成「V」字形
  - 拇指與食指微微張開，形成「V」字形，大約位於拍柄的側面。
  - 其他三根手指自然握住拍柄，不要太緊，讓手腕保持靈活。
3. 檢查拍面角度
  - 握住拍柄後，將球拍向前伸直，看看拍面是否與地面垂直（像是一面鏡子）。
  - 如果拍面朝向斜上方，可能是握得太平了，需要微調角度。

這種握拍方式可以讓你靈活地控制殺球的角度與力度。

### 2. 擊球瞬間的手腕動作（內旋）

擊球時，「手腕內旋」指的是一種手腕與前臂配合的旋轉動作，用來提高殺球的力量和速度。

內旋動作解析

1. 準備擊球時的姿勢
  - 引拍時，球拍面會朝向自己（或者稍微朝下），手肘略微彎曲。
  - 手腕處於「外旋」狀態（手掌稍微向上，如同端湯碗的感覺）。
2. 擊球瞬間的內旋
  - 當你要擊球時，前臂快速內旋，帶動手腕內旋，讓拍面朝向對手場地。
  - 這個內旋動作會產生「鞭打」效果，使球速更快、力量更強。
  - 可以想像你在擦毛巾，或者用手腕「甩鞭子」的感覺。
3. 擊球後的延續動作
  - 擊球後，球拍會自然向下揮動，然後回到準備姿勢。

這個內旋動作的關鍵是「先外旋，後內旋」，用來增加揮拍的速度與力量。

註：圖為作者提供。

圖 3 及圖 4 顯示研究者針對羽球殺球技能詢問了 ChatGPT，ChatGPT 對於握拍方式的回應基本上是好的，但若是能再敘述地詳細一點，例如以食指第二指節勾住與拍面平行的握把側邊，就會更清楚如何正確握拍。另外，針對較專業的技術部分，研究者認為其回覆較不清楚，例如擊球瞬間手腕快速內旋，其回覆在準備擊球時的姿勢：「手腕處於外旋狀態（手掌稍微向上，如同端湯碗的感覺）」，這項回覆內容，可能與實際專業選手的動作有所不同，且也不易解讀。

從研究者隨機詢問 ChatGPT 所得到的回覆可以觀察到，沒有經過專門設計的大語言模型，對於回覆內容可能無法確認其真實度，因為其資料來源本身就是從大量網路資料而來。因此，若要能在實際的課室環境中準確回覆學習者的問題，則客製化大語言模型可以協助教師達成此目標。

但要如何正確建立各課程的大語言模型呢？研究者以 ChatGPT 為例，說明建立「客製化羽球技能教學大語言模型之步驟」：

- 一、 使用 OpenAI 提供的 Assistants API，以 GPT-4o 為大語言模型進行訓練，建立羽球技能教學大語言模型。
- 二、 設計羽球技能教學教材，將所要教授給學習者的教學資料撰寫完成，並經過專家審查，確認其授課內容與所設計之教材是完全能符合學習者的需求。
- 三、 將設計完成之羽球技能教學教材送進 OpenAI 的 GPT (Generative Pre-trained Transformer) 進行訓練。



- 四、 紿予客製化 GPT 回覆指引，提高其回答正確率，避免學習者詢問課程範圍外的問題。
- 五、 測試 GPT 對談，了解上述所設計之教材、回覆指引等，能否讓學習者獲得正確的答案。通常此階段需來回數回，不斷微調，直到測試都穩定為止。
- 六、 正式上線，透過教學平台串接所訓練的客製化羽球技能教學大語言模型，讓學習者能輕鬆以教學平台做為媒介，無限制地讓學習者在課程進行中詢問羽球技能動作要領，並獲得準確的答案。

體育教學從 2010 年初，以網頁為基礎設計教學平台（藍孝勤等人，2010；Huang et al., 2010；Papastergiou & Gerodimos, 2013；Zou et al., 2012），到平板電腦的發展，開始可以在課堂中即時攝影即時回饋（林國欽等，2014），甚至後來感應式科技以及人工智慧的出現，讓動作技能學習可以即時量化表現（Lin et al., 2020；Lin et al., 2021）。目前人工智慧技術都已相當成熟，體育老師只要發揮其體育專業，透過與資工領域的研究團隊合作，即能有效發揮跨領域整合功效，讓學習者可以在課堂獲得即時協助，補足傳統體育教學老師一對多、無法給予多數學生即時協助之困境。另一方面，也能透過教學系統的開發，讓動作技能學習可以更客觀，學生所獲得之學習評價可以更科學，讓多數的學生能藉由科技的輔助更喜歡上體育課。



林國欽、洪暉鈞、楊叔卿 (2014)。平板電腦融入體育課程羽球技能教學效果之研究。體育學報，47(3)，437-450。  
<https://doi.org/10.6222/pej.4703.201409.1009>

林國欽 (2022)。人工智慧於體育運動領域之發展與運用。體育學報，55(3)，233-244。  
[https://doi.org/10.6222/pej.202209\\_55\(3\).0001](https://doi.org/10.6222/pej.202209_55(3).0001)

藍孝勤、王炫智、陳五洲 (2010)。多媒體輔助教學對大專生八式太極拳學習效果之影響。體育學報，43(3)，109-126。  
<https://doi.org/10.6222/pej.4303.201009.1008>

Bini, S. A. (2018). Artificial intelligence, machine learning, deep learning, and cognitive computing: What do these terms mean and how will they impact health care? *The Journal of Arthroplasty*, 33, 2358-2361.  
<http://doi.org/10.1016/j.arth.2018.02.067>

Cao, Z., Simon, T., Wei, S.-E., & Sheikh, Y. (2017, November). *Realtime Multi-person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields*. Paper presented at the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, HI, USA. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8099626>

Copeland, M. (2016, July 29). What's the difference between artificial intelligence, machine learning and deep learning? NVIDIA.  
<https://blogs.nvidia.com/blog/whats-difference-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning-ai/>

Hu, H. N., Lin, Y. C., Liu, M. Y., Cheng, H. T., Chang, Y. J., & Sun, M. (2017, July). *Deep 360 pilot: learning a deep agent for piloting through 360 sports videos*. Oral presented at the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA.  
<https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.153>

Huang, C. H., Chiu, C. F., Chin, S. L., Hsin, L. H., & Yu, Y. P. (2010, July). *A sports*

*e-learning platform: Teaching and learning by using multimedia contents.*  
Paper presented at the 2010 3rd IEEE International Conference on Ubi-Media Computing, Jinhua, China.  
<https://doi.org/10.1109/UMEDIA.2010.5544460>

Huifeng, W., Kadry, S. N., & Raj, E. D. (2020). Continuous health monitoring of sportsperson using IoT devices based wearable technology. *Computer Communications*, 160, 588-595.  
<https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.04.025>

Intel (2021). *The difference between artificial intelligence, machine learning and deep learning.* <https://www.intel.com/content/www/us/en/artificial-intelligence/posts/difference-between-ai-machine-learningdeep-learning.html>

Jain, S., Rustagi, A., Saurav, S., Saini, R., & Singh, S. (2021). Three-dimensional CNN-inspired deep learning architecture for Yoga pose recognition in the real-world environment. *Neural Computing and Applications*, 33, 6427-6441. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05405-5>

Lin, K. C., Lee, D. S., Chien, S. A., Chiang, Y. H. V., & Chen, N. S. (2020). The effect of a badminton teaching system using Kinect on badminton skill performance. *Physical Education Journal*, 53(2), 183-200.  
[https://doi.org/10.6222/PEJ.202006\\_53\(2\).0002](https://doi.org/10.6222/PEJ.202006_53(2).0002)

Lin, K. C., Wei, C. W., Lai, C. L., Cheng, I. L., & Chen, N. S. (2021). Development of a badminton teaching system with wearable technology for improving students' badminton doubles skills. *Educational Technology Research and Development*, 69(2), 945-969. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09935-6>

Papastergiou, M., & Gerodimos, V. (2013). Can learning of basketball be enhanced through a web-based multimedia course? An experimental study. *Education and Information Technologies*, 18(3), 459–478.  
<https://doi.org/10.1007/s10639-012-9186-z>

Wang, L. (2021). Simulation of athlete gait recognition based on spectral



features and machine learning. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 40(4), 7459-7470. <https://doi.org/10.3233/JIFS-189568>

Whiteside, D., Martini, D. N., Lepley, A. S., Zernicke, R. F., & Goulet, G. C. (2016). Predictors of ulnar collateral ligament reconstruction in Major League Baseball pitchers. *The American Journal of Sports Medicine*, 44(9), 2202-2209. <http://doi.org/10.1177/0363546516643812>

Zhang, Z., He, T., Zhu, M., Sun, Z., Shi, Q., Zhu, J., Dong, B., Yuce, M. R., & Lee, C. (2020). Deep learning-enabled triboelectric smart socks for IoT-based gait analysis and VR applications. *npj Flexible Electronics*, 4, 29. <https://doi.org/10.1038/s41528-020-00092-7>

Zou, J., Liu, Q., & Yang, Z. (2012). Development of a moodle course for schoolchildren' s table tennis learning based on competence motivation theory: Its effectiveness in comparison to traditional training method. *Computers & Education*, 59(2), 294–303. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2012.01.008>