

國立台灣科技大學



色彩與照明科技研究所碩士學位論文

學號：M11225001

基於標記追蹤與三維軌跡重建之桌球旋轉速度
量測系統

Marker Tracking and 3D Trajectory
Reconstruction Based Table Tennis Spin Rate
Measurement System

研 究 生：洪聖捷

指導教授：林宗翰 博士

中華民國一十四年六月

摘要

近年來，科學與智慧化的分析在運動競技領域中已成主流趨勢。桌球運動中，已有許多學者進行球體飛行軌跡預測、落點、反彈特性以及旋轉速度估算等相關研究。其中，旋轉速度為一項影響選手擊球決策以及評估擊球技術的一項重要指標，對於選手訓練與教練策略制定皆具重要意義。

然而，準確計算旋轉速度面臨多重挑戰。目前有關旋轉速度估算的研究中，可大致分為兩種做法：透過物理模型推算或是基於追蹤球體表面的標記變化進行估算。第一種方法須考量球在飛行過程受到的空氣阻力、馬格努斯力與重力，建立空氣動力學模型，進而求出其中的角速度。然而，此物理模型對數值的變化十分敏感，些微誤差便會造成計算結果不理想。因此，本研究採用第二種方法進行旋轉速度估算，此方法需追蹤影像中球體本身以及球體表面的特徵，然而，由於桌球在影像中佔比極小，且在球速與旋轉速度快的情況下，容易產生動態模糊，另外，在非自然光源的環境下進行高速拍攝將造成影像明暗不一的情形，進而增加特徵偵測難度。

本研究提出一套結合深度學習的旋轉速度估算方法，首先利用 YOLO(You Only Look Once)進行特徵偵測，即使在高速運動、動態模糊及明暗不一的限制下，亦能穩定追蹤球體以及表面的標記特徵。接著結合多幀影像分析與 3D 幾何推算，建立旋轉速度估算流程。實驗結果顯示，本研究成功計算出 30 種不同發球條件的實際旋轉速度，最大旋轉速度可達每秒 90 圈。另一方面，本研究進一步對發球機的參數設定與實際產生的旋轉速度大小之間的數學關係進行建模。本研究建構的系統，為教練與選手提供了量化的技術評估工具，有助於訓練優化與戰術調整。

關鍵字：桌球、物件追蹤、立體視覺、軌跡重建、旋轉速度估算

ABSTRACT

In recent years, scientific and intelligent analysis has become a mainstream trend in competitive sports. In the context of table tennis, numerous studies have focused on predicting the ball's flight trajectory, falling point, rebound characteristics, and spin rate estimation. Among these, spin rate stands out as a critical indicator that influences players' decisions and serves as a key metric for evaluating stroke techniques, making it highly valuable for both player training and coaching strategies.

However, accurately estimating spin rate poses multiple challenges. Existing approaches can be broadly divided into two categories: deriving spin from physical models, or estimating spin by tracking surface markings on the ball. The first approach requires modeling aerodynamic forces such as air resistance, Magnus effect, and gravity, but the results are highly sensitive to small measurement errors, often leading to unreliable outcomes. Therefore, this study adopts the second approach, which involves detecting and tracking the ball and its surface features in video frames. Yet, this method faces significant difficulties, as the ball occupies only a small area in the frame and moves at high speeds, causing motion blur; additionally, non-uniform lighting conditions under artificial light sources further increase the challenge of reliable feature detection.

To address these issues, this study proposes a deep learning-based spin estimation framework. We apply the YOLO (You Only Look Once) algorithm to detect key features, achieving stable small-object tracking even under challenging conditions such as motion blur and uneven illumination. We then integrate multi-frame image analysis with 3D geometric calculations to estimate spin rate. Experimental results demonstrate that the proposed system successfully calculates actual spin rates under 30 different serve conditions, reaching maximum spin rate of up to 90 revolutions per

second. Furthermore, we developed a mathematical model describing the relationship between the table tennis robot's serve parameters and the resulting spin rate. This system provides coaches and athletes with a quantitative technical evaluation tool, facilitating training optimization and tactical decision-making.

Keywords: Table tennis, Object tracking, Stereo vision, Trajectory reconstruction, Spin rate estimation

誌謝

這篇論文終於完成了，回頭看這一路的過程，真的不是我一個人能走到這裡的。很多時候覺得快撐不下去，都是身邊的人在適時地拉我一把、陪我走過低潮。我想好好向每一位支持、鼓勵過我的人，說聲謝謝。

首先，最感謝我的指導教授林宗翰教授，從論文的主題發想、研究方法的確立，到實驗設計與撰寫過程，您都給予我悉心的指導與寶貴建議。在研究遇到瓶頸的時候，您總是耐心與我討論，幫我釐清思路，提出具體的解法。感謝您一路以來的鼓勵與支持，讓我能夠堅持到底，完成這份論文。同時，也誠摯感謝在百忙之中擔任口試委員的孫沛立老師、胡國瑞老師以及溫照華老師，您們所提出的中肯建議與指導，讓本篇論文更加完善，也提升了整體的學術深度與價值。

感謝實驗室的楊智學長，在我研究卡關的時候，總是願意抽空聽我說明問題，並提供實用的建議，幫助我少走了很多彎路。也感謝李盈萱與周佳儀學姊帶領我熟悉實驗室，也無私地分享妳們的經驗，讓我在成長的路上少了許多徬徨。此外，也要謝謝一路上並肩努力的實驗室夥伴們：吳雨非、陳瑋琳、孫詳恩與劉唯一，這兩年來我們一起經歷了無數專案、挑戰與崩潰時刻，也一起分享了很多笑聲與成長。謝謝總是充滿活力、樂於幫忙的學弟妹張詩辰、袁晨諭與蔡紀彬，有你們的陪伴，實驗室的每一天都更有溫度。

最後，最深的感謝獻給我的家人與朋友，謝謝你們一直以來的理解、支持與陪伴。在我最焦慮無助的時候，是你們的鼓勵讓我重新站穩腳步，讓我相信自己有能力撐過這段日子。因為有你們，我從來不是一個人走在這條路上。

目錄

摘要 II

ABSTRACT III

誌謝 V

目錄 VI

圖目錄 IX

表目錄 XI

第 1 章 緒論 1

 1.1 前言 1

 1.2 研究動機與目的 2

 1.3 論文架構 3

第 2 章 文獻探討 4

 2.1 球類運動的特徵偵測方法 4

 2.2 球類運動的 3D 軌跡重建 8

 2.2.1 3D 軌跡重建方法 8

 2.2.2 卡爾曼濾波於 3D 軌跡的應用 10

 2.3 旋轉速度估算方法 10

 2.3.1 基於標誌的旋轉估算方法 10

 2.3.2 基於圖樣的旋轉估算方法 12

 2.3.3 結合空氣動力學的軌跡估算法 13

 2.3.4 飛行期間旋轉速度為常數的假設 14

第 3 章 研究方法 15

 3.1 研究設備 15

 3.1.1 工業相機 15

 3.1.2 相機支架 16

3.1.3 電腦	18
3.1.4 發球機	18
3.2 雙相機系統.....	19
3.2.1 雙相機校正	19
3.2.2 雙相機同步	20
3.3 桌球特徵偵測系統.....	20
3.3.1 拍攝影像前處理	20
3.3.2 桌球標記圖案設計	21
3.3.3 桌球特徵偵測方法	22
3.3.4 桌球與標記圖案兩階段偵測	23
3.4 3D 座標計算方法.....	27
3.4.1 三角測量法	27
3.4.2 定義世界坐標系	29
3.4.3 計算桌球與標記的 3D 座標	30
3.5 3D 軌跡後處理.....	32
3.5.1 軌跡異常點移除	32
3.5.2 軌跡平滑	33
3.6 旋轉速度分析.....	34
3.6.1 旋轉軸計算	34
3.6.2 旋轉速度計算	35
3.7 實驗設計.....	36
3.7.1 實驗環境	36
3.7.2 發球機參數設置	37
第 4 章 實驗結果與討論	39
4.1 相機校正與同步測試.....	39
4.2 桌球特徵偵測結果.....	41

4.2.1 第一階段偵測結果	41
4.2.2 第二階段偵測結果	43
4.3 3D 座標計算結果.....	46
4.3.1 3D 座標計算誤差分析	46
4.3.2 3D 軌跡重建結果	48
4.3.3 桌球標記 3D 座標計算結果	50
4.4 旋轉速度計算結果.....	51
4.4.1 旋轉軸計算結果	51
4.4.2 旋轉速度大小計算結果	56
第 5 章 結論與未來展望	60
5.1 結論.....	60
5.2 未來展望.....	61
參考文獻	62

圖目錄

圖 2-1 使用色彩篩選偵測桌球[4]	4
圖 2-2 結合色彩篩選與背景差分法篩選桌球位置[7]	5
圖 2-3 TNet 模型架構圖[11]	6
圖 2-4 TrackNetV3 架構圖[12]	7
圖 2-5 YOLO 物件偵測與 YOLO 物件分割[14]	8
圖 2-6 多視角捕捉棒球軌跡示意圖[20]	8
圖 2-7 單視角 3D 重建方法示意圖[22]	9
圖 2-8 追蹤標誌的流程[25]	11
圖 2-9 點狀陣列圖樣設計[12]	12
圖 2-10 球飛行期間受力關係圖[10]	13
圖 3-1 兩相機視線夾角與支架長度關係圖	17
圖 3-2 相機支架尺寸與擺放位置關係	17
圖 3-3 相機支架實體圖	17
圖 3-4 黑色實心圓、黑色 X 形與球殼	21
圖 3-5 桌球邊界框調整與座標轉換示意圖	25
圖 3-6 兩階段偵測流程圖	26
圖 3-7 立體視覺幾何關係圖	27
圖 3-8 選取球桌角落的圖形化介面	29
圖 3-9 世界坐標系轉換示意圖	30
圖 3-10 桌球 3D 座標計算流程	30
圖 3-11 標記 3D 座標計算流程	31
圖 3-12 標記座標投影至桌球表面示意圖	31
圖 3-13 兩種標記的位置關係	32
圖 3-14 KNN 異常點移除示意圖	33

圖 3-15 UKF 軌跡平滑效果示意圖	34
圖 3-16 標記相對球心的位置分布示意圖	34
圖 3-17 順、逆時針方向的夾角	35
圖 3-18 選擇正確的角速度示意圖	36
圖 3-19 桌球軌跡拍攝實驗環境	37
圖 4-1 不同角度的棋盤格影像	39
圖 4-2 雙相機同步實驗	40
圖 4-3 第一階段偵測成功的樣本	41
圖 4-4 桌球、圓形標記與 X 形標記偵測成功的範例	44
圖 4-5 一般旋球樣本(4, 4)的 3D 軌跡重投影誤差	47
圖 4-6 一般旋球樣本(4, 4)的標記座標重投影誤差	47
圖 4-7 一般旋球樣本(4, 4)的原始 3D 軌跡	48
圖 4-8 一般旋球樣本(4, 4)平滑後的 3D 軌跡	49
圖 4-9 30 組樣本的 3D 軌跡	49
圖 4-10 一般旋球樣本(4, 4)的 3D 標記座標分布	50
圖 4-11 一般旋球與側旋球的所有旋轉軸	54
圖 4-12 側旋球(2, 5)反彈前的旋轉軸	55
圖 4-13 側旋球(2, 5)反彈後的旋轉軸	56
圖 4-14 上下輪等級差與旋轉速度大小的多項式回歸結果	59

表目錄

表 3-1 工業相機規格.....15

表 3-2 鏡頭規格.....16

表 3-3 電腦規格.....18

表 3-4 發球機規格.....19

表 3-5 發球機參數設定限制.....19

表 3-6 兩階段模型建置資訊.....24

表 3-7 實驗選取的發球機參數.....38

表 4-1 左相機校正結果.....39

表 4-2 右相機校正結果.....40

表 4-3 一般旋球第一階段偵測成功率.....42

表 4-4 側旋球第一階段偵測成功率.....43

表 4-5 一般旋球第二階段偵測成功率.....45

表 4-6 側旋球第二階段偵測成功率.....46

表 4-7 一般旋球旋轉軸計算結果.....52

表 4-8 側旋球旋轉軸計算結果.....53

表 4-9 一般旋球旋轉速度計算結果.....57

表 4-10 側旋球旋轉速度計算結果.....58

第1章 緒論

1.1 前言

桌球為一項現今熱門的運動，其運動速度與旋轉速率極高，選手擊球的速度最高可達每秒約 12 公尺，所產生的旋轉最高可達每秒約 150 圈，已超出肉眼和經驗的即時辨識能力。在桌球訓練中，對於教練與選手而言，若能準確量測並分析球的運動軌跡、速度以及旋轉行為，對於調整訓練方式以及評估訓練成效得以更加系統化。

隨著影像辨識與人工智慧技術的進步，智慧化的桌球訓練方式已日益受到重視。例如以高速工業相機系統，結合深度學習模型偵測桌球，穩定重建以及預測球的飛行軌跡，並以軌跡為基礎，進一步分析球的速度、落點或是高度等數據。此外，透過人體骨架偵測模型，分析選手的擊球動作與習慣，亦為現今常見的技術。這些技術的發展使桌球訓練成效不再仰賴人工評估，而得以透過數據呈現與即時回饋。

除了科學化的分析外，自動化的訓練方式亦為主流趨勢。現今的桌球訓練環境中，發球機的應用已相當普及，有別於傳統的訓練方式，發球機能夠穩定地輸出不同速度與旋轉參數的球，減少人工發球的失誤率[1]，更有助於選手進行針對性練習。

1.2 研究動機與目的

桌球運動中，旋轉速度為選手攻防轉換的核心關鍵。球體的旋轉方向與旋轉程度不僅影響其飛行軌跡與反彈方向，更直接左右選手的應對難度與回擊判斷。在選手訓練時，若能精確掌握球的旋轉資訊，將更有效幫助選手評估回擊球的成效，以及提升對於不同程度旋球的判斷與反應能力。

然而，欲達成高準確度的旋轉估算將面臨許多挑戰。部分研究以空氣動力學為基礎建構數學模型進行旋轉估算，但此方法對於環境條件、初始值與球體參數高度敏感，易導致計算結果不穩定。另有部分研究追蹤球體表面圖案標記的位置變化，作為推估旋轉速度的方法，但此方法對於特徵追蹤精度以及硬體設備要求極高。由於硬體設備以及深度學習技術的進步，特徵追蹤的準確率可達到極高水準，因此本研究將基於此方法進行旋轉速度估算。

雖然基於標記追蹤的旋轉速度估算方法已被部分研究提出，其中僅有極少部分的研究使用較先進的特徵追蹤方法，因此，如何透過深度學習方法進行穩定的特徵追蹤，提升旋轉速度估算的準確度，仍為值得探討的議題。

此外，目前對於旋轉估算技術應用於發球機的研究仍為罕見。對多數市售發球機而言，設定上僅提供發射輪軸參數的相對設定值作為控制依據，並未搭配實際的旋轉速度設定機制。此種僅依設定值操作的方式，易導致設定值與實際輸出之間存在非線性對應關係。例如，在轉速設定由 1 調至 2 時，球體旋轉速度可能僅增加 1 RPS，但當設定值自 5 調至 6 時，旋轉速度卻可能大幅增加 10 RPS。此類非均勻變化將導致訓練強度難以線性控制，選手於訓練過程中可能面臨突兀的難度跳躍，進而影響訓練成效與適應性。因此，如何建立發球機設定參數與實際球體運動特性之間的對應關係，成為提升科學化訓練品質的關鍵議題。

1.3 論文架構

本論文主要分為六大章節，分別為第一章緒論、第二章文獻探討、第三章研究方法、第四章實驗結果與討論、第五章結論與未來展望，以下將針對每一章節的內容進行簡述：

第一章、緒論：

本章節闡述科學與智慧化的分析在桌球運動中的應用，並探討桌球旋轉速度的重要性、現有方法量測旋轉速度的困難以及旋轉速度的應用，也帶出本研究的動機與目的。

第二章、文獻探討：

本章節整理了與旋轉速度估算流程相關的文獻，包含探討多種球類運動的特徵追蹤方法，3D 軌跡重建方法，以及常見的旋轉速度估算方法，並評估各類方法的優缺點。

第三章、研究方法：

本章節詳細介紹本研究的旋轉速度估算原理、流程以及方法，並介紹實驗設備與實驗設計。

第四章、實驗結果與討論：

本章節將呈現實驗結果，包含桌球特徵偵測結果，旋轉軸估算結果，以及旋轉速度大小計算結果，並對實驗結果進行分析與討論。

第五章、結論與未來展望：

本章節總結本研究的結果與貢獻，並提出未來可改進與發展之方向。

第2章 文獻探討

2.1 球類運動的特徵偵測方法

Mohammad 等學者提出在球類運動中常見的球體偵測方法[2]，其中包含色彩資訊(HSV Filter)、霍夫圓(Hough Circle)、背景差分法(Background Subtraction)以及基於深度學習的方法 YOLO(You Only Look Once)等。本節針對這些常見的方法進行文獻探討。

在偵測球體的方法中，基於色彩資訊的方法為其一熱門選擇，其原理簡單且運算效率較佳，透過固定色彩範圍，即可篩選出具特定顏色的物件。部分研究應用此方法於桌球追蹤，利用桌球的色彩特徵進行篩選，再透過形態學運算以及設置感興趣區域(Region of Interest, ROI)等方法提升偵測準確率，達成持續偵測影像中的桌球位置[3-7]。圖 2-1 所示為莊等學者使用色彩篩選(HSV Filter)偵測桌球的結果。

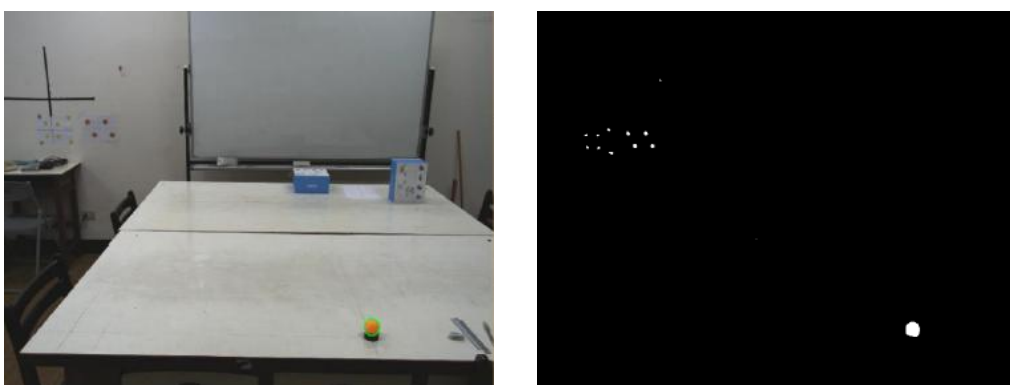


圖 2-1 使用色彩篩選偵測桌球[4]

背景差分法亦為一種普遍的做法，其原理為將兩個連續影格相減，利用背景為固定的特性，過濾出移動物體的位置。Miyata 等學者透過此方法進行棒球偵測[8]，Chen 等學者則利用此方法進行排球偵測[9]。Tebbe 等學者在兩篇與桌球機器手臂相關的研究中，亦皆使用背景差分法進行桌球偵測[7, 10]。其中，[7]

更結合色彩資訊以及背景差分法。圖 2-2 所示為 Tebbe 等學者利用顏色資訊與背景差分法偵測桌球的結果。

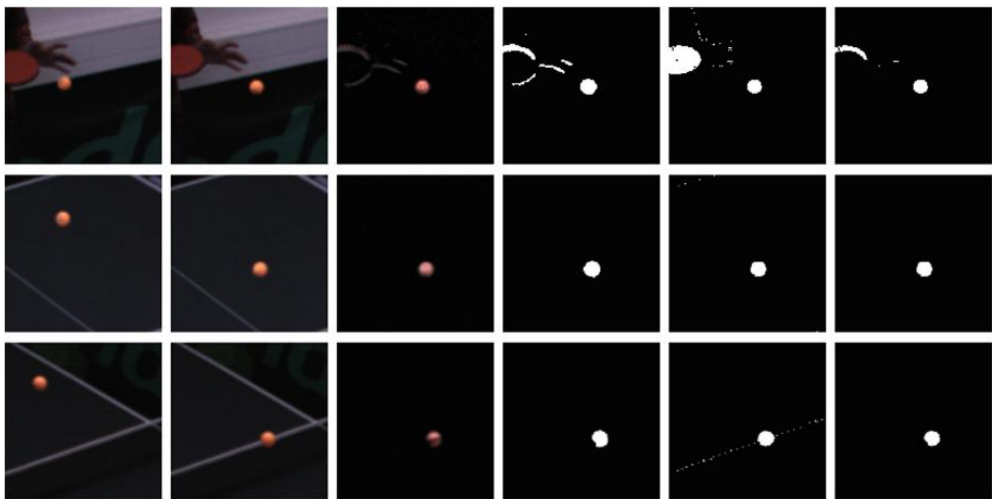


圖 2-2 結合色彩篩選與背景差分法篩選桌球位置[7]

以上方法雖具有運算效率高的優勢，然而也存在幾項限制，包括對環境光、背景與目標外觀變化的敏感性，缺乏對複雜場景中多物體或遮蔽情況的處理能力，在面對高速移動或高速旋轉的小型物體時，其辨識準確率與追蹤穩定性亦有限。因此，近期研究多轉向整合深度學習架構，以提升小目標與高速物體的偵測能力。

Voeikov 等學者[11]針對桌球比賽提出 TTNNet，以多任務網路架構同時處理小型物件偵測、物件分割與事件辨識。其對於桌球偵測策略採取兩階段偵測，首先以低解析全圖預測大致球位置，再以原圖裁切區域精細定位。此外，在訓練模型時，TTNet 採用時間序列影像堆疊作為輸入，進行事件辨識與空間資訊整合，有效強化小物件追蹤與事件準確性。圖 2-3 所示為 TTNNet 模型架構圖。

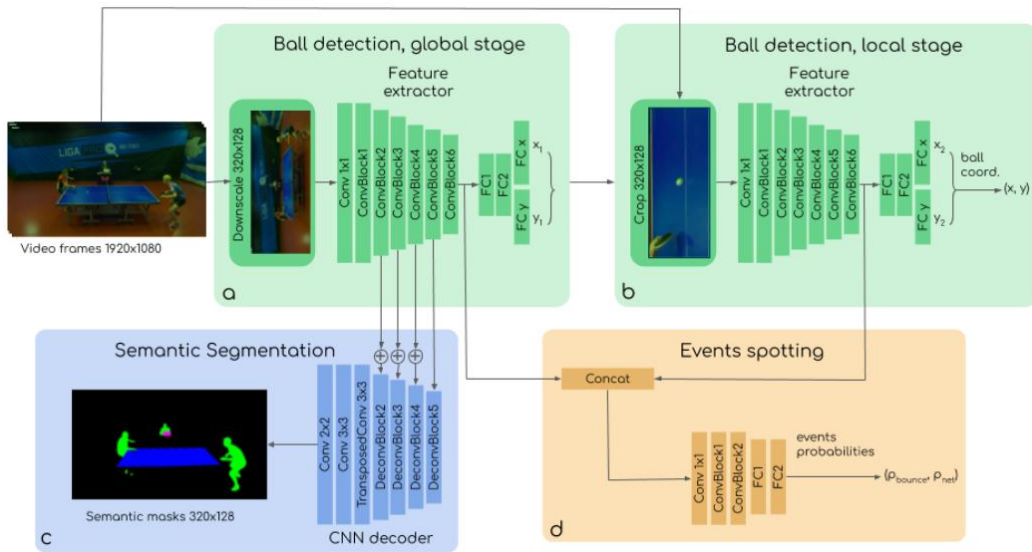


圖 2-3 TTNNet 模型架構圖[11]

Chen 等學者則針對羽球比賽中羽球的極高球速與遮蔽情形，提出 TrackNetV3 系統。該系統包括軌跡預測與軌跡修正兩個核心模組[12]。透過 U-Net 結構的追蹤網路，結合背景估計與 mixup 資料增強策略，有效增強在複雜場景干擾下的穩健性。當羽球因遮蔽或模糊未被準確預測時，TrackNetV3 會根據預測軌跡與遮蔽區域產生修補遮罩(inpainting mask)，並以透過插值修正軌跡，進一步提高偵測完整性與連續性。圖 2-4 所示為 TrackNetV3 模型架構圖。

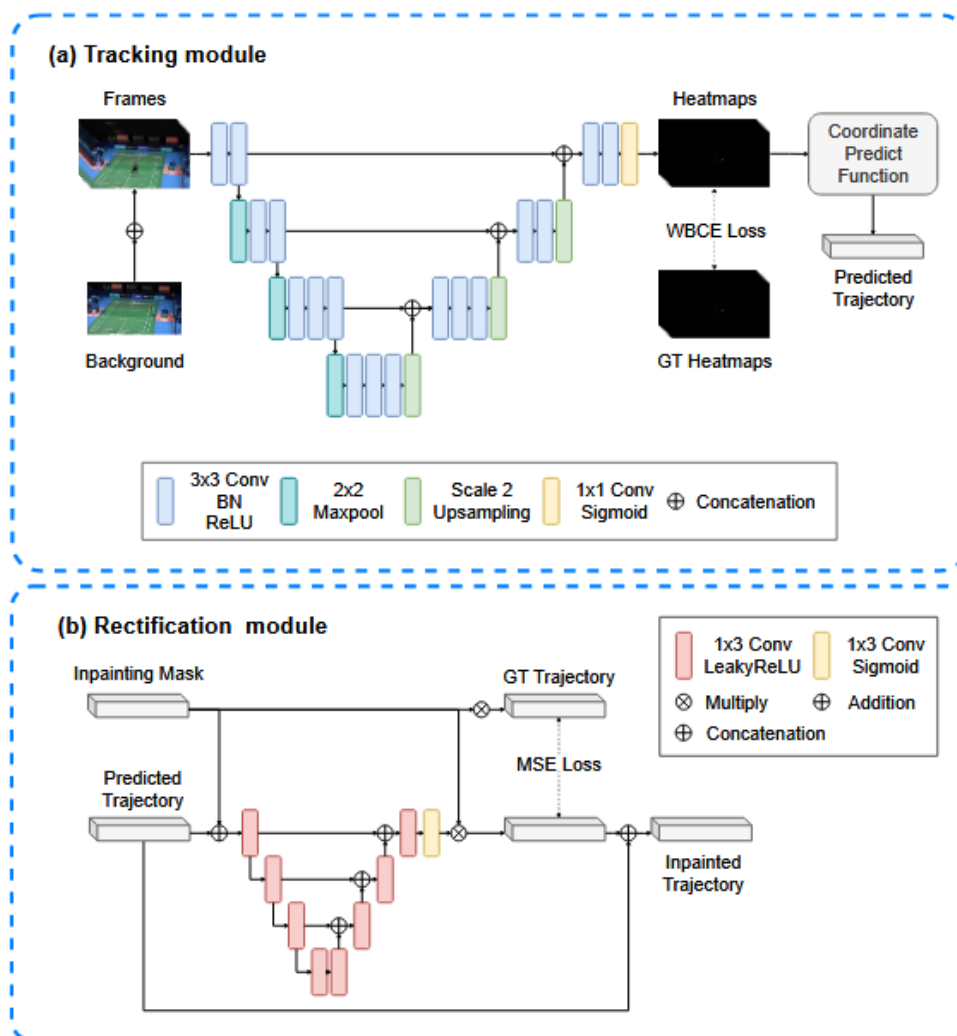


圖 2-4 TrackNetV3 架構圖[12]

近年來，YOLO(You Only Look Once)系列演算法因其優異的即時性與準確度，廣泛應用於各類物件偵測任務中。此方法由 Redmon 等學者於 2016 年首次提出[13]。許多研究將 YOLO 應用於球類運動中的球體偵測任務，以達到快速且穩定的追蹤效果[14-17]。學者常透過自建資料集訓練 YOLO 模型，成功實現在各種環境下對球體之準確定位，包括體育賽事分析、運動輔助系統與智慧影像監控等應用場景。此外，部分研究亦使用 YOLO 分割模型(segmentation)，以提升球體外觀特徵辨識能力與後續的旋轉估測精度。圖 2-5 所示為[14]中使用的 YOLO 物件偵測以及 YOLO 物件分割模型。

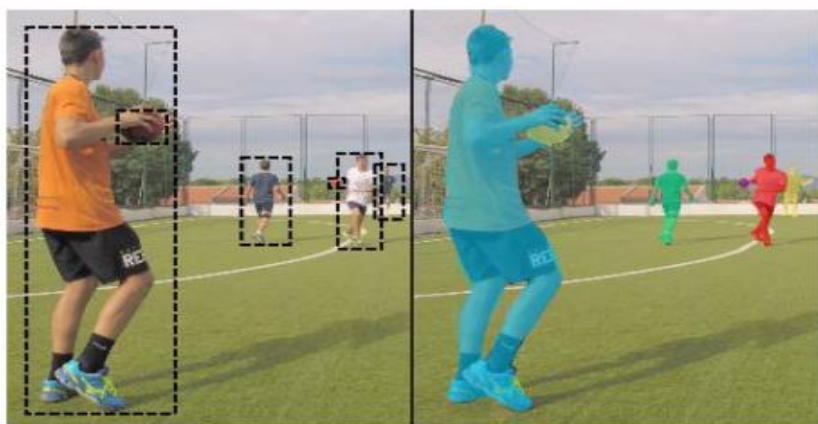


圖 2-5 YOLO 物件偵測與 YOLO 物件分割[14]

2.2 球類運動的 3D 軌跡重建

2.2.1 3D 軌跡重建方法

球類運動中，精確的 3D 軌跡重建對於運動力學分析、選手訓練與比賽策略制定具有重要意義。過去常見方法多基於立體視覺原理，透過兩台或以上相機擷取不同視角下的影像，配合相機內外參數進行立體校正與三角測量，以重建出物體在空間中的真實座標。此類幾何型方法具有良好的物理一致性，特別適用於實驗環境中已知相機參數、控制良好的應用場景，能達到高精度的重建效果，並廣泛應用於桌球、棒球與高爾夫球等運動項目的軌跡重建[18-21]。

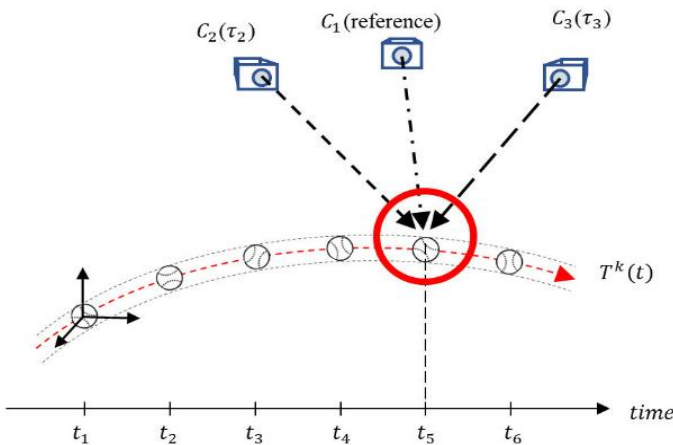


圖 2-6 多視角捕捉棒球軌跡示意圖[20]

然而，立體視覺方法對校正品質、同步與對應點精準度要求較高，因此近年亦有部分研究嘗試單視角影像深度估算。Ponglertnapakorn 等學者提出一種基於 LSTM 模型的單視角 3D 重建方法[22]。該方法首先基於物理模型假設球體在空間中以拋物線運動，將 3D 軌跡參數化為可微分的曲線模型，並透過最小化 2D 偵測結果與投影軌跡的差異來進行優化。為彌補由於單視角所導致的深度模糊與軌跡模擬誤差，研究中進一步引入精細化網路(Refinement Network)，透過神經網路對初步的物理模型結果進行殘差修正，使預測軌跡更貼近真實運動軌跡。此外，該方法亦能處理球體在運動過程中的遮蔽、偵測遺失或暫時無法追蹤的情況，展現極高的實用性與穩定性。

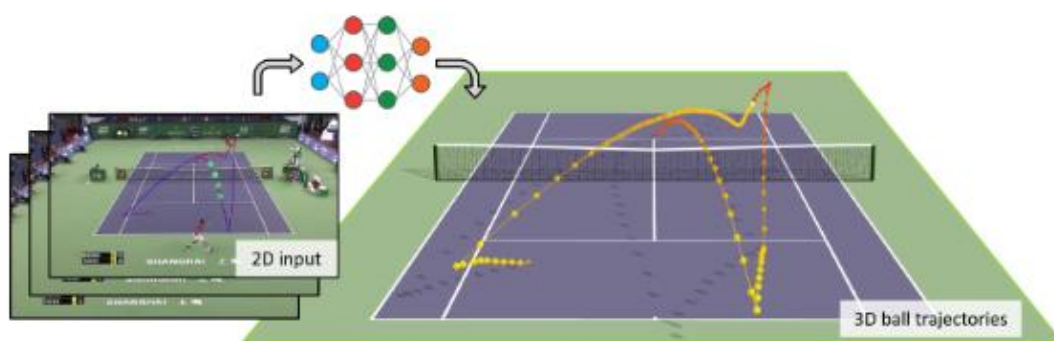


圖 2-7 單視角 3D 重建方法示意圖[22]

然而，在高速且尺寸較小的目標物應用上，基於深度學習的 3D 重建方法仍存在精度上的挑戰，其結果易受訓練資料分佈、光照、模糊與遮蔽等因素影響，難以達成毫米等級的空間誤差控制。相較之下，立體視覺法在控制環境中仍能提供穩定且可物理驗證的結果。綜合而言，對於追求高精度之應用，如本研究之標記追蹤與旋轉分析，傳統立體視覺方法仍為首選，而深度學習方法則具備日後拓展至實況分析場景的潛力。

2.2.2 卡爾曼濾波於 3D 軌跡的應用

在球類運動的軌跡重建領域中，卡爾曼濾波(Kalman Filter, KF)及其延伸方法提供了有效的狀態預測架構，廣泛應用於追蹤球體於空間中的位置與速度變化。根據 Li 等學者所述[23]，Kalman Filter(KF)適用於線性系統，具備計算效率高與即時性佳的優點，但僅能處理高斯雜訊下的線性預測問題。為解決非線性情境，Extended Kalman Filter(EKF)以泰勒展開線性化非線性模型，雖計算較易實現，但準確性受限於模型線性近似與初始估計誤差。Unscented Kalman Filter(UKF)則透過無跡轉換(Unscented Transform, UT)，無需導數即可處理非線性變換，提升預測精度並避免 EKF 易發散的問題。上述三種方法皆已廣泛應用於球類運動的軌跡重建與動態分析任務中[15, 18, 24]。

2.3 旋轉速度估算方法

本節針對近年來有關桌球旋轉速度估算之研究進行整理與探討，常見的方法可分為三大類：基於標誌(logo-based)之追蹤法、基於圖樣(pattern-based)之追蹤法、以及結合軌跡與空氣動力學模型(aerodynamic model)之估算模型。

2.3.1 基於標誌的旋轉估算方法

桌球上所印製之品牌標誌常被視為可辨識的自然特徵，作為估算旋轉的依據。Zhang 等學者提出一套即時系統，藉由追蹤球體上品牌 logo 的變化來推估其旋轉狀態[25]。Glover 等學者則透過四元數濾波器(Quaternion Bingham Filter)有效追蹤 logo 所代表之球體姿態(orientation)，進一步獲得三維旋轉向量[26]。

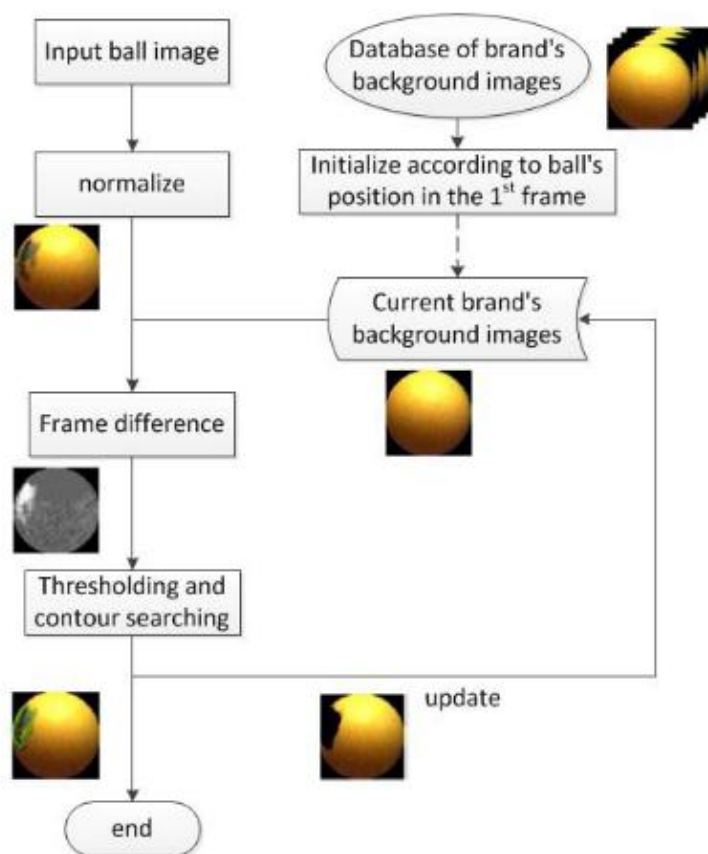


圖 2-8 追蹤標誌的流程[25]

此基於標誌的方法具有 logo 特徵明顯的優勢，在較低解析度的影像中仍能保持高辨識率。然而此方法也面臨 logo 可見性低的問題，常因球體轉動而處於相機拍不到的面。為解決此問題，Gossard 等學者導入事件相機進行非同步影像流偵測，透過追蹤事件流中的標誌圖樣變化，計算其產生的光流來推估旋轉，即便在高速轉動下亦能即時捕捉 logo 所產生之亮度變化，達成連續旋轉估算[27]。另有 Tamaki 等學者提出使用多顆非同步低幀率相機觀測標誌圖樣，藉由多視角重建補足單一視角的資訊缺失[28]。

2.3.2 基於圖樣的旋轉估算方法

為克服 logo 可見性低之限制，部分研究者選擇於球體表面加上人為設計之圖樣(如點陣、線條或非對稱符號)，提升影像追蹤的穩定性與辨識率。Furuno 等學者使用具特殊圖樣之球體，藉由特徵對應方式進行旋轉向量推估[29]。Tamaki 等學者採用影像對齊技術(image alignment)比對球體紋理間之變化，還原其旋轉軌跡[30]。

Gossard 等學者進一步提出 SpinDOE(Spin Detection with Orientation Estimation)系統[31]，在球體表面加上具幾何唯一性的點狀陣列(如圖 2-9 所示)，結合深度學習模型與幾何哈希演算法(Geometric Hashing)，透過標記點識別與三維旋轉矩陣回推，成功估算高達 175 RPS 之旋轉速率，且平均誤差低於 1%。

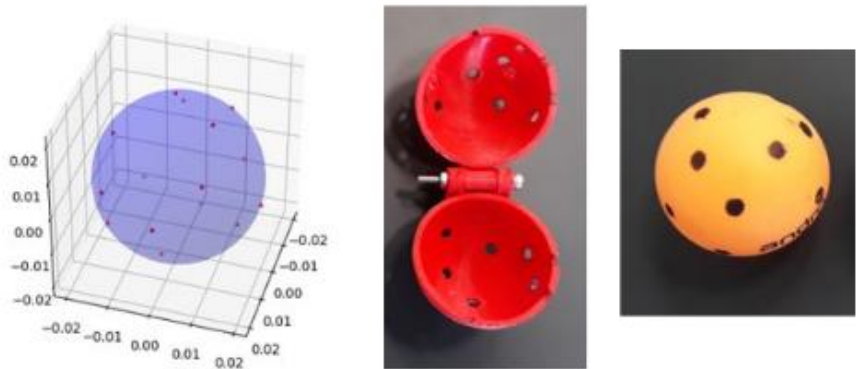


圖 2-9 點狀陣列圖樣設計[12]

此基於圖樣的方法雖具備高可見性，不同角度皆存在特徵，然而多特徵種類需額外建模進行識別，且難以確保每個角度的特徵須具有獨特性。另外，由於 pattern 相較 logo 面積更小，需使用較高解析度以及較高幀率的相機才能維持高特徵分辨率。

2.3.3 結合空氣動力學的軌跡估算法

旋轉球體於空氣中運動時會受到馬格努斯效應產生側向或垂直方向之偏移力[10]。此物理現象使球體軌跡與無旋轉時有顯著差異，許多研究皆利用此效應進行軌跡預測以及旋轉狀態估算[18, 19, 31, 32]。

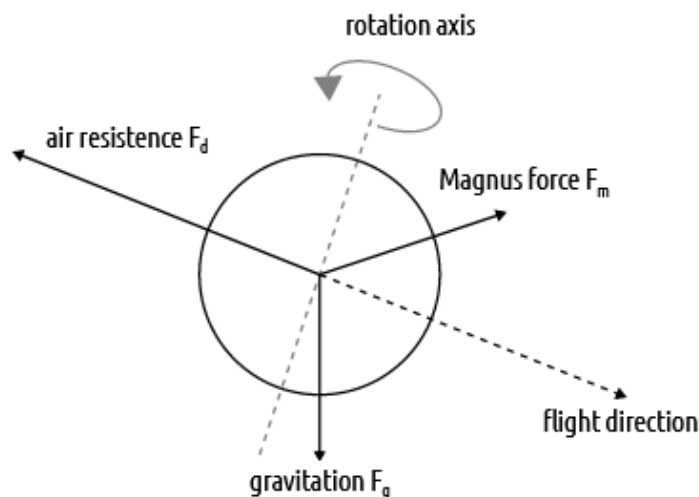


圖 2-10 球飛行期間受力關係圖[10]

對於此現象存在一個基於空氣動力學的方程式(2-1)，其中 $P(t)$ 為球在 t 時刻的位置， $P'(t)$ 與 $P''(t)$ 表示位置經過一次與二次微分得到的速度以及加速度， k_M 與 k_D 表示升力以及阻力的係數， ω 為角速度， g 為重力加速度，故可建立每個時間點位置與角速度的關係[10]。

$$k_M \omega \times P'(t) = P''(t) + k_D \|P'(t)\| P'(t) + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{pmatrix} \quad (2-1)$$

Huang 等學者利用馬格努斯模型建立物理動態模型，反推旋轉速度[32]，Su 等學者進一步利用模糊濾波器與曲線擬合方式調整旋轉參數，藉此預測實際飛

行曲線[19]。然而，此方法受限於空氣動力模型之穩定性與 3D 軌跡追蹤精度，特別在低轉速或短距離內其估算更為不穩定。為提升精度，Tamaki 等學者結合初步 logo 估算值與多旋轉模擬，選擇與實際軌跡誤差最小者做為最終推估值[28]。Achterhold 等學者更進一步將機器學習方法引入物理模型，利用神經網路補強初始旋轉設定，以提升預測精度與穩定性[33]。

2.3.4 飛行期間旋轉速度為常數的假設

在進行旋轉軸與旋轉速度估算時，為簡化計算並提升穩定性，多數文獻假設球體在空中飛行階段的旋轉軸與旋轉速度為固定值。然而，實際上球體在飛行過程中仍會受到馬格努斯力影響，進而造成角速度的微幅變化。但在典型的球速與旋轉範圍內，這種變化通常幅度不大，且在短時間飛行中可視為近似不變，此假設亦已被多篇相關研究驗證為有效近似[25, 31]。

第3章 研究方法

本章節將介紹本研究使用的研究設備、桌球特徵偵測系統、3D 軌跡重建的原理與方法、旋轉軸估算方法、旋轉速度大小估算方法以及實驗設計。

3.1 研究設備

以下為本研究中所使用的設備之介紹，包含工業相機、相機支架、電腦以及發球機。這些設備用於拍攝並記錄桌球飛行過程。

3.1.1 工業相機

本研究透過兩台工業相機同步拍攝桌球飛行過程，由於桌球體積小且運動速度極快，為了達到準確的追蹤以及避免球速過快產生的動態模糊，使用的相機須具備高解析度以及高擷取速率，此外，擷取的影像須能夠即時傳輸至電腦做分析。本研究使用之工業相機規格如表 3-1 所示，鏡頭規格如表 3-2 所示。

表 3-1 工業相機規格

供應商	FLIR
型號	Blackfly S BFS-U3-16S2C
感測元件	Progressive Scan CMOS
解析度	1440x1080
最大擷取速率	226 FPS
像素尺寸	3.45 μm
鏡頭座	CS-Mount
傳輸介面	USB 3.1 Gen 1

表 3-2 鏡頭規格

供應商	Computar
焦距範圍	4–12 mm
最大光圈	f/1.6
支援像素	2 MP

3.1.2 相機支架

本研究設計並製作了一套專屬的相機支架，以固定兩台相機的相對位置與角度。支架主體採用鋁擠型結構，結合 3D 列印零件與雷射切割的壓克力板，製作可連接兩台工業相機與相機腳架的支撐模組。

為了有效拍攝與重建桌球軌跡，相機支架的設計需考量其與球桌的距離、兩相機視線的夾角以及支架的寬度(基線寬度)。根據 Gallup 等學者所述，三角測量法中，基線寬度越窄，雖使特徵匹配難度提升，然而亦能提高 3D 重建的精準度[34]。因 3D 重建精準度通常在兩相機視線交會處附近表現最佳，本研究將兩相機略為向內傾斜，使兩視線交點對齊於球桌中心，在特徵匹配難度與 3D 重建精度的取捨下，此夾角落於 15 度至 25 度範圍內為佳。如圖 3-1 所示，考量兩相機視野範圍須涵蓋完整球桌，本研究將支架擺放於距離球桌 50 公分、100 公分與 150 公分處，並透過畢氏定理計算兩相機視線夾角與支架寬度的關係。綜合評估後，本研究最終選擇的配置標示於圖 3-2，兩相機光軸在球桌中心的夾角為 15 度，支架長度為 62 公分。圖 3-3 為本研究使用的相機支架實體圖。

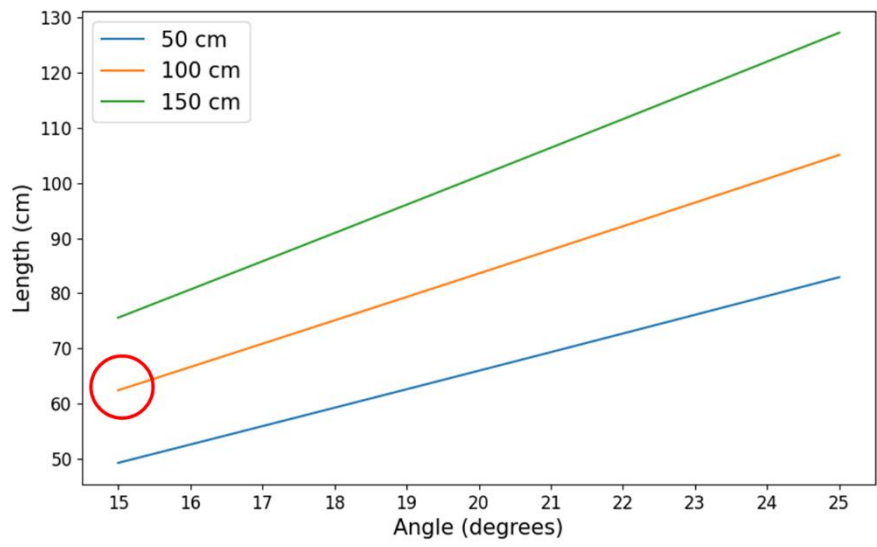


圖 3-1 兩相機視線夾角與支架長度關係圖

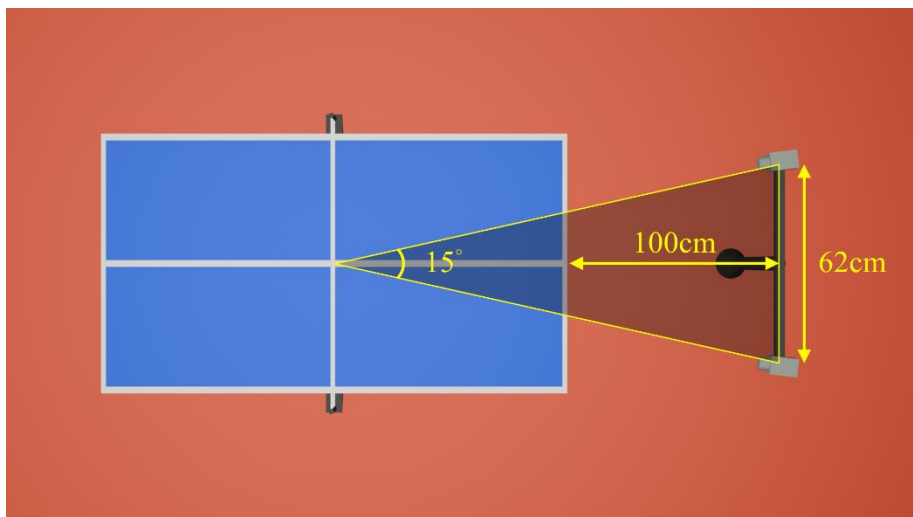


圖 3-2 相機支架尺寸與擺放位置關係



圖 3-3 相機支架實體圖

3.1.3 電腦

本研究所使用之攝影機具備高解析度與高速擷取能力，因此電腦主機板需具備相容且高速的傳輸介面，以確保能同時穩定接收兩台攝影機的影像資料。此外，影像處理作業多由 CPU 執行，為提升處理效率，本系統選用運算效能較高之處理器。另一方面，考量本系統亦整合深度學習模型進行預測任務，特別搭載 GPU 以加速運算流程。GPU 具備平行處理能力，可有效縮短模型訓練所需時間。系統所採用的電腦硬體規格詳列於表 3-3。

表 3-3 電腦規格

主機板	HP
中央處理器	Intel i5-13500H
記憶體	16G
圖形處理器	RTX 4050

3.1.4 發球機

本研究使用的發球機的規格如表 3-4 所示。發球機的發球方向有 9 種，發球仰角可調整範圍約為 40 度，且發球角度可以左右調整，左右可調整的角度範圍皆為 45 度。另外，發球機可以設置上、下兩個旋轉輪軸的等級(此數值並非實際旋轉速度)，控制發球速度以及旋轉速度，上下輪的等級可調整範圍皆為 0.0 到 9.9，數值越大，輪軸轉動越快，因此可透過調配上、下輪的數值，發出不同程度的旋球。然而，本研究使用的發球機存在設定上的限制。表 3-5 為不同種類旋轉球的上下輪等級數值設定的上限。

表 3-4 發球機規格

型號	奧奇 OK-787
發球方向	9 種
仰角範圍	約 40 度
發球角度	左右各 45 度
上下輪數值範圍	0.0 ~ 9.9

表 3-5 發球機參數設定限制

	上輪等級最大值	下輪等級最大值
上旋球	9.9	4.0
直出球	5.0	3.5
下旋球	4.0	9.9

3.2 雙相機系統

3.2.1 雙相機校正

為了能夠準確地以雙相機重建桌球與標記的 3D 座標，本研究在實驗開始前對兩相機進行校正，此步驟的目的，是為了計算兩台相機的內部參數(Intrinsic Parameters, K)、畸變參數(Distortion Coefficients)以及外部參數(Extrinsic Parameters, RT)。其中，內部參數包含單一相機的焦距以及影像的中心點座標，畸變參數用於修正相機的弧面鏡頭導致影像變形的情形，而外部參數描述兩台相機間的旋轉與平移關係。本研究參照著名的張式標定法進行校正[35]，透過拍攝多張不同角度的棋盤格影像，並使用 OpenCV 提供的校正功能，分別計算兩相機的內、外部參數與畸變參數。

3.2.2 雙相機同步

本研究為了捕捉高速移動的桌球並精準計算 3D 軌跡，使用了兩台工業相機拍攝。由於桌球從發球機發出至回擊完成的平均時間約為 1 秒，本研究使用的相機可達 226 FPS，因此設定每次固定拍攝 500 張影像(約需 2.2 秒)及足夠拍攝完整軌跡。然而，拍攝時雙相機是否同步對於 3D 座標計算的準確性至關重要。使用高速相機進行拍攝時，即便毫秒等級的時間差，亦可能導致視差誤判，進而影響深度計算與追蹤結果。因此，本研究透過軟體觸發確保兩台相機於完全相同的時刻曝光。

本研究透過單一電腦以 USB 連線同時控制兩台工業相機。使用 Spinnaker SDK 提供的軟體觸發機制，程式中依序對兩台相機分別執行 `TriggerSoftware->Execute()`指令進行影像擷取。雖然理論上軟體觸發存在作業系統排程延遲等因素，難以達到硬體等級的毫秒內同步精度，但本研究實際驗證結果顯示系統具備高度穩定性與同步準確性。

3.3 桌球特徵偵測系統

3.3.1 拍攝影像前處理

本研究所採用之高速相機，最高可達 226 FPS 之拍攝速度。然而，為達成如此高速的拍攝需求，相機的曝光時間必須大幅縮短，進而造成影像整體亮度不足，導致後續桌球偵測之難度增加。

為了提升桌球的辨識成功率，本研究進行了影像前處理的相關測試。首先嘗試透過調整影像亮度及對比度來改善影像品質，但實驗發現若調整幅度過大，將導致影像中雜訊明顯增加。此外，若採用簡易的影像濾波方式(如高斯濾波或中值濾波等)，雖可抑制雜訊，但會連帶使桌球的邊緣特徵變得模糊，反而降低

偵測準確度。雖然使用較高階的影像處理方法(如雙邊濾波)能達成更佳的影像增強效果，但此類方法卻會大幅增加系統處理時間，降低執行效率。

綜合上述考量，本研究最終僅適度提升所有影像之亮度及對比度，以在影像品質與處理效率之間取得最佳的平衡，確保後續桌球偵測演算法能在兼顧速度與準確性的情況下穩定運作。

3.3.2 桌球標記圖案設計

經過 2.3 對於旋轉速度估算方法的探討，本研究採用 logo-based 的旋轉速度估算方法，由於多數市售桌球本身的 logo 圖案較不明顯，本研究另外設計兩種圖案的桌球標記，分別為黑色實心圓與黑色 X 形，這兩種圖案皆具有明確且顯著的幾何特徵，容易從橘色球面中辨識，且這兩個圖案分別設置於桌球的對側，即位於球體中心相對的兩端。此設計的優勢在於即使於單一視角下僅能觀測到其中一個圖案，仍可透過已知的球體半徑與圖案相對位置關係，推測出另一圖案在空間中的可能位置與方向，對比僅使用單一圖案標記，可大幅增加偵測成功率。

為確保圖案在球面上的位置準確一致，本研究特別設計並使用 3D 列印製作球殼，作為產生圖案標記輔助工具。球殼可固定圖案標記於對應位置，確保每顆標記球皆具備相同之結構與幾何配置。圖 3-4 所示為黑色實心圓、黑色 X 形圖案的實體圖以及輔助球殼的 3D 模型。



圖 3-4 黑色實心圓、黑色 X 形與球殼

3.3.3 桌球特徵偵測方法

為計算桌球的 3D 座標，首先必須準確偵測桌球在左右相機影像中的 2D 座標。由於桌球在影像中所佔比例極小，如何有效且精確地偵測桌球位置為本研究的一項重要挑戰。本研究嘗試了三種不同的偵測方法，分別為 HSV 色彩篩選法、背景差分法與 YOLO 物件偵測模型。

本研究使用之桌球為橘色，故可嘗試透過設定固定的 HSV 範圍來篩選影像中對應的橘色區域。然而，實際拍攝環境使用非自然光源照明，在高速拍攝的情形下，其閃爍效應導致每幀影像的亮度與色彩不一致。即便經過 3.3.1 前處理調整影像亮度與對比度，仍難以用單一的固定 HSV 範圍有效地篩選出桌球位置，此方法偵測效果並不穩定。

本研究亦嘗試使用背景差分法偵測桌球，然而此方法同樣受每幀亮度與色彩的變化影響導致效果受限。此外，實際應用中，拍攝場景包含桌球選手，選手的移動亦會被視為前景物件，當桌球與選手位置重疊時，背景差分法將難以準確分離桌球區域。

考量上述方法之限制，本研究最終選擇採用 YOLOv11 作為桌球偵測模型 [36]。YOLOv11 為 Ultralytics 所推出的最新版本，提出多項創新設計以提升特徵提取能力與模型效率，其引入 C3k2 模組，大幅減少參數量並提升運算速度，同時加入 C2PSA 空間注意力模組，使模型能聚焦於影像中關鍵區域，對於遮蔽或小型物體具備更佳辨識能力。此外，YOLOv11 支援物件偵測、實例分割、姿態估計與傾斜物件偵測等多元任務。綜上所述，YOLOv11 為適合用於進行本研究桌球追蹤的方法。

為進一步提高偵測準確度，本研究針對 YOLOv11 進行客製化的訓練程序，以橘色桌球與兩種圖案的標記為目標，根據實際拍攝影像進行標註與訓練，強

化模型對特徵之識別能力。此方法最終可以有效地在光照變化、影像雜訊以及前景干擾等問題下，從影像中準確識別桌球以及兩種標記的位置。

3.3.4 桌球與標記圖案兩階段偵測

儘管 YOLOv11 具備強大的物件偵測能力，實務上要在完整的影像中直接精確偵測出桌球的位置及其表面的標記圖案仍極為困難。由於桌球在影像中所佔比例極小、動態模糊與背景複雜度等問題，若直接在整張影像中進行高精度的實例分割(instance segmentation)，不僅運算成本過高，亦容易出現偵測錯誤。因此，本研究採用兩階段的偵測策略，第一階段先從每一幀影像中快速偵測桌球的邊界框(bounding box, bbox)，藉此大幅縮小搜尋區域，使後續處理可集中於桌球所在的區塊，降低不必要的計算與誤判機率。第二階段再從小範圍的 bbox 中進行實例分割，取得桌球本身以及標記圖案的多邊形(polygon)，再分別計算它們的最小外接圓中心，即可精準定位桌球本身以及標記圖案的中心位置。

為了建立穩健的桌球偵測模型，本研究從拍攝的影像中隨機選取 200 張，並以手動標註方式框選桌球位置(bbox)，作為對第一階段偵測模型(YOLO11)微調(fine-tuning)的訓練資料。為了增加模型的泛化能力與資料多樣性，本研究進一步使用資料增強(data augmentation)方法，包括水平翻轉(horizontal flip)、隨機裁切(random crop)、亮度調整(brightness adjustment)。經過資料增強後，總影像數量由原本的 200 張擴增至 600 張，接著，本研究依照 80% / 10% / 10%的比例將資料集分為訓練集、驗證集與測試集，即分別為 480 張、60 張與 60 張。最後，使用這些資料集訓練出本研究的第一階段偵測模型。

本研究接著利用第一階段的偵測結果進行第二階段的分割模型建置，從第一階段偵測的所有 bbox 中，隨機選取 200 張進行標註，以手動選取桌球與標記圖案的外形(polygon)，作為對第二階段分割模型(YOLO11-seg)微調的訓練資料。其餘建置流程皆與第一階段相同，不再贅述。最後同樣可獲得訓練集 480 張、

驗證集 60 張與測試集 60 張，接著使用這些資料集訓練出本研究的第二階段分割模型。本研究在兩個階段使用的訓練資料以及模型資訊如表 3-6 所示。

表 3-6 兩階段模型建置資訊

	第一階段偵測模型	第二階段分割模型
原始影像數量	200 張	200 張
標註內容	框選桌球位置 (bounding box)	選取桌球與標記圖案 的外形(polygon)
使用模型	YOLO11n	YOLO11n-seg
資料增強方法	水平翻轉、隨機裁 切、亮度調整	水平翻轉、隨機裁 切、亮度調整
增強後影像總數量	600 張	600 張
訓練/驗證/測試 比例	80%/10%/10%	80%/10%/10%
影像尺寸	640x640	128x128

此外，由於第一階段偵測到的 bbox 邊界可能因遮蔽、模糊或模型預測誤差而無法完全涵蓋整顆桌球，若直接以此 bbox 進行裁切，容易截去部分桌球輪廓或表面標記，進而影響第二階段分割的準確度。為避免此情況發生，本研究於裁切前會先將 bbox 向外擴張，以確保桌球完整包含於裁切區域之內。

如圖 3-5 所示，以標記座標為例， (x_m, y_m) 表示標記在原始影像的中心座標，此座標無法直接從 bbox 資訊推算，需透過第二階段分割結果回推。藍色實線框為擴張後的 bbox，裁切後將其統一調整為固定大小進行第二階段分割。 (x_{mb}, y_{mb}) 為第二階段得到的標記中心座標，接著透過(3-1)與(3-2)即可轉換為其在原始影像的座標，求出 (x_m, y_m) 。

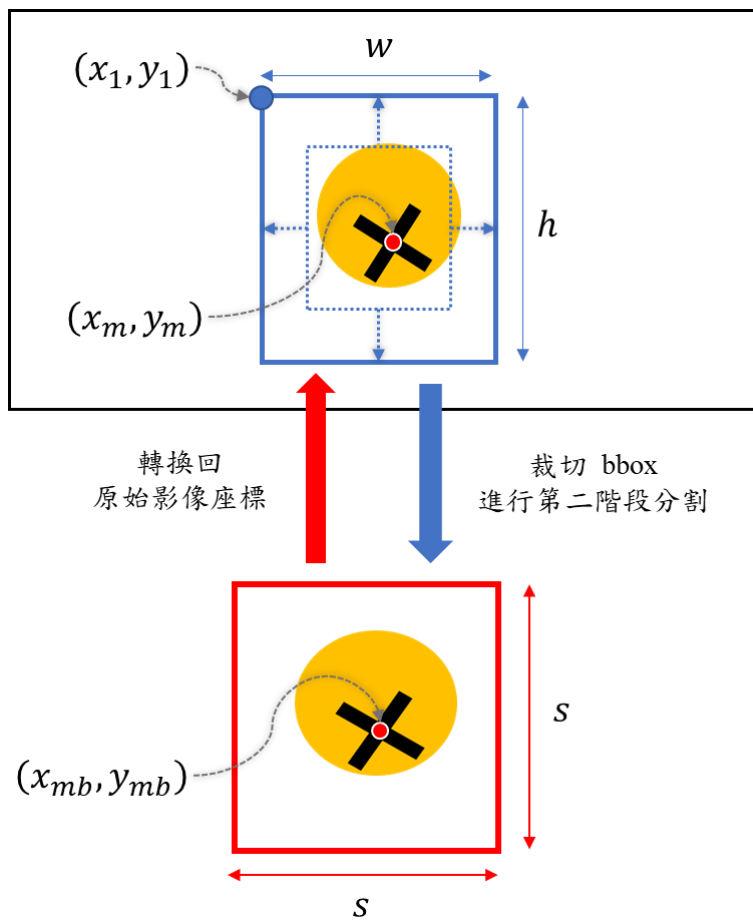


圖 3-5 桌球邊界框調整與座標轉換示意圖

$$x_m = x_1 + x_{mb} \cdot \frac{w}{s} \quad (3-1)$$

$$y_m = y_1 + y_{mb} \cdot \frac{h}{s} \quad (3-2)$$

本研究的兩階段偵測流程如圖 3-6 所示，此流程會依序處理每一張影像，在第一階段中，若左、右影像都偵測到桌球的 bbox，才會繼續進行第二階段，偵測桌球本身以及標記圖案的外形。最後可分別得到左、右影像中桌球本身以及標記的中心座標。

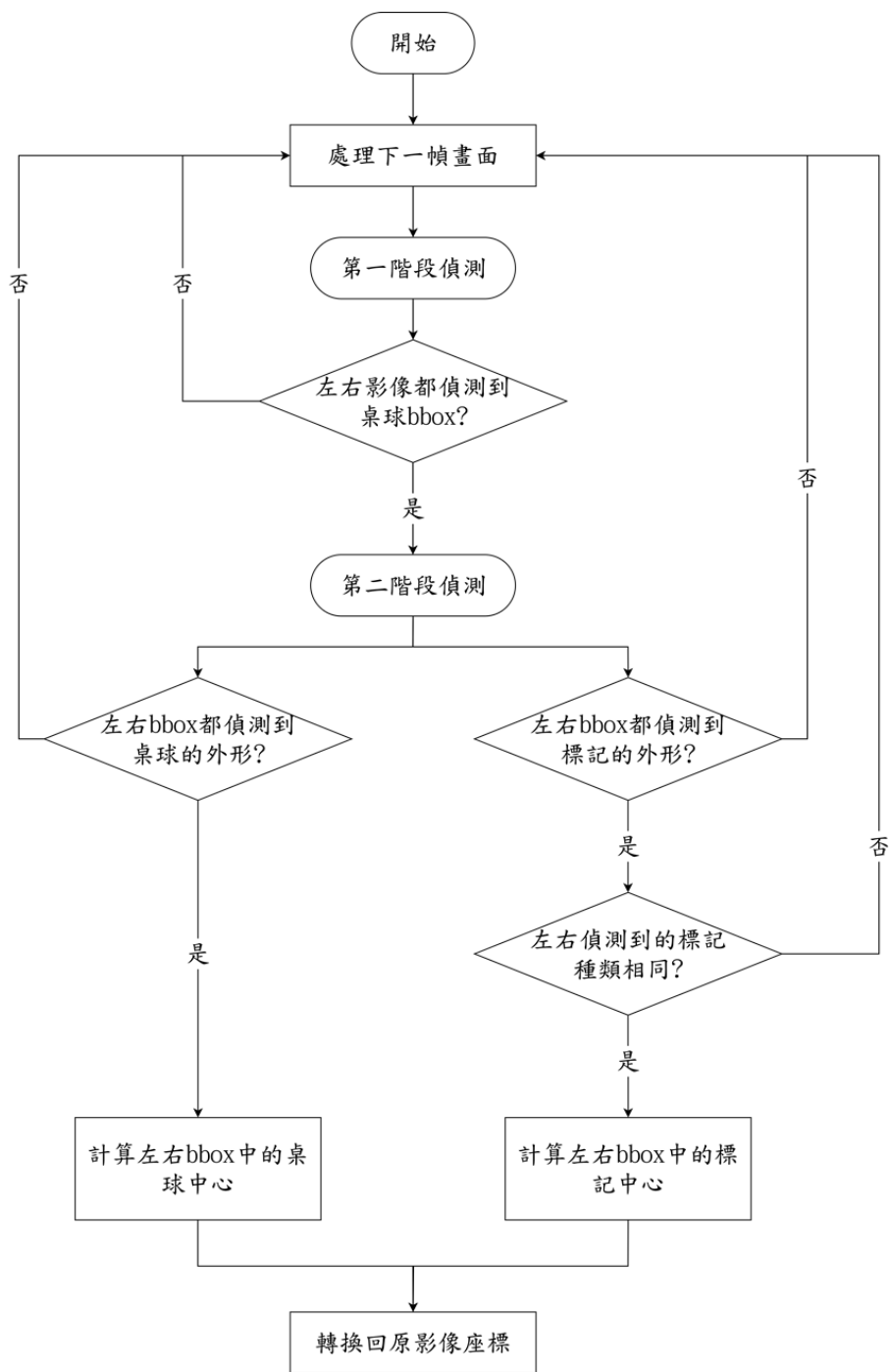


圖 3-6 兩階段偵測流程圖

3.4 3D 座標計算方法

3.4.1 三角測量法

為了獲得物體在三維空間中的實際位置，本研究採用三角測量法(Direct Linear Triangulation, DLT)進行 3D 座標重建。此方法為最基本且常見的三維重建技術，其核心原理是根據目標物在兩個視角中的對應影像位置，結合相機的幾何參數，反推出該目標在三維空間中的位置。

如圖 3-7 所示，假設空間中有一個 3D 點 X ，該點經由左相機(C)與右相機(C')投影後，分別在左右影像中形成像素點 x 以及 x' 。左右相機的投影矩陣分別為 P 與 P' ，可分別由兩相機的內部參數與外部參數矩陣合併而得。

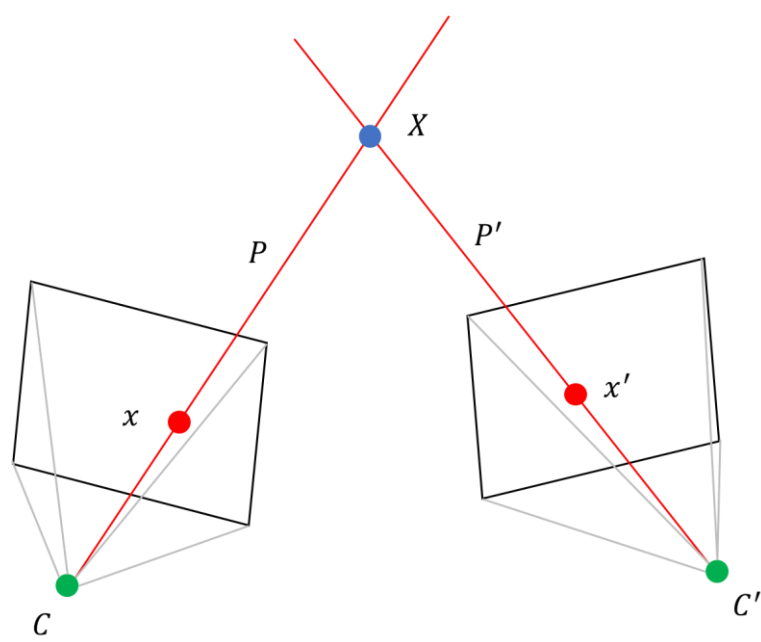


圖 3-7 立體視覺幾何關係圖

根據針孔相機原理， X 在兩相機下的投影結果以(3-3)與(3-4)表示。

$$x = P \cdot X \tag{3-3}$$

$$x' = P' \cdot X \quad (3-4)$$

將 x 與 x' 分別以齊次座標表示為(3-5)與(3-6)， P 與 P' 皆以行向量形式表示為(3-7)與(3-8)。

$$x = [u \quad v \quad 1]^T \quad (3-5)$$

$$x' = [u' \quad v' \quad 1]^T \quad (3-6)$$

$$P = [p_1^T \quad p_2^T \quad p_3^T]^T \quad (3-7)$$

$$P' = [p_1'^T \quad p_2'^T \quad p_3'^T]^T \quad (3-8)$$

根據左相機的投影關係，可推導出(3-9)以及(3-10)。

$$(u \cdot p_3^T - p_1^T)X = 0 \quad (3-9)$$

$$(v \cdot p_3^T - p_2^T)X = 0 \quad (3-10)$$

右相機亦可推導出類似方程式，共可得四個獨立的線性方程，組成一個齊次線性系統(3-11)，求解此線性系統，即可計算出 3D 點 X 。

$$\begin{bmatrix} u \cdot p_3^T - p_1^T \\ v \cdot p_3^T - p_2^T \\ u' \cdot p_3'^T - p_1'^T \\ v' \cdot p_3'^T - p_2'^T \end{bmatrix} \cdot X = 0 \quad (3-11)$$

然而，在實際應用中，受限於像素誤差與校正誤差，左右相機射線往往不會完全相交，需使用最小化射線間距離的方法求得最佳交點，因此需透過奇異值分解(Singular Value Decomposition, SVD)求解出最佳的 3D 點 X 。

3.4.2 定義世界坐標系

在計算 3D 座標之前，須先透過手動選取左右影像的座標，定義世界坐標系。本研究設計了一個圖形化介面，可在左右影像中選取球桌的四個角落位置，藉此定義世界坐標系。如圖 3-8，本研究以球桌的左下角作為世界坐標系的原點，並在圖形介面中選取球桌的其他角落定義座標軸方向(此影像尚未進行畸變修正)。由於拍攝過程中相機位置不變，此步驟僅需在每次重新架設設備時做一次。

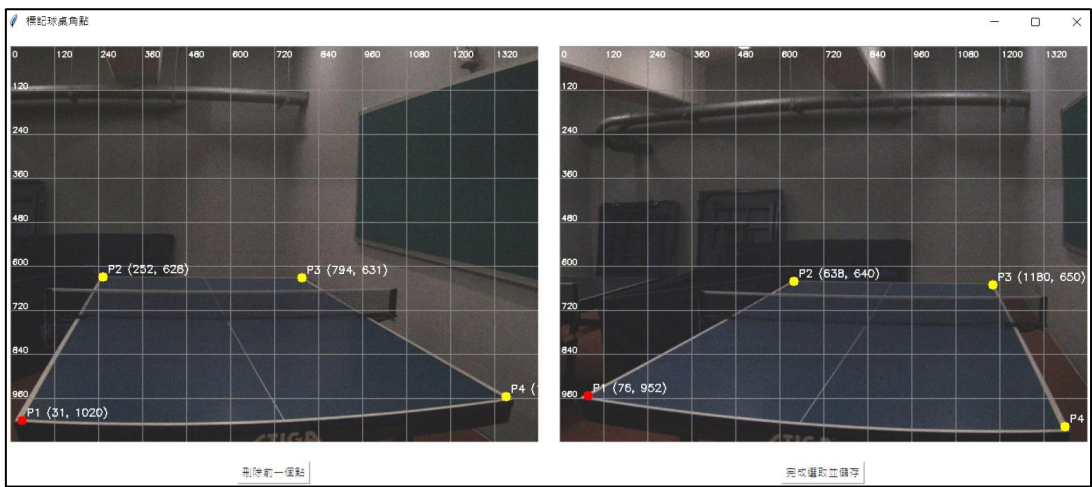


圖 3-8 選取球桌角落的圖形化介面

選取完成後，世界坐標系與相機坐標系的空間位置關係如圖 3-9。若 X_c 為一個在相機坐標系的 3D 點，可透過(3-12)將其轉換至世界坐標系 X_w 。其中 $[R_{cw}^T | t_{cw}]$ 為兩坐標系之間的旋轉矩陣與平移向量的合併矩陣。

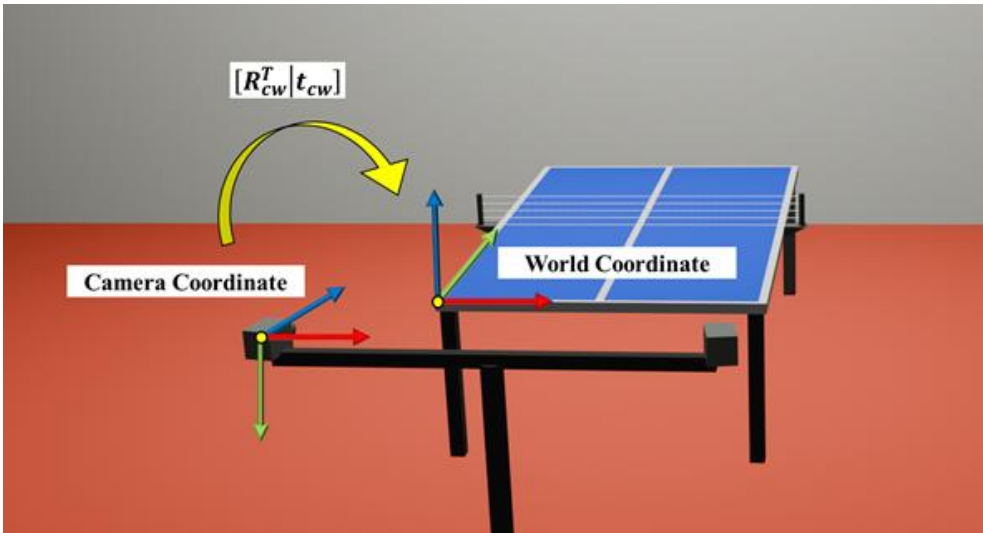


圖 3-9 世界坐標系轉換示意圖

$$X_w = [R_{cw}^T | t_{cw}] \cdot X_c \tag{3-12}$$

3.4.3 計算桌球與標記的 3D 座標

本節將詳細說明桌球以及標記的 3D 座標計算流程。其中，圖 3-10 為桌球 3D 座標的計算流程，對於每一幀的影像，若在 3.3.4 的兩階段偵測中成功計算出左右影像的桌球中心座標，即可透過 3.4.1 的三角測量法計算桌球的 3D 座標。完成 3D 座標計算後，本研究將 3D 座標重新投影回左右影像，計算重投影誤差，並刪除重投影誤差過大的點，僅輸出重投影誤差符合標準的 3D 座標。

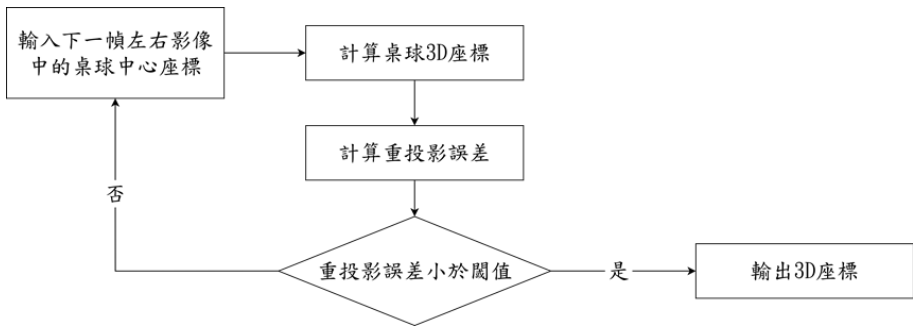


圖 3-10 桌球 3D 座標計算流程

同理，圖 3-11 為標記 3D 座標的計算流程，對於每一幀的影像，若在 3.3.4 的兩階段偵測中成功計算出左右影像的標記中心座標，即可透過 3.4.1 的三角測量法計算標記的 3D 座標，接著同樣計算重投影誤差並篩選合格的 3D 座標。

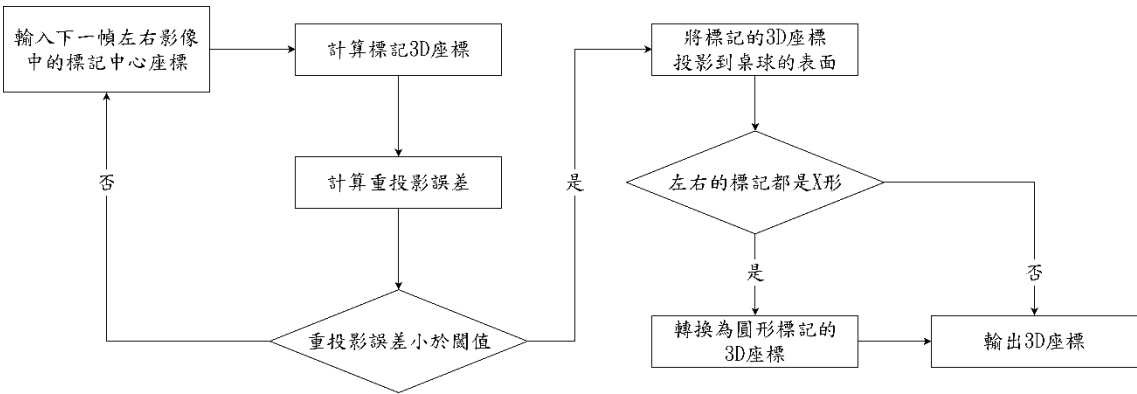


圖 3-11 標記 3D 座標計算流程

由於 3.4.1 的三角測量法的計算誤差，標記的 3D 座標並不會完美貼合在球的表面。如圖 3-12 所示， X_{mark} 為計算的標記 3D 座標， X_{proj} 為投影至桌球的表面的座標， r 為桌球的半徑， X_c 為桌球中心的 3D 座標，為了方便後續計算以及減少誤差，本研究透過(3-13)將計算的標記座標投影至球的表面。

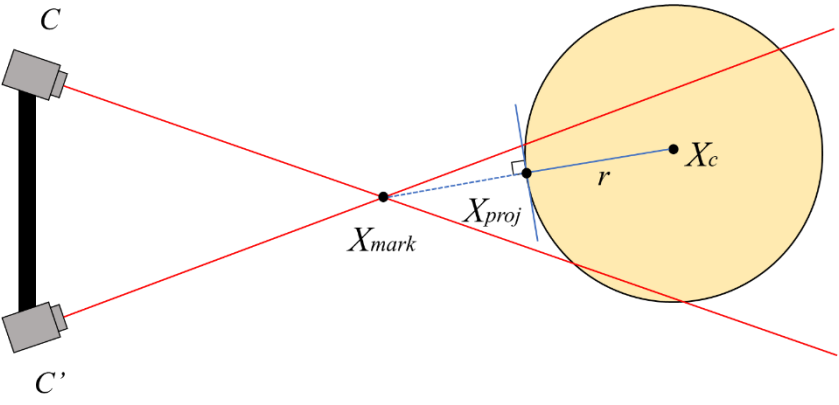


圖 3-12 標記座標投影至桌球表面示意圖

$$X_{proj} = X_c + r \cdot \frac{X_{mark} - X_c}{|X_{mark} - X_c|} \quad (3-13)$$

計算投影至桌球表面的標記座標後，接著可透過已知的桌球半徑以及桌球中心座標，計算出另一個標記的位置。如圖 3-13 所示， X_{mx} 為 X 形標記的 3D 座標， X_c 為桌球中心的 3D 座標， X_{mo} 為圓形標記的 3D 座標。為方便後續處理，本研究統一以實心圓標記為主，因此如果偵測到的是 X 形標記，在計算它的 3D 座標後，將透過(3-14)轉換為圓形標記的 3D 座標。

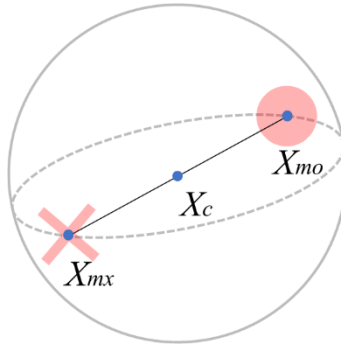


圖 3-13 兩種標記的位置關係

$$X_{mo} = 2 \cdot X_c - X_{mx} \quad (3-14)$$

3.5 3D 軌跡後處理

3.5.1 軌跡異常點移除

完成 3D 軌跡重建後，初步所得的軌跡可能受到偵測誤差影響，導致部分座標點出現明顯異常。因此，本研究採用 KNN(K-Nearest Neighbors)距離分析法，對每一個 3D 點計算其與鄰近 K 個點的平均距離，若該點與其鄰近點的平均距離大於設定閾值，則視為異常點刪除。此方法可有效排除因瞬間偵測錯誤所產

生的異常點，增加軌跡數據的穩定性。如圖 3-14 所示，KNN 方法將移除偏離軌跡過多的座標。

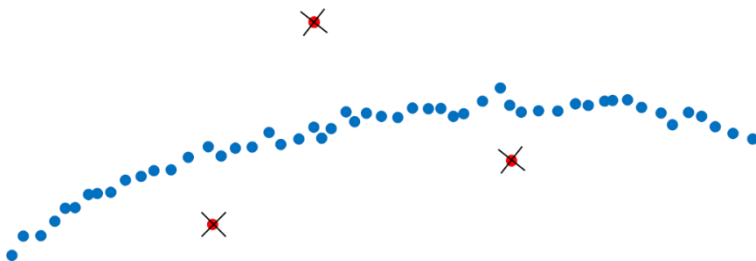


圖 3-14 KNN 異常點移除示意圖

3.5.2 軌跡平滑

在完成移除異常點後，軌跡仍可能因計算誤差導致輕微震盪。為了提升整體軌跡品質與後續分析的穩定性，本研究參照 Chiang 等學者的方法，使用 UKF(Unscented Kalman Filter)對軌跡進一步處理[18]。

儘管傳統上 UKF 多被歸類為即時的非線性濾波器，本研究中並未將系統設計為即時處理架構，因此 UKF 並非用於即時預測，而是作為一種離線處理的軌跡預測與修正方法。具體而言，我們將每一幀計算的 3D 座標作為觀測輸入，透過 UKF 建構物理一致的狀態模型，包含位置、速度與角速度等參數。由於整段影像資料可完整取得，因此 UKF 可被視為在已知未來觀測的條件下，針對每一時刻的狀態進行優化，在效果上可達到平滑的作用(如圖 3-15 所示)。

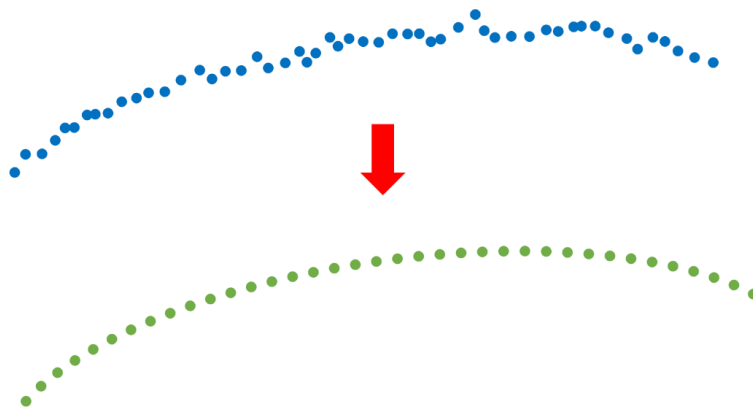


圖 3-15 UKF 軌跡平滑效果示意圖

3.6 旋轉速度分析

3.6.1 旋轉軸計算

如文獻[25]所述，在一段桌球飛行軌跡中，由於飛行過程旋轉軸不變，所有標記相對球心的位置將近似落於同一個平面上(如圖 3-16 所示)，而該平面的法向量平行於旋轉軸，因此，旋轉軸可透過對所有球心坐標系的標記點進行平面擬合(plane fitting)。本研究透過奇異值分解(Singular Value Decomposition, SVD)擬合最佳平面，並計算其穿過球心的法向量，即可求出旋轉軸。

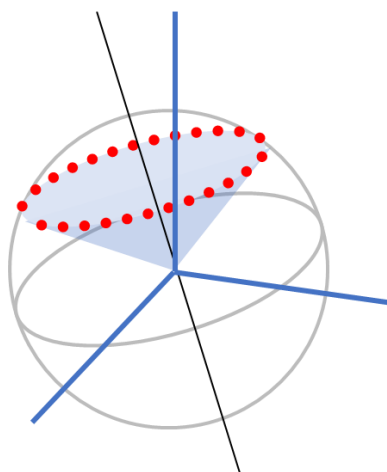


圖 3-16 標記相對球心的位置分布示意圖

3.6.2 旋轉速度計算

本研究參照文獻[28]的方法計算旋轉速度。在一段軌跡中，若在兩個連續幀皆獲得標記向量，將兩者分別透過旋轉軸投影至旋轉平面後，即可透過(3-15)計算兩幀之間的角速度。其中 ω 為角速度大小， $\Delta\theta$ 為兩個在投影平面上的向量夾角， Δt 為兩幀之間的時間差，可由相機的幀率的倒數獲得。

$$\omega = \frac{\Delta\theta}{\Delta t} \quad (3-15)$$

根據文獻[28]所述，兩向量的夾角存在多種情況，需進一步考量所有可能的角度差。然而，目前已有許多研究推估桌球的最高旋轉速度大約為每秒 150 圈 (150 RPS)，在訓練與比賽中的桌球旋轉速度幾乎不可能超過這個數值。本研究使用的相機幀率為 226 FPS，經過換算，兩幀之間夾角最大約為 239 度。因此，如圖 3-17 所示，本研究對每個連續幀的向量皆考慮順、逆時針方向的夾角，並分別計算對應的角速度。

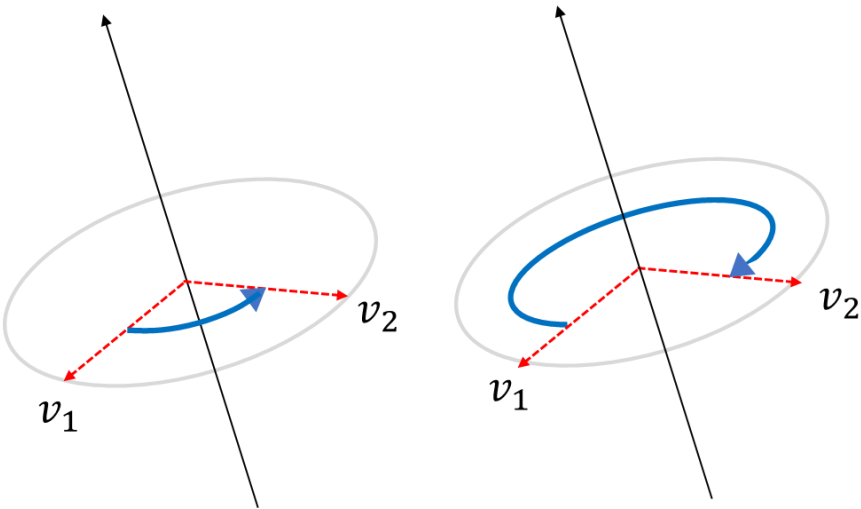


圖 3-17 順、逆時針方向的夾角

計算所有連續幀的角速度後，本研究透過 RANSAC 演算法[37]對所有角速度進行回歸並過濾異常值，由於旋轉速度在飛行過程變化極小，此回歸結果將接近一條水平線，可從中取得一個固定的旋轉速度值。

計算順、逆時針的角速度後，須從兩者中選擇正確的角速度。本研究透過文獻[28]提出的方法進行正確角速度的篩選。在 2.3.3 所探討的空氣動力學模型中，我們得知此模型可建立位置與角速度的關係。然而，由於模型中牽涉一次與二次微分，若帶入的角速度值錯誤，回推出的軌跡將產生嚴重偏差，因此，將順、逆時針的角速度帶入空氣動力學模型，將兩角速度回推的軌跡與原始軌跡進行比對，較接近原始軌跡的即為正確的角速度。如圖 3-18 所示，順時針角速度較貼近原始軌跡，逆時針則嚴重偏離原始軌跡，因此順時針角速度為正確的角速度。

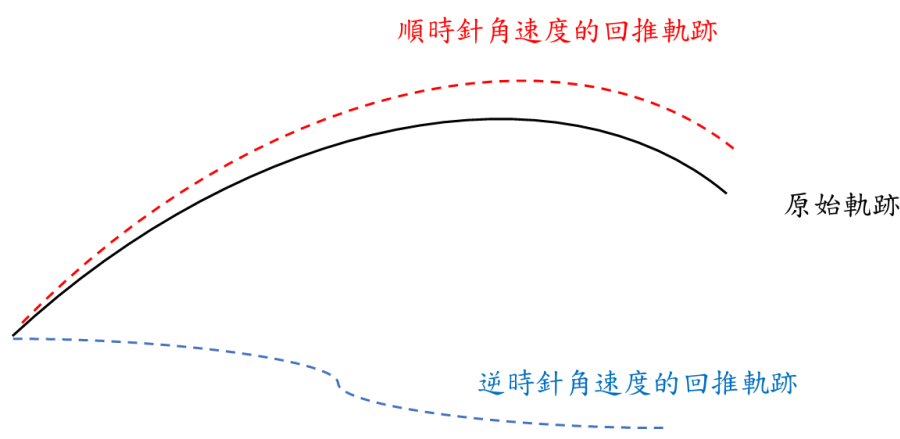


圖 3-18 選擇正確的角速度示意圖

3.7 實驗設計

3.7.1 實驗環境

為了記錄不同發球條件的桌球飛行軌跡，本研究於桌球室架設器材拍攝，圖 3-19 為實際實驗環境圖，環境具備足夠光源以及足夠空間架設實驗設備。此外，發球機放置於球桌右半部的位置，朝球桌對向的左半部發球。



圖 3-19 桌球軌跡拍攝實驗環境

3.7.2 發球機參數設置

為了全面分析各種類型的旋轉球，實驗將調整發球機上下輪等級與出球角度，以模擬不同旋轉種類與出球角度的組合。本研究針對三種主要旋轉球種，分別為直出球、上旋球與下旋球，選定不同參數組合作為拍攝樣本。

考量發球機限制、實務可行性以及球種的多樣性，最後選定了 15 組有效的上下輪等級組合作為實驗拍攝的樣本(如表 3-7 所示)。為了區分一般旋球與側旋球，本研究設定發球角度為 0 度與 45 度，兩種出球方向各記錄同樣的 15 組上下輪等級參數，因此，本研究的實驗共拍攝 30 組不同的球種。

表 3-7 實驗選取的發球機上下輪等級參數

<div>上輪 下輪</div>	1	2	3	4	5	6	7	8	9	9.9
1										
2		✓			✓			✓		
3			✓			✓			✓	
4				✓			✓			✓
5		✓								
6			✓							
7				✓						
8		✓								
9			✓							
9.9				✓						

第4章 實驗結果與討論

4.1 相機校正與同步測試

在實際開始拍攝桌球軌跡前，本研究進行相機校正，取得相機的內部參數、外部參數以及修正鏡頭變形參數。進行校正之前，需先固定兩相機的光圈、視野範圍、焦距以及相對位置，本研究事先於實際拍攝場景完成調整。

為了獲得足夠影像以進行相機校正，本研究於 15 個不同角度拍攝棋盤格，圖 4-1 為其中的範例拍攝結果。接著透過 OpenCV 的提供的一系列相機校正功能，即可計算出兩台相機的校正參數。表 4-1、表 4-2 為左相機以及右相機的校正結果。



圖 4-1 不同角度的棋盤格影像

表 4-1 左相機校正結果

內部參數矩陣	$\begin{bmatrix} 1568.3917 & 0.0000 & 749.7231 \\ 0.0000 & 1572.8121 & 561.1872 \\ 0.0000 & 0.0000 & 1.0000 \end{bmatrix}$
外部參數矩陣	$\begin{bmatrix} 1.0000 & 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 1.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 1.0000 & 0.0000 \end{bmatrix}$
畸變參數	$[-0.3962 \quad 0.2782 \quad -0.0000 \quad 0.0004 \quad -0.1801]$

表 4-2 右相機校正結果

內部參數矩陣	$\begin{bmatrix} 1559.4119 & 0.0000 & 736.0313 \\ 0.0000 & 1563.7621 & 585.8636 \\ 0.0000 & 0.0000 & 1.0000 \end{bmatrix}$
外部參數矩陣	$\begin{bmatrix} 0.9102 & 0.0044 & 0.4142 & -729.0923 \\ -0.0008 & 0.9996 & -0.0088 & 3.2789 \\ -0.4142 & 0.0076 & 0.9101 & 151.8171 \end{bmatrix}$
畸變參數	$[-0.3963 \quad 0.2640 \quad 0.0004 \quad -0.0005 \quad -0.1624]$

完成相機校正後，本研究透過拍攝碼表時間，測試兩台相機是否完全同步拍攝。如圖 4-2 所示，本研究連續拍攝一個正在計時的碼表，比對其中任一張的拍攝結果，其左、右影像的秒數皆完全相同，以此驗證兩相機可實現接近毫秒等級的同步拍攝。



圖 4-2 雙相機同步實驗

4.2 桌球特徵偵測結果

4.2.1 第一階段偵測結果

為了完整呈現本研究所拍攝之 30 組桌球軌跡在第一階段桌球偵測的成功率，本研究針對每組發球的 500 張連續影像進行分析。首先，針對每組影像序列，找出桌球首次進入影像之起始編號，以及完全離開影像之結束編號。在此起始與結束編號範圍內，分別統計左右影像中有成功偵測出桌球 bbox 的影像數量，接著計算該範圍內的偵測比例，作為該組樣本的第一階段偵測成功率指標。圖 4-3 為左右影像都偵測成功的樣本。

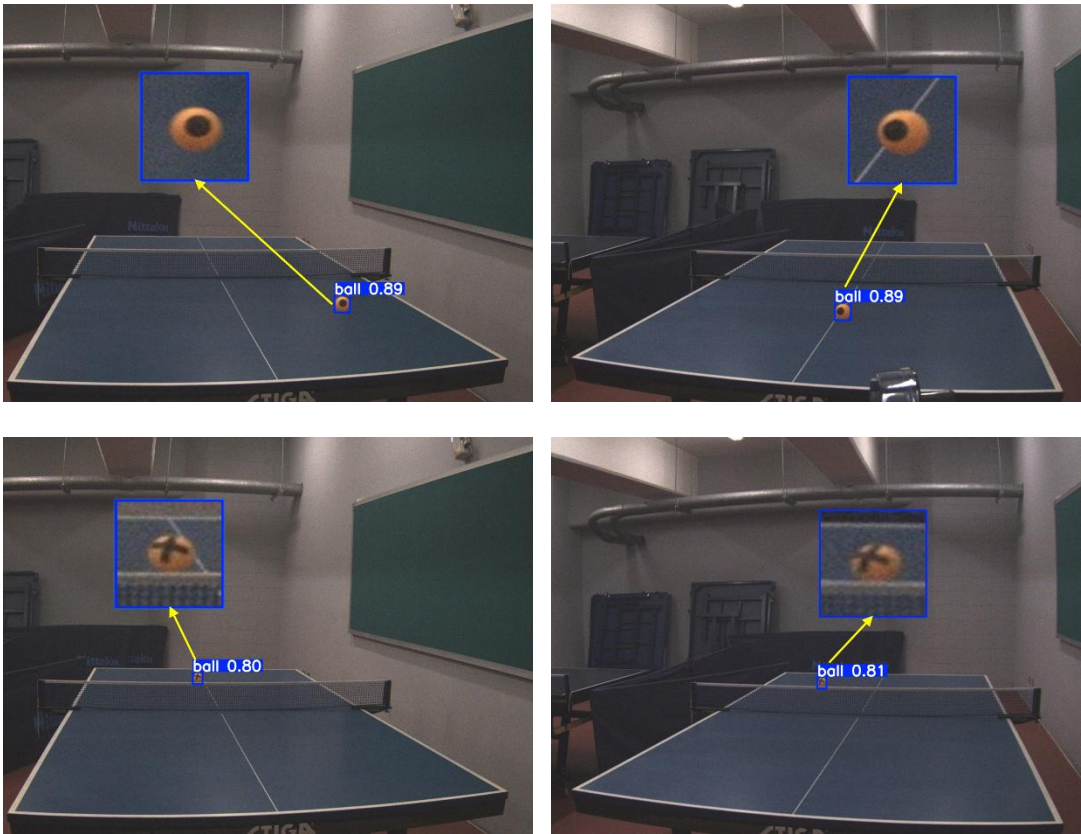


圖 4-3 第一階段偵測成功的樣本

表 4-3 與表 4-4 分別列出 15 組一般旋球與 15 組側旋球的第一階段偵測成功率。表中之樣本編號表示對應的發球機的上下輪速度等級組合，涵蓋多種

飛行速度與旋轉強度的條件配置，其中，包含軌跡的幀數表示結束編號減去起始編號的數值。

整體而言，無論左影像或右影像，在所有樣本皆可維持超過 85% 的偵測成功率，顯示本研究所採用的第一階段 YOLO 桌球偵測模型在不同發球條件下具有良好的穩定性，為後續圖案標記偵測與 3D 座標計算建立了可靠的基礎。

表 4-3 一般旋球第一階段偵測成功率

樣本編號	包含軌跡的幀數	左影像成功率	右影像成功率
(2, 2)	204	98%	98%
(3, 3)	194	97%	97%
(4, 4)	159	95%	95%
(5, 2)	189	89%	89%
(6, 3)	140	90%	90%
(7, 4)	103	87%	87%
(8, 2)	113	95%	95%
(9, 3)	107	86%	86%
(9.9, 4)	100	89%	89%
(2, 5)	185	94%	94%
(3, 6)	172	96%	96%
(4, 7)	164	96%	96%
(2, 8)	195	93%	93%
(3, 9)	120	98%	98%
(4, 9.9)	116	93%	93%

表 4-4 側旋球第一階段偵測成功率

樣本編號	包含軌跡的幀數	左影像成功率	右影像成功率
(2, 2)	222	98%	98%
(3, 3)	179	97%	97%
(4, 4)	162	96%	96%
(5, 2)	191	93%	93%
(6, 3)	149	91%	91%
(7, 4)	135	87%	87%
(8, 2)	133	85%	85%
(9, 3)	114	89%	89%
(9.9, 4)	121	87%	87%
(2, 5)	174	97%	97%
(3, 6)	168	98%	98%
(4, 7)	153	99%	99%
(2, 8)	158	100%	100%
(3, 9)	122	100%	100%
(4, 9.9)	100	98%	98%

4.2.2 第二階段偵測結果

為了分析第二階段圖案偵測的穩定性與完整性，本研究同樣針對每組拍攝樣本進行影像區間設定與偵測成功率統計。與第一階段相同，針對每組 500 張影像中，先找出起始影像編號以及結束影像編號，作為分析的時間區間。在該範圍內，針對每一個成功偵測到的桌球 bbox，統計 bbox 中桌球、圓形標記以及 X 形標記的偵測成功率。圖 4-4 為第二階段中桌球、圓形標記與 X 形標記偵測成功的範例樣本。

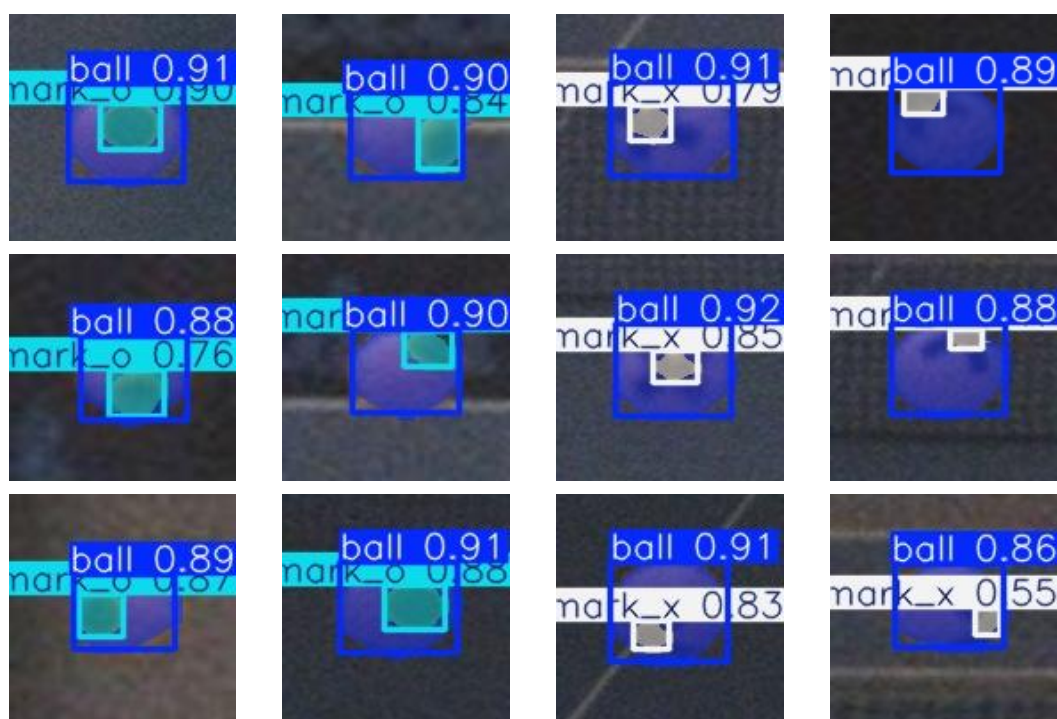


圖 4-4 桌球、圓形標記與 X 形標記偵測成功的範例

表 4-5 與表 4-6 顯示 15 組一般旋球以及 15 組側旋球樣本，在左右影像的 bbox 中有偵測到圓形標記以及 X 形標記的比例。整體而言，標記偵測成功率並不高，但並非歸因於偵測模型的表現不佳，而是由於桌球飛行期間不斷旋轉，導致標記可能旋轉到相機無法拍到的角度。大部分的 bbox 中，只要標記有出現，左右影像皆能夠穩定且平均的偵測到圓形標記以及 X 形標記，且左右影像對應的偵測成功率皆相近，這為後續的 3D 標記座標的計算以及旋轉軸計算提供良好基礎。

表 4-5 一般旋球第二階段偵測成功率

樣本編號	左圓形標記	左 X 形標記	右圓形標記	右 X 形標記
(2, 2)	37%	18%	29%	20%
(3, 3)	26%	35%	26%	24%
(4, 4)	28%	36%	30%	23%
(5, 2)	21%	35%	25%	23%
(6, 3)	29%	27%	25%	26%
(7, 4)	24%	23%	23%	22%
(8, 2)	19%	28%	27%	19%
(9, 3)	27%	24%	31%	18%
(9.9, 4)	34%	31%	33%	21%
(2, 5)	2%	59%	1%	46%
(3, 6)	26%	33%	25%	30%
(4, 7)	39%	11%	31%	14%
(2, 8)	28%	28%	25%	31%
(3, 9)	28%	36%	27%	31%
(4, 9.9)	23%	38%	32%	24%

表 4-6 側旋球第二階段偵測成功率

樣本編號	左圓形標記	左 X 形標記	右圓形標記	右 X 形標記
(2, 2)	16%	60%	15%	37%
(3, 3)	51%	19%	52%	7%
(4, 4)	28%	28%	25%	24%
(5, 2)	30%	28%	26%	28%
(6, 3)	23%	27%	26%	26%
(7, 4)	21%	31%	23%	24%
(8, 2)	23%	23%	23%	16%
(9, 3)	11%	32%	18%	21%
(9.9, 4)	29%	17%	26%	14%
(2, 5)	41%	6%	37%	10%
(3, 6)	27%	38%	23%	33%
(4, 7)	31%	33%	33%	25%
(2, 8)	29%	33%	29%	28%
(3, 9)	20%	41%	25%	28%
(4, 9.9)	36%	25%	27%	25%

4.3 3D 座標計算結果

4.3.1 3D 座標計算誤差分析

為評估 3D 重建的準確性，本研究計算所有 3D 座標(包含 3D 軌跡以及標記 3D 座標)的重投影誤差，亦即 3D 座標重新投影回左右相機的影像平面，並計算其與在原始影像中偵測位置的差異。以一般旋球樣本(4,4)為例，圖 4-5 為 3D 軌跡(每一幀的桌球中心點座標)的重投影誤差統計，圖 4-6 為標記座標的重投影

誤差統計，兩張圖中大部分的重投影誤差皆落在兩個像素以內，且平均誤差僅有約一個像素。本研究的 3D 重建範圍約位於 1 公尺至 4 公尺之間，對應的實際誤差約為 0.65 毫米至 2.6 毫米，顯示本研究的 3D 座標重建方法具備良好的準確性。

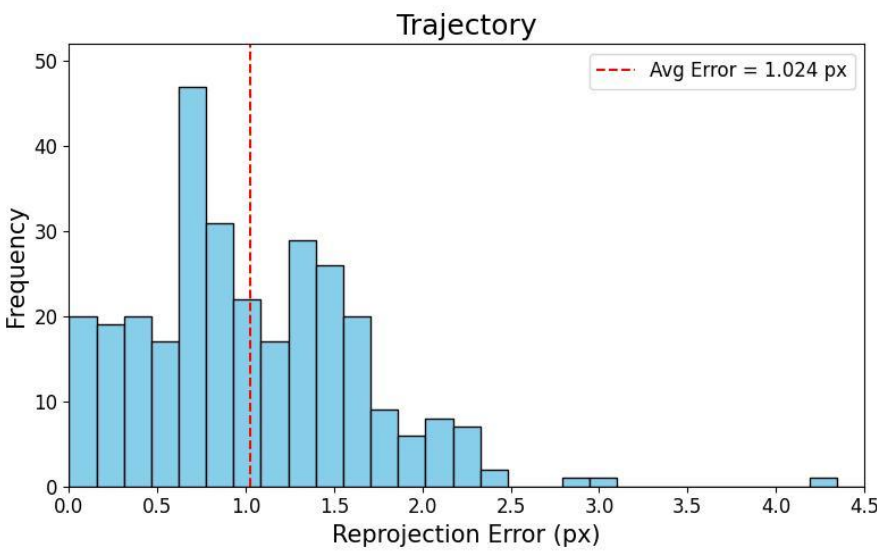


圖 4-5 一般旋球樣本(4, 4)的 3D 軌跡重投影誤差

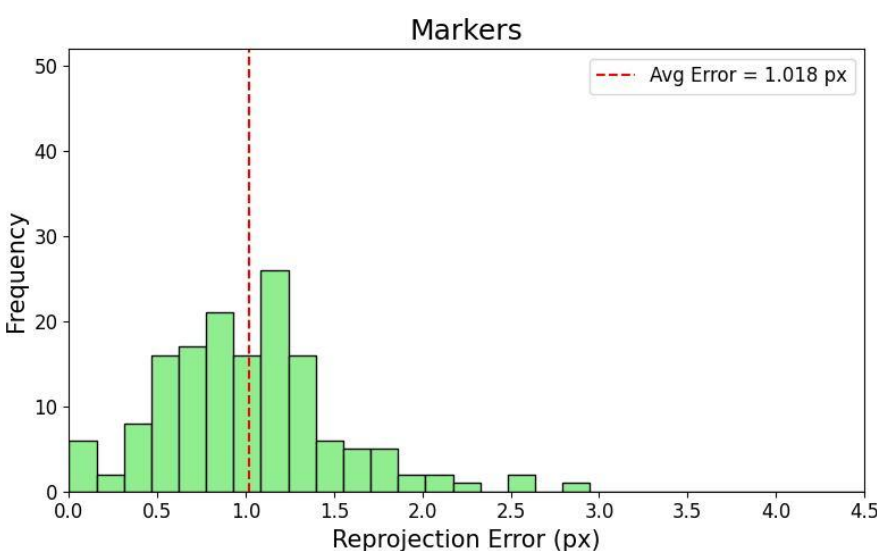


圖 4-6 一般旋球樣本(4, 4)的標記座標重投影誤差

4.3.2 3D 軌跡重建結果

儘管 4.3.1 計算的重投影誤差很小，若仔細觀察一般旋球樣本(4,4)的 3D 軌跡，可發現軌跡仍出現細微震盪(如圖 4-7 所示)。為了提升軌跡品質，本研究針對初步重建之 3D 軌跡，使用 KNN(K-Nearest Neighbors)方法移除異常點，接著透過 UKF(Unscented Kalman Filter)進行平滑處理，其結果如圖 4-8 所示，從圖中可明顯觀察到，軌跡在保持原始運動趨勢下，呈現出更連續且自然的變化。

圖 4-9 為 30 組樣本的重建的所有 3D 軌跡。

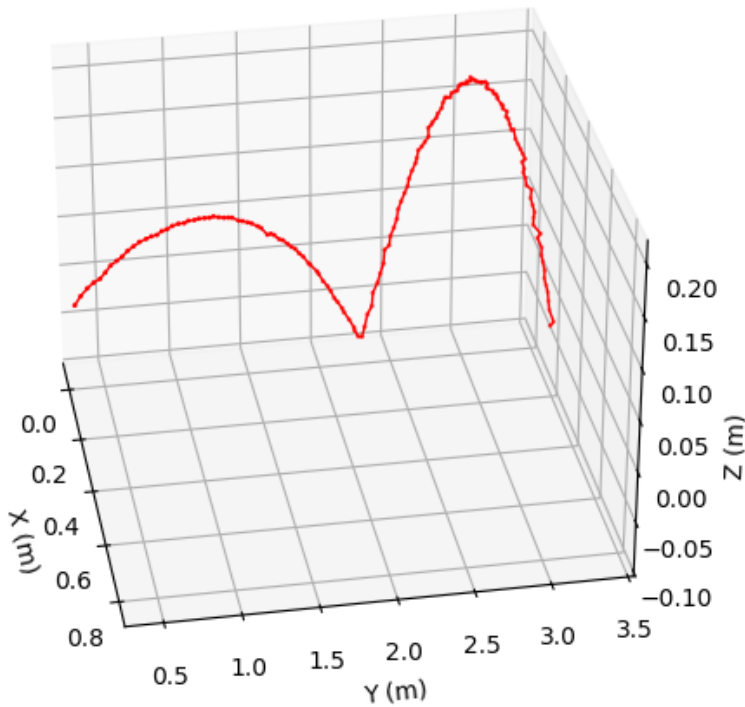


圖 4-7 一般旋球樣本(4,4)的原始 3D 軌跡

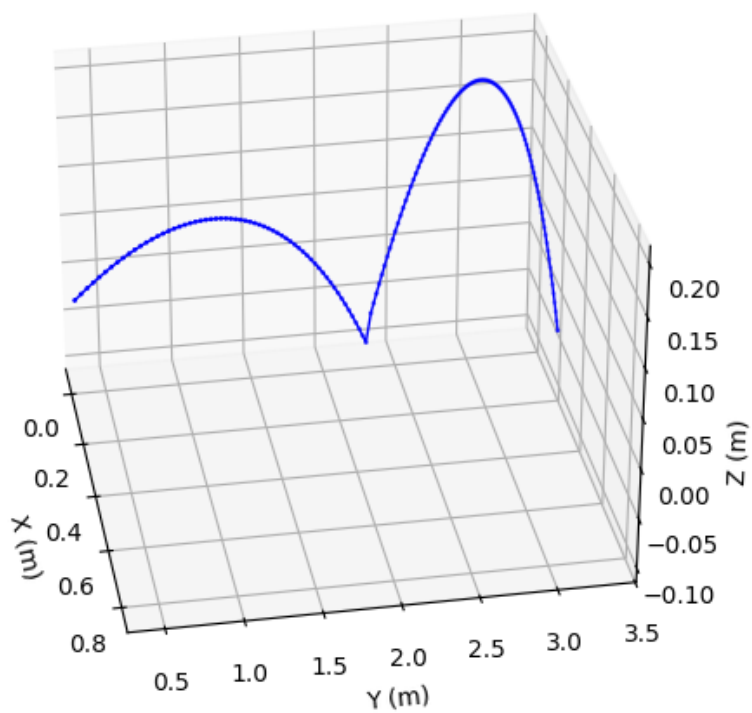


圖 4-8 一般旋球樣本(4, 4)平滑後的 3D 軌跡

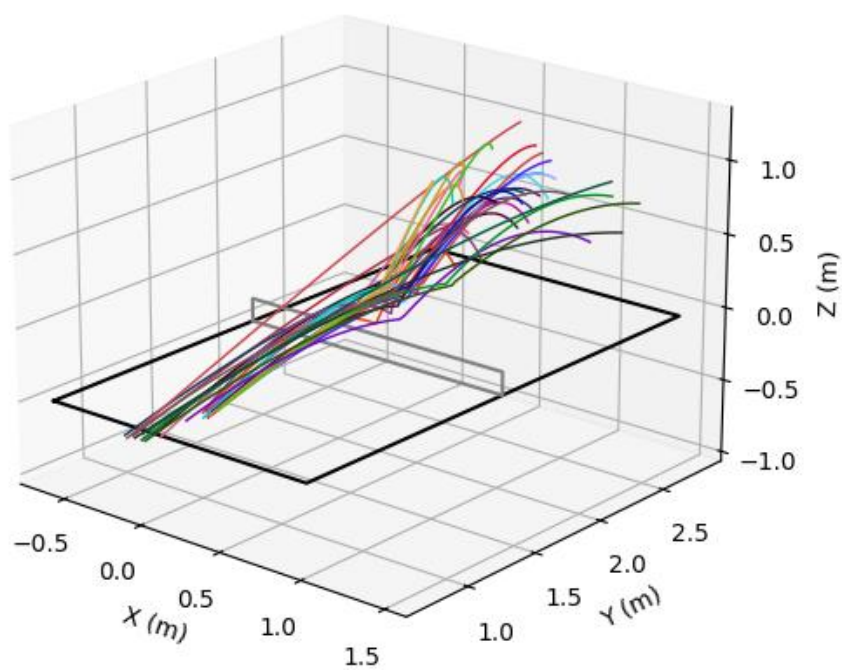


圖 4-9 30 組樣本的 3D 軌跡

4.3.3 桌球標記 3D 座標計算結果

本研究初步重建的標記 3D 座標，皆固定於對應軌跡點所延伸之球的表面上(如圖 3-12 所示)，亦即標記距離球心的位置皆固定為球的半徑。然而，原始軌跡經過 KNN 以及 UKF 處理，因此，本研究使標記座標跟隨軌跡移動，確保標記座標仍位於球的表面，更符合實際情形。如圖 4-10 所示，紅點為一般旋球樣本(4, 4)的所有標記座標，所有座標均勻分布於軌跡周圍，且與對應軌跡點的距離皆為球的半徑，此結果符合桌球隨球體自轉，帶動標記在球面上旋轉的行為。

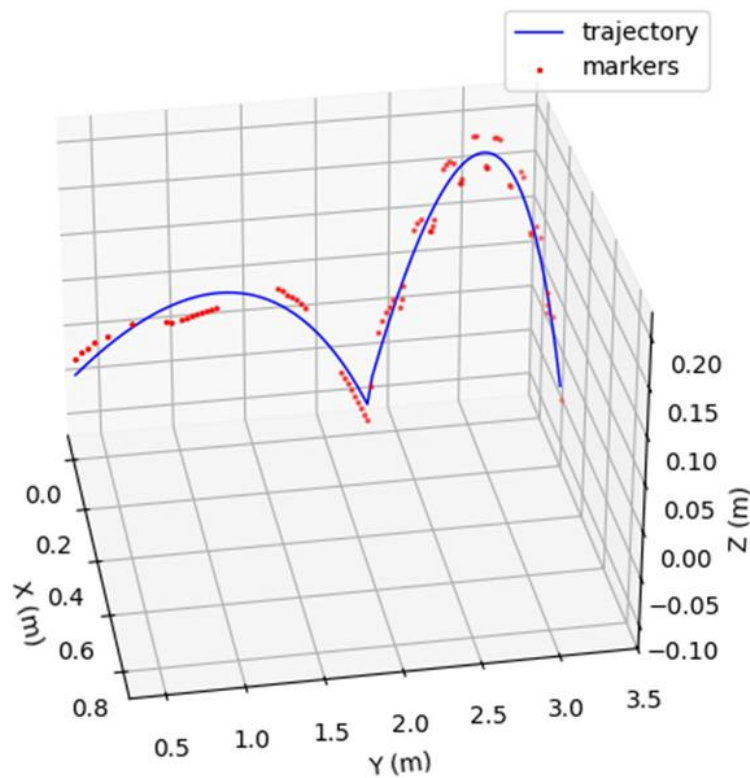


圖 4-10 一般旋球樣本(4, 4)的 3D 標記座標分布

4.4 旋轉速度計算結果

本研究透過 30 組樣本的 3D 軌跡以及標記 3D 座標，分別計算旋轉軸方向以及旋轉速度大小。由於每組樣本的飛行過程中皆包含一次與球桌的碰撞，造成旋轉狀態在碰撞前後產生變化，因此每組樣本皆被分為反彈前與反彈後的情形進行分析。其中仍有少部分樣本沒有碰撞球桌，因此並無反彈後的計算結果。

4.4.1 旋轉軸計算結果

表 4-7 與表 4-8 分別為 15 組一般旋球與 15 組側旋球樣本在反彈前後所計算出的旋轉軸方向(向量皆經過歸一化處理)。

表 4-7 一般旋球旋轉軸計算結果

樣本編號	反彈前旋轉軸	反彈後旋轉軸
(2, 2)	[0.7438, 0.6428, 0.1833]	[-0.9241, -0.3815, 0.0219]
(3, 3)	[-0.8519, 0.3427, 0.396]	[-0.9227, -0.378, 0.0759]
(4, 4)	[-0.9927, -0.1049, -0.0592]	[-0.9175, -0.3848, -0.1006]
(5, 2)	[-0.9307, -0.3637, -0.0381]	[-0.8906, -0.4537, -0.0318]
(6, 3)	[-0.8995, -0.4362, 0.0258]	[-0.8968, -0.4355, 0.0779]
(7, 4)	[-0.9162, -0.3992, 0.0346]	NAN
(8, 2)	[-0.9024, -0.4306, 0.0149]	[-0.8612, -0.3768, 0.3413]
(9, 3)	[-0.9103, -0.4124, 0.0364]	[-0.9034, -0.4151, 0.1077]
(9.9, 4)	[-0.8974, -0.4409, -0.0162]	[-0.8942, -0.429, -0.1276]
(2, 5)	[-0.5205, -0.8534, 0.0293]	[-0.3719, -0.9234, 0.0953]
(3, 6)	[0.8439, 0.5364, 0.0008]	[0.9774, 0.1224, 0.1721]
(4, 7)	[0.9196, 0.3867, 0.0692]	[0.8187, 0.5737, 0.023]
(2, 8)	[0.8774, 0.4794, -0.0194]	[0.8714, 0.4803, -0.0997]
(3, 9)	[0.9059, 0.4223, 0.0308]	NAN
(4, 9.9)	[0.9343, 0.3563, 0.0087]	NAN

表 4-8 側旋球旋轉軸計算結果

樣本編號	反彈前旋轉軸	反彈後旋轉軸
(2, 2)	[-0.1558, -0.9827, 0.0998]	[0.932, 0.3541, 0.0777]
(3, 3)	[0.5209, -0.8105, -0.2679]	[-0.9414, -0.3234, 0.096]
(4, 4)	[-0.8039, -0.2357, 0.546]	[-0.8857, -0.4398, 0.1488]
(5, 2)	[-0.7544, -0.3975, 0.5223]	[-0.7749, -0.4798, 0.4116]
(6, 3)	[-0.7631, -0.4437, 0.4698]	[-0.8033, -0.4742, 0.3604]
(7, 4)	[-0.7762, -0.4136, 0.4758]	[-0.7668, -0.494, 0.4098]
(8, 2)	[-0.7745, -0.4129, 0.4792]	[-0.7487, -0.3738, 0.5474]
(9, 3)	[-0.7155, -0.4038, 0.5702]	[-0.7095, -0.526, 0.4689]
(9.9, 4)	[-0.7722, -0.3653, 0.5198]	NAN
(2, 5)	[0.6531, 0.6003, -0.4616]	[0.2538, -0.6193, 0.743]
(3, 6)	[0.743, 0.4496, -0.4958]	[0.3176, -0.1859, 0.9298]
(4, 7)	[0.7661, 0.2945, -0.5713]	[0.8018, 0.4064, 0.4381]
(2, 8)	[0.7856, 0.3948, -0.4763]	[0.605, 0.3212, 0.7285]
(3, 9)	[0.6842, 0.2904, -0.669]	NAN
(4, 9.9)	[0.8025, 0.3625, -0.4739]	NAN

因發球機由球桌的右半部朝對向球桌的左半部方向發球，在一般旋球的旋轉軸計算結果中，大部分樣本於反彈前後的旋轉軸向量皆在 X、Y 方向具有較大分量，Z 方向分量相對較小，顯示在出球角度為 0 度的情況下，旋轉軸與球桌幾乎呈現水平，與預期的一般旋球狀態相符。

相較之下，側旋球的旋轉軸向量則顯示出 Z 方向分量明顯較一般旋球大，表示旋轉軸方向明顯偏離水平，產生斜向旋轉，此結果與側旋球出球角度設定為 45 度的實驗條件相符，說明旋轉軸方向會因發球角度改變而產生空間傾斜。圖 4-11 為所有一般旋球以及側旋球的旋轉軸，可更明顯觀察到兩者的旋轉軸差異。

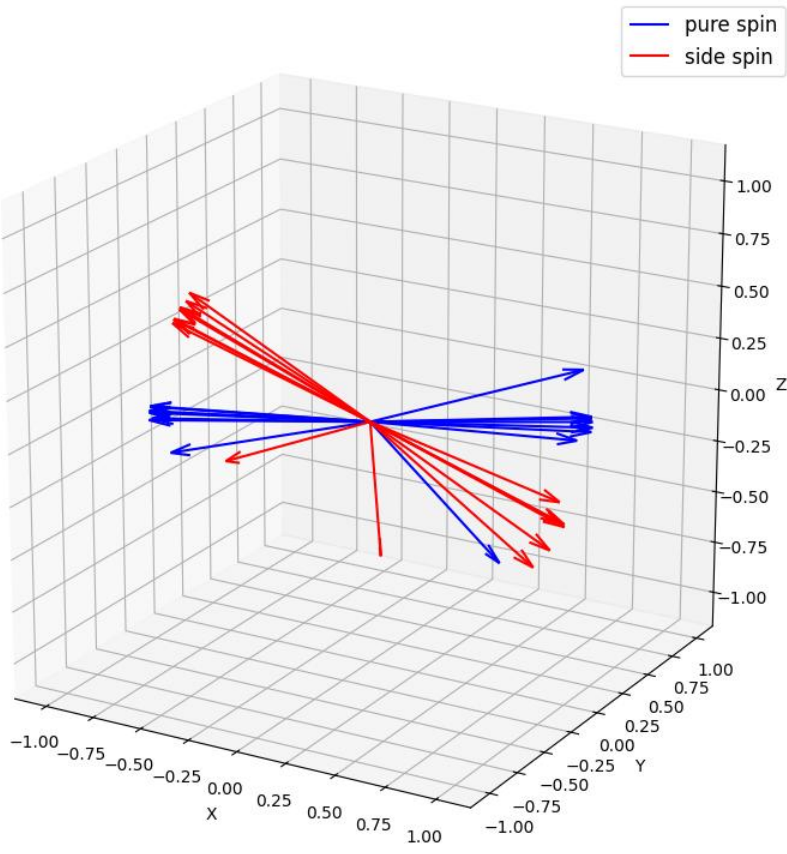


圖 4-11 一般旋球與側旋球的所有旋轉軸

然而，仍有少部分的旋轉軸估算結果出現偏差，其主要原因在於所偵測到的標記座標僅分布於球體的單一側，使得標記點在空間中呈現接近共線的排列，難以構成穩定的平面，此情況下使用奇異值分解所擬合出平面方向將變得不穩定，進而導致旋轉軸方向錯誤。以側旋球樣本(2,5)為例，圖 4-12 與圖 4-13 分別為其反彈前以及反彈後的旋轉軸，在圖 4-12 中，標記點分布於球的兩側，空間覆蓋良好，故擬合出的旋轉平面方向正確且穩定。然而，圖 4-13 中，標記點明顯集中於球的同一側，空間分布侷限，導致擬合結果可能偏離實際旋轉軸方向。此結果顯示，標記點在空間中的分布完整性是影響旋轉軸估算正確性的關鍵因素之一。

整體而言，本研究提出的旋轉軸估算方法能穩定地反映多數樣本的旋轉方向特性，並成功區分一般旋球與側旋球發球條件下旋轉軸方向差異。

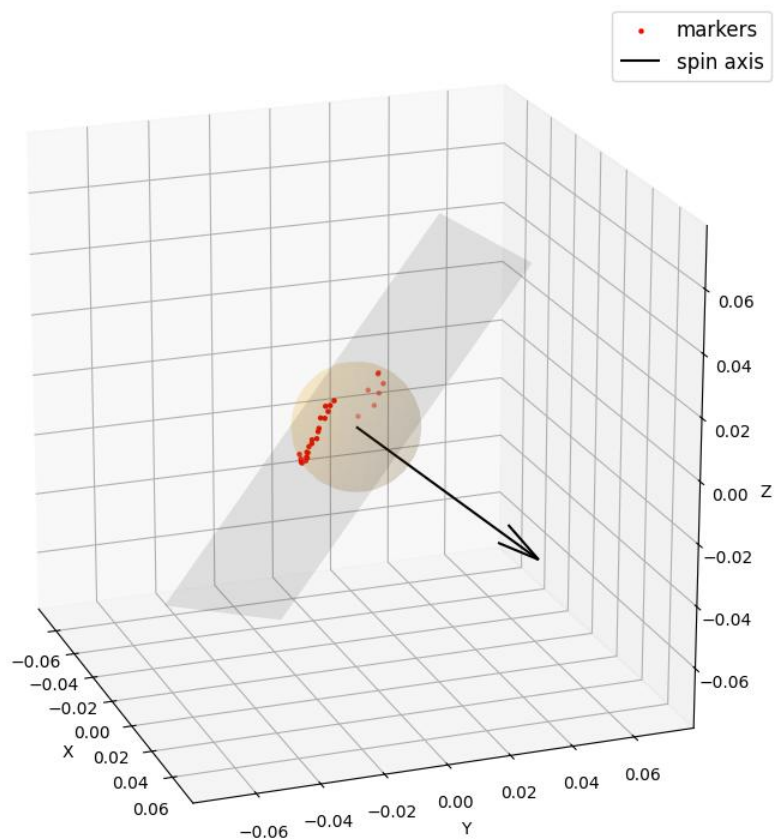


圖 4-12 側旋球(2,5)反彈前的旋轉軸

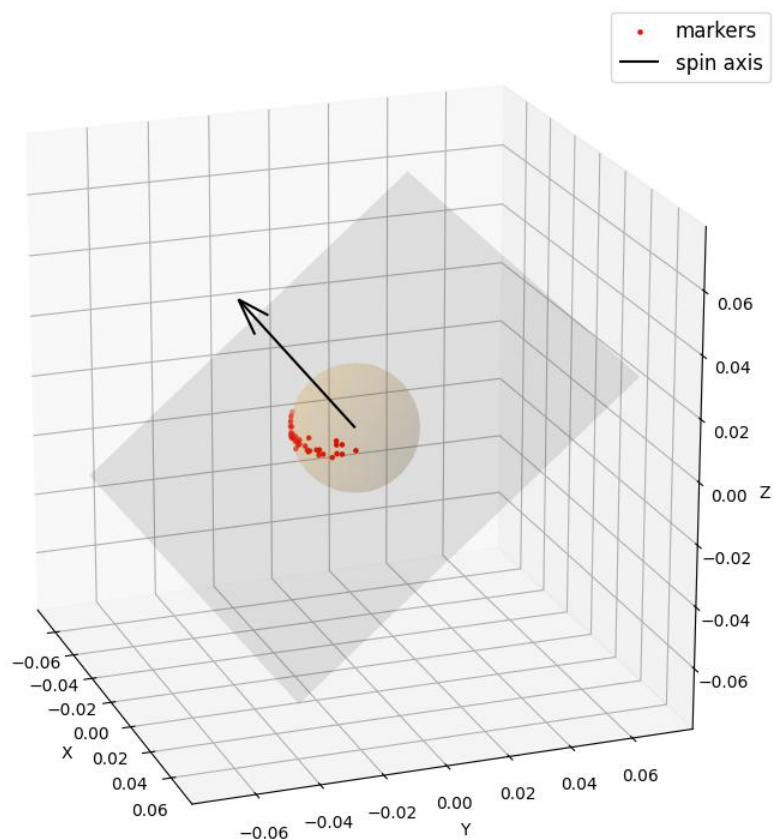


圖 4-13 側旋球(2, 5)反彈後的旋轉軸

4.4.2 旋轉速度大小計算結果

表 4-9 與表 4-10 分別為 15 組一般旋球以及 15 組側旋球樣本在反彈前後的旋轉速度大小計算結果，其單位為每秒圈數(Revolutions Per Second, RPS)。

表 4-9 一般旋球旋轉速度計算結果

樣本編號	反彈前旋轉速度大小(RPS)	反彈後旋轉速度大小(RPS)
(2, 2)	3.74	8.21
(3, 3)	4.10	11.78
(4, 4)	4.37	11.32
(5, 2)	19.33	26.55
(6, 3)	28.66	33.44
(7, 4)	36.54	NAN
(8, 2)	80.97	94.64
(9, 3)	79.03	92.52
(9.9, 4)	68.77	84.98
(2, 5)	14.97	7.45
(3, 6)	9.12	3.90
(4, 7)	6.24	6.23
(2, 8)	24.52	17.82
(3, 9)	26.56	NAN
(4, 9.9)	26.19	NAN

表 4-10 側旋球旋轉速度計算結果

樣本編號	反彈前旋轉速度大小(RPS)	反彈後旋轉速度大小(RPS)
(2, 2)	4.38	8.75
(3, 3)	8.38	10.10
(4, 4)	3.76	11.07
(5, 2)	23.90	29.00
(6, 3)	31.42	40.10
(7, 4)	35.96	73.46
(8, 2)	84.03	93.64
(9, 3)	78.88	87.95
(9.9, 4)	65.23	NAN
(2, 5)	11.39	6.60
(3, 6)	9.54	5.35
(4, 7)	4.94	6.99
(2, 8)	29.42	19.27
(3, 9)	27.13	NAN
(4, 9.9)	24.78	NAN

整體而言，旋轉速度皆低於 100 RPS，符合先前研究所提出旋轉速度小於 150 RPS 的理論範圍[28, 38]。為進一步探討旋轉速度的變化趨勢，本研究將計算結果重新整理，分析發球機上下輪等級差對應的旋轉速度變化情形。由於旋轉速度為上、下輪等級的交互作用所致，理論上在相同等級差的條件下，應產生相近的旋轉速度，此外，旋轉速度大小亦預期與上下輪等級差呈正相關。考量實際觀察結果中旋轉速度的變化趨勢並非線性，而是隨著轉速差增大而呈現

彎曲上升的趨勢，故本研究採用二次多項式回歸模型進行擬合，除了可捕捉非線性關係外，亦能更準確地描述上下輪等級差與旋轉速度之間的變化曲線。

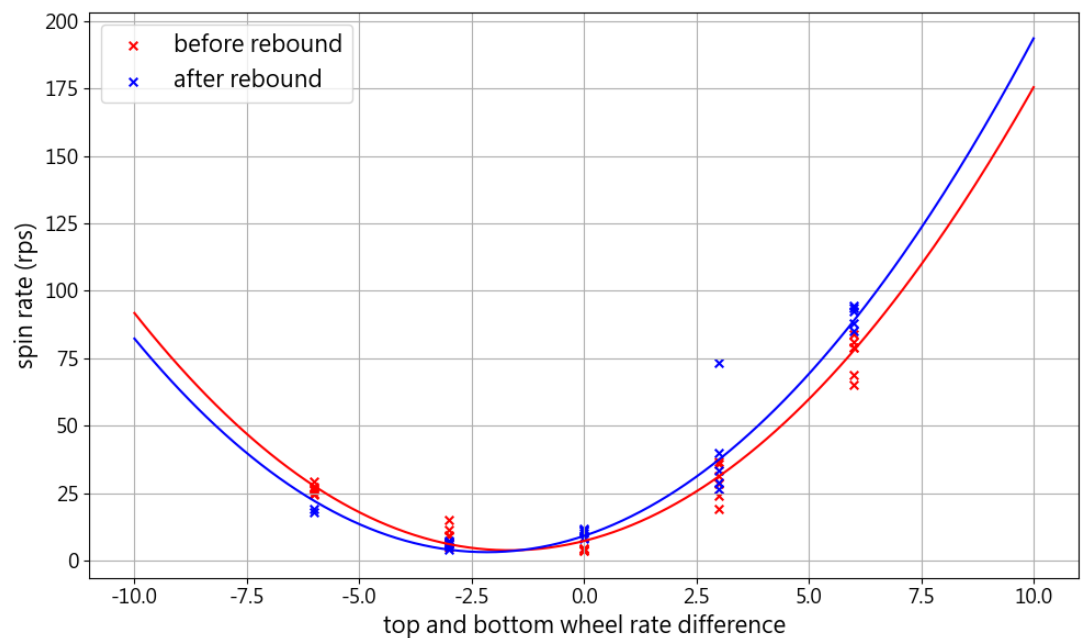


圖 4-14 上下輪等級差與旋轉速度大小的多項式回歸結果

如圖 4-14 所示，在上下輪等級差與旋轉速度大小的二次多項式回歸結果中，整體而言，可觀察到當上下輪等級差越大，所產生的旋轉速度亦越高，符合旋轉激發於兩輪速度差異的基本原理。在上輪等級大於下輪等級(即上旋球)的條件下，旋轉速度大小隨參數差的變化幅度顯著上升，最大差值(+10)對應的旋轉速度可達約 175 RPS。在上輪等級小於下輪等級(即下旋球)的條件下，旋轉速度大小變化幅度明顯較小，輪速最大差值(-10)對應的旋轉速度約為 90 RPS。此外，對比反彈前與反彈後的回歸曲線，上旋球在反彈後旋轉速度大小有略為增加的趨勢，相對地，下旋球則在反彈後旋轉速度大小普遍下降。

第5章 結論與未來展望

5.1 結論

本研究建立了一套完整的桌球旋轉速度估算方法，過去多數與旋轉速度估算相關的研究中，皆使用數台(兩台或以上)大於 300 FPS 的高速相機拍攝，可計算出的最大旋轉速度皆低於 100 RPS。然而，本研究僅使用兩台 200 FPS 等級的高速相機，即可穩定估算出桌球實際的旋轉速度，並且可估算出超過 90 RPS 的旋轉速度大小。

在桌球與標記的追蹤方法方面，本研究採用 YOLOv11 進行兩階段偵測，即使在高速攝影下產生動態模糊，或因照明閃爍導致影像亮度不一致的情況下，亦能保持穩定且精確的辨識。實驗結果顯示，第一階段的桌球偵測成功率皆超過 85%，第二階段在標記可見的條件下，亦能夠穩定的偵測到兩種不同的標記圖案。

在旋轉速度分析部分，本研究針對 30 組不同發球條件進行計算，每組皆分別計算出與球桌反彈前後的旋轉軸與旋轉速度大小。旋轉軸的估算結果顯示，本研究使用的方法能有效區分一般旋球(發球角度為 0 度)與側旋球(發球角度為 45 度)，進一步驗證了旋轉軸估算的準確性。在旋轉速度大小方面，觀察結果顯示發球機參數與旋轉速度大小之間存在非線性關係，因此本研究採用二次多項式回歸建立其數學模型。

綜合而言，本研究證實即使在較低拍攝幀率的限制下，仍可達成準確且穩定的旋轉速度估算。此研究成果不僅降低了系統建置門檻，更為未來運動分析、訓練輔助與桌球機器人等應用提供了可行且具擴展性的技術基礎。

5.2 未來展望

本研究提出的桌球旋轉速度估算方法，未來可延伸發展的項目包含：

1. 即時運算：本研究尚未針對整體系統的處理時間進行最佳化，在拍攝與偵測階段皆需較長的處理時間。未來若能整合更高效的影像處理流程與硬體加速技術，將可實現即時運算，有助於在實際桌球訓練中即時回饋旋轉資訊，提升訓練效率與互動性。
2. 分析桌球選手的擊球：目前本系統僅應用於分析由發球機所發出的球，雖有助於建立基準模型，但發球機仍無法完整模擬實戰中複雜多變的擊球情境。未來可進一步擴展本系統至真實比賽與訓練場域中，針對選手實際擊出的球進行旋轉分析，藉此輔助技術評估與個人化訓練建議。
3. 基於影像序列旋轉速度分級系統：本研究建立的旋轉估算系統，未來可進一步發展為基於 AI 的旋轉速度自動分級系統。具體而言，可使用包含時間資訊的連續影像序列作為輸入特徵，並以本研究所量測得到的旋轉速度估算結果作為學習目標，進行監督式學習模型的訓練。透過這類時間序列資料與準確標註的旋轉資訊，模型能學習影像變化與旋轉強度間的對應關係，進而自動判斷不同旋轉速度的等級。

未來若能結合即時運算能力、擴展至選手實戰擊球分析，並搭配 AI 模型建構自動化旋轉速度分級系統，將有望推動桌球運動進入更高階的數據分析與智慧輔助訓練階段。

參考文獻

- [1] C.E. Yang, K.Y. Huang, Y.R. Chen, and K.P. Kuo, "桌球發球機對技術訓練之探討," *休閒事業研究*, vol. 21, no. 4, pp. 1 – 10, 2023.
- [2] M. Esfandiarpour, S. M. Mirshabani, and E. M. Miandoab, "Ball Detection Algorithms Enhancement in Sport Robots," in *2024 13th Iranian/3rd International Machine Vision and Image Processing Conference (MVIP)*, 6–7 March 2024 2024, pp. 1–6, doi: 10.1109/MVIP62238.2024.10491187.
- [3] 黃奕晨, "乒乓球機器人之球軌跡追蹤與預測," 碩士, 自動化科技研究所, 國立臺北科技大學, 台北市, 2019. [Online]. Available: <https://hdl.handle.net/11296/d84ckx>
- [4] 莊錦佳, "基於視覺感測之球軌跡估測," 碩士, 電機工程系, 國立高雄科技大學, 高雄市, 2020. [Online]. Available: <https://hdl.handle.net/11296/cf35ze>
- [5] 劉俊霆, "使用長短期記憶神經網路預測桌球軌跡," 碩士, 電機工程系, 國立高雄科技大學, 高雄市, 2020. [Online]. Available: <https://hdl.handle.net/11296/bjrsr3>
- [6] H.I. Lin, Z. Yu, and Y.C. Huang, "Ball tracking and trajectory prediction for table-tennis robots," *Sensors*, vol. 20, no. 2, p. 333, 2020. [Online]. Available: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7014400/>.
- [7] J. Tebbe, Y. Gao, M. Sastre-Rienietz, and A. Zell, "A table tennis robot system using an industrial kuka robot arm," in *Pattern Recognition: 40th German Conference, GCPR 2018, Stuttgart, Germany, October 9-12, 2018, Proceedings 40*, 2019: Springer, pp. 33–45.
- [8] S. Miyata, H. Saito, K. Takahashi, D. Mikami, M. Isogawa, and H. Kimata, "Ball 3D Trajectory Reconstruction without Preliminary Temporal and Geometrical Camera Calibration," in *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 21–26 July 2017 2017, pp. 164–169, doi: 10.1109/CVPRW.2017.26.
- [9] H.T. Chen, W.J. Tsai, S.Y. Lee, and J.Y. Yu, "Ball tracking and 3D trajectory approximation with applications to tactics analysis from single-camera volleyball sequences," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 60, pp. 641–667, 2012.
- [10] J. Tebbe, L. Klamt, Y. Gao, and A. Zell, "Spin detection in robotic table tennis," in *2020 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*, 2020: IEEE, pp. 9694–9700.
- [11] R. Voeikov, N. Falaleev, and R. Baikulov, "TTNet: Real-time temporal and spatial video analysis of table tennis," in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2020, pp. 884–885.

- [12] Y.J. Chen and Y.S. Wang, "Tracknetv3: Enhancing shuttlecock tracking with augmentations and trajectory rectification," in *Proceedings of the 5th ACM International Conference on Multimedia in Asia*, 2023, pp. 1–7.
- [13] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 779–788.
- [14] M. Buric, M. Pobar, and M. Ivacic-Kos, "Ball detection using YOLO and Mask R-CNN," in *2018 International conference on computational science and computational intelligence (CSCI)*, 2018: IEEE, pp. 319–323.
- [15] T. Zhang, X. Zhang, Y. Yang, Z. Wang, and G. Wang, "Efficient golf ball detection and tracking based on convolutional neural networks and kalman filter," *arXiv preprint arXiv:2012.09393*, 2020.
- [16] R. Mundharikar, N. Sindhwani, and R. Vashisth, "Cricket Ball Tracking Using YOLO v5," in *International Conference on Frontiers of Intelligent Computing: Theory and Applications*, 2024: Springer, pp. 649–661.
- [17] R. Deepa, E. Tamilselvan, E. Abrar, and S. Sampath, "Comparison of yolo, ssd, faster rcnn for real time tennis ball tracking for action decision networks," in *2019 International conference on advances in computing and communication engineering (ICACCE)*, 2019: IEEE, pp. 1–4.
- [18] H.T. Chiang, B.Y. Tseng, J.L. Chen, and H.C. Hsieh, "Trajectory analysis in UKF: Predicting table tennis ball flight parameters," *IT Professional*, vol. 26, no. 3, pp. 65–72, 2024.
- [19] H. Su, Z. Fang, D. Xu, and M. Tan, "Trajectory prediction of spinning ball based on fuzzy filtering and local modeling for robotic ping-pong player," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 62, no. 11, pp. 2890–2900, 2013.
- [20] J. Kim, M. Ra, H. Lee, J. Kim, and W.Y. Kim, "Precise 3D baseball pitching trajectory estimation using multiple unsynchronized cameras," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 166463–166475, 2019.
- [21] S. Wang, Y. Xu, Y. Zheng, M. Zhu, H. Yao, and Z. Xiao, "Tracking a golf ball with high-speed stereo vision system," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 68, no. 8, pp. 2742–2754, 2018.
- [22] P. Ponglertnapakorn and S. Suwajanakorn, "Where Is The Ball: 3D Ball Trajectory Estimation From 2D Monocular Tracking," in *Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference*, 2025, pp. 6122–6131.
- [23] Q. Li, R. Li, K. Ji, and W. Dai, "Kalman filter and its application," in *2015 8th international conference on intelligent networks and intelligent systems (ICINIS)*, 2015: IEEE, pp. 74–77.

- [24] Y. Zhang, Z. Sun, C. Lu, and J. Wang, "Stable Binocular Vision Tracking Based on Kalman Filtering with Motion State Estimation," in *2021 WRC Symposium on Advanced Robotics and Automation (WRC SARA)*, 2021: IEEE, pp. 59–66.
- [25] Y. Zhang, R. Xiong, Y. Zhao, and J. Wang, "Real-time spin estimation of ping-pong ball using its natural brand," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 64, no. 8, pp. 2280–2290, 2015.
- [26] J. Glover and L. P. Kaelbling, "Tracking the spin on a ping pong ball with the quaternion bingham filter," in *2014 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*, 2014: IEEE, pp. 4133–4140.
- [27] T. Gossard, J. Krismer, A. Ziegler, J. Tebbe, and A. Zell, "Table tennis ball spin estimation with an event camera," in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2024, pp. 3347–3356.
- [28] S. Tamaki, S. Yamagata, and S. Hashizume, "Spin measurement system for table tennis balls based on asynchronous non-high-speed cameras," *International Journal of Computer Science in Sport*, vol. 23, pp. 37–53, 2024.
- [29] S. Furuno, K. Kobayashi, T. Okubo, and Y. Kurihara, "A study on spin-rate measurement using a uniquely marked moving ball," in *2009 ICCAS-SICE*, 2009: IEEE, pp. 3439–3442.
- [30] T. Tamaki, H. Wang, B. Raytchev, K. Kaneda, and Y. Ushiyama, "Estimating the spin of a table tennis ball using inverse compositional image alignment," in *2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2012: IEEE, pp. 1457–1460.
- [31] T. Gossard, J. Tebbe, A. Ziegler, and A. Zell, "Spindoe: A ball spin estimation method for table tennis robot," in *2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2023: IEEE, pp. 5744–5750.
- [32] Y. Huang, D. Xu, M. Tan, and H. Su, "Trajectory prediction of spinning ball for ping-pong player robot," in *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2011: IEEE, pp. 3434–3439.
- [33] J. Achterhold, P. Tobuschat, H. Ma, D. Büchler, M. Muehlebach, and J. Stueckler, "Black-box vs. gray-box: A case study on learning table tennis ball trajectory prediction with spin and impacts," in *Learning for Dynamics and Control Conference*, 2023: PMLR, pp. 878–890.
- [34] D. Gallup, J. M. Frahm, P. Mordohai, and M. Pollefeys, "Variable baseline/resolution stereo," in *2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 23–28 June 2008 2008, pp. 1–8, doi: 10.1109/CVPR.2008.4587671.
- [35] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 11, pp. 1330–1334, 2000, doi: 10.1109/34.888718.

- [36] R. Khanam and M. Hussain, "Yolov11: An overview of the key architectural enhancements," *arXiv preprint arXiv:2410.17725*, 2024.
- [37] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Communications of the ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381–395, 1981.
- [38] K. Yoshida, K. Yamada, S. Tamaki, H. Naito, and M. Kaga, "The rotation speed of the service ball delivered by world-class table tennis players," *Japan Soc Phys Educ Health Sport Sci*, vol. 59, no. 1, pp. 227–236, 2014.