



# 自動化 UAV 巡檢測繪及 港區構造物偵測 — 以台中港為例

洪維屏／交通部運輸研究所港灣技術研究中心 副研究員

林彥廷／國家實驗研究院國家地震工程研究中心 專案助理研究員

甘翊萱／國立臺灣大學土木工程學系測量與空間資訊組 研究助理

黃春嘉／國立臺灣大學土木工程學系測量與空間資訊組 博士候選人

李政軒／國立臺灣大學土木工程學系測量與空間資訊組 碩士

韓仁毓／國立臺灣大學土木工程學系測量及空間資訊組 教授

臺中港為我國國際商港，以近洋航線為主的中部區域增值型物流港，港區使用單位及名目繁多，相關之土地利用與規劃是港區營運的重要工作之一。然而港區幅員廣大，且人力有限，如何快速掌握各區域之使用狀況並妥善管理難度極高。另一方面，港區設施受海潮及颱風天氣衝擊影響下，其穩定性與安全性備受考驗，同樣的在有限人力之下要能持續監測港區重要設施之安全穩定性並及早採取預防或補強措施，也成為一項難題。隨著無人飛行載具（Unmanned Aerial Vehicle, UAV）測繪技術發展成熟，在遠距機動遙控條件快速且輕易地到達不易施測區域。本研究基於 UAV 高機動性測繪優勢，並考量測區地形障礙因素，發展自動化 UAV 巡檢路徑規劃，並在蒐集港區具備地理定位空拍影像後，利用人工智慧物件分割演算法進行港區設施辨識分析，辨識成果能以優於八成正確性實現港區多重構造物監測，同時能以自動化巡檢掌握設施使用狀況與異動，確保營運安全及在人力精持續簡化的長期趨勢之下，提升港區的營運管理品質。

關鍵詞：無人機巡檢、自動化路徑規劃、影像辨識學習、構造物偵測、台中港區

## 前言

巡檢可以確保設備資產的完整，並依據各項數據的變化或趨勢來安排後續檢查及維修保養工作，進而維繫應有效能並提升安全性，以本研究的港區為例，不僅提供港區物流業者腹地，供其興建倉儲設施，亦搭配各國際商港港口區位，但由於腹地範圍包含陸地及部分出海口，為了管理之方便及維護各項設施的完整，巡檢工作的必要性和重要性因此備受重視。然而，目前港區巡檢多以人工為主，透過巡檢人員攜帶

巡檢紀錄表格進行巡檢作業，依據不同檢查類別將各自判定標準執行檢測診斷，而方法多為目視並依需求配合儀器進行詳細檢測，最後將結果根據量表記錄於表格上，然而這往往會造成 20% 至 30% 的錯誤率<sup>[1]</sup>。儘管現現有相關作業平台輔助管理，仍必須花費人力將巡檢紀錄結果手動輸入電腦，無形中增加誤植的機率。有限的人力及預算下，無法經常性檢測各項目，而是使用定期檢測將分類依照輕重緩急歸類為年、季、月、周及日，許多設施發生問題無法及時處理。

近年來自動化巡檢觀念的興盛，相關技術已被套用在不同領域，自動化並非意味著人力的取代，相反的是巡檢流程結構的改變，將人力資源應用於更有價值的地方，讓機器從事繁複的任務減少紀錄及判斷錯誤，研究顯示這將提高結果可靠性和準確性，對設施的安全維護提供重要幫助，也可使巡查次數更加頻繁，及時處理突發狀況。

隨著近年無人機測繪技術發展，透過拍攝影像中顏色可觀察到目標物屬性特色，廣應用於各個空間監測領域。在工程檢測方面，可檢測建築物外觀損壞程度，透過搭載光學與熱像儀之無人飛機，計算放射率快速得知橋面裂縫潛勢位置<sup>[2]</sup>，另外也有搭載光達進行檢測的方法<sup>[3]</sup>，無人機搭載光學影像配合偵測演算法進行道路三維破壞性監測<sup>[4]</sup>。在營建工程方面，應用無人機於工地現場之安全監測，特別針對人員無法到達之處，配合無人機查看，可評估危險之處<sup>[5]</sup>。在交通領域方面，應用於監視和監控、識別交通違規、幫助交通管理、信號優化和車輛軌跡提取以評估事故風險<sup>[6]</sup>。在測繪方面，無人機目前可取代部分傳統測量作業，如地形圖測繪，透過 UAV 拍攝影像可快速產製數值地形模型<sup>[7]</sup>，而這些三維數值地形模型不僅可提供管理者對於空間進行監測，亦可在考量地形影響 UAV 飛行進行調查路徑規劃參考，其中 A\* (A-star) 搜尋演算法概念基於最佳優先演算法<sup>[8]</sup>與戴克斯特拉演算法<sup>[9]</sup>，綜合兩者之優點依搜尋節點於三維空間考量廣度與深度，建構排序規則飛行路徑，於飛行任務完成同時蒐集獲得地面影像資訊。

近期人工智慧技術崛起，針對大量的影像資訊藉由學習演算進而達到物件辨識，現行物體偵測與切割模型中又以 RCNN<sup>[10]</sup>及 YOLO<sup>[11]</sup>演算能透過需求的複雜性因應訓練產生模型，在考量模型精度及運算效率比較下，YOLOv4 不僅繼承了前一代的模型部分架構更突破其效能<sup>[12]</sup>，因而對於複雜的物件設施能達到有效辨識能力，進而輔助管理者進行判斷及監測應用。綜合以上，無人機的高機動性優勢有機會提供廣域空間執行巡檢測繪，本研究基於港區空間資訊將以自動化規劃無人機載具飛行路徑與取像邏輯，並結合人工智慧影像辨識港區設施種類及數量，預期能改善港區傳統人力設施調查耗時問題，並提升空間維護及管理效益。

## 研究方法

本研究基於港區以無人機測繪影像為分析基礎，因應調查目標給予預先設定調查飛行模式，飛行過程考量地形及地物影響，利用既有數值地表模型 (digital surface model, DSM) 作為空間參考資訊，演算規劃 UAV 飛行路徑，依其飛行路徑所蒐集的 UAV 影像，透過影像學習辨識方式實現港區特定設施位置辨別，整體研究方法與步驟流程如圖 1 所示，共分成三大部分：(1) 調查飛行模式，(2) UAV 路徑規劃演算，(3) 影像學習辨識設施。最後，利用信心指數及混淆矩陣 F-score 指標確認設施辨識成果。



圖 1 自動化 UAV 巡檢測繪規劃及港區構造物偵測分析研究方法流程圖

## 調查飛行模式

### 地形測繪

地形測繪方法係為對指定區域進行範圍式區域檢視，可用於對地形物件之詳細檢驗抑或是連續性蒐集區域資料。在此方法中，需設置待測區域之範圍，並決定載具在任務中的相對飛行航高，相對航高將會決定在連續飛行中每個時刻下的離地高度，且需設定飛行之最大航高與飛行時之基本影像參數，完成上述參數設定後，將會由 A-star 演算法計算在目標區域中各飛行點位示意如圖 2，並估算任務之飛行時間，與預計拍攝之影像張數，完成飛行任務規劃。

### 多點巡航

多點巡航方法係為連續對於多目標點位進行檢視與拍攝，可用於快速勘查特定區域或用於規律性之巡航作業。多點巡航下需設置多個目標點位、相對飛行高度、飛行航高限制，與拍攝影像之相關基本參數，載具之飛行順序將依與起始飛行點位之距離進行排序，由 A-star 演算法計算點與點之間的預計飛行路徑，與估計飛行時間以及預計拍攝之影像張數，再依照點位順序進行飛行作業，並在任務完成後自動飛回起始點位 (圖 3)。

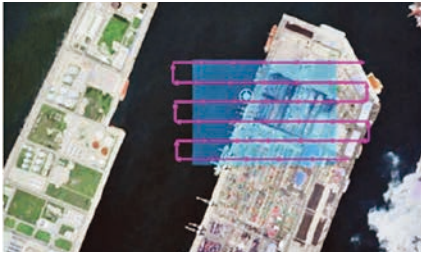


圖 2 地形測繪示意圖



圖 3 多點巡航示意圖



圖 4 單點環飛示意圖

### (3) 單點環飛

單點環飛方法係為對地圖上單一物件或點位進行自動化環繞式飛行任務，在飛行中系統邏輯將會判斷物件之位置調整拍攝角度與方向，對相同特定物件進行連續性的拍攝，可執行針對特定事件之物體監測使用，能蒐集更細部且完整的資訊，以滿足的作業需求。此種模式下，需設置此物件之涵蓋範圍作為環飛範圍之判斷依據，以及相對飛行高度、飛行航高限制，與影像之相關基本參數，將所需條件設定完成後將由 A-star 演算法依目標物涵蓋範圍邊界計算環繞式飛行之各點飛行路徑，與估計飛行時間以及預計拍攝之影像張數，並在任務完成後自動飛回起始點位（圖 4）。

### UAV 路徑規劃演算

藉由預先建構或模擬底圖，可知在施測範圍的空間資訊，並再選取目標物與目標範圍後，應用搜尋演算法進行無人機路徑規劃。A-star 演算法係基於最佳優先演算法<sup>[8]</sup>與戴克斯特拉演算法<sup>[9]</sup>，綜合兩者優點考量演算深度及廣度概念，增加多維度空間搜尋，建構搜尋節點優先排序規則。其中戴克斯特拉演算法是以起始點位開始，朝向八方位擴展，計算與相鄰點位的距離成本，直至搜尋到目標點位才停止計算，之後再考慮起始點至目標點的最短路徑，但此種演算法將會耗費較多時間。A-star 優化戴克斯特拉演算法，依起始點開始計算在鄰近點的距離成本，並需要目標點之位置先驗資訊，故得以朝向正確的方位找尋最短路徑，且在計算距離成本的同時將會記錄目前的在相同距離節點的相對最小距離成本值和最小距離成本點位，以此作為優先排序規則降低點位搜尋的計算量。A-star 動態排序搜尋時，不斷修正搜尋方向而減少搜尋次數，因此需仰賴先驗空間資訊而得以加快搜尋速度，在本研究中將使用 DSM 及 A-star 搜尋演算法，進

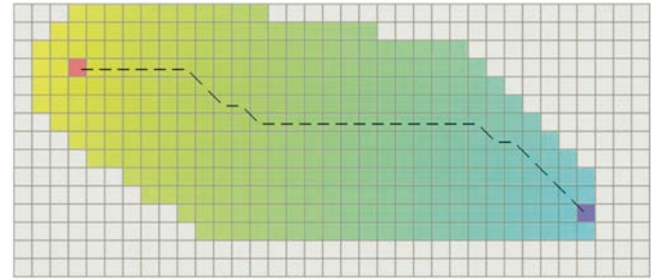


圖 5 A-star 演算法搜尋示意圖

行飛行路徑之點位內插計算與設置（圖 5）。

使用無人飛行載具進行相關影像蒐集之作業，在航線規劃中需考量三維空間資訊，對於避障之功能更是如此，而本研究將會分成兩步驟，對不同維度以 (1) 調整高度、(2) 調整緩衝區，兩方法進行後續分析。

#### 調整高度

建有數值地表模型 (DSM) 的狀況下，已知研究區域的高程資訊，而無人飛行載具是以計算相對航高的方式進行飛行，相對航高為該載具垂直於地面或建物之相對高度，故假使在未達航高限制的情況下，載具將以距離相對於地面或建物之固定高度飛行；當達航高限制時將會視為障礙物，交由 (2) 調整緩衝區進行處理，此方式可有效處理在高程維度上所遇到的障礙物。

#### 調整緩衝區 (Buffer)

本次所使用之路徑規劃演算法：A-star，其演算法邏輯會偵測障礙物之位置，再加以找出適合的路線（圖 6），作為最後規劃之飛行路徑。無人載具由自身衛星定位系統資訊，以定位精度五公尺之誤差範圍作為容許與障礙物間的距離，稱之為緩衝區 (buffer)，使規劃之路徑不會完全貼著障礙物邊界飛行，以避免因載具定位誤差造成與障礙物之碰撞，圖 7 為將緩衝區設為 5 公尺下測試範例，圖 8 為將緩衝區設置為 10 公尺的，透過改良演算法不僅能夠避開障礙物，更能與邊界保持安全距離，降低無人載具擦撞損毀情況發生。

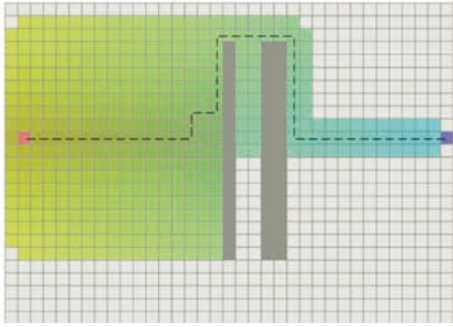


圖 6 A-star 演算法繞行障礙物

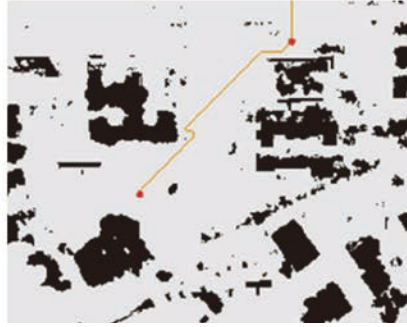


圖 7 緩衝區設定為 5 公尺避開障礙物

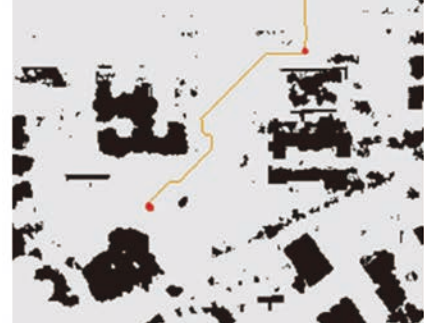


圖 8 緩衝區設定為 10 公尺避開障礙物

## 影像辨識設施

YOLOv4 在物體偵測模型帶來下列貢獻包括高精度目標偵測，其模型架構中，依序可以分為以下兩部分：

### BackBone: CSPDarknet53

因考量檢測模型計算量及加速達到併行計算優化，YOLOv4 在眾多的測試中發現 Darknet53 與 Cross Stage Partial Network (CSPNet) 最適合搭配使用於檢測；其中使用 CSPNet 能解決模型中深層卷積計算所產生梯度訊息損失問題，而提出跨階段局部網路降低損失與降低計算量，如圖 9 所示。

因此 CSPNet 的使用可以解決包括增加 CNN 學習能力解決計算力過高問題，加快運算速度同時降低內存的使用，最後結合 Darknet53 並作為 YOLOv4 的 Backbone。

### Neck: SPP + PAN

Neck 為了增加影像中可偵測範圍與融合不同尺度特徵，結合以下兩種模型解決傳統 CNN 模型在輸入與輸出中嚴格限制尺寸大小，而導致資訊變形或損失。SPP (spatial pyramid pooling layer) 能在最後輸出的資料固定下，以多種不同的池化層大小，執行多種程度特徵萃取並維持輸出維度 (圖 10)；另外，PANet

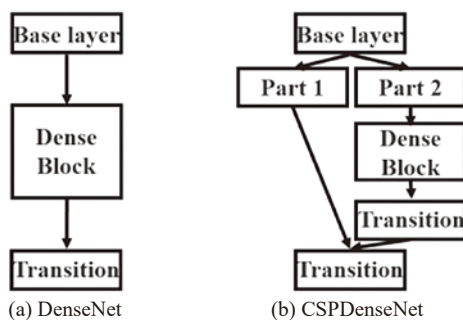


圖 9 普通卷積與 CSPNet 差別<sup>[13]</sup>

(Path Aggregation Network) 強化低層及資訊忽略而縮短低層及特徵的傳遞路徑。

經由 YOLOv4 物件分割辨識學習演算，成果以信心指數 (confidence) 及應用混淆矩陣 F-score 驗證模型辨識成果，其中信心指數表示為辨識框架可靠度，計算如下式：

$$S = P(C_n|O) * P(O) * IOU \quad (1)$$

其中  $S$  為物件  $O$  辨識的信心指標， $P(C_n|O)$  為物件  $O$  被辨識為類別  $C_n$  的機率， $P(O)$  為屬於物件  $O$  的機率， $IOU$  為物件框架範圍。

混淆矩陣  $F$ -score 用於判斷演算法的精確度，由精確率 (precision) 和召回率 (recall) 構成，計算如下式：

$$F - score = 2 \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (2)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

其中 TP (true positive) 為辨識正確物件於正確類別、FP (false positive) 為辨識錯誤物件於正確類別、TN (true negative) 為正確物件辨識於錯誤類別。

## 實驗分析

臺中港自由貿易港區涵蓋水域面積共為 4,700 公頃 (圖 11)，港區用地包括專業區、碼頭區、自由貿易港區等區域，為一個人工國際商港。本研究以臺中港之核心區域 (紅線範圍)，透過路徑演算法預先規劃載具飛行路徑，建立自動化控制載具影像蒐集，無人飛行載具在全球衛星地理定位輔助資訊，以多重航高及角度於測區中共蒐集 8,885 張影像，其中單張影像解析度為 5344 ×

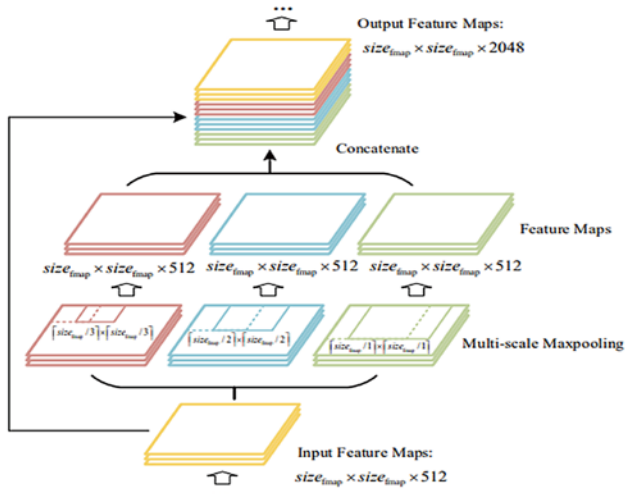


圖 10 SPP 示意圖

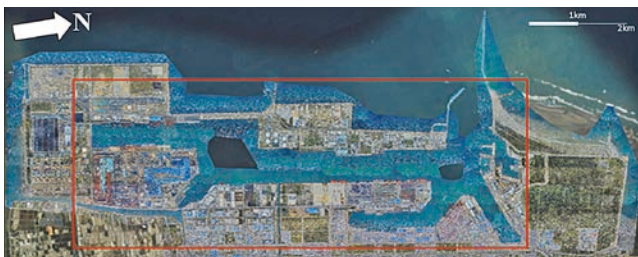


圖 11 台中港區區及重要構造物分布範圍

4016 pixels，當飛行航高於 120 m 時能獲得地面解析度為 3.0 cm/pixel，隨著航高降低而提升解析度，其中最低航高為 10 m 獲得小於 1 cm 地面解析資訊。

### 單物件偵測：以港區碰墊為例

於港區中，碰墊設施防止船隻受浪潮推移撞擊港岸構造，考量其重要性於單物件偵測實驗中選以作為測試案例。其中挑選港區岸邊 100 張無人機影像，利用 Labeling 軟體標記碰墊如圖 12 所示。基於 YOLOv4 演算建議迭代次數 6,000 次進行辨識模型訓練，獲得該模型損失值為 0.2104% 並完成資料訓練（圖 13）。

### 多重物件偵測

港區除了碰墊之外還包括其他高重複性設施如反光板及車檔，因此多重物件偵測以這三種類別依據圈繪各 100 個訓練樣本，經由 YOLOv4 識別學習演算構成類別專屬模型，辨識成果以框架式及信心指數標示於測試影像中，其中碰墊以紫色框架標註，黃色框架為反光板及綠色為車檔（圖 14）。並由 14 張驗證影像中辨識三種設施構造物之正確性統計如表 1 所示，其中以碰墊辨識平均精度最高為 93.3%、再者為反光板 89.8%，最後為車檔 81.0%；另外由  $F$ -score 顯示反光



(a)



(b)

圖 12 港區重要設施 — 碰墊於 (a) 原始圖片及 (b) 人工標記圖

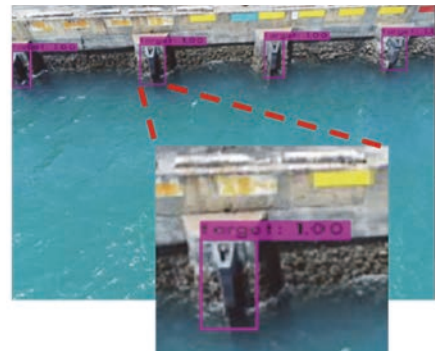
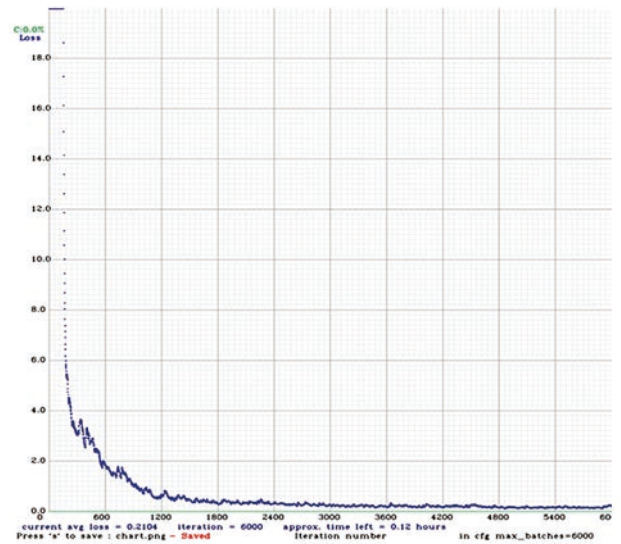


圖 13 模型 6000 次訓練後之損失曲線及框架辨識信心指數

表 1 驗正影像辨識構造物之相關驗正指標統計

港區構造物	TP	FP	FN	平均精度 (%)	精確率 (%)	召回率 (%)	$F$ -score
碰墊	28	14	1	93.3	0.74	0.97	0.84
反光板	69	18	3	89.8	0.79	0.96	0.87
車檔	33	12	2	81.0	0.73	0.94	0.82

板辨識具最佳精確度、再者碰墊、最後為車檔，且整體精確度能以優於八成辨識獲得設施位址。



圖 14 多重物件偵測成果（紫色框為碰墊，黃色為反光板，綠色為車檔）

## 結果與討論

無人飛行載具在近年來發展成熟，其可搭載高解析攝影機同時具高度的移動性以及遠距遙控功能，能夠取代人力快速且輕易地到達過去不容易接近的區域。再者目前無人飛行載具結合影像技術已經廣泛應用於大範圍或特殊環境條件下的資料收集任務中，為在有限人力之下要能持續監測港區設施安全穩定的理想選擇。本研究基於無人機取像邏輯規劃，以施測標的及地形避障為飛行考量，透過 DSM 模型及 A-star 演算以最佳化路徑規劃完成港區影像蒐集，所蒐集的 UAV 影像結合辨識學習 YOLOv4 演算訓練架構，能依單物件與多重物件建構辨識模型，依實驗成果顯示達到優於八成以上正確辨識性，後續可延伸添加港區附加設施，如繫纜繩柱、道路標誌及標示建構學習模型，透過多時期訓練樣本數與驗證樣本來強化辨識模型，並可針對不同巡檢任務執行對應飛行模式進行取像及自動化辨識的平台。未來研究辨識平台，將能以自動化方式掌握港區之使用狀況與異動，並針對重要設施進行監測，除可應用於港區土地之維護管理，並可更精確的掌握重要設施的穩定性，及早獲知可能的變動或破壞狀況，確保港區的營運安全。

## 參考文獻

- Drury, C.G. and Fox, J.G. "Human reliability in quality control," Taylor & Francis Group (1975).
- Escobar-Wolf, R., Oommen, T., Brooks, C., Dobson, R., and Ahlborn, T. (2018). "Unmanned aerial vehicle (UAV)-based assessment of concrete bridge deck delamination using thermal and visible camera sensors: a preliminary analysis," *Res Nondestr Eval*, Vol. 29, No 4, pp. 183-198.
- Bolourian, N., Soltani, M., Albahri, H., and Hammad, A. (2017). "High Level Framework for Bridge Inspection Using LiDAR-equipped UAV," *Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction (ISARC)*, Vol. 34, pp. 1-6.
- Tan, Y. and Li, Y. (2019). "UAV Photogrammetry-based 3D road distress detection," *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, Vol. 8, No 9, pp. 409.
- Martinez, J.G., Gheisari, M., and Alarcón, L.F. (2020). "UAV Integration in Current Construction Safety Planning and Monitoring Processes: Case Study of a High-Rise Building Construction Project in Chile," *Journal of Management in Engineering*, Vol. 36, No 3.
- Menouar, H., Guvenc, I., Akkaya, K., Uluagac, A.S., and Kadri, A. (2017). "Tuncer UAV-enabled intelligent transportation systems for the smart city: Applications and challenges," *IEEE Commun. Mag.*, Vol. 55, No 3, pp. 22-28.
- Yeh, F.S., Huang, C.J., Han, J.Y., and Ge, L. (2018). "Modeling Slope Topography Using Unmanned Aerial Vehicle Image Technique," *The Third International Conference on Sustainable Infrastructure and Built Environment*, Bandung, Indonesia, pp. 147.
- Pearl, J. (1984). "Heuristics: intelligent search strategies for computer problem solving," Addison-Wesley, pp. 48.
- Dijkstra, E.W. (1959). "A note on two problems in connexion with graphs," *Numerische mathematik*, Vol. 1, No 1, pp. 269-271.
- Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., and Malik, J. (2014). "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation," *In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 580-587.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A. (2016). "You only look once: Unified, real-time object detection," *In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 779-788.
- Bochkovskiy, A., Wang, C.Y., and Liao, H.Y.M. (2020). "Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection," *arXiv preprint arXiv:2004.10934*.
- Wang, C.Y., Liao, H.Y.M., Wu, Y.H., Chen, P.Y., Hsieh, J.W., and Yeh, I.H. (2020). CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN. *In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition workshops*, pp. 390-391. 