

結合 AI 平台與 IoT 識別河川水位與都市淹水

Combining AI platform and IoT for identification of river stage and urban inundation

國立交通大學
土木工程學系
博士生

張 登 林*
Deng-Lin Chang

國立交通大學
防災與水環境研究中心
副研究員

楊 昇 學
Sheng-Hsueh Yang

國立交通大學
土木工程學系
教授

葉 克 家
Keh-Chia Yeh

摘 要

近年來全球受極端氣候變遷影響，都市街道或道路發生間歇性暴雨，容易導致市區道路造成嚴重的積淹水事件。本文藉由 OpenCV 軟體影像辨識、人工智慧之深度學習及物聯網 (IoT) 等技術，進行自動化河川水位、淹水辨識及淹水深度計算。利用 python 程式語言，建置 AI 平台自動化展示系統，經實驗室模擬、歷史颱風事件及現場影像分析驗證結果顯示，於日、夜及颱風期間均適用水位計算，亦可提供無水位計處之即時估算水位；另利用人工智慧深度學習之卷積神經網路 (CNN) inception v3 遷移學習的訓練與預測，準確識別淹水影像，即時計算淹水深度，可彌補人工無法長時間判識淹水與否的缺點。本文成果可提供災前整備、災中應變之影像圖資，以達自動化即時河川水位及淹水深偵測判識之目標。

關鍵詞：人工智慧、卷積神經網路、影像辨識、物聯網。

* 通訊作者，國立交通大學土木工程學系博士生
30010 新竹市大學路 1001 號，cd16374@gmail.com

Combining AI platform and IoT for identification of river stage and urban inundation

Deng-Lin Chang*

Department of Civil Engineering
in National Chiao Tung
University

Sheng-Hsueh Yang

Disaster Prevention & Water
Environment Research Center in
National Chiao Tung University

Keh-Chia Yeh

Department of Civil Engineering
in National Chiao Tung
University

ABSTRACT

In recent years, the world has been affected by extreme climate changes, and intermittent rainstorms have occurred on urban streets or roads, which can easily cause serious flooding events on urban roads. With OpenCV software image recognition, deep learning of artificial intelligence and internet of things (IoT) technologies, automatic river water level, flood recognition and flood depth calculations are performed. Using python programming language, self-built AI platform automatic display system, the laboratory simulation, historical Taiwan flood events and on-site image analysis verification results show that the water level calculation is applicable during the day, night and during the flood period, can also be provided estimation of real-time water level without water level gauge. In addition, use the convolutional neural network (CNN) inception v3 migration learning training and prediction of artificial intelligence deep learning to accurately identify whether the image is flooded or not, and calculate the flooding depth in real time, which can compensate for the artificial inability to judge for a long time. Know the shortcomings of flooding or not. This results can provide river stage and inundation depth data for pre-disaster preparation, and disaster response, achieving the purpose of automatic real-time detection and identification.

Keywords: Artificial intelligence, Convolutional neural networks (CNN), Image identification, Internet of things (IoT).

Chang D.L.*, Yang, S.H., & Yen, K.C. (2021). "Combining AI Platform and IoT for Identification of River Stage and Urban Inundation." *Journal of Taiwan Agricultural Engineering*, 67(1), 14-27.

[https://doi.org/10.29974/JTAE.202103_67\(1\).0002](https://doi.org/10.29974/JTAE.202103_67(1).0002)

一、緒論

台灣每年常遭受颱風和豪雨侵襲，河川水位在短時間內急速暴漲、溢淹河岸兩旁土地，屢屢造成農作物重創，百姓生命財產損失。由於自然災害無法避免，因此需使用新穎與有效率的方法，包括新穎精密設備，如感測器監控、攝影機監控等，配合影像處理，來做為災害防救之研究。

過去利用影像處理方面於災害防救之研究，最早於 1961 年倫敦運輸火車站首次公開安裝視頻監控系統(Harwood, 2007)，透過霍夫曼編碼及壓縮形式進行編碼，將視頻信號轉換為數位信號，得到影像壓縮、傳輸、顯示和存儲，並提供 JPEG 和 MPEG 等數位影像讓使用者可遠端監看。Krzysztofowicz and David (1983) 進行主要河川建模和評估預測系統績效指標，提出了一種評估洪水預報響應(flood forecast-response, FFR)系統性能的方法；該方法涉及對河川洪水預報的有效性，可估算預期的年度損失(響應成本加上持續的洪災損失)，進行經濟評估，作為減少財產損失的一種手段，但在當時尚未提到結合圖像處理方法協助洪水預警。Heremans *et al.* (2003) 根據像素的分類技術及定向對象的分類技術，得到識別雷達圖像上的淹水區域，但未提到遠端監控設備用來做為即時防災使用。

近十年來，遠端監控設備逐漸完善，用來作為災害防救之用的，如吳志泓等人(2015)利用整合 Mean-Shift 與 Region Growing 兩種影像分析演算法技術，進行水位識別之邏輯運算，處理水域邊界偵測，及大資料影像識別計算，透過分散式儲存、運算與 MapReduce 框架進行水位識別運算，得到即時性的提供水位，有利於橋梁安全沖刷預測模擬及水情監測預警結果，但在串流影像儲存寫入 MySQL Cluster 與 HDFS 上有影響後續分散式影像分析的計算時間，需一個有效率的儲存流程與分析計算架構。陳泰賓等人(2016)利用即時影像辨識技術，介接網路設備傳輸 CCTV 影像至資料庫中，於畫面中選定辨識區域，利用影像特徵進行影像畫面分類與篩選，取得水位/水深估算數據等，得到經由像素比例尺換算獲得實際高度/深度資訊等結果，但在可變焦或旋轉之 CCTV 鏡頭，仍需採用人眼手動方式調整，因此有待被突破。

在影像處理技術上，Nazir *et al.* (2014)，提出對比度增強的洪水映射技術，該技術克服了局限性通過調整圖像的對比度(過度增強，偽影和不自然的外觀)，利用直方圖自適應裁剪(histogram adaptive clipping)、重新映射(remapping)和可調直方圖均衡化(adjustable

histogram equalization)等三個步驟組成 SAR 圖像的方法，去除不必要的細節、不自然的外觀以及圖像的過度增強，得到不錯的影像識別結果，可用於洪水監測和檢測，但在資料取得是透過觀測衛星，一般研究者無法即時處理。Alexander *et al.* (2015) 利用固定監視器的即時洪水檢測法技術，將固定式監視器的影像劃分屬於洪水區域的像素，利用平行運算計算屬於洪水的像素的顏色機率，執行即時洪水檢測，可減少處理時間及誤報檢測，最耗時的步驟需使用 CUDA，易受系統主線的頻寬和延遲的影響，導致效能下降。

在人工智慧方面，近幾年技術突飛猛進，其中卷積神經網(convolutional neural networks, CNN)是一種深度監督學習下的機器學習模型卷積層是 CNN 的核心，層的參數由一組可學習的濾波器(filter)或內核(kernels)組成，該方法擅長處理圖像，特別是大圖像的相關機器學習問題；通過一系列方法，將數據量龐大的圖像識別問題不斷降維，最終使其能夠被訓練。Krizhevsky *et al.* (2012) 訓練了一個大型的深度卷積神經網絡，將 120 萬個圖像分類為 1,000 個不同類別的技術，為了使訓練更快，使用卷積運算 GPU 方法，結果顯示大型的深度卷積神經網絡能夠使用純監督學習得到很好的結果，但需有足夠的計算能力及訓練需耗費大量時間。很多研究者結合遷移學習(transfer learning, TL)、深度學習(deep learning, DL)以及 CNN 對不同領域的圖像分類識別問題進行研究。Aniruddha (2016)利用 CNN inception V3 遷移學習的技術，將 CNN Inception V3 已經學習過的預模型繼承到其他領域的預訓練模型，其優點為在有限的計算能力(如個人電腦)和時間下，能快速訓練，且預測結果仍具有較高的準確性。

根據上述之文獻，在夜間及惡劣環境之影像識別尚未被有效解決，克服惡劣環境條件所造成影像光影變化之影響及即時有效識別影像為急需解決部分。因此，本研究利用 OpenCV 影像識別功能，尋找圖片中最亮處(Ching *et al.*, 2016)的方法，結合物聯網(IoT)技術(Atzori *et al.*, 2010)，可以在自動化水位/淹水深度估算有所突破。在夜間及颱風期間影像部分，透過行亮度值排序及內插的方法估算水位/淹水深度值；另利用人工智慧之卷積神經網路(CNN) inception v3 遷移學習方法，協助影像判定淹水與否，可以提高淹水辨識之準確率。研究步驟為先擇定實驗室水位影像辨識測試，再以新竹市頭前溪舊港島為例，利用該地區的日間、夜間及颱風時期等實例影像資料，作為本影像識別技術的應用測試與驗證範例。

二、研究方法

本研究利用即時資料(雨量、水位、潮位及影像)、監視攝影設備來輔助完成自動化河川水位/淹水深度計算與淹水偵測，整體系統包括遠端資料的接收、水位計算、淹水與否的偵測、淹水高度的判讀、警戒資訊的傳送等；圖 1 為本研究開發之自動化分析系統與流程圖，說明如下：

一般 OpenCV 影像辨識技術係將 IPCam 攝影機所擷取的即時影像經過灰階、二值化、Canny 邊緣檢測等處理(OpenCV 官網)。藉由 IPCam 攝影機將擷取到的即時影像經由影像灰階處理之後，設定一個適當的門檻值，當影像本身的灰度值大於設定的門檻值，則設為白色像素，反之則設為黑色像素，如此可得到一個二元的影像，如式(1)與式(2)所示， $f(x, y)$ 代表輸入影像灰度值、 $Threshold$ 代表門檻值。

$$f(x, y) = \begin{cases} 255, & \text{IF } f(x, y) \geq Threshold \\ 0, & \text{IF } f(x, y) < Threshold \end{cases} \quad (1)$$

$$f(x, y) = \begin{cases} 255, & \text{IF } f(x, y) < Threshold \\ 0, & \text{IF } f(x, y) \geq Threshold \end{cases} \quad (2)$$

利用 Canny 的邊緣檢測(Canny edge detector)，其理論如下：

- (1) 圖像平滑(去噪聲)：應用高斯濾波器在灰階影像 $f(x, y)$ 中得到平滑影像。
- (2) 尋找圖像中的強度梯度：Canny 演算法是找尋一幅圖相中灰度強度變化最強的位置(指梯度方向)，應用微分濾波器計算邊緣強度和方向。

(3) 非極大抑製(Non-maximum suppression)：將模糊(blurred)的邊界變得清晰(sharp)，保留了每個像素點上梯度強度的極大值，刪掉其他的值。

(4) 雙閾值(Double Thresholding)：套用雙閾值的技術，設定一個閾值上界和閾值下界，圖像中的像素點大於閾值上界則是邊界，小於閾值下界則非邊界。

本研究嘗試用 python 語言和 OpenCV 影像處理技術，利用彩色圖像尋找圖片中最亮處的方法(Ching *et al.*, 2016)，將 RGB 轉換為灰度圖像灰度表示圖像，該圖像將轉換為從 RGB 顏色空間到 YCbCr 顏色的格式空間，並表示 Y 平面上的亮度。因此，灰度圖像中的每個像素表示亮度值，亮度範圍介於 0~255，之間的轉換關係亮度值(Y)和 RGB 值如式(3)

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (3)$$

其中：

R 表示紅光的亮度值；

G 表示綠光的亮度值；

B 表示藍光的亮度值。

在惡劣環境下，前端監測影像易受環境光源劇烈變化，而造成判別偏差，為強化影像的對比度，本研究擷取適當影像區域，計算區域內每行內像素點位之亮度值相加如式(4)

$$Sum = \sum_{i=1}^n Y_i \quad (4)$$

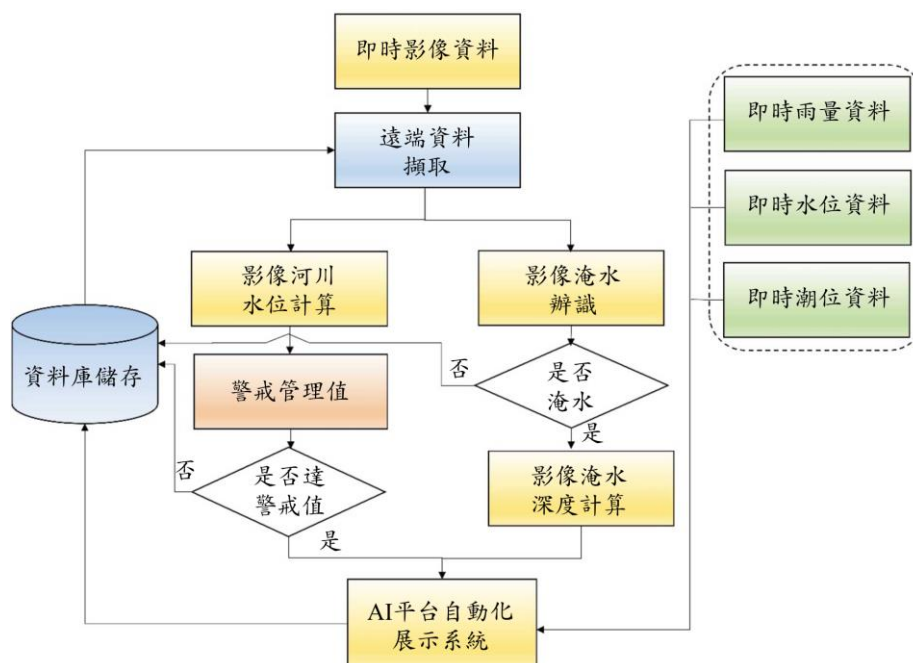


圖 1 AI 平台自動化展示系統與流程圖

其中：

n 表示每行之像素點位數。

Sum 表示監測影像中該行的亮度總和。

將行亮度值由大至小排序，最小值(最暗)之位置恰為水面線(水面與結構物交界處)。

2.1 遠端資料擷取

由於電腦科技日新月異，透過個人電腦成本低、性能佳、穩定性良好、強大的資料處理運算能力及無遠弗界的網路，使得遠端系統建構、管理及維修更為容易。利用物聯網(internet of things, IoT)技術，將各種信息傳感設備，如雨量計、水位計、潮位計、攝影機等裝置與互聯網結合起來而形成一個網路，其目的是讓所有的物品都與網路連接在一起，系統可以自動的、實時的對物體進行識別、定位、追蹤、監控並觸發相應事件。物聯網的概念可促進多元化的應用程序發展，如防災監測、智慧城市等，透過物聯網的應用服務端，運用大量的智慧設備及網際網路的結合，人們可以遠端享受物聯網所帶來的便利性 (Atzori *et al.*, 2010)。OpenCV 是 Intel 所開發的影像函式庫，裡面提供了許多影像處理的函式庫，如基本圖像處理、運動分析、目標識別、攝影機標定等，讓影像處理的使用者可以利用此函式庫來實現影像識別的工作。本文使用之個人電腦設備採用 Windows 10 專業版、Intel (R) Core (TM) I7-8700 CPU @3.2GHZ 處理器及 64 位元作業系統，並透過物聯網概念，利用 python 語言透過解析 HTML 定時擷取網站資料及 OpenCV 軟體可連接多個 IP Cam 攝影機通過其動態連結，即時進行遠端影像資料接收處理(如圖 2)。本文定時擷取中央氣象局即時降雨資訊及潮位資料、經濟部水利署之即時水位資訊及即時水位影像、新竹市政府即時淹水影像等。

2.2 河川水位影像計算

為降低在惡劣環境下，前端監測影像易受環境光源劇烈變化，而造成判別偏差等因素影響，本研究先從實驗室測試，在實驗室將網路攝影機(IP Cam)擷取攝影機的畫面，設定擷取影像的尺寸大小，將影像資料存成圖檔，讀取圖檔，得到圖片的寬、高和深度等資訊，由公式(3)及公式(4)，計算每行的亮度值，將圖片中的影像依每行提取亮度值，將每行亮度值加到行亮度表中(大至小排序)，找出行表中最小索引(就是圖片最暗的行數)，選取最暗之行，畫出最暗行(為目前之水位線)，將影像像素利用差分計算換算成目前水位，將目前水

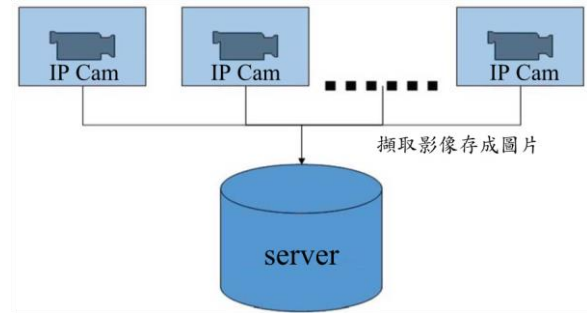


圖 2 IP Cam 影像擷取示意圖

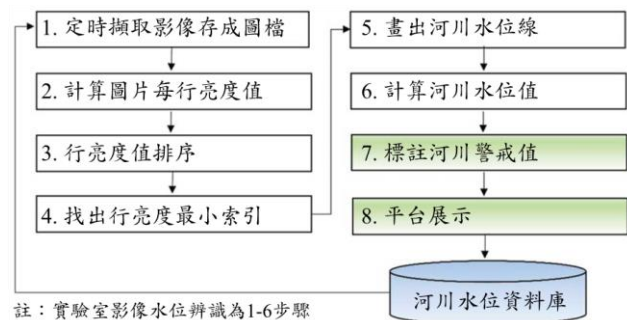


圖 3 河川水位即時監視影像計算流程

位值標註圖上，如圖 3 (1-6 步驟) 所示。

應用現場河川監視器之水位辨識，使用網路攝影機平時以每小時(若超過警戒時可調整擷取時間以每 2 分鐘)傳送一次的頻率擷取遠端影像，並存放在特定的檔案夾內，電腦則持續監控檔案夾內是否有最新的畫面，以達到即時更新的效果，河川現場水位估算如圖 3 所示 1-6 步驟外，另考量警戒值標註及畫出警戒水位線(二級警戒水位用黃色、一級警戒水位用紅色)，於平台展示，若超過警戒值時，通知相關單位，河川水位即時監視影像計算流程如圖 3 所示。

2.3 影像淹水辨識及影像淹水深度計算

現今物聯網所有影像監測器眾多，人工不可能長時間判識淹水與否，在有限的計算能力和時間下，即時一對多淹水辨識，更顯重要。本文嘗試 CNN inception v3 遷移學習方式，經由訓練及預測是否淹水，並計算現場影像淹水深度。將現場監視器應用辨識淹水，使用網路攝影機平時以每小時(若降雨時可調整擷取時間以每 2 分鐘)傳送一次的頻率擷取遠端影像，並存放在特定的檔案夾內，電腦則持續監控檔案夾內是否有最新的畫面，以達到即時更新的效果。本研究使用 Tensorflow 庫(Abadi, 2016)加載 inception v3 模型在個人電腦上，進行淹水與否訓練。

Tensorflow 是 Google Inc.發布的用於數值計算的開放源代碼庫，專門用於機器學習應用程序。CNN inception v3 遷移學習方式進行影像分類(包含日間淹水、夜間淹水、日間不淹水與夜間不淹水等類圖檔，詳圖 4 淹水與否類別示意圖)，用以判斷是否淹水，另由公式(3)及公式(4)找出淹水深度線並計算淹水深度。以下為訓練、預測及計算階段之介紹：

訓練階段：將訓練所需之 CNN inception v3 資料集(淹水與不淹水圖)及 CNN inception v3 遷移學習訓練模型(model)下載，建立一個淹水與否訓練檔案，用於實現遷移學習，進行影像資料學習。CNN inception v3 模型計算得到的特徵值，學習 1000 次的淹水影像後，儲存訓練好新的模型與特徵值紀錄(詳圖 5 訓練階段)。

預測階段：輸入淹水影像圖(預測時需要先載入訓練好的 CNN inception v3 模型，從而獲取影像的特徵值)，載入 CNN inception v3 遷移學習預測模型，將特徵向量作為輸入，以預測淹水與否(詳圖 5 預測階段)。

計算階段：當判斷淹水時，設定適當影像的尺寸大小，得到圖片的寬、高和深度等資訊，由公式(3)及公式(4)，計算每行的亮度值，將圖片中的影像依每行提取亮度值，將每行亮度值加到行亮度表中(大至小排序)，找出行表中最小索引(就是圖片最暗的行數)，選取最暗之行，畫出最暗行(為淹水深度線)，將影像像素利用差分計算換算預測淹水深度值，詳公式(5)，將淹水深度值標註圖上，並於平台展示，另將檔案存至淹水資料庫(詳圖 5 計算階段)。

$$H_{pre} = L_{top} - \left(\frac{l_{top} - l_{now}}{l_{top} - l_{down}} \right) \times (L_{top} - L_{down}) \dots\dots\dots(5)$$

其中：

H_{pre} 為預測淹水深度值；

L_{top} 選取辨識範圍內上邊界之實際高度(資料來自於新竹市消防局所統計近 3 年民眾通報新竹市易淹水點位，至現場量測 L_{top} 選取辨識範圍

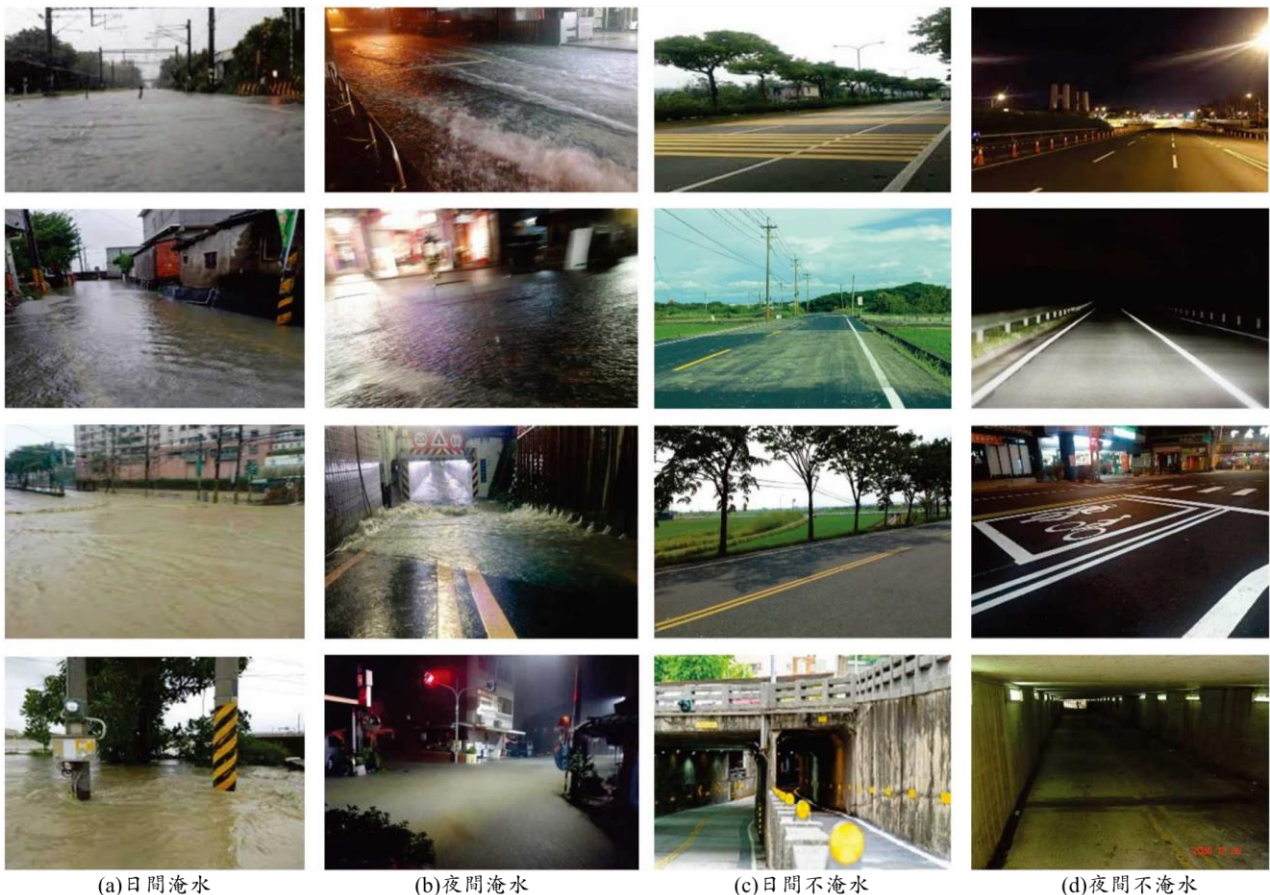


圖 4 淹水與否類別示意圖

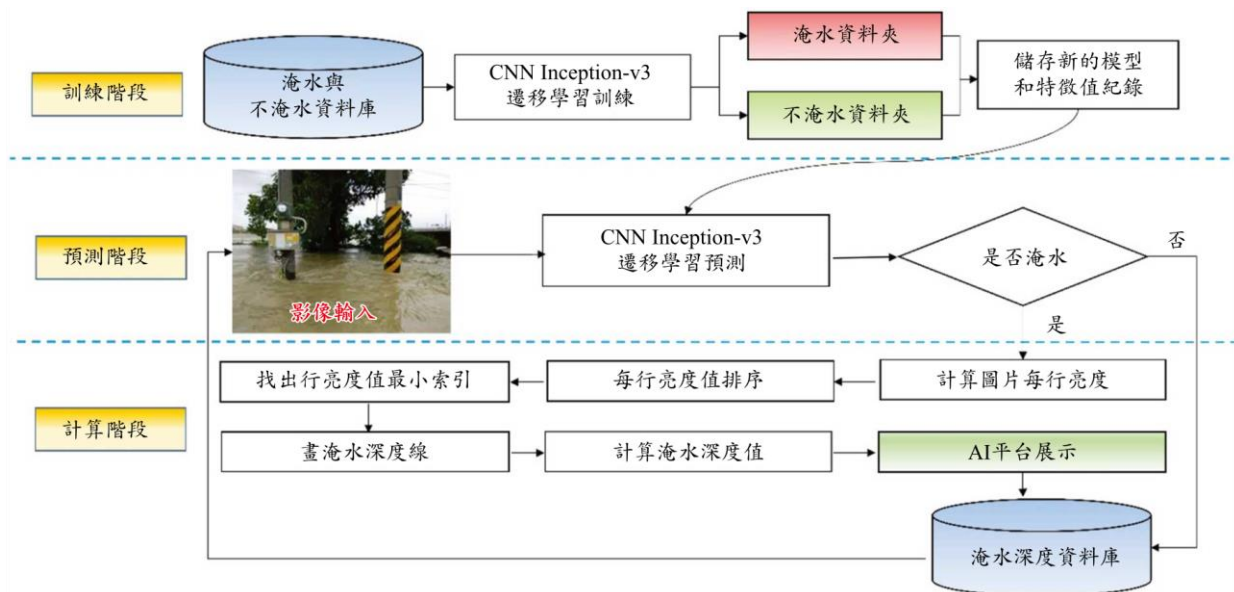


圖 5 CNN inception v3 遷移學習的訓練與預測



圖 6 AI 平台自動化展示系統

內上邊界之實際高度，一般找尋易辨別物體(如電桿高度、騎樓柱高度、地下道頂等)，建立基本資料庫，倘於颱風豪雨時民眾通報淹水位置無該點位 L_{top} 之資料，本模式預設 L_{top} 值為 2.0 m，並提示該點位無資料，提醒日後補遺校正)； L_{down} 選取辨識範圍內下邊界之實際高度(0.0 m 處)； l_{top} 圖片中選取辨識範圍內上邊界之對應行像素位置； l_{down} 圖片中選取辨識範圍內下邊界之對應行像素位置； l_{now} 圖片中淹水深度線之行像素位置。

2.4 AI 平台自動化監視展示系統

本研究利用 python 語言建置 AI 平台自動化展示系統，透過 IoT 擷取即時影像，擷取後存成圖片檔，經 AI 平台自動化展示系統接收影像，應用本研究建立之演算法計算即時水位及淹水判斷，最後將淹水資訊提醒相關人員注意。自動化淹水監視系統包括：接收影像、影像水位估計、淹水判斷、資料庫及警告訊息等項，

圖 6 為 AI 平台自動化展示系統。

2.5 誤差分析指標

本文利用均方根誤差(root mean square error, RMSE)，平均絕對誤差(mean absolute error, MAE)等指標進行誤差分析。均方根誤差是觀測值與真值偏差的平方和與觀測次數比值的平方根，是用來衡量觀測值同真值之間的偏差；平均絕對誤差是絕對誤差的平均值用以反應預測值誤差的實際情況。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (H_{t,observed} - H_{t,predicted})^2}{T}} \dots\dots\dots(5)$$

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^T |H_{t,observed} - H_{t,predicted}|}{T} \dots\dots\dots(6)$$

其中：

$H_{t,predicted}$ ：t 時間的預測水位高度(m)

$H_{t,observed}$ ：t 時間的實際觀測水位高度(m)

T ：計算時間

監視器實際觀測資料可用於比較 AI 平台預測的性能。真正(TP)顯示模型正確預測淹水，誤報(FP)代表模型錯誤預測，假陰性(FN)表示模型無法預測的次數。真負數(TN)表示模型正確預測無淹水。準確性(ACC)指標用於評估模式預測結果的良好程度，如下所示：

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \dots\dots\dots(7)$$

三、案例分析與結果

3.1 實驗室影像水深辨識

為瞭解本研究網路攝影機影像分析技術，可否供現場河川水位監視影像分析，避免影像失焦、過度曝光、遠景攝影、無水尺或無水尺刻度、橋樑或建物遮蔽等影響，先擇定實驗室影像進行水位辨識。

對於實驗室內自動化影像水位辨識測試，本研究以清水及混水場景進行測試。本實驗以透明容器置入黃色鉛筆(當橋墩)，用 Logitech HD Webcam C270 當網路攝影機，使用 OpenCV 按一定間隔擷取 IP Cam 視訊，並儲存為圖片，將圖片中的影像依每行提取亮度值，將每行亮度值由小至大依序排列建立行亮度表，找出行表中最小值(即圖片最暗的行數)，選取最暗之行，畫出最暗行(為水面線位置)，用差分法計算水位，並將水位值標註在圖上。

3.1.1 實驗室清水影像水位辨識

利用清水進行測試，設計 12 種不同水位深度(每 0.5 公分 1 張)，如圖 7、圖 8 所示，用 Logitech HD Webcam C270 當網路攝影機作為實際監視器畫面，每次擷取一張。得知其均方根誤差為 0.05 cm 及平均絕對誤差為 0.025 cm。

3.1.2 混水實驗室影像水深辨識

利用混水進行測試，設計 12 種不同水位深度(每 0.5 公分 1 張)，如圖 9、圖 10 所示，用 Logitech HD Webcam C270 當網路攝影機作為實際監視器畫面模

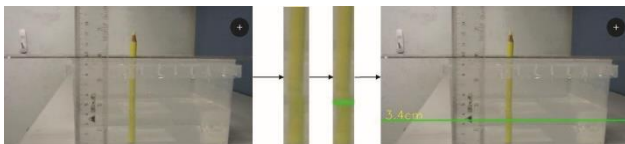


圖 7 實驗室內清水測試(第 6 次)

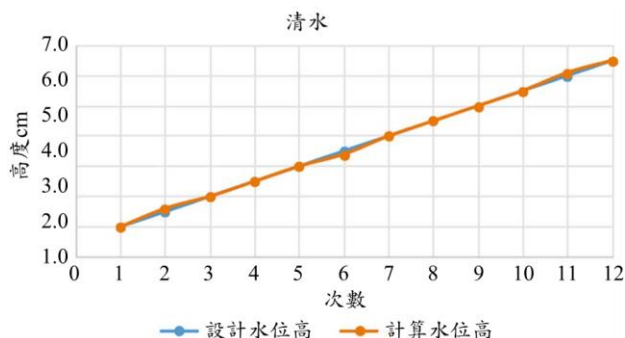


圖 8 實驗室內清水實際水深與計算水深比較

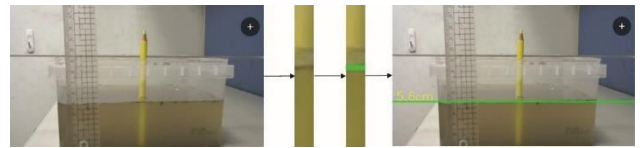


圖 9 實驗室內混水測試(第 10 次)

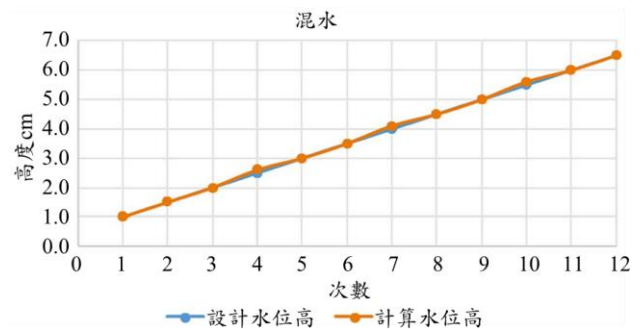


圖 10 實驗室內混水實際水深與計算水深比較

擬。得知其均方根誤差為 0.05 cm 及平均絕對誤差為 0.025 cm。

3.2 現場資料收集

新竹的頭前溪、鳳山溪源頭相距數十公里，但兩溪卻有共同的出海口，新竹的舊港是一個擁有歷史的港口及聚落，位於新竹市西北端與新竹港相鄰，頭前溪近河口處北岸的沙洲，以舊港大橋與白地橋連接新竹市與新竹縣竹北市。舊港島橫互於頭前溪河口段中央，使河道分成左右兩股，主流偏向左側，右股則淤積，長期以來新竹市南寮地區遭受淹水之苦(見圖 11)。

本研究利用自建舊港島 AI 平台自動化展示系統之影像辨識，人工智慧之卷積神經網路(CNN)inception v3 遷移學習技術及物聯網(IoT)串接監視器影像等方法，利用 2012 年蘇拉颱風、2013 年蘇力颱風及 2019 年 0517 豪雨發生洪水事件進行模式的檢定與驗證。

本研究定時(每小時)擷取中央氣象局降雨資訊(成德中學雨量站及新竹雨量站)及潮位資料(新竹潮位站)，另水位即時資訊擷取經濟部水利署(新埔(2)水位站、經國橋水位站及舊港橋水位站)等基本資料(如圖 6 AI 平台所示)。利用中央管河川既有之台灣河川監視器影像，由經濟部水利署第二河川局舊港橋及新埔橋等二站網路攝影機，不僅可觀察水位之變化，同時亦可測試本研究之水位估計，且該 2 處影像亦設有水位計(圖 12a、圖 12b)，可相互驗證，用來判定是否超出警戒水位。另市區淹水擷取影像由新竹市消防局之影像資料(圖 12c)，來判定市區淹水與否，若淹水則自動顯示影像，並提醒值班人員注意。



圖 11 現場研究範圍

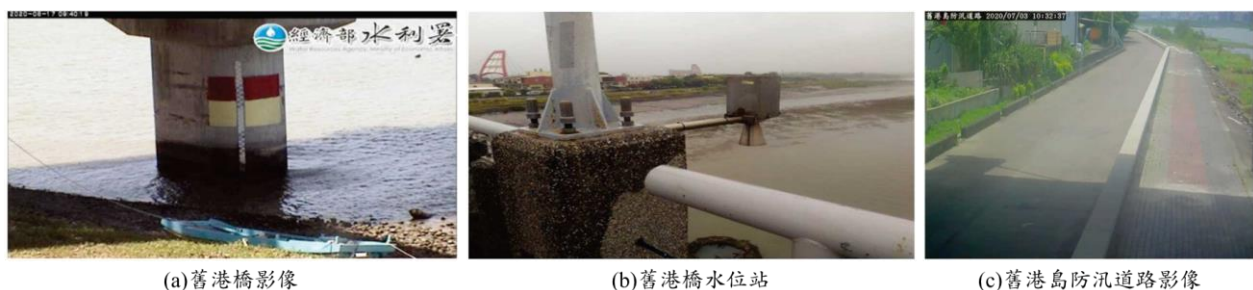


圖 12 影像水位資料

3.3 河川監視器之水位辨識

圖 13 為第二河川局頭前溪流域舊港橋即時監視影像，(2020/06/13 00:00 ~ 2020/06/13 23:00)，影像解

析度為 704×480，利用 IPCam 即時影像擷取(圖 13a)，將擷取資料畫上舊港橋二級警戒水位線(黃色線)及一級警戒水位線(紅色線)並標註警戒值(圖 13b)。辨識區域如橘色框線(圖 13c)所示，擷取辨識區域影像用來判

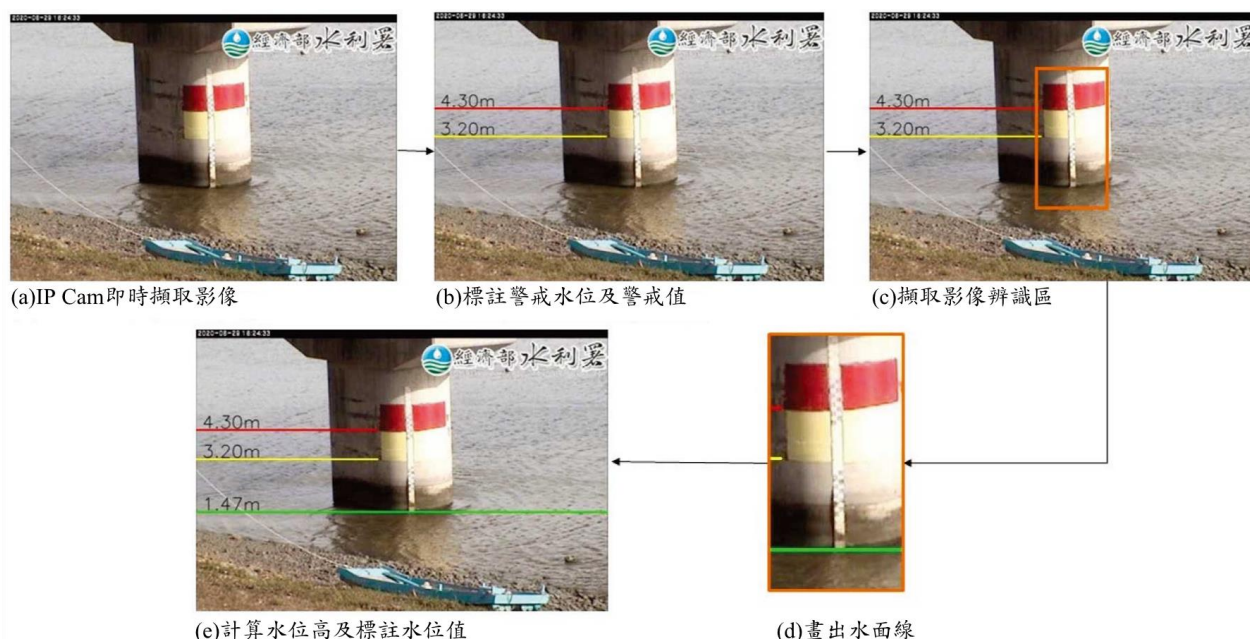


圖 13 河川監視器水位辨識(以頭前溪舊港島為例)

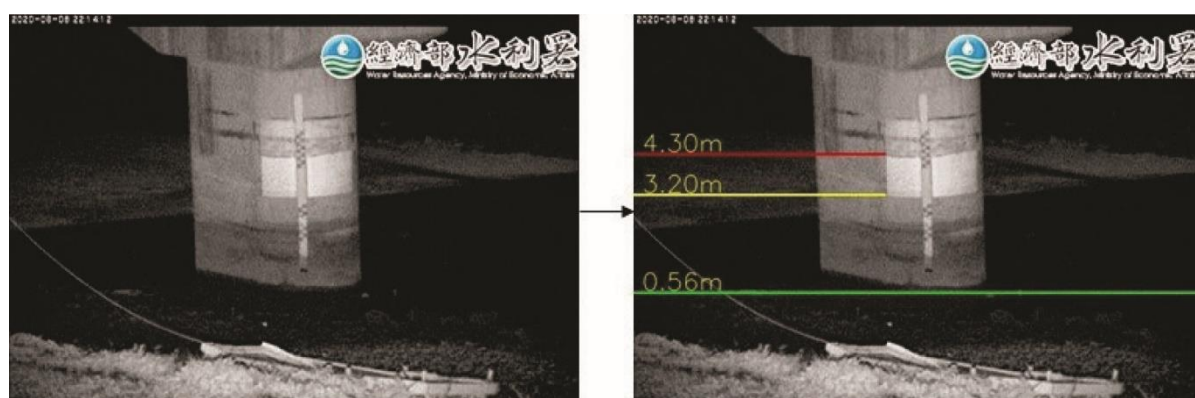


圖 14 河川監視器夜間水位辨識

斷即時水面並以綠色線表示(圖 13d)，最後透過計算可得到水位並標註於圖上(圖 13e)，另應用至夜間判斷準確度亦與實際值(圖 14)，若超過警戒水位值則提醒值班人員。依所收集舊港橋即時監視影像及計算水位(2020/06/13 00:00~2020/06/13 23:00)分析結果(圖 15、圖 16)，顯示橋墩柱之影像水面線能準確判斷。將 2012 年蘇拉颱風、2013 年蘇力颱風等洪水事件進行模式的檢定與驗證，分析結果如圖 17、圖 18 及表 1 所示。

影像解析度在 704×480 、 352×24 背景條件下，實驗室(清水、混水)測試影像均方根誤差為 0.05 cm，平均絕對誤差 0.025 cm；舊港橋監控(舊港橋現地即時監控、蘇拉颱風及蘇力颱風)影像水位與實測水位均方根誤差 0.094m 至 0.126m 之間，平均絕對誤差 0.076 m 至 0.102 m 之間。由圖 16、圖 17 及圖 18 分析結果可知，在水位 0.45 m 以下誤差較大，但低水位之誤差

不致影響防洪預警之功能。

3.4 監視器影像淹水辨識

本研究依據新竹市一日暴雨 500 毫米淹水潛勢圖及蒐集 2016 年至 2018 年間新竹市北區、東區及香山區(南寮里、金山及港南等 20 里)淹水地區照片，透過 CNN inception v3 遷移學習自動判斷淹水與否。圖 19 為利用 67 張淹水照片及 53 張不淹水照片，共 120 張(其中 80%當訓練集、10%當驗證集及 10%當測試集，訓練 1000 次)，訓練 400 次後即進入穩定狀態，驗證準確率介於 57% ~ 100%之間，最後測試集準確率為 100%。

2019 年 5 月 17 日鋒面接近並通過臺灣，鋒前及鋒面上的中尺度對流系統在臺灣造成劇烈降雨，新竹市

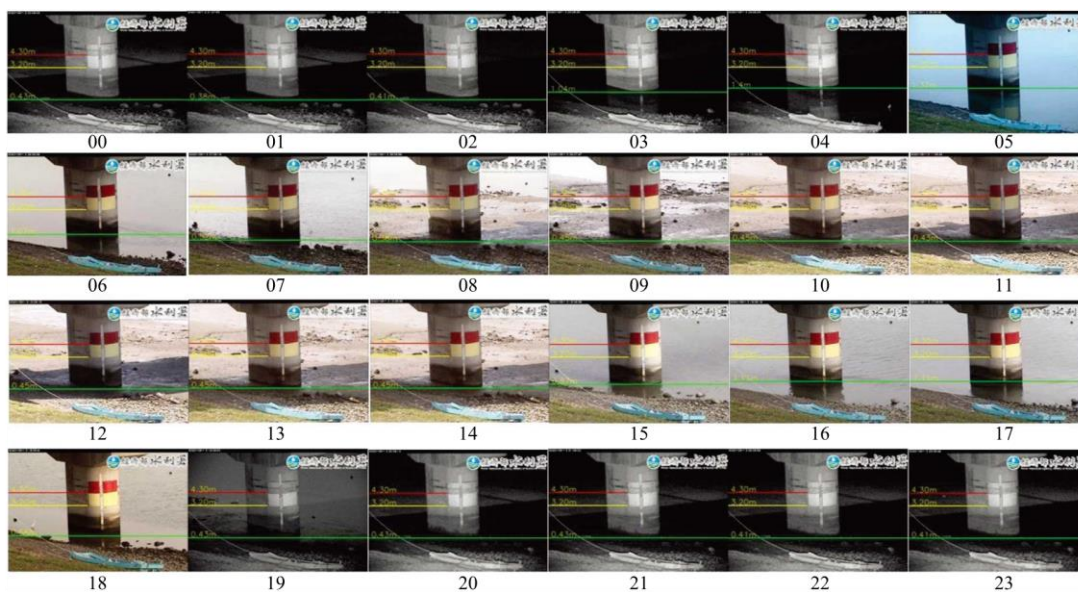
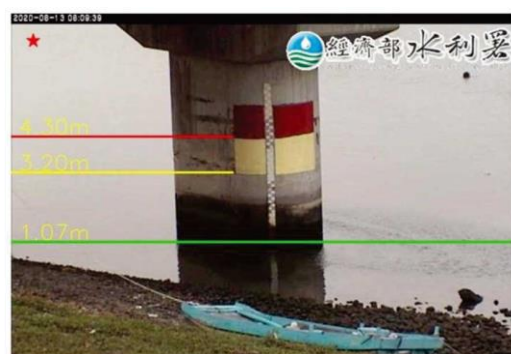


圖 15 舊港橋即時監視影像及計算水位(2020/06/13 00:00~2020/06/13 23:00)



★表示2020年6月13日6時即時影像水位資料

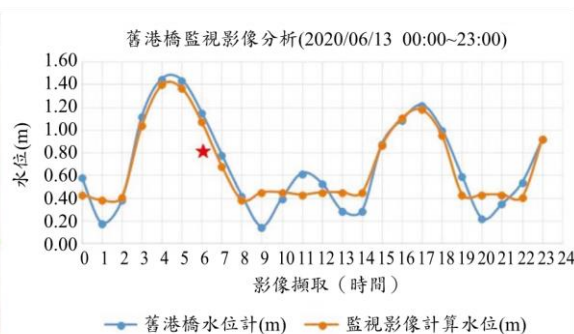


圖 16 舊港橋即時監視影像及分析結果表示



★表示2012年8月2日11時蘇拉颱風影像水位資料
(相對於圖(b)、(c)之時間為21小時)

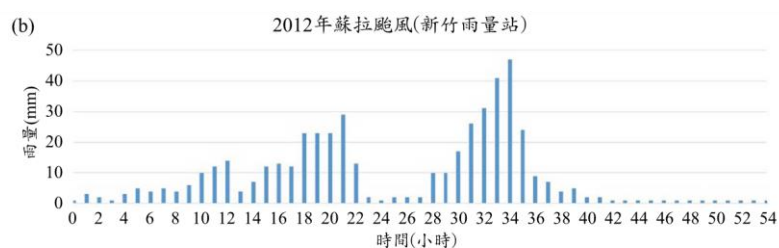


圖 17 舊港橋 2012 蘇拉颱風監視影像及分析結果

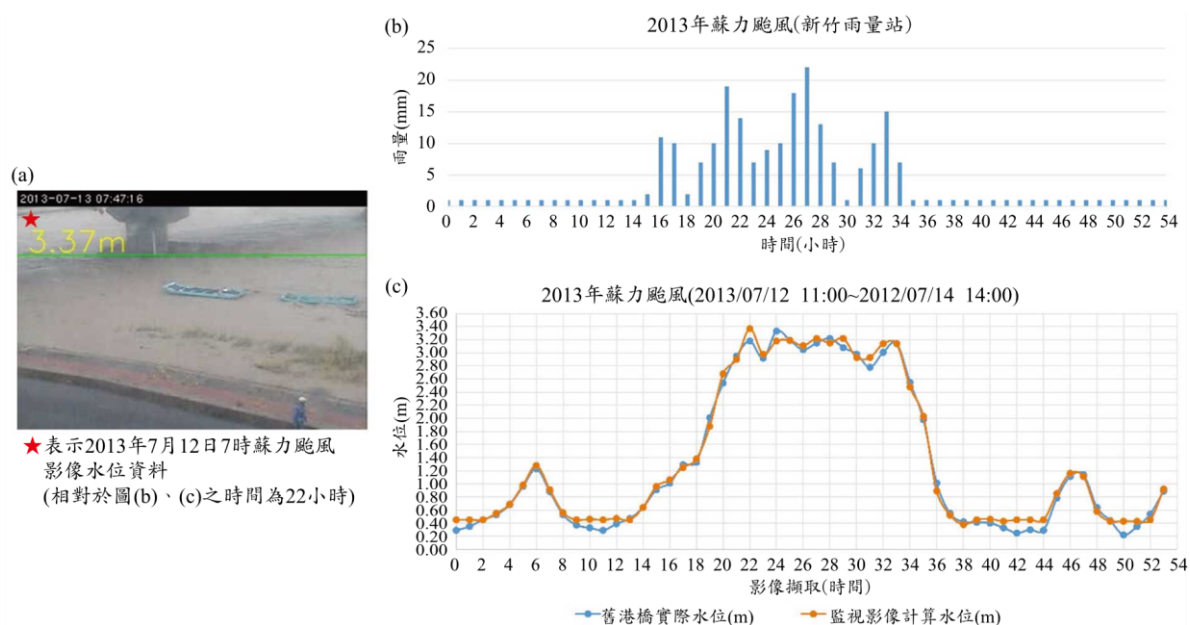


圖 18 舊港橋 2013 蘇力颱風監視影像及分析結果

表 1 監視器影像水位測試結果整理

項目	影像解析度	均方根誤差	平均絕對誤差	備註
清水	640×362	0.05 cm	0.025 cm	每次水位增加 0.5 cm，共測 12 組
混水	640×362	0.05 cm	0.025 cm	每次水位增加 0.5 cm，共測 12 組
舊港橋現地即時監控 (2020/6/13 0:00 ~ 23:00)	704×480	0.126 cm	0.102 m	海小時擷取一張，無降雨，僅受潮汐影響
蘇拉颱風	352×240	0.099 m	0.076 m	扣除鏡頭轉向部分
蘇力颱風	352×240	0.094 m	0.076 m	扣除鏡頭轉向部分

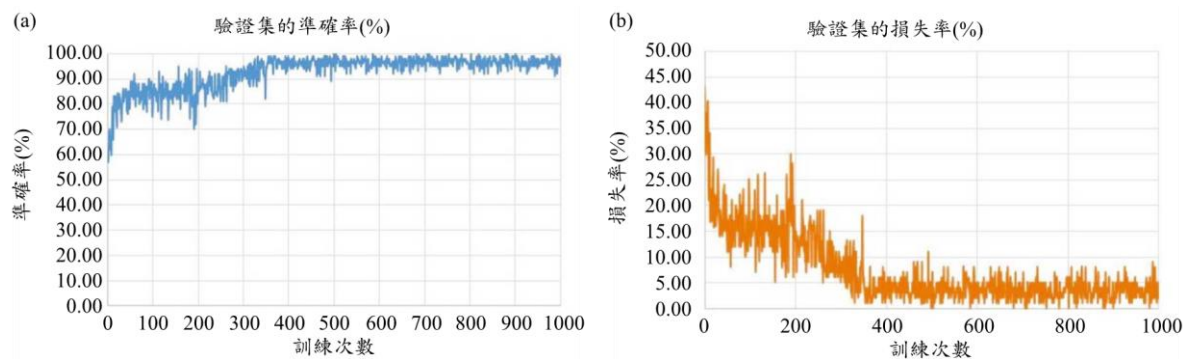


圖 19 CNN 遷移學習判斷淹水與否的驗證測試

當日 1 小時降下 68 mm 雨量，5 小時下了 213 mm，導致新竹市多處出現積、淹水及坡地災情，並封閉的地下道(中興地下道等 8 處)，2019/05/17 豪雨通報資料影像共 40 張圖片，進行淹水判斷，經測試結果有 29 張淹水(實際 28 張淹水)、與 11 張不淹水(實際 12 張不淹水)，準確率 97.5%(表 2)。經查該張誤判原因為之前淹水後退水，地面濕加上光線等因素，造成實際沒淹水，卻判定為淹水之情事。另擷取新竹市政府消防局之 IP

表 2 2019/05/17 豪雨影像識別淹水之準確率

項目	觀測	預測	準確率(ACC)
淹水	28	29	97.50%
不淹水	12	11	

Cam 影像資料(舊港島防汛道路、地下道、常易淹地區共 40 處)，建立自動化淹水判識系統，圖 20 中之圖(a)

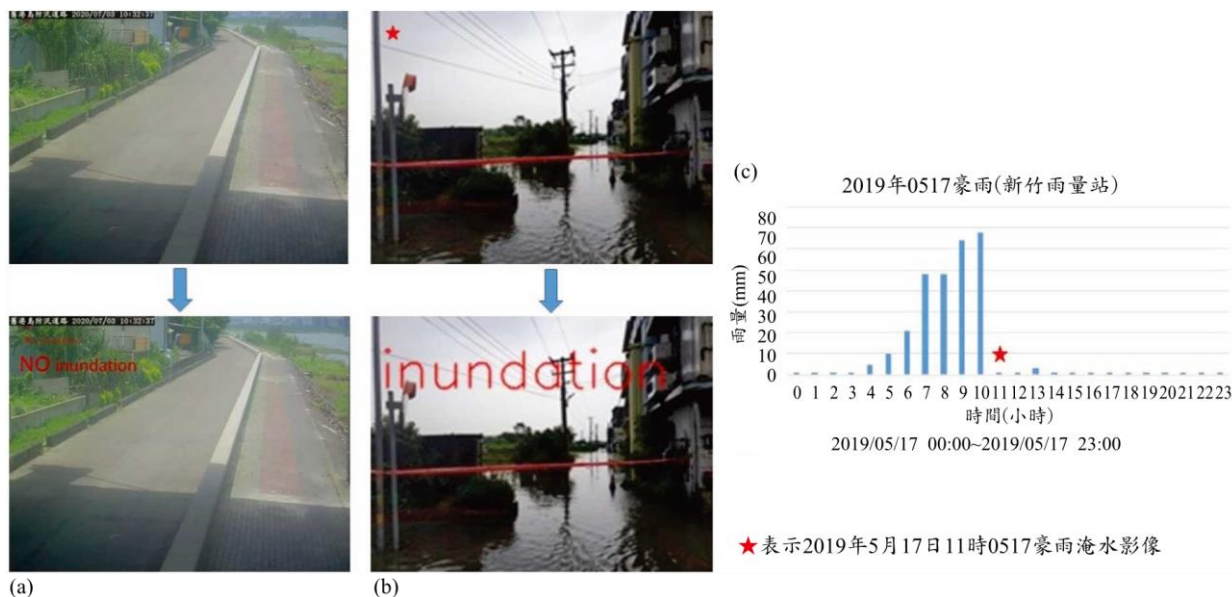


圖 20 影像淹水判斷測試(圖(b)為 2019/05/17 豪雨新竹市延平路二段 1590 巷照片判斷淹水與否、圖(a)為擷取新竹市政府消防局建置 IP Cam 舊港島水防路即時影像判斷淹水與否)

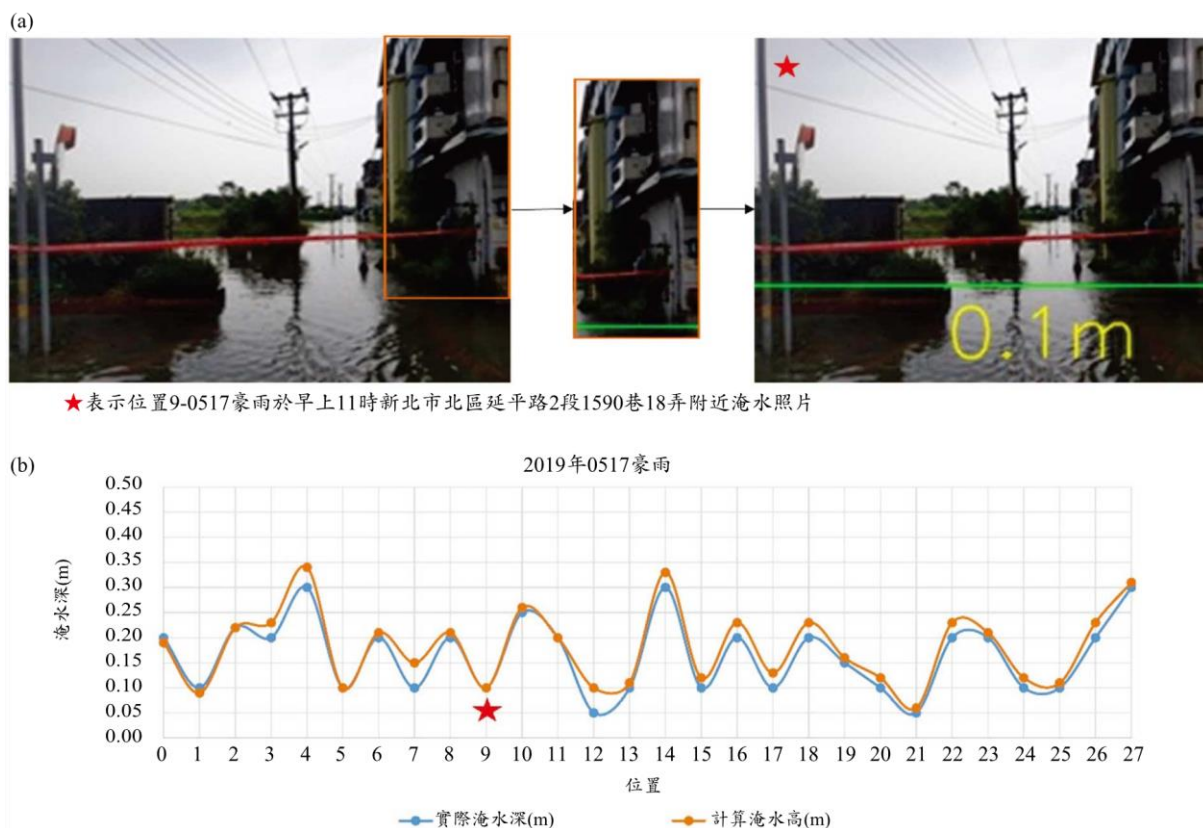


圖 21 影像淹水深度計算，圖(a)為 2019/05/17 豪雨新竹市北區延平路 2 段 1590 巷 18 弄附近淹水照片、圖(b)為 28 處淹水照片影像分析結果

為擷取新竹市政府消防局之 IP Cam 舊港島水防道路即時影像判斷為無淹水情事，圖(b)為收到降雨資訊時(圖(c))，開啟淹水判識系統，達到即時淹水監測通報之功效。圖 21 針對 2019 年 0517 豪雨 28 處淹水照片做

淹水深度測試，地表淹水調查資料係來自於新竹市消防局所提供，於颱風豪雨時民眾通報淹水地區及淹水深度紀錄之資料，最大誤差為 5 cm，均方根誤差為 0.03 cm，絕對誤差為 0.04 cm。

四、結論與建議

1. 本文利用 CNN inception v3 遷移學習的訓練與預測，進行河道洪水值及市區淹水深之估算及展示，其優點為在有限時間內能快速訓練，且預測結果具有高準確性。現今物聯網監視器眾多，本文發展之技術，可彌補人工無法長時間判識淹水的缺點。
2. 經由實驗室模擬清水、混水之影像分析結果，其水面位置之均方根誤差均為 0.05 cm，平均絕對誤差均為 0.025 cm，顯見本影像判識方法不受水體混濁與否之影響。
3. 應用於現場河川影像辨識水位分析(以新竹市頭前溪舊港橋站為例)，影像水位估算與實測水位均方根誤差 0.094 m 至 0.126 m 之間，平均絕對誤差 0.076 m 至 0.102 m 之間，證明在日、夜、颱風期間均可適用，且可提供無水位計處之水位估算。
4. 針對現場影像(新竹市北區、東區及香山區等)淹水深度測試，最大誤差為 5cm，均方根誤差為 0.03 cm，絕對誤差為 0.04 cm，測試結果良好；未來可進一步套疊地形高程資料，直接算出淹水範圍及災害損失金額。
5. 本文建置新竹市舊港島結合 IoT 之 AI 平台自動化展示系統，利用 IP Cam 自動接收影像、影像水位估計，經平日、夜間及颱風期間之測試與驗證係屬可行。自動化系統能在村里既有之個人電腦執行淹水影像水位判釋，即時提供村里防救災人員參考，此套系統可推廣至其他易淹水地區。

參考文獻

1. Abadi, M., "TensorFlow: Learning Functions at Scale," Proceedings of the 21st ACM SIGPLAN International Conference on Functional Programming, 2016.
2. Alexander, F., Wahyono, Danilo, C. H., Dongwook, S., and Kang H. J., "Real-Time Flood Detection for Video Surveillance," IECON2015-Yokohama November 9-12, 2015.
3. Aniruddha, T., "Transfer Learning for Image Classification and Plant Phenotyping"; International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET) Volume 5, Issue 11, 2016.
4. Atzori, L., Iera, A., and Morabito, G., "The Internet of Things: A Survey," Computer Networks, Vol. 54, No. 15, 2787-2805, 2010.
5. Ching, C. W., Yu, C. S., Chuan, B. L., Lawrence, C., "Design of a Sun Tracking System Based on the Brightest point in Sky Image," Third International Conference on Computing Measurement Control and Sensor Network, DOI 10.1109/CMCSN., 2016.
6. Harwood, E., "DIGITAL CCTV - A Security Professional's Guide," Butterworth-Heinemann, 2007.
7. Heremans, R., Willekens, A., Borghys, D., Verbeeck, B., Valckenborgh, J., Acheroy, M., and Perneel, C., "Automatic detection of flooded areas on ENVISAT/ASAR images using an object-oriented classification technique and an active contour algorithm," RAST '03. International Conference on. Proceedings of Recent Advances in Space Technologies, 2003.
8. Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E., "ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C]," International Conference on Neural Information Processing Systems, Curran Associates Inc, 1097-1105, 2012.
9. Krzysztofowicz, R., and Davis, D. R., "A methodology for evaluation of flood forecast-response systems," Water Resources Research, Vol. 19, No. 6, 1431-1440, 1983.
10. Nazir, F., Riaz, M., Ghafoor, A., and Arif, F., "Flood detection/monitoring using adjustable histogram equalization technique," The Scientific World Journal, Vol. 2014, 1-7, 2014.
11. OpenCV 官方網站，<https://www.opencv.org>.
12. 吳志泓、陳倫奇、曾建濤、羅世瑋、林芳邦，「大資料水位影像識別於橋梁安全之應用」，臺灣水利第 63 卷第 1 期，2015。
13. 陳泰賓，「105 年監視影像辨識技術精進及應用」經濟部水利署計畫成果報告，MOEAWRA1050075，2016。