

中華民國第 65 屆中小學科學展覽會

作品說明書

國中組 地球科學科

030502

AI 星捕手-人工智慧探索小行星之可行性研究

學校名稱：臺南市立建興國民中學

作者：	指導老師：
國一 葉韋頡	楊孟勳
國一 龔昶睿	
國一 蔡鎧謙	

關鍵詞： AI、小行星、天文觀測

摘要

本研究探討將 AI 技術應用於小行星辨識的可行性，並與傳統影像處理方法進行比較。初期使用專家提供的觀測資料，每天針對同一區域拍攝 4 張照片，並與傳統 OpenCV 差分結合霍夫轉換等方法進行比較。雖然 AI 模型具備較佳辨識能力，但對於亮度較低或移動速度較慢的小行星，仍易錯失目標。為提升模型表現，我們採用「連續拍攝疊圖模式」作為改進策略，透過短時間內連續拍攝影像以及影像疊合處理，並加入高通濾波、高斯模糊等機制，進一步強化小行星的移動痕跡與整體影像清晰度。訓練結果顯示，mAP@0.5 有效提升至 85%、精確率高達 90%、召回率亦提升至 75%。此外，我們的實驗成果也可作為未來有意導入 AI 技術從事小行星搜尋任務的機構或團隊在設計拍攝計劃時的重要參考依據。

壹、前言

(一) 研究動機

1. 追逐星空的夢想

我們對天文的接觸，始於一場天文競賽。在備賽過程中我們積極學習了天體運行、宇宙奧秘與星空觀測實務等活動，在偶然間在天文館看到小行星的模型，我們了解到小行星的運行軌跡及其對地球可能帶來的潛在威脅，同時我們也得知發現小行星的人可擁有命名權。於是我們開始想像，是否能夠透過觀測與分析，尋找並確認一顆全新的小行星，在天文史上留下屬於我們的印記？這讓我們對小行星的探索產生了更大的嚮往與熱情，因此期望透過 AI 技術提升天文觀測資料的辨識效率及準確度，讓我們更接近發現並命名一顆小行星的夢想。

2. 小行星的潛在威脅

投入主題研究的同時，我們觀察到全球小行星探索的進展正在迅速擴展。根據國際小行星中心（Minor Planet Center，MPC）統計，截至 2025 年，全世界已被確認的小行星數量已超過 140 萬顆，其中約近 4 萬顆被列為「近地小行星（Near-Earth Asteroids，NEAs）」，可能對地球構成潛在威脅（JPL, 2025）。我們了解到這些天體曾對地球生態系統造成毀滅性影響，甚至被認為是恐龍滅絕的可能原因之一。而西元 1908 年的通古斯大爆炸事件(Uri, J., 2023)更展現了隕石撞擊地球的強大破壞力，也促使聯合國將每年 6 月 30 日定為「國際小行星日」，以提升全球對小行星威脅的警覺與防災意識。近期更有 YR4 小行星因其特殊軌道與體積雖小卻潛藏威脅的特性（Rannard, G., 2025），亦再次提醒我們：即使是微小的天體，也可能對地球產生重大影響。

3. 運用 AI 技術輔助分析

在尋找小行星的過程中發現，我們發現傳統方法需要投入大量時間、人力與專業知識，才能從觀測數據中辨識出潛在目標。這讓我們思考：是否能結合專家資料，以及自動化的資訊科技，來提升小行星辨識的效率與準確度？我們起初嘗試以 OpenCV 影像處理和霍夫轉換方法進行實驗，但效果未如預期，最終轉向使用人工智慧模型進行訓練與資料分析，希望結合觀測資料、AI 深度學習與探討天文觀測技術來建立一個小行星辨識系統。

4. Matteo Paz 給我們的靈感與激勵

2025 年 4 月 11 日，美國 18 歲高中生 Matteo Paz 運用人工智慧模型 VARnet，結合傅立葉轉換與小波分析，成功從 NASA 的 NEOWISE 任務資料中辨識出超過 150 萬個變光星與星系天體 (Motrunich, A., 2025)，展現了天文觀測與 AI 技術結合的創新潛力。這個案例深深啟發且促使我們在研究過程中持續優化影像處理與辨識技術。Matteo Paz 的經驗讓我們更加堅信：即使身為學生，只要勇於嘗試、善用科技工具，也能在浩瀚宇宙的探索旅程中發揮影響力。期望透過這次研究，結合天文影像資源與人工智慧技術，建立一套高效、高準確度的小行星辨識系統，以實際參與全球的天體探索行動，為地球防衛盡一份心力。

(二) 研究目的

1. 了解小行星的天文觀測與影像紀錄方法

透過實際用望遠鏡觀察星空，學習怎麼找到小行星，並且拍攝清楚的天文照片。同時，也具體了解小行星在天空中會怎麼移動，以及我們應該怎麼記錄這些觀測資料，為接下來的分析做準備。

2. 天文影像處理技術

學習各種處理天文照片的方法，了解如何讓我們拍到的影像能夠用來進行更精確的天文測量，例如去除照片中的雜訊、修正影像的亮度與對比，或將不同時間拍攝的影像進行比對，使小行星的移動更明顯、更容易被觀察出來。此外，我們也會學習如何使用傳統的 OpenCV 影像處理技術，例如影像差分以及霍夫轉換，來找出可能的小行星。

3. 利用 MPC 資料庫進行資料比對

小行星中心 (Minor Planet Center, MPC) 由國際天文學聯合會 (International Astronomical Union, IAU) 設立，是全球公認的小行星觀測與登錄機構。我們可將拍攝到的移動天體與小行星中心 (Minor Planet Center, MPC) 資料庫中的天體軌道資料進行比對，以判定該天體是否為已知小行星，或可能為尚未發現的新天體。透過這項比對，能更有效地辨識觀測物件，提升小行星搜尋的準確性與發現新天體的機會。

4. 訓練 AI 模型自動偵測小行星，並評估其準確度

透過深度學習（Deep Learning）技術，利用大量的天文照片來訓練一個 AI 模型，讓電腦自動辨識照片中出現的小行星。我們會對建置的 AI 模型進行準確度與效率的測試，確認它是不是能比人工觀察更快速、更精準地找到小行星，並探討未來 AI 可以怎麼協助我們更有效率地進行天文觀測。

(三) 文獻回顧

1. 黃道面與小行星分布

太陽系中八大行星的公轉軌道幾乎位於同一個平面上，稱為黃道面。將該平面投影到天球上即形成一條黃道線。由於大部分的小行星主要存在於火星和木星軌道之間的『主小行星帶』，其軌道也大多接近這一平面。因此，在夜空中小行星通常出現於黃道附近（陳文屏，2008）。我們據此瞭解到觀測小行星時可優先搜尋貼近黃道的天區，提高發現移動天體的機率。

2. 小行星資料蒐集與 Minor Planet Center

小行星中心（Minor Planet Center, MPC）是國際天文學聯合會（IAU）指定的官方機構，負責收集全球觀測站提交的太陽系小天體（包括小行星與彗星）的觀測資料，計算其軌道，並透過小行星通報（Minor Planet Circulars, MPCs）等刊物發布相關資訊。此外，MPC 提供線上資料服務，研究人員可以查詢已知小行星的軌道與位置等資訊，作為比對觀測結果的重要依據。

當新的近地天體（Near-Earth Object, NEO）被發現時，MPC 會將其列入近地天體確認頁面（NEO Confirmation Page, NEOCP），以供全球天文學家進行後續觀測。這些觀測資料對於確定天體軌道和進一步的風險評估至關重要。

3. 天文影像處理與座標轉換

要找到小行星，最常見的方法是用望遠鏡對同一個天空位置連續拍攝好幾張照片，再利用一種叫「閃爍比對器」的工具（劉柏逸等，2020），快速輪流播放這些照片。因為小行星會在背景中的恆星間移動，所以只要仔細看，就可以發現哪個亮點會移動。不過這種用眼睛找小行星的方式，效率其實不太好，尤其當天空中恆星特別多，或小行星移動速度比較快時，我們的眼睛很容易看不出來。

因此，現在的天文學家也會使用電腦軟體幫忙，例如有一套名為 Astrometrica 的程式，能夠把不同時間拍攝的影像互相相減，產生出明顯顯示出移動物體的差

異影像。另外也有人試著寫程式去尋找小行星，利用像是 OpenCV 這種程式庫，讓電腦自動將影像相減比對出有在移動的小光點。一些科學家還使用更進一步的方法，例如「霍夫轉換」這種進階的影像分析技術，讓程式能更有效率地找出小行星移動的軌跡，用這些進階的方法，通常能夠比單純靠眼睛觀察找到更多的小行星。

在這些影像處理過程中，我們使用的天文攝影影像通常以 FITS (Flexible Image Transport System) 格式儲存。FITS 是專門設計用於存放天文資料的檔案格式，它能夠同時儲存影像資料與重要的觀測資訊，例如觀測時間、望遠鏡指向的位置（赤經、赤緯）、曝光時間以及其他觀測參數，這些資料會被儲存在檔案的標頭（Header）內。

此外，這些影像處理也會用到「座標轉換」這個概念。我們平常記錄天體的位置時會使用赤道座標系統，也就是用赤經跟赤緯來表示星星的所在位置。但拍攝的影像卻是用像素來記錄位置，因此我們必須把照片上的像素座標轉換成天文上使用的赤道座標，這樣才可以將我們觀測到的資料和資料庫內的小行星做比對。

4. AI 模型訓練與比較方法說明

這幾年，人工智慧的技術發展非常快速，其中「深度學習」的技術也獲得快速的進展。深度學習就像教電腦自己學習新東西一樣，只要提供足夠多的照片或資料給電腦學習，電腦就會自動學會辨識影像中的物體或特徵。最近，許多天文學家也開始利用這種方法來分析天文照片，因為 AI 最大的好處，就是可以快速又準確地處理大量的影像資料，找到人眼不容易察覺的小細節，甚至找出更多原本沒被注意到的小行星。

因此，我們這次的研究想嘗試用「深度學習」來訓練出專門辨識小行星的 AI，並且把這個 AI 模型的搜尋效果，與傳統的影像相減及霍夫轉換等電腦影像處理方式進行比較。透過這樣的實驗，就能清楚知道 AI 模型是否真的比傳統的方法更有效率、更準確，進一步了解未來如何更好地運用 AI 來進行天文觀測。

5. 歷屆科展研究

翻查近年來的科學展覽研究內容，已經有相當多的研究開始運用人工智慧的技術來解決生活中的各種問題，這些研究主要都是運用 AI 中的深度學習演算法，讓電腦能夠快速又準確地辨識影像裡的各種物體或資訊，協助我們更有效率地解決實際生活問題。例如，有些科展使用 AI 幫忙測量視力、辨識交通死角中的物體，甚至利用 AI 來驗證資訊是否正確。以下表格整理出這幾個科展研究案例，說明它們使用的 AI 技術、研究方法，以及研究得到的成果，如下表 1-1 所示：

表 1-1、歷年科學展覽會相關研究彙整 (由作者 1、2、3 彙整)

作品名稱	使用的 AI 技術與工具	研究步驟與方法	研究成果
AI 影像辨識輔助視力量測系統 (蔡奕章，2021)	YOLOv3、Jetson Xavier NX	收集六種手勢照片共 631 張，經過 10000 個 AI 訓練週期，訓練 AI 辨識手勢	AI 辨識準確度高達 99%，能精準地辨識不同的手勢
智慧影像偵測大型車內輪差 (顏好睂等，2021)	YOLOv3、影像透視轉換技術	使用 AI 找出車輛周圍物體，再轉換成俯視圖，確認物體與車子的相對位置，找出危險區域	能有效警示內輪差位置的危險物體，降低交通事故
它罩得住我 (朱育陞等，2022)	YOLOv4、OpenCV	利用 YOLOv4 訓練物件偵測模型，偵測盲區內的車輛位置並計算內輪差曲線，幫助駕駛發現盲區內的危險車輛	AI 模型能快速且準確辨識盲區內車輛的位置，大幅提升行車安全
以影像函式庫輔助小行星辨識 (劉柏逸等，2020)	Perplexity AI、Bing AI	測試不同 AI 模型回答問題的準確性，第一次測試與 2 個月後再驗證 AI 是否改進回應的正確度	第一次驗證平均正確率 55%，兩個月後 Bing 的 AI 準確率達到 100%，Perplexity 也有明顯改善

貳、研究設備及器材

本研究所採用之研究設備分及器材為兩類，其一為由天文機構所提供之專業天文拍攝設備（見表 2-1）。另一類為由本研究團隊進行觀測資料處理分析與辨識之設備（見表 2-2）。整體設備配置旨在建構高效且準確的天文影像資料擷取與處理流程，以支援本研究對小行星目標的觀測與識別工作。

表 2-1 專家拍攝設備一覽表 (由天文機構提供)

名稱	規格或說明	參考照片
望遠鏡	Celestron RASA 11 • 口徑：279.4mm • 焦比：f/2.2 • 焦距：620mm	
赤道儀	Ten Micron GM2000	
相機	QHY600 相機 (Sony IMX455 晶片) • 感光元件：36mm x 24mm • 像素：3.76μm • 解析度：9576 x 6388 • 量子效率 (QE)：約 87% (550nm) • 讀出雜訊：約 1.0e- (低增益模式)	

表 2-2 研究器材實驗設備一覽表 (由作者 1、2、3 彙整)

名稱	規格或說明	參考照片
運算電腦	MacBook Pro M2 • Apple M2 Pro 晶片 12 核心 CPU 配備 8 個效能核心與 4 個節能核心 • 19 核心 GPU • 16 核心神經網路引擎 • 200GB/s 記憶體頻寬	
軟體	Python, OpenCV, Ultralytics YOLOv11, Astrometrica	
小行星資料庫	MPC 小行星中心 (MPCORB.DAT) https://www.minorplanetcenter.net	

參、研究過程或方法

本研究探討如何透過天文觀測、影像處理技術、小行星資料庫比對，以及 AI 深度學習來提升小行星辨識的準確度與效率，並與傳統影像處理方法進行比較。研究步驟如圖 3-1：



圖 3-1、研究過程或方法 (由作者 1、2、3 製作)

一、了解小行星的天文觀測與影像紀錄方法

- (一) 透過望遠鏡實際觀察星空，學習如何尋找小行星並拍攝高品質的天文影像，如圖 3-2。
- (二) 了解小行星的運動模式與天體攝影的基本技術，包括曝光控制、影像校正等。



圖 3-2、了解小行星的天文觀測與影像紀錄方法 (由作者 1、2、3 家長拍攝)

二、天文觀測與影像資料取得

- (一) 取得 IASC (國際天文搜尋合作計畫) 影像資料及天文機構提供的校正後天文影像。
- (二) 影像經過暗電流校正、平場校正等前處理，以減少雜訊、提高影像品質。

三、套用MPC小行星資料庫及天文工具、撰寫程式判別小行星

(一) 使用 MPC 資料庫比對影像中的移動天體，確認是否為已知小行星或可能的新發現。

(二) 撰寫 Python 程式搭配 Astrometrica、AstroQuery 等工具，自動篩選影像範圍內的小行星。

四、AI深度學習模型訓練與OpenCV傳統霍夫轉換法比較

(一) 探討傳統方法(張皓凱，2022)

1. 使用 OpenCV 影像相減法與霍夫轉換檢測影像中的直線運動目標。
2. 透過影像對齊、影像差分及二值化處理來找出可能的小行星。

(二) 結合 AI 技術進行模型訓練與影像偵測

1. 訓練 YOLO 深度學習模型，建立自動偵測小行星的 AI 系統。
2. 撰寫程式來大量自動化標註小行星影像來訓練 AI 模型來推論小行星。
3. 測試並比較傳統影像處理與 AI 辨識的準確率與效率，分析 AI 技術在天文影像辨識中的可行性。

(三) 多張影像疊合與影像優化預處理訓練改進法

為進一步提升 AI 模型在小行星辨識任務中的穩定性與準確率，本研究提出一套新的影像前處理與訓練資料強化流程，說明如下：

1. 同天區多張拍攝影像整合

針對同一天區的連續拍攝影像，先進行時間與座標比對，將多張影像疊合，強化訊號、壓低雜訊。

2. 頻域增強與影像過濾處理

- 疊合後影像使用傅立葉轉換 (Fourier Transform) 觀察頻域特徵，進行高頻雜訊過濾。
- 套用高斯模糊 (Gaussian Blur)，平滑背景，降低背景干擾。

3. 對比度強化與亮度規範化

使用亮度裁切技術，排除極端高低值，保留重要亮點結構，確保小行星訊號在影像中清晰可見。

4. 優化後影像作為 AI 模型訓練輸入

將上述經過預處理的疊圖影像作為 YOLO 物件偵測模型的訓練資料，並搭配半自動標註流程，由程式依據 MPC 小行星資料預測位置建立候選標註框，再由人工確認與篩選，提高標註效率與準確度，有效強化模型對小行星的辨識能力。

本研究期望透過上述方法，提升小行星偵測的效率，為未來的天文觀測提供更有效率的辨識技術。

肆、研究結果與討論

一、研究架構

為了提升小行星觀測與辨識的效率與準確性，本研究包含了天文影像資料收集與人工智能輔助的研究架構，共分為四階段，如圖 4-1 所示：

- (一) 了解小行星的天文觀測與影像處紀錄方法
- (二) 取得天文觀測與影像資料
- (三) 套用 MPC 小行星資料，以進行比對
- (四) 用程式尋找小行星(利用程式與 AI 技術進行辨識)

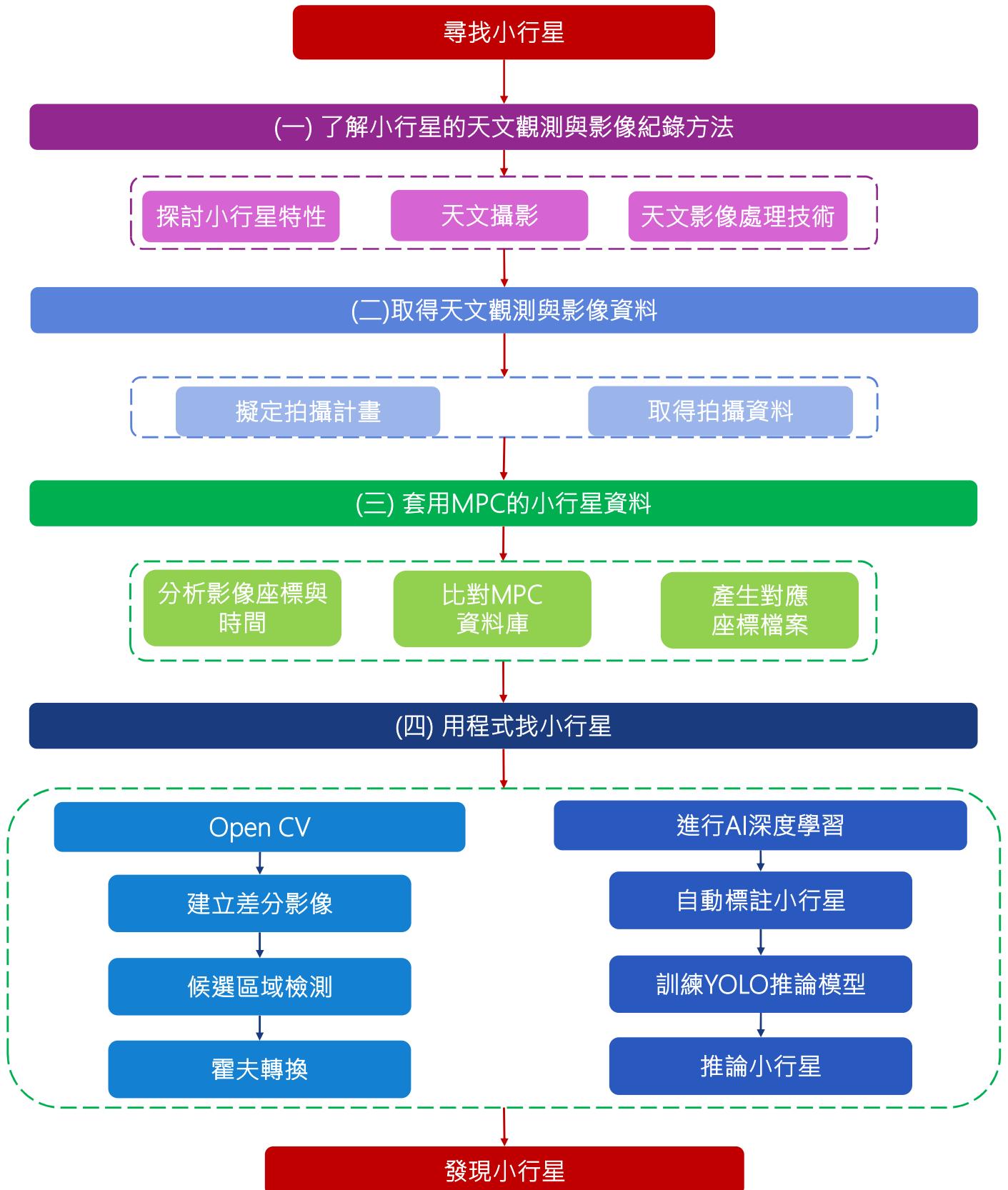


圖 4-1 研究架構圖 (由作者 1、2、3 製作)

二、訪談

(一) 小行星跟一般的星星有什麼不一樣？有什麼特性？

1. 討論

小行星和一般我們看到的星星（恆星）最大的差別是它們的本質完全不同。小行星並不是恆星，而是太空中由岩石或金屬組成的小型天體，大部分集中分布在火星與木星之間的小行星帶。小行星不會自己發光，只會反射太陽光，因此亮度相對較低；而恆星本身會發光發熱，且距離地球非常遙遠，位置固定不會隨便改變。

小行星的特性是體積較小、亮度微弱，並且會隨著時間移動位置。在天文照片中，移動的小行星會形成一條細細的軌跡，而一般星星卻只是靜止的點狀。

2. 結論

了解了小行星的特性後，我們發現，拍攝和分析小行星並不像拍攝星空一般簡單，而是需要特殊技巧與設備來處理移動中的目標。

(二) 要如何拍攝小行星？需要使用哪些設備呢？

1. 討論

想要拍攝小行星，首先要準備專門的望遠鏡或適合天文攝影的鏡頭，並搭配數位相機或專業的天文攝影相機。此外，為了補償地球的自轉，還需要一台「赤道儀」的設備，讓望遠鏡能精確追蹤天體的運動，而拍攝後也需要搭配電腦進行影像校正和堆疊處理，這樣才能更清楚地找到並分析小行星。

2. 結論

透過這個提問，我們才知道要拍攝小行星並不是隨便拍就可以的，除了望遠鏡之外，還有很多其他設備與技術需要學習，這提醒我們在進行研究之前，需要先充實相關的設備知識和攝影技巧。

(三) 拍攝完後，影像處理有哪些步驟？如何確保影像的準確性？

1. 討論

影像處理的第一步是「影像校正」，包括去除雜訊、修正鏡頭或設備造成影像誤差。接下來，會將多張連續拍攝的照片進行「影像堆疊」，提高小行星軌跡的清晰度與訊號強度。完成這些步驟後，再透過專業的軟體或 AI 技術偵測移動的目標，確認是否為小行星。最後，為了避免錯誤辨識其他物

體為小行星，還會透過交叉比對其他資料來確保結果的準確性。

2. 結論

這讓我們發現影像處理不只是一個步驟，而是很多細節組成的流程，必須每一步都很仔細，才能得到準確的結果。

(四) 天文拍攝團隊怎麼從影像中找出小行星？如果發現小行星之後會怎麼處理？

1. 討論

天文拍攝團隊會利用望遠鏡在特定的區域連續拍攝影像，再透過專業軟體比較不同時間的照片，尋找有沒有亮點在移動。如果有移動的亮點，就可能是小行星。此外，現在也逐漸使用自動化程式去做比對，儘量利用軟體及工具幫忙快速找出可能的小行星，以節省許多人工比對的時間。如果真的確認是新發現的小行星，再將資料送交國際的小行星中心，經由專業人員確認後，會給這顆小行星一個新的名稱及編號。

2. 結論

透過這次問題的討論，我們體會到資訊科技對天文研究的重要性，軟體硬體技術的交互運用，幫助我們更快速、更有效地完成科學研究，甚至有機會參與國際性的天文發現與命名。

三、了解小行星的天文觀測與影像紀錄方法

(一) 小行星拍攝計畫

這次的研究，我們主要想尋找在太陽系中數量最多的主帶小行星。主帶小行星大多集中在火星和木星之間的區域。為了提高我們發現小行星的機率，特別選擇靠近「黃道面」附近的天空進行觀測，因為絕大多數的小行星都會出現在這個區域內。

天文機構拍攝團隊選擇每張照片曝光 30 秒，這是因為主帶小行星移動速度適中，如果曝光時間太短，可能會拍不到足夠明亮的小行星；但曝光太久的話，小行星又可能因為移動過多導致影像變得模糊。

典型運動速率估計：

1. 內主帶 (2.1 AU)：約 0.3 - 0.6 arcsec/min
2. 中主帶 (2.5 AU)：約 0.2 - 0.5 arcsec/min
3. 外主帶 (3.3 AU)：約 0.1 - 0.3 arcsec/min

這表示，一顆典型的主帶小行星，對於使用 RASA 11" 和 QHY600 這樣的相機組合來說，QHY600（像素尺寸 $3.76\mu\text{m}$ ）在 620mm 焦距時的解析度 ≈ 1.25 arcsec/像素，60 秒內，小行星的移動小於 1 個像素，仍在可接受範圍內，不會明顯拖影，因此 60 秒是合適的曝光時間。此外，我們將相機設定在 Binning 1x1 模式，這個模式可以讓照片擁有最好的解析度，保留最多的細節，也能讓我們更清楚地觀察小行星。

而為了拍攝更清晰的影像，我們設定相機為低讀出雜訊模式，並且將相機溫度調到 -10°C 或更低，這樣能有效減少相機內部產生的熱雜訊，確保照片的畫質更乾淨、更清晰。

(二) 天文影像處理技術

當我們用望遠鏡拍攝星空時，常常會發現拍到的照片不是很清楚，可能有一些奇怪的雜訊或是亮暗不均勻的狀況。這些問題會讓我們很難直接找到小行星的位置，也無法清楚地進行下一步的分析。因此，我們就需要透過「影像處理」的技術，把照片裡面這些干擾的問題盡量去除掉，才能讓照片裡的小行星更容易被觀察到。

為了去除干擾，通常會透過幾個重要步驟來改善影像的品質。第一步是「暗電流校正」(Dark)，去除相機因為熱量產生的雜訊訊號。接著是「平場

校正」，用來修正影像裡面因為鏡頭光線不均勻造成的亮暗問題，像是邊緣較暗、中間較亮或灰塵影響等。最後還要進行偏壓（Bias）校正，消除相機讀取影像時額外產生的干擾訊號，詳細方法如表 4-1 所示。完成這些步驟後的影像，能讓進行觀測和研究的時候能有更好的成果。

表 4-1 天文影像處理的方法一覽表

參考資料來源：南瀛天文館官網

步驟	名稱	說明	拍攝方式	目的
1	暗電流影像 (Dark)	就算完全沒有光進入相機，拍出來的照片仍然會有一些微弱訊號，這種訊號來自相機本身的熱量，稱為「暗電流」，溫度越高或曝光越久，這種雜訊越明顯	蓋上鏡頭蓋，用和天體照片完全相同的曝光時間和 ISO 拍攝	從天體照片中扣掉暗電流，讓影像更乾淨、更清楚
2	平場影像 (Flat)	因為鏡頭或相機內部原因，進入相機的光線不均勻，照片中間亮、四周暗，或有灰塵產生黑點	拍攝一片光線均勻的表面（例如拍攝晨昏天空或平整發亮的光板）	修正天體影像的亮暗不均或灰塵黑點，讓整張照片亮度更均勻
3	偏壓影像 (Bias)	相機在讀取影像時產生的訊號，就算極短曝光時間也會存在，雖然強度低但會影響測量	蓋上鏡頭蓋，以相同 ISO 拍攝極短曝光時間（例如 1/8000 秒）	從天體照片中扣除偏壓訊號，使天文測量更精準

四、天文觀測與影像資料取得

(一) 自行拍攝的困難度

在進行小行星的研究過程中，我們最初希望能夠自己進行天文攝影，親自捕捉小行星的影像。然而，我們發現自行拍攝有一定的困難，主要是因為天文攝影的設備成本高昂，且合適的觀測場地有限。因此，我們轉而利用現有的觀測資料來進行我們的研究。

(二) IASC 圖片的限制

我們首先使用了 IASC（國際天文搜尋合作計畫，International Astronomical Search Collaboration）所提供的觀測資料。IASC 是一個開放給世界各地公民參與的計畫，提供來自美國夏威夷茂宜島哈萊亞卡拉天文台（Haleakala Observatory）的 PS1 與 PS2 望遠鏡（Pan-STARRS 1 與 Pan-STARRS 2）所拍攝的影像。然而，我們在使用 IASC 資料時遇到了一些限制。例如，IASC 僅提供特定時間和指定天區的影像，我們無法自由選擇想要觀測的區域，可能錯過重要的觀測機會。此外，由於拍攝條件不同，影像品質也並非完全一致。更重要的是，IASC 的資料多為廣範圍的拍攝，並未針對特定小行星進行連續追蹤，導致不同影像之間的拍攝時間差異不固定，這對小行星的軌道分析較不利及移動追蹤較為不利。

(三) 由天文機構提供專家資料

為了克服這些問題，我們取得了天文機構提供的專業天文影像資料，這些資料已經經過專業的校正處理，包括去除影像雜訊的暗電流校正、修正光線不均勻的平場校正，以及減少相機讀取訊號干擾的偏壓校正，讓我們可以直接用來進行天文資料分析。

在研究初期，我們延續 IASC 的拍攝邏輯，採用「每個觀測區域連續拍攝 4 張影像，間隔約 15 分鐘」的模式，進行小行星的動差分析與初步追蹤。這樣的資料結構可觀察小行星在不同時間點的位置變化，並藉由影像差分與軌跡比對等方式來判別是否為移動天體。

然而在實際導入 AI 模型後，我們發現 4 張影像對於訓練深度學習演算法來說樣本數過少、時序不足，無法充分支援模型學習星點的變化特徵。因此，我們調整不同觀測策略的天文影像，每個天區提供連續拍攝影像，每張間固定時間間隔 1 分鐘。

下表 4-2 為兩種拍攝模式的比較與說明。

表 4-2 拍攝模式比較表 (由作者 1、2、3 製作)

項目	傳統 IASC 模式 (每天區拍攝 4 張)	本研究改進模式 (每天區固定間隔連續拍攝)
拍攝張數	固定 4 張	20-30 張，連續短時間間隔拍攝
影像間隔	約 15 分鐘	每張間隔約 1 分鐘
設計目的	觀察基本軌跡，延續 IASC 資料結構	建立時序移動與光度變化資料提供 AI 分析更豐富輸入
堆疊支援	資料量不足，訊噪比提升有限	可堆疊提升訊噪比，強化微弱星光點偵測能力
雜訊去除能力	容易受熱點、宇宙射線污染	多張影像可提升訊號強度，使其相對於背景雜訊更為明顯
移動天體偵測	基本動差檢測採用如影像閃爍比對、差分法、輪廓偵測、霍夫轉換等方式進行多幀比對與運動軌跡分析	利用堆疊後的高訊雜比影像進行靜態辨識，AI 模型可直接偵測移動天體所留下的線狀或星點特徵，無需依賴多幀比對
AI 模型訓練相容性	時序點少、樣本不連續，效果有限	高密度、連續時序資料，利於模型學習運動與亮度模式

五、套用 MPC 的小行星資料

(一) 軟體查詢

在套用 MPC 的小行星資料時，我們首先使用 Astrometrica 這款專業的天文影像分析軟體。Astrometrica 可以自動將拍攝的影像進行座標轉換，並從 MPC 的資料庫中比對已知小行星的位置，MPC 資料庫內含全球各地天文台記錄的小行星軌道資料與位置資訊，是我們確認拍攝影像中小行星身份的重要資源，有效協助我們確認拍攝到的小行星。

Astrometrica 具有以下的優點：

- 操作簡單，適合初學者快速上手。
- 提供方便的影像比對功能，自動將影像與 MPC 資料庫比對。
- 內建座標轉換功能，自動進行像素座標與天文赤道座標的轉換。

然而，Astrometrica 也有一些限制：

- 軟體屬於商業付費軟體，無法自由取得與客製化。
- 影像處理功能固定，較難進行更進階的分析或批次自動化處理。
- 最重要的是，Astrometrica 無法直接將分析結果匯出成我們研究所需的特定格式，使後續的資料分析與 AI 訓練更為困難。

由於上述軟體的限制，我們決定自行撰寫程式以更靈活且有效率地套用 MPC 的小行星資料。

(二) 自行撰寫程式套用

我們使用 Python 語言搭配 Astropy 與 Astroquery 等套件，撰寫專門程式來自動處理並分析影像資料，在取得天文機構提供並經專業校正後的天文攝影圖像後，我們的下一步是與 MPC 的資料庫進行比對。

首先，我們使用 Astropy 套件讀取 FITS 檔案標頭，獲取影像中心的赤經、赤緯，以及影像解析度與影像尺寸，並根據這些參數計算影像涵蓋的天區範圍。接著，我們解析 MPC 資料庫中每顆小行星的軌道資訊，透過自訂函數將 MPCORB.DAT 中的小行星軌道參數轉換成 Python 可處理的格式，然後計算每顆小行星在拍攝當下相對於地球的位置，得到小行星的地心赤經與赤緯座標。

此外，我們亦使用 JPL Horizons 提供的線上資料庫進行交叉驗證，透過 Python 中的 AstroQuery 套件，依據觀測時刻查詢特定小行星的準確天球座標，確認我們計算結果的準確性。最終我們透過上述計算及資料查詢方式，以影像

範圍的赤經與赤緯邊界進行比對，篩選出可能存在於影像範圍內的小行星。

最後，我們將符合條件的小行星資訊，依編號、正式編號、赤經、赤緯、視星等格式儲存成資料表，如圖 4-2，以便未來進行影像標注(圖 4-3)及 AI 訓練使用，透過這套程式化的處理方式，我們不僅能大幅提高比對的效率與精確度，也更容易確認影像中小行星的位置資訊，從而使後續研究工作能順利進行。

#	designation	official_id	RA(deg)	Dec(deg)	Vmag
03709	3709	135.593399	-3.360401	15.84	
13016	13016	131.190520	-2.022680	18.43	
25881	25881	131.267850	-2.752320	18.36	
27574	27574	132.050050	-2.562650	20.44	
29895	29895	132.237500	-1.252660	17.90	
33744	33744	129.826160	-2.001410	18.21	
34573	34573	133.348270	-1.922180	19.12	
36155	36155	131.271660	-2.995180	18.08	
45365	45365	133.111110	-1.162930	18.34	
54809	54809	132.008280	-1.114600	19.53	
55625	55625	153.378808	-8.265277	18.40	
59422	59422	129.318170	-2.635410	18.43	

圖 4-2 匯出 FITS 影像範圍內的 MPC 小行星

(由作者 1、2、3 製作)

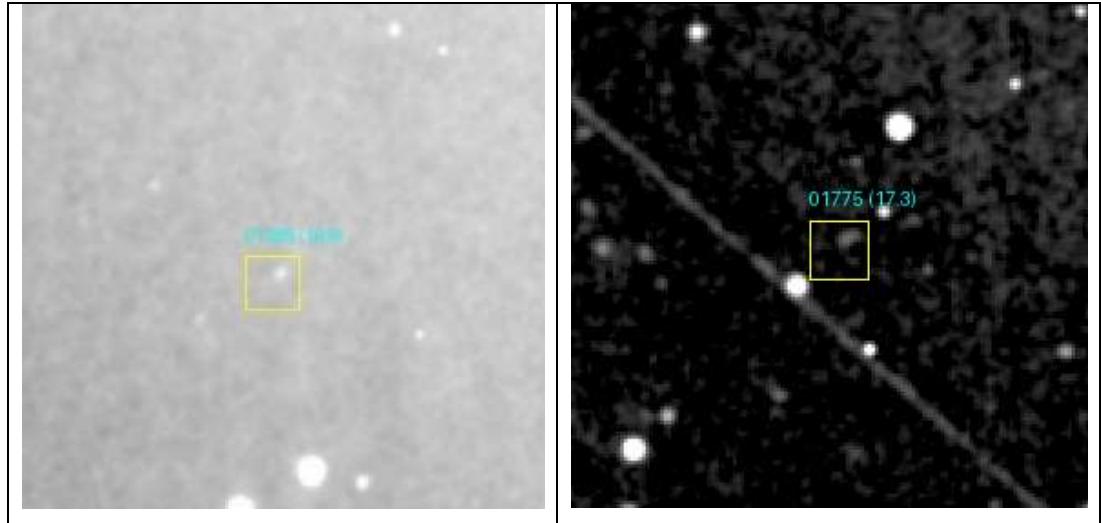


圖 4-3 套用小行星資料到影像上

(由作者 1、2、3 製作)

六、用程式找小行星

我們在尋找小行星時，除了使用傳統的人工觀察方式，也嘗試使用電腦程式協助分析，包含傳統影像處理方法與 AI 深度學習方法。

(一) 使用 Python 及 OpenCV

1. 影像對齊

在進行影像差分之前，首先必須將連續拍攝的多張影像精確對齊，確保背景恆星等固定物體在每張影像中的位置一致。這樣才能避免差分後產生額外的雜訊，有效凸顯出移動的物體（如小行星）。

2. 建立差分影像

將對齊後的影像進行兩兩差分處理，透過 OpenCV 提供的函式來進行差分，以消除靜止的背景物體。差分後，只有移動物體所產生的殘差會被保留下來，如圖 4-4。

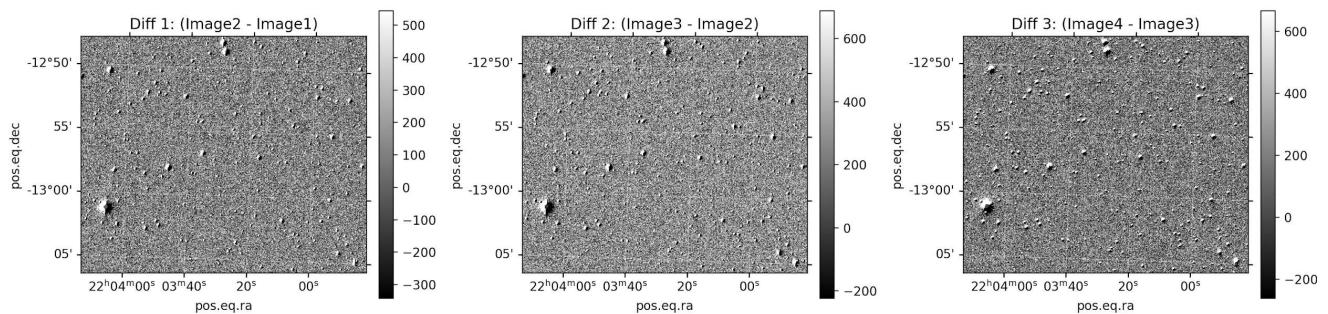


圖 4-4 差分影像圖 (由作者 1、2、3 製作)

(1) 候選區域檢測

對差分影像進行二值化與形態學處理，接著使用輪廓檢測來找出差分影像中的明顯亮點，這些亮點將作為候選的小行星區域。

(2) 霍夫轉換

最後，我們使用霍夫轉換方法來檢測候選區域在多張影像中可能形成的直線運動軌跡。霍夫轉換能有效地從大量候選目標中快速篩選出具有線性運動趨勢的物體，有助於準確地辨識小行星的運動特徵。

使用霍夫轉換進行分析時，我們偵測到 2 條直線軌跡，表示模型在差分影像中找到了可能具有線性移動特徵的星點。然而，與實際的小行星數量 (0 顆) 相比，這些結果屬於誤判，顯示霍夫轉換在此情境下未能

成功辨識出真實的小行星。

在小行星的應用上，當我們將連續影像進行差分處理後，移動的小行星應該會在差分影像中呈現出殘影，若將這些殘影連線，便可能構成一條直線。然而，霍夫轉換的效果高度依賴於差分影像的品質，這也是本次分析中出現誤判的主要原因。由於星點亮度變化、背景雜訊、觀測條件差異等因素，差分影像中常會出現非小行星造成的亮斑或條紋，這些雜訊在霍夫轉換過程中可能被誤判為線性軌跡，進而產生偵測錯誤。因此，雖然霍夫轉換具有找出線性移動軌跡的潛力，但仍需搭配良好的前處理方法與後續驗證機制，以降低誤判率並提升可靠度。

(二) AI深度學習

1. 自動標註小行星

我們使用已知資料或人工標註影像，建立大量標註資料，並將每個目標的位置以 bounding box 的形式存成 YOLO 格式，作為後續訓練模型的基礎。

2. 訓練模型

這次的 YOLO 訓練目標是讓模型學會在影像中偵測小行星，並以框線標示其位置。從訓練結果(圖 4-5)來看，隨著訓練次數增加，模型的錯誤率逐漸降低，顯示出學習過程十分穩定；模型的精確率(Precision)大約在 80% 至 85% 之間，這意味著大部分預測都是正確的，但召回率(Recall)僅有約 50%，也就是說仍有一半的星點未被偵測到。當使用較寬容的誤差範圍 (mAP@0.5) 來評估時，模型的 mAP 約達 60%，顯示在一定容錯範圍內，模型仍具有良好的偵測能力。

在資料準備方面，訓練資料集來自 6 個天區，其中 5 個天區用於訓練及測試，1 個天區則作為推論驗證使用。整個資料集中共有 320 筆標註數據，其中訓練集包含 256 筆，測試集則有 64 筆。這些標註數據平均分布在 5 個天區，每個天區約有 64 筆標註，再加上每個天區包含 4 張圖片，則每張圖片平均大約包含 16 顆小行星。整體來說，模能夠準確標示一些星點，但還有部分遺漏，可能是因為小行星太暗或訓練資料不夠多。

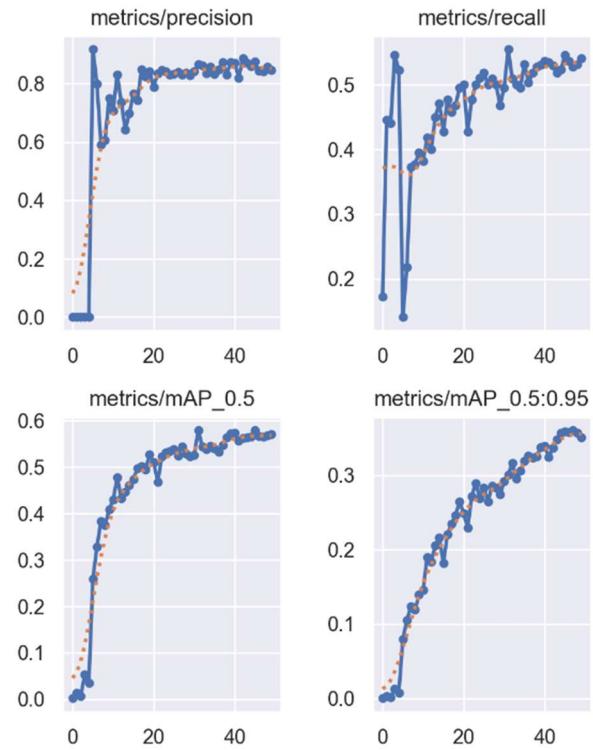


圖 4-5 模型訓練結果(由作者 1、2、3 製作)

3. 推論小行星

模型訓練完成後，能快速且自動化地在新影像中偵測目標並產生 bounding box，如圖 4-6，但尚未包含運動資訊。



圖 4-6 偵測出圖片中的小行星(由作者 1、2、3 製作)

4. 偵測並比對多幀

結合物件追蹤演算法進行多張影像的比對與追蹤，計算星點在連續影像中的移動軌跡與速度，以明確區分靜止恆星與移動的小行星，如圖 4-7。我們使用 IoU (Intersection over Union，交集除以聯集) 作為指標，判斷小行星在連續影像中的位置變化。IoU 是物件偵測中常用來衡量兩個 bounding box (預測框與真實框) 重疊程度的方式，數值範圍介於 0 到 1，數值越高表示兩個框的位置越接近。當 IoU 值低於設定門檻，便視為小行星在影像中發生了位移，因此這個指標在小行星的追蹤與自動標註流程中扮演了關鍵角色。



圖 4-7 推論出前後圖片中的有移動的小行星(由作者 1、2、3 製作)

本次模型推論的對象為第 6 個未參與訓練的天區，用以驗證模型的泛化能力。如表 4-3 所示，結果顯示模型共偵測到 4 顆小行星，略高於該天區實際的小行星數量（2 顆），代表模型具有一定的偵測能力，但也存在重複或誤判的可能性。

表 4-3 實驗結果比較表(由作者 1、2、3 製作)

方法	推論天區	偵測直線數量	實際小行星數量
OpenCV+霍夫轉換	6	2	0
AI 模型 (YOLO)	6	4	2

(三) 模型訓練改進與資料處理強化

在初步實驗中，我們比較了 OpenCV+霍夫轉換與 YOLO 深度學習模型在小行星辨識上的效果。雖然 AI 模型具有自動化與高準確率的優勢，但在初期訓練資料不足、影像雜訊較多或小行星亮度微弱的情況下，仍會出現遺漏或誤判的情形，難以穩定偵測所有目標。特別是在背景複雜或觀測條件不穩定時，YOLO 模型的學習效果與推論結果仍受限。因此，我們進一步從影像資料本身著手，優化資料品質與訓練流程，強化模型的學習基礎與辨識能力，以克服前述的限制與挑戰。

1. 多張影像疊合處理

為提升模型辨識小行星的準確度，本研究採用「影像疊合」(image stacking) 技術。該方法將同一區域連續拍攝的多張影像，經星點對齊後進行重疊處理。由於背景恆星在不同影像中位置一致，疊合後會被平均而變得較為模糊；反之，移動中的小行星則因位置不同而顯得更加明顯。此外，此步驟亦能有效抑制影像雜訊，使小行星目標的亮度與輪廓更加清晰，背景更為純淨，有助於後續模型的學習與辨識表現。

如下方圖 4-8 所示，我們比對「沒有疊圖」和「用 20 張照片疊圖」的差別。可以看到是否疊圖後的影像，小行星會出現明顯特徵，更容易辨識出與恆星的差異。

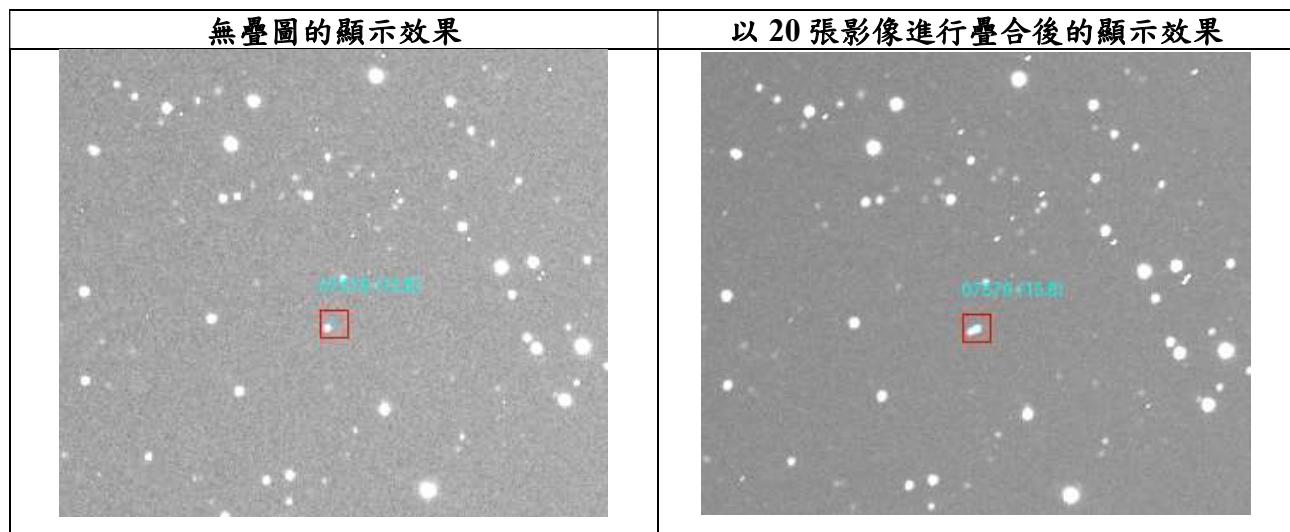


圖 4-8 影像疊合效果比較(由作者 1、2、3 製作)

我們使用 40 個天區作為分析資料來源，總共使用了超過 1300 張 .fts 影像資料。這些影像是用連續拍攝的方式取得，每個天區平均約有 30 多張照片，可以完整記錄星點在短時間內的變化。

我們發現，每張疊圖平均大約可以觀察到 2 到 3 顆具有明顯移動軌跡的小行星。為了讓 AI 模型更容易學習這些移動特徵，我們選擇在每個天區中使用連續 20 到 30 張照片來進行星點對齊與影像疊合處理。這樣可以讓小行星的軌跡變得更清楚，背景雜訊也會被平均掉。

如果使用的影像張數太少，小行星的移動距離不夠明顯；但如果疊太多張，小行星會拉成細長的直線，標註框變得太小，反而會影響模型判斷。因此，控制在 20~30 張之間疊圖，是一個比較平衡、效果最好的方式。

2. 預處理增強流程

本研究在模型訓練前導入多項影像增強技術，包含「傅立葉轉換」與「影像疊合」兩大處理流程。其中，傅立葉轉換主要用以濾除影像中的高頻雜訊，改善影像清晰度；而影像疊合則針對小行星本身的移動特性，進一步強化其視覺表徵，說明如下：

(1) 傅立葉轉換

如圖 4-9 所示，透過傅立葉轉換將原始影像中的高頻成分（如感光元件雜訊、背景恆星閃爍等）去除，可有效讓背景變得更乾淨，進一步提升微弱星點的對比度。圖中左側為未經傅立葉轉換的原始影像，背景雜訊較高，整體影像偏灰；而右側經過轉換處理後，背景顯著變暗，訊號與背景的對比明顯提升。

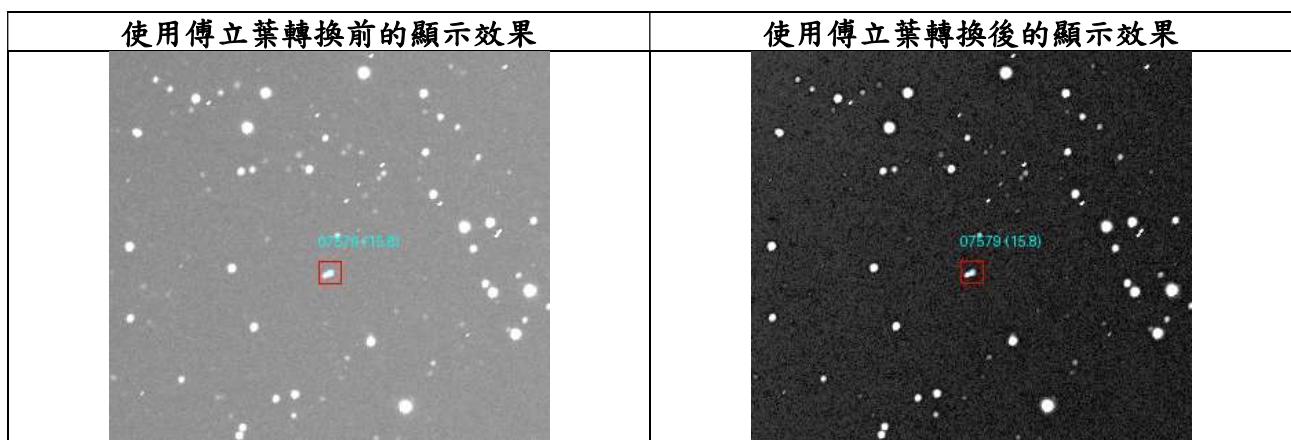


圖 4-9 傅立葉轉換效果(由作者 1、2、3 製作)

(2) 高斯模糊

從圖 4-10 可看到，左圖為未使用高斯模糊的影像，小行星雖然可見，但周圍仍有許多細碎雜訊；右圖為經過高斯模糊處理後的結果，小行星在紅框內的亮度變得集中、輪廓更清晰，而背景的顆粒感也大幅降低。這樣能幫助模型更容易地找到小行星，減少被雜訊干擾的機率。

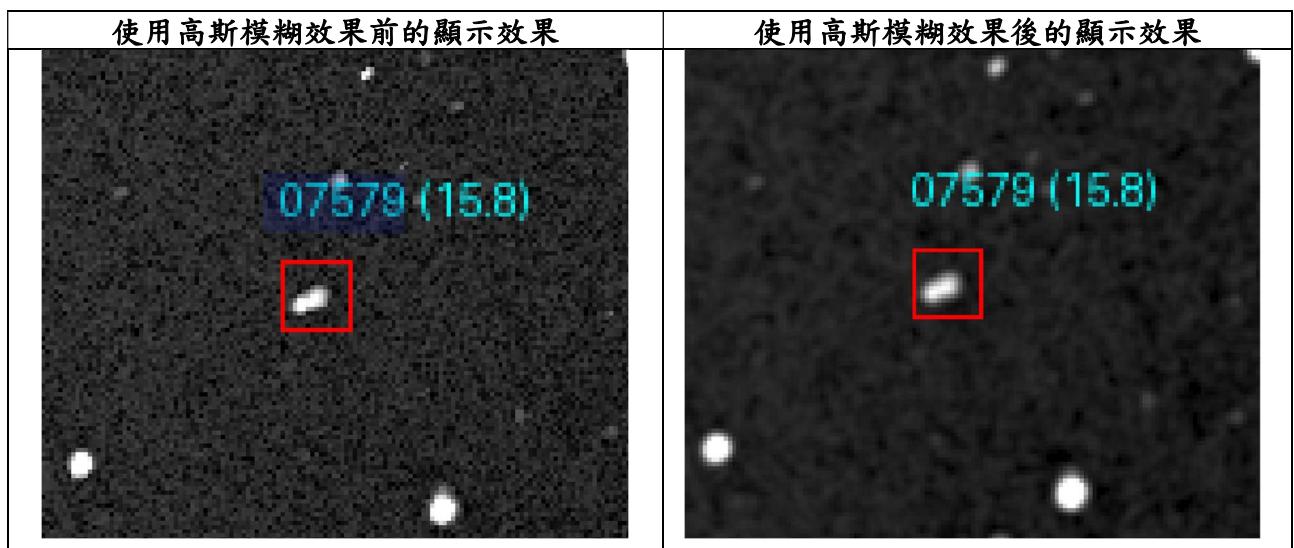


圖 4-10 高斯模糊效果(由作者 1、2、3 製作)

3. 優化後再訓練

我們分別使用「傳統 IASC 模式」以及「連續間格拍攝模式」(Continuous Stacked Imaging)這兩種拍攝模式來製作訓練資料集，並比較所訓練出來的模型，藉由比較訓練過程中的三項指標，發現改進模式有明顯提升：

- 平均準確率 (mAP@0.5)：由約 60% 提升至超過 85%，整體辨識能力大幅進步。
- 精確率 (Precision)：從約 80% 上升至超過 90%，模型預測結果更加準確。
- 召回率 (Recall)：由約 50% 上升至約 75%，可偵測出更多實際存在的小行星。

如圖 4-11 所示，兩種資料模式在訓練結果上呈現明顯差異。使用本研究改進的連續拍攝與疊圖處理方式，不僅提升了模型偵測小行星的能力，也讓訓練過程更加穩定，有助於發現那些原本容易被忽略的微弱目標。

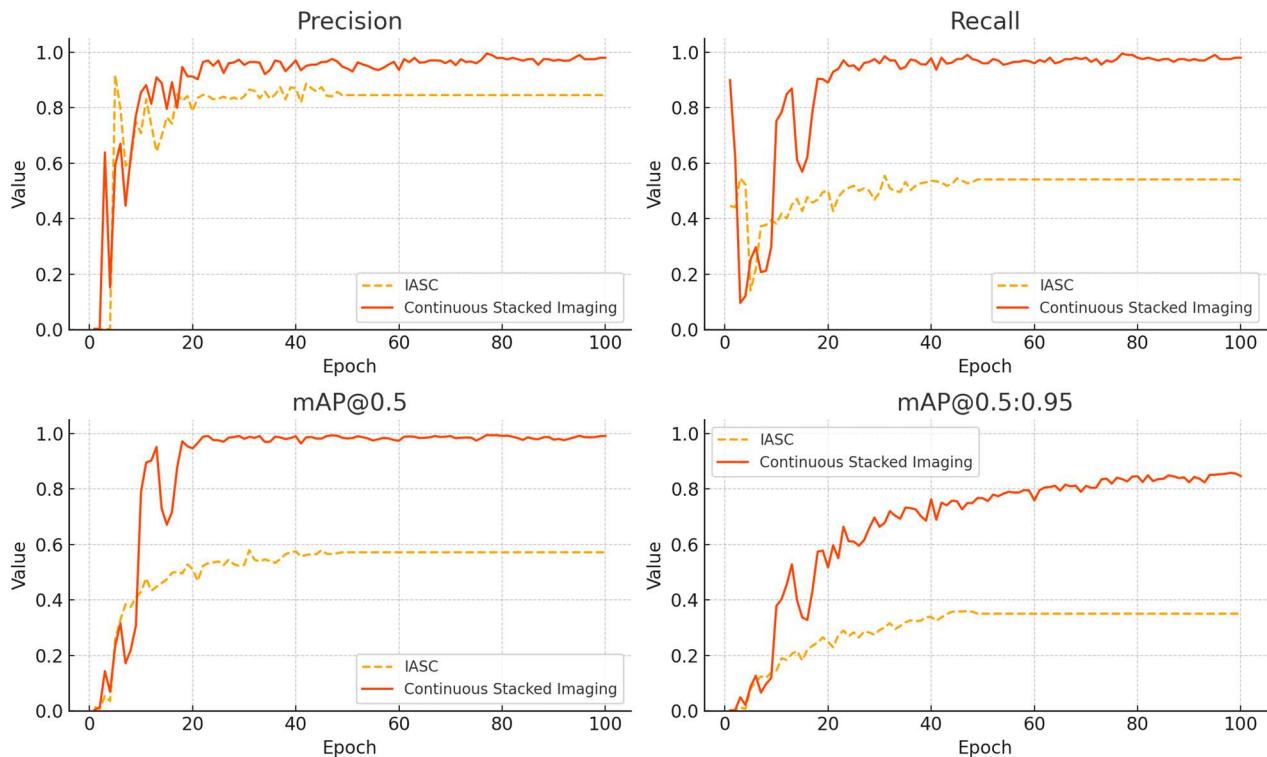


圖 4-11 新舊方法模型訓練比較結果(由作者 1、2、3 製作)

4. 推論小行星

完成模型訓練後，我們利用改進後的 AI 模型進行小行星推論。與傳統方法需比對多張影像才能偵測移動物體不同，我們的模型能直接從靜態疊圖中辨識小行星，因為經過連續拍攝與影像疊合後，小行星在畫面中會留下獨特的移動痕跡，而背景恆星則因平均疊合變得較不明顯（如圖 4-12 所示）。這使模型在推論時能準確找出移動的星點，不僅能偵測亮度高、移動明顯的小行星，對於較暗、移動速度較慢的目標也有良好表現。這些偵測結果可與 MPC 小行星資料庫進行比對，比對成功後，即可確認其身份，若無對應資料，則可能是潛在的新發現。透過這樣的方式，不但簡化了原本需要追蹤星點運動的分析流程，也大幅提升搜尋效率，未來我們將持續擴充推論資料與優化模型能力，讓 AI 成為輔助發現新小行星的重要工具。

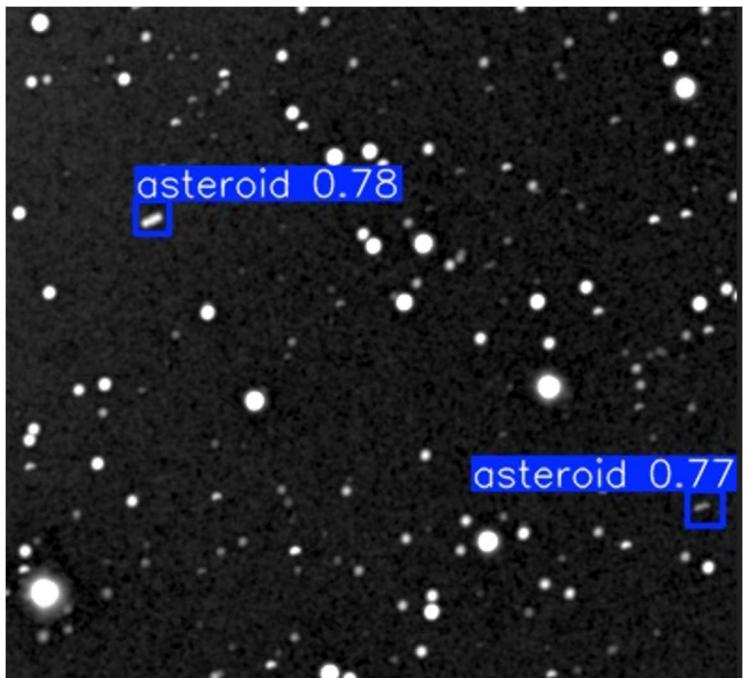


圖 4-12 新模型推論結果(由作者 1、2、3 製作)

伍、結論

本研究透過比較傳統與人工智慧兩種方法，探討如何提升小行星的辨識能力。傳統影像處理方式如 OpenCV 差分與霍夫轉換，在影像品質良好時有基本成效，但一旦遇到背景雜訊、星點過暗或移動速度較慢的小行星時，準確度就大幅下降。此外，這些方法需要人工逐張檢查，處理效率不高。

為了解決這些問題，我們訓練了 YOLO 深度學習模型，並且改進訓練資料的來源方式。我們提出「連續拍攝疊圖模式」，在短時間內連續拍攝多張天文影像，經過疊圖、濾波與亮度處理，讓星點移動更清晰、背景更單純，大幅提升 AI 模型的學習效果。結果顯示，模型在準確率、精確率與召回率等各項評估指標都有明顯提升。

除了提升模型本身的表現，我們的研究成果也能作為回饋資料，提供給天文觀測單位與有意導入 AI 辨識的小行星搜尋團隊，協助規劃更有效率的拍攝策略。

我們將持續收集更多觀測資料，擴充訓練資料集，並調整模型結構與標註方式，提升 AI 偵測小行星的穩定性與可靠性。期望有朝一日能透過這套方法，發現全新的小行星，讓 AI 成為探索宇宙的有力助手。

陸、參考文獻資料

- 一、JPL. (2025). Discovery Statistics. <https://cneos.jpl.nasa.gov/stats/totals.html>
- 二、Motrunich, A. (2025,Apr.,11).Exploring Space with AI.https://neowise.ipac.caltech.edu/news/neowise20250411/?utm_source=chatgpt.com
- 三、Rannard, G. (2025 年 2 月 23 日)。2024 YR4: 小行星撞地球機會有多大？那些不為人知的驚險錯過。BBC NEWS 中文。<https://www.bbc.com/zhongwen/articles/c798zpn1wv2o/trad>
- 四、Uri, J. (2023).115 Years Ago: The Tunguska Asteroid Impact Event. <https://www.nasa.gov/history/115-years-ago-the-tunguska-asteroid-impact-event/>
- 五、朱育陞、吳國維、孫加恩(2022)。它罩得住我。第 62 屆中小學科學展覽會。
- 六、南瀛天文館。基本影像校正。天文攝影。https://taea.tn.edu.tw/astro_news/photo_detail/654abd7c-cf36-11eb-8a27-e5a2395a6137
- 七、張皓凱(2022)。利用變形霍夫轉換尋找小行星之研究。第二十一屆旺宏科學獎。
- 八、陳文屏(2008)。小行星觀測。天文期刊第四十期,14-19。蔡穎仁整理。https://www.astro.ncu.edu.tw/~wchen/wp_chen/essay/asteroidsObs2008.pdf
- 九、劉柏逸、陳雨彤、蘇敬怡、邱柏翰 (2020)。以影像函式庫輔助小行星辨識。第 60 屆全國科學展覽會。
- 十、蔡奕章(2021)。AI 影像辨識輔助視力量測系統。第 61 屆全國科學展覽會。
- 十一、顏好晅、陳以華、曹家瑜(2021)。智慧影像偵測大型車內輪差。第 61 屆全國科學展覽會。

【評語】030502

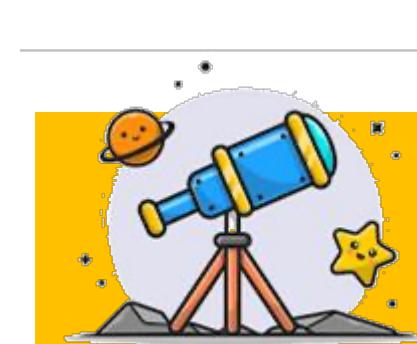
本研究利用公開觀測資料，使用 AI 技術進行小行星的辨識訓練，並與傳統影像處理方法進行比較。另外，作者群也使用連續拍攝與疊圖，並加強訊號(高通濾波與高斯模糊)，使小行星的移動影像更加清晰。AI 的訓練，需要建構在”餵養大數據”，以及”對餵養數據的瞭解”，這些在報告與展示中稍少著墨，未來可能需要明確說明訓練參數。

作品海報

AI星捕手

人工智能探索小行星之可行性研究





壹、前言

第一部份：研究動機

一、追逐星空的夢想

我們對天文的接觸，始於一場天文競賽。備賽過程中接觸到天體運行與星空觀測，偶然在天文館看見小行星模型，得知小行星不僅可能對地球造成威脅，發現者還擁有命名權，激起我們探索的動力。於是我們開始思考，是否能透過觀測與分析，尋找並命名一顆屬於我們的小行星？這份想像轉化為行動，也讓我們投入以 AI 技術提升小行星辨識效率，邁向這段追星夢想的第一步。

二、小行星的潛在威脅

小行星曾對地球造成巨大衝擊，甚至被認為與恐龍滅絕有關。通古斯大爆炸事件讓我們了解即使小型天體也可能帶來嚴重破壞。近年如 YR4 小行星的特殊軌道，也再次提醒我們潛在威脅的存在。

三、運用 AI 技術輔助分析

傳統找小行星方法需要花費很多時間、人力和專業知識，才能從一大堆觀測數據中找出小行星。這讓我們想到是不是可以結合實地的天文觀測和專家的資料，再利用自動化的軟體資訊科技，讓找小行星更快、更準？

四、Matteo Paz給我們的靈感與激勵

2025 年 4 月，美國 18 歲高中生 Matteo Paz 運用 AI 技術，結合傅立葉轉換與小波分析，成功從 NASA NEOWISE 資料中辨識出大量變光星與星系天體，展現 AI 與天文觀測結合的創新潛力。這個案例深深啟發我們，讓我們相信，即使是學生，只要勇於嘗試、善用科技，也能在浩瀚宇宙中發揮影響力。我們期望透過本研究，結合天文影像與人工智慧，打造高效準確的小行星辨識系統。

第二部份：研究目的

了解天文觀測
與拍攝原理

天文觀測與
專家資料取得

結合 MPC 與 JPL
資料庫提高找到
小行星的正確率

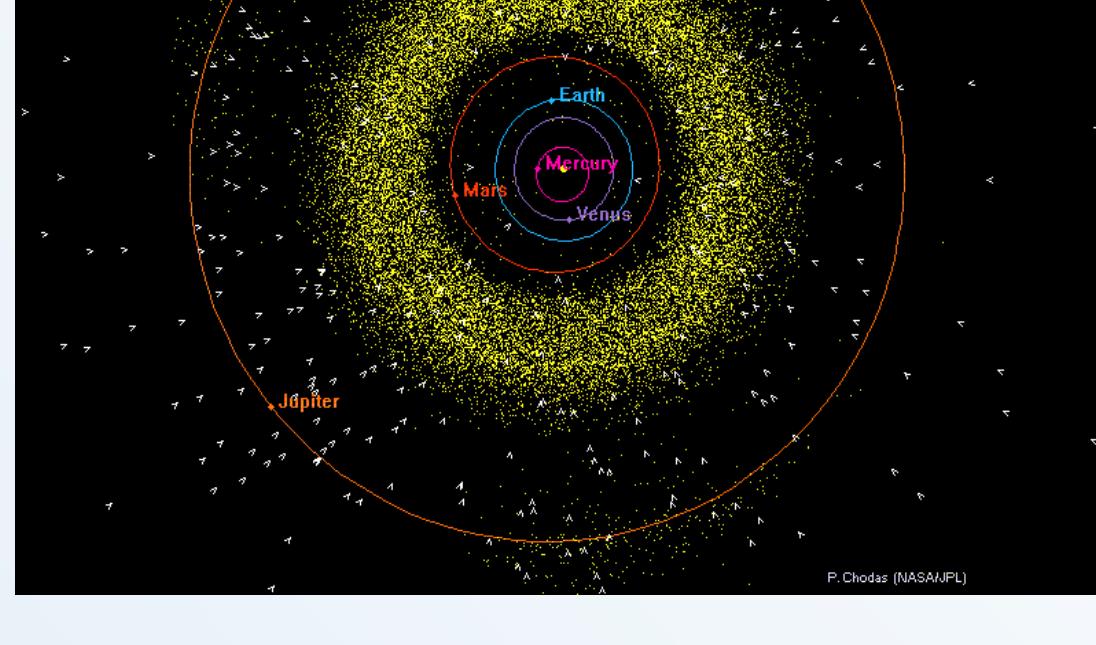
訓練 AI 模型自動
偵測小行星，並
評估其準確度

(作者1、2、3製作)

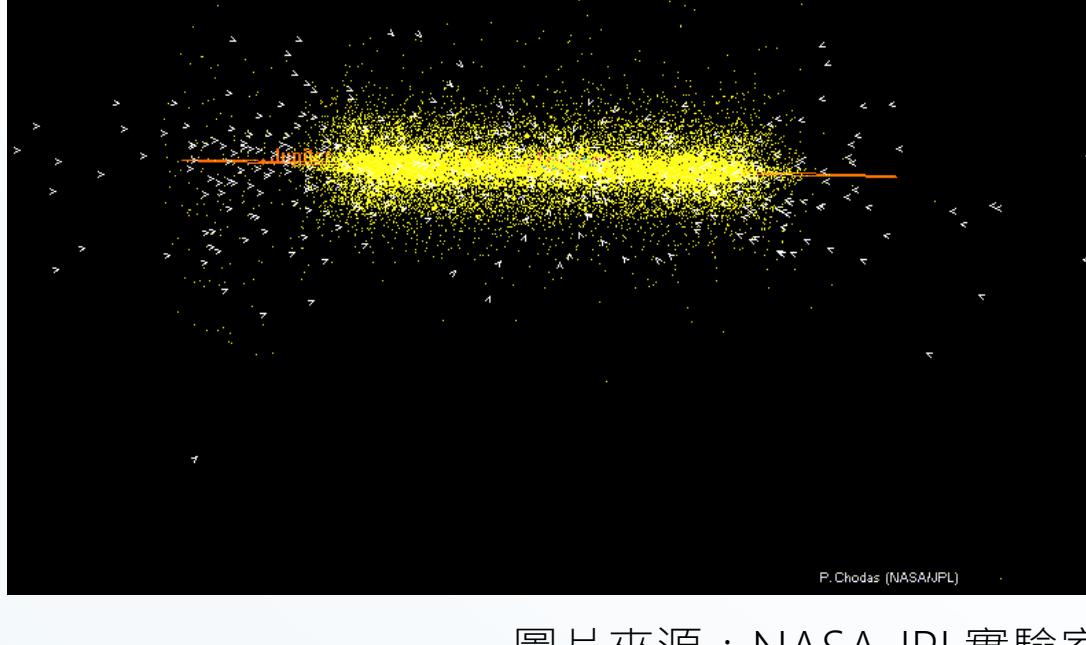
第三部份：文獻回顧

一、黃道面與小行星分布

從黃道面上方俯視，黃色點代表小行星的分布，小行星大多分布在火星與木星之間，這一帶稱為「小行星帶」



從黃道面「側面」觀看的視角，小行星分布呈現一層薄薄的盤狀。



圖片來源：NASA JPL 實驗室

二、小行星資料蒐集與 Minor Planet Center

監測與彙整小行星觀測資料是天文學界重要工作，MPC 是專門負責蒐集全世界關於小行星與彗星的觀測資料、計算它們的軌道，並透過小行星通報等刊物發布相關資訊的官方組織。該中心也會提醒新發現的近地天體在發現後數週內是否有可能撞擊地球，以便及早預警。MPC 為觀測者提供線上資料服務，

三、天文影像處理與座標轉換

找小行星最常見的方法是用望遠鏡對同一天空位置連續拍攝好幾張照片，再利用閃爍比對器，快速輪流播放照片，但用肉眼來尋找小行星，是很不容易發現哪個亮點會移動的。因此，使用電腦軟體協助，如 Astrometrica 程式，或利用 OpenCV 程式庫、霍夫轉換讓電腦自動將影像相減比對出有在移動的小光點，讓程式能更有效率地找出小行星移動的軌跡。

影像處理過程中，天文攝影影像通常以 FITS 格式儲存，同時儲存影像資料與觀測資訊，如觀測時間、望遠鏡指向位置、曝光時間等。

此外，影像處理也會使用到「座標轉換」概念。拍攝的影像是用像素來記錄位置，因此必須把照片上的像素座標轉換成天文上使用的赤道座標(赤經、赤緯)，以利將觀測到的資料和資料庫內的小行星做比對。

四、AI 模型訓練與比較方法說明

深度學習只要提供足夠多的照片或資料給電腦學習，電腦就會自動學會辨識影像中的物體或特徵。本研究想嘗試以「深度學習」來訓練出專門辨識及搜尋小行星的 AI 模型，並與傳統的影像相減及霍夫轉換等電腦影像處理方式進行比較。

五、歷屆科展研究

近年來的科學展覽研究內容(如下表)



歷年科學展覽會相關研究彙整

(作者1、2、3彙整)

研究主題	使用的AI技術與工具	研究步驟與方法	研究成果
AI影像辨識輔助視力量測系統 (蔡奕章，2021)	YOLOv3、Jetson Xavier NX	收集六種手勢照片共 631 張，經過 10000 個 AI 訓練週期，訓練 AI 辨識手勢	AI 辨識準確度高達 99%，能精準地辨識不同的手勢
智慧影像偵測大型車內輪差 (顏妤晅等，2021)	YOLOv3、影像透視轉換技術	使用 AI 找出車輛周圍物體，再轉換成俯視圖，確認物體與車子的相對位置，找出危險區域	能有效警示內輪差位置的危險物體，降低交通事故
它罩得住我 (朱育陞等，2022)	YOLOv4、OpenCV	利用 YOLOv4 訓練物件偵測模型，偵測盲區內的車輛位置並計算內輪差曲線，幫助駕駛發現盲區內的危險車輛	AI 模型能快速且準確辨識盲區內車輛的位置，大幅提升行車安全
以影像函式庫輔助小行星辨識 (劉柏逸等，2020)	Perplexity AI、Bing AI	測試不同 AI 模型回答問題的準確性，第一次測試與 2 個月後再驗證 AI 是否改進回應的正確度	第一次驗證平均正確率 55%，兩個月後 Bing 的 AI 準確率達到 100%，Perplexity 也有明顯改善

貳、研究設備及器材

Celestron RASA 11 望遠鏡

- 口徑：279.4mm
- 焦比：f/2.2
- 焦距：620mm



Ten Micron GM2000 赤道儀

- 導入速度：可調式每秒 2~20 度，平均追蹤精度：15 分鐘 1" 以內



QHY600 相機 (Sony IMX455 晶片)

- 感光元件：36mm x 24mm
- 像素：3.76μm
- 解析度：9576 x 6388
- 量子效率 (QE)：約 87% (550nm)
- 讀出雜訊：約 1.0e- (低增益模式)



MacBook Pro M2 電腦

- Apple M2 Pro 晶片
- 12 核心 CPU 配備 8 個效能核心與 4 個節能核心
- 19 核心 GPU
- 16 核心神經網路引擎
- 200GB/s 記憶體頻寬



軟體

- Python
- OpenCV
- Ultralytics YOLOv11
- Astrometrica



MPC 資料庫

- MPC 小行星中心 (MPCORB.DAT)



專家拍攝設備 (圖片來源：天文機構提供)

研究器材實驗設備 (圖片來源：作者1、2、3彙整)

參、研究過程與方法

了解小行星的觀測與 拍攝方法

- 實際觀察星空，學習如何拍攝天文影像。
- 了解天體攝影的基本技術，包括曝光控制、影像校正等。

天文觀測與影像資料 取得

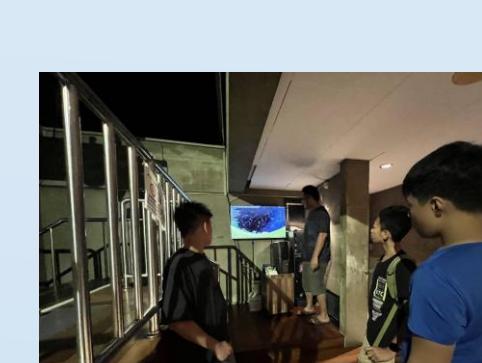
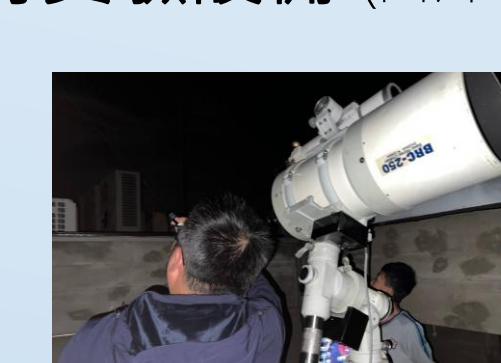
- 利用 IASC 計畫或天文機構提供的處理過影像。
- 影像已經過去雜訊與校正，提高了影像清晰度與品質，以利後續分析使用。

套用 MPC 小行星資料庫篩 選小行星

- 使用 MPC 小行星資料庫，確認影像範圍中是否有已知小行星。
- 用 Python 搭配 AstroQuery 等工具交叉確認小行星座標。

AI 深度學習模型與傳統電 腦視覺方法探討

- 探討傳統方法。
- 結合 AI 技術進行模型訓練。
- 影像疊合與影像預處理等優化訓練改進法。



學習天文觀測及影像處理原理 (作者1、2、3家長拍攝)



肆、研究結果與討論

一、發展研究架構

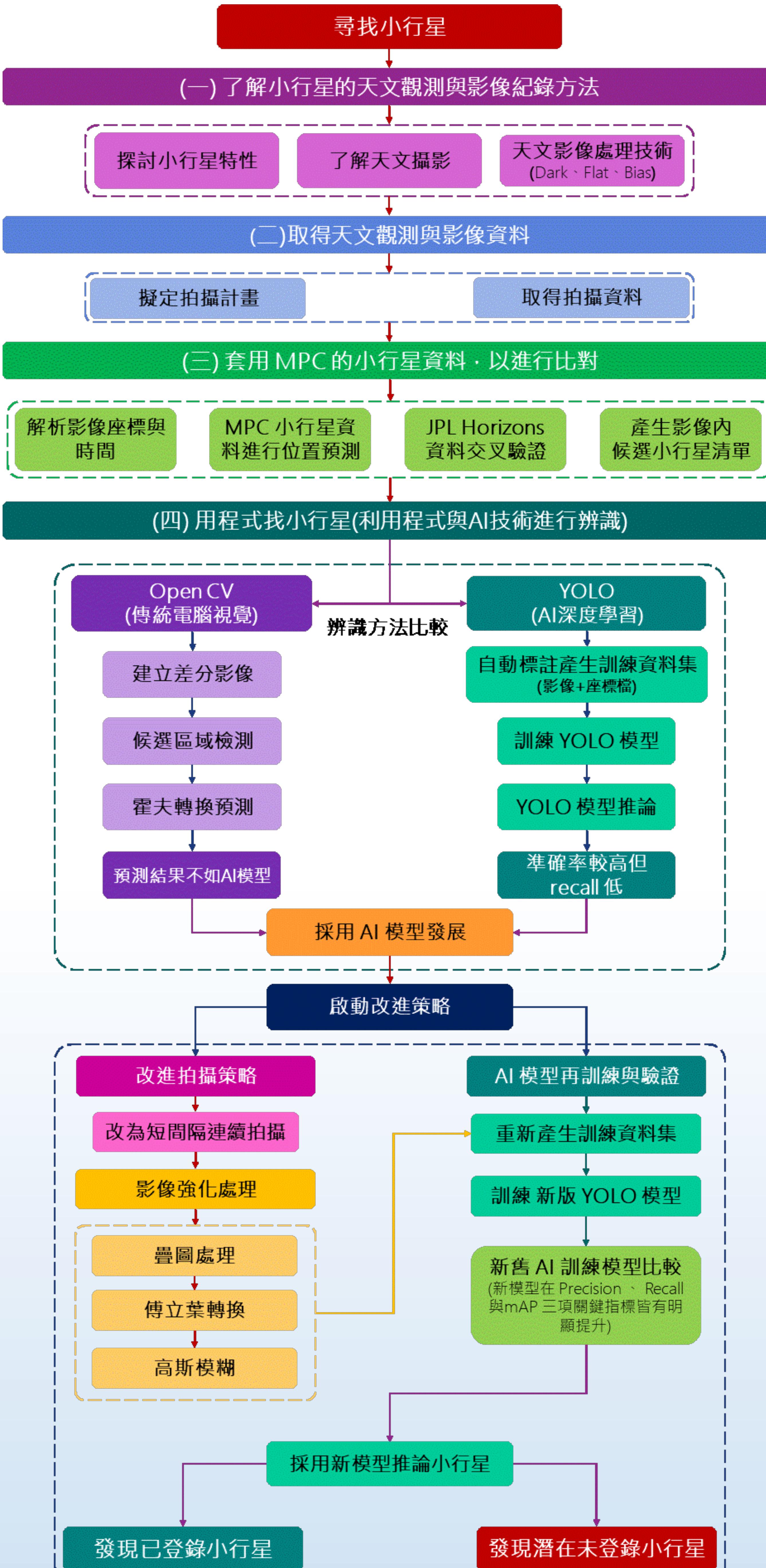


圖 發展研究架構 (作者1、2、3製作)

二、了解小行星的天文觀測與影像紀錄方法

一、小行星拍攝計畫

這次的研究，我們主要想尋找在太陽系中數量最多的主帶小行星。主帶小行星大多集中在火星和木星之間的區域。為了提高我們發現小行星的機率，特別選擇靠近「黃道面」附近的天空進行觀測，因為絕大多數的小行星都會出現在這個區域內。

天文機構拍攝團隊選擇每張照片曝光30秒，這是因為主帶小行星移動速度適中，如果曝光時間太短，可能會拍不到足夠明亮的小行星，但曝光太久的話，小行星又可能因為移動過多導致影像變得模糊。

典型運動速率估計

- 內主帶 (2.1 AU)：約 0.3 - 0.6 arcsec/min
- 中主帶 (2.5 AU)：約 0.2 - 0.5 arcsec/min
- 外主帶 (3.3 AU)：約 0.1 - 0.3 arcsec/min

我們使用的相機解析度約 1.25 arcsec/像素，即使曝光 60 秒，小行星的移動仍不會超過 1 個像素，理論上不會造成明顯拖尾。考量到：

1. 小行星移動過多會造成影像模糊與光訊號擴散
2. 曝光時間過短則會導致影像太暗、難以辨識
3. 我們需要連續穩定拍攝多張影像進行疊圖訓練

二、天文影像處理技術

當我們用望遠鏡拍攝星空時，可能有一些奇怪的雜訊或是亮暗不均勻的狀況，因此我們就需要透過「影像處理」的技術，把照片裡面這些干擾的問題盡量去除掉，才能讓照片裡的小行星更容易被觀察到，因此會透過幾個重要步驟來改善影像的品質，如下表所示：

表 天文影像處理的方法一覽表 (資料來源:南瀛天文館官網)

步驟	名稱	說明	拍攝方式	目的
1	暗電流影像 (Dark)	就算完全沒有光進入相機，拍出來的照片仍然會有一些微弱訊號，這種訊號來自相機本身的熱量，稱為「暗電流」	蓋上鏡頭蓋，用和天體照片完全相同的曝光時間和ISO拍攝	從天體照片中扣掉暗電流，讓影像更乾淨、更清楚
2	平場影像 (Flat)	進入相機的光線不均勻照片中間亮、四周暗，或有灰塵產生黑點	拍攝一片光線均勻的表面（例如拍攝晨昏天空或平整發亮的光板）	修正天體影像的亮暗不均或灰塵黑點，讓整張照片亮度更均勻
3	偏壓影像 (Bias)	相機在讀取影像時產生的訊號，就算極短曝光時間也會存在，雖然強度低但會影響測量	蓋上鏡頭蓋，以相同ISO拍攝極短曝光時間（例如1/8000秒）	從天體照片中扣除偏壓訊號，使天文測量更精準

三、天文觀測與影像資料取得

一、自行拍攝的困難

在進行小行星的研究過程中，我們最初希望能夠自己進行天文攝影，親自捕捉小行星的影像。然而，經訪談討論發現自行拍攝有一定的困難，主要是因為天文攝影的設備成本高昂，且合適的觀測場地有限。因此，我們轉而利用現有的觀測資料來進行我們的研究。

二、使用IASC圖片的限制

我們使用了 IASC (國際天文搜尋合作計畫，International Astronomical Search Collaboration) 所提供的觀測資料，然而，我們在使用 IASC 資料時遇到了一些限制。例如，IASC 僅提供特定時間和指定天區的影像，無法自由選擇想要觀測的區域，可能錯過重要的觀測資訊。此外由於拍攝條件不同，影像品質也並非完全一致。IASC 的資料多為廣範圍的拍攝，導致相同天區的不同影像之間的拍攝時間差異不固定，這對小行星移動追蹤及後續軌道分析較為不利。

三、由天文機構提供專家資料

為了克服這些問題，我們取得由天文機構提供的專業天文攝影影像資料，已經過專業的影像處理，讓我們可以直接用來進行天文資料分析，在研究初期，我們延續 IASC 的拍攝邏輯，影像在每個觀測區域都會連續拍攝 4 張影像，每張之間約相隔約 15 分鐘，並藉由影像差分與軌跡比對等方式來判別是否為移動天體。然而，在實際導入 AI 模型後，我們發現僅使用 4 張影像進行訓練，樣本數過少且缺乏時序連貫性，無法有效支援深度學習模型學習星點的變化特徵。為此，我們調整了觀測策略，改採每個天區提供連續拍攝影像，並固定每張影像之時間間隔，以補足資料的時序特性並強化模型的學習效能。

表 拍攝模式比較表 (作者1、2、3製作)

項目	傳統 IASC 模式 (每天區拍攝 4 張)	本研究改進模式 (每天區固定間隔連續拍攝)
拍攝張數	固定 4 張	20-30 張，連續短時間間隔拍攝
影像間隔	約 15 分鐘	每張間隔約 1 分鐘
設計目的	觀察基本軌跡，延續 IASC 資料結構	建立時序移動與光度變化資料提供 AI 分析更豐富輸入
堆疊支援	資料量不足，訊噪比提升有限	可堆疊提升訊噪比，強化微弱星點偵測能力
雜訊去除能力	容易受熱點、宇宙射線污染	多張影像可提升訊號強度，使其相對於背景雜訊更為明顯
移動天體偵測	基本動差檢測採用如影像閃爍比對、差分法、輪廓偵測、霍夫轉換等方式進行多幀比對與運動軌跡分析	利用堆疊後的高訊雜比影像進行靜態辨識，AI 模型可直接偵測移動天體所留下的線狀或星點特徵，無需依賴多幀比對
AI 模型訓練相容性	時序點少、樣本不連續，效果有限	高密度、連續時序資料，利於模型學習運動與亮度模式

四、套用 MPC 的小行星資料

一、軟體查詢

在套用 MPC 的小行星資料時，我們首先使用 IASC 提供的 Astrometrica 這款專業的天文影像分析軟體，可以自動將拍攝的影像與 MPC 的資料庫比對找出已知小行星的位置，協助我們確認拍攝到的小行星。但 Astrometrica 無法直接將分析結果匯出成我們研究所需的資料格式，使後續的資料分析與 AI 訓練更為困難。

二、自行撰寫程式套用

我們使用 Python 語言搭配 Astropy 與 Astroquery 等套件來分析影像資料

1. 我們讀取 FITS 檔案標頭，獲取影像中心的赤經、赤緯，以及影像解析度與影像尺寸，並根據這些參數計算影像涵蓋的天區範圍。
2. 解析 MPC 資料庫中每顆小行星的軌道資訊，將 MPCORB.DAT 中的小行星軌道參數計算出赤經與赤緯座標，篩選出可能存在於影像範圍內的小行星。
3. 使用 JPL Horizons 提供的線上資料庫進行交叉查詢，確認小行星座標。

最後我們將符合條件的小行星資訊，依編號、赤經、赤緯及視星等格式儲存成資料表，以便未來進行影像標注及 AI 訓練使用。

# designation	official_id	RA(deg)	Dec(deg)	Vmag
03709	3709	135.593399	-3.360401	15.84
13016	13016	131.190520	-2.022680	18.43
25881	25881	131.267850	-2.752320	18.36
27574	27574	132.050050	-2.562650	20.44
29895	29895	132.237500	-1.252660	17.90
33744	33744	129.826160	-2.001410	18.21
34573	34573	133.348270	-1.922180	19.12
36155	36155	131.271660	-2.995180	18.08
45365	45365	133.111110	-1.162930	18.34
54809	54809	132.008280	-1.114600	19.53
55625	55625	153.378808	-8.265277	18.40
59422	59422	129.318170	-2.635410	18.43

圖 汇出 FITS 影像範圍內的已知小行星資訊
(由作者1、2、3製作)

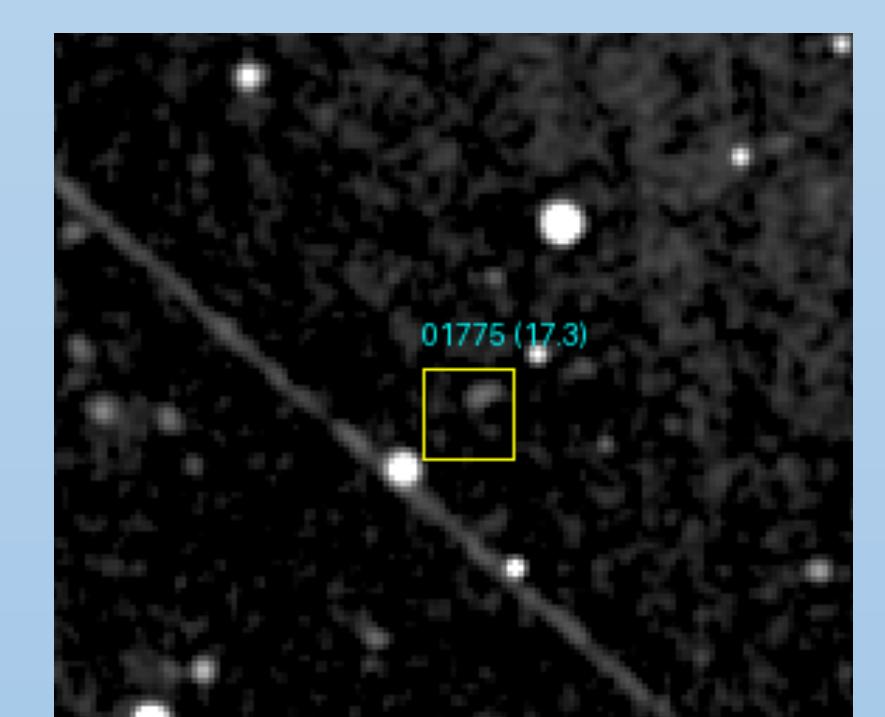


圖 套用 MPC 小行星資料至影像圖中數字代表 official-id (Vmags)
(由作者1、2、3製作)

五、用程式找小行星

一、OpenCV

1.影像對齊

影像差分之前，必須將連續拍攝的多張影像對齊，確保固定物體在每張影像中的位置一致，避免差分後產生額外的雜訊，有效凸顯出移動的物體。

2.建立差分影像

將對齊後的影像進行兩兩差分處理，透過 OpenCV 提供的函式來進行差分，只有移動物體所產生的殘差會被保留下來。

3.候選區域檢測

對差分影像進行二值化與形態學處理，接著使用輪廓檢測來找出差分影像中的明顯亮點，這些亮點將作為候選的小行星區域。

4.霍夫轉換

最後，我們使用霍夫轉換方法來檢測候選區域在多張影像中可能形成的直線運動軌跡。霍夫轉換能有效地從大量候選目標中快速篩選出具有線性運動趨勢的物體，有助於準確地辨識小行星的運動特徵。

二、AI深度學習

1.自動標註小行星

我們使用已知資料或人工標註影像，建立大量標註資料，並將每個目標的位置以bounding box的形式存成YOLO格式，作為後續訓練模型的基礎。

2.訓練模型

這次的 YOLO 訓練目標是讓模型學會在影像中偵測小行星，從訓練結果來看，隨著訓練次數增加，模型的錯誤率逐漸降低，顯示出學習過程十分穩定，精確率大約在 80% 至 85% 之間，但召回率僅有約 50%，也就是說仍有一半的星點未被偵測到。

在資料準備方面，訓練數據集來自 6 個天區，其中 5 個天區（天區 1~5）用於訓練及測試，1 個天區（天區6）則作為推論驗證使用。

3.推論小行星

模型訓練完成後，能快速且自動化地在新影像中偵測目標並產生 bounding box，但尚未包含運動資訊。

4.偵測並比對多幀

進行多張影像的比對與追蹤，以明確區分靜止恆星與移動的小行星。

結果比較

本次比較推論的對象為第6個未參與訓練的天區，結果如下表所示，使用霍夫轉換進行分析時，偵測到 2 條直線軌跡，然而實際的小行星數量為0，主要因其效果高度依賴於差分影像的品質，結果顯示AI模型共偵測到 4 顆小行星，略高於該天區實際的小行星數量（2 顆），代表模型具有一定的偵測能力，但也存在誤判的可能性。

表 初步實驗結果 (作者1、2、3製作)

方法	推論天區	偵測小行星數量	實際小行星數量
OpenCV+霍夫轉換	6	2	0
AI深度學習 (YOLO)	6	4	2

三、模型訓練改進與資料處理強化

在以上的初步實驗中，我們比較了傳統電腦視覺OpenCV與 AI深度學習框架YOLO在小行星辨識上的效果，雖然AI模型具有推論自動化與較高準確率的優勢，但是YOLO模型的推論效果仍有限。因此，我們進一步從影像資料本身著手，優化資料收集與訓練流程，強化模型的學習基礎與辨識能力，以克服前述的限制與挑戰。

1.多張影像疊合處理

為提升小行星辨識效果，我們使用「影像疊合」技術，將同一區域連續拍攝的多張影像進行星點對齊後，透過最大值疊圖方式合成。此方法能保留每個像素中最亮的亮度值，使移動中的小行星留下清晰軌跡，有助於突顯目標、提升 AI 模型的學習效果。

本研究共分析 40 個天區，使用超過 1300 張 .fts 影像，將每張影像平均可收集到 2 至 3 顆具移動軌跡的已知小行星，每筆訓練資料選取 20 至 30 張連續影像進行對齊與疊合處理。

2.預處理增強流程

(1) 傳立葉轉換

透過傅立葉轉換將原始影像中的高頻成分（如感光元件雜訊、背景恆星閃爍等）去除，可有效讓背景變得更乾淨，進一步提升微弱星點的對比度。

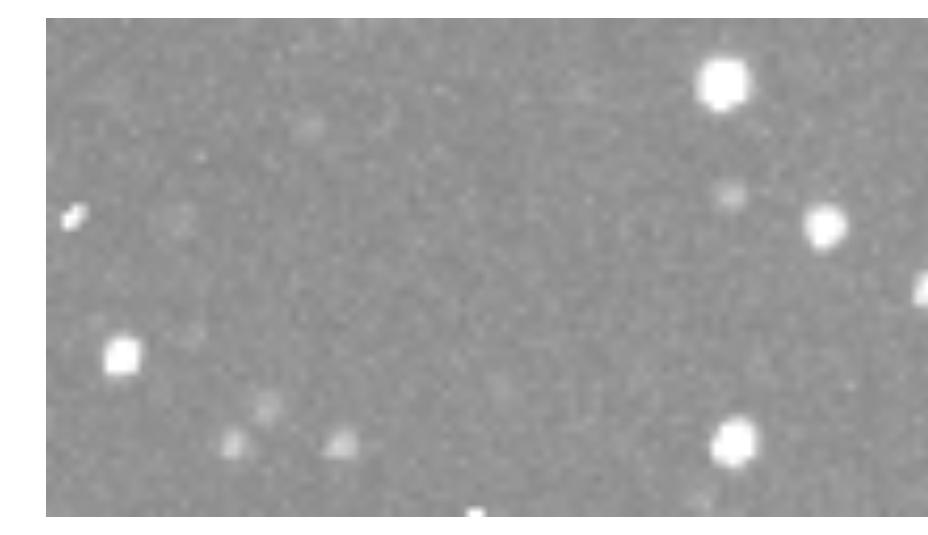


圖 傳立葉轉換處理前(左)後(右)比較 (作者1、2、3製作)

(2) 高斯模糊

經過高斯模糊處理後的結果，小行星在標註框內的亮度變得集中、輪廓更清晰，而背景的顆粒感也大幅降低。這樣能幫助模型更容易地找到小行星，減少被雜訊干擾的機率

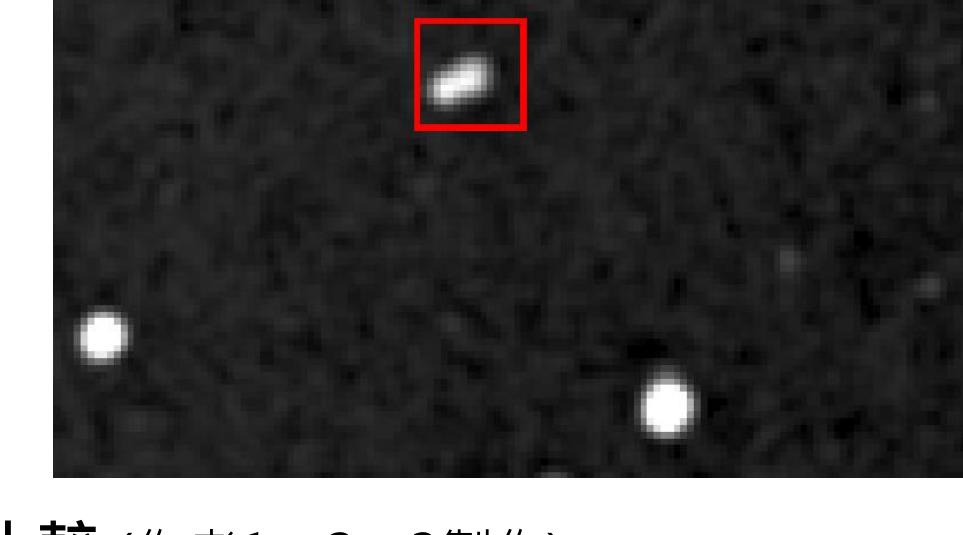


圖 高斯模糊處理前(左)後(右)比較 (作者1、2、3製作)

3.優化後再訓練

我們分別比較了「傳統 IASC 模式」與本研究提出的「連續間隔拍攝模式」(Continuous Stacked Imaging) 所訓練出的 AI 模型表現。從訓練過程中的多項指標來看，改進後的模型在辨識小行星的能力上有顯著提升：精確率從約 80% 提升至超過 90%，預測結果更為準確；召回率則從約 55% 提升至超過 90%，顯示模型能偵測出更多實際存在的小行星；而平均準確率 (mAP@0.5) 亦由約 60% 提升至超過 90%，整體辨識能力大幅進步，展現出連續疊圖技術對於提升 AI 模型效能的實質貢獻。

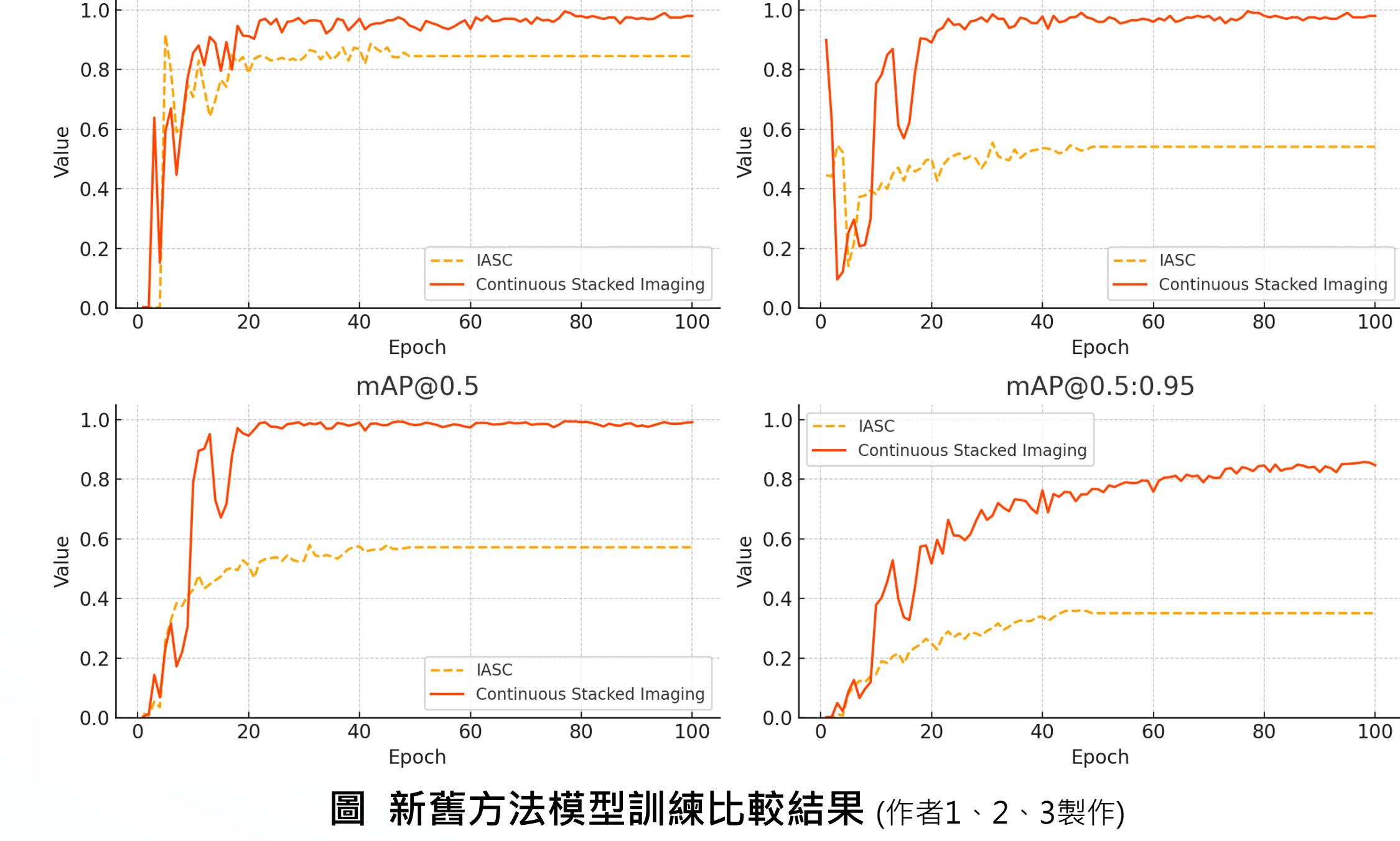


圖 新舊方法模型訓練比較結果 (作者1、2、3製作)

4.推論小行星

完成模型訓練後，我們利用改進後的 AI 模型進行小行星推論。與傳統方法需比對多張影像才能偵測移動物體不同，我們的模型能直接從靜態疊圖中辨識小行星。因為經過連續拍攝與影像疊合後，小行星在畫面中會留下獨特的移動痕跡，而背景恆星則因平均疊合變得較不明顯。

模型可成功推論出具明顯移動特徵的已登錄於 MPC 資料庫的小行星，以及尚未登錄的潛在候選小行星，目前仍需進一步透過追蹤觀測、星等分析與軌道擬合等步驟進行交叉驗證，以確認其是否為真正的新發現。

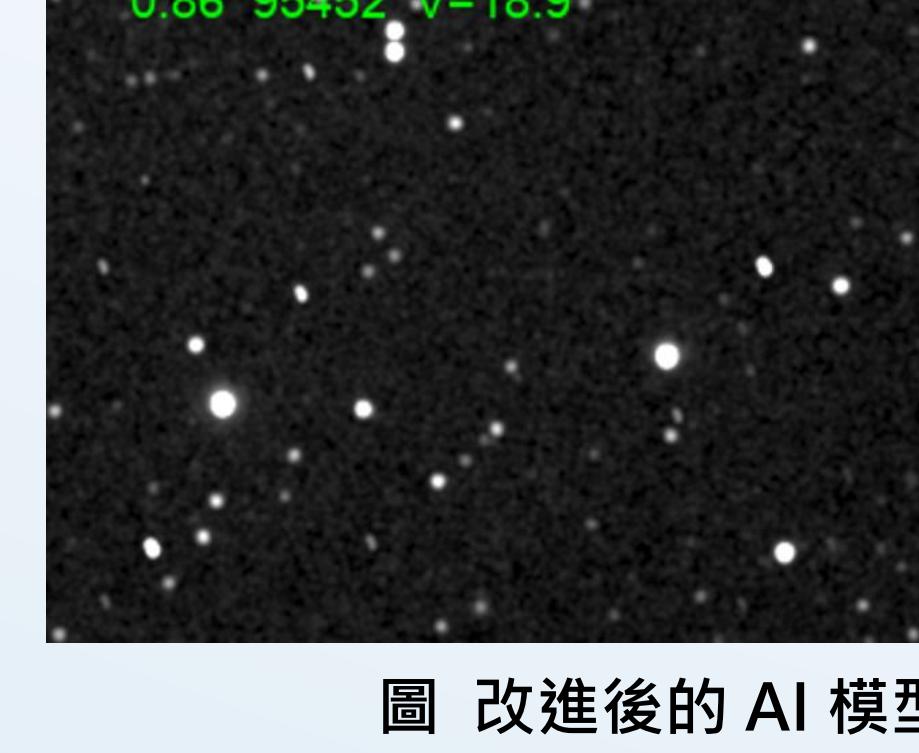


圖 改進後的 AI 模型推論既有小行星(作者1、2、3製作)

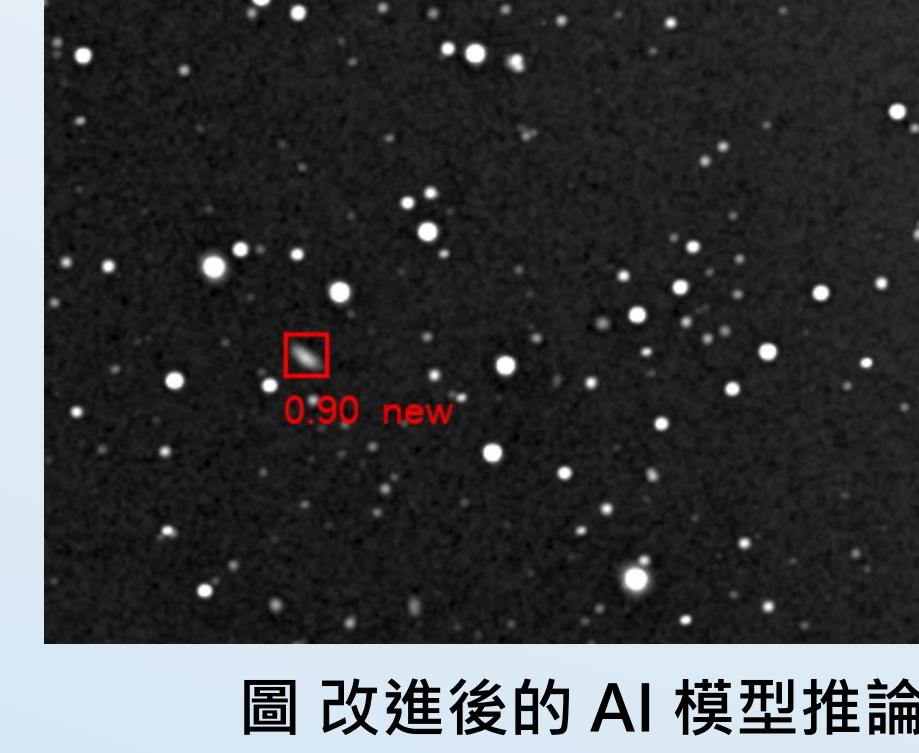


圖 改進後的 AI 模型推論出潛在未登錄之小行星(作者1、2、3製作)



伍、結論

- 本研究比較了傳統影像處理與人工智慧辨識方法，發現 AI 雖具潛力，但在資料條件未優化時辨識效果仍有限。為提升模型表現，我們提出「連續拍攝疊圖模式」，並搭配傅立葉轉換與高斯模糊等影像處理技術，有效消除背景高頻雜訊、強化星點移動特徵，使模型訓練更加穩定。
- 經改進後的 YOLO 模型在精確率 (Precision) 、召回率 (Recall) 與平均準確率 (mAP) 三項指標上皆突破 90%，整體辨識效能顯著優於傳統模式。我們所建構的 AI 推論流程已具備自動化辨識潛在新小行星的能力，並成功偵測出具穩定移動軌跡、尚未登錄於 MPC 資料庫的天體，展現實質應用潛力。
- 研究成果可作為天文觀測單位導入 AI 技術的參考依據，協助規劃更高效率的小行星搜尋與拍攝策略。
- 後續我們將整合視星等推算、軌道預測與自動化通報格式產出，以優化追蹤與確認流程，期望能在拍攝計畫中同步完成辨識與追蹤任務，加速潛在新天體的確認與命名，朝實現 AI 輔助天文探索的自動化目標邁進。



陸、參考文獻資料

- JPL. (2025). Discovery Statistics. <https://cneos.jpl.nasa.gov/stats/totals.html>
- Motrunich, A. (2025,Apr,11).Exploring Space with AI. https://neowise.ipac.caltech.edu/news/neowise20250411/?utm_source=chatgpt.com
- Rannard, G. (2025年2月23日)。2024 YR4: 小行星撞地球機會有多大？那些不為人知的驚險錯過。BBC NEWS中文。<https://www.bbc.com/zhongwen/articles/c798zpn1wv2o/trad>
- Uri, J. (2023).115 Years Ago: The Tunguska Asteroid Impact Event. <https://www.nasa.gov/history/115-years-ago-the-tunguska-asteroid-impact-event/>
- 朱育陞、吳國維、孫加恩(2022)。它罩得住我。第 62 屆中小學科學展覽會。
- 南瀛天文館。基本影像校正。天文攝影。https://taea.tn.edu.tw/astro_news/photo_detail/654abd7c-cf36-11eb-8a27-e5a2395a6137
- 張皓凱(2022)。利用變形霍夫轉換尋找小行星之研究。第二十一屆旺宏科學獎。
- 陳文屏(2008)。小行星觀測。天文期刊第四十期,14-19。蔡穎仁整理。https://www.astro.ncu.edu.tw/~wchen/wp_chen/essay/asteroidsObs2008.pdf
- 劉柏逸、陳雨彤、蘇敬怡、邱柏翰 (2020)。以影像函式庫輔助小行星辨識。第 60 屆全國科學展覽會。
- 蔡奕章(2021)。AI影像辨識輔助視力量測系統。第 61 屆全國科學展覽會。
- 顏妤晅、陳以華、曹家瑜(2021)。智慧影像偵測大型車內輪差。第 61 屆全國科學展覽會。