

計畫編號：111 保發-8.1-保-01-06-001(22)

**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)**
**Development of Warning Model for
Predicting Landslides Based on
Downscaling Method of Remote Sensing
Products of Soil Moisture and QPESUMS
Rainfall Data (2/3)**
(成果報告)

執行單位：逢甲大學

執行期間：111年1月18日至111年12月31日

計畫主持人：何智超 助理教授

行政院農業委員會水土保持局 編印

中華民國 111 年 12 月

(本報告書內容及建議純屬執行單位意見，僅供本局施政參考)

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)

摘要

過去坡地災害預警常以累積雨量與降雨強度進行預警，然坡地災害發生除與雨量有關外，亦與災害事件發生前土壤含水量多寡有關，目前臺灣土壤含水量觀測資訊有限，若要廣布監測儀器取得大範圍且即時性之土壤含水量將耗時耗費，本計畫提出以遙測分析評估中部區域土壤含水量取代廣布土壤含水量監測儀器，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，並可有效降低監測儀器佈設之經費。

本計畫共計三年，本年度為第二年計畫，第二年計畫重點為透過人工智慧、機器學習及統計分析等方法，進行土壤含水量空間與時間降尺度分析，以作為第三年建置坡地土砂災害預警系統之重要預警指標。

關鍵詞：遙測、土壤含水量、降尺度、衛星反演

Development of Warning Model for Predicting Landslides Based on Downscaling Method of Remote Sensing Products of Soil Moisture and QPESUMS Rainfall Data(2/3)

Abstract

In the past, early warning of landslides disaster was usually based on accumulated rainfall and rainfall intensity. However, the occurrence of landslides is not only induced by rainfall, but also affected by the amount of soil moisture. The observation of soil moisture in Taiwan is rarely and it is difficult to understand the distribution of regional soil moisture. It will be time-consuming and cost-consuming to get wide range of real-time soil moisture with widely distribute monitoring sensor. Hence, the study proposes a remote sensing skill to estimate the of regional soil moisture instead of building soil moisture sensors widely. The study develops an novel mechanism of early warning of landslides disaster according to investigate the relationship between soil moisture and landslides occurrence, and rainfall forecast. The novel early warning system improves accuracy of landslides prediction and gain more time for people evacuation to ensure the safety of people's lives and property. Moreover, it also reduces effectively the cost of soil moisture monitoring equipment deployment.

The plan is three years in total. This year is the second year. The second year focuses on conduct spatial and temporal downscaling analysis of soil moisture through methods such as artificial intelligence, machine learning, and statistical analysis. Relevant results can be used as important early warning indicators for the construction of landslide disaster early warning system in the third year.

**Keywords: Remote Sensing, Soil moisture, Downscaling, Satellite
Retrieval**

目次

摘要.....	I
ABSTRACT.....	I
目次.....	I
表次.....	III
圖次.....	IV
第一章 緒論	1-1
第一節 擬解決問題	1-1
第二節 工作項目	1-1
第三節 111 年度目標	1-4
第四節 110 年度成果概述	1-4
第二章 土壤含水量持續監測與空間降尺度分析	2-1
第一節土壤持續監測	2-1
第二節土壤含水量衛星影像產品	2-4
第三節 土壤含水量空間降尺度分析	2-11
第四節 空間降尺度分析成果.....	2-32
第三章 降雨期間土壤含水量變化趨勢預報	3-1
第一節特徵選取	3-1
第二節模式建置	3-3
第三節分析成果	3-3
第四章 異質資料庫管理系統建置精進	4-1
第五章 結論與建議	5-1
參考文獻	參-1
附錄.....	附錄-1

附錄一、細部計畫說明書審查意見暨回覆辦理情形

附錄二、期初審查意見暨回覆辦理情形

附錄三、期中審查意見暨回覆辦理情形

附錄四、期末審查意見暨回覆辦理情形

表次

表 1-1	埋設之土壤含水率量測位置及深度.....	1-6
表 1-2	110 年度異質資料庫建置成果一覽表.....	1-9
表 2-1	土壤含水量觀測站列表.....	2-2
表 2-2	SMAP 與 AMSR2 土壤含水量產品比較表.....	2-5
表 2-3	SMAP 衛星產品一覽表.....	2-10
表 2-4	MOD09GA 子數據集資料列表.....	2-14
表 2-5	MOD11A1 數據集資料列表.....	2-16
表 2-6	資料標記(DATA FLAG)說明.....	2-18
表 2-7	中央氣象局現行主要定量降水預報產品說明.....	2-20
表 2-8	山坡地坡度分級標準.....	2-21
表 2-9	土壤含水量觀測站 METADATA.....	2-23
表 2-10	FAO-LAND COVER CLASSIFICATION SYSTEM 土地利用 (LCCS2) 圖例和分類定義表.....	2-24
表 2-11	模型最佳參數設定一覽表.....	2-33
表 2-12	土壤含水量空間降尺度模型成果比較.....	2-34
表 3-1	測站依據土地覆蓋類別進行分群.....	3-2
表 3-2	模型最佳參數設定一覽表.....	3-3
表 3-3	土壤含水量空間降尺度模型成果比較.....	3-4
表 5-1	工作進度表.....	5-2

圖次

圖 1-1	南投縣信義鄉測站土壤含水率隨降雨量變化.....	1-6
圖 1-2	南投縣集集鎮測站土壤含水率隨降雨量變化.....	1-7
圖 1-3	彰化縣員林鎮測站土壤含水率隨降雨量變化.....	1-7
圖 1-4	異質資料庫管理系統架構圖.....	1-8
圖 1-5	資料平台即時監控視覺圖.....	1-9
圖 1-6	2020 年 NDVI 分析成果.....	1-11
圖 2-1	中部區域土壤含水量測站分布圖.....	2-1
圖 2-2	信義鄉測站及集集鎮土壤含水率近期觀測成果.....	2-3
圖 2-3	AMSR2 20220601-20220614 土壤含水量反演影像.....	2-6
圖 2-4	SMAP 20220601-20220614 土壤含水量反演影像.....	2-7
圖 2-5	微波輻射對植生穿透度圖(修改自 NASA 應用衛星影像訓練計畫).....	2-8
圖 2-6	2022 年 6 月 2 日 AMSR2(左)土壤相對體積含水量與 SMAP(右)土壤相對體積含水量圖.....	2-8
圖 2-7	SMAP 衛星影像自動化下載流程.....	2-11
圖 2-8	TVDI 資料檢核、補遺及反演流程圖.....	2-12
圖 2-9	中部區域坡度圖.....	2-22
圖 2-10	中部區域土地覆蓋分布情況.....	2-25
圖 2-11	隨機森林視覺化.....	2-31
圖 2-12	本研究模擬範圍(中部區域山坡地).....	2-33
圖 3-1	隨機森林視覺化第一棵樹(層數為 3).....	3-5
圖 3-2	真實土壤含水量與預測土壤含水量散佈圖.....	3-6
圖 4-1	異質資料庫管理系統架構圖.....	4-2

第一章 緒論

第一節 擬解決問題

臺灣山區崩塌多以淺層崩塌為主，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。若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，本研究以遙測分析評估中部區域土壤含水量，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。

第二節 工作項目

本計畫為三年計畫，本年度為第二年度計畫，各年度工作項目說明如下：

一、第一年度(110年)：110年度重點為透過站網規劃分析，新增土壤含水量監測站進行長時期土壤含水量監測，並透過文獻分析，篩選合適之土壤含水量降尺度預測變數，利用衛星反演技術、地理資訊系統工具及空間內插技術產出預測變數資料，以作為第二年土壤含水量降尺度分析之重要基礎。最後完成異質資料管理雛型系統，以利整合各單位資料，提供後續分析、驗證及坡地災害預警資訊發布之用。各工作項目說明如下：

(一)基本資料蒐集與分析：完成研究區域地文資料、水文資料及土壤含水量之蒐集與分析。

(二)坡地災害預警相關文獻蒐集：完成坡地災害預警方法相關文獻蒐集，提供建立坡地土砂災害預警機制之參考。

(三)土壤含水量監測及異質資料庫管理系統建置：新建 3 處土壤含水量監測站進行長時期土壤含水量監測，並建立異質資料庫管理系統串聯本計畫建置之土壤含水量監測站、水土保持局觀測資料供應平台土壤含水量監測值、中央氣象局局署測站、自動測站觀測資料及水利署降雨量監測資料，透過共通的檢索介面，降低使用者檢索不同資料來源之繁瑣過程，並作為後續分析、驗證及坡地災害預警資訊發布之資訊平台。

(四)土壤含水量降尺度預測變數(predictor)篩選：透過文獻分析，篩選合適之土壤含水量降尺度分析預測變數，利用衛星反演技術、地理資訊系統工具及空間內插技術產出預測變數資料，以作為第二年土壤含水量降尺度分析之重要基礎。

二、第二年度(111年)：111年度重點為透過人工智慧、機器學習及統計分析等方法，進行土壤含水量空間分析，並配合中央氣象局雨量預報資訊，估計降雨事件期間土壤含水量變化趨勢，以作為112年建置坡地土砂災害預警系統之重要預警指標。各工作項目說明如下：

(一)土壤含水量持續監測：針對 110 年建置完成之三處土壤含水量計持續租賃進行長期觀測。

(二)土壤含水量空間降尺度分析：利用 110 年分析之衛星影像特徵、水文及地文資料等預測變數，透過人工智慧、機器學習及統計分析等方法，將 9 公里空間解析度之 SMAP 土

壤含水量資訊降尺度至 1 公里空間解析度，以掌握降雨事件發生之臨前土壤含水量空間變化。

(三)降雨期間土壤含水量變化趨勢預報：將空間降尺度之成果作為臨前土壤含水量，透過人工智慧、機器學習及統計分析等方法，預報未來 48 小時土壤含水量，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。

(四)異質資料庫管理系統建置精進：整合 110 年異質資料庫管理系統、111 年度土壤含水量降尺度成果、中央氣象局 QPESUMS、QPF 及 WRF 之即時監測與預測資料，將結構化資料、半結構化資料和非結構化資料之匯流整併，以作為後續發展自動化預報模式之基礎。

三、第三年度(112年)：112年度重點為找出顯著影響坡地土砂災害之危害度因子及脆弱度因子，再利用頻率比法(Frequency Ratio Method, FR)進行崩塌潛勢值評估及分級級距決定，以進行坡地災害土砂災害風險，最後整合異質資料庫管理系統及坡地災害風險評估模式，建立自動化坡地土砂災害預警模式，並透過 LINEBOT 主動推播預警資訊。各工作項目說明如下：

(一)坡地土砂災害風險辨識：蒐集坡地災害相關文獻，建立坡地災害風險因子資料庫，並以次數百分比、崩塌比及成功率曲線等指標找出顯著影響坡地土砂災害之危害度因子及脆弱度因子。

(二)坡地土砂災害風險評估：將危害度及脆弱度因子依據頻率比法(Frequency Ratio Method, FR)進行崩塌潛勢值評估及分級級距決定，以做為評估坡地災害土砂災害風險之基礎。

(三)坡地土砂災害預警系統建置：以 Python 程式整合異質資料庫管理系統及坡地災害風險評估模式，建立自動化坡地土砂災害預警模式，並透過 LINEBOT 主動推播預警資訊。

第三節 111 年度目標

- 一、完成土壤含水量空間降尺度分析。
- 二、完成土壤含水量驗證分析。
- 三、完成降雨期間土壤含水量變化趨勢預報。
- 四、完成異質資料庫管理系統建置精進。

第四節 110 年度成果概述

第一年度(110 年度)工作重點為透過站網規劃分析，新增 3 處土壤含水量監測站進行長時期土壤含水量監測，並透過文獻分析，篩選合適之土壤含水量降尺度預測變數，利用衛星反演技術、地理資訊系統工具及空間內插技術產出預測變數資料，以作為第二年土壤含水量降尺度分析之重要基礎。最後完成異質資料管理雛型系統，以利整合各單位資料，提供後續分析、驗證及坡地災害預警資訊發布之用。110 年度重要成果摘要如下：

一、坡地災害預警相關文獻蒐集

由國內文獻回顧得知，國內、外對於坡地災害預警除考量雨量因素外，亦嘗試將土壤含水量變化資料納入預警機制，日本(2011,2016)及陳樹群(2013,2018)引入土壤雨量指數進行評估，其中土壤雨量指數以間接評估法估計土壤含水量，受水文模式參數影響，個別集水區需各自率定相關參數，不易推廣至全台各集水區坡地災害預警，Samuele Segoni(2018)及 Posner(2015) 利用降雨量及土壤含水量來決定是否發布滑坡預警，然臺灣土壤含水量觀測資訊有限，若要廣布監測儀器取得大範圍且即時性之土壤含水量將耗時耗費，故本計畫以遙測分析評估土壤含水量，利用影像反演技術以不同衛星影像反演土壤含水量資料，產出高空間解析度之土壤含水量資訊，並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。

二、土壤含水量監測及異質資料庫系統建置

(一)土壤含水量監測

本研究考量歷史坡地災害、交通、電力供應、電信訊號及地主意願等因素，選擇南投縣信義鄉、集集鎮及彰化縣員林鎮三處進行土壤含水量計監測，土壤含水量測站位置及基本資料說明詳表1-1。

表 1-1 埋設之土壤含水量測位置及深度

觀測站	位置		鄰近雨量站	架設深度 (公分)
	X 座標	Y 座標		
南投縣 信義鄉	239403	2607787	新興橋、和社 望鄉山	30、60
南投縣 集集鎮	226400.3	2635696	集集	
彰化縣 員林鎮	211334.1	2652440.0	員林	

為了解土壤含水量觀測是否有正確運作，蒐集土壤含水量測站鄰近雨量站觀測資料，進行土壤含水量與時雨量關聯性分析，分析結果示如圖1-1~圖1-3。由圖可發現當降雨發生時，土壤含水量會有突升現象，之後配合雨量之增減，則會不同程度之增長趨勢，當降雨結束後，土壤含水量緩慢下降最後收斂趨於某一平衡值，此現象與Horton 入滲曲線趨勢一致，顯示降雨發生後之雨量對土壤含水量變化會有遲滯效益。

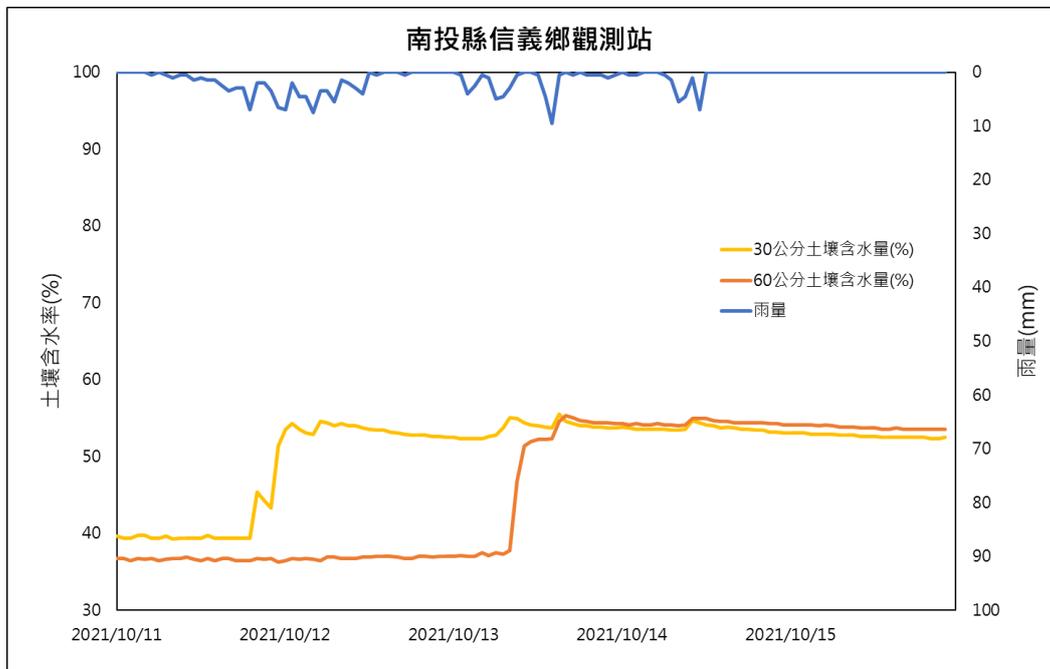


圖 1-1 南投縣信義鄉測站土壤含水率隨降雨量變化

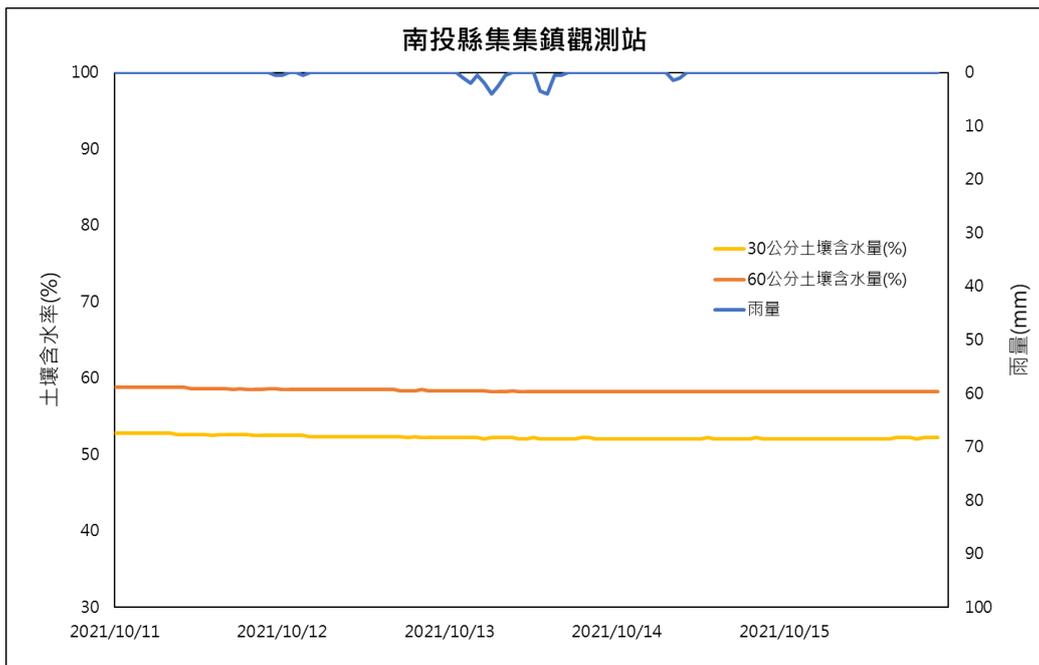


圖 1-2 南投縣集集鎮測站土壤含水率隨降雨量變化

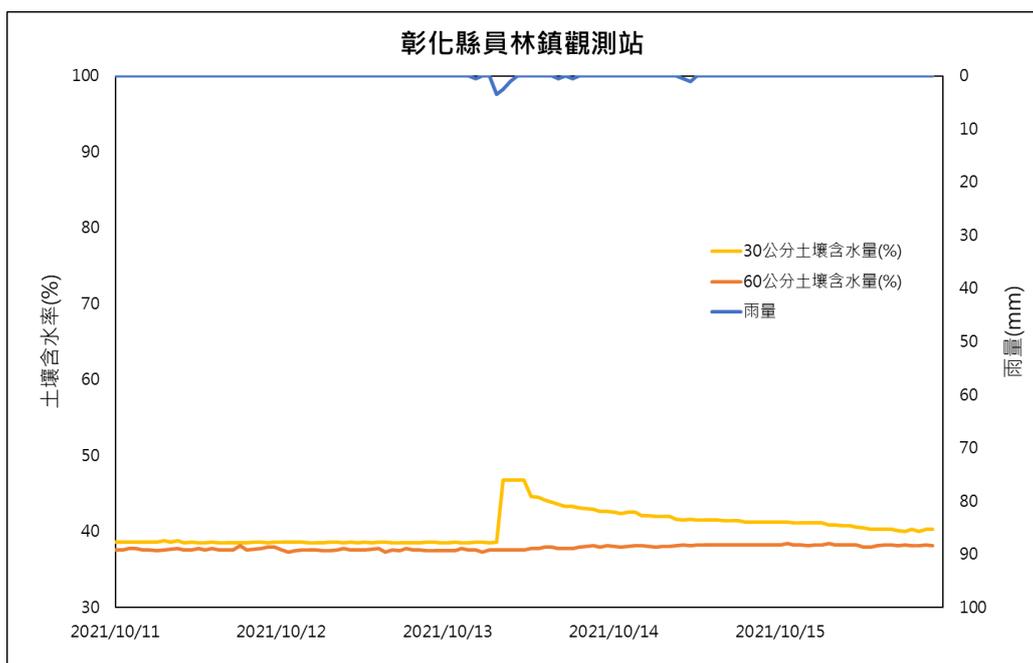


圖 1-3 彰化縣員林鎮測站土壤含水率隨降雨量變化

(二)異質資料庫建置

本研究建立異質資料管理系統以串連雨量觀測資料(水利署及氣象局資料)、土壤含水量監測系統資料及水土保持局長期觀測資料供應平台資料、地文資料(地形、表土質地、高程、坡度、土地利用、及植生反應等)、衛星影像資料(AMSR2及MODIS影像資料)及其他資料，整合架構如圖1-4所示，110年度資料庫建置內容與視覺化展示成果示如表1-2及圖1-5。

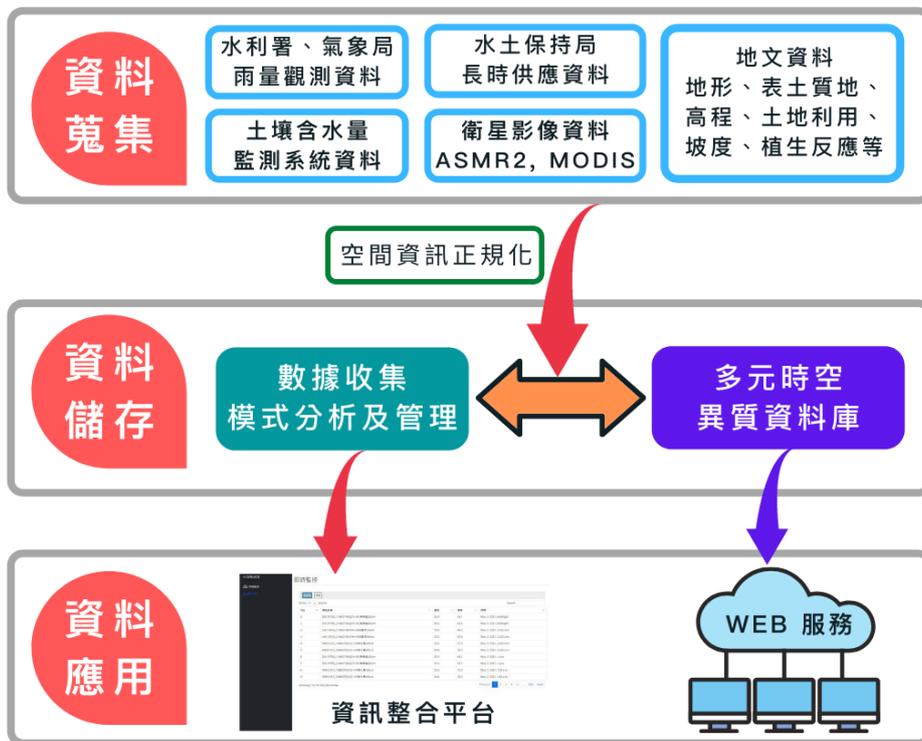


圖 1-4 異質資料庫管理系統架構圖

表 1-2 110 年度異質資料庫建置成果一覽表

資料來源	資料類型	資料說明	資料時間
中央氣象局 氣象資料開放 平台	即時資料	自動雨量站	2021/4~迄今
		局屬氣象站	
		自動氣象站	
		未來一小時雷達 定量降雨預報 過去一小時雷達 定量降雨估計	
中央氣象局 歷史資料	時資料	自動氣象站	1987~2020
	時資料	局署氣象站	1911~2020
	日資料		
	月資料		
水利署 歷史資料	日資料	平均流量	1915~2020
	月資料		
	時資料	時流量	1915~2020
	時資料	地下水位	1968~2020
	日資料		
	月資料		
	日資料	含砂量	1958~2020
		雨量	1897~2020
		主要水庫蓄水量	2003~2020
年資料	河川斷面資料	1969~2020	
水土保持局 歷史資料	時資料	土壤含水量	2009/1~2021/8
		累積雨量	2009/1~2021/8
逢甲大學	時資料	土壤含水量	2021/9~迄今
		溫度	2021/9~迄今
衛星影像	日資料	LST	2011~2020
		NVDI	
		TVDI	
地文資料	圖資資料	高程	-
		地形	
		坡度	



圖 1-5 資料平台即時監控視覺圖

三、土壤含水量預測變數篩選與分析

本研究透過文獻分析，擇取溫度植被乾旱指數(TVDI)、降雨量、土壤質地、土地利用及坡度，利用衛星反演技術、地理資訊系統工具及空間內插技術產出預測變數資料，以作為第二年土壤含水量降尺度分析之重要基礎。分析成果說明如下：

(一)以土壤質地進行資料分群

由於土壤含水量與其環境特性(如土壤特性、土地利用及地形等)有密切關聯性，若直接將所有資料納入分析，恐降低分析精度，故本研究以土壤質地作為分群篩選原則，將資料分為砂土、坩土和黏土三群，進行後續分析。

(二)溫度植被乾旱指數(TVDI ,Temperature Vegetation Dryness Index)

溫度植生乾燥指數(TVDI)透過常態化差值植生指標(NDVI)與地面溫度(LST)之間關係，計算出乾燥邊界(dry edge)及濕潤邊界(wet edge)，進而求得TVDI。其中LST採用MODIS之 MOD11A1產品，產品空間尺度為1公里*1公里的網格資料，NDVI採用MODIS之 MOD09GA產品中第1波段(RED)及第2波段(NIR) 地表反射率估計，TVDI估計成果示如圖1-6。

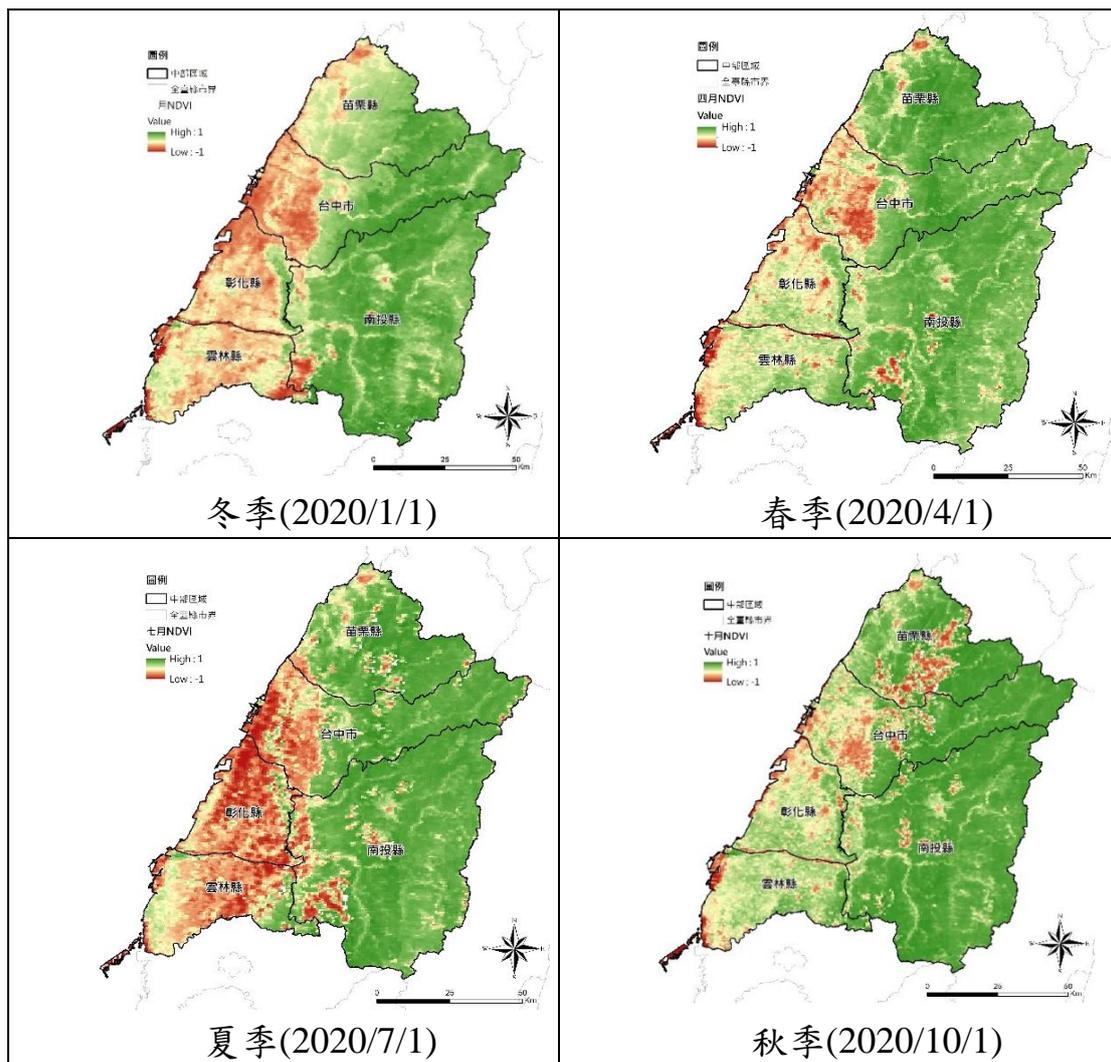


圖 1-6 2020 年 NDVI 分析成果

(三)降雨量

本研究將採用歷史及即時觀測資料進行土壤含水量降尺度分析，待通過分析驗證比對，再配合預報雨量進行坡地災害預警分析。其中歷史及即時雨量網格資料採用中央氣象局 QPESUMS 網格雷達降水觀測產品，預報資料採用中央氣象局 QPF 定量降水預報，其提供全台網格解析度為 0.0125 度 x 0.0125 度 (即 1.3x1.3 平方公里) 之時雨量資訊。為利與 TVDI 之網格整合分析，本研究將透過距離反比加權法內插 (Inverse Distance Weighting, IDW) 產製 1KM*1KM 網格時資料。

(四)坡度

採用內政部發行之 20m*20m 網格 DEM 資料，利用 ArcGIS 軟體中 3D 分析模組 (3D Analysis) 之坡度 (slope) 功能進行分析，並依據水土保持技術規範第二十三條，將坡度分為七級坡。

(五)土地利用

本研究採用 MODIS 的 MOD12Q1 產品的土地覆蓋 (Land cover)，MOD12Q1 每年提供全球土地覆蓋資訊，其採用 MODIS Terra 和 Aqua 反射率數據透過監督分類，再結合先驗知識和輔助信息進一步細化特定類別，共有六種分類方法，其空間解析度為 500 公尺。

表 2-1 土壤含水量觀測站列表

區域	縣市	觀測站	X 座標	Y 座標	鄰近雨量站	網格編號	土地覆蓋
中部	苗栗縣	白布帆	240423	2688002	雙崎、烏石坑	26820	開闊森林
	台中市	松鶴	248525	2674657	上谷關、阿眉、白冷	25186	茂密森林
	南投縣	南豐	259016	2656957	仁愛、楓樹林、萬大	22826	開闊森林
		豐丘	237443	2618257	豐丘、信義、望鄉	17485	開闊森林
		上安	237412	2624605	上安	18350	茂密森林
		郡坑	236766	2626219	上安、西鑾	18637	茂密森林
		神木	235367	2602749	神木村、新高口、新興橋	15176	茂密森林
		九份二山	235142	2649469	九份二山、北山	21887	茂密森林
		信義鄉站*	239403	2607787	新興橋、和社、望鄉山	15901	茂密森林
		集集鎮站*	226400.3	2635696	集集	19922	森林與耕地交雜
		彰化縣	員林鎮站*	212099.2	2648103	員林	21592
	雲林縣	坪頂	213215	2627817	竹山、中心崙、二水	18757	森林與耕地交雜
		華山	209977	2610061	嘉義梅山、樟腦寮	16159	茂密森林

註：【*】表示為本計畫架設之監測站

濕度

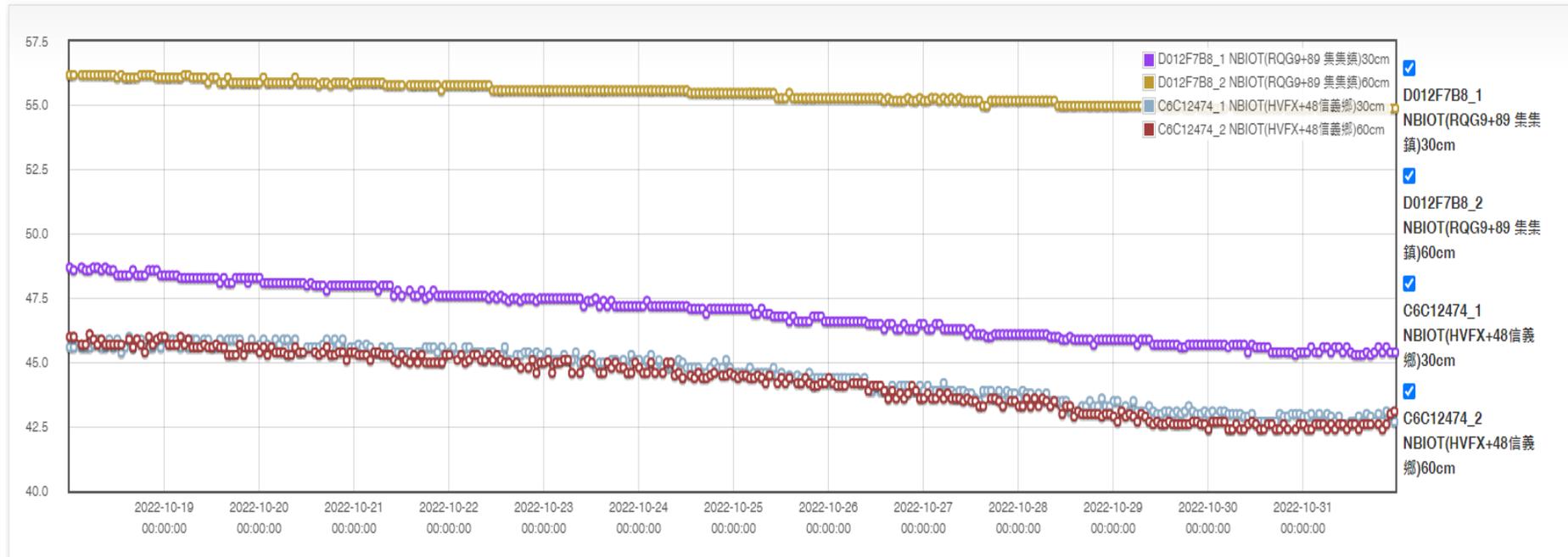


圖 2-2 信義鄉測站及集集鎮土壤含水率近期觀測成果

第二節 土壤含水量衛星影像產品

一、衛星影像選擇

常見用於地表土壤含水量評估之衛星影像包含被動微波 (Passive Microwave) 影像及光學 (Optical) 影像。說明如下：

- (一) 被動微波影像：能反演出具有較佳準確度的地表土壤含水量，如 SMAP (Soil Moisture Active Passive) 及 AMSR2 (Advanced Microwave Scanning Radiometer 2) 等，利用其亮度溫度 (Bright Temperature) 與土壤含水量變化呈高度相關之特性反演土壤含水量 (Kerret al., 2001; Njoku et al., 2003; Koike, 2013)，此方式除了可以得到準確的觀測量外，其影像較不受雲霧及大氣之影響。常見土壤含水量被動微波影像產品比較示如表 2-2，AMSR2 微波感測器接收 C-Band 和 X-Band，並以 Land Parameter Retrieval Model (LPRM) 進行地表土壤相對體積含水量之模擬，提供每日 25km、10km 土壤含水量影像 (Level 3 產品)，因軌道分布緣故，約每 1-2 天可得一張完整台灣土壤含水量影像 (詳圖 2-3)，但因 C-Band 和 X-Band，對植生穿透力不佳 (詳圖 2-5)，森林區之土壤含水量有較大之誤差。SMAP 微波感測器接收 L-Band，使用亮度溫度資料、地表溫度、植生穿透度、地形、土壤質地、地表覆蓋度、土地與水體分布進行土壤含水量分析，SMAP 提供亮度溫度影像 (Level 1 產品) 及 3km、9km、36km 解析度之土壤絕對體積含水量影像 (Level 2、3、4 產品)，約每 1-3 天可得一張完整台灣土壤含水量影像 (圖 2-4)。以圖 2-6 為例，可發現 AMSR2 中央山脈森林區土壤含水量略高於 SMAP 產品，主要是因 L-Band 相較 C-Band 和 X-Band

對植生有較佳穿透力(詳圖 2-5)，故在森林區土壤含水量會有較明顯之差異。

(二) 光學影像：具有較高的空間解析度，但對於地表土壤含水量的變化相對不靈敏。

為兼顧空間解析度及土壤含水量估計之精確度，本計畫將採用 SMAP 土壤含水量產品，配合 MODIS(Terra/Aqua)光學影像找出土壤含水量特徵指標，結合水文及地文因子，進行土壤含水量空間降尺度分析，以提取高解析度之土壤含水量產品。

表 2-2 SMAP 與 AMSR2 土壤含水量產品比較表

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	L-Band
時間解析度	1-2 天	1-3 天
觀測土壤深度	不定	表土 5 公分

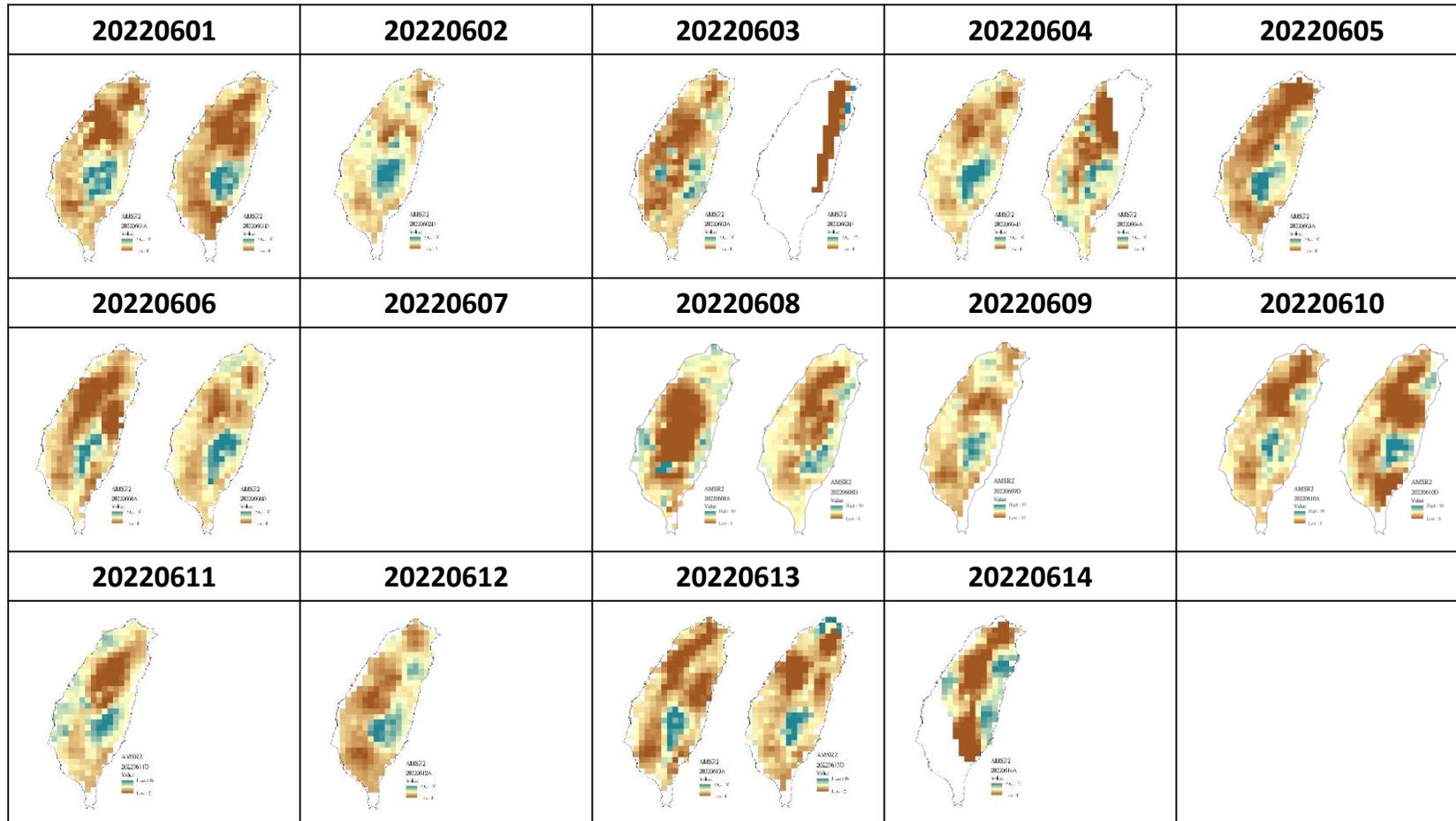


圖 2-3 AMSR2 20220601-20220614 土壤含水量反演影像

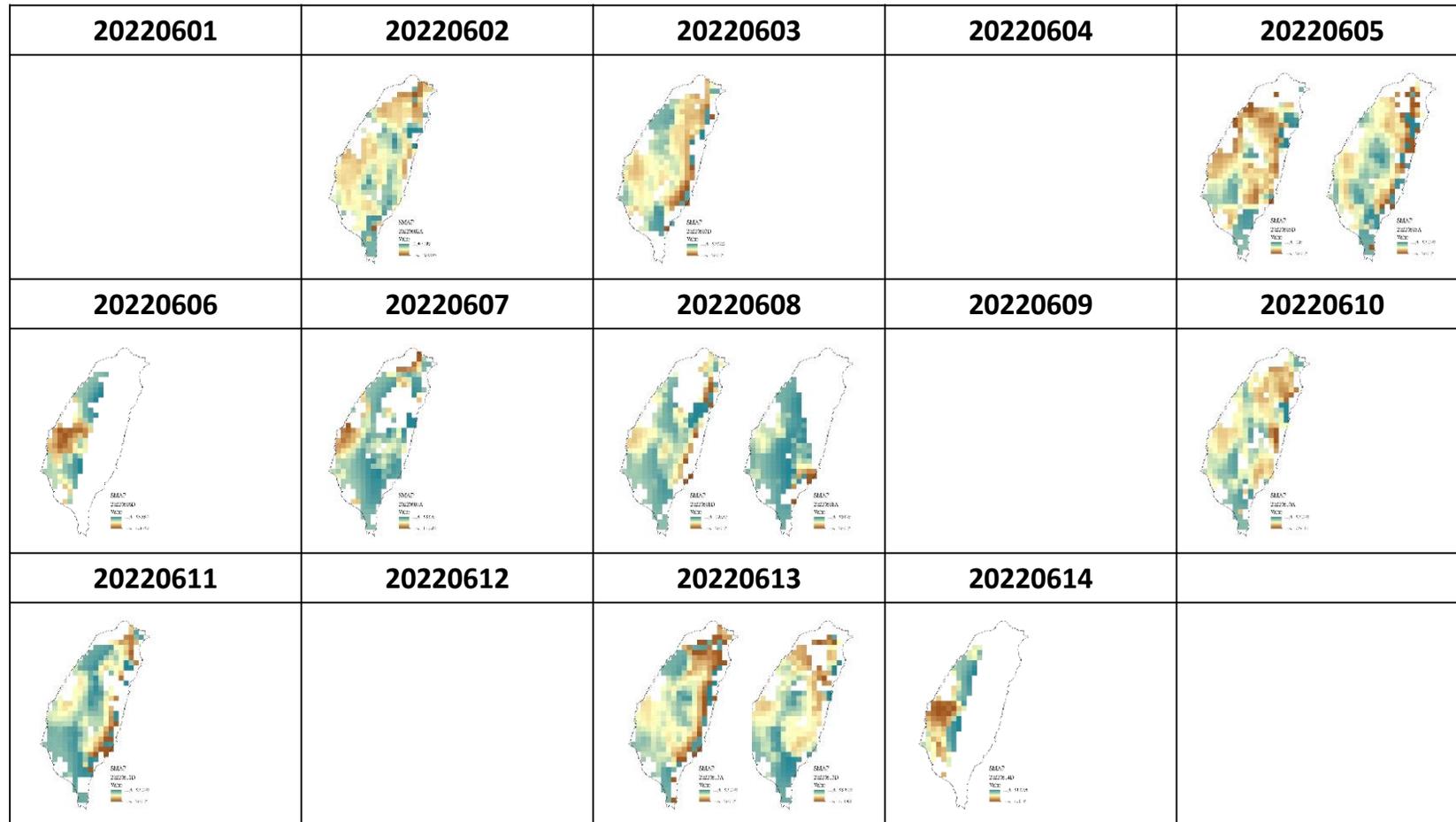


圖 2-4 SMAP 20220601-20220614 土壤含水量反演影像

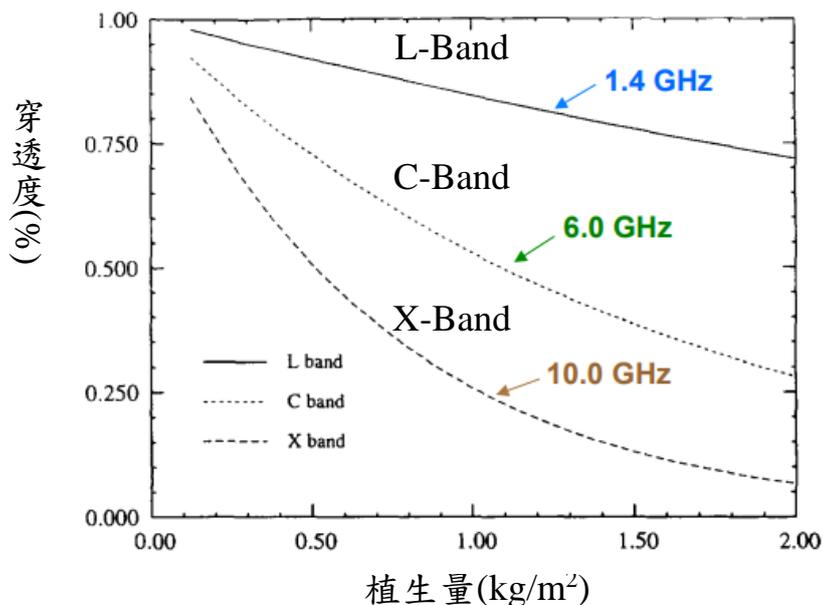
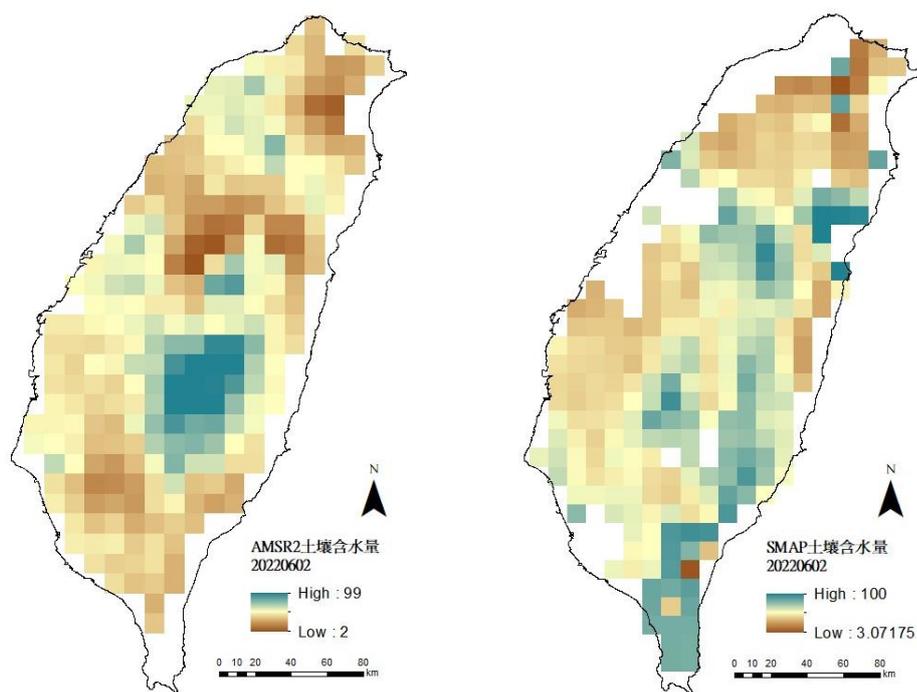


圖 2-5 微波輻射對植生穿透度圖(修改自 NASA 應用衛星影像訓練計畫)



註: 已將 SMAP 土壤絕對體積含水量轉換為相對體積含水量

圖 2-6 2022 年 6 月 2 日 AMSR2(左)土壤相對體積含水量與 SMAP(右)土壤相對體積含水量圖

二、SMAP衛星影像介紹

SMAP (Soil Moisture Active Passive, SMAP) 為 JPL (NASA's Jet Propulsion Laboratory) 用於地表土壤含水量監測的計畫，共有兩組感測器，各為 AM(Descending)與 PM(Ascending)，分別於每日早上 6 點(當地時間)及晚上 6 點(當地時間)收集當日數據。

SMAP 土壤含水量相關產品介紹示如表 2-3，SMAP 產品數據處理分為四個級別：

- 1、一級產品：儀器取得之資料，包含輻射計與雷達觀測數據產品，資料延遲約 12 小時。
- 2、二級產品：包含反演之土壤含水量，資料延遲約 24 小時，L2_SM_A 為基於雷達資料之 3km 高解析度產品(已故障，停止供應)，L2_SM_P 及 L2_SM_P_E 分別為基於輻射計之解析度 36 km 及 9km 產品，L2_SM_AP 為結合輻射計與雷達觀測數據產品(已故障，停止供應)，為 9km，L2_SM_SP 為 radiometer 觀測數據結合 Sentinel-1 雷達影像觀測數據，其解析度為 3km。
- 3、三級產品：包含顯示凍融狀況與土壤含水量，包含輻射計與雷達觀測數據產品，資料延遲約 50 小時。
- 4、四級產品：為加入模組而衍生出來的資料，可提供地表及不同深度土壤含水量
- 5、L4_SM 為地表與根域之土壤含水量，L4_C 為淨生態系統碳交換資料，皆為 9km 解析度。

前述資料以 L2_SM_A*及 L2_SM_SP 有較高的空間解析度(3km)，然 L2_SM_A*雷達已於 2015 年 7 月故障，L2_SM_SP 時間頻率長達為 6-12 天，為兼顧資料取得的即時性且空間解析度，本

計畫採用 L2_SM_P_E 產品，該產品是以 L1B_TB 使用 Backus-Gilbert 內插產出每日 9 km 產品，延遲時間約 24 小時。

本計畫以 Python Script 開發自動化程式，排程下載衛星影像資料並利用 ArcGIS Pro 進行影像前處理(示如圖 2-7)，影像前處理包含提取波段、影像裁切，並將影像檔案轉換成 ASCII 檔案格式，上傳至資料庫保存以便進行後續分析計算，目前已完成 2015/4~迄之 L2_SM_P_E 產品下載與處理。

表 2-3 SMAP 衛星產品一覽表

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	12 日(依據 Sentinel-1 再訪資料)		採用 Sentinel-1 之主動雷 達資訊
L3_FT_A	凍融狀況	3 km	50 小時		已故障

產品	說明	空間解析度	延遲	資料來源	備註
	(雷達)				(註 1)
L3_SM_A	土壤含水量 (雷達)	3 km	50 小時	合併 單日 資料	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		

註 1. SMAP 計主動雷達已於 2015 年 7 月故障，僅提供至 2015 年 7 月 7 日資料。

資料來源：<https://smap.jpl.nasa.gov/data/>

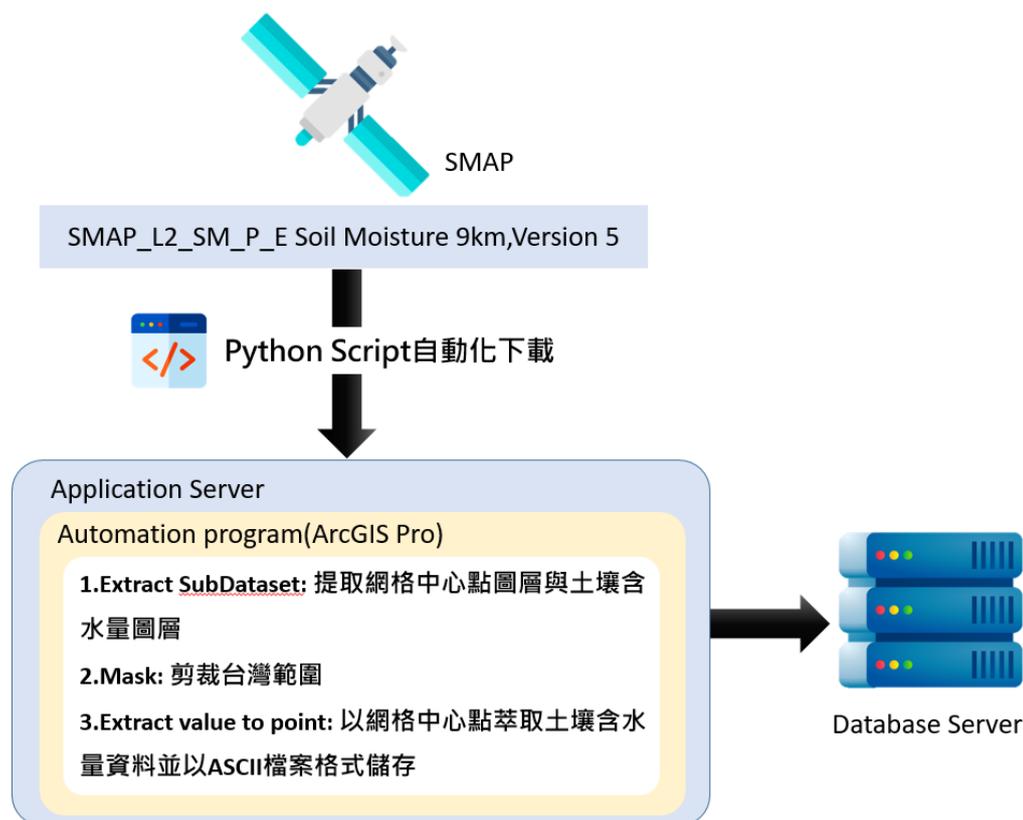


圖 2-7 SMAP 衛星影像自動化下載流程

第三節 土壤含水量空間降尺度分析

依據 SMAP 之土壤含水量衛星影像資料，配合第一年降尺度預

測變數(Predictor)篩選溫度植被乾旱指數(TVDI)、降雨量、土壤質地、土地覆蓋及坡度作為預測變數，利用機器學習(極限梯度提升(XGBoost)、隨機森林(Random Forest)、支援向量機((Support Vector Machine, SVM)及統計分析(線性回歸)等方法，將 9 公里空間解析度之土壤含水量資訊降尺度至 1 公里空間解析度，以提供後續坡地災害預警分析之用。茲就說明如下：

一、土壤含水量預測變數

本研究於 110 年透過文獻分析，擇取溫度植被乾旱指數(TVDI)、降雨量、土地覆蓋及坡度作為土壤含水量預測變數，相關資料說明如下：

(一)溫度植被乾旱指數(TVDI)

溫度植生乾燥指數(TVDI)由常態化差值植生指標(NDVI)與地面溫度(LST)進行估計，110年採用MODIS影像進行估計，但由於影像資料受大氣環境影響，常有雲覆、異常值、品質不佳及闕漏等像元資訊，故本年度導入資料檢核與補遺，重新估算TVDI，分析流程示如圖2-8。

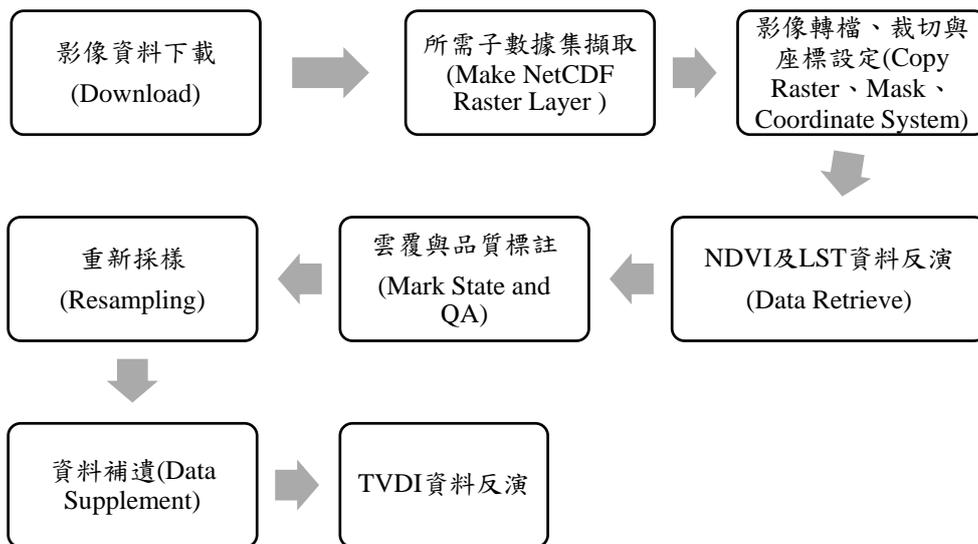


圖 2-8 TVDI 資料檢核、補遺及反演流程圖

1、影像資料下載

NDVI 所需資料之紅外波段及近紅外光波段自 MODIS 之 MOD09GA 產品(詳表 2-4)取得，LST 自 MODIS 之 MOD11A1(詳表 2-5)產品取得，相關資料可自 The Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC) 下載，本研究採用 Version 6.1 之產品。原始影像為層級資料格式 (Hierarchical Data Format : HDF)，台灣分布於 H28 V06 及 H29 V06 條帶間。MODIS 包含兩顆衛星，分別為 Terra 及 Aqua，Terra 每日約 10:40 及 20:40 經過台灣，Aqua 每日約 1:30 及 13:30 經過台灣，但只有白日有可見光頻道資料，每次通過的時間及觀測範圍都不相同，觀測範圍僅在衛星飛行路徑下方左右約 2,400 公里寬，導致在帶寬間具有間隙，因此每 7-9 天即有一張台灣影像資料缺漏。

表 2-4 MOD09GA 子數據集資料列表

衛星數據系 統名稱 SDS Name	描述 Description	數據 單位 Units	數據 形式 Data Type	填充值 Fill Value	缺值代碼 No Data Value	值域 Valid Range	比例因 數 Scale Factor
num_observations_1km	1km 像元觀測 次數	N/A	8-bit signed integer	-1	N/A	0 to 127	N/A
state_1km_1	1km 解析度反 射數據品質保 證描述	Bit Field	16-bit unsigned integer	65535	N/A	0 to 57335	N/A
SensorZenith_h_1	觀測時天頂角	Degree	16-bit signed integer	-32767	N/A	0 to 18000	0.01
SensorAzimuth_1	觀測時方位角	Degree	16-bit signed integer	-32767	N/A	-18000 to 18000	0.01
Range_1	觀測高度	Meters	16-bit unsigned integer	0	N/A	27000 to 65535	0.04
SolarZenith_h_1	觀測時太陽高 度角	Degree	16-bit signed integer	-32767	N/A	0 to 18000	0.01
SolarAzimuth_h_1	觀測時太陽方 位角	Degree	16-bit signed integer	-32767	N/A	-18000 to 18000	0.01
gflags_1	地理位置標記	Bit Field	8-bit unsigned integer	255	N/A	0 to 248	N/A
orbit_pnt_1	軌道指示	N/A	8-bit signed integer	-1	N/A	0 to 15	N/A
granule_pnt_1	圖幅指示	N/A	8-bit unsigned integer	255	N/A	0 to 254	N/A
num_observations_500m	500m 像元觀 測次數	N/A	8-bit signed integer	-1	N/A	0 to 127	N/A
sur_refl_b01_1	波段 1 地面反 射值	N/A	16-bit signed integer	-28672	N/A	-100 to 16000	0.0001
sur_refl_b02_1	波段 2 地面反 射值	N/A	16-bit signed integer	-28672	N/A	-100 to 16000	0.0001
sur_refl_b03_1	波段 3 地面反 射值	N/A	16-bit signed integer	-28672	N/A	-100 to 16000	0.0001
sur_refl_b04_1	波段 4 地面反 射值	N/A	16-bit signed integer	-28672	N/A	-100 to 16000	0.0001
sur_refl_b05_1	波段 5 地面反 射值	N/A	16-bit signed integer	-28672	N/A	-100 to 16000	0.0001
sur_refl_b06_1	波段 6 地面反 射值	N/A	16-bit signed integer	-28672	N/A	-100 to 16000	0.0001
sur_refl_b07_1	波段 7 地面反 射值	N/A	16-bit signed integer	-28672	N/A	-100 to 16000	0.0001
QC_500m_1	500m 解析度 反射數據品質 保證描述	Bit Field	32-bit unsigned integer	7874106 71	N/A	0 to 42949660 19	N/A

obskov_500m_1	觀測覆蓋率	Percent	8-bit signed integer	-1	N/A	0 to 100	0.01
iobs_res_1	觀測次數	N/A	8-bit unsigned integer	255	N/A	0 to 254	N/A
q_scan_1²	250m scan value information	N/A	8-bit unsigned integer	255	N/A	0 to 254	N/A

資料來源：<https://lpdaac.usgs.gov/products/mod09gav061/>

表 2-5 MOD11A1 數據集資料列表

衛星數據系 統名稱 SDS Name	描述 Description	數據 單位 Units	數據 形式 Data Type	填充值 Fill Value	缺值代碼 No Data Value	值域 Valid Range	比例因 數 Scale Factor
LST_Day_1km	日間地面溫度	Kelvin	16-bit unsigned integer	0	N/A	7500 to 65535	0.02
QC_Day	日間地面溫度 影像品質指示	Bit Field	8-bit unsigned integer	N/A	N/A	0 to 255	N/A
Day_view_time	日間觀測時當地時間	Hours	8-bit unsigned integer	255	N/A	0 to 240	0.1
Day_view_angle	日間觀測天頂角	Degree	8-bit unsigned integer	255	N/A	0 to 130	N/A
LST_Night_1km	夜間地面溫度	Kelvin	16-bit unsigned integer	0	N/A	7500 to 65535	0.02
QC_Night	夜間地面溫度 影像品質指示	Bit Field	8-bit unsigned integer	N/A	N/A	0 to 255	N/A
Night_view_time	夜間觀測時當地時間	Hours	8-bit unsigned integer	255	N/A	0 to 240	0.1
Night_view_angle	夜間觀測天頂角	Degree	8-bit unsigned integer	255	N/A	0 to 130	N/A
Emis_31	31 波段發射率	N/A	8-bit unsigned integer	0	N/A	1 to 255	0.002
Emis_32	32 波段發射率	N/A	8-bit unsigned integer	0	N/A	1 to 255	0.002
Clear_day_cov	日間晴空覆蓋	N/A	16-bit unsigned integer	0	N/A	1 to 65535	0.0005
Clear_night_cov	夜間晴空覆蓋	N/A	16-bit unsigned integer	0	N/A	1 to 65535	0.0005

2、資料擷取

MODIS 產品中包含多層子數據集，本計畫利用 ArcGIS Pro 之 Extract SubDataset 功能從 HDF 檔案節取所需數據，包含：

- (1)自 MOD11A1 產品提取地面溫度(LST_Day_1k)及影像品質(QC_Day)，進行地面溫度反演。

(2)自 MOD09GA 產品提取紅光波段(sur_refl_b01_1)及近紅外光波段(sur_refl_b02_1)反射率，以及影像品質(QC_500m_1)、雲覆狀況(state_1km_1)，進行 NDVI 指標反演。

3、影像合併與裁切

台灣涵蓋 H28 V06 及 H29 V06 兩幅圖像，透過 ArcGIS Pro 之 Mosaic to New Raster 功能，合併圖像，並將座標轉換為 TWD 1997 投影座標。為提升後續影像分析效率，透過 ArcGIS Pro 之 Extract by Mask 功能，裁減後僅保留台灣本島範圍內之像元。

4、NDVI 及 LST 資料反演

MODIS 各項產品數據需經式 2-1 轉換才能換算為對應值域，各項產品之單位、比例因子(Scale factor)及偏移量(additional offset)詳見表 2-4 及表 2-5，本計畫利用 Raster Calculator 功能進行各項之物理量，說明如下：
修正值(Revise_data)

$$= (\text{原始值(Raw_data)} - \text{偏移量(additional offset)}) \times \text{比例因子(Scale factor)} \quad \text{式 2-1}$$

(1)地面溫度(LST)

由表 2-5 可得知 LST_Day_1km 比例因子(Scale factor)為 0.02，並進一步將地面溫度單位轉換為 $^{\circ}\text{C}$ ，故以式 2-2 估計之

$$\text{LST} = 0.02 * \text{LST_Day_1km} - 273.15 \quad \text{式 2-2}$$

(2)常態化差值植生指標(NDVI)

本計畫採用 MODIS 之 MOD09GA 產品中紅光波段(sur_refl_b01_1)及近紅外光波段(sur_refl_b02_1)地表反射率進行估計，由於 sur_refl_b01_1 和 sur_refl_b02_1 的比例因子(Scale factor)皆為 0.0001(詳表 2-4)，故以式 2-3 進行 NDVI 估計，

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad \text{式 2-3}$$

$$= \frac{\text{sur_refl_b02_1} - \text{sur_refl_b01_1}}{\text{sur_refl_b02_1} + \text{sur_refl_b01_1}}$$

5、雲覆與品質不佳標註(Data Flag)

用 MOD09GA 產品之 state_1km_1、QC_500m_1 子數據集及 MOD11A1 產品之 QC_Day 子數據為雲覆或資料品質資訊；本計畫利用前述資料將資料分為資料品質正常、有雲覆、無資料、異常值(如反射光受到雜訊影響，導致 NDVI 數值大於 1 或小於-1)及品質不佳等五大類，相關標記代碼示如示如表 2-6。

表 2-6 資料標記(Data flag)說明

代碼	狀況	備註
0	無雲覆且資料品質正常	子數據集數值 0-1 bit 為 00
-9999	有雲覆	雲覆狀態子數據集 0-1 bit 數值非 00
-9998	無觀測資料	子數據集數值為 NoData
-9997	異常值	NDVI 數值大於 1 或小於-1 0
-9996	品質不佳	品質描述子數據集 0-1 bit 數值非 0

6、資料補遺

將雲覆、異常值、品質不佳及無觀測資料之像元設定為 NAN 值，再利用 python-panda 之 fillna 功能，以前一期影像資料進行補遺。

7、重取樣

利用 ArcGIS Pro 之 Extract Values to Points 功能，重取樣為空間解析度 1km 之網格資訊(全台共計 37,134 筆)。

8、TVDI 反演

透過研究區域內各相同 NDVI 之樣點其 LST 的最大值及最小值即可建立乾燥邊界(dry edge)及濕潤邊界(wet edge)(Sandholt et al., 2002)。LST_min 為已知 NDVI 沿著濕潤邊界(wet edge)下之最低地面溫度，LST_max 為已知 NDVI 沿著乾燥邊界(dry edge)下之最高地面溫度，濕潤邊界(wet edge)及乾燥邊界(dry edge)分析過程說明如下。

- (1) 將各月份之 LST 及 NDVI 資料，以 LST 為縱軸、NDVI 為橫軸繪製 XY 散佈圖。
- (2) 本計畫以「區間離散法」取代「統計回歸」進行乾、濕邊界分析。首先於各月散佈圖中，將 NDVI 數據分為 <0.05 及 0.05~1 以等間距 0.05 區分，共計 20 個區間。再於每個區間擇取 LST 最大值(LST_{max})及最小值界(LST_{min})，將各區間之 LST 最大值連線即為乾燥邊界，各區間之 LST 最小值連線即為濕潤邊界。
- (3) 將各像元地面溫度及各像元 NDVI 對應之 LST 最大值(LST_{max})及最小值界(LST_{min})代入式 2-4，即可估計 TVDI。

$$TVDI = \frac{LST - LST_{min}}{LST_{max} - LST_{min}} \quad \text{式 2-4}$$

(二)降雨量

本研究採用歷史觀測資料進行土壤含水量降尺度分析，待通過分析驗證比對，再配合預報雨量進行坡地災害預警分析。歷史觀測資料採用中央氣象局QPESUMS網格雷達降水觀測產品，另中央氣象局現有定量降水預報產品彙整示如表2-7，僅WRFD、TWRF及WPM有較長的預報長度，由於WRFD可提供各時期預報資訊(TWRF僅提供颱風時期預報)，且資料到位延遲較WPM短，故本研究將採用WRFD之預報產品進行後續預警分析。

由於QPESUMS及WRFD空間尺度分別為0.0125度（約1.3平方公里）及3公里，為利與TVDI之網格整合分析，本研究透過Bilinear法產製1公里時資料。

表 2-7 中央氣象局現行主要定量降水預報產品說明

GOF	內容	水平解析度	更新頻率	預報長度	到位延遲時間
QPEQPF	雷達外延預報	0.0125度	每10分	3小時	8-10分
iTEEN	以即時雷達回波觀測做為參考，對系集預報大數據輸出中進行資料探勘及後處理的極短期降雨預報產品	2公里	每小時	6小時	32-40分
RWRF	使用三維變分法同化雷達資料（回波及徑向風）和地面觀測，快速循環更新初始值，以WRF模式進行極短期預報	2公里	每小時	13小時	1小時
LETKF	利用32組成員的局地系集轉置卡爾曼濾波系統來同化雷達及地面觀測，以系集平均做為初始值，使用WRF模式進行極短期預報	2公里	每小時	13小時	1小時
WRFD	使用WRF模式建構為區域數值天氣預報作業系統；初始值採部分循環更新策略進行混合式系集—三維變分資料同化，並引入混合方案以結合全球模式預報的大尺度環流特徵	15/3公里	一天4次	120小時	6-7小時
TWRF	在WRFD的基礎上依據不同的空間尺度進行混合方案的調校，而最適化對颱風路徑的預報能力	15/3公里	一天4次	120小時	6-7小時
WPM	以系集系統的20組成員預報進行機率擬合平均的降雨預報產品	15/3公里	一天4次	108小時	10-11小時

資料來源：賴曉微、洪景山，110年，中央氣象局定量降水預報指引評估

(三)地文資料

由於土壤含水量與其地文特性(如坡度、土地利用等) 有密切關聯性，故將其納入空間降尺度預測因子，相關產出說明如下：

1、坡度

採用內政部發行之 20m*20m 網格 DEM 資料，利用 ArcGIS 軟體中 3D 分析模組(3D Analysis)之坡度(slope)功能進行分析，並依據水土保持技術規範第二十三條(詳表 2-8)，將坡度分為六級坡，中部區域坡度分布情況示如詳圖 2-9，為利用後續分析，利用 ArcGIS pro 之 Zonal Statistics/Mean 功能，找出 1 公里網格平均坡度，再依據表 2-8 進行 1 公里網格級坡分級。各土壤含水量測站之坡度情況詳表 2-9。

表 2-8 山坡地坡度分級標準

坡度級別	坡度範圍
一級坡	$S \leq 5\%$
二級坡	$5\% < S \leq 15\%$
三級坡	$15\% < S \leq 30\%$
四級坡	$30\% < S \leq 40\%$
五級坡	$40\% < S \leq 55\%$
六級坡	$55\% > S$

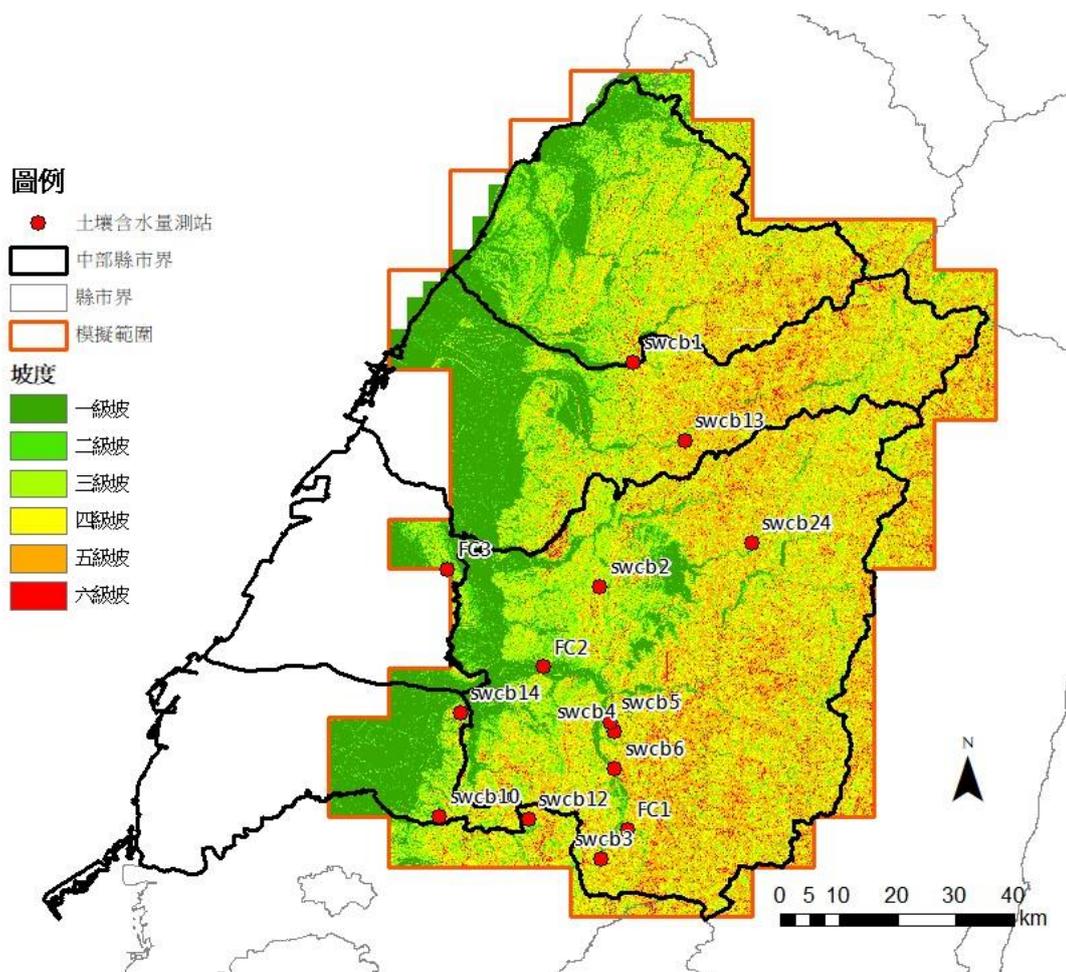


圖 2-9 中部區域坡度圖

表 2-9 土壤含水量觀測站 Metadata

區域	縣市	觀測站	X_TW97	Y_TW97	站代號	表土質地	土地利用	坡度
中部	苗栗縣	白布帆	240423	2688002	swcb1	B	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	A	開闊森林	三級坡
		豐丘	237443	2618257	swcb6	B	開闊森林	三級坡
		上安	237412	2624605	swcb4	-	密集森林	三級坡
		郡坑	236766	2626219	swcb5	B	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	B	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	C	森林與耕地鑲嵌	一級坡
		彰化縣	員林鎮	211334.1	2652440	FC3	C	森林與耕地鑲嵌
	雲林縣	坪頂	213215	2627817	swcb14	-	森林與耕地鑲嵌	一級坡
		華山	209977	2610061	swcb10	B	密集森林	三級坡

2、土地覆蓋

本研究採用 MODIS 的 MOD12Q1 產品的土地覆蓋 (Land cover)，MOD12Q1 每年提供全球土地覆蓋資訊，其採用 MODIS Terra 和 Aqua 反射率數據透過監督分類，再結合先驗知識和輔助信息進一步細化特定類別，共有六種分類方法，其空間解析度為 500 公尺本計畫使用 FAO-Land Cover Classification System 土地利用 (LCCS2) 分類，以符合計畫內容，示如表 2-10。中部區域土地覆蓋情況示如詳圖 2-10，各土壤含水量測站之土地覆蓋情況詳表 2-9。為利用後續分析，利用 ArcGIS pro 之 Zonal Statistics/Majority 功能，找出 1 公里網格最常出現類別作為 1 公里網格之代表土地覆蓋。

表 2-10 FAO-Land Cover Classification System 土地利用 (LCCS2) 圖例和分類定義表

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)	25 5	資料闕漏無法分類

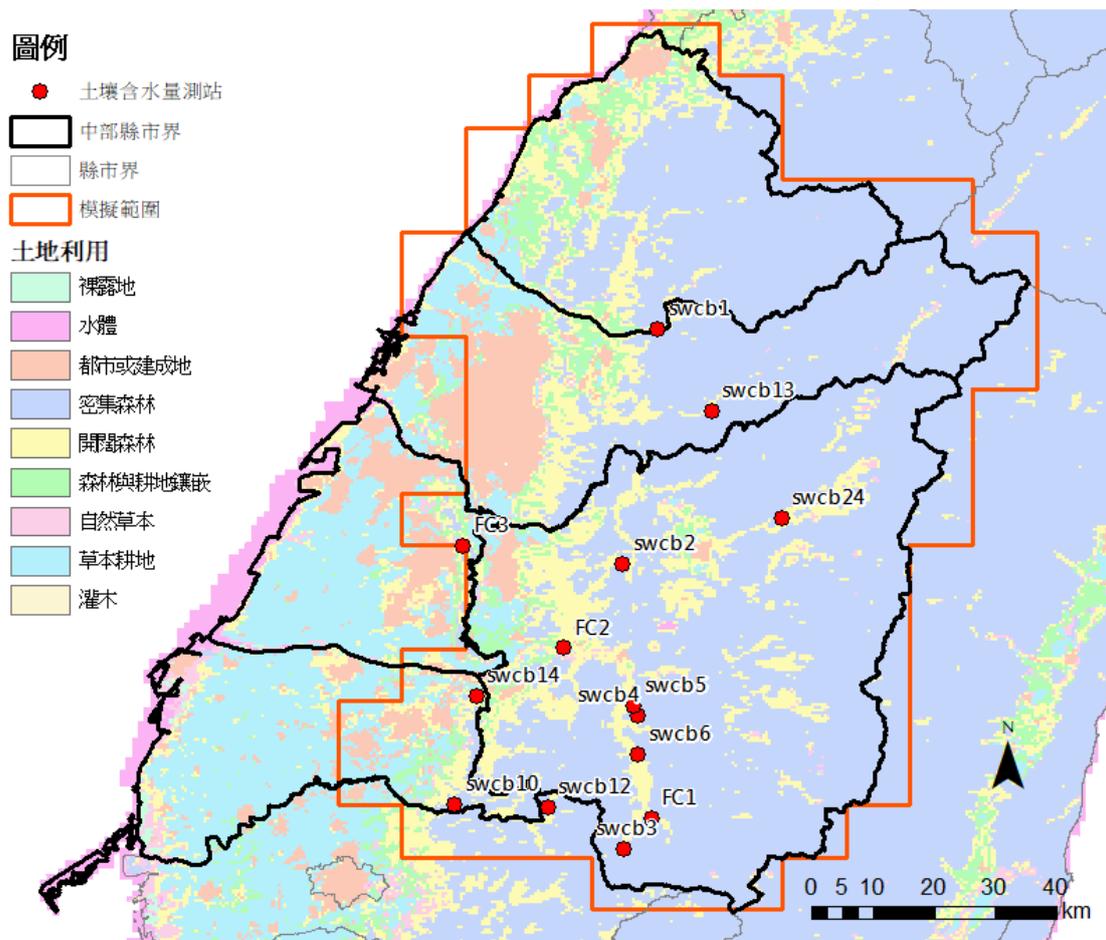


圖 2-10 中部區域土地覆蓋分布情況

二、空間降尺度分析方法

本研究利用人工智慧(類神經)、機器學習(極限梯度提升(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)、隨機森林(Random Forest)、支援向量機(Support Vector Machine, SVM))及統計分析(線性回歸)等方法，將 SMAP 土壤含水量由 9 公里空間解析度降至 1 公里空間解析度，茲就方法說明如下：

(一)類神經網路(Neural Network)

在監督式學習模式中，由Rumelhart 等學者於1986 年所發展的誤差向後推導或稱倒傳遞學習演算法（簡稱BP）是被廣泛使用的一種學習演算法，因為其具有學習及回想的

功能，故可進行定率預測。一般倒傳遞網路可分為三部份，輸入層用以接受外在環境的訊息，其神經元數目則依問題而定；輸出層用以輸出訊息給外在環境，其神經元數目同樣依問題而定；隱藏層將輸入與輸出層各處理單元間的相互關係充份地表現出來，其神經元數目並無標準可決定。倒傳遞網路模式學習訓練方式由所探討問題中取得相當數量之訓練樣本，並從樣本中應用向前餽入與誤差向後推導兩步驟推求輸入變數與輸出變數的內在對映規則，再應用回想功能，進行新案例之輸出變數值推估。下列為倒傳遞類神經網路(BP)之學習與回想過程建立步驟，並對本研究訓練倒傳遞類神經網路所採用之演算法作說明：

令輸入層、隱藏層與輸出層節點分別以*i*、*j*、*k* 為下標符號，建立一輸入層、隱藏層與輸出層節點數分別為*m*、*n*、*o* 個，以均勻分佈隨機亂數設定加權值矩陣*W_{ij}*、*W_{jk}* 與閾值 *b_j*、*b_k* 的初始值。

輸入一個訓練案例之輸入向量與目標輸出向量。

輸入向量： $\vec{X} = [x_i]$ ， $i = 1, 2, 3 \dots m$

目標輸出向量： $\vec{T} = [T_k]$ ， $k = 1, 2, 3 \dots o$

計算推估輸出向量 \vec{O} 。

1、輸入層向量

$$\vec{X} = [x_i] \quad i = 1, 2, \dots m$$

2、計算隱藏層輸出向量 \vec{H}

$$H_j = f_h(\text{net}_j) = \sum_{i=1}^m x_i w_{ij} - b_j \quad j = 1, 2, 3 \dots n$$

式 2-5

其中 $f_h(x)$ 為隱藏層轉換函數，可依問題型態挑選適當轉換函數。

3、計算輸出層輸出向量 \vec{O}

$$O_k = f_o(\text{net}_k) = \sum_{j=1}^n H_j w_{jk} - b_k \quad k = 1, 2, 3 \dots o$$

式 2-6

其中 $f_o(x)$ 為輸出層轉換函數，可依問題型態挑選適當轉換函數。

4、計算加權值矩陣修正量 Δw ，及閾值修正量 Δb 。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^o (O_k - T_k)^2 \quad \text{式 2-7}$$

因此網路的學習過程即為使能量函數最小化的過程，通常以最陡坡降法來使能量函數最小化，即每次所有輸入值和目標都提供給網路後，網路便更新權重值和偏權值，調整的幅度和誤差函數對該加權值的敏感程度成正比，即與誤差函數對加權值的偏微分值大小成正比：

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} \quad \text{式 2-8}$$

式中：

Δw : 加權值調整的幅度； η : 學習速率(learning rate)，控制每次以最陡坡降法最小化誤差函數的步幅，其範圍為 $0 \leq \eta \leq 1$ ，可視所需狀況自行設定範圍容許內之值。

經由一連串的代入及演算可推得以下各值：

(1) 輸出層

$$\Delta w_{jk} = \eta (T_k - O_k) \cdot df_o(\text{net}_k) \cdot H_j \quad \text{式 2-9}$$

$$\Delta b_k = \eta (T_k - O_k) \cdot df_o(\text{net}_k) \quad \text{式 2-10}$$

其中 $df_o(x)$ 為輸出層轉換函數之一階導函數，舉例

說明：若以雙曲線正切函數 $f_o(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ 為輸出層之轉換函數，其一階導函數則為 $df_o(x) = \frac{4}{(e^x - e^{-x})^2}$

(2)隱藏層

$$\Delta w_{ij} = \eta(T_k - O_k) \cdot df_o(net_k) \cdot w_{jk} \cdot df_h(net_j) \cdot x_i$$

式 2-11

$$\Delta b_j = \eta(T_k - O_k) \cdot df_o(net_k) \cdot w_{jk} \cdot df_h(net_j)$$

式 2-12

其中 $df_h(x)$ 為隱藏層轉換函數之一階導函數。

5、更新加權值矩陣與閾值

$$w_{new} = w_{old} + \Delta w$$

$$b_{new} = b_{old} + \Delta b$$

6、重覆步驟 2 至步驟 6，直至收斂，即誤差不再有明顯變化且符合所要求的精度。

(二)極限梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)

Tianqi(2016)提出的 XGBoost 由 Breiman(1997)提出的梯度提升決策樹(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)延伸而來， Gradient Boosting 與 Boosting 的差異在於它的每一次計算都是為了減少上一次的殘差，而為了消除殘差，可以在殘差減小的梯度方向上建立模型， Gradient Boosting 每建立一個新的模型是為了使之前的模型殘差往梯度下降，與在判斷正確及錯誤的樣本加上不同的權重的 Boosting 有一些不同，預測模型為把每棵樹的結果加總起來(如式 2-13)， $F = \{f(x) = \sum_{q=1}^K W_q(x)\}$ ，q 代表每棵樹結構的相應葉子節點，K 為建立決策樹的數量。

目標函數($L(\emptyset)$)是由損失函數($l(\hat{y}_i, y_i)$)加上正規化項($\Omega(f_k(x_i))$)如式 2-14), 正規化項是一個懲罰項(如式 2-15), 可以解決過度配適的問題, T 為葉子節點數, W_j 為第 j 個節點的分數, γ 及 λ 為懲罰的係數, 分類問題及迴歸問題的損失函數(如式 2-16及式 2-17)。

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), f_k \in F \quad \text{式 2-13}$$

$$L(\emptyset) = \sum_{k=1}^K l(\hat{y}_i, y_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k(x_i)) \quad \text{式 2-14}$$

$$\Omega(f_k(x_i)) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w_j^2 \quad \text{式 2-15}$$

$$\text{Regression} : (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad \text{式 2-16}$$

$$\text{Logistic} : -[(y_i \log \hat{p}_i) + (1 - y_i)(\log(1 - \hat{p}_i))] \quad \text{式 2-17}$$

XGBoost的特徵選擇規則(如式 2-18), 希望分割後的分數越大越好, 因此選取Gain值大的進行分割。

$$\text{Gain} = \frac{1}{2} \left[\frac{G_L^2}{H_L + \lambda} + \frac{G_R^2}{H_R + \lambda} - \frac{(G_L + G_R)^2}{H_L + H_R + \lambda} \right] - \gamma \quad \text{式 2-18}$$

(三)隨機森林(Random Forest)

隨機森林是用隨機的方式建立一個森林, 森林是一個由決策樹的集合, 且每一棵決策樹之間沒有關聯 (圖2-11), 當有一筆資料輸入, 就讓森林中的每一棵決策樹進行判斷, 將每棵決策樹所輸出的結果, 作統計機率後找出最多的一類, 就將該資料識為這一類, 決策樹是將大量的訓練資料進行劃分的一種方法, 每次分割的時候, 是將現有的資料一分為

二，此時，要將資料分為左邊或右邊的方法，是把資料與現在這個節點的閾值做比較，小於閾值分為左邊，大於閾值分為右邊，該閾值是由隨機亂數所產生，當訓練資料經過每個節點，都會利用直方圖做記錄，記錄每一種類別的数量。而在節點中，是否要再分裂出子節點，是對此直方圖計算資料資訊獲利的算法 (Information Gain) 來決定，如果當 Information Gain 大於閾值後，表示此節點無需再分裂，即為葉節點，反之為分裂節點。資訊獲利的算法公式(式 2-19)。

$$Gain = -\frac{|G_l|}{|G_n|}E(G_l) - \frac{|G_r|}{|G_n|}E(G_r) \quad \text{式 2-19}$$

上述公式中 G_l 為左邊的数量、 G_r 為右邊的数量、 $E(G_l)$ 為計算 G_l 的Entropy和 $E(G_r)$ 為計算 G_r 的Entropy，此時Gain的數值必為負值，Gain的數值越大，表示分類的越一致，大多資料分為同一類，而其中Entropy是將資料分類到左邊和右邊的直方圖做計算，目的是分析直方圖的分佈亂度(如式 2-20)。

$$E = \sum_{i=1}^n p(g_i)\log(p(g_i)) \quad \text{式 2-20}$$

其中E表示此直方圖之亂度、 g_i 為左(右)邊各類別的数量和 $p(g_i)$ 為分佈在左(右)邊各類別的機率，如果計算出來的E值越小，則表示直方圖很極端分類越好，最後，將訓練資料經由上述的規則來建立二元決策樹，Gain 的閾值和決策樹的成長深度，皆可由經驗決定。

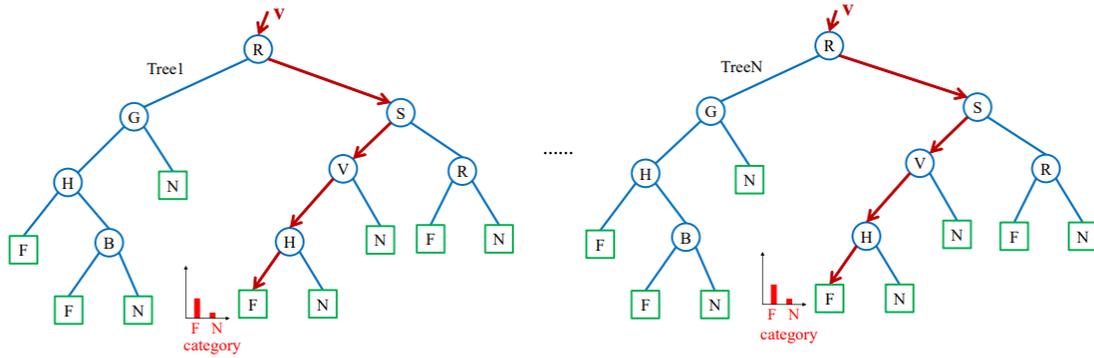


圖 2-11 隨機森林視覺化

(四) 支援向量機(Support Vector Machine, SVM)

支援向量回歸(SVR)為一非線性核心之回歸模型，其主要目的為在有限之訓練樣本中估計一未知連續值函數，假設一回歸函數 $f(x)$ 基於給定之訓練資料 $\{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, N\}$ ，其中 $x_i \in R^d$ 代表第 i 個具有維度 d 之輸入向量，輸出目標值 $y_i \in R$ ，為了能具有良好泛化能力和較佳函數逼近(function approximation)，SVR需在高維度特徵空間中，找出較小風險之超平面，(如式 2-21)。

$$f(x) = w^T \phi(x) + b \quad \text{式 2-21}$$

其中 $\phi(x)$ 為一輸入變數 x 是透過非線性轉換之高維度特徵空間，而 w 為一超平面之法向量，其目的是找尋在輸入向量中，其點到超平面之距離(此距離又稱邊界值)，而經由結構風險最小化方程式可得知 w 及 b ，此方程式(如式 2-22)。

$$\text{Minimize } C \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_s(y_i, f(x)) + \frac{1}{2} \|w\|^2, \quad \text{式 2-22}$$

(五)線性回歸

線性回歸是一種有監督的學習演算法，旨在採用線性方法來建模因變數和自變數之間的關係，換句話說，它的目標是擬合一條最好地捕捉資料關係的線性趨勢線，並且，從這條線，它可以預測目標值可能是什麼。

線性回歸演算法(如式 2-23)，可以簡化為(如式 2-24)，

$$f(x) = \theta_0 + \theta^1x_1 + \theta^2x_2 + \theta^3x_3 + \dots \theta^nx_n \quad \text{式 2-23}$$

$$f(x) = \Theta^T X \quad \text{式 2-24}$$

第四節 空間降尺度分析成果

一、資料處理

本研究以 2015-2020 資料作為訓練集，2021 作為驗證集，被預測因子(Predictand)採用測站土壤含水量觀測值(包含 11 個水土保持局土壤含水量測站及 3 個本計畫設立之土壤含水量測站)，預測因子(Predictor)採用站點所在區位對應之 SMAP 土壤含水量、TVDI 指標、雨量、坡度、土地覆蓋。

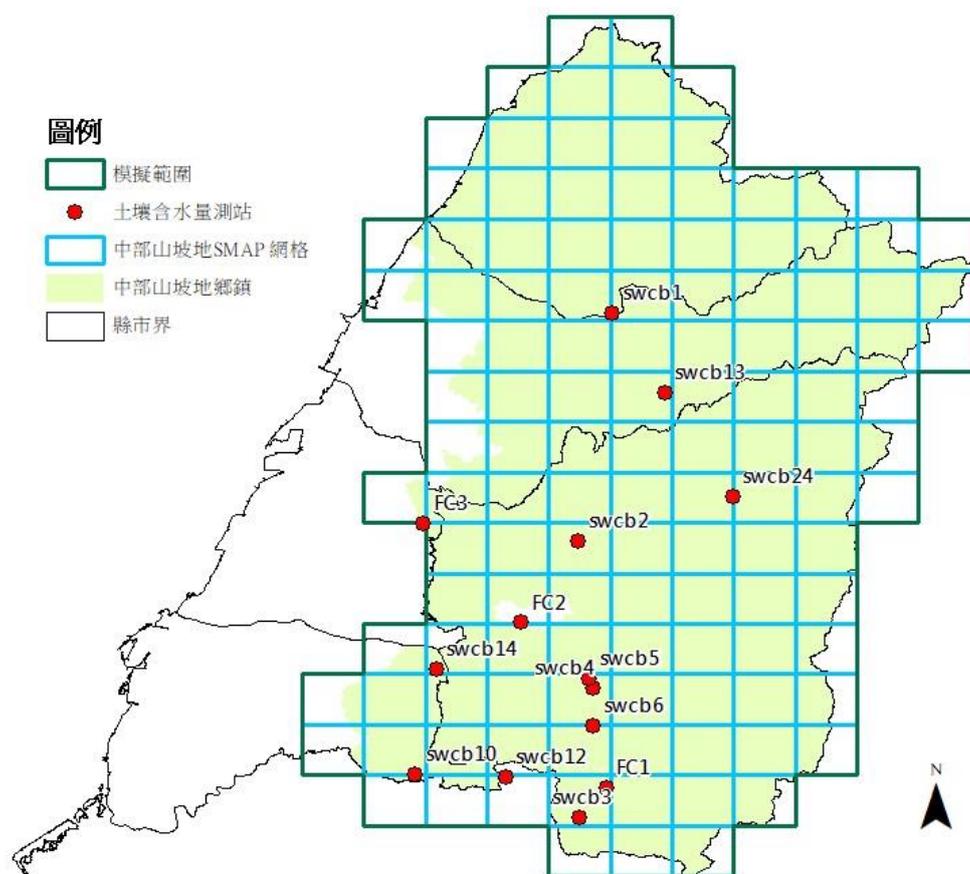


圖 2-12 本研究模擬範圍(中部區域山坡地)

二、模型建置

本計畫分別以 XGBoost、Random forest、LinearRegression 及 SVM 四種模型進行土壤含水量空間降尺度分析，經試誤法得到各模型最佳參數設定示如表 2-11。

表 2-11 模型最佳參數設定一覽表

Model	Parameters	value
XGBoost	n_estimators(樹的個數)	750
	learning_rate(學習率)	0.005
	max_depth(最大樹深)	4
	colsample_bytree(建立樹採樣的比率)	0.5
	subsample(子樣本佔整個樣本的比例)	0.5
	min_child_weight(最小單個葉子樣本數)	1
Random forest	n_estimators(樹的個數)	100
	max_depth(最大樹深)	5

Model	Parameters	value
	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
SVM	degree(多項式函數的維度)	3
	tol(停止訓練的誤差值大小)	0.001
	cache_size(核函數 cache 緩存大小)	200

三、分析成果

模式訓練、驗證分析成果示如表 2-12，訓練階段以 Random Forest 最佳， R^2 達 0.949，MAPE 小於 0.15；驗證階段以 XGBoost 為最佳， R^2 達 0.882，MAPE 小於 0.23；整體而言 Random Forest 在訓練階段及驗證階段 R^2 皆超過 0.8，故本計畫以 Random Forest 進行 1 公里土壤含水量估計。

表 2-12 土壤含水量空間降尺度模型成果比較

	訓練 R2-score	驗證 R2-score	訓練 Rmse	驗證 Rmse	訓練 Mape	驗證 Mape
XGBoost	0.753	0.882	14.43	9.79	0.353	0.224
Random forest	0.949	0.805	6.55	12.73	0.145	0.259
LinearRegression	0.627	0.871	15.13	10.32	0.372	0.229
SVM	0.686	0.751	16.26	14.36	0.428	0.328

第三章 降雨期間土壤含水量變化趨勢預報

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。本研究將以 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。茲說明如下：

第一節 特徵選取

依據水平衡公式，土壤含水量主要受到土壤臨前含水量、降雨量、逕流量、蒸發散量及土壤入滲量影響，其中逕流量與降雨量與土地覆蓋有密切相關，蒸發散量與溫度、風速、風向、日照時數相關，土壤入滲量與土壤質地相關，中央氣象局 WRFD 雖提供降雨量、溫度、風速、風向等水文氣象資料，然缺乏日照時數預報資料，故現階段排除蒸發散量相關因子，另臺灣地區高山區域缺乏土壤質地資訊，故現階段亦排除土壤入滲量相關因子。主要以降雨量與土地覆蓋因子作為主要特徵，進行土壤含水量時間降尺度分析。

本計畫依據土地覆蓋因子將測站分為茂密森林、開闊森林及森林與耕地交雜三類，並進行分群進行訓練，預測因子包含 t 、 $t-1$ 、 $t-2$ 、 $t-3$ 、 $t-4$ 時刻時雨量、前 1、2、3 日雨量，及前 2 日土壤臨前含水量，訓練、驗證階段雨量採用測站觀測雨量，土壤臨前含水量採用 SMAP 土壤含水量降尺度成果，後續預報時再將雨量改採 WRFD 預報雨量進行預報分析。

表 3-1 測站依據土地覆蓋類別進行分群

分群編號	縣市	觀測站	土地覆蓋
1	台中市	松鶴	茂密森林
	南投縣	上安	茂密森林
	南投縣	郡坑	茂密森林
	南投縣	神木	茂密森林
	南投縣	九份二山	茂密森林
	南投縣	信義鄉站*	茂密森林
	彰化縣	員林鎮站*	茂密森林
	雲林縣	華山	茂密森林
2	南投縣	集集鎮站*	森林與耕地交雜
	雲林縣	坪頂	森林與耕地交雜
3	苗栗縣	白布帆	開闊森林
	南投縣	南豐	開闊森林
	南投縣	豐丘	開闊森林

第二節 模式建置

本計畫分別以 XGBoost、Random forest、Linear Regression 及 SVM 四種模型進行土壤含水量時間降尺度分析，以 80%數據為訓練案例，20%數據為驗證資料集，經試誤法得到各模型最佳參數設定示如表 2-11。

表 3-2 模型最佳參數設定一覽表

Model	Parameters	value
XGBoost	n_estimators(樹的個數)	750
	learning_rate(學習率)	0.005
	max_depth(最大樹深)	4
	colsample_bytree(建立樹採樣的比率)	0.5
	subsample(子樣本佔整個樣本的比率)	0.5
	min_child_weight(最小單個葉子樣本數)	1
Random forest	n_estimators(樹的個數)	100
	max_depth(最大樹深)	5
	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
SVM	kernal(核函數)	'rbf'
	tol(停止訓練的誤差值大小)	0.001
	cache_size(核函數 cache 緩存大小)	200

第三節 分析成果

以茂密森林分區之測站為例，模式訓練、驗證分析成果示如表 2-12，訓練及驗證皆以 Random Forest 最佳， R^2 分別達 0.99 及 0.989，MAPE 分別為 1.263 及 1.336，分析成果相當良好，可有效完成土壤含水量時間降尺度分析，Random Forest 視覺化樹狀圖示意圖示如圖 3-1。

表 3-3 土壤含水量時間降尺度模型成果比較

	訓練 R2-score	驗證 R2-score	訓練 Rmse	驗證 Rmse	訓練 Mae	驗證 Mae
XGBoost	0.981	0.979	3.252	3.403	1.988	2.086
Random forest	0.990	0.989	2.242	2.406	1.263	1.336
LinearRegression	0.963	0.962	4.526	4.551	2.616	2.612
SVM	0.966	0.964	4.350	4.453	2.392	2.437

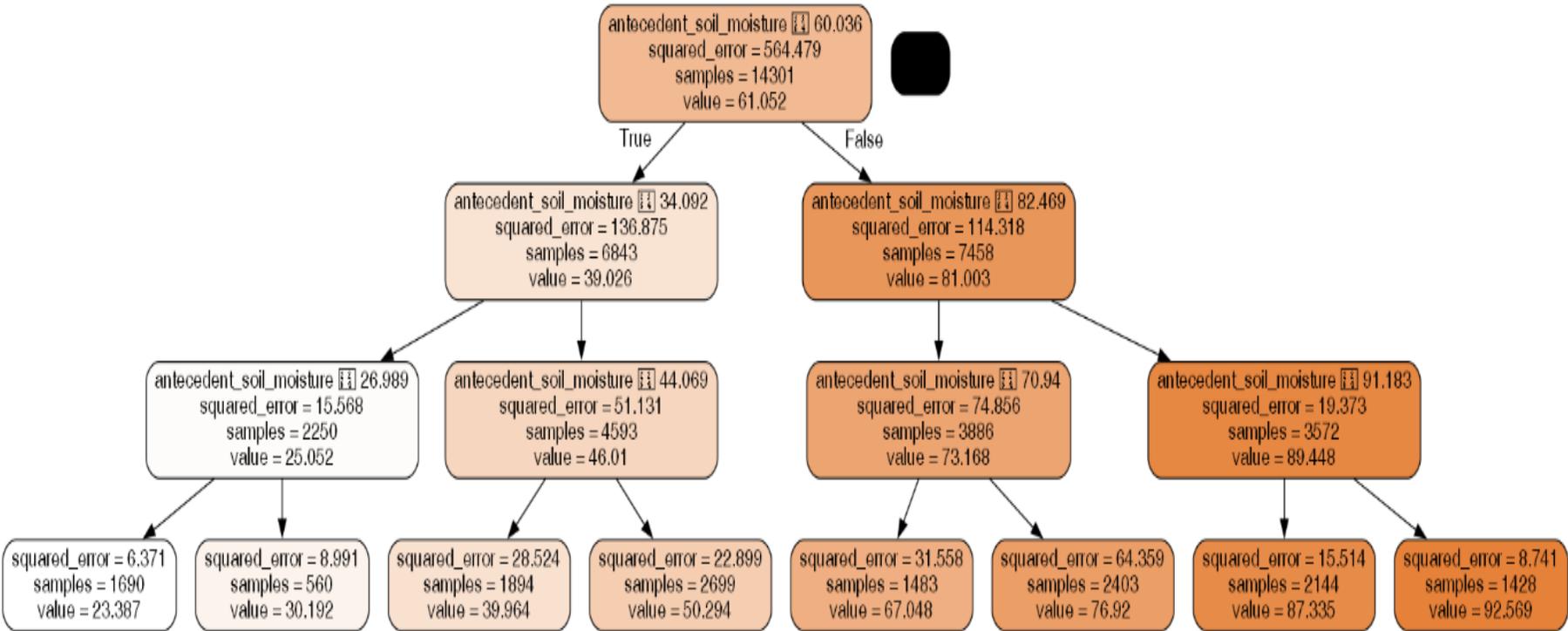


圖 3-1 隨機森林視覺化第一棵樹(層數為 3)

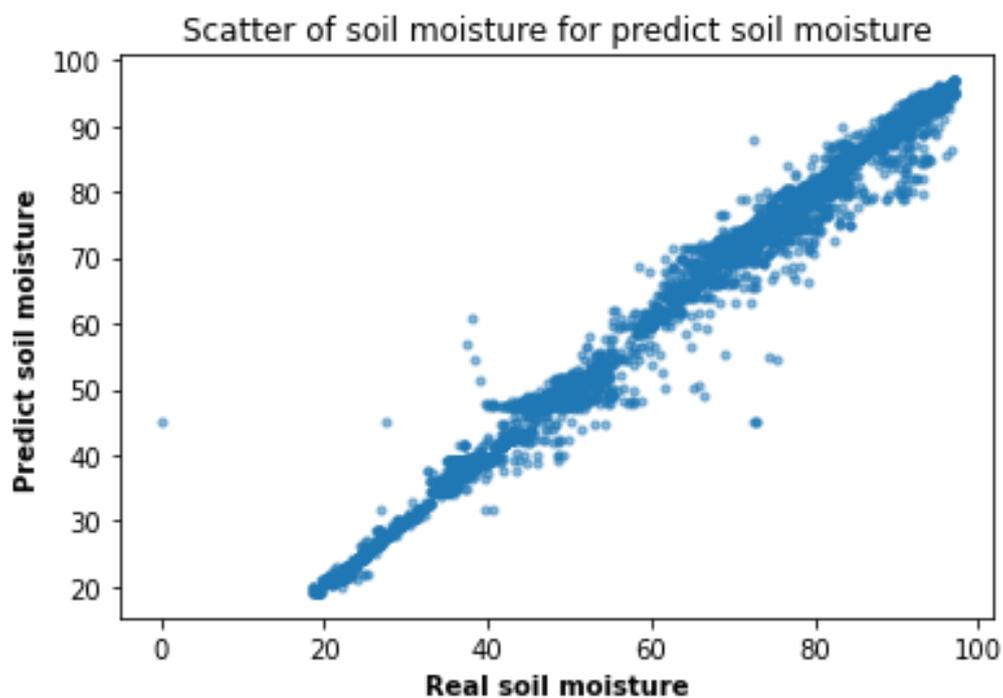


圖 3-2 真實土壤含水量與預測土壤含水量散佈圖

第四章 異質資料庫管理系統建置精進

茲以第一年建構之異質資料庫管理系統為基礎，加入第二年度土壤含水量降尺度分析成果及中央氣象局即時觀測與預報之資料，進行資料庫資料更新，更新後之異質資料庫管理系統架構示如圖 4-1。

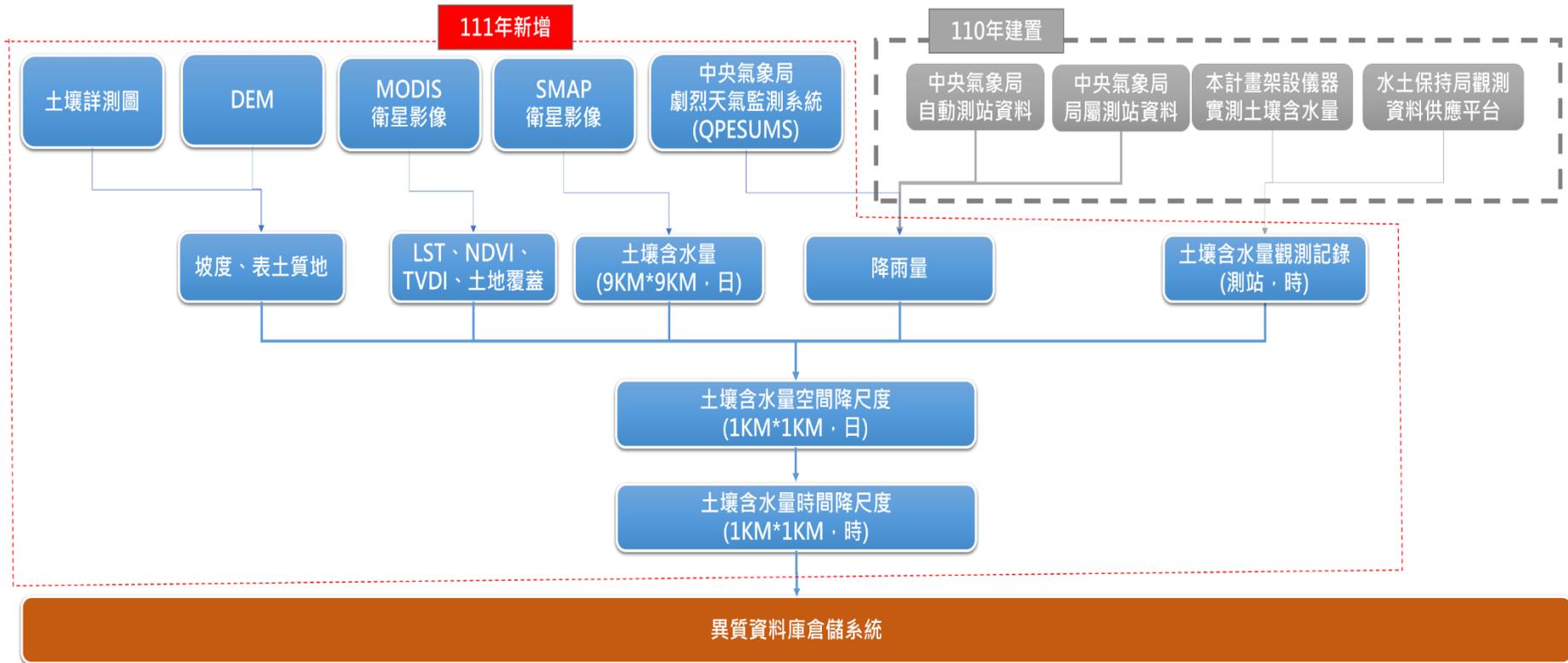


圖 4-1 異質資料庫管理系統架構圖

第五章 結論與建議

- 一、土壤含水量空間降尺度分析：已完成SMAP土壤含水量衛星影像資料、水保局土壤含水量觀測資料、溫度植被乾旱指數(TVDI)、降雨量、坡度、土地覆蓋、表土質地等資料蒐集與分析，並利用極限梯度提升、隨機森林、支援向量機及線性回歸初步完成土壤含水量空間降尺度分析，符合預定進度，後續將持續精進學習精度，並加入類神經模擬。根據土壤含水量空間降尺度分析結果，降尺度成果與觀測資料相關係數可達0.949，但RMSE與MAPE偏高，顯示降尺度分析已抓到測站土壤含水量變化趨勢，但預測成果存在顯著偏態，後續將持續檢討並導入偏態修正(Bias Correction)進行誤差修正，以期降低偏差。
- 二、降雨期間土壤含水量變化趨勢預報：本計畫以土地覆蓋因子茂密森林為例，進行訓練，預測因子包含t、t-1、t-2、t-3、t-4時刻時雨量、前1、2、3日雨量，及前2日土壤臨前含水量，分別以XGBoost、Random Forest、LinearRegression及SVM四種模型進行土壤含水量時間降尺度分析，以Random Forest成果最佳， R^2 分別達0.99及0.989，MAPE分別為1.263及1.336，模型配適良好。
- 三、異質資料庫管理系統建置精進工作進度：持續蒐集3處土壤含水量觀測站觀測資料納入資料庫，並將土壤含水量空間降尺度所需資料及成果納入資料庫，以作為第三年即時預警模式之重要基礎。

表 5-1 工作進度表

工作項目		1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
土壤含水量空間降尺度分析	蒐集土壤含水量衛星影像產品	◎ ▲	◎ ▲	◎ ▲									
	分析蒐集土壤含水量衛星影像產品				◎ ▲	◎ ▲	◎ ▲						
	分析土壤含水量空間降尺度							◎ ▲	◎ ▲	◎ ▲			
土壤含水量持續監測與驗證分析	收集土壤含水量資料				◎ ▲	◎ ▲	◎ ▲						
	土壤含水量資料驗證分析							◎ ▲	◎ ▲	◎ ▲			
降雨期間土壤含水量變化趨勢預報	蒐集土壤含水量及降雨事件相關資料							◎ ▲	◎ ▲	◎ ▲			
	分析降雨事件期間土壤含水量變化趨勢										◎ ▲	◎ ▲	◎ ▲
異質資料庫管理系統建置精進	精進異質資料庫管理系統							◎ ▲	◎ ▲	◎ ▲			
	更新異質資料庫管理系統										◎ ▲	◎ ▲	◎ ▲

註：◎ 預計工作進度 ▲ 實際工作進度

參考文獻

- 1、王宗一 (2000)。使用行動代理者作分散式資料庫資料擷取。行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告(編號: NSC89-2213-E006-056)。
- 2、王敏旭 (2017)。整併異質資料庫中的多維度資料之校務研究資料倉儲系統(未出版之碩士論文)。中央大學，桃園市。
- 3、王雁平 (2008)。崩塌因子對崩塌率及崩塌深度關係之研究(未出版之碩士論文)。國立中興大學，台中市。
- 4、江昭輝，簡光佑，莊秉潔，黨美齡，李育棋，洪景山，... & 蔡徵霖 (2015)。台灣區域土壤含水率觀測網之建置與資料分析。大氣科學，43(2)，133-150。
- 5、何碩倫 (2015)。納入土壤含水因子於土石流有效累積雨量預警訂定與警戒解除時間之研究(未出版之碩士論文)。逢甲大學，台中市。
- 6、吳怡瑩、劉哲欣、張志新 (2013)。降雨量與表層土壤含水量關係之研究。「社團法人中華水土保持學會 102 年度年會」發表之論文，國立中興大學。
- 7、李秉乾 (2018)。應用坡地易損性模式於坡地災害損失評估及警戒模式研究。行政院農業委員會水土保持局委辦計畫(計畫編號: SWCB-107-316)。
- 8、姚銘輝，鍾昀軒，& 徐永衡.(2015)。利用未來統計降尺度氣候資料評估臺灣水稻生產潛勢。作物，環境與生物資訊。
- 9、張婷婷、張雪飛、邵芸 (2016)。一種土壤含水量產品降尺度方法，專利編號 CN106501186A，中國：中華人民共和國國家知識產權局。
- 10、張雅惠 (1997)。一個達到異質性資料庫間互通能力的詢問句處理器。行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告 (編號: NSC86-2213-E126-006)。

- 11、莊俊宏 (2019)。異質資料庫軟體資源監控建置(未出版之碩士論文)。嘉義市，中正大學。
- 12、莊緯璉 (2005)。運用判別分析進行山崩潛感分析之研究—以臺灣中部國姓地區為例(未出版之碩士論文)。國立中央大學，桃園市。
- 13、郭晶鵬 (2017)。一種基於 AMSR2 土壤水分數據降尺度算法，專利編號 CN107424076A，中國：中華人民共和國國家知識產權局。
- 14、陳慶和，劉偉麟，陳嘉興，廖述良，陳清南，陳永信,... & 李中和. (2004)。永續空氣品質監測網多目標規劃理論及系統之發展。2004 台灣環境資源永續發展研討會論文集---人文與科技之融合。台灣環境資源永續發展協會。
- 15、陳樹群 (2012)。土石流防災整備模式檢討與更新。水保局計畫成果報告(計畫編號:SWCB-101-161)。
- 16、陳樹群、蔡喬文、何謹余、陳美珍、伊孝元 (2013)。土壤雨量指數分析崩塌地案例特性及其在防災整備階段之應用。「社團法人中華水土保持學會 102 年度年會」發表之論文，國立中興大學。
- 17、陳錕山 (2009)。衛星遙測台灣地區土壤含水量與降雨量之研究。交通部中央氣象局委託研究計畫成果報告(編號: MOTC-CWB-98-2M-05)。
- 18、馮智偉 (2017)。整合土壤雨量指數與降雨驅動指標之警戒模式可行性評估。行政院農業委員會水土保持局委辦計畫(計畫編號: SWCB-106-119)。
- 19、黃裕賢 (2013)。102 年度「漁業產銷戰情決策與資訊整合服務」。行政院農業委員會漁業署 102 年度科技計畫研究報告(編號: 102 農科-7.1.3-漁-F1)。
- 20、賈艷昌、謝漠文、姜紅濤 (2017)。全球 36km 格網土壤水分逐日估算。地球信息科學學報，19(6)，854-860。
- 21、劉宜君, & 陳樹群. (2018)。結合土壤雨量指數與頻率比法建構坡地災害潛勢模式. *Journal of Chinese Soil and Water*

- Conservation, 49(4), 243-253.
- 22、劉哲欣 (2018)。坡地聚落的崩塌危害評估。國家災害防救科技中心計畫研究報告。
- 23、簡永仁 (2000)。主動式異質資料庫系統之資料一致性維護--應用於電子商務。行政院國家科學委員會補助專題研究計畫成果報告 (編號: NSC89-2213-E126-021)。
- 24、蘇文瑞 (2018)。坡地災害情資功能模組開發與情資服務。國家災害防救科技中心計畫研究報告。
- 25、Abbaszadeh, P., Moradkhani, H., & Zhan, X. (2019). Downscaling SMAP radiometer soil moisture over the CONUS using an ensemble learning method. *Water Resources Research*, 55(1), 324-344.
- 26、Alemohammad, S. H., Kolassa, J., Prigent, C., Aires, F., & Gentine, P. (2018). Global downscaling of remotely sensed soil moisture using neural networks. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(10), 5341-5356.
- 27、Chaubell, J., S. Chan, R. S. Dunbar, J. Peng, and S. Yueh. (2020). SMAP Enhanced L1C Radiometer Half-Orbit 9 km EASE-Grid Brightness Temperatures, Version 3. <https://doi.org/10.5067/XB8K63YM4U8O>. [2022/04/08]
- 28、Du, J., Kimball, J. S., Galantowicz, J., Kim, S. B., Chan, S. K., Reichle, R., ... & Watts, J. D. (2018). Assessing global surface water inundation dynamics using combined satellite information from SMAP, AMSR2 and Landsat. *Remote sensing of environment*, 213, 1-17.
- 29、Entekhabi, D., Yueh, S., O'Neill, P. E., Kellogg, K. H., Allen, A., Bindlish, R., ... & West, R. (2014). SMAP handbook—soil moisture active passive: Mapping soil moisture and freeze/thaw from space.
- 30、Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC) (2021) README Document for LPRM Surface Soil Moisture Data Products. Retrieved from

https://hydro1.gesdisc.eosdis.nasa.gov/data/WAOB/LPRM_AMSR2_DS_D_SOILM3.001/doc/README_LPRM.pdf

- 31、Guevara, M., & Vargas, R. (2019). Downscaling satellite soil moisture using geomorphometry and machine learning. *PloS one*, 14(9), e0219639.
- 32、O'Neill, P. E., S. Chan, E. G. Njoku, T. Jackson, R. Bindlish, J. Chaubell. and A. Colliander. (2021) SMAP Enhanced L2 Radiometer Polar Half-Orbit 9 km EASE-Grid Soil Moisture, Version 5. <https://doi.org/10.5067/LOT311EZHH8S>. [2022/04/08]
- 33、Posner, A. J., & Georgakakos, K. P. (2015). Soil moisture and precipitation thresholds for real-time landslide prediction in El Salvador. *Landslides*, 12(6), 1179–1196. <https://doi.org/10.1007/s10>
- 34、Park, S., Im, J., Park, S., & Rhee, J. (2015, July). AMSR2 soil moisture downscaling using multisensor products through machine learning approach. In 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) (pp. 1984-1987). IEEE.
- 35、Segoni, S., Rosi, A., Lagomarsino, D., Fanti, R., & Casagli, N. (2018). Brief communication: Using averaged soil moisture estimates to improve the performances of a regional-scale landslide early warning system. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18, 807–812. <https://doi.org/10.5194/nhess-18-807-20>
- 36、Wu, C. Y., & Chen, S. C. (2013). Integrating spatial, temporal, and size probabilities for the annual landslide hazard maps in the Shihmen watershed, Taiwan. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 13(9), 2353-2367.
- 37、Xia, Y., Ek, M. B., Wu, Y., Ford, T., & Quiring, S. M. (2015). Comparison of NLDAS-2 simulated and NASMD observed daily soil moisture. Part I: Comparison and analysis. *Journal of Hydrometeorology*, 16(5), 1962-1980.

- 38、Xia, Y., Sheffield, J., Ek, M. B., Dong, J., Chaney, N., Wei, H., ... & Wood, E. F. (2014). Evaluation of multi-model simulated soil moisture in NLDAS-2. *Journal of Hydrology*, 512, 107-125.
- 39、Yang, C., Wang, N., & Wang, S. (2017). A comparison of three predictor selection methods for statistical downscaling. *International Journal of Climatology*, 37(3), 1238-1249.

附錄

附錄一、細部計畫說明書審查意見暨回覆辦理情形

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：為配合本局業務需求，計畫內容建議調整(或納入後續執行評估參考)部分：		
一	以10公里空間解析度降尺度至1公里，能否突顯小區域(1公里)局部之差異？	感謝委員建議，本計畫考量精度較高之資訊(如MODIS光學影像特徵、土壤質地、土地利用、坡度、降雨量，其空間尺度 ≤ 1 公里)配合SMAP土壤含水量產品(9公里)進行降尺度分析，由於有高精度之納入，故可凸顯出小區域局部之差異。
二	以最小二乘法透過回歸分析之相關性判斷，宜依統計推論之模式作客觀的判斷，而非主觀的選定判釋標準。	遵照辦理，將以統計推論方式進行判斷。
三	衛星影像所呈現為土壤表面含水狀態，在植生覆蓋下如何反應其含水率？又該等含水量能代表之土壤含水深度至何等尺度？	(1)根據過去文獻分析，植生覆蓋密集之森林區土壤含水量驗證成果確實較其他區誤差大，為精進分析成果，本計畫將土地利用因素納入降尺度預測因子，針對誤差率較大的土地利用區域，將透過誤差修正(Bias correction)進行調整，以精進成果。(2)衛星遙測理論上可反映淺層(≤ 20 cm)之含水量，但通常淺層含水量與深層含水量有高度相關，若能透過觀測資料找出淺層含水量與深層含水量關聯性，即可配合衛星遙測推估之淺層含水量進行深層含水量估計。
四	坡地災害之發生與地下水位或滲流量之高低關聯性似較	根據相關文獻(Kuramoto (2011),Samuele Segoni

項次	審查意見	回覆辦理情形
	<p>土壤含水量為高，降雨造成土壤含水量之變化與土壤及地表特性有關，且差異性大，如計畫書之圖1~圖3，降雨歷程中土壤含水量在不同地區，甚至同一測站不同雨場之反應均不相同，故如何據此進行防災整備，需要更多的驗證，以確定其可行性。</p>	<p>(2018),Ari J. Posner (2015)等)，表土含水量屬於影響淺層崩塌之誘發因子之一，本團隊除考量土壤含水量外，亦將納入降雨量、地質、地形、土地利用、植生等綜合因素，進行防災預警，111年度主要工作目標為完成土壤含水量空間及時間降尺度分析，112年度將以多場事件進行預警制度之訓練驗證，以確保其可行性。</p>
五	<p>如何將ASMR2 10公里之逐日土壤含水量降尺度到1公里逐時土壤含水量，宜深入說明。</p>	<p>由於AMSR2影像臺灣的覆蓋率不佳，本計畫將改用SMAP衛星影像土壤含水量產品進行降尺度分析。將於後續報告詳細說明降尺度分析成果。</p>
六	<p>需先分析土壤含水率與坡地災害之關聯性才能訂定預警模式。</p>	<p>111年度主要工作目標為完成土壤含水量空間及時間降尺度分析，112年度將以多場事件進行預警制度之訓練驗證，以掌握土壤含水量等因子與坡地災害之關聯性，確保其可行性。</p>
七	<p>遙測所得土壤含水量為地表狀況，其能否代表整個土體狀態，應補充說明及研究。</p>	<p>衛星遙測理論上可反映淺層(<=20cm)之含水量，但通常淺層含水量與深層含水量有高度相關，若能透過觀測資料找出淺層含水量與深層含水量關聯性，即可配合衛星遙測推估之淺層含水量進行深層含水量估計。</p>
八	<p>土壤含水量監測站，可監測地下深度範圍？</p>	<p>110年新建之土壤含水量監測站，監測深度為30公分及60公分。另水保局既有之土壤含水量監測站，監測深度為100公分。</p>
九	<p>土壤含水量、地下水位及災害風險，是否能建立關係？</p>	<p>111年度主要工作目標為完成土壤含水量空間及時間降尺度</p>

項次	審查意見	回覆辦理情形
		分析，112年度將以多場事件進行預警制度之訓練驗證，以掌握土壤含水量等因子與坡地災害之關聯性，確保其可行性。
十	如何即時傳輸土壤含水量監測資料，結合降雨資料進行災害預警？	本計畫利用自動化模式即時下載SMAP衛星土壤含水量產品，再透過空間及時間降尺度得到區域即時土壤含水量，並配合中央氣象局即時降雨資料，進行災害預警分析。

附錄二、期初審查意見暨回覆辦理情形

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：為配合本局業務需求，計畫內容建議調整(或納入後續執行評估參考)部分：		
蘇苗彬委員 本研究應用土壤含水量變化結合 QPESUMS 資料來建立坡地災害預警，構想很好，建議以下：		
一	土壤含水量變化為單點之資料，會隨坡面、土質等眾多因素影響，如何合理推論是計畫成功的關鍵。	感謝委員提醒。本計畫經由文獻回顧，選取TVDI、降雨量，以及包含坡度、土地覆蓋之地文資料等之相關因子進行土壤含水量之分析，並以實際觀測值進行驗證，應可合理推論土壤含水量變化。
二	各種衛星資訊解析度以公里計，其間的變化不太容易用點資料關聯，如土地利用空間解析度 500 公尺，可能不適用本土。	由於土壤含水量為容易隨因子變動之空間連續變化，不會只侷限於特定小區域內，因此粗解析度之影像搭配其他因子之複合影響，即可組成有效之相關因子組合。
三	參考文獻編排不合標準，後續應改善。	已修正參考文獻排版。
詹錢登委員		
一	使用土壤含水量影像資料要先進行空間降尺度，要做為預警使用又要做時間降尺度，做了二次的降尺度之後，如何確保資料的可靠度，是本計畫的重要項目。	由於土壤含水量為容易隨因子變動之空間連續變化，因此以衛星影像搭配其他因子之複合影響，即可組成有效之相關因子組合，並經由機器學習模型提高土壤含水量影像之解析度，以及使用測站資料進行驗證，以確保資料之可靠度。
二	由影像資料做了二次降尺度所得的土壤含水量資料和實際量測資料的比較是相當重要，從比較中瞭解此方法之適用性。	本計畫使用機器學習模型進行 SMAP 影像之降尺度，並以降尺度成果之實際測站相對點位與測站資料進行比較，其結果相關係數高達 0.949，但 RMSE 與 MAPE 皆偏高，表示本計畫之機器學習模型已抓到降尺度之趨勢，但後續待持續修正，已降低誤差。
三	報告的參考文獻很奇怪，不是正規的表達方式，應該仔細再檢查。	已修正參考文獻排版。
羅文俊委員		
一	從 P1-6、P1-7、P2-16、P2-17 不易看出土壤含水率隨雨量之變化，建議多一點論述。	土壤含水量受水文、氣象、地文環境等因子影響，本計畫透過機械學習及統計分析找出土壤含水量與各因

項次	審查意見	回覆辦理情形
		子之關聯性，原土壤含水量與雨量之關聯圖已於文中刪除。
二	如何從衛星影像SMAP土壤含水量及現地之土壤含水量資料應用於土壤含水量之趨勢，請再補充說明。	已加強空間降尺度分析說明，詳第二章。
三	建議補充預估成果。	已補充降尺度分析成果，詳第二章。
黃效禹委員		
一	利用土壤含水量資訊建立坡地災害預警模式，可提供另一種決策參考。	感謝委員的肯定。
二	P2-15表2-4土壤含水量觀測站除列表外，請確認是否持續觀測或觀測期間以釐清可使用之觀測站。	已標示土壤含水量觀測站現行是否有持續進行觀測，詳表2-1。
三	土壤含水量達到飽和時是否還能具參考價值，宜深入探討。	土壤含水量僅為坡度災害預警因子之一，仍需加入其他預警因子，才能有效進行預警，坡地災害預警模式將於第三年(112年)進行討論
書面意見		
一	報告書第2-14頁，土壤含水量測站分布圖在宜蘭地區完全沒有站點，而在東北季風盛行的冬季，宜蘭地區降雨情形頗為可觀，亦可能造成坡地災害。另外在西南氣流盛行時，降雨劇烈的臺灣西南部的站點也偏少，請再考量相關站點分布。	本計畫以中部區域山坡地為研究案例，現階段中部山坡地土壤含水量測站有13個(10個由水保局架設之測站與3個由本計畫架設之測站)。應屬足夠。
二	在110年盧碧颱風暨0806水災事件後，土砂二次災害受到社會關注，本案是否可提供本局更精確的警戒區土壤含水量資訊，以便作為防災應變之參考？	本計畫現階段為建模驗證階段，待後續驗證且模式精度也修正至可接受標準後，可以提供水保局防災應變之參考。
三	土壤含水量、地下水位及大規模崩塌災害風險，在本案是否能建立起可解釋之關係？	本計畫主要是以淺層崩塌為研究對象，大規模崩塌不在本計畫範疇。

附錄三、期中審查意見暨回覆辦理情形

審查意見	處理情形
委員意見	
(一)本案擬結合遙測及雷達影像作坡地災害預警模式，有其發展與前瞻性，值得鼓勵，需持續努力。	感謝委員認可。
(二)在 P.1-5 前期成果中，參考文獻找不到 segoin(2018)，Posner2015，應注意，在 P1-6，1-7 的圖中顯示反應(降雨與土壤含水量)皆不同，表現出土壤含水量變化由許多因子決定，Horton 入滲曲線有其複雜性，這會決定降尺度工作的可行性，應有較多測試來驗證。	(1)已補充 Segoin 和 Posner 文獻，詳參考文獻 (2)土壤含水量受水文、氣象、地文環境等因子影響，本計畫透過機械學習及統計分析找出土壤含水量與各因子之關聯性，原土壤含水量與雨量之關聯圖已於文中刪除。
(三)本年度空間降尺度分析透過機器學習與統計分析，包含非常多理論應注意其適用性，並多做驗證來說明其可行性。	感謝委員建議，本計畫採用之機械學習及統計方法皆是參考近年來國內外文獻土壤含水量降尺度方法，經比較分析後，以 Random Forest 方法有較佳的成果，後續將以 Random Forest 分析成果為主，進行相關分析。
(四)使用觀測之資料應注意其正確性，如 P.3-4 信義鄉土壤含水量均在 50% 左右不太合理。	本計畫主要採用淺層 30cm 的土壤含水量資料進行訓練驗證，信義鄉淺層土壤含水量皆低於 50%。
(五)第六章執行進度應有初步結果與後續工作重點的說明。	已補充結論與建議。
(六)有關土壤含水量持續監測各觀測站含水率及降雨量變化圖中雨量(mm)所代表為日雨量或時雨量宜說明及標示清楚。	經重新彙整，該圖已於文中刪除。
(七)本項工作包括衛星影像取得及演算，未來更加入預測分析，其所需時間，建議於流程之補充，俾利未來應用時間差異參考。	MODIS 及 SMAP 衛星即時影像約 delay 4~24 小時，氣候預報資料約 Delay 1hr。衛星影像處理與反演約 30 分鐘，降尺度模型訓練好後，分析約 10 分鐘，因此若能順利取得影像與預報資料，模式可以在 1 小時內完成分析。
(八)P2-2 僅說明 AMSR2 與 SMAP 土壤含水量在森林區有明顯差異，故採用 SMAP 產品，似無法說明哪種產品較近似於現地情形，且 2 種產品不只在森林區有明顯差異，建議補	SMAP 及 AMSR2 之土壤含水量估計皆是基於亮度溫度，因此若能取得正確的地面亮度溫度，兩者精度是差不多。而 SMAP 採用 L-Band 長波，較 AMSR2 之 C-Band 和 X-Band

審查意見	處理情形
充說明。	穿透力強，對於植生覆蓋之區域，可獲得較接近真實地面亮度溫度，因此本計畫採用 SMAP 影像資料。
(九)P2-19 本研究採用的 WRFD 貌似非 QPESUMS 產品，似與本研究題目不符，請釐清。	本計畫以 QPESUMS 進行土壤含水量降尺度模式建模，符合計畫主題。惟後續實際預警應用，需要較長時間的預報資料，QPESUMS 僅有未來 3 小時資訊，故本計畫改以 WRFD 進行預警預報。
(十)P2-24 美國 Soil Conservation Service(SCS) 已改組為 Natural Resources Conservation Service(NRCS)，建請釐清並補附表 2-10 資料來源。	土壤含水量時間降尺度以改為多變數線性回歸進行分析，原文章內容已刪除。
(十一)P2-25 圖 2-10 模擬範圍之表土質地似乎大部分為空白，建議補充說明。	目前高山區域缺乏表土質地調查資料(以空白顯示)，因缺值過多，已排除不納入降尺度之預測因子。

附錄四、期末審查意見暨回覆辦理情形

審查意見	處理情形
委員意見	
(一)定量降雨預報需校驗回饋研究	今年度主要工作項目為土壤含水量空間及時間降尺度分析，明年度將納入氣象局 WRFD 之降雨預報資訊，並與實際雨量進行比對。
(二)是否考量地下含水層？	本計畫採用 SMAP 雷達衛星資料，只能取得土壤含水量資訊，若需考量地下含水層資訊，則需利用重力衛星資訊，建議納入另案辦理。
(三)影像中的飽和度的正確性如何？有需要再度檢查嗎？	本計畫空間降尺度分析所用之變數採用 MODIS 光學影像資訊，將採用 L1 以上等級資料，該資料已進行校正。