# 行政院農業委員會林務局 農林航空測量所

# 應用高光譜航遙測影像於 重要樹種調查之研究(1/2)

## 成果報告書

委託單位:行政院農業委員會林務局農林航空測量所

受託單位:國立臺灣大學

執行單位:國立臺灣大學土木工程學系

地 址:台北市大安區羅斯福路四段一號

中華民國109年12月18日

## 目 錄

目	錄.		I
圖	目	錄	.V
表	目	錄]	IX
摘	要…		1 -
壹	、前	言	3 -
1.1	•	計畫名稱	3 -
1.2	•	計畫緣起	3 -
1.3	`	計畫目的	4 -
1.4	`	工作項目	4 -
1.5	`	計畫時程(	б-
貳	、實	施方法及執行流程	9 -
參	、研	究文獻蒐集1	1 -
3.1	`	高光譜影像之特性與常見分析方法1	1 -
3.2	`	高光譜影像於森林樹種之分類1	5 -
肆	、樣	區規劃及高光譜影像資料獲取22	7 -
4.1	•	樣區規劃22	7 -
4.2	•	成像光譜儀簡介33	3 -
4.3	•	機載高光譜影像蒐集(含光達資料) 3.	5 -
4.3.	1、	飛航掃瞄儀器35	5 -
4.3.	2 `	飛航作業申請30	6 -
4.3.	.3、	掃瞄規劃31	7 -
4.4	`	機載光達處理流程38	8 -
4.4.	1、	掃瞄軌跡解算38	8 -
4.4.	.2 `	原始點雲產出38	8 -
4.5	•	機載高光譜影像處理流程4(	- 0
4.5.	1、	輻射校正(Radiometric Correction)4	1 -

4.5.2、 自率光束法平差 (Bundle Adjustments) 率定作業 41 -
4.5.3、 幾何校正(Geometric Correction) 45 -
4.5.4、 影像鑲嵌 47 -
伍、實驗樣區機載高光譜影像取像流程及成果
5.1、 實驗樣區機載高光譜影像取像流程
5.1.1、 飛行掃瞄申請歷程 49 -
5.1.2、 飛行掃瞄儀器 50 -
5.1.3、 航空攝影儀器之載具與機上執行情形 50 -
5.1.4、 本年度(109年)實驗樣區之飛航規劃 51 -
5.2、 實驗樣區機載高光譜影像取像成果 54 -
5.2.1、 出雲山苗圃實驗樣區高光譜影像及地真資料 54 -
5.2.2、 大雪山森林遊樂區實驗樣區高光譜影像及地真資料
陸、自動分類演算法之優化
6.1、 特徵分類法76-
6.1.1、 特徵萃取 76 -
6.1.2、 傳統影像分類方法 79 -
6.1.3、 小波特徵萃取分類法之演算法優化 80 -
6.2、 結合空間資訊的特徵分類法83-
6.2.1、 以物件為基礎的分類法 83 -
6.2.2、 物件分類法之演算法優化 87 -
6.3、 以機器學習為基礎的分類法 89 -
6.3.1、 核方法 89 -
6.3.2、 深度學習演算法 91 -
6.3.3、 以機器學習為基礎分類法之演算法優化
柒、實驗樣區高光譜影像分類及優化成果分析
7.1、 出雲山苗圃實驗樣區之機載高光譜影像與地真資料說明97-
7.2、 出雲山苗圃實驗樣區訓練資料統計分析 100-
7.3、 特徵分類法於出雲山苗圃實驗樣區影像分析104-
7.3.1、 特徵分類法之實驗方法說明 104 -

7.3.2、 特徵分類法之分類成果 105 -
7.4、 以物件為基礎的分類法於出雲山苗圃實驗樣區影像分析114-
7.4.1、 物件分類法之實驗方法說明114 -
7.4.2、 物件分類法之分類成果 123 -
7.5、 支持向量機分類於出雲山苗圃實驗樣區影像分析130-
7.5.1、 支持向量機分類之實驗方法說明 130 -
7.5.2、 支持向量機分類之分類成果 131 -
7.6、 卷積神經網路分類於出雲山苗圃實驗樣區影像分析138-
7.6.1、 卷積神經網路分類之實驗方法說明 138 -
7.6.2、 卷積神經網路分類之分類成果139-
7.7、 自動分類演算法與優化於出雲山苗圃實驗區高光譜影像測試討論 -
142 -
捌、高光譜影像應用於重要樹種偵測之可行性評估145-
玖、教育訓練149-
拾、成果交付151-
參考文獻153 -
附件 A-1、期初報告審查會議紀錄及處理情形回覆159 -
附件 A-2、期中報告審查會議紀錄及處理情形回覆163 -
附件 A-3、期末報告審查會議紀錄及處理情形回覆169 -
附件 B、英文名詞縮寫對照表 175 -
附件 C-1、高光譜儀 177 -
附件 C-2、雷射掃瞄儀及數位相機 178 -
附件 C-3、飛航掃瞄申請函文 179 -
附件 D-1、決策邊界特徵萃取法 (DBFE) 影像分類誤差矩陣與精度評估-
181 -
附件 D-2、小波包特徵萃取法(WP-LDB)影像分類誤差矩陣與精度評估
182 -
附件 D-3、物件分類法特徵 Dataset4 以最鄰近法影像分類誤差矩陣與精度
評估183 -

行政院農業委員會林務局農林航空測量所「應用高光譜航遙測影像於重要樹種調查之研究(1/2)」成果報告書

附件 D-7、支持向量機(RBF 多核函數)影像分類誤差矩陣與精度評估-187

附件 D-8、卷積神經網路(CNNs)影像分類誤差矩陣與精度評估......-188-

## 圖目錄

啚	2-1、本計畫執行流程10-
圖	3-1、成像光譜儀之成像示意圖(徐百輝,2003) 12 -
圖	3-2、實際高光譜影像之影像立方體與相關矩陣13 -
圖	3-3、UAV 三維點雲應用 ITC 獲取樹冠位置(Saarinen et al., 2018)17-
圖	3-4、不同樹種與枯木的光譜曲線(Saarinen et al., 2018) 17 -
圖	3-5、波蘭北部森林 MLC 分類成果及實際資料比較 (Hycza et al., 2018)
	20 -
圖	3-6、實驗區分別利用 SVM(上圖)和 RF(下圖)分類成果(Ballanti et
	al.,2016) 21 -
圖	4-1、108年度出雲山苗圃樣區、大雪山國家森林遊樂區位置及候選樣
	區 29 -
圖	4-2、出雲山苗圃樣區及候選樣區高程圖 29 -
圖	4-3、第四次森林資源調查成果竹林、針葉樹、闊葉樹純林樹種分布
	30 -
圖	4-4、國有林造林地籍圖主要樹種分布 31 -
圖	4-5、本年度(109年)高光譜影像取像區域 32 -
圖	4-6、高光譜儀器 Itres CASI-1500h 設備 35 -
圖	4-7、機載光達儀器規格36-
圖	4-8、飛航作業申請流程圖 37 -
圖	4-9、機載光達資料作業流程 39 -
圖	4-10、點雲解算產製處理流程 39 -
圖	4-11、高光譜產製流程 40-
圖	4-12、輻射校正前後示意圖 41 -
圖	4-13、原廠軟體介面43 -
圖	4-14、外方位參數偏移量 44 -
圖	4-15、特徵點與控制點分佈示意圖 45 -
圖	4-16、幾何校正前後影像比對 46 -

圖	4-17、整條航帶幾何校正成果	46 -
圖	4-18、影像鑲嵌成果示意圖	47 -
圖	5-1、飛航申請公文示意圖	49 -
圖	5-2、飛航載台及機上儀器設備	50 -
圖	5-3、高光譜儀器設備及裝機程序	51 -
圖	5-4、航線規劃流程	52 -
圖	5-5、出雲山苗圃及大雪山森林遊樂區實驗區航線規劃	53 -
圖	5-7、出雲山苗圃實驗區單條航帶影像(真實彩色)	55 -
圖	5-8、出雲山苗圃實驗區單條航帶影像(紅外假色)	56 -
圖	5-9、出雲山苗圃實驗區光達資料示意圖	57 -
圖	5-10、109 年度現地調查之出雲山苗圃地真資料	59 -
圖	5-11、108 年度採用之出雲山苗圃地真資料	60 -
圖	5-12、兩組地真資料分布與實際影像之差異(以杉木區塊為例)	61 -
圖	5-13、兩組地真資料樹種之差異(以杉木區塊為例)	62 -
圖	5-14、兩組地真資料同一樹種但範圍不一致(以杉物區塊為例)	62 -
圖	5-15、地真資料與影像不一致或樹種變化等情形須排除	64 -
圖	5-16、樹種混合或較稀疏之情形	65 -
圖	5-17、確認並更新後的地真資料區塊	66 -
圖	5-18、大雪山森林遊樂區實驗區單條航帶影像(真實彩色)	68 -
圖	5-19、大雪山森林遊樂區實驗區單條航帶影像(紅外假色)	69 -
圖	5-20、大雪山森林遊樂區實驗區光達資料圖	70 -
圖	5-21、大雪山森林遊樂區實驗區第四次森林資源調查樹種	72 -
圖	5-22、大雪山森林遊樂區實驗區國有林造林地籍圖	73 -
圖	6-1、三種自動分類法演算方式及優化	75 -
圖	6-2、維度縮減(Hsu, 2007)	76 -
圖	6-3、小波轉換用於光譜曲線之例(徐百輝, 2003)	79 -
圖	6-4、訊號經小波包分解後的二元樹結構(徐百輝, 2003)	82 -
圖	6-5、以物件為基礎的分類流程圖	85 -
圖	6-6、eCognition 中支持向量機(SVM)分類操作視窗	88 -

圖	6-7、透過資料空間轉換改變資料分佈特性	89 -
圖	6-8、支持向量機(SVM)分類示意圖	91 -
圖	6-9、卷積神經網路基本架構圖(Rawat and Wang, 2017)	92 -
圖	6-10、以深度學習進行遙測影像分類之基本架構圖(Li et al., 2018) -	93 -
圖	6-11、適用於高光譜影像的 CNNs 基本架構圖(Li et al., 2018)	93 -
圖	6-12、結合小波與多核學習演算法於高光譜影像分類流程	95 -
圖	7-1、選定之出雲山苗圃樣區地真樹種和範圍	98 -
圖	7-2、出雲山苗圃實驗區影像	99 -
圖	7-3、各類別平均光譜輻射值曲線	101 -
圖	7-4、杉木與臺灣杉 450nm-700nm 平均光譜曲線±標準差	102 -
圖	7-5、杉木與臺灣杉 680nm-730nm 平均光譜曲線±標準差	102 -
圖	7-6、杉木與臺灣杉 730nm-950nm 平均光譜曲線±標準差	103 -
圖	7-7、主成分轉換法之分類成果	106 -
圖	7-8、判別分析特徵萃取法之分類成果	107 -
圖	7-9、決策邊界特徵萃取法之分類成果	107 -
圖	7-10、線性小波轉換特徵萃取法之分類成果	108 -
圖	7-11、決策邊界特徵萃取法(特徵數:19)分類成果圖	109 -
圖	7-12、小波包特徵萃取法之分類成果	111 -
圖	7-13、小波包特徵萃取法(特徵數:15)分類成果圖	112 -
圖	7-14、不同特徵分類法之分類準確度	113 -
圖	7-15、eCognition 軟體規則集與流程	115 -
圖	7-16、物件分類法流程圖	115 -
圖	7-17、不同影像分割參數與分割成果	117 -
圖	7-18、PCT 特徵波段影像與 Moran's I 值	119 -
圖	7-19、物件分類法 Dataset4 採最鄰近法分類成果圖	128 -
圖	7-20、物件分類法 Dataset4 採 SVM(RBF 核函數)分類成果圖1	129 -
圖	7-21、支持向量機(RBF 核函數)分類成果圖	136 -
圖	7-22、支持向量機(小波多核函數)分類成果圖	137 -
圖	7-23、卷積神經網路示意圖(修改自 Hu et al.,2015)	138 -

圖	] 7-24、卷積神經網路分類成果圖	 141 -
圖	]9-1、教育訓練簽到單	 150 -
圖	]9-2、教育訓練現場相片	 150 -

## 表目錄

表 1-1、工作時程預定表(甘特圖)	8 -
表 4-1、常見之成像光譜儀	34 -
表 4-2、計算後內方位參數和外方位參數偏移量表	44 -
表 5-1、本研究出雲山苗圃及大雪山森林遊樂區實驗區之飛航	i參數規劃
52 -	
表 5-2、出雲山苗圃實驗區高光譜影像及光達資訊	57 -
表 5-3、大雪山森林遊樂區實驗區高光譜影像及光達資料資訊	l 70 -
表 7-1、出雲山苗圃實驗區各類別之像元數和物件數	99 -
表 7-2、各類別間之類別分離度(巴氏距離)	101 -
表 7-3、各類杉木與臺灣杉不同波段區間類別分離度	103 -
表 7-4、決策邊界特徵萃取法(特徵數:19)分類成果	108 -
表 7-5、小波包特徵萃取法(特徵數:15)分類成果	111 -
表 7-6、不同 PCT 波段組合與資料類別分離度	119 -
表 7-7、不同植生指標與 PCT 波段組合的資料類別分離度	120 -
表 7-8、採用之植生指標特徵說明與計算方式(Harris Geospatia	al Solutions,
Inc., 2020)	121 -
表 7-9、物件分類法特徵資料集	122 -
表 7-10、物件分類法不同特徵集與分類方法之檢核資料集分類	類成果-125-
表 7-11、物件分類法 Dataset4 採 NN 分類成果	126 -
表 7-12、物件分類法 Dataset4 採 SVM 分類成果	127 -
表 7-13、支持向量機不同核函數訓練資料集之分類成果	132 -
表 7-14、支持向量機(RBF 核函數)分類成果	133 -
表 7-15、支持向量機(小波多核函數)分類成果	134 -
表 7-16、支持向量機(RBF 多核函數)分類成果	135 -
表 7-17、卷積神經網路分類成果	140 -
表 9-1、教育訓練項目及時數分配	149 -
表 10-1、交付成果及繳交日期時程表	152 -

#### 摘要

臺灣森林分布超過國土之 60%以上,涵蓋區域包含平地至高山地區, 高差超過 3000 公尺以上,對於森林資源調查之效率與正確度有較大的需求。 貴所 108 年度辦理之「應用高光譜航遙測影像於土地覆蓋型調查之研究」 案,於平地區域之大農大富森林平地森林園區有良好的樹種分類成果,故 本計畫將根據 108 年研究案之方法與成果,針對具地形因素之森林區域, 進行不同樹種高光譜分類演算法之研究與擴展,並延伸試驗樣區蒐集機載 高光譜影像與光達資料,藉以發展並測試適合臺灣地區重要樹種偵測之方 法。

本案首先根據高光譜技術發展與資料處理演算法進行文獻蒐集,以及 蒐集高光譜影像於森林樹種分類之文獻,高光譜影像於樹種分類的文獻大 致可分為:針對高光譜資料的波段資訊計算植生指標、樹高等特徵進行樹 種分析,以及針對高光譜影像的光譜資訊以特徵萃取、分類演算法等進行 森林樹種分析,本案即根據所蒐集之文獻為基礎探討演算法優化方式。工 作團隊亦根據相關圖資,針對出雲山苗圃與大雪山森林遊樂區進行樣區位 置規劃和機載高光譜影像獲取之規劃,除了掃描規劃外,亦根據國土測繪 法等進行飛航作業申請,並且於本年度(109年)10月28日完成出雲山苗圃 及大雪山森林遊樂區兩個實驗區之機載高光譜影像與光達資料之取像作 業。

除了實驗樣區規劃和高光譜影像圖資獲取外,本案亦針對特徵分類法、 結合空間資訊的特徵分類法、及以機器學習為基礎的分類法等 3 種自動分 類演算法進行優化,並以出雲山苗圃實驗區之高光譜影像進行演算法的優 劣測試。特徵分類法的優化主要是對原有小波特徵萃取法進行改善,以小 波包特徵萃取的方式使得整體的分類成果較原有的小波特徵萃取更為穩定, 其整體分類準確度可以達到 72%,但原有的決策邊界特徵萃取方法及判別 分析特徵萃取方法在本實驗影像中仍可達到 75%的分類準確度,較其他特

- 1 -

徵分類法佳。物件分類法則是優化整體的分析流程,在影像分割方面,採2 次影像分割可獲得較適當的影像物件;在特徵萃取方面,除了主軸分析特 徵波段、形狀因子外,亦加入地形因子、植生指標與紋理特徵等;在物件 方類方面則分別利用最鄰近法和支持向量機進行分類。透過增加特徵資料, 整體分類準確度可以提升約5%,相較於最鄰近法的分類準確度較低、效率 較差,以支持向量機進行物件分類可以獲得 85%的分類準確度。最後則是 利用支持向量機進行物件分類可以獲得 85%的分類準確度。最後則是 利用支持向量機的逐像元分類,透過採用多核函數以優化只能選擇單一核 函數的限制,其中多核小波支持向量機可以獲得比採用單核小波函數較佳 的分類成果,而採用 RBF 核函數則可以達到較佳的支持向量機分類成果, 其分類準確度約 83%。利用深度學習方法中卷積神經網路建立一個 5 層架 構的網路進行逐像元分類,於出雲山苗圃實驗區高光譜影像中即可獲得良 好的分類成果,檢核資料集的整體分類準確度超過 90%,明顯優於其他分 類演算法。

根據本案之實驗結果,以機器學習方法的卷積神經網路用於重要樹種 調查偵測時,所需要的處理流程最為簡化,適合建立自動化流程。本案並 於9月30日和10月23日舉行兩場4小時之教育訓練,於12月18日前繳 交本計畫案之成果報告書與相關影像資料。未來工作則可以將實驗樣區多 時期的高光譜影像資料進行森林樹種分析,並且將以本計畫案中高光譜影 像分類流程建立一適合於臺灣森林樹種調查分析之流程。

- 2 -

### 壹、前言

#### 1.1、計畫名稱

計畫名稱:「應用高光譜航遙測影像於重要樹種調查之研究(1/2)」。

#### 1.2、計畫緣起

臺灣地處亞熱帶,森林分布超過國土之 60%以上,所涵蓋區域自平地 至最高山區,其高差超過 3000 公尺以上,因此在森林組成上相較於其他國 家複雜,林務局及農林航空測量所(以下簡稱 貴所)為提升航遙測森林資源 調查之效率與速度,曾委託學術單位研究及評估採航攝影像及衛星遙測影 像自動分類方法,如航照數位多光譜影像應用於林地分類研究(陳朝圳, 2011)、高解析度多光譜 Worldview-2 影像於森林資源調查之應用(林金樹, 2013),然此類採傳統 4 波段或 8 波段多光譜影像進行林業土地分類判釋之 成效,仍無法滿足森林資源調查所需的正確度,其對應採用之分析方法亦 尚無法全面導入航遙測森林資源調查之流程中。

貴所於 108 年度辦理「應用高光譜航遙測影像於土地覆蓋型調查之研 究」案(以下簡稱 108 年研究案),經初步利用高光譜影像評估三類自動分 類演算法(含特徵分類法、結合空間資訊的特徵分類法、以機器學習為基 礎的分類法等),不同分類演算法中另包含不同特徵萃取方法,以及各種參 數調變,可組合為多種不同的分類程序,於試驗樣區之樹種辨識均有相當 程度之分類準確度,其中位於平地區域之大農大富平地森林園區樹種分類 準確度可達 90%以上。

受限於樣區範圍及樹種資料之不足,108 年研究案所獲得之演算法及成 果尚無法直接應用於其他區域之高光譜影像。因應持續發展之高光譜感測 及處理技術,本案將持續針對臺灣山區高光譜影像進行自動分類演算法研 究,除了對 108 年研究案進行優化之外,將針對臺灣地區重要或特殊樹種 進行自動偵測及分類,以降低森林特定資源之調查成本與風險,期能以一 致的方法進行影像自動辨識及偵測,減少人為影像判釋主觀意識之影響。

#### 1.3、計畫目的

本計畫將根據108年研究案的方法與成果,以提升分類準確度為目標, 針對具地形因素之森林區域,進行不同樹種高光譜分類演算法之研究與擴展,並延伸試驗樣區進行機載高光譜影像及光達資料之蒐集,藉以發展並 測試適合臺灣地區重要樹種偵測之自動演算法,並提出後續應用建議。

109 年度經由完成相關研究文獻收集、高光譜影像資料獲取、自動分類 演算法之優化、達到高光譜影像應用於重要樹種偵測之可行性評估之目標; 110 年度經由相關研究文獻收集、高光譜影像資料獲取、利用新獲取之2期 高光譜影像驗證分類演算法,以達到開發適用於臺灣地區重要樹種偵測自 動演算法為目的,並為貴所後續引進之高光譜掃瞄儀提供應用之基礎。

#### 1.4、工作項目

本案根據服務建議徵求文件所列之工作項目包括「研究文獻收集」、「高 光譜影像資料獲取」、「自動分類演算法之優化」、「高光譜影像應用於重要 樹種偵測之可行性評估」及「教育訓練」等5項工作項目。說明如下:

#### 一、研究文獻蒐集:

- 1. 蒐集各國應用衛載及空載高光譜影像於樹種分類之實際案例文獻。
- 2. 蒐集及彙整最新的高光譜技術發展及資料處理演算法之研究文獻。

#### 二、樣區規劃及最新高光譜影像資料獲取:

- 樣區須涵蓋108年研究案之出雲山樣區,並延伸至周圍大雪山森林遊樂區部分區域,涵蓋面積至少50Km<sup>2</sup>。
- 本案影像蒐集須考慮不同季節因素,以於109年度取得9-11月、及 110年度取得2-4月影像為原則進行規劃,相關測試並應於區域內決 定研究區與檢核區,以利進行各方法之效能評估。若因天候或其他不 可抗拒因素無法於上述時段內順利完成影像蒐集作業,將與貴所協調 其他取像時間。
- 3. 機載高光譜影像蒐集(含光達資料):
  - (1) 規劃之平均地面解析度應優於 1.5 公尺。
  - (2) 波長應涵蓋可見光及近紅外光段,其中近紅外光波長範圍至少需達 1000nm 或以上,各波段間距小於 10nm,原始輻射解析度應達 12 bits。
  - (3) 光達資料取樣規格須符合試驗所需。
  - (4) 須於期末審查會議前完成取像作業。
- 地真及其他研究測試資料蒐集
  就全案研究所需之其他測試資料、地真資料蒐集等。

#### 三、自動分類演算法之優化:

- 以108年研究案自動分類演算法為基礎,測試及比較不同影像及光達 資料組合與處理方法,並針對不同土地覆蓋情形與其中之重要樹種, 進行自動分類演算法之優化。
- 進行各種演算法、資料組合,以及分類數、類別定義等對分類準確度
  之影響並進行比較。
- 四、高光譜影像應用於重要樹種偵測之可行性評估:
- 評估高光譜影像及不同演算條件下,其應用於重要樹種偵測及調查能 力之優劣。
- 針對重要樹種之偵測,提出最適資料組合、處理方法及類別定義等建議。
- 提出適合於臺灣地區重要樹種於高光譜影像自動化偵測之演算法與 流程。
- 五、教育訓練:
- 包含航遙測分類原理,並說明研究使用之演算法、工具及研究情形等 課程。
- 2. 於 109 年 10 月 31 日前辦理 2 場至少各 4 小時的教育訓練。

#### 1.5、計畫時程

本計畫之執行時程為109年3月17日(決標次日)至109年12月18日, 共276個日曆天。表1-1為本專案工作時程預定表(甘特圖),以下針對表中 之檢核點及重要時間點進行說明:

#### 一、 重要查核點:

- 1. 工作計畫書:自決標日次日起20個日曆天(即109年4月5日)前繳 交工作計畫書。
- 修正後工作計畫書:於期初會議審查通過後限期(即109年5月4日)
  內繳交修正後之工作計畫書。
- 3. 期中報告書:於109年7月10日前繳交期中報告書。
- 修正後期中報告書:於期中會議審查通過後限期內繳交修正後之期 中報告書。
- 5. 期末報告書:於109年11月13日前繳交期末報告書。
- 成果報告書初稿:於期末會議審查通過後限期內繳交修正後之期末 報告書。
- 成果交付:於109年12月18前繳交,包括成果報告書及外接式儲 存裝置1份,內含成果報告書電子檔、各期會議及工作會議之簡報 檔、及本案試驗相關影像檔案、成果及其清單。
- 二、 重要時間點:
  - 1. 第一次工作會議:已於109年3月19日召開。
  - 教育訓練:已於109年9月30日及10月23日辦理2場各4小時的 教育訓練。

	工作內容項目	決標 次日 +20日	109 04	109 05	109 06	109 07	109 08	109 09	109 10	109 11	109 12
1	撰寫及繳交工作計畫書										
2	繳交修正後工作計畫書	7	<b>* 💼 0</b> 7	<mark>≿</mark> 05/0	4						
3	研究文獻收集	<b>1</b>	)9/03/:	19							
4	樣區規劃										
5	機載高光譜影像資料獲取										
6	地真及其他研究測試資料蒐集				<b>1</b> 09	9/06/1	0				
7	自動分類演算法優化										
8	撰寫及繳交期中報告書					<mark>☆</mark> 0′	7/10				
9	繳交修正後期中報告書						☆				
10	高光譜影像應用於重要樹種偵測										
10	之可行性評估							<b>1</b>	09/09/	30	
11	教育訓練									09/10/	23
12	撰寫及繳交期末報告書									☆1	/13
13	繳交成果報告書初稿										☆
14	成果交付	「	<u> </u>							12/1	8☆
預定	ミ進度累積百分比(%)	10%	20%	30%	40%	50%	65%	75%	85%	95%	100 %

表 1-1、工作時程預定表(甘特圖)

#### 備註:

- 1. 本計畫重要查核點如下(即表中標示為★者):
- 工作計畫書:於決標日次日起20個日曆天繳交工作計畫書。
- 修正後工作計畫書:期初會議審查通過後限期內。
- 期中報告書:於109年7月10日前繳交期中報告書。
- 修正後期中報告書:期中會議審查通過後限期內。
- 期末報告書:於109年11月13日前繳交期末報告書。
- 成果報告書初稿:期末會議審查通過後限期內。
- 成果項目:於109年12月18日前繳交所有成果。
- 2. 本計畫重要時間點如下(即表中標示為▲者):
- 第一次工作會議:於109年3月19日召開。
- 教育訓練:於109年9月30日及10月23日於農林航空測量所進行教育訓練。
- 地真資料討論:於109年6月10日將現有地真資料彙整後,利用立體像對重複確認。

## 貳、實施方法及執行流程

本團隊於 108 年度執行貴所「應用高光譜航遙測影像於土地覆蓋型調 查之研究」案,針對花蓮大農大富平地森林園區及台中出雲山苗圃兩個實 驗樣區蒐集衛載及機載高光譜影像,其中機載高光譜影像取像時間為當年 度 6 月底至 7 月初,獲取 1 公尺地面解析度影像及對應區域之光達資料。 研究採用三類自動分類演算法,包含光譜特徵分類法、物件分類法及以機 醫學習為基礎的分類法,透過不同特徵萃取方法與不同的參數調變組合多 種分類程序,用於兩個實驗樣區之高光譜影像分類,對於樹種辨識具有相 當程度之分類準確度。其中光譜特徵分類法用於出雲山苗圃實驗區及大農 大富平地森林園區實驗區分別達到約 80%及 85%的整體分類準確度,物件 分類的影像分析法雖然整體分類準確度較差,但可改善分類後的影像椒鹽 現象(salt and pepper effect),採用機器學習分類法更提升了整體分類成果, 大農大富平地森林園區整體分類準確度可達 90%以上,部分樹種的分類準 確度更可接近 100%,然該案之研究成果仍有部分提升空間。本案即是為了 延續相關實驗樣區、樹種資料,以及現有演算法和成果,同時針對是否可 應用於其他區域之高光譜影像進行研究與評估

根據前述之作業項目及內容,本研究之整體執行流程如圖 2-1 所示,首 先進行文獻蒐集,了解國內外高光譜相關研究及高光譜影像應用於森林資 源或樹種分類之最新發展,同時與貴所討論樣區之規劃,以 108 年度出雲 山苗圃樣區為基礎,根據候選區域之高程變化及樹種分布,決定樣區範圍 後,規劃機載高光譜影像航拍任務,並依據需求時間執行航拍任務;隨後 利用本團隊已整理及發展之三類分類演算法為基礎,針對演算法進行優化, 並用於實驗樣區高光譜影像進行分析及評估,及評估應用於重要樹種偵測 之可行性;最後本案執行期間亦完成 2 場次各 4 小時之教育訓練。而本案 屬兩年期研究案,本年度(109 年)已根據工作項目及內容進行高光譜航遙測 影像於重要樹種調查之相關研究;後續 110 年度將以本(109)年度之成果為 基礎進行延伸。在實驗樣區蒐集方面,根據貴所之服務建議徵求文件,本

- 9 -

年度已於 9-11 月蒐集機載高光譜影像,而 110 年度規劃於 2-4 月蒐集,後續可以整合 108 年度之機載高光譜影像資料,進行多時期高光譜影像分析 和樹種光譜分析,同時本年度亦針對實驗區域進一步地真資料蒐集,也可 配合用於多時期資料之分析。此外,本年度針對自動分類演算法進行演算 法之優化,後續則可以針對高光譜影像分類及分析之流程,組成更完整的 程式操作流程。以下章節針對本年度的實施方法進行詳細說明。



圖 2-1、本計畫執行流程

## **参、研究文獻蒐集**

本工作項目為蒐集高光譜影像相關研究及應用文獻,在高光譜影像之 特性與分析方面,主要包含高光譜影像特性、特徵萃取及分類演算法之相 關文獻;與森林相關之研究則包含過去至近年高光譜影像應用於森林分析、 樹種分類等相關研究方法與成果,以及國內外公部門應用高光譜資料於森 林資源調查之相關文獻,簡單說明如下。另本團隊將三種不同的分析演算 法概述及優化,將於第0章進行詳細說明。

#### 3.1、 高光譜影像之特性與常見分析方法

高光譜影像由成像光譜儀(imaging spectrometer)拍攝而成,透過逐漸 發展之技術,將可見光、近紅外光、短波紅外光、中紅外光及其他光譜範 圍切分為幾十至幾百個連續的波段資訊,每一波段區間通常約 10nm(Goetz, et al., 1985),因為其狹窄且連續的波段資訊,即可以提供光譜變化的細節; 成像光譜儀的成像示意圖如圖 3-1 所示,掃瞄目標後的反射光線透過分光鏡 的分光技術,根據儀器設備或場景的不同,可能被分為數十或數百個波段, 並由面陣列的感光元件記錄不同波段的光譜反射值,多個掃瞄線組成一個 場景,成像後形成三維的影像立方體(image cube),影像中的每一像元形 成完整且連續的光譜曲線,由於不同地物對於各個波長之光線均有不同的 反射與吸收反應,形成該地物獨特的光譜反射與吸收曲線。因此,高光譜 影像除了展現二維的空間資訊外,光譜曲線亦提供豐富且細緻的地物光譜 資訊,有助於提升地物辨識與土地使用分類之精度(徐百輝,2003),近年 亦有許多森林資源調查的相關文獻,提出高光譜影像所獲取的細微光譜變 化可利於森林樹種的分類(Ballanti, et al., 2016; Hycza, et al., 2018)。



圖 3-1、成像光譜儀之成像示意圖(徐百輝,2003)

由於高光譜影像的光譜解析度提升,單一影像的波段數增加至數百波 段,使得影像的資料量顯著增加,且每一波段區間連續且狹窄,造成不同 波段間的光譜反射值具有高相關性,在光譜資料量增加的同時,並未同時 增加影像分析所需的資訊,即高光譜影像具有相當高的冗餘量(redundancy), 圖 3-2 (a)所示為實際 AVIRIS 高光譜影像之影像立方體,可看出光譜方向的 資料量相當龐大,圖 3-2(b)為該高光譜影像之相關矩陣(correlation matrix) 以灰階影像表示,顯示出高光譜影像不同波段之間具有高冗餘性。而利用 以傳統統計理論為基礎的影像分類方法時,也由於高光譜影像的高維度資 料統計特性及有限的訓練樣本數之限制,無法直接適用於高光譜影像分類, 即是無法正確估算類別的相關統計量,使得分類成果不可靠、精度不佳, 甚至無法分類的情形,通常將此問題稱為維度的詛咒(curse of dimensionality) (Bellman, 1961)。一般透過適當的維度縮減(dimensionality reduction)可有 效解決前述之問題,而常用的維度縮減方法為特徵萃取(feature extraction)。 常見的特徵萃取方法包括主成分轉換法 (principal component transform, PCT)、判別分析特徵萃取法(discriminant analysis feature extraction, DAFE)、 決策邊界特徵萃取法(decision boundary feature extraction, DBFE)、小波特

徵萃取法 (wavelet-based feature extraction, WFE)與 Hilbert-Huang transform (HHT) 等(Lee and Landgrebe, 1993; Hsu et al., 2002; Landgrebe, 2003; Hsu, 2007)。經過降維且保留重要資訊的光譜特徵影像即可利用傳統的統計分析 或分類方法進行分類。



(a) 影像立方體



(b)相關矩陣(白:1/-1,黑:0)

圖 3-2、實際高光譜影像之影像立方體與相關矩陣

傳統航遙測影像分類大多採用逐像元(pixel-based analysis)的分析方 式,而逐像元分類容易產生椒鹽現象以及分類後區塊不完整的情況,若採 用以物件為基礎的影像分析(object-based image analysis, OBIA)方法將可 以有效改善此一情形(Zhang and Huang, 2010; 李庭誼, 2011)。而隨著空間解 析度的提升,加入影像的空間特徵更有利於地物辨識,空間特徵主要來自 於鄰近像元的空間關係,以平滑度、粗糙度或規律性等作為特徵,一般通 稱為紋理(texture)(Gonzalez and Woods, 2002)。Zhang 與 Huang(2010)針對 高光譜影像利用 PCT、DAFE、MNF(minimum noise fraction,最小噪聲分 離變換)進行維度縮減後,再加入 Haralick 等(1973)提出的紋理指標,引入 物件導向(object-oriented)的概念,以多層解析度之概念將影像分割為物 件,再進行影像分類,其實驗結果證實加入紋理和以物件為基礎的分類皆 能有效提高光譜影像的分類準確度。李庭誼(2011)同樣結合高光譜影像的光 譜特徵及空間紋理特徵,建立以物件為基礎的分類流程,研究中利用小波 光譜分解縮減高光譜影像的維度,將小波光譜特徵進行空間紋理分析,混 合光譜與紋理特徵進行以物件為基礎的分類,根據實驗結果結合光譜及紋 理的以物件為基礎分類流程可以達到 94%的分類準確度,同時對於類別分 離度較差的類別也可以準確分類。

近年機器學習(machine learning)演算法亦常被應用在遙測影像資料 的分析及處理上。機器學習為人工智慧研究領域中的一種方法,其主要利 用過去的經驗或輸入的資料不斷地學習,以優化或改進所使用分析或分類 函數的效能。常見的機器學習演算法包括人工神經網路(artificial neural networks)、貝式分類器(Bayesian classifiers)、決策樹(decision tree)、隨機森 林(random forests, RF)、支持向量機(support vector machines, SVM)、群聚 (clustering)、 k- 鄰 近 法 (k-nearest neighbor, KNN)、 關 聯 式 規 則 學 習 法 (association rules learning)、稀疏表示(sparse representation)、基因演算法 (genetic algorithm)等(Mitchell, 1997; Kubat, 2015; Sarkar et al., 2018) 。機器 學習可依據不同的應用設計不同的學習方式以及分類函數的形式,因此經 常應用在資料分類(classification)、群集分析(clustering analysis)、或資料迴 歸(regression)等。而在高光譜遙測影像的應用中,機器學習主要應用在特徵 萃取及選取、像元的群集分析及影像分類上 (Waske et al., 2009)。機器學習 的優點是無需事先了解太多資料的特性,資料的分佈也不一定必須是常態 分布,比較符合實際的遙測影像資料分布狀況。其主要缺點為演算法的複 雜度較高,需要較多的計算時間,且某些演算法無法解決非線性資料分布 的問題。

Camps-Valls 和 Bruzzone(2005)運用機器學習方法於高光譜影像分類, 包含了線性判別分析 (linear discirmninant analysis, LDA)、支持向量機等方 法,探討在高維度、具有雜訊之資料,以及有限訓練樣本情況下,不同方 法之分類精度、計算量;透過實際 AVIRIS 影像實驗,以支持向量機的方法 最佳。Banki 和 Shirazi(2009)則將小波轉換整合支持向量機於高光譜影像分 類,透過實際 AVIRIS 高光譜影像分類實驗,採用小波-支持向量機的分類 成果更佳。Jia 等(2019)提出因地物的空間分布通常具有規則性及區域連續 性,故結合 Gabor filter 對於高光譜影像的光譜及空間資訊建構三維的濾波 器,再利用 PCT 降低維度並利用支持向量機分類,在實際高光譜影像實驗 中,其成果有良好的表現。Chen 等(2011)則是利用稀疏表示(sparse representation)於高光譜影像分類,透過已知訓練樣本建構字典,並額外加入像元鄰近資訊於稀疏表示中,同時運用聯合稀疏模式(joint sparse model, JSM)整合空間資訊於高光譜影像分類中。近年受矚目的深度學習方法也被廣泛用於遙測影像分析中,其中卷積神經網路(convolutional neural networks, 簡稱 ConvNet 或 CNNs)屬於有利於影像處理的架構;Hu 等(2015)利用 CNNs 建立一個 5 層之神經網路架構,其中將高光譜影像之光譜曲線採用一維卷積分析,已可以達到比支持向量機分類更好的分類準確度,且比其他深度學習網路有更佳的效率。若同時考量高光譜影像的空間資訊,可將影像切 割為多個小區塊後,建構網路並學習,針對高光譜影像更可分別針對光譜及空間特徵,同時進行學習網路的訓練(Li, et al., 2018)。

本研究蒐集及彙整不同的高光譜技術發展及資料處理演算法之相關文 獻,並以文獻為基礎探討相關分類演算法的優化方式。

#### 3.2、高光譜影像於森林樹種之分類

根據所蒐集之探討高光譜影像用於森林資源調查的有關文獻,主要可 以歸類兩個方向,包含應用高光譜影像調查森林之葉綠素、含水量、氮含 量,或是植生指標、推求單一樹木生長情形等森林資源指標的相關議題探 討,如 Cho 等(2009)、Gholizadeh 等(2016)等文獻是利用機載 HyMap 高光 譜影像將不同光譜組合計算植生指標或計算紅邊(red-edge position, REP)參 數,以及利用迴歸分析等方法,分析森林資源的結構、特徵等調查森林資 源。另一方向則是利用高光譜影像於農業或森林地物調查,王驥魁等(2012) 提出結合全波形光達及高光譜影像資料應用於地物分類,以主成分分析與 最小噪聲轉換作為影像融合的基礎,融合後以最大概似法進行森林、水體、 建地和草地等地物分類,其結果顯示分類準確度可達到 93.82%,隨著影像 技術發展,高光譜影像的空間與光譜解析度提升,也使得近年有較多文獻 針對高光譜影像於森林樹種分類的探討。

由行政院農業委員會林務局計畫與研究資料庫中,於94年度與95年

- 15 -

度的研究計畫中,利用實驗室內光譜研究方法所獲取的高光譜資料,透過 純質光譜訊號針對台灣主要的針葉樹種紅檜、臺灣杉及柳杉建立光譜資料 庫,其成果顯示三種樹種在 680~700nm、1300~1400nm 和 1850~1890nm 三 個區間有極為相似的反射率,無法提供分辨樹種的資訊,而在 400~680nm、 750~1300nm、1400~1525nm 以及 1895~2400nm 等區間則有良好的分辨率(林 金樹等,2005)。同樣利用光譜實驗研究方法針對造林樹種樟樹及肖楠進行 分析,兩種樹種在可見光、近紅外光(750~1100nm、1100~1300nm)三個光譜 區間的反射強度均有明顯差異,利用光譜訊號可以精準分類(林金樹等, 2006)。國內近年也有研究論文針對高光譜影像於森林樹種辨識的研究,陳 正杰(2018)利用 CASI 高光譜影像,依據地面調查樹種資料,配合不同影 像前處理及監督式分類方法,該研究中利用最小噪聲分離變換前處理降低 資料維度並進行物件分割,再配合支持向量機分類法可達到地類分類最佳 的成果,其成果顯示整體分類準確度可達到 95.3%,Kappa 指標為 0.95。

加拿大自然資源部(Natural Resources Canada) (2019)運用遙感探測技 術於蒐集森林的資訊,其中 Canada Centre for Remote Sensing (CCRS)於 過去的 20 多年間提升高光譜影像的品質,亦發展了多樣的高光譜影像處理 方法、模型及工具,除了用於加拿大北部礦床(mineral deposits)與地質 (geology)的研究,更將高光譜影像的技術用於林業,利用不同波段的吸 收與反射特徵於森林資源與健康狀況的清查,進一步了解生物多樣性 (biodiversity)、自然干擾(natural disturbances)與氣候變遷對於加拿大森 林的影響。其中就曾針對英屬哥倫比亞省(British Columbia)海岸區域利 用衛載高光譜影像進行樹種分析,也利用機載高光譜影像針對樹冠層樹葉 的葉綠素、含水量、氮含量等進行調查。Saarinen 等(2018)也針對加拿大的 寒帶針葉林利用 UAV 搭載高光譜儀和一般相機,分別產製高解析度的三維 點雲和高光譜影像,透過點雲的高程資料應用 ITC (individual tree-crown approach)方法分割出森林樹冠分布(如圖 3-3),高光譜影像的光譜資訊則 用於分辨枯木(如圖 3-4)並計算生物多樣性指標,並與實際調查資料比較相 對的 RMSE 約在 25%,利用 UAV 獲取的點雲及高光譜影像資料對於環境與 生物多樣性的監測,仍是有良好成本效益的工具。

- 16 -



圖 3-3、UAV 三維點雲應用 ITC 獲取樹冠位置(Saarinen et al., 2018)



圖 3-4、不同樹種與枯木的光譜曲線(Saarinen et al., 2018)

以森林資源調查或森林地物分類為基礎,近年也有許多文獻針對高光 譜影像於森林樹種分類的探討;George 等(2014)利用 EO-1 Hyperion 影像分 析印度喜馬拉雅西部的森林樹種,研究中 Hyperion 影像經過前處理去除雜 訊波段、FLAASH 大氣校正和條紋雜訊改正,而後採用統計方法選取 29 個 波段,再分別利用光譜角匹配(spectral angle mapping, SAM) 與支持向量 機選取針葉及闊葉樹種 6 種進行分類,其結果採用支持向量機的分類準確 度為 82.27%,優於採用光譜角匹配的分類準確度,另外也比較用 Landsat TM 影像進行分類,分類準確度只有 69.62%,則該研究提出利用部分 Hyperion 影像即可有效的做森林樹種分辨之研究。Dian 等(2015)則利用機載 CASI-1500 高光譜影像,同時結合空間與光譜特徵進行分類,實驗區域為中

國黑龍江省涼水自然保護區(Liangshui National Natural Reserve),針對冷 杉 (fir)、赤松 (red pine)、落葉松 (larch) 3 種針葉樹和樺樹 (birch)、柳 樹(willow)2種闊葉樹,以及水體、建物、雲作為類別進行分類,研究方 法先利用最小噪聲分離變換提取光譜特徵並降低資料維度,再以灰階共生 矩陣 (GLCM) 計算紋理特徵,最後採用支持向量機分類,其中支持向量機 利用線性核函數分類準確度達 85.92%為最佳,因此整合高光譜影像的光譜 及空間特徵確實可提升樹種分類成果。Baldeck 等(2015)利用機載高光譜影 像透過兩種支持向量機方法 (binary SVM、biased SVM), 針對巴拿馬巴羅 科羅拉多島(Barro Colorado Island)的熱帶雨林內3種不同樹種進行分類 並且繪製出不同樹種的位置,透過 biased SVM 分類可以得到 94-97%的分類 準確度,並且最後獲得目標樹種的位置,可有助於熱帶雨林多變的生態系 統研究。Lim 等(2019)同時利用 Hyperion 高光譜資料及 Sentinel-2 多光譜資 料對於南韓江原道廣陵的 Korea National Aboretum(KNA)與中國長白山的森 林中紅松 (Korean pine)、日本落葉松 (Japanese larch) 兩種針葉樹種分類; 該研究中除了利用光譜資料,亦逐步加入地形和紋理資料,分別利用隨機 森林、支持向量機等方法進行樹種分類,隨著加入的資訊增多隨機森林的 分類準確度由82%提升至88%、支持向量機的分類準確度由85%提升至90%。 研究中亦嘗試將舊有 Hyperion 影像中萃取部分波段與 Sentinel-2 影像整合, 以及將兩個實驗區域的訓練資料結合進行分析,隨機森林和支持向量機的 分類準確度更可以達到 99%及 97%,因此在該研究中則可以看到不同資料 類型、特性及訓練資料的整合可以對於高光譜影像於樹種分類上有所提 升。

Hycza 等(2018)利用 AISA(Airborne Imaging Spectrometer for Application) 機載高光譜影像針對波蘭北部的森林林分進行分析,其目標是分類出 7 種 樹種,利用 192 個波段全部波段影像、波段選取出 36 個波段,以及主軸轉 換法與最小噪聲分離變換等不同資料組成,配合最大似然法、光譜角匹配、 類神經網路、支持向量機等 9 種不同資料分類方法,其中採用最大似然法 可以獲得最佳的成果為 90.3%的分類準確度,並且該研究提出高光譜影像對 於森林主要樹種的分析有相當之幫助,圖 3-5 為採用最大似然法之分類成果

- 18 -

比較,而該文章中也提到高光譜影像資料和分析軟體的取得仍需要較高的 成本。



(red-birch, orange-European beech, yellow-oak, pink-hornbeam, pale blue-European larch, green-Scots pine, dark blue-Norway spruce)



(b) 不同分類法的成果與實際資料比較(MLC 的成果較其他方法佳) 圖 3-5、波蘭北部森林 MLC 分類成果及實際資料比較 (Hycza et al., 2018)

Ballanti 等(2016)也利用高光譜影像進行樹種的分類分析,研究中分別 利用支持向量機及隨機森林兩個分類演算法,配合最小噪聲分離變換降低 資料維度選定 27 個波段,再分割為物件進行分類,並且將訓練資料分別採 用像元式或以物件式訓練資料進行測試,文章中的研究區域為美國加州馬 林郡(Marin County)的穆爾伍茲國家紀念森林(Muir Woods National Monument),選定該區域主要樹種加州紅木(Coast Redwood)和北美黃杉 (Douglas Fir)等 8 種樹種分類,根據其實驗成果利用支持向量機或是隨機森 林所得到的成果都可以得到 90%以上的分類準確度,如圖 3-6 為該研究中 採用大物件 (object)、像元式訓練資料分別利用支持向量機和隨機森林分 類成果,兩個分類演算法於各類別的成果差異也不大,而採用像元式的訓 練資料可以提供較多的光譜資訊,對於分類演算法較有幫助,特別是採用 支持向量機分類時,物件式的訓練資料量較為不足,無法顯示森林地物的 異質性,同時文獻中也指出雖然分類準確度評估結果良好,但分類圖的成 果較差,可能是檢核樣本不足或不具有代表性造成,此外陰影、太陽角度、 坡度及航帶的差異,會使得同一樹種的光譜變異增加,並與其他樹種光譜

#### 重疊,造成分類錯誤。



圖 3-6、實驗區分別利用 SVM(上圖)和 RF(下圖)分類成果(Ballanti et al.,2016)

Wu 和 Zhang(2020)則以物件為基礎利用高光譜影像及光達資料進行樹 種分類,研究區域為中國廣西省南寧市的 Jiepai 森林農場;該研究中採用的 特徵資料包含已高光譜影像進行獨立成分分析(independent component analysis, ICA)的特徵波段、光譜指標(spectral indices)、紋理特徵,與光達 資料計算得到之樹冠高度模型(canopy height model, CHM), 並且以不同特 徵組合利用 k-鄰近法和支持向量機進行分類,其結果利用 SVM 可以得到 94.68%的分類準確度,優於 k-鄰近法。Richter 等(2016)也利用高光譜影像 (AISA DUAL)整合兩個不同季節的高光譜影像,將德國錫比萊河畔森林 (Leipzig Riverside Forest)的 10 種闊葉樹種,透過 PLS-DA (Discriminant Analysis based on Partial Least Squares)和支持向量機、隨機森林等分類方法 比較,其實驗成果可以取得 78.4%的分類準確度,同時夏季 8 月之高光譜影 像可提供較多的資訊。Maschler 等(2018)則是利用機載高光譜影像所獲取的 光譜資訊及點雲資料,計算植生指標、光譜反射值、主特徵向量、紋理及 樹高等森林相關特徵,透過隨機森林分類法,針對鄰近奧地利維也納的一 處森林內 13 種樹種(8 種闊葉樹、5 種針葉樹)進行分類, 可以得到約 90%的 分類準確度。亦有相關文獻整合機載高光譜影像與空載雷射掃瞄資料,偵 測寒帶針葉林的樹冠位置並辨識樹種(Dalponte et al., 2014)。以及有研究利 用高光譜影像針對美國加州聖塔芭芭拉(Santa Barbara)市區內單一樹木的位 置及分類,以計算生物量等資訊(Alonzo et al., 2016)。

根據高光譜影像於森林樹種分類之文獻回顧,利用高光譜影像的方法 主要可分為兩類,一種直接針對樹種的光譜曲線進行分類,其中大多有將 光譜資訊進行特徵萃取等前處理,以縮減資料之維度,另一類則透過高光 譜影像的個別波段資訊,計算植生指標等指標,亦或結合點雲資訊獲取樹 冠高程或是胸高直徑等資訊,整合多面向的森林特徵進行樹種之分類,相 關文獻資訊亦彙整於表 3-1。前述為本團隊根據此研究需求所進行的文獻回 顧,蒐集並彙整相關的森林調查的實際案例文獻,或國內外公部門有關於 高光譜影像於森林調查之政策規劃或實際成果應用,並歸納整理出本研究 可採用的高光譜資料處理及分析方法,以作為演算法優化之依據。

- 22 -

應用面向	作者(年份)	研究目標	研究方法	成果
	林金樹等(2005)	利用實驗室內光譜研究方法獲取	實驗室內光譜研究方法獲取光譜訊	紅檜、臺灣杉及柳杉在 400~680nm、
		台灣主要針葉樹種光譜訊號並建	號。	750~1300nm、1400~1525nm 以及
*		立資料庫。		1895~2400nm 等區間則有良好的分
建工樹種				辨率。
局光:普貧 料庫	林金樹等(2006)	光譜實驗研究方法針對造林樹種	實驗室內光譜研究方法獲取光譜訊	兩種樹種在可見光、近紅外光
17/4		樟樹及肖楠進行分析。	號。	(750~1100nm、1100~1300nm)三個光
				譜區間有明顯差異,利用光譜訊號可
				以精準分類。
	Alonzo et al.	利用高光譜影像針對美國加州聖	針對市區內單一樹木的位置及分	
	(2016)	塔芭芭拉市區內樹木分析。	類,以計算生物量等資訊。	
	Cho et al. (2009)	利用高光譜影像分析森林資源的	透過高光譜資料的波段資訊,計算不	透過PLS迴歸分析,預測得到的DBH
		結構。	同的植生指標與 REP, 並且利用 PLS	地圖可以有效用於森林資源管理。
高光譜應			迴歸方法計算植生指標與樹木胸高	
用於樹木			直徑(DBH)的關係。	
健康情形	Dalponte et al.	整合機載高光譜影像與空載雷射	偵測寒帶針葉林的樹冠位置並辨識	
分析及森	(2014)	掃瞄資料,分析寒帶針葉森林。	樹種。	
林資源管	Gholizadeh et al.	利用 HyMap 高光譜影像與	透過HyMap和Sentinal-2影像資料計	由機載高光譜影像和衛載多光譜影
理	(2016)	Sentinal-2 計算 REP 並與傳統計	算 REP 各項指標。	像計算得到的 REP 各項指標,具有
		算方法比較,以用於森林資源管		用來估算葉綠素等資訊的潛力。
		理。		
	Saarinen et al.	結合 UAV 高解析度三維點雲與	三維點雲影用 ITC 分割森林數冠,高	與實際資料比較 RMSE 約為 25%,
	(2018)	高光譜影像,進行森林生物多樣	光譜影像光譜資訊用於分辨枯木。	採用 UAV 獲取的資料對於生物多樣

表 3-1、高光譜影像於森林樹種分類文獻彙整表

		性監測。		性監測有良好效益。
	加拿大自然資源	利用不同波段的吸收與反射特徵	機載高光譜影像針對樹冠層樹葉的	
	部 (2019)	於森林資源與健康狀況的清查。	葉綠素、含水量、氮含量等進行調查。	
古业城东	王驥魁等(2012)	結合全波形光達及高光譜影像資	以主成分分析與最小噪聲轉換作為	分類準確度達到 93.82%;結合高光
尚无譜應		料應用於地物分類。	影像融合的基礎,融合後以最大概似	譜與全波形光達資料,可獲得高精度
用於地物			法進行森林、水體、建地和草地等地	高光譜資訊並提升影像分類精度。
分類分析			物分類。	
	Baldeck et al.	以機載高光譜影像針對巴羅科羅	分別採用 binary SVM 和 biased SVM	透過 biased SVM 可以獲得 94-97%分
	(2015)	拉多島的熱帶雨林樹種分析。	雨種支持向量機針對熱帶雨林內 3	類準確度,並獲取目標數種位置,有
			種樹種分類,並繪製樹種位置。	助熱帶雨林多變的生態系統研究。
	Ballanti et al.	利用高光譜影像針對美國加州的	透過 MNF 降低資料維度為 27 個波	根據實驗結果利用 SVM 或 RF 都可
	(2016)	穆爾伍茲國家紀念森林 8 種樹種	段,分別利用 RF 及 SVM 進行分類,	以得到 90%分類準確度,採用像元式
		分類。	其中資料訓練的方式分別採用像元	分析可以獲得較多光譜資訊,成果較
			式和物件式分析。	佳,但容易受陰影、坡度等影響,造
局光譜應 四以本11				成分類圖成果較差。
用於森林	Dian et al. (2015)	利用 CASI-1500 高光譜影像分析	利用 MNF 提取光譜特徵並降維,再	SVM 分類後準確度維 85.92%,整合
樹 種 分 類		黑龍江省自然保護區的森林樹	以 GLCM 計算紋理特徵,最後採用	高光譜影像的光譜與空間特徵,可提
分析		種。	SVM 進行 3 種針葉樹、2 種闊葉樹及	升樹種分類結果。
			其他地物分類。	
	George et al.	利用 Hyperion 影像分析喜馬拉雅	Hyperion 影像經前處理後以統計方	採用 SVM 的分類準確度維 82.27%,
	(2014)	西部的森林樹種。	法選取29波段,分別利用SAM、SVM	優於採用 SAM,也比採用 Landsat
			針對6種針闊葉樹種分類。	TM影像佳。
	Hycza et al. (2018)	利用 AISA 機載高光譜影像分析	除利用 192 個全部波段,亦透過波段	採用較少特徵波段配合 MLC 分類可
		波蘭北部森林林分中7種樹種分	選取 36 波段、PCT 和 MNF 特徵萃	獲得最佳成果 90.3%的分類準確度,
### 行政院農業委員會林務局農林航空測量所「應用高光譜航遙測影像於重要樹種調查之研究(1/2)」成果報告書

	類。	取,並透過 MLC、SAM、類神經網	但文獻中提出以高光譜分析仍需要
		路與 SVM 等 9 種分類方法。	較高成本。
Lim et al. (2019)	同時利用 Hyperion 高光譜與	研究依序利用光譜、地形和紋理資	採用的特徵資訊愈多可提升 5-6%分
	Sentinel-2多光譜資料針對2種針	訊,分別以 RF 和 SVM 進行紅松與	類準確度,SVM 分類準確度為
	葉樹種分類。	日本落葉松2種樹種分類。	90%,並且結合多個實驗區域資料進
			行分析可以對研究樹種分類成果有
			所提升。
Maschler et al.	裡用機載高光譜影像與點雲資	除光譜資訊及點雲資料外,加入植生	可以得到90%的分類準確度。
(2018)	料,分析維也納一處森林樹種。	指標、主特徵向量、紋理和樹高等資	
		訊,分析5種針葉樹與8種闊葉樹,	
		並利用 RF 分類。	
Richter et al.	整合2個季節高光譜影像,分析	分別利用 PLS-DA、SVM 和 RF 針對	分類準確度可達到 78.4%,其中夏季
(2016)	德國錫比萊河畔森林闊葉樹種。	10種闊葉樹種分類。	高光譜影像可提供較多資訊。
Wu and Zhang	利用高光譜影像及光達資料針對	分別利用 ICA、光譜指標、紋理指標	利用 SVM 可以獲得 94.68%的分類準
(2020)	中國廣西的森林農場進行樹種分	與 CHM 獲得不同特徵資料, 再利用	確度。
	類。	KNN、SVM 進行分類。	
陳正杰(2018)	利用 CASI 高光譜影像於台中鴻	波段特徵萃取分別採用 PCA、	透過降低資料維度並以物件分割處
	禧高爾夫球場及周圍山區的4種	MNF、ICA,分類方法包含 SAM、	理,有利於地類和樹種分類,其中
	非植生與18種植生進行分類。	SID 與 SVM,針對影像以像元式與	MNF 加上 SVM 可獲得最佳成果。
		物件式進行分類。	

# 肆、樣區規劃及高光譜影像資料獲取

本工作項目中團隊根據相關資料與圖資,與貴所及協力廠商共同討論 後決定本年度實驗樣區,並由協力廠商協助完成航線規劃並進行樣區飛航 作業申請之流程,並且於109年10月28日完成實驗樣區高光譜影像獲取, 同時,也將出雲山苗圃樣區和大雪山森林遊樂區樣區的地真資料重新彙整, 高光譜影像獲取成果將於第5章詳細說明。

#### 4.1、 樣區規劃

本計畫的目的是以 108 年度研究案所提出之自動分類演算法為基礎, 期望針對具地形因素的森林區域,提升分類準確度,以進行不同樹種高光 譜分類演算法之研究與擴展,並延伸試驗樣區的機載高光譜及光達資料蒐 集,發展並測試合適台灣地區重要樹種偵測之自動演算法,並提出後續應 用建議。因此本研究樣區須涵蓋 108 年研究案之出雲山苗圃樣區,並延伸 至周圍大雪山森林遊樂區部分區域,涵蓋面積至少50平方公里,圖4-1內 左側淺橘色框線區域為 108 年度出雲山苗圃樣區範圍,以及相對於大雪山 國家森林遊樂區之位置,根據第一次工作會議之討論,規劃區域為 108 年 度所拍攝的出雲山苗圃樣區範圍,以及另外規劃涵蓋大雪山森林遊樂區約 25 平方公里之範圍,而圖 4-1 內深橘色範圍則為選定的 2 個候選樣區,候 選區域1為包含西側大雪山森林遊樂區入口收費站的區域(如圖 4-1 左側深 橘色區塊),候選區域2則為東側包含大雪山遊客中心、 鞍馬山莊等海拔較 高的區域(如圖 4-1 右側深橘色區塊),而樣區選擇需考量實驗區的高程變化, 與原有出雲山苗圃樣區的海拔差異,該區域所包含的樹種和樹種分布狀況, 以及取得機載高光譜影像同時,需要至現地採取地物的地面光譜儀的光譜 資料,以及在資料分析分類時,也需要有進行現地調查確認地真資料的正 確性,因此實驗樣區是否容易進行地面調查也是考量的因素。

出雲山苗圃樣區之高程約在700~1000公尺,大雪山森林遊樂區的高程 則大約在2000至3000公尺,其中西側候選區域1的高程範圍在1500~2400

- 27 -

公尺,東側候選區域2的高程範圍在1700~3000公尺,如圖4-2所示,雖然 候選區域2的高程差異較大,但經過飛航規劃測試及團隊討論,高程的差 異對於航拍執行不會有所限制,只須注意拍攝時會由高程較高的區域先行 拍攝,才逐漸至高程較低的區域。

其次為考量樣區內的樹種及對應的分布情況,以貴所提供的森林資源 調查成果圖和造林地籍圖為參考依據,圖 4-3 為第四次森林資源調查成果, 在只考量竹林、針葉樹林型與闊葉樹林型等單一林型情況下,該區域主要 分布的樹種包含了松樹、檜木、鐵杉、臺灣杉等樹種,其中單一林型的區 塊主要分布在東側海拔較高的候選區域2,候選區域1內僅有檜木和臺灣杉 等較少部分的區塊;圖 4-4 則為國有林造林地籍圖主要6種樹種的分布,圖 4-4(a)臺灣紅檜的分布大致平均散佈於大雪山森林遊樂區,兩個候選區域內 都有參考資料,(b)為臺灣二葉松主要分布在高程較高的區域,臺灣扁柏(圖 4-4(c))同樣偏向均勻分布,而在候選區域2 有比較多的區塊,臺灣紀(圖 4-4(c))同樣偏向均勻分布,而在候選區域2 有比較多的區塊,臺灣紀(圖 4-4(d))則是分布於大雪山森林遊樂區較邊緣的區域,而落在候選區域1的區 壞較多,香杉和赤楊(圖 4-4(e)、(f))同樣是在分布於大雪山森林遊樂區的邊 緣區域,在兩個候選區域中都有對應資料;綜合前述的兩組樹種分布的參 考資料,在候選區域2 內有較多的純林林型,主要的樹種也都均勻分布在 候選範圍中。由圖 4-1 的道路分布及林道里程圖可以看出兩個區域都有道路 可以抵達,根據圖 4-3、圖 4-4 的樹種分布範圍的區塊也都鄰近道路。

因此與貴所及協力廠商共同討論後,選定東側海拔較高的候選區域 2 為今年度的新增之樣區,則今年度(109年)機載高光譜拍攝區域如圖 4-5 所 示,根據服務建議書徵求文件所要求,本案完成飛航規劃及航拍區域申請 後,已於 10 月 28 日完成取像。 行政院農業委員會林務局農林航空測量所「應用高光譜航遙測影像於重要樹種調查之研究(1/2)」成果報告書



圖 4-1、108 年度出雲山苗圃樣區、大雪山國家森林遊樂區位置及候選樣區



圖 4-2、出雲山苗圃樣區及候選樣區高程圖



圖 4-3、第四次森林資源調查成果竹林、針葉樹、闊葉樹純林樹種分布







(c)臺灣扁柏

(d)臺灣杉



(e)香杉

(f)赤楊

圖 4-4、國有林造林地籍圖主要樹種分布



圖 4-5、本年度(109 年)高光譜影像取像區域

## 4.2、成像光譜儀簡介

成像光譜儀根據其載具的形式可概分為機載(或稱空載,air-borne)與 衛載(space-borne)兩種(如表 4-1 所示)。在機載方面,美國航空暨太空 總署(NASA)噴射推進實驗室(JPL)所發展的 AVIRIS(Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer)成像光譜儀是最具代表性的感測器, 其包含 224 個連續波段,波長涵蓋範圍為 0.4 至2.5  $\mu$ m,每一波段區間約 為 10nm。HYDICE(Hyperspectral Digital Imagery Collection Experiment)同樣 為空載成像光譜儀,為 Naval Research Laboratory 與 Hughes-Danbury Optical Systems, Inc.所發展,包含 210 個波段,波長涵蓋範圍為 0.4 至 2.5  $\mu$ m。國 內目前亦有民間公司引進加拿大 Itres 公司的 CASI-1500 高光譜成像儀,其 在可見光至近紅外光(0.38 至 1.05  $\mu$ m)之間提供了 288 個波段的光譜資料。 澳洲 HyVista 公司則發展 HyMap 機載成像儀,提供了 128 個波段,波長涵 蓋範圍為 0.45 至 2.5  $\mu$ m。

衛載高光譜感測器目前仍是許多國家正著手積極研發的項目,由NASA Goddard Space Flight Center 所發展搭載於實驗衛星 EO-1 上的 Hyperion 高 光譜儀,其包含了 242 個波段,波長涵蓋範圍為 0.4 至2.5 μm,發射後提 供給全球許多地區相當豐富的高光譜影像應用,EO-1 衛星已於 2017 年 3 月停止運作。中國大陸於 2018 年 5 月發射的高分五號(Gaofen-5)衛星搭載 有一高光譜儀 AHSI(Advanced Hyperspectral Imager),其可在 0.4 至2.5 μm 的光譜範圍內收集具 330 個波段的高光譜影像。義大利太空機構 Agenzia Spaziale Italiana (ASI)於 2008 年開始發展的 PRISMA,其為一中等解析度高 光譜成像的任務,包含 249 個波段,波長涵蓋範圍為 0.4 至2.5 μm,已於 2019 年 3 月 22 日發射成功,同年 10 月進入正式運作前的最後測試階段。 此外,德國所發展的 EnMap 計畫(Environmental Mapping and Analysis Programme)亦規劃一高光譜感測儀,預計發射時間為 2021 年。

感測器 載具型態		發展機構	波段 數	波長涵蓋範圍 (nm)
AVIRIS	機載	Jet Propulsion Lab, NASA	224	400-2500 (波段區間 10nm)
HYDICE	機載	Naval Research Lab	210	400-2500
CASI-1500 機載		加拿大 Itres 公司	288	380-1050
НуМар	機載	澳洲 HyVista 公司	128	450-2500 (波段區間 15-20nm)
Hyperion	衛載 (EO-1)	NASA Goddard Space Flight Center	242	400-2500
AHSI	衛載 (Gaofen-5)	China Aerospace Science and Technology Corporation	330	400-2500
PRISMA	衛載	Agenzia Spaziale Italiana	249	400-2505
EnMap	衛載	German Aerospace Center	262	420-2450

表 4-1、常見之成像光譜儀

# 4.3、機載高光譜影像蒐集(含光達資料)

## 4.3.1、 飛航掃瞄儀器

機載高光譜儀主要為獲取窄波段連續光譜影像數據,使每一個像元 為幾乎連續的光譜數據。本案高光譜儀採用 Itres CASI-1500h,為廣泛之 商用機載光譜儀(如圖 4-6),波段數最高可達 288 波段,對應之光譜範圍 包含 380 至 1050 nm,波段數量需搭配現地的航高以及飛行航速之規劃, 才能決定最終之波段數量。本儀器屬於推帚式掃瞄儀(pushbroom),推帚 式是利用線型掃瞄器理念,將掃瞄成像於光譜儀的狹縫上,再由光譜成 像於面型 CCD 感測器(area CCD array),一維為光譜軸,另一維為空間軸, 當飛機飛行時,二維 CCD 元件上的一行影像被重複讀出,進而取得涵蓋 相應地面之高光譜影像。以上高光譜儀規格詳見附件 C-1。



圖 4-6、高光譜儀器 Itres CASI-1500h 設備

本案於拍攝高光譜影像時,同時蒐集光達點雲資料,以獲取地形資 訊作為高光譜影像幾何改正之用。一般機載光達整體系統包括雷射掃瞄 系統硬體元件、飛行載台(固定翼飛機或直昇機)、GNSS 與 IMU 元件及 數據處理軟體等整合構成作業系統。本案所用機載光達儀為加拿大 Optech公司生產型號為ALTM Pegasus 雷射掃瞄儀,其規格如圖4-7所列。 雷射掃瞄系統結合雷射測距、光學掃瞄、GNSS 及 IMU 等技術,能快速 獲得掃瞄點三維坐標及反射強度。以上雷射掃瞄系統硬體規格詳見附件 C-2。



圖 4-7、機載光達儀器規格

#### 4.3.2、 飛航作業申請

本案飛航作業皆依照「國土測繪法」及「實施航空測量攝影及遙感 探測管理規則」等相關規定,檢附相關文件向內政部提出申請飛航掃瞄 作業案,並依內政部審核成果,由航空公司於飛航掃瞄前向民航局主管 單位提交飛航申請計畫,並且需避開國防部頒布之全台軍事區域,也就 是禁航區域,待許可後將選擇目標區域合適之天候,進行飛航影像獲取 任務,飛航作業申請流程示意圖如圖 4-8。



圖 4-8、飛航作業申請流程圖

#### 4.3.3、 掃瞄規劃

掃瞄事前規劃需考慮掃瞄區範圍、實施區域地形的高度、預定規劃 的載體航高、掃瞄儀掃瞄角度、每一航線涵蓋地面寬度、航線間的重疊 率、交叉航線位置及航區管制等條件,故於實際飛航前,必須規劃詳細 的飛航資訊、展繪飛航規劃圖與提出飛航申請,以確定飛航任務之可行 性與資料完整性。掃瞄任務之規劃會影響影像的遮蔽程度、航帶檢核與 重疊區分析等重要資訊,飛航規劃作業的方法與步驟流程說明如下:

- 地形分析:分析地形最高、最低、平均高度、坡度、量測區面積等, 分析測區地形特徵。
- 決定航帶之間的重疊量(Overlap):高光譜因為考慮時間和天候得視實際情形在空中進行重疊量的調整,一般重疊率需大於20%。
- 3. 飛機速度:決定影像空間與光譜解析度,依規劃設計符合所需。
- 決定航線:由航高、地面地形高度變化、掃瞄旋角視域 FOV,計算帶 寬的變化,進一步依據設計的航帶重疊量,規劃出航線與航線的間 距。
- 機載高光譜系統之影像解析度需達 1.5 公尺解析度,且光譜範圍涵蓋
  可見光及近紅外波段(400~1000 nm),波譜寬度約 10 nm。
- 參考光達掃瞄公式及以往豐富執行經驗,以規劃軟體試算設計參數, 規劃求出掃瞄角度(FOV)、航高、雷射發射頻率、掃瞄頻率、航高、 航向和航帶重疊率參數組合,確保點雲品質符合所需。

飛航操控人員因藉由 GPS\IMU 之輔助,可直接於飛機上了解高光譜 儀飛航之影像即時狀況,包含蒐集之資料品質及高光譜影像重疊率等資 訊。若遇突發狀況,能立刻決定是否補飛作業。此外為了能於每次掃瞄 時獲得最佳之高光譜品質成果,將選擇測區上空無雲之天候進行資料獲 取。一般台灣實務高光譜影像作業將以離地高約2000 m, FOV 為40°之 掃瞄參數進行作業。獲取地面解析度為1m之影像,且至少可記錄72個 波段數,但最終波段數得依據上述飛航規劃作業,決定可獲取的對應波 段數量,點雲部分則可獲取密度每平方公尺1點之成果。

#### 4.4、機載光達處理流程

機載光達資料前處理作業包括原始資料整理備份、飛航掃瞄航跡 POS 解算及光達原始點雲產出。雷射掃瞄資料作業流程如圖 4-9 所示。

### 4.4.1、 掃瞄軌跡解算

以軌跡解算軟體將地面 GNSS 主站資料及機載光達系統之 GNSS 資 料進行結合,過程中需輸入地面 GNSS 主站之坐標值,設定相關參數應 用如 C/A Code、L1 相位值及利用 L2 載波處理電離層效應後,以動態差 分原理求解 LiDAR 掃瞄儀航跡之精確三維坐標。最終將載體 IMU 記錄 資料與所解算的 GNSS 坐標結合於三維航跡上,求解出 LiDAR 掃瞄時掃 瞄儀之瞬間三維位置與姿態資訊(POS),一般稱為 Sbet 飛航軌跡資料。

## 4.4.2、 原始點雲產出

以計算高精度 POS Sbet 軌跡技術,經由結合雷射掃瞄測距(掃瞄角 與距離),逐條航線求解原始點雲和影像,計算得到原始雷射點雲成果, 圖 4-10 為點雲解算產製流程圖。每條航線原始點雲產出後,需逐條檢驗 資料品質,包括點雲密度、不合理點位,及重疊區點雲高程內部精度檢 核等。



# 圖 4-9、機載光達資料作業流程



圖 4-10、點雲解算產製處理流程

## 4.5、機載高光譜影像處理流程

高光譜資料獲取後依據圖 4-11 高光譜整體影像處理流程進行高光譜 資料產製,整體流程包含幾大重要步驟,1.輻射校正、2.率定作業、3.幾何 校正、4.影像鑲嵌,最終才完成飛航區域高光譜影像的產製,進而提供後 續影像應用分析,相關步驟和流程如下說明:



圖 4-11、高光譜產製流程

## 4.5.1、 輻射校正(Radiometric Correction)

獲取原始航帶資料數位值(DN值, Digital Number Value)後,配合原 廠率定檔案,依據飛航時之光圈大小利用 ITRES 軟體(RadCor.exe)進行輻 射校正,校正後可得到.PIX 檔案(Radiance值)以及 ATT 檔案。PIX 為 PCI 格式的影像檔,ATT 檔案即為 CASI-1500 的飛航資料,其使用的時間記 錄為 CASI-1500 的內部時間。輻射校正示意圖如圖 4-12。



圖 4-12、輻射校正前後示意圖

## 4.5.2、 自率光束法平差 (Bundle Adjustments) 率定作業

以數位量測相機進行攝影測量領域的分析應用,首先須有精確的幾 何率定參數,才能精準校正影像的幾何位置,高光譜儀器於台灣飛機上 安裝的位置以及高光譜儀器與GPS和IMU之間的相對位置必然與原廠在 國外使用的飛機型號不同,這些儀器之間的相對位置必定也不相同於台 灣飛機上的安裝,因此,需進行率定以獲得相機內方位元素。透過相機 率定,將影像量測坐標轉換到以相機內部幾何定義的像空間坐標,建立 物像空間對應點的幾何約制關係。而根據圖 4-11 中顯示,分為率定以及 不需率定兩部分,本案使用的 CASI-1500h 儀器,若經過拆裝機則需重新 率定,率定後執行任務之間不需再重新率定,直到下次拆裝機後才需再 次進行率定工作。

高光譜資料產製時,使用原廠提供軟體進行(圖 4-13),利用光束法反 算相機率定參數,經已知且均勻布設的物空間量測點(特徵點),確定三維 空間坐標系,並藉多張影像重疊範圍選取航帶的控制點(圖 4-15),配合光 束法平差,可同時求解內外方位參數及物空間坐標,產製後續正射化鑲 嵌影像,提供後續空間資訊上的應用及分析,整體率定步驟如下:

- 同步姿態資料,利用 ITRES 軟體產生一批次檔案(Attsync),執行此 批次檔案即將輻射校正中所產出之 ATT 檔案轉換成 ATP 檔案,ATP 檔案的格式與 ATT 檔案格式相同,其目的是將 CASI-1500 時間轉換 成 GPS 時間。
- 轉換 GPS 資料,利用 ITRES 軟體產生一批次檔案(Makegps),執行 此批次檔即將 GPS 檔案轉換成標準二進位檔案格式(.gps),並且將 GPS 位置轉換至 WGS84 系統。

行政院農業委員會林務局農林航空測量所「應用高光譜航遙測影像於重要樹種調查之研究(1/2)」成果報告書

Senior Geo.Ref. Program radcorr. allians. Inskegps for	minev, nevcor, genoty, ge	0505.
PROJECT CONFIGURATION INFO	MATION	tres
Project Configura	tion File	
E.WyperspectralM050920a%20160920_Taihan_DSM1_R.spc	- [	OPEN
		SAVE
PROJECT DIRECTORY	INFOMATION	
Itres Processing Softwa	are Directory	
c 'sites/bin/	•	BIN DIR
ENVI IDL Runtime EXE for	calibcorr (for Win)	
	-	IDL EXE FILE
Project Root Dir	ectory	
E/Hyperspectral/1050920a	•	PROJECT DIR
Raw Sensor Image Data Directory	.vew_data	1
Input Auxiliary Data Directory	.Veux_data	1
Output Image Data Directory	.lpix_files	
Output Script File Directory	.Vecript	3
Image Raw Fi	los	
9 19 185637 mwr.CASI 2016 09 19 193653 mwr.CASI 2016	09 19 194405 mw +	RAWFILE
		NEXT >

圖 4-13、原廠軟體介面

- 3. 結合位置及姿態資料,加入 LEVER ARMS 資料並利用 ITRES 軟體 產生一批次檔案(Formnav),在此批次檔案中須將坐標系統改為 TWD97系統以符合需求,執行此批次檔後則根據 ATP 檔的姿態資料 以及 GPS 資料產生一 RNV 檔, RNV 檔資料則結合了位置及姿態。
- 調整航行資料,此步驟須加入自率光束法平差中的六個外方位參數 的偏移量(如圖 4-14 和表 4-2),圖 4-14 中 X、Y、Z 空間中位置參數 的偏移量,ωψκ 則為 IMU 紀錄的仰角(Pitch)、航向角(Heading)、滾 轉(Roll)和 CASI 儀器之間的修正量,求出六個外方位參數的偏移量 後,後續再利用 ITRES 軟體輸入幾何參數,產生幾何校正過的高光 譜影像。

PHOTO_ID	X	¥	Z	OMEGA	PHI	KAPPA
CASI_2016_06_23_190819.pix	-0.233	0.230	0.163	0.2432	(deg) 0.4116	(deg) 0.3154
CASI_2016_06_23_192502.pix CASI_2016_06_23_194038.pix	-0.233 -0.233	0.231 0.231	0.163 0.163	0.2431 0.2432	0.4116 0.4116	0.3154 0.3154
CASI_2016_06_23_195550.pix	-0.233	0.231	0.163	0.2433	0.4117	0.3154
AVG ORI PARA	-0.233	0.231	0.163	0.243	0.412	0.315

圖 4-14、外方位參數偏移量

內方位	焦	距(Sensor Foo	cal)	像主點(Pixel)			
參數		-2090.595		750.560			
幾何	X(m)	Y(m)	Z(m)	ω(deg)	ψ(deg)	к(deg)	
偏移參數	0.329	-0.054	-0.211	0.772	0.263	0.648	

表 4-2、計算後內方位參數和外方位參數偏移量表



圖 4-15、特徵點與控制點分佈示意圖

# 4.5.3、 幾何校正(Geometric Correction)

未經幾何校正之影像會根據飛航的方向產出沒有方向性及未帶坐標 之影像,如圖 4-16 校正前之影像為扭曲變形沒有正確方向以及坐標,校 正後為一般常見之正確並帶坐標之影像,而校正的資料以機載光達產製 之 1 公尺網格高程資料進行幾何校正,利用 ITRES 軟體產生程式 (Geocor.exe)之批次執行檔案,執行後產製出之 PIX 檔案即為幾何校正影 像檔案,一條航帶一張影像(如圖 4-17 所示)。



圖 4-16、幾何校正前後影像比對



圖 4-17、整條航帶幾何校正成果

# 4.5.4、 影像鑲嵌

影像鑲嵌為將單條航帶影像拼接成同幅或同測區影像之步驟,利用 ITRES軟體或目前市面常見影像軟體(ENVI、ArcGIS)進行影像鑲嵌工作, 即可產生鑲嵌後的圖幅資料,圖 4-18 為最後影像鑲嵌圖成果示意圖。



圖 4-18、影像鑲嵌成果示意圖

# 伍、實驗樣區機載高光譜影像取像流程及成果

本計畫選定出雲山苗圃及大雪山國家森林遊樂區各 25 平方公里之範 圍為實驗樣區,兩個實驗區域執行單一架次的飛航任務即可完成取像作業, 本計畫已根據服務建議徵求文件,於 109 年 10 月 28 日完成取像,符合 109 年 9-11 月及於期末審查會議前完成取像作業之需求,本章節將說明取像流 程及影像成果。

### 5.1、 實驗樣區機載高光譜影像取像流程

本小節針對實驗樣區取像之行政作業、飛行掃瞄操作流程進行說明。 5.1.1、 飛行掃瞄申請歷程

本團隊依規定於本案開始後依照「國土測繪法」及「實施航空測量 攝影及遙感探測管理規則」等相關規定,於109年7月21日檢附相關文 件(申請文號:(109)中興測字第1090000326號)向內政部提出申請實施本 案飛航掃瞄作業,並於109年9月1日核復通過(核復文號:109年9月1 日-台內地字第1090133919號),如圖5-1示意,詳細往來函文詳見附件 C-3。



圖 5-1、飛航申請公文示意圖

## 5.1.2、 飛行掃瞄儀器

本計畫採用之機載高光譜儀為 Itres CASI-1500h,是最廣泛之商用機 載光譜儀,如同 4.3.1、節所述,視地形及飛航參數設定,最高可記錄具 有 288 波段之可記錄波段數,其光譜範圍為 380nm 至 1050nm。Itres CASI-1500h 屬於推帚式掃瞄儀,透過推帚式掃瞄方式使二維 CCD 元件 上的一行影像,以高光譜分辨率被重複讀出,進而取得對應地面之高光 譜影像,與傳統只具備波段的影像不同,同時具有空間資訊(坐標資訊) 與光譜(高連續波段)模式的影像。

### 5.1.3、 航空攝影儀器之載具與機上執行情形

本團隊租用前進航空股份有限公司,以其飛航載台(前進航空 C208B) 如圖 5-2,載台上裝載高光譜相機,及相關 GPS+IMU 設備,操控人員可 直接於飛機上了解當時飛航情形,包括蒐集之資料品質及影像重疊率等 資訊,若遇天候突發狀況時,可於機上決定航線的拍攝順序。設備需於 地面檢查飛機相關設定以及機師進行飛航設備安全檢查,如圖 5-3 所示, 檢查完後針對空拍儀器之所有連線測試,確保所有儀器皆能通電並正常 開關,電腦螢幕皆能顯示儀器之訊號和接受的資料展示,最後為確認所 有儀器設備皆能正常運作方可作業。



圖 5-2、飛航載台及機上儀器設備



圖 5-3、高光譜儀器設備及裝機程序

### 5.1.4、 本年度(109 年)實驗樣區之飛航規劃

空載高光譜掃瞄資料獲取前需要有完整的飛航規劃,考慮的內容包 括掃瞄區範圍、實施地形的高度、預定規劃的載體航高、掃瞄儀之掃瞄 角度、每一航線涵蓋地面寬度、航線間的重疊率及航區管制等各項條件, 故於實際進行飛航之前,必須規劃詳細的飛航資訊及展繪飛航規劃圖及 提出飛航申請,以確定飛航任務之可行性。

空載高光譜系統掃瞄參數之規定:影像解析度須達1m解析度,且 光譜範圍涵蓋可見光及近紅外波段(400~1000 nm),頻寬約4-8 nm。空載 高光譜掃瞄於可獲取最大波段數之規劃中,須根據欲獲取之地面解析力、 航高與載具速度等參數決定,因此為滿足本案之需求,空載高光譜影像 將以離地高約1250 m以上,FOV為40°之掃瞄參數獲取地面解析度為1 m 影像,並以頻寬5-10nm 平均分配於所收集光譜資料範圍內,其範圍則涵 蓋近紫外線波段、可見光波段及近紅外線波段(362.8~1051.3 nm)高光譜資 料,應地形高度變化的不同,預計獲取兩測區不同波段數。掃瞄任務之 規劃會影響影像品質、航線數及高光譜實際可獲取之波段數量,其飛航 規劃作業的方法與步驟流程說明如圖5-4。先進行坐標系統的選擇,針對 地形高程進行分析,接著依據測區欲選擇的波段數量進行測區飛航參數 計算,看是否能達到欲選擇的波段數量,最後才針對確定的參數進行航 線繪製。



圖 5-4、航線規劃流程

本案飛航掃瞄範圍共有兩區,分別為台中出雲山苗圃以及台中大雪 山森林遊樂區,台中出雲山苗圃航線規劃沿用108年度規劃版本如表5-1, 大雪山森林遊樂區地形最高約為海拔2800公尺,最低處約為海拔1100 公尺,高差起伏過大,此高差位在同一條航線上,若要獲取高波段數量 之影像,得犧牲影像的空間解析度,考量後續分析,採用72波段,並獲 取空間解析度為1公尺的高光譜影像,此外大雪山森林遊樂區實驗區與 出雲山苗圃實驗區於地形高程上最低與最高已經差了快1000公尺,因此 在規劃上考量地形起伏差異,必須規劃符合正常高度落差之航線,確保 收集的資料是符合原廠飛航規劃之建議以及後續影像的品質,表5-1為最 終拍攝影像的參數規劃,圖5-5為規劃之測區位置與航線。但須注意有時 飛航掃瞄仍舊會有突發狀況,這時會以空中遭遇之突發狀況進行航線微 調及飛航參數更改,航線規劃如圖5-5所示,主站部分採用 DOSH 一等 衛星控制點作為資料解算之主站,其分布圖如圖5-6。

飛航 區域	航線數	地形 最高 (m)	地形 最低 (m)	離地高 (m)	航高 (m)	航速 (KTS)	掃瞄角 度 (deg.)	掃瞄頻 率(Hz)	掃瞄帶寬 (m)	重疊 帶寬 (%)	波段 數	影像 解析 度(m)
出雲山 A	1	1590	1000	1750	3050	90	±20	38	1260	20	96	1
出雲山 A	4	1200	600	1850	2650	90	±20	38	1332	20	96	1
大雪山森 林遊樂區 (B)	5	2844	1100	1250	4250	90	±20	38	1531	20	72	1
Total		10				· 時間:一	ll·一架次預計256hr(純測區作業時間)					
總公里數	95.53km <th< td=""><td>hr</td><td>')</td><td></td><td></td></th<>				hr	')						

表 5-1、本研究出雲山苗圃及大雪山森林遊樂區實驗區之飛航參數規劃



圖 5-5、出雲山苗圃及大雪山森林遊樂區實驗區航線規劃



圖 5-6、衛星控制點位置

## 5.2、 實驗樣區機載高光譜影像取像成果

### 5.2.1、 出雲山苗圃實驗樣區高光譜影像及地真資料

一、出雲山苗圃實驗樣區高光譜影像

出雲山苗圃實驗樣區之取像包含了5條航帶,圖5-7及圖5-8為出雲 山苗圃實驗樣區取像後,經輻射校正之單條航帶影像,圖5-7為真實彩色 影像、圖5-8為紅外假色影像,圖5-9為獲取的光達資料圖。實驗區影像 的走向為東北-西南走向,影像的地面解析度為1公尺,影像共有96個波 段,其波段涵蓋的波長區間為376.041nm – 1054.835nm ,所獲取的光達 資料約有44,694,361 點,高光譜影像與光達資料相關資訊如表5-2 所示, 出雲山苗圃實驗區高光譜影像已完成各項校正步驟,並於期末成果繳交 實驗樣區高光譜影像及光達資料電子檔。



圖 5-7、出雲山苗圃實驗區單條航帶影像(真實彩色)

行政院農業委員會林務局農林航空測量所「應用高光譜航遙測影像於重要樹種調查之研究(1/2)」成果報告書



圖 5-8、出雲山苗圃實驗區單條航帶影像(紅外假色)



圖 5-9、出雲山苗圃實驗區光達資料示意圖

航帶數目	5 條航帶
高光譜波段數	96 波段
地面解析度	1公尺
光譜涵蓋範圍	376.041nm – 1054.835nm
影像坐標涵蓋範圍	左上:(239607,2685699)右上:(242854,2685699)
(m)	左下:(238552,2676800)右下:(240990,2676152)
光達點數	44,694,361 點

二、出雲山苗圃實驗樣區地真資料

出雲山苗圃實驗樣區涵蓋範圍約25平方公里,108年度在出雲山苗 圃的區域已獲取一組機載高光譜影像資料,為了在高光譜影像分類分析 有更精確的訓練資料,因此需針對地真資料重新彙整並確認正確性。由 貴所提供之地真資料包含了今年度(109年)4月至出雲山苗圃現地調查之 資料,如圖5-10所示,所調查到的主要樹種包含臺灣肖楠、杉木、柳杉、 臺灣杉、孟宗竹、臺灣櫸、檜木等,其他則有小區塊的牛樟、烏心石、 松、桂竹等,另有許多區塊無法歸納成單一樹種林型之闊葉樹,後續報 告說明稱為109年地真資料;另一組地真資料則為貴所提供以第四次森 林資源調查成果為基礎,並由貴所同仁於108年度時,配合2017年正射 影像編輯修改後,獲得更新的地真資料分布,後續報告書內容稱為108 年地真資料,如圖5-11所示,而根據森林資源調查成果,主要選擇單純 林型進行分析,包含竹林的單桿狀竹、針葉樹林型的檜木、臺灣肖楠、 杉木、臺灣杉和柳杉、經濟作物檳榔,而闊葉樹林型因為沒有單純的闊 葉樹種,在本次地真資料彙整只用於檢查比對。

地真資料的彙整則會將兩個年度的地真資料比較區塊範圍的變化, 以及重疊區域是否有樹種的變化,同時比對航照正射影像與機載高光譜 影像,以確認是否有明顯的地物變化,如樹林遭砍除或是森林樹木紋理 有明顯差異,如有混淆無法確定之區域,則透過航測立體像對,由貴所 的同仁協助重新確認。

- 58 -



圖 5-10、109 年度現地調查之出雲山苗圃地真資料



圖 5-11、108 年度採用之出雲山苗圃地真資料
109 年度地真資料與影像比對彙整後,主要為樹種範圍與影像不一致, 或是與其他地真資料範圍不一致之情形,實際資料範例與處理方式如下 說明:

1. 109年地真資料區塊中樹種與影像範圍不一致:

對照109年地真資料區塊,於高光譜影像部分區域的樹木已經被砍除。 如圖 5-12(a)所示,圖中109年度現地調查範圍為杉木,於108年度 地真資料主要樹種為杉木,部分區域包含臺灣杉(圖 5-12(b)),但高光 譜影像中部分樹木已被砍除。則處理方式為保留109年之調查成果, 但於影像分析時,須注意樹木被移除的部分。



(a)109年現地調查樹種為杉木 (b)108年地真為杉木與臺灣杉圖 5-12、兩組地真資料分布與實際影像之差異(以杉木區塊為例)

2. 109 年地真資料區塊樹種與 108 年度資料樹種不同:

對照 109 年地真資料區塊,且與 108 年度的資料不相同,如圖 5-13 中現地調查樹種為杉木,同時高光譜影像中也有紋理不一致之情形, 透過立體像對檢查後,該區塊仍應屬於杉木,貴所同仁說明因是在森 林的林齡有所差異而有紋理不一致之情形。則處理方式為保留 109 年 資料區塊,並用於後續分析。 行政院農業委員會林務局農林航空測量所「應用高光譜航遙測影像於重要樹種調查之研究(1/2)」成果報告書



(a)109年現地調查樹種為杉木 (b)108年地真為杉木與臺灣杉圖 5-13、兩組地真資料樹種之差異(以杉木區塊為例)

3. 109年地真資料樹種相同但與108年資料範圍不一致:

兩個時期的樹種為同一樹種,但區塊範圍不一致,如圖 5-14 中的杉木區塊,在兩個時期的地真資料範圍不完全重疊,透過立體像對檢查後,確認 109 年現地調查資料較為正確。則處理方式為保留 109 年資料區塊,並用於後續分析。



(a)109年現地調查樹種為杉木 (b)108年地真為杉木但範圍不一致圖 5-14、兩組地真資料同一樹種但範圍不一致(以杉物區塊為例)

不同於 109 年地真資料為經過實地調查過的資料,具有較好的參考 性,108 年的地真資料較為複雜(如圖 5-11),除了與 109 年資料的差異外, 亦有單一地真區塊內混合其他樹種,或是與實際影像樹種不同、影像中 樹木遭砍除或是雲遮蔽的問題,實際資料範例與處理方式如下說明:

1. 不易辨識樹種之區塊:

將108年地真資料區塊對照高光譜影像可能產生雲遮蔽、裸露地,及 區塊範圍過小不易辨識,或是地真區塊內無法確定樹種或是樹種上下 層混合,則會將這類的地真資料區塊排除,如圖 5-15 所示。



(a)雲遮蔽區域

(b)影像中為裸露地



(c)範圍過細不易圈選

(d)上層為杉木、下層混合其他樹種



(e)為桂竹,非目標物種孟宗竹(f)立體像對確認為柳杉,非杉木圖 5-15、地真資料與影像不一致或樹種變化等情形須排除

2. 地真資料單一區塊內樹種混合或分布稀疏

部分樹種區塊會有在邊緣區域,或是部分區域混合其他樹種,或是樹木呈現較稀疏的情形,針對這類地真資料則會更詳細確認目標數種所 在範圍,在選擇訓練資料時,不圈選到其他樹種。如圖 5-16(a)範圍 內雖都為單桿狀竹,但從影像中可大致看出上半部為孟宗竹,下半部 可能為桂竹,因此在選擇時要注意竹林樹種,圖 5-16(b)則是範圍內 主要為臺灣杉,邊緣有其他樹種,則圈選訓練資料時須排除其他樹種, 圖 5-16(c)範圍內的臺灣肖楠分布較為稀疏,選擇訓練資料時須注意 不過度圈選地面像元。



(a)不同單桿狀竹混合

(b)臺灣杉與其他樹種混合



(c)樹林分布較稀疏圖 5-16、樹種混合或較稀疏之情形

#### 3. 地真資料區塊範圍更新

在 108 年度地真資料中則有部分資料須進行更新確認,如圖 5-17(a) 的檜木區塊,因 109 年現地調查的檜木區塊未落在高光譜影像拍攝範 圍,所以將 108 年度的檜木區塊利用立體像對確認是否正確無變化, 圖 5-17(b)經過今年度的現地調查確認並更新地真資料範圍,捨棄舊 有資料的範圍。



(a)檜木區塊(經立體像對確認)(b)109年範圍更新圖 5-17、確認並更新後的地真資料區塊

經過多年期的地真資料比較,並對照航拍正射影像和高光譜影像, 同時將有疑義的區塊利用航拍立體像對重複確認,最後組成更可靠的地 真資料用於後續的高光譜影像分類分析之訓練資料選取。

#### 5.2.2、 大雪山森林遊樂區實驗樣區高光譜影像及地真資料

一、大雪山森林遊樂區實驗樣區高光譜影像

大雪山森林遊樂區實驗樣區之取像同樣為5條航帶,圖5-18及圖5-19 為大雪山森林遊樂區實驗樣區取像後,經輻射校正之單條航帶影像,圖 5-18 為真實彩色影像、圖 5-19 為紅外假色影像,圖 5-20 為獲取的光達資 料圖。實驗區影像與出雲山苗圃實驗區的走向相同,為東北-西南走向, 影像的地面解析度為1公尺,影像共有72 個波段,其波段涵蓋的波長區 間為 377.234nm-1053.642nm ,所獲取的光達資料約有 45,651,944 點, 高光譜影像與光達資料相關資訊如表 5-3 所示,大雪山森林遊樂區實驗區 高光譜影像已完成各項校正步驟,並於期末成果繳交實驗樣區高光譜影 像及光達資料電子檔。



圖 5-18、大雪山森林遊樂區實驗區單條航帶影像(真實彩色)



圖 5-19、大雪山森林遊樂區實驗區單條航帶影像(紅外假色)



圖 5-20、大雪山森林遊樂區實驗區光達資料圖

航帶數目	5條航帶
高光譜波段數	72 波段
地面解析度	1公尺
光譜涵蓋範圍	337.234nm – 1053.642nm
影像坐標涵蓋範圍	左上: (251576, 2689118)右上: (254560, 2688333)
(m)	左下: (249412, 2680896)右下: (252399, 2680108)
光達點數	45,651,944 點

表 5-3、大雪山森林遊樂區實驗區高光譜影像及光達資料資訊

二、大雪山森林遊樂區實驗樣區地真資料

大雪山森林遊樂區實驗區的涵蓋範圍約25平方公里,由貴所提供之 樹種資料包含了第四次森林資源調查之成果,其中主要選擇單純林型進 行資料分析,如圖5-21所示,圖中所顯示之林型主要為針葉樹林型,以 松樹、檜木和鐵杉為實驗區中分布較多的樹種,其他針葉樹林型則有冷 杉、雲杉與臺灣杉,各分布較少的區塊,其他林型包含竹林的單桿狀竹 僅有一小區塊位於實驗區右下方,闊葉樹林型為純林的區塊則有樟樹和 台灣赤楊,大致分布於實驗區的左上角區塊。另一組樹種資料為國有林 造林地籍圖,如圖5-22所示,圖資中每一樹種區塊大多包含多種樹種, 而可以看出本次大雪山森林遊樂區實驗區主要分布的樹種主要為針葉樹 林型,包含了紅檜、二葉松、扁柏、臺灣杉等,其他樹種則有香杉、雲 杉、台灣赤楊等。兩組樹種資料可作為影像分析的依據,與現有的航照 影像及本計畫獲取之高光譜影像進行比對分析。



圖 5-21、大雪山森林遊樂區實驗區第四次森林資源調查樹種



圖 5-22、大雪山森林遊樂區實驗區國有林造林地籍圖

# 陸、自動分類演算法之優化

本工作項目研究團隊已完成高光譜分類演算法的演算方法理論及工具 之優化,並將特徵分類法之優化用於實際出雲山苗圃樣區高光譜影像,相 關訓練資料與演算法測試結果將於第7章進行詳細說明。

根據 108 年度「應用高光譜航遙測影像於土地覆蓋型調查之研究」案 之執行成果,本團隊將高光譜影像分類演算法概分成三大類,包括:

(一)特徵分類法

(二)結合空間資訊的特徵分類法

(三)以機器學習為基礎的分類法

圖 6-1 簡單列出三類自動分類演算法的比較,包含演算的流程或採用之原理, 以及優化時針對的面向,以下章節則對各種分類演算法以及演算法優化之 細節進行說明:

	演算方法	優化					
特徵分類法	<ul><li>◇ 特徴萃取</li><li>◇ 統計式影像分類法</li></ul>	◆ 優化演算法 針對小波特徵萃取方法改 善選擇特徵的條件,獲得更 具代表性特徵					
結合空間資訊 的特徵分類法	<ul> <li>◇ 影像物件分割</li> <li>◇ 萃取物件特徴</li> <li>◇ 物件分類</li> </ul>	◆ 優化演算法 增加物件特徵,如加入紋理 特徵,並嘗試用其他分類方 法,如支持向量機(SVM)					
機器學習為基 礎的分類法	<ul><li>◇ 核方法</li><li>◇ 機器學習演算法</li></ul>	<ul> <li>◆ 優化演算法 改善核函數選取方式</li> <li>◆ 優化運算效能 提升深度學習法計算效率</li> </ul>					

圖 6-1、三種自動分類法演算方式及優化

#### 6.1、特徵分類法

特徵分類法主要以傳統統計式分類方法進行高光譜影像分類,統計式 分類法主要由已知訓練樣本計算類別的統計資訊,據以對未知像元進行分 類。常見的統計式分類方法如最小距離法(minimum distance classifier, MDC)、及最大似然法(maximum likelihood classifier, MLC)等。然而此類方 法並無法直接適用於高光譜影像,最主要原因是由於訓練樣本數目有限, 無法獲得可靠的類別統計量,造成分類成果不可靠、精度不佳,甚至無法 分類的情形。由文獻回顧可知解決此問題的方法之一是先對高光譜影像資 料進行特徵萃取以降低資料維度,再對特徵進行分類,此種兩階段的分類 方法我們稱之為特徵分類法。以下說明幾種常見的特徵萃取法以及統計式 分類方法。

#### 6.1.1、 特徵萃取

為解決「維度的詛咒」之問題,須將高光譜影像進行維度縮減。維 度縮減的方法主要可分為特徵選取與特徵萃取,如圖 6-2 所示,圖中 Xn 為原始資料的波段,經特徵轉換後為 yn;特徵選取是透過設定的準則, 從所有資料中找出最適合的子集合;特徵萃取則是透過不同的轉換方法, 可為線性或是非線性之轉換,將原始資料轉換為數量較少,且具有代表 性之特徵(徐百輝,2003)。高光譜影像之維度縮減通常採用特徵萃取,以 下說明常見的特徵萃取法:



圖 6-2、維度縮減(Hsu, 2007)

## (一)主成分轉換法(PCT)

主成分轉換法是最常見的特徵萃取方法,透過對資料的協變方矩陣 進行特徵分解,計算獲得資料特徵向量(eigenvectors)及相對應的特徵值 (eigenvalues),轉換後各特徵向量彼此之間互相正交。主軸轉換法應用 於高光譜影像資料時,轉換後前 M 個具有較大特徵值的成份通常包含 了最多的資訊量,可用來代表原始資料,並用於影像分類。主軸轉換法 的模式簡單、不需已知的訓練樣本,及對低維度資料具有不錯的轉換成 果,因此被廣泛使用於遙測資料的維度縮減。然而透過主軸轉換法找出 變異量較大的分量時,高光譜影像部分有意義的資訊,可能會被隱藏於 排序較低(即變異量較小)的分量中而被忽略。此外,整體資料的協變方 矩陣無法代表單一類別的變異分布,且容易受到資料本身含有的雜訊影 響(Schowengerdt, 1997),資料量大時也會使得計算效率降低。

(二)判别分析特徵萃取法(DAFE)

判別分析特徵萃取法(DAFE)是將資料透過轉換找出最佳的特徵軸, 使資料類別的分離度最佳,實作方式是將類別間的間距增大,並且縮小 類別內的資料分布。雖然 DAFE 已經是有效實作的演算法,在許多情形 下均可找到有效特徵,但是缺點包含了:DAFE 轉換得到的特徵數量, 最多僅有類別數減1;當不同類別的平均值極為接近或相同時,萃取得 到的特徵將變得不可靠,但這樣的情況在高光譜影像中屬常見的情形 (Fukunaga, 1990; Lee and Landgrebe, 1993)。為了得到可靠的類別統計資 訊,在計算類別內與類別間的散布矩陣,通常需要較多的訓練資料,然 而高光譜影像通常沒有足夠的訓練資料。

(三)決策邊界特徵萃取法(DBFE)

Lee 與 Landgrebe(1993)提出利用類別間的決策邊界(decision boundary)之方向,將有用的特徵從冗餘的資料中分離出來。以2種類別為例,當萃取出的特徵向量與決策邊界垂直時,則該特徵將有助於分辨不同類別;若取得之特徵向量與決策邊界平行,則該特徵無法表示出原始資料的變異,將無益於分類。DBFE仍需要足夠的訓練樣本,以計算

各類別間的決策邊界,而高維度的資料亦需要大量的訓練樣本,對於高 光譜影像而言,通常訓練資料是有限的,當訓練資料不足時,會產生奇 異現象無法得到良好的統計值,同時DBFE的計算量通常也較龐大。

(四)以小波轉換為基礎的特徵萃取

透過小波轉換(wavelet transform)訊號處理特性,用於高光譜影像 中單一像元的光譜曲線,將其視為一維向量訊號,從光譜空間轉換至時 間-尺度空間,利用時頻分析了解不同時間及不同尺度(頻率)之下的光譜 能量變化。徐百輝(2003)提出以小波理論為基礎的高光譜影像之光譜特 徵萃取,則高光譜影像的單一像元之光譜向量,可被分解為一個近似部 分與多個細節部分的係數,如圖 6-3 所示,不同的小波係數選取方式即 衍生出不同的小波特徵萃取方法,例如 Linear wavelet feature extraction (Linear WFE)是將光譜曲線經小波分解後的近似部分係數,選取 M 個(M < N, N 為波段數)係數作為萃取後之特徵; Nonlinear wavelet feature extraction (Nonlinear WFE)則是將光譜曲線經小波分解後的近似部分與 細節部分之係數,遞減排序後,選取前 M 個係數值作為萃取後之特徵。 以小波理論所萃取出的光譜特徵,可以有效降低高光譜影像的資料維度, 並且保持影像分類的精度。然而以小波轉換為基礎的特徵萃取法在使用 上仍有許多未定變數,例如必須事先選定小波轉換的基底函數,以及不 適用於非線性資料等。

- 78 -



圖 6-3、小波轉換用於光譜曲線之例(徐百輝, 2003)

#### 6.1.2、 傳統影像分類方法

最大似然法為傳統統計式分類方法中最具代表性、也常廣泛使用於 遙測影像。最大似然法是根據貝氏的機率理論,判斷未知類別的像元與 不同類別機率分布之間的關係(Richards and Jia, 2006),在資料為常態分布 的情況下,最大似然法的辨識函數為:

$$g_i(\mathbf{x}) = -\ln|\mathbf{C}_i| - (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T \mathbf{C}_i^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)$$
(6-1)

式中,µ<sub>i</sub> 與 C<sub>i</sub> 分別為類別 i 的平均向量和協變方矩陣,均可透過訓練 樣本計算而得。由於式(6-1)中必須求解協變方矩陣的反矩陣,若訓練樣 本數小於波段數(即協變方矩陣之維度),則該矩陣為秩虧矩陣,無法直 接求得其反矩陣。就算訓練樣本數大於波段數,通常其數量亦要足夠大, 才能得到可靠的統計參數估算結果。其他分類方法,如最小距離法、馬 氏距離(Mahalanobis distance)分類法等,均是根據貝氏定理與最大似然法 的辨識函數衍生推導得到的,亦屬於參數式的分類方法(楊琇涵,2007)。 統計式分類方法大都屬於監督式(supervised)的分類法,也就是須透 過訓練樣本去計算統計參數,然而當不同監督式分類方法用於高光譜影 像時,由於高光譜影像屬於高維度資料,相較於維度的數量訓練樣本數 是有限的,甚至不足以用於分類,造成分類成果不佳或是無法分類之情 形,仍須透過維度縮減以解決此類問題。

一般遙測影像分類成果之評估指標大都以誤差矩陣(error matrix),或 稱混淆矩陣(confusion matrix)進行,從矩陣中可以計算分類的整體準確度 (overall accuracy, OA)、kappa 指標,以及各類別之使用者準確度(user's accuracy, UA)及生產者準確度(producer's accuracy, PA),使用者準確度指 分類後某一類別正確分類的比率,其反義為誤認(commission),生產者準 確度則是指某一類別被正確分類至該類別的比率,其反義為遺漏 (omission)。在機器學習領域中,同樣利用混淆矩陣來評估模型成果,除 了同樣使用整體準確度(OA),其他指標的用語則有所不同,機器學習領 域中稱生產者準確度為召回率(recall)、使用者精度為準確率(precision), 同時利用召回率和準確率計算兩者的調和平均數 fl-score,其計算公式 為:

f1 score = 
$$2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$$
 (6-2)

於本研究中各項指標之數值呈現將整體準確度以百分比(%)呈現至小數 點第2位,其餘 Kappa 指標、使用者準確度、生產者準確度、使用者準 確度及 fl-score 均以小數點4位數呈現, 無對應單位。

## 6.1.3、 小波特徵萃取分類法之演算法優化

針對整體高光譜影像自動分類法成果的提升,首先可以加強地真資 料之蒐集,除了現地調查外,也利用航拍立體像對檢查地真資料的正確 性,圈選訓練資料時也避免選取到區塊內可能混有的其他樹種樹木的像 元,以及配合光達資料,找出較具有代表性的樹冠層影像像元,更精準 選擇訓練資料,以進一步找出更合適的分類類別,考量不同因素對於分 類準確度之影響。

小波特徵萃取分類法可進一步利用最佳基底演算法(best basis algorithm)的概念延伸,透過一系列相互正交的基底,如小波包(wavelet packet)和區域餘弦樹(local cosine tree),以小波包為例將光譜曲線分解,除了近似部分的係數外,細節部分的係數亦逐步分解為近似部分與細節部分,則小波包分解之成果會形成一個二元樹(binary tree)結構,如圖 6-4 所示,而不同小波係數 $\Psi_m^{\lambda}$ 組成小波基底函數 $B^{\lambda}$ 則可以形成一組字典D:

$$\mathcal{D} = \bigcup_{\lambda \in \Lambda} \mathcal{B}^{\lambda} \tag{6-3}$$

$$\mathcal{B}^{\lambda} = \left\{ \Psi_m^{\lambda} \right\}_{1 \le m \le N} \tag{6-4}$$

根據小波正交分解之概念,一個母節點(root node)可以分解為兩個正 交的子節點(leaf node),而母節點的小波基底 $B_j^p$ 可以是兩個子節點的聯集  $B_{j+1}^{2p} \cup B_{j+1}^{2p+1}$ ,若計算母節點與子節點的成本函數Cost之關係,可表示 為:

$$Cost(x, \mathcal{B}_{j+1}^{2p} \cup \mathcal{B}_{j+1}^{2p+1}) = Cost(x, \mathcal{B}_{j+1}^{2p}) + Cost(x, \mathcal{B}_{j+1}^{2p+1})$$
(6-5)

依據母節點與子節點間的正交關係與成本函數對應關係,用於小波包特 徵萃取時,最佳基底特徵萃取(Best basis feature extraction)是利用小波二 元樹的子節點與母節點之間熵(entropy)的關係,找出資訊量較大節點數值 較大者作為萃取後之特徵;區域最佳基底特徵萃取(Local discriminant basis(LDB) feature extraction)則是利用訓練樣本計算各個節點的類別分離 度,比較子節點與母節點的類別分離度,並找出分離度較大的節點作為 特徵,本研究則透過加入訓練資料,以獲取更具表性的小波特徵,因此 採用 LDB 的小波特徵萃取,特徵萃取的步驟是將訓練資料的光譜曲線x, 以小波包分解後組成各個基底節點B<sub>j</sub>,並計算不同類別各節點的類別分 離度,本次採用巴氏距離(Bhattacharyya distance),計算公式為:

$$D = \frac{1}{8} \left[ (\mu_a - \mu_b)^T \left( \frac{C_a + C_b}{2} \right)^{-1} (\mu_a - \mu_b) \right] \\ + \frac{1}{2} ln \left[ \frac{|(C_a + C_b)/2|}{(|C_a||C_b|)^{1/2}} \right]$$
(6-6)

其中µ為小波基底節點係數的平均值、C 為協變方矩陣,計算所得巴氏距 離為單純數量級,無對應單位。則根據計算得到的類別分離度找出最佳 的基底組合 $\mathcal{A}_{j}^{p}$ , j = J - 1, ..., 0,  $p = 0, 1, ..., 2^{j} - 1$ , J 為小波包分解的階層 數,

$$\mathcal{A}_{j}^{P} = \begin{cases} \mathcal{B}_{j}^{p} & \text{if } D_{j,p} \ge D_{j+1,2p} + D_{j+1,2p+1} \\ \mathcal{A}_{j+1}^{2P} \cup \mathcal{A}_{j+1}^{2P+1} & \text{f } D_{j,p} < D_{j+1,2p} + D_{j+1,2p+1} \end{cases}$$
(6-7)

D<sub>j,p</sub>為根據(6-5)求得第*j*層第*p*個節點的類別分離度,最後選擇較大的類別分離度節點組成最佳基底,並取該節點小波係數作為特徵。透過小波 包分解獲取更多特徵,並且透過統計計算找出具代表性的特徵,有助於 分析不同樹種的光譜曲線中的特徵,更易於高光譜影像中的樹種分類。



圖 6-4、訊號經小波包分解後的二元樹結構(徐百輝, 2003)

#### 6.2、結合空間資訊的特徵分類法

#### 6.2.1、 以物件為基礎的分類法

前述之特徵分類法針對單一像元分類,使得分類成果常有椒鹽現象 或是分類區塊不完整的情況,分類時若能同時考量周遭像元的光譜變化, 將可有效改善此一情況。目前結合空間資訊的分類方法中,以物件(object) 為基礎的影像分析方法(OBIA)具有較高的分類效能, OBIA 主要是基於 「人類對地物認知程度」的概念,對影像進行判釋工作,與像元式分類 方法不同,物件分類是以影像區塊(region)為基本單元,藉由影像分割 (image segmentation)的步驟,讓影像中彼此相關的像元能結合在一起,形 成有意義的區塊,除了考量光譜訊息外,區塊物件更加入能用於分類的 附加屬性或特徵 (features), 如:形狀、紋理、位相關係等, 對於光譜特 性混淆時提供有效的幫助。而物件分類加入的多層解析度分割 (multiresolution segmentation)的概念,只要地物間有明顯的差異,就能 夠作區分,同時分類的過程中以區塊為概念,減少了所需處理的單元個 數,效率也有所提升(徐百輝、張嘉玳,2010)。圖 6-5 為以物件為基礎 之分類流程圖,透過影像分割將影像分割成多個物件,稱為物件影像, 再建立分類知識庫,分別透過物件特徵萃取及建立分類規則進行分類, 通常會透過制定隸屬度函數採用模糊邏輯(fuzzy logic)來進行分類。物 件分類方法的基本步驟主要可區分為影像分割 (segmentation) 特徵萃取 (feature extraction)、建立類別階層(class hierarchy)、及分類(classification) 等四個主要步驟,以下簡單說明之:

(一) 影像分割:

藉由影像光譜反應之不連續性及形狀特徵(包含平滑度、緊緻度) 之異質性將整張影像劃分成許多小區塊,後續分類動作則以分割後之小 區塊為基本單元。為有效將地物輪廓完整地描述清楚,通常會依研究對 象的空間特性及使用者本身之判釋知識,給予影像適當的分割標準。良 好的分割尺度大小(scale)選定將更加有利於地物空間特徵之萃取。因 此分割尺度大小及異質性參數(heterogeneity)的設定,是決定分類成 果好壞很重要的步驟。

影像分割通常是使用資料驅動的分割方式,主要可分為四種(徐百 輝、張嘉玳,2010):(1)門檻值法(threshold),(2)以邊緣為主的方法 (edge-based method),(3)以區域為主的方法(region-based method),及 分水嶺分割法(watersheds method),其中以區域為主的區域成長法 (region growing)最常被使用。區域成長法是從一個點的小區域,將影 像中同質性高的相鄰像元組合成同一物件,並經過重複迭代之步驟,當 影像中所有像元皆有其所歸屬之區塊,即完成區域成長法之影像分割。 此外,將區域成長法做進一步改良的多層解析度分割,除了使用影像光 譜值作為分割依據外,另考量影像區塊的其他特性,如區塊異質性 (heterogeneity)或均質性(homogeneity),強化影像區塊分割或合併的 判斷標準(李庭誼,2011)。



圖 6-5、以物件為基礎的分類流程圖

(二)特徵萃取:

航遙測影像由於各種外在因素之影響,「同物異譜」或「同譜異物」 的情形經常出現,僅靠光譜特徵並不足以獲得正確的分類或判釋結果。 物件式分析在獲得同質的影像區塊或物件之後,便可以以區塊或物件為 基本單元,計算許多以往無法從單一像元獲得的地物特徵。這些物件特 徵包括地物的光譜特徵、形狀特徵或紋理特徵等。常見的物件特徵包含:

- 光譜特徵:影像各波段像元值及其統計量,例如:平均值、標準差、 最大值和最小值等。
- 幾何特徵:即各區塊的幾何形狀特徵,如:面積(area)、密度(density)、
   長寬比 (length/width)、圓度 (roundness),或其他形狀因子 (shape index)。
- 3. 紋理特徵:如 Haralick 等(1973)提出之統計型紋理特徵,例如:同質性(homogeneity)、對比(contrast)、不相似度(dissmilarity)、熵(entropy)、角二次矩(angular second moment)、平均值(mean)、標準差(standard deviation)及相關性(correlation)等。
- 4. 類別間關係之特徵:與其他類別相鄰接的相對邊長長度(Rel. Border To)及類別於一定範圍內所占的面積比率(Rel. Area To)。

而這些特徵本質上為有關於物件特性的量化指標,可以用來作為判斷物 件類別的依據。

(三)建立類別階層:

類別階層為後續影像分類之主要架構,其中包含了判釋類別的建立、 類別間之階層關係及類別的空間特徵等。分類時需依據欲分類地物之需 求,定義各類別之階層關係,主要有以下兩種關係:

- 繼承(inheritance):繼承的概念指的則是類別與類別之間的關係,位於上層的父類別(super-class)的物件會傳遞其本身空間特徵的描述給下層子類別(sub-class)物件。
- 2. 集合語意 (group semantic):除了上述所提的繼承關係之外, 階層間

的操作尚包含了集合語義的設定,因為對於航遙測影像而言,地物種 類有時並不單純,並非所有類別使用單一空間特徵就能完整萃取,例 如組成較複雜區域的分類須設定較多判釋條件及門檻值方能取得較 良好之分類成果。

(四)分類:

完成影像分割及類別階層描述兩步驟後,再定義各子類別屬性名稱, 即可對物件進行分類,分類方式可採用監督式或非監督式的分類方法。 常見的分類方式可歸納為以下三種:

- 訂定規則:利用前一步驟所建立的類別階層描述,以規則集的方式建 立分類依據。
- 使用隸屬度函數進行模糊分類(fuzzy classification):模糊度分類是 利用物件屬於某個類別的可能性當作分類之依據,而可能性數值範圍 介於0到1之間的浮點數。
- 最鄰近分類:即是給定物件型態的訓練樣本,並且選取作為最鄰近分 類之分類依據的物件特徵,根據物件到其最鄰近訓練樣本的特徵空間 距離(feature space distance),判斷該物件之類別歸屬。

## 6.2.2、 物件分類法之演算法優化

根據 108 年研究案的物件分類法操作流程與參數設定,其中物件分 類法可以從影像分割、特徵萃取及物件分類等不同步驟進行優化。在影 像分割時,除了採用高光譜影像之特定波段或是特徵波段進行影像分割, 透過光達資料獲取樣區內的地表高程變化,並將高程資料也加入分析, 做為影像分割的輔助資訊,或以再分割的方式分割出合適於分類目標的 物件大小。此外地表高程變化也包含了森林樹種的高度變化,也可以做 為物件特徵用於分類,而於 108 年研究案中採用的物件特徵主要為光譜 特徵和形狀特徵,若加入更多的空間資訊,如物件的紋理特徵,對於物 件分類法的演算法上有優化的可行性;最後是物件分類的方法,在分析 軟體 eCognition 中除了常見的最鄰近法、決策樹等,其軟體亦逐漸加入 機器學習相關的演算方式,如圖 6-6 即是軟體中應用支持向量機(SVM)

- 87 -

進行分類的操作視窗,透過機器學習分類方法,融入物件分析的優點,亦可以使得結合空間資訊的特徵分類法更加優化。

📲 Developer - [taichung_	s1_pca.dpr - New Leve	l of 1: Cla	assification]								
ன File View Image Obje	ects Analysis Library	Classificat	tion Process T	ools	Export	Window	Help				
i 🙋 📽 😫   🗂 🖨   🦻	🐔 🐻 😹 🛃 🍓	2 🛃	8 💓 😽 🗄		S   🗖		🖬   🖷 🤅		<b>.</b>	<mark>と</mark> 🖲 🖌	⊖ ⊕
Edit Process										?	$\times$
Name			Algorithm Descri	ption							
Automatic		4	Train, apply and query a supervised classification using specified methods (Bayes, KNN, SVM, Decision Tree, Random Trees)								
at New Level: 1 檜木(紅檜、扁柏), 2 臺灣肖楠, 3 杉木(巒大杉、杉木等		、杉木等	Algorithm parameters								
Algorithm classifier ~		~	Parameter Operation			Value Train					
Domain			Use samples only				No				
image object level		~	Source object based								
Parameter Level	Value New Level		Type Features Normalize				object fea [] No	tures.			
Class filter Threshold condition	none		▲ Classifier								
Map	From Parent		Type Kornel trme				SVM				
Region	From Parent		C				2				
Max. number of objects	all										
Loops & Cycles											_
Loop while something ch	anges only										
Number of cycles 1		~									
					Execute	9	Ok		Cancel	H	lelp

圖 6-6、eCognition 中支持向量機(SVM)分類操作視窗

# 6.3、以機器學習為基礎的分類法

機器學習方法近年來廣泛的用於資料分析,在航遙測影像分析中亦有 相當多的文獻採用不同的機器學習方法進行影像分類。本研究持續採用 108 年研究案中的核方法 (kernel-based method) 與深度學習(deep learning)演算 法,進行其應用於高光譜影像分類之效能評估。

#### 6.3.1、 核方法

核方法具有完備的統計理論架構,透過核函數(kernel function) K 的轉換(如式(6-8)),將原始資料 x 轉換映射至特徵空間 φ(x),使資料 特性由原本的非線性,在特徵空間中成為線性,再進行內積計算,將其 簡化以解決問題,如圖 6-7 為核方法將資料透過轉換使資料分布簡化,以 簡單解決分類問題之示意圖,而常見的支持向量機即為核方法中的一 種。

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \langle \phi(\mathbf{x}), \phi(\mathbf{x}') \rangle \tag{6-8}$$



圖 6-7、透過資料空間轉換改變資料分佈特性

核函數(式(6-8))之關鍵在映射函數φ(**x**)的選擇,經過映射函數的 轉換後,核函數的演算則可以利用簡單的內積計算(〈,〉)取代,而不需 要了解資料在特徵空間中實際的分布情形(Gómez-Chova *et al.*, 2011)。常 見的核函數有以下三種(Gómez-Chova et al., 2011),當**x**為已知的資料向 量,即支持向量,**z**為待求解的資料向量,可表示為:

(一) 線性 (linear kernel):

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \langle \mathbf{x}, \mathbf{z} \rangle \tag{6-9}$$

(二) 多項式 (polynomial kernel):

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = (\langle \mathbf{x}, \mathbf{z} \rangle + 1)^d, d \in \mathbb{Z}^+$$
(6-10)

(三) 輻狀基底函數 (radial basis function, RBF):

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|^2 / 2\sigma^2)^d, \sigma \in \mathbb{R}^+$$
(6-11)

支持向量機(SVM)是以統計學習理論為基礎的監督式分類方法 (Cortes and Vapnik, 1995),其概念是將資料映射至特徵空間(Rd空間)中, 並且在該空間找出超平面將資料分為兩群,同時要使得不同類別超平面 的距離最大;支持向量機的示意圖如圖 6-8 所示,透過找出決策超平面 (decision hyperplane)且使得類別超平面(support hyperplane)間的距離 最大,以區分不同類別。支持向量機的決策函數(decision function)f(x):

$$y_i = f(x) = w^T x_i + b = \sum_i \alpha_i y_i x_i^T x_j + b$$
 (6-12)

其中,x<sub>i</sub>為未知類別資料向量,其類別表示為y<sub>i</sub>,x<sub>j</sub>為支持向量,w和b的 為決策函數的斜率與截距,w和b的值是由支持向量來決定的,而w= Σ<sub>i</sub>α<sub>i</sub>y<sub>i</sub>x<sub>i</sub>。同時可以注意到分類函式中資料向量為x<sup>T</sup><sub>i</sub>x<sub>j</sub>的形式,即為內積 (x<sub>i</sub>,x<sub>j</sub>)。因此可以將資料代入映射函數進行轉換後,改變資料於特徵空間 的特性後,再進行內積運算,形成核函數的形式(如式(6-12)),透過核 函數的運用將有助於支持向量機分類。因此高光譜影像則可以透過其本 身的資料特性,搭配合適的核函數,將資料轉換至特徵空間後,使得資 料在特徵空間中的分布有利於支持向量機分類,在配合數量較少的訓練 樣本之下,提升特徵萃取成果及影像分類之精度及效能。



圖 6-8、支持向量機 (SVM) 分類示意圖

# 6.3.2、 深度學習演算法

人工神經網路是機器學習中的一個重要演算法,其發展主要來自生物神經系統(biological nervous systems)的啟發。一般的神經網路架構係由許多非線性處理層(nonlinear processing layers)組合而成,並可以平行的方式處理每一個層中的簡單單元(simple elements),一般稱為神經元(neurons)。神經網路藉由神經元之間的相互連結,藉由感知外部資訊的變化而調整網路內部參數,屬於一種自適應的計算模型。深度學習(deep learning)則是傳統神經網路的重要延伸,也被歸類為機器學習的一種方法,其利用神經網路的深層架構直接從大數據中學習資料內部的複雜結構。深度學習利用多個處理層(multiple processing layers)所組成的計算模型來學習具有多種抽象級別的資料表徵(data representations)(LeCun et al., 2015),因此具有比淺層神經網路更強大的學習能力。過去幾年來,深度

學習已成功地應用在二維影像的辨識及分析上,如影像分類 (classification)(Krizhevsky et al., 2012)、影像分割(segmentation)(Long et al., 2015; Noh et al., 2015; Saito et al., 2016)、影像判釋(recognition)(He et al., 2016)、物體偵測及定位(detection and localization)(Sermanet et al., 2013)、 以及場景認知(scene understanding) (Berger, 2014; Farabet et al., 2013)。

在眾多深度學習方法中,卷積神經網路(convolutional neural networks, 簡稱 ConvNet 或 CNNs)可以說是最受矚目,也已被廣泛使用的一個方法 (LeCun et al., 2015; LeCun et al., 1990)。CNNs 的優點之一是不需要繁複的 影像前處理過程,CNNs 可以直接輸入原始影像進行一系列的影像處理工 作。圖 6-9 所示為 CNNs 的基本架構圖(Rawat and Wang, 2017),與大多數 前饋式神經網路(feedforward networks)架構類似,CNNs 由一個輸入層 (input layer),一個輸出層(output layer),及許多隱藏層(hidden layers)所組 成;隱藏層依據網路功能又可分為兩大部分,第一部分為特徵偵測層 (feature detection layers),其主要由卷積層(convolution layers)、池化層 (pooling layers)所組成。特徵偵測層可重複多次,使得每一次可以對應到 物體不同層級的特徵;第二部分為全連結層(fully connected layer,FC),可 用來進行影像分類或辨識,主要目的是將前一層所偵測到的特徵對應到 欲分類的類別。



圖 6-9、卷積神經網路基本架構圖(Rawat and Wang, 2017)

由於 CNNs 非常有利於影像處理,因此僅需對網路架構進行些微調 整或修改,CNNs 也可以應用到一般航測或衛星影像辨識或分類,圖 6-10 所示即為一個用來處理遙測影像分類的 CNNs 基本架構(Li, et al., 2018)。 對於一般航測或多光譜影像,一般是將影像切成許多小區塊後,進行網 路參數學習,對於高光譜影像則可分別針對光譜特徵、空間特徵或是同 時整合光譜及空間特徵進行網路的訓練,如圖 6-11 所示。



圖 6-10、以深度學習進行遙測影像分類之基本架構圖(Li et al., 2018)



圖 6-11、適用於高光譜影像的 CNNs 基本架構圖(Li et al., 2018)

#### 6.3.3、 以機器學習為基礎分類法之演算法優化

根據 108 年度研究案之成果,機器學習分類演算法採用支持向量機 (SVM)進行分類時,需要透過測試及試誤以選定核函數及相關參數, 故針對支持向量機(SVM)於高光譜影像分類的優化,可以透過多核學 習演算法(multiple kernel learning, MKL)將多個核函數組合,同時考量 不同核函數的特徵,整合不同核函數的優點,於高光譜影像分類上更有 效且獲取更佳的成果(Gönen and Alpaydın, 2011)。多核學習法的基本演算 公式可以表示為:

$$k_{\eta}(\mathbf{x}_{i},\mathbf{x}_{j}) = f_{\eta}(\{k_{m}(\mathbf{x}_{i}^{m},\mathbf{x}_{j}^{m})\}_{m=1}^{P} \mid \eta)$$
(6-13)

其中,<sup>f</sup>,為核函數整合的函式,<sup>k</sup>,為採用的核函數,<sup>n</sup>為整合核函數所加 入的參數項,m為資料的維度,P為核函數的個數。而常見的多核學習演 算方式是先選定核函數以及其中對應的相關參數,再透過學習訓練的方 式找出最佳的參數解與組合方式。

若將多個核函數以線性方式組合,用於支持向量機(SVM)求最佳 解,使類別邊界的距離最大,決策函數可以表示為:

$$f(x) = \sum_{m=1}^{P} \eta_m k_m(\mathbf{x}_i^m, \mathbf{x}_j^m) + b = \sum_i \alpha_i y_i \left( \sum_{m=1}^{P} \eta_m k_m(\mathbf{x}_i^m, \mathbf{x}_j^m) \right) + b$$
(6-14)

多核學習法中為了在計算效率和分類準確度之間取得平衡,如何選擇具有代表性的核函數即是一個重要的課題。Cristianini 等(2002)提出利用計算矩陣之間相似性的指標 kernel alignment (KA),計算核函數矩陣之間的相似性,找出有利於分類的核函數。因此,當有一組訓練資料為 $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, N, 其中, x_i \in \mathbb{R}^d, 每一筆訓練資料會有對應的類別<math>y_i \in \{1, -1\}, 訓練資料的屬性x_i 可以組成核函數矩陣K,其類別標籤y_i 可以組成 ideal kernel,即<math>K_{ideal} = yy^T$ ,則可以利用下列公式計算核函數矩陣K 與 $K_{ideal}$ 之前的相似性:

$$A(\mathbf{K}_{ideal}, \mathbf{K}) = \frac{\left\langle \mathbf{K}, yy^{T} \right\rangle_{F}}{\sqrt{\left\langle \mathbf{K}, \mathbf{K} \right\rangle_{F} \left\langle yy^{T}, yy^{T} \right\rangle_{F}}}$$
(6-15)

其中, $\langle \cdot, \cdot \rangle_F$ 為矩陣之間的 Frobenius distance,計算方式為 $\langle U, V \rangle_F = \sum_{i,j} u_{ij} v_i$ ,(Tuia et al., 2010)。KA 值可以做為計算兩個核函數矩陣相關性與相似性的指標,當一個核函數 K 在分類時被視為是具有代表性或含有重要資訊的核函數,該核函數所對應的 KA 值會較高。已有相關研究利用 KA 值建立多核學習法的演算模型,使得多核學習法用於高光譜影像分類時更有效率(Tuia et al., 2010, Gu et al., 2012),整體多核學習演算法流程如圖 6-12 所示。

而深度學習演算法之優化,則是透過程式撰寫流程,及相關設定的 改進上,降低計算時所需要的系統資源及運算量,又或是透過迴圈的方 式,逐一分析整張實驗樣區高光譜影像,使得深度學習演算法,如 CNNs 等適用於完整的實驗樣區高光譜資料。



圖 6-12、結合小波與多核學習演算法於高光譜影像分類流程
# 柒、實驗樣區高光譜影像分類及優化成果分析

#### 7.1、出雲山苗圃實驗樣區之機載高光譜影像與地真資料說明

利用 108 年度所獲取之出雲山苗圃實驗區高光譜影像及該實驗區地 真資料樹種彙整成果,如 5.2、所述,同時根據本計畫應用高光譜影像於 重要樹種之調查,及林務局擬定之森林法第五十二條第四項所訂貴重木 之 12 種樹種,於本次實驗樣區中有檜木、臺灣肖楠、臺灣杉、香杉(巒大 杉)和臺灣櫸等樹種,故選定實驗樣區中針葉樹樹種檜木(紅檜、扁柏)、 臺灣肖楠、杉木(巒大杉、杉木)、柳杉和臺灣杉,以及闊葉樹樹種臺灣櫸, 共 6 種樹種作為分類目標類別(如圖 7-1),進行本計畫之分類演算法優化 分析。

根據選定的類別以及排除原始影像雲遮蔽區的影像,裁切後的出雲 山苗圃實驗區影像如圖 7-2 所示,影像大小為寬 4200 個像元、長 6500 個像元,波段數為 96 個,決定實驗區域影像大小及類別後,則利用遙測 影像處理軟體 ENVI 選取目標區域(region of interest, ROI),作為後續分 析中訓練資料和檢核資料,目標區域避免選取鄰近類別邊界之區域,同 時也避免選取影像中有較稀疏或是樹種混合的區域,所圈選的目標區域 以像元為單位用於光譜特徵分類法和機器學習分類方法,於物件式分類 方法則是分割為物件進行分析,各類別總像元數及物件區塊數如表 7-1 所示,於分類分析時,以像元為基礎的分析採用7,000 個像元為訓練資料、 3,000 個像元為檢核資料,以物件為基礎時,則根據表 7-1 的物件個數, 其中 70%為訓練資料、30%為檢核資料,本節次後續則會說明不同影像 分類之分析方法的操作流程與成果。



圖 7-1、選定之出雲山苗圃樣區地真樹種和範圍



圖 7-2、出雲山苗圃實驗區影像

れ	長 7-1、出雲山苗圃實驗區各類別之像元數和物件數						
	編號	樹種	總像元數	總物件數			
-	1	檜木(紅檜、扁柏)	33,439	547			
_	2	臺灣肖楠	129,905	4,625			
_	3	杉木(巒大杉、杉木)	249,093	6,327			
	4	柳杉	141,521	3,863			
-	5	臺灣杉	30,815	2,438			
-	6	臺灣櫸	13,471	199			

#### 7.2、出雲山苗圃實驗樣區訓練資料統計分析

根據選定的類別與實驗區影像,分別計算檜木、臺灣肖楠、杉木、 柳杉、臺灣杉和臺灣櫸等6種類別的平均光譜曲線如圖7-3所示,可從中 看出整體平均光譜輻射值變化,屬於闊葉樹種的臺灣櫸較其他針葉樹種 的平均光譜輻射值高,吸收帶變化比其他樹種明顯,針葉樹種的平均光 譜輻射值由高到低依序為臺灣肖楠、杉木、臺灣杉、檜木及柳杉。其中 在可見光範圍,大致可分為檜木、柳杉為一個族群,其他 4 個樹種為一 個族群,4個樹種中又以杉木與臺灣杉在可見光波段的光譜輻射值非常接 近,而在綠色波段的 500nm~600nm,臺灣肖楠的光譜輻射值則比其他樹 種來得高;在 700nm 之後的紅外光波段,不同樹種的差異則較明顯,但 其中仍是杉木與臺灣杉的差異最小。再計算各類別兩兩之間的類別分離 度,採用的指標為巴氏距離(如(6-6)式),其中類別分離度較小的類別分別 是杉木---臺灣杉、臺灣肖楠---杉木和檜木---柳杉的組合,其分離度值不 超過1.5,類別分離度值最小的為1.0211之杉木—臺灣杉組合,而類別分 類離度較大的類別組合分別為臺灣肖楠—柳杉、柳杉—臺灣櫸、檜木— 臺灣肖楠和檜木——台灣櫸,類別分離度值均大於3.5,以單一樹種與其他 樹種的平均類別分離度,檜木的平均類別分離度最大,為 2.8779,其次 為臺灣櫸的 2.8328,最小的平均類別分離度為杉木的 1.9050。

進一步比較類別分離度最小的杉木—臺灣杉組合,將兩個樹種的光 譜曲線以可見光(450nm-700nm)、紅邊(red edge)(680nm-730nm)及紅外光 波段主要的吸收帶(730nm-950nm)分別繪製出平均光譜曲線並加減1個標 準差,和計算各區間兩個類別的類別分離度(巴氏距離)。由圖 7-4 可看出 在可見光波段杉木與臺灣杉兩個數種類別的平均輻射值很接近,其中在 550nm 左右的波段差異更小,而由標準差的差異來看兩個資料的離散程 度差不多,此波段區間的類別分離度為 0.3086。圖 7-5 為紅邊波段兩個樹 種的光譜曲線圖,可以看出兩者的平均值或是標準差的差異更小,而類 別分離度僅有 0.1112。由圖 7-6 比較兩個樹種紅外光波段的吸收帶差異, 則可以看出在吸收帶與非吸收波段的變化區間有較明顯的差異,在此波

- 100 -

段區間的類別分離度為 0.3550。



圖 7-3、各類別平均光譜輻射值曲線

凝裂	檜木	臺灣肖楠	杉木	柳杉	臺灣杉	臺灣櫸
檜木		3.7949	2.8741	1.4242	2.5312	3.7651
臺灣肖楠	3.7949		1.2716	3.5233	1.8908	2.3715
杉木	2.8741	1.2716		2.3824	1.0211	1.9757
柳杉	1.4242	3.5233	2.3824		2.0256	3.7260
臺灣杉	2.5312	1.8908	1.0211	2.0256		2.3256
臺灣櫸	3.7651	2.3715	1.9757	3.7260	2.3256	
平均	2.8779	2.5704	1.9050	2.6163	1.9589	2.8328

表 7-2、各類別間之類別分離度(巴氏距離)



圖 7-4、杉木與臺灣杉 450nm-700nm 平均光譜曲線±標準差



圖 7-5、杉木與臺灣杉 680nm-730nm 平均光譜曲線±標準差



圖 7-6、杉木與臺灣杉 730nm-950nm 平均光譜曲線±標準差

光譜波長區間	450.3nm-693nm	678.8nm-735.9nm	743nm-949.8nm
杉木臺灣杉	0.2096	0 1112	0.2550
類別分離度	0.3080	0.1112	0.5550

表 7-3、各類杉木與臺灣杉不同波段區間類別分離度

#### 7.3、特徵分類法於出雲山苗圃實驗樣區影像分析

#### 7.3.1、 特徵分類法之實驗方法說明

本研究針對特徵演算法進行優化時,利用小波包特徵分類法與原有的 特徵分類法成果比較,影像經過維度縮減後獲取可靠的特徵波段,特徵萃 取方法及相關參數設定說明如下:

- 主成分轉換法 (PCT):將出雲山苗圃實驗區影像以波段資訊進行主成 分轉換,當特徵波段總數為46個時,所涵蓋的影像資訊量即達到100%, 而為了與不同特徵萃取方法的特徵波段一致,亦選定35個特徵波段。
- 判別分析特徵萃取法(DAFE):將實驗影像利用 Multispec©軟體,配合目標類別的訓練資料進行 DAFE 轉換,而據演算法的特性,最後取的類別數減1個特徵波段,即5個特徵波段。
- 3. 決策邊界特徵萃取法(DBFE):將實驗影像同樣使用 Multispec©軟體, 配合目標類別的訓練資料進行特徵轉換計算,計算後第58個特徵波段 的特徵值為0.0100,並隨著特徵波段的增加特徵值會逐漸變小,為了與 其他特徵萃取方法之特徵波段數一致,同樣選定35個特徵波段。
- 4. 線性小波轉換特徵萃取法(WFE):將實驗影像的每一個像元的光譜曲線進行小波轉換,小波基底函數為 Daubechies 3 小波函數,小波分解次 數為 5 次,以係數尺度由大到小為順序,選取 35 個特徵波段。
- 5. 小波包特徵萃取法(WP-LDB):將實驗影像與目標類別的訓練資料, 以小波包分解,其中小波基底函數為 Daubechies 3 小波函數,小波分解 次數為 5 次,再計算各類別、各節點的類別分離度,選擇類別分離度較 大節點位置,以該位置的小波係數作為特徵,選取 35 個特徵波段。

取得不同特徵萃取方法的特徵影像後,再利用最大似然法進行影像分類。而採用的訓練資料數目則根據 108 年度的測試成果,採用 10,000 個像 元樣本數(即 7,000 個訓練樣本、3,000 個檢核樣本)進行影像分類之分析。

#### 7.3.2、 特徵分類法之分類成果

本小節說明利用不同特徵分類法的分類成果;首先,利用 PCT 特徵萃 取的分類成果與特徵波段之關係如圖 7-7 所示, 在特徵波段數小於 7 時, 隨 著波段數增加,整體分類準確度增加的幅度較明顯,當特徵波段數大於 11 時,分類準確度的增加幅度則呈現平緩變化,當特徵數為28個時,分類結 果為 PCT 方法最佳,整體分類準確度為 72.09%, Kappa 指標為 0.6743。利 用 DAFE 的分類成果如圖 7-8 所示,因演算法的特性,所得獲得最多的特 徵波段數為5個,當特徵波段從1個增加到4個時,分類準確度也隨之增 加,當特徵波段為5個時,分類準確度為74.35%,Kappa 指標為 0.7008。 DBFE 之分類準確度與特徵波段之關係如圖 7-9 所示,當特徵波段數大於 6 時,分類準確度提升的幅度逐漸平緩,當特徵波段數大於7時,分類準確 度只有較微小的變化,差異不顯著,當特徵波段數為19個時,分類成果最 佳,分類準確度為 74.66%, Kappa 指標為 0.7043; 由於非線性小波轉換特 徵萃取法在計算最大似然法分類容易有秩虧的現象,造成無法分類之情形, 因此本次僅測試線性小波轉換特徵萃取法(WFE),其分類成果如圖 7-10 所示,分類結果隨著特徵波段數增加,分類準確度有明顯的起伏變化,計 算所的的分類參數較不穩定,趨勢與其他特徵演算法不同,當特徵波段為 22 個時,整體分類準確度最高,為 62.61%, Kappa 指標為 0.5638, 雖然後 續增加特徵數也可達到約 61%的分類準確度,但分類成果震盪較明顯,同 時採用小波特徵萃取法的分類成果較前述的特徵萃取分類法來得差,顯示 小波轉換特徵萃取方法仍有提升的空間,因此本研究加入小波包的特徵萃 取方法,期望提升相關的分類成果,後續將說明成果。

比較 PCT、DAFE、DBFE 和 WFE,其中 DBFE 的特徵波段為 19 個時, 獲得的分類成果最佳,由表 7-4 中,可看出採用檢核資料集時,DBFE 不同 類別的分類成果,其中以臺灣櫸和柳杉的分類成果較佳,臺灣櫸的生產者 準確度、使用者準確度評估指標為最佳,其生產者準確度為 0.8367、使用 者準確度為 0.9540,顯示其漏判和誤判的情形較少,因此 fl-score 也比其他 樹種來得佳,為 0.8915,比較其他針葉樹種,以柳杉的生產者準確度為 0.8277 最佳,杉木則漏判的情形較顯著,有較大比例的杉木被分類為臺灣杉,生

- 105 -

產者準確度只有 0.4943;在使用者準確度有較好成果為檜木和臺灣肖楠的 0.8608 和 0.8447,其他針葉樹種的差異不大,整體的 DBFE 的檢核資料集 各類別分類成果誤差矩陣評估列於附件 D-1 中。圖 7-11 為 DBFE 已知類別 區域的分類成果圖,與地真資料分布圖 7-1 比較,圖中有明顯的椒鹽現象, 圖中下半部苗圃人工林區域的分類成果較佳,大致與地真資料分布相符合, 而右上方檜木被分類的成果也與地真資料相符,而圖中右側的杉木分類成 果較差,被分為柳杉等其他樹種,圖中上方的臺灣杉區塊,則是被分為臺 灣肖楠、杉木等樹種。



圖 7-7、主成分轉換法之分類成果



圖 7-8、判別分析特徵萃取法之分類成果



圖 7-9、決策邊界特徵萃取法之分類成果



圖 7-10、線性小波轉換特徵萃取法之分類成果

_	特徵波段數	OA	Kappa 指標	f1-score
	19	74.66%	0.7043	0.7546
	類別	PA (recall)	UA (precision)	f1-score
1	檜木	0.7833	0.8608	0.8202
2	臺灣肖楠	0.6290	0.8447	0.7211
3	杉木	0.4943	0.6692	0.5686
4	柳杉	0.8287	0.6933	0.7549
5	臺灣杉	0.7037	0.6901	0.6968
6	臺灣櫸	0.8367	0.9540	0.8915

表 7-4、決策邊界特徵萃取法(特徵數:19)分類成果



圖 7-11、決策邊界特徵萃取法(特徵數:19)分類成果圖

由於小波轉換特徵萃取法的分類成果較差且不穩定,希望透過小波包 分解,改善特徵萃取的結果,圖 7-12 為小波包特徵萃取(WP-LDB)的檢核資 料集分類成果,隨著特徵波段數增加,整體的分類準確度也明顯增加,當 特徵波段數為10個以上,整體分類準確度的增加幅度才較為平緩,當特徵 波段為 15 個分類成果為最佳,整體分類準確度為 72.11%, Kappa 指標為 0.6746,而當特徵波段數大於 32 個時則會產生秩虧之情形無法分類。透過 成果的提升,顯示小波包特徵萃取法透過小波包分解並整合訓練資料,可 改善小波特徵萃取法的特徵選擇,並使成果較為穩定;表 7-5 為小波包特徵 萃取法檢核資料集各類別的分類成果,同樣為臺灣櫸的成果較其他類別佳, 生產者準確度、使用者準確度和 fl-score 分別為 0.8343、0.8965 和 0.8643, 在針葉樹類別中,杉木與臺灣杉在漏判的情形較明顯,生產者準確度較低, 而臺灣杉則是誤判的情況較其他類別明顯,使用者準確度為 0.5988, 整體 的小波包特徵萃取法的檢核資料集分類成果誤差矩陣評估列於附件D-2中。 圖 7-13 為小波包特徵萃取法已知類別的分類成果圖,與 DBFE 的分類成果 相似,除了有椒鹽效應外,在圖中下半部區域的分類成果較接近地真資料, 但有杉木被分類為臺灣杉之情形,而圖中右半區域杉木則被分為柳杉,上 方的臺灣杉區域則是有被錯分為臺灣肖楠之情形,而檜木與臺灣櫸的分類 成果較佳,與評估指標之結果相符。



圖 7-12、小波包特徵萃取法之分類成果

	特徵波段數	OA	Kappa 指標	f1-score
	15	72.11%	0.6746	0.7273
	類別	PA (recall)	UA (precision)	f1-score
1	檜木	0.7267	0.8417	0.7800
2	臺灣肖楠	0.6057	0.8527	0.7082
3	杉木	0.4757	0.6289	0.5417
4	柳杉	0.8290	0.6431	0.7243
5	臺灣杉	0.5960	0.5988	0.5974
6	臺灣櫸	0.8343	0.8965	0.8643

表 7-5、小波包特徵萃取法 (特徵數:15) 分類成果



圖 7-13、小波包特徵萃取法 (特徵數:15) 分類成果圖

圖 7-14 為本次出雲山苗圃實驗區,選定檜木、臺灣肖楠、杉木、柳杉、 臺灣杉和臺灣櫸等六個類別後,採用不同特徵分類方法的檢核資料集整體 分類準確度比較,可以看出 DBFE 的分類準確度比其他方法來得佳,可接 近 75%的整體分類準確度,其次為 DAFE 的 74.35%分類準確度,WP-LDB 最佳的整體分類準確度為 72.11%, PCT 的最佳分類準確度也可超過 72%, 最後則是 WFE 的成果較差,同時 WFE 的分類成果也較其他方法不穩定。 整體而言,採用特徵萃取方法於出雲山苗圃實驗區影像分類,仍然有成果 提升的空間,除了小波包特徵萃取演算法在選擇特徵的規則仍有可以調變 的空間,影像資料本身可能仍存在地形起伏、陰影的變化,使各類別光譜 輻射值的變異增加。



圖 7-14、不同特徵分類法之分類準確度

### 7.4、以物件為基礎的分類法於出雲山苗圃實驗樣區影像分析

#### 7.4.1、 物件分類法之實驗方法說明

以物件為基礎的分類法主要是利用 eCognition 軟體進行實驗操作,圖 7-15 為本計畫物件分類法的 eCognition 操作流程規則集(ruleset)和各流程 中參數設定示意圖和圖 7-16 則為物件分類法整體主要流程圖,首先在進行 以物件為基礎的分析前,因原始的高光譜影像共有 96 個波段,且波段間 相關性高,在後續計算分割或是特徵值會造成軟體效能不佳,先利用主份 轉換(PCT)降低影像波段數目,再加上地形、植生指標和紋理等其他特 徵,以較少的波段數進行分析;後續物件分析的流程主要為先以較大的尺 度因子進行影像分割,分割後得到影像物件,並排除非目標區域的物件, 如非影像範圍及道路、建物等區塊,再將剩餘的物件區塊進行再分割,透 過較小的尺度因子將森林區域的影像,切割為較小的物件,分割後得到的 影像物件進行特徵選擇並計算特徵值,同時選擇訓練資料的物件,最後以 影像物件為單位,利用軟體中最鄰近分類法 (nearest neighbor classification, NN)與自行撰寫之支持向量機程式進行影像分類,詳細各步驟的規則集如 圖 7-15 所示,以下說明各步驟參數設定。



圖 7-15、eCognition 軟體規則集與流程



圖 7-16、物件分類法流程圖

一、影像分割參數設定

首先利用多層解析度分割將影像分割為合適的物件大小,所需設定的參數包含:第一個參數為尺度因子(scale),是決定分割後物件 大小的參數,第二個參數為形狀異質性指標(shape)則是決定分割依 據以形狀或是波段值為主,當形狀異質性指標較小,則波段值的比重 較重,第三個參數為緊密度異質性指標(compactness),當緊密度異 質性指標較大時,則分割獲得的影像物件形狀較為完整,非彎曲不平 的多邊形。

選擇 PCT 特徵波段 1 至 3 作為多層解析度分割的依據,根據出 雲山苗圃實驗區選定的類別,以及影像中裸露地、建物、道路等分布 情形,進行分割的參數設定,第一次影像分割的目的主要期望將影像 外範圍、裸露地、建物、道路等非目標類別排除,將尺度因子設定較 大的數值(scale=600),將形狀異質性指標設定為 0.3,以根據特徵波段 分割,而建物、道路等會屬於較規則的矩形或長條形,因此設定緊密 度異質性指標為較大的 0.9, 如圖 7-17(a)中右側紅色長調狀屬於道路 區塊,左側部分裸露地也被分割為多邊形,便可以透過影像整體灰階 值、植生指標排除非目標類別的區塊。而第二次分割則是希望將影像 中森林區域再切割為更小的物件,可能為單棵樹或少數聚集的樹木組 成一個物件,並且將樹冠和陰影區分割為不同小區塊,同時避免單一 物件可能涵蓋多個樹種,因此將尺度因子設定為更小數值,scale=115, 並且分割時更以特徵光譜值為依據,將形狀異質性指標設定為 0.1, 同時聚集的樹木通常不是形成規則的區塊,因此設定緊密度異質性指 標為 0.7, 如圖 7-17(b), 圖中紅色的小物件屬於杉木的其中一個小物 件,並與鄰近的陰影區塊區隔開。



(a) 第一次分割:scale = 600, shape = 0.3, compactness = 0.9



(a)第二次分割: scale = 115, shape = 0.1, compactness = 0.7
圖 7-17、不同影像分割參數與分割成果

二、影像物件之各項特徵選擇

以下針對影像物件分析時,所採用的特徵組合進行說明。

1. PCT 特徵波段

物件分類法實驗中首先設定利用 10 個 PCT 特徵波段進行分析, 並逐一檢視轉換得到的前十個特徵波,發現第 9 個 PCT 特徵波段與 實際高光譜影像內容較不相關,而是由同一方向、不同間隔的灰間條 文組成(如圖 7-18(b)),類似影像中所存在的系統性雜訊,逐一計算每 個 PCT 特徵波段的 Moran's I 值以了解影像中是否有空間相關性,若 該值為 1 表示為正相關,該值為 0 表示無相關性,顯示為雜訊,圖 7-18 列出含最多資訊量的第 1 個 PCT 波段 Moran's I 值為 0.9268,而第 9 個 PCT 波段 Moran's I 值為 0.3213,而第 18 個 PCT 波段 Moran's I 值 為 0.6130,為前 10 大的 Moran's I 值之一。

因此考量不同 PCT 波段的組合,如表 7-6 所示,並利用馬式距離 (Mahalanobis distance)衡量不同類別特徵波段組成的資料集之間的相 似度,計算式如下:

$$MH = (\mu_a - \mu_b)^T \left(\frac{C_a + C_b}{2}\right)^{-1} (\mu_a - \mu_b)$$
(7-1)

其中,μ為同一類別特徵向量的平均值、C 為協變方矩陣,馬氏距離 計算成果為單純數量級。表 7-6 中,考量 PCT 第1到10的波段組合, 計算得到的分離度為 6.8431,比只考量第1至8波段的組合,類別分 離度較大,若將第18個 PCT 波段取代第9個 PCT 波段,計算得到類 別分離度為最大(6.8556),因此後續以物件為基礎的分類法中,會以 PCT 波段第1至8、10和18的組合進行特徵計算與分析。



Moran's I = 0.9268 (a)PCT 特徵波段 1 Moran's I = 0.3213 (b)PCT 特徵波段 9

Moran's I = 0.6130 (c)PCT 特徵波段 18

圖 7-18、PCT 特徵波段影像與 Moran's I 值

PCT 特徵波段數	馬式距離
PCT 特徵波段(1-8)	6.1207
PCT 特徵波段(1-10)	6.8431
PCT 特徵波段(1-8、10、18)	6.8556

表 7-6、不同 PCT 波段組合與資料類別分離度

2. 地形因子特徵

計畫中亦期望將光達資料加入分析,因此加入2個地形因子為分析的特徵,分別為樹高和粗糙度,但因光達資料僅有地表高程,故將 光達資料與數值地形模型計算差異,假設為樹高。另一個地形因子則 是利用光達資料計算地表粗糙度,利用 ArcGIS 軟體以 2x2 的區塊, 逐像元進行粗糙度計算。 3. 植生指標特徵

ENVI 遙測影像處理軟體中有計算 NDVI(normalized difference vegetation index)等多種植生指標的工具(Harris Geospatial Solutions, Inc., 2020),因此利用原始96波段的高光譜影像利用 ENVI 之功能計算不同植生指標,再將各別植生指標與PCT 特徵波段組成的資料集計算馬式距離,以衡量不同植生指標是否有助於分辨不同類別,表7-7為馬式距離由大到小排列的前6個植生指標,並選定為特徵納入物件分析,各別植生指標說明如表7-8所示。

나나	馬式距離		
植生指標	(PCT 特徵波段+植生指標)		
RGRI	6.9444		
SRI	6.9416		
VRE1	6.9307		
RENDVI	6.9293		
NDVI	6.9280		
ARI1	6.9086		

表 7-7、不同植生指標與 PCT 波段組合的資料類別分離度

表 7-3	、採用之植生指標特徵說明與計算方式(Harris Geos	spatial Solutions,	Inc.,
	2020)		

植生指標	說明
	Red Green Ratio Index 簡稱,計算紅色範圍波段(RED)
RGRI	除上綠色範圍(GREEN)波段,可估算樹冠發展過程與
	葉片生長力等,RGRI = $\frac{\sum RED}{\sum GREEN}$
CDI	Simple Ratio Index 簡稱,即是計算紅外光(NIR)與紅光
SKI	(RED)的比率值, SRI = NIR/RED
	Vogelmann Red Edge Index 1 簡稱,為波長 740nm 和
VRE1	720nm 的比值,對於葉綠素濃度、樹冠層和水分含量
	較敏感,VRE1 = $\frac{\rho_{740}}{\rho_{720}}$
	Red Edge Normalized Difference Vegetation Index 簡稱
	由 NDVI 延伸變化,利用紅邊的波段取代 NDVI 採用
RENDVI	的主要吸收、反射波段,可以反應紅邊波段的微小變
	化,對樹冠層的微小變化和衰老較靈敏, RENDVI =
	$\frac{\rho_{750} - \rho_{705}}{\rho_{750} + \rho_{705}}$
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index 簡稱,用來量測
NDVI	健康綠色植物的指標,NDVI = <u>NIR-RED</u> <u>NIR+RED</u>
	Anthocyanin Reflectance Index 1 簡稱,對葉片中花青
ΑΚΠ	素敏感,可計算樹冠層的增長,ARI1 = $\frac{1}{\rho_{550}} - \frac{1}{\rho_{700}}$

#### 4. 紋理特徵

eCognition軟體中已有內建計算紋理之功能,因此匯入灰階影像, 計算 Haralick 等(1973)提出之統計型紋理特徵,包含同質性 (homogeneity)、對比(contrast)、不相似度(dissmilarity)、熵(entropy)、 角二次矩(angular second moment)、平均值(mean)、標準差(standard deviation)及相關性(correlation)等,8個紋理特徵。

綜合前述之各項特徵,以及參考 Wu 和 Zhang(2020)於研究中組合不同 特徵資料進行以物件為基礎高光譜影像分類分析,因此將 PCT 特徵、形狀 特徵、地形因子、植生指標與紋理組成不同的特徵資料集合用於物件分類 法,表 7-9 為特徵集合之說明,並分別利用最鄰近法和 SVM(包含線性核函 數、輻狀基底核函數)進行分類,各類別的物件個數列於表 7-1,其中物件 數的 70%用於訓練、30%用於檢核。

特徵資料集編號	特徵	特徵數
Dataset 1	PCT 特徵波段 1-8、10、18, brightness, 形狀因子(border index、compactness、 density、roundness、shape index)	16
Dataset 2	Dataset1 + 地形因子(樹高、粗糙度)	18
Dataset3	Dataset2+6個植生指標	24
Dataset4	Dataset3+8個紋理特徵	32

表 7-9、物件分類法特徵資料集

#### 7.4.2、 物件分類法之分類成果

以物件為基礎的分類方法用不同特徵集合配合不同分類演算法的檢核 資料集分類成果如表 7-10 所示,首先利用 eCognition 內建之最鄰近法(NN) 針對物件的不同特徵集合進行分類, Dataset 1 只考量了 PCT 特徵波段及物 件的形狀指標,分類成果較差,整體分類準確度(OA)只有 61.91%、Kappa 指標為 0.4858,當特徵集的特徵增加,即 Dataset 2 與 Dataset 3 依序增加了 地形因子、植生指標,整體分類成果有所提升,分類準確度分別為66.69%、 66.67%, 而考量所有特徵集合的 Dataset 4 其分類成果並沒有達到最佳表現, 分類準確度為 63.49%, Kappa 指標為 0.5079, f1-score 為 0.5587; 此外在執 行效率上,利用 eCognition 本身的分類工具,隨著特徵數目的增加,反而 造成執行時間大幅的增加,從原本的 20 至 30 分鐘,增加到需耗費將近 7 天的時間才能完成。表 7-11 為 Dataset 4 採用最鄰近法的各類別成果, 而訓 練資料集與檢核資料集的整體分類準確度分別為 64.08%、63.49%,再由 fl-score 比較不同類別之成果,其中臺灣肖楠的成果為 6 個類別中最佳, fl-score 為 0.7500, 生產者準確度為 0.7273、使用者準確度為 0.7742, 成果 次佳為杉木與柳杉,fl-score 分別為 0.6737、0.6635,而檜木與臺灣櫸則是 明顯在使用者準確度較生產者準確度來得低,此兩樹種的誤判情形較明顯, 最後為臺灣杉的分類結果明顯比其他樹種來的差,生產者準確度與使用者 準確度分別為 0.1919、0.4157, 附件 D-3 為 Dataset 4 以最鄰近法分類之檢 核資料集誤差矩陣,以臺灣杉為例,有數量較多臺灣杉的影像物件被分類 為杉木或柳杉,即漏判情形明顯,被分類為臺灣杉的物件中,有很大部分 原本為杉木,因此誤判情形明顯,這樣的分類成果亦可以由分類成果圖中 看到,如圖7-19所示。

不同於最鄰近法利用 eCognition 內建功能,採用支持向量機的影像物 件分類則是需要物件特徵值匯出,利用自行撰寫程式進行分析,表 7-10 的 不同特徵集合 SVM 分類成果,在採用線性核函數時,同樣為 Dataset 1 考 量最少的特徵即分類成果較差,整體分類準確度為 70.12%、Kappa 指標為 0.5912、fl-score 為 0.6381,而增加不同特徵組合(Dataset 2 – Dataset 4),分 類成果有所提升,整體分類準確度均大於 75%,但逐一增加植生指標、紋

- 123 -

理特徵後,對於成果沒有顯著的提升;而 SVM 採用 RBF 核函數則可以得 物件分類法中最佳的分類成果,在只考量 PCT 特徵波段與形狀因子時,可 以獲得 81.03%的分類準確度,在增加地形因子後獲得最高的分類準確度, 為 85.46%,後續再增加植生指標與紋理特徵(Dataset 3、Dataset 4)分類準確 度分別為 84.28%與 82.97%,指標有些微下降。表 7-12 為 Dataset 4 採用 SVM(RBF 核函數)的分類成果,而訓練資料集與檢核資料集的整體分類準 確度分別為 84.80%、82.97%,再透過 fl-score 看出臺灣肖楠的分類結果最 佳,生產者與使用者準確度均接近 89%,其次依序為柳杉與杉木,而檜木 雖然使用者準確度較高,但生產者準確度為 0.6545,類似的情形也在臺灣 櫸的生產者準確度中出現,僅有 0.4082,顯示類別漏判的情形較為明顯, D-4 為 Dataset 4 以支持向量機分類的檢核資料集誤差矩陣,圖 7-20 則是分 類成果圖,與實際地真資料明顯不同的地方為下方苗圃區塊原有的臺灣杉, 被錯誤分類為杉木,以及部分臺灣櫸區塊也被錯誤分類為杉木,其他影像 物件則與真實地真資料分布相近。 行政院農業委員會林務局農林航空測量所「應用高光譜航遙測影像於重要樹種調查之研究(1/2)」成果報告書

資料集	分類方法	OA(%)	Kappa 指標	f1-score	執行時間 (hh:mm:ss.ss)
Dataset 1		61.91	0.4858	0.5487	17:13.64
Dataset 2		66.69	0.5513	0.5919	19:19.98
Dataset 3		66.67	0.5513	0.5913	32:42.55
Dataset 4		63.49	0.5079	0.5587	159:02:36
Dataset 1		70.12	0.5912	0.6381	5.40
Dataset 2	SVM	75.38	0.6644	0.6975	4.96
Dataset 3	(核函數· linear)	75.44	0.6654	0.7027	5.54
Dataset 4		75.76	0.6698	0.6994	7.24
Dataset 1		81.03	0.7418	0.7550	4.33
Dataset 2	SVM (核函數: RBF)	85.46	0.8025	0.8152	3.88
Dataset 3		84.28	0.7862	0.8003	4.48
Dataset 4		82.97	0.7676	0.7808	5.73

表 7-10、物件分類法不同特徵集與分類方法之檢核資料集分類成果

	<b>OA(%)</b>	Kappa 指標	f1-score
訓練資料集	64.08	0.5141	0.5580
檢核資料集	63.49	0.5079	0.5587

表 7-11、物件分類法 Dataset4 採 NN 分類成果

## 檢核資料集各類別成果

	類別	PA (recall)	UA(precision)	f1-score
1	檜木	0.7034	0.4032	0.5126
2	臺灣肖楠	0.7273	0.7742	0.7500
3	杉木	0.7221	0.6313	0.6737
4	柳杉	0.6593	0.6678	0.6635
5	臺灣杉	0.1919	0.4157	0.2626
6	臺灣櫸	0.6491	0.2044	0.3109

	OA(%) Kappa 指標		f1-score
訓練資料集	84.80	0.7931	0.7918
檢核資料集	82.97	0.7676	0.7808

表 7-12、物件分類法 Dataset4 採 SVM 分類成果

檢核資料集各類別成果

	類別	PA (recall)	UA (precision)	f1-score
1	檜木	0.6545	0.9231	0.7660
2	臺灣肖楠	0.8889	0.8889	0.8889
3	杉木	0.8793	0.7894	0.8320
4	柳杉	0.9079	0.8494	0.8777
5	臺灣杉	0.5471	0.7625	0.6371
6	臺灣櫸	0.4082	0.9524	0.5714



圖 7-19、物件分類法 Dataset4 採最鄰近法分類成果圖



圖 7-20、物件分類法 Dataset4 採 SVM(RBF 核函數)分類成果圖

### 7.5、支持向量機分類於出雲山苗圃實驗樣區影像分析

#### 7.5.1、 支持向量機分類之實驗方法說明

以支持向量機進行高光譜影像分類之分析,分析的工具是透過 Python 程式中的機器學習 scikit-learn 模組、多核學習法 MKLpy 模組,搭配高光 譜影像分析 spectral 模組,以自行撰寫程式的方式操作實驗,而支持向量 機於計算過程中,須利用訓練資料同時建構核函數,必須使用大量的電腦 計算資源,為了使程式可以正常且有效率的運作,選定 2,000 個像元,以 7:3 的數量分配,其中 1,400 個像元為訓練資料、600 個像元為檢核資料; 實際操作方法主要是利用支持向量機搭配不同核函數及參數設定,以逐像 元的方式進行影像分類,採用的核函數包含:

1. 線性核函數;

- 2. 多項式核函數:採用的項次為2、3;
- 3. 輻狀基底函數 (RBF): 採用的γ為預設值(1/波段數)、1;
- 採用近似係數的小波核函數(wavelet kernel):利用 2 次離散小波轉換, 取近似係數的核函數,採用的小波基底函數為 Daubechies 3;
- 5. 小波多核函數:利用 2 次離散小波轉換,共有 1 組近似係數及 2 組細節 係數的核函數,將 3 個核函數取平均建立多核函數,採用的小波基底函 數為 Daubechies 3;
- RBF多核函數:採用3個γ值,分別為0.001、0.01、0.1 組成3個核函 數取平均建立多核函數。

則將原始高光譜影像波段利用支持向量機選擇不同核函數,其餘參數設定 均相同,多類別分類則採用一對多的方式,計算不同 SVM 的分類成果。

#### 7.5.2、 支持向量機分類之分類成果

出雲山苗圃實驗區高光譜影像利用不同的支持向量機與多核學習法, 利用檢核資料機的分類成果評估如表 7-13 所示。首先採用最簡單的線性核 函數時,已經可以達到接近80%的整體分類準確度,Kappa 指標為0.7503、 fl-score 為 0.7921;利用多項式核函數的成果則明顯比其他核函數差,多 項式的項次增加時,使支持向量機的類別決策邊界往類別中心緊縮,在本 次實際實驗影像中,並沒有顯著的影響,以多項式核函數的 SVM 分類準 確度大約在 65%左右。利用輻狀基底函數(RBF)作為核函數時,設定 γ 參 數也會對於類別的決策邊界造成影響,當γ參數變大,各類別的決策邊界 會向該類別的支持向量分布範圍緊縮,則分布較外圍的資料容易被錯誤分 類,因此當γ參數設定為程式預設值時,γ為波段數分之一(γ=1/96),整體 分類準確度為83.55%,而當γ增加為1時,則造成分類準確度下降到69.83%。 SVM 分類利用小波核函數時,在只採用近似係數的核函數,分類成果較 線性核函數差, 整體分類準確度為 77.31%。表 7-14 為 SVM 採用單一 RBF 核函數的類別成果,利用訓練資料集與檢核資料集的整體分類準確度分別 為 85.81%和 83.55%, 差異不大, 而不同類別的分類成果較前述的光譜特 徵萃取法及物件分類法平均;其中,臺灣櫸的分類成果最佳,生產者與使 用者準確度均大於 0.91,其次為檜木,檜木的生產者準確度也大於 0.9, 而使用者準確度為 0.8521,其他樹種的分類成果依序為臺灣肖楠、柳杉、 臺灣杉,最低為杉木,其 fl-score 為 0.7179,訓練資料集評估分類成果的 誤差矩陣如附件 D-5,圖 7-21 為支持向量機使用 RBF 核函數的分類成果 圖,其成果分布與地真資料相近。

為了 SVM 分類時減少參數設定的試誤,以及希望融入不同核函數的 優點進行分析,本研究也採用了多核學習法進行支持向量機分類。小波多 核學習法除了近似資訊外也考量了細節資訊,因此整體的分類準確度比起 採用單一小波核函數有所提升,採用檢核資料集的 OA 為 79.13%。在使用 RBF 多核函數時,則與單一使用 RBF 核函數的成果沒有太大差異,檢核 資料集的整體分類準確度為 83.47%。表 7-15 為小波多核函數的類別分類 成果,不同類別各自的生產者準確度、使用者準確度均相近,其中同樣是

- 131 -

臺灣櫸的分類成果為最佳 fl-score 為 0.9117,其次為檜木和臺灣肖楠的分 類成果次佳,fl-score 分別為 0.8576、0.8321,而杉木與臺灣杉的分類成果 則最差,fl-score 分別為 0.6786、0.6689,檢核資料集評估之誤差矩陣如附 件 D-6,圖 7-22 為支持向量機使用小波多核函數的分類成果圖,與地真資 料分布比較,主要可以看出杉木和臺灣杉被錯誤分類為其他類別,以及圖 中左上角的檜木、柳杉主要分布區塊,兩者有互相錯誤分類之情形。表 7-16 為支持向量機採用 RBF 多核函數的類別成果,與其他支持向量機的分類 成果相似,臺灣櫸的分類成果最佳 fl-score 為 0.9292,其中生產者準確度 超果 0.95,檜木與臺灣肖楠的分類成果次佳,fl-score 均超過 0.86,依次 為柳杉、臺灣杉的分類成果,fl-score 分別為 0.8479、0.7700,分類結果最 差的為杉木,fl-score 為 0.7090,檢核資料集的誤差矩陣如附件 D-7。綜合 支持向量機的分類成果,與特徵分類法、物件分類法相比,較沒有單一類 別明顯漏判或是誤判的情形,各類別之成果較為平均,進而提升整體的分 類成果。

SVM 核函數(參	-數)	OA(%)	Kappa 指標	fl-score
線性核函數		79.19	0.7503	0.7921
多項式核函數(項次=2)		63.55	0.5627	0.6628
多項式核函數(項次=3)		66.19	0.5943	0.7011
輻狀基底函數核函數 (γ=default=1/96)		83.55	0.8027	0.8353
輻狀基底函數核函數(γ=	=1)	69.83	0.6380	0.7126
小波核函數(採用近似係	《數,db3)	77.31	0.7277	0.7733
多核函數 (小波核函數, cA2、cD	02 ⋅ cD1)	79.13	0.7497	0.7915
多核函數(RBF, 0.001、	• 0.01 • 0.1)	83.47	0.8017	0.8342

表 7-13、支持向量機不同核函數訓練資料集之分類成果
	<b>OA(%)</b>	Kappa 指標	f1-score
訓練資料集	85.81	0.8297	0.9060
檢核資料集	83.55	0.8027	0.8353

表 7-14、支持向量機(RBF 核函數)分類成果

檢核資料集各類別成果

	類別	PAUA(recall)(precision)		f1-score	
1	檜木	0.9217	0.8521	0.8855	
2	臺灣肖楠	0.8633	0.8706	0.8669	
3	杉木	0.7233	0.7126	0.7179	
4	柳杉	0.8050	0.8610	0.8320	
5	臺灣杉	0.7450	0.7954	0.7694	
6	臺灣櫸	0.9550	0.9183	0.9363	

	<b>OA(%)</b>	Kappa 指標	f1-score
訓練資料集	82.30	0.7876	0.8878
檢核資料集	79.13	0.7497	0.7915

表 7-15、支持向量機(小波多核函數)分類成果

### 檢核資料集各類別成果

	類別	PA (recall)	UA (precision)	f1-score
1	檜木	0.8783	0.8378	0.8576
2	臺灣肖楠	0.8300	0.8342	0.8321
3	杉木	0.6933	0.6645	0.6786
4	柳杉	0.7883	0.8099	0.7990
5	臺灣杉	0.6550	0.6835	0.6689
6	臺灣櫸	0.9033	0.9202	0.9117

	<b>OA(%)</b>	Kappa 指標	f1-score
訓練資料集	99.86	0.9983	0.9957
檢核資料集	83.47	0.8017	0.8342

表 7-16、支持向量機(RBF 多核函數)分類成果

檢核資料集各類別成果

	類別	PA (recall)	UA (precision)	f1-score
1	檜木	0.9067	0.8635	0.8846
2	臺灣肖楠	0.8550	0.8710	0.8629
3	杉木	0.6983	0.7199	0.7090
4	柳杉	0.8267	0.8702	0.8479
5	臺灣杉	0.7700	0.7700	0.7700
6	臺灣櫸	0.9517	0.9078	0.9292



圖 7-21、支持向量機(RBF 核函數)分類成果圖



圖 7-22、支持向量機(小波多核函數)分類成果圖

#### 7.6、卷積神經網路分類於出雲山苗圃實驗樣區影像分析

#### 7.6.1、 卷積神經網路分類之實驗方法說明

以卷積神經網路(CNNs)進行高光譜影像分類之分析,分析的工具是透過 Python 程式中的深度學習 Tensorflow 和 Keras 模組,根據 Hu 等(2015) 建立一個 5 層的神經網路架構於高光譜影像分類,已可獲得良好的成果, 故建立一卷積神經網路如圖 7-23 所示,各網路層說明如下:

1. 輸入層:單一像元即為一個輸入資料,大小為 96×1(1 維向量);

2. 卷積層:建立 20 個濾波器,濾波器大小為 10,產生 20 個 96×1 的節點;

- 3. 池化層:利用 max pooling 將網路縮小為 20 個 32×1 的節點;
- 4. 全連結層:建立100個節點的全連結層;
- 5. 輸出層:根據目標類別數(6個),建立輸出層,亦為全連結層。

實驗區影像選定 10,000 個像元,以 7:3 的數量分配,其中 7,000 個像元 為訓練資料、3,000 個像元為檢核資料;實際操作透過卷積神經網路學習 已逐項元方式進行分類,因卷積神經網路為批次學習的模式,因此每此放 入 50 個訓練資料(50 patch),進行 100 次的運算學習(100 epoch),學習速率 為 0.001。



圖 7-23、卷積神經網路示意圖(修改自 Hu et al.,2015)

#### 7.6.2、 卷積神經網路分類之分類成果

利用卷積神經網路(CNNs)於出雲山苗圃高光譜影像分類的成果如表 7-17 所示,首先訓練資料集的分類成果評估為分類準確度 96.93%、Kappa 指標為 0.9633、fl-score 為 0.9848;而檢核資料集的分類成果為整體分類 準確度為 90.78%、Kappa 指標為 0.8893、fl-score 為 0.9087,明顯優於前 述的分類方法。檢視檢核資料集的單一類別分類成果,大部分的類別都 有良好的分類準確度,其中臺灣櫸和檜木的 fl-score 皆大於 0.95,臺灣櫸 的使用者精度最高為 0.9815,其次為臺灣肖楠與臺灣杉的分類成果次佳, fl-score 也都超過 0.92,且生產者與使用者精度也都在 0.92 左右,接著臺 灣杉的 flscore 為 0.8797,分類成果較差的是杉木,其生產者準確度為 0.8353、使用者準確度為 0.7966,附件 D-8 為檢核資料集利用卷積神經網 路分類的誤差矩陣,圖 7-24 為卷積神經網路的分類成果圖,與地真資料 的分布比對,各類別的分類成果大致吻合,成果圖中椒鹽現象也比其他 分類方法來得少,僅有少部分的臺灣杉區塊被錯誤分類,或是杉木區塊 被錯誤分類為臺灣櫸。

	<b>OA(%)</b>	Kappa 指標	f1-score	
訓練資料集	96.93	0.9633	0.9848	
檢核資料集	90.78	0.8893	0.9087	

表 7-17、卷積神經網路分類成果

## 檢核資料集各類別成果

	類別	PA (recall)	UA (precision)	f1-score
1	檜木	0.9463	0.9588	0.9525
2	臺灣肖楠	0.9203	0.9274	0.9239
3	杉木	0.8353	0.7966	0.8155
4	柳杉	0.9173	0.9260	0.9216
5	臺灣杉	0.8923	0.8675	0.8797
6	臺灣櫸	0.9350	0.9815	0.9577



圖 7-24、卷積神經網路分類成果圖

#### 7.7、自動分類演算法與優化於出雲山苗圃實驗區高光譜影像測試討論

本案利用實際出雲山苗圃實驗區高光譜影像,並選定檜木、臺灣肖 楠、杉木、柳杉、臺灣杉等5種針葉樹,以及臺灣櫸1種闊葉樹,共6 種樹種,以測試自動分類演算法之優化情形,並與原有分類演算法設定 比較。其中根據選定的6個樹種繪製各類別的平均光譜曲線,並計算兩 兩類別之間的巴氏距離以評估類別分離度,檜木與台灣櫸兩個樹種的平 均巴氏距離均大於2.8,較其他類別來得大,而杉木則是平均類別分離 度最小的樹種,其中杉木—臺灣杉兩者的類別分離度最小,且不同波長 區間差異皆不明顯,可以預見此兩類別在分類表現上會較差。

根據7.3、至7.6、節不同自動分類法於出雲山苗圃實驗區機載高光 譜影像分析結果,僅根據檢核資料集的分類成果而言;(1) 採用特徵分 類法時,DBFE 和 DAFE 的分類成果比其他特徵萃取方法佳,可以達到 近 75%的分類準確度,其次為小波包特徵萃取法與 PCT,整體分類準確 度約72%,而分類後的類別成果,主要為杉木與臺灣杉的成果較不理想, 分類成果圖也有明顯的椒鹽效應。而透過小波包特徵萃取方法可以改善 原有小波特徵萃取(WFE)成果不穩定之情形,但小波包特徵萃取法需透 過訓練資料協助演算,以及需要花費較多計算時間。(2) 採用以物件為 基礎的分類法,主要期望改善分類成果的椒鹽現象,透過兩次的影像分 割,可以獲得合理大小的影像物件,並且配合 PCT 特徵波段、形狀因子、 地形因子、植生指標與紋理等,考量不同特徵值組合,不論利用最鄰近 分類或是支持向量機分類,加入地形因子後的分類準確度大約增加了 5%,有明顯的提升,而逐次加入植生指標或紋理的成果沒有明顯的變化。 在執行效能上,採用最鄰近法分類需耗費較長執行時間,以支持向量機 分類(RBF 核函數)雖然多了資料轉換的動作,分類執行時間短,且可以 達到 85%的整體分類準確度,相較於最鄰近法的 OA 約 62%,提升了約 20%。(3)不同於特徵分類法、物件分類法,以機器學習為基礎的支持向 量機與卷積神經網路,不需將影像先進行特徵計算的處理,主要透過演 算法本身參數的設定即可進行高光譜影像分類;支持向量機演算法採用

- 142 -

不同的單一核函數時,利用 RBF 核函數可以達到較好的分類成果,整 體分類準確度約為83%,其次則為線性核函數及小波核函數,若採用多 核學習法,小波多核函數考量了近似與細節資訊成果有小幅度的提升, RBF 多核函數則無成果提升。採用卷積神經網路的高光譜影像分類,透 過建立5層神經網路,即可以達到良好的分類成果,整體分類準確度超 過90%,明顯優於其他分類演算法。

檢視本研究中整體的高光譜影像分類結果及演算法優化分析,在特 徵類法和物件分類法透過特徵選擇的優化,可以小幅度改善分類成果, 以及利用支持向量機於影像物件分類也可明顯改善分類準確度及運算 效率。支持向量機的核函數設定優化雖沒有明顯改善分類準確度,但透 過程式調整,以可以將整幅高光譜影像進行分類分析;在卷積神經網路 也透過神經網路架構的變化,及程式碼撰寫的調整,可應用於整幅實驗 區高光譜影像的分類分析,並且達到良好的分類結果,因此可以將相關 經驗用於森林重要樹種之分析。

### 捌、高光譜影像應用於重要樹種偵測之可行性評估

本研究利用出雲山苗圃實驗樣區之高光譜影像,參考森林法第五十二 條第四項之貴重木樹種,選定針葉樹與闊葉樹林型中檜木、臺灣肖楠、杉 木、柳杉、臺灣杉與臺灣櫸等 6 個樹種,以不同分類演算法及優化步驟進 行分析,則根據本研究成果,利用高光譜影像於重要樹種調查時,需考量 及探討以下因素:

一、不同演算方法於實際高光譜影像用於樹種調查評估

本案所提出的高光譜影像分類流程中,特徵分類法需先進行影像波 段特徵萃取,因此需要利用不同軟體或程式依序處理,採用之特徵萃取 演算法大多為既有方法,沒有太多的參數設定,只需選取所需要的特徵 數目即可獲得特徵影像,但需要將特徵影像彙整為分類程式可使用的格 式,以及需要逐一嘗試不同特徵數的影像分類成果,在資料格式的轉換、 分類特徵數目的選定需花費較多步驟與時間。

在物件分類法雖然透過既有商業軟體 eCognition 操作,但高光譜影 像前處理與各項參數設定最為複雜,首先需要針對想要加入的特徵組合 逐一進行處理,例如需另外計算 PCT 特徵波段、地形因子、植生指標波 段等資訊才能匯入 eCognition 中操作;在影像分割時則需要針對不同影 像場景、類別分布,逐一嘗試各別的參數設定,同時參數設定的好壞是 由操作者主觀決定,在影像分割時需要花費較多時間試誤,影像物件分 析時想採用的特徵也是由操作者主觀決定,因此可能需要另外的分析工 具判斷不同特徵是否利於影像分類,如:計算類別分離度,建立好影像 物件與對應之特徵後才能進行分類,在 eCognition 中常見的分類方法有 決策樹與最鄰近法,其中決策樹也需要經過試誤法,逐一建構判斷條件, 而最鄰近法則是隨著影像物件與特徵數的增加,分類所需的時間也會明 顯增加,若採用支持向量機分類,軟體本身支持向量機功能較不穩定, 因此區要另外程式進行分析,因此需要將影像物件特徵匯出等格式轉換 之步驟,故以物件為基礎的分類方法需要較多的資料格式轉換、最多操作者的主觀決定,並反覆試誤,要花費最多時間操作執行。

以機器學習的分類方法,本案中以原始光譜資訊進行分析,無另外 特徵萃取步驟,因此不需資料前處理;在支持向量機中需要測試不同的 核函數與參數對於影像分類成果的影響,同時不同影像場景可能會由不 同的核函數與參數得到較佳的分類成果,但可透過單一程式進行支持向 量機高光譜影像分析,另外在計算核函數時要同時考量所有訓練資料, 當訓練資料較多時,可能會有計算資源不足的限制。利用卷積神經網路 則須針對神經網路的架構、不同層的參數設定,由於模型的學習是透過 批次的方式優化,因此有較多的訓練資料也可以逐次加入分析,當學習 模型穩定後,即可以針對整幅影像進行分析。

根據本研究的實際影像分析成果,以深度學習的卷積神經網路的分 類成果最佳,其次為支持向量機分類,而特徵分類法和物件分類法的成 果較差,比較不同方法之流程、效率與成果,卷積神經網路是一個良好 的高光譜影像分析工具。

二、重要樹種偵測之資料處理評估

根據實際高光譜影像分類的處理步驟,在有對應的地真資料情形下, 不同分類演算法均需要有訓練資料協助分析,在建立訓練資料時,必須 透過人為介入比對地真資料與實際影像,需要花費較多的操作與時間, 以獲取有利於影像分類的訓練資料集。

高光譜影像在取像後的解算處理流程,產製出的鑲嵌後高光譜影像 即可進行影像分類之分析,影像特徵萃取等前處理步驟則根據採用的分 類演算方法有所不同。而一般於影像分類或是樹種偵測,有高光譜影像 之光譜資訊與訓練資料集即可進行分析,於本案中亦有光達資料,可做 為輔助資料用於訓練資料選取或物件分類法的特徵資料;此外,機載高 光譜影像的地面解析度亦逐漸提升,因此也可透過影像紋理的計算,作 為影像分類或樹種偵測的特徵資料進行分析,亦或是於深度學習方法加 入鄰近像元的紋理或光譜資訊的考量,對於地物分類或是樹種偵測也有 幫助。

最後則是樹種偵測時,不同地物或樹種都會有其對應的光譜反應, 因此在類別定義上,以單一物種或地物作為分析目標,均可以獲得良好 的分析成果,於本案的實驗中,杉木與臺灣杉兩者光譜曲線差異不顯著, 不容易將兩個樹種進行分類,可以透過加入不同特徵如紋理等,某些特 定波段分析,或是不同方法混和應用,加強分類成果;若是前一階層的 樹種分布,如森林林型,則可以將單一樹種的分析成果進行合併分析。

三、高光譜影像於重要樹種調查之演算法流程與自動化

根據本研究的分析成果與方法探討,欲建立高光譜影像自動化偵測 之演算法與流程,以採用深度學習方法的卷積神經網路為佳,但整體流 程仍無法避免需要透過人為介入建構合適的訓練資料集,以及須確認高 光譜影像本身是否有雜訊或不能使用的部分。輸入資料(高光譜影像與訓 練資料集)完備之後,則可以用單一程式完成資料讀取、處理、建構卷積 神經網路,影像分類與評估,雖然卷積神經網路中仍有部分的參數需要 設定,但學習模型穩定後,即可用於整幅高光譜影像分析。

本案將 3 類自動分類演算法分別進行演算法優化並用實驗區實際高光 譜影像進行測試分析,並由實驗結果比較不同分類方法的特性與效率,進 而評估高光譜影像用於重要樹種調查之可行性。根據本計畫成果,目前出 雲山苗圃實驗區已有 108 年度 7 月及 109 年 10 月兩期機載高光譜影像,大 雪山森林遊樂區實驗區有 109 年 10 月之機載高光譜影像,110 年度預計於 春季獲取兩個實驗區之高光譜影像,因此未來工作可利用獲取的多時期影 像資料進行多時期高光譜影像分析,除了可將目前所建立的自動分類法之 流程應用於其他時期影像,亦可以將多個時期影像同時進行分析,並用於 重要樹種之調查與偵測。當目前採用之實驗區樹種分析方法已經有良好的 掌握後,則可以建立一完整的資料處理與分析流程,作為未來相關作業之 標準。

## 玖、教育訓練

本案分別於109年9月30日和109年10月23日提供有關高光譜影 像資料分析之教育訓練2場,各場次時數為4小時,教育訓練之內容項 目與時數分配如表9-1所示。圖9-1與圖9-2分別為教育訓練的簽到單, 及現場相片記錄。

時間	時數	講師				
	場次1(109年9月30日)					
10:30 - 12:00	遙感探測簡介	1.5 小時	徐百輝			
12:00 - 13:30	午餐時間					
13:30 - 14:00	高光譜影像基本概念及分類演算法	0.5 小時	徐百輝			
14:00 - 15:00	1小時	徐百輝				
15:00 - 15:10						
15:10-16:10 高光譜影像分析近年發展		1小時	徐百輝			
	場次 2(109 年 10 月 23 日)					
10:00 - 12:00	高光譜影像分析與應用發展	2小時	徐百輝			
12:00 - 13:30	午餐時間					
13:30-14:30 實際高光譜影像分類與優化流程		1小時	黄琇蔓			
14:30 - 14:40						
14:40-15:40	14:40-15:40 實際高光譜影像分類與優化流程					

表 9-1、教育訓練項目及時數分配



圖 9-1、教育訓練簽到單



圖 9-2、教育訓練現場相片

## 拾、成果交付

本案履約期限自決標日次日至 109 年 12 月 18 日止,成果分為三期繳 交,各期應交付成果項目(含書面及電子檔)及繳交期限如表 10-1 所示。

一、第1期

自決標次日起 20 日曆天內(即 109 年 4 月 5 日前),繳交工作計畫書一 式 12 份及電子檔 1 份,說明本計畫工作項目執行內容、程序與時程、 組織與權責、人力配置、工作協調等規劃內容。貴所據以召開期初審 查會議,並由本團隊簡報及說明。經會中審核通過後,將於期初會議 審查通過後限期內,繳交修正後計畫書電子檔。

二、第2期

已於109年7月10日前繳交期中報告書一式12份及電子檔1份,經 貴所據以召開期中審查會議,由本團隊簡報及說明。經會議審核通過 後,本團隊將於期中會議審查通過後限期內繳交修正後之期中報告書 電子檔。

- 三、第3期:
- (一)期末報告書:於109年11月13日前繳交期末報告書一式12份及電子檔1份。由貴所據以召開期末審查會議,並由本團隊簡報及說明。 經期末審查會議通過後,依審查意見修改並於限期內繳交修正後期末報告書電子檔。
- (二)成果報告書:修正後期末報告書電子檔經機關審核,通過始得據以印 製成果報告書,如未依期末審查意見修改,應限期再修正。
- (三)教育訓練:於109年10月31日前辦理2場至少各4小時的教育訓練,
   已於109年9月30日和10月23日辦理。
- (四)成果交付:於109年12月18日前繳交成果,經貴所辦理驗收後,撥 付契約金額50%。
- (五) 成果項目包括:

- 成果報告書:一式12份,報告中照片、影像或需以彩色方能辨識者, 以彩色列印。
- 2. 外接式儲存裝置1份(USB3.0,容量2TB以上),包含下列內容:
- (1) 成果報告書電子檔(docx、odt 及 PDF 檔等 3 種格式儲存)。
- (2) 簡報檔:各期會議、工作會議及教育訓練之簡報(pptx 及 PDF 格式)。
- (3) 本案試驗相關影像檔案、成果及其清單。

階段	項次	成果繳交項目	規格及數量	成果繳交日期	
<b>たた 1 日日</b>	1	期初工作計畫書	書面資料 12 份 電子檔 1 份	109年4月5日	
∽ I 别	2	修正後期初工作計畫書	電子檔1份	期初審查會議通過 後限期內	
第2期	1	期中報告書	書面資料 12 份 電子檔 1 份	109年7月10日	
	2	修正後期中報告書	電子檔1份	期中審查會議通過 後限期內	
	1	期末報告書	書面資料 12 份 電子檔 1 份	109年11月13日	
	2	修正後期末報告書	電子檔1份	期末審查會議通過 後限期內	
	3	教育訓練	2場至少各4小 時	109年9月30日 109年10月23日	
第3期	4	成果報告書	書面資料 12 份	109年12月18日前	
	5	外接式儲存裝置,內含 A. 成果報告書電子檔(docx、odt 及 PDF 檔等 3 種格式儲存)。 B. 簡報檔:各期會議、工作會議及 教育訓練之簡報(pptx 及 PDF 格式)。 C. 本案試驗相關影像檔案、成果及 其清單。	電子檔各1份	109年12月18日前	

表 10-1、交付成果及繳交日期時程表

# 參考文獻

- 1. Alonzo M., J. P. McFadden, D. J. Nowak and D. A. Roberts, 2016. Mapping Urban Forest Structure and Function Using Hyperspectral Imagery and Lidar Data, Urban Forestry & Urban Greening, 17:135-147.
- Baldeck, C. A., G. P. Asner, R. E. Martin, C.B. Anderson, D. E. Knapp, J. R. Kellner and S. J. Wright, 2015. Operational Tree Species Mapping in a Diverse Tropical Forest with Airborne Imaging Spectroscopy, PLoS One, 10 (7): e0118403.
- 3. Ballanti, L., L. Blesius, E. Hines and B. Kruse, 2016. Tree Species Classification Using Hyperspectral Imagery: A Comparison of Two Classifiers, Remote Sensing, 8(6): 445.
- Banki, M. H. and A. A. B. Shirazi, 2009. Using Wavelet Support Vector Machine for Classification of Hyperspectral Images, 2009 Second International Conference on Machine Vision, 28-30 December, Dubai, Unitied Arab Emirates, pp. 154-157.
- 5. Bellman, R., 1961. Adaptive Control Processes: A Guided Tour: Princeton University Press.
- 6. Berger, C., 2014. From a Competition for Self-Driving Miniature Cars to a Standardized Experimental Platform: Concept, Models, Architecture and Evaluation, Journal of Software Engineering for Robotics 5, 63-79.
- 7. Camps-Valls, G. and L. Bruzzone, 2005. Kernel-Based Method for Hyperspectral Image Classification, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 43(6): 1351-1362.
- 8. Chen, Y., N. M. Nasrabadi and T. D. Tran, 2011. Hyperspectral Image Classification Using Dictionary-Based Sparse Representation. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 49(10): 3973-3985.
- Cho, M. A., A. K. Skidmore and I. Sobhan, 2009. Mapping Beech (Fagus sylvatica L.) Forest Structure with Airborne Hyperspectral Imagery, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 11(3): 201-211.
- 10. Cortes, C. and V. Vapnik, 1995. Support-vector Networks, Machine-Learning, 20:273-297.
- 11. Cristianini, N, J. Shawe-Taylor, A. Elisseeff and J. Kandola, 2002. On

Kernel Target alignment, Advances in Neural Inforamtion Processing Systems, 14: 367-373.

- Dalponte, M., H. OleØrka, L. TheodorEne T. Gobakken and E. Næssetb, 2014. Tree Crown Delineation and Tree Species Classification in Boreal Forest Using Hyperspectral and ALS Data, Remote Sensing of Environment, 140: 306-317.
- 13. Dian, Y., Z. Li, and Y. Pang, 2015. Spectral and Texture Features Combined for Forest Tree Species Classification with Airborne Hyperspectral Imagery, Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 43(1): 101-107.
- 14. Farabet, C., C. Couprie, L. Najman, Y. LeCun, 2013. Learning Hierarchical Features for Scene Labeling, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 35, 1915-1929.
- 15. Fukunaga, K., 1990. Introduction to Statistical Pattern Recognition, Second ed., San Diego: Academic Press, Inc.
- George, R., H. Padalia and S.P.S. Kushwaha, 2014. Forest Tree Species Discrimination in Western Himalaya Using EO-1 Hyperion, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 28:140-149.
- Gholizadeh, A., J. Misurec, V. Kopackova, C. Mielke, and C. Rogass, 2016. Assessment of Red-Edge Position Extraction Techniques: A Case Study for Norway Spruce Forests Using HyMap and Simulated Sentinel-2 Data, Forests, 7(10): 226.
- 18. Goetz, A. F. H., G. Vane, J. E. Solomon, and B. N. Rock, 1985. Imaging Spectrometry for Earth Remote Sensing, Science, 228:1147-1153.
- Gómez-Chova, L., J. Muñoz-Marí, V. Laparra, J. Malo-López and G. Camps-Vall, 2011. A Review of Kernel Methods in Remote Sensing Data Analysis, Augmented Vision and Reality Volume 3 Optical Remote Sensing Advance in Signal Prcessing and Exploitation Techniques (S. Prasad, L. M. Bruce and J. Chanussot, editors), Springer-Verlag, Berling Heidelberg, Germany, pp. 171-206.
- 20. Gönen, M. and E. Alpaydın, 2011. Multiple Kernel Learning Algorithms, Journal of Machine Learning Research, 12: 2211-2268.
- 21. Gonzalez, R. C., and R. E. Woods, 2002. Digital Image Processing. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall.
- 22. Gu, Y., C. Wang, D. You, Y. Zhang, S. Wang, and Y. Zhang, 2012. Representative Multiple Kernel Learning for Classification in Hyperspectral Imagery, IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 50(7):

2852-2865.

- 23. Haralick, R. M., K. Shanmugam, and I. H. Dinstein, 1973. Textural Features for Image Classification, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 3(6), 610-621.
- 24. Harris Geospatial Solutions, Inc., 2020. https://www.l3harrisgeospatial.com/Learn/Whitepapers/Whitepaper-Detail/ ArtMID/17811/ArticleID/16162/Vegetation-Analysis-Using-Vegetation-Ind ices-in-ENVI.
- 25. He, K., X. Zhang, S. Ren, J. Sun, 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition, 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2016). IEEE, Las Vegas, NV, USA, pp. 770-778.
- 26. Hsu, P.-H., 2007. Feature extraction of hyperspectral images using wavelet and matching pursuit, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 62(2):78-92.
- 27. Hsu, P.-H., Y.-H. Tseng, and P. Gong, 2002. Dimension Reduction of Hyperspectral Images for Classification Applications, Geographic Information Sciences, 8(1):1-8.
- Hu, W., Y. Huang, L. Wei, F. Zhang, and H. Li, 2015. Deep Convolutional Neural Networks for Hyperspectral Image Classification, Journal of Sensors, 2015(256619): 12pages.
- 29. Hycza, T., K. Sterenczak and R. Balazy, 2018. Potential Use of Hyperspectral Data to Classify Forest Tree Species, New Zealand Journal of Forestry Science, 48: 18.
- Jia, S., K. Wu, J. Zhu, and X. Jia, 2019. Spectral-Spatial Gaber Surface Feature Fusion Approach for Hyperspectral Imagery Classification, IEEE Transaction on Geoscience and Remote Seneing, 57(2):1142 – 1154.
- Krizhevsky, A., I. Sutskever, G.E. Hinton, 2012. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, in: Pereira, F., C.J.C. Burges, L. Bottou and K.Q. Weinberger(Eds.), Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1. Curran Associates Inc., Lake Tahoe, Nevada, pp. 1097-1105.
- 32. Kubat, M., 2015. An Introduction to Machine Learning. Springer, Cham.
- 33. Landgrebe, D. A., 2003. Signal Theory Methods in Multi-spectral Remote Sensing. New Jersey: John Wiley & Sons.

- 34. LeCun, Y., B.E. Boser, J.S. Denker, D. Henderson, R.E. Howard, W.E. Hubbard and L.a.D. Jackel, 1990. Handwritten Digit Recognition with a Back-Propagation Network, in: Touretzky, D.S. (Ed.), Neural Information Processing Systems 1998, Denver, CO, pp. 396-404.
- 35. LeCun, Y., Y. Bengio and G. Hinton, 2015. Deep Learning, Nature, 521, 436-444.
- Lee, C. and D. A. Landgrebe, 1993. Analyzing High-Dimensional Multisepctral Data, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 31: 792-800.
- Li, Y., Zhang, H., Xue, Z., Jiang, Y., Shen, Q., 2018. Deep Learning for Remote Sensing Image Classification: A Survey, Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 8(6): e1264.
- 38. Lim J., K.-M. Kim and R. Jin, 2019. Tree Species Classification Using Hyperion and Sentinel-2 Data with Machine Learning in South Korea and China, International Journal of Geo-Information, 8: 150.
- 39. Long, J., E. Shelhamer and T. Darrell, 2015. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation, 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2015). IEEE, Boston, MA, USA, pp. 3431-3440.
- 40. Maschler, J., C. Atzberger and M. Immitzer, 2018. Individual Tree Crown Segmentation and Classification of 13 Tree Species Using Airborne Hyperspectral Data, Remote Sensing. 10: 1218.
- 41. Mitchell, Tom M., 1997. Machine Learning. Mc Graw Hill, 414 pages.
- 42. Natural Resources Canada, 2019. https://www.nrcan.gc.ca/forests/measuring-reporting/remote-sensing/13437.
- 43. Noh, H., S. Hong and B. Han, 2015. Learning Deconvolution Network for Semantic Segmentation, 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2015). IEEE, Santiago, Chile, pp. 1520-1528.
- 44. Rawat, W. and Z. Wang, 2017. Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Comprehensive Review, Neural Computation 29, 2352-2449.
- 45. Richards, J. A. and X. Jia, 2006. Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction, 4th ed., Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, Germany.
- 46. Richter, R., B. Reu, C. Wirth, D. Doktor, M. Vohland, 2016. The Use of Airborne Hyperspectral Data for Tree Species Classification in a

Species-Rich Central European Forest Area, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 52:464-474.

- Saarinen, N., M. Vastaranta, R. Näsi, T. Rosnell, T. Hakala, E. Honkavaara, M.A. Wulder, V. Luoma, A.M.G. Tommaselli, N.N. Imai,E.A.W. Ribeiro, R.B. Guimarães, M. Holopainen and J. Hyyppä, 2018. Assessing Biodiversity in Boreal Forests with UAV-Based Photogrammetric Point Clouds and Hyperspectral Imaging. Remote Sensing, 10: 338.
- 48. Saito, S., T. Li and H. Li, 2016. Real-Time Facial Segmentation and Performance Capture from RGB Input, European Conference on Computer Vision (ECCV 2016), Springer, Amsterdam, The Netherlands, pp. 244-261.
- 49. Sarkar, D., R. Bali and T. Sharma, 2018. Practical Machine Learning with Python: A Problem-Solver's Guide to Building Real-World Intelligent Systems. Apress, Berkeley, CA.
- 50. Schowengerdt, R. A., 1997. Remote Sensing, Models and Methods for Image Processing, Second ed. San Diego: Academic Press.
- 51. Sermanet, P., K. Kavukcuoglu, S. Chintala and Y. LeCun, 2013. Pedestrian Detection with Unsupervised Multi-stage Feature Learning, Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, pp. 3626-3633.
- 52. Tuia, D, G. Camps-Valls, G. Matasci and M. Kanevski, 2010. Learning Relevant Image Features with Multiple-Kernel Classification, IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 48(10): 3780-3791.
- 53. Waske, B., J. A. Benediktsson, K. Árnason and J. R Sveinsson, 2009. Mapping of Hyperspectral AVIRIS Data Using Machine-learning Algorithms, Canadian Journal of Remote Sensing, 35:sup1, S106-S116, DOI: 10.5589/m09-018.
- 54. Wu, Y. and X. Zhang, 2020. Object-Based Tree Species Classification Using Airborne Hyperspectral Images and LiDAR Date, Forests, 11(1): 32.
- Zhang, L., and X. Huang, 2010. Object-Oriented Subspace Analysis for Airborne Hyperspectral Remote Sensing Imagery, Neurocomputing, 73(4-6):927-936.
- 56. 王驥魁,朱宏杰、林志交、曾義星,2012。全波形光達與高光譜影像融 合於地物分類應用,內政部地政司「101年度發展高光譜與光達技術結 合之應用工作案」精簡報告。

- 57. 行政院農業委員會林務局,2015。第四次森林資源調查報告。民108年2 月28日,取自https://www.forest.gov.tw/File.aspx?fno=66716。
- 58. 李庭誼,2011。結合光譜與空間特徵之高光譜影像物件分類,國立臺灣 大學土木工程學系碩士論文。
- 59. 林金樹,2013。高解析度多光譜影像於森林資源調查之應用,林務局農 林航空測量所研究計畫成果報告。
- 60. 林金樹、黃淑清、溫慧霖、鄭憲志、楊旻憲,2006。肖楠及樟樹高光譜 特性調查與資料庫建立,95農科-12.2.3-務-e4,行政院農業委員會林務 局九十五年度科技計畫研究報告。
- 61. 林金樹、溫慧霖、黃淑清,2005。紅檜、柳杉、台灣杉高光譜訊號特徵 之調查與資料庫建立,94農科-11.4.1-務-e3,行政院農業委員會林務局 九十四年度科技研究計劃研究報告。
- 62. 徐百輝,2003。小波轉換應用於高光譜影像光譜特徵萃取之研究,國立 成功大學測量工程學系博士論文。
- 63. 徐百輝、張嘉玳,2010。物件導向分類演算法於衛星影像分析之應用: 中央大學前瞻通訊實驗室九十九年度專案研究計畫。
- 64. 陳正杰, 2018。應用CASI高光譜影像於辨識森林樹種之研究,國立嘉 義大學森林暨自然資源學系研究所碩士論文。
- 65. 陳朝圳,2011。航照數位多光譜影像於林地經營管理上之應用,林務局 農林航空測量所研究計畫成果報告。
- 66. 楊琇涵,2007。應用小波神經網路於高光譜影像分類,國立臺灣大學工 學院土木工程學系碩士論文。

## 附件 A-1、期初報告審查會議紀錄及處理情形回覆

	行政院農業委員會林務局農林航空測量所					
	應用高光譜航遙測影像於重要樹種調查之研究(1/2)					
	期初審查會議紀錄					
壹、	時	間.	中華民國 109 年 4	月 24	4日(星期五)上午	10 時
貢、	地	點:	農航所和平辨公大	樓 20	01 會議室	
参、	主	席:	管委員立豪		記錄:	蔡仲涵
肆、	・出)	席人員:	詳如簽到表			
			今日期初審查會議	通過	,請研究團隊依委員	建議修正,並儘速
伍、	會	議結論	繳交修正後工作計	畫書	及電子檔各1份函送	本所,據以辦理第
			一期款請款事宜。			
陸、	散	<b>會:</b>	下午12時00分			
柒、	委	員意見:				
	1	審查意	見		研究團隊處理	青形回覆
	1.	因出雲山苗圃樣	區針葉樹分布較	1.	<b>感謝委員建議,出</b> 雲	雲山苗圃及大雪山
鄭		多,建議新取像	之樣區可選闊葉樹		森林遊樂區內有部分	>闊葉樹種屬於珍
委		分布較多之區域	0		貴樹種,後續也將言	亥闊葉樹種加入研
員	2.	本計畫未來會有	乾、溼季影像分		究。	
祈		析,若分析結果	有差異,請預先思	2.	感謝委員建議,多日	寺期影像分析屬於
全		考應如何解釋或	下結論。		下一年度之工作事功	頁,後續會預先考
					量可能之研究成果。	
	1.	因團隊缺少森林	背景成員,建議應	1.	感謝委員建議,目前	前也有積極與所內
		多與所內承辦或	辦理森林相關業務		同仁交流討論。	
		之同仁交流,了	解其應用需求,再	2.	根據協力廠商所提供	共之文件,影像取
		切入研究工作為	宜。		得後須經過輻射校正	E、幾何改正及影
	2.	由高光譜儀取得	影像,其預處理項		像鑲嵌等項目,通常	常都是以原廠所提
蔡		目有哪些?品質	如何檢核?影像取		供的軟體直接執行作	*業流程。
委		得之標準作業流	程為何?	3.	感謝委員建議,本有	开究所採特徵分類
員	3.	某些樹種可以經	由高光譜影像做某		法即先對高光譜影像	象進行資料轉換後
展		些轉換後即可區	分出來,建議可結		萃取出對分類有用6	的特徵;後續將於
榮		合國外的經驗,	於計畫書敘述清		成果報告書中敘明	所使用之轉換方
		楚,此即為很珍	貢的研究發現及依		法、分析流程、以及	轉換和分類成果。
		<b>膝</b> , 亚將相關標	半作亲流程同時紀	4.	感謝妥貝建議,後約	買 研 究 分 析 時 曾 將
		載於計畫書中。 + + + + - + + + + + + + + + + + + + + +	中山ない、たりつ	_	相關內谷加入成果朝	这告書中。 此本中生在 ····
	4.	<b>禾</b> 米於高光譜分	<b>頬</b> 演具法之優化及	5.	計畫書 4.5.2 節為相	機率定流程,以及
		精進的研究方向	,建議可以說明:(1)		圖 4-10 的範圍為率第	<b>正墙,万法主要為</b>

		以白釉化拌山目铝制式血汁白釉化		禾温索它坦幼山五枷判即,五人
		公 新之 區 战 , 亦 由 人 工 辨識 , 難 以		透過平足场的地面控制品,配合 GPS、IMII 資料進行內外方位參數、
		路低人工作業量,又可得到較佳的		<b> <b>          ••••••••••••••••••••••••</b></b>
		<u>救</u> 融入新式里, 皖拓佐 娄 時間, 捍		旱漆渴已知的肉方位爱數和 GPS、
		正超力规风不 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·		MII 咨料報貨並進行影像處理。
		同议视的真用任"(2)研元如何行到 目出主州日可告,公叛淮波府,里	6	INO 具杆杆开亚运行 彩像处理。 亚 宛 由 拉 田 幼 小 沈 丹 丞 數 十 西 為
		央代农住 <u></u> <u></u> 在可太田五直繼甘仙臣 <u></u> 出9	0.	·····································
	5	省可会用王室得兵他回域! 山井井DA(坦卫利田立业描以倚丢		Daubecilles 小波, 凶兵波形阖尔牧到
	5.	計查音 F4~0 灰久 利 用 向 无 错 影 係 里		柵的小波函數,且迥云相關研究的成
		登回域之地面控制點配合无米法十 *, 同时书知识从十次条款几些次		木與經驗, 休用 Daubecilles 小波的成
		差,回时水胜闪外力位参数反物空	7	未彩良好。 于如王吕比王 - 7. 他工作出来来的它
		间坐標,走否有使用 GPS 及 IMU 貢	/.	感謝妥貝指止, 已將工作計畫書內容
		料輔助了率定场的地表起伏重約為		甲錯誤與疏漏修止。
		多少?内万位精度約為多少?若相		
		關率定文件能於報告中呈現,對拿		
	_	握來源資料之性質更能有所幫助。		
	6.	小波特徵萃取法種類很多,請說明		
		是哪一種小波及選擇此方法的原		
	7.	工作計畫書文獻、圖表目錄、頁碼、		
		人力配置有誤植及疏漏情形,將另		
		以電子檔及書面提供給團隊統一修		
		正。		
邱	1.	本計畫若未來會開發成系統,建議	1.	<b>感謝委員建議,目前研究主要採用自</b>
委		軟體切分不宜太細,以利後續人員		行撰寫程式、開源軟體及商業軟體,
員		操作。		後續會簡化並建立操作流程。
式	2.	計畫書 P2 高光譜影像之解析度 1.5	2.	影像解析度主要是根據當地地形變化
鴻		公尺,是否可以直接使用原廠率定		及航高等條件決定,本案將盡量取得 
		資料即可?		小於1.5公尺解析度之高光譜影像。
	3.	本計畫包含不同時期之影像,建議	3.	影像拍攝時期為服務建議徵求文件所
		詳細說明取像時期及挑選之原則為		訂定之時間,主要目的是取得不同季
		何。		節之高光譜影像,本團隊將依據服務
	4.	建議可以增加國內相關文獻回顧。		建議徵求文件所定時間進行影像拍攝
	5.	請團隊研究詳細說明圖 4-7 高光譜		之規劃。
		影像處理流程之細節。	4.	感謝委員建議,國內相關參考文獻數
	6.	計畫書P9提及研究是利用影像鑲嵌		量不多,仍會蒐集後列於成果中。
		成果進行分析,於今年計畫是否會	5.	圖 4-7 為根據原廠軟體所繪製之高光
		解決高光譜影像接邊的問題?		譜影像產製流程,後續將與協力廠商
	7.	本計畫包含多種演算法,建議以樹		及原廠確認後,於報告書中補充相關
1	1	业社楼图呈用标为洼林。		虚理细節。

	8.	建議於計畫書詳細說明地真資料取	6.	今年度計畫會針對影像不同航帶接邊
		得之標準作業流程。		的問題進行研究,並嘗試找尋解決方
	9.	請詳細說明計畫書 P19 光達資料應		法。
		用。	7.	感謝委員建議,因研究中採用的方法
	10.	計畫書 P27 提及深度學習僅能套用		較多,且方法差異性大,會嘗試以一
		於小範圍的研究區域,請團隊說明		整體方式全面呈現所採用演算法之相
		應如何解決大範圍的應用問題。		關性。
			8.	感謝委員建議,本案地真資料取得將
				整合貴所現有影像資料及過去調查成
				果,經資料彙整後再邀請貴所人員同
				赴現場進行調查,詳細之作業流程將
				於後續報告書中進行描述。
			9.	光達資料主要是希望透過地表(森林
				冠部)變化所呈現的紋理,或是樹高的
				差異形成特徵後,加入物件式分析方
				法中,期能對分類有所助益。
			10.	因目前深度學習程式是採用現有的開
				源程式模組,相關設定均受限無法自
				行調變,後續會自行撰寫,或是調整
				記憶體配置的方式解決相關問題。
蘇	1.	建議機器學習分析之準確率,應納	1.	感謝委員建議,去年度實驗皆有將訓
委		入訓練及測試樣區數量,並用		練及測試樣區分開,並計算 confusion
員		confusion matrix 呈現。		matrix,未來將加強成果的呈現。
木	2.	計畫書P25研究顯示分類有100%之	2.	感謝委員建議,分類準確度於單一樹<
春		準確度,建議於敘述上應小心,並		種是可以達到較好的成果,未來研究
		詳細說明研究共分幾類。		中也會列出採用的類別及對應之成
				果。
吳	1.	建議納入各國或臺灣公部門於高光	1.	感謝委員建議,經前次工作會議討
委		譜影像應用的文獻供本所參考。		論,已規劃將各國或台灣公部門於高
員	2.	因本計畫為多年度的計畫,建議年		光譜影像應用列入文獻蒐集。
淑		度間內容應有所區別,應避免有沿	2.	感謝委員建議,後續會將內容進行調
華		用前期報告的內容,如教育訓練內		整,教育訓練的內容則會與貴所業務
		容、結論等項目,以利區分為新研		單位討論決定。
		究成果。	3.	感謝委員建議,後續將根據實驗結
	3.	測試區的研究方法如何推廣到臺灣		果,針對區域推廣方式提出可行的方
		其他區域,建議團隊應於計畫書提		法及構想。
		出方法及構想。	4.	感謝委員建議,已進行工作計畫書內
	4.	文字有誤植的部分請團隊一併修		容修正。
		正,如:簡報 P26 森林法第 52 條。		

其	1.	建議增加高光譜影像與森林生育地	1.	感謝委員建議,於文獻蒐集時會納入
他		因子或林齡相關研究之文獻,以利		相關方向之文獻。
意		後續分析結果探討。		
見				

## 附件 A-2、期中報告審查會議紀錄及處理情形回覆

		行	政院農業委員會林務	务局	局農林航空測量所		
應用高光譜航遙測影像於重				包要:	夏要樹種調查之研究(1/2)		
	期中審查(				1議紀錄		
壹、	時	間:	中華民國 109 年7,	109年7月28日(星期二)上午10時			
貢、	、地》	點:	農航所和平辦公大樓 201 會議室				
务、	• 主,	席:	吳委員淑華		記錄: 蔡仲涵		
肆、	、 出,	席人員:	詳如簽到表				
			本次期中審查會議通過,期中報告部分請研究團隊依委員建議				
伍、	. <b>@</b> -	議社論	修正,並於 10 日內函送修正後期中報告書電子檔 1 份至本				
η <del>με</del> '			所,俾辦理第二期款請款事宜。其餘建議事項請納入未來執行				
			方向調校,適時修正。				
陸、	、散	<b>會:</b>	下午12時30分				
柒、	、委	員意見:		1			
	1	審查意	見		研究團隊處理情形回覆		
	3.	建議期中報告言	書中仍應納入小結	3.	<b>感謝委員建議,已於期中報告書修正</b>		
		論,並敘明遭遇	困難及主辦單位未		版加入小結論。		
	來可配合之事項。 4. 簡報 P24 有關多核學		0	4.	感謝委員建議,已將相關內容補充於		
			核學習演算法等補		報告書中。		
		充內容,建議應	納入報告書中。	5.	感謝委員建議,已調整報告書內圖中		
	5. 請將報告書 P23 : 樣區 1、2 標示清		之圖 4-1、4-2 候選		標示。		
			青楚。	6.	因出雲山樣區最東側有較急遽的地形		
	6.	請說明簡報 PI7	及報告書 P41 出雲		變化,為確保影像品質,除了在同一		
邱		山航線規劃之航線數有 1 條及 4 條			航高規劃4條航線外,又增加1條較		
委日	_	之原因。			低的航線,增加影像貧訊。		
貝	7.	7. 請說明率定自行使用光束法半差而		7.	因局光譜儀於台湾的現地條件和儀器		
式		个用原敞率定頁	种之原因,亚請於		經過搬運等因素,會與原廠率正貢料		
馮	0	<b>報告書上叙明。</b>	却止并上「上」		月 差 共 , 因 此 重 新 利 用 举 疋 场 , 進 行		
	0.	請井檢祝亚釐 / 琅告書 Ψ · 校止」		0	元米法十左。 古山赤吕唐祥, 以放工却上妻中田玩。		
	0	及"糾止」之用	<b>太</b> 。 <i>长侧</i>	0. 0	感謝安貝廷職,以修正報告書中用語。 建立姿料店佰利田硕士与拉工之北益。		
	9.	请 说 听 經 卒 取 之 答 刈 唐 志 圳 <del>体</del> 咨	村倒值走召り建立	9.	廷山貝科渾須利用經入制役止之元诸		
		貝什俾或訓練貝	<b>州</b> 犀,作 何 夜 領 十 田 之 优 塘 。		风羽 曲绿,以平取山村做值或双收 些, 所建立山的资料店才能目去少丰		
		日期以日期111伊			· 7 / 7) 廷卫山的貝什俾才肥丹有代衣 音義·太計畫主要估田出碰話自估准		
					心我, 个可 里工女 伏 用 九 亩 抽 剂 值 进 行 分 析 , 所 得 之 性 微 士 更 位 塘 訪 叵 岵		
					11 川川 川村 人村国工女 低 豚 該 回 现 拍 摄 告 下 的 终 件 , 赫 天 滴 怂 田 汰 △ 五		
					扣押 由 「 的 际 什 , 牧 个 週 尔 用 尔 全 面		

				性的分析。
	1.	請說明高光譜相機率定是使用既有	1.	高光譜儀率定是透過固定的率定場佈
		地面站或於拍攝時同時佈設控制		設控制點進行相機率定,但不是於每
		黑上。		次飛行任務都會進行相機率定的工
	2.	請敘明本次作業之飛機型號,並請		作,而是有固定之率定作業規劃。
		評估是否適於高海拔作業。	2.	感謝委員建議,根據去年經驗,是採
陳	3.	因候選樣區涉及密區,建議避開密		用前進航空 C208B 的飛機,會再確認
委		區並尋找替代方案為宜。		飛航的安全性。
員	4.	建議可使用農航所自製之9m及地	3.	謝謝委員建議,會根據飛航申請之程
連		調所 5 m 數值地形模型分析為佳。		序做相關調整。
晃	5.	建議地真資料使用最新比對的為	4.	謝謝委員建議,會再蒐集較高解析度
		宜。		之地形模型進行分析測試。
			5.	謝謝委員建議,目前採用之地真資料
				除今年度現地調查外,貴所提供之森
				林資源調查成果也屬於近年更新資
				料,會再嘗試蒐集最新的地真資料。
	1.	若本案時間許可,建議可納入森林	1.	謝謝委員建議,目前仍以影像本身光
		領域常用之指標,如:地形屏障指		譜特徵及紋理特徵為研究目標,會考
		標(topographic sheltering index)。		量加入森林領域常用指標的可行性。
	2.	林業研究目前有應用到機器學習樹	2.	謝謝委員建議,目前常見的機器學習
		種辨別的方法,樹種辨別的準確度		方法,本計畫除了支持向量機、深度
		相當高,亦提供給團隊參考或使		學習外,也有將區別分析用於特徵分
		用,如區別分析(Discriminant		類法的特徵萃取中,以及在物件分類
		Analysis, DA)、邏輯分類(Logistic		法內使用決策樹的方法,後續會考量
		Multiple Regression, LMR )、決策樹		時間進度是否可以再加入其他方法。
蔡		(Decision Tree, DT)及隨機森林	3.	謝謝委員建議,高光譜資料、光達資
委		(Random Forest, RF)等。		料與地真資料確實有不同的條件與不
員	3.	光達資料、高光譜資料及地真資料		確定性,因此需要花費時間再做資料
展		其來源、時間、解析力亦不同,搭		的歸納整理,將會把相關內容於成果
榮		配時有其不確定性之影響,每種資		報告書進行補充。
		料亦有其可信區間,請團隊完整敘	4.	不同的特徵萃取方法會有根據演算法
		述資料預處理及使用方法,將每種		本身決定的波段數,如主成分分析與
		資料細節納入標準作業流程,其分		決策邊界法主要會透過計算得到的特
		析出來的可信度才會提升。		徵值決定採用的波段數,當特徵值變
	4.	報告書 P73 除了各方法採用相同數		得很小時,表示為較不具代表性的特
		量(35個)特徵波段外,是否曾測		徵,判別分析法則是因為其演算法特
		試依其各法自行依據其技術來決定		性,特徵波段數會是類別數減1。
		有用的特徵波段,跑出最佳分類準	5.	謝謝委員建議,已將可以調整的部分
		確度?		改以圖表呈現,後續會再進行調整。

		-	
5.	建議可再改進報告書文稿之陳述方	6.	謝謝委員建議,後續會調整相關內
	式,大量數據以圖表呈現為佳,並		容,並於成果報告書中充實。
	請將重點清楚呈現。	7.	採用到小波轉換主要都會根據資料波
6.	敘述方式建議調整為讀者可接受之		段長度將分解次數分到不能分為止,
	程度,建議宜另增一小節或附錄來		在離散小波轉換最大分解次數為 6
	整理此報告書陳述的相關術語之英		次,小波包分解則是5次。
	文縮寫(如:SAM、GLAM、SVM	8.	謝謝委員建議,會嘗試加強量化方式
	等)及其英文全名和中譯名詞與定		叙述。
	義,俾利農航所同仁閱讀。	9.	重要樹種目前是參考森林法五十二條
7.	報告書 P73 其特徵萃取方法之線性		<b>貴重木定義,而本次實驗採用之樹種</b>
	小波轉換特徵萃取法及小波包特徵		主要是用於測試演算法,重要樹種則
	萃取法採6及5次轉換是如何決		需要在確認今年度的樣區內的樹種並
	定?		與貴所討論。
8.	較抽象敘述建議使用量化方式說	10.	謝謝委員建議。
	明,如 P71。	11.	地真資料短期變異大,目前仍是以人
9.	重要樹種之定義為何?是否已確定		工方式,以多種資料來源重複確認,
	樹種?		如有不確定性也會利用立體像對請貴
10.	地真資料更新資料範圍建議可用圖		所同仁協助確認,而分類前挑選訓練
	表示,如P68。		資料也會注意選取區域。
11.	P64~68 地真資料短期變異大,有樹	12.	謝謝委員建議,已注意相關回覆情形。
	種分布範圍界線不明確、不同圖資	13.	相機率定等作業是由協力廠商處理,
	套合偏差、圖資品質(含解析度)		同時沒有每次飛行任務均進行相機率
	等問題,如何降低這些因子對本案		定,詳細的特徵點、控制點、光束法
	技術成果品質之影響?		平差細節會與協力廠商協助釐清。
12.	P87~90 期初審查會議紀錄回覆情	14.	謝謝委員建議,已修正相關地圖之標
	形,有部分處理回覆情形仍有待繼		示。
	續追蹤,建議宜連同期中報告審查	15.	實驗中是採用最小不對稱 3 階
	意見一併回覆。		Daubechies 小波,小波特徵萃取的 M
13.	P34 圖 4-14 特徵點與控制點分佈示		值通常是由分類準確度決定,通常會
	意圖之內方位元素項目、精度為		在10個左右,可使分類成果達到較佳。
	何?光束法平差使用的像坐標之量	16.	報告書內所描述之小波轉換為基礎,
	测精度為何?		較不適用於非線性資料,主要不是指
14.	報告書中之比例尺有2種,建議使		資料本身為非線性,是指不同資料的
	用不受印刷尺寸影響比例表示之比		分布為非線性,無法用簡單線性分割
	例尺形式為宜,較不宜使用文字形		的資料。
	式之比例尺。	17.	謝謝委員建議,已針對期中報告之內
15.	P45~46、P88 提及小波轉換為基礎,		容進行修正。
	是否為最小不對稱3階 Daubechies		
	小波?如何從 M <n th="" 中選擇合適之<=""><th></th><th></th></n>		

		M 值?		
	16	.請說明 P46 以小波轉換為基礎為何		
		不適用於線性資料。		
	17.	相關建議、錯字、疏漏等問題業已		
		彙整2頁書面資料,將於會後提供		
		給團隊參考。		
	1.	建議確認報告書中地真資料來源及	1.	感謝委員建議,地真資料主要為 109
		年份之敘述,若相同請統一寫法。		年現地調查資料與 108 年時更新過的
*	2.	本研究除了6種樹種外,是否有其		森林資源調查資料,已修改寫法。
孚		他樹種納入分析?	2.	本次 6 種樹種主要用來測試演算法的
妥日	3.	P93 附錄分析結果中,「未分類」佔		成果,重要樹種則需要在確認今年度
貝		的比例不少,是否有探究該項目為		的樣區內的樹種並與貴所討論。
淑林		何種組成。	3.	在遙測影像分類中,一般會增列一類
容				未分類,將實驗中未明列出的類別地
				物歸類至未分類,避免其他類別的資
				料被錯誤分類到目標類別。
	1.	P41 飛航參數規劃提及出雲山及大	1.	因為兩個區域的地形變化有所不同,
		雪山取得之波段數不同,於後續分		目前根據各區域的條件取得的波段數
		類研究是否有影響?		才有所不同,而波段數與波段區間(小
	2.	本案3種分類方法使用之軟體,為		於 10nm)均符合高光譜影像定義,分
18		套裝軟體、開源軟體或為自行撰寫		類研究只需要進行小部分參數調整,
杨禾		之程式?		即可進行分析比較。
安日	3.	建議修正圖 6-1 及 6-2 之樹種圖例配	2.	在特徵分類法中主要是採用自行撰寫
只 ¥		色,避免過於接近而不易判讀。		程式與小部分開源軟體,以物件為基
- 田 - 田	4.	P72之圖 6-12 光達產生之 DSM 減去		礎的分類法採用商用軟體
百		DTM,其位置是否可套疊影像確認		eCognition,機器學習的分類法則自行
		其高程合理性?		撰寫程式。
			3.	謝謝委員建議,已修改圖例配色。
			4.	謝謝委員建議,會再嘗試套疊於影像
				種確認其合理性。
	1.	報告書第六章部分,最後是採用那	1.	採用之特徵值主要是透過特徵萃取轉
		些特徵值來做6類樹種之分類應該		换方法,透過演算法本身或特徵值的
蘇		有更明確之說明。		重要性計算得到,最後組成特徵波段。
委	2.	训练资料和测试资料分别是幾筆?	2.	訓練資料為 7000 筆、測試資料為 3000
員		是如何區分的?分類的結果分別是		筆,兩者是在影像內圈選區域後,分
木		多少?		別利用隨機方法選擇,兩個採用的資
春	3.	除了使用 OA 和 Kappa 指標外,		料部會重複,實驗中所計算的分類評
		能否也呈現混淆矩陣 (confusion		估結果是用測試資料進行計算,訓練
		matrix) 的結果?這樣就很清楚那		資料僅用於演算法的訓練。

		些樹種容易被誤判成那些樹種,未	3.	本次實驗的混淆矩陣已列舉於附錄 С
		來還可如何進一步提升分類結果。		中,後續會加入使用其他常見的指標
				一併進行評估。
	1.	影像判釋闊葉樹之部分很難區分,	1.	謝謝委員建議,目前研究的方向仍會
		目前也是林業從業人員遭遇之困難		已本計畫的目標執行,後續則會遵從
		之一,108年「應用高光譜航遙測影		貴所的執行方針。
		像於土地覆蓋型調查之研究」計畫	2.	謝謝委員建議,大雪山森林遊樂區樣
		成果於大農大富樹種分類準確度達		區也會安排現地調查,也會以現有的
吳		90%以上,建議未來可以往闊葉樹種		圖資進行輔助。
技		分類持續研究。	3.	謝謝委員建議,目前研究主要針對樹
正	2.	地真資料建議使用實際有去現場調		種,並無細分是為人工林或天然林,
俊		查之永久樣區等現地調查資料。		如要了解是否為天然林,相關資料也
奇	3.	大雪山附近之檜木等林型大多非天		需要請貴所協助。
		然林,應於報告書敘明。	4.	謝謝委員建議,已進一步了解圖資更
	4.	團隊拿到之資源調查資料,應已含		新時間。
		判釋使用之影像年度及判釋時間,		
		可作為地真資料校正及更新之參		
		考。		
	1.	建議未來相關研究,樹種之決定可	1.	謝謝委員建議,目前研究的方向仍會
林		從政策需求面思考與規劃,如如針		已本計畫的目標執行,後續則會遵從
副		對 13,000 公頃平地造林樹種進行分		貴所的執行方針。
所		類分析,藉以快速瞭解其樹種組成	2.	謝謝委員建議,新聞稿發布與否交由
長		並提供相關監測數據,以利木材自		貴所內部討論判斷。
科		給率 5%之政策目標之達成。		
吉	2.	建議未來可將相關研究成果以新聞		
		稿形式發布。		
	1.	建議結構化敘明報告書P42~43各分	1.	謝謝委員建議,已更新相關內容於修
		析方法之優化內容,係為優化演算		正版報告書中。
		方式、抑或運算效能優化等。	2.	林務局高光譜計畫之資料為地面光譜
荘	2.	請說明報告書 P13 林務局高光譜計		儀資料,屬於單筆單筆的高光譜資料。
乐		畫之影像來源為何?	3.	謝謝委員建議,已更新相關內容於修
际	3.	建議可於報告書 P41 之表 4-1,將航		正版報告書中。
<b>衣</b> 訪		攝規劃之影像預設解析度一併列	4.	謝謝委員建議,會於教育訓練時安排
空山		出。		相關內容。
生	4.	请團隊費心規劃高光譜影像相關之		
		學理及研究方法介紹,以深入淺出		
		的方式進行 2 次教育訓練,給本所		
		同仁更瞭解其影像特性及應用。		
吳	1.	P16 熱帶雨林分類準確度高,與臺灣	1.	謝謝委員建議。

委		複雜林相較相似,請團隊於本參考	2.	謝謝委員建議,會再確認圖名及來源。
員		文獻多著墨。	3.	因本次選取 6 種樹種,主要考量有不
淑	2.	請確認「造林地籍圖」圖名及來源。		同類型的樹種,用於演算法的測試,
華	3.	說明並檢討重要樹種研究將檳榔納		而非選定的重要樹種,後續會再謹慎
		入本計畫之適宜性。		評估種要樹種之種類。
	4.	新聞稿的部分非契約之工作項目,	4.	謝謝委員建議。
		請主辦單位納入所內之工作項目。	5.	謝謝委員建議,會注意航拍之安全性。
	5.	請團隊注意高光譜取像之航攝安全	6.	謝謝委員建議。
		性。		
	6.	數值地形模型請主辦單位協助提		
		供。		
### 附件 A-3、期末報告審查會議紀錄及處理情形回覆

	行	政院農業委員會林務	务局	農林航空測量所					
	應用高	方光譜航遙測影像於重	重要?	樹種調查之研究(1/2)					
		期末審查會	會議:	紀錄					
壹、	、時間:	中華民國 109 年 12	12月3日(星期四)上午10時						
貢、	、地點:	農航所和平辨公大机	樓 20	)1 會議室					
参、	、主席:	吳委員淑華		記錄:	蔡仲涵				
肆、	、出席人員:								
		本次期末審查通過	,請石	开究團隊於合約範圍內及	<b>灌實依委員建議</b>				
IT .	<b>人社 41-3</b> 人	修 正,尤其是文書	修 正,尤其是文書繕寫部分請釐正,對於建議事項請參考列						
1#	• 冒戰結論	入明年度工作規劃	,以.	上請於10日內函送修	正後成果報告書				
		初稿電子檔1份至:	初稿電子檔1份至本所,俾辦理後續事宜。						
陸、	、 散會:	下午12時10分							
柒、	、委員意見:								
	審查意	見		研究團隊處理情	形回覆				
	10.建議文獻分析」	以表列方式呈現,	10.	感謝委員建議,已將 <b>2</b>	文獻另外彙整為				
	如:作者、使用	分類方法、模式等		表列方式,新增於報告	<b>告書修正檔中。</b>				
	項目,較易使讀	者閱讀。	11.	感謝委員建議,逐像;	元分析時分別採				
	11. 請補充說明各分	析方法整體成果訓		用 7000 個像元訓練資	料、3000個像元				
蘇	練及測試資料集	分别為多少。		檢核資料,SVM 則為	1400 個與 600				
赤	12. 本計畫使用 3 種	重不同分類法,有部	個像元,物件分類法則是表 7-1 個物						
日	分樹種分類結果	相似,建議可測試	件數 70%為訓練資料、30%為檢核資						
大大	階層式之方式,	用先用粗分類(如		料,報告書中亦有說明	EJ o				
春	杉木及臺灣杉分	類結果相近者歸納	12. 感謝委員建議,後續會不同執行流程						
	為一類),再用其	其他方法細分。		也加入分析。					
	13. 一般而言, CNN	「輸入層通常為2維	13.	本次 CNN 僅針對一約	准光譜曲線本身				
	切割之小影像, 言	青說明本案簡報 P47		進行分類分析,尚未未	<b>皆量影像之空間</b>				
	輸入層只有1維	(96*1)的原因。		資訊,因此輸入只有-	- 維。				
	1. 請於報告書增列	結論及未來工作項	1.	感謝委員建議,已於 <b>幸</b>	设告書中修正並				
邱	目,包含今年所	有工作成果、並敘		新增結論及未來工作等	<b>芦內容。</b>				
委	明研究方向及未	來規劃。	2.	<b>感謝委員建議,已於</b> 幸	设告書中修正相				
員	2. 因為本年度計畫	即將結束,請全面		關文句。					
式	檢視修正報告書	中"將會"、"將	3.	已將焦距不率定之原因	引新增於4.5.2自				
鴻	於"等敘述,如	P59,		率光束平差率定作業章	5節中。				
	3. 請說明報告書 P	35 高光譜產製流程	4.	感謝委員建議,已將4	.5.2 之章節標題				

		其" 焦距" 不率定之原因。		及內容文句修正。
	4.	P36 建議標題應由"光束法平差率	5.	P38 中 6 個幾何偏移參數應修正為外
		作業"修正為"自率光束法平差";		方為參數的偏移量,已修正於報告書
		另請修正該段落語句內容,以利讀		中。
		者閱讀。	6.	P54 地真資料說明已修正於報告書
	5.	請說明 P38 之 4.段落中,6 個幾何偏		中,以109年之資料為基準,皆將區
		移參數為何?		塊保留。
	6.	有關地真資料探討部分,請敘明最	7.	小波特徵萃取法在22個特徵波段時分
		後每種狀況最終之處理方式,如P54		類準確度最高為 62.21%,後續分類準
		之 3. °		確度則有震盪之情形,特徵波段25個
	7.	P97 之敘述其特徵波段 22 個時整體		時也接近 62%分類準確度,與 22 個差
		分類準確度為 62.21%,與 P100 之		異不大。
		圖 7-10 中看似特徵波段 25 個時整體	8.	感謝委員建議,已將可行性評估內容
		分類準確度亦達相似的效果,請說		修正並更新於報告書中。
		明為何僅敘述22個特徵值。		
	8.	請將P135之高光譜影像應用於重要		
		樹種偵測之可行性評估內容,以簡		
		報 P49 分項標題的方式改寫,會使		
		讀者較易閱讀。		
	1.	本報告書風格應全面調整,建議非	1.	感謝委員建議,已修正報告書內容。
		以論文方式撰寫,而是以需求單位	2.	感謝委員建議,已修正並新增摘要於
		有幫助之內容為主,如:相關注意		報告書中。
		事項等,使公部門在應用參考上會	3.	感謝委員建議,已修正對照標之內
		較容易。		容,而部分英文詞未找到合適之中文
	2.	建議列出簡單摘要,敘明具體要點		翻譯,故未增列。
		及結論,會較易查詢重要之標題及	4.	感謝委員建議,已修正報告書內容。
蔹		重點頁碼,以利節省讀者時間。	5.	感謝委員建議,對應文獻內容皆有於<
示	3.	附錄 B P157-158 部分項目中文翻譯		報告書內引用。
云目		有缺漏;另請統一","前後空格	6.	目前成果仍已選定的實驗區域進行分
只屈		及字體格式。		析,若要分析純林面積仍需要將分類
松塔	4.	建議可將在計畫實行實務面上,容		成果進行後處理,並確定後處理的合
不		易出錯及失敗的地方一併於報告書		理性,後續會將純林的面積計算加入
		中敘明,以提升人工與電腦共同執		考量。
		行上之正確率。	7.	本案採用的應修正為 GNSS,已修正
	5.	P141-146 文獻 2、24、57、61、64		報告書內容。
		是否被引用,請再次確認並修正。	8.	感謝委員建議,已修正報告書內容。
	6.	是否可藉由本計畫找出臺灣森林純	9.	圖片中,航帶寬度應為一致,已修正
		林面積,若有相關數據請多著墨,		報告書內容。
		可供上級單位決策參考。	10.	感謝委員建議,已修正報告書內容。

行政院農業委員會林務局農林航空測量所「應用高光譜航遙測影像於重要樹種調查之研究(1/2)」成果報告書

	7. 於 P34 之圖 4-9 及 4-10 中,請確認	11. 感謝委員建議,已修正報告書內容。
	本案是使用 GPS 或 GNSS。	12. 感謝委員建議,光達資料之資訊與高
	8. P45 圖 5-4,請修正"選定高程坐標	光譜影像資訊一致,如航帶數,且亦
	系統"為"選定高程系統"。	表示於飛航參數表中,也將報告書中
	9. 請說明高光譜繳交資料之航帶寬度	文句進行修正。
	不一致之原因。	13. 感謝委員建議,已修正報告書內容。
	10.P49 之"光達點雲數"請統一為"	14. 感謝委員建議,已修正報告書內容,
	光達點數"。	圖 5-1 為公文內容示意圖,詳細內容
	11. 報告書中包含大量數字,宜標示其	可參照附件 C-3。
	度量衡單位並使用合宜的有效位	15. 感謝委員建議,已修正報告書內容。
	數。	16. 感謝委員建議,已修正小波包英文為
	12. 建議將取得之光達資訊比照 P62 表	wavelet packet •
	5-3 高光譜之參數表格形式,列入報	17. 感謝委員建議,已修正報告書內容。
	告書中,供讀者參考光達的細部資	18. 感謝委員建議, decision function 已修
	料。	正為決策函數。
	13. 報告書中公式請再檢示,並將公式	19. 感謝委員建議,已修正報告書內容。
	裡之符號說明清楚;各流程圖、符	20. 感謝委員建議,已修正報告書內容。
	號、步驟宜完整敘述其意義和資料	21. 感謝委員建議,已修正報告書內容。
	處理的連貫性。	
	14. 圖表的文字內容及大小亦請注意,	
	應調整讓讀者容易閱讀,如 P42 圖	
	5-1 •	
	15. 報告書中應避免中英文混用之文	
	字,如P73。	
	16. 請確認報告書中小波包的英文。	
	17. 各種引用文獻應找最具代表性的原	
	始來源文獻為官。	
	18. 請檢視部分中英文翻譯之恰當性,	
	by P82 ≥ " decision function" a	
	為"分類函式"是否合滴。	
	19. P23 圖 4-2 請加上高程比例尺及色	
	調,供讀者容易了解其試區之高層。	
	20. 期末簡報增加的部分, 官補充呈現	
	於太期最終之成果報告中。	
	21. 部分謬誤疏漏請團隊參昭紙太紅岛	
	眉批來修訂。	
陣	1 附錄 B P157-158 》 茁 寸 嫔 宦 佩 右 站	1 咸谢岙昌建議,已修正報生建內穴。
小五	1. 1755 D110/100 ~天久相向10月50 漏,抽:GPS、GNSS 笙,詩令而始	→ 心叫女只之哦 □沙山根口百门谷。
日	祖報生建之苗立綋官,并建議以去	3 咸謝季昌建議,已修正報上建內容。
ス		

			-	
連		列方式呈現為佳。	4.	感謝委員建議,陰影處所獲取的光譜
晃	2.	有關專有地名請全面檢視,如:大		值通常比正常像元來得低或為 0,一般
		農大富平地森林園區、出雲山等。		而言不利於分析,仍會在多時期影像
	3.	請以成果報告口吻撰寫期末報告文		分析時考量並探討影像陰影處之問
		字敘述方式。		題。
	4.	因本次高光譜為 10 月 28 日取像,	5.	感謝委員建議,已新增圖 5-6 並於 5.1.4
		影像陰影處理是免不了的課題,建		節補充說明。
		議可以針對高光譜影像陰影處,使	6.	因大雪山森林遊樂區實驗區與出雲山
		用相同影像分析方法,應有可探討		苗圃实验區於地形高程上最低與最高
		之發現。		已經差了快 1000 公尺,因此在規劃上
	5.	建議將 GNSS 主站、計算 GNSS 數		考量地形起伏差異,必須規劃符合正
		量之位置示意圖納入,才易了解使		常高度落差之航線,確保收集的資料
		用點位與試驗區的關係。		是符合原廠飛航規劃之建議以及後續
	6.	請說明 P17 航拍時大雪山森林遊樂		影像的品質,並將相關內容補充於
		區與出雲山離地高落差 600 公尺的		5.1.4 節。
		原因。		
	1.	高光譜相機搭配光達資料是否為必	1.	高光譜相機建議配光達資料為佳,因
		要條件?		光達為數值地表模型,用於幾何改正
	2.	因未來本所將購置高光譜相機,試		時才不會產生高差移位之情形。
		問本計畫裝載高光譜相機所需時間	2.	裝載高光譜儀器並不困難,但於安裝
		為多長?安裝時是否有特別需要注		後需要進一步測試,測試包含地面測
*		意的地方?		試與空中測試,一般地面測試包含是
孚	3.	P136 有提到當 CNNs 學習模型穩定		否有按照原廠建議之 SOP 正確安裝並
妥日		後,即可針對整幅影像進行分析,		接收到正確 GPS 訊號以及相關資料,
貝		请说明學習模型穩定之標準及條件		空中測試則包含試飛後儀器是否可以
淑		為何?		正確獲取資料並接受到相對應的時間
容				資料,並且是否可將空中蒐集的資料
				正確解算出來並幾何校正
			3.	CNNs 的模型需要透過批次訓練,因此
				須利用訓練資料集逐次訓練,待每次
				訓練的準確度與誤差沒有大幅偏移震
				盪即為穩定的模型。
楊	1.	應修正為最終成果報告書之敘述方	1.	感謝委員建議,已修正報告書內容。
委		式,如:P46、56、59。	2.	目前採用的分類法是以整體分類準確
員	2.	分析結果是否可針對單一樹種調整		度作為考量,若要針對單一數種,則
善		參數以提升整體準確度。		需要依次建立不同的分類流程進行單
智				一樹種的分析。
吳	1.	本計畫測試樣本是否有納入其他樹	1.	本計畫測試樣本是以實驗區內所含有
技		種或林型進行分析?		的針葉樹和闊葉樹純林為分析目標,

正	2.	不同方法分析成果不同,可能原因		純林分析後則可整合為林型分析,但
俊		為何?		樹種仍以實驗區內的樹種為主。
奇	3.	是否曾考慮本計畫高光譜影像用於	2.	不同分析方法採用的資料、特徵和模
		林型判釋的效益及比較航照分析之		型與對應參數設定皆有不同,也會使
		處理成本。		得分析成果有所不同,可從分類的成
				果比較不同演算法的優劣。
			3.	因本計畫著重於高光譜影像用於樹種
				調查與應用,對於航照分析處理成本
				無深入了解。
	1.	建議明年應安排外業確認樹種,不	1.	感謝委員建議,外業作業會優先安排<
		應將不確定之樹種之地真資料排		於明年工作項目,目前計畫中不確定
		除。		的區塊皆已排除。
ゼ	2.	P131 圖中之椒鹽效應應如何過濾或	2.	椒鹽效應可以透過分類後的處理,與
示理		排除?		周圍像元比較以解決或排除。
环	3.	P14 引用文獻尚未完全公開之部	3.	感謝委員建議,已蒐集該文獻,並更
以防		分,建議參考圖書館之紙本論文。		新內容。
土	4.	因本所提供第四次森林資源調查之	4.	感謝委員建議,目前計畫中選擇地真
土		資料為使用立體像對判釋成果,可		資料有避免選擇邊緣區域及面積過小
		能有 1~2 公尺之誤差,建議離區塊		之區域。
		邊線太近或面積過小之地真樣本不		
		要使用。		
	1.	請確保試驗區之地真資料準確性。	1.	感謝委員建議,外業作業會優先安排
	2.	報告書內請加入摘要及明年度之工		於明年工作項目。
		作規劃。	2.	<b>感謝委員建議,已修正報告書內容。</b>
	3.	說明如何以穩定最佳化的方式來執	3.	目前計畫中採用的演算法及參數調整
		行明年度計畫。		已有良好的經驗與參考資料,後續會
	4.	建議補充未來實務應用工作模式建		利用不同時期與新增區域資料進行調
吳		立,如:針對某一物種,掃瞄其標		整分析,讓演算法更加穩定。
委		準樣區,進而找到該物種之其他生	4.	感謝委員建議,加入後續工作項目。
員		育地。	5.	感謝委員建議,會將相關方法佳入考
淑	5.	由影像分類結果為杉木與臺灣杉較		量。
華		接近,或許可供植物分類之參考,	6.	先前提及密區是根據過去拍攝的經
		亦可探究裸子及被子植物之光譜差		驗,預先考量後續作業流程,但實際
		異,進而簡化土地覆蓋型判釋作業。		飛航申請時沒有遇到密區的狀況。
	6.	請問大雪山拍攝之高光譜影像是否	7.	根據初步了解,目前原有的前進航空
		有涵蓋到密區?		飛行器仍會維持正常運作流程,待與
	7.	據悉所搭載高光譜儀器之前進航空		新設立之公司進行銜接作業。
		飛行器已標售,未來計畫高光譜取		
		像是否會有影響?		

## 附件 B、英文名詞縮寫對照表

英文縮寫	英文名詞	中文名詞
ARI1	Anthocyanin Reflectance Index 1	
AVIRIS	Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer	
СНМ	canopy height model	樹冠高度模型
ConvNet/CNNs	convolutional neural networks	卷積神經網路
DAFE	discriminant analysis feature extraction	判别分析特徵萃取法
DBFE	decision boundary feature extraction	決策邊界特徵萃取法
FC	fully connected layer	全連結層
FLAASH	Fast Line-of-sight Atmospheric	
	Analysis of Spectral Hypercubes	
GLCM	gray-level co-occurrence matrix	灰階共生矩陣
GNSS	global navigation satellite system	衛星導航系統
GPS-	global positioning system	全球定位系統
ННТ	Hilbert-Huang transform	希爾伯特-黃轉換
HYDICE	Hyperspectral Digital Imagery	
	Collection Experiment	
ICA	independent component analysis	獨立成分分析
ITC	individual tree-crown approach	
JSM	joint sparse model	聯合稀疏模式
KA	kernel alignment	
KNN	k-nearest neighbor	k-鄰近法
LDA	linear discirmninant analysis	線性判別分析
MDC	minimum distance classifier	最小距離法
MKL	multiple kernel learning	多核學習法

		-
MLC	maximum likelihood classifier	最大似然法
MNF	minimum noise fraction	最小噪聲分離變換
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	常態化差異植被指數
NN	nearest neighbor classification	最鄰近分類法
OA	overall accuracy	整體準確度
OBIA	object-based image analysis	以物件為基礎的影像 分析
PA	producer's accuracy	生產者準確度
РСТ	principal component transform	主成分轉換法
PLS	partial least squares regression	偏最小平方迴歸
PLS-DA	discriminant analysis based on partial	判别分析基於偏最小
	least squares	平方迴歸
RBF	radial basis function	輻狀基底函數
RENDVI	Red Edge Normalized Difference	紅邊常態化差異植被
	Vegetation Index	指數
REP	red-edge position	紅邊
RF	random forests	隨機森林
RGRI	Red Green Ratio Index	紅綠比值指數
ROI	region of interest	感興趣區域/目標區 <sup>出</sup>
SAM	spectral angle manning	
SID	spectral information divergence	光暗丹已配 
SPI	Simple Patio Index	儿咱貝叭队及
SVM	support vector machines	古拉向昌樾
ΤΙΔ	user's accuracy	<u>大</u> 河 内里 饭 估田 去 淮 広 府
VDE1	Vagalmann Dad Edge Inday 1	<b>灰</b>
V KEI	wayalat hasad facture autraction	小计结测并用计
VV F E	wavelet-based realure extraction	小次村俄쑤収広

### 附件 C-1、高光譜儀

# **About us**

儀器設備 數位影像儀器





本公司擁有2套中像幅航拍專用數位相機及1套高光譜影像掃 瞄系統(是目前國内唯一商業化之高光譜系統),可提供不 同需求與目的之飛航資料蒐集服務。

高光譜影像掃瞄系統:為提供更多及更廣的服務項目,本公 司於2012年1月購置全台灣首套商業化之高光譜(Hyperspectral)影像掃瞄系統;由加拿大ITRES公司製造之CASI 1500 系 統,其光譜波長介於308nm~1050nm之間(相當於可見光至 近紅外光波段範圍),最多可獲取288個波段之光譜資訊,像 元(pixel)大小為20.0µm。航拍後之光譜影像可提供森林 林分估計、精緻農業計畫、特殊物種分類辨識、河川海洋水 質分析、植物葉緑素含量分析、地表岩層礦物質分析、土壤 重金屬污染等服務。



地面光譜儀 ------PSR-1100

·視野(橫向):4度

- ·光譜範圍:320~1100nm
- ·光譜分辨率:3.2nm
- ·光譜抽樣間隔:1.5nm
- · 重量:1.4kg

\_\_\_\_\_



高光譜影像掃瞄

#### ITRES CASI1500 (SN:2528)

- ·視野(橫向):40度
- ·空間抽樣:1500像元
- ·光譜抽樣:288波段
- ·光譜範圍:380~1050 nm
- ·光譜分辨率:<3.5 nm
- ·光譜抽樣間隔:2.4 nm
- ·孔徑:f/3.5
- ·輻射精度:470~900 nm · 絕對值±2% · <470或>900 nm · 絕對值±5%
- · 電源支持:28VDC13.5 A
- ·溫度範圍:0~35度重
- · 重量:25 kg

### 附件 C-2、雷射掃瞄儀及數位相機





數位相機 PhaseOne iXU-R1000

· CCD-chip:53.4\*40.0mm

\_\_\_\_\_

- ·像幅大小:11608x8708 pixels · 像素大小:4.6um
- · 鏡頭焦距: 50 mm
- · 鏡頭FOV:28.1
- ·快門速度:1/1600秒
- · 作業用途:航空攝影測量



全波形 Waveform Digitizer(SN:10DIG021)

> · 取樣間隔: 1ns ·最大紀錄頻率:125kHz ·可記錄回波長度:440ns

#### 空載雷射掃瞄儀

#### Optech PegasusH A 500(SN: 14SEN333)



- ·掃瞄旋角視域FOV:0~75度
- · 脈衝率PRF: 100~500kHz
- ·掃瞄鏡頻率:0~140Hz
- · 掃瞄形式: Oscillating, Mirror, Z-shaped
- ·高程精度: <5-20公分(1o)
- ·水平精度:1/7,500航高(1o)
- · 雷射波長:1064 nm
- ·光束發散角度: 0.25 mrad (1/e)
- · GPS : Trimble
- · Position Orientation System : POS AV<sup>™</sup> AP50 (OEM)
- ·作業用途:獲取高精度密佈於地表之三維點位

### 附件 C-3、飛航掃瞄申請函文

檔 號: 保存年限:

#### 內政部 函

地址:100218臺北市中正區徐州路5號 聯絡人:廖英媚 聯絡電話:(02)2356-6099 傳真:(02)2397-6875 電子信箱:moi5724@moi.gov.tw

受文者:中興測量有限公司

發文日期:中華民國109年9月1日 發文字號:台內地字第1090133919號 速別:普通件 密等及解密條件或保密期限: 附件:

主旨:貴公司受國立臺灣大學委託辦理行政院農業委員會林務局 農林航空測量所「應用高光譜航遙測影像於重要樹種調查 之研究(1/2)案」,申請實施航空測量攝影1案,原則同 意,請查照。

說明:

· 퇐

訂

- 一、依據國土測繪法第55條規定及國防部109年8月28日國情整 備字第1090180537號函辦理,並復貴公司109年7月21日 (109)中興測字第1090000326號函。
- 二、貴公司實施航空測量攝影期間為核准次日起至109年12月18 日止,本案實施航空測量攝影獲取成果,請依「實施航空 測量攝影及遙感探測管理規則」第8條及第9條規定,於沖 洗或影像處理後,提送本部會同國防部審查,以完備程 序;並於執行任務完竣後60日內編製相關文件送本部備 查。
- 三、請依「普通航空業管理規則」於執行航空攝影作業5工作日 前,檢附相關文件向交通部民用航空局申請核准,並應依



電文騎

#### 第1頁,共2頁

據飛航規則、飛航指南等相關規定飛航。

四、另請於執行航空攝影任務時,勿涉軍事機敏設施,並於任 務前2日通知國防部聯指中心、空軍司令部、空軍作戰指揮 部及軍事飛航單位,以維飛安。

五、貴公司對本處分如有不服,應於接到本處分書次日起30日

內,繕具訴願書送由本部陳轉行政院提起訴願。

正本:中興測量有限公司

副本:國防部、交通部民用航空局、行政院農業委員會林務局農林航空測量所、國立臺灣大學 電2020,000,01文 交15:2015

子を換章

· 栽

訂

練



第2頁,共2頁

附件 D-1、決策邊界特徵萃取法(DBFE)影像分類誤差矩陣與精度評估

			地真資料類別									
		檜木	臺灣肖楠	杉木	柳杉	臺灣杉	臺灣櫸	未分類	總和	UA(precision)	f1-score	
	檜木	2350	61	43	99	171	6	0	2730	0.8608	0.8202	
	臺灣肖楠	39	1887	142	55	72	22	17	2234	0.8447	0.7211	
分	杉木	10	268	1483	84	145	99	127	2216	0.6692	0.5686	
類後	柳杉	284	161	367	2486	260	28	0	3586	0.6933	0.7549	
、資	臺灣杉	28	193	602	62	2111	59	4	3059	0.6901	0.6968	
料類	臺灣櫸	3	52	53	3	9	2510	1	2631	0.9540	0.8915	
別	未分類	286	378	310	211	232	276	2851	4544	0.6274	0.7558	
	總和	3000	3000	3000	3000	3000	3000	3000	21000			
	PA(recall)	0.7833	0.6290	0.4943	0.8287	0.7037	0.8367	0.9503				

## 附件 D-2、小波包特徵萃取法(WP-LDB)影像分類誤差矩陣與精度評估

			地真資料類別									
		檜木	臺灣肖楠	杉木	柳杉	臺灣杉	臺灣櫸	未分類	總和	UA(precision)	f1-score	
	檜木	2180	63	50	107	173	17	0	2590	0.8417	0.7800	
	臺灣肖楠	37	1817	120	37	76	34	10	2131	0.8527	0.7082	
分	杉木	14	271	1427	78	298	136	45	2269	0.6289	0.5417	
類後	柳杉	443	179	305	2487	410	43	0	3867	0.6431	0.7243	
資	臺灣杉	36	272	724	106	1788	56	4	2986	0.5988	0.5974	
料類	臺灣櫸	50	69	126	15	29	2503	0	2792	0.8965	0.8643	
別	未分類	240	329	248	170	226	211	2941	4365	0.6738	0.7986	
	總和	3000	3000	3000	3000	3000	3000	3000	21000			
	PA(recall)	0.7267	0.6057	0.4757	0.8290	0.5960	0.8343	0.9803				

附件 D-3、	物件分類法特徵	Dataset4 以最	鄰近法影像分	·類誤差矩陣	與精度評估
---------	---------	-------------	--------	--------	-------

			地真資料類別									
		檜木	臺灣肖楠	杉木	柳杉	臺灣杉	臺灣櫸	總和	UA(precision)	f1-score		
	檜木	102	5	19	104	22	1	253	0.4032	0.5126		
公	臺灣肖楠	4	1008	153	35	99	3	1302	0.7742	0.7500		
万類	杉木	13	246	1346	234	279	14	2132	0.6313	0.6737		
後容	柳杉	24	44	137	774	179	1	1159	0.6678	0.6635		
貝料	臺灣杉	0	53	129	18	143	1	344	0.4157	0.2626		
類	臺灣櫸	2	30	80	9	23	37	181	0.2044	0.3109		
万门	總和	145	1386	1864	1174	745	57	5371				
	PA(recall)	0.7034	0.7273	0.7221	0.6593	0.1919	0.6491					

### 附件 D-4、物件分類法特徵 Dataset4 以支持向量機(RBF 核函數)影像分類誤差矩陣與精度評估

		地真資料類別									
		檜木	臺灣肖楠	杉木	柳杉	臺灣杉	臺灣櫸	總和	UA(precision)	f1-score	
	檜木	108	0	3	6	0	0	117	0.9231	0.7660	
公	臺灣肖楠	0	1232	73	8	63	3	1386	0.8889	0.8889	
万類	杉木	6	104	1676	77	224	26	2123	0.7894	0.8320	
後容	柳杉	47	22	78	1055	40	0	1242	0.8494	0.8777	
貝料	臺灣杉	4	28	75	16	395	0	518	0.7625	0.6371	
類	臺灣櫸	0	0	1	0	0	20	21	0.9524	0.5714	
別	總和	165	1386	1906	1162	722	49	5407			
	PA(recall)	0.6545	0.8889	0.8793	0.9079	0.5471	0.4082				

		地真資料類別								
		檜木	臺灣肖楠	杉木	柳杉	臺灣杉	臺灣櫸	總和	UA(precision)	f1-score
	檜木	553	9	5	60	20	2	649	0.8521	0.8855
公	臺灣肖楠	3	518	39	10	18	7	595	0.8706	0.8669
類	杉木	0	44	434	30	84	17	609	0.7126	0.7179
後容	柳杉	28	10	14	483	26	0	561	0.8610	0.8320
貝料	臺灣杉	9	13	77	15	447	1	562	0.7954	0.7694
類	臺灣櫸	7	6	31	2	5	573	624	0.9183	0.9363
別	總和	600	600	600	600	600	600	3600		
	PA(recall)	0.9217	0.8633	0.7233	0.8050	0.7450	0.9550			

附件 D-5、支持向量機(RBF 核函數)影像分類誤差矩陣與精度評估

		地真資料類別										
		檜木	臺灣肖楠	杉木	柳杉	臺灣杉	臺灣櫸	總和	UA(precision)	f1-score		
	檜木	527	9	13	48	31	1	629	0.8378	0.8576		
	臺灣肖楠	10	498	36	12	23	18	597	0.8342	0.8321		
類	杉木	5	45	416	19	105	36	626	0.6645	0.6786		
後容	柳杉	45	9	12	473	45	0	584	0.8099	0.7990		
貝料	臺灣杉	12	26	93	48	393	3	575	0.6835	0.6689		
類 別	臺灣櫸	1	13	30	0	3	542	589	0.9202	0.9117		
	總和	600	600	600	600	600	600	3600				
	PA(recall)	0.8783	0.8300	0.6933	0.7883	0.6550	0.9033					

附件 D-6、支持向量機(小波多核函數)影像分類誤差矩陣與精度評估

		地真資料類別										
		檜木	臺灣肖楠	杉木	柳杉	臺灣杉	臺灣櫸	總和	UA(precision)	f1-score		
分類後資料類別	檜木	544	8	8	53	16	1	630	0.8635	0.8846		
	臺灣肖楠	9	513	38	7	16	6	589	0.8710	0.8629		
	杉木	7	33	419	19	86	18	582	0.7199	0.7090		
	柳杉	24	11	23	496	15	1	570	0.8702	0.8479		
	臺灣杉	14	22	81	18	462	3	600	0.7700	0.7700		
	臺灣櫸	2	13	31	7	5	571	629	0.9078	0.9292		
	總和	600	600	600	600	600	600	3600				
	PA(recall)	0.9067	0.8550	0.6983	0.8267	0.7700	0.9517					

		地真資料類別										
		檜木	臺灣肖楠	杉木	柳杉	臺灣杉	臺灣櫸	總和	UA(precision)	f1-score		
	檜木	2839	13	15	71	20	3	2961	0.9588	0.9525		
	臺灣肖楠	12	2761	119	24	32	29	2977	0.9274	0.9239		
为類	杉木	16	151	2506	91	237	145	3146	0.7966	0.8155		
後容	柳杉	100	20	65	2752	32	3	2972	0.9260	0.9216		
貝料	臺灣杉	32	42	259	61	2677	15	3086	0.8675	0.8797		
類別	臺灣櫸	1	13	36	1	2	2805	2858	0.9815	0.9577		
	總和	3000	3000	3000	3000	3000	3000	18000				
	PA(recall)	0.9463	0.9203	0.8353	0.9173	0.8923	0.9350					

## 附件 D-8、卷積神經網路(CNNs)影像分類誤差矩陣與精度評估