



農業部農村發展及水土保持署

逢甲大學
Feng Chia University

111年水保局創新計畫-結合遙測土壤含水量降尺度方法及 QPESUMS雨量資料建立坡地災害預警模式(2-3)

計畫主持人:逢甲大學 何智超 助理教授

大綱

- 01 前言
- 02 土壤含水量空間降尺度分析
- 03 土壤含水量時間降尺度分析
- 04 結論與建議

01 前言





擬解決問題

- 一般影響淺層崩塌地因子有潛在因子(如地形、土壤、地質等)及誘發因子(如地震、氣候、人為活動等)，根據相關文獻研究顯示，崩塌產生與否，亦與災害事件發生前**土壤含水量多寡**有關。
- 要取得大區域土壤含水量，需廣布土壤含水量監測儀器，所費不貲，為有效降低經費並取得大範圍且立即性土壤含水量，本研究以**遙測分析**取代**廣布監測儀器**。



計畫目的

- 透過蒐集重大坡地災害事件，研究**土壤含水量與坡地災害**之關聯性，再配合中央氣象局**即時預報雨量**，建立新型態坡地土砂災害預警機制，以提升**坡地災害預警準確性**，可供高災害潛勢地區進行預防處理，進而保障人民生命財產安全



工作流程



第一年度

基本資料收集

地文、水文、土壤含水量
資料

坡地災害預警相關文獻
國內外土砂災害預警相
關文獻

土壤含水量監測
土壤含水量站網規劃及架設

資料庫規劃
異質資料庫管理系統建置

土壤含水量降尺度
預測變數篩選與分析

第二年度

土壤含水量降尺度分析

利用衛星影像進行降尺度分析

土壤含水量衛星影像產品

土壤含水量空間降尺度分析

土壤含水量持續
監測與驗證分析

降雨期間土壤含水量變化趨勢預報

水平衡公式

地表模組

未飽和含水層模組

異質資料庫整合精進

雨量網格化監測與預報資訊

土壤含水量降尺度資料

異質資料庫

第三年度

坡地土砂災害風險辨識

坡地災害因子資料庫

坡地土砂災害風險評估及潛勢評估

水文危害度
地文脆弱度

羅吉斯迴歸
隨機森林演算

坡地土砂災害預警系統架構

資料庫



模式庫

資訊發布



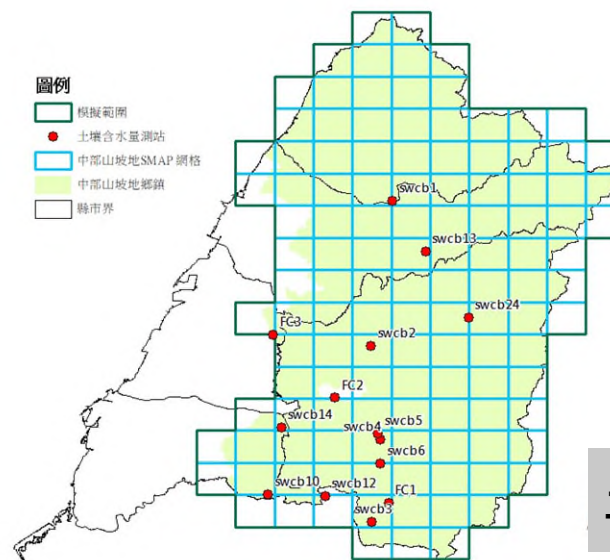
02 土壤含水量監測資訊

土壤含水量監測站



□ 採用水保署土壤含水量監測站

縣市	觀測站	X_TW97	Y_TW97	站代號
苗栗縣	白布帆	240423	2688002	swcb1
台中市	松鶴	248525	2674657	swcb13
南投縣	南豐	259016	2656957	swcb24
	豐丘	237443	2618257	swcb6
	上安	237412	2624605	swcb4
	郡坑	236766	2626219	swcb5
	神木	235367	2602749	swcb3
	九份二山	235142	2649469	swcb2
	信義鄉	239403	2607787	FC1
	集集鎮	226400.3	2635696	FC2
彰化縣	員林鎮	211334.1	2652440	FC3
雲林縣	坪頂	213215	2627817	swcb14
	華山	209977	2610061	swcb10



土壤含水量直接測量常見之技術

烘乾法

- ✓ 分析時間長
- ✓ 無法滿足快速測量要求

中子儀法

- ✓ 設備昂貴
- ✓ 需要田間校準，且中子發射源會對測量人員的健康造成損害

時域反射法 (TDR)

- ✓ 其優點為準確率高、測量快速、操作簡單，可即時傳輸監測，且不破壞土壤結構
- ✓ 受到土壤質地、土壤空隙、容重及溫度的顯著影響
- ✓ 當土壤溼度高時，測量結果偏差較大

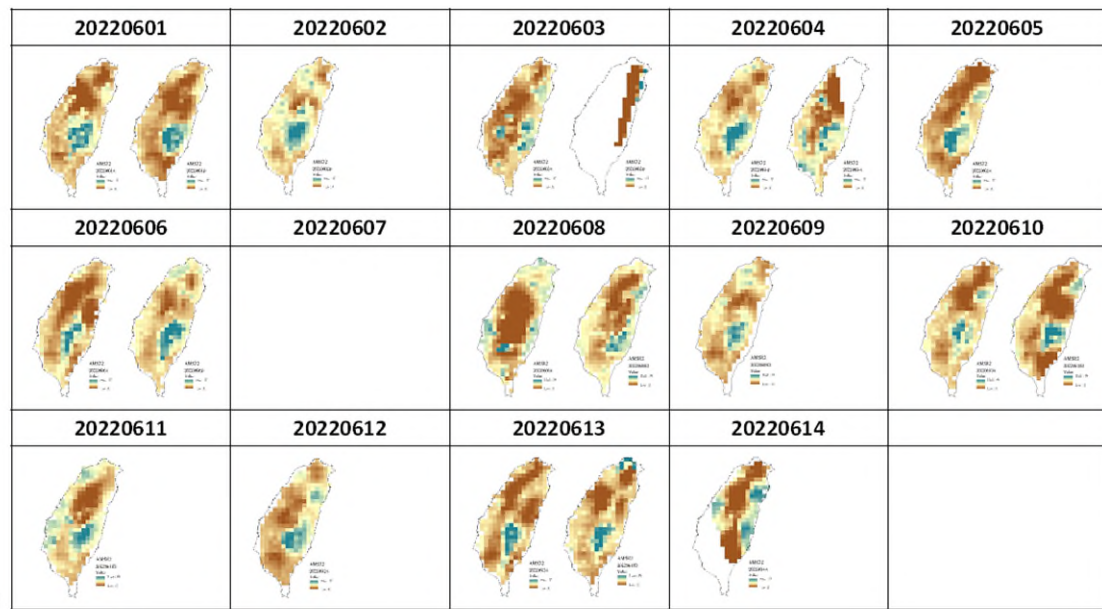
頻域反射法 (FDR)

- ✓ 成本及技術的實現難度上都較TDR低
- ✓ 電極的幾何形狀設計和工作頻率的選取上有更大的自由度
- ✓ 缺點則是(1)受土壤空隙影響明顯。(2)部分感測器的安裝條件要求較高。(3)對土壤電導率有一定敏感性。

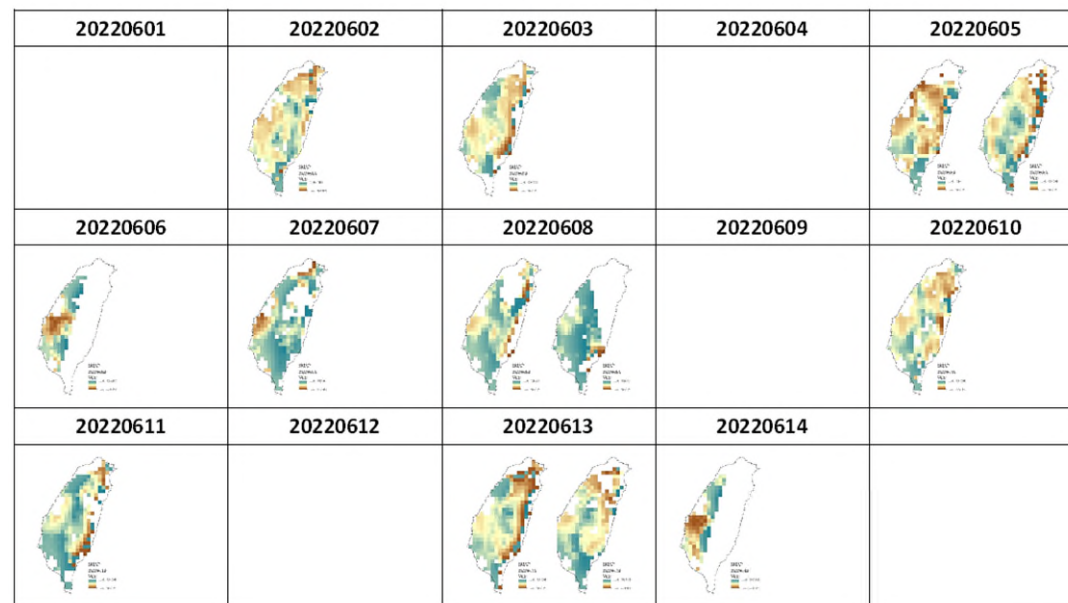
土壤含水量衛星產品



土壤含水量影像	AMSR2	SMAP
管理單位	JAXA	NASA
資料時間	2012年7月至今	2015年4月至今
空間解析度	25km、10km	36km、9km、3km
微波感測波段	C-Band、X-Band 穿透力較弱，森林區有較大誤差	L-Band 穿透力較強，森林區誤差相對較小
時間解析度	1-2天	1-3天
觀測土壤深度	不定	表土5公分



AMSR2土壤水量產品



SMAP土壤水量產品

SMAP衛星產品介紹



產品	說明	空間解析度	延遲	資料來源	備註
L1A_Radiometer	時間序列輻射計資料	-	12小時	儀器資料	
L1A_Radar*	時間序列雷達資料	-	12小時		已故障(註1)
L1B_TB	時間序列輻射計亮度溫度資料	36*47 km	12小時		
L1B_TB_E	強化時間序列輻射計亮度溫度資料	9 km	12小時		
L1B_S0_LoRes*	時間序列低解析度雷達資料	5*30 km	12小時		已故障(註1)
L1C_S0_HiRes*	時間序列高解析度雷達資料	1 km	12小時		已故障(註1)
L1C_TB	半軌跡輻射計亮度溫度資料	36 km	12小時		
L1C_TB_E	強化半軌跡輻射計亮度溫度資料	9 km	12小時		
L2_SM_A*	土壤含水量(雷達)	3 km	24小時	反演資料	已故障(註1)
L2_SM_P	土壤含水量(輻射計)	36 km	24小時		
L2_SM_P_E	強化土壤含水量(輻射計)	9 km	24小時		
L2_SM_AP*	土壤含水量(雷達+輻射計)	3 km	24小時		已故障(註1)
L2_SM_SP	土壤含水量(雷達+輻射計)	3 km	5~10日		採用Sentinel-1之主動雷達資訊
L3_FT_A	凍融狀況(雷達)	3 km	50小時	合併單日資料	已故障(註1)
L3_SM_A	土壤含水量(雷達)	3 km	50小時		已故障(註1)
L3_SM_P	土壤含水量(輻射計)	36 km	50小時		
L3_SM_P_E	強化土壤含水量 (輻射計)	9 km	50小時		
L3_SM_AP*	土壤含水量 (雷達+輻射計)	3 km	50小時		已故障(註1)
L4_SM	土壤含水量(地表與根域)	9 km	7天	加入模型	
L4_C	淨生態系統碳交換	9 km	14天		



03 土壤含水量空間降尺度分析

土壤含水量空間降尺度-預測變數(Predictor) 篩選



土壤含水量相關之預測變數相關文獻

類別	預測變數	文獻
衛星影像特徵	影像波段反射率	1、3
	地面溫度(LST)	2、3、4、6、7、8
	常態化差值植生指標(NDVI)	2、4、5、6、7、8
	溫度植被乾旱指數(TVDI)	2
	反照率(Albedo)	6
	蒸發散量(ET)	6、7
	後向散射係數	8
水文	雨量	4、7、8
地文	土壤種類	4
	土地利用或覆蓋	1、7
	坡度	8
	坡向	8
	高程	4、7、8

編號	文獻名稱	作者與出處	年份
1	一種土壤含水量產品降尺度方法	張婷婷等人 (中華人民共和國國家知識產權局)	2016
2	一種基於amsr2土壤水分數據降尺度演算法	郭晶鵬、趙映慧 (中華人民共和國國家知識產權局)	2017
3	全球36 km格網土壤水分逐日估算	賈艷昌等人	2017
4	Downscaling SMAP Radiometer Soil Moisture Over the CONUS Using an Ensemble Learning Method	Peyman Abbaszadeh, Hamid Moradkhani, and Xiwu Zhan(Water Resources Research)	2018
5	Global downscaling of remotely sensed soil moisture using neural networks	Seyed Hamed Alemohammad等人 (Hydrology and Earth System Sciences)	2018
6	AMSR2 Soil Moisture Downscaling Using Multisensor products though Machine Learning Approach	Seonyoung Park,Jungho Im , Sumin Park, Jinyoung Rhee(IEEE)	2015
7	A New Approach for Soil Moisture Downscaling in the Presence of Seasonal Difference	Ran Yan ,Jianjun Bai(Remote Sensing)	2020
8	以 SMAP衛星遙測配合 SAR 雷達回波評估土壤含水量分布與崩塌關聯分析	彭文飛 行政院農業委員會水土保持局	2020

土壤含水量空間降尺度分析-分析流程



目標變數(Predictant)

土壤含水量
(11個水土保持局土壤含水量測站)

預測因子(Predictor)

- 土壤含水量(SMAP L2_SM_P_E產品)(9km)
- TVDI指標(1km)
- 不同延時(24、48、72hr)累積雨量與最大時雨量(QPESUMS 1km)
- 坡度(20m)
- 地質
- 土地覆蓋(500m)

降尺度模型建置



虛擬樣站點位

土壤含水量
空間降尺度分析成果

土壤含水量空間降尺度分析-分析方法



共同特點

集成學習	這三個演算法都屬於集成學習的範疇，通過結合多個弱學習器來構建一個強大的模型。
樹模型	都是基於決策樹模型的演算法，即通過構建多個決策樹來進行預測。
特徵重要性	皆能提供特徵重要性的評估，幫助用戶理解哪些特徵對模型的預測貢獻最大。
任務類別	適用於分類和回歸任務。

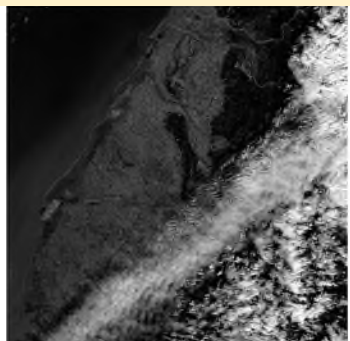
差異性

梯度提升演算法	XGBoost ：是一種 梯度提升演算法 ，通過迭代訓練一系列的決策樹，來不斷改進模型。
	LightGBM ：也是梯度提升演算法，但與 XGBoost 不同的是，它使用 基於直方圖 的學習方法，通過對特徵值的離散化來提高訓練速度和減少內存使用。
基於隨機樹	Random Forest ：是一種基於 隨機樹 的集成學習演算法，通過構建多個隨機選取特徵的決策樹，對於分類問題，使用投票機制；對於回歸問題，使用平均值。且它在樹的構建上引入了隨機性，有助於減少過擬合風險。
特點與效能	XGBoost ：以其高效性、準確性和強大的正則化能力而著稱，適用於各種 數據集 。
	LightGBM ：尤其在處理 大規模數據集 和 高維特徵 時表現出色，同樣具有高效性。
	Random Forest ：在處理 中小型數據集 時效果也很好，通常不需要太多的 調參 。
並行處理	XGBoost 和 LightGBM ：都支持並行計算(CPU 或 GPU)，能有效提高模型訓練的速度。
	Random Forest ：支持並行計算(CPU)，但在某些情況下可能不如前兩者那麼高效。

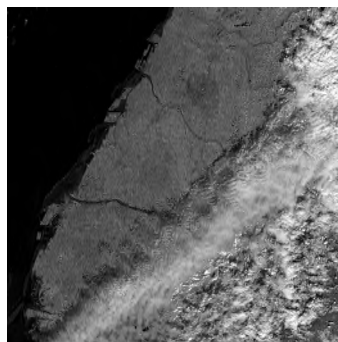
土壤含水量空間降尺度分析-預測變數-TVDI



MODIS MOD09產品



+



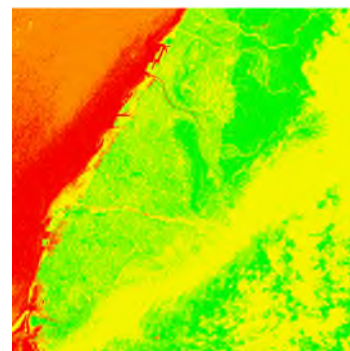
sur_refl_b01_1(Red)

sur_refl_b02_1(NIR)

Raster Calculator

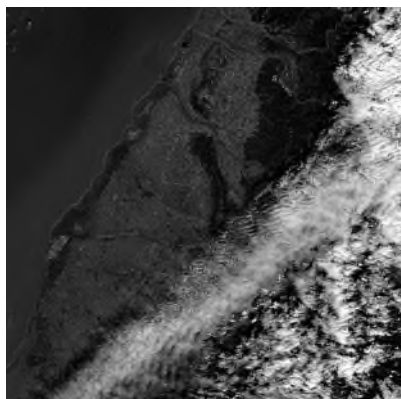


$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$



NDVI

MODIS MOD11A1產品

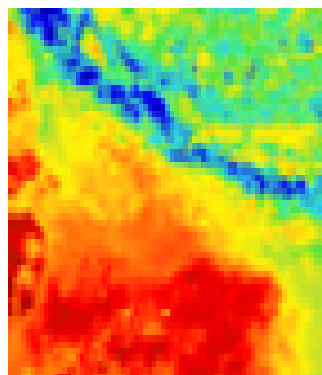


LST_Day_1km

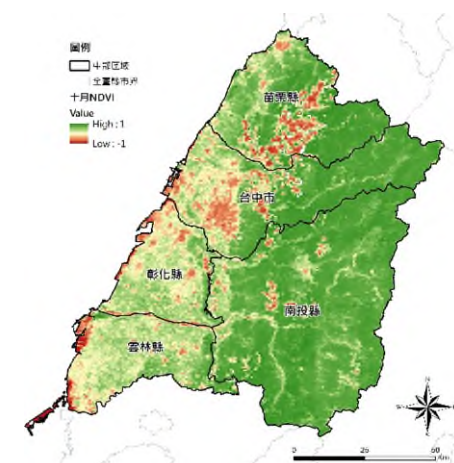
Raster Calculator



$$LST = 0.02 * LST_Day_1km - 273.15$$

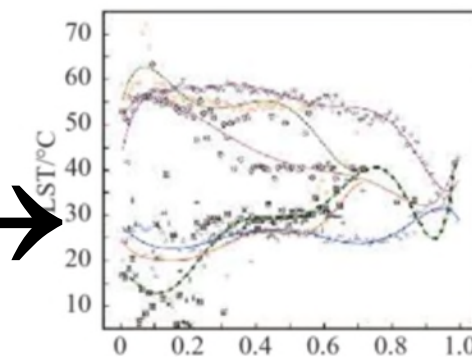


LSTI



TVDI

$$TVDI = \frac{LST - LST_{min}}{LST_{max} - LST_{min}}$$



計算乾燥與濕潤邊界

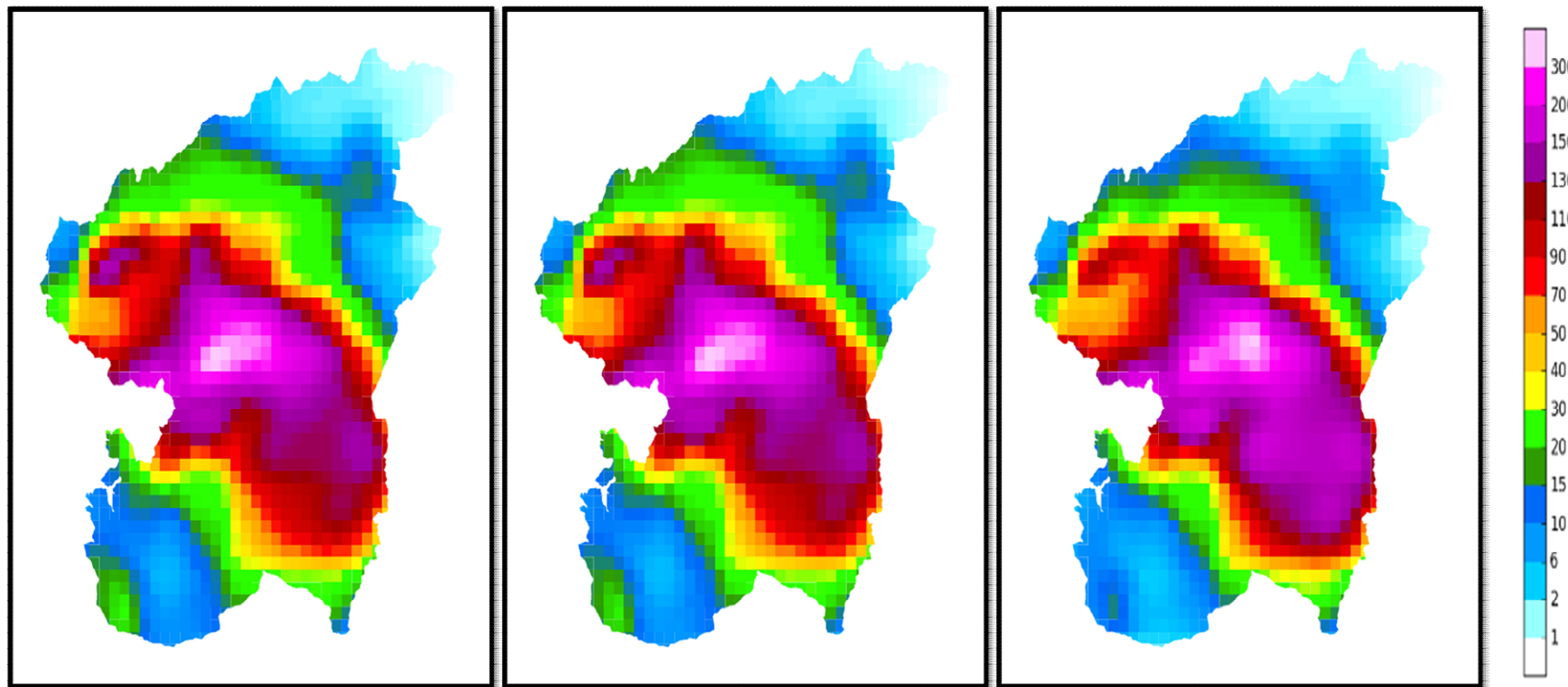
土壤含水量空間降尺度分析-預測變數-累積降雨量



不同延時
(24、48、72hr)
累積降雨量

採用中央氣象署**QPESUMS**網格雷達降水觀測產品

過去72小時QPESUMS累積降雨量 過去48小時QPESUMS累積降雨量 過去24小時QPESUMS累積降雨量

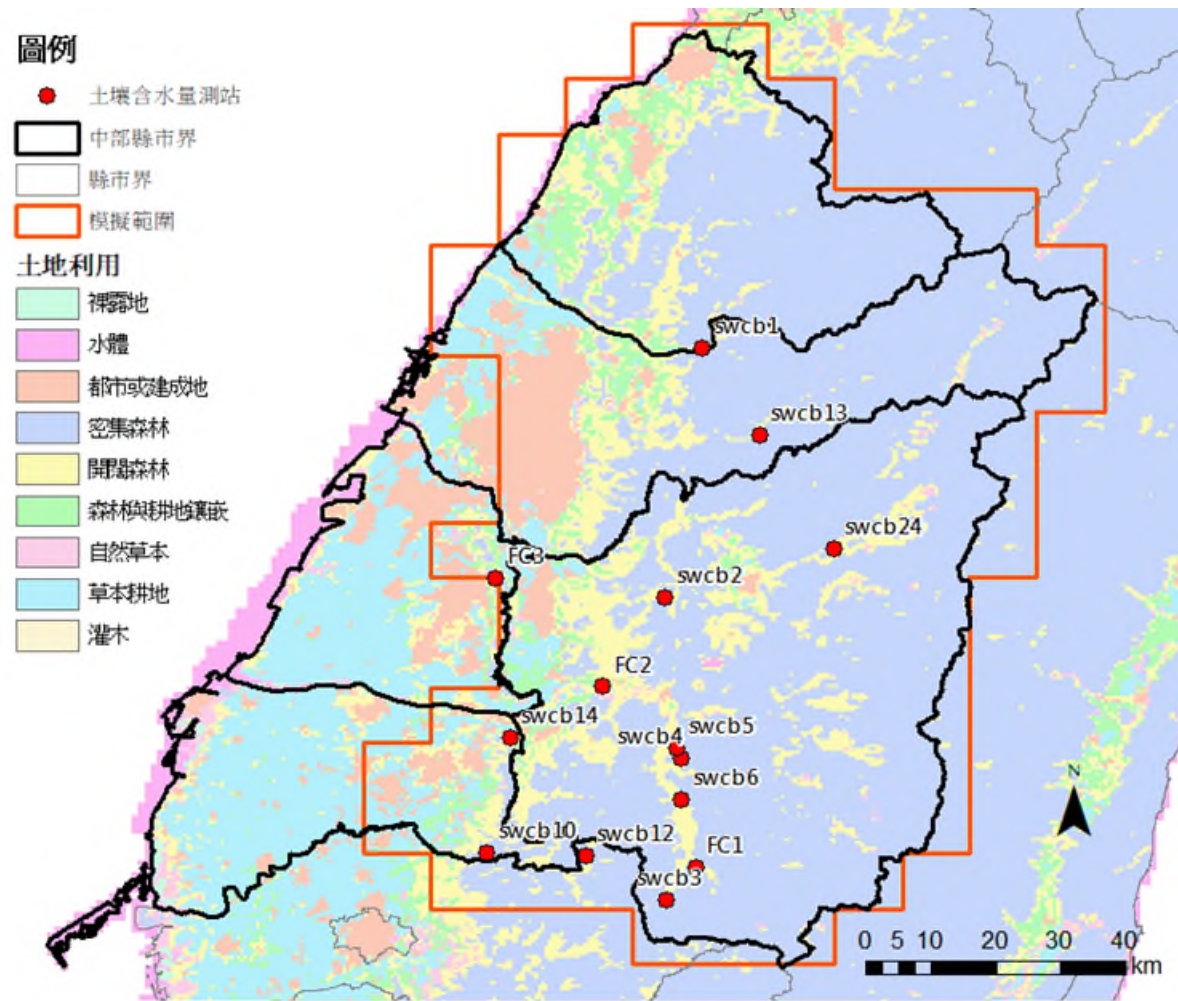


範圍:南投縣仁愛縣

時間:2023年8月5號早上5時回推值

- ✓ **QPESUMS**全台網格化產品，解析度為1.3公里X1.3公里
- ✓ 為利後續計算，以**Bilinear**方法內插為1公里網格
- ✓ 估計不同延時(24、48、72hr)累積雨量

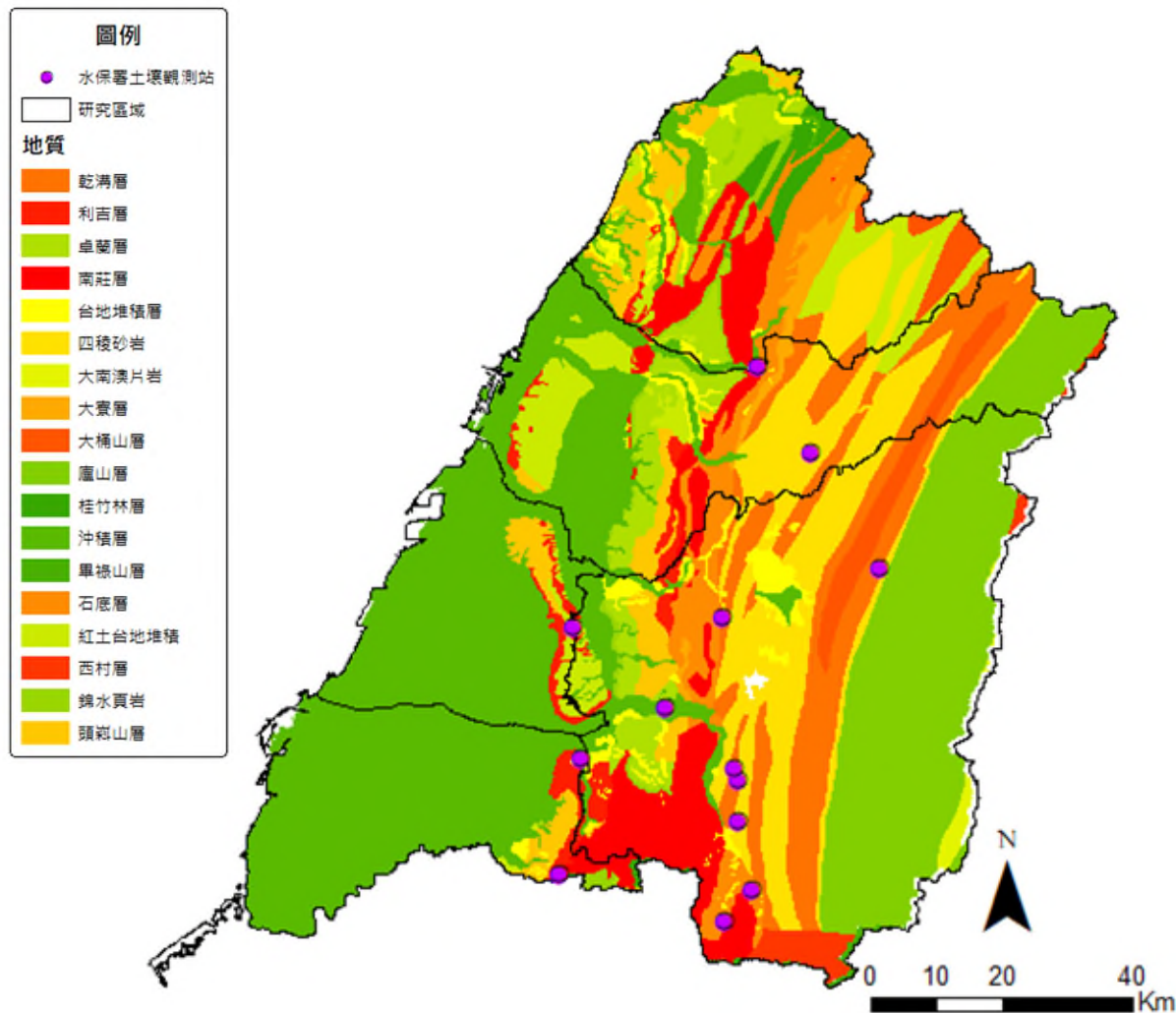
土壤含水量空間降尺度分析-預測變數-土地覆蓋



資料來源：MODIS的MOD12Q1產品的土地覆蓋(Land cover)
本計畫採用FAO-Land Cover Classification System 土地利用 (LCCS2)
分為12類

土地覆蓋類別	代碼	類別說明
裸露地(Barren)	1	至少60%為非植生覆蓋之裸露地
永凍區(Permanent Snow and Ice)	2	至少60%被雪或冰覆蓋，覆蓋至少10個月
水體(Water Bodies)	3	至少60%為永久水體
都市和建地(Urban and Built-up Lands)	9	至少60%為永久水體
茂密森林(Dense Forests)	10	森林覆蓋面積大於60%，且樹冠高於2公尺
開闊森林(Open Forests)	20	森林覆蓋面積介於10~60%，且樹冠高於2公尺
森林與耕地交雜 (Forest/Cropland Mosaics)	25	森林覆蓋面積大於10%，耕地介於40~60%
天然草地(Natural Herbaceous)	30	主要為一年生草本(低於2m)，且至少佔10%面積。
天然草地與耕地交查(Natural Herbaceous/Croplands Mosaics)	35	自然灌木、草本植物，與耕地介於40~60%
耕地(Herbaceous Croplands)	36	主要為一年生草本(低於2m)，且至少佔10%面積，且耕地大於60%。
灌木(Shrublands)	40	灌木(1-2m)覆蓋面積大於60%
未分類(Unclassified)	255	資料闕漏無法分類

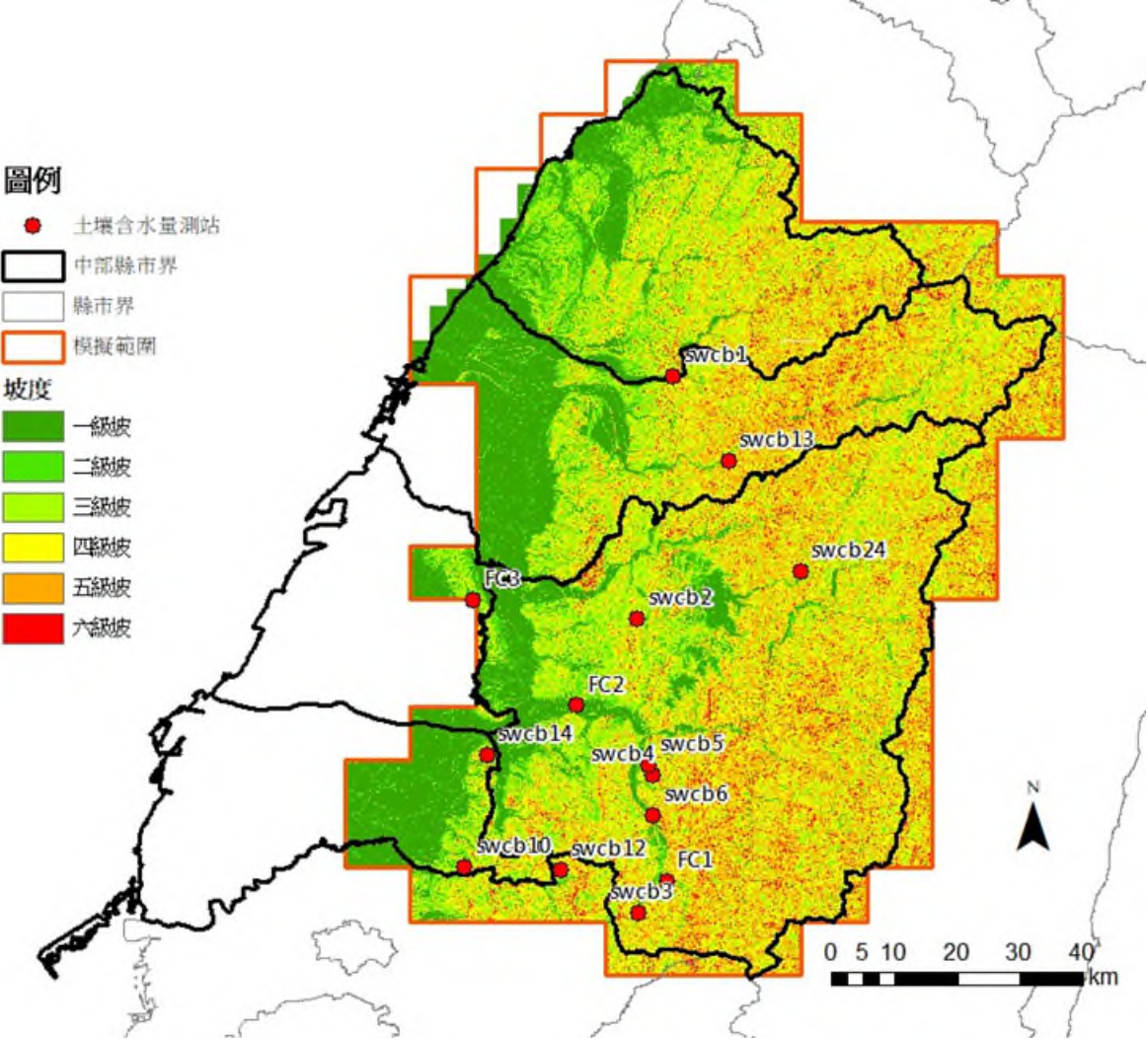
土壤含水量空間降尺度分析-預測變數-地質



縣市	觀測站	X_TW97	Y_TW97	站代號	地質
苗栗縣	白布帆	240423	2688002	swcb1	沖積層
台中市	松鶴	248525	2674657	swcb13	四稜砂岩
南投縣	南豐	259016	2656957	swcb24	乾溝層
	豐丘	237443	2618257	swcb6	四稜砂岩
	上安	237412	2624605	swcb4	乾溝層
	郡坑	236766	2626219	swcb5	乾溝層
	神木	235367	2602749	swcb3	石底層
	九份二山	235142	2649469	swcb2	乾溝層
	信義鄉	239403	2607787	FC1	南莊層
	集集鎮	226400.3	2635696	FC2	沖積層
	員林鎮	211334.1	2652440	FC3	紅土台地堆積
雲林縣	坪頂	213215	2627817	swcb14	利吉層
	華山	209977	2610061	swcb10	南莊層

資料來源：經濟部中央地質調查所，全台地質圖

土壤含水量空間降尺度分析-預測變數-坡度



縣市	觀測站	X_TW97	Y_TW97	站代號	土地利用	坡度
苗栗縣	白布帆	240423	2688002	swcb1	開闊森林	三級坡
台中市	松鶴	248525	2674657	swcb13	密集森林	二級坡
南投縣	南豐	259016	2656957	swcb24	開闊森林	三級坡
	豐丘	237443	2618257	swcb6	開闊森林	三級坡
	上安	237412	2624605	swcb4	密集森林	三級坡
	郡坑	236766	2626219	swcb5	密集森林	三級坡
	神木	235367	2602749	swcb3	密集森林	三級坡
	九份二山	235142	2649469	swcb2	密集森林	二級坡
	信義鄉	239403	2607787	FC1	密集森林	六級坡
	集集鎮	226400.3	2635696	FC2	森林與耕地 鑲嵌	一級坡
	員林鎮	211334.1	2652440	FC3	森林與耕地 鑲嵌	一級坡
雲林縣	坪頂	213215	2627817	swcb14	森林與耕地 鑲嵌	一級坡
	華山	209977	2610061	swcb10	密集森林	三級坡

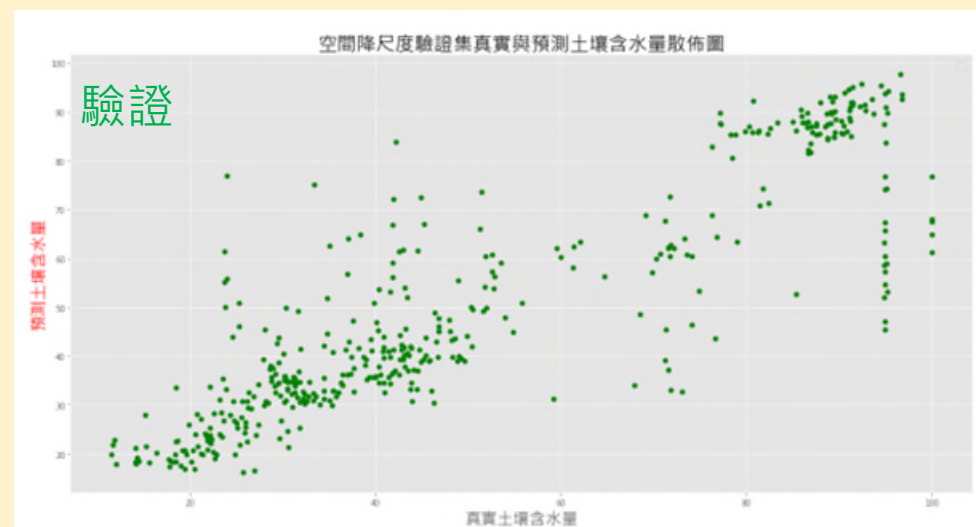
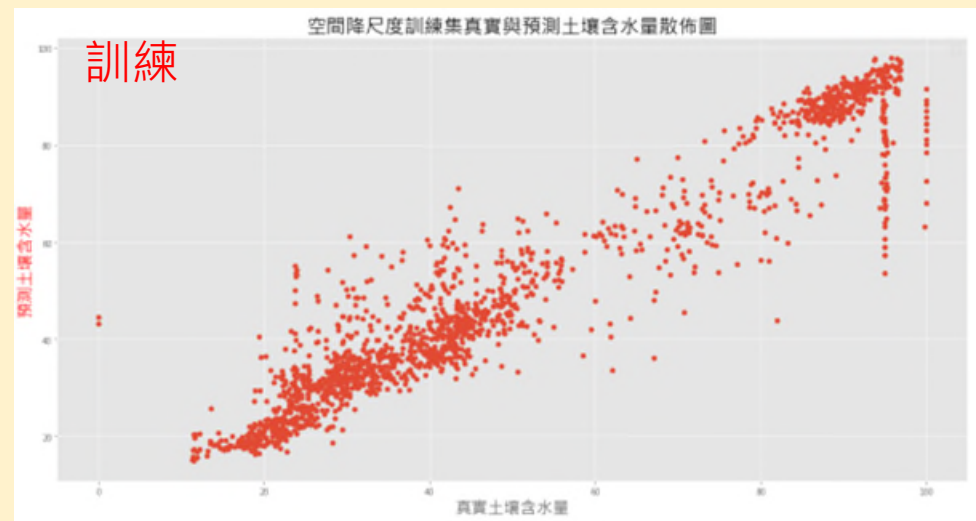
資料來源：內政部發行之20m*20m網格DEM資料
分析：利用ArcGIS軟體3D Analysis-slope功能進行分析，並依據水土保持技術
規範第二十三條，將坡度分為六級坡

土壤含水量空間降尺度分析-分析成果



✓ 以**2015-2020**資料作為訓練集，**2021年**作為驗證集，經**試誤法**得到各模型最佳參數設定，

Model	Parameters	value
XGBoost	n_estimators(樹的個數)	300
	learning_rate(訓練步長)	0.025
	max_depth(最大樹深)	6
	colsample_bytree(建立樹採樣的比例)	1
	subsample(子樣本佔整個樣本的比例)	1
	min_child_weight(最小單個葉子樣本數)	1
Random forest	n_estimators(樹的個數)	500
	max_depth(最大樹深)	8
	min_samples_split(最小子節點)	2
	min_samples_leaf(最小單個葉子樣本數)	1
	min_weight_fraction_leaf(權重剪枝)	0
	learning_rate(訓練步長)	0.01
LinearRegression	learning_rate(訓練步長)	0.02
LightGBM	n_estimators(樹的個數)	600
	learning_rate(訓練步長)	0.025
	max_depth(最大樹深)	17
	min_child_samples(最小單個葉子樣本數)	20
	min_child_weight(最小單個葉子權重合)	0.001
	num_leaves(葉子樣本數)	31
	min_split_gain(葉子分裂最小gain值)	0

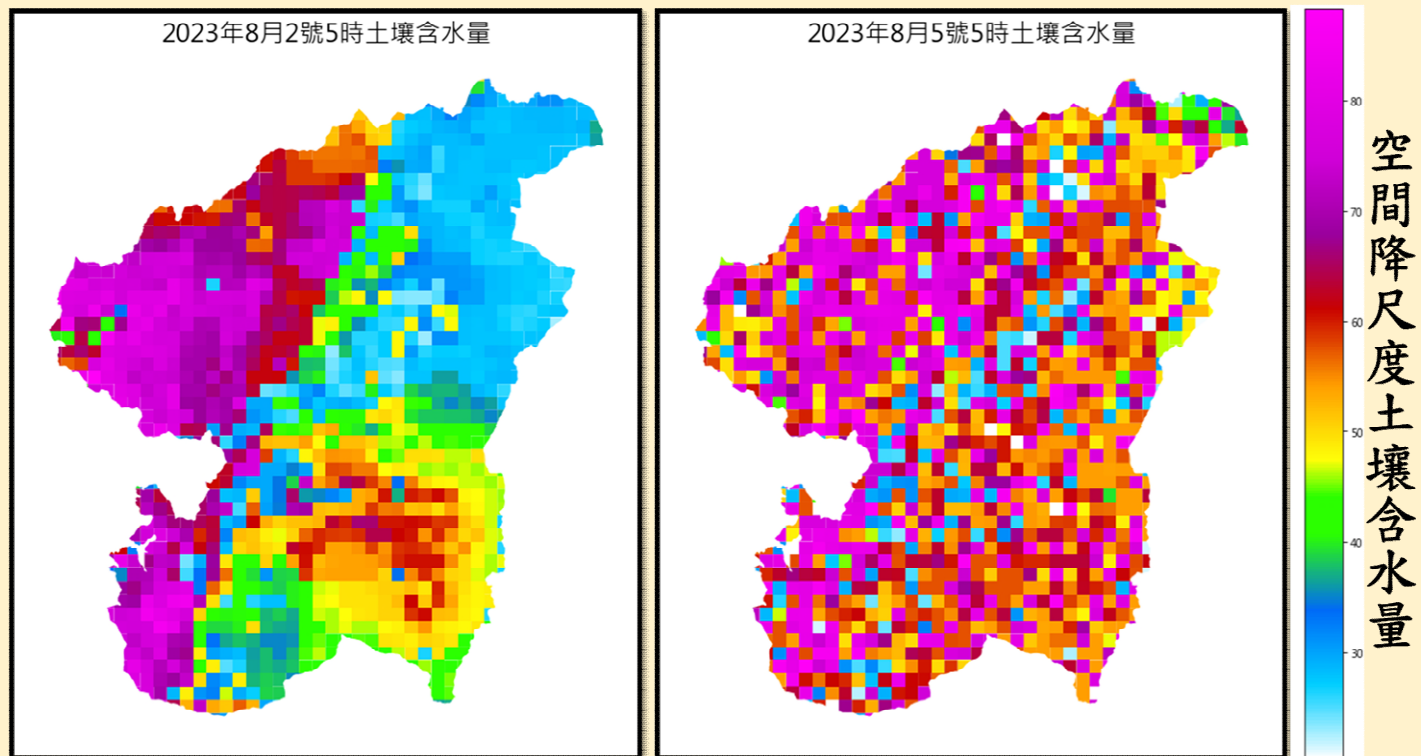


土壤含水量空間降尺度分析-分析成果



- ✓ 以LightGBM表現最佳
- ✓ LightGBM訓練及驗證階段判定係數分別為0.82及0.72，RMSE分別為9.91%及13.08%

	訓練 R2-score	驗證 R2-score	訓練 Rmse	驗證 Rmse	訓練 Mape	驗證 Mape
XGBoost	0.79	0.71	10.86	13.04	0.18	0.22
Random forest	0.76	0.70	11.73	13.26	0.20	0.22
LinearRegression	0.36	0.38	19.14	19.31	0.42	0.43
LightGBM	0.82	0.72	9.91	13.08	0.17	0.22



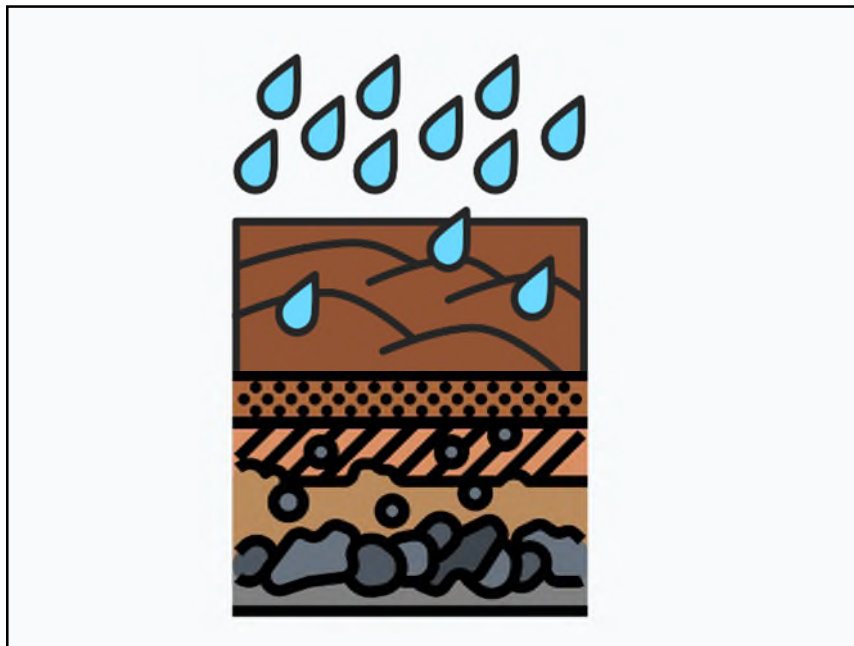


04 土壤含水量時間降尺度分析

土壤含水量時間降尺度分析- 目的



- SMAP土壤含水量產品僅能提供每日資訊，對於土砂災害預警所需之時間尺度仍有不足，因此需進一步利用SMAP空間降尺度成果，進行時間降尺度分析，以掌握降雨期間土壤含水量變化趨勢。



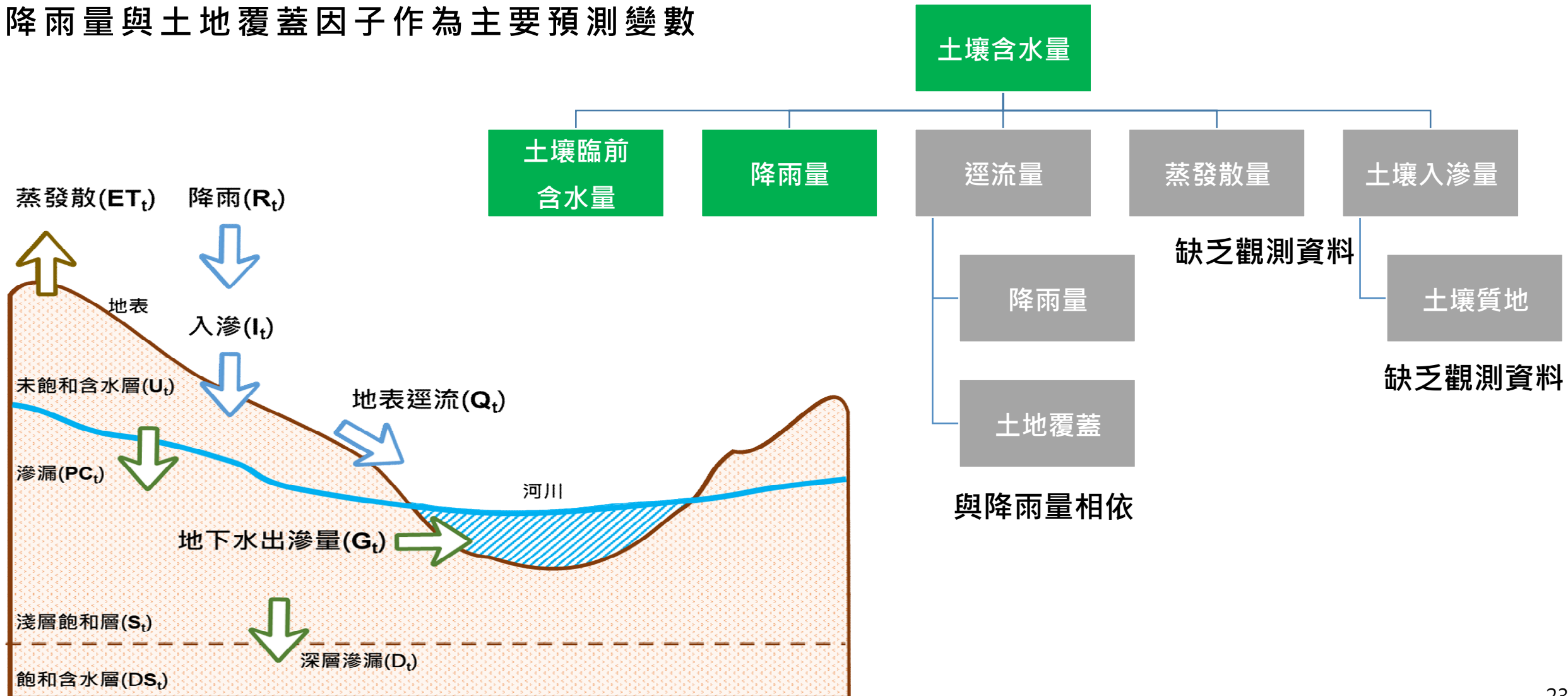
- 本研究以SMAP空間降尺度成果作為降雨事件發生前之臨前土壤含水量，以此為起始條件，配合水文氣象資料進行**未來48小時土壤含水量預報**，以期解決影像資料非即時性、時間尺度過粗之問題，並作為112年度坡地土砂災害預警之重要基礎。



土壤含水量時間降尺度-預測變數(Predictor) 篩選



依據水平衡及資料取得性，採用土壤臨前含水量、降雨量與土地覆蓋因子作為主要預測變數



土壤含水量時間降尺度分析-分析流程



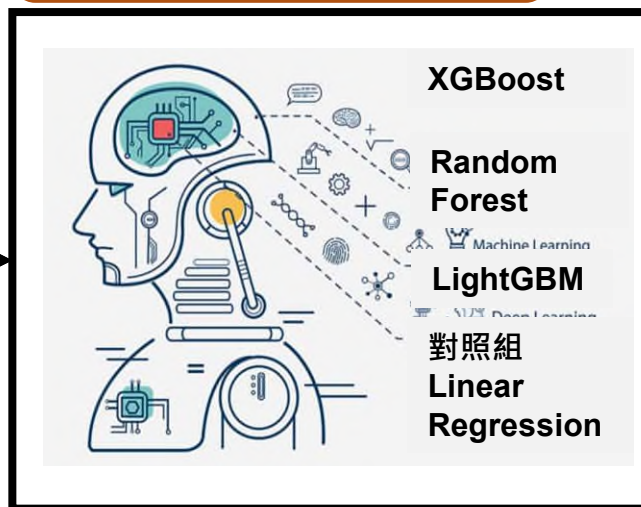
目標變數(Predictant)

t+1小時土壤含水量
(11個水土保持局土壤含水量測站)

預測因子(Predictor)

- 臨前土壤含水量(t時刻)
- t-3hr,t-6hr,t-9hr,t-12hr,t-24,t-36,t-48,t-60,t-72累積時雨量、最大時雨量
- 坡度分類
- 地質分類
- 土地利用

時間降尺度模型建置



土壤含水量
(t+1時刻)

是否已預測
到t+48小時
土壤含水量

N

t+1 土壤含水量
t+1 雨量(重新計算不同延時
累積雨量與最大雨量)

輸出t+1~t+48時刻
土壤含水量

Y

類別	參數	參數意義	參數值
系統參數	objective	任務目標	regression
	metric	評估方式	rmse
	use_missing	是否允許遺失值	True
決策樹參樹	learning rate	學習率	0.01
	n_estimators	決策數棵樹	2500
	max_depth	最大樹層	8
	num_leaves	樹層節點數	255

土壤含水量空間降尺度分析-t+1時刻預測成果



✓ 以**80%**資料作為訓練集，**20%**作為驗證集，經**試誤法**得到各模型最佳參數設定，

Model	Parameters	value
XGBoost	n_estimators(樹的個數)	300
	learning_rate(訓練步長)	0.025
	max_depth(最大樹深)	6
	colsample_bytree(建立樹採樣的比例)	1
	subsample(子樣本佔整個樣本的比例)	1
	min_child_weight(最小單個葉子樣本數)	1
Random forest	n_estimators(樹的個數)	500
	max_depth(最大樹深)	8
	min_samples_split(最小子節點)	2
	min_samples_leaf(最小單個葉子樣本數)	1
	min_weight_fraction_leaf(權重剪枝)	0
	learning_rate(訓練步長)	0.01
LinearRegression	learning_rate(訓練步長)	0.02
LightGBM	n_estimators(樹的個數)	600
	learning_rate(訓練步長)	0.025
	max_depth(最大樹深)	17
	min_child_samples(最小單個葉子樣本數)	20
	min_child_weight(最小單個葉子權重合)	0.001
	num_leaves(葉子樣本數)	31
	min_split_gain(葉子分裂最小gain值)	0

T+1時刻預測成果

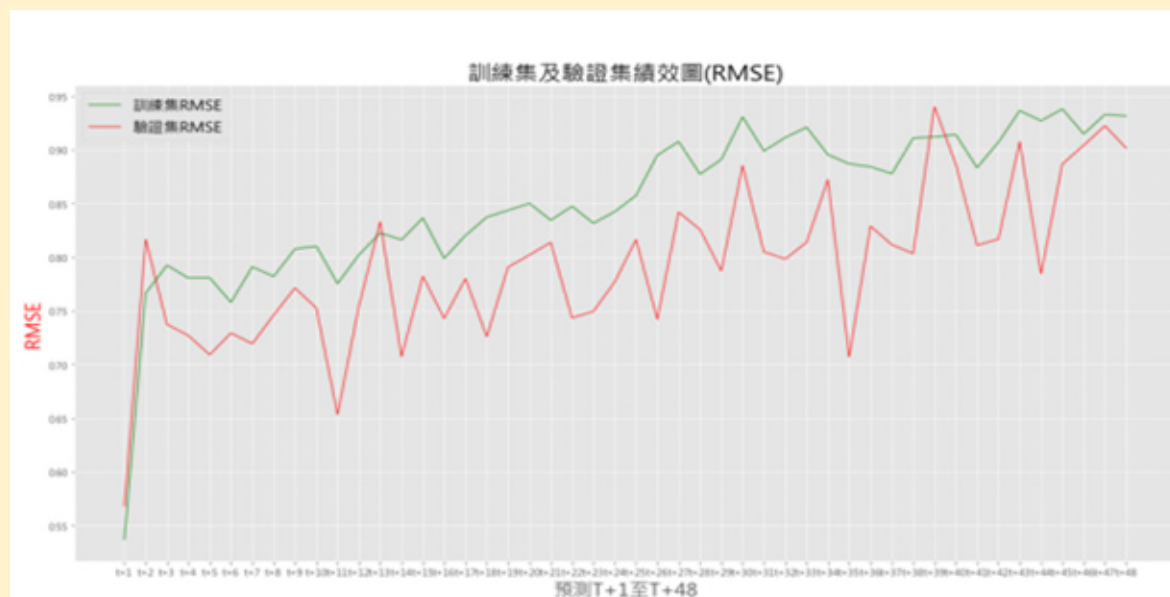
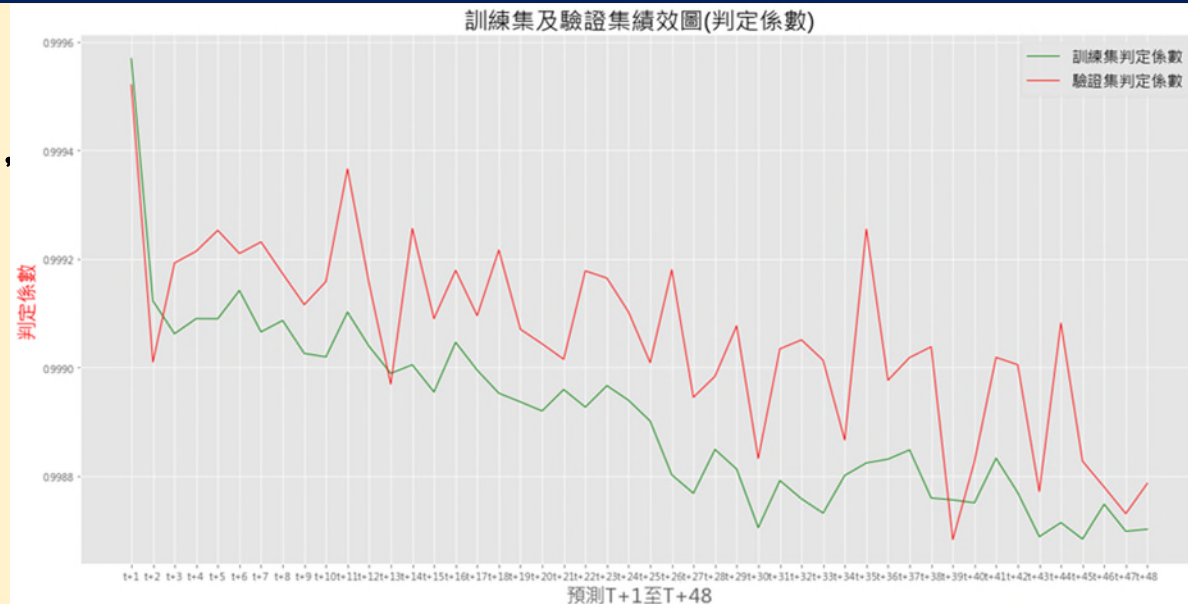
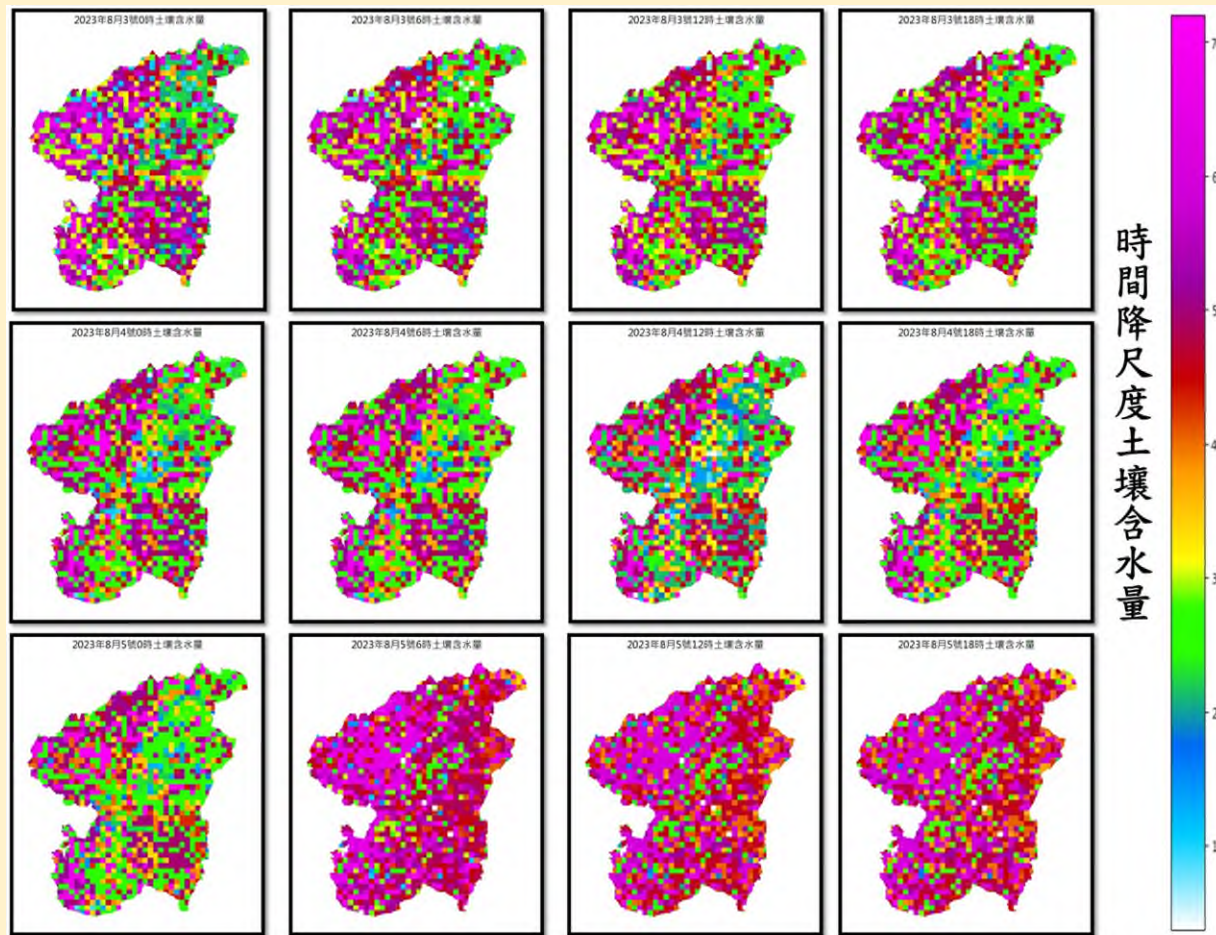
	訓練 R ² - score	驗證 R ² - score	訓練 Rmse	驗證 Rmse
XGBoost	0.981	0.979	3.252	3.403
Random forest	0.990	0.989	2.242	2.406
LightGBM	0.999	0.999	0.54	0.57
Linear Regression	0.963	0.962	4.526	4.551

土壤含水量時間降尺度分析-連續預測分析成果



◆ $t+1$ 至 $t+48$ 小時訓練及驗證 R^2 皆在0.99以上

◆ $t+1$ 至 $t+48$ 小時RMSE訓練及驗證落於0.5~0.95%





04 結論與建議



- ◆ 本研究蒐集SMAP衛星土壤含水量資料，利用TVDI指數、不同延時累積降雨量、坡度、地質、土地覆蓋等資料進行空間降尺度分析，將空間解析度9公里之土壤含水量產品降為1公里，以LightGBM分析成果較佳，判定係數於訓練與驗證階段分別達0.82及0.72，RMSE為9.91%及13.08%，代表模型可掌握空間變化趨勢，但仍有精進空間，後續建議導入更多監測資訊，已擴大樣本之多樣性，以期提升精度。
- ◆ 以SMAP空間降尺度成果作為降雨事件發生前之臨前土壤含水量，結合不同延時之累積降雨量與最大時雨量，進行未來48小時土壤含水量預報，以期解決影像資料非即時性、時間尺度過粗之問題。分析結果顯示，LightGBM分析成果較佳， $t+1$ 至 $t+48$ 小時訓練及驗證 R^2 皆在0.99以上，RMSE介於0.5~0.95%，模型配適良好。
- ◆ 後續將把土壤含水量視為水文危害度之重要指標之一，進行崩塌潛勢分析



謝謝聆聽 敬請指教