



Research on Classification and Recognition of Badminton Action Based on Spectrum Analysis

Mei Hui Hsu and Jui-Chung Hung

EasyChair preprints are intended for rapid dissemination of research results and are integrated with the rest of EasyChair.

April 18, 2021

利用頻譜分析建立羽球動作分類

徐美慧 洪瑞鍾*

Department of Computer Science University of Taipei, Taipei 100, Taiwan
juichung@utapei.edu.tw

摘要

教育部體育署統計我國羽球運動人口已超過 3 百萬人，為大家最喜愛的運動項目之一。對初學者而言，羽球的長球、殺球及切球揮拍動作之間，若有一個標準可以學習三種球路動作，對提升羽球技能會有幫助，另智慧手錶已逐漸融入日常生活，因此本研究利用智慧手錶三軸加速度感測器收集使用者揮拍動作資料，分辨羽球三種球路，從時間領域分析資料不容易分辨球路的類型與程度，因此將資料轉到頻譜後，藉由頻譜的特性分辨使用者球路類型與程度，並利用視覺化工具進行屬性分析國家代表隊及熱愛羽球人士的差異，以決策樹(Decision Tree, DT)建立分類，結果顯示將資料經過視覺化分析後，擷取重要屬性進行分類，分類的準確度有提升。

1 簡介

近幾年來因臺灣羽球運動選手在國際賽事中表現非常亮眼，如創下女單戴資穎 2016 年登頂世界球后[1]，男單周天成 2020 年世界排名第二[2]及男雙王齊麟、李洋 2021 年世界排名第三[3]等。智慧穿戴裝置為常見的收集羽球揮拍動作的一種方式且提供相關的應用程式介面 (Application Programming Interface, API)，因此以智慧手錶建立收集使用者揮拍動作資料，將透過智慧手錶收集使用者揮拍動作資料，再將資料透過傅立葉轉換為頻譜，利用頻譜特性以資料視覺化 (Data visualization) 分析找到相對應的相關特徵，判斷使用者的揮拍動作辨識為何種球路類型與程度，並建立三種基本球路分類器 (Classifier)。

2 文獻探討

使用者若沒有具備基本球路基礎，想要再提升羽球技能，有可能因動作錯誤而造成運動的傷害，然而羽球選手或喜愛羽球運動者對於羽球基本球型的揮拍動作與程度辨識系統是有其需求性[4]。因羽球為快節奏運動，需從連續的揮拍提取相關的時空特徵，並在最短的時間內以最小的計

算能力將它們分類為動作[5]。一般動作識別分為兩種方式，一種採用攝影機轉為圖像使用深度學習方式來做辨識，利用神經累加器做羽球的分類[6]，另一種為使用穿戴裝置將資料轉為頻譜進行分析，利用統計的方法來做羽毛球擊球動作分類和識別[7]。

本研究發現，若將視窗內訊號資料使用快速傅立葉轉換 (Fast Fourier Transform, FFT)，由轉換後在各頻率的大小為訊號特徵，可以挖掘到較穩定的訊號特徵[8]，利用智慧手機內的加速度感測器收集資訊，透過傅立葉轉換，使用頻譜特性分辨出使用者在仰臥推舉運動過程中是否適合繼續進行仰臥推舉之訓練[9]，利用智慧手錶三軸加速計收集資料，將資料轉為頻譜能量，挖掘頻譜特徵在跆拳道動態動作的分類中表現出卓越的的性[10]。

近年來智慧手錶的蓬勃發展，人體活動識別 (Human Activity Recognition, HAR) 變得越來越流行並得到了廣泛使用[11]，並且隱私得到了很好的保護，在人們的日常生活中 HAR 有重要作用且越來越依賴它，因為它具有從原始感測器訊號輸入中學習有關人類活動的深刻的高級知識的能力[12]。在體育運動中最常使用的感測器為重力與加速感測器[13]，這兩種感測器在智慧手錶皆有此元件，因此本研究收集羽球三種球路 (三軸加速感測器) 揮拍動作資料來辨別揮拍類型與程度的分類器[14, 15]，利用智慧手錶加速度計收集 5 種行為的數據，站立，行走，奔跑，上樓，下樓[16]。利用腕帶式三軸加速度計評估重量訓練運動[17]，利用腕帶式加速度感測器進行單手揮拍姿勢運動識別，例如桌球、網球、羽球[18]。

3 研究方法

本研究利用 ASUS ZenWatch3[19]智慧手錶使用 Sensor API 的 Sensor.TYPE_ACCELEROMETER 方法取得 X 軸、Y 軸及 Z 軸三軸的加速度訊號，分別收集三種球路(長球、殺球及切球)的加速度資料，如圖 1 為收集程式及 API，圖 2 為智慧手錶取得揮拍加速度訊號三軸方向圖。



```

overload fun (device: Smartwatch) {
  LE (deviceEvent_address) {
    val timestamp = Timestamp.now()
    deviceEvent_timestamp = timestamp.toMillis()
    deviceEvent_timestamp = timestamp.toMillis()
  }

  val accX = deviceEvent_accelerationX
  val accY = deviceEvent_accelerationY
  val accZ = deviceEvent_accelerationZ

  // 將加速度資料轉換成速度資料
  LE (deviceEvent_accelerationX) {
    val speedX = accX * dt
    val speedY = accY * dt
    val speedZ = accZ * dt
    deviceEvent_speedX = speedX
    deviceEvent_speedY = speedY
    deviceEvent_speedZ = speedZ
  }

  // 將速度資料轉換成位移資料
  LE (deviceEvent_speedX) {
    val displacementX = speedX * dt
    val displacementY = speedY * dt
    val displacementZ = speedZ * dt
    deviceEvent_displacementX = displacementX
    deviceEvent_displacementY = displacementY
    deviceEvent_displacementZ = displacementZ
  }

  // 將位移資料轉換成位置資料
  LE (deviceEvent_displacementX) {
    val positionX = displacementX * dt
    val positionY = displacementY * dt
    val positionZ = displacementZ * dt
    deviceEvent_positionX = positionX
    deviceEvent_positionY = positionY
    deviceEvent_positionZ = positionZ
  }
}

```

圖 1 收集程式及 API

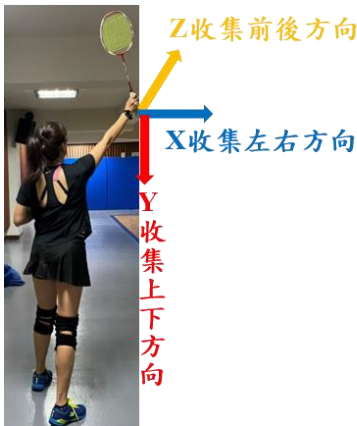


圖 2 智慧手錶取得揮拍加速度訊號三軸方向圖

本研究利用智慧手錶感測器分別收集 15 位使用者慣用手三種球路揮拍動作三軸加速度資料。每一次揮拍動作使用慣用手收集三種球路連續揮拍 20 次，每位使用者三種球路分別有 20 筆揮拍動作的資料。收集三種球路資料前處理及資料分析流程圖，如圖 3。

取得揮拍動作資料圖形後，為了防止不必要的因素影響結果，將智慧手錶感測器按下開始收集後至揮拍動作開始之間的靜止資料及揮拍動作結束後至智慧手錶感測器按下停止收集後之間去除靜止資料，如圖 4。

如圖 5 為專業型選手¹揮拍三種球路 Y 軸和熱愛羽球人士²揮拍長球 Y 軸的比較，由圖方框所示，專業型選手的殺球和熱愛羽球人士的長球表現能量具有相同高度，因此從能量的高低無法辨別出長球和殺球，圖 6 為專業型選手揮拍三種球路 Z 軸和熱愛羽球人士揮拍長球 Z 軸的比較，也無法從能量的高低辨別出長球和殺球。經觀察從時間領域分析資料過程中發現，在 X 軸、Y 軸及 Z 軸是無法明確的進行分辨三種球路，因專業型選手

¹ 專業型選手為國家代表隊

² 熱愛羽球人士為球齡 5-10 年

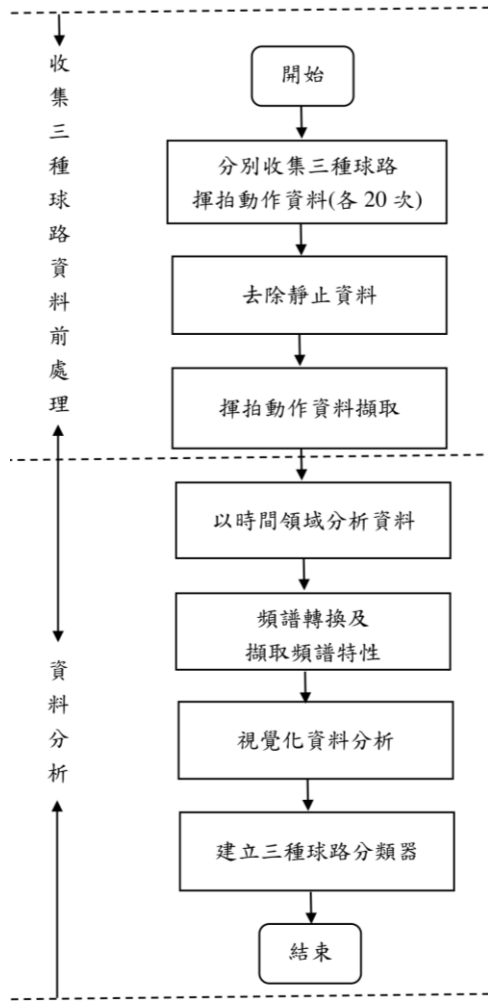


圖 3 收集三種球路資料前處理及資料分析流程圖

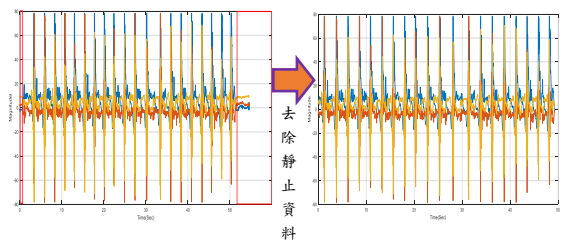


圖 4 去除靜止資料處理示意圖

及熱愛羽球人士的揮拍動作表現具有不穩定性外，二者間揮拍動作能量表現也有相似的部份。

因三種球路在時間序列是無法明確分辨，將利用快速傅立葉轉換將三軸加速度感測器資料轉成頻譜資料，擷取頻譜特徵如圖 7，由圖所示揮拍動作的主要頻率特徵集中在 0-20Hz，顯示在相對高頻區段的部分頻譜的能量幾乎為 0，因此擷取 0-20Hz 揮拍特性資料。

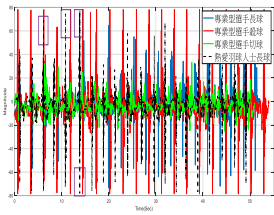


圖 5 Y 軸

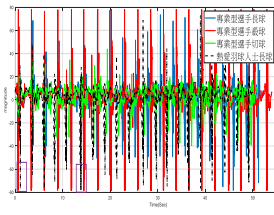


圖 6 Z 軸

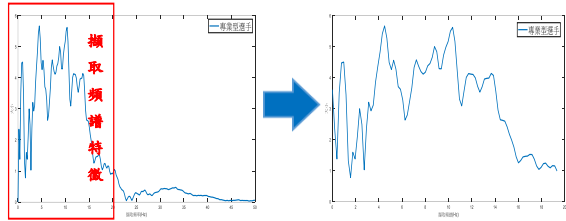


圖 7 擷取頻譜特徵圖形

圖 8 及圖 9 為專業型選手的三種球路 Y 軸及 Z 軸的頻譜圖，經觀察發現可以從 Y 軸及 Z 軸來區別三種球路，若集中在低頻段(0-6Hz)且能量較小，可以分辨為切球，若集中在相對中高頻段(2-20Hz)且會有較大的能量，可以分辨為殺球，若集中在低中頻段(2-14Hz)且能量較高，可以分辨為長球，因此經由頻譜能量區段內之能量表現，較容易分辨三種球路，並藉由頻譜能量找到適合分辨三種球路類別的屬性。

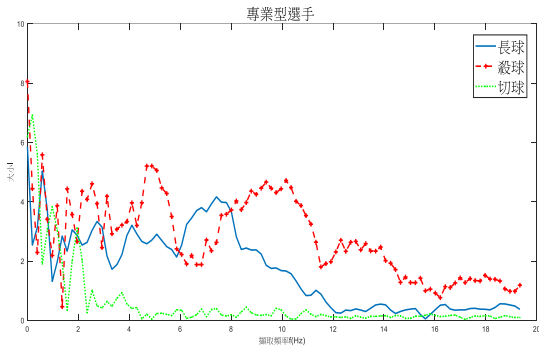


圖 8 三種球路 Y 軸頻譜圖

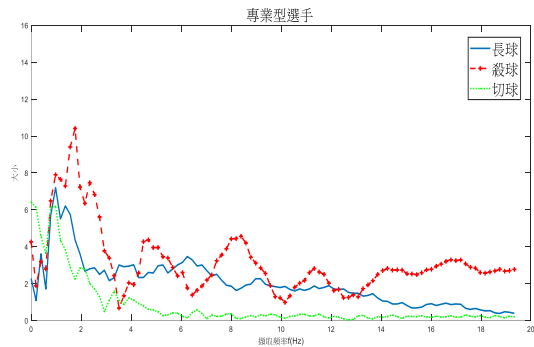


圖 9 三種球路 Z 軸頻譜圖

為能更加了解多人多拍的方式在頻譜能量上是否還具備一致性的特質，本研究收集 3 位專業型選手及 3 位熱愛羽球人士揮拍動作時之 Y 軸及 Z 軸加速度訊號，將利用箱型圖分析專業型選手及熱愛羽球人士的三種球路是否具備相同的特質，由圖 10 至圖 21 為 3 位專業型選手及 3 位熱愛羽球人士的三種球路 Y 軸和 Z 軸的箱型圖，由圖所示，可看出專業型選手的表現，三種球路揮拍動作資料較為集中，異質性資料較少，熱愛羽球人士的表現，三種球路揮拍動作資料較為不穩定，且異質性資料較多，可能未經過專業訓練，所表現能量較不穩定，因此在箱型圖分析上可看出熱愛羽球人士在三種球路揮拍動作資料會有一些較不易分辨類別的屬性。如上所述在多拍頻譜上的能量分析上，三種球路還是具備相對特質能分辨三種球路類別的屬性。

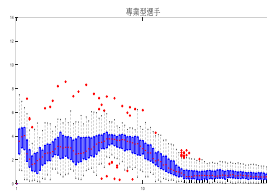


圖 10 長球-Y 軸箱型圖

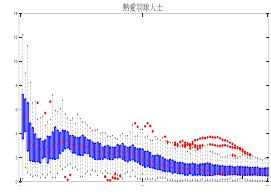


圖 11 長球-Y 軸箱型圖

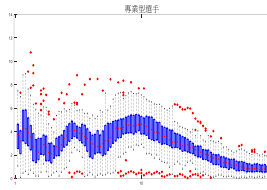


圖 12 殺球-Y 軸箱型圖

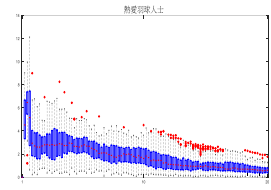


圖 13 殺球-Y 軸箱型圖

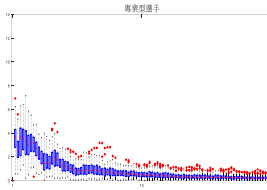


圖 14 切球-Y 軸箱型圖

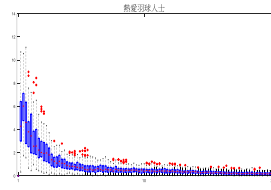


圖 15 切球-Y 軸箱型圖

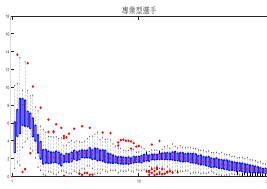


圖 16 長球-Z 軸箱型圖

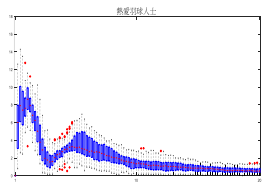


圖 17 長球-Z 軸箱型圖

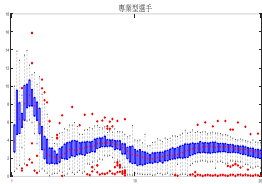


圖 18 殺球-Z 軸箱型圖

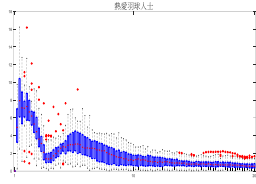


圖 19 殺球-Z 軸箱型圖

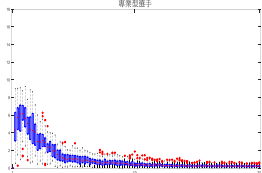


圖 20 切球-Z 軸箱型圖

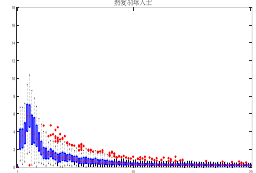


圖 21 切球-Z 軸箱型圖

4 實驗結果

本研究使用一般常用 DT 方法建立分類，DT 是機器學習和數據挖掘中最受歡迎的分類模型之一，廣泛應用於數據分析中的監督分類分類器 [20]。

以智慧手錶感測器收集 15 位使用者(含 4 位專業型選手)慣用手三種球路(長球、殺球及切球)各 20 次三軸加速度資料，並做資料前處理，比較轉為頻率後全部頻譜和部份頻譜(Y 軸及 Z 軸頻率 0-20Hz)及轉為頻率後所提資料視覺化分析選取 6 個屬性方法，採用 10 次交叉驗證的方式。

圖 22 為轉為頻率後全部頻譜的混淆矩陣圖、圖 23 為轉為頻率後部份頻譜(Y 軸及 Z 軸頻率 0-20Hz)的混淆矩陣圖及圖 24 為轉為頻率後選取 6 個屬性的混淆矩陣圖，由圖所示，以長球及殺球較不易分辨。

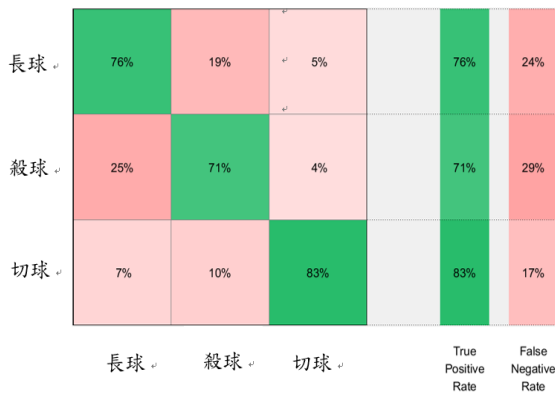


圖 22 全部頻譜混淆矩陣圖

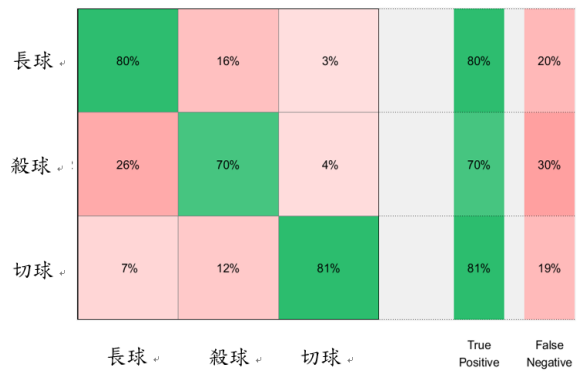


圖 23 部份頻譜混淆矩陣圖

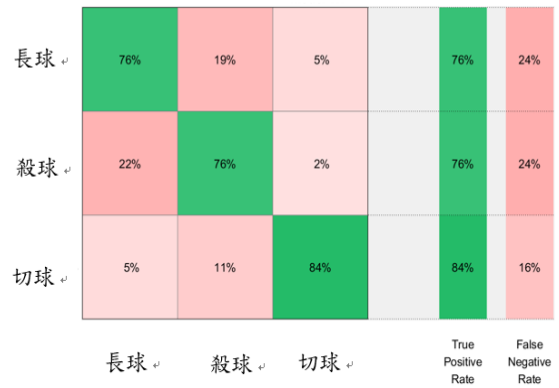


圖 24 選取 6 個屬性混淆矩陣圖

5 結論

表 1 以資料集準確率比較圖表

資料集	屬性數 (features)	準確率
轉為頻率後全部頻譜	768	76.60%
轉為頻率後部份頻譜 (Y 軸及 Z 軸 頻率 0-20Hz)	204	77.00%
資料視覺化分析後	6	78.70%

表 1 為以資料集準確率比較圖表，結論為取為轉為頻率後，經由資料視覺化分析後，選取 6 個屬性的結果有較佳分類效果，不僅準確率沒有降低且所使用的屬性數非常少。

參考文獻

- [1] 維基百科，自由的百科全書。“戴資穎，” <https://zh.wikipedia.org/wiki/%E6%88%B4%E8%B3%87%E7%A9%8E>.
- [2] 維基百科，自由的百科全書，“周天成，” 2021年2月。
- [3] 維基百科，自由的百科全書，“王齊麟，” 2021年2月。
- [4] 詹明穎，“一種利用六軸感測器分析羽球擊球姿態的方法，” 資訊科學與工程學系，國立中興大學，台中市，2016。
- [5] A. Raj, P. Consul, and S. K. Pal, "Fast Neural Accumulator (NAC) Based Badminton Video Action Classification." pp. 452-467.
- [6] N. A. Rahmad, M. A. As'ari, M. F. Ibrahim, N. A. J. Sufri, and K. Rangasamy, "Vision Based Automated Badminton Action Recognition Using the New Local Convolutional Neural Network Extractor." pp. 290-298.
- [7] S. Liwei, "Research on classification and recognition of badminton batting action based on machine learning," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 37, no. 5, pp. 6241-6252, 2019.
- [8] H.-C. Kao, J.-C. Hung, and C.-P. Huang, "GA-SVM applied to the fall detection system." pp. 436-439.
- [9] 陳仁植，“利用頻譜分析建立健身警報系統-以仰臥推舉為例，” 資訊科學系碩士在職專班，臺北市立大學，2019。
- [10] M.-H. Zhong, J.-C. Hung, Y.-C. Yang, and C.-P. Huang, "GA-SVM classifying method applied to dynamic evaluation of taekwondo." pp. 534-537.
- [11] L. Gatzoulis, and I. Iakovidis, "Wearable and portable eHealth systems," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 26, no. 5, pp. 51-56, 2007.
- [12] B. Almaslakh, J. AlMuhtadi, and A. Artoli, "An effective deep autoencoder approach for online smartphone-based human activity recognition," *Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur.*, vol. 17, no. 4, pp. 160-165, 2017.
- [13] C. Ito, X. Cao, M. Shuzo, and E. Maeda, "Application of CNN for human activity recognition with FFT spectrogram of acceleration and gyro sensors." pp. 1503-1510.
- [14] M. A. I. Anik, M. Hassan, H. Mahmud, and M. K. Hasan, "Activity recognition of a badminton game through accelerometer and gyroscope." pp. 213-217.
- [15] J. Lin, C.-W. Chang, T.-U. Ik, and Y.-C. Tseng, "Sensor-based Badminton Stroke Classification by Machine Learning Methods." pp. 94-100.
- [16] D. Tian, X. Xu, Y. Tao, and X. Wang, "An improved activity recognition method based on smart watch data." pp. 756-759.
- [17] S. A. Conger, J. Guo, S. M. Fulkerson, L. Pedigo, H. Chen, and D. R. Bassett Jr, "Objective Assessment of Strength Training Exercises using a Wrist-Worn Accelerometer," *Medicine and science in sports and exercise*, vol. 48, no. 9, pp. 1847-1855, 2016.
- [18] W.-F. Wang, C.-Y. Yang, and J.-T. Guo, "A sport recognition method with utilizing less motion sensors," *Genetic and Evolutionary Computing*, pp. 155-167: Springer, 2015.
- [19] ASUS, "ASUS Zen Watch 3-WI503Q."
- [20] S. Guggari, V. Kadappa, and V. Umadevi, "Non-sequential partitioning approaches to decision tree classifier," *Future Computing and Informatics Journal*, vol. 3, no. 2, pp. 275-285, 2018.