



# 共創 科學-社會經濟路徑以邁向 永續流域綜合管理 造福社稷

張斐章\* / 國立臺灣大學生物環境系統工程學系 特聘教授

廖秀娟 / 國立臺灣大學生物環境系統工程學系 特聘教授

黃誌川 / 國立臺灣大學地理環境資源學系 教授

江莉琦 / 國立臺灣大學生物環境系統工程學系 副教授

許少瑜 / 國立臺灣大學生物環境系統工程學系 副教授

鄭舒婷 / 國立臺灣大學森林環境暨資源學系 副教授

石曜合 / 國立臺灣大學農業經濟學系 助理教授

孫 維 / 國立臺灣大學生物環境系統工程學系 博士班研究生

本文藉由濁水溪做為研究流域，針對該流域之社會、經濟、自然等環境做綜合研究並提出整合管理之建議。研究內容主題包含應用機器學習對地下水位做短、中、長期之預測、灌溉方式對於地下水水位以及溫室氣體排放之影響、水質對新興藥品污染物生態毒性影響、濁水溪流域河川水之停留時間推估、地表水-土-地下水營養鹽之傳輸模擬、以系統動態評估水資源回復力以及湖山水庫對於水源供應、地層下陷、水質改善探討水資源保育之社會與經濟效益。藉由此綜合性探討，可以發現水資源管理除了水庫操作或是地下水抽水管理外，也需要結合水質、營養鹽、社會經濟等多面向共同研討。本文提供了各面向之研究成果，讓讀者可以更了解流域管理，並提供相關研究流程供管理者參考。

## 前言

近年來極端氣候事件的頻繁發生已經成為全球共同面臨的嚴重問題之一，不僅對水資源的永續性造成影響，也持續增加社會經濟成本。其中濁水溪流域地下水區被視為地下水蘊藏較豐富的區域之一，為台灣中部工業與農業區的重要補給水源，於社會活動中也多仰賴此資源，因此穩定的水資源供應對於農業與整體經濟的永續發展極為重要。本綜合研究深入探討濁水溪流域的水文循環、地下水與地表水的相互作用，除探討水文面向外，農業永續發展與社會經濟的影響、水質污染等環境問題也是一大關注重點。透過結合機器學習、數值模

式、系統動力學等多種方法，達成探索預防、緩解、減輕水資源問題的潛在途徑目標，此將有助於提升此地區之韌性，同時實現永續發展目標。

地下水為水文循環中重要的部分，與地表水文密切相關，其中降雨補注與河川-地下水之相互作用為水文循環中重要的過程，本研究應用地表及地下水資料結合不同的機器學習方法以預測地下水短、中、長期之水位，以及為瞭解地下水與地表水相互作用對流域時間、空間的影響，使用地表地下水模型 SWAT-MODFLOW 考慮地表-地下相互作用並分析降雨入滲量，期能藉由預測及分析提升地下水資源管理。除使用機器學習與數值模型方法欲強化水資源管理外，透過了解河水在集水區內的移動軌跡，也可應用於水源與水質維護作業，同

\* 通訊作者，changfj@ntu.edu.tw

位素分析技術與相關水文模式的發展有助於估計河水年齡 (transit time) 與流動地下水年齡 (residence time)，進而分析集水區河水之移動特性，而研究中則以近年發展之儲庫年紀選擇法 (Storage Selection functions, SAS) Botter *et al.* [1] 和 Rinaldo *et al.* [2] 探討濁水溪玉峰橋與內茅埔集水區河水年齡變化，為區域水資源管理基礎。

濁水河流域水質汙染方面，本研究探討藥品和個人護理產品 (pharmaceuticals and personal care products, PPCPs) 生態毒性的影響。PPCPs 是新興汙染物的一種，在世界各地與不同的環境介質中常被偵測到 [3,4]，其中對經基苯甲酸酯 (parabens) 為常用的防腐劑成分，在台灣近期相關研究顯示於不同水質環境及水中生物體中皆有檢測出 [5]，不僅會損害水質，還可能進入食物鏈，影響人類和環境生物的健康 [6]。因此本研究以濁水溪為研究區域，於不同水質條件下針對環境中最常見的 parabens 種類 methylparaben (MeP)，對秀麗隱桿線蟲 *Caenorhabditis elegans* (*C. elegans*) 的繁殖毒性進行探討，理解其對生態系統及人類健康的潛在影響。

農業永續發展方面，濁水河流域為臺灣重要農產品之主要產區之一，農業屬氣候敏感產業 [7]，然其秋冬季節少雨的特性，造成地表水的供應有明顯季節性。隨著農工業發展，水資源的需求持續增加，然而伴隨人類活動所造成的水質汙染卻導致乾淨之水資源日益減少，使缺水及乾旱成為亟待解決的難題，研究中則透過乾旱指標與系統動態方法分析氣候變遷對於農業永續發展的影響。除須持續關注乾旱與缺水問題外，本研究針對水稻種植進行更進一步的探討，對於水稻種植而言，有效管理資源於產量、品質以及環境永續發展具有重要影響。在不斷變化的氣候和環境背景下，良好的灌溉策略已成為實現農業生產可持續性的關鍵要素之一，故本研究欲分析不同灌溉策略對地下水位和溫室氣體排放之影響。

除農業為高用水類別外，隨經濟日益發展之下，民生與工業用水需求也逐漸提升，增加區域內供水吃緊情形，為加強區域供水之穩定性，而建置湖山水庫，最終於民國 105 年起供應彰化與雲林地區之用水，為達成資源有效運用，各項公共投入皆應本於嚴謹之成本效益分析，研究中分析之目的即在於藉由估計湖山水庫完工後，對於該地區農業生產與農地價格之影響，評估湖山水庫為農業部門所帶來之經濟效益。

整體綜合研究中不僅關注水資源管理，更希望將科學、技術與經濟發展緊密結合，以應對氣候變遷與極端氣候事件帶來的多重挑戰，為地區的永續性及社會發展做出實質貢獻；而以下文章中分別根據水文循環、地下水、地表水、農業與經濟社會等多種面向進行探討。

## 創建新穎機器學習水文預測模式以促進地下水補注與水資源管理效益

本章節擬以歷年的地下水、流量、雨量等資料做短、中、長時間趨勢的分析，使用類神經網路為主的機器學習預測地下水，包含了使用混合模式預測短期水位 (日尺度)、最新穎的 Transformer 模式預測中期水位 (旬尺度) 以及結合物理模式預測長期地下水位 (月尺度)，以下將分三節進行討論。

### 短期地下水預測

卷積神經網路 (Convolution Neural Network, CNN) 是一種屬於深度學習的神經網路，過去被廣泛地應用在處理複雜的資料，例如圖片、演講或時間序列問題 [8,9]。卷積神經網路中最基礎的概念就是卷積 (Convolution)，CNN 藉由卷積過程擷取複雜資料中的特徵 (feature)，經由後續的邏輯處理層，便可以進行辨識及預測。CNN 的主要架構如圖 1。

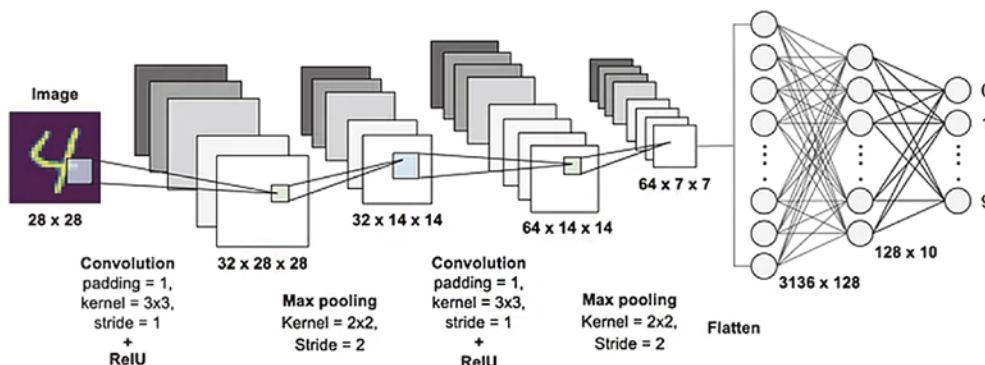


圖 1 CNN 架構圖 (來源: Shreyak [10])

表 1 短期預測模式參數

模式	模式參數						
	Epochs	Hidden Layer	Kernel/Neuron	Learning rate	Batch size	Kernel size	Optimizer
CNN-BP	200	2* CNN Layer 1* FC Layer	25/25 15/15 50	0.001	8	2	Adam
BPNN	200	5* FC Layer	50/50/ 70/50/ 50	0.001	8	-	Adam

本研究建置之 CNN-BP 模式（架構如表 1），將輸入資料的時間維度特徵由 CNN 模式提取，再由 BPNN 模式進行地下水位的預測。本研究亦另建置一傳統 BPNN 神經網路模式，用同樣的資料輸入進行預測。本研究欲觀察深度學習的 CNN-BP 模式是否能在預測地下水位的時間序列資料上比傳統的類神經網路有更好的預測表現。

不論從整體的預測表現，或是從各測站的預測表現比較，CNN-BP 模式都是有效的區域地下水位預測模式，結果如表 2 所示，不但在所有階段都有較高的 R<sup>2</sup> 值（越高表示模式越擬合真實值）和較低的 RMSE 值（越低表示誤差越小），也能有效的減少預測時產生的時間延遲現象。儘管有些測站預測效果較差（R<sup>2</sup> < 0.90），整體 R<sup>2</sup> 達到 0.93 以上，RMSE 小於 2.64 公尺，說明 CNN-BP 模式是相當有效的區域地下水位預測模式。

表 2 地下水位預測平均 R2 表現

	預測時距	R <sup>2</sup>		RMSE (m)	
		訓練	測試	訓練	測試
CNN-BP	T+1	0.98	0.98	0.183	0.156
	T+2	0.96	0.96	0.259	0.215
	T+3	0.94	0.94	0.319	0.264
BPNN	T+1	0.97	0.93	0.257	0.353
	T+2	0.95	0.93	0.331	0.402
	T+3	0.91	0.87	0.353	0.426
進步百分比	T+1	<b>1.0%</b>	<b>5.4%</b>	<b>28.8%</b>	<b>55.8%</b>
	T+2	<b>1.1%</b>	<b>3.2%</b>	<b>21.8%</b>	<b>46.5%</b>
	T+3	<b>3.3%</b>	<b>8.0%</b>	<b>9.6%</b>	<b>38.0%</b>

圖 2 為測試資料真實地下水位與 CNN-BP 模式預測地下水位的區域平均誤差圖。圖中藍色部分表示 CNN-BP 模式低估了地下水位，紅色表示模式高估地下水位。由圖可以看出，整體而言濁水溪沖積扇東部和北部的預測地下水位大多有低估的情形，而濁水溪沖積扇西部和南部的預測地下水位大多有高估的情形。地下水位低估的部分以古坑 (1)、烏塗 (1)、田中 (1) 測

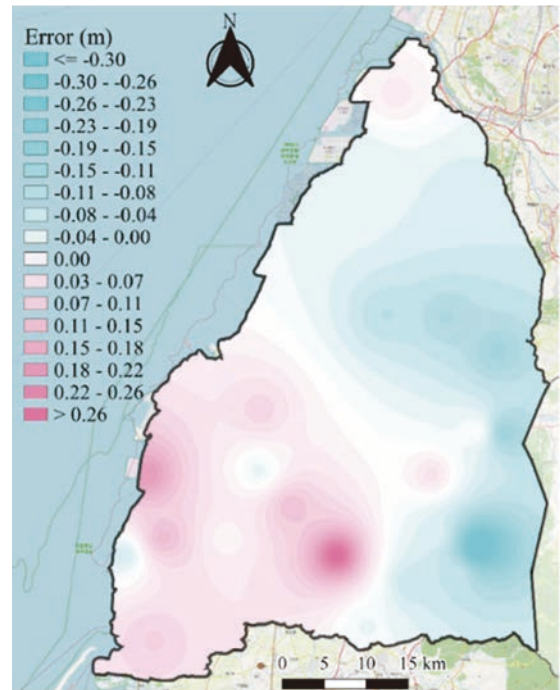


圖 2 CNN-BP 模式預測誤差分布圖

站較為嚴重，而地下水位高估部分則是舊庄 (1)、海園 (1) 測站較為顯著。圖中除了上述提到的幾個區域外，大部分的誤差都在正負 15 公分之內，說明本研究之 CNN-BP 模式在預測區域地下水位上有相當的可信度。

### 中期地下水預測

目前機器學習隨著硬體的提升以及 GPU 的普及有了更迅速的發展，其中以深度學習在近期的研究更如雨後春筍般出現。而深度學習中，Transformer Neural Network (TNN) 的表現更為亮眼。TNN 擁有較高的彈性，因此包含了以往卷積神經網路 (CNN) 以及長短期記憶神經網路 (LSTM, Long short-term memory) 的優點。

TNN 屬於一種 Sequence to Sequence (Seq2Seq) 的神經網路，因此輸入與輸出的長度不需要一樣，由神經網路自行決定，相關的應用如語音辨識或是翻譯

等。2017年由 Google Brain 的 Vaswani 等人<sup>[11]</sup>發表了 Attention is All you Need，提出了 self-attention 為基底的 TNN，讓機器學習又更進一步。其中最主要的單元即為 Self-Attention。Self-Attention 會考慮所有的輸入向量，再放入全連結層，因此可以考慮所有的周圍資訊。

Self-Attention 其應用可以在影像上，將影像看為 vector set，每一個像素可看為 RGB 之三維向量<sup>[12]</sup>。Self-Attention 與 CNN 的差異以及關聯性可以觀察，Self-Attention 看的是每一個像素與其他像素的關聯性，而 CNN 是僅考慮每一個 receptive field 內的資訊，因此 CNN 可以看成是簡化版或是特例的 Self-Attention。也可以說 Self-Attention 是 CNN 的複雜版本，相較之下 Self-Attention 較彈性，但也因此需要較多的資料才不會過度擬合。

在濁水溪下游扇尾區，我們關注八個距離工業區較近、人口較多的地下水位。我們在測試階段評估了 TNN 的性能，結果呈現在表 3 中。我們觀察到所有 TNN 預測未來 10 日的 R<sup>2</sup> 值均超過 0.75，這表明預測數據與觀測數據之間存在著強烈的相關性。MAE (Mean Absolute Error) 值皆低於 1 公尺，顯示了預測的準確性。與 CNN 和 LSTM 模型相比，TNN 展現出卓越的預測性能。宜梧站在三個模型中表現最佳，測試階段的 R<sup>2</sup> 值 TNN 為 0.93，CNN 模型為 0.93，LSTM 模型為 0.89。我們對宜梧站的時間序列預測進一步觀察，如圖 3(a) 所示。總體來說，三個模型都能夠捕捉到地下水位的趨勢。但表 3(b) 中呈現的 MAE 值進一步支持 TNN 的高準確性，因為它相較於 CNN 和 LSTM 模型具有更低的誤差。

在這三個模型中，TNN 在海園站預測較不理想，R<sup>2</sup> 值為 0.73。然而，就 R<sup>2</sup> 值而言，它仍優於 CNN 但略低於 LSTM 模型。進一步觀測該站的時間序列預測圖 (圖 3(b))，我們觀察到雖然三個模型都能捕捉到趨勢，但 CNN 和 LSTM 模型明顯低估了地下水位。相比之下，TNN 在預測趨勢和峰值方面表現相對良好。

比較 CNN 和 LSTM 模型，我們發現 CNN 優於 LSTM。CNN 和 LSTM 在線西站預測最差，R<sup>2</sup> 值分別為 0.74 和 0.44，而 TNN 在該站的表現相對良好，R<sup>2</sup> 為 0.82。總體而言，由時間序列圖顯示，CNN 和 LSTM 在捕捉趨勢表現較差，而 TNN 不僅在趨勢預測上表現出色，而且在預測峰值方面也表現優異。

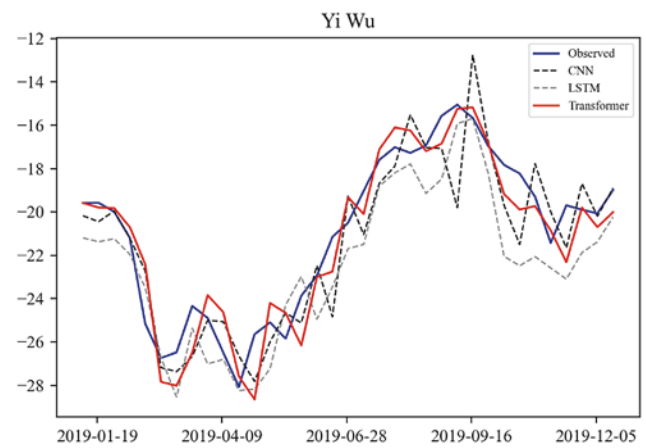
表 3 地下水測站 R<sup>2</sup>、MAE 表現圖

(a) 預測未來 10 日 R<sup>2</sup> 之各測站表現

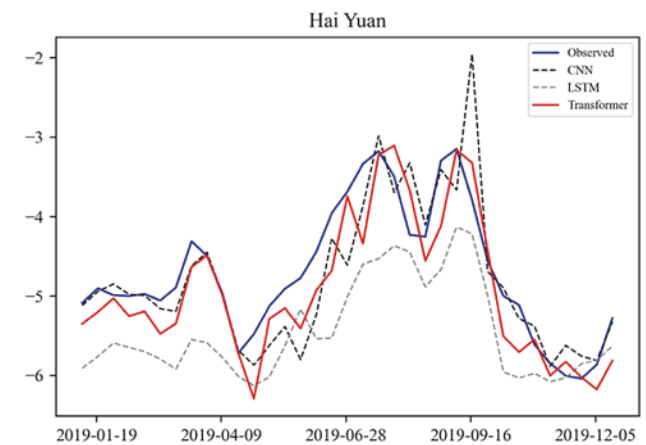
測站	Transformer		CNN		LSTM	
	Train	Test	Train	Test	Train	Test
宜梧	0.89	<b>0.93</b>	0.95	0.87	0.97	0.92
文昌	0.80	<b>0.80</b>	0.81	0.77	0.78	0.74
明德	0.92	<b>0.75</b>	0.95	0.75	0.93	0.72
洛津	0.89	<b>0.80</b>	0.93	0.79	0.88	0.66
海園	0.92	<b>0.73</b>	0.94	0.71	0.93	0.76
箔子	0.95	<b>0.88</b>	0.96	0.87	0.95	0.84
線西	0.76	<b>0.82</b>	0.76	0.74	0.63	0.44
豐榮	0.95	<b>0.92</b>	0.96	0.92	0.95	0.88

(b) 預測未來 10 日 MAE 之各測站表現

測站	Transformer		CNN		LSTM	
	Train	Test	Train	Test	Train	Test
宜梧	1.03	<b>0.94</b>	0.96	1.34	0.74	1.29
文昌	0.16	<b>0.18</b>	0.18	0.20	0.21	0.32
明德	0.32	<b>0.90</b>	0.30	0.90	0.42	0.96
洛津	0.18	<b>0.17</b>	0.14	0.23	0.20	0.37
海園	0.44	<b>0.41</b>	0.43	0.37	0.41	0.71
箔子	0.27	<b>0.28</b>	0.27	0.30	0.29	0.52
線西	0.15	<b>0.15</b>	0.17	0.36	0.22	0.35
豐榮	0.37	<b>0.28</b>	0.26	0.48	0.32	0.82



(a) 宜梧測站模式預測時間序列圖 (T+1)



(b) 海園測站模式預測時間序列圖 (T+1)

圖 3 模式預測時間序列圖 (T+1)

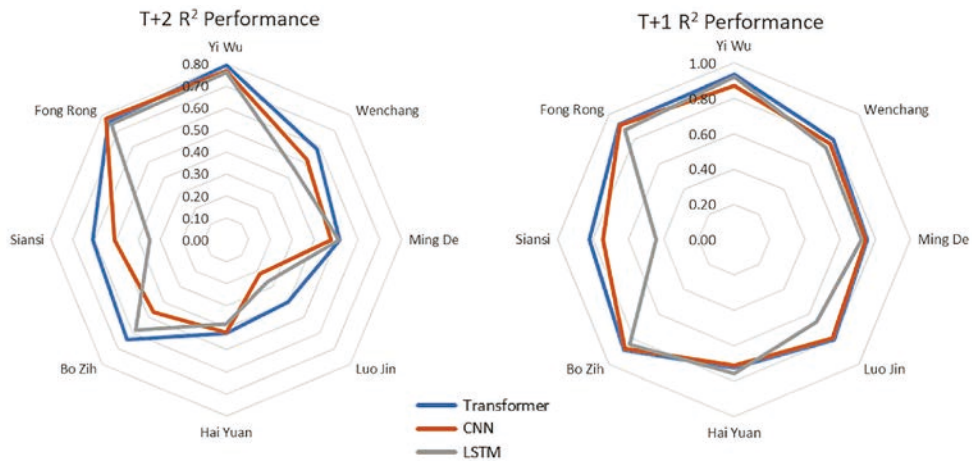


圖 4 地下水測站 R<sup>2</sup> 表現雷達圖 (TNN、CNN、LSTM)

在測試階段預測 T + 1 之地下水位，整體而言 TNN 比 CNN 和 LSTM 表現更加穩定，尤其在預測峰值方面效果顯著。雷達圖（圖 4）顯示，在大多數站點上，TNN 優於 CNN 和 LSTM 模型。相較於 CNN 模型，TNN 在 R<sup>2</sup> 方面平均改善率為 3.75%，MAE 方面則為 21.15%；相較於 LSTM 模型，TNN 在 R<sup>2</sup> 方面改善率為 12.16%，MAE 方面則為 38.80%。表 3(a) 和 (b) 顯示

每個站點在 T + 1 時刻的 R<sup>2</sup> 和 MAE 表現之詳細數據。

### 長期地下水預測

圖 5 為 ConvAE-LSTM 的結構圖，其中有壓縮還原影像之 Autoencoder 以及 LSTM 兩個部分。以下分成：encoder、decoder 及 LSTM 三個階段簡單介紹，詳細說明請參閱 [13]。

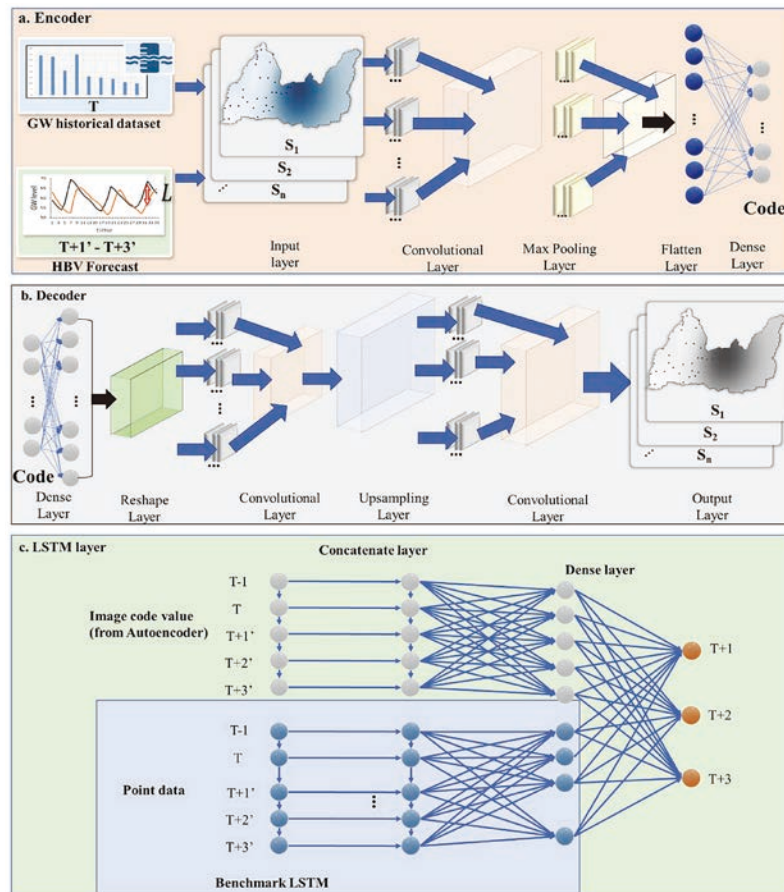


圖 5 ConvAE-LSTM 方法架構

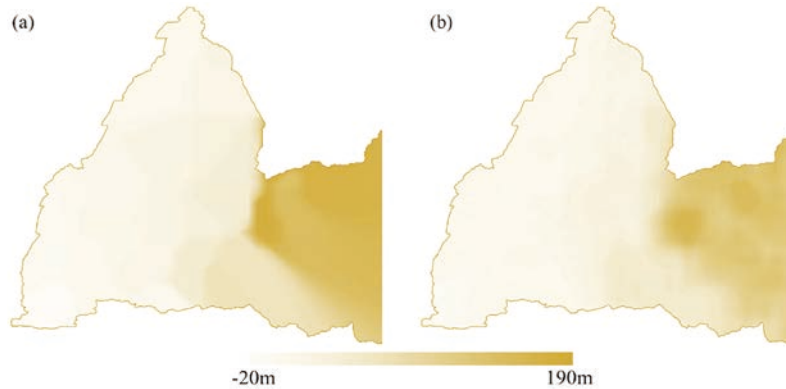


圖 6 ConvAE 模組之推估表現：(a) 觀測影像；(b) 重構之影像

### (1) Encoder 階段

歷史的觀測資料以及由 HBV (Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning) 模式產生的模擬資料將會用 IDW (Inverse Distance Weight) 內插成區域影像圖，隨後輸入到後續的 CNN 以及 max pooling, 萃取特徵。Flatten layer 會將高維度的輸出資料整合成 1 維，隨後的 dense layer 將此階段輸出資料壓縮成只有  $10 \times 1$  的大小。

### (2) Decoder 階段

在 encoder 被壓縮的影像在此階段會被還原成一張圖的大小 (圖 6(a))。經過卷積層會將特徵進行還原，並通過 upsampling layer 將壓縮後的維度還原成圖片原有大小的維度 (圖 6(b))。值得一提的是 decoder 階段在訓練的時候才會進行，而本研究的重點是只截取壓縮後的 code 進行後續地下水位時間序列預測。

### (3) LSTM 階段

此階段為模式的預測階段。輸入項分別為：(1) 影像壓縮後的特徵值 (image code value)、(2) 觀測井點資料。兩種資料分別輸入到各自的 LSTM 做訓練。圖 5 中 T-1 (前一個月) 及 T (當天) 為觀測資料，T + 1' (未來一個月) 至 T + 3' (未來三個月) 為 HBV 模擬資料。首先在 LSTM 層中將會學習資料潛在的時間連續特徵，隨後在 Concatenate layer 會將兩個單獨的 LSTM 萃取後的資訊進行結合。最後，整合後的資訊將會在 Dense 輸出層進行未來 3 個月的地下水水位的預測。

ConvAE-LSTM 模式相較一般神經網路有許多優勢，首先，在 ConvAE 中由於 Autoencoder 獨特的結構以及特性，它可以萃取二維空間影像之特徵，降低輸入的維度。隨後的 LSTM 可以學習資料之間時間維度上的關係，讓模式提升對於未來地下水水位的預測精

度。另外，兩者的結合讓深度學習模式有效避免了過度擬合的問題，因模式在 ConvAE 階段已有效的去除雜訊，故可以讓後續的 LSTM 階段進行更精準的預測。透過將壓縮後的影像資訊與觀測點位真實資料一併作為輸入資料，在 LSTM 階段可以結合兩種不同的資訊，藉此提升模式的預測精度。

表 4 為 ConvAE-LSTM 與 LSTM 模式於訓練及測試階段之預測表現。整體上看來，ConvAE-LSTM 的表現比 LSTM 更加理想，因為其預測的 RMSE 遠遠小於 LSTM，從 T + 1 至 T + 3 皆是如此。此外，比較訓練以及預測的結果發現，ConvAE-LSTM 在兩階段的表現比較一致，換句話說這代表誤差不會相差太大。反之，LSTM 在訓練階段的誤差卻遠小於測試階段。這個表現明了相比於 LSTM，ConvAE-LSTM 對於具有高不確定性之時間序列資料有著較強的通用性。

表 4 ConvAE-LSTM 與 LSTM 模式於訓練及測試階段之預測表現 (RMSE)

階段	時距	ConvAE-LSTM (m)	LSTM (m)
訓練	T + 1	0.60	2.56
	T + 2	1.04	3.43
	T + 3	1.39	3.44
測試	T+1	1.00	4.61
	T+2	1.49	8.15
	T+3	1.84	7.64

圖 7 為 ConvAE-LSTM 於濁水河流域地下水水位預測在不同季節之 RMSE 表現，此結果為區域預測結果圖，分別表示了 2018 年冬天以及 2018 年夏天的預測誤差。可以很明顯地觀察到夏天相比於冬天的預測結果有較大的誤差。這是由於夏天颱風頻仍，造成水位變化較為劇烈，使模式預測的不確定性在夏天較大。除此之外，相比於濁水溪其它區域，西南部區域地下水之預測

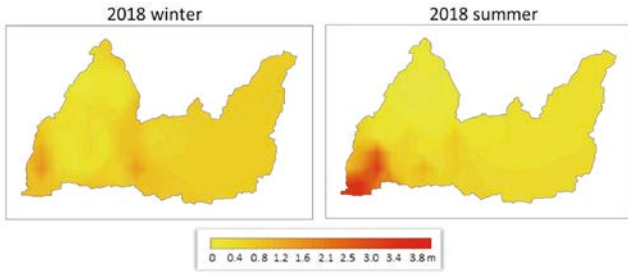


圖 7 ConvAE-LSTM 於不同季節預測地下水之表現

誤差較大，其原因可能在於濁水溪西南部的土壤為保水較差的細砂，使地下水變化會較為劇烈。

### 灌溉方法對於地下水與溫室氣體排放的影響

本研究探討六種不同灌溉策略對於農業部桃園農業改良場（本文後續簡稱桃改場）的地下水水位及溫室氣體排放之可能影響。所採用的六種灌溉策略及其灌溉方式如下：桃改場慣行操作、控制灌溉（Controlled Irrigation, CI）、間歇灌溉（Intermittent Irrigation, II）、淺濕灌溉（Shallow-Wet Irrigation, SWI）、乾溼交替灌溉（Alternate Wetting and Drying, AWD）、水稻強化栽培體系（The System of Rice Intensification, SRI）<sup>[14]</sup>。其中，桃改場慣行操作為傳統水稻淹水灌溉；CI 前期採淹水灌溉，後期採非湛水灌溉，屬於半乾式操作；II 在操作上與乾濕交替灌溉原理相似，為灌溉至一定深度待水分下降至 70% 飽和土壤含水量再行灌溉<sup>[14]</sup>；SWI 為透過淺薄的灌溉水進行操作<sup>[15]</sup>；AWD 即以乾濕交替的方式灌溉；SRI 採以大部分時間為非湛水灌溉但田間保持濕潤，直到開花後田間保持 1 至 3 公分湛水深，收穫前 25 天進行排水<sup>[16,17]</sup>。六種灌溉策略請見圖 8。

根據 2021 年的桃改場水稻田灌溉資料與區域地下水水位關係，所建立的地下水水位變化推估如表 5。根據該表之規則，計算 2022 年 10 月 1 日至 12 月 31 日之地下水水位高程資料與桃改場實際值比對，確認推估結果與實際值相近。因此，本研究以表 5 之規則推估各灌溉策略在 2022 年第二期作降雨與生長日期條件下之地下水變化（圖 9）。

在採用不同灌溉策略下，CI 及 SRI 二方法分別於營養生長期與生殖生長期間濕潤無湛水，致使滲漏量較低，地下水水位有下降趨勢。桃改場慣行操作下收穫後之地下水水位高程為 26.51 公尺處；CI 為 26.31 公尺；II 為 26.53 公尺；SWI 為 26.66 公尺；AWD 為 26.45

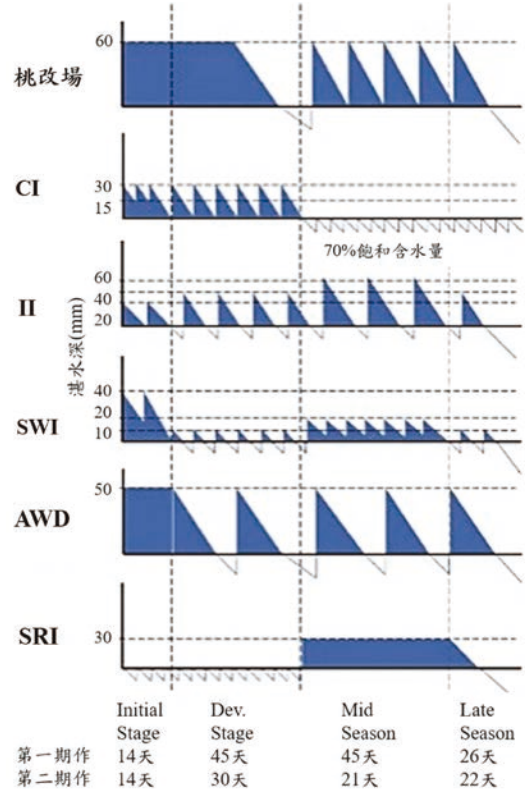


圖 8 各灌溉策略示意圖

表 5 桃改場地區之區域地下水水位每日變化量規則表

發生條件	每日補注量 (mm/day)	每日排退量 (mm/day)
無灌溉 無降雨	0	-37 (初始) -17 (10 天後)
有灌溉	<u>灌溉水提供之滲漏量</u> 0.2	-20
有降雨	<u>有效雨量</u> 0.2	

公尺；SRI 為 25.77 公尺。SRI 灌溉策略與桃改場慣行操作相比，下降約 0.74 公尺，是唯一一個收穫後地下水水位低於插秧時之策略。CI 則下降約 0.2 公尺；II 及 AWD 策略與慣行操作下之地下水水位高度相似；而 SWI 則是些微上升。

溫室氣體排放量的推估是採用 2022 年第一期作的氣溫資料，在不考慮降雨及施肥情況下，透過 DSSAT 作物模式模擬各灌溉策略因不同湛水深及土壤含水量變化，發生脫硝作用造成之氧化亞氮排放量，模擬結果如圖 10。

結果發現，因脫硝作用造成之 N<sub>2</sub>O 排放發生於田間由乾燥（好氧狀態）轉為湛水狀態（厭氧狀態）後，如桃改場慣行操作上曬田後灌水、間歇灌溉（II）與乾溼交替灌溉（AWD）由無湛水狀態再行灌溉，及 SRI 水稻生長前期皆無湛水，在生殖期起開始施行淹水

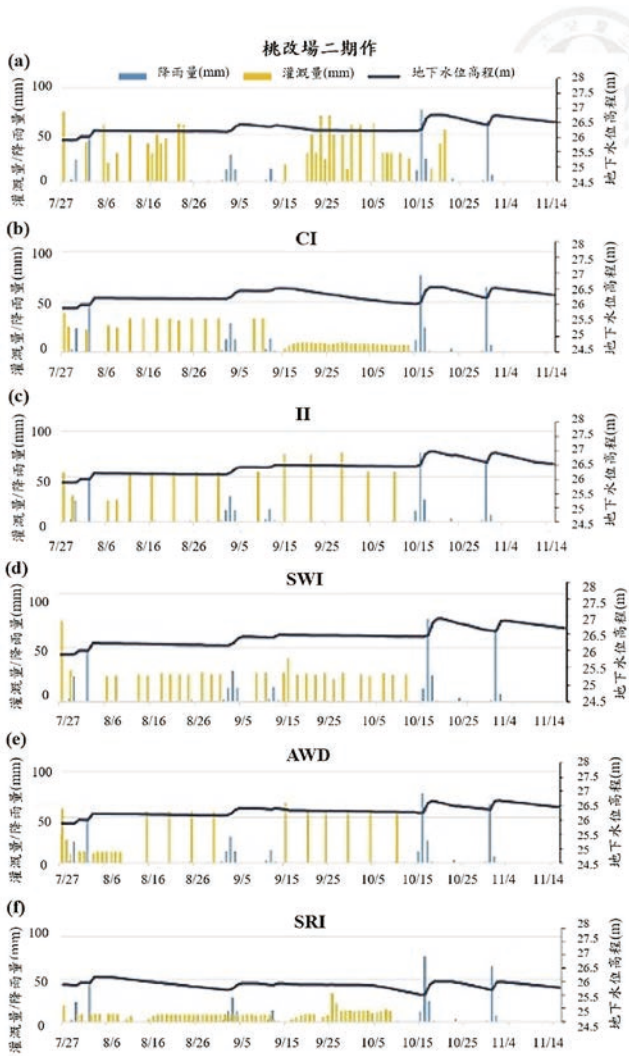


圖 9 各灌溉策略下推估之地下水位變化

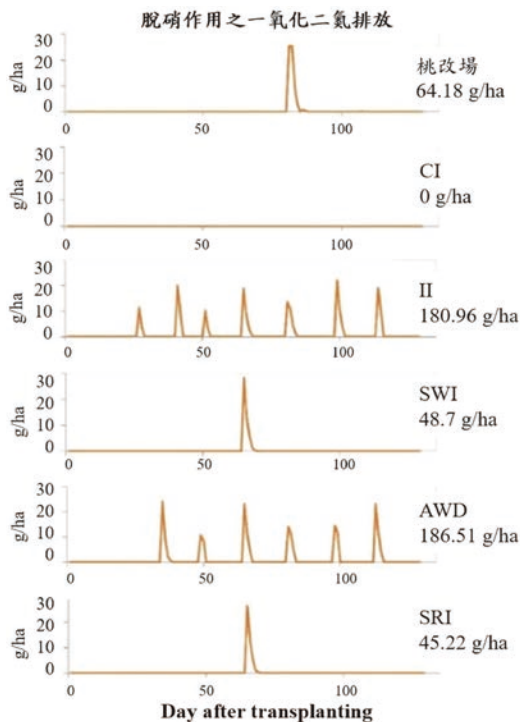


圖 10 各灌溉策略之灌溉期間模擬 N<sub>2</sub>O 排放量

灌溉時發生。其中，以 AWD 總排放量最高，其次為間歇灌溉 (II)。各灌溉策略中，因控制灌溉 (CI) 操作由初期的湛水灌溉至中後期的無湛水灌溉，土壤由厭氧轉為好氧狀態，恰好抑制脫硝作用的發生。而淺濕灌溉 (SWI) 在營養生長過程以乾濕交替原則進行灌溉，但因每次深度灌溉較低，土壤厭氧程度不足以發生脫硝作用而造成 N<sub>2</sub>O 排放，因此主要 N<sub>2</sub>O 排放僅發生於生殖期初期由排水操作轉為淹灌操作時。

綜合以上論述，可發現大部分灌溉策略的灌溉量都能維持地下水位高度，僅 SRI 灌溉策略，耕作期前地下水位有些微下降，要等到降雨後才会有顯著提升。而在各灌溉策略之田間湛水變化對於脫硝作用之影響可知，灌溉操作上若能盡量由湛水（厭氧）至濕潤無湛水（好氧）狀態，或執行乾濕交替操作時，盡可能降低淹水高度，能夠有效避免脫硝作用之 N<sub>2</sub>O 排放，降低土壤 N 損失。

### 濁水溪水質對新興藥品污染物生態毒性影響探討

如前言所敘述，本研究以濁水河流域為範例，探討水質條件對 parabens 生態毒性的影響。

#### 濁水溪水質分析

濁水溪水樣的採樣點如圖 11 所示。研究採用感應耦合電漿光學發射光譜法 (inductively coupled plasma optima optical emission spectrometer, ICP-OES) 及離子層析 (ion chromatography, IC) 檢測水中的陽離子與陰離子含量，並使用總有機碳檢測儀分析水中的有機碳 (total organic compound, TOC) 與無機碳 (total inorganic compound, TIC) 含量。

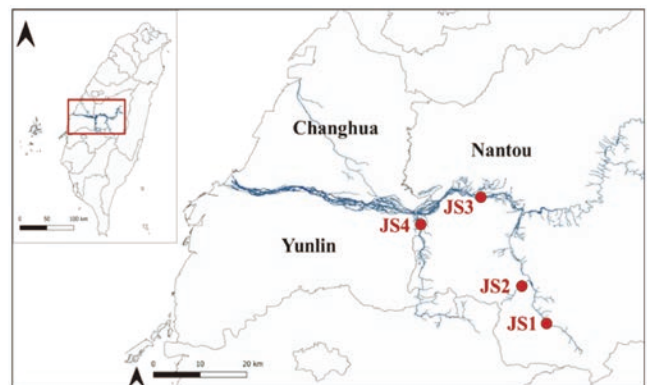


圖 11 濁水溪採樣位置圖



### C. elegans 繁殖毒性

研究針對 MeP 在不同濁水溪水質條件下，對 *C. elegans* 體內的卵數進行探討。試驗所用之培養液包含線蟲標準溶液 (M9 buffer 及 K-medium) 與濁水溪水樣 (JS1-JS4)。

### 濁水溪水質檢測結果

水質檢測結果顯示，濁水溪水樣之離子濃度介 0.5 ~ 170 mg/L 之間，JS1 與 JS2 位於濁水溪上游支流，因此離子含量較 JS3 及 JS4 低。此外，JS3 之 COD 濃度較其他三者高，顯示此處可能有潛在的有機汙染源。JS4 位於濁水溪支流清水溪，靠近濁水溪主流中下游，推測可能因位於河流匯集處而使離子含量較多。

### 濁水溪水質對 parabens 繁殖毒性的影響

試驗所用之培養液包含線蟲標準溶液 (M9 buffer 及 K-medium) 與濁水溪水樣 (JS1-JS4)，當線蟲暴露在 100 mg/L 的 MeP 下，M9 buffer 和 K-medium 組別線蟲體內的卵數皆顯著下降 (圖 12)。類似的結果也在斑馬魚的研究中發現，當暴露在 1 μg/L 的 MeP 下，會造成斑馬魚配子數量的減少 [18]。此外，亦有研究發現 60 mg/L 的 MeP 會引起線蟲體內氧化壓力上升與干擾內分泌，進一步導致子代數減少 [19]。當線蟲培養在不同濁水溪水水質條件下，暴露 MeP 同樣會造成線蟲體內卵數顯著下降，且在不同水質條件下，其下降程度略有差異，以 JS4 下降程度最為明顯 (圖 12)。綜上所述，MeP 已被證實對環境中的非目標生物具有繁殖毒性，相關分子機制也越來越明朗，惟目前較少研究探討水質與毒性之相關性，因此本研究利用主成分分析進一步討論。

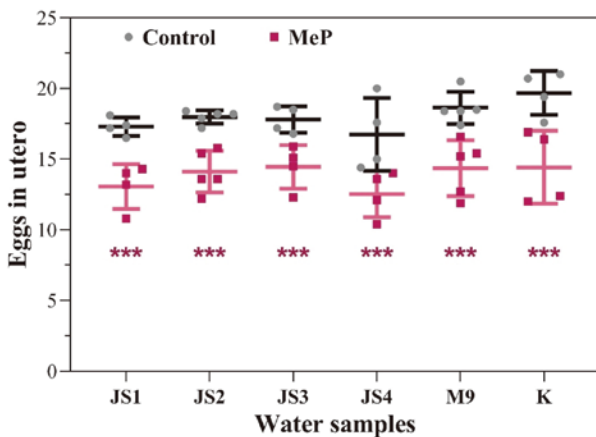


圖 12 *C. elegans* 於不同水樣暴露 MeP 之繁殖毒性 (體內卵數)。數據以 mean ± SEM 表示，統計利用 Student's *t*-test 分析，\*\*\* *p* < 0.001。

### 濁水溪水質參數與 parabens 繁殖毒性之主成分分析

研究利用 SPSS 進行主成分分析，將資料分群。水質與毒性資料轉換為相關性係數後，數值越接近 1 表示可靠度越高，數值小於 0.5 則不予參考，正值表示數據間為正相關，負值則表示數據間為負相關。圖 13 為 MeP 繁殖毒性及水質參數之主成分分析。第一主成分包含  $Ca^{2+}$ 、TIC、TOC、Cl<sup>-</sup>、K<sup>+</sup> 及 NO<sub>3</sub><sup>-</sup>，第二主成分包含 Mg<sup>2+</sup>、PO<sub>4</sub><sup>2-</sup>、SO<sub>4</sub><sup>2-</sup>、Na<sup>+</sup>，表示此兩組水質參數可能源自於相異的兩大來源。第三主成分為 COD 與 MeP 之繁殖毒性數據，COD 為水樣中可化學氧化之有機物含量，可間接代表水中有機物含量，因此可推測水樣中有機物含量越高時，繁殖毒性也越強。此外，TOC 與 COD 未被分析為同一主成分，可能原因為兩種檢測方法中的水樣過濾與否有關，同時，COD 檢測也受水樣中 Cl<sup>-</sup> 干擾而產生誤差。綜上所述，儘管環境樣品存在的不確定性高，研究結果仍可顯示主成分分析具有高度應用性。

近年新興汙染物在環境中的濃度及出現頻率日益提高，新興汙染物的研究已經成為全球重要的研究課題。然而大多數研究集中於檢測和監測新興汙染物，且新興汙染物對非目標生物的長期影響尚不清楚。此外，環境因子對於新興汙染物影響的相關研究仍缺乏，不同的水質條件可能藉由化學交互作用影響新興汙染物的活性、毒性及生物可用性等，仍需更深刻地理解這些關聯以及其對生態系統和人類健康的潛在影響。本研究提供了一種可行的方法，分析不同水質條件對新興汙染物的影響。

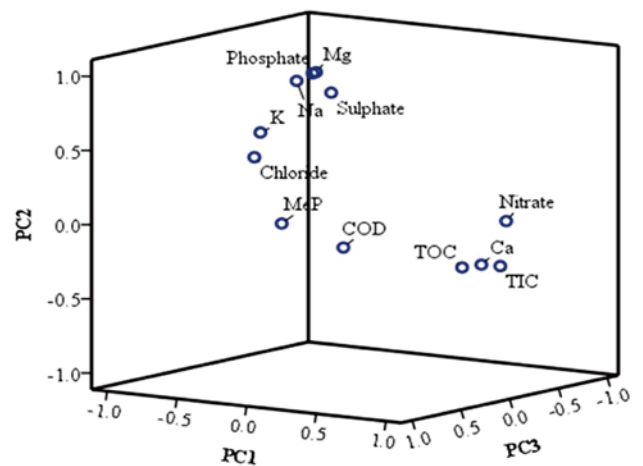


圖 13 MeP 繁殖毒性及水質參數之主成分分析

## 應用儲庫年紀選擇法推估河水停留時間變化

研究中利用儲庫年紀選擇法，估算濁水溪玉峰橋與內茅埔集水區河水的年齡，進而分析河水之移動特性。由於 SAS 模式大多運用於小集水區（面積  $< 10 \text{ km}^2$ ），因此本研究首先評估該模式於較大流域如濁水溪玉峰橋集水區（ $1,517 \text{ km}^2$ ）之有效性，並進一步對內茅埔測站流域範圍內各子集水區（ $15 \sim 364 \text{ km}^2$ ，圖 15）進行評估。本研究首先使用中央氣象局觀測降雨資料與水利署流量資料，透過 SAS 模式計算日尺度河水年齡的變化。再以與資料相符時期採取之各流量測站雨水、河水樣本分析其  $\delta^{18}\text{O}$  同位素濃度，用以驗證 SAS 模式所估算水年齡的適用性並以此提高對季節性變化的理解。雨水與河水  $\delta^{18}\text{O}$  數值分別由 2014 年 ~ 2016 年（玉峰橋）與 2022 年（內茅埔）現地採取之水樣分析獲得，其中雨水  $\delta^{18}\text{O}$  同位素值已根據海拔高度進行修正。由圖 14(a) 可知，玉峰橋集水區雨水  $\delta^{18}\text{O}$  變動範圍較大（ $-24 \sim 1$ ），河水  $\delta^{18}\text{O}$  則較為收斂（ $-14 \sim -8$ ），表示河水已經過長時間混合。模式預估值的 KGE 效率為 0.55，表明模擬可接受，但仍需進行修正。河水由 39% 的新水（水年齡  $< 70$  天）與 61% 的舊水組成（圖 14(b)），整體而言乾燥時以舊水的釋放為主，然而在前

期條件非常乾燥的大降雨事件中，可見新水大量釋出。地下水年齡（圖 14(c)）和河水年齡（圖 14(d)）的通過時間中位數差異約為 111 天，但河水之累積機率分佈較不平滑且不確定性亦較高，可能因為流路具有較高的變異性，須進一步考慮模式應用於較大集水區的時間或空間差異問題。內茅埔各子集水區模擬之 KGE 效率為 0.51 ~ 0.68，水年齡中位數由 130 天 ~ 1250 天不等，相較於玉峰橋而言整體偏高，可能因 2021 年 ~ 2022 年間無較大降雨事件，因此河水組成明顯以舊水為主有關。各集水區的新水比例（young water fraction）為 10% ~ 25%（圖 15），除十八重溪橋集水區（W3）可能因坡度較高而加速新水的排出外，其餘上游集水區（W2、W4、W5）大致可見土壤滲透率或水力傳導度越高則新水比例較低趨勢，亦即高滲透性土壤易使雨水入滲，減少雨水短時間即進入河川中的比例，促使更多雨水進入地表下而隨時間緩慢釋放至河水中。

## 地表水 - 土 - 地下水之營養鹽傳輸模擬

在建置 SWAT-MODFLOW 部分是參考官方使用手冊，其研究流程圖以圖 16 表示模擬是以每日尺度進行，期間為 2000 ~ 2021 年，網格大小為  $1,000 \times 1,000$  公尺。建置 SWAT 模式需要 DEM 資料、日尺度氣象資

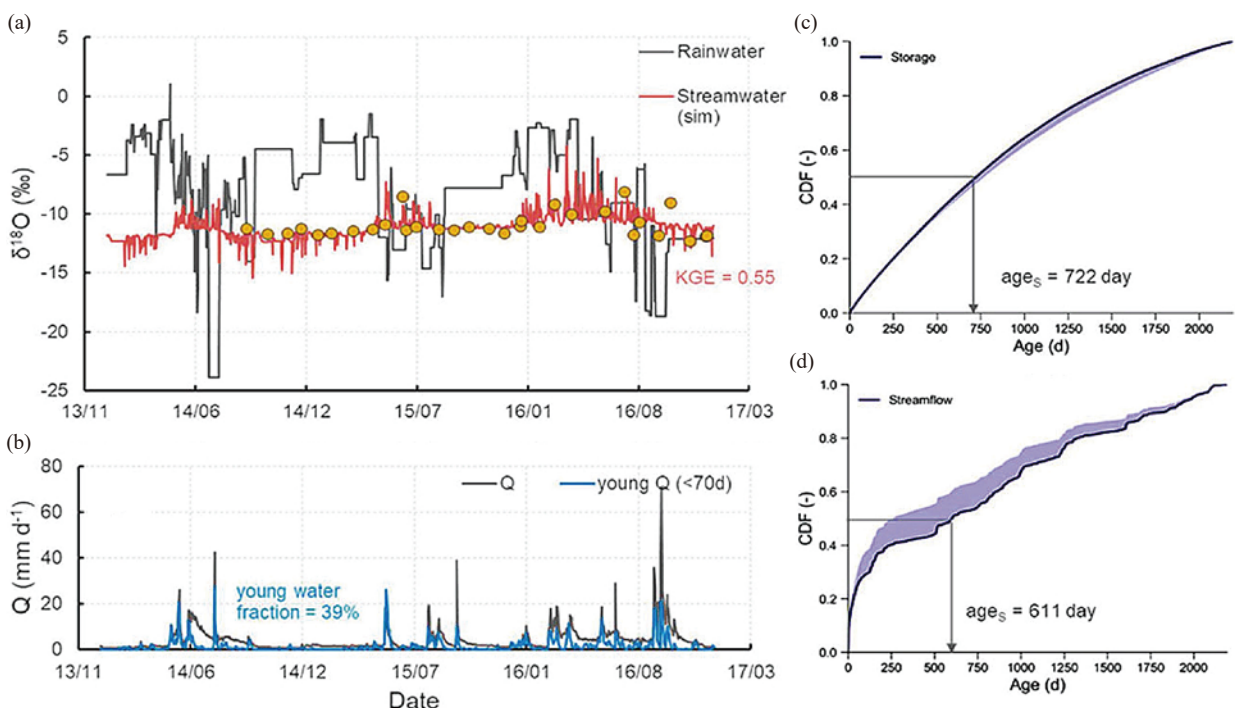


圖 14 SAS 模式於玉峰橋測站成果。(a) 雨水與河水  $\delta^{18}\text{O}$  變化圖，黑線為雨水，紅線為河水模擬值，橘色圓點為採集水樣之  $\delta^{18}\text{O}$  分析值；(b) 測站觀測流量與模擬之新水比例；(c) 儲庫水年齡累積分布圖與中位數；(d) 河水年齡累積分布圖與中位數。

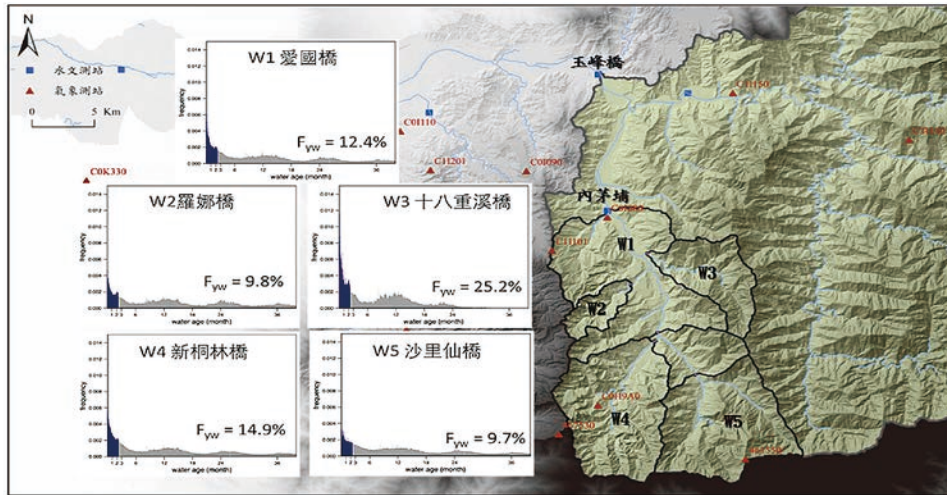


圖 15 研究集水區與內茅埔測站各子集水區水年齡分布圖 (藍色區域為水年齡 70 天內之新水佔比 (young water fraction))。

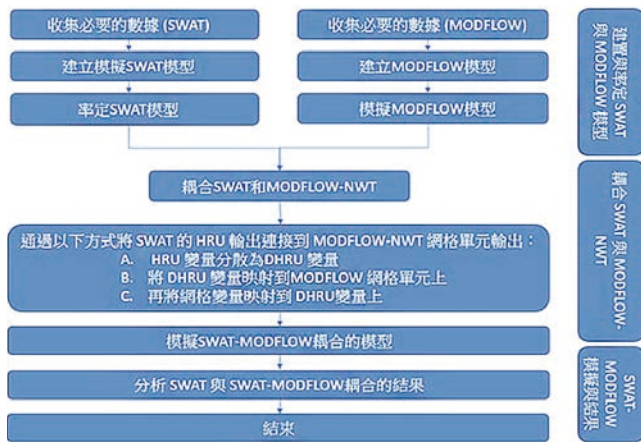


圖 16 SWAT-MODFLOW 研究流程圖

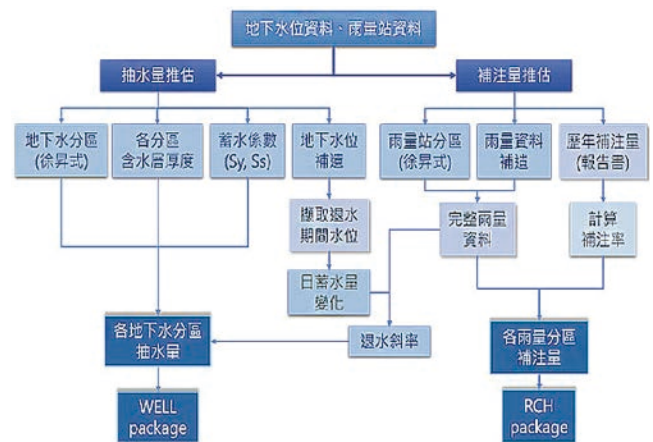


圖 17 補注量與抽水計算流程圖

料、土壤分布圖、土地利用分布圖。建置 MODFLOW 需要地質參數、水文參數、河道參數、地下水位等等，當中 MODFLOW 中補注量與抽水量假設設定為表層是藉由地表補注或人為抽水進出網格，但在深層含水層僅能抽水不能補注的情境下設置，其計算流程如圖 17。

本研究建置濁水溪流域 SWAT 模式後，進行流量參數率定與驗證，率定測站共有三個，分為 STN1 (玉峰橋)、STN2 (延平橋)、STN3 (溪州大橋) (圖 18)，率定期為 2002 ~ 2011 年，2012 ~ 2020 為驗證期，其中莫拉克風災所帶來之強降雨 (三日累積降雨量 2,747 mm) 導致模式無法有效評估集水區流量，因此在率定期末考慮莫拉克風災所帶來之流量峰值。

率定與驗證結果如表 6 所示，根據 Moriasi *et al.* [20] 之水文模式表現評級，模式在濁水溪流域率定及驗證期皆為滿意的 ( $R^2 = 0.62 \sim 0.84$ ,  $NSE = 0.6 \sim 0.84$ ,  $PBIAS = -22.9 \sim 20.9\%$ )。

建置濁水溪沖積扇 MODFLOW 之補注量與抽水量，根據前人研究蒐集，江崇榮 [21] 使用地下水歷線分析法推估 1999 ~ 2001 年濁水溪沖積扇平均年補注量約為 15.33 億噸，年抽水量 13.32 億噸，中興工程公司 [22] 利用需求推估法求得年補注量約為 8.12 億噸，水利署地層下陷防治專案服務計畫 [23] 利用水電比推估年補注量 14.31 億噸，年抽水量 15.35 億噸。本研究目前初步計算 2000 ~ 2021 年地下水流數值模式之年補注平均為 11.22 億噸，年抽水量平均為 15.43 億噸。

### 以系統動態模型方法評估水資源回復力

近年來，全球自然災害及極端氣候事件頻繁發生，造成許多經濟及社會成本不斷增加 [24]。其中，乾旱為影響人數眾多的天然災害之一 [25,26]，常帶來龐大的經濟損失。為了解氣候變遷對濁水溪流域農業永續發展的影響，本研究搜集 1995 年至 2020 年歷史氣象觀

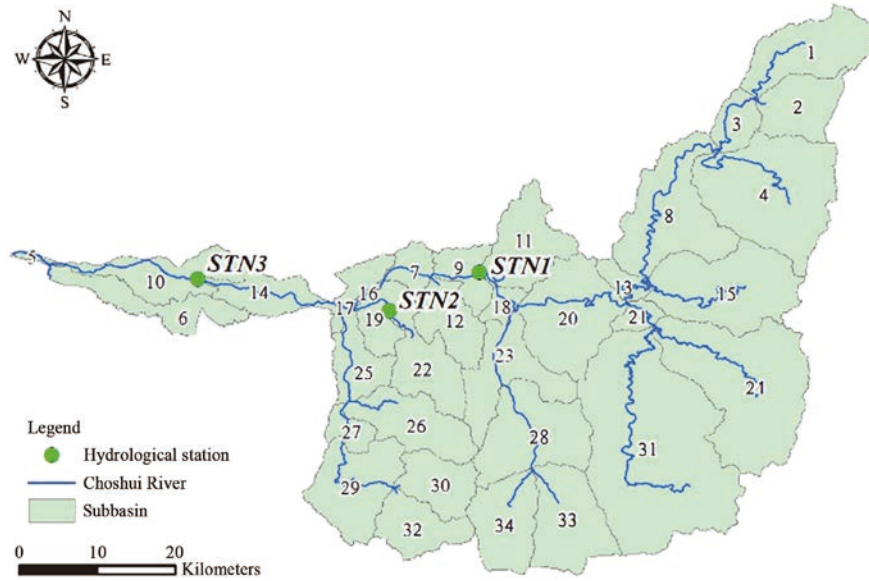


圖 18 濁水河流域測站及子集水區分布圖

表 6 流量率定驗證結果

測站	期間	R <sup>2</sup>	NSE	PBIAS (%)	模擬值平均 (實測值平均)	模擬值標準差 (實測值標準差)
STN1	率定期	0.73	0.73	-0.8	109.38 (110.27)	214.53 (237.94)
	驗證期	0.62	0.60	20.9	93.99 (118.82)	168.42 (246.70)
STN2	率定期	0.84	0.84	-10.4	6.34 (5.74)	15.88 (18.23)
	驗證期	0.74	0.74	7.8	5.35 (5.81)	14.19 (16.14)
STN3	率定期	0.72	0.73	-20.6	163.17 (135.33)	340.00 (392.64)
	驗證期	0.77	0.76	-22.9	146.10 (118.92)	291.95 (307.78)

測資料，以 3 個月的累積降雨呈現短期與土壤濕度相關的氣象以及農業乾旱特性，輔以 12 個月的累積降雨呈現與地表水及地下水流量、水庫蓄水量等水文乾旱特徵，分析長期的乾旱特性<sup>[27,28]</sup>，結果發現所有的歷史事件皆能擬合乾旱指標，但許多乾旱指標視為乾旱的時間點，卻沒有發生相關乾旱的記錄，推測可能的原因有二：一為歷史乾旱事件為全國尺度而非區域級尺度，因此在紀錄上恐有落差。另一可能原因為乾旱指標本身之計算限制。

接著，本研究以水資源之供應方式將農業分為引水灌溉之水稻系統以及非引水灌溉之龍眼產業，以系統動力模型方法分析不同氣候條件下水資源對於農作物產量與產值之調控機制與交互作用，並搜集台灣氣候變遷推估與資訊平台所模擬 2021 ~ 2100 年之氣候推估資料，模擬未來氣候變遷下農作物之產量與產值，再利用情境分析<sup>[29]</sup> 探討氣候變遷對農家經濟可能產生的衝擊，並評估未來氣候變遷下農業之韌性。結果發現在多數狀況下，氣候因子與產量間多呈現非線性關係，氣溫為影響

農作物物候階段與產量之關鍵因子，雨量對農作物產量則未具有高度相關性<sup>[30]</sup>。而在極端氣候下，各氣候因子對農作物產量有明顯的影響，無論在何種暖化情境下，農作物之產量皆會下降，暖化情形越為嚴重，產量減少情況也更為嚴重。

然而暖化造成之減產將使農產品價格上漲，本研究利用所推估之農產品價格計算農產銷售收入，輔以政府提撥之天災現金救助及銀行之存款利息，扣除各情境下之生產成本、日常生活開銷、生產資料通膨等支出，推估農業生產利潤。模擬結果發現於不同的氣候變遷情境下，農家經濟狀況將出現不同之結果，有利潤縮減或虧損的可能，亦有出現利潤增加的情況；顯示在不同氣候情境下對農家生計所產生之風險並不相同，並非產量減損越多收益就會越少<sup>[31]</sup>。然而於 2050 年以前，無論哪種氣候情境，大部分農家多能維持盈利的狀態，因此政府機關仍有約三十年之時間提前擬定減緩 (mitigation) 或調適 (adaptation) 策略，以協助農業之永續經營，降低農戶面臨氣候風險時的

衝擊<sup>[32,33]</sup>，例如：開發耐熱品系或因應高溫環境的田間管理模式等策略、提供低利貸款、開辦農業保險、輔導農民轉作、吸引青農回鄉等，以維持農業的永續經營與運作。

## 由水源供應、地層下陷、水質改善探討水資源保育之社會與經濟效益

濁水溪沖積扇長年以來皆是台灣重要的農業生產區域，然其秋冬季節少雨的特性，使得地表水的供應有明顯季節性。相較台灣其他地區，此區域長久以來許多經濟活動皆相對高度地仰賴地下水資源，而也因此有廣泛地層下陷與地下水污染之問題。區域內供水吃緊的狀況，更隨近年民生與工業用水需求的提升而更加劇。為加強該地區供水之穩定性，經濟部水利署於民國 84 年完成位於雲林縣湖山水庫工程計畫之可行性評估，並於民國 91 年動工，最終在民國 105 年開始供應彰化與雲林地區之用水，興建工程總經費逾新台幣兩百億元。湖山水庫有效容量為全台第九，達五千萬立方公尺。

為達成資源的有效運用，各項公共投入皆應本於嚴謹之成本效益分析。本分析之目的即在於藉由估計湖山水庫完工後，對於該地區農業生產與農地價格之影響，評估湖山水庫為農業部門所帶來之經濟效益。具體而言，本研究利用農業部農糧署提供之民國 98 年至 108 年間的鄉鎮市區稻作生產資料，以及內政部實價登錄系統提供之自民國 102 年起的不動產交易資料，結合雙重差分 (difference-in-differences) 架構之迴歸模型，估計在湖山水庫於民國 105 年開始供水後，雲林與彰化縣之水稻生產面積與產量以及兩縣灌溉區內農地交易價格之變化。

以科學實驗角度觀之，湖山水庫並非隨機介入因子，在估計其介入效果 (treatment effect) 之時，若單純比較湖山水庫供水前後，雲林與彰化地區稻作生產與農地價格相關數據之變化，自然存在遺漏變數等問題，例如農地價格極可能與台灣總體經濟情勢相關，而稻作產量也必然受到天氣與氣候因子之影響<sup>[34]</sup>。因此，在研究方法上，為將台灣總體經濟與農業部門等因素納入考量，如圖 19 所示，我們利用雙重差分架構，將台中市、南投縣、嘉義縣市、台南市、高雄市與屏東縣



圖 19 雙重差分法之實驗組與準控制組

等，在地理位置與社經條件較相近之縣市作為控制組，以準實驗 (quasi-experiment) 方法，估計在湖山水庫供水後，相較於控制組縣市，實驗組之彰化與雲林縣在稻作生產與農地價格上的變化。迴歸模型亦加入年份與鄉鎮市區固定效果 (fixed effects)，分別控制會影響所有研究納入縣市且隨時間變化之共同因子，以及各鄉鎮市區之土壤品質與產業結構等與農地價格相關之固定特徵。另一方面，在分析對稻作生產影響的迴歸模型中，為考量天氣與氣候因子對於水稻種植面積產量之影響，我們參考 Lobell *et al.*<sup>[35]</sup> 與 Schlenker and Roberts<sup>[36]</sup> 等探討氣候因子對作物生產影響之文獻，納入臺灣歷史氣候重建資料<sup>[37]</sup> 建構之各稻作期別 3°C 氣溫區間，以及氣壓、雨量、相對濕度、日照量與風速之線性和平方項<sup>†</sup>；我們亦加入稻作期別之固定效果以考量一期與二期稻作生產之差異。

實證結果顯示，民國 105 至 108 年間，相較於控制組之縣市，彰化與雲林縣內之平均水稻產量上升了 3.24% (P-value = 0.001)，然而水稻種植面積並沒有顯著地增加 (3.95%, P-value = 0.611)。若以彰化與雲林縣在湖山水庫供水前之民國 98 至 104 年期間，每公

<sup>†</sup> 氣候變數來源為我們設定一期稻作生產期為一至六月，二期作為七至十二月；氣溫區間 (temperature bins) 以各稻作期之氣溫介於一氣溫區間之天數計算。

頃平均水稻產量 6,465 公斤以及兩期稻作總收成面積 89,908 公頃計算，湖山水庫供水後，彰化與雲林縣平均每年增加共 131,872 公噸之稻穀總產量，若再依據民國 105 年公告之公糧收購價格與濕乾穀折換率計算，平均每年稻米產值增加約新台幣 3.38 億元。在農地價格方面，實證結果顯示，相較於控制組縣市，彰化與雲林縣內之農地交易價格在湖山水庫啟用供水後平均上升 13.47% (P-value = 0.006)。若僅以在民國 102 至 104 年間非重複交易之彰化與雲林縣內農地總成交價值計算，湖山水庫供水後，使農地總價值增加約新台幣 65.9 億元新台幣。為進一步觀察湖山水庫供水對於彰化與雲林縣內農地交易價格影響之逐年變化，我們在圖 20 呈現以雙重差分架構之事件分析法估計所得之結果。圖 20 顯示，農地價格上漲主要發生於事件後的前三年，及民國 105 至 108 年間；同時，圖形也呈現彰化與雲林縣內農地價格在湖山水庫完工供水的前三年間便有微幅增加的趨勢，顯示農地價格趨勢可能存在預期心理效果。

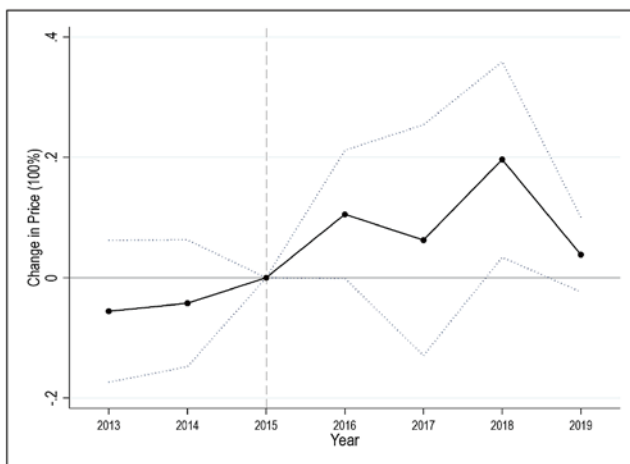


圖 20 湖山水庫對彰化與雲林縣農地價格之影響

綜合以上，在供水後四年的研究資料期間內，湖山水庫在農業部門內便創造近新台幣 80 億元的經濟效益。在效益估計上，本研究假設種植面積未因更穩定之供水而增加，公糧收購價格亦傾向低估稻米價值，農地價值的提升也僅納入曾於供水前三年間發生交易之約 13,000 筆土地，因此我們認為所得之經濟效益可被視為相當保守的估計值。此外，本研究仍未考慮許多湖山水庫可能帶來之效益，如減緩地層下陷、提升飲用水質，以及強化地區工業用水供給等，該些效益之評估仍有待未來研究的投入。

## 結語

本綜合研究對於濁水河流域研究各種關於社會經濟及環境議題，包含 (1) 地下水位的預測，從短期（日地下水位）、中期（旬地下水位）到長期（月地下水位），將可根據不同的需求應用不同的機器學習模式。(2) 稻作對地下水位的影響以及溫室氣體的排放量，本研究也提供了數種不同的灌溉策略，提供碳排之計算與比較。(3) 針對濁水溪水質對藥品生態毒性之研究，提供了另一種方式來分析水質對於新興污染物之影響，進一步討論對人類健康可能的潛在問題。(4) 應用 SAS 模式計算河水的新舊水組成比例有利於水資源管理，也發現高滲透性的地質有助於雨水滲透進地下水，減少了雨水短時間即流入河流之比例，因此降低新水的比例 (5) 藉由 MODFLOW 模式來推估濁水流域年補注量提供相關單位多一種對於水資源管理的參考，研究也發現年補注仍小於年抽水量，此結果並不利於永續水資源發展，相關單位也應該採取對應措施。(6) 藉由系統動力模型及氣候變遷情境分析，可以概括得到 2050 年前，不同的情境下，大部分農民仍能維持營利，但後續的氣候變遷所造成的衝擊仍需要政府相關單位開發新的策略、技術等來因應，達到農業永續的目標。(7) 使用雙重差分架構分析湖山水庫興建之後，對於彰化、雲林地區的社會經濟效益影響研究，結果顯示有正面的成效，後續可進一步研究減緩地層下陷、提升水質效益等相關議題。

藉由本綜合研究對於濁水溪整體綜覽相關議題，包含了自然科學、社會經濟等各方面研究，期望能對於台灣水資源、永續發展提供一個研究藍圖，在未來氣候變遷的影響下，找出一個與環境、經濟、人文共好的解方。

## 參考資料

1. Botter, G., E. Bertuzzo, and A. Rinaldo (2011). Catchment residence and travel time distributions: The master equation, *Geophys. Res. Lett.*, 38, L11403, doi:10.1029/2011GL047666
2. Rinaldo, A., Benettin, P., Harman, C.J., Hrachowitz, M., McGuire, K.J., van der Velde, Y., Bertuzzo, E. and Botter, G. (2015). Storage selection functions: A coherent framework for quantifying how catchments store and release water and solutes. *Water Resources Research*, 51(6), 4840-4847. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/2015WR017273>
3. Ebele, A.J., Abdallah, M.A., and Harrad, S. (2017). Pharmaceuticals

- and personal care products (PPCPs) in the freshwater aquatic environment. *Emerg Contam*, **3**, 1e16.
4. Lai, W.W.P., Lin, Y.C., Wang, Y.H., Guo, Y.L., and Lin, A.Y.C. (2018). Occurrence of emerging contaminants in aquaculture waters: cross-contamination between aquaculture systems and surrounding waters. *Water, Air, & Soil Pollut*, **229**, 249.
  5. Pai, C.W., Leong, D., Chen, C.Y., and Wang, G.S. (2020). Occurrences of pharmaceuticals and personal care products in the drinking water of Taiwan and their removal in conventional water treatment processes. *Chemosphere*, **256**, 127002.
  6. Bayabil, H.K., Teshome, F.T., and Li, Y.C. (2022). Emerging contaminants in soil and water. *Front Environ Sci* **10**, 873499.
  7. 盧虎生、姚銘輝、呂學榮、王淑音 (2017), 第六章 糧食生產和糧食安全, 載於童慶斌編, 臺灣氣候變遷科學報告 2017—衝擊與調適面向 (頁 335-372), 臺北市: 國家災害防救科技中心。
  8. LeCun, Y. and Bengio, Y. (1995). Convolutional networks for images, speech, and time series. *The handbook of brain theory and neural networks*, **3361**(10), 1995.
  9. Kow, P.Y., Lee, M.H., Sun, W., Yao, M.H., and Chang, F.J. (2022). Integrate deep learning and physically-based models for multi-step-ahead microclimate forecasting. *Expert Systems with Applications*, **210**, 118481.
  10. Shreyak. (2020). Becoming Human: Artificial Intelligence Magazine.
  11. Vaswani, A., Shazeer, N.M., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., and Polosukhin, I. (2017). Attention is All you Need. NIPS.
  12. Carion, N., Massa, F., Synnaeve, G., Usunier, N., Kirillov, A., and Zagoruyko, S. (2020). End-to-End Object Detection with Transformers. ArXiv. /abs/2005.12872
  13. Kao, I.F., Zhou, Y., Chang, L.C. and Chang, F.J. (2020). Exploring a Long Short-Term Memory based Encoder-Decoder framework for multi-step-ahead flood forecasting. *Journal of Hydrology*, **583**, pp.124631.
  14. Zhuang, Y., L. Zhang, S. Li, H. Liu, L. Zhai, F. Zhou, Y. Ye, S. Ruan, and W. Wen (2019). Effects and potential of water-saving irrigation for rice production in China, *Agricultural Water Management*, **217**, 374-382. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.03.010>
  15. Dong, B., Z. Mao, Y. Cui, Y. Luo, and Y. Li (2020). Controlled Irrigation for Paddy Rice in China, *Irrigation and Drainage*, **69**(S2), 61-74. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/ird.2519>
  16. Berkelaar, D. (2001). SRI, the system of rice intensification: less can be more, *ECHO Development Notes*, **10**(70), 1-7
  17. Uphoff, N., I. Anas, O. Rupela, A. Thakur, and T. Thiyagarajan (2009). Learning about positive plant-microbial interactions from the system of rice intensification (SRI), *Aspects of Applied Biology*, **98**, 29-54.
  18. Thakkar, S., Seetharaman, B., and Ramasamy, V. (2022). Impact of chronic sub-lethal methylparaben exposure on cardiac hypoxia and alterations in neuroendocrine factors in zebrafish model. *Mol Biol Rep*, **49**, 331-340.
  19. Nagar, Y., Thakur, R.S., Parveen, T., Patel, D.K., Ram, K.R., and Satish, A. (2020). Toxicity assessment of parabens in *Caenorhabditis elegans*. *Chemosphere*, **246**, 125730.
  20. Moriasi, D.N., Arnold, J.G., Van Liew, M.W., Bingner, R.L., Haemel, R.D., and Veith, T.L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic qualification of accuracy in watershed simulation. *Transaction of ASABE*, **50**, 282-290.
  21. 江崇榮、黃智昭、陳瑞娥 (2006), 以地下水歷線分析法評估濁水溪沖積扇之地下水收支, 經濟部中央地質調查所彙刊, 第十九號, 第 61-89 頁。
  22. 中興工程顧問股份有限公司 (2007), 濁水溪沖積扇地面地下水聯合運用管理模式建立與機制評估, 經濟部水利署中區水資源局委託計畫報告。
  23. 經濟部水利署 (2017), 106 年度地層下陷防治專案服務計畫。
  24. Wang, K. and Zhang, A. (2018). Climate change, natural disasters and adaptation investments: Inter-and intra-port competition and cooperation. *Transportation Research Part B: Methodological*, **117**, 158-189.
  25. Wilhite, D.A. and Glantz, M.H. (1985). Understanding: the drought phenomenon: the role of definitions. *Water international*, **10**(3), 111-120.
  26. Wilhite, D.A. (2000). Drought as a natural hazard: concepts and definitions. In: Wilhite, D.A. (Ed.), *Drought: A Global Assessment*, Vol. 1. Routledge, New York, pp. 1-18.
  27. 李昱祺、王嘉琪、翁叔平、陳正達、鄭兆尊 (2019), 臺灣氣象乾旱特性未來趨勢推估 (Future Projections of Meteorological Drought Characteristics in Taiwan), *大氣科學*, **47**(1), 66-93. <https://doi.org/10.3966/025400022019034701003>
  28. Cavus, Y. and Aksoy, H. (2020). Critical drought severity/intensity-duration-frequency curves based on precipitation deficit. *Journal of Hydrology*, **584**(14), Article 124312. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124312>.
  29. Meinshausen, H. (2019). Implications of the Developed Scenarios for Climate Change. In Teske (Eds.), *Achieving the Paris Climate Agreement Goals* (pp. 459-469). Springer International Publishing AG.
  30. Holzkämper, A., Calanca, P., and Fuhrer, J. (2012). Statistical crop models: predicting the effects of temperature and precipitation changes. *Climate research*, **51**(1), 11-21.
  31. 陳世芳 (2019), 做好農作物生產成本收益分析: 開源節流量入為出, 臺中區農業專訊, 105, 7-10。
  32. Kulshreshtha, S. and Wheaton, E. (2013). Climate change adaptation and food production in Canada: Some research challenges. *WIT Transactions on Ecology and the Environment*, **170**, 101-112.
  33. Ho, S.-T., Ifft, J.E., Rickard, B.J., and Turvey, C.G. (2018). Alternative Strategies to Manage Weather Risk in Perennial Fruit Crop Production. *Agricultural and resource economics review*, **47**(3), 452-476.
  34. Bishop, K.C., Kuminoff, N.V., Banzhaf, H.S., Boyle, K.J., von Gravenitz, K., Pope, J.C., and Timmins, C.D. (2020). Best practices for using hedonic property value models to measure willingness to pay for environmental quality. *Review of Environmental Economics and Policy*, **14**(2), 260-281.
  35. Lobell, D.B., Roberts, M.J., Schlenker, W., Braun, N., Little, B.B., Rejesus, R.M., and Hammer, G.L. (2014). Greater sensitivity to drought accompanies maize yield increase in the US Midwest. *Science*, **344**(6183), 516-519.
  36. Schlenker, W. and Roberts, M.J. (2009). Nonlinear temperature effects indicate severe damages to US crop yields under climate change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **106**(37), 15594-15598.
  37. 簡毓瑋、林士堯 (2023), 過去變遷測站資料說明文件 (1.4 版), 臺灣氣候變遷推估資訊與調適知識平台 (擷取日期: 2023 年 8 月 7 日): [https://tccip.ncdr.nat.gov.tw/upload/data\\_profile/20210702170602.pdf](https://tccip.ncdr.nat.gov.tw/upload/data_profile/20210702170602.pdf) 