

計畫執行成果報告

計畫名稱：水下影像之魚體即時偵測及追蹤

學生姓名：謝宜靜

就讀系所：電機工程學系

學生學號：00553148

指導教授：王榮華

研究期間：106 年 9 月 1 日至 107 年 8 月 31 日底止，共計 1 年。

摘要

本計畫擬開發一水下影像魚體即時偵測及追蹤演算法，嘗試透過機器學習的方法，克服水下影像容易造成影像模糊不清之光影劇烈變化、光線不足、畫面晃動、水中雜質及色散導致的霧化效應等影響，以解決傳統使用影像處理技術不利於分割背景及目標物件的常見問題。

本文將依序說明兩種分割水下魚體的方法與實驗結果，並且呈現以接近即時的速度應用於水下影像進行魚體 Bounding Box 的成果。第一種方法透過 Google 提供的 Google Cloud Vision API 對目標魚體進行圖片內容分析以建立好的機器學習模型，再進行單張影像的 bounding box 物件偵測；第二種方法利用 Faster R-CNN 對影像中的目標魚隻進行偵測與追蹤，精確度不但大大提升，一次也可以偵測出一隻以上的魚隻，解決在第一個方法中遇到的困難：魚體的游動方向非平行左右的情況或多魚重疊的環境下，都會造成框出來的 bounding box 不夠精確甚至框出錯誤的目標物。

目錄

一、前言.....	4
二、研究動機與目的.....	4
三、研究材料與方法.....	4
四、結果.....	7
五、討論(含結論與建議).....	9
六、參考文獻.....	9
七、計畫成果自評與指導教授評語.....	9

一、 前言

台灣地理位置四面環海，具有寬廣的海上場域，海域棲地多樣複雜，東西部海域還有黑潮、黑潮支流、大陸沿岸水及台灣海峽暖水流過，不同洋流帶來不同魚群，使台灣具備多樣性魚種，豐富的海洋生物資源進而擁有得天獨厚的漁業資源。台灣的養殖漁業發展，在全球一直佔有不容小覷的地位，身為海洋大學的學生，我更能切身體會台灣與養殖漁業之間密不可分的關係。

長年以來，台灣養殖漁業除了易受颱風、寒害等氣候環境影響，更飽受魚病害威脅，已強烈影響該產業的穩定發展，此外，國內工商業蓬勃發展，導致漁村勞力外流，漁業從業人口漸趨老化，國外箱網養殖產業崛起，許多的因素都導致養殖成本增加、削價競爭，造成養殖利潤減少，產業經營舉步維艱。

二、 研究動機與目的

現今全球的主流趨勢包含：人工智慧、自動化技術、物聯網和大數據分析等，多數世界上水產養殖大國已朝向結合上述技術在養殖漁業上以建立智慧化養殖模式，其中，用於長時間監控養殖場域水下影像的水下攝影機尤其重要，以水下影像為基礎進行如即時監控魚體健康、魚蝦的活動性等，可遠端接收養殖場域現場即時畫面，相比傳統養殖，這樣的智慧養殖技術可以有效率的因應各種突發狀況、大幅降低人力、飼料飄失耗費等，甚至藉由觀察特定病魚的表現方式進而獲取該疾病的重要資訊以利未來魚病防治與治療的發展，根本性的解決漁業資源短缺的問題，帶來更高的養殖效益。

然而水下攝影機所擷取的水下畫面存在許多雜訊干擾，如畫面晃動，光影劇烈變化、光線不足，水中環境雜質過多及色散導致的霧化效應等問題，以致於連影像處理的前置物件偵測，水下環境都困難於陸上環境，遑論更進階的水下影像魚隻偵測與追蹤，因此本計畫目的在於透過人工智慧的方式對水下影像的魚隻做即時的偵測及追蹤，作為日後針對目標魚體進行研究分析、蒐集相關成長狀態及行為模式等重要前處理技術。

三、 研究材料與方法

原先計畫透過 Google 提供的 Google Cloud Vision API 對目標魚體進行圖片內容分析以建立好的機器學習模型，再進行單張影像的 bounding box 物件偵測，然而這樣的實驗結果並不如預期，如圖一，只要在魚體的游動方向非平行左右的情況或多魚重疊的環境下，都會造成框出來的 bounding box 不夠精確甚至框出錯誤的目標，除此之外，這個方法只允許針對單隻魚進行 bounding box，考慮到效率及精確度的問題，我便嘗試了另一個方法。

利用 Faster R-CNN 對影像中的目標魚隻進行偵測與追蹤，精確度不但大大提升，一次也可以偵測出一隻以上的魚隻，解決在第一個方法中遇到的困難(參考圖二中藍色細框為 Faster R-CNN 偵測到的魚隻)。

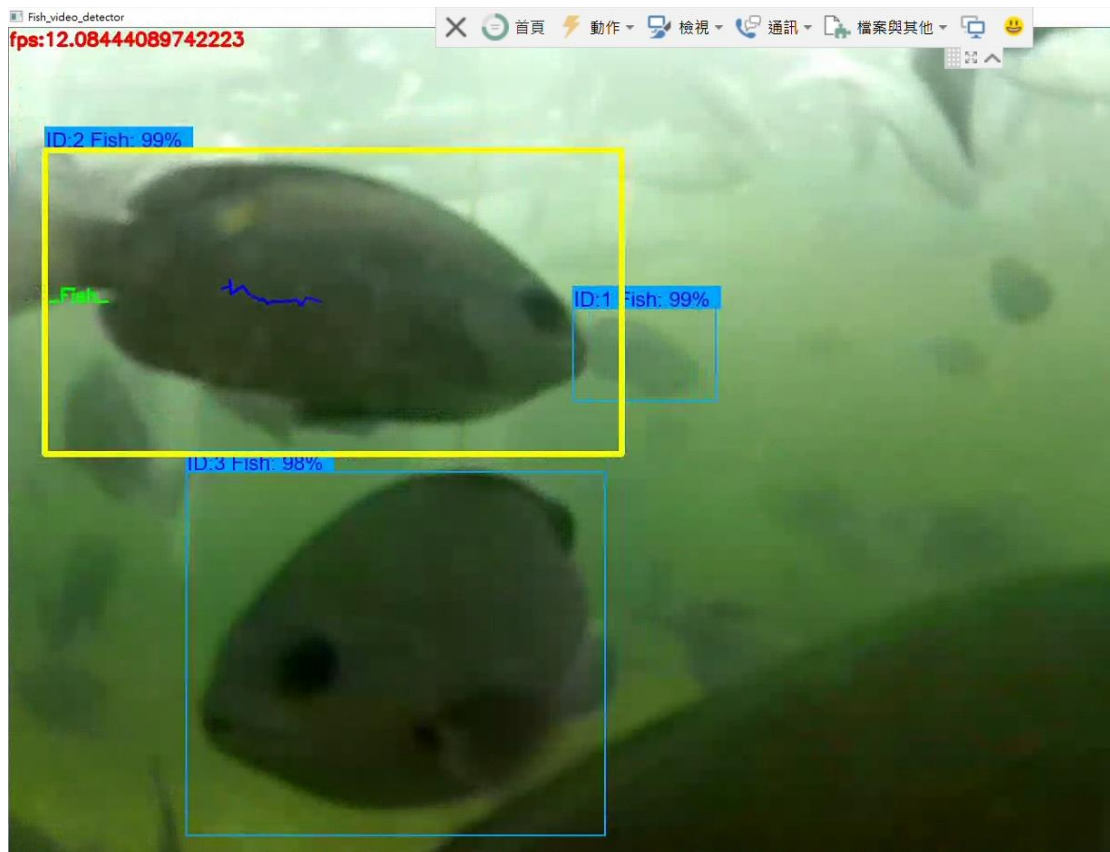


圖一、Google Cloud Vision API 軟體操作結果 (a).魚體游動方向非左右平行 (b).多魚重疊。

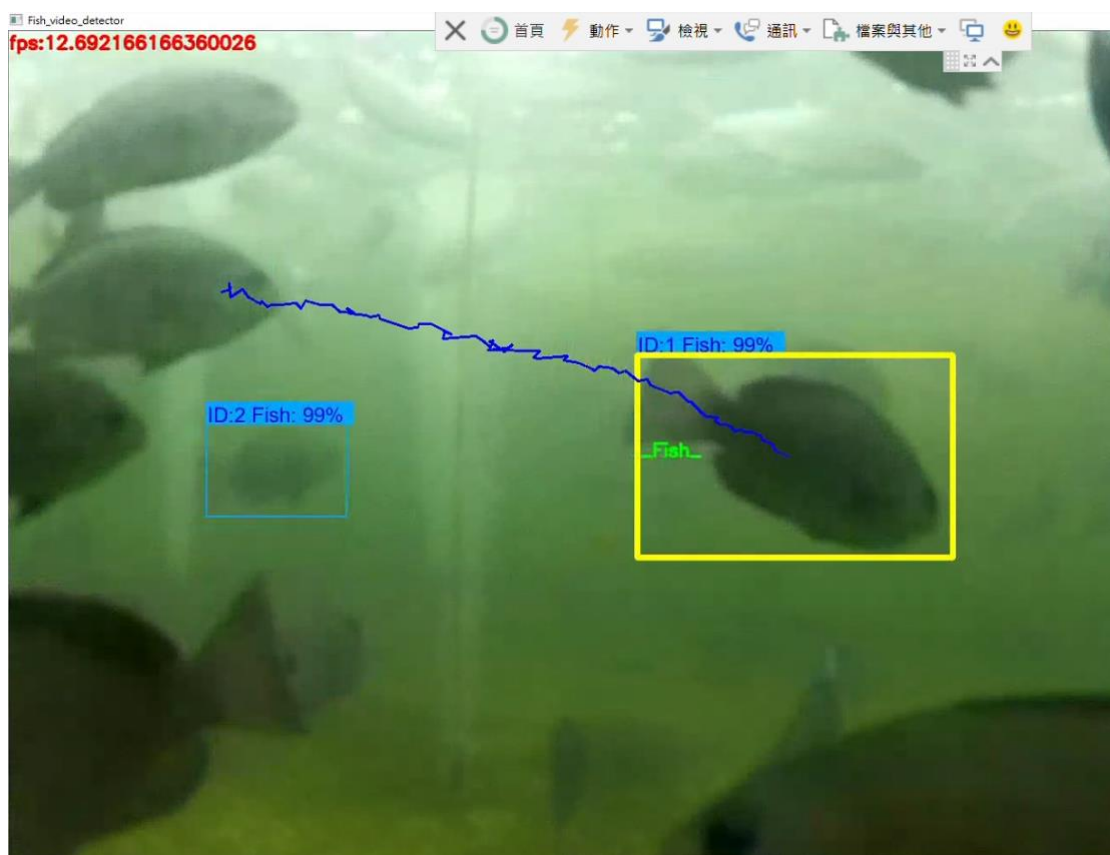


圖二、Faster R-CNN 結果 (a).魚體游動方向非左右平行 (b).多魚重疊。

另外，以追蹤單隻魚為目標，透過記錄每次目標魚隻移動的軌跡（參考圖三、圖四中的藍色實線）以增加 bounding box 的精確度並對 Faster R-CNN 在影片中下個幀數裡未偵測到的目標魚隻做可能移動位置預測來加強此計畫對 Faster R-CNN 的獨立性，最後用 fps 評估此演算法的效果。



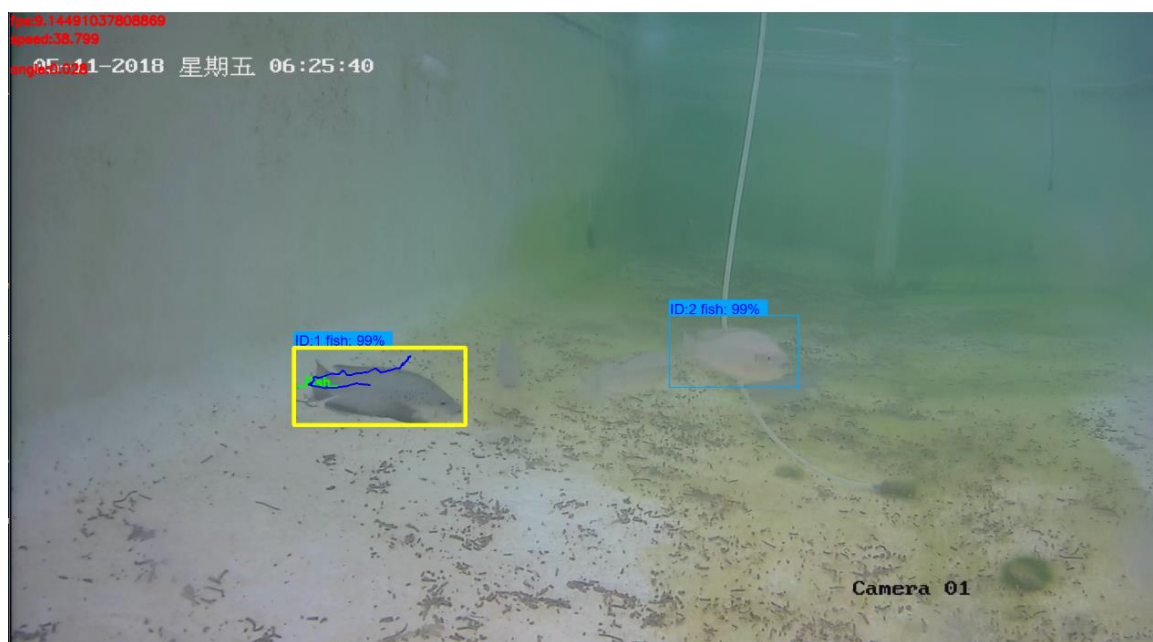
圖三、黃色的 bounding box 為追蹤的目標魚隻



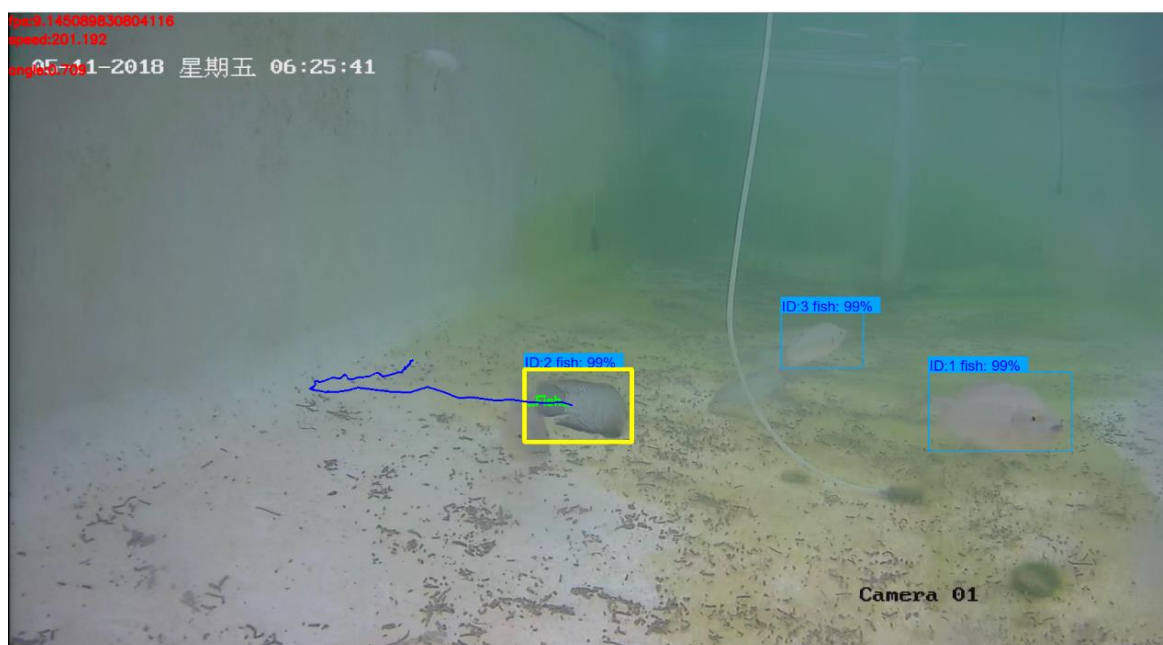
圖四、根據上次所記錄的位置準確預測下次可能移動位置，繼續追蹤目標

四、 結果

在不同環境並且魚的多種游動形變情況下，本計畫開發之演算法都適用(參考圖五)。



(a)



(b)

圖五、在多魚的環境可多物件偵測，並且可從(a)持續追蹤至(b)。

五、 討論

雖然已利用前次紀錄的位置來預測下次位置，但這樣的效果有限，倘若 Faster R-CNN 之後皆未再偵測到目標魚隻，一定時間後將會重新選擇新的追蹤目標。

六、 參考文獻

[1] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick and Jian Sun, “Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks,” *arXiv:1506.01497*

七、 計畫成果自評與指導教授評語

自評：

目前實驗結果顯示 Faster R-CNN 在偵測動態影像時未必能保證持續偵測到魚隻目標物，即使利用前次紀錄的位置來預測下次位置，追蹤效果仍有限，也就是說本追蹤演算法就無法保證追蹤成功，目前的規劃未來的解決辦法是用 Faster R-CNN 已追蹤的歷史軌跡、游動速率、游動角度方向、位置等資訊，與後續 Faster R-CNN 偵測到的物件進行比對，使該魚隻目標物可以在有限時間內不被偵測到的情況下成功地繼續被追蹤。

指導教授評語：

以一位大學部二年級學生可以完成操作人工智慧技術(Faster R-CNN 與 Google Cloud Vision API)於目標物追蹤，能有此成果誠屬不易。