



行政院環境保護署

109年度土壤及地下水污染整治基金補助研究與模場試驗專案

無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

期末報告(定稿)

主辦單位：  行政院環境保護署
專案執行單位： 東海大學／環境科學與工程學系所
專案主持人： 陳鶴文 教授
專案執行期間： 109 年 01 月 30 日起至
109 年 12 月 04 日止

中 華 民 國 109年 12 月 印製





專案基本資料表

專案性質		☐ 研究性質 ☒ 非研究性質		專案類別(單選)		☒ 研究型 ☐ 模場型	
研究主題		☐ 調查 ☐ 整治 ☒ 其他					
申請機構系所		東海大學環境科學與工程學系					
機構地址		台中市西屯區台灣大道四段1727號					
專案主持人		陳鶴文		職等／職稱		教授	
協同主持人				職等／職稱			
專案 名稱	中文	無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用					
	英文	Soil Pollution Monitoring by Application of Unmanned Aerial Vehicle and Hyperspectral Imaging					
	關鍵字						
執行期程		自民國 109 年 1 月 30 日起 至民國 109 年 12 月 4 日止					
專案主持人		姓名：陳鶴文 E-mail：hwchen@thu.edu.tw 專線：04-23590121#33636					
專任助理		姓名：張奕彩 E-mail：cyt.nawo@gmail.com 專線：04-23590121#33629 手機：0911-916374					
經費 分析 總表 (僅模場試驗專案需填寫兩年度金額)		專 案 預 估 經 費		第一年 金額	第二年 金額	編列說明	
		1.	人事費用	371,684		(1~5項相加之50%為限)	
		2.	貴重儀器使用含維護費	0		(與計畫研究相關)	
		3.	消耗性器材與主要費用	310,361		(與計畫主體相關)	
		4.	其它研究相關費用	65,000		(含差旅與租賃費用)	
		5.	雜支費用	7,500		(1~6項相加之5%為限)	
		6.	行政管理費	75,455		(1~5項相加之10%為限)	
		7.	自籌款	0		(自行籌備款項)	
		申請補助金額(1~6項)		830,000		總金額：830,000	
計畫總金額(1~7項)		830,000		總金額：830,000			

專案主持人(簽名及蓋章)：_____

日期：_____



109年度專案成果績效自評表

一、專案基本資料

填表日期： 年 月 日

專案性質	☐ 研究性質 ☒ 非研究性質	專案類別	☒ 研究型 ☐ 模場型
研究主題	☐ 整治 ☐ 調查 ☒ 其他		
申請機構系所	東海大學	專案主持人	陳鶴文
專案名稱	無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用		
專案執行期程	☐ 申請階段 ☐ 期中 ☒ 期末		

二、成果績效自評

(一)學術面

目標達成程度			申請 預估數	期中 達成數	期末 達成數	結案後半年 達成率	備註 (說明未達成 原因或學術產 出發表名稱)
項目							
A 學術 產 出 及 活 動	1.國內投稿 (篇數)	(1)論文	0	0	0		
		(2)研討會論文	0	0	0		
	2.國外投稿 (篇數)	(1)期刊論文	1	0	0	1	文章已在撰 寫中，預計明 年初送出
		(2)研討會論文	0	0	0		
	3.報告 (篇數)	(1)技術報告	0	0	0		
		(2)研究報告	1	1	1		
	4.專著 (本數)		0	0	0		
	5.辦理學術 會議(場數)	(1)研討/說明會	0	0	0		
		(2)成果發表會	0	0	0		
		(3)論壇	0	0	0		
6.研發改良 技術(項數)	(1)已開發技術	0	0	0			
	(2)技術平台	0	0	0			
B 人 才 培 育	7.研發人員 (人數)	(1)碩士	1	1	1		
		(2)博士	1	1	1		
	8.研究團隊 (個數)	(1)跨領域團隊	0	0	0		
		(2)跨機構團隊	0	0	0		
		(3)形成研究中 心	0	0	0		
		(4)形成研究室	0	0	0		
9.其他指標 (請自行命名)		(請自填)					



(二)產業面

項目				目標達成程度	申請 預估數	期中 達成數	期末 達成數	結案後半年 達成率	備註 (說明未達成原因或 專利、技術轉移相 關詳細資料)
A 智慧 財產 權	1.專利 (件數)	已 核 准	發明	0	0	0			
			新型/設計	0	0	0			
			合計	0	0	0			
		申 請 中	發明	0	0	0			
			新型/設計	0	0	0			
			合計	0	0	0			
B 研 發 技 術 轉 移	2.先期技術 成果移轉	件數		0	0	0			
		授權金(仟元)		0	0	0			
		衍 生 利 益 金 (仟 元)		0	0	0			
	3.技術移轉 (專利)	件數		0	0	0			
		授權金(仟元)		0	0	0			
		衍生利益金 (仟元)		0	0	0			
	4.技術移轉 (應用技 術)	件數		0	0	0			
		授權金(仟元)		0	0	0			
		衍 生 利 益 金 (仟 元)		0	0	0			
	5.可移轉 產業技術	(1)技術(件數)		0	0	0			
		(2)品種/系(件數)		0	0	0			
C 產 學 研 合 作	6.促成合作 研究	件數		0	0	0			
		金額(仟元)		0	0	0			
	7.促成投資	件數		0	0	0			
		投資金額 (仟元)		0	0	0			
	8.促成取得 業界科專	件數		0	0	0			
		業界投資金額 (仟元)		0	0	0			
9.其他指標 (請自行命名)		(請自填)							



(三)政策面

項目		目標達成程度	申請預估數	期中達成數	期末達成數	結案後半年達成率	備註 (說明未達成原因 或 其他詳細資料)
A 服務 便民	1.技術服務	次數	0	0	0		
		收入(仟元)	0	0	0		
	2.諮詢服務	次數	0	0	0		
		收入(仟元)	0	0	0		
B 支 援 合 作	3.協助政府制定 (件數)	(1)政策	0	0	0		
		(2)法規	0	0	0		
		(3)規範	0	0	0		
		(4)標準	0	0	0		
D 社 會 效 益	4.獲得認證(件數)		0	0	0		
	5.獲得獎項(件數)		0	0	0		
	6.提升能源效率(%)		0	0	0		
	7.節能減碳效率(%)		0	0	0		
8.其他指標 (請自行命名)		(請自填)					

三、請依學術成就、技術創新、經濟效益、社會影響等方面，評估研究成果對現況或本署之學術或應用價值。(簡述成果所代表之意義、價值、影響或進一步發展之可能性，500字為限)

預期項目	具體效益
社會影響-	● 快速鑑定污染農地，確保糧食安全 ● 增加無人監測效能，減少人力監測成本 ● 發展重金屬影像辨識技術，促進產業發展
技術發展	● 無人載具在環境監測上的應用技術 ● 高光譜分析技術 ● 重金屬濃度之人工智慧辨識模組開發 ● 農地污染遙測技術規範



行政院環境保護署

土壤及地下水污染整治基金補助研究與模場試驗專案

■申請計畫書 □期中報告
□修正計畫書 □期末報告

審查意見回覆對照表

計畫年度	109年度	計畫類型	■ 研究型 □ 模場型
計畫類別	□調查 □整治 ■其他		主持人：陳鶴文
計畫名稱	無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用		
委員審查意見		計畫單位回覆	
委員一 1. 主持人與計畫執行團隊 (1) 主持人的學術研究能力與技術發展能力均佳，其專業能力足以勝任本專案計畫。 (2) 主持人近五年的研究成效與(或)土水污染技術發展績效佳。 (3) 主持人與計畫執行團隊的學術研究能力與(或)土水污染技術發展能力佳，其專業能力足以勝任本計畫。 2. 送審的專案計畫價值、意義與專案計畫的可行性 (1) 本專案對未來土壤及地下水污染調查及整治等相關工作之推動具有貢獻。 (2) 由計畫申請書內的成果績效自評表可推知，本專案所預估的成果與績效對土水污染整治具有貢獻，但確切的成果仍有待於未來的執行成果中加以詳細說明。 (3) 本專案計畫書撰寫具體，所研擬的研究方法(流程)可行。研究成果於未來實場的實際可能應用性則未具體說明(確切的應用性有待執行成果中加以明確說明)(原計畫書中說明：“...台灣之農地重金屬高污染潛勢地區幅員廣大，需耗費大量人力、物力及經費，才能掌		謝謝委員肯定與建議，回覆說明如下： 1. 本研究屬於土壤重金屬污染快速判別技術研究，具體研究成果將會於執行結果中呈現。 2. 本研究成果需大量拍攝土壤污染農地，透過連續的影像訓練，以及現地 XRF 篩測，進行趨勢比對，過程中也將進行土壤重金屬分析，與辨識結果進行驗證。	



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

控整個區域中實際污染情形，因此建立即時重金屬監測模型具有其必要性。為此，本團隊將建置無人飛行載具、高光譜影像及重金屬智能辨識之整合型技術，階段內容為：(1)利用農地之無人載具高光譜影像設備建置(2)高光譜波段處理技術(3)應用人工智慧之卷積神經網路進行農地重金屬辨識模型，此技術完成後，本技術可建置該地區的土壤污染趨勢圖，並可快速提供政府機關判斷農地是否列管或進入下一階段管制之參考依據，以提升政府機關調查污染潛勢之效率...”)(國內農業研究機構(或土壤與土木系所)已有相關經驗，建議參考)(成果的驗證建議說明)。

(4) 本專案計畫書中對相關文獻蒐集與整理尚完整。主持人對國內外本研究領域的發展現況了解。

(5) 本專案計畫的執行期限合理，計畫書中對執行的預期成果也已說明。

(6) 本專案計畫非屬延續性計畫。

委員二

1. 計畫書已詳述相關器材、調查、驗證方式等細節，若獲經費補助，可立即展開研究作業。

2. 本計畫採無人載具調查農地重金屬污染，搭配AI技術，相關成果若如預期，可快速建立並掌握大面積農地重金屬污染潛勢，有利於主管機關管控措施。

3. 有關現地土壤(重金屬)採樣分析/輔助驗證，擬採網格法，每調查區塊採30點位，數量及佈點方式是否足夠及恰當？建請計畫執行團隊依執行後實際狀況加以評估及調整。

4. 建議考慮蒐集現有農地重金屬污染調查資料、數據、納入分析比對之參考。

謝謝委員建議，以下將針對各細項回答：

1. 感謝指教。

2. 本團隊現階段將先收集國內污染農地之基本資料(彰化為主)並進一步評估篩選出合適之場域，再參考網格法中的佈點方式進行規劃，因此每個調查區塊的採樣點不盡相同，將以現地場勘為主。



目錄

委員三 1. 研究架構工作項目明確。 2. 無人機、多光譜儀功能明確。 3. 影像處理對稱的重金屬濃度值之干擾因素，未具體說明解析步驟及誤差，產出數據之可靠性待釐清。 4. 專任助理(9個月/企管領域)待釐清勝任度。 5. 購載具、高光譜鏡頭及多光譜鏡頭達35萬，設備費偏高，後續財產歸屬待釐清。	謝謝委員建議，以下將針對各細項回答： 1. 謝謝委員建議，本計畫僅將進行農地污染之初步重金屬辨識，並未討論到重金屬濃度值之變化。另本計畫將使用 XRF 現地調查結果，再與現地拍攝之已進行基礎校正(幾何校正、正射處理、幾何變換、波段變換、紋理分析等)之重金屬影像進行比對，作為影像校正之基礎與修正。 2. 人事費用已經做為調整。 3. 經費購置項目已修正。
委員四 高光譜直接以土壤為目標物而去辨識重金屬含量，挑戰性極大，應多收集資料，審慎進行。	謝謝委員建議，本計畫會再蒐集其他方面資料進行比對。
委員五 已就委員問題回復，無進一步之意見。	謝謝委員。
委員六 1. 缺少自我檢核表、績效自評表，請補充於修正稿。 2. 人事費用比例超出徵求書編列規定，請修正。 3. (一)人事費-計畫主持人月支酬金建議編列以15,000元為限。 4. 期許多培育專業土水人才，建議將專任助理調整為2位兼任助理或臨時工協助執行計畫。	謝謝委員建議，以下將針對各細項回答： 1. 修正資料已補充。 2. 人事費用已修正。 3. 已修正為專任助理(5個月)，本研究另有安排博士生一位、兼任助理一位及研究生協助執行。



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

行政院環境保護署「土壤及地下水污染整治基金補助研究與模場試驗專案」

☐申請計畫書 ☒期中報告☐修正計畫書 ☐期末報告

審查意見回復對照表

計畫年度	109 年度	計畫類型	☒ 研究型 ☐ 模場型
計畫類別	☐ 整治 ☐ 調查 ☒ 其它	主持人： 陳鶴文 NO：C3	
計畫名稱	無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用		
委員審查意見		計畫單位回覆	
委員一 1.無人載具之操作請依相關規範辦理。 2.光譜分析與實際採樣分析是否產生誤差，該如何排除(如:光譜分析判定為高濃度，惟實際採樣其農地為低濃度。		謝謝委員建議。 1.本計劃已依規定進行無人機操作證照考取，並按照該污染研究樣區規劃飛行採樣計畫書。 2.本計劃以光譜分析的資料結果作為自變數，並以人工智慧預測模式來預測實際結果，降低其誤差率；另福州區域之採樣地重金屬濃度較低，未來會再加入台灣地區實際污染區域之結果作為模型建立，以提高其準確度。	
委員二 1.期中報告對計畫執行現況、研究流程及方法已具體說明。 2.本計畫的後續執行工作項目及內容已於期中報告 p. 50 中說明。 3.計畫執行進度與預定進度大致相符，但 5.4 節待執行的項目仍多。 4.本報告書中並未說明計畫執行的困難點，本計畫的執行進度並無落後。 5.期中報告顯示本計畫的研究內容與計畫目標相符。但期中報告中所說明的:” …紅土…評估模型…是否適用臺灣的土壤…” ，此論點相對重要，建議		謝謝委員建議。 1.本計畫執行過程中主要面臨資料收集難度較高，因需配合土壤整治業進行收集，因此先以過去本團隊所收集之福州土壤進行先期模式建立及評估，爾後取得台灣農地數據後進行模型修正。 2.本計畫整體重點為重金屬污染模型建立及預測，因目前資料量不足，因此模型所呈現之結果雖可成功預估濃度但並不符合台灣農地現況，因此已陸續與台灣土壤污染整治業合作取得濃度資料，並進一步修正模型，待模型修正後期望可產出彰化地區之土壤重金屬污染潛勢圖。	



目錄

及早評估其適宜性，以利本研究成果於國內的實務應用性。 6.期中報告中所提出之討論與建議具體。 7.因為計畫才剛執行，本期中報告尚未能顯示出整體的研究成果是否符合原預期成果。 8.因為計畫才剛執行，本期中報告尚未能顯示具體的學術產出。 9.本計畫並無研究生參與(?)，若有研究生參與研發當可培育土水污染領域的相關人才(績效自評)。 10.因為計畫才剛執行，研發的成果是否能獲得專利或是有技術轉移的可能，目前尚無法評估。 11.本計畫與土水污染領域的發展有關，當符合政策發展。 12.期末報告中建議說明：本研究成果的實務應用性與可能操作方式(例如：污染農地調查規劃…等)。	3.本計畫執行過程中，是以一名博士生及一位新進碩士研究生進行模式建立及數據收集，並安排該生進行實地現勘學習土水領域相關技術。 4..建議說明實務應用與可能操作方式：本計劃未來可應用於污染農地調查之規劃，在稽查人員尚未抽樣前事先以高光譜拍攝並推算其可能有重金屬污染之區域，以進行下一步的實際抽樣，確認農地是否有受到污染。
委員三 1.研究程序，原理說明清楚，進度符合。 2.無人載具環境監測有很多優點，但是實況往往很複雜。建議選定少數環境條件穩定區域，證實此構想確實可行，再行擴展測試範圍。	謝謝委員建議，台灣多數土壤重金屬污染地區以彰化為主，加上該地區並無過多建築，為本計畫無人機現地測試首選，並與多間土壤整治業者合作進行現地採樣。
委員四 1.專案成果績效自評表未填日期，研發人員填數量為0，請確認。 2.期中報告進度甘特圖，請標示計畫目前進度。 3.計畫期中報告查核點，預期完成工作項目，應適度的說明。	謝謝委員建議，已將自評表填寫完畢，其中進度報告甘特圖與查核點說明已於 p.37 完成。



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

委員五

- 1.期中進度似乎稍落後，請加速。
- 2.本研究引用中國福建之土壤，是否洽當?各地原生土壤差異極大，是否應該引用臺灣資料?
- 3.研究建議未來主要以 Ni 與 Zn 作為預測目標，然重金屬污染種類繁多，是否可開發出可預測多種金屬之功能。

謝謝委員建議。

- 1.本計劃已聯繫彰化區域廠商進行抽樣調查與影像拍攝，因資料收集尚需時間，故先以團隊過去收集之文獻結果進行模型推算，未來會再加入彰化區域之模型運行結果。
- 2.本計劃未來將以 ANN 模型作為預測，可將投入的光譜資訊與不同重金屬進行比對，進而了解區域中哪些地區已受污染；由於目前福州土壤之模型結果係以 Ni、Zn 兩者判斷準確度較高，未來修正模式後可再進一步分析其他種重金屬之分布狀態。

專案主持人：_____（簽名及蓋章）



行政院環境保護署「土壤及地下水污染整治基金補助研究與模場試驗專案」

☐申請計畫書 ☐期中報告
☐修正計畫書 ☒期末報告 審查意見回復對照表

計畫年度	109 年度	計畫類型	☒ 研究型 ☐ 模場型
計畫類別	☐ 整治 ☐ 調查 ☒ 其它	主持人： 陳鶴文 NO：C3	
計畫名稱	無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用		
委員審查意見		計畫單位回覆	
委員一			
1. 全文出現兩個圖 7，分別在 p.11 及 p.15，兩個圖 8，分別在 p.12 及 p.18。		感謝委員建議，已修改完成。	
2. p.39，文字敘述提及圖 24, 25，但圖 24、25 (p.42)與該段落無關，另外 p.39 的圖 23 亦為誤植，文中敘述此三圖有誤。		感謝委員建議，已修改完成。	
3. p.42，圖 24-31，為 6 種金屬之隨機森林分析圖，但未見內文有任何說明，且未見圖 26 及圖 27。		感謝委員建議，已修改完成。	
4. p.42-43 文字說明提及 Cu 及 Ni 之 R square 分別為 0.69 及 0.63，未見有圖表可對照。		感謝委員建議，已修改完成。	
5. p.42-43，圖 31 為 Cr 之金屬隨機森林分析圖，其 R square 高達 0.81，與 Cu(圖 25)一樣高，而 Ni(圖 24)僅有 0.59，請說明在僅提到 Ni 與 Cu 建立高準確度隨機森林模型，卻捨棄選擇 Cr 做為研究對象的原因。		因本研究實驗場所為環保署公告污染物為 Ni 和 Cu，因此本實驗著重以公告污染物為預測標的，且本實驗以 XRF 檢驗污染物的重金屬濃度，因此期望以這些數據預測出高污染的場域。	
6. 結果與討論僅提到本研究已建立良好 Cu 及 Cr 模型，與前述可建立 Ni 與 Cu 高準確度隨機森林模型有差異，請說明。		感謝委員建議，此為文字誤植，已修改完成。	
7. 在本研究光譜分析僅對特定金屬如 Cu 及 Ni 具較佳的關聯性，請說明如欲提高對其他金屬關聯性之可能方法。		因研究範圍土地為 Ni 和 Cu 污染物，因此易取得 Ni 和 Cu 高濃度的高光譜特徵，而此其他金屬也可尋找金屬濃度高的污	



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

	染地，建立大數據資料庫，蒐集更多污染物的光譜特徵。
8. 重金屬污染區域使用高光譜技術進行重金屬監測，在金屬預測視覺化後(p.46-48)，是否有以 XRF 或其他重金屬檢測技術等化學分析去驗證該污染區之實際重金屬含量，進而比較金屬視覺化後與化學分析兩者差異，並驗證本研究方法之準確度。	研究有採樣土壤並使用 XRF 進行土壤金屬成分分析，並在 5.4 章節探討使用航拍的高光譜資料進行預測採樣地點的重金屬濃度準確度。
委員二	計畫單位回覆
1. 依所提送的期末報告初稿所述，本計畫對執行現況、流程及研究方法的說明具體詳盡。	感謝委員肯定。
2. 計畫後續執行工作項目及內容已於 p. 49 中說明。	感謝委員肯定。
3. 計畫執行進度與預定進度查核表大致相符，並無未執行項目。	感謝委員肯定。
4. 依自評表的說明，成果與結案標準大致相符。	感謝委員肯定。
5. 研究成果的說明與原計畫目的相符，整體研究成果符合原計畫的預期。	感謝委員肯定。
6. 根據研究內容所提出之討論與建議合理可行。p.37 參數設定的合理性建議加以說明。5.3 節的合理性與實際應用限制也建議說明 (例如: p.43 的成果似乎過於”完美”(圖 32 & 圖 33))(中興大學土環系有類似研究，建議參考討論)。	感謝委員肯定。 因本研究採人工收集土壤樣本，樣本收集數為 254 筆，因此樣本數據較少會導致模型收斂速度過快，導致如(圖 32 & 圖 33)，但 p.44 的表 15 表示 RMSE 誤差值仍有待改進。
7. 研究成果與過程有相關研究人員參與(助理或研究生)，對土水領域的人才培育有貢獻。	感謝委員肯定。
8. 成果研發是否獲得專利、技術轉移等仍待更進一步的說明(自評表中尚未明確說明)。	感謝委員建議，自評表已修改完成。



9. 本研究領域與國內土水污染技術研發一致，研究成果對土水技術發展有助益。	感謝委員肯定。
委員三	計畫單位回覆
1. 研究中使用的 4 個頻道訊號都很容易受太陽仰角和天氣狀況影響，不同條件影響的敏感度如何應該要評估一下。	因本研究使用無人機航拍，且無人機只能在特定環境下飛行，因此天氣狀況部分大都為晴天或是陰天無風，太陽仰角則需要收集更多資料進行驗證。
2. 整體而言，此技術有未來性，值得更深入研究	感謝委員肯定。
委員四	計畫單位回覆
1. 計劃進度尚符原定目標。	感謝委員肯定。
2. 自評表請更新為期末，並填寫相關成果。	感謝委員建議，已更新自評表。
3. 期刊論文發表後請填備註。	感謝委員建議，已更新自評表。
4. 研究地區(彰化)大部分污染土壤組成與影像仍有差異，後續還要再調查及改善，提高相符率。	感謝委員建議，未來將納入更多因素考量，讓預測效果更加準確。
委員五	計畫單位回覆
1. 研究成果完整，符合計畫需求，然後續專利申請與技轉部分可再補強。	謝謝委員建議，已更改完成。
2. 表 7 中 Cd 與 Hg 請更改為 ND 並顯示偵測極限。	謝謝委員建議，已將表 7 更改完成。
3. 表 12 除了顯示預測誤差值外，亦請呈現正或負差異以及差異百分比。	因本次實驗數據採集含有 Nd，因此使用百分比指標會出現分母為 0 的情況，因此本實驗避免採用百分比指標。
4. p.42 圖 24-31 土壤金屬污染種類多，針對 R 值偏低的金屬，如何改善？以利未來可廣泛運用。	謝謝委員建議，已更改完成。



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

5. p.42 請再確認 Cu 與 Ni 之 Rsquare 值，似乎是 Cu 與 Cr 較佳。	P42 實驗結果已確認 Cu 與 Cr 較佳，但環保署公告污染物為 Ni 及 Cu，因此實驗以公告污染物為主，另以更正說明描述。
---	---



中英文摘要	
中文摘要	環保署土基會積極針對於全國農地進行重金屬污染調查，藉以確保農糧生產安全，將高污染潛勢農地進行採樣，建立污染潛勢農地管制與整治工作，並透過過去土壤背景資料，建立綜合指標評價系統。而此系統因台灣之農地重金屬高污染潛勢地區幅員廣大，需耗費大量人力、物力及經費，才能掌控整個區域中實際污染情形，因此建立即時重金屬監測模型具有其必要性。為此，本團隊將建置無人飛行載具、高光譜影像及重金屬智能辨識之整合型技術，階段內容為：(1)利用農地之無人載具高光譜影像設備建置；(2)高光譜波段處理技術；(3)應用人工智慧之卷積神經網路進行農地重金屬辨識模型，此技術完成後，本技術可建置該地區的土壤污染趨勢圖，並可快速提供政府機關判斷農地是否列管或進入下一階段管制之參考依據，以提升政府機關調查污染潛勢之效率及減少相對應之成本支出。
英文摘要	The Soiland Groundwater Pollution Fund Management Board has been conducting the national heavy metal pollution surveys on agricultural lands to ensure the safety of agricultural production. It analyses the soil samples taken from the agricultural lands with high potential of contamination, and combines the historical soil data to establish an indicator database. However, it requires huge amount of manpower and budgets to investigate the pollution situation in the whole country. Therefore, build an immediate heavy metal monitoring model is crucial. The team plans to build an integrated technology combining drone, hyperspectral imaging instruments, and artificial intelligence techniques, and follow the three steps to build the model: (1) taking hyperspectral images of agricultural lands with drone, (2) hyperspectral image processing, and (3) Identify heavy-metal polluted lands with convolutional neural network (CNN). The model will then be used to map the soil pollution trend in the region, and provide effective information to the government in estimation of the heavy-metal pollution indicator of the agricultural lands. It will improve the efficiency of government agencies in investigating pollution potential and reduce the corresponding cost.
中文關鍵字	無人機、深度學習、高光譜
英文關鍵字	Unmanned Aerial Vehicle、Deep learning、Hyperspectral



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用



目錄

第一章	前言.....	1
第二章	研究目的.....	3
第三章	文獻探討.....	4
第四章	研究方法與過程(含工作進度甘特圖).....	10
第五章	結果與討論(含結論與建議).....	29
第六章	參考文獻.....	50
附件一		52
附件二		69
附件三		73



圖目錄

圖 1 人工智慧標柱噴灑區域(TELLAECHE ET AL, 2015).....	5
圖 2 測繪地下水系統圖(ALLRED ET AL, 2018).....	6
圖 3 農地鹽份預測(IVUSHKIN ET AL, 2019).....	6
圖 4 預測結果示意圖(IVUSHKIN ET AL, 2019).....	7
圖 5 農作物產量預測(WAN ET AL, 2020).....	8
圖 6 樹木分類(ISHIDA ET AL, 2018).....	9
圖 7 PIXHAWK 4.....	15
圖 8 接線圖.....	18
圖 9 地面站-路徑操作介面.....	19
圖 10 XRF 基本原理.....	20
圖 11 XRF 儀器照片.....	21
圖 12 類神經網路示意圖.....	26
圖 13 福州市土壤樣本採集分布圖.....	29
圖 14 土壤光譜原始反射曲線圖.....	30
圖 15 累積機率分析.....	31
圖 16 其他變數相關性分析結果.....	33
圖 17 重金屬相關性分析結果.....	34
圖 18 土壤採樣示意圖.....	35
圖 19 粒子群演算法訓練誤差圖.....	37
圖 24 航拍 NIR 光譜圖.....	39
圖 22 航拍紅色光譜圖.....	39
圖 23 航拍紅色邊緣光譜圖.....	39
圖 25 空拍範圍示意圖.....	40
圖 26 Ni 金屬隨機森林分析圖.....	42
圖 27 Cu 金屬隨機森林分析圖.....	42
圖 28 Zn 金屬隨機森林分析圖.....	42
圖 29 As 金屬隨機森林分析圖.....	42
圖 30 Pb 金屬隨機森林分析圖.....	42
圖 31 Cr 金屬隨機森林分析圖.....	42
圖 34 污染源分布位置圖.....	45
圖 35 As(UG/G) 金屬預測視覺化.....	47
圖 36 Cr(UG/G) 金屬預測視覺化.....	47
圖 37 Pb(UG/G)金屬預測視覺化.....	48



目錄

圖 41 CR 隨機森林分類結果.....	54
圖 42 MN 隨機森林分類結果.....	55
圖 43 Co 隨機森林分類結果.....	56
圖 44 CU 隨機森林分類結果.....	57
圖 45 ZN 隨機森林分類結果.....	58
圖 46 AS 隨機森林分類結果.....	59
圖 47 PB 隨機森林分類結果.....	60
圖 48 重金屬 AS 隨機森林模型結果.....	61
圖 49 重金屬 CD 隨機森林模型結果.....	62
圖 51 重金屬 CR 隨機森林模型結果.....	64
圖 52 重金屬 CU 隨機森林模型結果.....	65
圖 53 重金屬 MN 隨機森林模型結果.....	66
圖 54 重金屬 PD 隨機森林模型結果.....	67
圖 55 重金屬 ZN 隨機森林模型結果.....	68
圖 56 ZN 預測結果 XY 散佈圖.....	69
圖 57 CR 預測結果 XY 散佈圖.....	69
圖 58 V 預測結果 XY 散佈圖.....	70
圖 59 CU 預測結果 XY 散佈圖.....	70
圖 61 Co 預測結果 XY 散佈圖.....	71
圖 62 AS 預測結果 XY 散佈圖.....	72
圖 63 CD 預測結果 XY 散佈圖.....	72



表目錄

表 1 土壤污染調查方式說明(蔡東宏、陳伯祥，2017).....	1
表 2 六軸多旋翼機主要元件.....	14
表 3 PIXHAWK 4 之詳細規格表	15
表 4 多軸飛行器其他元件與規格.....	16
表 5 各項變數統計描述表.....	32
表 6 特徵工程對照圖	37
表 7 隨機森林迴歸器參數表.....	38
表 8 類神經網路參數	38
表 9 隨機森林預測誤差表.....	錯誤! 尚未定義書籤。
表 10 網格採樣數據描述表.....	錯誤! 尚未定義書籤。
表 11 入水口數據描述表.....	36
表 12 隨機森林預測結果誤差表.....	41
表 13 倒傳遞神經網路預測結果誤差表.....	41
表 14 演算法執行時間對照表.....	43
表 15 CD 分類特徵重要性排名表.....	73
表 16 Co 分類特徵重要性排名表.....	74
表 17 CR 分類特徵重要性排名表.....	74
表 18 CU 分類特徵重要性排名表.....	74
表 19 CU 分類特徵重要性排名表.....	75
表 20 PB 分類特徵重要性排名表	75
表 21 V 分類特徵重要性排名表.....	75
表 22 ZN 分類特徵重要性排名表.....	76



第一章 前言

受污染的土壤會藉由空氣與水資源逸散於空氣中或污染人類食用的生物或農作物，造成人體健康危害。依據環境保護署 2018 年的統計資料中可以發現，目前國內目前包含八千多處的土壤與地下水管制場址，遭受污染的土地會影響民眾居住、飲食上的安危，然目前國內的污染場址通報多由民眾或環保署相關機關稽查而得。

目前國內進行土壤調查技術通常以地球物理探測為主，最常以透地雷達 (Ground-Penetrating Radar Method, GPR)、電磁波探測 (Electromagnetic Method, EM) 及地電阻探測 (Electrical Resistivity Tomography, ERT) 等互相搭配，以推測污染可能性較高的區域，但大部分之探測方式仍需至現地進行大範圍探測整體區域，方能辨識出場域中可能受影響以及濃度較高的污染區域。

表 1 土壤污染調查方式說明(蔡東宏、陳伯祥，2017)

土壤污染調查方式	說明	污染呈現
透地雷達	依據污染物質本身或其造成土壤導電性之變化，使得雷達圖譜上形成訊號異常之範圍加以判讀，以分辨出污染區域範圍	
電磁波探測	依據地層導電程度之差異來區分地下地層，地層導電層度與組成的礦物、顆粒大小、位態、含水量以及含鹽度	
地電阻探測	依據地層的電阻率來區分地層，根據組成的礦物、顆粒大小、位態、含水量以及含鹽度不同來區分地層及地下構造	



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

目前所採用的土壤污染探測方式無法迅速辨識場址受污染區域，且須耗費較長時間進行污染物分析，須仰賴高度的人力資源與時間成本；且污染場址的發現多仰賴民眾主動通報或政府部門的稽查才能針對可能造成污染的土地進行調查，或依照過去通報的紀錄進行追蹤調查，對於無過去紀錄以及未通報的污染場址便無法得知其是否有遭受污染，促使這些未記錄的污染場址持續使用，進而造成當地民眾受到污染物質影響身心健康。

環境保護署近年積極針對於全國農地重金屬高污染潛勢區域進行重金屬污染採樣與調查，藉以確保農糧生產安全，並針對高污染潛勢農地進行改善、管制與整治工作，且透過歷史土壤調查資料結合農業操作習慣，建立一套綜合指標評價系統，發展為全國農地土壤的重金屬高污染潛勢篩選機制，依篩選評估結果進行農地土壤污染調查工作。但農地重金屬高污染潛勢地區幅員廣大，且仍有未通報的場址，因此難以掌控整個區域中實際污染情形，且調查過程中需耗費大量人力、物力及經費，因此如何快速辨識可能遭受污染之農地為目前迫切需要之技術，為節省成本，本專案計畫將結合無人載具與高光譜影像及現地污染資料，透過人工智慧進行農地重金屬污染之影像辨識技術，此技術建立後即可讓專業人員藉由高光譜影像快速判斷疑似污染區域進行現地調查，加強整體調查效率，達到節省人物力成本之效果。



第二章 研究目的

基於目前污染場址調查的方式較耗人耗時，無法快速篩選可能污染之場址，並迅速了解場址中可能污染之區塊，因此本研究以無人載具搭載高光譜，並結合人工智慧辨識土壤中污染區域以及重金屬濃度，發展迅速辨識污染區域與濃度之方法，提高全國土地之污染辨識速度，準確了解目前國土可能受污染之地區並進行後續整治作業，以提高稽查人員或是採樣人員進行調查之速度，並可掌握全台灣土地之污染狀況，作為後續追蹤或進行調查的依據，因此本研究目的如下：

1. 農地影像辨識之無人載具系統建置
2. 以人工智慧建立光譜值與重金屬濃度關聯模型
3. 重金屬濃度影像辨識技術發展



第三章 文獻探討

3.1 無人飛行載具應用

無人飛行載具(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)起源自軍事發展，起初是為了減少士兵在敵對軍事國家領土的行動風險，例如：士兵需要經過地雷區導致增加傷亡風險，因此無人機當時發展出監視功能和收集數據等功能(Cummings et al,2007)，且無人機系統具有低成本、機動性強、安全性高等優點，此系統被定義為無人搭載和可重複使用的飛行載具，具備使用遙控、半自動等方式操作，並且可以搭載不同種類的感測器、儀器，使無人機能飛行在大氣層中執行特定任務，並能依據各種任務需求設計各種不同負載、航行時間長短、大小、航空高度等性能之無人機(Uysal et al ,2015)。

無人機近年來廣泛被運用在各種情境的相關數據收集。2005 年卡崔娜颱風(Hurricane Katrina)對美國路易斯安那州(Louisiana)造成嚴重破壞，除了造成該地區多達 200 人以上不幸罹難死亡，且該地區眾多石油相關設施被迫關閉，造成油價大幅上漲，而在此天災中，無人機搭載紅外線攝影機協助救援且成果豐碩

。無人機也被用於調查農作物分布，計算野生動物數量，甚至能提供優異的負載能力，能夠將食物、藥品等運動到交通不便的地方，也能掛載農藥對大型農地進行噴散動作，另外無人機搭載地圖繪製應用程式和相關攝影儀器時，為傳統航空拍攝測量技術引入低成本方案，並在製圖項目上創造更多的可行性解決方案，且能同時收集各種不同數據如：環境數據，土地利用分布數據，環境調查等，也能為眾多行業帶來許多幫助如：活動攝影、建築物攝影、電影製作、無人機監控等應用，因此不管在商業、民用、軍用都有相當多的應用(Rao et al,2016)。在本研究中則使用無人機搭載高光譜鏡頭，針對農田進行土壤重金屬分析。



3.2 無人機和高光譜應用於精準農業

儘管現在高科技時代已有機器人、化學、遺傳學等技術為農業發展貢獻良多，但時空背景不斷變更下，不管是氣候變化、科技時代進展、人為因素等，誕生出許多不同的農業發展需求，主要目標為(1)增加農作物產量(2)提高農作物質量(3)有效利用土地，而根據目標進而發展各種任務需求，如需要使用有人駕駛飛機、衛星圖像或是無人機進行全天候空中監控，但因衛星圖像價格較昂貴，此方法不符合經濟效益。有人駕駛飛機搭載各式儀器鏡頭進行航拍，也屬於昂貴的解決方案。

因此無人機(UAV)相對為費用較低的解決方案且能由操作員遠程操控(Radoglou et al,2020)，並可以攜帶多種攝影儀器，如高光譜儀器或是多光譜儀器，接著獲取目標區域的空拍圖像，利用人工智慧影像辨識或是傳統影像分析技巧辨別歸一化植被指數(Normalized Difference Vegetation Index;NDVI)，進而評估目標農作物地區的生長狀況，並提供有關病蟲害、缺乏營養、作物生長狀況等影響作物生產力的相關條件的決策參考。無人機除了提供農作物監測功能外，因無人機具備優秀的負重能力，能夠執行空中噴灑的任務，如：化學肥料、農藥、驅蟲藥等噴灑任務，提供更精準且更有效使用藥品，利用電腦視覺和人工智慧系統，在各種光罩條件和土壤狀況下，自動判斷是否需要噴灑農藥，如圖 1 所示，從而達到智慧農業目標，且此方法不僅可以減少藥品過度施放，達到環境保育的目的，減少

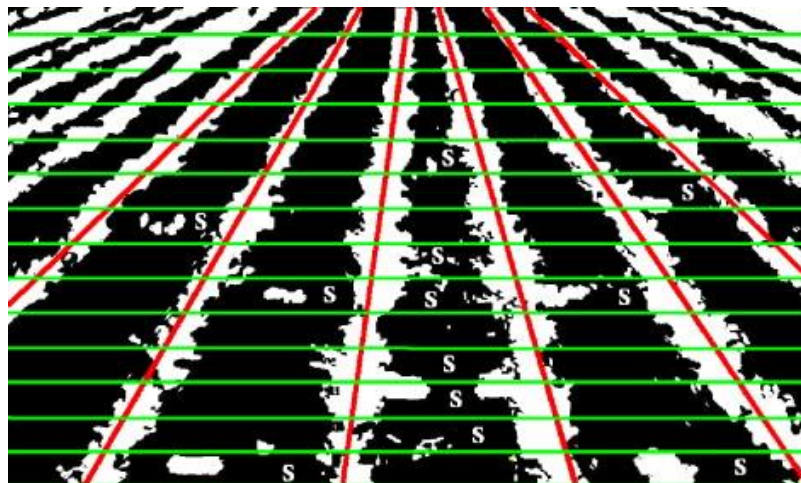


圖 1 人工智慧標柱噴灑區域(Tellaeche et al, 2015)

藥品對土地的污染危害，還能以自動化技術取代過往農民噴灑農藥任務，並根據情況定時定量的噴灑，大大減少人力的消耗，未來更可以結合人工智慧等技術，持續發展智慧農業(Tellaeche et al,2015)。



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

無人機(UAV)搭載高光譜更可應用在農業的不同任務中，如利用高光譜的近紅外光波段(800nm)探測葉片的光線反射率進而評估植物的水分狀況(Gago et al,2015)。利用紅外線光譜波段可以估算土壤的水分狀況，進行乾旱預警、乾旱監測、灌溉計畫(Khanal et al,2017)。無人機航拍並利用近紅外光波段繪製地下排水系統圖，如圖 2(Allred et al,2018)。無人機航測估算農作物土地面積(Reutebuch et al,2005)。無人機搭載高光譜評估土地鹽分濃度(Ivushkin et al,2019)，如圖三所示(Ivushkin et al,2019)。

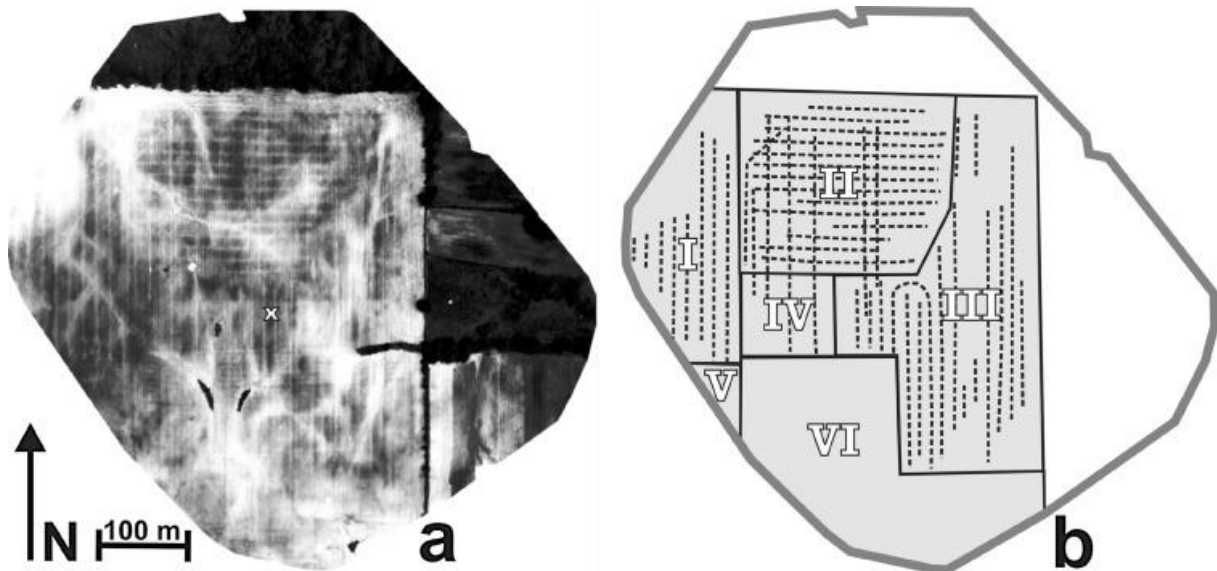


圖 2 測繪地下水系統圖(Allred et al,2018)

因此從文獻中可知無人機搭配高光譜航測技術已被應用於解決農業問題，估算農作物的土地大小、水分分布、礦物質分布、監控等任務，且因體積小、操作容易、費用不貴等特性，相信在未來仍會被持續應用在各種航測任務中。

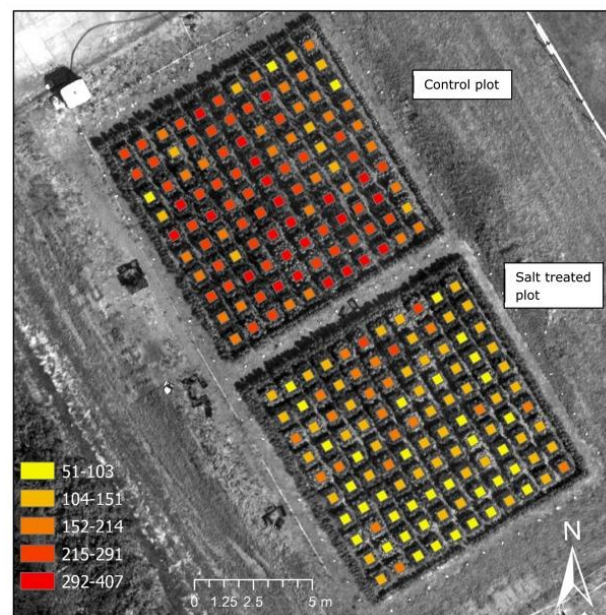


圖 3 農地鹽份預測(Ivushkin et al,2019)



3.3 高光譜和人工智慧應用

無人機搭載光譜技術會產生大量數據集並根據任務需求會增加天氣、水文、地理等資料，因此需要有效且高速的演算法才能對大數據進行分析，而人工智慧演算法適合解決此類問題，藉由程式使電腦具備人類邏輯思維的技術，此技術綜合統計學、線性代數、微積分、離散數學等學科並能解決大量實務問題，例如：預測植物是否患有柑橘黃龍病(Citrus Huanglongbing)、估算農作物產量和生物量，使用圖像識別檢測農作物是否患有疾病，使用分類技術分辨健康和患病的農作物等(Lan et al,2020)。

近年來也有相關研究使用高光譜和人工智慧解決土壤鹽分增加問題，此問題是農業中重要的課題，因為鹽分增加會降低農作物產量，且此問題屬於動態現象，這迫使農民需要大量且即時的數據來幫助決策，而無人機航測技術除了可提供必要的空間資訊，且經濟相對實惠。而針對此航測數據此篇研究採用相關性分析、集群分析，來分析變數的因果關係，提高多元線性迴歸模型的 coefficient of determination(R^2)從 0.455 提高到 0.64，證明可以透過人工智慧和無人機對土壤鹽分增加的預測做出貢獻，如圖 4(Ivushkin et al,2019)

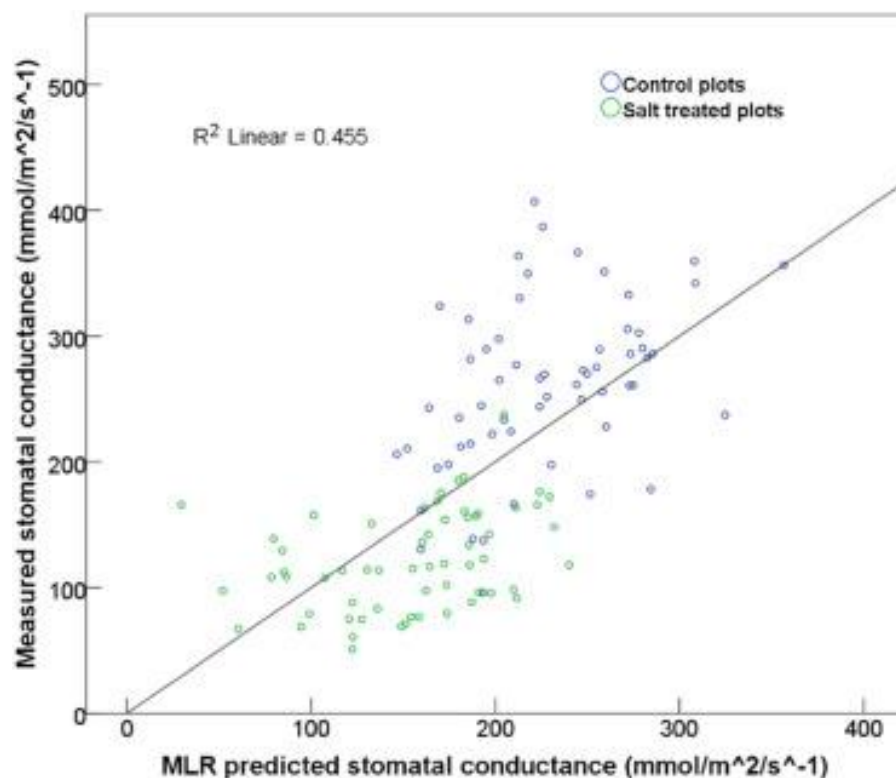


圖 4 預測結果示意圖(Ivushkin et al,2019)



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

另外也有文獻指出 21 世紀為因人口快速增長對糧食需求不斷增加，因此提高農作物產量也是重要課題之一，且對於農作物產量的精準預測有助於生產者的行銷決策，但傳統使用隨機抽樣和田野調查，不僅勞動成本過高且也會對農田造成破壞，因此無人機航測技術讓預測農作物有重大貢獻，且已被證實能有效預測農作物產量，並發現歸一化植被指數（Normalized Difference Vegetation Index；NDVI）能有效監測農作物的葉綠素含量，有效評估農作物生長狀況。另外使用地上生物量和葉綠素含量(Leaf Chlorophyll Content,LCC)的數據集建立隨機森林迴歸模型，取得良好預測結果(Wan et al,2020)。

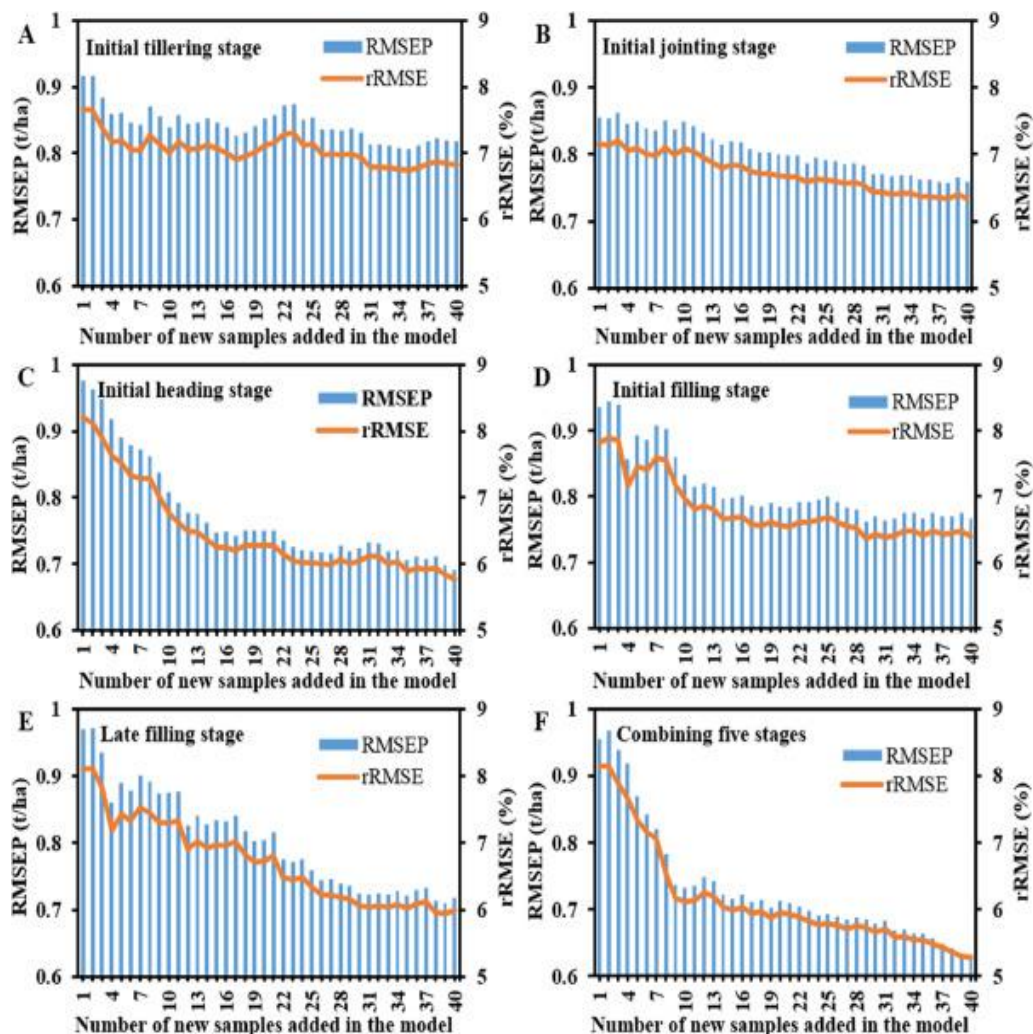


圖 5 農作物產量預測(Wan et al, 2020)



第四章 研究方法與過程

此外還有文獻使用無人機和高光譜圖像提供樹木辨識的解決方法，此方法除了有高達 94.5% 的準確度，且在不同光源下都能準確分類，並實現樹木辨識自動化，大量減少人力的需求，此方法使用支援向量機((Support Vector Machine, SVM)，此方法是將 N 維的數據空間提升到 $N + 1$ 的數據空間，甚至是更高維度的空間，能夠解決非線性問題的分類，但此研究表示僅靠陽光光譜儀圖像效果不佳，且會出現大量分類錯誤的情況，因此須結合陽光光譜圖像和陰影光譜圖像，才能有效提高準確率(Ishida et al, 2018)。

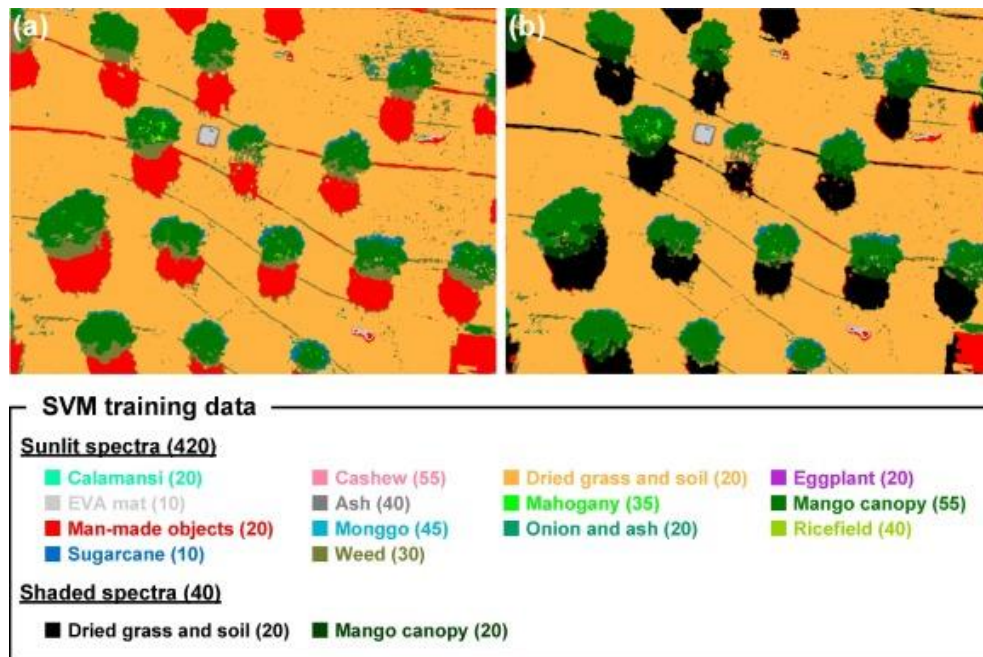


圖 6 樹木分類(Ishida et al, 2018)



第四章 研究方法與過程(含工作進度甘特圖)

本專案計畫以列管農地作為研究樣區重金屬之主要區域，為有效辨識污染狀態，主要將研究過程分為三大部分，包含(1)農地之影像辨識與無人載具建置；(2)高光譜波段處理；(3)重金屬智能影像辨識技術。農地之影像辨識與無人載具建置：在藉由調查後，本專案將選擇已受重金屬污染之列管農地，並針對欲觀測的農地條件進行無人載具設備選擇，進行影像拍攝與影像測試，同時進行重金屬污染採樣與分析，作為後續模型比對使用；高光譜波段處理：將無人載具所乘載之高光譜儀器拍攝之影像進行前處理，包含空間校正(幾何校正、輻射校正)及高光譜分析與圖像建置，藉此得知重金屬污染物之影像波段表現；重金屬智能影像辨識技術：將已處理之重金屬影像與現地採樣資料以人工智慧技術之支持向量回歸建立辨識技術，藉以完成本專案計畫之目標，架構圖如下：



第四章 研究方法與過程

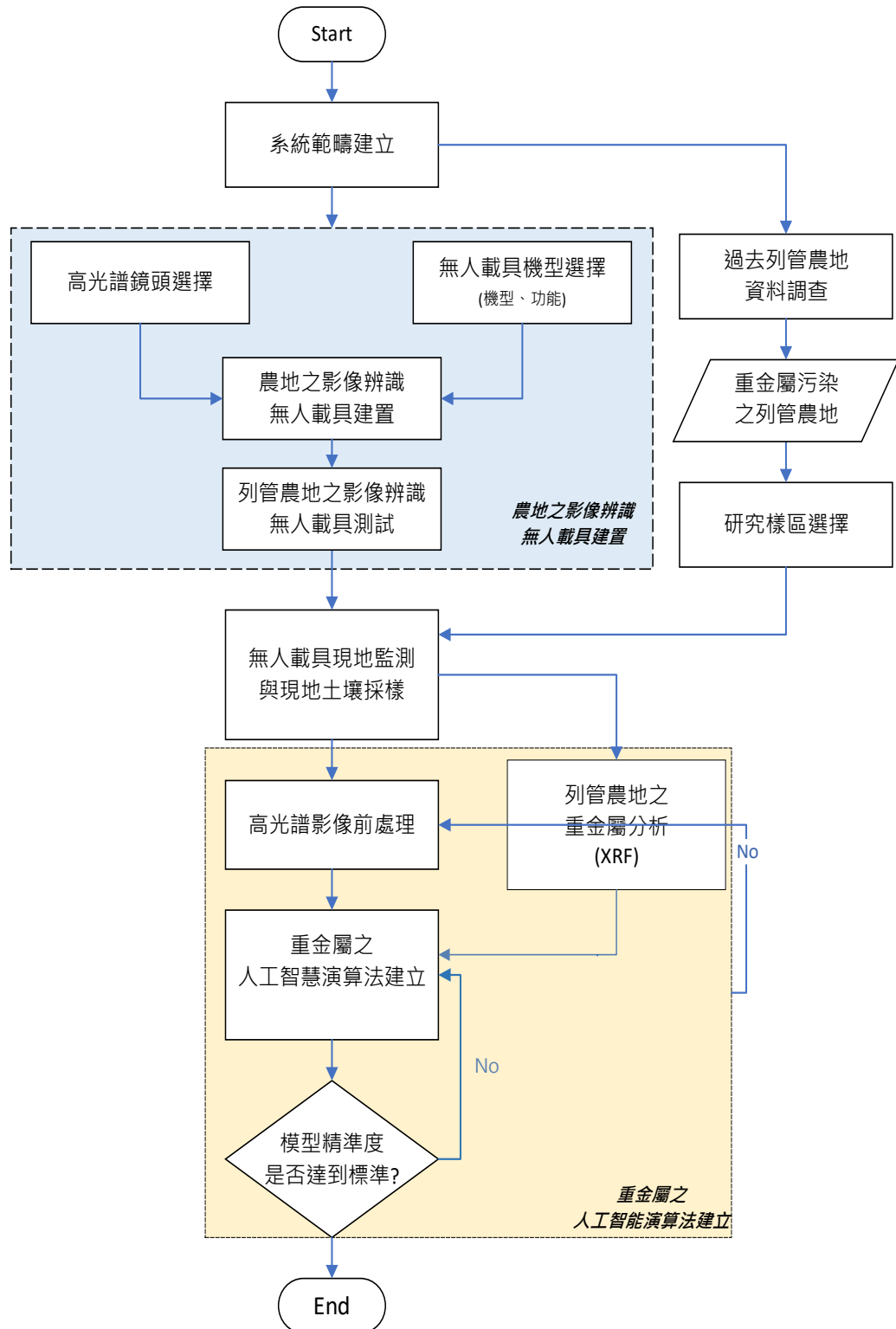


圖 7 研究流程圖



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

4.1 研究範圍

本研究範圍選自行政院環境保護署土壤及地下水污染整治基金管制會公告之彰化縣大村鄉慶安段附近汙壤之土地，如圖 7;面積約為 2.06 公頃，包含多個長條、矩形、不規則圖行之土地，且該土地公告有銅(Cu)、鎳(Ni)等嚴重重金屬污染，可能會透過各種方式進入食物鏈，例如:水污染、農作物污染，嚴重會增加癌症罹患風險(Briffa et al,2020)，因此本研究想透過影像辨識自動判別污染源。



圖 8 研究範圍示意圖



第四章 研究方法與過程

表 1 研究範圍之地段地號

編號	場址編號	地段地號	坵塊面積 (m ²)	公告污染物 (mg/kg)
A	N13849 N13950 N13951	大村鄉慶安段 1537-1、1537-2、1537-3 地號	2100.06	Cu (627) Ni (493)
B	N13856	大村鄉慶安段 1671 地號	4125.96	Cu (366)
C	N13855	大村鄉慶安段 1549(部分)地號	876.34	Cu (280) Ni (493)
D	N13854	大村鄉慶安段 1548 地號	1034.15	Cu (1260) Ni (529)
E	N14912	大村鄉慶安段 1546(部分)地號	2455	Cu (259)
F	N13853	大村鄉慶安段 1544 地號	4311.03	Cu (1220) Ni (797)
G	N13852	大村鄉慶安段 1543 地號	1966.92	Cu (300) Ni (299)
H	N13842 N13843	大村鄉慶安段 631、632 地號	1702.38	Cu (1090) Ni (608)
I	N13841	大村鄉慶安段 630 地號	1999.46	Cu (512) Ni (345)



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

4.2 研究設備

1. UAV 使用之器材

(1) 採用機種介紹

本研究利用六軸多旋翼機之機動性方便性並搭載多光譜鏡頭及高光譜鏡頭，其材質為碳纖維，主要元件如表 4 所示，包含飛控板一組、GPS 模組一組、影像傳輸模組一組、電力模組、電子變速器六組、無刷馬達六顆、低像素鏡頭一顆、光譜鏡頭等。

表 2 六軸多旋翼機主要元件

機身軸距	1200mm(圖 A)
機架結構材料	碳纖維材質
機身總重/任務酬載重	5kg
元件	飛控板、GPS 模組、影像傳輸模組、電力模組、電子變速器、無刷馬達、低像素鏡頭、光譜鏡頭等
飛槳規格	17 吋碳纖維槳
抗風能力	可達 12m/sec
最大垂直速度	5m/sec
資料記錄系統	可由飛控系統來啟動資料儲存，並能依設定秒數間隔儲存風場資料、當時日期、時間、GPS 座標及海拔高程等於 SD 卡中(時間間隔 1~9 秒)
電力供應	使用 6S 容量 12000mah 鋰聚電池 2 顆或 16000mah 鋰聚電池 1 顆

(2) 飛行控制板

本研究欲使用之控制器 Pixhawk 4(如圖 10 所示)是由 Holybro® 及 PX4 團隊所設計，其規格為 32 位 ARM Cortex M4 核心包含 FPU、168 Mhz/256 KB RAM/2 MB 閃存、32 位故障保護協同處理器、ST Micro 16 位陀螺儀、加速度計/磁力計、MEAS 氣壓計等，詳細規格如表 5 所示。



圖 9 Pixhawk 4

表 3 Pixhawk 4 之詳細規格表

名稱	規格
處理器	32 位 ARM Cortex M4 核心包含 FPU(浮點運算單元) 168 Mhz/256 KB RAM/2 MB 閃存 32 位故障保護協處理器
傳感器	ST Micro 16 位陀螺儀 ST Micro 14 位加速度計/磁力計 MEAS 氣壓計
電源	良好的二極管控制器，帶有自動故障切換 舵機端口 7V 高壓與高電流預備 所有的外圍設備輸出都有過流保護，所有的輸入都有防靜電保護
接口	5 個 UART 串口，1 個支持大功率，兩個有硬件流量控制 Spektrum DSM/DSM2/DSM-X 衛星輸入 Futaba S.BUS 輸入和輸出 PPM sum 信號 RSSI(PWM 或者電壓)輸入 I2C, SPI, 2 個 CAN, USB 3.3 與 6.6 ADC 輸入
尺寸	重量 38g 寬 50 mm 高 15.5 mm 長 81.5 mm



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

(3) 其他元件

由於多軸飛行器其他元件在市面上較多元，因此以規格之方式呈現可能使用之器材，如表 6 所示。

表 4 多軸飛行器其他元件與規格

名稱	規格
高壓電流計	最大輸入電壓：60V 最大電流感應：120A 為 5V ADC 配置的電壓和電流測量 開關穩壓器輸出最大 5.2V 和 3A 6 針 Molex 電纜直接插入 APM / Pix32 的“PM”連接器 6 位 GH 電纜直接插入 Pixhawk4 / Pixhawk4 mini'PM'連接器
超聲波測距儀	MT9V034 machine vision CMOS sensor with global shutter Optical flow processing at 4×4 binned image at 120 (indoor) to 250 Hz (outdoor) Superior light sensitivity with 24×24 μm super-pixels Onboard 16bit gyroscope up to 2000°/s and 780 Hz update rate, default high precision-mode at 500°/s
GPS M8N	工作電壓：DC5V 搜星數量：視環境，最多有 26 個 精度：0.7 米左右(信號好的條件可以達到 50cm) 體積：Ø54*15mm(不包括線長) 線長：280mm 重量：30g 連接：羅盤 4 針/ GPS(APM 5 針 PIX 6 針) LED：搜到星後亮藍燈閃爍
分電板	最大 10S BEC 輸出：12V / 5.3V 輸出電流：12V/3A 最大耐流：120A
電子調速器	持續電流：60A 瞬時電流：80A



第四章 研究方法與過程

	BEC 輸出：開關穩壓 BEC，5v/-8v 可調【調整幅度為 0.1V 每階】輸出電流 持續 7A，瞬時 18A 輸入電壓：3-6s 鋰電池 輸入/輸出線：輸入 14AWG,輸出 14AWG 體積：48x30x15.5mm 長 x 寬 x 高 49 克
5010 無刷馬達	KV 值：KV280 定子直徑：50 mm 槽數、極數：12N14P 重量：198g
3DR Radio Telemetry	接收靈敏度為 -118 dBm MAVLink 框架協議 跳頻擴頻技術(FHSS) 全雙工通信 2 路自適應 TDM 可以矯正高達 25%的數據位錯誤 基於 Si1000 微控制器
Herelink 圖數傳	信號帶寬：20 MHz /10 MHz 圖傳距離：FCC 20 kn CE /SSRC 12km 圖傳影像：720p@30fps 1080p@30/60fps 傳輸頻段：2.4 GHz ISM
Tarot T810 摺疊式六軸機架	重量：1020G 管 徑：25MM 軸 距：810MM 機架直徑：850MM 中心蓋板規格：210×210×2.0MM
6S 22.2V LiPo	容量：22000 mAh 放電倍率：25 C 持續放電電流：100 A 瞬間放電電流：550 A 重量：2530 g
碳纖正反槳 1555	亮面 3K



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

(4) 接線圖

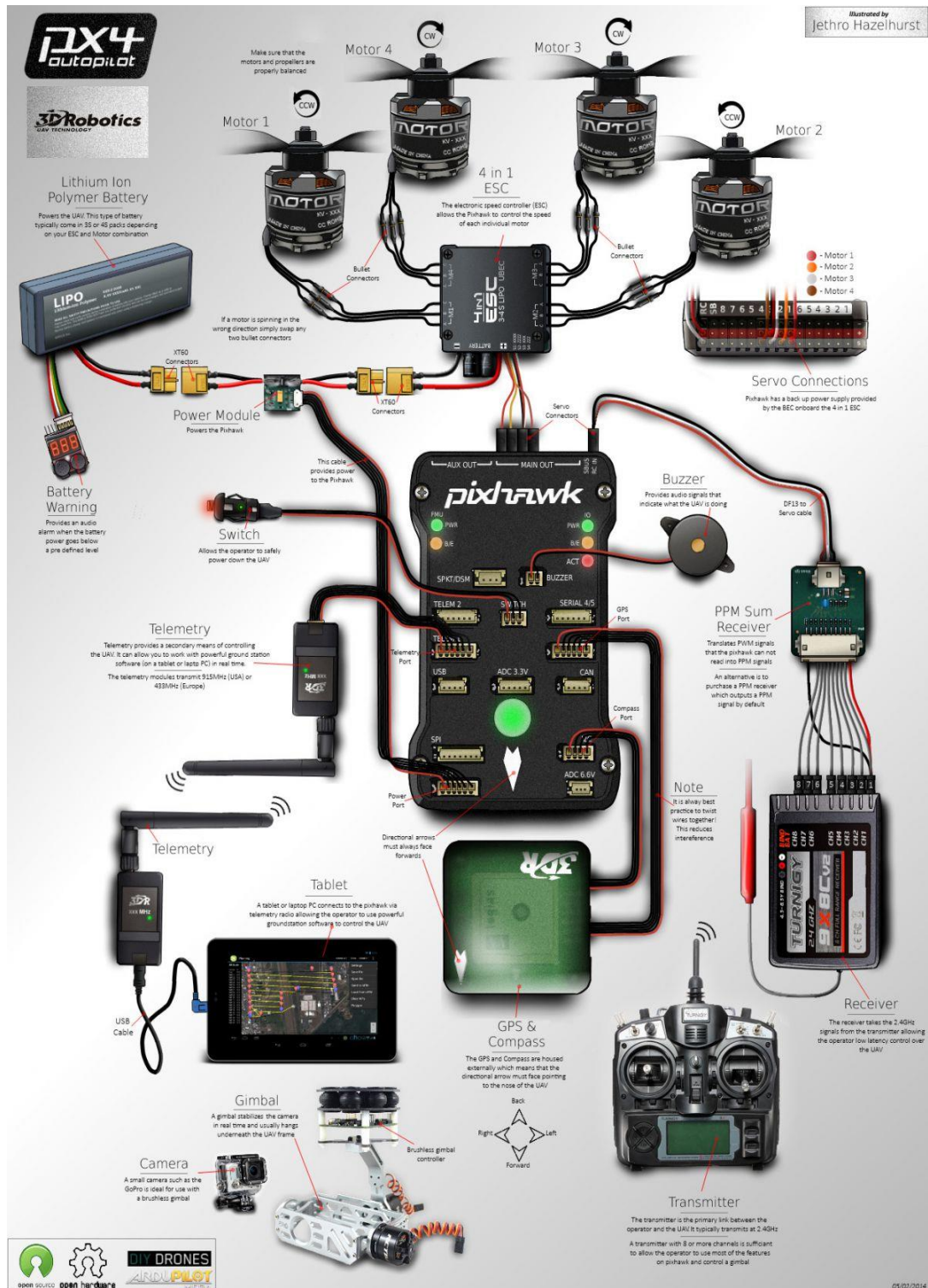


圖 10 接線圖



第四章 研究方法與過程

(5) 地面站

本團隊將使用之飛控板可配合使用 mission planner 這套地面控制站軟體，透過數據傳輸模組能即時瞭解無人載具之現況如高度、經緯度、電池電量、訊號強度、陀螺儀資訊等，也能透過軟體裡路徑規劃功能，進一步規劃執行任務，其介面如圖 12 所示。

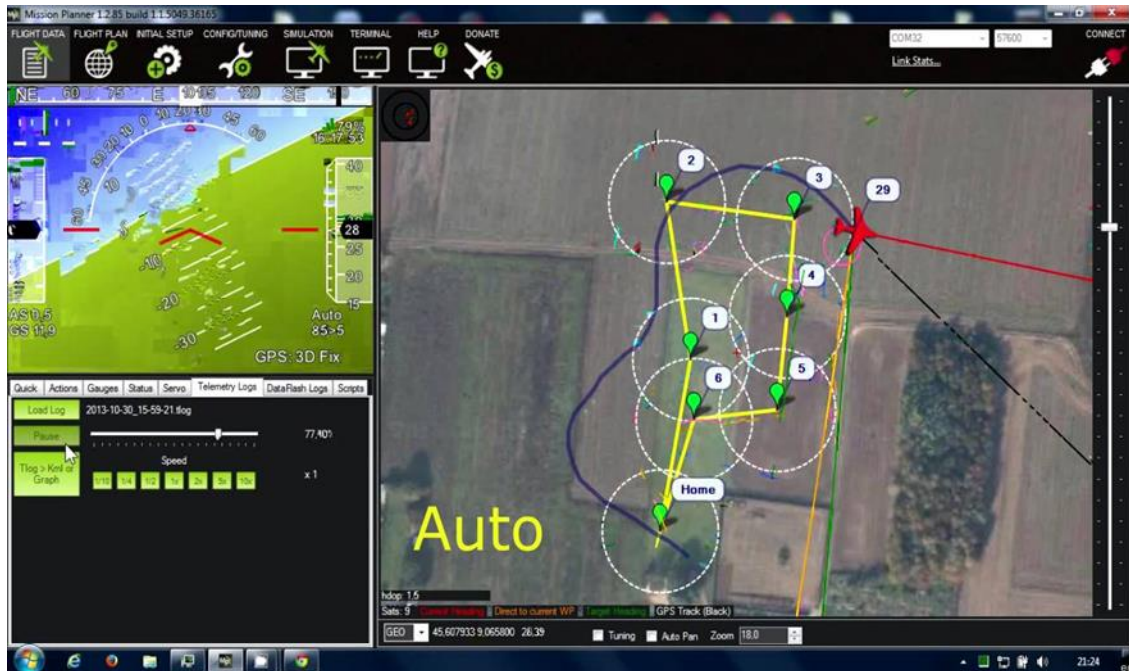


圖 11 地面站-路徑操作介面



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

2. 土壤重金屬光譜分析

土壤重金屬的空間分佈是界定危害範圍與擬定污染的重要依據，本團隊欲在進行航拍過程中，同步使用 X 射線螢光光譜儀(XRF)分析土壤重金屬濃度的分佈。規劃以彰化受污染農地為研究樣區，並以網格點配置 30 個採樣位置，每個位置皆採取表層(0 - 15 cm)、底層(15 - 30 cm)土壤樣本，以手持式 XRF 讀值，其主要原理如圖 13 所示。

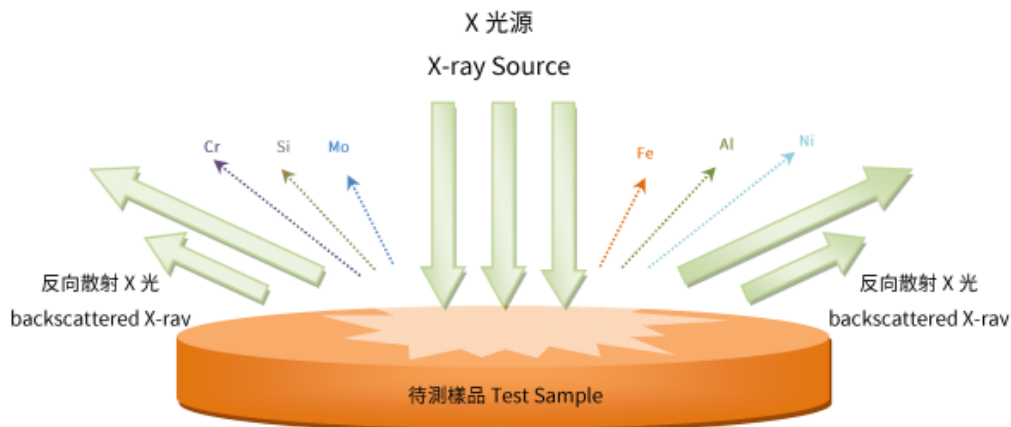


圖 12 XRF 基本原理

原子中的電子可以透過吸收 X 光的能量，躍遷出原來的軌道，而這個能量必須大於該電子被原子核綁定在原軌道上的能量。當此內殼層軌道上的電子躍遷出去後，位於外殼層軌道，能量較高的電子，將填補這個空缺，並釋放出以光子形式存在的能量(放出螢光)，而且放出的這個能量，正好等於兩個殼層之間的能量差。這種因為電子躍遷而放出的螢光，稱為元素的特徵 X 光(此螢光也是種 X 光)。



第四章 研究方法與過程

而且在某兩相鄰軌道間，電子躍遷鎖放出的能量是恆定的，因此只要量測出這個螢光的值，就能夠辨識特定的元素。



圖 13 XRF 儀器照片

圖 11 為本實驗採用儀器照片，並將土壤採集經過轉換手續後，才能使用此儀器進行檢測，此流程如下：

- Step 1 土壤清理:因 XRF 檢測微小顆粒較精準，因此須將土壤烘乾後磨碎，並將肉眼可見的雜物清除。
- Step2 盛裝:將微量土壤裝入特定容器
- Step3 檢測: 將容器裝入具有鉛版的保護容器，並等待 2 分 10 秒。
- Step4 清洗: 將容器使用自來水和中性洗劑清洗，接著使用 RO 水和 DI 水反覆清洗。



3. 數據前處理

由於資料中的部分變數數值差異極大，不易進行模型建置，也容易發生數值較小的變數會排除的現象發生，也會導致演算法搜尋範圍變大降低模型效能，因此先利用資料正規化(Normalization)的方式將資料轉換至 0 至 1 之間，其公式如下，常用於神經網路和迴歸方程式的加權輸入和最佳化演算法中，能有效提升模型準確度和提升收斂速度，且對於線性模型，資料正規化會使梯度下降過程更加平穩，使演算法較容易收斂到全域最佳解。

$$Z_i = \frac{(x_i - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \quad (1)$$

由於資料中的變數和變數之間的範圍不盡相同，且每個範圍所代表的涵義也不同，因此希望數據更具有比較性且有效提升模型的準確度，因此將數據進行資料標準化，其公式如下。

$$x_i = \frac{(x_i - x_{mean})}{x_{std}} \quad (2)$$

完成正規化後，為使模型可以被驗證其準確度，因此將每一資料集切分為訓練集(Training data)與測試集(Test data)，其比例為訓練集(80%)和 Test data(20%)。

4. 特徵篩選(特徵分析、RFE)

由於資料中的自變數眾多，且每個自變數對應變數預測貢獻不盡相同，也會與其他自變數產生不良如：共線性關係，對預測模型產生不良影響，因此將眾多自變數輸入模型進行預測，不僅會因為數據量眾多而降低預測模型的效能，也會因為駁雜的資料降低預測模型的準確度，因此需要進行特徵工程(Feature Engineering)將資料轉換成容易表達應變數本質，本研究採用下列兩種方法進行特徵篩選，此動作除了減少自變數數量，也可以有效降低資料維護成本，當自變數越多時，維護資料庫成本則越高，。

- A. 皮爾森相關係數(Pearson product-moment correlation coefficient)用於測量兩個變數 y 與 x 之間的線性相關程度，其數值範圍介於-1 至 1 之間，-1 代表呈現負相關，當 y 增加則 x 減少，反之亦然。在資料科學領域中，該方法被廣泛應用於篩選自變數，提高模型的準確度與效能。
- B. 遞迴式特徵刪除(Recursive Feature Elimination, RFE)，先將所有自變數輸入模型訓練，接著刪除迴歸係數最小的自變數(貢獻最小)，重複循環此動作，直到特徵數量達到我們期望數字則停止。



5. 預測模型建置

(1) 隨機森林(Random Forest)

隨機森林是一個包含多個決策數的分類器，輸出的類別是由個別樹的眾數所決定。該方法根據下列的方式建構每棵樹的演算法：N 表示訓練樣本的各數，M 表示變數的題目。因此我們會定義一個數值 m 使用在一個節點上，做決定時有多少個變數來做決定，然而 m 遠小於 M 。該模型可從 N 個訓練案例中，可以重複取樣，如果取樣 N 次，便形成一個訓練集(即自己啟動拔靴法 bootstrap 取樣)。並且可以使用這棵樹來對剩餘預測其類別，並評估其誤差。對於每一個節點而言，隨機選擇 m 個基於此點上的變數。根據這 m 個變數，計算其最佳的分割方式。其過程中，每棵樹都會完整成長而不會剪枝(Pruning)(這有可能在建完一棵正常樹狀分類器後會被採用)。因此隨機森林中每顆決策樹的建構依據下列三個準則：

- C. 所有訓練資料過程中，皆以隨機抽樣 n 筆的資料，做為建決策樹的訓練集。對於不同的樹所選取可以重複的的訓練資料。
- D. 倘若每筆資料皆含有 M 個觀察值，隨機選取 m 種觀察值時(條件 $m \ll M$)，做為決策參數，因此以此做為建樹，並在其各節點尋找最好分割的依據。同時在建每顆樹時，皆需選取相同的 m 值。
- E. 每一顆樹都讓其成長到最大，而不做任何的修剪(pruning)。

最佳化目標隨機森林訓練，有兩個主要因素，即每一顆樹的分類能力與任意兩顆樹的相關性。直觀上，當每棵樹具有較低錯誤率，成長出較為強健(strength)時，隨機森林整體分類能力就會上升。倘若兩顆樹的相關性同時增加時，其互補的能力就降低了，錯誤率也就可能提高。前述 m 值的設定，會強烈影響樹的強健度，對於樹與樹之間的相關性。為了減少 m 值，個別決策樹可選用的特徵值會減少，樹的強健度也跟著下降，同時樹與樹之間容許的差別亦會減少，彼此間的相關性亦同時下降。因此建構隨機森林的關鍵問題在於如何選擇最優的 m 值，要解決這個問題主要依據計算袋外錯誤率 oob error(out-of-bag error)。隨機森林有一個重要的優點就是，沒有必要對它進行交叉驗證或者用一個獨立的測試集來獲得誤差的一個無偏估計。它可以在內部進行評估，也就是說在生成的過程中就可以對誤差建立一個無偏估計。我們知道，在構建每棵樹時，我們對訓練集使用了不同的 bootstrap sample(隨機且有放回地抽取)。所以對於每棵樹而言(假設對於第 k 棵樹)，大約有 $1/3$ 的訓練實例沒有參與第 k 棵樹的生成，它們稱為第 k 棵樹的 oob 樣本。



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

而這樣的採樣特點就允許我們進行 oob 估計，它的計算方式如下：

- A. 對每個樣本，計算它作為 oob 樣本的樹對它的分類情況(約 1/3 的樹)；
- B. 然後以簡單多數投票作為該樣本的分類結果；
- C. 最後用誤分個數佔樣本總數的比率作為隨機森林的 oob 誤分率。

然而隨機森林有另一種分類器是結合線性回歸，將資料回歸至一條線上，並進行預測。回歸器所有的參數、屬性與接口，全部和分類器一致。僅有衡量分枝質量的指標不同，其支持的標準有三種：

- A. 使用均方誤差 mean squared error(MSE)，父節點和葉子節點之間的均方誤差的差額將被用來作為特徵選擇的標準，這種方法通過使用葉子節點的均值來最小化 L2 損失(輸入"mse")；
- B. 使用費爾德曼均方誤差，這種指標使用弗里德曼針對潛在分枝中的問題改進後的均方誤差(輸入"friedman_mse")；
- C. 使用絕對平均誤差 MAE(mean absolute error)，這種指標使用葉節點的中值來最小化 L1 損失(輸入"mae")。

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - y_i)^2 \quad (4)$$

其中 N 是樣本數量，i 是每一個數據樣本， f_i 是模型回歸出的數值， y_i 是樣本點 i 實際的數值標籤。所以 MSE 的本質，其實是樣本真實數據與回歸結果的差異。



在迴歸樹中，MSE 不只是分枝質量衡量指標，也是最常用的衡量迴歸樹迴歸質量的指標，當使用交叉驗證，或者其他方式獲取迴歸樹的結果時，往往選擇均方誤差作為評估(在分類樹中這個指標是 score 代表的預測準確率)。在迴歸中，追求的是，MSE 越小越好。

然而，迴歸樹的接口 score 返回的是 R 平方，並不是 MSE。R 平方被定義如下：

$$R^2 = 1 - \frac{u}{v} \quad (5)$$

$$u = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - y_i)^2 \quad (6)$$

$$v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2 \quad (7)$$

其中 u 是殘差平方和(MSE * N)，v 是總平方和，N 是樣本數量，i 是每一個數據樣本， f_i 是模型迴歸出的數值， y_i 是樣本點 i 實際的數值標籤。 $\hat{y}$ 是真實數值標籤的平均數。R 平方可以為正為負(如果模型的殘差平方和遠遠大於模型的總平方和，模型非常糟糕，R 平方就會為負)，而均方誤差永遠為正。

(2) 神經網路(Back Propagation Neural Network)

倒傳遞類神經網路(Back Propagation Neural Network, BPNN)屬於監督式學習，是由三層的類神經單元所組成，如示意圖 11 所示。第一層是由輸入單元所組成的輸入層，而這些輸入單元可接收樣本中各種不同特徵。第二層則為隱藏層，隱藏層之輸出計算式如(1)，而第三層輸出層，其計算式與隱藏層計算式同理，BPNN 分成兩個部分，第一個部分是向前傳遞(foward pass)，計算出當前線性迴歸誤差，第二部分，依照誤差，調整權重，將網路輸出的誤差修正至最小值。此神經網路優點:學習精確度高，效能佳，且可以處理非線性問題。

$$H_h = f(net_h) = \frac{1}{1 + e^{-net_h}} \quad (8)$$

net_h 則計算如(99)



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

$$net_h = \sum_{i=1}^{N_{hid}} X_i W_{ih} - \theta_h \quad (9)$$

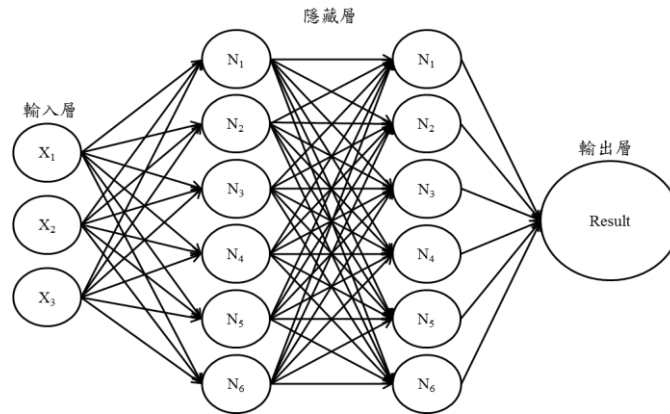


圖 14 類神經網路示意圖

其中：

X_i ：輸入層第 i 個神經元的輸出值。

net_h ：隱藏層第 h 個神經元的加權乘積和。

$f(\cdot)$ ：隱藏層的轉換函數。

W_{ih} ：輸入層第 i 個神經元與隱藏層第 h 個神經元間的加權(Weight)函數。

θ_h ：隱藏層第 h 個神經元的偏權值。

N_{hid} ：隱藏層神經元數目。

6. 超參數最佳化-粒子群演算法

當建立預測模型或是各種不同模型時，都會有超參數需要設定，但每個參數的範圍都不盡相同且可能包含多個參數，就會產生接近無限多的排列組合，理論上使用窮舉法就能找出全域最佳解，但實際情況中並沒有無限多的資源可以消耗，如：時間、效能消耗等都是需要考慮的重點，而最佳化演算可以有效解決此問題，透過模擬生物的學習行為，在有限的時間、效能下能夠找出最佳近似解，本研究採用粒子群演算法(Particle Swarm Optimization, PSO)，又被稱為鳥群演算法，是由 Kennedy 等學者開發出的最佳化演算法(Kennedy et al,1995)，起初是為了用表現鳥群的飛行行為，藉由參考個人歷史最佳解和群體歷史最佳解，表達鳥群的飛行行為，並加入慣性權重更好的控制搜索行為，並能有效解決最佳化問題，例如：旅行推銷問題、工作排程問題，都有不錯的表現，演算法流程圖如下：



第四章 研究方法與過程

1. 定義問題:將 N 個參數最佳化問題當作 N 維的求解空間，定義需要 M 個粒子協助解決問題。
2. 初始化: 隨機產生每個粒子的速率及位置。
3. 評分:使用 fitness 函數評估每個粒子當前分數
4. 更新:更新粒子的速度和位移。
5. 比較:對每個粒子與其前一個最優位置比較，保留相對較好的粒子。
6. 比較:比較當前所有的 pbest 和上一週期的 gbest，並更新 gbest。
7. 若滿足停止條件(迭代次數或是進步幅度變小)，則搜尋停止，若不符合，則重複步驟 3 至步驟 6。

速度更新公式如下:

$$v = w * v + c1 * rand * (pbest - x_{position}) + c2 * rand * (gbest - x_{position}) \quad (3)$$

- (1) V: 初始速度
- (2) W: 慣性權重
- (3) C1: 速度權重
- (4) Rand: 0 至 1 之間的亂數
- (5) Pbest :個人歷史最佳位置
- (6) C2: 速度權重
- (7) Rand: 0 至 1 之間的亂數
- (8) Gbest: 全體歷史最佳解
- (9) Xposition:粒子當前位置。



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

工作進度甘特圖

工作項目	109 年											
	月次											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1.重金屬污染之列管農地調查	√	√	√	√	√	√						
2.樣區選擇	√	√	√	√								
3.設備建置與測試	√	√	√									
4.UAV 監測及現地重金屬濃度分析			√	√	√	√						
5.影像套疊及高光譜影像處理						√	√	√				
6.期中報告撰寫					√							
7.影像數值模型建立					√	√	√	√				
8.農地重金屬智能影像分析				√	√	√	√	√	√			
9.智能影像辨識技術建立						√	√	√	√	√		
10.期末報告撰寫									√	√		
工作進程 (%)	10	20	30	35	40	50	65	70	75	80	90	100
查核點	預期完成工作項目											
期中	1.無人載具設備建置與高光譜影像拍攝完成											
	2.重金屬現地採樣完成											
	3.影像套疊完成											
	進度說明：本計劃原先預計完成採樣與影像拍攝、套疊技術建立，因採樣資料尚未足夠，因此先以過去團隊參與過之福州計畫資料先進行農地重金屬影像辨識技術建立模型開發，並建立影像辨識技術。。											
期末	1.重金屬濃度分析完成											
	2.影像數值模型建立											
	3.重金屬智能影像辨識技術完成											

註：灰色為原預計進度，打勾者為目前至期末之進度



第五章 結果與討論(含結論與建議)

5.1 亞熱帶紅土光譜試驗數據

1. 研究樣區及研究方法

本團隊在實際進行土壤重金屬調查及光譜檢測前，先透過福建師範大學李小梅教授於福州市地處 $110^{\circ}08'$ $120^{\circ}31'E$, $25^{\circ}15'$ $26^{\circ}29'N$ 之間所採及分析之 135 筆 0~20 cm 紅土表層土壤樣本，採樣點土地類行為林地、草地、園地等，詳細採樣點分布如圖 30 所示。採樣點分佈範圍廣，點位多及較為均勻。該研究樣品經風乾去除砂礫及雜質等前處理，將每個樣品分成兩份，其中一份進行光譜分析，另一份進行化學分析。

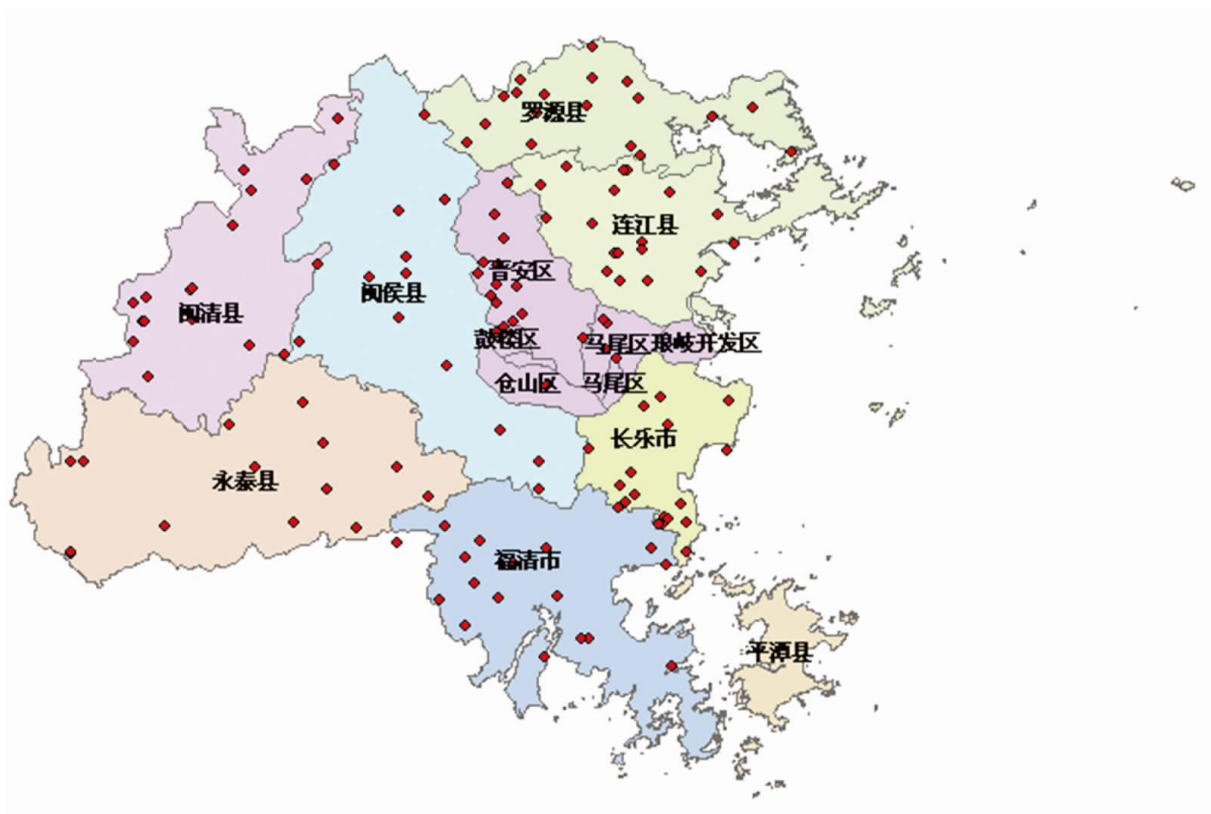


圖 15 福州市土壤樣本採集分布圖



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

2. 光譜分析結果

該研究之土壤樣品光譜採用美國 ASD FieldSpec3 進行測量，其波段範圍為 350~2500 nm，光譜採樣間隔在 350~1000 nm 範圍內為 1.4 nm，1000~2500 nm 範圍內為 2 nm，採樣分辨率在 350~1000 nm 範圍內為 3 nm，1000~2500 nm 範圍內為 10 nm。其土光譜原始反射曲線如圖 16 所示，由圖形可知該地區土壤的光譜型態類似，都持線上凸的拋物線型，在三個波段有明顯的水分吸收(1400nm、1900 nm、2200 nm)，反射率隨波長的增加在 350~750 nm, 1000~1350 nm, 1450~1700 nm, 1950~2100 nm 及 2200~2250 nm 反射率隨之增加。

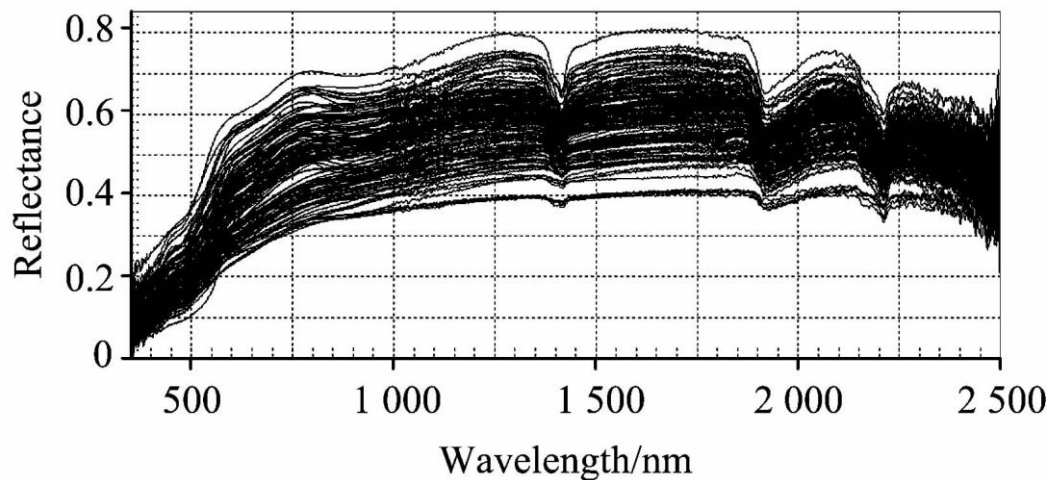


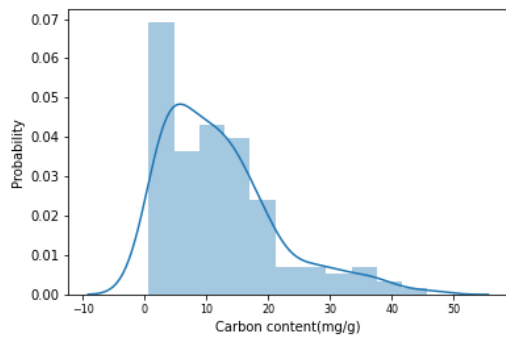
圖 16 土壤光譜原始反射曲線圖

3. 化學分析

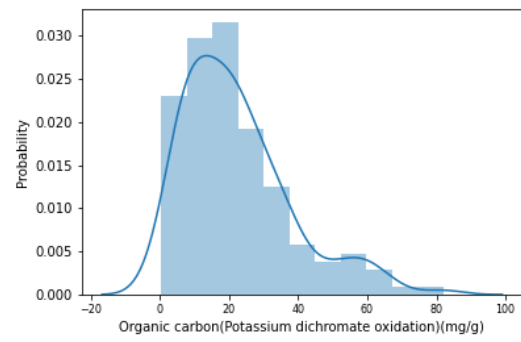
該研究結果中化學分析項目包含全 C 含量、有機質(重鉻酸鉀氧化法)、有機質含量、全 N 含量及鐵。該地區土壤中全 C 含量介於 0.70~45.80 mg/g 之間、平均值為 12.16 mg/g ；有機質(重鉻酸鉀氧化法)介於 0.35~81.92 mg/g 之間、平均值為 22.23 mg/g ；有機質(全碳-無機碳)介於 0.75~78.96 mg/g 之間、平均值為 19.85 mg/g ；全 N 含量介於 0.07~3.52 mg/g 之間、平均值為 1.09 mg/g ；鐵含量介於 5.54~106.35 mg/g 之間、平均值為 24.55 mg/g 。另外針對這些分析項目結果進行累積機率分析，均為常態分佈，偏態系數為左偏，詳細資料如圖 16 所示。



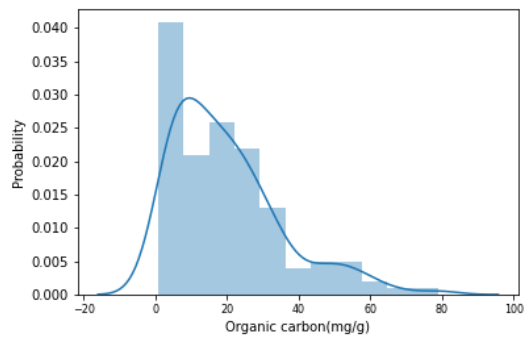
第五章 結果與討論



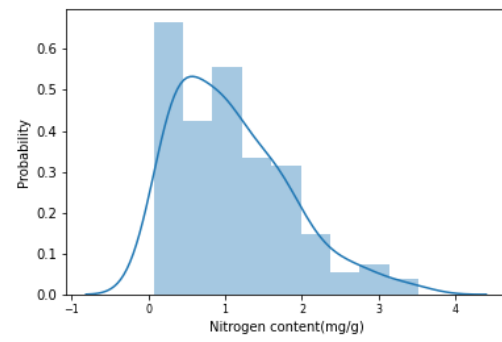
全 C 含量



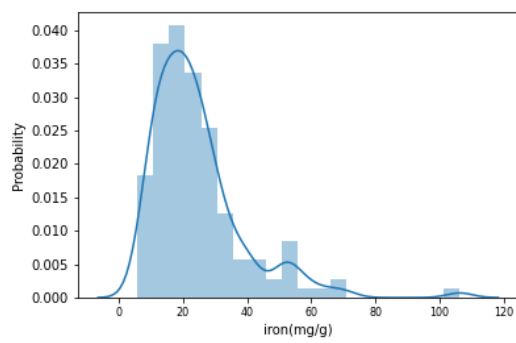
有機質(重鉻酸鉀氧化法)



有機質含量



全 N 含量



鐵

圖 17 累積機率分析



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

5.2 亞熱帶紅土重金屬濃度分類結果

1. 變數描述及相關係數

影響重金屬濃度因素非常多種，在本文僅討論該研究的化學及光譜分析結果，使用數據總共 140 筆資料，變數包含化學分析結果五種、高光譜分析濃度含量 12 種以及各波段反射率(350 nm ~ 2500 nm)。各變數統計描述如表 6 所示。其中波段資料筆數較多，請參考附件電子檔。

表 5 各項變數統計描述表

	變數名稱	count	mean	std	min	max
化學分析結果	全 C 含量 (mg/g)	141	12.16	9.21	0.70	45.80
	有機質(重鉻酸鉀氧化法) (mg/g)	141	22.23	15.88	0.35	81.92
	有機質(全碳-無機碳) (mg/g)	141	19.85	15.37	0.75	78.96
	全 N 含量 (mg/g)	141	1.09	0.75	0.07	3.52
	鐵 (mg/g)	141	24.55	14.69	5.54	106.35
光譜分析結果	Cd(ug/g)	141	0.68	0.44	-0.79	2.94
	V(ug/g)	141	69.16	55.32	17.20	572.56
	Cr(ug/g)	141	26.23	18.28	-4.15	111.55
	Mn(ug/g)	141	641.19	382.26	77.76	2049.43
	Co(ug/g)	141	7.94	6.98	-1.73	57.80
	Ni(ug/g)	141	11.87	8.92	-2.21	50.96
	Cu(ug/g)	141	23.43	15.31	-10.67	94.60
	Zn(ug/g)	141	97.59	56.61	-30.9	383.13
	As(ug/g)	141	11.09	10.41	-11.29	83.60
	206Pb(ug/g)	141	44.33	23.79	8.78	155.96
	207Pb(ug/g)	141	42.70	23.01	8.22	151.70
	208Pb(ug/g)	141	43.13	23.20	8.42	153.25



第五章 結果與討論

化學分析結果中的各變數之間的相關係數如圖 17 所示，全 C 含量與有機質(重鉻酸鉀氧化法)、有機質(全碳-無機碳)、全 N 含量皆呈強正相關，相關係數分別為 0.97、0.99、0.95。其中鐵與全 C 含量、有機質(重鉻酸鉀氧化法)、有機質(全碳-無機碳)呈正相關，相關係數分別為 0.017、0.031、0.019，但鐵與全 N 含量呈負相關，相關係數為 -0.00079。顯示鐵與全 N 含量共線性程度不大，可以忽略。

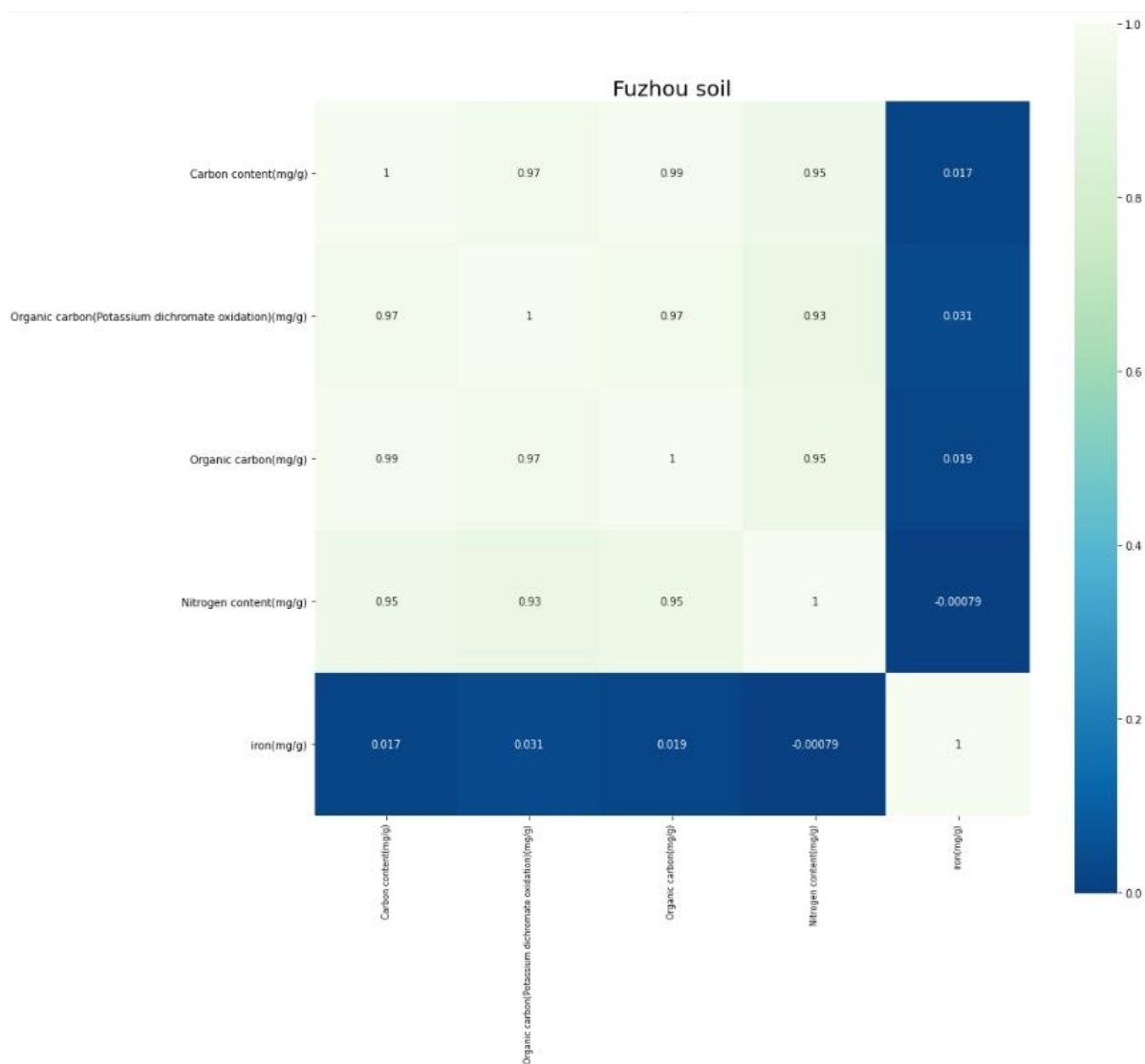


圖 18 其他變數相關性分析結果



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

光譜分析結果之各變數相關性分析如圖 18 所示，呈強正相關的有：
Cr 與 Ni(相關係數為 0.76)、V 與 Cu(相關係數為 0.63)、V 與 Co(相關係數為 0.59)、
Ni 與 Zn(相關係數為 0.52)、Co 與 Cu(相關係數為 0.51)、Cu 與 Zn(相關係數為 0.51)、
Ni 與 Cu(相關係數為 0.50)。由此可以預期，在 Ni 與其他重金屬的相關係數較大，
因此該模型擬和程度會優於其他模型。另外擬合成度差的模型可能會是 Cd、As 等兩種模型。

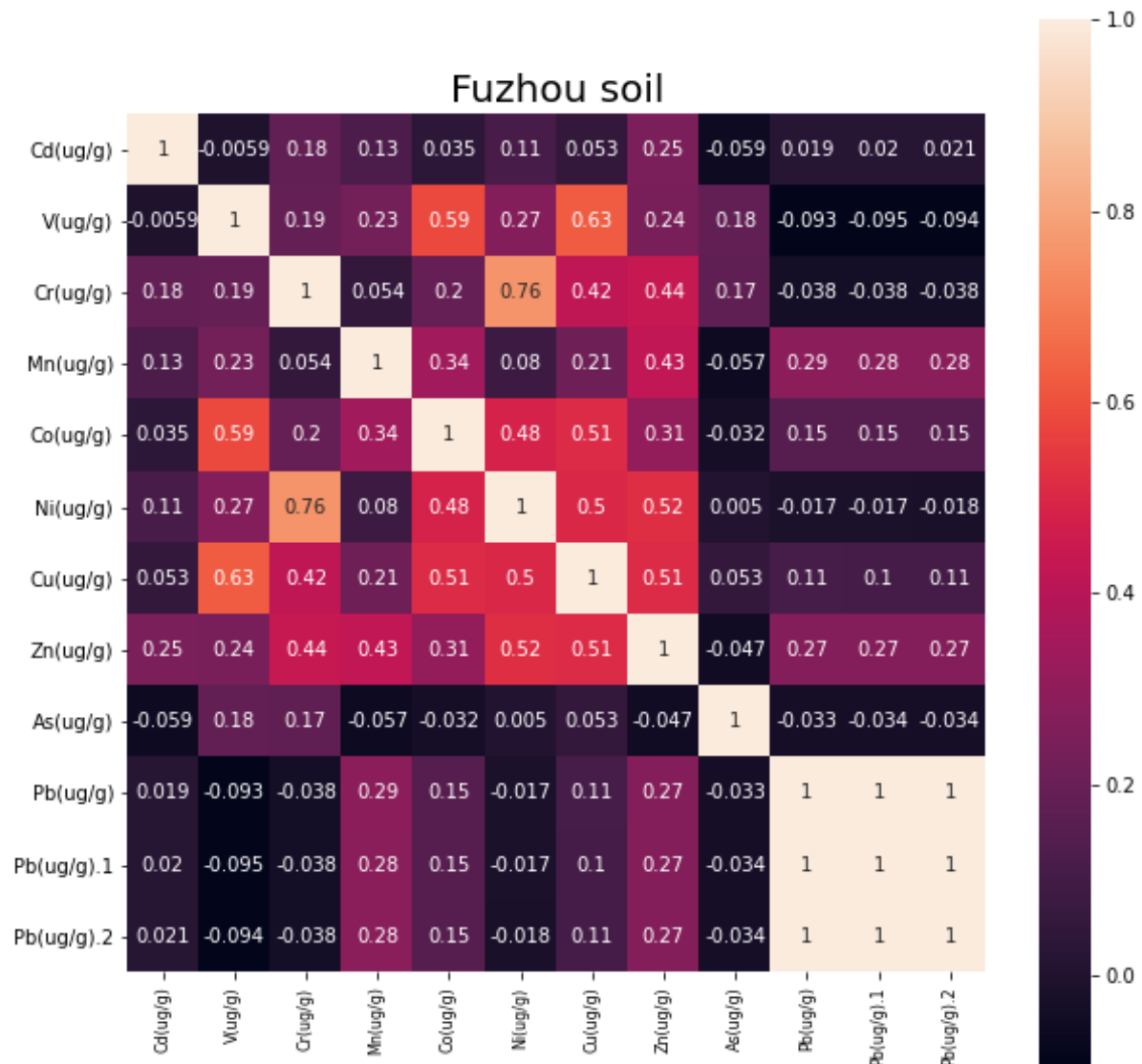


圖 19 重金屬相關性分析結果



2. 土壤採樣



圖 20 土壤採樣示意圖

因目標農地為整治過後土地，會將土壤翻鬆，導致鄰近土壤混和在一起，因此本研究因避免採樣標本過於雷同，因此依照經緯度為基準，以等距方式進行採樣。本研究採集樣本總共 254 筆，將目標農地 A、B、C、D 區塊(如圖 7)依照經緯度切成網格狀，並每個網格都採樣一標本，且本研究針對農田入水口地方(高汙染地方)進行重點採樣，因此網格樣本為 204 筆，入水口樣本為 50 筆。

表 6 網格採樣數據描述表

	Ni	Cu	Zn	Cr	Pb	As	Cd	Hg
count	204	204	204	204	204	204	0	0
mean	174.4706	208.7843	174.1078	157.1912	41.86128	12.25392	0	0
std	126.2113	169.7387	29.03044	28.44973	3.910403	6.921369	0	0
min	54	46	130	123	14.6	7.7	0	0
25%	72.75	76	152	138.75	39.5	10.4	0	0
50%	122.5	162	164	149	41.35	11.95	0	0
75%	237	268.25	187.25	167.25	44.15	13.1	0	0
max	521	1163	284	366	52.1	107	0	0

如表 10 所示，網格數據總共 204 筆，另外可以發現 cu 跟 Ni 汙染情形特別嚴重，Cu 不僅平均值高達 268.25(ug/g)，最大值來到 1163(ug/g)，Ni 也高達 521，但兩個重金屬的最低值不到 100(ug/g)，因此證明農田中的汙染程度不依



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

表 7 入水口數據描述表

	Ni	Cu	Zn	Cr	Pb	As	Cd	Hg
count	50	50	50	50	50	50	ND	ND
mean	314.4	450.92	208.86	176.78	43.36	11.082	ND	ND
std	137.8241	215.3203	37.3046	32.07344	3.100889	1.572946	ND	ND
min	144	216	166	131	37.5	8.9	ND	ND
25%	190	265	177	148.75	41.2	10.225	ND	ND
50%	281	349	192	178	43.25	10.8	ND	ND
75%	448.75	670	240.5	189.75	44.825	11.575	ND	ND
max	527	853	278	247	50.7	16	ND	ND

如表 11 所示，入水口為高污染區域，如: Ni 金屬最低值最低也有 144(ug/g)，平均值則來到 281(ug/g)，最高直到達 527(ug/g)，Cu 污染情形也先當嚴重，而 Cd 和 Hg 金屬則是因濃度未達檢測標準，因此標註為 0，本研究則避免研究這些金屬。

3. 資料及切分狀態

(1) 常態分布

本模型訓練資料筆數為 140 筆並加上土壤採樣分析的樣本 30 筆，因此訓練訓練集(Training data)共 170 筆，測試集(Test data)為採樣樣本共 224 筆。

(2) 均等抽樣

本模型訓練集資料筆數為 100 筆，訓練集(Training data)為 50 筆低污染資料和高污染資料(入水口)50 筆，測試集(Test data)為共 294 筆。

4. 數據前處理

本模型會將資料經過正規化(Normalization)和標準化(Standardization)，此兩種方法是金特徵資料按照比例縮放，讓數據落在某一特定區間，此方法除優化梯度下降法外，還可以提高模型的訓練速度和精準度，因此本研究比對各種排列組合的結果並使用隨機森林模型進行預測，比照圖如表 6。



表 8 特徵工程對照圖

方法排列組合	RMSE	MSE	MAPE
正規化+標準化	8.38	70.31	41.35
正規化	8.37	70.18	41.32
標準化	8.38	70.31	41.35
都沒有做	8.38	70.31	41.35

由表可得知當只做正規化的組合時平均表現優於其他排列組合，因此可得知本研究採用之數據經過標準化後，並不會對預測模型有幫助，而單獨使用正規化可以提升本研究設計模型之準確度。

5. 最佳模型參數

本研究使用最佳化演算法進行參數調優，因參數的排列組合過多，如使用窮舉法會使訓練時間過長、不易得到結果，因此本研究採用標準版粒子群演算法(Particle Swarm Optimization, PSO)幫忙解決此問題，且這問題能夠確保得到最佳近似解，訓練誤差圖如圖 19 所示，當誤差進步小於 0.0001，即代表達到收斂狀態，過度訓練會造成 overfitting(過擬合)。

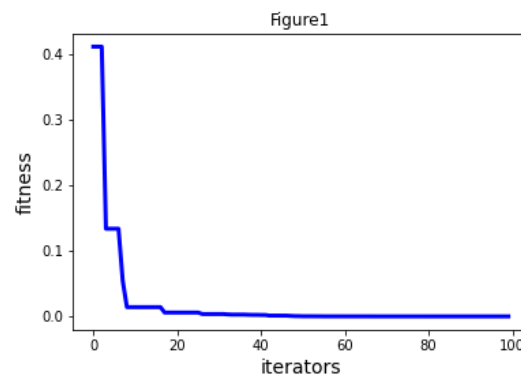


圖 21 粒子群演算法訓練誤差圖

6. 模型參數設定

本研究模型以共使用隨機森林迴歸器和倒傳遞神經網路進行建模，初始參數如表 7、表 8，經最佳化演算法調優後調用隨機森林參數估計量為 115、最大深度為 15，倒傳遞神經網路參數為 100。



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

表 9 隨機森林迴歸器參數表

參數	預設值	說明
估計量	100	決策樹的個數，越多越好，但是性能就會越差
標準	mse	衡量分割質量的功能。支持的標準是均方誤差的“mse”和均值絕對誤差的“mae”。
最大深度	None	設置樹的最大深度，默認為 None，這樣建樹時，會使每一個葉節點只有一個類別，或是達到 min_samples_split。
分裂	2	根據屬性劃分節點時，每個劃分最少的樣本數。
葉	1	在葉節點處所需的最小樣本數。
葉節點	auto	尋找最佳分割時要考慮的功能數量：
引導程序	True	建立樹木時是否使用引導程序樣本。
Oob 分數	False	在某次決策樹訓練中沒有被 bootstrap 選中的數據。
平行運算	none	並行 job 個數。1=不並行；n：n 個並行；-1：CPU 有多少 core，就啟動多少 job
隨機狀態	0	控制構建樹時使用的示例的自舉的隨機性(if bootstrap=True)和在每個節點上尋找最佳分割時要考慮的要素採樣(if)
最大樣本數	None	如果 bootstrap 為 True，則從 X 抽取以訓練每個基本估計量的樣本數。

表 10 類神經網路參數

參數	預設值	說明
input_n	無	輸入層，輸入 n 個變數
output_n	無	輸出層，輸出 n 個變數
hidden_n	無	隱藏層，需要 n 個神經元幫助訓練
lambd	0.01	收縮參數 λ ，解決多元共線性問題
batch_size	64	一次訓練的樣本數。
epoch	100	訓練一次完整數據
iteration	1000	迭帶次數。
Learning rate	0.1	學習率，每次迭帶進步的步伐



5.3 航拍與預測結果

本研究使用的相機為 Parrot 公司出產的 Sequioa 相機，其拍攝波長分別為 green：550，red：660，red edge：735，nir：790(nm)，拍攝彰化農田成果如



圖 22 航拍原圖

A

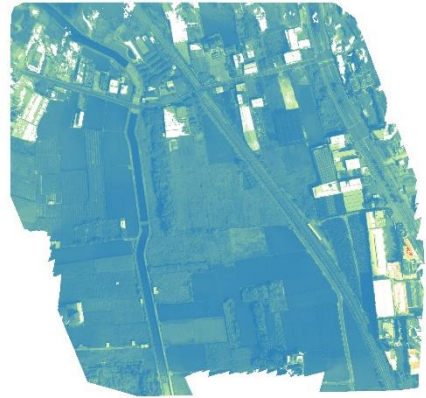


圖 23 航拍綠色光譜圖

Green
 0.002378688003855
 0.2712030905342
 0.5081387706418
 0.70819738000415
 1.658008640245

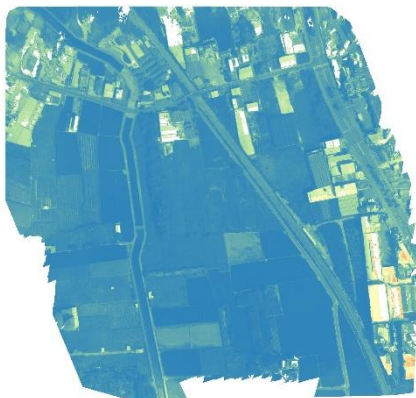


圖 24 航拍紅色光譜圖

A

Red
 0.0067213490590097
 0.02110418002153
 0.63369016680356
 0.95408757538048
 1.2300786199988



圖 25 航拍紅色邊緣光譜圖

Red Edge
 0.0212787868841175
 0.38481858611723
 0.71290131839009
 1.11308207150633
 1.57127933575364

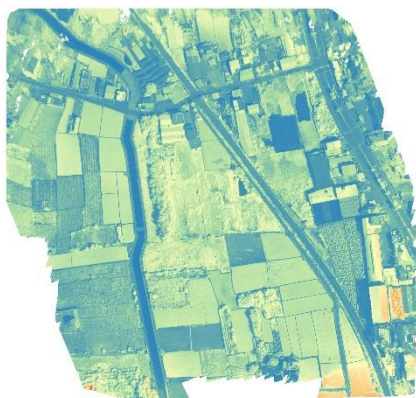


圖 26 航拍 NIR 光譜圖

A

NIR
 0.002408225480424
 0.1238831019662
 0.78316645356359
 1.1726557627204
 1.3512258974962



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

圖 22、圖 23、圖 24、圖 25、圖 26 所示，本研究研究面積約為 2.06 公頃，如圖 27 所示：



圖 27 空拍範圍示意圖



5.4 模型預測結果與視覺化

1. 常態分佈預測結果

本研究採樣圖 7 中的 A、B、C、D 區域土壤，並使用 XRF 分析土壤礦物質，總共紀錄 Cr、Ni、Cu、Zn、As、Pb 等重金屬污染值，因此比較隨機森林和倒傳遞類神經網路的預測常態分布資料集成效。

表 11 隨機森林預測結果誤差表

	Training RMSE	Test RMSE	Test MAPE
Ni	6.31	90.62	505.36
Cu	7.60	53.69	105.6
Zn	27.59	57.1	205.5
Cr	8.38	49.1	29.0
Pb	11.9	27.3	29.1
AS	6.54	10.7	53.7

表 12 倒傳遞神經網路預測結果誤差表

	Training RMSE	Test RMSE	Test MAPE
Ni	96.8	181.3	181.5
Cu	37.59	53.69	114.6
Zn	25.29	57.1	141.4
Cr	45.38	98.7	97.3
Pb	21.9	48.7	48.9
AS	7.53	13.76	14.1

由上表可以看出隨機森林比倒傳遞神經網路的預測結果更加準確，六種金屬預測誤差都在 100 以內，As 金屬更是只有 10.7 左右，本研究推測可能是數據不夠大，讓神經網路的訓練效率不佳，神經網路演算法適合處理大量的資料，而本研究只有 140 筆左右的訓練資料，可能不適合使用神經網路，過於複雜的模型往往會導致 underfitting(欠擬合) 且因有部分重金屬樣本污染值極高，如 Ni、Cu 等，因此會拉高 Mape 數值。

因此本研究推論如下。

- (1) 少量資料不適合使用模型較複雜的神經網路，容易出現 underfitting，需要在增加大量資料
- (2) 隨機森林表現比神經網路較好，可能原因是隨機森林有限制決策樹的深度，讓模型較不容易陷入 overfitting(過擬合)



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

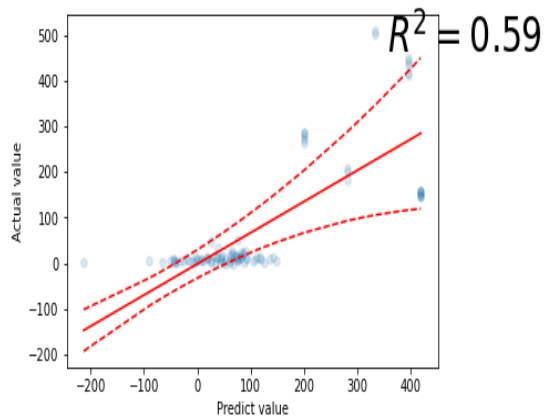


圖 28 Ni 金屬隨機森林分析圖

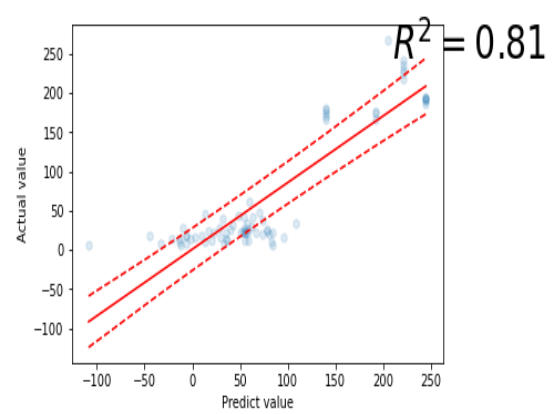


圖 29 Cu 金屬隨機森林分析圖

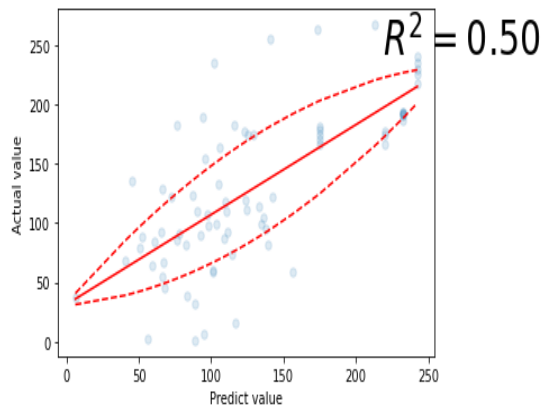


圖 30 Zn 金屬隨機森林分析圖

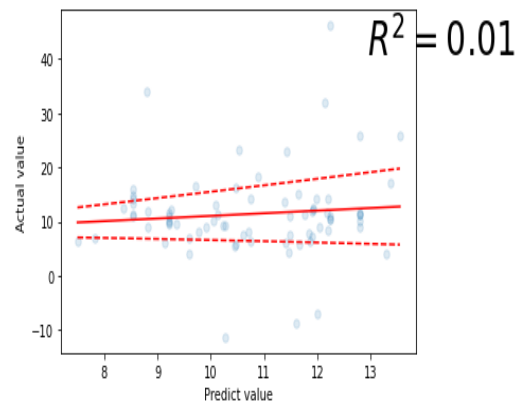


圖 31 As 金屬隨機森林分析圖

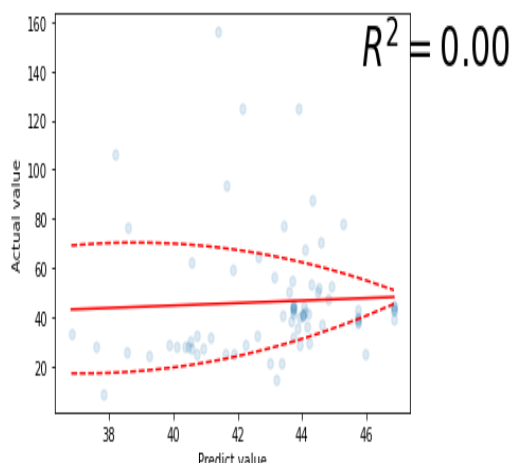


圖 32 Pb 金屬隨機森林分析圖

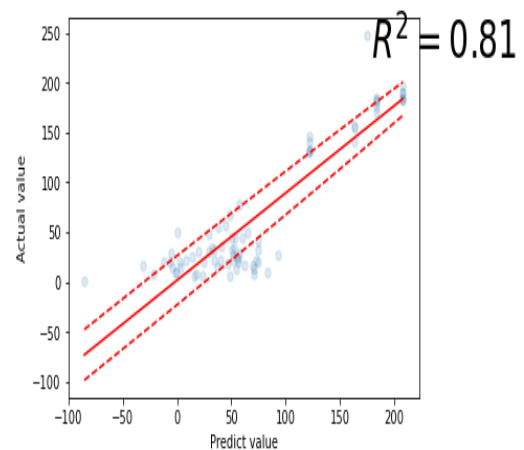


圖 33 Cr 金屬隨機森林分析圖

在上一段預測結果分析中，本研究發現隨機森林預測結果優於類神經網路，因此本研究分析每個隨機森林模型的 Rsquare，得知 Cu 金屬預測模型 Rsquare 高達 0.81，



而 Ni 僅略輸一些，也有 0.59，其餘因 Rsquare 太低，不適合作為預測標準，因此本研究建立高準確度的 Ni 與 Cu 隨機森林模型。

表 13 演算法執行時間對照表

演算法	執行時間
隨機森林	1.3s
倒傳遞類神經網路	70.21s
隨機森林 + 粒子群演算法	75.34s
倒傳遞類神經網路 + 粒子群演算法	62m52s

表 14 為各種演算法預測 Ni 重金屬，由表可知神經網路花費時間較多，可能是造成過度擬合原因之一，而隨機森林結合粒子群演算法僅需約 70 分鐘，就可得知數據分析結果，並由圖可知，兩種模型都在訓練初期就達到收斂狀態，原因可能如下

- (1). 資料對於模型過於簡單，可以輕易達到收斂狀態。
- (2). 數據和變數太少，因此容易處理。

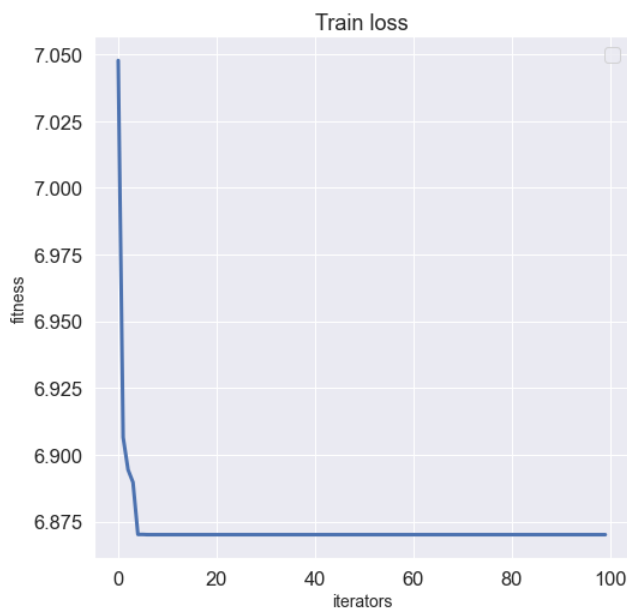


圖 34 隨機森林訓練誤差圖

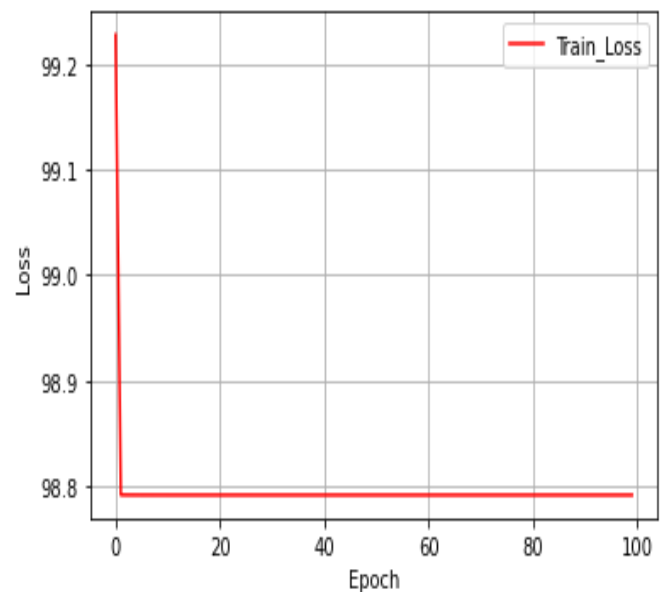


圖 35 類神經網路訓練誤差圖



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

2. 均等抽樣

本研究採樣圖 7 中的 A、B、C、D 區域土壤，並使用 XRF 分析土壤礦物質，總共紀錄 Cr、Ni、Cu、Zn、As、Pb 等重金屬污染值，因此比較隨機森林和倒傳遞類神經網路的預測均等抽樣資料集成效。

表 14 隨機森林預測結果誤差表

	Training RMSE	Test RMSE	Test Mape
Ni	5.7	12.2	46.0
Cu	3.8	16.8	30.7
Zn	7.96	21.5	31.3
Cr	1.61	12.8	35.46
Pb	0.92	10.5	24.62
AS	0.92	5.81	39.01

表 15 倒傳遞神經網路預測結果誤差表

	Training RMSE	Test RMSE	Test Mape
Ni	5.5	26.21	172.27
Cu	0.04	15.53	123.48
Zn	3.29	30.2	151.6
Cr	2.49	11.3	10.09
Pb	1.9	7.6	31.92
AS	1.2	5.9	10.2

由表 14 可得知將資料重新抽樣成 50%低污染和 50%高污染資料，能夠有效改善模型的準確度，由 15 可知，訓練誤差即低而測試誤差偏高，此現象為經典的 overfitting，因模型過度訓練，導致模型只在訓練集上表現良好，因此未來期望增加在大量數據以改善此情況，且因有部分重金屬樣本污染值極高，如 Ni、Cu 等，因此會拉高 Mape 數值。



3. 模型結果視覺化

本研究使用熱力圖達成資料視覺化目的，並依據預測結果的數值範圍，使用由白到黑的五種顏色進行顯示，且藉由比對土壤採樣分析出的污染源(如圖)，判斷模型是否有顯示高污染區域



圖 36 污染源分布位置圖

各重金屬預測視覺化。結果如下，且和採樣樣本比對可發現重點污染區域都有明顯標註出來，但可以發現河堤邊也有高污染反應，推測可能是污染源堆積，此部分尚有待研究。

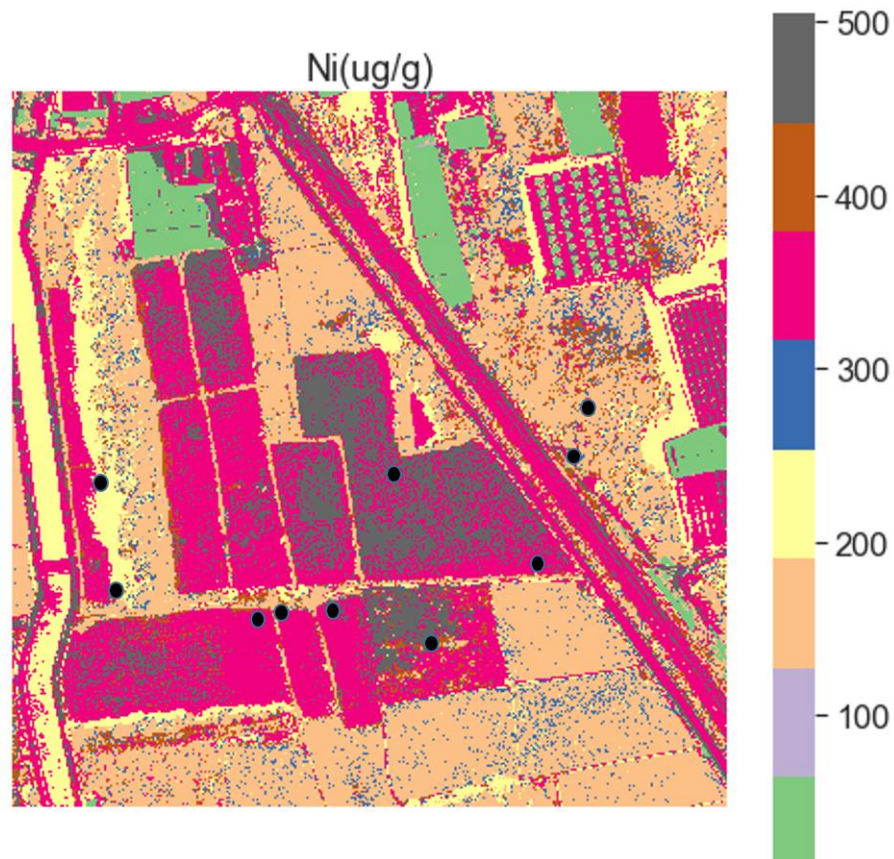


圖 37 Ni 金屬預測視覺化

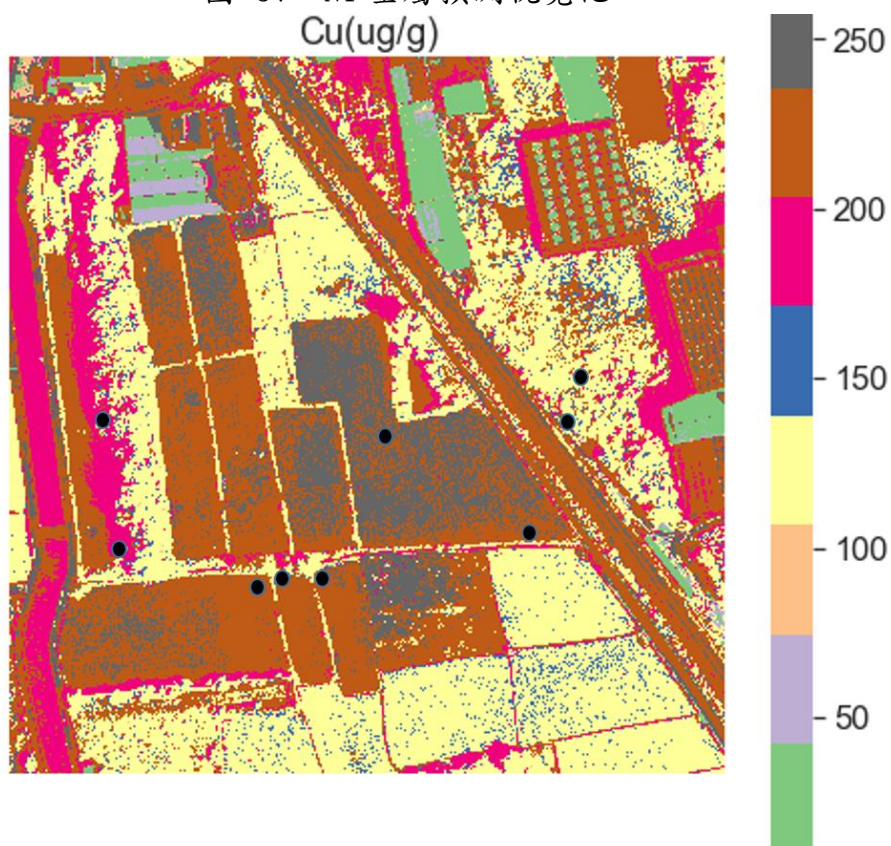


圖 38 Cu 金屬預測視覺化



第五章 結果與討論

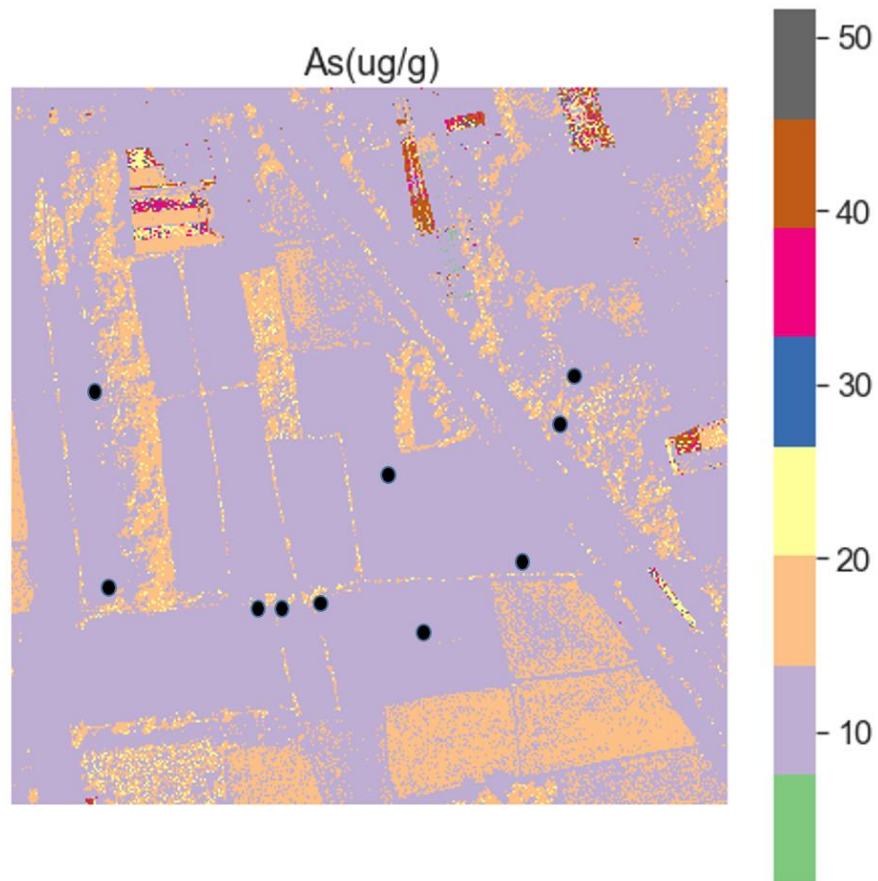


圖 39 As(ug/g) 金屬預測視覺化

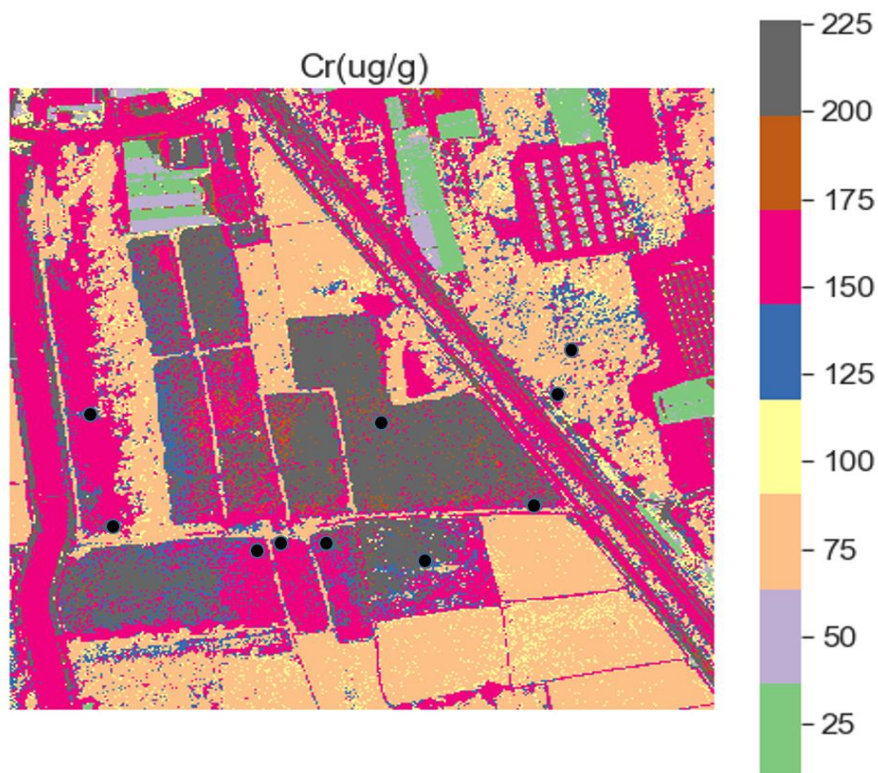


圖 40 Cr(ug/g) 金屬預測視覺化

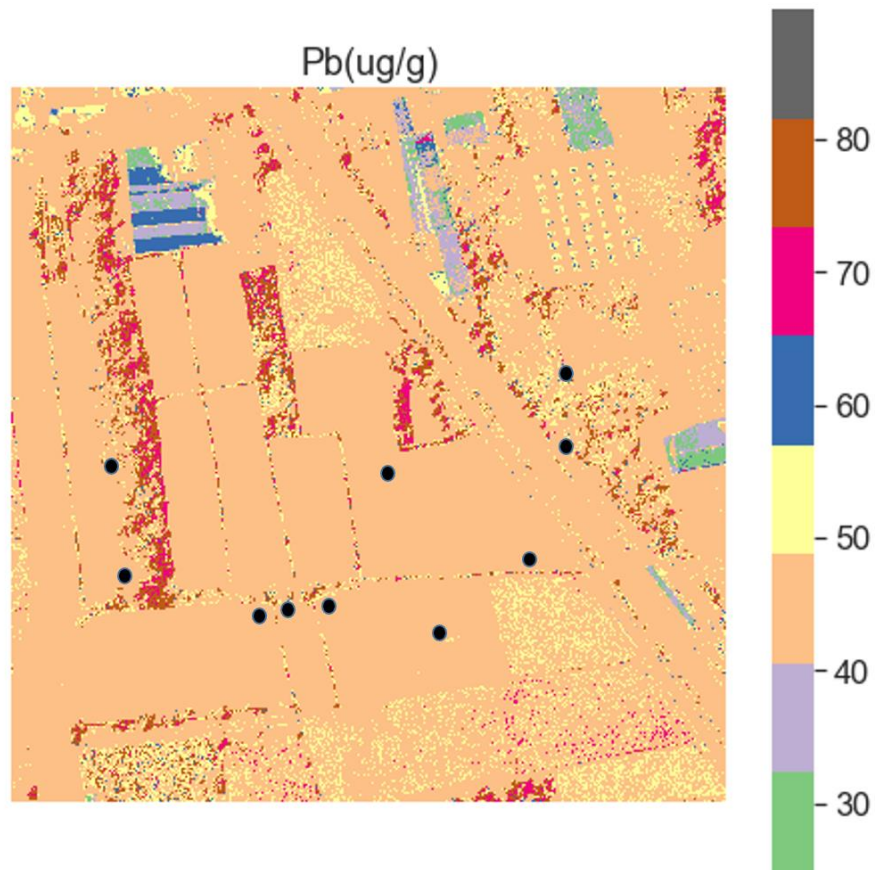


圖 41 Pb(ug/g)金屬預測視覺化

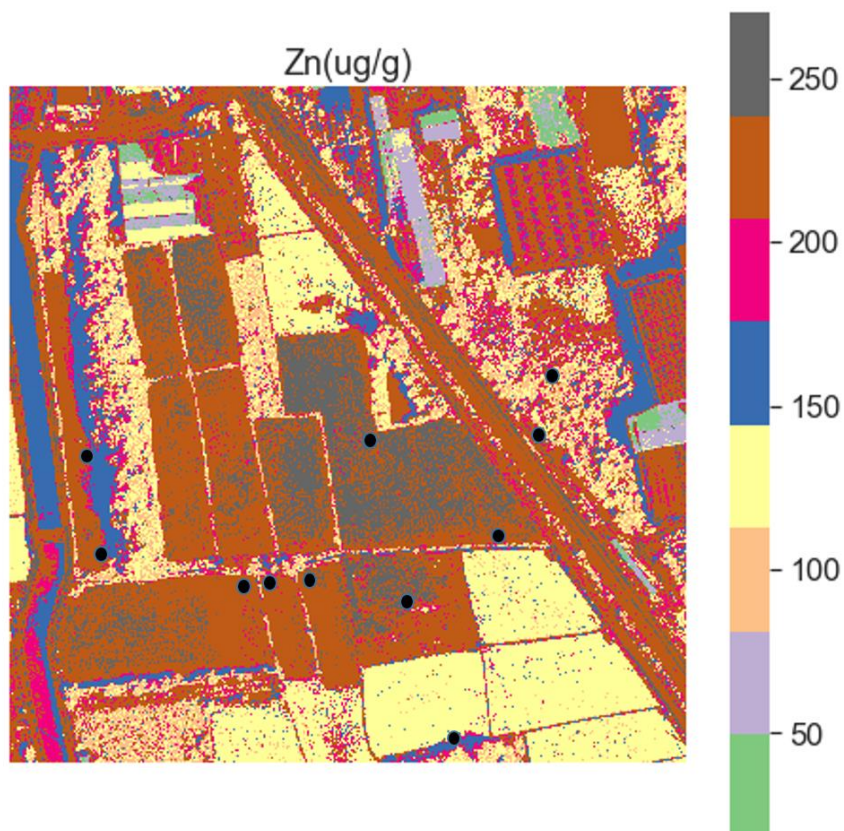


圖 42 Zn(ug/g)金屬預測視覺化



5.5 結論與建議

1. 本研究所引用的土壤資料是屬於紅土的一種，鐵的含量特別高並且未受重金屬污染，跟本研究實際研究地區(彰化)大部分土壤組成差異較大，但經過污染場址的部分樣本，能有效辨別污染區域和非污染區域。本研究因儀器之限制無法取得更多波段光譜資料，因此本研究期望未來能結合更多光譜波段資料，以提升模型準確度。
2. 我們利用文獻與現地實測資料進行建模，模式顯示本計畫所提出方法能有效辨別污染區域和非污染區域，但本土樣本數偏少限制了模式的發展與應用潛勢，建議未來持續建立本土的土壤資料庫，增加模式的準確度。
3. 本研究在進行土壤特徵變數篩選時，可以同時與模型的特徵重要性進行比對，可以提高模型預測準確度，並設計隨機森林演算法結合遞迴式特徵刪除(RFE)演算法自動挑選參數，能根據不同資料來源，自動化挑選參數，與傳統相比，能夠節省大量特徵工程時間，加速預測流程。
4. 本研究建立隨機森林良好的 Ni、Cu、Zn 和 As 模型與使用倒傳遞神經網路的 Pb、As 模型，能準確抓出污染源，但同時仍標記許多污染點，但這部分因無資料，尚有待研究，期望未來能大面積採樣，以提升研究案例解釋能力。



參考文獻

- Allred, B., Eash, N., Freeland, R., Martinez, L., & Wishart, D. (2018). Effective and efficient agricultural drainage pipe mapping with UAS thermal infrared imagery: A case study. *Agricultural Water Management*, 197, 132-137.
- Briffa, J., Sinagra, E., & Blundell, R. (2020). Heavy metal pollution in the environment and their toxicological effects on humans. *Heliyon*, 6(9), e04691.
- Cummings, M. L., Bruni, S., Mercier, S., & Mitchell, P. J. (2007). *Automation architecture for single operator, multiple UAV command and control*. Massachusetts Inst Of Tech Cambridge.
- Gago, J., Douthe, C., Coopman, R., Gallego, P., Ribas-Carbo, M., Flexas, J., ... & Medrano, H. (2015). UAVs challenge to assess water stress for sustainable agriculture. *Agricultural water management*, 153, 9-19.
- Ishida, T., Kurihara, J., Viray, F. A., Namuco, S. B., Paringit, E. C., Perez, G. J., ... & Marciano Jr, J. J. (2018). A novel approach for vegetation classification using UAV-based hyperspectral imaging. *Computers and electronics in agriculture*, 144, 80-85.
- Ivushkin, K., Bartholomeus, H., Bregt, A. K., Pulatov, A., Franceschini, M. H., Kramer, H., ... & Finkers, R. (2019). UAV based soil salinity assessment of cropland. *Geoderma*, 338, 502-512.
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995, November). Particle swarm optimization. In Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks (Vol. 4, pp. 1942-1948). IEEE.
- Khanal, S., Fulton, J., & Shearer, S. (2017). An overview of current and potential applications of thermal remote sensing in precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 139, 22-32.
- Lan, Y., Huang, Z., Deng, X., Zhu, Z., Huang, H., Zheng, Z., ... & Tong, Z. (2020). Comparison of machine learning methods for citrus greening detection on UAV multispectral images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 171, 105234.
- Radoglou-Grammatikis, P., Sarigiannidis, P., Lagkas, T., & Moscholios, I. (2020). A compilation of UAV applications for precision agriculture. *Computer Networks*, 172, 107148.



參考文獻

- Rao, B., Gopi, A. G., & Maione, R. (2016). The societal impact of commercial drones. *Technology in Society*, 45, 83-90.
- Reutebuch, S. E., Andersen, H. E., & McGaughey, R. J. (2005). Light detection and ranging (LIDAR): an emerging tool for multiple resource inventory. *Journal of forestry*, 103(6), 286-292.
- Robinson, A., & SSgt, U. S. A. F. (2006). FAA authorizes Predators to seek survivors. *US Air Force*.
- Tellaeche, A., BurgosArtizzu, X. P., Pajares, G., Ribeiro, A., & Fernández-Quintanilla, C. (2008). A new vision-based approach to differential spraying in precision agriculture. *computers and electronics in agriculture*, 60(2), 144-155.
- Uysal, M., Toprak, A. S., & Polat, N. (2015). DEM generation with UAV Photogrammetry and accuracy analysis in Sahitler hill. *Measurement*, 73, 539-543.
- Wan, L., Cen, H., Zhu, J., Zhang, J., Zhu, Y., Sun, D., ... & Li, X. (2020). Grain yield prediction of rice using multi-temporal UAV-based RGB and multispectral images and model transfer—a case study of small farmlands in the South of China. *Agricultural and Forest Meteorology*,

附件一

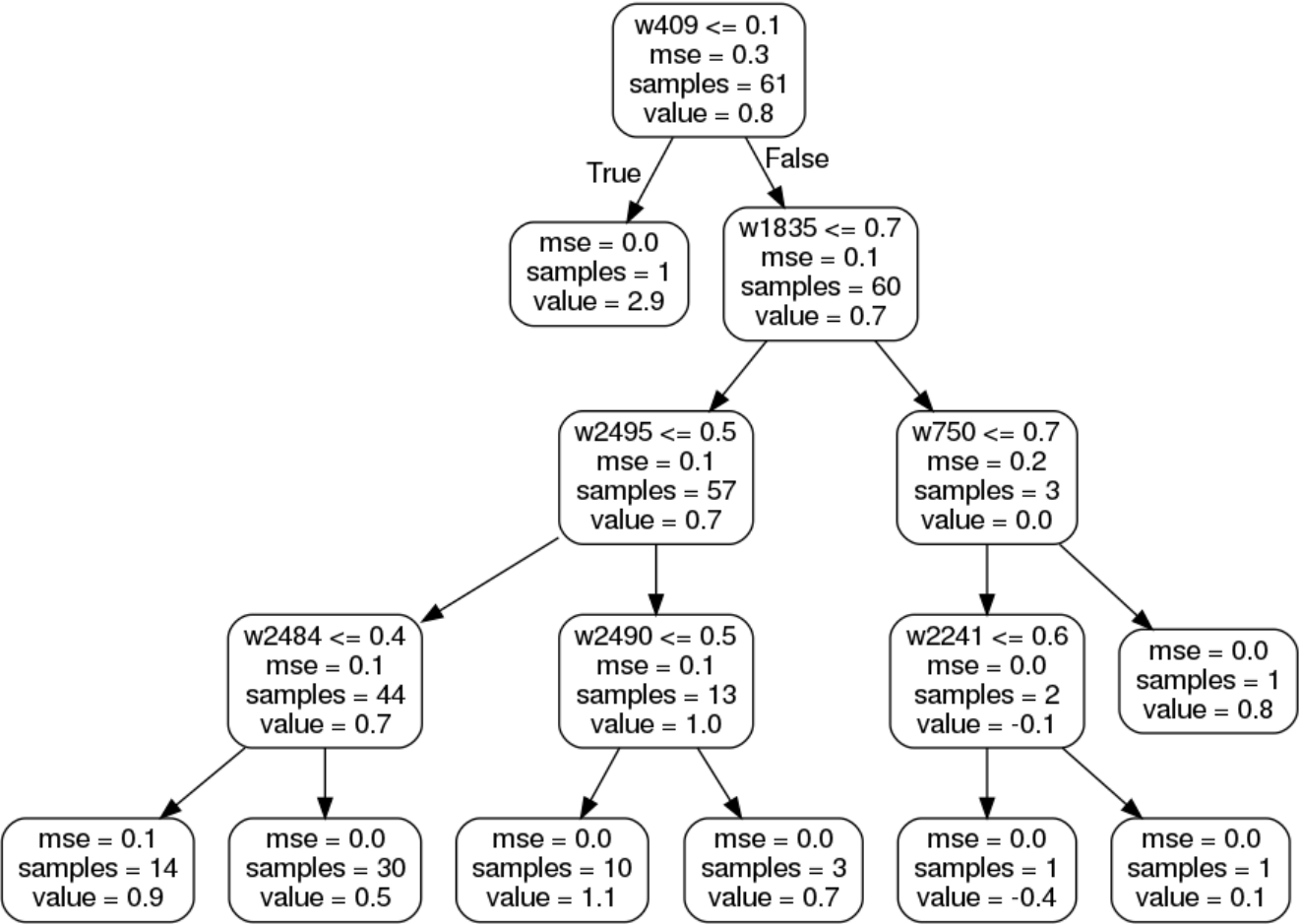


圖 43 Cd 隨機森林分類結果

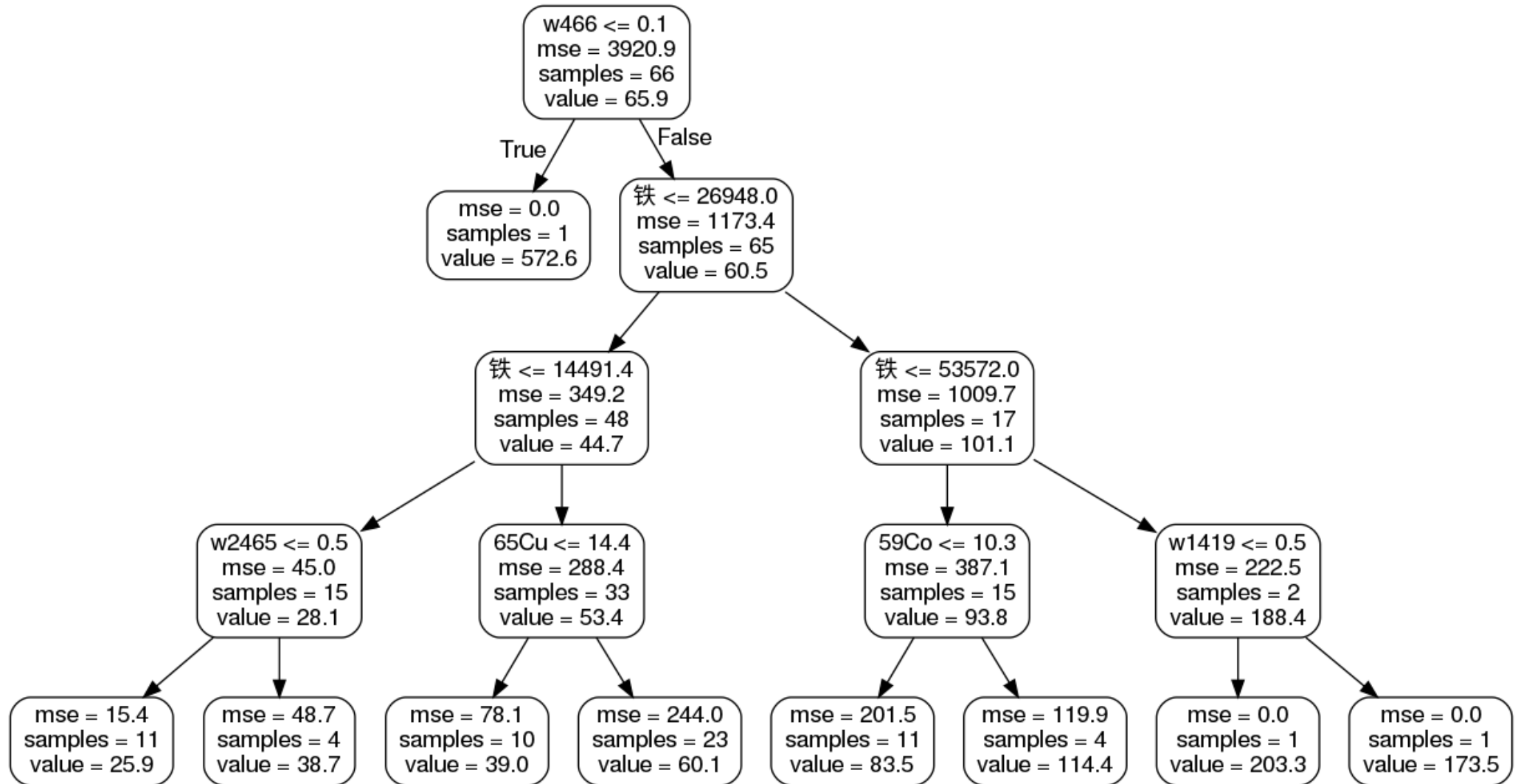


圖 44 V 隨機森林分類結果

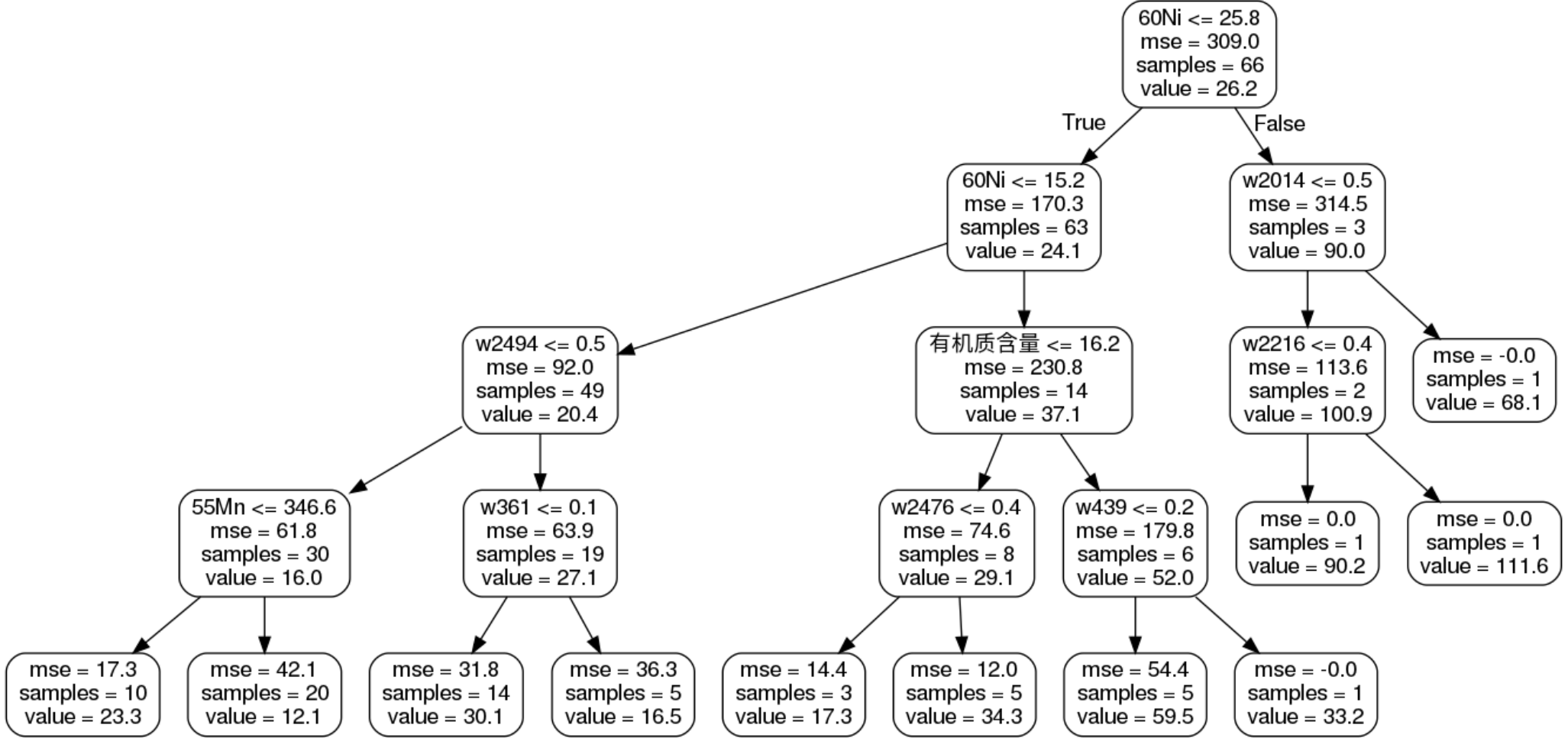


圖 45 Cr 隨機森林分類結果

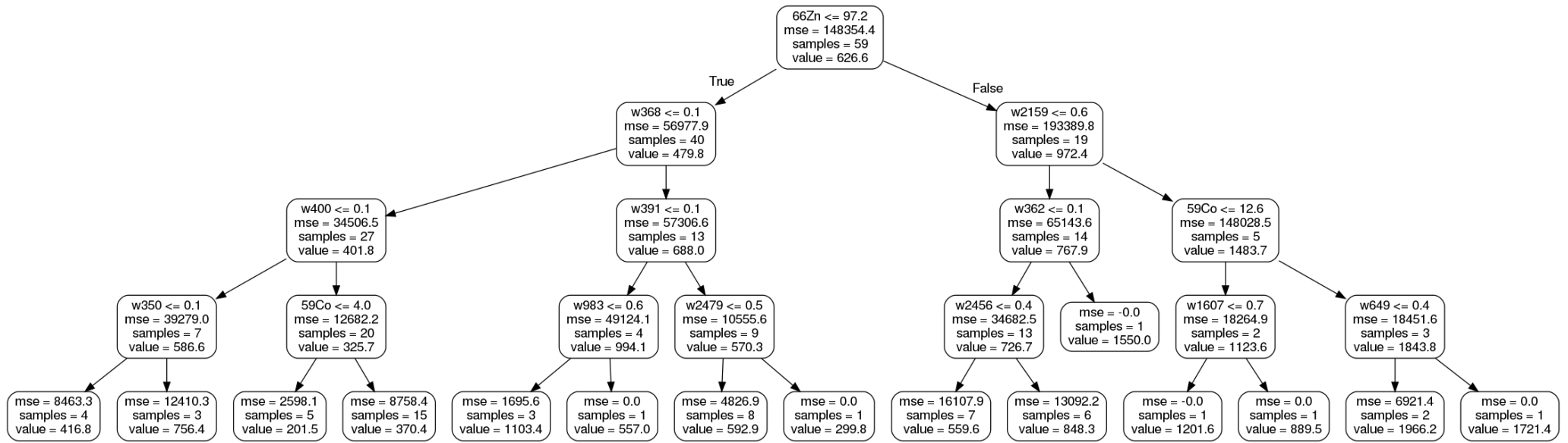


圖 46 Mn 隨機森林分類結果

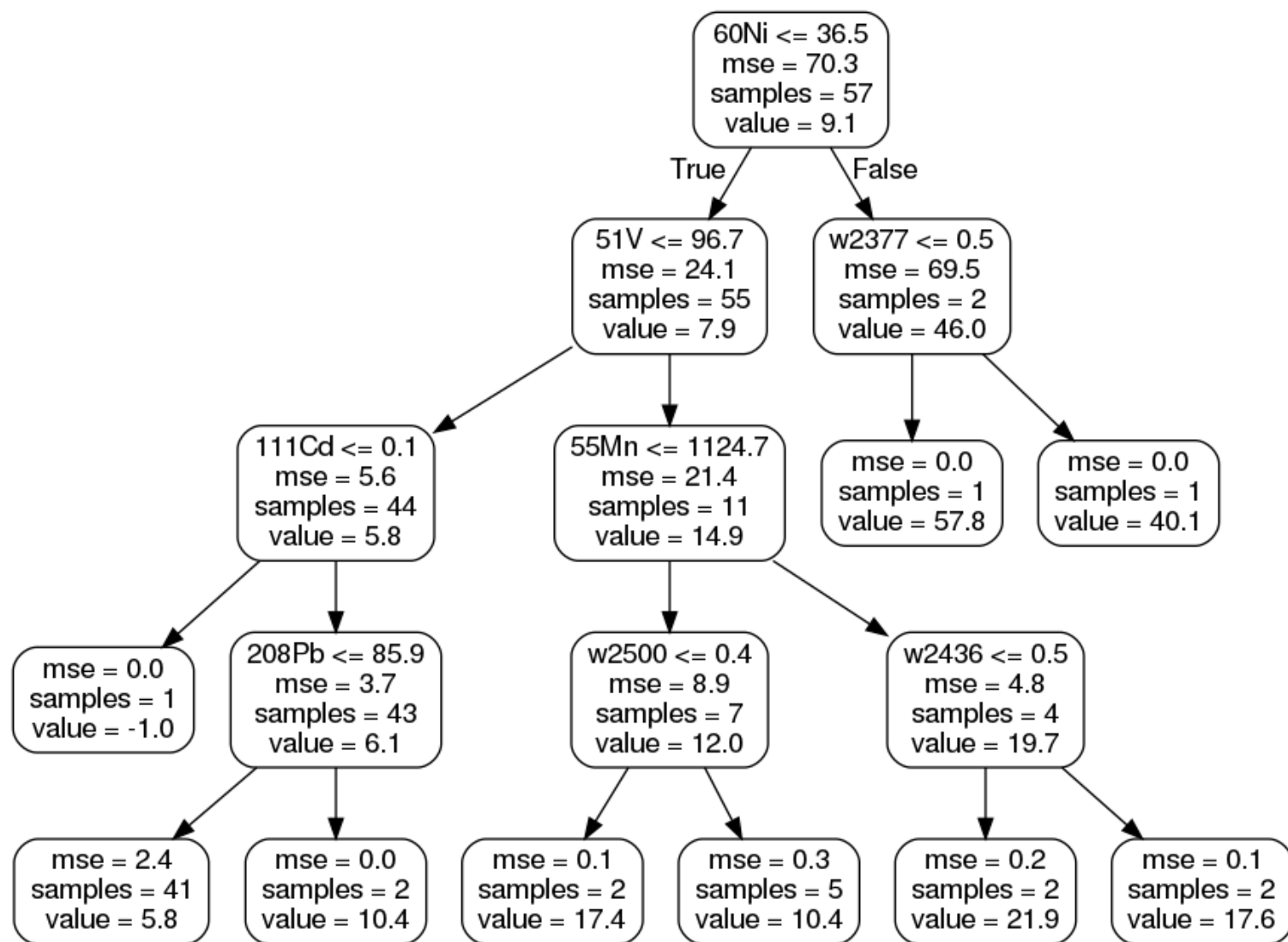


圖 47 Co 隨機森林分類結果

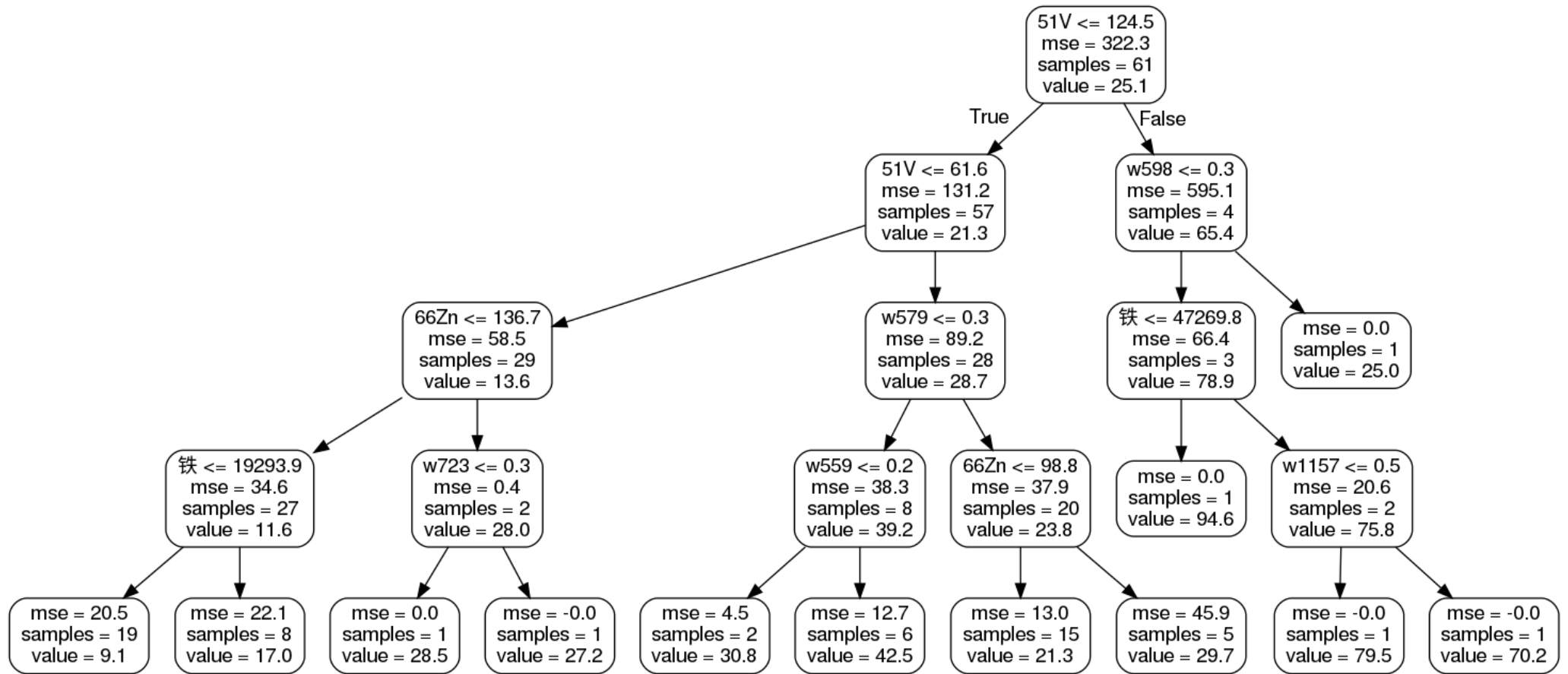


圖 48 Cu 隨機森林分類結果

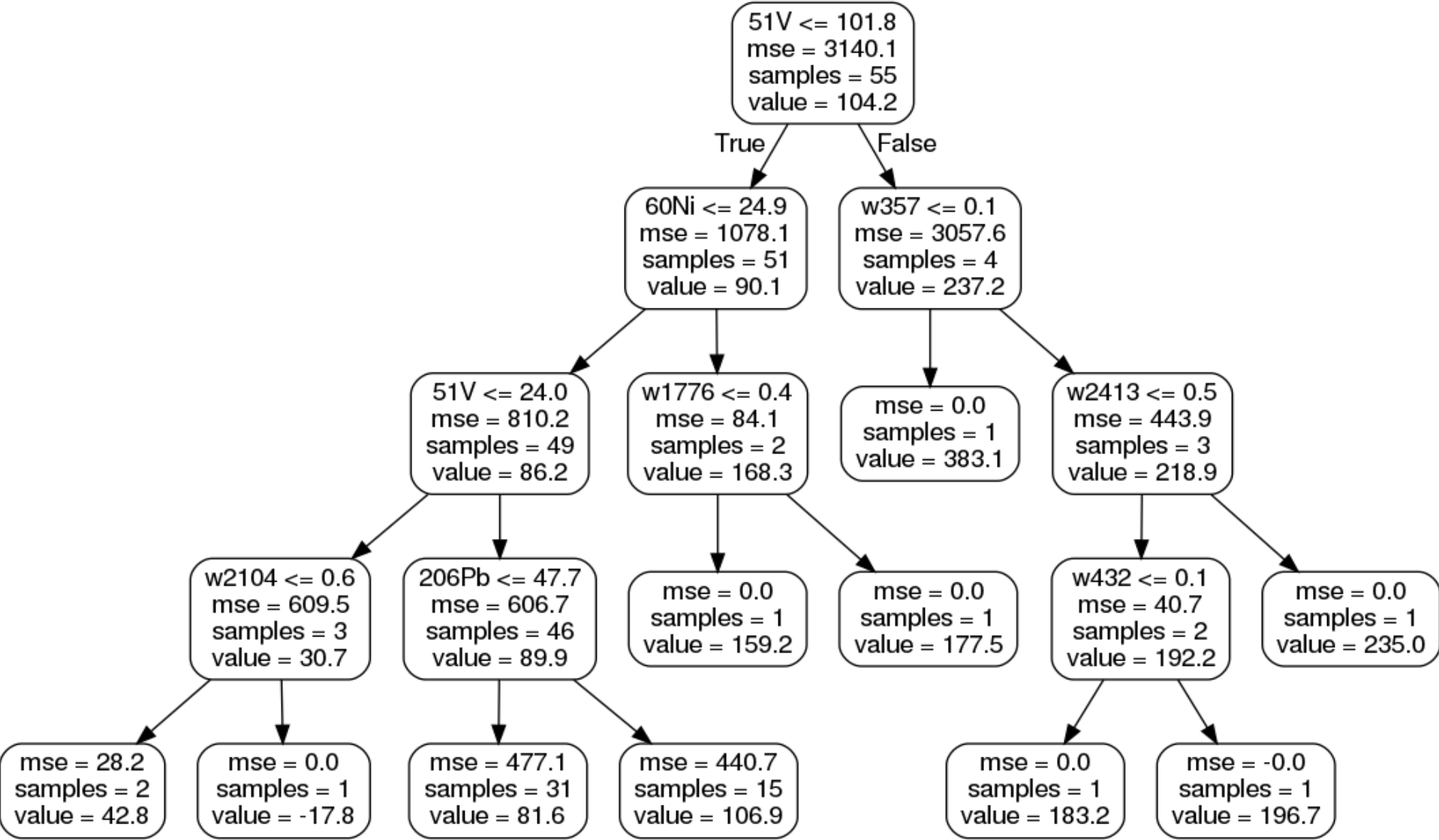


圖 49 Zn 隨機森林分類結果

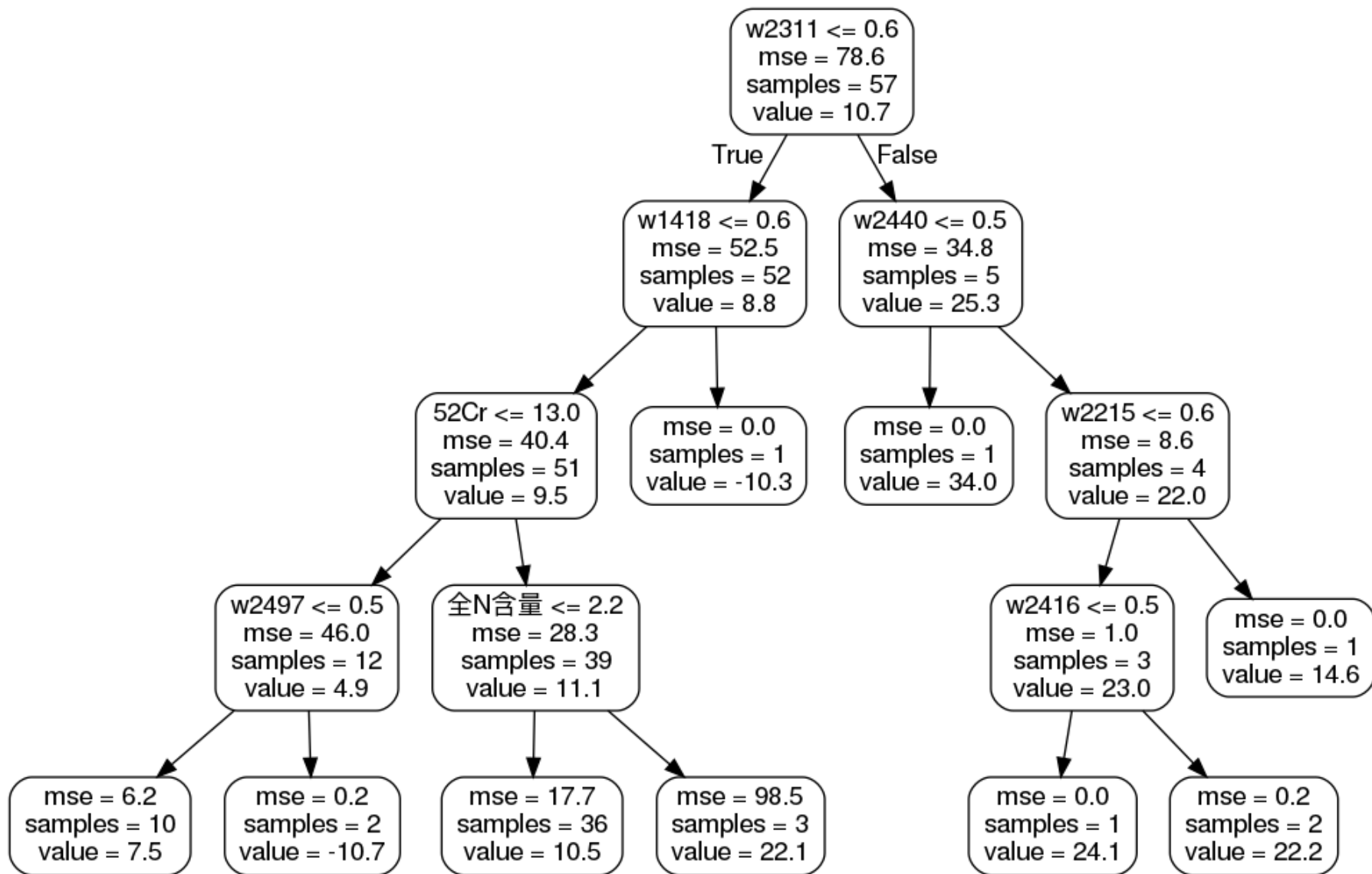


圖 50 As 隨機森林分類結果

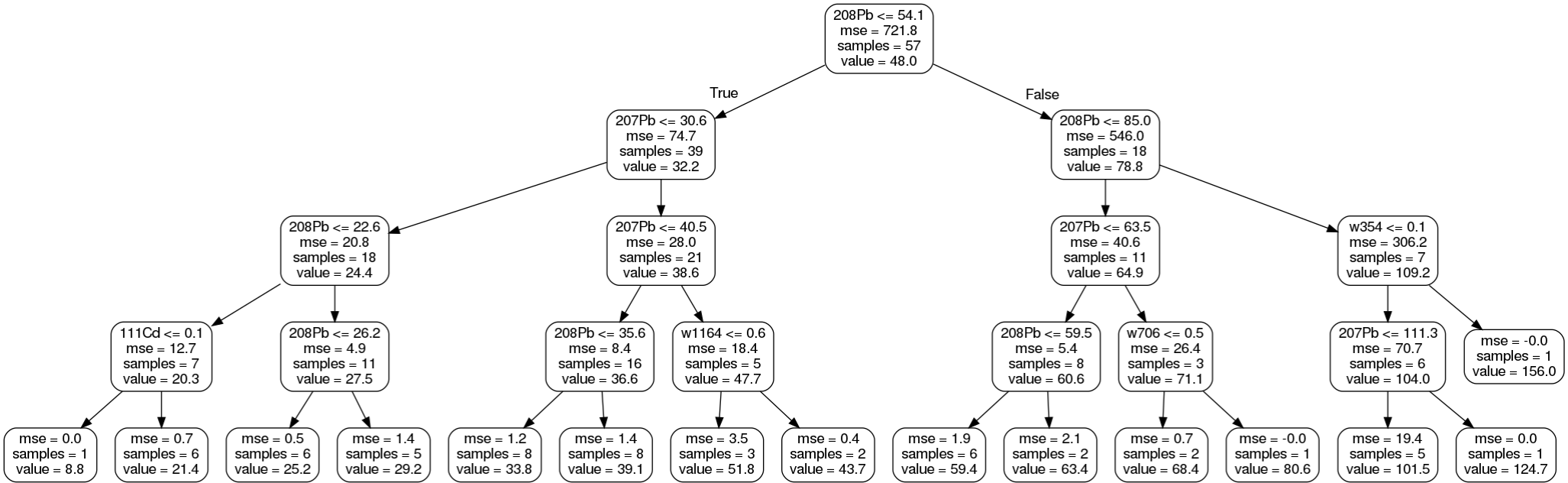


圖 51 Pb 隨機森林分類結果

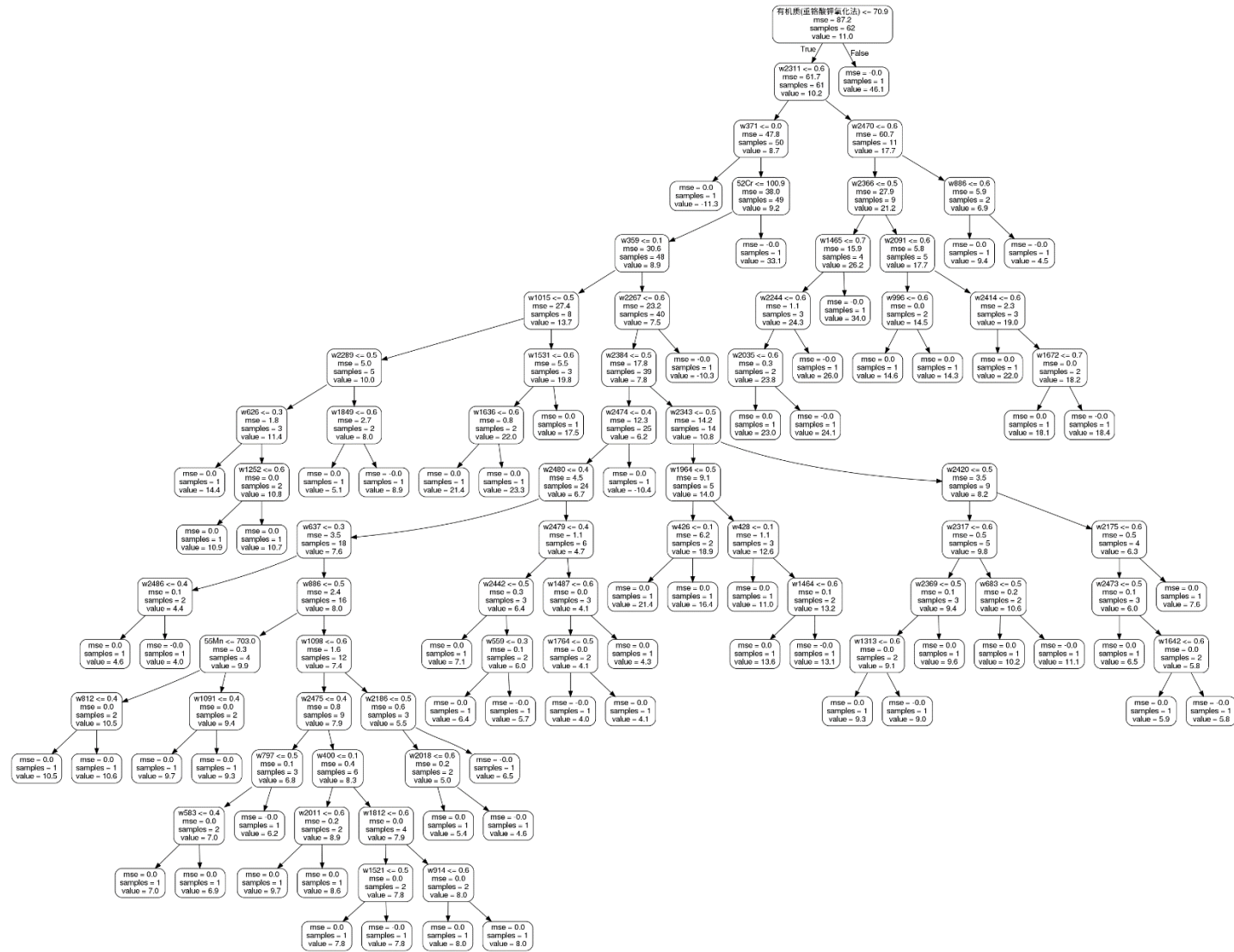


圖 52 重金屬 As 隨機森林模型結果

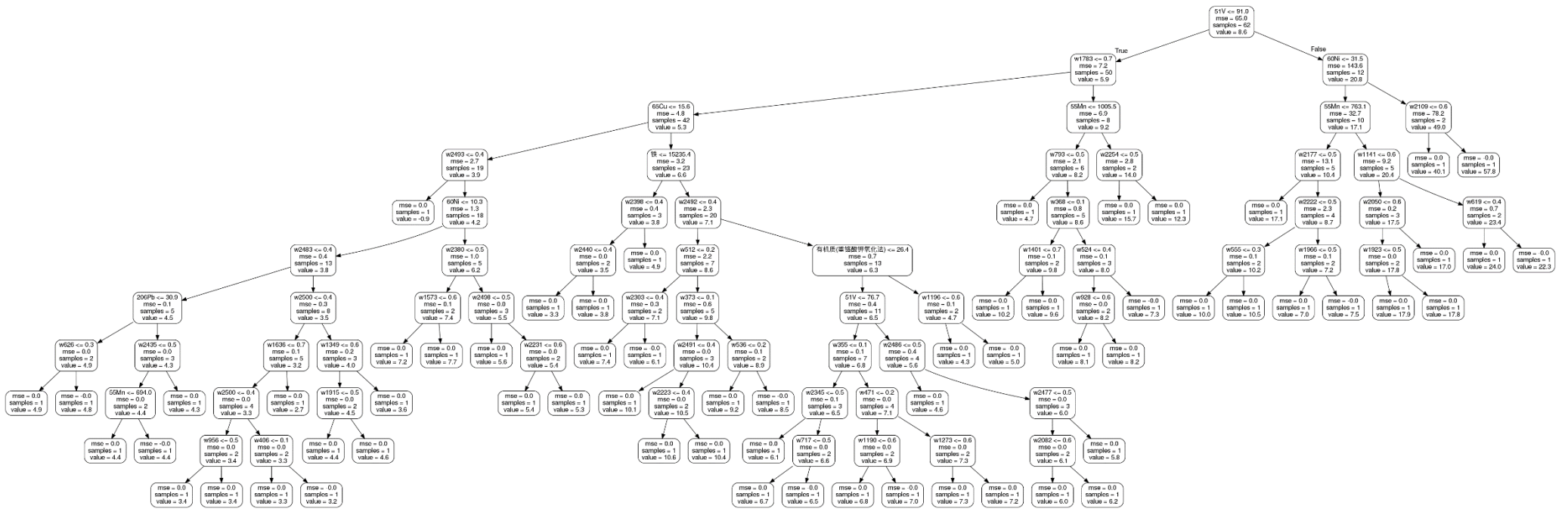


圖 54 重金屬 Co 隨機森林模型結果

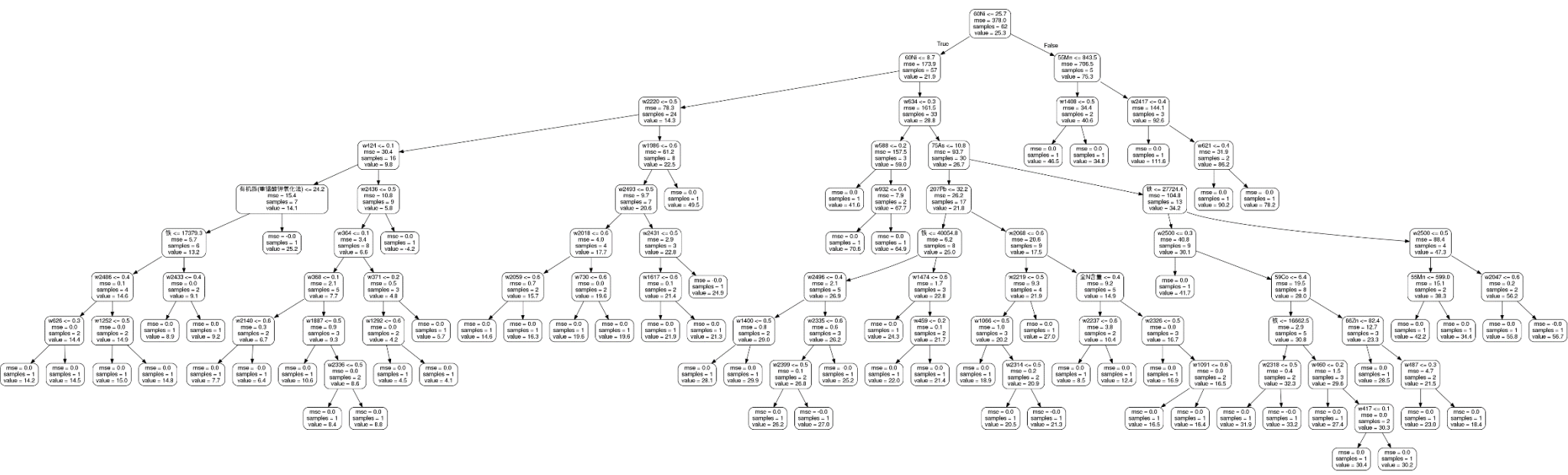
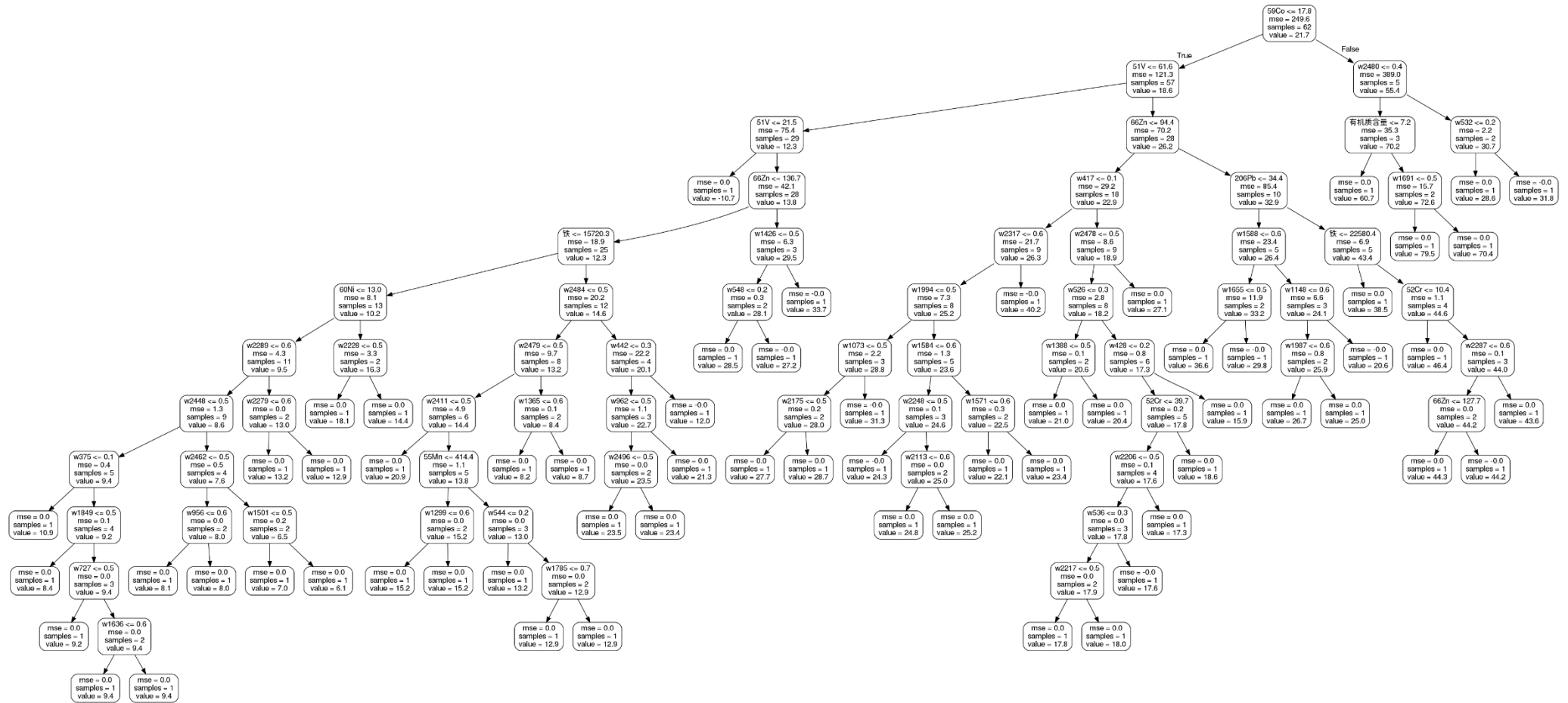


圖 55 重金屬 Cr 隨機森林模型結果



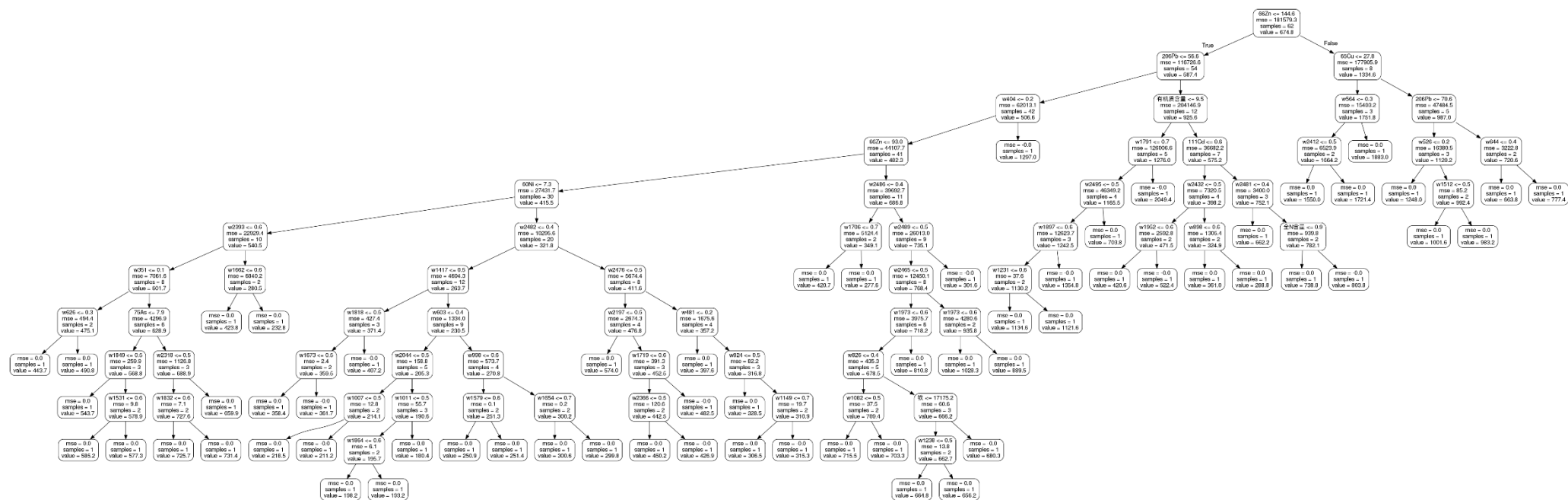


圖 57 重金屬 Mn 隨機森林模型結果

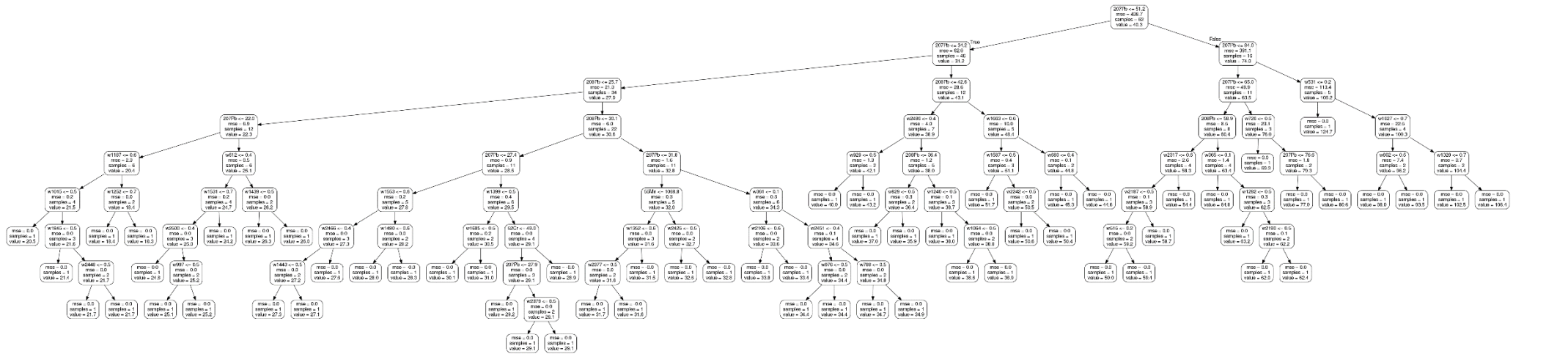


圖 58 重金屬 Pd 隨機森林模型結果





附件

附件二

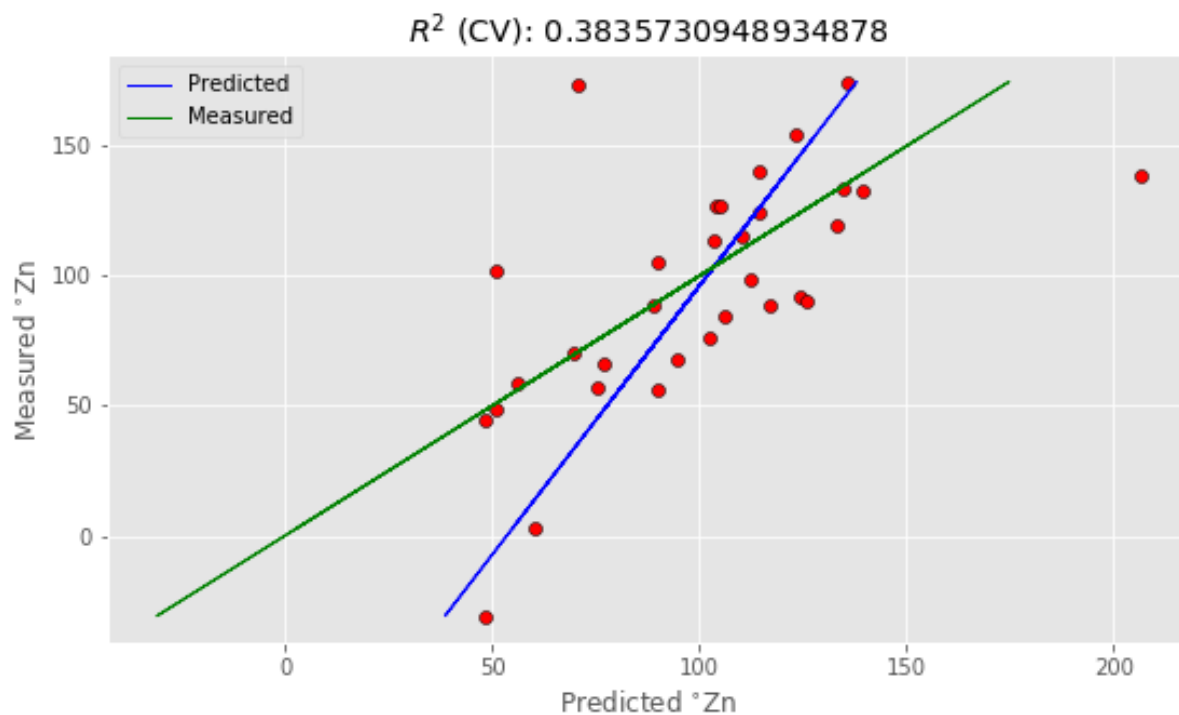


圖 60 Zn 預測結果 XY 散佈圖圖

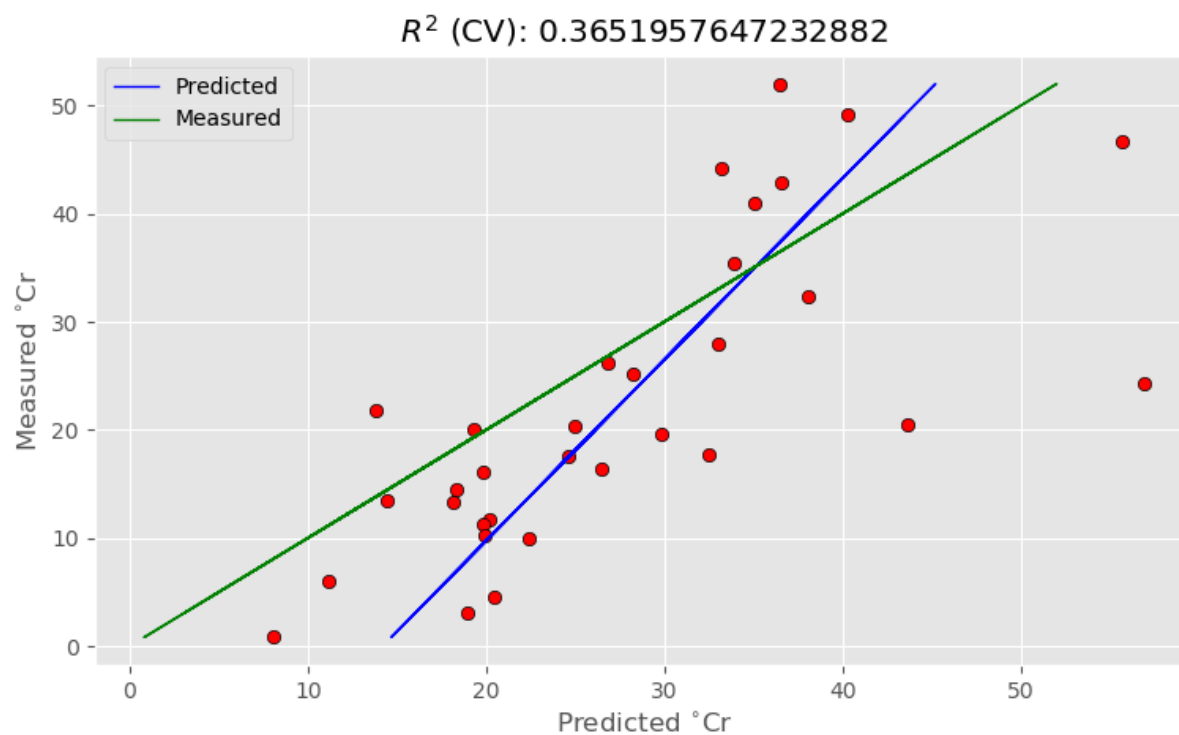


圖 61 Cr 預測結果 XY 散佈圖



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

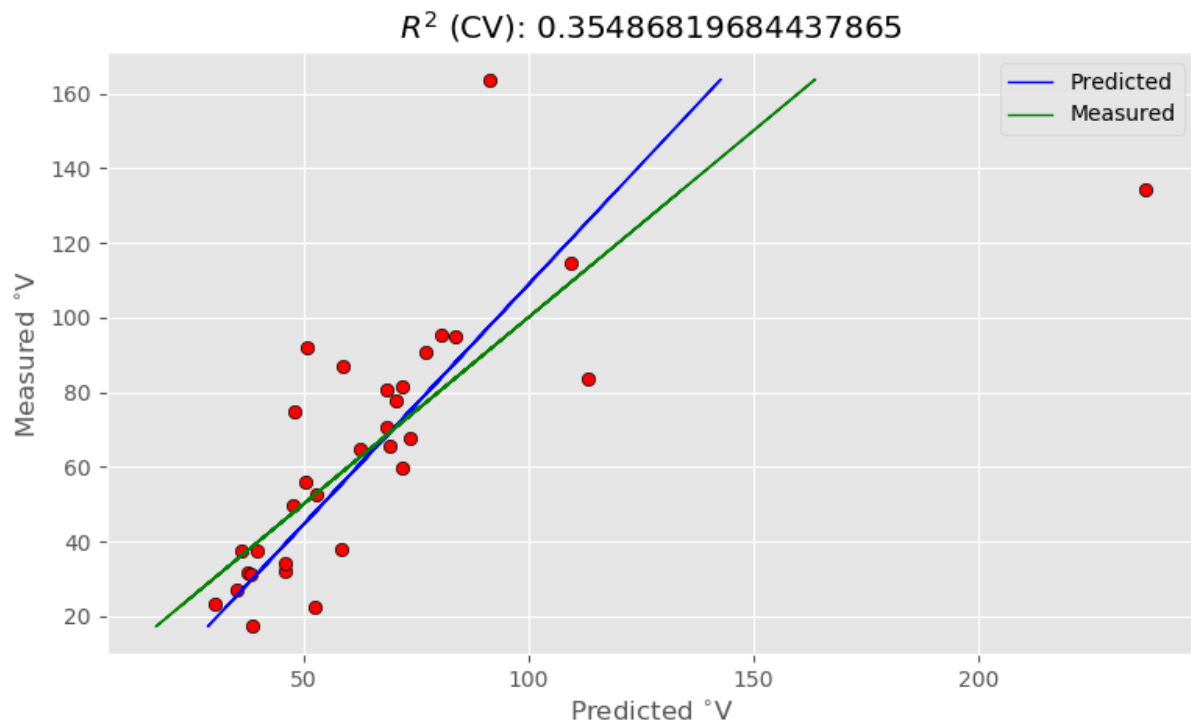


圖 62V 預測結果 XY 散佈圖

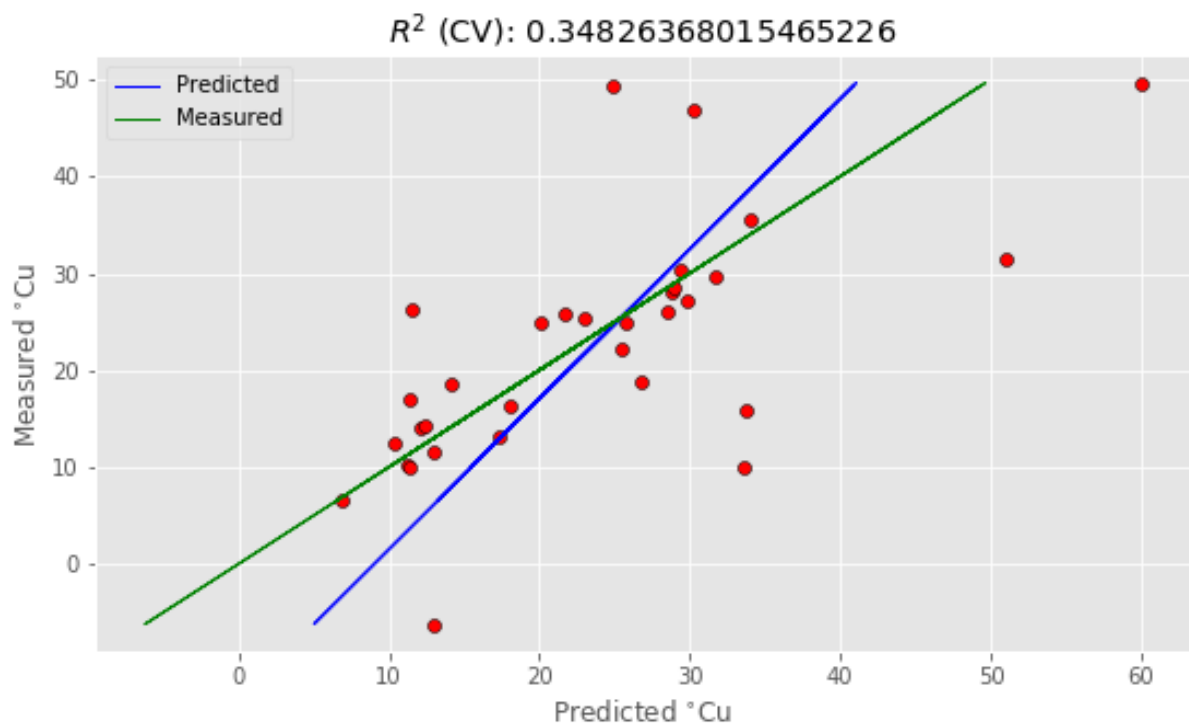


圖 63 Cu 預測結果 XY 散佈圖



附件

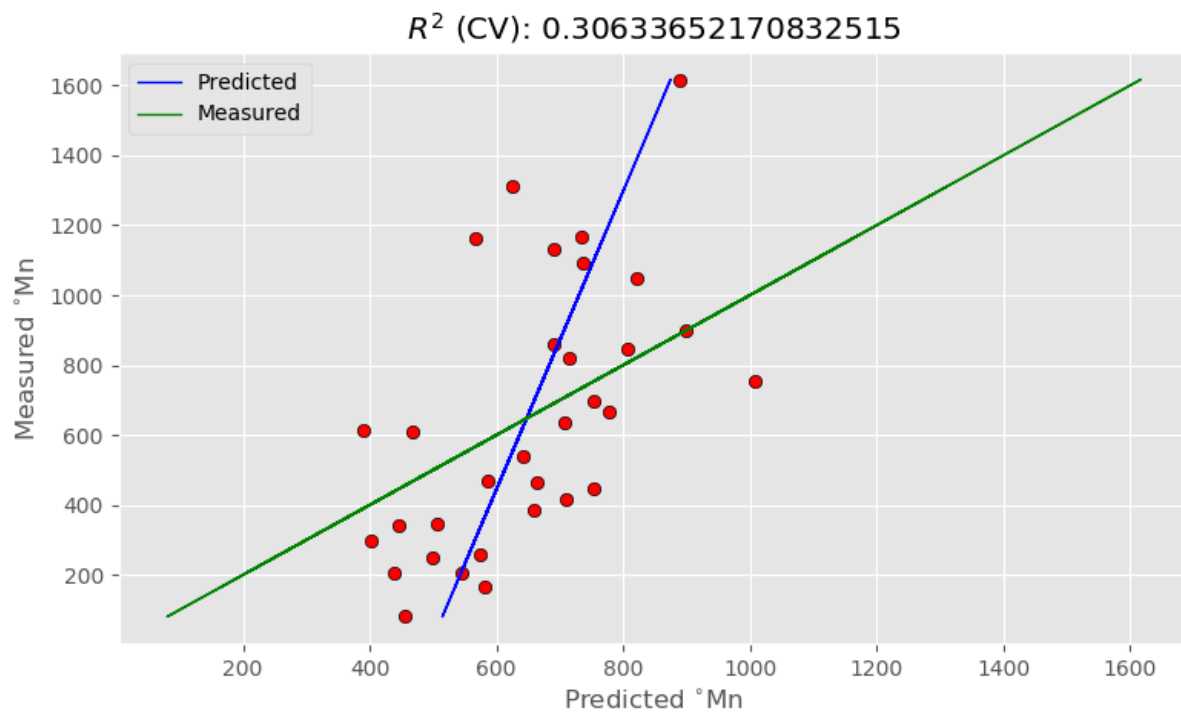


圖 64 Mn 預測結果 XY 散佈圖

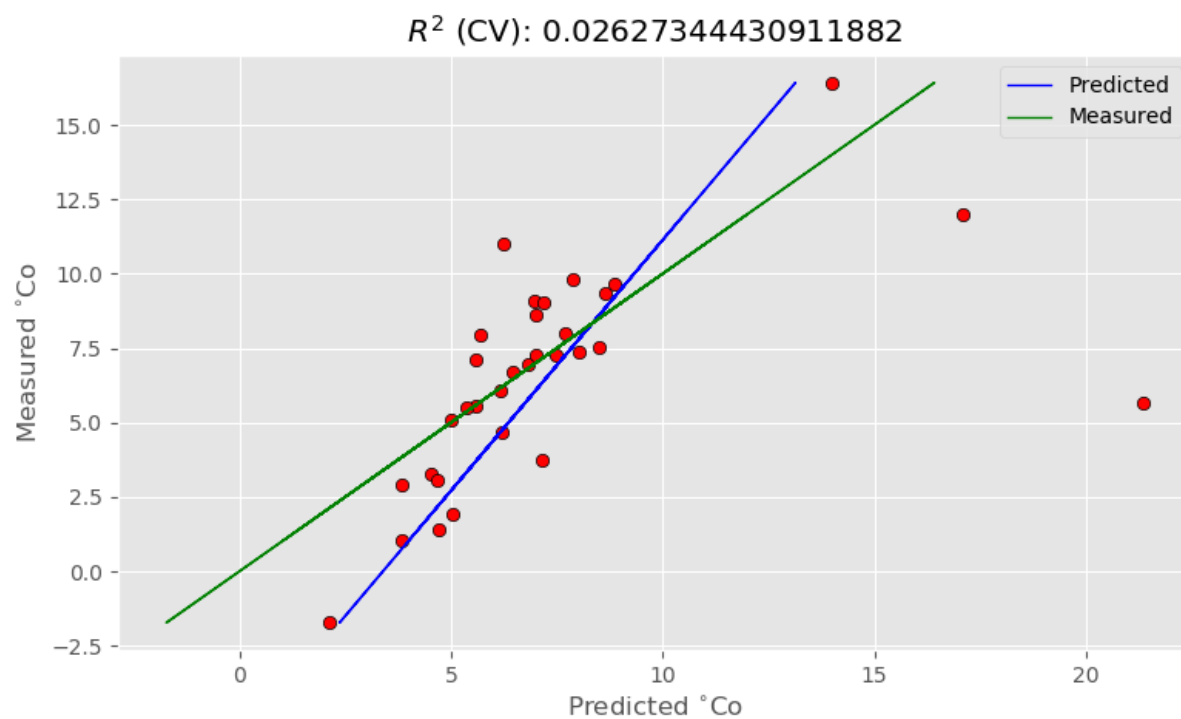


圖 65 Co 預測結果 XY 散佈圖



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

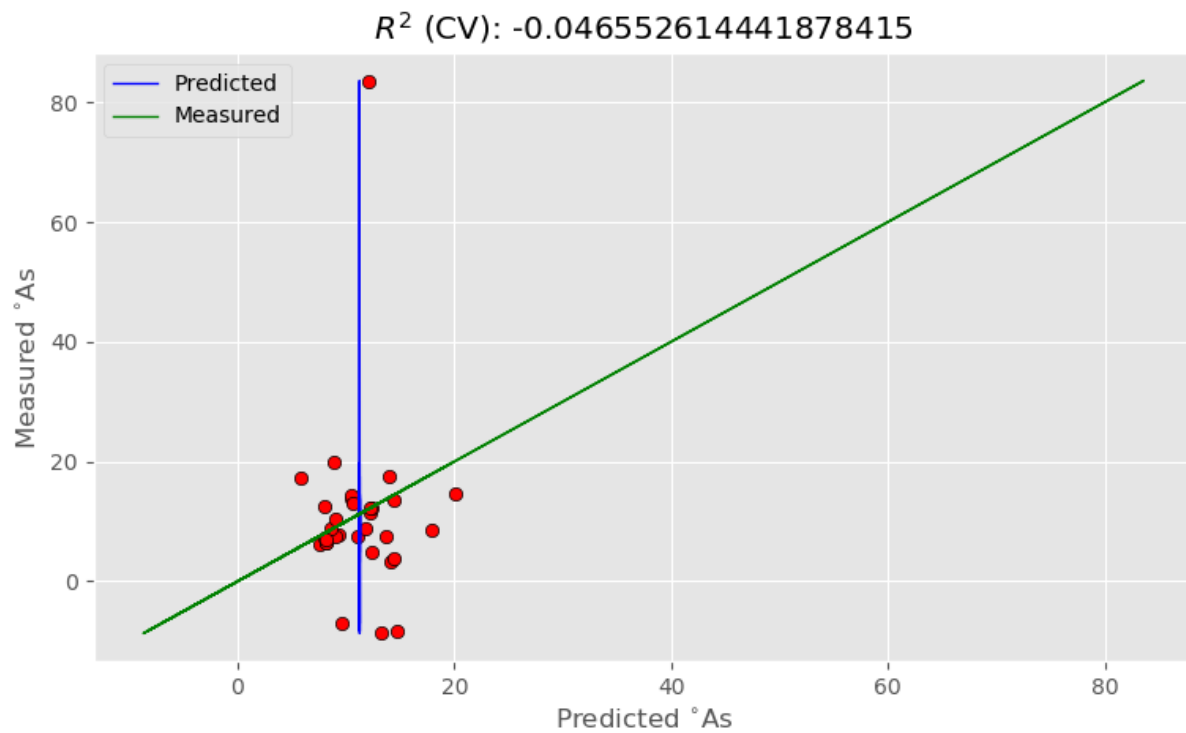


圖 66 As 預測結果 XY 散佈圖

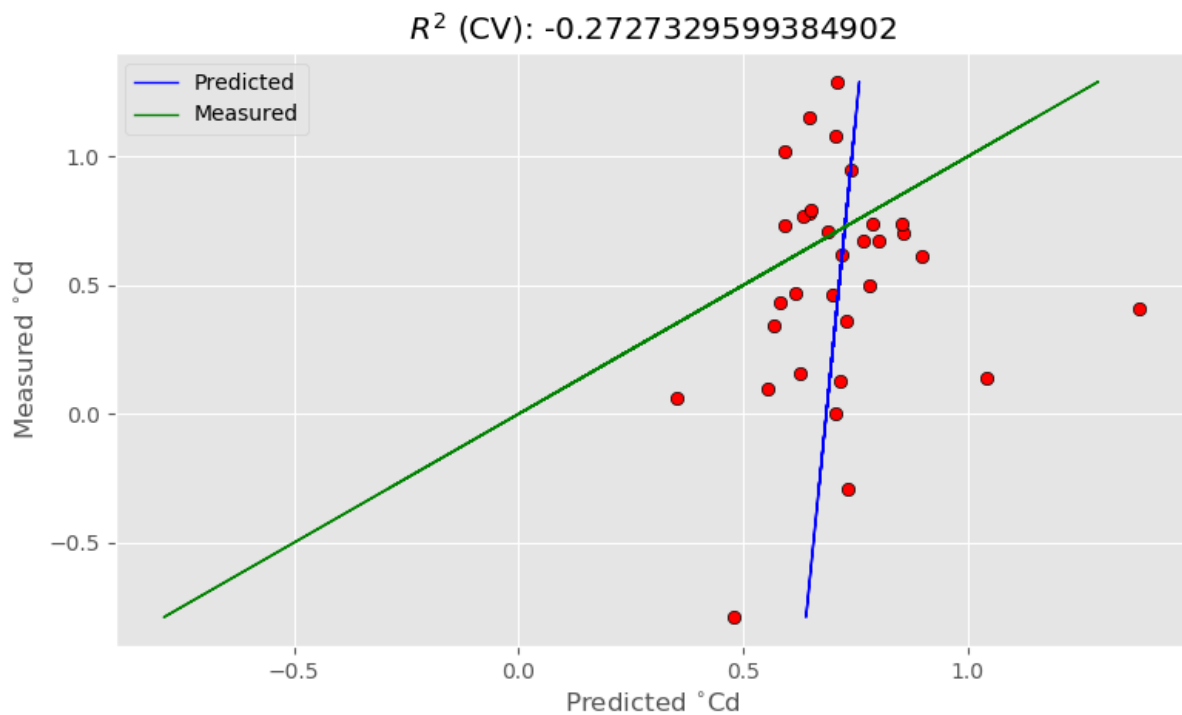


圖 67 Cd 預測結果 XY 散佈圖



附件

附件三

表 16 Cd 分類特徵重要性排名表

排名	變數名稱	重要性	排名	變數名稱	重要性
1	55Mn	0.04	25	w357	0.01
2	59Co	0.04	26	w358	0.01
3	66Zn	0.04	27	w362	0.01
4	52Cr	0.03	28	w363	0.01
5	w354	0.03	29	w364	0.01
6	w2493	0.03	30	w365	0.01
7	51V	0.02	31	w372	0.01
8	60Ni	0.02	32	w376	0.01
9	w350	0.02	33	w377	0.01
10	w351	0.02	34	w381	0.01
11	w352	0.02	35	w396	0.01
12	全 C 含量	0.01	36	w2439	0.01
13	有機質(重鉻酸鉀氧化法)	0.01	37	w2440	0.01
14	有機質含量	0.01	38	w2478	0.01
15	全 N 含量	0.01	39	w2484	0.01
16	鉄	0.01	40	w2485	0.01
17	65Cu	0.01	41	w2486	0.01
18	75As	0.01	42	w2489	0.01
19	206Pb	0.01	43	w2490	0.01
20	207Pb	0.01	44	w2491	0.01
21	208Pb	0.01	45	w2492	0.01
22	w353	0.01	46	w2494	0.01
23	w355	0.01	47	w2495	0.01
24	w356	0.01			



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

表 17 Co 分類特徵重要性排名表

排名	變數名稱	重要性	排名	變數名稱	重要性
1	51V	0.35	8	52Cr	0.01
2	60Ni	0.19	9	66Zn	0.01
3	有機質(重鉻酸鉀氧化法)	0.11	10	206Pb	0.01
4	65Cu	0.07	11	207Pb	0.01
5	鐵	0.03	12	208Pb	0.01
6	55Mn	0.02	13	w371	0.01
7	111Cd	0.01			

表 18 Cr 分類特徵重要性排名表

排名	變數名稱	重要性	排名	變數名稱	重要性
1	60Ni	0.55	7	全 N 含量	0.01
2	55Mn	0.03	8	59Co	0.01
3	66Zn	0.03	9	65Cu	0.01
4	51V	0.02	10	w354	0.01
5	75As	0.02	11	w358	0.01
6	111Cd	0.01	12	w2490	0.01

表 19 Cu 分類特徵重要性排名表

排名	變數名稱	重要性	排名	變數名稱	重要性
1	51V	0.46	6	52Cr	0.02
2	59Co	0.15	7	全 N 含量	0.01
3	66Zn	0.06	8	55Mn	0.01
4	鐵	0.05	9	75As	0.01
5	60Ni	0.04			



附件

表 20 Cu 分類特徵重要性排名表

排名	變數名稱	重要性	排名	變數名稱	重要性
1	66Zn	0.2	12	全 N 含量	0.01
2	59Co	0.15	13	65Cu	0.01
3	51V	0.04	14	206Pb	0.01
4	111CD	0.03	15	207Pb	0.01
5	有機質(重鉻酸鉀氧化法)	0.03	16	208Pb	0.01
6	有機質含量	0.03	17	w355	0.01
7	52Cr	0.03	18	w2476	0.01
8	60Ni	0.03	19	w2477	0.01
9	鐵	0.02	20	w2478	0.01
10	75As	0.02	21	w2494	0.01
11	全 C 含量	0.01			

表 21 Pb 分類特徵重要性排名表

排名	變數名稱	重要性	排名	變數名稱	重要性
1	208Pb	0.48	2	207Pb	0.46

表 22 V 分類特徵重要性排名表

排名	變數名稱	重要性	排名	變數名稱	重要性
1	鐵	0.47	4	55Mn	0.03
2	65Cu	0.09	5	75As	0.01
3	59Co	0.07	6	w520	0.01



無人載具與高光譜技術在土壤重金屬監測上的應用

表 23 Zn 分類特徵重要性排名表

排名	變數名稱	重要性	排名	變數名稱	重要性
1	65Cu	0.19	11	有机质含量	0.01
2	60Ni	0.12	12	铁	0.01
3	55Mn	0.07	13	207Pb	0.01
4	52Cr	0.05	14	w359	0.01
5	51V	0.04	15	w2099	0.01
6	111Cd	0.03	16	w2277	0.01
7	59Co	0.03	17	w2278	0.01
8	全 N 含量	0.02	18	w2478	0.01
9	全 C 含量	0.01	19	w2486	0.01
10	有机质(重铬酸钾氧化法)	0.01			