

國立台北大學資訊工程學系專題報告

多層次車牌冒用 AI 偵測系統

專題組員：鄭宇揚、邱學承、張峻翔、戴萬安

專題編號：PRJ-NTPUCSIE-114-011

執行期間：114 年 9 月 至 115 年 5 月

出車籍資料不全或與登記資料衝突的問題車輛。

1. 摘要

偽造車牌案件近年逐年攀升，且偽造技術日益精進，傳統人工取締方式難以即時因應。上一屆專題已建立車輛偵測、車牌辨識與 SIFT 相似度比對的基礎架構，為車牌冒用偵測提供了可行的實作基礎。然而 SIFT 屬於較早期的傳統電腦視覺技術，僅依賴低階的局部特徵點，缺乏對車輛的高階語意理解，在背景雜訊較多或光影變化下容易受干擾，且邊緣運算負擔較大；相較於現代深度學習的車輛重識別方法，其辨識能力與穩定度均較為有限。本屆延續既有架構並進行改良，將相似度比對核心改為深度學習模型 FastReID，使其成為主流程，SIFT 則退居為模糊區間的第二階段輔助判斷。同時改採高角度車輛影像、新增貨車車種與車頭偵測模型，並對 SIFT 進行輕量化處理。改良後系統在維持判斷正確率的同時，大幅縮短了整體比對時間。

2. 簡介

本系統的核心理念與上一屆相同：在申請牌照時上傳車輛正面照與車籍資料綁定建檔，當車輛行駛經過檢測點時，先辨識車牌號碼，再調取該車號所綁定之登記照片進行比對，藉此找

上一屆已完成車輛偵測、車牌辨識，並以 SIFT 進行車型相似度比對、搭配色彩直方圖判斷車色，建立了完整的基礎架構（細節可參閱上一屆報告）。該架構已能正確判別多數車牌冒用情況，本屆則在此基礎上追求更高的準確度與效率：SIFT 在區分車輛時仍有提升空間，且單次比對較為耗時，較難滿足道路即時稽查的需求。因此本屆改以 FastReID 作為主要比對核心，並將拍攝視角由上一屆的車輛正前方，改為更符合道路監視器與 ETC 實際取像的高角度俯視，同時調整偵測流程，使系統更貼近真實應用場景。

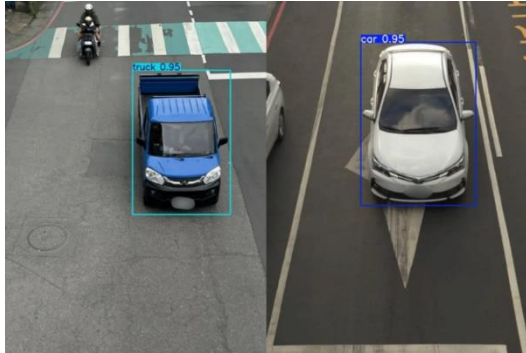
3. 專題進行方式

本屆同樣分為車輛辨識、車牌辨識與車輛相似度比對三階段，並於各階段加入改良。

車輛與車頭偵測：

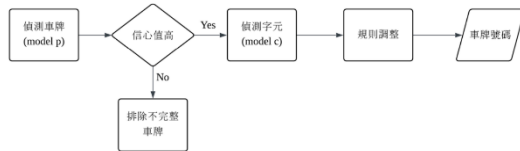
為符合道路監視器與 ETC 由上往下拍攝的角度，本屆重新蒐集高角度車輛影像訓練 YOLO 車輛模型，並新增貨車（truck）類別，使系統可同時辨識一般車與貨車。此外新增車頭偵測 YOLO 模型，專門框出車輛前端區域，主要基於兩點考量：其一，貨車

的貨斗時常被更換，將比對鎖定在車頭可避免貨斗變動影響判斷結果；其二，SIFT 容易擷取到車輛以外的背景（如柏油路面）而產生雜訊，將範圍限縮於車頭能去除這類干擾，使後續比對有更集中、穩定的特徵基礎。此作法對貨車與一般車皆適用。



車牌辨識：

此部分延續上一屆作法，以 YOLO 偵測車牌，信心值過低者視為不完整車牌而排除，通過者再進行字元辨識，並依常見車牌樣式進行規則調整，輸出最終車牌號碼：

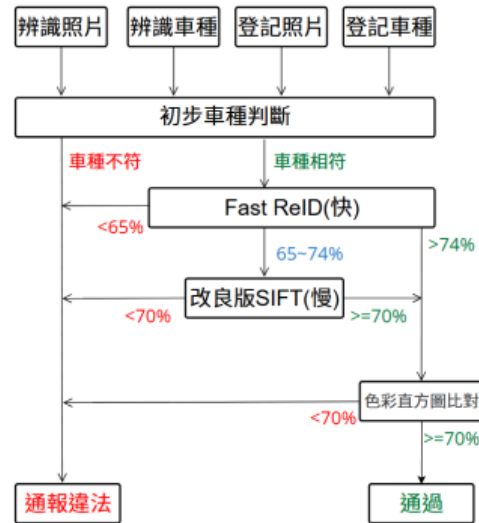


相似度比對：FastReID 為主、SIFT 為輔：

本屆最主要的改良在於比對核心：改以透過 FastReID 工具箱訓練的深度學習車輛重識別模型，取代 SIFT 作為主流程，SIFT 則退居為模糊區間的第二階段補強工具。整體比對流程如圖所示。

透過車牌調取到該車號所綁定之登記照片與相關資料後，系統先對行駛車輛進行車種辨識（自小客車或貨車）並與登記資料比對；若車種不符則直接結束流程並通報，省去多餘的比

對時間。車種相符者，再將行駛車輛與登記車輛照片送入 FastReID 比對；落在模糊區間（65%~74%）者，會再以改良版 SIFT 進行二次比對補判。通過上述判定後，最後進行色彩直方圖的車色比對，以避免漏網之魚。



FastReID：

我們採用京東 AI 研究院（JD AI Research）開發並開源的 FastReID 工具箱來建立車輛重識別模型。模型以 ResNet-50 作為骨幹（特徵提取器），透過殘差連接避免深層網路的梯度消失——網路改為學習殘差，使輸出為

$$H(x) = F(x) + x$$

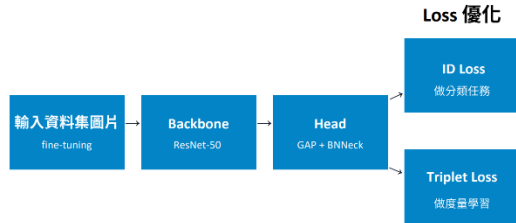
並在後端接上 GAP + BNNeck 結構，搭配 ID Loss（分類任務）與 Triplet Loss（度量學習）進行訓練，目的是拉近同車、推遠不同車之間的特徵距離。

$$L_{\text{triplet}} = \max(0, d(A, P) - d(A, N) + \alpha)$$

其中 $d(\cdot)$ 為特徵向量距離、 α 為 margin，A、P、N 分別為錨點、同車與不同車樣本。

我們使用 Veri-776 車輛重識別

資料集(含 20 台攝影機、776 輛車、約 50,000 張影像) 進行 fine-tuning, 使 ResNet-50 從「看懂圖片」進一步學會「區分車輛」。



完成訓練後, 每張車輛影像會被壓縮為一個 2048 維特徵向量, 作為該車的「身分指紋」。比對兩車時計算兩向量的餘弦相似度:

$$\text{sim}(A, B) = \cos \theta = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|}$$

向量夾角越小、相似度越高, 代表越可能為同一輛車。採用餘弦相似度的好處在於對向量長度不敏感, 可消除亮度、對比與尺度變化的干擾, 且 BNNeck 後的特徵分佈更適合角度度量。

改良版 SIFT:

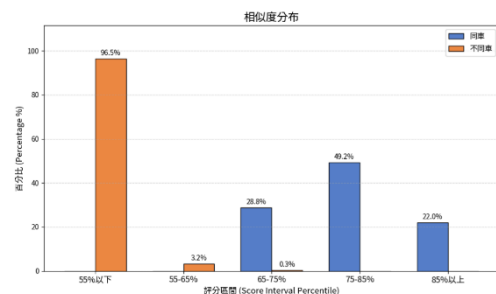
SIFT 在區分外型相近車輛時仍具局部細節的辨識優勢, 因此本屆將其保留為模糊區間的第二階段補強工具, 但不再是主流程核心。為使其適合邊緣部署且不拖累整體效率, 我們進行三項輕量化: 只取車頭區域、壓縮輸入影像(寬度限制 480px, 長邊等比例縮小)、限制最大特徵點數量(僅取前 800 強)。這些處理可去除光影雜訊、保留車體剛性結構, 提升訊噪比, 使 SIFT 比對時間縮短約 7.7 倍, 同時維持輪廓辨識能力。

判斷門檻設定:

相似度門檻由我們實際拍攝到路上的車輛影像來測定。FastReID 方面, 我們以 90 張完全不同的車輛互相比

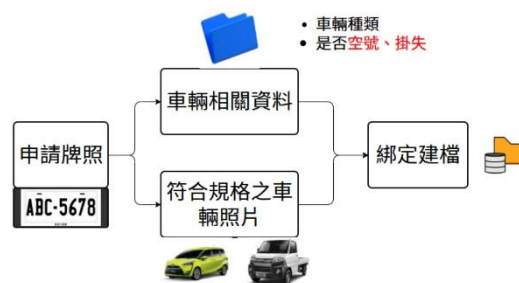
對(共 4005 組) 並另取 118 張同車不同角度影像(共 59 組) 觀察分數分佈, 結果顯示, 不同車的相似度普遍在 65% 以下、最高也僅 71.82%; 同車則多在 75% 以上、最低為 66.74%。也就是說, 沒有任何一組不同車超過 74%、也沒有任何一組同車低於 65%, 僅有少數案例落在 65%~74% 之間彼此重疊。據此將餘弦相似度門檻設為: $\cos < 65\%$ 判為不同車、 $\cos > 74\%$ 判為相同車, 介於兩者之間則視為模糊區間, 交由 SIFT 補判。

SIFT 補判門檻則以模糊區間的案例另行測試(不同車 52 組、相同車 12 組), 不同車的 SIFT 相似度落在 26.16%~61.90%、同車則在 74.75%~85.94%, 兩者之間有明顯落差且無重疊, 因此以 70% 為界: $\text{SIFT} < 70\%$ 判為不同車、 $\text{SIFT} \geq 70\%$ 判為相同車。



4. 系統實作內容

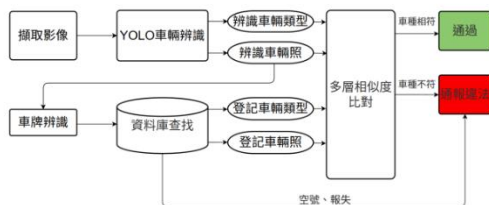
前置作業:



於申請牌照時拍攝車輛高角度正面照, 連同車輛種類、車籍資料一併綁定建檔, 作為日後比對的合規依據。

日常檢驗：

當車輛行駛經過檢測點時，攝影機會拍攝其影像，先由 YOLO 偵測車輛，再辨識車牌與字元以取得車牌號碼。系統依此號碼查詢資料庫登記資料，若查無對應照片，則可能為空號或掛失等車籍異常，直接通報；若調取到登記照片，則先比對辨識車種與登記車種是否相符，車種不符即判定為異常。車種相符者，先以 FastReID 進行主要的相似度比對，並依相似度分三種情況處理：低於模糊區間(<65%)者，直接判為不同車並通報；高於模糊區間(>74%)者，再以色彩直方圖比對車色(純數值運算、耗時極短)，車色一致才判定通過；落在模糊區間(65%~74%)者，則改以車頭偵測搭配改良版 SIFT 補判，SIFT 判為相同車者再經色彩直方圖確認車色、判為不同車者則通報。最後依比對結果輸出「通過」或「通報違法」。



5. 主要成果與評估

成果：

(1) FastReID 檢測通過：

FastReID 比對(左:登記照片;右:合法行駛照片)



FastReID 判斷相似度: 87.31%



FastReID 判斷相似度: 91.21%

(2) FastReID 檢測不通過：

FastReID 比對(左:登記照片;右:違法行駛照片)



FastReID 判斷相似度: 42.74%



FastReID 判斷相似度: 39.10%

(3) 初判模糊區間，SIFT 補判通過：

FastReID 比對(左:登記照片;右:合法行駛照片)



FastReID 判斷相似度: 71.58%

SIFT 比對



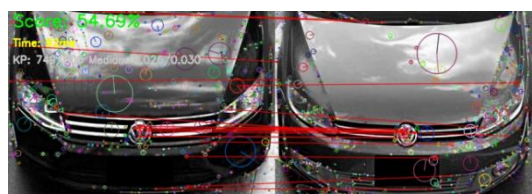
SIFT 判斷相似度: 85.11%

(4)初判模糊區間，SIFT 補判不通過：
FastReID 比對(左:登記照片;右:違法
行駛照片)



FastReID 判斷相似度: 69.13%

SIFT 比對



SIFT 判斷相似度: 54.69%

新舊架構對比，速度與準確率提升：

為比較將比對核心由 SIFT 換成 FastReID 所帶來的效率提升，我們在前述用於門檻測定的測試集(同車 59 組、不同車 4005 組，共 4064 組)上，直接對比兩者的單組比對時間。SIFT 的耗時會隨影像內容大幅波動，平均每組約 3988 ms、中位數約 3423

ms、標準差約 2156 ms；FastReID 則相當穩定，平均每組僅約 61 ms、中位數約 59 ms、標準差約 11 ms，加速約 65 倍。測試於 NVIDIA RTX 3060 GPU 與 Intel i5-10400 CPU 上進行。以下再就幾個代表性情境分別說明：

1. 日間不同車情況下

速度從 1624.7ms 降至 53.8ms

相似度由 36.96%降至 7.61%



	相似度對比	判斷時間
SIFT	36.96%	1624.7ms
FastReID	7.61%	53.8ms

2. 日間同車情況下

速度從 1063.4ms 降至 50.1ms

相似度由 68.91% 升至 70.84%



	相似度對比	判斷時間
SIFT	68.91%	1063.4ms
FastReID	70.84%	50.1ms

3. 夜間不同車情況下

速度從 2169.12ms 降至 48.9ms

相似度由 23.11%降至 22.05%



	相似度對比	判斷時間
SIFT	23.11%	2169.12ms
FastReID	22.05%	48.9ms

在本測試集上，僅憑 FastReID 即可正確判別約 98.4% 的配對；其餘約 1.6% 落在模糊區，經改良版 SIFT 二次判斷後仍能完全區分，使系統在本測試集上達到 100% 的整體判別正確率。

6. 結語與展望

本屆專題延續上一屆的車牌冒用偵測概念，並在比對核心、影像視角與偵測模型上進行改良，以 FastReID 取代 SIFT 作為主流程，使系統在實務場

景下兼具速度與準確度。未來可朝兩方向持續精進：一是擴充車輛重識別的訓練資料，特別是針對台灣本地車種與夜間影像，以進一步提升模糊區間的判斷力；二是擴大偵測涵蓋的車種與視角，加入機車辨識、特殊車牌辨識，以及車輛後方角度的辨識功能，使系統能因應更多元的場景。

7. 銘謝

感謝指導老師，在專題進行過程給予我們的建議與指導，也感謝去年專題生所提供的基礎架構，使我們得以站在前人基礎上前進，最後感謝組員間的相互交流與合作，使此專題能夠順利完成。

8. 參考文獻

L. He, X. Liao, W. Liu, X. Liu, P. Cheng, and T. Mei, "FastReID: A pytorch toolbox for general instance re-identification," in Proc. 31st ACM Int. Conf. Multimedia (MM '23), Ottawa, ON, Canada, 2023, pp. 9664 - 9667.

<https://dl.acm.org/doi/10.1145/3581783.3613460>

YOLOv8 doc

<https://docs.ultralytics.com/models/yolov8/>

FastReID Github

<https://github.com/jdai-cv/fast-Reid>

Veri-776

<https://www.kaggle.com/datasets/abhyudayal2/veri-vehicle-re-identification-dataset>