



應用深度學習與遠端監視影像 分析技術於防災

蘇元風* / 國立臺灣海洋大學河海工程學系 助理教授

深度學習在電腦視覺領域多年來已有非常快速的發展，例如：車牌辨識、人臉辨識等等，而在土木工程與防災領域的應用上仍有非常多的發展空間。在眾多影像分析的應用當中，CCTV (Closed-Circuit Television) 的監視畫面分析是正逐漸受到重視的一環。由於 CCTV 畫面取得容易且數量眾多，因此如何自動由 CCTV 畫面中取得在防災領域中所關心的資訊，是各種應用之中最重要的問題。近年來快速成長的機器學習與深度學習技術，更是加速 CCTV 影像應用的重要功臣，本文介紹三個具有潛力的 CCTV 影像應用於防災領域之案例，盼能啟發更多在土木工程或防災領域之相關應用潛力。

前言

CCTV (Closed-Circuit Television) 影像分析應用在土木工程與防災在近幾年中逐漸受到重視，其主要可歸功於電腦視覺 (Computer vision) 與深度學習 (Deep learning) 技術的快速發展，而在過去已被大量安裝的 CCTV 影像畫面，變成了最即時可快速派上用場的資料來源之一。由於深度學習工具已可免費取得，且在網路上可找到非常多教學資源，也有助於深度學習技術的發展。此外，開放資料政策下已有許多 CCTV 畫面可免費取得，在 CCTV 影像數量龐大的情形下，如何找到適當的議題，選擇適合的影像分析或深度學習工具，萃取出最合宜的資訊，是最主要的關鍵。

本文整理近年的三項防災領域的應用案例，一是以山區的 CCTV 畫面偵測山區河道洪水發生的時間點，爭取通知下游居民的警報時間；二是以深度學習中基礎的卷積神經網路，偵測 CCTV 畫面中是否發生淹水；最後則是使用預先訓練之模式，以物體偵測 (object detection) 方法識別 CCTV 畫面中是否出現人員，可應用於海岸或堤防邊在颱風期間觀浪民眾的偵測，即時發布通知並派遣人員前往勸離。

山區洪水發生偵測

山區洪水偵測方法 (專利證號：發明第 I650529 號)^[1] 為國家災害防救科技中心所研發的第一項專利，其主要概念即利用現有的農業部農村發展與水土保持署的 CCTV 測站畫面，以基本影像分析方法偵測河道中水體的網格數量，當河道水體網格數量快速增加時，即可視為山區洪水正在發生，詳細分析方法請參見專利說明。由於山區 CCTV 測站到下游居民住所集中處仍有一段距離，提早由山區的 CCTV 影像發現洪水事件，可爭取數十分鐘的預先警報時間，相關單位可透過廣播系統通知在下游河道活動的人潮，盡早進行避難以遠離危險。

圖 1 為此方法之示意圖，而由本方法在影像中取得的資訊，經過比對鄰近的水位觀測站，由統計分析結果顯示其與水位資料有高度相關性，驗證 CCTV 畫面中的資訊正確性。

此方法之詳細過程如圖 2，首先將山區影像灰階化，灰階化後的影像可明顯看出山區的河水明顯較亮，河床背景則明顯較暗，本研究也將利用此觀察進行後續分析。為加速演算效率，本研究選擇一關注區域 (Region of Interest, ROI)，如圖 2 右上方較亮的區域，即為 ROI。此區域內的影像，採用非監督式分群方

* 通訊作者，yuanfongsu@mail.ntou.edu.tw

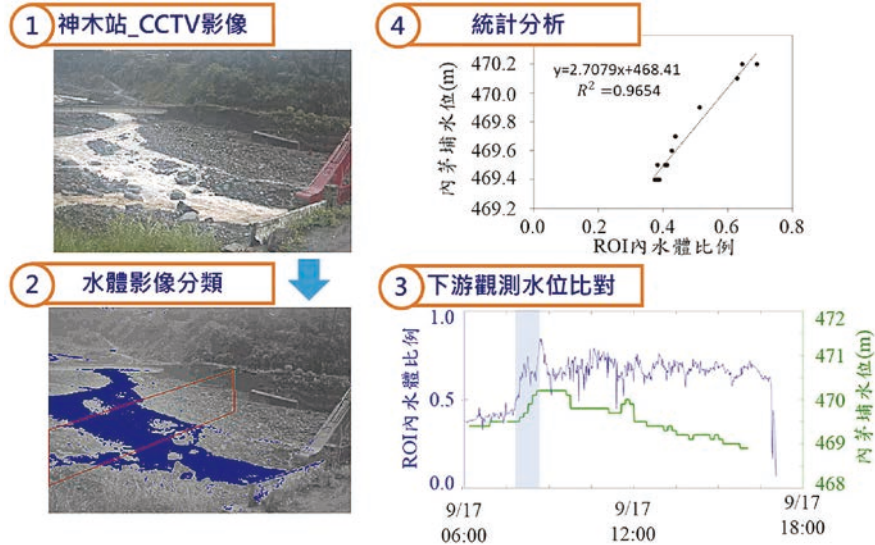


圖 1 山區洪水偵測方法示意流程圖

式，K-means 將像素 (pixel) 分為兩群，較亮的一群即為河水，較暗的即為河床。最後，為了得到一個適用於全天日照環境下的分群門檻值，我們蒐集了一天當中上午 6 點到下午 6 點共 600 張影像，均進行 ROI 內的 K-means 分群分析，得到兩群平均值的線如圖 2 左下圖所示，由圖 2 左下圖可看出除了早上 6 點到 6 點半之間，因太陽剛升起時光線不足的情況之外，大部分的時間兩群均可以單一門檻值區分得很清楚，因此可由此獲得適用於整個白天時段的單一門檻值，此門檻值即可有效的區分山區的河水與河床 (如圖 1 左下圖所示)。

圖 1 右下圖則是將 ROI 中的河水像素個數除以

ROI 內總像素個數而得到的比值，此比值即可作為山區洪水偵測的主要資訊，當此比值快速上升時，即代表山區洪水開始侵襲 (onset)。由 CCTV 影像判斷水位快速上升的數據可與下游水位測站所測得之水位變化數據相比較以作為驗證。

在與水位資料比對時，採用了資料平移後計算相關係數的方法，發現當資料平移 30 分鐘後，與下游水位的相關性最高，由此可知當上游 CCTV 發現水位上升之後，經過 30 分鐘後，下游水位才開始有反應，因此相較於傳統水位觀測方法，CCTV 的方法有效的提早了 30 分鐘得知山區洪水即將來襲，因此有更多洪水預警時間，可提高防災之效率。

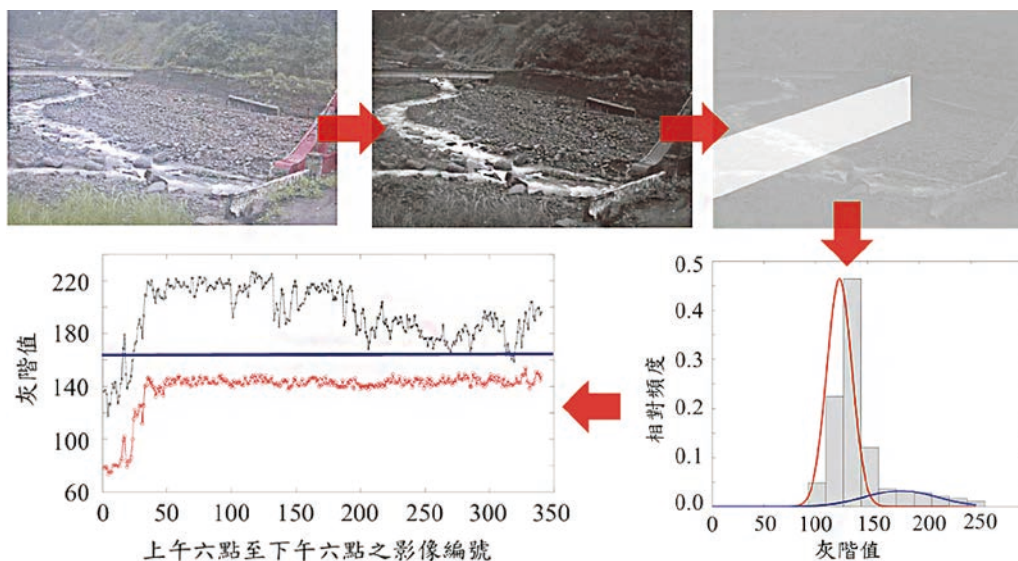


圖 2 CCTV 偵測山區洪水研究步驟示意圖

卷積神經網路應用於淹水事件偵測

卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN) 為基礎的深度學習網路，其概念最早由 Fukushima 於 1980 年提出^[2]，該文章中將神經網路分為 S-cell 與 C-cell，分別對應到卷積層 (convolution layer) 與池化層 (pooling layer)，而真正出現 CNN 一詞為 LeCun 等人於 1995 年的著作中^[3]所提出。CNN 基礎的概念如由圖 3 所示，其輸入為影像，CNN 中的卷積層主要目的為透過各式各樣的空間濾波 (filter) 與影像進行卷積操作，得到各種影像特徵資訊 (features)，這些特徵進一步透過池化層，減少影像大小並保留重要資訊，卷積層與池化層的操作可重複數次，萃取不同層級的影像特徵，這些特徵都將作為後方所接的全連結層神經網路系統的輸入，最後產出為單一數值，由此數值大小判斷畫面中是否出現淹水事件。在此應用之中，並不需要對影像進行標籤化 (label) 的動作，僅需挑選淹水與非淹水影像進行訓練，影像資料的前處理工作較少是其主要優點，然而缺點是未直接顯示 CNN 模式找到哪些影像特徵作為淹水的判斷，欲了解那些特徵是對淹水判斷有幫助的，必須仔細檢視 CNN 模式的權重與濾波器的等參數。

CNN 模式架構則如圖 3 所示，首先是 32 層的 Conv 層，用於萃取影像特徵，其後的 pooling 層則用於減少影像的大小以加速運算，其次再接 32 層的 Conv 層，萃取不同影像大小下的影像特徵，接著再一次縮小影像，再接上最後 64 層的 Conv 層，因為層層的擷取影像特徵，可掌握不同尺度的影像特徵。最後則是

以一個全連結層 (fully connected) 網路，判斷這些特徵是否能反映出積淹水特性。

CNN 模式建立的過程中，需要大量的積淹水影像作為訓練資料，然而要從歷史事件中找到 CCTV 影像中記錄淹水的畫面，是一件非常困難的任務，主要是因為過去 CCTV 的設置尚未普及在容易淹水的地區，其次則是 CCTV 畫面通常保留數天後即會銷毀，因此不易取得適當的訓練資料。為解決此問題，本研究蒐集各式新聞照片、現場人員回報影像、開放 CCTV 畫面等各種來源的積淹水影像，共蒐集了 318 張有積淹水以及沒有積淹水的影像作為訓練資料 (如圖 4)。訓練 CNN 模式時，本研究將所蒐集的 318 張影像，分為 80% 的影像進行訓練，20% 的影像則用於驗證 (Validation)。

CNN 模式的表現分析結果顯示，訓練的影像中約 99% 的影像均可分類正確，即可正確分辨 CCTV 畫面中是否發生積淹水，而測試影像則約有 87% 的影像可正確分類。由表 1 可看出在 128 張正常 (無積淹水) 的影像中，有兩張被分類為積淹水，屬於錯誤分類，而在 118 張積淹水影像則全數正確分類為積淹水。表 2 則為驗證影像所得結果，亦即使用訓練後的模式，稍微進行測試，結果發現測試資料仍有 87% 的比例是正確分類的，在 31 張正常影像中，有五張被錯誤分類為積淹水，在 31 張積淹水影像中，則有三張被錯誤分類為正常的影像，圖 5 為經 CNN 模式正確辨識為淹水之影像範例，圖片上方的數字為 CNN 模式之輸出值，該數據若小於門檻值，則判斷為淹水，反之則判斷為非淹水，在此範例中門檻值為 0.599，此門檻值取得方式

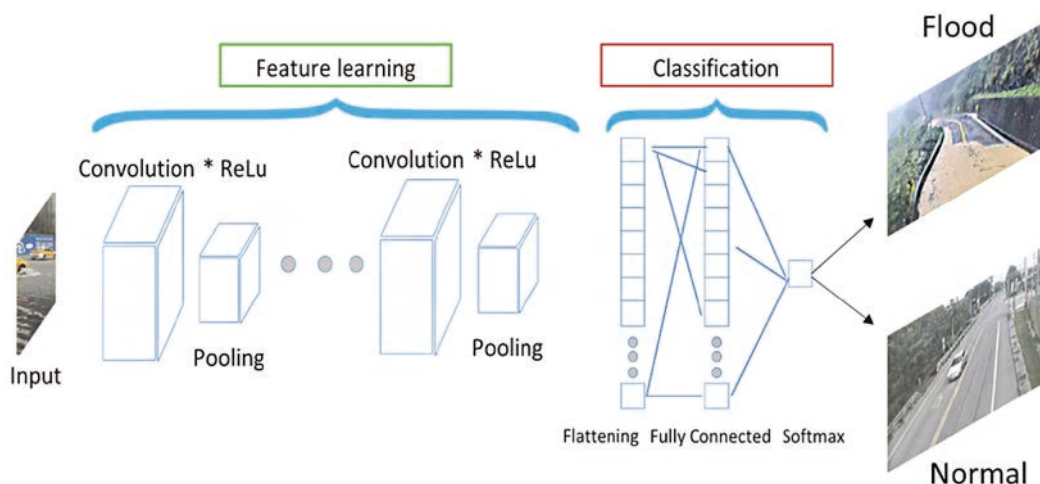


圖 3 卷積神經網路應用於 CCTV 畫面淹水偵測

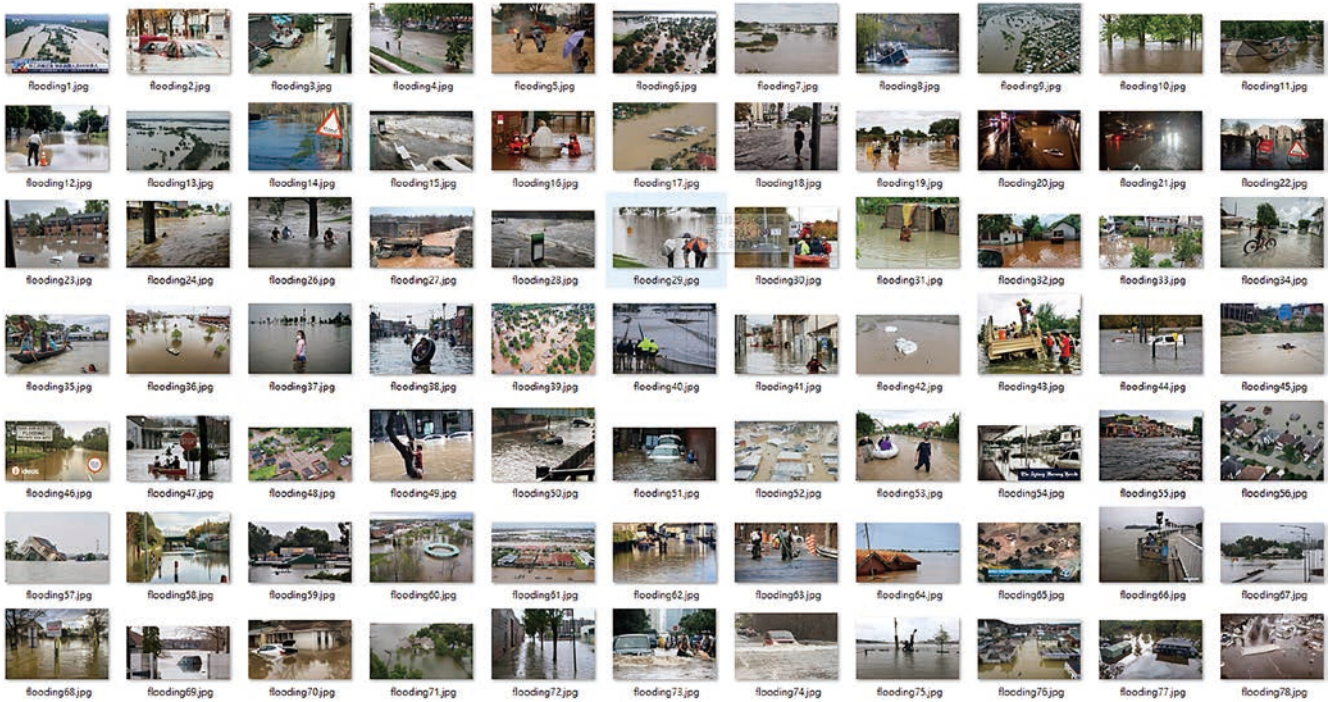


圖 4 本研究蒐集之訓練影像範例

表 1 CNN 模式之訓練表現

訓練 正常		實際類別		使用者 精確度
		積淹水		
模式輸 出類別	正常	126	0	100%
	積淹水	2	118	98%
生產者精確度		98%	100%	整體 精確度 99%

表 2 CNN 模式之驗證表現

驗證 正常		類別		使用者 精確度
		積淹水		
模式輸 出類別	正常	26	3	90%
	積淹水	5	28	85%
生產者精確度		84%	90%	整體 精確度 87%

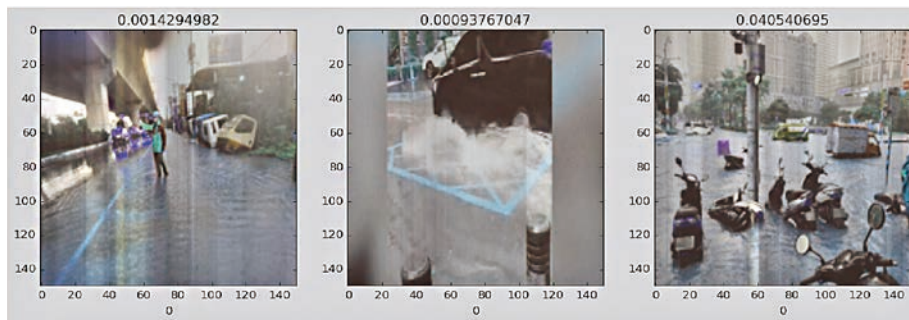


圖 5 經 CNN 模式正確辨識為淹水之影像範例

為透過 CNN 模式的驗證資料中可以将驗證資料區分得到最高精確度時所對應之門檻值。

此模式目前已在 2023 年的颱風事件中進行測試，測試結果顯示總體精度大致與模式建立過程的驗證經度相符，但是實際測試中也發現其他問題，例如：都市與山區道路淹水特性的差異、日間與夜間淹水特性的差異等情形，這些多樣的差異性，要在單一模式中偵測出來，需要更多的影像資料才能做到，甚至在未

來也將考慮採用多模式的方式偵測不同情況下的淹水情形，例如：先以一個模式偵測是否降雨，後續再接著另一個模式判斷降雨的畫面中是否發生淹水。

物件偵測於颱風時期海岸邊人員安全監測

使用深度學習於物件偵測 (object detection) 的發展十分迅速，例如：You Only Look Once (YOLO)^[4] 即為非常知名的物件偵測模式。物件偵測為分析影像中是否



圖 6 以 YOLOv5 偵測 CCTV 畫面中的人員，圖為海洋大學工學院後方海堤

出現某種物體或物件，例如：動物、茶杯、車輛等等，甚至可追蹤此物件的動向或是體態等，在許多領域都有非常大的應用潛力。在工程領域的應用上，交通部運輸研究所綜合 Faster R-CNN 與 YOLO 的技術，進行交通數據蒐集與分析^[5]，此外也使用同樣的技術於改善軌道扣件巡檢的效率^[6]。在防災領域，過去颱風時期海岸邊的觀浪人潮，往往是海岸防災重點工作，若此工作可透過 CCTV 影像與 YOLO 技術的結合，判斷 CCTV 畫面中在靠近海岸地區的人員，如圖 6 所示，即可透過自動化的分析方式，提出警示給相關單位，以進行勸離工作，將有助於相關單位之實務作業。

本應用案例為使用預訓練 (pre-trained) 深度學習網路模式的案例，該模式中本身即可偵測畫面中的人，而為了更符合本應用案例之使用，也可以針對人物的偵測進行研究區域影像的標籤化 (labelling)，將可更提高人物辨識的精確度，如圖 6 中 person 後方的數字即代表辨識的信心，經由影像的 labelling 與重新訓練模式，將可提高此信心值。此外，由於海堤若出現海浪拍打上岸時，觀浪危險性將大增，對此也可在標籤化時，將海浪拍上海堤的畫面進行標籤化，並加以訓練模式後，可與人物偵測結果結合，若人物與海堤上的海浪這兩個特徵都出現時，發出更緊急的通知給岸巡人員，執行強制驅離作業，便可在海岸邊人員安全監測上提供不同程度之警報，以便權責機關執行相對應之作為。

結論

深度學習在資訊領域已有許多快速的發展，許多工具可應用於土木與防災領域，加上開源的資料、模

式與程式碼的取得也較以前容易。研究人員只需要了解不同的深度學習技術的概念，思考適當的應用命題，例如：港口設備物件偵測、車流統計、人流統計、結構安全檢測、動物行為偵測、物體瑕疵檢測^[7]等等，尚有許多應用的潛力。本文所描述的三種應用案例，例如：非監督式分類法應用於山區洪水發生偵測、卷積神經網路應用於淹水事件偵測、物件偵測於颱風時期海岸邊人員安全監測等應用，雖然只是簡單的應用，但卻可能提供重要且即時的防災資訊，希望透過本文能啟發更多深度學習在工程上之應用潛力，讓工程與防災工作能做到更細緻化、更有效率。

參考文獻

1. 國家災害防救科技中心，山區洪水偵測方法，專利證號：發明第 I650529 號。
2. Fukushima, K. (1980). Neocognition: A Self-organizing Neural Network Model for a Mechanism of Pattern Recognition Unaffected by Shift in Position, *Biological Cybernetics*, Vol. 36, pp. 193-202.
3. Yann LeCun, Yoshua Bengio, (1995). Convolutional Networks for Images, Speech, and Time Series, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, Vol. 3361, No. 10, pp. 1995.
4. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A., (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, arXiv.1506.02640
5. 林良泰、蘇昭銘、曾明德、劉霽、王晉元、吳沛儒、黃啟倡、郭松庭、莊智仁、倪文哲、卓奕志、陳怡君、沈志弘、呂宗翰、林孟潔、郭思漢、蕭昱書、白家綾、林冠融、張國彬、呂治國、康哲源、林彥宇、鍾俊魁、吳奇峰、吳東凌、樓軒宇 (2020)，應用人工智慧 (AI) 影像辨識技術進行交通數據蒐集與分析之研究，交通部運輸研究所合作研究計畫報告。
6. 謝禎罔、黃維信、謝尚琳、林雅雯、洪璋宏、杜宇豪、賈漢文、徐侗雲 (2020)，軌道扣件巡檢系統建置 (2/2) — 扣件缺失辨識系統精進驗證，交通部運輸研究所合作研究計畫報告。
7. 交通部運輸研究所運輸工程組，影像辨識應用於橋梁檢測工作初探，交通部運輸研究所運輸研究專輯。