

以游泳感測波形演算法分析 游泳動作之可行性

黃谷臣^{1*}、潘孟鈺¹、呂子修¹、陳五洲²

¹ 淡江大學

² 國立體育大學

摘 要

目的：感測科技能精準且即時地呈現動作資訊，穿戴感測裝置更是受到研究與商業應用的關注，逐漸取代了影像與動力學的方法；感測技術應用在游泳領域中，不僅能優化技術提升運動表現，更可提供即時回饋資訊給教練，有助於提升訓練效果；本研究提出一個以配戴慣性感測器即可準確地計算划手次數及動作分類的演算法，期以能應用於游泳教學與訓練中。**方法：**以 12 名大專游泳選手為研究對象，分別配戴慣性感測器及 G 牌游泳運動手錶進行四式游泳的實驗，演算感測裝置所記錄的資訊，以相對誤差百分比評定兩種感測裝置在游泳划手次數及動作分類之準確率。**結果：**本研究所提之感測演算法在游泳四式的划手次數準確率達 93.64%，在動作判定的準確率為 95.8%；而使用游泳運動手錶在划手次數及動作判定的準確率分別為 90.24% 及 85.4%，由結果顯示本研究所提出之方法優於游泳運動手錶之準確率。**結論：**本研究所設計的方法實作於 Android 平台上，所提之感測波形演算法能有效計算划手次數及動作分類，未來可應用於其他週期性的運動項目上。

關鍵詞：技術分析、動作分類、慣性感測器

* 通訊作者：黃谷臣；淡江大學體育事務處；E-mail: tkuped@gmail.com

Feasibility analysis of swimming motion by sensory waveform scheme

Ku-Chen Huang^{1*} Meng-Shiuan Pan¹
Tzu-Hsiu Lu¹ Wu-Chou Chen²

¹Tamkang University
²National Taiwan Sport University

Abstract

Purpose: Sensing technology can accurately and instantly recording motion information, Body worn inertial somsers have received much attention recently from both research and commercial communities as an alternative to video-based or kinetics approaches. In the swimming analysis field, this technology may improved stroke mechanics, race performance and real-time feedback to the coach, For help to enhance training effect. This research proposes a scheme, which can effectively and stroke counts by inertial sensors. And we hope it can be applied to swim teaching and training.

Methods: 12 university-level sportsmen participate in our experiments. They carry inertial sensors or Garmin Swim watches to swim using four kinds of stroke styles. We used sensor data to compute, and use the percentage relative error to compare accuracy in stroke count and identify stroke styles.

Results: The proposed scheme can achieve 93.64% and 95.8% accuracies on counting stroke counts and identifying stroke styles, respectively. On the other hand, the accuracies of Garmin Swim are 90.24% and 85.4%, respectively. From the results, our scheme can outperform the Garmin Swim watch.

Conclusion: We have implemented the design scheme on Android platform. The results indicate that the designed scheme can effectively counts strokes and identifies stroke styles. In the future, we are planning to apply the design scheme on those sport types, which have regular posture movements.

Keywords: technique analysis, motion classification, inertial sensor

* Corresponding author: Ku-Chen Huang; Tamkang University; E-mail:tkuped@gmail.com

壹、緒論

運用科技技術來監測與評估運動表現是一項極具願景的新領域，由感測技術的協助可以了解動作間細微的變化，感測裝置不斷地推陳出新，體積小質量輕更有可穿戴及高靈敏度的特性，適合應用於各項動作型態的辨識 (Junker, Amft, Lukowicz, & Tröster, 2008; Krishnan, Juillard, Colbry, & Panchanathan, 2009; Li et al., 2009; Siirtola, Laurinen, Haapalainen, Roning, & Kinnunen, 2009)，相關的應用越來越多元，包含測量、導航、環境監測、物聯網及健康照護等，然而要在水中使用感測技術，仍需要克服環境因素的限制，以精密的防水封裝才能將微機電感測器應用在水中進行相關的分析。Ohgi, Ichikawa, Homma, 與 Miyaji (2003) 使用特製防水盒，以加速度感測器蒐集游泳行為的技術參數，帶動了以感測器分析游泳動作的風潮。感測裝置應用在游泳運動主要分為兩大研究取向，包括划手次數分析及動作姿勢的定義 (Dadashi, Crettenand, Millet, & Aminian, 2012; Dadashi, Millet, & Aminian, 2014; Mooney, Corley, Godfrey, Quinlan, & ÓLaighin, 2015; Ohgi, 2005)。游泳技術主要解析選手的速度、划頻、划幅及效率等參數，這些參數可透過單趟划手次數加以推導，如划手次數與泳池長度的關係可求得划幅，與時間關係即可得到划頻，因此，划手次數實為一重要之參數；而動作識別與分類可作為動作穩定的評估指標，當選手在水中持續練習而產生動作不穩定時，可能與疲勞、肌耐力不足或動作熟練度有關，了解動作型態產生變異的狀況，適當調整訓練內容，可提升訓練效能並避免運動傷害。

使用感測資料計算划手次數，可大致歸納為二類。第一類使用設定波形閾值的方式計算划手次數，Davey, Anderson 與 James (2008) 觀察捷泳身體轉動的特性，將感測器固定於游泳者上背處，判斷加速度資料中的波峰與波谷是否超過閾值，計算超出閾值的波峰次數即為划手次數。學者們提出各種演算方法，針對各式游泳特性分別將感測器固定在背部、軀幹、手腕、頭部等不同部位，或者使用陀螺儀感測資料等 (Bächlin, Förster, & Tröster, 2009; Bächlin & Tröster, 2012; Dadashi et al., 2011; Khoo, Lee, Arosha Senanayake & Wilson, 2009; Pansiot, Lo, & Yang, 2010; Siirtola, Laurinen, Röning, & Kinnunen, 2011)。第二類是以過零率 (Zero Crossing Rate, ZCR) 概念判定划手次數，過零率是指訊號變化的比率，例如訊號從正數變成負數，或由負轉正時；將其應用在判定划手次數是以加速度值通過零點時標記

為划手區段起點，而再次通過數值零時標記成划手區段終點，計算划手區段起終點的個數。Hagem, O'Keefe, Fickenscher, 與 Thiel (2013) 以手腕加速度感測器分析游泳動作時發現，Y 軸感測器數值的最大值發生於手臂向前入水時，而最小值在回復手臂之時，以檢查 Y 軸數值的最大值或最小值作為划手次數之判斷依據。Stamm, James, 與 Thiel (2013) 分析腰部加速度感測資料時指出，當 X 軸感測數值範圍於 +1 與 1g 間跳動，則視為一個划手。

由於游泳動作的不同，感測數值會有差異，若連續資料均超過預設的門檻值時，則可能誤判成多個划手次數，無法準確地識別划手個數，且使用偵測波峰的方式會因水波動而有多個波峰存在，容易挑選到錯誤的波峰值作為判斷依據，而增加額外的划手次數；以過零率判定划手次數則可能因游泳姿勢中多餘動作而造成感測數值來回地多次通過零值，造成重複計算划手次數，且並非所有動作都具有軀幹轉動的特性，該判斷方式無法適用於所有泳姿。

由於各式泳姿具有獨特性，例如捷泳與仰泳的輪動式划手，會以身體轉動來加大推水長度，捷泳的划距及划頻大於其他三個泳姿；仰泳的划手頻率雖與捷泳相去不遠，但因仰躺的姿勢所以在感測資料上明顯與其他泳姿不同；蝶泳因動作需呈對稱，缺乏身體轉動之故，划頻與划幅呈現較小幅度；蛙泳除動作結構需對稱外，划手型態與其他泳姿截然不同。學者們分析動作特徵，分別在游泳者的背部 (Davey et al., 2008; Siirtola, et al, 2009; Stager, & Johnston, 2006)、手腕 (Fulton, Pyne, & Burkett, 2009)、胸部 (Ohgi, Kaneda, Takakur, 2014) 及頭部 (Lecoutere, & Puers, 2014) 等不同的部位部署感測裝置，動作型態反映在感測波形上自然有所差異，從特徵中進行游泳姿勢的辨識與分類，雖然有很高的準確度，但研究結果缺乏後續應用的陳述。游泳屬於連續週期型的運動型態，由動作波形的變異便可發現選手是否能持續穩定操作控制 (黃谷臣、呂子修、潘孟鉉、陳五洲，2015)，雖然透過加速度資料已可辨識超過 95% 以上的划手類型 (劉康田、張淳皓、孟範武、何金山，2013)，但學者們所提的方法仍受到環境因素的影響或是因特定層級對象所設計。因此，本研究期望提出計算划手次數及提升動作分類的演算法，所得資料能夠適用於各層級的游泳者及各式泳姿，並摒除游泳時產生不規律感測數據所造成的誤判，進而成為未來開發穿戴裝置時的參考。

貳、方法

一、研究工具

本研究採用的研究工具如下：

- (一) 以 Sony 智慧型手機 Xperia V LT25i 為工具，機身規格為 $129 \times 65 \times 10.7\text{mm}$ ，重量 120 公克，螢幕大小 4.3 吋，搭載 Android 作業系統，內建加速度感測器最高可以量測到 16G 力，量測值誤差範圍為 0.09%，本研究使用 open source 的 IDE 開發工具 Eclipse 編寫 App 程式以蒐集手機中加速度感測資料。黃谷臣等 (2015) 以重複量測划手頻率考驗研究工具之信度，所得組內相關係數 (intraclass correlation, ICC) 達 .965，顯示該工具所量測之數據具有極高的信度。圖 1 為感測器之三軸軸向圖，X、Y、Z 分別代表加速度感測器之軸向，往 X、Y、Z 箭頭方向移動會測得負加速度感測數值，加速度感測數值單位為公尺/秒²。本研究將感測器固定於手掌上，三軸軸向相對於游泳選手的方向分別是 X 軸為手掌的內旋-外旋，Y 軸為前後移動，Z 軸為上下擺動。

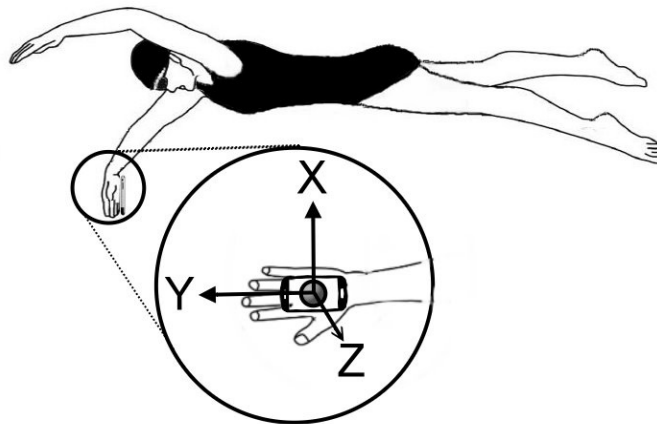


圖 1 感測器之三軸軸向圖

- (二) 使用市售 G 牌游泳運動手錶進行划手次數對照，該設備是基於加速度感測技術所開發專用於游泳訓練的運動手錶，除具一般計時功能外，可記錄泳姿、距離、速度、划手數及卡路里等，規格為 $4.8 \times 1.3 \times 4.4\text{mm}$ ，重量 40 公克，防水等級 5 Atm。

二、研究步驟

- (一) 共有男、女各 6 名之大專乙組游泳選手參與本研究，平均年齡為 21.2 ± 1.5 歲，身高為 171.5 ± 5.0 公分、體重為 63.5 ± 8.7 公斤。研究對象皆為長期接受游泳訓練，能穩定重複執行游泳技能，以驗證系統之可行性及穩定性。將內建慣性感測器之防水手機以魔鬼氈固定於選手之右手掌，手機下緣與掌跟貼齊，選手以類似配戴划手板方式進行游泳實驗；游泳運動手錶則配戴於右手腕。研究參與者隨機分為緩游組及衝刺組，分別進行下列兩個實驗：
1. 不同頻率的實驗：緩游組以放慢頻率加大漂浮的方式，進行 50 公尺捷泳；衝刺組以最快划頻方式完成測試。研究者紀錄游泳時間及划手次數，用以考驗系統對於游泳頻率差異的判定。
 2. 不同器材的實驗：選手分別配戴不同實驗器材進行 200 公尺個人混合式的實驗；實驗順序採平衡設計，每組各 3 名選手以先慣性感測器再游泳運動手錶的順序進行實驗，另 3 名選手的順序相反。藉以蒐集不同感測裝置的動作資訊。在不同器材的實驗間，休息 30 分鐘，以避免因疲勞而影響實驗結果。
- (二) 以自行編寫程式擷取智慧型手機內之感測資料，加速度感測器取樣頻率設定為 100 Hz。由文獻中可以發現，學者們選擇不同的參數進行研究，包括將感測器部屬的位置、取樣頻率、感測器的數量、分析的軸向、濾波方式等 (Mooney, et al., 2015)。因此，本研究主要參照 Anthony 與 Chalfant (2010) 的專利研究及觀察動作波形時發現，由於裝置會忠實地呈現感測結果，因此漂浮時隨著波動及動作慣性的影響，會有干擾研究結果的雜訊產生，為了純化動作資訊，本研究在演算過程所使用的參數及門檻值，如表 1。

表 1 本研究使用之參數設定值

參數	設定值
濾波器權重 w	0.9
漂浮相關參數 $F_{up} / F_{low} / T_F$	1g / 1g / 0.5 sec
X 軸起點偵測參數 T_{lsp}^x / T_{usp}^x	2.5g / 2.5g
Y 軸起點偵測參數 T_{lsp}^y / T_{usp}^y	2.5g / 6.5g
Z 軸起點偵測參數 T_{lsp}^z / T_{usp}^z	2.5g / 2.5g
正規化時間長度 T_d	3 sec
感測數據振幅門檻值 T_{amp}	8g
區段門檻值 T_{ita} / T_{itr}	0.5 / 0.3
划手時間長度參數 d_{min} / d_{max}	1 sec / 6 sec

(三) 將游泳運動手錶感測資料上傳至系統進行分析。

三、資料處理

(一) 將擷取的加速度資料轉入 Microsoft Excel 進行後續處理。資料處理分為計算划手次數及動作分類兩部分。演算過程如下：

1. 計算划手次數:將資料分別依資料處理及波形切割兩階段。

1.1 感測資料處理階段，包含三個模組，分別為：

(1)資料蒐集模組：為降低原始感測數據受到浮力、水流等因素所產生的雜訊，以指數移動平均概念實現低通濾波器 (low pass filter)，濾波時新值所佔的加權權重 (w) 為 0.9，任一感測數值 $a_{ii} = a_{ii-1} \times (1w) + a_{ii} \times w$ ；本研究的相關分析僅使用經過濾波後的感測數值。

(2)清除漂浮模組：設定漂浮門檻上下限 (F_{up}, F_{low}) 及漂浮時間長度 (T_F) 的方式進行清除漂浮資料，將漂浮上下限定為 $\pm 1g$ ，持續 0.5 秒者視為漂浮動作，並將相關的感測資料刪除。

(3)起點偵測模組：由於線性加速度感測器從靜止至開始動作時，感測器的數據會有一較為劇烈之變化，所以本研究在起點偵測模組中，分別將 X 軸與 Z 軸之起點偵測參數訂為 $\pm 2.5g$ ，Y 軸起點上限 2.5g，下限為 6.5g，以三軸向感測數據門檻值及時間點的關係作為切分基準點。

1.2 波形切割階段:划手的感測資料可切分為多群連續且相似的感測資料，將每兩群連續且相似感測資料視為一個區段，分別執行以下步驟，包括區段內比對、區段間比對、區段正規化及感測訊號切分等流程，以區段為單位執行感測資料之分析，以相關係數概念作為判斷區段內與區段間感測資料是否有相似分布的情況。若呈現高度相關，則視為兩個划手區段，若不相似，則繼續找尋可能的兩個起始點區間，依此原則分別處理三個軸向的資料，並取其中之最大值代表划手次數。

2. 姿勢分類：以感測波形與動作模型進行比對，使用下列三個步驟：

2.1 游泳四式動作模型的建立：在分析數據初始階段，由實驗划手數據發現，不論游泳者的划手方式為何，對於 X 軸的感測數據可以有一致的解讀模型，因此本研究僅採用 X 軸感測數據建立動作模型；由感測資料中分別擷取四式各 15 次划手波形建立模型，圖 2(a)、(b)、(c)為 15 次捷泳動作波形模型的建立程序，首先將所有動作波形長度拉長至固定

時間 (Td)，本研究設定為 3 秒，其次對齊峰值，並透過正規化與內插的程序分別可得到捷泳、仰泳、蛙泳及蝶泳的動作波形模型如圖 3。

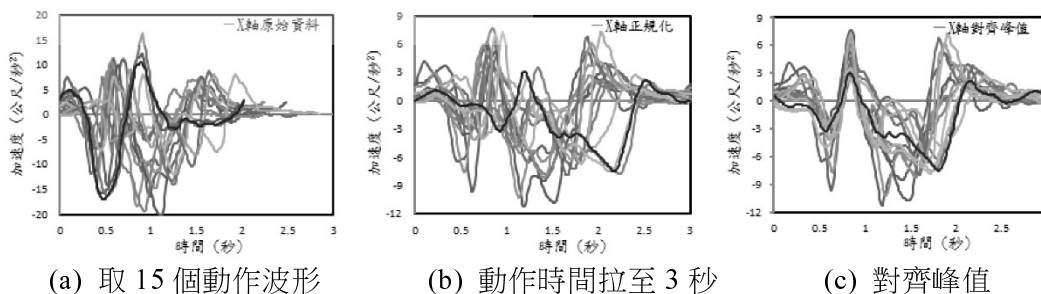


圖 2 感測波形處理的步驟

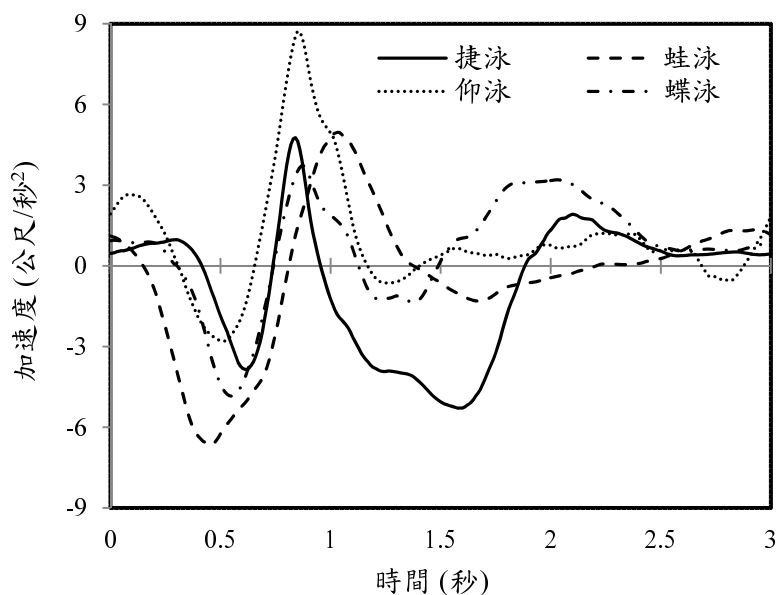


圖 3 游泳四式動作模型圖：以手掌內旋—外旋 (X 軸) 為例

2.2 計算划手次數所切分的區段，將區段對切成為兩個單一波形 (C1, C2)，將單一波形分別與圖 3 中四個泳姿的動作模型進行相關係數運算，並加總兩個波形的相關係數得到 $CC = \rho_{C1} + \rho_{C2}$

2.3 加總波形中每個資料點 (T_i) 與模型 (T_s) 間的誤差 (如圖 4)，得到 $Dist = \sum |T_i - T_s|$

2.4 令 $score = \frac{CC}{Dist}$ ，由 $score$ 關係式中可得知波形與模型間的相關係數越高代表兩者越相似，資料點與模型間的誤差越小代表兩個波形越相近，取四種姿勢中 $score$ 值最大者來代表動作波形的分類。

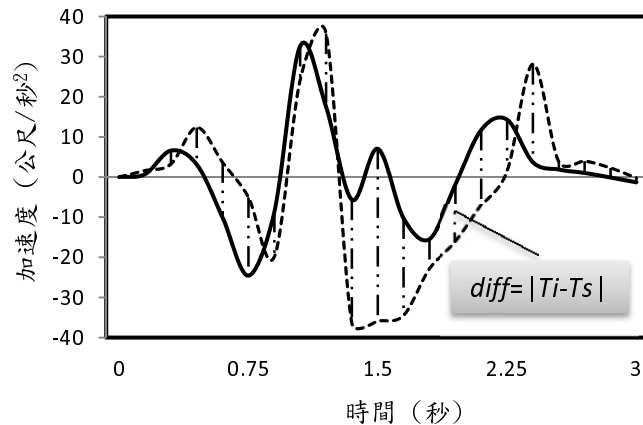


圖 4 資料點與模型間的誤差示意圖： T_i 為實測資料， T_s 為模型資料， $diff$ 為時間軸上任一點之資料與模型間的誤差。

- (二) 取游泳運動手錶系統所判定之划手數、姿勢等資料進行後續比對分析。
- (三) 本研究將兩種不同量測方法進行比對與相關統計分析；以 IBM Spss Statistics 18.0 版進行統計分析，顯著水準訂為 $\alpha = .05$ 。

參、結果

一、感測演算法在不同划手頻率的判定分析

以捷泳的快、慢游法來檢定系統對於划手次數判定的差異，以配戴感測器之手掌在完成划臂動作回復至入水時記錄為一次划手，同時比對人工紀錄的方法，由衝刺與緩游兩種動作頻率來檢驗系統的辨識性。表 2 為緩游組及衝刺組在兩種划手次數運算方法上的比較。

表 2 不同計數方法在 50 公尺捷泳划手次數的成對樣本 t 檢定摘要表 ($n=12$)

	項目	平均數	標準差	t
緩游組	人工計數	18.83	2.13	3.796*
	感測運算	17.66	1.96	
衝刺組	人工計數	23.16	3.54	2.236
	感測運算	22.66	3.50	

* $p < .05$

由表 2 中可以發現，緩游組的划手次數在人工計數及感測運算間有顯著差異 ($t = 3.796, p < .05$)，由先前的研究結果發現緩游過程中有較長的漂浮時間，瞬間改變動作的力量較小或受到水波的影響，因此造成波動較小遭系統判定為漂浮動作而刪除計數 (Pan, Huang, Lu, & Lin, 2016)，透過調整漂浮參數的設定可以獲得改善。衝刺組因漂浮時間較短，波形不會受到影響，在人工計數與感測運算間沒有差異 ($t = 2.236, p > .05$)，顯示本研究所提之感測演算法能有效紀錄並運算衝刺時的划手次數。

二、不同方法在划手次數的判定結果分析

經過資料處理與演算後，以相對誤差評定划手次數的準確率，相對誤差是絕對誤差與真值的比值，更能反映測量的可信程度。

$$\text{準確率 } \delta = \left(1 - \frac{|x_1 - x_0|}{x_0}\right) \times 100\%$$

以成對樣本 t 檢定檢驗兩種感測裝置對游泳四式划手次數準確率間的差異，如表 3 所示。

表 3 不同方法在判斷游泳四式划手次數準確率之 t 檢定摘要表 ($n=12$)

泳姿／方法	感測演算法	游泳運動手錶	t
捷泳	97.25	83.27	2.854*
蛙泳	94.29	88.51	1.780
仰泳	93.94	94.13	-0.078
蝶泳	88.45	94.59	-2.610*
整體	93.64	90.24	1.710

* $p < .05$

表 3 為使用感測演算法及游泳運動手錶兩種方法在四種泳姿的划手次數準確率之成對樣本 t 檢定摘要表。可以發現捷泳划手次數的準確率上，感測演算法優於游泳運動手錶 ($t=2.854, p<.05$)，而蝶泳划手的準確率上，游泳運動手錶的判斷準確率優於感測演算法 ($t=-2.610, p<.05$)，就整體而言，感測演算法的平均準確率高達 93.64%，游泳運動手錶的準確率也達 90.24%，兩者間未有顯著差異 ($t=1.710, p>.05$)，顯示兩種方法皆有良好的測量效度。

三、不同方法對於泳姿判定的比較分析

依前述資料處理的步驟所得之動作分類結果，以蝶泳為例如表 4。

表 4 使用感測演算法比對蝶泳所得之動作分類結果 ($n=12$)

選手	捷泳	蛙泳	仰泳	蝶泳	判定結果	實際
A	0.00099017	0.00022895	0.00084815	0.00132713	蝶泳	蝶泳
B	0.00035707	0.00037870	0.00064295	0.00173399	蝶泳	蝶泳
C	0.00003910	0.00109324	0.00061276	0.00144715	蝶泳	蝶泳
D	0.00021810	0.00086174	0.00065471	0.00106470	蝶泳	蝶泳
E	0.00035325	0.00075014	0.00067542	0.00102140	蝶泳	蝶泳
F	0.00114632	0.00142477	0.00129361	0.00195460	蝶泳	蝶泳
G	-0.00035104	0.00077927	0.00041353	0.00001360	蛙泳	蝶泳
H	-0.00017500	-0.00001610	0.00005130	-0.00008070	仰泳	蝶泳
I	-0.00032790	0.00032888	0.00025608	0.00088199	蝶泳	蝶泳
J	0.00105128	0.00075060	0.00223238	0.00526392	蝶泳	蝶泳
K	0.00044722	0.00072363	0.00131280	0.00430461	蝶泳	蝶泳
L	0.00023968	0.00114553	0.00123646	0.00319189	蝶泳	蝶泳

表 4 是選手的蝶泳動作波形與模型間的比對後所得的分數及判斷結果。以 A 選手為例，在相關運算後得到各式泳姿的判斷分數，判定結果以蝶泳得分最高。又如 G 選手在蛙泳得分最高，故系統判定為蛙泳，經由比對划手次數結果，發現 G 選手在次數運算上雖然正確，但在 Y 軸呈現 0 值，顯示該名選手在推划水長度

不足，因此在動作型態上誤判為蛙泳，由系統判定的動作分類與實際泳姿不符，藉此發現選手動作上問題，提供給教練作為動作修正的參考；而系統的誤判可透過調整閾值的方式來修正。兩種方法在動作分類準確率的比較，如表 5。

表 5 感測演算及游泳運動手錶在動作分類的結果摘要表 ($n=12$)

項目	感測演算				游泳運動手錶				N/A
	捷泳	蛙泳	仰泳	蝶泳	捷泳	蛙泳	仰泳	蝶泳	
捷泳	12	0	0	0	11	0	0	0	1
實 蛙泳	0	12	0	0	0	12	0	0	0
測 仰泳	0	0	12	0	0	1	11	0	0
蝶泳	0	1	1	10	5	0	0	7	0
準確率%	95.83				85.42				
t					2.159				

* $p < .05$

表 5 為兩種方法在四種泳姿的動作分類準確率之成對樣本 t 檢定摘要表，可以發現使用感測演算法在動作判定的平均準確率高達 95.83%，而使用游泳運動手錶的準確率為 85.42%，兩者間未達顯著差異 ($t = 2.159, p > .05$)。

肆、討論

一、划手次數判定

划手次數是游泳分析中很重要的參數，可以據此推估划頻、划幅、划速、划距及划水效率等，本研究主要比較以兩種感測工具在划手次數準確率，在感測演算法上是採用是兩階段三模組的演算過程，第一階段先以低通濾波器去除雜訊，並以設定門檻值的方式去除漂浮動作資訊，純化動作資料，再透過三個軸向的門檻值及對應時間點的關係來定義動作起點。第二階段是以相關係數的概念來逐一比對兩個划手區段，若呈現高度相關，則視為兩個划手區段；在游泳運動手錶的資料處理上是引用原廠數值為準。兩種感測方法的結果以相對誤差百分比進行比較。

本研究提出綜合型的演算法，有別於使用波峰值或是以設定波形閾值 (Bächlin & Tröster, 2012; Dadashi et al., 2011; Khoo, et al., 2009; Pansiot et al., 2010; Siirtola, et al., 2011) 的方式來計算划手次數，也與 Hagem 等 (2013) 及 Stamm 等 (2013) 以過零率的概念所提出的演算方法不同；從表 3 中可以發現，我們所提的演算法，在游泳四式划手次數的平均準確率達 93.64%，捷泳的準確率更高達 97.25%，明顯優於游泳運動手錶所量測的結果 ($p < .05$)。而游泳運動手錶的四式划手平均準確率為 90.24%，其蝶泳的準確率則優於感測演算法。在研究結果中也發現，動作連貫性將影響系統判讀的結果，選手緩游時可能會受到漂浮波動等環境因素的影響，而有誤判的情形，未來可透過調整參數設定的方式，優化系統的辨別度。由實驗結果顯示，感測波形演算法能有效且正確地計算划手次數，藉由划手次數可以即時了解動作頻率與選手的配速情形，為游泳訓練與競賽實務提供極為重要的資訊。

二、動作分類

動作分類不僅是判定姿勢，更是動作穩定性的評估指標，動作穩定性代表重複執行動作的變異情形，穩定性與熟練度、練習次數及疲勞程度有關，技能層級越高的選手在動作頻率、效率及範圍上會相對穩定 (黃谷臣等, 2015)。本研究以比對感測波形與模型間的差異進行動作分類，透過取樣建立模型，並以相關係數的概念進行動作分類，由波形變異的歷程中，可發現游泳者因疲勞或體能下滑所產生動作不穩定之時間點，可依此調整訓練處方。研究結果顯示透過感測運算方法的動作分類準確率達 95.83%，此結果與 Davey 等 (2008) 以安置於背部加速度感測資料的準確率類似，Siirtola 等 (2009) 的研究也有類似的結果，但該研究認為以動作辨識而言，上背部感測器的辨識準確率優於手腕位置，且隨著資料擷取頻率越高準確率也越高。Ohgi 等 (2014) 使用胸部加速度感測資料，以神經網路與決策樹的方法進行動作分類，研究結果準確率高達 91.1%，這樣的方法值得進一步的研究，且投入更多資料以進行大數據分析。

在研究結果發現游泳運動手錶在捷泳動作判斷上出現了一次無法判定之情形，在蝶泳則有 5 次誤判為捷泳，使用感測演算法所得結果也是在蝶泳動作中出現誤判，由於蝶泳與捷泳在水中的動作極為相似，且研究僅將感測裝置配戴於右手，因此有誤判的情形，除了透過調整閾值的方式修正外，未來感測裝置更為輕巧時可採用兩手的資料來進行分析；此外，發展動作模型時缺乏與其他受試群體的比較，

造成判斷演算程序準確性的研究限制，未來進行相關研究設計時，應加入模型效度的探討。本研究所提出之方法可應用於各種泳姿的判斷外，亦可使用在週期性的運動上，如自行車、競走、慢跑等；未來研究方向將可在身體重要肢段上佈署感測器，例如在游泳者背部固定陀螺儀感測器，以觀察換氣時身體轉動與起伏的變化；在雙手安置感測裝置，評估划手輪動、平衡與對稱等議題；取得較大樣本資料後，建立動作模型以應用於游泳教學或訓練上。

參考文獻

- 黃谷臣、呂子修、潘孟鉉、陳五洲 (2015)。慣性感測器運用在游泳姿勢分析。 *大專體育學刊*, 17(3), 303-316。 doi:10.5297/ser.1703.005
- 劉康田、張淳皓、孟範武、何金山 (2013)。影像分析與慣性裝置運用於游泳划手動作分析之探討。 *嘉大體育健康休閒期刊*, 12(3), 310-316。 doi:10.6169/NCYUJPEHR.12.3.30
- Anthony, J.J., & Chalfant, S.E. (2010). *Multi-State Performance Monitoring System*. U.S. Patent US20100210975A1.
- Bächlin, M., & Tröster, G. (2012). Swimming performance and technique evaluation with wearable acceleration sensors. *Pervasive and Mobile Computing*, 8(1), 68-81. doi:10.1016/j.pmcj.2011.05.003
- Bächlin, M., Förster, K., & G. Tröster. (2009). SwimMaster: a wearable assistant for swimmer. *Proceedings of the 11th international conference on Ubiquitous computing*. (pp.215-224). New York: ACM. doi:10.1145/1620545.1620578
- Dadashi, F., Crettenand, F., Millet, G. P., & Aminian, K. (2012). Front-crawl instantaneous velocity estimation using a wearable inertial measurement unit. *Sensors*, 12 (10), 12927-12939.
- Dadashi, F., Crettenand, F., Millet, G., Seifert, L., Komar, J., & Aminian, K. (2011). Front crawl propulsive phase detection using inertial sensors. *Portuguese Journal of Sport Sciences*, 11(2), 855-858.
- Dadashi, F., Millet, G. P., & Aminian, K. (2014). Estimation of front-crawl energy expenditure using wearable inertial measurement units. *IEEE Sensors Journal*, 14 (4), 1020-1027. doi:10.1109/JSEN.2013.2292585

- Davey, N., Anderson, M., & James, D.A. (2008). Validation trial of an accelerometer-based sensor platform for swimming. *Sports Technology*, 1(4-5), 202-207.
doi:10.1002/jst.59
- Fulton, S.K., Pyne, D.B., & Burkett, B.J. (2009). Validity and reliability of kick count and rate in freestyle using inertial sensor technology. *Journal of Sports Science*, 27(10), 1051-1058. doi:10.1080/02640410902998247
- Hagem, R. M., O'Keefe, S. G., Fickenscher, T., & Thiel, D. V. (2013). Self-contained adaptable optical wireless communications system for stroke rate during swimming. *IEEE Sensors Journal*, 13(8), 3144-3151.
doi:10.1109/JSEN.2013.2262933
- Junker, H., Amft, O., Lukowicz, P., & Tröster, G. (2008). Gesture spotting with body-worn inertial sensors to detect user activities. *Pattern Recognition*, 41(6), 2010-2024. doi:10.1016/j.patcog.2007.11.016
- Khoo, B. H., Lee, B. K. J., Arosha Senanayake, S. M. N., & Wilson, B. D. (2009). System for determining within-stroke variations of speed in swimming. *Proceeding of IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*. (pp.1927-1932). Singapore: IEEE. doi:10.1109/AIM.2009.5229771
- Krishnan, N. C., Juillard, C., Colbry, D., & Panchanathan, S. (2009). Recognition of hand movements using wearable accelerometers. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, 1(2), 143-155. doi:10.3233/AIS-2009-0019
- Lecoutere, J., & Puers, R. (2014). Wireless communication with miniaturized sensor devices in swimming. *Procedia Engineering*, 72, 398-403.
doi:10.1016/j.proeng.2014.06.069
- Li, Q., Stankovic, J. A., Hanson, M. A., Barth, A. T., Lach, J., & Zhou, G. (2009). Accurate, fast fall detection using gyroscopes and accelerometer-derived posture information. *Proceeding of IEEE 6th International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*. (pp.138-143). Berkeley, CA: IEEE.
doi:10.1109/BSN.2009.46
- Mooney, R., Corley, G., Godfrey, A., Quinlan, L. R., & ÓLaighin, G. (2015). Inertial Sensor Technology for Elite Swimming Performance Analysis: A Systematic Review. *Sensors*, 16(1), 18. doi:10.3390/s16010018

- Ohgi, Y. (2005). Mems sensor application for the motion analysis in sports science. *Proceeding of 18th International Congress of Mechanical Engineering*. (pp.501-508). Ouro Preto, Brazil: ASCM.
- Ohgi, Y., Ichikawa, H., Homma, M., & Miyaji, C. (2003). Stroke phase discrimination in breaststroke swimming using a tri-axial acceleration sensor device. *Sports Engineering*, 6 (2), 113-123. doi:10.1007/BF02903532
- Ohgi, Y., Kaneda, K., & Takakur, A. (2014). Sensor data mining on the kinematical characteristics of the competitive swimming. *Procedia Engineering*, 72, 829-834. doi:10.1016/j.proeng.2014.06.036
- Pan, M. S., Huang, K. C., Lu, T. H., & Lin, Z. Y. (2016). Using accelerometer for counting and identifying swimming strokes. *Pervasive and Mobile Computing*, 31, 37-49. doi:10.1016/j.pmcj.2016.01.011
- Pansiot, J., Lo, B., & Yang, G.Z. (2010). Swimming stroke kinematic analysis with BSN. *Proceeding of IEEE 2010 International Conference on Body Sensor Networks*. (pp.153-158). Singapore: IEEE. doi:10.1109/BSN.2010.11
- Siirtola, P., Laurinen, P., Haapalainen, E., Roning, J., & Kinnunen, H. (2009). Clustering-based activity classification with a wrist-worn accelerometer using basic features. *Proceeding of IEEE 2009 Symposium on Computational Intelligence and Data Mining*. (pp.95-100). Nashville, TN: IEEE. doi:10.1109/CIDM.2009.4938635
- Siirtola, P., Laurinen, P., Rönig, J., & Kinnunen, H. (2011). Efficient accelerometer-based swimming exercise tracking. *Proceeding of IEEE 2011 Symposium on Computational Intelligence and Data Mining*. (pp.156-161). Pairs, France: IEEE. doi:10.1109/CIDM.2011.5949430
- Stager, J.M., & Johnston, J.D. (2006). Identification of factors impacting the relationship between accelerometer counts and swimming energy expenditure: 2867. *Medicine Science Sports Exercise*, 38(5), S560. doi:10.1249/00005768-200605001-03202
- Stamm, A., James, D. A., & Thiel, D.V. (2013). Velocity profiling using inertial sensors for freestyle swimming. *Sports Engineering*, 16(1), 1-11. doi:10.1007/s12283-012-0107-6